

Université de Montréal

**Modélisation des émotions de l'apprenant et interventions  
implicites pour les Systèmes Tutoriels Intelligents**

par  
Imène Jraïdi

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

Août 2013

© Imène Jraïdi, 2013



Université de Montréal  
Faculté des Arts et des Sciences

Cette thèse intitulée :

**Modélisation des émotions de l'apprenant et interventions  
implicites pour les Systèmes Tutoriels Intelligents**

Présentée par :  
Imène Jraidi

a été évaluée par un jury composé de :

Esma Aïmeur, présidente et représentante du Doyen  
Claude Frasson, directeur de recherche  
Aaron Courville, membre du jury  
Stefano A. Cerri, examinateur externe



# Résumé

La modélisation de l'expérience de l'utilisateur dans les Interactions Homme-Machine est un enjeu important pour la conception et le développement des systèmes adaptatifs intelligents. Dans ce contexte, une attention particulière est portée sur les réactions émotionnelles de l'utilisateur, car elles ont une influence capitale sur ses aptitudes cognitives, comme la perception et la prise de décision. La modélisation des émotions est particulièrement pertinente pour les Systèmes Tutoriels Émotionnellement Intelligents (STEI). Ces systèmes cherchent à identifier les émotions de l'apprenant lors des sessions d'apprentissage, et à optimiser son expérience d'interaction en recourant à diverses stratégies d'interventions.

Cette thèse vise à améliorer les méthodes de modélisation des émotions et les stratégies émotionnelles utilisées actuellement par les STEI pour agir sur les émotions de l'apprenant. Plus précisément, notre premier objectif a été de proposer une nouvelle méthode pour détecter l'état émotionnel de l'apprenant, en utilisant différentes sources d'informations qui permettent de mesurer les émotions de façon précise, tout en tenant compte des variables individuelles qui peuvent avoir un impact sur la manifestation des émotions. Pour ce faire, nous avons développé une approche multimodale combinant plusieurs mesures physiologiques (activité cérébrale, réactions galvaniques et rythme cardiaque) avec des variables individuelles, pour détecter une émotion très fréquemment observée lors des sessions d'apprentissage, à savoir l'incertitude. Dans un premier lieu, nous avons identifié les indicateurs physiologiques clés qui sont associés à cet état, ainsi que les caractéristiques individuelles qui contribuent à sa manifestation. Puis, nous avons développé des modèles prédictifs permettant de détecter automatiquement cet état à partir des différentes variables analysées, à travers l'entraînement d'algorithmes d'apprentissage machine.

Notre deuxième objectif a été de proposer une approche unifiée pour reconnaître simultanément une combinaison de plusieurs émotions, et évaluer explicitement l'impact de ces émotions sur l'expérience d'interaction de l'apprenant. Pour cela, nous avons développé une plateforme hiérarchique, probabiliste et dynamique permettant de suivre les changements

émotionnels de l'apprenant au fil du temps, et d'inférer automatiquement la tendance générale qui caractérise son expérience d'interaction à savoir : l'immersion, le blocage ou le décrochage. L'immersion correspond à une expérience optimale : un état dans lequel l'apprenant est complètement concentré et impliqué dans l'activité d'apprentissage. L'état de blocage correspond à une tendance d'interaction non optimale où l'apprenant a de la difficulté à se concentrer. Finalement, le décrochage correspond à un état extrêmement défavorable où l'apprenant n'est plus du tout impliqué dans l'activité d'apprentissage. La plateforme proposée intègre trois modalités de *variables diagnostiques* permettant d'évaluer l'expérience de l'apprenant à savoir : des variables physiologiques, des variables comportementales, et des mesures de performance, en combinaison avec des *variables prédictives* qui représentent le *contexte* courant de l'interaction et les *caractéristiques personnelles* de l'apprenant. Une étude a été réalisée pour valider notre approche à travers un protocole expérimental permettant de provoquer délibérément les trois tendances ciblées durant l'interaction des apprenants avec différents environnements d'apprentissage.

Enfin, notre troisième objectif a été de proposer de nouvelles stratégies pour influencer positivement l'état émotionnel de l'apprenant, sans interrompre la dynamique de la session d'apprentissage. Nous avons à cette fin introduit le concept de stratégies émotionnelles implicites : une nouvelle approche pour agir subtilement sur les émotions de l'apprenant, dans le but d'améliorer son expérience d'apprentissage. Ces stratégies utilisent la perception subliminale, et plus précisément une technique connue sous le nom d'amorçage affectif. Cette technique permet de solliciter inconsciemment les émotions de l'apprenant, à travers la projection d'amorces comportant certaines connotations affectives. Nous avons mis en œuvre une stratégie émotionnelle implicite utilisant une forme particulière d'amorçage affectif à savoir : le conditionnement évaluatif, qui est destiné à améliorer de façon inconsciente l'estime de soi. Une étude expérimentale a été réalisée afin d'évaluer l'impact de cette stratégie sur les réactions émotionnelles et les performances des apprenants.

**Mots-clés** : Systèmes Tutoriels Intelligents, détection des émotions, senseurs physiologiques, électroencéphalographie, modélisation de l'expérience de l'apprenant, réseaux Bayésiens dynamiques, stratégies émotionnelles implicites, perception subliminale, amorçage affectif.

# Abstract

Modeling the user's experience within Human-Computer Interaction is an important challenge for the design and development of intelligent adaptive systems. In this context, a particular attention is given to the user's emotional reactions, as they decisively influence his cognitive abilities, such as perception and decision-making. Emotion modeling is particularly relevant for Emotionally Intelligent Tutoring Systems (EITS). These systems seek to identify the learner's emotions during tutoring sessions, and to optimize his interaction experience using a variety of intervention strategies.

This thesis aims to improve current methods on emotion modeling, as well as the emotional strategies that are presently used within EITS to influence the learner's emotions. More precisely, our first objective was to propose a new method to recognize the learner's emotional state, using different sources of information that allow to measure emotions accurately, whilst taking account of individual characteristics that can have an impact on the manifestation of emotions. To that end, we have developed a multimodal approach combining several physiological measures (brain activity, galvanic responses and heart rate) with individual variables, to detect a specific emotion, which is frequently observed within computer tutoring, namely: uncertainty. First, we have identified the key physiological indicators that are associated to this state, and the individual characteristics that contribute to its manifestation. Then, we have developed predictive models to automatically detect this state from the analyzed variables, through machine learning algorithm training.

Our second objective was to propose a unified approach to simultaneously recognize a combination of several emotions, and to explicitly evaluate the impact of these emotions on the learner's interaction experience. For this purpose, we have developed a hierarchical, probabilistic and dynamic framework, which allows one to track the learner's emotional changes over time, and to automatically infer the trend that characterizes his interaction experience namely: flow, stuck or off-task. Flow is an optimal experience: a state in which the learner is completely focused and involved within the learning activity. The state of stuck

is a non-optimal trend of the interaction where the learner has difficulty to maintain focused attention. Finally, the off-task behavior is an extremely unfavorable state where the learner is not involved anymore within the learning session. The proposed framework integrates three-modality *diagnostic variables* that sense the learner's experience including : physiology, behavior and performance, in conjunction with *predictive variables* that represent the current *context* of the interaction and the learner's *personal characteristics*. A human-subject study was conducted to validate our approach through an experimental protocol designed to deliberately elicit the three targeted trends during the learners' interaction with different learning environments.

Finally, our third objective was to propose new strategies to positively influence the learner's emotional state, without interrupting the dynamics of the learning session. To this end, we have introduced the concept of implicit emotional strategies : a novel approach to subtly impact the learner's emotions, in order to improve his learning experience. These strategies use the subliminal perception, and more precisely a technique known as affective priming. This technique aims to unconsciously solicit the learner's emotions, through the projection of primes charged with specific affective connotations. We have implemented an implicit emotional strategy using a particular form of affective priming namely : the evaluative conditioning, which is designed to unconsciously enhance self-esteem. An experimental study was conducted in order to evaluate the impact of this strategy on the learners' emotional reactions and performance.

**Keywords :** Intelligent Tutoring Systems, emotion detection, physiological sensors, electroencephalography, learner's experience modeling, dynamic Bayesian networks, implicit emotional strategies, subliminal perception, affective priming.



# Table des matières

<b>CHAPITRE 1. INTRODUCTION .....</b>	<b>1</b>
1.1 CONTEXTE .....	1
1.2 MOTIVATIONS .....	3
1.3 OBJECTIFS DE RECHERCHE.....	6
1.4 ORGANISATION DU DOCUMENT .....	10
<b>CHAPITRE 2. LES SYSTEMES TUTORIELS INTELLIGENTS.....</b>	<b>13</b>
2.1 INTRODUCTION .....	13
2.2 HISTORIQUE ET DEFINITION.....	14
2.3 ARCHITECTURE D'UN STI.....	16
2.3.1 <i>Module expert</i> .....	16
2.3.2 <i>Module apprenant</i> .....	17
2.3.3 <i>Module tuteur</i> .....	18
2.3.4 <i>Module interface</i> .....	19
2.4 INTEGRATION DES ÉMOTIONS DANS LES STI .....	19
2.4.1 <i>L'intelligence émotionnelle</i> .....	20
2.4.2 <i>L'informatique affective et les Systèmes Tutoriels Émotionnellement Intelligents</i> .....	21
<b>CHAPITRE 3. MODELISATION DES EMOTIONS ET STRATEGIES EMOTIONNELLES DANS LES STI.....</b>	<b>23</b>
3.1 INTRODUCTION .....	23
3.2 DÉFINITION DU CONCEPT D'ÉMOTION .....	24
3.2.1 <i>Terminologie</i> .....	25
3.3 APPROCHES DE REPRÉSENTATION DES ÉMOTIONS.....	26
3.3.1 <i>Les approches discrètes</i> .....	27
3.3.2 <i>Les approches continues</i> .....	29
3.4 MODÉLISATION DES ÉMOTIONS DANS LES STI .....	30
3.4.1 <i>Problématiques liées à la modélisation des émotions dans les STI</i> .....	32
3.5 RECONNAISSANCE DES ÉMOTIONS DANS LES STI .....	37
3.5.1 <i>Méthodes de reconnaissance des émotions</i> .....	38

3.5.2	<i>Problématiques liées à la reconnaissance des émotions</i> .....	42
3.6	STRATÉGIES ÉMOTIONNELLES DES STI.....	46
3.6.1	<i>Limites des stratégies émotionnelles existantes</i> .....	49
3.7	SYNTHÈSE.....	51
<b>CHAPITRE 4. UNE APPROCHE MULTIMODALE A BASE DE SENSEURS PHYSIOLOGIQUES POUR LA RECONNAISSANCE DE L'ETAT EMOTIONNEL DE L'APPRENANT</b> .....		<b>55</b>
<b><i>STUDENT'S UNCERTAINTY MODELING THROUGH A MULTIMODAL SENSOR-BASED APPROACH</i></b> .....		<b>59</b>
	ABSTRACT.....	59
4.1	INTRODUCTION .....	60
4.2	RELATED WORK.....	62
4.3	METHODOLOGY AND EXPERIMENTAL DESIGN .....	64
4.3.1	<i>Considerations for uncertainty elicitation</i> .....	65
4.3.2	<i>Electrophysiological recordings</i> .....	66
4.3.3	<i>Affective data gathering</i> .....	67
4.3.4	<i>Participants and protocol</i> .....	69
4.4	RESULTS AND DISCUSSION .....	69
4.4.1	<i>Key trends in learners' uncertainty</i> .....	71
4.4.2	<i>Uncertainty prediction</i> .....	75
4.5	CONCLUSION AND FUTURE WORKS .....	78
<b>CHAPITRE 5. UNE PLATEFORME UNIFIEE POUR LA MODELISATION DES TENDANCES D'INTERACTION ET DES EMOTIONS ET DE L'APPRENANT</b> .....		<b>81</b>
<b><i>A HIERARCHICAL PROBABILISTIC FRAMEWORK FOR RECOGNIZING LEARNERS' INTERACTION EXPERIENCE TRENDS AND EMOTIONS</i></b> .....		<b>85</b>
	ABSTRACT.....	85
5.1	INTRODUCTION .....	86
5.2	RELATED WORK.....	89
5.3	THE PROPOSED APPROACH.....	92
5.4	METHODOLOGY AND EXPERIMENTAL DESIGN .....	96
5.4.1	<i>Sensory measurements</i> .....	101
5.4.2	<i>Participants and protocol</i> .....	103

5.5	RESULTS AND DISCUSSION .....	104
5.5.1	<i>Analysis of the reported experiences</i> .....	105
5.5.2	<i>Emotional expressions of the experienced trends</i> .....	107
5.5.3	<i>Learners' interaction experience modeling</i> .....	111
5.6	CONCLUSION .....	117
<b>CHAPITRE 6. STRATEGIES IMPLICITES POUR LES SYSTEMES TUTORIELS INTELLIGENTS</b> .....		<b>119</b>
<b><i>IMPLICIT STRATEGIES FOR INTELLIGENT TUTORING SYSTEMS</i></b> .....		<b>123</b>
	ABSTRACT.....	123
6.1	INTRODUCTION .....	124
6.2	PREVIOUS WORK.....	125
6.3	IMPLICIT STRATEGIES FOR INTELLIGENT TUTORING SYSTEMS.....	127
6.3.1	<i>Affective priming</i> .....	128
6.3.2	<i>Cognitive priming</i> .....	130
6.4	DISCUSSION.....	133
6.5	CONCLUSION .....	135
<b>CHAPITRE 7. CONDITIONNEMENT SUBLIMINAL DE L'ESTIME DE SOI : IMPACT SUR LES PERFORMANCES ET LES REACTIONS EMOTIONNELLES DES APPRENANTS</b> .....		<b>137</b>
<b><i>SUBLIMINALLY ENHANCING SELF-ESTEEM : IMPACT ON LEARNER PERFORMANCE AND AFFECTIVE STATE</i></b> .....		<b>141</b>
	ABSTRACT.....	141
7.1	INTRODUCTION .....	142
7.2	PREVIOUS WORK ON SUBLIMINAL PRIMING.....	143
7.3	EXPERIMENTAL METHODOLOGY.....	145
7.3.1	<i>Enhancing self-esteem</i> .....	146
7.3.2	<i>Physiological measures</i> .....	147
7.3.3	<i>Experimental protocol</i> .....	149
7.3.4	<i>Participants</i> .....	149
7.4	RESULTS AND DISCUSSION .....	149
7.4.1	<i>Self-esteem</i> .....	150
7.4.2	<i>Learning performance</i> .....	150

7.4.3	<i>Learner affect</i> .....	151
7.4.4	<i>Regression analysis</i> .....	152
7.5	CONCLUSION.....	153
<b>CHAPITRE 8. CONCLUSION</b> .....		<b>155</b>
8.1	CONTRIBUTIONS.....	155
8.2	TRAVAUX FUTURS.....	159
<b>BIBLIOGRAPHIE</b> .....		<b>163</b>
<b>PUBLICATIONS</b> .....		<b>187</b>

## Liste des tableaux

Tableau 3.1 – Exemples de quelques approches discrètes de représentation des émotions (extrait de (Ortony et al., 1988)).....	27
Table 4.1 – Bivariate correlational results.....	74
Table 4.2 – Classifier accuracy results.....	76
Table 4.3 – Classifier accuracy results without the sensor data.....	77
Table 5.1 – Descriptive statistics on intensities of emotions for each interaction trend in the three learning environments.....	108
Table 5.2 – Model inference accuracy. Outright classification is done by assigning each instance to the class with the highest probability (maximum a posteriori procedure).....	113
Table 6.1 – Experimental results of the affective priming study.....	130
Table 7.1 – Repartition of participants.....	149
Table 7.2 – Means and standard deviations of IPT self-esteem measures.....	150



## Liste des figures

Figure 2.1 – Architecture d’un STI (Wenger, 1987).....	16
Figure 3.1 – Expressions faciales des 6 classes d’émotions basiques identifiées par Ekman et Friesen (1975).....	28
Figure 3.2 – Exemple de partitionnement de l’espace valence/activation en 8 émotions discrètes : le modèle Circumplex (Russell, 1980) .....	30
Figure 3.3 – Modèle émotionnel utilisé par Prendinger et Ishizuka (2005).....	31
Figure 3.4 – Modèle à quatre quadrants de Kort, Reilly et Picard (2001) reliant les émotions aux phases d’apprentissage.....	33
Figure 3.5 – Modèle Circumplex avec les régions stratégiques pour l’apprentissage (extrait de (Oertel et al., 2007)).....	35
Figure 3.6 – Senseurs physiques utilisés par Arroyo et al. (2009a) pour la reconnaissance des émotions .....	41
Figure 3.7 – Exemples d’agents émotionnels utilisés dans les STI .....	48
Figure 3.8 – Exemple d’interface pour induire un état de joie (Chaffar et al., 2004).....	50
Figure 4.1 – EEG channel electrode placement.....	66
Figure 4.2 – Russell’s Circumplex model of emotions with regions .....	68
Figure 4.3 – General architecture of the sensor-based approach.....	70
Figure 4.4 – Comparison of affective variables for the four different response types .....	71
Figure 5.1 – The proposed framework for assessing learners’ emotions and interaction experience trends using a DBN .....	93
Figure 5.2 – Screen shots from the three environments : (a) trigonometry (b) backward digit span (BDS) and (c) logic .....	97
Figure 5.3 – EEG channel electrode placement.....	102

Figure 5.4 – Estimated marginal means of the proportions of the experienced trends over the three sessions .....	106
Figure 5.5 – Three different patterns of learners’ emotional responses.....	110
Figure 5.6 – Inference of a learner’s interaction experience from three modality measures (physiology, behavior and performance) and personal and contextual information .....	116
Figure 6.1 – Affective priming during problem solving .....	129
Figure 6.2 – Magic square and the three tricks taught .....	131
Figure 6.3 – Recording of cerebral changes following cognitive priming.....	133
Figure 6.4 – Proposed approach.....	134
Figure 7.1 – Screenshots from each module.....	145
Figure 7.2 – Russell’s Circumplex model of emotions with regions.....	148
Figure 7.3 – Average marks per module .....	151
Figure 7.4 – Variation of mean percentage of delta_low_theta.....	152



# Liste des abréviations

AI	Artificial Intelligence
ANOVA	ANalysis Of VAriance
BDS	Backward Digit Span
BFI	Big Five Inventory
BVP	Blood Volume Pulse
Computer_use	Frequency of Computer usage
CS	Conditioned Stimulus
DBN	Dynamic Bayesian Networks
DT	Decision Trees
EAO	Enseignement Assisté par Ordinateur
EC	Evaluative Conditioning
EEG	ElectroEncephaloGram
EEG_Engag	EEG Engagement index
EIAO	Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur
EITS	Emotionally Intelligent Tutoring Systems
EM	Expectation Maximization
ERP	Event Related Potential
FACS	Facial Action Coding System
FFT	Fast Fourier Transform
GSR	Galvanic Skin Response
HCI	Human-Computer Interaction
Help_req	Frequency of requesting help

HMM	Hidden Markov Models
HR	Heart Rate
IA	Intelligence Artificielle
IHM	Interactions Homme-Machine
IPT	Initial Preference Task
ITS	Intelligent Tutoring Systems
MANOVA	Multivariate ANalysis Of Variance
Mouse_mvt	Mouse movement rate
NB	Naive Bayes
OCC	Modèle de représentation des émotions proposé par Ortony Clore, et Collins (1988)
OCEAN	Openness, Conscientiousness, Extraversion, Agreeableness, and Neuroticism
Perso_consc	Conscientiousness Personality trait
PSD	Power Spectral Density
Resp_time	Response time
SBN	Static Bayesian Networks
SC	Skin Conductance
SNA	Système Nerveux Autonome
STEI	Systèmes Tutoriels Émotionnellement Intelligents
STI	Systèmes Tutoriels Intelligents
SVM	Support Vector Machines
Task_diff	Task difficulty
Time_const	Time constraints
US	Unconditioned Stimulus



*À mes très chers parents*

# Chapitre 1

## Introduction

### 1.1 Contexte

Cette thèse s'inscrit dans le cadre des travaux de recherche du groupe GRITI (Groupe de Recherche Interuniversitaire en Tutoriels Intelligents). Ce groupe vise à étudier et à expérimenter les contributions de plusieurs disciplines telles que l'intelligence artificielle, la psychologie cognitive et les neurosciences, dans les Interactions Homme-Machine (IHM) et plus particulièrement, dans la conception et le développement des Systèmes Tutoriels Intelligents (STI). L'utilisation de ces systèmes est devenue aujourd'hui très répandue dans les écoles et les universités comme une solution pour pallier le manque d'enseignants dans plusieurs domaines, et pour offrir un enseignement plus disponible (24 heures par jour, 7 jours par semaine) et accessible à une plus large population (Anderson et al., 1995; Frasson, 1991; Hara, 2000; Symonds, 2001).

Les STI ont pour objectif de reproduire le même type d'interaction qui peut survenir entre des tuteurs humains et des étudiants. L'aspect 'intelligent' de ces systèmes réside dans leur capacité à simuler l'enseignant dans ses capacités en tant qu'expert du domaine, pour livrer le contenu didactique, et aussi en tant qu'expert pédagogue, afin de fournir un enseignement adapté aux spécificités de chaque utilisateur (ou apprenant) (Beck et al., 1996).

Ceci est assuré principalement par le module apprenant : une composante clé du STI qui permet de modéliser l'état de connaissances de l'apprenant (Wenger, 1987). Le STI utilisera ce module pour fournir un apprentissage individualisé selon les besoins de l'apprenant, en adaptant le contenu didactique et l'ensemble de ses stratégies pédagogiques (Nwana, 1990).

De ce fait, la modélisation de l'apprenant a été un thème récurrent dans la littérature, et a fait l'objet de plusieurs évolutions visant à intégrer divers aspects qui ont trait à l'état cognitif de l'apprenant (aptitudes cognitives, style d'apprentissage, préférences pédagogiques, etc.) (Anderson et al., 1990; Koedinger et al., 1996; Nkambou, 1999; Self, 1994). L'aspect émotionnel de l'apprenant a longtemps été marginalisé dans les STI, et ce jusqu'à ces dernières années ; les travaux de recherche se sont principalement consacrés à déployer des aspects purement cognitifs dans la dynamique de l'interaction avec l'apprenant : génération automatique du matériel didactique, séquençement et sélection dynamique du contenu, interprétation de ses erreurs et incompréhensions, etc. (Aleven et al., 2000; Aleven et al., 1999; Anderson et al., 1995; Conati et al., 2001).

Cette marginalisation du facteur émotionnel est principalement due au fait que les théories d'apprentissage avaient jusqu'à récemment, traité les émotions et la cognition comme deux concepts antinomiques, et que la priorité était accordée aux processus cognitifs (Ferro, 1993; Martinez, 2001; O'Regan, 2003). Cette tendance a été controversée suite aux progrès réalisés en sciences cognitives, psychologie et neurosciences, qui ont démontré que les émotions sont inévitablement sollicitées dans tous les processus cognitifs, et qu'elles ont un impact direct sur l'attention, la mémorisation, le raisonnement, la résolution des problèmes et la prise de décision (Bechara et al., 2000; Damasio, 1994; Evans, 2001; Isen, 2000; Pekrun, 1992).

Depuis, différents domaines de recherche dont notamment l'éducation, la psychologie, la linguistique informatique, et l'intelligence artificielle consacrent un intérêt grandissant à l'analyse des liens étroits qui existent entre les émotions et la cognition (Breazeal, 2003; Fiedler, 2000; Lester et al., 1997; Linnenbrink et al., 2000; Litman et al., 2004a). C'est dans ce contexte qu'est née l'informatique affective (Picard, 1997) : un courant de recherche qui vise à doter les Interactions Homme-Machine d'une nouvelle forme d'intelligence à savoir :

l'intelligence émotionnelle. Cette intelligence est définie comme la capacité de percevoir, comprendre, exprimer et gérer ses émotions, et celles d'autrui (Salovey et al., 2005). L'objectif étant d'utiliser cette forme d'intelligence afin d'améliorer les performances de l'ordinateur, et de combler le fossé qui existe entre l'utilisateur humain et la machine qui est socialement et émotionnellement déficiente. La capacité de détecter tout particulièrement les émotions négatives de l'utilisateur permettra à la machine d'intervenir afin de tenter d'y remédier. Par exemple, un guichet automatique qui serait capable de détecter si l'utilisateur est en colère, frustré ou confus, pourrait alors guider l'utilisateur ou lui proposer de l'aide, améliorant ainsi la qualité de son service.

Ce courant de recherche a contribué au développement d'une nouvelle génération de STI, à savoir : les Systèmes Tutoriels Émotionnellement Intelligents (STEI) (Ochs et al., 2004). De tels systèmes sont capables de modéliser non seulement l'état de connaissances de l'apprenant, mais aussi son état émotionnel afin d'adapter leurs stratégies d'interventions de manière à influencer positivement les émotions de l'apprenant (Conati et al., 2005; Craig et al., 2004; D'Mello et al., 2005; Kapoor et al., 2005; Picard et al., 2004; Prendinger et al., 2005). L'objectif est d'interagir avec l'apprenant à un niveau plus personnel, en vue d'optimiser ses capacités cognitives, et améliorer son expérience d'apprentissage.

## **1.2 Motivations**

Le sujet de cette thèse s'articule principalement autour de deux thématiques, à savoir : (1) la modélisation de l'état émotionnel de l'apprenant et (2) les stratégies émotionnelles employées par les STI pour agir sur les émotions de l'apprenant.

La modélisation émotionnelle de l'apprenant implique de pouvoir évaluer, à tout instant, les émotions courantes de l'apprenant. Le moyen le plus facile consiste à utiliser des questionnaires ou des échelles de mesure, pour demander directement à l'apprenant de décrire ses émotions lors de son interaction avec le STI. Cette approche n'est cependant pas tout à fait fiable dans la mesure où les réponses subjectives de l'apprenant peuvent être biaisées (Amatriain et al., 2009; Ericsson et al., 1993; Stone et al., 2000).

L'une des solutions les plus couramment adoptées par les STI est d'avoir recours à des senseurs physiques pour tenter d'évaluer de manière plus objective l'état émotionnel de l'apprenant (D'Mello et al., 2007; Kaliouby et al., 2004; Litman et al., 2006; McDaniel et al., 2007; Mota et al., 2003). Ces senseurs vont scruter le comportement externe de l'apprenant (expressions faciales, ton de la voix, posture corporelle, etc.) pour analyser les manifestations corporelles associées aux émotions. Cette approche peut aussi être inefficace dans la mesure où ces manifestations externes ne permettent pas toujours de relater, de manière précise, le réel état émotionnel de l'apprenant risquant ainsi de biaiser l'évaluation et le suivi de son état, et par conséquent, les interventions du STI.

De ce fait, de nouvelles sources d'informations sont nécessaires pour identifier de manière plus précise les émotions de l'apprenant. Par ailleurs, les différences individuelles constituent un challenge supplémentaire dans la reconnaissance des émotions, puisque les émotions peuvent se manifester différemment d'un individu à un autre (Matthews et al., 2000; Nye et al., 1996; Scherer, 2005).

Toujours dans la première thématique, nous avons constaté que la représentation même des émotions dans les STI a soulevé de nombreux débats dans la littérature : jusqu'à aujourd'hui, il n'y a pas de consensus clair quant aux émotions qui sont pertinentes au cadre d'apprentissage, et qui devraient être prises en compte lors de l'interaction de l'apprenant avec le STI (D'Mello et al., 2007; Graesser et al., 2007a; Kort et al., 2001a; Picard et al., 2004). De plus, on ne trouve pas de théorie unifiée qui permet d'expliquer de quelle manière les émotions influencent le comportement de l'apprenant et son apprentissage. Autrement dit, quelles émotions faut-il considérer comme favorables pour l'apprentissage (et donc à promouvoir lors de l'interaction avec le STI), et quelles sont celles qui sont considérées comme défavorables (et donc à éliminer durant l'interaction) (Baker et al., 2010; Craig et al., 2004).

En effet, la relation entre les émotions et l'apprentissage est bien plus complexe qu'une simple association linéaire, qui suggérerait que les émotions positives favorisent et améliorent l'apprentissage, alors que les émotions négatives le compromettent (Graesser et al., 2007b). Certaines émotions considérées comme négatives a priori (comme le stress, la confusion ou la



frustration), sont non seulement des aspects inévitables de l'apprentissage à distance (assisté par les technologies de l'information) (Hara, 2000; O'Regan, 2003), mais peuvent aussi contribuer, de manière positive, à l'expérience d'apprentissage. Par exemple, le stress peut avoir un effet positif sur l'apprentissage dans la mesure où c'est un facteur qui permet, jusqu'à un certain point, de stimuler les capacités cognitives de l'apprenant (Muse et al., 2003; Sullivan et al., 1992).

Ainsi, la reconnaissance des émotions pourrait en soi, être insuffisante pour évaluer de manière explicite l'expérience de l'apprenant. L'objectif est non seulement de détecter les émotions qui surviennent lors de l'interaction de l'apprenant avec le STI, mais aussi d'évaluer de quelle manière ces émotions ont un impact sur son expérience d'apprentissage, afin de pouvoir gérer les émotions de l'apprenant de façon à optimiser ses performances cognitives.

De plus, la plupart des approches de modélisation des émotions proposées dans la littérature se restreignent à la reconnaissance d'une seule émotion à la fois, ne fournissant ainsi qu'une vue limitée de l'état actuel de l'apprenant (Arroyo et al., 2009a; Baker et al., 2010; D'Mello et al., 2008; Forbes-Riley et al., 2010; McQuiggan et al., 2007). En effet, à un même instant, l'apprenant peut exprimer non pas une unique émotion, mais plutôt une combinaison de plusieurs émotions non mutuellement exclusives (p. ex. un apprenant peut être à la fois intéressé et engagé dans une activité, mais aussi stressé et confus). Les STI doivent donc être capables de reconnaître une combinaison d'émotions, afin d'avoir une vue plus holistique de l'expérience de l'apprenant.

La deuxième thématique de nos recherches porte sur les stratégies émotionnelles utilisées par les STI pour agir positivement sur l'état émotionnel de l'apprenant, dans le but d'optimiser ses performances et améliorer son expérience d'interaction. Ces stratégies se basent pour la plupart, sur des interventions explicites qui font appel à des agents pédagogiques virtuels collaborant avec l'apprenant, tout en lui communiquant divers messages de félicitation, d'encouragement ou d'empathie suite à la détection d'une émotion particulière (Arroyo et al., 2009b; Beale et al., 2009; Burleson, 2006; Lester et al., 2000; Maldonado et al., 2005; McQuiggan et al., 2006; Prendinger et al., 2005).

Ces interventions peuvent être dans certains cas excessives ou inopportunes, surtout si l'apprenant est en train d'essayer de se concentrer sur les activités d'apprentissage (Bailey et al., 2008; Monk et al., 2002). De plus, certaines personnes — préférant travailler seules ou de nature introvertie — peuvent être complètement contre ce genre de stratégies faisant intervenir des agents pédagogiques qui vont les assister dans leur travail et les interrompre, pour leur communiquer divers conseils ou encouragements (Arroyo et al., 2009b; Burlison, 2006; McQuiggan et al., 2006; Prendinger et al., 2005).

D'autres stratégies ont recours à des techniques issues des théories psychologiques (Ahsen, 1989; Gross et al., 1995; Velten, 1968) pour tenter d'induire des émotions positives chez l'apprenant. Ces techniques incluent notamment l'imagination guidée qui consiste à demander à l'apprenant de s'imaginer dans une situation particulière dans le but d'influencer ses émotions, les énoncés autoréférentiels que l'apprenant va lire, ou encore la musique, les images ou les vidéos comportant des connotations émotionnelles particulières, dans le but d'induire certaines émotions (Chaffar et al., 2004; Mayer et al., 1995; Picard et al., 2001). Ces stratégies risquent cependant d'être assez intrusives dans la dynamique de l'interaction, puisqu'elles nécessitent forcément d'interrompre la session d'apprentissage. Par ailleurs, comme le soulignent certaines études (Brand et al., 2007), l'induction des émotions ne peut être réussie, que si elle est faite de manière inconsciente (ou implicite), c.-à-d. sans que l'apprenant se rende compte que le système est en train d'essayer d'influencer son état émotionnel.

Ceci nous amène donc à penser à mettre en œuvre des stratégies émotionnelles non intrusives (c.-à-d. sans interrompre la session d'apprentissage), et qui se basent sur des interventions plus subtiles, pour agir indirectement ou inconsciemment sur les émotions de l'apprenant.

### **1.3 Objectifs de recherche**

Nos travaux de recherche visent à améliorer les méthodes de modélisation des émotions et les stratégies émotionnelles utilisées actuellement dans les STI. Plus précisément, nous proposons de réaliser les trois objectifs suivants :

1. **Étendre les méthodes de reconnaissance des émotions** : notre premier objectif est de proposer une nouvelle méthode pour détecter l'état émotionnel de l'apprenant en utilisant différentes sources d'informations qui permettent de mesurer les émotions de façon précise, tout en tenant compte des variables individuelles qui peuvent avoir un impact sur la manifestation des émotions.
2. **Modéliser de manière explicite l'expérience de l'apprenant** : notre deuxième objectif est de proposer une approche unifiée qui permet de reconnaître, simultanément une combinaison de plusieurs émotions, et de représenter et évaluer explicitement l'impact de ces émotions sur l'expérience d'interaction de l'apprenant avec le STI. Plus précisément, notre objectif sera de modéliser la relation entre les émotions et le type de l'interaction de l'apprenant (favorable/positive ou défavorable/négative).
3. **Proposer de nouvelles stratégies émotionnelles pour les STI** : finalement, notre troisième objectif est de développer de nouvelles stratégies pour influencer positivement les émotions de l'apprenant, dans le but d'améliorer son interaction avec le STI, sans interrompre la session d'apprentissage. Ces stratégies devraient utiliser exclusivement des interventions implicites pour agir inconsciemment sur l'état émotionnel de l'apprenant.

Pour répondre à notre premier objectif, nous avons développé une approche multimodale combinant plusieurs types de senseurs physiologiques avec des variables individuelles, pour détecter l'état émotionnel de l'apprenant. Contrairement aux senseurs physiques communément utilisés par les STI, ces senseurs physiologiques permettent de mesurer des réactions plus spontanées, difficilement contrôlables, et indépendantes de l'apparence externe de l'apprenant (Allanson et al., 2004; Cacioppo et al., 2000; Fairclough, 2009). Plus précisément, notre approche utilise des senseurs électroencéphalographiques permettant de mesurer l'activité cérébrale, des senseurs de conductivité électrodermale permettant d'enregistrer les réactions galvaniques de la peau, et des senseurs de volume d'impulsion sanguin pour mesurer le rythme cardiaque.

Nous nous sommes intéressés tout particulièrement, à la reconnaissance d'une émotion très fréquemment observée lors des sessions d'apprentissage, à savoir l'incertitude (Craig et al., 2004; Graesser et al., 2003; Pon-Barry et al., 2006; VanLehn et al., 2003). Une étude expérimentale a été réalisée pour implanter et évaluer notre approche. Dans un premier lieu, nous avons étudié les indicateurs physiologiques clés, qui sont associés à l'état d'incertitude, et les caractéristiques individuelles qui contribuent à la manifestation de cet état. Puis, nous avons développé des modèles prédictifs permettant d'identifier automatiquement cet état à partir des différentes modalités analysées, à travers l'entraînement d'algorithmes d'apprentissage machine.

Pour répondre à notre deuxième objectif, nous avons développé une plateforme unifiée pour modéliser l'expérience de l'apprenant pendant son interaction avec un environnement d'apprentissage. Cette plateforme permet de reconnaître simultanément une combinaison de plusieurs émotions non mutuellement exclusives, et de représenter explicitement l'impact de ces émotions sur l'expérience d'interaction de l'apprenant. Plus précisément, nous avons proposé d'évaluer l'expérience de l'apprenant par rapport à trois tendances clés dans l'interaction, à savoir : l'état d'immersion, l'état de blocage, et l'état de décrochage. L'immersion correspond à l'expérience optimale (favorable) de l'interaction : un état dans lequel l'apprenant est complètement concentré et impliqué dans l'activité d'apprentissage. L'état de blocage correspond à une tendance d'interaction non optimale (défavorable) où l'apprenant a de la difficulté à se concentrer. Finalement, le décrochage (ou la non-interaction) correspond à un état extrêmement défavorable où l'apprenant n'est plus du tout impliqué dans l'activité d'apprentissage.

Notre plateforme utilise une approche hiérarchique, probabiliste et dynamique, permettant d'inférer automatiquement la tendance générale qui caractérise l'expérience d'interaction de l'apprenant, et de suivre dynamiquement les changements émotionnels de l'apprenant qui surviennent lors de son interaction. La plateforme intègre par ailleurs trois modalités de *variables diagnostiques* permettant d'évaluer l'expérience de l'apprenant à savoir : des variables physiologiques, des variables comportementales, et des mesures de performance, en combinaison avec des *variables prédictives* qui représentent le *contexte*

courant de l'interaction et les *caractéristiques personnelles* de l'apprenant. Une étude a été réalisée pour implanter et valider notre approche à travers un protocole expérimental permettant de provoquer délibérément les trois tendances ciblées durant l'interaction des apprenants avec différents environnements d'apprentissage.

Enfin, pour répondre à notre troisième objectif, nous avons introduit le concept de stratégies implicites pour les STI : une nouvelle approche pour influencer de manière indirecte l'état émotionnel de l'apprenant, sans avoir à interrompre la session d'apprentissage, en ciblant des aspects inconscients lors de la communication avec l'apprenant. Notre approche se base essentiellement sur des travaux menés en neurosciences qui démontrent la possibilité de solliciter inconsciemment les émotions de l'apprenant, et d'améliorer ses capacités cognitives par la perception subliminale (Hassin et al., 2005), et plus précisément par une technique connue sous le nom d'amorçage masqué (Del Cul et al., 2007). Nous avons exploré les différentes applications possibles de cette technique dans le contexte d'apprentissage. Nous nous sommes tout particulièrement intéressés à l'une de ces applications à savoir : l'amorçage affectif, qui consiste à utiliser des projections subliminales de stimuli (amorces) chargés de connotations affectives particulières, dans le but de provoquer de manière implicite des réactions émotionnelles chez l'apprenant.

Nous avons ensuite mis en œuvre une stratégie émotionnelle implicite utilisant le conditionnement évaluatif (Grumm et al., 2009) : une forme particulière d'amorçage affectif destinée à améliorer de manière inconsciente l'estime de soi (« self-esteem »). Une étude expérimentale a été réalisée pour implanter cette stratégie dans un environnement d'apprentissage afin d'évaluer son impact sur les réactions émotionnelles et les performances des apprenants. Deux groupes de participants ont été considérés à savoir : un groupe expérimental (avec conditionnement évaluatif) et un groupe de contrôle (sans conditionnement). En outre, trois types de senseurs ont été utilisés pour mesurer l'impact de cette stratégie sur les réponses physiologiques des participants (activité cérébrale, réactions électrodermales et rythme cardiaque).

## 1.4 Organisation du document

Les chapitres 2 et 3 de ce document sont consacrés à l'analyse de la littérature. Dans le chapitre 2, nous présentons le cadre général de nos recherches, soit : les systèmes d'enseignement assisté par ordinateur. Nous décrivons tout d'abord un bref historique de l'évolution de ces systèmes jusqu'au développement des STI. Puis, nous présentons les différents modules qui assurent le fonctionnement de ces systèmes, à savoir : le module apprenant, le module expert, le module tuteur et le module interface. Nous nous attarderons ensuite, sur l'intégration des émotions dans les STI, en présentant le concept de l'intelligence émotionnelle, l'informatique affective et finalement, les Systèmes Tutoriels Émotionnellement Intelligents.

Le chapitre 3 est dédié aux approches de modélisation des émotions et aux stratégies émotionnelles utilisées actuellement dans les STI. Nous nous intéresserons tout d'abord, à définir le concept de l'émotion sur lequel nous appuyons nos travaux. Puis, nous décrivons les principales approches de représentation des émotions prédominantes dans la littérature en psychologie, et sur lesquelles se sont basées les méthodes de modélisation des émotions dans les STI. Ensuite, nous donnons un aperçu des travaux de recherche existants sur la reconnaissance, la modélisation et la gestion des émotions dans les STI. Finalement, une synthèse des limites de ces travaux est présentée, pour positionner les contributions de cette thèse par rapport à la littérature.

Les chapitres 4, 5, 6 et 7 sont consacrés à nos contributions. Ces chapitres sont présentés sous la forme de quatre articles de recherche : le premier article a été publié dans le journal *Educational Technology & Society*. Le deuxième article a été soumis au journal *Advances in Human-Computer Interaction* ; une version de cet article a été acceptée dans la conférence *ACM International Conference on Multimodal Interaction*. Enfin, les deux derniers articles ont été publiés dans la conférence *Intelligent Tutoring Systems*.

Le chapitre 4 est dédié à notre approche multimodale à base de senseurs physiologiques pour la détection de l'état émotionnel de l'apprenant. Le chapitre 5 présente notre plateforme unifiée pour la reconnaissance simultanée d'une combinaison de plusieurs émotions, et pour la

représentation et l'évaluation de l'impact de ces émotions sur l'expérience d'interaction de l'apprenant. Le chapitre 6 introduit le concept de stratégies émotionnelles implicites pour agir de manière inconsciente, sur l'état émotionnel de l'apprenant. Le chapitre 7 décrit l'implantation d'une stratégie émotionnelle implicite dans un environnement d'apprentissage pour conditionner l'estime de soi des apprenants.

En conclusion, le chapitre 8 résume les contributions de cette thèse, les limites de nos travaux et les perspectives de nos recherches.





## Chapitre 2

# Les Systèmes Tutoriels Intelligents

### 2.1 Introduction

Le développement des Systèmes Tutoriels Intelligents (STI) a commencé vers la fin des années 70 – début des années 80, dans le but d'améliorer les outils d'Enseignement Assisté par Ordinateur, dont le contenu essentiellement statique n'arrivait pas à fournir un enseignement adapté en fonction de l'apprenant. L'objectif était alors de reproduire le même type d'interaction qui pourrait survenir entre des tuteurs humains et des étudiants, à travers l'utilisation de mécanismes permettant de simuler des habiletés pédagogiques, et de prodiguer un enseignement individualisé selon les besoins de l'apprenant.

Jusqu'à ces dernières années, les travaux de recherche dans la communauté des STI se sont principalement consacrés à déployer des aspects purement cognitifs dans la dynamique de l'interaction avec l'apprenant : génération automatique du matériel didactique, séquençement et sélection dynamique du contenu, modélisation de l'état de connaissances de l'apprenant, interprétation de ses erreurs et incompréhensions, etc. (Aleven et al., 2000; Aleven et al., 1999; Anderson et al., 1995; Beck et al., 1996; Conati et al., 2001).

Cette tendance a été controversée suite aux récents progrès réalisés en sciences cognitives, psychologie et neurosciences, qui se sont intéressées à analyser les liens étroits

entre les émotions et la cognition. Ces recherches ont démontré que les émotions ont un impact direct sur les capacités cognitives telles que l'attention, la mémorisation, le raisonnement, la résolution des problèmes et la prise de décision (Bechara et al., 2000; Damasio, 1994; Isen, 2000; Linnenbrink et al., 2000; Pekrun, 1992), soulignant ainsi l'importance de considérer le facteur émotionnel dans le processus d'apprentissage.

De ce courant est née l'informatique affective (Picard, 1997) : un domaine de recherche qui vise à doter les Interactions Homme-Machine (IHM) et plus particulièrement les STI, d'une nouvelle forme d'intelligence à savoir : l'intelligence émotionnelle. Ceci a contribué au développement d'une deuxième génération de STI capables d'identifier et de gérer les émotions de l'apprenant, soit : les Systèmes Tutoriels Émotionnellement Intelligents (Ochs et al., 2004).

Ce chapitre est organisé de la façon suivante : la section 2 décrit un bref historique de l'évolution des STI. La section 3 présente les principaux modules qui assurent le fonctionnement d'un STI à savoir : le module expert, le module tuteur, le module apprenant et le module interface. Finalement, la section 4 présente le concept de l'intelligence émotionnelle, l'informatique affective et les Systèmes Tutoriels Émotionnellement Intelligents.

## 2.2 Historique et définition

L'utilisation des ordinateurs dans le domaine de l'éducation remonte à la fin des années 60 – début des années 70 ; la première génération de systèmes était désignée par *l'Enseignement Assisté par Ordinateur* (EAO).

L'EAO présentait cependant plusieurs limites, et peinait à s'imposer face à la qualité de l'enseignement donné par un tuteur humain, car il n'accordait pas le même genre de suivi ou d'attention individualisée qu'un étudiant recevrait dans des conditions réelles d'apprentissage (Bloom, 1984). En effet, constitués essentiellement d'un ensemble de programmes rigides, ces systèmes se contentaient de transmettre la leçon à apprendre sous forme de blocs statiques préenregistrés (appelés « frames »). Une leçon était alors une succession d'informations,

questions, réponses et commentaires prévus et implémentés à l'avance par le concepteur du système, et présentés dans un même ordre figé et prédéterminé. De tels systèmes n'avaient pas la capacité de comprendre les erreurs et les incompréhensions de l'apprenant, de suivre l'évolution de son apprentissage, ou de s'adapter en fonction de l'apprenant ou à une situation particulière.

Le besoin d'évoluer vers des systèmes plus intelligents coïncidait alors avec les avancées réalisées en Intelligence Artificielle (IA), éducation et psychologie cognitive, favorisant ainsi la migration vers l'EIAO<sup>1</sup> : *l'Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur*, vers la fin des années 70 – début des années 80. Le terme *Système Tutoriel Intelligent* (STI) « Intelligent Tutoring System (ITS) » a été cité pour la première fois en 1982 (Sleeman et al., 1982). Un STI est défini comme étant : « un système informatique capable de fournir un enseignement et un feedback personnalisé sans intervention humaine » (Psocka et al., 1988). Son but est de simuler l'enseignant humain : non seulement en tant qu'expert du domaine, mais aussi en tant qu'expert pédagogue. Un STI va ainsi implanter les connaissances du domaine à enseigner (l'expertise), et des stratégies pédagogiques permettant de fournir un enseignement individualisé et adapté en fonction de l'apprenant. De tels systèmes sont capables de déterminer et interpréter les erreurs de l'apprenant, et d'offrir une plus grande flexibilité dans la présentation du matériel à enseigner (Frasson, 1988).

Le système SCHOLAR, (Carbonell, 1979), qui enseigne la géographie d'Amérique du Sud, est considéré comme étant le premier STI. Ce système utilise les réseaux sémantiques pour le codage des connaissances du domaine. Cette technique permet de représenter et de raisonner sur les différents objets et les concepts géographiques à enseigner. Ceci a permis de mettre en place des fonctionnalités telles que la sélection dynamique du contenu ou la génération automatique du matériel tutoriel dans différents niveaux de détails. Le système inclut aussi des capacités de traitement automatique du langage naturel, permettant d'initier des dialogues avec l'apprenant, et de répondre à des questions autres que celles qui ont été préprogrammées (c.-à-d. pour lesquelles des réponses sont formulées et stockées au préalable).

---

<sup>1</sup> Le terme EIAO est aussi employé pour désigner un STI.

## 2.3 Architecture d'un STI

Un STI est généralement composé de quatre modules : le module expert, le module tuteur, le module apprenant et le module interface (voir figure 2.1). Chaque module représente une entité abstraite qui traite des fonctionnalités spécifiques du STI. Côté implémentation, les frontières et les interactions entre les différents modules ne sont pas toujours explicitement définies, et les fonctionnalités d'un module peuvent être réparties entre plusieurs entités logicielles. Le module expert représente les connaissances du domaine à enseigner (le '*quoi*' enseigner), le module tuteur constitue les moyens pédagogiques d'enseignement (le '*comment*' enseigner), le module apprenant représente l'utilisateur du STI (le '*à qui*' enseigner), et le module interface englobe les moyens de communication avec l'apprenant (Bengio et al., 1989; Wenger, 1987).

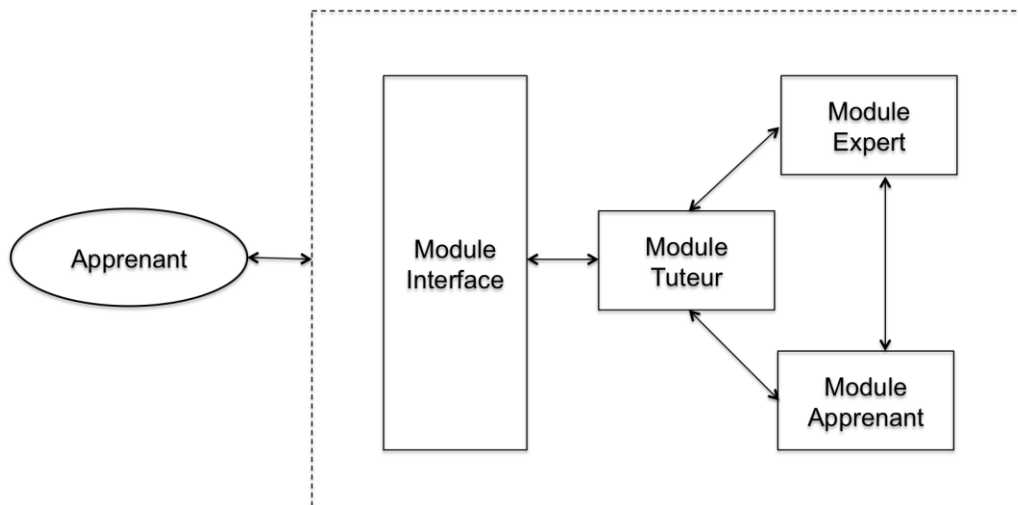


Figure 2.1 – Architecture d'un STI (Wenger, 1987)

### 2.3.1 Module expert

Appelé aussi *curriculum*, le module expert contient une représentation des connaissances du domaine à enseigner, et des mécanismes permettant de les manipuler. Ceci inclut la génération automatique du contenu didactique, des problèmes relatifs à la matière présentée, ainsi que des solutions et des explications associées à chaque problème. Le module expert sert aussi de référence pour évaluer les performances de l'apprenant, ce qui implique d'interpréter les

actions et les réponses de l'apprenant, et de les comparer avec les solutions générées par le système (Nwana, 1990).

L'intégration de l'IA dans les STI a permis de mettre en place différentes méthodes pour représenter les connaissances du domaine dans le module expert, incluant des capacités d'inférence et de raisonnement pour les manipuler. Les premières méthodes utilisaient des mécanismes de représentation à base de faits et de règles de production. Ces méthodes étaient essentiellement utilisées dans la conception des systèmes experts (Clancey, 1983; Frasson et al., 1987). Par exemple, le système tutoriel GUIDON (Clancey, 1983) a été construit directement sur la base des règles de production du célèbre système expert MYCIN (Shortliffe, 1976). Ce système permet de diagnostiquer et de proposer des traitements médicaux de certaines infections bactériennes. D'autres méthodes de représentation des connaissances ont été proposées dans la littérature, comme les réseaux sémantiques (Quillian, 1968), les graphes conceptuels (Sowa, 1984), les graphes conceptuels multicouches (Nkambou et al., 1997) ou les ontologies (Gruber, 1993).

### **2.3.2 Module apprenant**

L'apport majeur des STI par rapport à l'EAO est la capacité de fournir un enseignement adapté en fonction de l'apprenant. Ceci est en grande partie assuré par le module apprenant qui est chargé de recueillir toutes les informations se rapportant à l'apprenant. Le STI utilisera ces informations pour adapter toutes ses interventions.

Appelé aussi *module de diagnostic* ou *modèle de l'apprenant*, ce module a pour objectif de créer une représentation de l'état de connaissances de l'apprenant, et d'évaluer son niveau de progression par rapport au curriculum, en effectuant des diagnostics et des mises à jour régulières des connaissances acquises par l'apprenant (Wenger, 1987).

Plusieurs méthodes ont été proposées pour modéliser l'état de connaissances de l'apprenant. Ces méthodes sont souvent étroitement liées à celles utilisées au niveau du module expert pour représenter les connaissances du domaine. Ceci permet d'établir un parallélisme entre l'état de connaissances de l'apprenant et celui de l'expert. Par exemple, la

méthode de recouvrement « overlay » (Carbonell, 1970) consiste à superposer les connaissances acquises par l'apprenant, par rapport à celle de l'expert. En l'occurrence, les connaissances de l'apprenant représentent un sous-ensemble des connaissances de l'expert. La différence entre les deux structures donne alors une indication sur les connaissances manquantes à acquérir. La méthode de perturbation « Buggy » (Brown et al., 1978) est une extension de la méthode de recouvrement. Le modèle de l'apprenant est augmenté par une bibliothèque d'erreurs ou « bugs », qui englobe les erreurs fréquemment commises par l'apprenant. Ceci permet de faire une distinction entre d'une part les connaissances manquantes à acquérir, et les connaissances erronées à corriger.

Le module apprenant peut aussi intégrer, selon la complexité du modèle de représentation utilisé, d'autres particularités se rapportant à l'apprenant, comme le profil cognitif, les préférences pédagogiques ou le style d'apprentissage (Self, 1994).

### **2.3.3 Module tuteur**

Le module tuteur est l'orchestrateur de toutes les interventions pédagogiques (Nwana, 1990; Wenger, 1987). Il a pour objectif d'appliquer les différentes stratégies d'enseignement qu'un tuteur humain peut utiliser lors de son interaction avec un apprenant.

Son rôle est de séquencer et de sélectionner les activités pédagogiques en les adaptant aux besoins de l'apprenant. Il doit donc être constamment en communication avec le module expert et le module apprenant, afin de déterminer, en tout temps, quelle action spécifique est appropriée à une situation particulière (p. ex. un problème à résoudre, un indice, un conseil, une explication, un exemple, etc.).

Outre les stratégies d'enseignement classiques, où un tuteur virtuel simulé par l'ordinateur est chargé de livrer le contenu tutoriel et les tâches que l'apprenant doit exécuter, le module tuteur peut disposer de *stratégies pédagogiques* spécifiques permettant d'aider et d'accompagner l'apprenant afin d'améliorer l'efficacité de l'apprentissage. Différentes stratégies ont été proposées dans la littérature, dont notamment la stratégie de l'apprentissage par explication (Vanlehn et al., 1994), la stratégie du compagnon d'apprentissage (Chan,

1995) et la stratégie du perturbateur (Aimeur et al., 1996). Dans la stratégie de l'apprentissage par explication, l'apprenant joue le rôle du tuteur qui va expliquer à un apprenant, simulé par l'ordinateur, les connaissances qu'il a acquises. Le but est de forcer l'apprenant à réorganiser ses connaissances afin de les renforcer. Dans la stratégie du compagnon d'apprentissage, un ou plusieurs co-apprenants, ayant le même état de connaissances que l'apprenant, sont simulés par le STI. Ces compagnons peuvent poser des questions sur la matière enseignée, ou donner des conseils à l'apprenant (et vice versa). Finalement, dans la stratégie du perturbateur, un co-apprenant simulé par le STI va essayer de contredire l'apprenant et lui prodiguer de mauvais conseils, afin qu'il remette en question ses propres connaissances. L'objectif est de pousser l'apprenant à défendre ses points de vue, restructurer et consolider ses connaissances.

### **2.3.4 Module interface**

Le module interface constitue le moyen de communication entre l'apprenant et le STI. Il est chargé de gérer les différents aspects d'interaction avec l'apprenant (affichage du matériel à enseigner, livraison des interventions pédagogiques, dialogue, etc.). Il doit être conçu de manière conviviale pour faciliter la présentation et l'assimilation des connaissances, et ne doit pas représenter un obstacle ou une contrainte supplémentaire dans l'apprentissage de la matière à enseigner (Miller, 1988).

## **2.4 Intégration des émotions dans les STI**

Jusqu'à récemment, les travaux de recherche sur les STI tendaient à privilégier des aspects exclusivement cognitifs, considérant le processus d'apprentissage comme un ensemble d'étapes de traitement de l'information et d'assimilation de connaissances, dépourvues de tout aspect émotionnel. Ceci est principalement dû au fait que les émotions et la cognition ont longtemps été considérées comme deux concepts antinomiques, appartenant le plus souvent à des domaines disjoints (O'Regan, 2003). Dans l'éducation, c'était plutôt les aspects cognitifs qui prévalaient (Ferro, 1993; Martinez, 2001).

Cette vision a été contredite par plusieurs travaux en neurosciences qui ont démontré que les mécanismes cérébraux associés aux émotions sont non seulement reliés aux mécanismes

cognitifs, mais aussi inévitablement sollicités dans la perception, le raisonnement et la prise de décision (Bechara et al., 2000; Cytowic, 1989; Damasio, 1994). Par ailleurs, plusieurs études en psychologie expérimentale ont mis en évidence le rôle déterminant des émotions dans la perception (Mandler, 1999), l'attention (Evans, 2001), la mémorisation (Christianson et al., 1991), la résolution des problèmes (Isen et al., 1987), et le jugement et la prise de décision (Baron, 1987).

L'analyse des liens étroits existants entre la cognition et les émotions a contribué au développement de *l'informatique affective* « affective computing » (Picard, 1997) : un courant de recherche qui vise à doter les IHM d'une nouvelle forme d'intelligence, à savoir *l'intelligence émotionnelle* (Goleman, 1995). S'inspirant de ce courant de recherche, les STI ont progressivement évolué vers des *Systèmes Tutoriels Émotionnellement Intelligents* (Ochs, 2004; Ochs et al., 2004) : une nouvelle génération de systèmes capables d'identifier et de s'adapter à l'état émotionnel de l'apprenant.

### 2.4.1 L'intelligence émotionnelle

Reprenant les travaux de Gardner (1983) sur l'intelligence personnelle, Salovey et Mayer (1990) ont démontré que les individus n'ont pas tous, les mêmes capacités d'identifier et de gérer leurs propres émotions et celles des autres (Salovey et al., 1990) ; ces capacités constituent une forme d'intelligence appelée *intelligence émotionnelle*.

L'intelligence émotionnelle est définie comme « la capacité de *percevoir et d'exprimer* des émotions, *d'identifier* les liens entre les émotions et la pensée, de *comprendre et de raisonner* sur les émotions, et de *réguler* ses émotions et celles d'autrui » (Mayer et al., 1997) :

- Les émotions peuvent être perçues et exprimées par différents moyens comme les expressions faciales, la voix, les gestes, etc.
- L'identification des liens entre les émotions et la pensée consiste à déterminer l'impact des émotions sur les capacités cognitives comme la mémorisation, le raisonnement ou l'attention.



- La compréhension et le raisonnement sur les émotions consistent à distinguer les différents types d'émotions, à les étiqueter, comprendre leurs significations et identifier leurs causes et leurs effets.
- Finalement, la régulation des émotions consiste à gérer ses propres émotions, à répondre aux émotions d'autrui et les influencer de manière appropriée.

### **2.4.2 L'informatique affective et les Systèmes Tutoriels Émotionnellement Intelligents**

Plusieurs théoriciens soulignaient, il y'a plus de 40 ans, que les machines intelligentes devraient être dotées de caractéristiques émotionnelles (Minsky, 1986; Slowan et al., 1981). Par exemple, Minsky (1986) signalait « The question is not whether intelligent machines have any emotions, but whether machines can be intelligent without any emotions ».

L'informatique affective (Picard, 1997), un domaine de recherche issu de la communauté IHM, est née de cette perspective. Elle vise à étendre le concept de l'intelligence émotionnelle humaine aux machines : l'objectif est de concevoir et de développer des systèmes qui intègrent une ou plusieurs capacités de l'intelligence émotionnelle afin d'améliorer les performances de l'ordinateur, et de combler le fossé qui existe entre l'utilisateur humain et l'ordinateur émotionnellement et socialement déficient. Les systèmes émotionnellement intelligents devraient « être capables d'identifier et de gérer les émotions de l'utilisateur, et de comprendre et exprimer leurs propres émotions » (Picard, 1997).

Le domaine de l'informatique affective englobe principalement deux courants de recherche à savoir (Picard, 1997) : (1) la modélisation des processus émotionnels dans les systèmes computationnels et (2) la conception des systèmes capables de reconnaître et de s'adapter aux émotions de l'utilisateur. Le premier courant vise à développer des agents émotionnels capables de simuler les mécanismes émotionnels humains et de synthétiser des émotions. Le deuxième courant s'intéresse à développer des systèmes qui essaient *d'identifier* l'état émotionnel de l'utilisateur à partir d'un ensemble d'indices et d'observations (comme les expressions faciales, la voix, la posture, etc.), et de *réagir* de manière à influencer positivement ses émotions.

Les Systèmes Tutoriels Émotionnellement Intelligents (STEI) se situent principalement dans ce dernier courant de recherche. Ces systèmes sont capables d'identifier et de gérer l'état émotionnel de l'apprenant en adaptant leurs stratégies d'interventions en conséquence. L'objectif est d'interagir avec l'apprenant à un niveau plus personnel, afin de soutenir ses capacités cognitives, maximiser ses performances et améliorer son expérience d'apprentissage.

Un STEI doit principalement assurer les trois tâches suivantes (Ochs et al., 2004) :

1. Identifier l'état émotionnel courant de l'apprenant.
2. Déterminer l'impact de chaque intervention sur l'état émotionnel de l'apprenant.
3. Choisir l'intervention optimale à utiliser pour réguler l'état émotionnel de l'apprenant et optimiser ses performances.

Ces tâches ont nécessité l'intégration de fonctionnalités additionnelles dans les STI. Ces fonctionnalités concernent principalement le module apprenant et le module tuteur. En effet, le module apprenant doit être capable de *modéliser l'état émotionnel* de l'apprenant. Ceci implique l'utilisation de moyens de détection permettant de *reconnaître les émotions* de l'apprenant. Le module tuteur doit disposer d'un certain nombre de *stratégies émotionnelles* permettant d'agir sur les émotions de l'apprenant. Nous détaillerons ces différents aspects dans le chapitre suivant.

## **Chapitre 3**

# **Modélisation des émotions et stratégies émotionnelles dans les STI**

### **3.1 Introduction**

Bien qu'il y ait aujourd'hui un accord sur la nécessité de prendre en compte le facteur émotionnel dans les Interactions Homme-Machine, et plus particulièrement dans les STI, le concept de l'émotion a suscité de nombreux débats dans la littérature. En effet jusqu'à présent, il n'existe pas de consensus ou de théorie unifiée sur les émotions ; plusieurs questionnements fondamentaux restent soulevés : qu'est-ce qu'une émotion ? Combien existe-t-il d'émotions ? Et comment peut-on les représenter ?

Par ailleurs, l'intégration de la composante émotionnelle dans les STI a suscité de nouvelles interrogations : quelles émotions faut-il modéliser lors de l'interaction de l'apprenant avec les STI ? De quelle manière ces émotions ont-elles un impact sur son apprentissage ? Comment détecter ces émotions ? Et de quelle manière faut-il intervenir pour gérer ou réguler les émotions de l'apprenant ?

Nous tenterons d'apporter des réponses à ces questions dans ce chapitre à travers une analyse de l'état de l'art. Dans la section 2, nous nous intéressons tout particulièrement aux

théories existantes en psychologie cognitive et en neuropsychologie afin de mieux comprendre le concept de l'émotion. Dans la section 3, nous examinons les principales approches de représentation des émotions prédominantes dans la littérature. Nous explorons ensuite dans la section 4, les approches utilisées dans les STI pour modéliser les émotions de l'apprenant. Dans la section 5, nous décrivons les principales méthodes de reconnaissance des émotions. Puis dans la section 6, nous étudions les stratégies émotionnelles utilisées par les STI pour agir sur l'état émotionnel de l'apprenant. Finalement dans la section 7, nous présentons une synthèse des limites des travaux de recherche proposés afin de positionner les contributions de cette thèse par rapport à la littérature.

## **3.2 Définition du concept d'émotion**

L'émotion est un terme familier et couramment utilisé dans la vie quotidienne. Comme le souligne LeDoux (1999) « everyone knows what it [emotion] is until they are asked to define it ». Dans la littérature, on ne trouve pas de consensus sur la définition du concept d'émotion. À titre d'exemple, Kleinginna et al. (1981) ont recensé plus de 140 définitions de ce terme.

En psychologie cognitive, on peut distinguer deux types d'approches pour définir le concept d'émotion, à savoir : les approches cognitives et les approches physiques. Dans les approches cognitives — connues sous le nom de théories de l'évaluation cognitive « Cognitive Appraisal Theories » —, une émotion est définie comme le résultat d'une évaluation cognitive d'un évènement. La perception et l'évaluation de cet évènement détermineront le type et l'intensité de l'émotion ressentie (Scherer, 2000). Cannon (1927) était l'un des pionniers de cette approche. Selon lui, le déclenchement et la perception de l'émotion sont centralisés au niveau du cerveau : un processus cognitif conscient est enclenché pour donner un sens à la situation ou à l'évènement survenu. L'expression corporelle (c.-à-d. physiologique) de l'émotion qui s'ensuit n'est que secondaire (Cannon, 1927).

Dans les approches physiques, c'est plutôt l'aspect corporel de l'émotion qui prédomine. Une émotion est définie par la réaction physiologique qui se manifeste avec l'occurrence de cette émotion. James (1890) était le précurseur de cette approche. Il propose d'identifier une émotion par les patrons de changements physiologiques qu'elle provoque tels que

l'accélération du rythme cardiaque ou la transpiration (James, 1992). Cette vision a été contredite par Schachter (1964) qui a montré que des émotions différentes peuvent engendrer les mêmes réactions physiologiques. Selon Schachter, une réaction physiologique est suivie par une interprétation cognitive (au niveau du cerveau) ; cette interprétation permet de donner un sens à la réaction survenue, et d'identifier l'émotion ressentie (Schachter, 1964).

Aujourd'hui, aucune des deux approches n'est favorisée : on considère que le corps et le cerveau interagissent dans la génération et l'expression des émotions. Comme le mentionne Picard (1997) : « not only can thoughts lead to emotions, but emotions can occur without obvious cognitive evaluation such as by changes in body chemistry ». Ce point de vue est également partagé en neuropsychologie. Particulièrement, Damasio (1994) classe les émotions en deux catégories : les émotions primaires et les émotions secondaires. Les émotions primaires surviennent suite à une réaction *inconsciente* quasi instantanée sans aucune évaluation (ou traitement cognitif). Ce processus permet de réagir à un stimulus avant même de l'identifier consciemment. Les émotions secondaires (cognitives) sont quant à elles générées suite à l'évaluation cognitive *consciente* d'un évènement ou d'un stimulus (Damasio, 1994).

La plupart des émotions ciblées dans les Interactions Homme-Machine (telles que la frustration, la confusion, l'intérêt ou l'ennui) entrent dans la catégorie des émotions secondaires (conscientes). Dans le cadre de nos recherches, nous considérerons aussi ce type d'émotions pour modéliser l'état émotionnel de l'apprenant dans les interactions avec les STI. Par ailleurs, nous nous intéresserons également aux aspects émotionnels inconscients pour développer de nouvelles stratégies émotionnelles implicites pour les STI (voir chapitres 6 et 7).

### 3.2.1 Terminologie

Le terme émotion est souvent confondu avec l'affect, le sentiment ou encore l'humeur. Il convient alors de faire une distinction entre ces différents concepts.

**L'affect.** Bien que les termes affect et émotion soient fréquemment employés de manière univoque (Picard, 1997),<sup>1</sup> l'affect désigne un concept plus abstrait que l'émotion. Il représente la partie non contrôlable et inconsciente de l'émotion. L'affect est un état de stimulation qui provoque le sentiment (Shouse, 2005).

**Le sentiment.** Le sentiment ou la sensation (« feeling ») est la perception subjective, interne de l'affect. Cette perception sera confrontée à l'expérience (émotionnelle) passée ou au 'vécu' de l'individu pour évaluer une situation, et provoquera une émotion. Ainsi pour un nouveau-né, il n'y a pas encore la notion du vécu ; l'émotion est la manifestation directe de l'affect (Shouse, 2005).

**L'émotion.** L'émotion est la projection du sentiment. Elle peut être réelle, reflétant l'état interne actuel, ou feinte pour des raisons sociales ou culturelles (Shouse, 2005).

**L'humeur.** Contrairement aux émotions qui se déclenchent suite à la perception (consciente ou inconsciente) d'un stimulus ou d'un évènement, l'humeur peut avoir des origines diffuses, c.-à-d. sans qu'elle soit forcément associée à un évènement particulier. Elle est de plus longue durée et de plus faible intensité (Frijda, 2000; Shouse, 2005). Une humeur peut survenir par l'activation répétée d'une émotion (Picard, 1997).

Ainsi l'affect crée des sentiments, les sentiments sont projetés par des émotions, et les émotions peuvent provoquer des humeurs (Picard, 1997; Shouse, 2005).

### 3.3 Approches de représentation des émotions

Les approches de modélisation des émotions utilisées dans les STI ont été largement influencées par les modèles théoriques existants dans la littérature en psychologie pour définir les émotions ubiquistes dans l'expérience quotidienne. On peut distinguer principalement deux types d'approches à savoir : les approches discrètes et les approches continues.

---

<sup>1</sup> Dans les STI tout particulièrement, on utilise univoquement les termes '*état affectif*' ou '*état émotionnel*' (de l'apprenant).

### 3.3.1 Les approches discrètes

Les approches discrètes considèrent qu'il existe un nombre fini d'émotions, dites : émotions « basiques ». Ces émotions seraient universelles, dans le sens où elles se manifesteraient de façon identique chez tous les individus, suivant des expressions corporelles particulières ou des déclencheurs spécifiques, qui permettraient de les différencier les unes des autres (Ekman, 1999; Johnson-Laird et al., 1992; Ortony, 1990; Panksepp, 1992). Le nombre de ces émotions varie selon les auteurs (de 2 à 22 émotions).

Le tableau 3.1 présente une liste de quelques approches discrètes existantes dans la littérature. Par exemple, Plutchik (1980) propose huit types d'émotions basiques à savoir : la peur, la colère, la tristesse, la joie, le dégoût, la surprise, l'acceptation et l'anticipation. Tomkins (1984) propose un ensemble différent de huit émotions : la peur, la colère, l'angoisse, la joie, le dégoût, la surprise, l'intérêt, le mépris et la honte.

Tableau 3.1 – Exemples de quelques approches discrètes de représentation des émotions (extrait de (Ortony et al., 1988))

Auteur	Liste des émotions
Ekman (1982)	Joie, colère, surprise, peur, dégoût, tristesse
Frijda (1986)	Peur, plaisir, confiance, intérêt, dégoût, indifférence, colère, choc, surprise
Izard (1971)	Colère, mépris, dégoût, angoisse, peur, culpabilité, intérêt, joie, honte, surprise
James (1884)	Peur, chagrin, amour, colère
Plutchik (1980)	Peur, colère, tristesse, joie, dégoût, surprise, acceptation, anticipation
Tomkins (1984)	Peur, colère, angoisse, joie, dégoût, surprise, intérêt, mépris, honte
Weiner et Graham (1984)	Joie, tristesse

Ekman (1982) étudie les émotions à partir de l'analyse des expressions faciales ; il propose un ensemble de 6 classes d'émotions basiques à savoir : la joie, la colère, la surprise, la peur, le dégoût et la tristesse. En effet, il a constaté au travers de ses travaux (Ekman, 1982;

Ekman, 2004; Ekman et al., 1975, 1978, 2003) qu'à chacune de ces émotions sont associés des mouvements particuliers de certains traits du visage ; ces expressions seraient universellement reconnues. Ekman et Friesen (1975) décrivent précisément les expressions faciales de ces 6 émotions basiques ainsi que de certaines de leurs combinaisons (voir figure 3.1). Par exemple, l'expression de la tristesse est identifiée par l'enfoncement des sourcils, le rétrécissement des yeux et l'élévation du muscle nasal.

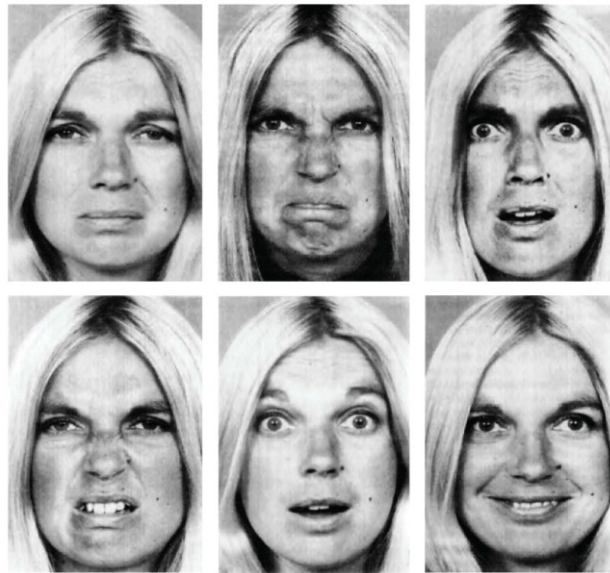


Figure 3.1 – Expressions faciales des 6 classes d'émotions basiques identifiées par Ekman et Friesen (1975). De gauche à droite et de haut en bas : tristesse, colère, peur, dégoût, surprise et joie.

Ortony, Clore et Collins (1988) proposent un modèle étendu, constitué de 22 classes d'émotions, connu sous le nom de modèle OCC. Fondé sur les théories de l'évaluation cognitive, ce modèle identifie une émotion par la situation qui l'a déclenchée, plutôt que par son expression corporelle (Ortony et al., 1988). Plus précisément, une émotion est le résultat d'une évaluation (positive ou négative) d'un *événement*, d'un *objet* ou de *l'action* d'un agent. Le modèle permet ainsi de regrouper les émotions déclenchées par des situations similaires dans une même catégorie (p. ex. l'occurrence d'un *événement* peut provoquer la tristesse ou l'anxiété, la perception d'un *objet* peut provoquer l'aversion ou la haine, *l'action* d'un agent peut provoquer la gratitude ou l'admiration, etc.), et à chaque émotion est associée une émotion opposée (p. ex. la joie est l'opposée de la tristesse, le reproche est l'opposé de la



gratitude, etc.). Ce modèle est particulièrement utilisé en informatique affective, pour simuler les mécanismes de déclenchement des émotions dans les systèmes computationnels (André et al., 2000; Elliott, 1992, 1994; Reilly, 1996; Trabelsi et al., 2010). Par exemple, Elliot (1992, 1994) a implémenté le modèle OCC dans un agent logiciel (« The Affective Reasoner ») capable de générer des émotions via la simulation d'un processus cognitif permettant de synthétiser une réaction émotionnelle spécifique selon la situation à laquelle il est confronté.

### **3.3.2 Les approches continues**

Contrairement aux approches discrètes, les approches continues considèrent qu'il existe un nombre infini d'émotions, représentées dans un espace multidimensionnel (constitué d'un nombre fini de dimensions, p. ex. 2D ou 3D). Une émotion est alors un point dans cet espace. Les dimensions les plus couramment utilisées sont la valence et l'activation (Barrett et al., 1998; Greenwald et al., 1989; Lang, 1995; Russell, 1980; Russell, 2003). La valence permet de distinguer les émotions positives (ou agréables) des émotions négatives (ou désagréables). L'activation (« arousal ») représente le degré d'intensité ou le niveau d'activation corporelle associée à l'émotion. Une troisième dimension est parfois ajoutée, à savoir la dimension de contrôle (appelée aussi dominance (Mehrabian, 1996)), pour représenter la capacité de contrôle de la situation ayant provoqué l'émotion.

Bien qu'elles offrent une plus grande liberté de représentation, les approches continues présentent cependant un inconvénient majeur. En effet contrairement aux approches discrètes, les approches continues ne permettent pas de donner un sens clair aux émotions, et la distinction entre certaines émotions peut devenir ambiguë. De ce fait, les approches continues sont souvent combinées aux approches discrètes afin de faire une correspondance entre la représentation multidimensionnelle, et des catégories discrètes d'émotions (Barrett et al., 1998; Lang, 1995; Russell, 1980). Pour ce faire, une partition de l'espace continu est faite pour classer les émotions selon les dimensions considérées. Par exemple, le modèle Circumplex de Russel (1980) partitionne l'espace bidimensionnel valence/activation en constituant un cercle autour de ces deux axes, formant 8 sous-espaces diamétralement opposés pour représenter 4 paires d'émotions opposées (voir figure 3.2) : activation vs endormissement, excitation vs dépression, satisfaction vs angoisse et plaisir vs tristesse.

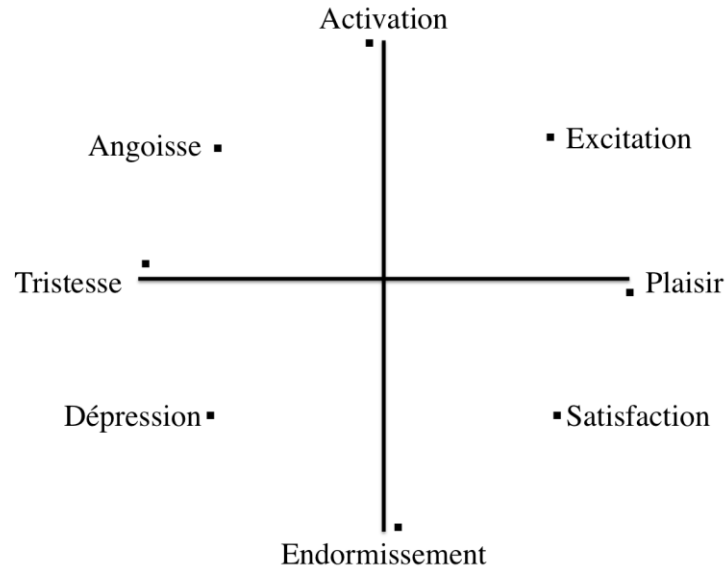


Figure 3.2 – Exemple de partitionnement de l'espace valence/activation en 8 émotions discrètes : le modèle Circumplex (Russell, 1980).

### 3.4 Modélisation des émotions dans les STI

Après avoir introduit les principales approches de représentation des émotions prédominantes en psychologie, nous présentons dans cette section les approches utilisées dans les STI pour la modélisation des émotions de l'apprenant.

Les approches continues décrites précédemment, et plus précisément les modèles bidimensionnels (valence/activation), ont souvent été utilisées pour représenter l'état émotionnel courant de l'apprenant par une dimension de valence (négative à positive) et une dimension d'activation ou intensité (faible à élevée) (Ball et al., 2000; Becker et al., 2004; D'Mello et al., 2010; Kaiser, 2006; Prendinger et al., 2005; Strain et al., 2013). Ces modèles sont généralement partitionnés pour catégoriser et identifier différents types d'émotions. Par exemple, Prendinger et Ishizuka (2005) utilisent le modèle de Lang (1995) pour classer six émotions à savoir : la peur, l'excitation, la frustration, la joie, la tristesse et l'état calme (voir figure 3.3). Le système développé par ces auteurs permet en réalité d'identifier les trois émotions suivantes : (1) la joie : représentée par une activation élevée et une valence positive, (2) l'état calme : activation neutre et valence positive et (3) la frustration : activation élevée et valence négative.

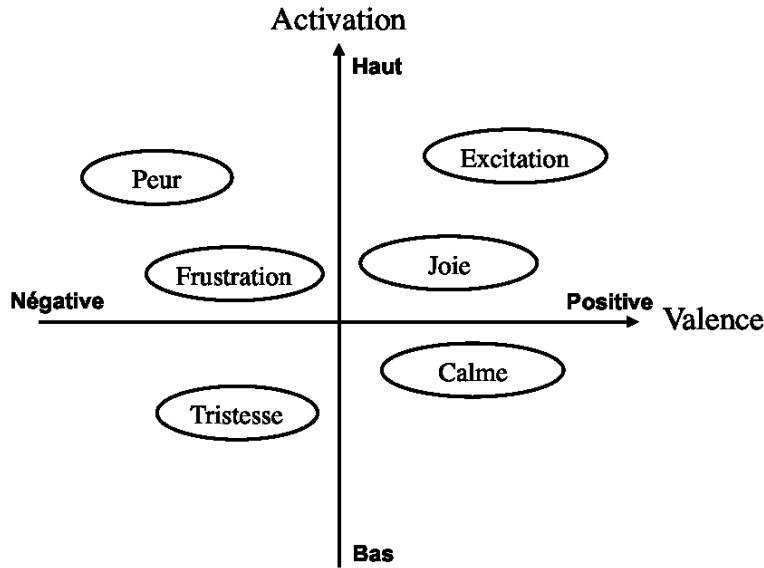


Figure 3.3 – Modèle émotionnel utilisé par Prendinger et Ishizuka (2005)

L'utilisation des approches multidimensionnelles dans les STI demeure cependant problématique, dans la mesure où la définition des émotions par le simple mappage des dimensions continues en catégories discrètes d'émotions reste ambiguë, et la distinction entre certaines émotions n'est pas toujours évidente. De plus, certaines émotions pertinentes dans l'apprentissage, telles que la confusion (Graesser et al., 2003) ou l'intérêt (Kapoor et al., 2004), sont difficilement représentables en termes de valence et activation.

De manière générale, ce sont les approches discrètes qui prédominent dans les STI, où l'on cherche à identifier directement des catégories spécifiques d'émotions (c.-à-d. sans passer par des représentations multidimensionnelles). Ceci dit, les approches discrètes existantes en psychologie ont été remises en question par plusieurs chercheurs de la communauté (Baker et al., 2010; D'Mello et al., 2007; Graesser et al., 2007b; Kort et al., 2001a; Lehman et al., 2008), et leur utilisation dans les STI reste très limitée. Par exemple Conati et al. (2002, 2009) se basent sur le modèle OCC pour modéliser les émotions de l'apprenant dans un environnement de jeu éducatif.

En effet, ces approches ne tiennent pas compte des états émotionnels spécifiques au cadre d'apprentissage et qui sont fréquemment observés lors des sessions d'interaction avec les environnements tutoriels, tels que l'intérêt, l'ennui, la confusion ou le stress (Craig et al.,

2004; Graesser et al., 2007b; Hara, 2000; O'Regan, 2003; Woolf et al., 2009). Par ailleurs, certaines des émotions basiques qu'elles définissent ne sont pas appropriées au contexte d'apprentissage, ou du moins lors de courtes séances d'interaction avec les STI (généralement, entre trente minutes à deux heures tout au plus (Aghaei et al., 2010; Baker et al., 2010; Calvo et al., 2010)). Comme l'expliquent Baker et ses collègues (2010), il est assez peu probable que des émotions telles que la peur ou la tristesse (définies dans la plupart des modèles existants en psychologie), soient observées face à un système tutoriel.

Les travaux de recherche dans les STI se sont plutôt intéressés à identifier les états émotionnels qui sont pertinents au cadre d'apprentissage. La liste des émotions considérées varie d'un auteur à un autre (Arroyo et al., 2009a; Baker et al., 2010; D'Mello et al., 2008; Kim et al., 2004; Woolf et al., 2009). Par exemple, Arroyo et ses coauteurs (2009a) s'intéressent à représenter les catégories d'émotions suivantes : l'intérêt, la confiance, l'excitation et la frustration. D'Mello et ses collègues tentent de définir l'ensemble des émotions les plus récurrentes lors de l'interaction des apprenants avec le STI Auto Tutor (telles que l'ennui, l'engagement, la confusion, la frustration, la curiosité et le plaisir). Mais l'ensemble des émotions recensées ne cesse d'évoluer à travers leurs études (D'Mello et al., 2005; D'Mello et al., 2006; D'Mello et al., 2007; D'Mello et al., 2008; D'Mello et al., 2009).

D'autres auteurs se sont intéressés à étudier et à modéliser de manière isolée, des émotions particulières comme la confusion (Forbes-Riley et al., 2010; Forbes-Riley et al., 2008; Graesser et al., 2003; Grafsgaard et al., 2011; Pon-Barry et al., 2006), la frustration (Hone, 2006; Kapoor et al., 2007; Klein et al., 2002; McQuiggan et al., 2007), l'engagement (Arroyo et al., 2007; Beck, 2005; de Vicente et al., 2002), la surprise (Schützwohl et al., 2005) ou l'intérêt (Kapoor et al., 2004).

### **3.4.1 Problématiques liées à la modélisation des émotions dans les STI**

La modélisation des émotions dans les STI présente plusieurs challenges. En effet, l'objectif est non seulement de représenter les émotions qui surviennent lors de l'interaction des apprenants avec les STI, mais aussi de déterminer de quelle manière ces émotions influencent l'expérience d'apprentissage afin de pouvoir gérer les émotions de l'apprenant de façon à

optimiser ses capacités et ses performances cognitives, et améliorer ainsi l'efficacité de l'enseignement.

Or jusqu'à aujourd'hui, il n'y a pas de consensus quant aux états émotionnels qui sont pertinents dans l'apprentissage, ni d'ailleurs de théorie unifiée et contextualisée permettant d'expliquer quelles émotions sont en cause dans l'apprentissage (c.-à-d. quand est ce qu'un apprenant est susceptible de manifester une émotion particulière) ou, de quelle manière, les émotions ont un impact sur le comportement de l'apprenant et son apprentissage (c.-à-d. quelles émotions faut-il considérer comme favorables [vs défavorables] pour l'apprentissage) (Baker et al., 2010; Craig et al., 2004; D'Mello et al., 2007; Graesser, 2009; Picard et al., 2004).

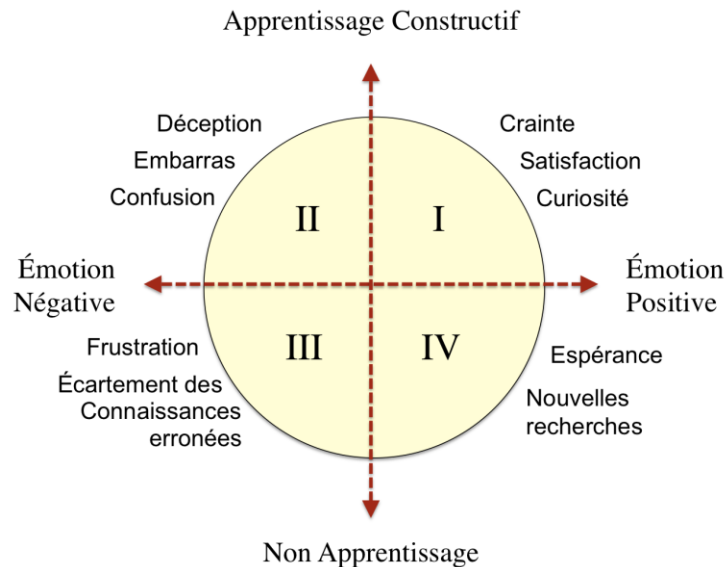


Figure 3.4 – Modèle à quatre quadrants de Kort, Reilly et Picard (2001) reliant les émotions aux phases d'apprentissage.

Certains travaux ont tenté de modéliser la relation entre les émotions et l'apprentissage. Par exemple, Kort, Reilly et Picard (2001) proposent un modèle théorique, connu sous le nom de modèle à quatre quadrants, qui a pour objectif de classer les émotions de l'apprenant selon les phases d'apprentissage dans lesquelles elles pourraient être impliquées (Kort et al., 2001a; Kort et al., 2001b). Le modèle est décrit par deux axes perpendiculaires (voir figure 3.4). L'axe vertical représente la nature de l'apprentissage, qui varie du *non apprentissage* (tout en

bas de l'axe), vers *l'apprentissage constructif* (tout en haut). Le non apprentissage décrit une situation non optimale dans le processus d'interaction où l'apprenant est confronté à des difficultés et des incompréhensions. L'apprentissage constructif correspond à la situation optimale décrite par l'acquisition de nouvelles connaissances. L'axe horizontal représente la valence de l'état émotionnel de l'apprenant. Les émotions positives sont présentées du côté droit et les émotions négatives sont présentées du côté gauche.

Le modèle définit ainsi quatre quadrants représentant différentes phases dans l'apprentissage. Des itérations successives d'un cycle autour de ces quadrants permettraient de décrire l'évolution de l'apprenant dans l'acquisition de nouvelles connaissances, tout en identifiant les différentes émotions impliquées dans chaque phase (Kort et al., 2001a; Kort et al., 2001b). Selon les auteurs, le cycle commencerait dans le quadrant I ou II. Dans le quadrant I (apprentissage et émotions positives), de nouvelles connaissances sont construites sans aucune lacune ou difficulté ; ce quadrant correspondrait à un état où l'apprenant serait curieux et intéressé de découvrir et d'apprendre de nouveaux concepts. Dans le quadrant II (apprentissage et émotions négatives), l'apprenant commencerait à avoir des difficultés et des obstacles dans la compréhension et la réalisation des activités d'apprentissage. Des émotions négatives telles que la confusion ou la déception pourraient alors survenir. Si ces lacunes persistent, l'apprentissage bascule dans la partie inférieure du diagramme (quadrant III : non apprentissage et émotions négatives). Dans le quadrant IV (non apprentissage et émotions positives), les incompréhensions sont identifiées et écartées ; l'apprenant essaie de trouver de nouvelles pistes. Si de nouvelles idées sont développées, l'apprenant se retrouve alors une nouvelle fois dans le quadrant I.

Ce modèle n'a cependant jamais été implémenté dans un STI ou validé sur des données réelles. Le modèle présente par ailleurs un inconvénient majeur : il suppose que l'apprenant parvient toujours à identifier et à corriger ses lacunes et ses incompréhensions (quadrant IV), et qu'il est systématiquement motivé pour l'apprentissage. Il ne permet pas de modéliser des situations telles que le décrochage ou l'abandon, où l'apprenant est complètement désintéressé et désengagé (Arroyo et al., 2007; Baker et al., 2004; Baker, 2007; Beck, 2005; Walonoski et al., 2006), ou n'est plus du tout motivé à poursuivre l'activité d'apprentissage.

Dans une autre perspective, Kaiser et ses collègues (2006, 2007) proposent d'identifier les émotions favorables vs défavorables pour l'apprentissage. Les auteurs se basent sur une version étendue du modèle valence/activation de Russel (1980) pour définir ces émotions, en mettant en évidence deux régions stratégiques (voir figure 3.5). La première région inclut des émotions défavorables telles que la frustration, l'ennui ou la colère (régions négatives I et II), et qui doivent être évitées. La deuxième région dite « cible » représente l'état favorable et optimal, supposé fournir un maximum de productivité durant l'apprentissage. Cette zone est définie par une activation plus ou moins neutre et une valence légèrement positive (Kaiser, 2006; Kaiser et al., 2006; Oertel et al., 2007).

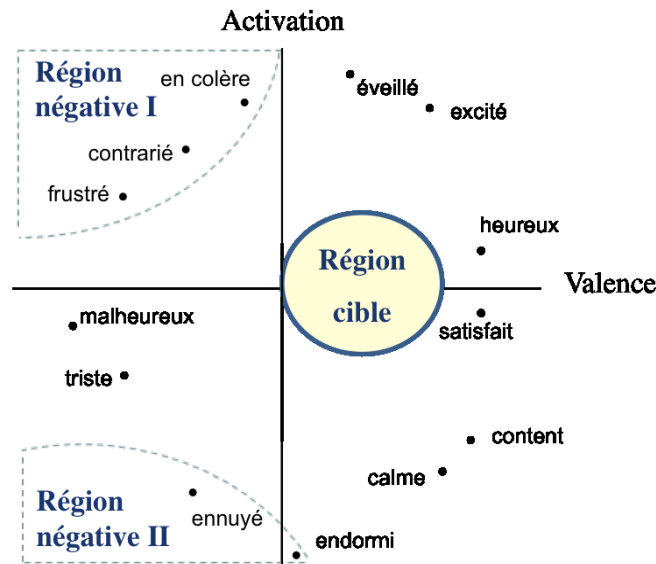


Figure 3.5 – Modèle Circumplex avec les régions stratégiques pour l'apprentissage (extrait de (Oertel et al., 2007)).

L'état émotionnel de l'apprenant sera ainsi définitivement catégorisé, selon sa valence (positive ou négative), comme étant soit un état positif favorable à l'apprentissage ou un état négatif à éviter lors de l'interaction. Certaines émotions ne seront pas classées (p. ex. l'état triste, heureux, ou calme).

Cette approche est cependant problématique dans la mesure où la relation entre les émotions et l'apprentissage est bien plus complexe qu'une simple association linéaire, qui suggérerait que les émotions positives favorisent et améliorent l'apprentissage, alors que les

émotions négatives le compromettent (Graesser et al., 2007b). En effet, certaines émotions considérées comme négatives a priori (comme le stress, la confusion ou la frustration), sont non seulement des aspects inévitables de l'apprentissage assisté par les technologies de l'information (Hara, 2000; O'Regan, 2003), mais peuvent aussi contribuer de manière positive dans l'expérience d'apprentissage. Par exemple, le stress peut avoir deux effets opposés : le stress 'positif' (ou le stress fonctionnel « eustress ») est connu comme étant un facteur motivateur ; il permet de stimuler les capacités cognitives. Par contre, le stress 'négatif' (ou la détresse « distress ») pénalise la concentration et diminue les performances cognitives (Muse et al., 2003; Sullivan et al., 1992). De la même manière, la confusion peut représenter un aspect de défi positif dans l'expérience d'apprentissage, ou peut au contraire, signaler un blocage ou une impasse cognitive (Craig et al., 2004; Graesser et al., 2003; VanLehn et al., 2003). Par exemple, Craig et al. (2004) et Graesser et al. (2003) montrent que l'état de confusion peut avoir un impact positif sur les performances de l'apprenant. Même la frustration peut jusqu'à un certain degré, représenter un facteur stimulateur dans les Interactions Homme-Machine. Par exemple, Gee (2004) montre que jusqu'à un certain point, la frustration a un impact positif sur l'expérience et la satisfaction de l'utilisateur dans les environnements de jeu.

Ainsi, la représentation des émotions de l'apprenant pourrait en soi, ne pas fournir une évaluation explicite de son expérience d'interaction. Le STI doit pouvoir distinguer entre les différentes 'nuances' des émotions. Par exemple, au-delà de quel niveau le stress devient-il néfaste pour l'expérience d'apprentissage ? Ceci n'est clairement pas une tâche évidente étant donné la nature hautement dynamique, individuelle et contextualisée des émotions (Bachorowski et al., 1995; Keltner et al., 2001; Panksepp, 1998; Russell, 2003).

**La combinaison de plusieurs émotions.** La plupart des travaux sur la modélisation des émotions dans les STI, et plus généralement dans les IHM, considèrent typiquement une seule émotion à fois. On distingue principalement deux cas de figure : (1) *une seule émotion* est étudiée de manière isolée, ou (2) plusieurs émotions sont considérées, mais, elles sont traitées comme étant *mutuellement exclusives*. Dans le premier cas, le système est conçu de manière à identifier une classe particulière d'émotions, comme la frustration (Hone, 2006; Klein et al.,



2002; McQuiggan et al., 2007), le stress (Healey et al., 2000; Picard et al., 2007; Zhai et al., 2006), la confusion (Forbes-Riley et al., 2010; Grafsgaard et al., 2011; Pon-Barry et al., 2006) ou la fatigue (Caldwell et al., 2002; Heitmann et al., 2001; Ji et al., 2006). Dans le deuxième cas, le système est capable de représenter et de reconnaître plusieurs classes d'émotions qui varient au fil du temps. Mais à un moment donné, l'utilisateur sera caractérisé par une seule émotion (p. ex. (Arroyo et al., 2009a; Baker et al., 2010; D'Mello et al., 2008; Kim et al., 2004; Woolf et al., 2009)).

Ces approches restreignent clairement l'évaluation de l'expérience de l'apprenant, car elles fournissent uniquement un aperçu limité de son état actuel. En effet comme le soulignent plusieurs recherches (Picard, 1997; Scherer, 1998; Scherer et al., 2004), un individu exprime généralement non pas une émotion unique à un instant donné, mais une combinaison de plusieurs émotions. Ces émotions peuvent être de même valence ou de valences opposées. Par exemple, à un moment donné, un apprenant peut être à la fois intéressé et engagé dans la tâche en cours, mais aussi stressé et confus. Par conséquent, la représentation et la reconnaissance simultanées d'une combinaison de plusieurs émotions, non mutuellement exclusives, fournissent une vue plus globale et plus holistique de l'expérience de l'apprenant (Conati et al., 2009).

### **3.5 Reconnaissance des émotions dans les STI**

La reconnaissance des émotions consiste à identifier l'état émotionnel courant de l'apprenant, à partir d'une séquence d'observations et de comportements produits suite à un changement émotionnel (Picard, 1997). En effet, les émotions se manifestent sous différentes formes : à travers les expressions faciales, la tonalité de la voix, la gestuelle ou la posture corporelle. L'état émotionnel de l'apprenant peut aussi influencer sa manière d'interagir avec l'environnement d'apprentissage : la façon avec laquelle il tape sur le clavier ou clique sur la souris, le temps écoulé avant de répondre aux questions, les dialogues engagés avec le système, etc.

### 3.5.1 Méthodes de reconnaissance des émotions

On distingue principalement quatre méthodes de reconnaissance des émotions dans les STI, à savoir : l'auto-évaluation, les juges externes, les variables d'interaction et les senseurs physiques.

#### 3.5.1.1 L'auto-évaluation

Dans les techniques d'auto-évaluation (« self-report »), l'apprenant doit indiquer lui-même ses émotions pendant son interaction avec le système. Des questionnaires à choix multiples et des échelles de mesure peuvent être utilisés pour restreindre le choix de réponses de l'apprenant (Baker et al., 2010; Beal et al., 2005; de Vicente et al., 2002; Graesser et al., 2007a). L'auto-évaluation est une méthode rapide à administrer et facile à implanter dans les STI, mais elle présente plusieurs inconvénients. En effet, cette approche directe perturbe la dynamique de la session d'apprentissage, car elle nécessite d'interrompre fréquemment l'apprenant pour l'interroger sur ses émotions, afin d'avoir une mise à jour régulière de son état. L'auto-évaluation peut donc détériorer la qualité de l'interaction et le rendement de l'apprenant.

Par ailleurs, comme le démontrent certaines études (Amatriain et al., 2009; Ericsson et al., 1993; Stone et al., 2000), les méthodes d'auto-évaluation ne sont pas tout à fait fiables. Les réponses subjectives données par les apprenants peuvent être biaisées par leurs propres interprétations, présentant ainsi des données pouvant être bruitées ou incohérentes (Scherer, 2005). Comme l'explique Picard (2004) : « self-report is coloured by awareness of internal state, reflections on how such a report will be perceived, ability to articulate what one feels, and more. ». Aussi, sachant que leurs réponses vont être enregistrées, certaines personnes peuvent être réticentes à l'idée de révéler leurs émotions (Brody, 1999). Ces méthodes ne devraient donc pas être utilisées comme principal moyen de détection des émotions dans les STI (de Vicente et al., 2002).

Dans la littérature, l'auto-évaluation est généralement utilisée comme un moyen permettant de fournir des valeurs de références (« ground truth ») pour la reconnaissance des émotions à partir d'autres sources d'informations comme les senseurs physiques ou les

variables d'interaction (Arroyo et al., 2009a; D'Mello et al., 2009; Kapoor et al., 2007; McQuiggan et al., 2007).

### **3.5.1.2 Les juges externes**

Cette méthode a recours à des observateurs humains experts (enseignants, pédagogues ou psychologues), qui doivent suivre le déroulement de la séance d'apprentissage, évaluer, et annoter l'état émotionnel de l'apprenant (D'Mello et al., 2008; Rodrigo et al., 2009; Woolf et al., 2009). Cette évaluation peut se faire en même temps, pendant l'interaction, ou à posteriori en visionnant l'enregistrement vidéo de la session. Cette méthode est cependant très fastidieuse et reste difficile à mettre en œuvre étant donnée la nécessité de faire mobiliser des ressources humaines supplémentaires.

Tout comme l'auto-évaluation, cette méthode est utilisée non pas comme un moyen direct de détection, mais pour fournir des valeurs de référence pour la reconnaissance des émotions à partir d'autres sources de données. Cette méthode est aussi utilisée pour évaluer, de manière globale, les réactions émotionnelles suscitées par un système tutoriel, afin d'évaluer certains comportements des apprenants, et observer leurs impacts sur l'apprentissage (Woolf et al., 2009).

### **3.5.1.3 Les variables d'interaction**

Différentes variables de l'interaction entre l'apprenant et le système tutoriel peuvent être utilisées pour la détection des émotions. Ces variables incluent notamment : le temps passé sur les activités, les fréquences d'utilisation des boutons d'aide ou les performances de l'apprenant (capacité de mémorisation, scores obtenus dans des tests ou des exercices, temps de réponse, etc.). Par exemple, Beck (2005) et de Vicente et al. (2002), utilisent le temps de réponse et le nombre d'erreurs commises pour évaluer le niveau d'attention de l'apprenant. Baker et al. (2004, 2006) analysent les fréquences de clics sur les boutons d'aide et le temps passé sur les activités pour détecter un comportement spécifique où l'apprenant tente de déjouer le système (« gaming the system »), en essayant de profiter des régularités de

l'interface pour passer rapidement au travers du curriculum en faisant le minimum d'effort possible, sans vraiment être impliqué dans les activités d'apprentissage.

Bien qu'elles puissent être porteuses de certains aspects émotionnels, ces variables sont surtout utilisées pour faire le suivi des performances de l'apprenant dans l'exécution des tâches d'apprentissage ; elles ne permettent pas d'évaluer de manière objective l'état émotionnel de l'apprenant.

Plusieurs travaux proposent d'analyser les caractéristiques linguistiques des dialogues échangés entre l'apprenant et le STI pour la détection des émotions (Carberry et al., 2002; D'Mello et al., 2006; Ma et al., 2005; Neviarouskaya et al., 2010; Pon-Barry et al., 2006). Des techniques de fouille de texte et de traitement automatique du langage naturel sont souvent employées pour la catégorisation des émotions à partir des indicateurs lexicaux ou sémantiques extraits du dialogue (Moilanen et al., 2007; Nasukawa et al., 2003).

L'analyse des dialogues de l'apprenant peut cependant être insuffisante, voire même imprécise, car les dialogues ne reflètent pas toujours l'état émotionnel de l'apprenant.

#### **3.5.1.4 Les senseurs physiques**

Les senseurs physiques permettent de détecter des patrons de changements corporels associés aux émotions, en mesurant des caractéristiques observables telles que les expressions faciales, la voix, la posture ou les mouvements corporels (Picard, 1997).

Avec le développement des équipements et des capteurs non intrusifs et à faibles coûts, l'utilisation de ces senseurs est devenue de plus en plus courante dans les IHM, et plus particulièrement dans les STI (Allanson et al., 2004; Picard, 1997; Picard et al., 2001; Woolf et al., 2009).

Comme le montre la figure 3.6, ces senseurs peuvent être facilement intégrés dans les environnements d'apprentissage (caméra, siège, souris et bracelet), sans risquer de gêner l'apprenant. Ces quatre senseurs ont été utilisés récemment dans une étude conduite par Arroyo et ses collègues (2009a), qui démontrent la possibilité d'exploiter ces senseurs dans un

contexte réel d'apprentissage, à savoir : dans des salles de classe. 25 exemplaires de chacun de ces quatre senseurs ont été utilisés simultanément pour détecter les émotions des étudiants durant leur interaction avec Wayang Outpost : un système tutoriel multimédia qui enseigne la géométrie.



Figure 3.6 – Senseurs physiques utilisés par Arroyo et al. (2009a) pour la reconnaissance des émotions. De gauche à droite : caméra de détection des expressions faciales, siège détecteur de posture, souris équipée de senseurs de pression, et bracelet capteur de la conductivité de la peau.

**Exemples de senseurs physiques.** Les expressions faciales constituent le moyen le plus direct pour l'expression des émotions (Ekman, 1982). Ekman et Friesen (1978) définissent un système d'encodage, connu sous le nom de « Facial Action Coding System » (FACS) permettant de reconnaître 6 classes d'émotions (basiques) : la joie, la surprise, la colère, la peur, la tristesse et le dégoût, à partir de l'analyse des expressions faciales. Par exemple, l'expression de la colère sera reconnue par un froncement des sourcils, la joie par un sourire, etc. Des caméras de détection sont utilisées pour extraire et analyser les mouvements et les contractions musculaires des différents traits du visage (lèvres, yeux, sourcils, nez, etc.). Ces attributs sont ensuite utilisés pour l'identification des émotions (Kaliouby et al., 2004; McDaniel et al., 2007; Oliver et al., 2000; Whitehill et al., 2008). Les expressions faciales ne permettent cependant pas de discerner et de détecter des émotions plus complexes, telles que l'ennui, la frustration ou la confusion, et qui sont pourtant récurrentes lors des sessions d'apprentissage (McDaniel et al., 2007).

La voix constitue le deuxième moyen de manifestation des émotions (Picard, 1997; Scherer, 2003). Différentes caractéristiques vocales telles que l'intonation, la tonalité, l'intensité ou l'articulation peuvent être utilisées pour détecter l'état émotionnel de l'apprenant (Ang et al., 2002; Ball et al., 2000; Bosch, 2003; Liscombe et al., 2005; Litman et al., 2004b,

2006). Par exemple, Litman et al. (2004b) identifient trois états émotionnels à partir des caractéristiques acoustiques et prosodiques de la parole, à savoir : l'état neutre, l'état positif et l'état négatif. Ang et al. (2002) utilisent les particularités prosodiques et le style d'élocution pour identifier des états plus spécifiques comme l'ennui et la frustration.

La posture et les mouvements corporels constituent également un moyen d'expression des émotions (Bull, 1987; Montepare et al., 1999). Par exemple, un apprenant qui manifeste de l'intérêt vis-à-vis de l'activité en cours aura tendance à se rapprocher de l'écran ; inversement, si l'apprenant est désintéressé, il aura tendance à s'affaisser sur sa chaise ou à avoir une posture qui l'éloigne de l'écran (D'Mello et al., 2007). Des détecteurs de posture placés sur le siège de l'apprenant (assise et dossier) sont utilisés pour mesurer l'amplitude et la direction des mouvements corporels, ainsi que la pression exercée sur le siège (D'Mello et al., 2009; D'Mello et al., 2007; Mota et al., 2003). De la même manière, la souris peut être équipée de senseurs pour mesurer l'intensité de la pression exercée par la main. Cette intensité serait corrélée avec l'état de frustration de l'apprenant (Qi et al., 2001; Reynolds, 2001).

### **3.5.2 Problématiques liées à la reconnaissance des émotions**

Étant donnée l'inefficacité de certaines méthodes de mesure telles que les questionnaires d'auto-évaluation ou les variables d'interaction, de plus en plus de systèmes ont aujourd'hui recours à des senseurs physiques afin d'obtenir des informations plus objectives et plus précises sur l'état émotionnel de l'apprenant. Ces senseurs présentent cependant certaines limites. En effet comme décrit précédemment, ces senseurs évaluent principalement l'apparence externe de l'apprenant (expressions faciales, voix, gestuelle, posture, etc.). Or ceci peut être insuffisant, car les émotions de faible intensité (c.-à-d. peu ou pas du tout exprimées) seront difficilement perceptibles par ce genre de senseurs (McDaniel et al., 2007).

Par ailleurs, comme le démontrent plusieurs études (Fridlund et al., 1987; Ruch, 1995; Russell et al., 2003), les émotions ne présentent que de faibles taux de corrélation avec les expressions faciales, la voix, ou la gestuelle. Certaines personnes peuvent ne pas exprimer ou extérioriser leurs émotions. Les visages impassibles ou taciturnes par exemple, n'expriment que très peu (ou pas du tout) d'émotions. De plus, comme l'apparence externe de l'apprenant

pourrait ne pas toujours refléter ses réelles émotions, ce genre de senseurs risquerait de biaiser la modélisation de l'état émotionnel de l'apprenant, et par conséquent, l'intervention du tuteur. De ce fait, l'analyse des caractéristiques physiques externes (c.-à-d. observables) peut aussi devenir inefficace.

Ceci nous amène donc à utiliser d'autres types de senseurs qui permettent de mesurer des réactions plus spontanées, indépendantes de l'apparence externe de l'apprenant, telles que l'activité cérébrale, le rythme cardiaque, les réactions galvaniques, la température ou la respiration (Picard, 1997). En effet, contrairement aux mesures physiques observables, ces manifestations *physiologiques* sont difficilement contrôlables ; elles reflètent la dynamique interne du corps humain qui varie en fonction de l'état émotionnel l'individu (Allanson et al., 2004; Cacioppo et al., 2000; Fairclough, 2009).

Tout particulièrement, *l'activité cérébrale* est considérée comme étant pratiquement l'unique signal physiologique qui peut refléter de subtils changements neuronaux associés au niveau d'attention, de vigilance ou encore de charge cognitive, et qui peuvent être identifiés avec une très haute précision et résolution temporelle (Berka et al., 2007; Berka et al., 2005; Pope et al., 1995; Prinzl et al., 2000; Serman et al., 1995). L'utilisation des capteurs cérébraux (appelés électroencéphalogramme [EEG]) dans le cadre de l'éducation est toutefois très limitée (Chaouachi et al., 2010; Heraz et al., 2007; Stevens et al., 2007). En effet, jusqu'à ces dernières années, l'utilisation de ces capteurs était encore très coûteuse. Aujourd'hui, avec les progrès croissants réalisés dans le développement des appareils et des casques EEG portables, pratiques et à faibles coûts, l'exploitation de ces senseurs dans les environnements d'apprentissage est devenue de plus en plus accessible.

### **3.5.2.1 Nécessité d'une approche multimodale**

Face à la complexité inhérente aux émotions (Bianchi-Berthouze et al., 2002; Davidson, 1994), et étant donnée les insuffisances que peuvent présenter certaines méthodes de reconnaissance, une approche multimodale combinant plusieurs moyens de détection des émotions est recommandée (Arroyo et al., 2009a; Bianchi-Berthouze et al., 2002; Blanchard et al., 2007; Cowie et al., 2001; D'Mello et al., 2007; Kapoor et al., 2007; Kapoor et al., 2005;

Liao et al., 2006). Des algorithmes d'apprentissage machine sont utilisés pour la fusion des différentes modalités, donnant lieu à des modèles capables de détecter ou de prédire l'état émotionnel de l'apprenant. Comme le démontrent plusieurs travaux (p. ex. (Kessous et al., 2010; Liao et al., 2006; Paleari et al., 2008; Wöllmer et al., 2010)), les approches multimodales permettent en effet, une reconnaissance plus efficace que les approches classiques ayant recours à une seule modalité de détection.

Par exemple, Cowie et al. (2001) proposent un système hybride qui combine des variables extraites à partir des expressions faciales, avec des caractéristiques prosodiques et lexicales de la parole pour la reconnaissance des émotions. Le système utilise une représentation bidimensionnelle pour identifier une émotion par sa valence (négative à positive) et son intensité (faible à élevée).

Kapoor et al. (2005) combinent les expressions faciales, la posture et les mouvements corporels, avec des variables d'environnement (niveau de difficulté et état du système) pour déterminer le niveau d'intérêt de l'apprenant. Dans une deuxième étude, les mêmes auteurs (Kapoor et al., 2007) combinent les expressions faciales, la posture corporelle, l'intensité de pression exercée sur la souris et les réactions galvaniques de la peau pour détecter la frustration. Ces senseurs sont aussi utilisés par Arroyo et al. (2009a) pour catégoriser les états suivants : l'intérêt, la confiance, l'excitation et la frustration.

D'Mello et al. (2007) analysent la posture, les mouvements corporels, les expressions faciales et les caractéristiques lexicales et sémantiques extraites à partir du dialogue de l'apprenant pour la reconnaissance des émotions. Le système proposé permet de distinguer l'ennui, la confusion, la joie, l'engagement et la frustration, par rapport à l'état être neutre (D'Mello et al., 2007). En l'occurrence, les états sont analysés de manière isolée et l'approche proposée ne permet de reconnaître qu'une seule émotion à la fois.

Liao et al. (2006) proposent d'utiliser des variables extraites à partir des expressions faciales, les réactions galvaniques, le rythme cardiaque, la température ainsi que des variables d'interaction pour inférer l'état de stress. Leur étude expérimentale démontre que l'état de stress peut se manifester différemment d'une personne à une autre. Par exemple pour certains



sujets, les réactions galvaniques (c.-à-d. taux de sudation de la peau) sont significativement corrélées à leur niveau de stress ; alors que pour d'autres sujets, ces signaux ne sont pas du tout reliés à leur état de stress. Nous discuterons de ce dernier aspect important dans la section suivante.

Dans le cadre de cette thèse, nous proposerons d'améliorer ces approches multimodales par l'intégration d'autres senseurs physiologiques, dont notamment les capteurs cérébraux afin de suivre les changements neuronaux associés à l'état mental de l'apprenant.

### 3.5.2.2 Différences individuelles dans l'expression des émotions

Les différences individuelles constituent un challenge dans la reconnaissance des émotions. En effet, les expressions physiques des émotions (externes ou physiologiques) peuvent être spécifiques à chaque individu ; différents individus peuvent exprimer la même émotion différemment (Picard, 1997). Certaines personnes peuvent être nettement plus réactives que d'autres : des paramètres tels que la température, le rythme cardiaque ou les réactions galvaniques peuvent avoir des degrés de sensibilité différents d'un individu à un autre (Liao et al., 2006; Picard, 1997; Ward et al., 2003).

Différentes variables telles que le sexe ou l'âge peuvent avoir un effet sur l'expression des émotions (Nye et al., 1996). Par exemple, les femmes auraient tendance à être plus expressives que les hommes (Buck, 1984; Hall, 1979; Kring et al., 1998). Les jeunes enfants seraient plus expressifs que les adolescents ou les adultes, qui ont tendance à dissimuler leurs émotions en raison des pressions sociales ou culturelles (Ekman et al., 1969).

La personnalité (ou le tempérament) a aussi un impact sur les émotions. Elle peut déterminer des *dispositions* (ou des vulnérabilités) à ressentir certaines émotions (Collier et al., 1985; Gross et al., 2000; Scherer, 2005), en plus d'influencer la manière dont les émotions se manifestent (Matthews, 2006; Mroczek et al., 2004). Par exemple, une personne de nature calme aura tendance à moins stresser, face à une situation stressante, par rapport à une personne de nature anxieuse, qui aura tendance à stresser plus facilement. Les personnes introverties ont tendance à ressentir plus intensément les émotions que les personnes extraverties (Kahneman, 1973). Par contre, les personnes introverties exprimeront peu leurs

émotions, alors que les personnes extraverties ont tendance à être plus expressives (Picard, 1997).

Nous tenterons d'étudier plus amplement ces différences individuelles dans le cadre de cette thèse, afin d'analyser leurs impacts sur les réactions émotionnelles des apprenants.

### 3.6 Stratégies émotionnelles des STI

Le deuxième volet de nos recherches porte sur les *stratégies émotionnelles* utilisées dans les STI. Ces stratégies ont pour objectif d'agir positivement sur l'état émotionnel de l'apprenant en réduisant l'intensité de certaines émotions ou en générant d'autres émotions, afin d'optimiser les performances cognitives de l'apprenant, et améliorer son expérience d'interaction avec le STI. On distingue principalement deux types de stratégies à savoir : les stratégies *orientées problèmes* et les stratégies *orientées émotions* (Chaffar et al., 2009; Chaffar et al., 2010; Robison et al., 2009).

Les stratégies *orientées problèmes*, dites aussi : stratégies *orientées tâches*, ont pour but de répondre aux émotions négatives de l'apprenant en agissant sur la situation (ou sur le problème) qui serait à l'origine de ces émotions (Robison et al., 2009). Ces stratégies se basent sur différentes interventions que le tuteur peut entreprendre, selon l'état émotionnel détecté, pour modifier le contenu tutoriel. Ceci peut être sous forme de définitions ou d'exemples complémentaires pour aider l'apprenant à surmonter certaines difficultés si un état de confusion est détecté, en ajustant la difficulté d'un exercice en cas de frustration, ou en changeant la nature de l'activité si un état d'ennui est détecté afin de susciter l'intérêt de l'apprenant.

Par exemple dans (D'Mello et al., 2007; D'Mello et al., 2006), si le STI détecte que l'apprenant s'ennuie, il lui propose des tâches plus stimulantes comme un jeu ou un défi particulier. Si un état de frustration est détecté, le système fournit des explications associées aux concepts présentés, ou corrige certaines connaissances que l'apprenant aurait pu avoir mal assimilées. Dans (Arroyo et al., 2007; Arroyo et al., 2009b), le système réagit différemment si un état de frustration est détecté : il propose de fournir une indication ou d'autres problèmes

similaires pour aider l'apprenant. En cas d'ennui, le tuteur peut selon la situation, proposer un problème plus facile pour motiver l'apprenant à le résoudre, ou augmenter le niveau de difficulté si le problème est très facile.

Contrairement aux stratégies orientées problèmes, les stratégies *orientées émotions* ont pour objectif d'agir directement sur l'état émotionnel de l'apprenant, sans remédier ou changer la situation qui serait à l'origine de cette émotion. Ceci peut être sous forme de messages pour rassurer, encourager ou motiver l'apprenant (Chaffar et al., 2010).

Certains travaux utilisent des techniques issues des théories psychologiques pour tenter d'induire des émotions positives chez l'apprenant (Chaffar et al., 2004; Mayer et al., 1995; Picard et al., 2001). Ces techniques incluent notamment l'imagination guidée (Ahsen, 1989) qui consiste à proposer à l'apprenant de s'imaginer dans une situation particulière dans le but d'influencer ses émotions (p. ex. « tu es avec un ami dans un restaurant et la conversation devient très drôle et tu ne peux t'arrêter de rire »), les énoncés autoréférentiels (Velten, 1968) que l'apprenant va lire (p. ex. « Je me sens très bien aujourd'hui »), ou encore la musique, les images ou les vidéos comportant des connotations émotionnelles particulières pour induire certaines émotions (Gross et al., 1995; Nasoz et al., 2003).

D'autres approches ont recours à des technologies plus sophistiquées intégrant des agents émotionnels, permettant d'instaurer des interactions 'affectives' en temps réel entre les apprenants et des personnages réalistes, simulés par le système. Ces personnages vont réagir à l'état émotionnel de l'apprenant en exprimant diverses émotions à travers du contenu textuel, vocal ou corporel (Arroyo et al., 2007; Arroyo et al., 2009b; Beale et al., 2009; Burleson, 2006; Lester et al., 2000; Maldonado et al., 2005; McQuiggan et al., 2006; Prendinger et al., 2005). La figure 3.7 illustre quelques exemples d'agents existants dans la littérature.

L'objectif de ces agents est d'apporter un aspect social dans l'interaction en adoptant des comportements réalistes (Lester et al., 1999b). Ces agents peuvent avoir une apparence humaine et prendre le rôle de partenaires d'étude travaillant avec les apprenants, échangeant des discussions sur les problèmes qu'ils sont en train de résoudre, et fournissant des conseils et

des encouragements pour les aider à faire face à des émotions négatives (comme la frustration, l'ennui ou la fatigue) (Arroyo et al., 2009b; Woolf et al., 2009).



Figure 3.7 – Exemples d’agents émotionnels utilisés dans les STI. De gauche à droite : l’agent COSMO développé par Lester et al. (2000) qui exprime de la joie et de l’excitation quand l’apprenant répond correctement, l’agent Jane développé par Arroyo et al. (2009b) qui travaille avec l’apprenant en tant que partenaire d’étude tout en l’encourageant si une émotion négative est détectée, et l’agent animé développé par Burleson (2006) qui mime les expressions faciales et les mouvements de l’apprenant.

Ces agents peuvent aussi adopter des réponses empathiques, reflétant l’état émotionnel courant de l’apprenant (Arroyo et al., 2007; McQuiggan et al., 2006; Prendinger et al., 2005). Par exemple, Prendinger et al. (2005) utilisent un agent virtuel empathique, qui a pour objectif de préparer l’apprenant à la recherche d’un emploi en lui faisant passer un entretien d’embauche. Cet agent est capable de reconnaître les émotions de l’apprenant (calme, joie ou frustration) en mesurant son activité physiologique (rythme cardiaque et réactions galvaniques de la peau). Selon l’émotion détectée, l’agent va formuler une réponse empathique particulière. Par exemple, si l’apprenant manifeste de la frustration, l’agent aura l’air inquiet pour l’apprenant, et lui exprimera de la sollicitude à travers un énoncé particulier.

Certains agents peuvent même aller jusqu’à simuler le comportement de l’apprenant en adoptant les mêmes expressions et les mêmes gestes que l’apprenant (Arroyo et al., 2009b; Burleson, 2006; Prendinger et al., 2005). Par exemple, Burleson (2006) utilise un agent virtuel animé, qui mime les expressions faciales et les mouvements de l’apprenant pendant que celui-ci est en train de résoudre un problème de tours de Hanoi. Il peut par exemple sourire s’il voit l’apprenant sourire, ou avoir l’air triste dans le cas contraire.

### 3.6.1 Limites des stratégies émotionnelles existantes

Les stratégies émotionnelles introduites précédemment présentent certaines limites. En effet, ces stratégies sont généralement appliquées à posteriori (c.-à-d. une fois que l'apprenant fait une erreur, ou réagit négativement à une situation), et se basent pour la plupart, sur des interventions *explicites* (ou directes) pour tenter de réguler l'état émotionnel de l'apprenant, telles que les messages d'encouragement, de félicitation, ou d'empathie. Ces interventions peuvent être dans certains cas excessives, ou voir même, inappropriées, surtout si l'apprenant est en train d'essayer de se concentrer sur les activités d'apprentissage. Des interventions inopportunes ou non pertinentes peuvent considérablement le déconcentrer ou le gêner, et causeraient même plus de réactions négatives (telles que la frustration) (Bailey et al., 2008; Monk et al., 2002). Par exemple, l'utilisation des agents émotionnels qui vont mimer les expressions faciales ou les gestes de l'apprenant pourrait être mal perçue, surtout si ces agents sont en train de mimer une réaction négative de l'apprenant ; ceci ne pourrait que le rendre encore plus furieux (Woolf et al., 2009). Il est clair que dans ce cas, ces interventions auront un impact négatif sur l'apprentissage.

De plus, certains apprenants — préférant travailler seuls ou de nature introvertie — peuvent être complètement contre ce genre de stratégies faisant intervenir des agents pédagogiques, aussi amusants ou amicaux soient-ils, collaborant avec eux dans leur travail, et les interrompant pour leur communiquer des conseils ou des messages d'encouragement, tout en leur exprimant diverses émotions d'empathie (Arroyo et al., 2009b; Burleson, 2006; McQuiggan et al., 2006; Prendinger et al., 2005).

Par ailleurs, plusieurs études empiriques démontrent que ces agents émotionnels n'ont aucun effet (statistiquement) significatif ni sur l'état émotionnel de l'apprenant (Beale et al., 2009; Burleson et al., 2007; Cassell et al., 1999; Woolf et al., 2009), ni sur ses performances d'apprentissage (Kim, 2005; Lester et al., 1999a; Prendinger et al., 2003).

En outre, tel que décrit dans la section précédente, certaines stratégies émotionnelles ont recours à des techniques issues des théories psychologiques (Ahsen, 1989; Gross et al., 1995; Velten, 1968) pour induire des émotions positives chez l'apprenant. Un exemple de ces

stratégies a été développé par Chaffar et Frasson (2004), qui utilisent l'imagination guidée, combinée avec de la musique et des images pour induire un état de joie chez l'apprenant. Cette stratégie consiste à montrer une interface telle que celle illustrée dans la figure 3.8, en disant à l'apprenant : « imagine que c'est ton anniversaire et que tes amis t'ont organisé une fête-surprise ». Nous pensons que ce genre d'interventions explicites peut difficilement être intégré lors d'une session d'apprentissage et qu'il risque d'être assez intrusif dans la dynamique de l'interaction.

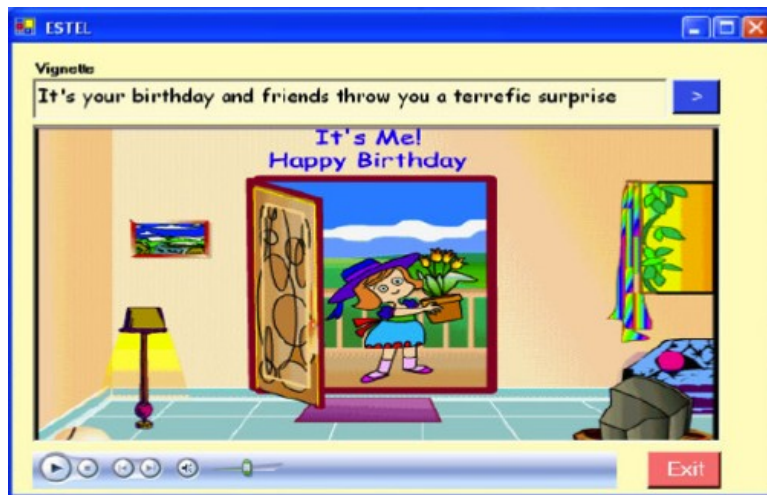


Figure 3.8 – Exemple d'interface pour induire un état de joie (Chaffar et al., 2004).

Finalement, comme le soulignent certaines études (Brand et al., 2007), l'induction des émotions ne peut être réussie, que si elle est faite de manière inconsciente (implicite), c.-à-d. sans que l'apprenant se rende compte que le système est en train d'essayer d'influencer son état émotionnel. Ceci pourrait d'ailleurs expliquer le fait que les stratégies de régulation des émotions orientées problèmes (comme le fait de donner une indication ou un exemple) sont généralement plus efficaces que les stratégies de régulation orientées émotions (comme les messages d'empathie ou d'encouragement) (Chaffar et al., 2010). Ceci nous amène donc à penser à mettre en œuvre des stratégies émotionnelles *implicites*, non intrusives (c.-à-d. sans interrompre la session d'apprentissage) et qui se basent sur des interventions plus subtiles pour agir indirectement ou *inconsciemment* sur les émotions de l'apprenant.

### **3.7 Synthèse**

La revue de la littérature nous a permis de mettre en évidence principalement les trois problématiques suivantes :

1. Les méthodes de reconnaissance des émotions utilisées actuellement par les STI peuvent être insuffisantes, car elles se basent pour la plupart sur des mesures subjectives pouvant être biaisées par les interprétations propres de l'apprenant, ou sur des senseurs qui évaluent essentiellement l'apparence externe de l'apprenant (expressions faciales, voix, gestuelle, etc.). Ces senseurs peuvent aussi être inefficaces puisqu'ils ne relatent pas toujours le réel état émotionnel de l'apprenant, risquant ainsi de biaiser l'évaluation et le suivi de son état, et par conséquent, l'intervention du tuteur. La reconnaissance des émotions doit par ailleurs, tenir compte des différences individuelles qui peuvent exister entre les apprenants, puisque les émotions peuvent se manifester différemment d'un individu à un autre.
2. La reconnaissance des émotions pourrait en soi, être insuffisante pour évaluer de manière explicite l'expérience de l'apprenant. En effet, l'objectif est non seulement de détecter l'état émotionnel de l'apprenant, mais aussi d'évaluer de quelle manière ces émotions ont un impact sur son expérience d'interaction avec le STI. De plus, la plupart des modèles proposés dans la littérature se restreignent à la reconnaissance d'une seule émotion à la fois, ne fournissant ainsi qu'une vue limitée de son état actuel. En effet, à un même instant, l'apprenant peut exprimer non pas une unique émotion, mais plutôt une combinaison de plusieurs émotions non mutuellement exclusives. Un STI doit donc être capable de reconnaître une combinaison d'émotions afin d'avoir une vue plus holistique de l'expérience de l'apprenant.
3. Les stratégies émotionnelles utilisées actuellement par les STI pour réguler les émotions de l'apprenant se basent pour la plupart, sur des interventions explicites pouvant parfois être excessives, inappropriées ou intrusives dans la dynamique de la session d'apprentissage. De plus, ces stratégies ciblent essentiellement des aspects

directs et superficiels de l'interaction avec l'apprenant, sans tenir compte des aspects inconscients qui sont inhérents aux émotions.

Ainsi, nous proposerons dans le cadre de cette thèse, trois contributions majeures pour tenter de pallier ces limites. Ces contributions seront présentées dans les chapitres suivants, sous la forme de quatre articles de recherche. Dans le premier article (chapitre 4), nous proposerons d'étendre les méthodes de reconnaissance des émotions existantes par une approche multimodale à base de senseurs physiologiques. Cette approche intègre notamment des capteurs électroencéphalographiques permettant de mesurer l'activité cérébrale de l'apprenant, des capteurs de conductivité électrodermale permettant d'enregistrer les réactions galvaniques de la peau, et des capteurs de volume d'impulsion sanguin pour mesurer le rythme cardiaque. Nous proposerons aussi d'analyser l'impact des variables individuelles dans la manifestation des émotions, afin d'en tenir en compte dans la détection des émotions.

Dans le deuxième article (chapitre 5), nous proposerons une plateforme unifiée pour reconnaître une combinaison de plusieurs émotions non mutuellement exclusives, et modéliser la relation entre les émotions et la tendance de l'expérience de l'interaction de l'apprenant avec le STI. Notre but sera d'étendre les modèles émotionnels existants pour identifier de manière explicite, l'impact de ces émotions sur l'expérience d'apprentissage en mettant en évidence une tendance d'interaction optimale (ou favorable) pour l'apprentissage, à savoir l'état d'immersion, et deux tendances d'interaction non optimales (ou défavorables) pour l'apprentissage à savoir : l'état de blocage et l'état de décrochage. Notre plateforme utilise une approche probabiliste, hiérarchique et dynamique pour modéliser cette relation, et pour prédire la probabilité d'occurrence de chaque tendance ainsi que les émotions qui leurs sont associées.

Dans le troisième article (chapitre 6), nous introduirons le concept de stratégies émotionnelles implicites pour les STI : une nouvelle approche pour réguler de façon indirecte les émotions de l'apprenant en ciblant des aspects plus subtils, inconscients, lors de l'interaction avec l'apprenant. Nous nous baserons principalement sur des travaux menés en neurosciences qui démontrent la possibilité de conditionner l'état émotionnel de l'apprenant, et d'améliorer ses capacités cognitives par une technique de perception subliminale. Nous



présenterons les applications possibles de cette technique pour démontrer la faisabilité de notre approche dans le contexte d'apprentissage.

Finally, in the fourth article (chapter 7), we will develop an implicit emotional strategy using subliminal perception, to act in an unconscious way on the emotions of the learner. We will describe the experimental study that we have carried out to implant this strategy in a learning environment, in order to evaluate its impact on the emotional state of the learner and on his learning performance.



## **Chapitre 4**

# **Une approche multimodale à base de senseurs physiologiques pour la reconnaissance de l'état émotionnel de l'apprenant**

Dans ce chapitre, nous proposons une nouvelle approche pour identifier l'état émotionnel de l'apprenant lors de son interaction avec un STI. Notre objectif étant d'étendre les méthodes de reconnaissance des émotions existantes, par une approche multimodale à base de divers senseurs physiologiques. En effet, contrairement aux senseurs physiques communément utilisés dans les STI, qui évaluent essentiellement des caractéristiques externes (observables) de l'apprenant (telles que les expressions faciales, la voix, les gestes, la posture, etc.), les senseurs physiologiques permettent de mesurer des réactions plus spontanées, difficilement contrôlables, et indépendantes de l'apparence externe de l'apprenant : ces réactions reflètent la dynamique interne du corps humain qui varie en fonction de l'état émotionnel l'individu (Allanson et al., 2004; Cacioppo et al., 2000; Fairclough, 2009).

Plus précisément, notre approche combine des variables individuelles (telles que l'âge, le sexe, ou la personnalité) avec trois types de mesures physiologiques, à savoir : les réactions galvaniques de la peau, le rythme cardiaque et l'activité cérébrale. Les réactions galvaniques de la peau « Galvanic Skin Response » (GSR) sont connues pour être linéairement corrélées avec le niveau d'activation (ou l'intensité) émotionnelle (Lang, 1995; Lang et al., 1993). Le rythme cardiaque « Heart Rate » (HR) est largement utilisé pour comprendre le fonctionnement du système nerveux autonome (SNA) ; il est connu pour être corrélé avec la valence émotionnelle (Altimiras, 1999; Lang, 1995; Levenson, 1992). L'activité cérébrale est considérée comme étant la principale source des émotions (Brave et al., 2002; Dalglish et al., 2009). L'enregistrement de l'activité cérébrale, à travers l'électroencéphalogramme « ElectroEncephaloGram » (EEG), permet de refléter de subtils changements neuronaux associés au niveau d'attention, de vigilance ou encore de charge de travail mental, et qui peuvent être mesurés avec une très haute précision et résolution temporelle (Berka et al., 2007; Berka et al., 2005; Pope et al., 1995; Prinzel et al., 2000; Serman et al., 1995).

Nous nous intéressons tout particulièrement à la reconnaissance d'un état émotionnel très fréquemment observé lors des sessions d'apprentissage, à savoir l'état d'incertitude (ou la confusion) (Craig et al., 2004; Graesser et al., 2003; Kort et al., 2001a; Pon-Barry et al., 2006; VanLehn et al., 2003). L'incertitude est décrite comme un état de doute ou d'hésitation qui signale que l'apprenant est confronté à certaines difficultés ou lacunes dues à un manque de connaissances ou de compréhension. Elle peut également signaler un manque de confiance en soi dans l'exécution d'une certaine tâche (Graesser et al., 2003; VanLehn et al., 2003).

Notre apport à travers l'approche que nous proposons est double : dans un premier lieu, nous analysons les indicateurs physiologiques clés, qui sont associés à l'état d'incertitude, ainsi que les caractéristiques individuelles qui contribuent à la manifestation de cet état. Puis, nous développons des modèles prédictifs permettant d'identifier automatiquement l'état d'incertitude à partir des différentes modalités analysées, via l'entraînement d'algorithmes d'apprentissage machine.

Une étude expérimentale a été réalisée pour implanter et évaluer notre approche. Durant cette expérimentation, un protocole d'acquisition a été établi afin d'enregistrer les signaux

physiologiques de 38 apprenants pendant leur interaction avec un système tutoriel de résolution de problème de logique. Le système a été spécifiquement conçu de manière à susciter différents degrés d'incertitude chez l'apprenant.

L'analyse statistique des données collectées a montré que l'état d'incertitude est significativement relié aux réactions physiologiques des apprenants (signaux EEG et HR, et proportions des activations émotionnelles positives calculées à partir des signaux GSR et HR), ainsi qu'à leurs temps de réponse dans la résolution des exercices de logique. En outre, cette analyse a démontré que les différences individuelles (sexe, traits de personnalité, et niveau de compétence) constituent certaines dispositions dans la manifestation de l'état d'incertitude. Cette analyse corrélative nous a permis de mettre en évidence les variables d'entrée (« inputs ») que nous avons utilisées pour la phase d'entraînement des modèles de prédiction de l'état d'incertitude. Trois algorithmes d'apprentissage machine ont été testés à savoir : les machines à vecteurs de support « Support Vector Machines » (SVM), les classifieurs Bayésiens naïfs « Naive Bayes » (NB) et les arbres de décision « Decision Trees » (DT). Les meilleurs taux de prédiction ont été obtenus avec les SVM (jusqu'à 83 % de taux de précision). Par ailleurs, une comparaison d'algorithmes (avec capteurs et sans capteurs) a été effectuée afin de souligner l'apport des mesures physiologiques dans la reconnaissance de l'état d'incertitude. En effet, nous avons trouvé qu'une approche de modélisation à base de capteurs donne de meilleurs taux de prédictions qu'une approche de modélisation sans capteurs.

La suite de ce chapitre est constituée de l'article de recherche intitulé : « *Student's Uncertainty Modeling through a Multimodal Sensor-Based Approach* » publié dans le journal *Educational Technology & Society*. Ma contribution dans cet article a été — à partir de la suggestion de mon directeur de recherche Claude Frasson— de proposer une nouvelle approche multimodale pour la reconnaissance des émotions, via l'intégration de mesures physiologiques et des caractéristiques individuelles, et d'évaluer cette approche par une étude expérimentale faisant intervenir des participants interagissant avec un environnement d'apprentissage. L'article a été révisé et corrigé par mon directeur, qui m'a supervisée et soutenue tout au long de la conception et de la réalisation de l'approche proposée.



# Student's Uncertainty Modeling through a Multimodal Sensor-Based Approach

Imène Jraidi, Claude Frasson

Published in : *Educational Technology & Society*, 16(1), 219-230 (2013).

[www.ifets.info/download\\_pdf.php?j\\_id=58&a\\_id=1329](http://www.ifets.info/download_pdf.php?j_id=58&a_id=1329)

## Abstract

Detecting the student internal state during learning is a key construct in educational environment and particularly in Intelligent Tutoring Systems (ITS). Students' uncertainty is of primary interest as it is deeply rooted in the process of knowledge construction. In this paper we propose a new sensor-based multimodal approach to model users' uncertainty from their affective reactions and cognitive and personal characteristics. An experimental protocol was conducted to record participants' brain activity and physiological signals while they interacted with a computer-based problem solving system and self-reported their perceived level of uncertainty during the tasks. We study key indicators from affective reactions, trait-questionnaire responses, and individual differences that are related to uncertainty states. Then we develop models to automatically predict levels of uncertainty using machine learning techniques. Evidence indicated that students' uncertainty is associated to their mental and

emotional reactions. Personal characteristics such as gender, skill level, and personality traits also showed a priori tendencies to be more or less in particular uncertainty states. The SVM algorithm demonstrated the best accuracy results for classifying students' uncertainty levels. Our findings have implications for ITS seeking to continuously monitor the user's internal states so they can ultimately provide efficient interventions to enhance learning.

**Keywords :** Student Uncertainty, EEG, Physiological Sensors, Affect, Intelligent Tutoring System.

## 4.1 Introduction

Research in distance education, and more precisely in Intelligent Tutoring Systems (ITS), tended to privilege cognitive aspects of teaching in which the learning process was considered as a set of information processing steps devoid of affective aspects, until studies in cognitive science, artificial intelligence, and neuroscience show that the brain mechanisms associated with emotions are not only related to cognitive mechanisms (Cytowic, 1989), but also solicited in perception, problem solving, decision making, and other cognitive processes (Cytowic, 1989; Damasio, 1994; Picard, 1997). Since then, various research areas including education, psychology, computational linguistics, and artificial intelligence devote a growing interest in the close links between affect and learning (Breazeal, 2003; Chalfoun et al., 2008; Conati, 2002; Lester et al., 1999b; Litman et al., 2004b; Picard, 1997) as emotions have an impact on attention, motivation, memorization, and information processing (Goleman, 1996; Pekrun, 1992).

Affective user modeling has become a key construct in human-computer interaction and particularly in ITS (Conati et al., 2005; Picard, 1997). Even if there is no validated universal theory on emotions neither any consensus or agreement about which emotional states are related or pertinent to learning (Picard et al., 2004; Woolf et al., 2009), some studies rely on theoretical models explicitly linking emotions to learning (D'Mello et al., 2008; Kort et al., 2001a) while other research focus on particular states such as frustration (Burlison, 2006;



McQuiggan et al., 2007), stress (Heraz et al., 2009; Prendinger et al., 2005) or attention (Rebolledo-Mendez et al., 2009).

Students' uncertainty is of primary interest as it is considered among the most recurrently observed states during computer tutoring and due to its theorized relationship to learning (Craig et al., 2004; Graesser et al., 2003; Kort et al., 2001a; Pon-Barry et al., 2006; VanLehn et al., 2003). Indeed, the state of uncertainty is deeply rooted in the process of knowledge construction ; it is related to a state of confusion or hesitation that one inevitably goes through when a misconception or a lack of knowledge or understanding arises. It can also signal a lack of confidence with regards to ones self-efficacy in performing specific tasks. Depending on the case and the frequency of this state, a tutor can decide either to intervene by providing appropriate aid or hints to help the student to clear up his misconception, encouraging him to be more confident in the learned concepts, or to let him get over this state by himself.

Hence, a tutoring system has to efficiently identify the student's state in order to formulate the appropriate response and adapt his pedagogical strategies accordingly. Nevertheless, actual ITS still cannot compete with human tutors who can readily detect from a glance that a student appears uncertain. In most work so far, uncertainty modeling relied on acoustic-prosodic, lexical, or discourse features extracted from utterance/dialogue-based system interactions (D'Mello et al., 2008; Liscombe et al., 2005; Pon-Barry et al., 2006). However, uncertainty has barely been linked to learners' emotional and mental manifestations. We consider that this state inevitably involves these dimensions, and that current discourse/utterance features can be insufficient or even imprecise, as they cannot always reflect users' uncertainty. We also believe that uncertainty encompasses as well, cognitive factors and is specific to each individual and context.

In this paper we propose a new multimodal sensor-based approach to model learner uncertainty by integrating these factors. We use various data sources from learners' electrophysiological activity assessing their mental and emotional reactions as well as cognitive and personal characteristics. The hypotheses we establish is that (1) these features are related to the state of uncertainty and (2) can effectively predict a learner's uncertainty

level. An experimental study was conducted to test these hypotheses. In this experiment, an acquisition protocol was established to record student affective reactions, trait-questionnaire responses and individual differences while they interacted with a logical problem solving system and expressed various levels of uncertainty.

Our approach is two-fold : first we analyze key trends that are associated to uncertainty, then we develop predictive models to automatically assess uncertainty states, which involves training machine learning algorithms using reported levels of uncertainty to supervise the classification process. Evidence indicated significant correlations between the electrophysiological sensor data and students' reported uncertainty. Personal characteristics such as gender, skill level, and personality traits also showed a priori tendencies to be in particular uncertainty states. The SVM algorithm demonstrated the best accuracy results for classifying students' uncertainty levels.

This paper is structured as follows. In the first section we present related work on automatic detection of students' uncertainty and sensor-based affective modeling in the tutoring community. In the second section we describe our experimental setup and methodology. In the third section we present and discuss the obtained results. We conclude in the fourth section and present future work.

## **4.2 Related work**

Promising results have been reported on correlating uncertainty to learning (Craig et al., 2004; Graesser et al., 2003; Kort et al., 2001a; Pon-Barry et al., 2006; VanLehn et al., 2003). VanLehn, et al. (2003) view uncertainty as a “learning impasse” that occurs when students realize that they lack knowledge, getting thus more involved to understand the material they are learning and about which they are uncertain. This creates an opportunity for the student to engage in constructive learning. Graesser and Olde (2003) describe uncertainty as a “cognitive disequilibrium” in which learners confront difficulties that fail to match their expectations, which causes deliberation and inquiry aimed at restoring cognitive equilibrium. Other studies show that adapting and responding to student uncertainty can greatly improve learning (Forbes-Riley et al., 2010; Pon-Barry et al., 2006).

Besides significant studies have been conducted on automatically recognizing uncertainty in tutoring systems (Carberry et al., 2002; D'Mello et al., 2008; Liscombe et al., 2005; Pon-Barry et al., 2006). Pon-Barry, et al. (2006) for example, used linguistic cues (such as hedges, response latencies, or filled-pause signals) extracted from human tutoring corpus through a frequency analysis to detect users' uncertainty in a tutoring system. Liscombe, et al. (2005) used acoustic-prosodic features to classify student uncertainty in a corpus collected from a speech-enabled intelligent tutoring system. Carberry and Schroeder (2002) proposed an algorithm to recognize doubt by examining linguistic and contextual features of dialogue in conjunction with world knowledge including stereotypical beliefs ascribed to the dialogue. We believe, however that uncertainty is a rather complex state, which inevitably involves an affective dimension manifested by particular mental and emotional activations and is specific to each individual and context, and that current discourse/utterance features can be insufficient or even imprecise, as they cannot always reflect users' uncertainty. The main contribution of this study is to propose an alternative approach for uncertainty recognition, based on new information sources such as users' affective reactions and personal characteristics.

On the other side, the integration of physiological data combined with artificial intelligence techniques in ITS proved their effectiveness in assessing user state, trying to bridge the gap between actual tutoring systems and face to face education, and improve technology adaptability by accurately detecting student affect, adapting tutorial interventions, and providing appropriate strategies to assist him to foster optimal conditions for learning (D'Mello et al., 2005; McDaniel et al., 2007; McQuiggan et al., 2008; Picard, 1997; Prendinger et al., 2005; Woolf et al., 2009). Most of these studies use non-intrusive sensors to analyze a variety of physical cues including observable changes like face expressions, body postures, vocal tones, and physiological signal changes such as heart rate, skin conductivity, temperature, or respiration.

Moreover, with the advent of consumer-oriented electroencephalograms (EEG), it is now possible to measure a learner's mental state with a high time resolution and precision and develop systems that directly modulate their tasks to neural indexes of cognition. The growing progress in developing portable, convenient, and low cost EEG headsets and devices allows

using EEG technology within operational educational environments (Cleeremans et al., 1998; Stevens et al., 2006; Stevens et al., 2007). Neural research established various EEG-based mental gauges of alertness, engagement, or executive load using features extracted from power spectral density (PSD) bands or event related potential (ERP) components (Berka et al., 2007; Pope et al., 1995; Prinzel et al., 2000; Sterman et al., 1993). More precisely, EEG studies on mental concentration and attention defined an EEG indicator of attention to internal processing during performance of mental tasks (Harmony et al., 1996). They have found that an increase of the brain activity within the delta and low theta frequency band is related to an increase of mental concentration.

In this paper, we propose a new multimodal sensor-based approach to model students' uncertainty by integrating affective indicators using neurological and physiological sensors to track users' emotional activations and mental concentration as well as cognitive and personal criteria within a problem solving context. We seek to identify key trends/indicators that are related to uncertainty states and develop a predictive model to assess students' uncertainty levels.

### **4.3 Methodology and experimental design**

The experimental setup consists of a problem solving system, a 6-channel EEG headset, physiological sensors, and two video feeds. Data were synchronized using necessary time markers in order to integrate the recorded signals with the rest of the instrumental setup under specific (un)certainty states. The problem solving system consists of a series of logical tasks that do not require particular prerequisites but involve a high level of attention. These tasks imply inferential skills on information series and are typically used in brain training exercises or tests of reasoning. The system is composed of 3 modules. Each module is concerned with specific forms of data : the first module deals with geometrical shapes, the second module with numbers, and the third module with letters. Each module starts with a tutorial explaining the task and giving examples to get users accustomed with the types of problems. Then, 5 multiple-choice questions related to each tutorial are given. Learners were asked to respond as quickly and efficiently as possible. They were informed that a correct answer is rewarded

4 points, -1 point is given for a bad answer, whereas 0 point is given for a no-answer. A fixed time limit of 80 seconds for each question was imposed. Failing to give an answer within the allowed time was considered as a no-answer.<sup>1</sup> We detail our methodology and protocol in the following subsections

### **4.3.1 Considerations for uncertainty elicitation**

One of the most important points in this study was to obtain accurate data related to specific uncertainty states. Thus the problem tasks were selected in a way that potentially causes uncertainty. To choose the right answer, learners needed to deduce a logical rule. Without this rule, the learner was not able to be sure of his answer. Moreover, problems had different difficulty levels and some of them involved a second rule to decide between two answers that both match the first rule. For instance in the geometrical module, three shapes were successively presented in the interface. The first shape represented a black triangle, the second a white rectangle and the third a black pentagon. The learner was then asked to deduce the fourth element by choosing one answer among five possibilities. In this example, the rule that one should deduce is to add a side in each shape and the correct answer would be a hexagon. Two hexagons (black and white) were included among the propositions and only one matches to the second rule that one should also deduce (i.e., alternating between the two colors) and the correct answer would be the white hexagon. Other questions were designed to systematically mislead the learners. For instance in the number-based module, two perpendicular data series were presented. In the vertical series all the numbers were multiples of seven and in the horizontal series all the numbers were multiples of five. In this task, one should deduce the missing intersection element, which should be a multiple of both five and seven. But no such element was given among the possible answers.

After each question, the system interacted with the learners and prompted them to report how they answered to the question by choosing between the following : “I was certain about my response” or “I was uncertain about my response”. Furthermore to assess uncertainty

---

<sup>1</sup> For each question, learners could either choose to respond or pass, which was also considered as a no-answer.

granularity levels, learners were prompted to choose between the following : “I was certain at 50 % or more” or “I was certain at less than 50 %”, whenever an uncertain response was reported. Hence three possibilities can be registered for each question : certain (Cert), uncertain (Uncert) and no-answer (No\_Resp) with two possible granularity levels for Uncert, namely certain at 50 % or more (Low\_Uncert) or certain at less than 50 % (High\_Uncert).

### 4.3.2 Electrophysiological recordings

Three types of sensors were used during the experiment namely electroencephalogram (EEG), skin conductance (SC), and blood volume pulse (BVP) sensors. Data were digitized using the ProComp Infinity multi-channel data acquisition system (Thought\_Technology\_Ltd., 2007).

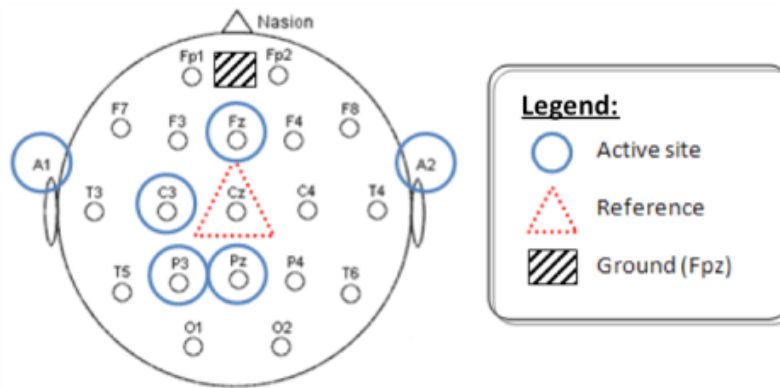


Figure 4.1 – EEG channel electrode placement

EEG is a measurement of the electrical brain activity produced by the synaptic excitations of neurons. During the session, learners wore a stretch electro-cap and EEG was recorded from sites P3, C3, Pz, and Fz as defined by the international 10-20 electrode placement system (Jasper, 1958). Each site was referenced to Cz and grounded at Fpz. Two more active sites were used namely A1 and A2 typically known respectively as the left and right earlobe. This setup is known as the “referential linked ear montage” and is depicted in figure 4.1. In this montage, roughly speaking, the EEG signal is equally amplified throughout both hemispheres. Moreover, the “linked-ear” setup yields a more precise and cleaner EEG signal by calibrating each scalp signal to the average of the left and right earlobe sites. For example, the calibrated C3 signal is given by  $(C3 - (A1 + A2) / 2)$ . Each scalp site was filled

with a non-sticky proprietary gel from Electro-Cap and impedance was maintained below 5 Kilo Ohms. Any impedance problems were corrected by rotating a blunted needle gently inside the electrode until an adequate signal was obtained. The recorded sampling rate was at 256 Hz. Due to its weakness (on the order of micro volts), the EEG signal needs to be amplified and filtered. Besides, the electrical brain signal is usually contaminated by external noise such as environmental interferences caused by surrounding devices. Such artifacts alter clearly the quality of the signal. Thus a 60-Hz notch filter was applied during data acquisition to remove these artifacts. In addition, the acquired EEG signal easily suffers from noise caused by user body movements or frequent eye blinks. Thus a 48-Hz high pass and 1-Hz low pass de-noising filters were applied.

BVP and SC sensors were placed in the resting left hand fingers. Data were recorded at a sampling rate of 1024 Hz. SC measures changes in the resistance of the skin produced by the sweat gland activity. A tiny voltage is applied through two electrodes strapped to the first and middle fingers on the palm side. This establishes an electric circuit and allows us to quantify the skin's ability to conduct electricity. BVP sensor was placed on the tip of the ring finger. It emits an infrared light and measures the amount of light reflected by the surface of the skin. This amount varies with the amount of blood present in the skin and thus with each heartbeat.

### **4.3.3 Affective data gathering**

From the EEG raw signals, we computed mental concentration. As previously mentioned, this neural index is given by the brain activity within the delta and low theta (delta\_low\_theta) frequency band (Harmony et al., 1996). An EEG power spectrum was calculated for each electrode site using a Fast Fourier Transformation and the needed frequency band was extracted (1.56 - 5.46 Hz). We then computed a relative power value from the transformed signal by calculating the rate of the delta\_low\_theta sub-band range over the total EEG frequency band range (1.56 – 48 Hz). EEG relative power values were then summed from the electrode sites P3, C3, Pz, and Fz to compute the global ratio. A mean relative power band rate was measured for each task of the logical test.

SC signals were used to derive the galvanic skin response (GSR) widely known to linearly vary with the arousal ratings (Lang, 1995). It increases as a person becomes more stressed. From the BVP signal, the heart rate (HR) was calculated by measuring the inverse of the inter-beat intervals (distance between successive pulse peaks). HR is extensively applied to understand the autonomic nervous system function and has shown a close correlation to valence (Lang, 1995). Both mean HR and mean GSR values were recorded for each entry. Normalization was done by subtracting current values from the baseline, and dividing the difference by the standard deviation.

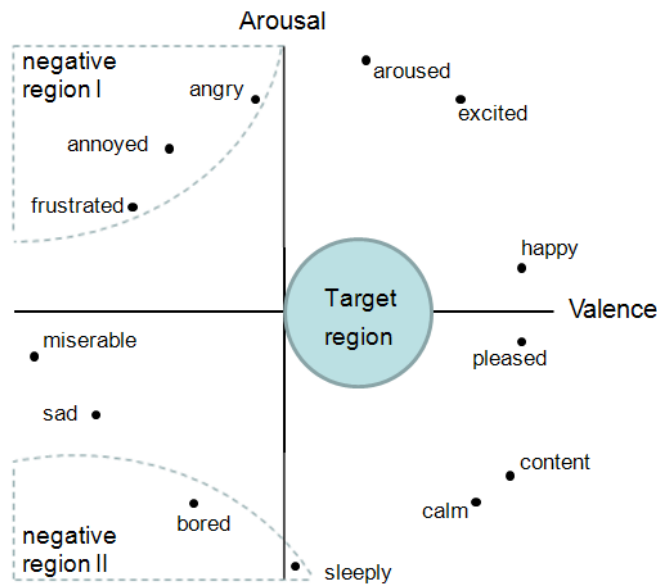


Figure 4.2 – Russell's Circumplex model of emotions with regions

HR and GSR were jointly used to measure specific emotional activations as emotions can be characterized in terms of judged valence (negative to positive) and arousal (low to high) (Lang, 1995; Saari et al., 2005). We used Russell's Circumplex model of emotions (Russell, 1980) that classifies emotions within the two-dimensional arousal/valence emotional space. Two strategic emotional regions were defined during learning as depicted in figure 4.2. The first region involves negative emotions like frustration, boredom, or anger (negative region I and II) and should be avoided. The second region is the target emotional region specified by a slight positive valence and neutral arousal. This region is assumed to provide a maximum of efficiency and productivity in learning (Kaiser, 2006). In our study, we focused



on the proportions of positive emotions within the target region for each question. We weighted then the number of HR and GSR recordings corresponding to this region by the total number of recordings.

#### **4.3.4 Participants and protocol**

Thirty-eight learners (14 women) with a mean age of  $27.31 \pm 6.87$  years ranging from 19 to 47 years were recruited for the experiment. Participation was compensated with 10 dollars. Upon arrival at the laboratory, participants were briefed about the experimental objectives and procedure and asked to sign a consent form. Learners were then outfitted with the sensors and a 5-minute baseline was recorded to establish a neutral state for the electrophysiological parameters. Problem solving tasks were then completed and response time was recorded for each question. Learners were then asked to fill in information about their age, gender, skill level in logical based problem solving (low, or medium to high), and scales on a personality test, namely the Big Five Inventory (BFI). This test scales personality traits according to five dimensions, namely Openness, Conscientiousness, Extraversion, Agreeableness, and Neuroticism (OCEAN) (John et al., 2008).

### **4.4 Results and discussion**

Our main hypotheses were that users' brain activity, emotional reactions, and cognitive and personal characteristics (1) are related to their uncertainty level, and (2) can be effectively used to predict their actual uncertainty state. Figure 4.3 shows the general architecture of our approach. After completing the recording process (described in the previous section), we first identify through correlational analyses, key indicators from the recorded data that could be associated to uncertainty (I). Then we develop predictive models to detect levels of uncertainty using machine learning algorithms (II).

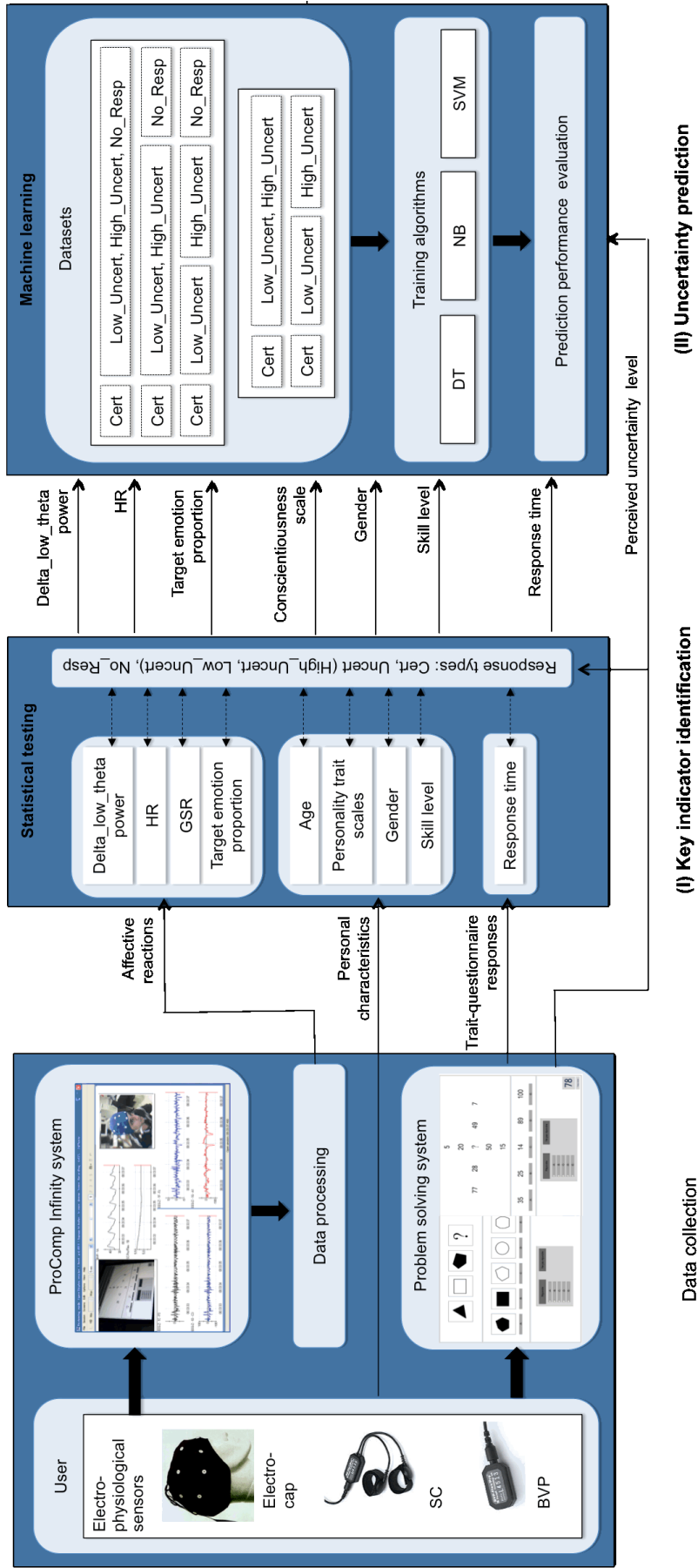


Figure 4.3 – General architecture of the sensor-based approach

A total of 570 entries (15 questions x 38 participants) were gathered from this experiment : 323 for Cert responses (56.67 %), 189 for Uncert (33,16 %) with 103 entries for High\_Uncert (54.50 %) and 86 Low\_Uncert (45.50 %), and 58 No\_Resp (10.17 %). We detail in the following subsections the results obtained from both analyses.

#### 4.4.1 Key trends in learners' uncertainty

We started by investigating the relationships between learners' uncertainty and their affective reactions according to the electrophysiological signals recorded across the four response types of the problem solving questionnaire. Statistical testing was performed using one-way analyses of variance (ANOVA). Figure 4.4 shows the results for the means of delta\_low\_theta relative power rates, HR, and proportions of emotions within the target region of Russel's Circumplex model of emotions.

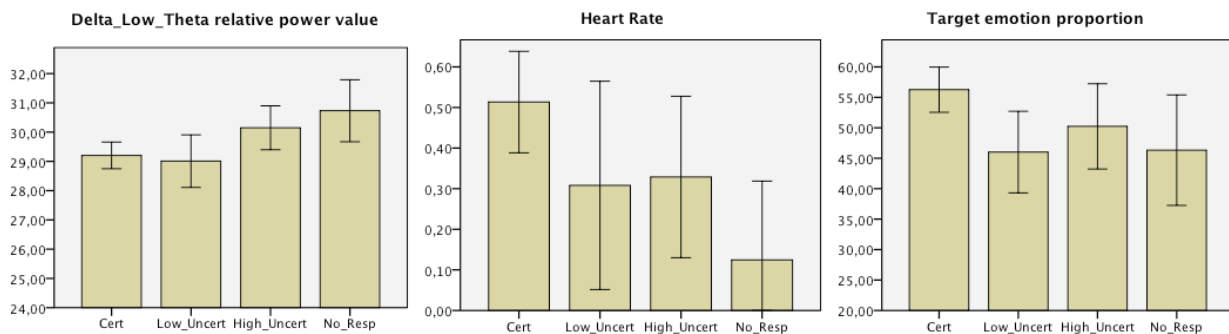


Figure 4.4 – Comparison of affective variables for the four different response types. The error bars denote the standard error.<sup>2</sup>

First, a main effect of the response type was found for the delta\_low\_theta relative power values. An although small but significant difference was observed across the four conditions ( $F(3, 566) = 3.559, p < 0.05$ ). This suggests that a statistically significant difference of mental concentration (signaled by the rates of the delta\_low\_theta power band) exists between the four reported levels of uncertainty. We observed the highest rates of delta\_low\_theta for the No\_Resp and the High\_Uncert groups of answers. This suggests that a

<sup>2</sup> HR values are normalized.

state of certainty (i.e., the learner is sure of his reasoning and hence his response) does not necessarily imply a higher level of mental concentration and that being uncertain does not mean a lack of mental concentration but can be instead a sign of that, if we also consider that in the No\_Resp, learners were indeed very uncertain and did not take the risk to respond so they do not lose one point from the final score of the quiz, or that they did not find the answer within the allowed time. One can explain this from another perspective, i.e., in case of uncertainty, the learner tends to be more focused and involved, trying harder to reach the solution of the problem and having difficulty in finding the logical rule between the data, which costs him a higher level of mental concentration as opposed to a state of certainty in which he is more at ease with the exercise. This confirms previous studies about the theorized relationship between learning and uncertainty (Craig et al., 2004; Graesser et al., 2003; Kort et al., 2001a; Pon-Barry et al., 2006; VanLehn et al., 2003), where it is suggested that uncertainty can signal the advent of constructive learning, since that students tend to be more engaged to understand and clarify the fuzzy knowledge and concepts causing their uncertainty.

Second, a statistically significant difference between the types of responses was found for the HR signals ( $F(3, 566) = 2.709, p < 0.05$ ). The group of Cert responses was significantly associated with the highest HR values suggesting that the more certain the students were about their answers, the more likely they tended to have positively valenced emotions. Positive valence for affective modeling – even if there is no wide agreement upon its interpretation – is more likely associated to positive emotions (Lang, 1995). This interpretation strengthens the intuitive fact that when a student is certain about his response, he tends to manifest a calm attitude and express positive emotions like satisfaction or joy. However, a state of uncertainty is usually related to negative emotions like confusion, dissatisfaction, or frustration.

No significant differences were found between the groups of answers for the GSR data ( $F(3, 566) = 1.623, p = \text{n.s.}$ ), suggesting that the types of responses were not related to the intensity of the emotional reactions (arousal) but rather to their valence. In order to go further within this analysis, we considered the proportions of positive emotions within the target region of the Circumplex model, given by a slight positive valence and neutral arousal. We found a statistically significant difference of the mean of the target emotional proportions

across the four types of responses ( $F(3, 566) = 3.361, p < 0.05$ ). We observed the highest proportions for the Cert responses, which suggests that the learners were more frequently within the target region when they were certain about their answers.

Based upon the obtained results, different trends in terms of concentration, valence, and positive emotional activations can be related to the state of uncertainty. Other interesting trends were observed looking at the response time across the four groups of responses ; we found a statistically significant difference between the four conditions ( $F(3, 566) = 137.925, p < 0.01$ ). The shortest response times were observed for the Cert responses ( $M = 29.75, SD = 19.00$ ) compared to Low\_Uncert ( $M = 54.39, SD = 20.11$ ), High\_Uncert ( $M = 66.42, SD = 12.73$ ), and No\_Resp ( $M = 59.10, SD = 20.35$ ). Indeed, one can expect that a learner responds faster when he is certain about his answers than when he is uncertain and can take more time to try to figure out the solution. This natural tendency confirms that learners' response time should be taken into account for an accurate uncertainty assessment.

In our next investigation we analyzed the learners' individual a priori tendencies to be in particular (un)certainty states. We examined the impact of personal characteristics namely age, personality traits, gender, and skill level in the logical based problem solving tasks, by looking at the eventual individual associations between these criteria and the number of answers for each level of (un)certainty.

First, we ran bivariate correlations to assess the relationships respectively between participants' age and each of the five personality trait scales (OCEAN) and the number of answers for the different considered types of responses. No significant correlation was found with regards to the age variable. However, for the personality traits, statistically significant Pearson's correlation coefficients ( $r$ ) were found for the conscientiousness trait scale. Table 4.1 summarizes the correlational results. Interestingly, we found a positive although low correlation between the conscientiousness trait scale and the number of Cert responses ( $r = 0.364$ ), a low negative correlation with the number of Uncert responses ( $r = -0.399$ ), and a moderate negative correlation with the number of High\_Uncert responses ( $r = -0.501$ ). These correlations were statistically significant ( $p < 0.05$ ) suggesting that the more conscientious the participant was, the more he tended to be uncertain in the logical quiz.

Table 4.1 – Bivariate correlational results

<b>Correlation between the conscientiousness personality trait and the uncertainty levels (N = 38)</b>		
<b>Response Type</b>	<b>r</b>	<b>p</b>
Cert	0.364*	0.025
Uncert	-0.399*	0.013
Low_Uncert	0.076	0.652
High_Uncert	-0.501**	0.001
No_Resp	-0.019	0.908

\* Correlation is significant at the 0.05 level (2 tailed).

\*\* Correlation is significant at the 0.01 level (2 tailed).

Second, one-way ANOVAs were performed to test the associations between the number of answers of each response type and respectively, participants' perceived skill level in logical problem solving and the gender variables. A statistically significant effect of the skill level was found for the number of Cert responses ( $F(1, 36) = 4.346, p < 0.05$ ) and for the number of High\_Uncert responses ( $F(1, 36) = 4.268, p < 0.05$ ). Results revealed that learners with moderate to high skill level had more certain answers ( $M = 9.18, SD = 2.23$ ) than learners with low skill level ( $M = 7.56, SD = 2.52$ ) and less highly uncertain answers ( $M = 2.18, SD = 1.65$  versus  $M = 3.44, SD = 2.09$ ). This suggests that participants with moderate to high skills in logical based problem solving were more certain about their answers in the logical quiz than participants with a low skill level. A significant effect of gender was also found for the number of High\_Uncert responses ( $F(1, 36) = 4.872, p < 0.05$ ). Women reported more highly uncertain responses ( $M = 3.57, SD = 2.13$ ) than men ( $M = 2.21, SD = 1.64$ ). These results underline the importance of individual characteristics/differences (such as gender, skill level, or personality traits) for a multidimensional modeling of uncertainty.

#### **4.4.2 Uncertainty prediction**

In the previous section we were interested in identifying indicators that can distinguish between learner trends and contribute in assessing levels of uncertainty. It was found that several facets from their electrophysiological activity as well as cognitive and personal parameters were significantly related to their state of uncertainty confirming hence our first hypothesis. In this section we are interested in the second hypothesis of this research, that is, a combination of these factors can reliably assess a user's uncertainty level. We train classifier models by taking as an input, features that revealed statistically reliable associations with the (un)certainty levels namely delta\_low\_theta rate, HR, target emotions proportions, response time, gender, skill level and the conscientiousness trait scale.

First, we trained a binary classifier to predict the Uncert from the Cert responses. Then, we extended the analysis to predict users' uncertainty in a more detailed level (High\_Uncert, Low\_Uncert, Cert). Besides, two separate datasets were considered. In the first dataset, No\_Resp samples were either included with the Uncert samples or gathered in a separate class. In the second dataset, No\_Resp samples were discarded. This separation is motivated by the ambiguous interpretation of the No\_Resp samples (10.17 % of the data). Does a no-response mean a high level of uncertainty such that the learner was unable to reach the solution of the problem within the allowed time or did not take the risk to respond ? Or does it merely indicate that the learner did not have the time to respond even if he knew the correct answer ? Table 4.2 shows the accuracies of the classification results from three machine learning algorithms namely Decision Tree (DT), Naive Bayes (NB) classifier, and Support Vector Machines (SVM) (Witten et al., 2005).

Prediction performance was evaluated using a K-fold cross validation technique (Efron et al., 1993). The input dataset is divided into K subsets. The classifier is trained on K-1 subsets and evaluated on the remaining subset. This process is repeated K times, the accuracy estimates are averaged to yield the overall classifier accuracy. This study employed the Weka software (Witten et al., 2005), a collection of machine learning algorithms intended for data mining tasks. We used the software's default parameters for the three algorithms with K = 20.

As presented in table 4.2, the SVM classifier has shown the highest prediction rates in all cases with accuracies ranging from 65.08 % for the 4-class model (Cert, Low\_Uncert, High\_Uncert, No\_Resp) to 83.25 % for the binary model (Cert, Uncert) excluding the no-answers from the training set (2<sup>nd</sup> dataset). Indeed, we noticed that merging the No\_Resp examples in the Uncert category slightly decreases the quality of the model to 79.64 % (Cert, Uncert binary model in the 1<sup>st</sup> dataset), which suggests that trained models are clearly sensitive to the introduced inputs and hence that the no-answers can eventually involve both uncertainty and certainty states, which introduces a bias in the model.

Table 4.2 – Classifier accuracy results

<b>1<sup>st</sup> dataset (No_Resp included)</b>			
<b>Classes</b>	<b>DT</b>	<b>NB</b>	<b>SVM</b>
Cert, Uncert	77.37 %	78.42 %	79.64 %
Cert, Uncert, No_Resp	72.46 %	71.58 %	73.33 %
Cert, Low_Uncert, High_Uncert, No_Resp	64.56 %	63.68 %	65.08 %
<b>2<sup>nd</sup> dataset (No_Resp excluded)</b>			
<b>Classes</b>	<b>DT</b>	<b>NB</b>	<b>SVM</b>
Cert, Uncert	78.90 %	80.86 %	83.25 %
Cert, Low_Uncert, High_Uncert	73.84 %	71.67 %	74.46 %

These results confirm our second hypothesis. That is, a classifier model of a user's uncertainty state can be built on the basis of a multimodal combination of factors from affective variables, namely mental concentration, valence, and positive emotional activations, trait-questionnaire features such as the response time and individual differences such as gender, skill level, and personality trait scales. Results also suggest that this approach can be further extended to handle several levels of uncertainty. We believe that our method could be an appropriate alternative for an ITS to automatically assess users' uncertainty states using machine learning techniques applied to EEG, GSR, and HR measures using non-intrusive



sensors, as well as cognitive and personal criteria, so that ultimately, the prediction could be used to guide learning during computer-based education.

In order to highlight the contribution of these additional sensors, we replicated our analysis by excluding all the sensor data from the prediction models' inputs. Table 4.3 shows the results of the classification results from the three algorithms using the same above setup. Accuracy rates ranged from 57.80 % for the 4-class model (Cert, Low\_Uncert, High\_Uncert, No\_Resp) in the 1<sup>st</sup> dataset to 74.66 % for the binary model (Cert, Uncert) excluding the no-answers in the 2<sup>nd</sup> dataset. Prediction performance decreased for the three algorithms in all the cases as compared to the previous approach including the sensor data. These results confirm that a multimodal sensor-based method yields more accurate predictive models. For instance, for the best-case binary model (Cert, Uncert), the prediction accuracy of the SVM classifier decreased from 83.25 % to 74.66 % for the same considered settings. This suggests that there is a non-negligible contribution and an obvious advantage of integrating affective data through these electrophysiological sensors to assess learners' uncertainty states and that endowing ITS with capabilities to track the learners' mental and emotional reactions could give rise to more accurate user one-line monitoring and thereby eventually providing intelligent assistance and more efficient automated interventions and tutorial adjustments.

Table 4.3 – Classifier accuracy results without the sensor data

<b>1<sup>st</sup> dataset (No_Resp included)</b>			
<b>Classes</b>	<b>DT</b>	<b>NB</b>	<b>SVM</b>
Cert, Uncert	69.66 %	70.64 %	72.07 %
Cert, Uncert, No_Resp	68.26 %	67.22 %	69.28 %
Cert, Low_Uncert, High_Uncert, No_Resp	57.80 %	60.73 %	62.08 %
<b>2<sup>nd</sup> dataset (No_Resp excluded)</b>			
<b>Classes</b>	<b>DT</b>	<b>NB</b>	<b>SVM</b>
Cert, Uncert	70.90 %	72.07 %	74.66 %
Cert, Low_Uncert, High_Uncert	68.58 %	67.32 %	70.69 %

## **4.5 Conclusion and future works**

In this paper we have proposed a new multimodal sensor-based approach to assess students' uncertainty on the basis of their cerebral and emotional behavior using electrophysiological data with cognitive and personal variables. An experimental protocol was established by recruiting 38 participants to record EEG, BVP, and SC signals as well as trait-questionnaire responses and individual criteria namely age, gender, skill level, and personality trait scales. Participants interacted with a logical problem solving system designed to elicit uncertainty and reported their perceived level of uncertainty regarding each answer. These responses were used to supervise the classification process.

Results confirmed that students' cerebral activity and emotional reactions in terms of mental concentration, HR, and positive target emotions with regards to the Circumplex model of emotions were significantly associated to different uncertainty levels. We also observed that participants' individual differences contributed to some trends to be in particular uncertainty states. Finally, we developed classifiers to automatically predict levels of uncertainty using machine learning techniques, with the SVM algorithm demonstrating the best accuracy results (83.25 %), and showed that a sensor-based modeling approach yields more precise predictions as opposed to a conventional modeling. This work should however be extended with a deeper comparative study with regards to current methods of uncertainty assessment.

Our future research trends will be focused on using this sensor-based approach to track the students' states and guide the teaching process in a way that enhances users' cognitive abilities and learning performance. In the short term, we are planning to extrapolate uncertainty models within more complex learning situations, gathering more data, and refining the models by incorporating further parameters from the learners' profiles. In the long term, we will be interested in developing a tutor that will integrate real time model predictions and select appropriate pedagogical strategies according to the classifiers' outputs. The tutor will use associations between the user's actions and internal states to adjust the tutoring content. Further variables such as the frequency of the user's uncertainty, history of the presented concepts and the system's interactions, and answer correctness will be considered to track the

subjacent potential cause of uncertainty and adapt the problem difficulty levels and the adequate support to the user.

**Acknowledgments.** We would like to acknowledge the National Science and Engineering Research Council (NSERC) and the Tunisian Ministry of Higher Education and Scientific Research for funding this work. We are also thankful to Maher Chaouachi for his valuable comments.



## **Chapitre 5**

# **Une plateforme unifiée pour la modélisation des tendances d'interaction et des émotions et de l'apprenant**

Dans ce chapitre, nous proposons de modéliser l'expérience de l'apprenant pendant son interaction avec un environnement d'apprentissage. Notre objectif est d'étendre les modèles émotionnels utilisés actuellement par les STI, par une plateforme unifiée permettant de reconnaître simultanément une combinaison de plusieurs émotions non mutuellement exclusives, et d'évaluer explicitement la relation entre ces émotions et la qualité de l'interaction de l'apprenant avec le STI. Autrement dit, le but est de déterminer de quelles manières les émotions de l'apprenant influencent son expérience d'apprentissage, ou en d'autres termes, comment une interaction favorable (ou défavorable) peut se manifester émotionnellement.

Plus précisément, nous proposons de modéliser, conjointement, quatre classes d'émotions pertinentes au contexte d'apprentissage, et qui sont fréquemment observées durant les interactions des apprenants avec les environnements tutoriels, à savoir : le stress, la confusion, l'ennui et la frustration (Baker et al., 2010; Craig et al., 2004; Graesser et al.,

2007b; Hara, 2000; O'Regan, 2003; Pekrun et al., 2006). Par ailleurs, nous proposons d'évaluer l'expérience de l'apprenant vis-à-vis de trois tendances clés dans l'interaction, à savoir : l'état d'immersion (« flow »), l'état de blocage (« stuck ») et l'état de décrochage (« off-task »). L'immersion correspond à l'expérience optimale (favorable) de l'interaction : un état dans lequel l'apprenant est complètement concentré et impliqué dans l'activité d'apprentissage. L'état de blocage correspond à une tendance d'interaction non optimale (défavorable) où l'apprenant a de la difficulté à se concentrer. Finalement, le décrochage (ou la non-interaction) correspond à un état extrêmement défavorable où l'apprenant n'est plus du tout impliqué dans l'activité d'apprentissage.

L'hypothèse que nous établissons est que ces tendances peuvent être associées à plusieurs réactions émotionnelles simultanées, et que cette relation peut être spécifique à chaque apprenant. Nous proposons une plateforme hiérarchique, probabiliste et dynamique, utilisant les réseaux Bayésiens dynamiques « Dynamic Bayesian Networks » (DBN) (Murphy, 2002), pour modéliser cette relation. Cette plateforme permettra, d'un côté, de détecter et de suivre les changements émotionnels de l'apprenant qui surviennent lors de son interaction avec l'environnement d'apprentissage, et d'un autre côté, d'inférer automatiquement la tendance générale qui caractérise son expérience d'interaction, c.-à-d. de déterminer la probabilité que l'apprenant soit dans une tendance d'immersion (favorable), de blocage (défavorable) ou de décrochage (pas d'interaction).

La plateforme proposée intègre trois modalités de *variables diagnostiques* pour évaluer l'expérience de l'apprenant à savoir : des variables physiologiques, des variables comportementales, et des mesures de performance, en combinaison avec des *variables prédictives* qui représentent le *contexte* courant de l'interaction et les *caractéristiques personnelles* (ou le profil) de l'apprenant, ainsi qu'une *structure dynamique* permettant de suivre les variations de l'expérience de l'apprenant au fil du temps.

Une étude expérimentale a été réalisée pour vérifier notre hypothèse et valider notre approche. 44 participants ont été recrutés pour utiliser trois environnements d'apprentissage comprenant différentes tâches cognitives (trigonométrie, mémorisation et logique). Un protocole a été établi pour manipuler délibérément l'interaction des participants et provoquer

les trois tendances ciblées, en mettant en œuvre différents scénarios : activités avec des degrés de difficultés variables, contraintes temporelles imposées, types d'indications fournies, bugs intentionnels, etc.

Trois types de senseurs ont été utilisés pour enregistrer les réponses physiologiques des participants, à savoir : les réactions galvaniques de la peau, le rythme cardiaque, et l'engagement cérébral. En outre, des variables d'interaction (telles que l'utilisation des options d'aide et le taux de déplacement de la souris), ainsi que des mesures de performance (temps de réponse, réponse fournie et taux de réponses correctes) ont été collectées durant les expérimentations.

L'analyse statistique des données recueillies a confirmé notre hypothèse au sujet de la complexité de la relation entre les émotions et l'expérience des apprenants. Les résultats ont montré que plusieurs émotions simultanées peuvent être associées à l'état d'immersion, de blocage ou de décrochage, soulignant ainsi l'importance de modéliser plusieurs émotions. Nous avons aussi trouvé que la même tendance peut être exprimée (en termes d'émotions) différemment d'un participant à un autre, d'où également l'importance de prendre en compte les différences individuelles dans l'évaluation de l'expérience des apprenants.

L'évaluation de notre approche a donné de très bons résultats dans la reconnaissance de la probabilité d'occurrence des tendances d'immersion, de blocage et de décrochage, ainsi que des réponses émotionnelles qui sont associées à chaque tendance. Un taux de précision de 82 % a été atteint dans la prédiction des tendances d'interaction, et un taux de précision allant de 81 % à 90 % a été réalisé pour la reconnaissance simultanée des quatre émotions considérées (c.-à-d. le stress, la confusion, la frustration et l'ennui). Par ailleurs, une étude comparative entre différents formalismes de modélisation a été réalisée. Les résultats ont montré que notre approche dynamique fournit de meilleurs taux de prédiction, par rapport aux approches de modélisation classiques (non dynamiques) utilisant les réseaux Bayésiens statiques, ainsi que trois formalismes non hiérarchiques comprenant : les classifieurs Bayésiens naïfs, les machines à vecteurs de support et les arbres de décision.

La suite de ce chapitre est constituée de l'article de recherche intitulé : « *A Hierarchical Probabilistic Framework for Recognizing Learners' Interaction Experience Trends and Emotions* », soumis au journal *Advances in Human-Computer Interaction*. Ma contribution dans cet article a été – à partir de la suggestion de mon directeur de recherche – d'étendre les travaux existants dans la littérature de trois manières principalement : (1) en proposant une approche permettant la reconnaissance simultanée de plusieurs émotions à la fois (non mutuellement exclusives), (2) en mesurant explicitement l'impact de ces émotions sur l'expérience de l'interaction de l'apprenant, par la modélisation de la relation entre les émotions et trois tendances clés de l'interaction de l'apprenant (c.-à-d. l'immersion : l'expérience optimale, l'état de blocage : l'expérience non optimale et l'état de décrochage : la non-interaction), et (3) en implémentant et validant notre approche par une étude expérimentale.

Maher Chaouachi a contribué avec ses conseils et ses corrections dans la rédaction de l'article, ainsi que dans la phase de prétraitement des données physiologiques pour calculer le ratio d'engagement cérébral. Par ailleurs, l'un des environnements d'apprentissage utilisés dans l'étude expérimentale que nous décrivons dans cet article, se base sur le système tutoriel de trigonométrie, qu'il a développé dans le cadre de ses travaux de recherche (Chaouachi et al., 2011). J'ai repris cet environnement en y ajoutant des activités et des scénarios supplémentaires pour étudier les tendances d'interaction ciblées dans le cadre de cette thèse.



# **A Hierarchical Probabilistic Framework for Recognizing Learners' Interaction Experience Trends and Emotions**

**Imène Jraidi, Maher Chaouachi, Claude Frasson**

**Submitted to : *Advances in Human-Computer Interaction*, (2013).**

**The results presented in this paper are largely based on the following paper :**

- Imène Jraidi, Maher Chaouachi, Claude Frasson. "A dynamic multimodal approach for assessing learners' interaction experience". Accepted in the *15th ACM International Conference on Multimodal Interaction (ICMI2013)*. Sydney, Australia. December 9-13, (2013).

## **Abstract**

In this paper we seek to model the users' experience while interacting with a computer-based learning environment. More precisely, we are interested in assessing the relationship between learners' emotional reactions and three extreme trends in the interaction experience, namely *flow* : the optimal interaction (a perfect immersion within the task), *stuck* : the non-optimal

interaction (a difficulty to maintain focused attention), and *off-task* : the non-interaction (a drop out from the task). We propose a hierarchical probabilistic framework using a dynamic Bayesian network to model this relationship, and to simultaneously recognize the probability of experiencing each trend, as well as the emotional responses occurring subsequently. The framework combines three-modality *diagnostic variables* that sense the learner's experience including physiology, behavior and performance, *predictive variables* that represent the current context and the learner's profile, and a *dynamic structure* that tracks the temporal evolution of the learner's experience. An experimental study, with a specifically designed protocol for eliciting the targeted experiences, was conducted to validate our approach. 44 participants interacted with three computer-based learning environments involving different cognitive tasks (problem solving, memorization and reasoning), while their physiological activities (electroencephalography, skin conductance and blood volume pulse), patterns of the interaction, and performance during the task were recorded. Results revealed that multiple concurrent emotions can be associated to the experiences of flow, stuck and off-task, and that the same trend can be expressed differently from one individual to another. The evaluation of the proposed framework showed promising results in predicting the learners' experience trends and emotional responses.

**Keywords :** Affective modeling, flow, stuck, off-task, biofeedback sensing, dynamic Bayesian networks.

## 5.1 Introduction

Modeling and understanding the users' interaction experience is an important challenge in the design and development of intelligent adaptive systems (Alben, 1996). Ongoing advances in human-computer interaction (HCI), cognitive science, psychology and neuroscience have greatly enhanced the ability of such systems to effectively diagnose users' behaviors and to provide appropriate assistance and adjustment (Berka et al., 2007; Brave et al., 2002; Cowie et al., 2001; Hudlicka, 2003; Matthias et al., 1993; Picard, 1997). In this context, a particular attention is paid to modeling users' affect and emotional reactions, as they play a critical role in users' cognitive performance, and decisively influence their perception, concentration,

decision-making, memorization and problem solving abilities (Bechara et al., 2000; Damasio, 1994; Goleman, 1995; Isen, 2000). In the field of computer-based learning and intelligent tutoring systems (ITS), a growing interest has been devoted to obtain and monitor information about learners' emotions. The combination of multimodal affect sensing technologies with artificial intelligence (AI) techniques proved its effectiveness in inferring learners' emotional states (Arroyo et al., 2009a; Conati et al., 2009; D'Mello et al., 2008; Forbes-Riley et al., 2010; Kapoor et al., 2007; McQuiggan et al., 2007; Woolf et al., 2009). Physiological monitoring using wearable non-invasive biofeedback devices holds a prominent place as they provide valuable quantitative and objective information as compared to traditional evaluation methods such as questionnaires or self-report (Allanson et al., 2004; Cacioppo et al., 2000; Fairclough, 2009).

Nevertheless, the integration of the affective dimension within ITS has raised much debate about which emotions should be assessed. No clear consensus was reached on which emotions should be fostered or avoided within tutoring interactions (Baker et al., 2010; Craig et al., 2004; Picard et al., 2004). Indeed, the relationship between emotions and learning is far more complex than a linear association that would state that positive emotions enhance learning, while negative emotions obstruct it (Graesser et al., 2007b). Some emotions considered a priori as negative, are not only inevitable within technology-mediated learning (Hara, 2000; O'Regan, 2003), but can also contribute positively to the learning experience. For example, stress can have two opposite effects : the 'positive' stress (or eustress) is known to stimulate cognitive abilities, while the 'negative' stress (or distress) penalizes concentration and decreases cognitive performance (Muse et al., 2003; Sullivan et al., 1992). Similarly confusion can represent a positive challenging aspect in the learning experience, or might conversely, signal a cognitive lock or impasse (Craig et al., 2004; Graesser et al., 2003; VanLehn et al., 2003). Therefore, the assessment of learners' emotions may not provide in itself, an explicit evaluation of their interaction experience. For instance, beyond which level, stress becomes harmful to the learning experience ? This is obviously a challenging aspect, given the highly contextualized, person-dependent and dynamic nature of emotions.

Hence, the goal of this research is to not only assess learners' emotional responses, but also to determine how emotions impact their learning experience, whilst taking account of both contextual and individual differences, and tracking the dynamics of the learners' states over time. More precisely, we propose to model the relationship between learners' emotions and the tendency that characterizes the quality of their interaction experience (e.g. positive/favorable or negative/unfavorable). We identify three extreme trends in the interaction, namely *flow* or the optimal experience : a state in which the learner is completely focused and involved within the task, *stuck* or the unfavorable interaction : a state in which the learner has trouble to maintain focused attention, and *off-task* or the non-interaction : a state in which the learner is not involved anymore within the task. The hypothesis we establish is that these trends can be associated to multiple overlapping emotional responses, and that this relationship can be specific to each learner. We propose a hierarchical probabilistic framework using a dynamic Bayesian network to model this relationship, and to simultaneously recognize the trend that characterizes the learner's interaction experience, and the emotional responses occurring subsequently. The framework involves three different modalities to diagnose the interaction including physiology, behavior and performance, the learner's profile and context-dependent variables to account for individual differences and environmental factors, and a dynamic structure to track the evolution of the interaction experience over time.

An experimental study was conducted to test our hypothesis and validate our approach. A protocol was established to manipulate the learners' interaction experience, and elicit the three targeted trends as they used three computer-based learning environments involving different cognitive tasks namely : problem solving, memorization and reasoning. 44 participants were recruited for this experiment while monitoring their physiological activities using three biofeedback devices (electroencephalogram, skin conductance and blood volume pulse), behavioral variables tracking patterns of their interactions, and performance during the tasks. The evaluation of the proposed framework shows its capability to efficiently recognize the learners' experience. We demonstrate that our approach outperforms conventional non-dynamic modeling methods using static Bayesian networks, as well as three non-hierarchical formalisms including naive Bayes classifiers, decision trees and support vector machines.

The remainder of the paper is organized as follows. A brief literature review is outlined in Section 2. Section 3 describes the proposed hierarchical framework for assessing learners' interaction trends and emotional responses. Section 4 details our experimental setup and methodology. Finally, Section 5 discusses the experimental results, and Section 6 concludes and presents directions for future work.

## **5.2 Related work**

Improving the interaction between users and computers requires both a means of measuring qualitatively the users' experience, as well as a set of adaptive mechanisms to automatically adjust the interaction. A large body of work has extensively been devoted to evaluate the users' experience by analyzing their emotions as they play a key role in mirroring the users' internal states. Approaches for measuring emotions – especially in the fields of HCI and ITS – are typically concerned with the recognition of a single emotional state. Two distinct strategies are mainly adopted : either a specific emotion is considered in isolation, or several emotions are considered, but treated as mutually exclusive. For the first case, the system is designed to identify a specific class of emotion such as frustration (Hone, 2006; Klein et al., 2002; McQuiggan et al., 2007), stress (Healey et al., 2000; Picard et al., 2007; Zhai et al., 2006), confusion (Forbes-Riley et al., 2010; Jraidi et al., 2013; Pon-Barry et al., 2006) or fatigue (Caldwell et al., 2002; Heitmann et al., 2001; Ji et al., 2006). For the second case, the system is capable of representing and recognizing several classes of emotions that vary over time, but at a given time the user is characterized by a unique emotional state (e.g. (Arroyo et al., 2009a; Baker et al., 2010; D'Mello et al., 2008; Kim et al., 2004; Woolf et al., 2009)). These approaches clearly restrict the evaluation of the user's experience as they provide only a limited insight into the user's actual state. Indeed, several emotions can be experienced at the same time ; these emotions can have either the same or opposed valence (Picard, 1997; Scherer et al., 2004). For instance at a given time, a user can be both interested and engaged within the current task, but also stressed and confused. Hence, representing and recognizing a combination of overlapping states provides a more holistic and comprehensive view of the user's experience (Conati et al., 2009).

Current approaches on affective modeling can be also categorized according to the machine learning techniques used to recognize the users' emotional states. The first category uses conventional classification algorithms including rule-based reasoning (Pantic et al., 2004), support vector machines (Ashraf et al., 2009; Kim et al., 2004), neural networks (Ma et al., 2004; Petrushin, 1999), decision trees (Ang et al., 2002; Litman et al., 2004b), etc. These approaches rely mostly on a low-level mapping between manifesting features of affect and the targeted emotional states. This mapping is often inadequate to represent complex dependencies comprising contextual features or person-related characteristics, which could interfere in the experience of affect. Besides, the classification of the user's state is commonly achieved on an ad-hoc and static basis, independently of the history; that is without taking account of the past knowledge regarding the user state. Another limitation of these approaches is that they are often unable to represent and manage the uncertainty associated to both the sensory measurements and the expression of affect.

To overcome these limitations the second category of approaches use hierarchical probabilistic methods such as dynamic Bayesian networks (DBN), hidden Markov models (HMM), etc. DBN are particularly used for affect recognition (e.g. (Conati et al., 2009; Ji et al., 2006; Kaliouby et al., 2004; Liao et al., 2006)) as they provide a powerful tool to model complex causal relationships at different levels of abstraction, and capture the dynamics and the temporal evolution of the user's state, while efficiently handling the uncertainty through probabilistic representation and reasoning formalisms. For instance Conati et al. (2009) use a DBN to monitor learners' emotions within an educational game, using bodily expression-related features, personality traits and patterns of the interaction. Liao et al. (2006) infer users' stress levels using a DBN that combines physiological measures, physical observable changes, and performance and interaction features. Ji et al. (2006) use observable clues including facial expressions, gaze direction, head and eye movement, in conjunction with context-related information to assess human fatigue.

In this paper, we propose a hierarchical probabilistic framework to dynamically track the users' experience while interacting with a learning environment. Our approach differs fundamentally from previous work in that we are not only recognizing concurrent emotional

states, but also measuring explicitly the tendency that characterizes the quality of their interaction experience. More precisely, our objective is to assess the relationship between emotions and the type of the interaction. That is, how emotions impact the learning experience? Or in other words, how a favorable (or an unfavorable) interaction is manifested emotionally? We propose to evaluate the learners' experience with regards to three extreme key trends, namely the states of flow, stuck and off-task, which characterize the learners' interaction along the dimensions of involvement and control (or mastery) regarding the task at hand, and which would determine whether a tutoring intervention is required.

Flow is the optimal trend : a positive experience where the learner is perfectly focused and involved within the task. A feeling of being in control prevails, as an equilibrium is found between the challenge at hand and the learner's skills (Csikszentmihalyi, 1990). It is hence the moment where a tutoring intervention should be avoided to not interrupt the learner, and risk to disturb his cognitive flow. Stuck is a non-optimal trend : a negative experience where the learner has trouble to maintain focused attention. The learner feels to be out of control, as a pronounced disequilibrium is perceived between the challenge at hand and his skills (Burlison et al., 2004). In this case, a supportive intervention should be performed to help the learner overcome the encountered difficulty, and persevere the task. The off-task trend (or the 'non-interaction') can be seen as an extremely negative experience where the learner totally loses his focus, and drops out from the task. The notion of control is no longer applicable, as the learner gave up, and 'disconnected' from the interaction. The off-task trend should therefore be carefully monitored ; and if detected, a more radical intervention would be performed to motivate the learner and get him involved again in the interaction, such as changing the current task or presenting a different topic.

Although there have been significant attempts to model these trends, especially within ITS (Baker et al., 2008; Beck, 2005; Burlison et al., 2004; Kapoor et al., 2007; Rodrigo et al., 2007) and video game environments (Cowley et al., 2008; Jegers, 2007; Sweetser et al., 2005), there is still a lack of a unifying framework to systematically assess, in a dynamic way both the three types of interaction (i.e. flow, stuck and off-task), and the emotional responses that occur subsequently. Indeed these states have mainly been approached in an isolated manner,

and mostly associated to a single emotion within constrained interactions, such as predicting whether a learner is about to quit from a Towers of Hanoi activity as he presses a button labeled “I’m frustrated” while resolving the task (Kapoor et al., 2007), or by detecting whether the user is avoiding to learn the materials by guessing or abusing hint features (Baker et al., 2008).

To summarize, the research presented in this paper extends prior work in the following ways. First, we combine the recognition of the three interaction experience trends with the emotional responses. We assume that a learner’s experience can be possibly associated to several overlapping emotions, and that the same trend can be expressed differently from a learner to another. Second, we propose a hierarchical probabilistic framework based on DBN to model and train the relationship between learners’ emotions and the targeted trends. The framework combines multimodal channels of affect, with the learner’s profile and context-dependent variables, to automatically recognize the probability of experiencing flow, stuck and off-task, and to assess the emotional responses occurring during the interaction. Finally, we validate our approach through an experimental study where we provoke the three interaction trends as learners are performing different cognitive tasks.

### **5.3 The proposed approach**

In this section we describe our framework for modeling a user’s experience while interacting with a computer-based learning environment. The framework uses a dynamic Bayesian network (Murphy, 2002) to automatically track the learner’s emotional changes, where concurrent emotions are represented, and assess the probability of experiencing flow, stuck and off-task. A macro-model of the framework is given in figure 5.1 ; it includes two main portions to represent the factors (causes) and the manifesting features (effects) of a learner’s state namely, a predictive component and a diagnostic component.



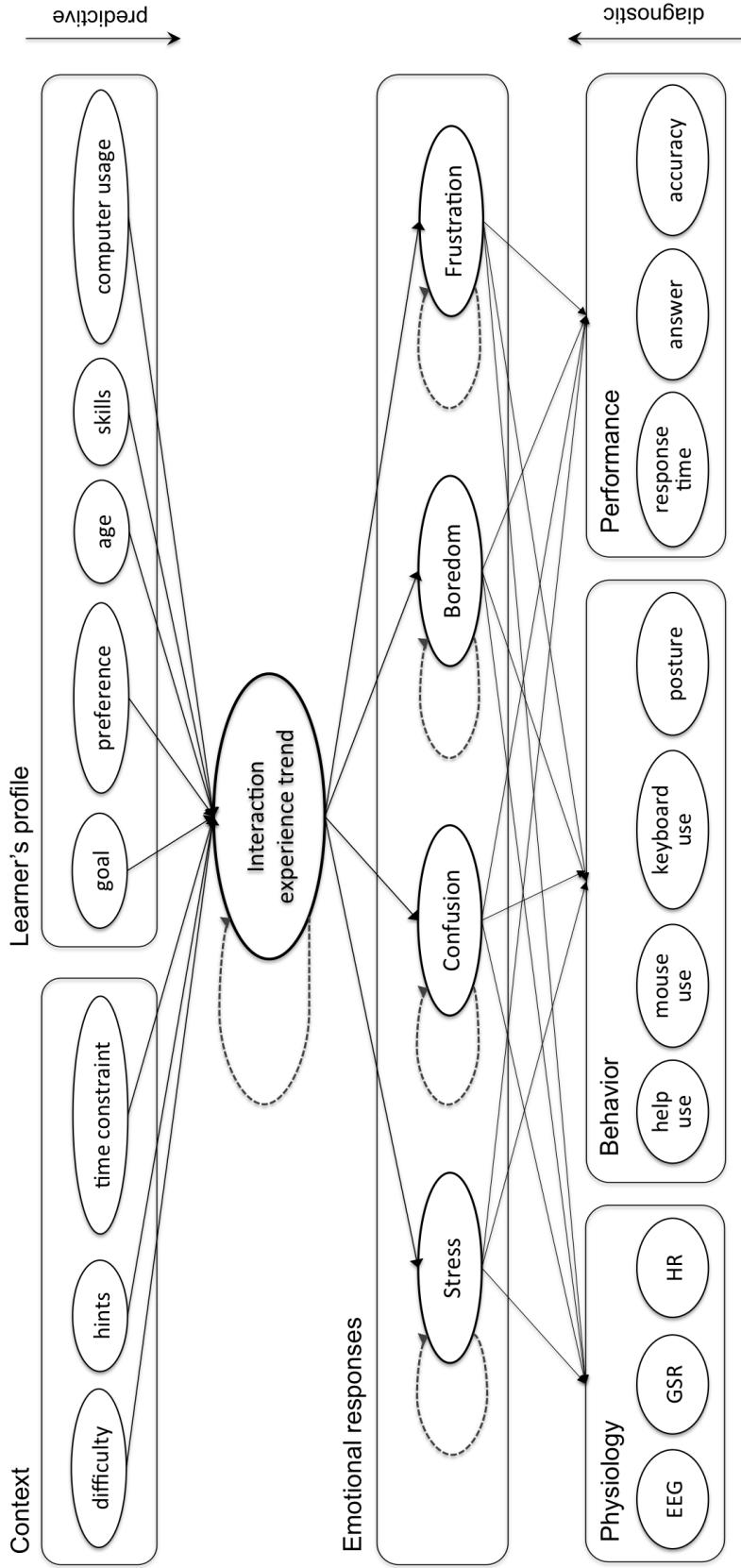


Figure 5.1 – The proposed framework for assessing learners' emotions and interaction experience trends using a DBN. The rectangular spaces are generic ; other variables can be inserted or replaced given the available modalities. For instance, the sensory nodes can be adapted to the current environment and devices (e.g. a video camera, a posture sensitive chair, an eye-tracker, etc.). Dashed arrows denote temporal dependencies, e.g. the interaction trend at time  $t$  is affected by the experienced trend at time  $t-1$ . Note that we don't draw all the links between the emotion nodes and each diagnostic variable due to space limit.

**Predictive component.** The predictive (upper) part of the network describes the factors that could cause or alter the experience of the interaction. These factors represent the current context, which includes environmental variables that can directly influence the learner's experience such as the level of difficulty of the task at hand, the relevance of the hints or help provided, the imposed time constraints, etc. The predictive portion includes also the learner's own characteristics (profile) that can directly or indirectly influence the learning experience. These include the learner's goal, preference, personality, skills, computer usage frequency, etc.

**Diagnostic component.** The diagnostic (lower) part denotes the evidence, i.e. the sensory observations used to infer the learner's state. Three-modality channels can be included, namely physiology, behavior and performance. (1) Physiological features can be used to track bodily changes associated to emotions. For instance, galvanic skin response (GSR) is widely known to linearly vary with the emotional arousal (Lang, 1995; Lang et al., 1993). Heart rate (HR) is extensively applied to understand the autonomic nervous system function and has shown a close correlation to the emotional valence (Altimiras, 1999; Lang, 1995; Levenson, 1992). Electroencephalogram (EEG) can provide neural indexes related to cognitive changes such as alertness, attention, workload, executive function, or verbal and spatial memory (Berka et al., 2004; Berka et al., 2007; Sterman et al., 1995; Stevens et al., 2007). Particularly, Pope and colleagues developed at NASA (Pope et al., 1995) a mental engagement index. This index showed a great reliability in switching between manual and automated piloting modes and was used as an alertness criterion for adaptive and automated task allocation (Freeman et al., 1999). It was also used within an educational context, providing an efficient assessment of learners' mental vigilance and cognitive attention (Chaouachi et al., 2010).

(2) Behavioral features comprise key aspects of the interaction between the learner and the environment, which may give clues about the learners' levels of involvement (or activity/inactivity) within the task. These variables include the rate of requesting help, the hints used, mouse or keyboard pressing, click frequency, character input speed, etc. Additional devices can be used to assess learners' behaviors during the interaction such as a video camera, an eye-tracker, a posture sensitive chair, etc. (3) Performance features involve

objective measures that can be influenced by changes in the learner's experience, and could provide an indication about the level of mastery of the task. These features include correctness, errors made in the task, time spend before answering, etc. More complex features can be used to track the learner's skill acquisition process such as the content that the learner knows, the practiced skills, etc.

The middle part of the model represents the learner's actual state. The first layer represents the concurrent emotional responses. Each emotion is represented by a separate random variable with different possible outcomes. In this work, we are modeling four classes of emotions pertaining to learning, and frequently observed during computer tutoring, namely stress, confusion, boredom and frustration (Baker et al., 2010; Craig et al., 2004; Graesser et al., 2007b; Hara, 2000; O'Regan, 2003; Pekrun et al., 2006). For instance, the node associated to stress can have the following outcomes : calm (no stress), low, moderate and high stress. Similarly confusion can range from confidence (no confusion) to high confusion, boredom can range from interest (no boredom) to high boredom, and frustration : from satisfaction (no frustration) to high frustration. The second layer represents the learner's interaction experience trend with the following possible outcomes : flow, stuck and off-task. The recognition is achieved through a probabilistic inference from the available diagnostic measures (bottom-up) to update the learner's emotional responses (i.e. the probability of each emotion node's outcome). This inference will be in turn, combined to a predictive (top-down) inference from the current context and personal variables, and propagate to update the learner's interaction trend (i.e. the probability of experiencing flow, stuck and off-task).

This two-layered abstraction is aimed to quantify the learner's experience trend on one hand, and to identify the emotional responses that occur subsequently on the other hand. More precisely the goal is to determine the emotions that occur when the probability of a positive interaction (flow) tends to decrease and the probability of a negative interaction (stuck and off-task) tends to increase so that an effective intervention can be initiated, and targeted according to the predominant emotional states. In addition, the model includes a dynamic structure representing the temporal evolution of the learner's interaction trends and emotional responses. This structure is described by the dashed arcs shown in figure 5.1. Each random

node at time  $t$  is influenced by the observable variables at time  $t$ , as well as by its corresponding random node's outcomes at time  $t-1$ . The resulting network is made up of interconnected time slices of static Bayesian networks describing each, a particular state of the learner. The relationship between two neighboring time slices is represented by a hidden Markov model (HMM). That is the inference made at time  $t-1$  is used in conjunction with the sensory data observed at time  $t$ , to update the learner's current emotions and the probability of each trend.

## **5.4 Methodology and experimental design**

An experimental protocol was established to deliberately manipulate the learners' interaction experience, while recording their physiological activities, behavioral patterns, and performance during the tasks. Data were collected from 44 participants of different ages, gender and qualifications to validate our approach. Three devices were used to record participants' physiological activities, namely electroencephalogram (EEG), skin conductance (SC), and blood volume pulse (BVP) sensors. EEG was recorded using a 6-channel headset. SC and BVP sensors were placed in the resting left hand fingers. Data were synchronized using necessary time markers, to automatically integrate the recorded signals with the rest of the instrumental setup. In addition, two video cameras were used to record the users' face, and the onscreen activity, so that to not miss any feature of their interactions.

Three environments were used for our experimentations, namely trigonometry, backward digit span (BDS), and logic. The goal was to study the learners' experience within different contexts and cognitive tasks. BDS and logic involve strict cognitive tasks with controlled laboratory conditions, namely memorizing digits, and logical exercises. The trigonometry session is a more complex learning environment, with less controlled conditions. It comprises a learning session with an introductory course covering some basic trigonometric properties and relationships, followed by a problem solving activity. Figure 5.2 depicts a screen shot from each environment.

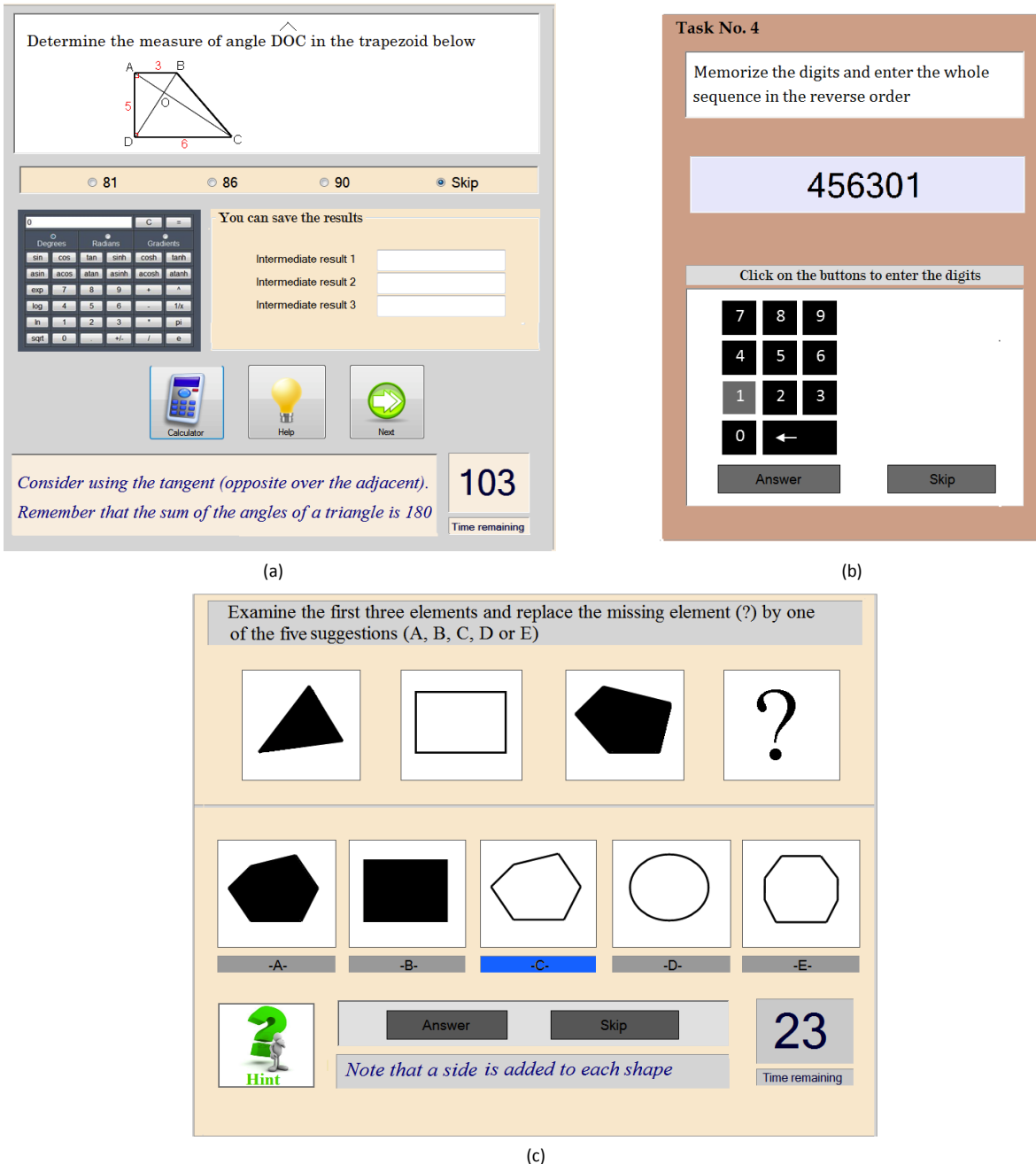


Figure 5.2 – Screen shots from the three environments : (a) trigonometry (b) backward digit span (BDS) and (c) logic.

One of the key points of this study was to acquire accurate data related to the learners' interaction experience trends and emotional responses. Thus the three environments were thoroughly designed in a way that would intentionally elicit the three types of interaction (i.e. flow, stuck and off-task). Each session begins with relatively simple tasks ; everything was

made to get the learners involved within the activity (e.g. easy problems, figures clarifying the problem statements, help/hints provided if needed, no time limit imposed, etc.). As the learner progresses within the session, the tasks become more challenging and the level of difficulty increases gradually. Different parameters were manipulated to deliberately vary the difficulty level and foster the states of stuck and off-task. These included the complexity of the task to be performed, the time limits, and the provided help. Some additional parameters (e.g. unreasonable time limits, deliberate bugs, etc.) were adjusted to systematically get the learners puzzled or even discouraged from pursuing the activity.

**Trigonometry.** For this session, we used the trigonometry tutoring system developed by Chaouachi et al. (Chaouachi et al., 2011). The tutoring content, which formally covered six basic problem solving tasks, was enhanced with additional tasks (16 in total) structured in three series of incrementally increasing difficulty as will be described below. The session started with a trigonometry lesson explaining several fundamental trigonometric properties and relationships. Basic definitions as well as their mathematical demonstrations were given. The environment provided schemas and examples for each presented concept, and a calculator to perform the needed computations. Learners were then asked to complete a problem solving activity, which involved applying, generalizing and reasoning about the trigonometric properties. No further prerequisites were required to resolve the problems, except the concepts previously seen. However a good level of concentration was needed to successfully achieve the tasks. Three series of gradual difficulty were designed for this activity ; several parameters were considered namely : the time constraints, the presence/absence of help, and the complexity of the task. Particularly, each trigonometric problem required some intermediate steps to reach the solution and the complexity was enhanced by increasing the number of the required steps.

Series 1 involved six rudimentary multiple-choice questions, without any time limit. The problems consisted mainly in applying simple trigonometric properties, and required few intermediate steps (e.g. calculating the measure of an acute angle within a right triangle given the length of the hypotenuse and the opposite side). The environment provided a limited number of hints for each problem. The hints (if used) provided relevant and detailed

information leading to the solution (e.g. “Remember to use the sine = hypotenuse / opposite”). Schemas illustrating the problems and the necessary recalls were presented as well, to make the task easier. Series 2 consisted of five multiple-choice questions. The problems of this series were more complex and required an increased number of intermediate steps to reach the solution. For example, to compute the sine of an angle, learners had first to compute the cosine. Then, they had to square the result, and to subtract it from 1. Finally they had to compute the square root. A geometrical figure was given to illustrate the statements, and reasonable time limits, varying according to the difficulty, were fixed for each problem. Some hints were given for the most difficult problems. However the information provided was very vague as compared to series 1 (e.g. “The sum of the angles of a triangle is equal to 180 degrees”). Series 3 involved five open response questions (i.e. without offering potential options to choose from). The problems involved more elaborated statements, and a further concentration was needed to translate the statements into a trigonometric formulation (e.g. “A 50-foot pole (height = 50 feet), perpendicular to the ground, casts a shadow of 20 feet (length = 20 feet) at a given time. Find the elevation angle (in degrees) of the sun at that moment”). Very strict gradually decreasing time limits were imposed and no hints or illustrations were given for this series.

**Backward digit span (BDS).** This activity involves mainly working memory and attention abilities. A series of single digits are presented successively on the screen during a short time. Learners are asked to memorize the whole sequence, and then instructed to enter the digits in the inverted order of presentation. Two levels were considered for this session, namely BDS 1 and BDS 2. Each level involved three tasks (i.e. task one to three and task four to six), of gradual difficulty by increasing the number of digits of the displayed sequence. The difficulty was further enhanced in BDS 2 by gradually decreasing the digits' display periods (from 700 ms to 600, 500 and 300 ms). Task one consisted of a series of 12 sets of 3 digits, task two : 8 sets of 4 digits, task three : 7 sets of 5 digits, task four : 5 sets of 6 digits, task five : 4 sets of 8 digits, and task six : 4 sets of 9 digits. Participants were instructed to use the mouse to enter the digits using a virtual keyboard displayed on the screen. No additional time constraints were imposed for this activity.

**Logic.** This activity involves inferential skills on information series and is typically used in brain training exercises or tests of reasoning. No further prerequisites are needed but a high level of concentration is required. The goal is to teach learners how to infer a logical rule from a series of data in order to find a missing element. The tutoring environment is composed of three modules. Each module is concerned with specific forms of data : the first module deals with geometrical shapes (Geo.), the second module with numbers (Num.), and the third module with letters (Lett.). The session started with a tutorial giving instructions and warm up examples, to get the learners accustomed with the user interface and types of questions, then a series of multiple-choice question tasks related to each module is given. For instance in the Geo. module, three shapes were successively presented in the interface. The first shape represented a black triangle, the second a white rectangle, and the third a black pentagon. Learners were asked to deduce the fourth missing element, which would be in this case, a white hexagon. That is, the logical rule that one should guess is to alternate between the black and white colors and to add a side in each shape. Two levels with an increasing difficulty were considered for each module namely Geo. 1 and 2, Num. 1 and 2, and Lett. 1 and 2. The difficulty was manipulated by enhancing the complexity of the logical rule between the data. In addition, for the first level, the environment provided a limited number of hints to help the learners find the logical rule that they had to infer, and no time constraint was fixed to answer. In the second level, the hints were increasingly scarcer or even omitted, and a gradually decreasing time delay was imposed to answer. Besides, some tasks were designed to systematically mislead the learner. For instance in the Num. 2 module, two perpendicular data series were presented. In the vertical series all the numbers were multiples of seven and in the horizontal series all the numbers were multiples of five. In this task, one should deduce the missing crossing element, which should be a multiple of both five and seven. But no such element was given among the possible answers. Some disturbing bugs were also intentionally provoked to get learners distracted and lose their focus (e.g. freezes, hidden statements or materials, very unreasonable time limits, etc.). A total of 20 tasks were given in this session : each sub activity consisted of 3 tasks, except Num. 2 and Lett. 2, which involved 4 tasks each.



### 5.4.1 Sensory measurements

Three-modality measures were monitored, namely behavioral variables, performance, and physiological features. Behavioral variables included the mouse movement rate (Mouse\_mvt) and the frequency of requesting help/hints (Help\_req). Performance measures included response time (Resp\_time), answer to the current task (correct, incorrect or no-answer) and the overall accuracy rate. Physiological features involved galvanic skin response (GSR), heart rate (HR) and mental engagement (EEG\_Engag). We discuss below the methodology used to extract and pre-process the physiological data.

**Physiological features.** Three devices were used to record learners' physiological activities, namely skin conductance (SC), blood volume pulse (BVP), and electroencephalogram (EEG) sensors. The acquired signals were digitized using the ProComp Infinity multi-channel data acquisition system (Thought\_Technology\_Ltd., 2007). The SC device computed galvanic skin response (GSR). It measures changes in the resistance of the skin produced by the perspiration gland activity. A tiny voltage is applied through two electrodes strapped to the first and middle fingers on the palm side. This establishes an electric circuit that quantifies the skin's ability to conduct electricity, which increases as the skin is sweaty (for instance when one is experiencing stress). The SC data were recorded at a sampling rate of 1024 Hz. The BVP device is a photoplethysmograph sensor, which computes the amount of light reflected by the surface of the skin. This amount varies with the quantity of blood present in the skin, and thus with each heartbeat. The BVP signals were recorded at a sampling rate of 1024 Hz. Heart rate (HR) was calculated by measuring the inverse of the inter-beat intervals (i.e. distance between successive pulse peaks).

EEG was recorded using an electro-cap that measures the electrical brain activity produced by the synaptic excitations of neurons. Signals were received from sites P3, C3, Pz, and Fz as defined by the international 10-20 electrode placement system (Jasper, 1958). Each site was referenced to Cz and grounded at Fpz. Two more active sites were used namely A1 and A2 (i.e. the left and right earlobes respectively). This setup is known as the “referential linked ear montage”, and is illustrated in figure 5.3. In this montage, roughly speaking, the EEG signal is equally amplified throughout both hemispheres. Moreover, the “linked-ear”

setup calibrates each scalp signal to the average of the left and right earlobe sites, which yields a cleaner and a more precise signal. For example, the calibrated C3 signal is given by  $(C3 - (A1 + A2) / 2)$ . Each scalp site was filled with a non-sticky proprietary gel from Electro-Cap and impedance was maintained below 5 Kilo Ohms. Any impedance problems were corrected by rotating a blunted needle gently inside the electrode until an adequate signal was obtained. The recorded sampling rate was at 256 Hz. Due to its weakness (at the order of a few microvolts), the EEG signal needs to be amplified and filtered. Besides, the brain electrical signal is usually contaminated by external noise such as environmental interferences caused by surrounding devices. Such artifacts alter clearly the quality of the signal. Thus a 60-Hz notch filter was applied during data acquisition to remove these artifacts. In addition, the acquired EEG signal easily suffers from noise caused by user body movements or frequent eye blinks. Thus a 48-Hz high pass and 1-Hz low pass de-noising filters were applied.

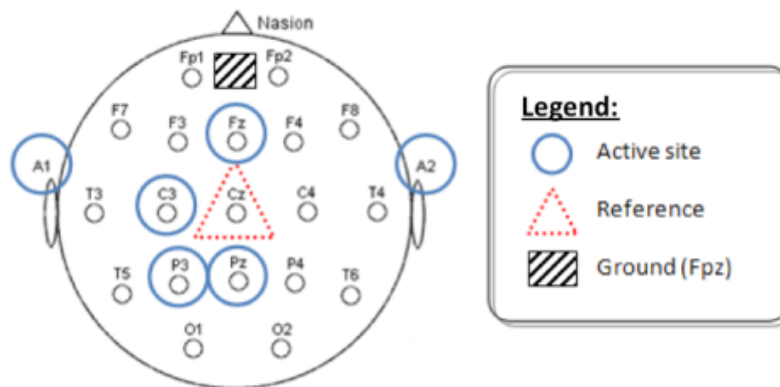


Figure 5.3 – EEG channel electrode placement

The engagement index was derived using three EEG frequency bands, namely Theta (4-8 Hz), Alpha (8-13 Hz) and Beta (13-22 Hz). A fast Fourier transform (FFT) was applied to transform the EEG signal from each active site into a power spectrum. The transformed signal was divided to extract the estimated power with respect to each band. A combined power was then summed from the measured scalp sites in order to compute the EEG band ratio given by :  $\text{Beta} / (\text{Alpha} + \text{Theta})$  (Pope et al., 1995). The EEG engagement index was then smoothed using a sliding moving average window : at each instant T, the engagement index is computed

by averaging each ratio within a 40s-sliding window preceding T. This procedure is repeated every 2s and a new 40s-sliding window is used to update the index.

### **5.4.2 Participants and protocol**

44 participants (31 males) aged between 19 and 52 ( $M = 28.61, \pm 8.40$ ) were recruited for this research. Participation was compensated with 20 dollars. Upon arrival at the laboratory, participants were briefed about the experimental objectives and procedure and asked to sign a consent form. They were then outfitted with the biofeedback devices and familiarized with the materials and environments. Next, participants filled in demographic information (age, gender, qualification, frequency of computer usage per day, etc.). They were also asked about their preferences regarding the three activities (i.e. whether they like or not trigonometry, digit recall and logical reasoning, respectively), and their perceived skill levels (low, moderate or high) in each of the three activities. Then, the Big Five Inventory (BFI) was administered to assess learners' personality traits, namely openness, conscientiousness, extraversion, agreeableness, and neuroticism (John et al., 2008). After that, participants completed a 5-minute eyes open baseline followed by another 5-minute eyes closed baseline to establish a neutral reference for the physiological variables.

Participants were then instructed to complete the trigonometry session, followed by BDS, and logic. To make the tasks more stimulating, participants were informed that a correct answer is rewarded 4 points, -1 point is given for a bad answer, 0 point is given for a no-answer, and that they could, if they choose to, get their score and ranking as compared to other participants, at the end of the three sessions. All participants completed the levels of the three activities in the same order, namely : series 1 to 3 for trigonometry, next BDS 1-2, and then Geo. 1-2, Num. 1-2 and Lett. 1-2 for logic. They were allowed to self-pace with respect to the time required to complete each task and were given breaks and rest periods between the three sessions and levels. Before starting each level, participants were asked what were their goals regarding the next tasks by choosing between the following : “realizing the highest score/fewest incorrect answers possible”, “learning or discovering new concepts”, or just “finishing the task”. The experiment ended with a debriefing interview.

**Subjective measurement collection.** After completing each task, participants reported how they have been experiencing the last trial. Participants were instructed to select the trend that would characterize their overall state during the last task (i.e. flow, stuck or off-task), and rate their experienced levels of stress, confusion, frustration and boredom. A definition of each trend was given to the participants, to help them choosing the descriptions that best match to their experiences. Flow was defined as : “I felt like I was immersed in the activity. I was totally involved, and I was focused and attentive. I was totally controlling the task, and I felt that I had the necessary skills to fulfill it”. Stuck was defined as : “I felt that I was blocked. I had trouble to maintain focused attention. I was not totally controlling the task, and felt like I could not make it”. Off-task was defined as : “I was likely to drop out. I could not (or did not want to) concentrate and I was no more involved in the task. I felt like I gave up, or that I did not want to pursue”.<sup>1</sup>

A definition of each of the four emotions was provided as well. Stress was defined as : a reaction from a state of calm (relaxed) to an excited state, a feeling of tension or worry due to environmental pressure or constraint. Confusion was defined as : having doubts or uncertainty; may be due to a lack of knowledge or understanding. Frustration was defined as annoyance, irritation or dissatisfaction. Boredom was defined as being wearied or listless due to a lack of interest. Four graduated scroll bars ranging from 0 to 100 were used to rate the intensity of each emotion. The bars included the following subdivisions 0 = no negative emotion (i.e. calm, confident, satisfied or interested, respectively for stress, confusion, frustration or boredom), ]0; 35] = a low level, ]35; 65] = moderate, and ]65; 100] = high. For instance, if a participant rated 17 for stress, 52 for confusion, 0 for frustration and 0 for boredom, we get the following overlapping states : low stress, moderate confusion, satisfied and interested.

## 5.5 Results and discussion

A total of 1848 samples (42 \* 44 participants), were collected from the experiment. Results are organized as follows : first we describe the statistical analysis conducted to validate our

---

<sup>1</sup> If participants reported an ‘off-task’ trend, they were given a little break before resuming the session.

experimental design. Then, we study the relationship between the reported emotions and the experienced trends. Finally, we evaluate our framework for recognizing learners' interaction experience trends and emotional responses.

### **5.5.1 Analysis of the reported experiences**

A preliminary statistical analysis was performed to analyze the experienced trends with regards to the task design. More precisely, the goal was to investigate how participants perceived their interactions throughout the sessions : What was the distribution of the targeted trends (i.e. flow, stuck and off-task) across the different activities ? Did the reported experiences vary in line with the established experimental process ?

A two-way repeated measure ANOVA was conducted to evaluate the incidence (occurrence) and the variation (increase or decrease) of flow, stuck and off-task<sup>2</sup> across the levels of difficulty of the three sessions (i.e. trigonometry, BDS and logic). The within-subject dependent variable was the proportions of the interaction trends, and the independent variables were : (i) the type of the trend (flow, stuck or off-task) and (ii) the testing time (i.e. series 1-3 for trigonometry, levels 1-2 for BDS, and Geo. 1-2, Num. 1-2 and Lett. 1-2 for logic). Results revealed a statistically significant main effect of the trend :  $F(1.80, 77.71) = 61.85, p < 0.001$  ; degrees of freedom were corrected using Huynh-Feldt estimates of sphericity ( $\epsilon = 0.89$ ), as the assumption of sphericity has been violated ( $\chi^2 = 6.79, p < 0.05$ ). Post-hoc tests with a Bonferroni adjustment indicated that the state of flow was in overall (i.e. across the three environments), the most prominent trend ( $M = 0.59 (0.028)$ ), the state of stuck was less frequent ( $M = 0.27 (0.022)$ ), and off-task was the least prevalent state ( $M = 0.14 (0.021)$ ).

The interaction effect (trend \* testing time) showed that the rates of occurrence of flow, stuck and off-task differed significantly across the 11 sub-activities :  $F(10.24, 440.40) = 20.07$ ,  $p < 0.001$  ; degrees of freedom were corrected using Greenhouse-Geisser estimates of sphericity ( $\epsilon = 0.59$ ), as the assumption of sphericity has been violated ( $\chi^2 =$

---

<sup>2</sup> During debriefing, participants were asked whether there were other trends that would characterize their overall state throughout their interactions. All responses were negative.

441.62,  $p < 0.001$ ). Bonferroni corrected posthoc tests yielded the following patterns at the 0.05 significance level : flow > stuck > off-task for the beginning of the trigonometry session (series 1) and flow > (stuck = off-task) for the beginning of BDS (level 1) and logic (Geo. 1). Hence in the first tasks of each of the three environments, experiences of flow were the most common, and experiences of stuck were either on par with or higher than off-task. For instance an average occurrence of 79 % for flow, 17 % for stuck and 4 % for off-task was found in series 1 of trigonometry. These patterns were reversed towards the end of each activity : (flow = off-task) < stuck for trigonometry (series 3), and flow = off-task = stuck for BDS (level 2) and logic (Lett. 2). That is experiences of stuck were either as or more likely than experiences of off-task and flow. For instance for the last sub-activity in logic (Lett. 2), flow occupied 38 % of the interaction time, stuck 30 % and off-task 32 % of the time.

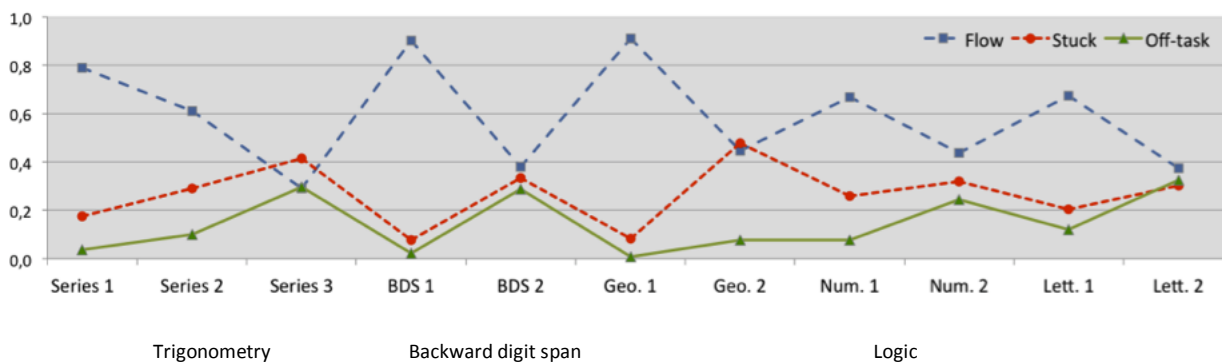


Figure 5.4 – Estimated marginal means of the proportions of the experienced trends over the three sessions.

Figure 5.4 shows the estimated marginal means of each trend over the 11 sub-activities of the three learning environments. The proportions of flow were significantly lower at the end of the trigonometry session (series 3) compared to the beginning of the session (series 1) ( $d = -0.497$ ,  $p < 0.001$ ), and the proportions of stuck and off-task were significantly higher ( $d = 0.239$  and  $0.258$  respectively,  $p < 0.05$ ). The same pattern was observed from level 1 to level 2 in BDS ( $d = -0.523$  for flow,  $0.258$  for stuck, and  $0.265$  for off-task,  $p < 0.001$ ), as well as from Geo. 1 to Lett. 2 in logic ( $d = -0.534$  for flow,  $0.218$  for stuck, and  $0.316$  for off-task,  $p < 0.05$ ). Hence for each of the three environments, the further the learners got within the tasks, the more the occurrences of flow decreased and the occurrences of suck and off-task increased. This pattern was inverted between the end of the trigonometry session (series 3) and

the beginning of BDS (level 1) : the incidence of flow increased ( $d = 0.611$ ,  $p < 0.001$ ), and the incidence of stuck and off-task decreased ( $d = -0.338$  and  $-0.273$  respectively,  $p < 0.001$ ). The same variations were observed from BDS (level 2) to logic (Geo. 1) :  $d = 0.530$  for flow,  $-0.250$  for stuck and  $-0.280$  for off-task ( $p < 0.05$ ). Besides, within the logic session, the occurrences of flow increased from Geo. 2 to Num. 1 ( $d = 0.220$ ,  $p < 0.05$ ), and from Num. 2 to Lett. 1 ( $d = 0.237$ ,  $p < 0.05$ ), that is as a different type of materials (numbers or letters) was presented, with a lower difficulty level. The difference was not significant for stuck and off-task.

To sum up, the experienced trends accurately tracked the intended experimental design. At the beginning of their interactions, learners were more likely to experience flow. The occurrences of negative interactions (stuck and off-task) were also probable, but with very low proportions. As the level of difficulty of the task increased (i.e. more complex tasks, imposed time constraints, scarcer hints, provoked bugs, etc.), the incidence rate of flow decreased significantly and both stuck and off-task behaviors were more likely experienced. Particularly towards the end of the sessions, stuck and off-task became more common ; a negative interaction trend was as or more likely than a positive interaction experience. Switching the learning environment (i.e. starting a new activity with a lower level of difficulty) reversed this pattern. That is the incidence of stuck and off-task decreased and the state of flow became dominant again.

### **5.5.2 Emotional expressions of the experienced trends**

Our next investigation was to analyze learners' emotional responses with regards to the states of flow, stuck and off-task. More precisely, we were interested in answering the following questions : (1) Are there any significant differences in terms of stress, confusion, boredom and frustration, as the learners' interaction was optimal, problematic or completely inhibited ? (2) If so, is there a particular emotional pattern associated to each trend ? That is which emotion(s) could potentially characterize or contribute to each state, and how ? (3) Did all the learners share the same pattern ?

Table 5.1 – Descriptive statistics on intensities of emotions for each interaction trend in the three learning environments. Standard errors given in parentheses. ANOVAs reported in italics ( $p < 0.001$ ).

<b>Environment</b>	<b>Experience trend</b>	<b>Stress</b>	<b>Confusion</b>	<b>Boredom</b>	<b>Frustration</b>
<b>Trigonometry</b>	Flow	22.72 (1.37)	18.46 (1.36)	7.64 (1.20)	15.28 (1.40)
	Stuck	46.37 (1.94)	57.96 (1.94)	25.03 (1.71)	50.17 (1.99)
	Off-Task	49.69 (2.80)	74.30 (2.80)	58.66 (2.46)	67.58 (2.87)
	<i>F(2, 701) =</i>	<i>69.47</i>	<i>238.65</i>	<i>180.45</i>	<i>189.163</i>
<b>BDS</b>	Flow	24.91 (1.98)	18.88 (2.07)	9.47 (1.87)	10.62 (1.78)
	Stuck	45.85 (3.53)	57.26 (3.70)	20.47 (3.34)	36.04 (3.17)
	Off-Task	50.36 (3.97)	70.36 (4.16)	49.41 (3.75)	58.45 (3.56)
	<i>F(2, 261) =</i>	<i>24.51</i>	<i>84.53</i>	<i>45.77</i>	<i>82.36</i>
<b>Logic</b>	Flow	17.13 (1.20)	16.36 (1.23)	6.71 (1.11)	11.25 (1.16)
	Stuck	44.01 (1.72)	57.32 (1.76)	24.73 (1.58)	45.47 (1.66)
	Off-Task	56.79 (2.30)	77.19 (2.35)	64.45 (2.11)	66.39 (2.22)
	<i>F(2, 877) =</i>	<i>157.47</i>	<i>353.30</i>	<i>297.16</i>	<i>307.07</i>

Three MANOVAs were conducted to test the relationship between the interaction experience trends and the emotional responses reported in each of the three environments. The dependent variable was the combined intensities of the four emotions (i.e. stress, confusion, boredom and frustration), and the independent variable was the interaction trends (i.e. flow, stuck, and off-task). We found that each of three MANOVAs was statistically significant, showing that there is a significant interplay between the combined expressed emotions and the interaction feedback.  $F(8, 1398) = 73.81$ ,  $p < 0.001$ ; Pillai's Trace = 0.59, partial  $\epsilon^2 = 0.29$  for trigonometry,  $F(8, 518) = 27.32$ ,  $p < 0.001$ ; Pillai's Trace = 0.59, partial  $\epsilon^2 = 0.29$  for BDS, and  $F(8, 1750) = 101.66$ ,  $p < 0.001$ ; Pillai's Trace = 0.63, partial  $\epsilon^2 = 0.31$  for logic. Hence the emotional responses do seem to significantly characterize the type of the interaction. An analysis of each emotion aside was performed using distinct ANOVAs ( $4 * 3$ ). The results were statistically significant for all the ANOVAs ( $p < 0.001$ ); a summary is given in



Table 5.1. Bonferroni posthoc tests showed that the three trends were significantly different in terms of the four emotions ( $p < 0.001$ ). The state of flow was characterized by a low level ([0; 35]) of stress (around 17 and 25) and confusion (around 16 and 19), and a very low level of boredom (around 6 and 9) and frustration (around 10 and 15). The state of stuck was marked by a moderate level ([35; 65]) of stress (44 to 46), confusion (about 57) and frustration (36 to 50), and a low level of boredom (20 to 25). The off-task trend concurred with the highest level of stress (still moderate : 50 to 57, but more intense as compared to stuck), a high level ([65; 100]) of confusion (70 to 77), a moderate level of boredom (49 to 64), and a moderate to high level of frustration (about 58 to 68).

From these analyses, it can be said that there was not a unique emotion behind the nature of the interaction, but the four concurrent emotions (stress, confusion, boredom and frustration) seemed to contribute significantly in the expression of flow, stuck and-off-task. In overall (i.e. across all the participants), low stress and confusion seemed to be more likely associated to a positive trend of interaction. Frustration was also experienced, but with a very smaller degree, and boredom was practically absent with flow. The state of stuck was characterized with significantly higher levels of stress, confusion, frustration and boredom. The off-task behavior was likely associated to the worst emotional responses (i.e. the highest levels of stress, confusion, boredom and frustration). However, the case-by-case analysis showed that this pattern was not shared by all the study subjects.

Separate correlational analyses were run for each participant. MANOVAs results revealed a statistically significant effect of the experienced trends for all the participants ( $p < 0.05$ ), but with different emotional reactions. Figure 5.5 depicts an example of three distinct patterns : for the first participant (a), a significant effect was found for the four emotions ( $F(2, 39) = 22.43$  for stress, 23.18 for confusion, 20.56 for boredom, and 19.73 for frustration,  $p < 0.001$  for the four ANOVAs), showing that all four emotions do significantly contribute in the expression of flow, stuck and-off-task. Bonferroni post-hoc tests showed a statistically significant increase of the intensity of the four emotions from the state of flow to stuck, and from the state of stuck to off-task ; that is as the typical case discussed above. For the second subject (b), there were no significant differences of stress between the three types

of interaction ( $F(2, 39) = 0.71, p = \text{n.s.}$ ), and as a matter of fact, this subject did not seem to experience much stress during the experiment ( $\text{Max} = 33.75$ ). A significant contribution of boredom was found ( $F(2, 39) = 3.32, p < 0.05$ ), with the highest values (a low level), for the off-task trend ( $M = 32.5 (10.35)$ ), but there were no reliable differences between flow and stuck. Significant contributions of confusion ( $F(2, 39) = 7.30, p < 0.05$ ), and frustration ( $F(2, 39) = 6.85, p < 0.05$ ), were also found. But unlike the overall pattern, the highest values were associated to the state of stuck rather than off-task ( $M = 75 (9.36)$ , and  $M = 71.67 (9.99)$  respectively for confusion and frustration). Besides, there were no significant differences between the states of flow and off-task, in terms of confusion and frustration. For the third subject (c), a totally different pattern was found : there was no significant contribution of stress ( $F(2, 39) = 2.00, p = \text{n.s.}$ ) or confusion ( $F(2, 39) = 1.11, p = \text{n.s.}$ ), and a tendency towards significance for frustration ( $F(2, 39) = 3.12, p = 0.056$ ). The unique significant effect was found for boredom ( $F(2, 39) = 17.64, p < 0.001$ ), with a low level in the off-task trend ( $M = 17.5 (2.80)$ , values were close to zero for flow and stuck).

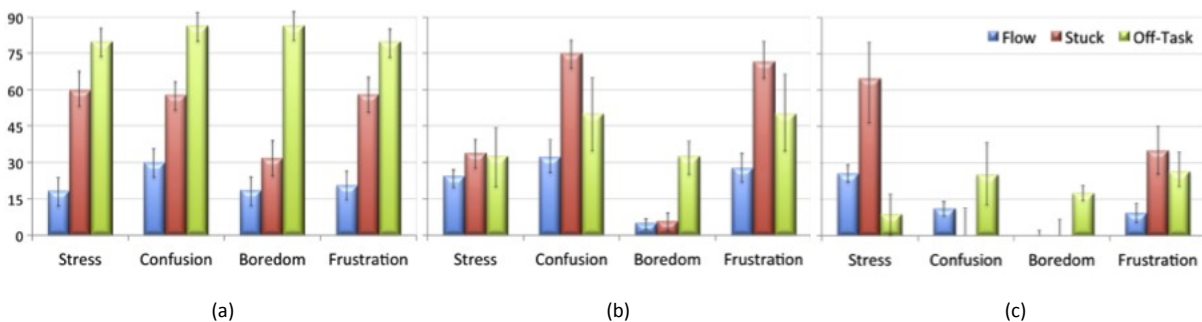


Figure 5.5 – Three different patterns of learners' emotional responses. MANOVA tests revealed a significant effect of the interaction trends for the three cases : (a)  $F(8, 74) = 7.75, p < 0.001$  ; Pillai's Trace = 0.91, partial  $\epsilon^2 = 0.46$  (b)  $F(8, 74) = 3.43, p < 0.05$  ; Pillai's Trace = 0.54, partial  $\epsilon^2 = 0.27$  (c)  $F(8, 74) = 4.42, p < 0.001$  ; Pillai's Trace = 0.65, partial  $\epsilon^2 = 0.33$ .

In summary, emotions do seem to be key indicators of a user's learning experience. This relationship showed to include several emotions that may differ from a person to another, which confirmed our expectations about the person-specific nature in expressing emotions. Indeed the case-by-case analysis showed that the emotional responses associated to the states of flow, stuck and off-task, can be specific to each learner. Some learners can experience the same stress, confusion or frustration when they are immersed within a task or get stuck, and

fewer reactions when they drop out. Besides, some subjects seemed to have calmer temper and showed little emotional activations, that is no considerable emotional changes between a positive and a negative interaction. Different factors such as the learner's goals, personality or skills, could intervene and make that learners do not all react the same way as they are fully involved within a task, get stuck, or are about to give up ; hence the importance of accounting for these individual differences in the assessment of the learners' experience.

### **5.5.3 Learners' interaction experience modeling**

Our last objective was to implement and validate our framework for recognizing a learner's interaction experience trend and emotions, based on the observable diagnostic features, the current context and the learner's characteristics. More precisely, given the macro-model described in figure 5.1, the diagnostic component involved the following modalities : (1) physiological features including EEG\_Engag, GSR and HR (2) behavioral variables : Help\_req and Mouse\_mvt, and (3) performance measures : Resp\_time, answer and accuracy. The context involved three variables namely : the difficulty of the task being executed (Task\_diff), the presence/absence of hints or help (Help\_given) and time constraints (Time\_const). The profile involved : the learner's goal regarding the importance of performing the task (having the best score, learning new concepts or just finishing the task), preference (e.g. whether the learner likes trigonometry or not), skill level, frequency of computer usage (Computer\_use), conscientiousness personality trait (Perso\_consc), and age.<sup>3</sup>

Once the structure of the DBN has been defined, the next step was to train the model parameters that quantify the relationships between the connected nodes. These parameters are given by the a priori probabilities of each predictive node (e.g.  $p(\text{Skill})$  over the values 'low', 'moderate' and 'high'), the conditional probability distribution of each node given the outcomes of its parents (e.g.  $p(\text{Experience trend} \mid \text{Goal})$  over the values 'flow', 'stuck', 'off-

---

<sup>3</sup> Although beyond the scope of this paper, it should be mentioned that these particular variables were selected as they showed statistically significant associations with the experienced trends. For instance, no significant correlation was found with regards to the gender variable, which was not included in the model.

task' given each of the values 'having the best score', 'learning new concepts' and 'finishing the task'), and the transition probabilities between the time slices (e.g.  $p(\text{Boredom}_t | \text{Boredom}_{t-1}, \text{Experience trend}_t)$ ) over the values 'interest', 'low', 'moderate' and 'high' boredom given the corresponding values at time  $t-1$  and the current parent's outcomes 'flow', 'stuck' and 'off-task'). We used an iterative approach to automatically train the model parameters from the collected data, namely the EM algorithm (Lauritzen, 1995). Starting with a random parameter initialization, EM alternates between two steps. The E-step (Expectation) computes the likelihood of the completed data given the current parameter estimate and the observed data ; unobserved data are filled in with their expected probability distributions.<sup>4</sup> The M-step (Maximization) updates the current parameters by maximizing the data likelihood ; i.e. the model parameters that best fit the data. The two steps are iterated until parameter convergence where a local optimal solution is reached.

A 10-fold cross validation technique was used to train the parameters and evaluate the model inference for categorizing both the interaction trends and the four concurrent emotions (i.e. stress, confusion, boredom and frustration). The data set was divided into 10 subsets, where 9 subsets were used for the training and the remaining subset was used for the evaluation. The process was repeated 10 times, the accuracy estimates were averaged to yield the overall model inference accuracy reported in table 5.2 (DBN). The accuracy results were compared to a static approach (i.e. without the temporal dependencies) using static Bayesian networks (SBN), as well as to three non-hierarchical static formalisms namely : naive Bayes (NB) classifiers (Domingos et al., 1997), decision trees (DT) (Quinlan, 1986) and support vector machines (SVM) (Platt, 1999).

As shown in table 5.2, two test cases were considered. The first case (top) categorizes three outcomes for the interaction experience trend namely : flow, stuck and off-task, and four outcomes for each emotion (e.g. the target variable stress has the following possible outcomes: calm (no stress), low, moderate or high stress). The second case (down) shows the accuracy of a binary categorization, where two outcomes are considered for both the experience trend and

---

<sup>4</sup> Unobserved data included missing information such as corrupted readings due to sensor failure.

the emotion labels. Although there is a loss of information, this last setting is intended to focus on two reverse behaviors in a learner's experience and emotional responses. Thereby the experience trend is either positive/ favorable (i.e. flow) or negative/unfavorable (i.e. stuck or off-task). In the same way, each emotion can be either positive to low, or moderate to highly negative (e.g. calm to low stress, or moderate to high stress). In both cases, DBN yielded the highest accuracy rates for the experience trend and emotion recognition as compared to SBN, NB, DT and SVM. For the first test case, an accuracy rate of 75.63 % was achieved for assessing the experience trend, and an accuracy ranging from 60.02 % (for confusion) to 79.95 % (for boredom), to discriminate between four levels of emotions. For the second (binary) case, an accuracy of 82.25 % was reached for categorizing between a positive and a negative interaction, and an accuracy ranging from 81.88 % to categorize between a state of confidence-to-low-confusion and moderate-to-high-confusion, to an accuracy of 90.97 % to discriminate between the states of interest-to-low-boredom and moderate-to-high-boredom.

Table 5.2 – Model inference accuracy. Outright classification is done by assigning each instance to the class with the highest probability (maximum a posteriori procedure). Participants' matching self-reports are used as a ground truth. For the non-hierarchical approaches (NB, DT and SVM), the inference is achieved only for the experienced trends.

Target	Classes	DBN	SBN	NB	DT	SVM
<b>Interaction trend</b>	Flow, Stuck, Off-task	75.63	69.31	63.71	64.07	69.09
<b>Stress</b>	No (calm), Low, Moderate, High	61.09	47.01	N/A	N/A	N/A
<b>Confusion</b>	No (confidence), Low, Moderate, High	60.02	53.71	N/A	N/A	N/A
<b>Boredom</b>	No (interest), Low, Moderate, High	79.95	63.45	N/A	N/A	N/A
<b>Frustration</b>	No (satisfaction), Low, Moderate, High	67.46	55.36	N/A	N/A	N/A
<b>Interaction trend</b>	Positive, Negative	82.25	73.12	68.78	69.26	72.23
<b>Stress</b>	Calm to low, Moderate to high	82.18	68.95	N/A	N/A	N/A
<b>Confusion</b>	Confidence to low, Moderate to high	81.88	67.41	N/A	N/A	N/A
<b>Boredom</b>	Interest to low, Moderate to high	90.97	71.04	N/A	N/A	N/A
<b>Frustration</b>	Satisfaction to low, Moderate to high	85.38	69.02	N/A	N/A	N/A

These results suggest that the inference of a learner's interaction experience can be accurately achieved through probabilistic inference using three modality measures (physiology, behavior and performance), in conjunction with context and person-dependent (profile) variables. The dynamic approach using a DBN outperformed the static approaches (SBN, NB, DT and SVM) that do not track the temporal evolution of the learners' states over time. Besides, with non-hierarchical formalisms (i.e. NB, DT and SVM), no distinction can be made between the input variables on the basis of their causal relationships to the learners' states (i.e. the predictive variables of the interaction experience on one side, and the diagnostic variables on the other side) ; all the features are equally entered as input variables for the three classifiers. Moreover with the three latter techniques, the recognition is done only for the interaction experience trends. Indeed unlike Bayesian networks (SBN and DBN), where a simultaneous inference of several target nodes is made possible through the two-layered hierarchical structure, these approaches do not allow a straight representation of several unknown classes simultaneously.

The underlying inference of a learner's level of stress, confusion, boredom and frustration through the DBN, can be used as a dashboard for real time adaptation by continuously monitoring the learner's state and assessing the potential cause of a favorable vs. unfavorable interaction, so that an effective intervention can be undertaken. For instance in case of a favorable interaction (i.e. a high probability of flow), the tutoring system would let the learner free to go through the materials without interruption. If the learner is about to get stuck (i.e. a high probability for stuck), an explicit intervention would be initiated, while taking into account the learner's emotional changes. For instance in case of high boredom, a more challenging task could be proposed. If frustration, hints could be made available for the learner. In case of high stress, the time constraints can be alleviated, and in case of confusion, a piece of advice or help can be proposed to guide the learner. Similarly, if the learner is about to give up (i.e. a high probability for the off-task trend), a different activity can be proposed with a varying level of challenge, constraints or help, depending on the predominant emotional states.

Figure 5.6 depicts such an example where a learner's emotional responses and interaction experience trend are inferred using the trained DBN, as new evidence are introduced into the model (predictive and diagnostic nodes). The task at hand is the last trigonometric problem in series 3. The predictive variables are given by the current context : a high level of difficulty, no help provided and a time constraint imposed, the learner's current goal : finishing the activity, and characteristics : less than 30 years, conscientious, low computer usage, low skills and does not like trigonometry. The diagnostic evidence are given by the learner's cerebral activity : low EEG engagement, dermal response : moderate GSR, and cardiac activity : low HR ; behavioral variables : no help request, and low mouse movement rate ; and performance : high response time, no-answer to the given problem, and low accuracy rate. The inference yields the following outcomes : a low level of stress (with a probability  $P = 58 \%$ ), a moderate confusion ( $P = 41 \%$ ), a high level of boredom ( $P = 58 \%$ ) and a low frustration ( $P = 60 \%$ ). The predominant inferred experienced trend is an off-task behavior ( $P = 77 \%$ ). In this case, the system would for instance interrupt the learner to propose a break and change the type of the activity with a more challenging task, as a state of high boredom is detected with a high probably of giving up.

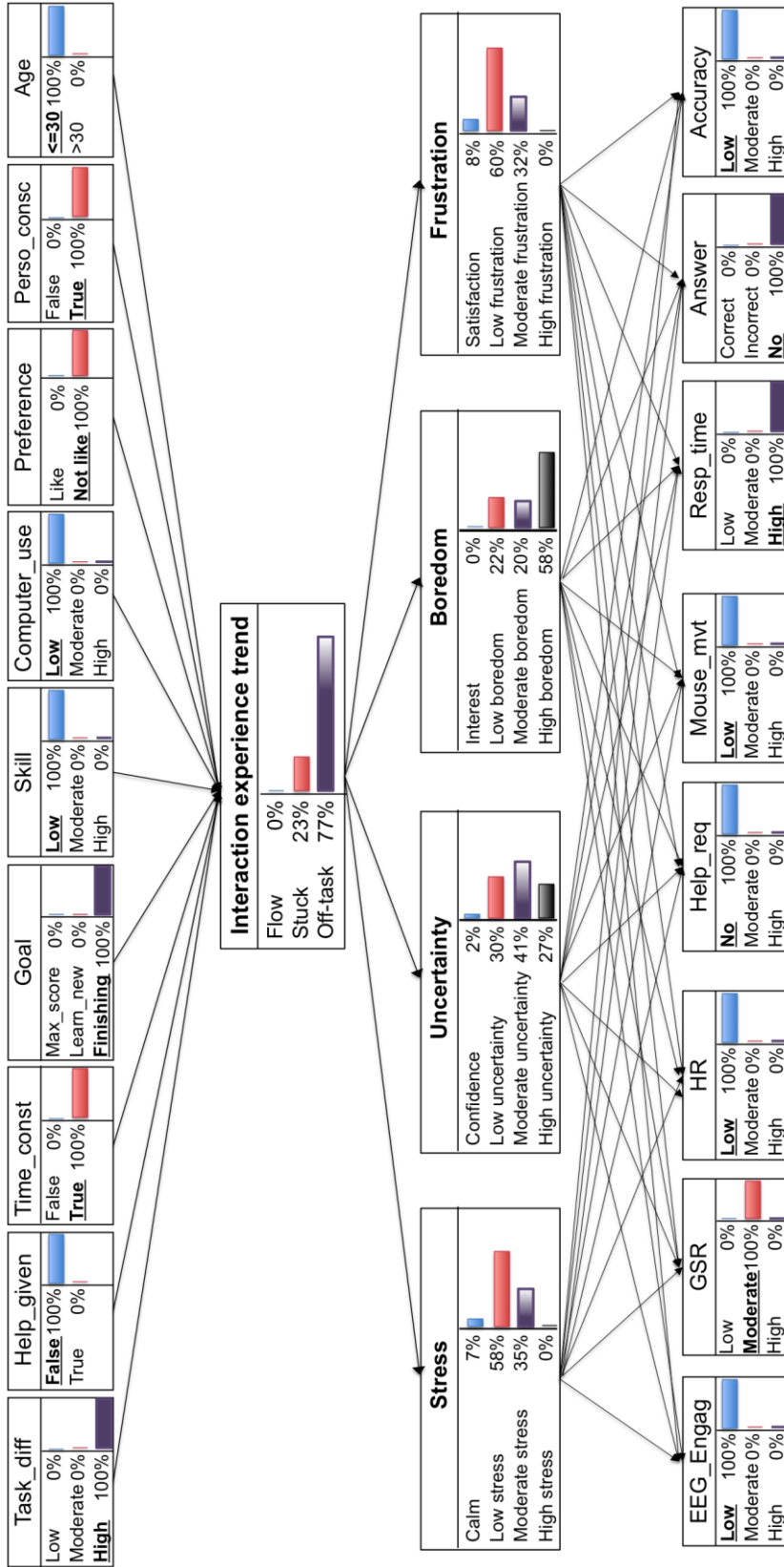


Figure 5.6 – Inference of a learner's interaction experience from three modality measures (physiology, behavior and performance) and personal and contextual information. The observed evidence are given by the probability values of 100 %. Posterior probability distributions are updated for the nodes associated to the interaction experience trend and emotional responses.



## **5.6 Conclusion**

In this paper we described a hierarchical probabilistic framework to model the user's experience while interacting with a computer-based learning environment. The framework uses a dynamic Bayesian network to recognize three trends of the interaction experience, namely : flow or the optimal interaction (a total involvement within the task), stuck or the non-optimal interaction (a difficulty to maintain focused attention) and off-task or the non-interaction (a drop out from the task), as well as the emotional responses occurring subsequently. The network integrates three-modality measurements to diagnose the learner's experience namely : physiology, behavior and performance, predictive variables including contextual features and the learner's personal characteristics (profile), and a dynamic structure to track the temporal changes of the learner's state. An experimental protocol was conducted, while 44 participants performed different cognitive tasks (trigonometry, backward digit span and logic) with a gradual difficulty level to provoke the three-targeted trends, and analyze their relationship with the reported emotional responses. Three biofeedback devices were used to record participants' physiological activities including skin conductance, heart rate and EEG engagement. Behavioral variables included the help use and mouse movement rate, and performance measures included response time, answer and accuracy.

The statistical analysis supported our hypothesis about the complexity of the relationship between emotions and the learners' experiences. Results showed that concurrent emotional responses can be associated to the experiences of flow, stuck and off-task, and that the same trend could be expressed with different emotional patterns for different participants ; which confirmed the importance of accounting for overlapping emotional changes and individual differences in the assessment of the learners' interaction experience. The evaluation of the proposed framework showed its capability to efficiently assess the probability of experiencing flow, stuck and off-task, as well as the emotional responses associated to each trend. The experimental results showed that our framework outperformed conventional non-dynamic modeling approaches using static Bayesian networks, as well as three non-hierarchical formalisms including naive Bayes classifiers, decision trees and support vector machines. An accuracy rate of 82 % was reached to characterize a positive vs. a negative experience, and an

accuracy ranging from 81 % to 90 % was achieved to assess four emotions related to the interaction namely stress, confusion, frustration and boredom.

Our findings have implications for intelligent tutoring systems in particular, and for human-computer applications more generally, seeking to acquire a precise monitoring of the user state, by simultaneously identifying concurrent emotional responses occurring during the interaction, and the tendency that characterizes their experiences within the task. As our next steps, we plan to enhance the proposed framework with a decision theoretic formalism, and incorporate it within a real time interaction based tutoring system, so that timely interventions can be formulated on the basis of the user's inferred state. Further diagnostic variables will be included within the model to track additional features of the user's experience including keyboard interaction patterns, facial expressions, etc., as well as a cognitive component to monitor the learner's skill acquisition process including the history of the presented concepts, the practiced skills, etc., to optimally adapt the pedagogical content and strategies according to the learner's state.

**Acknowledgments.** This research was funded by the National Science and Engineering Research Council (NSERC). The models described in this paper were implemented using SMILE, a reasoning engine for graphical probabilistic models and the GeNIe modeling environment, both developed at the Decision Systems Laboratory, University of Pittsburgh (<http://genie.sis.pitt.edu/>).

## Chapitre 6

# Stratégies implicites pour les Systèmes Tutoriels Intelligents

Dans ce chapitre, nous nous intéressons au deuxième volet de nos recherches qui porte sur les stratégies émotionnelles utilisées par les STI pour agir sur l'état émotionnel de l'apprenant. Comme nous l'avons décrit précédemment (voir chapitre 3), ces stratégies se basent principalement sur des interventions *explicites* pouvant parfois être excessives, inappropriées ou intrusives dans la dynamique de la session d'apprentissage.

Nous introduisons dans ce chapitre, le concept de stratégies *implicites* pour les STI : une nouvelle approche pour réguler de façon indirecte les émotions de l'apprenant, sans avoir à interrompre la session d'apprentissage, en ciblant des aspects *inconscients* lors de l'interaction avec l'apprenant. Notre approche se base essentiellement sur des études conduites en neurosciences qui démontrent que les émotions peuvent être inconsciemment sollicitées (Hassin et al., 2005). Ces recherches sont issues des travaux menés sur la mémoire implicite (Tulving et al., 1990) et les processus automatiques inconscients reliés aux attitudes (Bargh et al., 1992) et aux stéréotypes (Devine, 1989).

Le fondement de ces recherches est l'existence d'un seuil limite entre la perception consciente et la perception inconsciente, et qu'un stimulus en dessous de ce seuil de

conscience, appelé stimulus subliminal, ne peut pas être consciemment perçu, mais peut provoquer des réactions émotionnelles (Del Cul et al., 2007; Hassin et al., 2005). Ce phénomène est connu sous le nom de *perception subliminale* ; il permet de solliciter inconsciemment les mécanismes physiologiques et cérébraux impliqués dans les émotions (Flykt et al., 2007; Kouider et al., 2007). Ces études démontrent par ailleurs que les émotions sont plus susceptibles d'être influencées par ces stimuli inconsciemment perçus que par des stimuli qui sont consciemment perçus (Bornstein et al., 1992; Kunst-Wilson et al., 1980).

*L'amorçage masqué* (« masked priming ») est l'une des techniques les plus utilisées pour la perception subliminale (Del Cul et al., 2007). Elle consiste à projeter, pendant une très courte durée, un stimulus subliminal ou une *amorçe* (« prime »), telle qu'un mot ou une image portant des connotations émotionnelles particulières (Merikle et al., 1998). Cette amorçe est communément précédée et/ou suivie par la projection d'un *masque* pendant une certaine durée. Ce masque est en général sous la forme d'un ensemble de symboles n'ayant rien à voir avec l'amorçe afin d'éviter sa détection consciente. Une évaluation instinctive de la sémantique (ou de la valeur émotionnelle) de l'amorçe est alors faite de manière automatique, c.-à-d. en dessous du seuil de la perception sensorielle consciente (Del Cul et al., 2007). Cette technique a été étudiée dans plusieurs domaines comme les comportements sociaux, la publicité, ou les stéréotypes pour éliciter de manière implicite des réactions émotionnelles (Dijksterhuis et al., 2008; Dijksterhuis, 2004; Hassin et al., 2005; Karremans et al., 2006; Kunst-Wilson et al., 1980; Merikle et al., 1998).

Dans cette recherche, nous proposons d'utiliser la technique d'amorçage masqué pour mettre en œuvre de nouvelles stratégies implicites pour les STI. Ces stratégies auront pour objectif de conditionner l'état émotionnel de l'apprenant et améliorer ses capacités cognitives, en ciblant des mécanismes automatiques associés aux processus émotionnels et cognitifs de l'apprenant, afin d'influencer positivement son expérience d'interaction et optimiser son apprentissage.

Nous présentons deux différents types d'applications possibles de cette technique dans le contexte d'apprentissage, à savoir : *l'amorçage affectif* et *l'amorçage cognitif*. L'amorçage affectif (« affective priming ») consiste à utiliser des projections subliminales de stimuli

chargés de connotations affectives positives (telles que des images ou des mots portant une sémantique émotionnelle particulière), pour provoquer, de manière implicite, des réactions émotionnelles positives chez l'apprenant. L'amorçage cognitif (« cognitif priming ») consiste à utiliser des stimuli de types réponses ou indications, pour améliorer un processus cognitif particulier tel que le raisonnement ou la prise de décision.

La suite de ce chapitre est constituée de l'article de recherche intitulé : « *Implicit Strategies for Intelligent Tutoring Systems* », publié dans les actes de la conférence *Intelligent Tutoring Systems (ITS2012)*. L'article a été écrit en collaboration avec Pierre Chalfoun. Le tiers de l'article portant sur l'amorçage affectif, concerne les travaux de cette thèse. L'autre tiers, portant sur l'amorçage cognitif, concerne les travaux de recherche de Pierre Chalfoun (Chalfoun, 2013). Le dernier tiers concerne une architecture commune à nos deux sujets portant sur l'intégration des stratégies implicites avec les stratégies explicites existantes dans les STI. Le travail a été défini et supervisé par notre directeur de thèse avec qui nous avons eu beaucoup de discussions et d'échanges tout au long de cette recherche.



# Implicit Strategies for Intelligent Tutoring Systems

Imène Jraidi, Pierre Chalfoun, Claude Frasson

Published in : *The 11<sup>th</sup> International Conference On Intelligent Tutoring Systems (ITS2012)*. Chania, Crete. June 14-18 (2012), [16 % acceptance rate].

[http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-30950-2\\_1](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-30950-2_1)

## Abstract

Nowadays several researches in Intelligent Tutoring Systems are oriented toward developing emotionally sensitive tutors. These tutors use different instructional strategies addressing both learners' cognitive and affective dimensions and rely, for most of them, on explicit strategies and direct interventions. In this paper we propose a new approach to augment these tutors with new implicit strategies relying on indirect interventions. We show the feasibility of our approach through two experimental studies using a subliminal priming technique. We demonstrate that both learners' cognitive and affective states can be conditioned indirectly and show that these strategies produce a positive impact on students' interaction experience and enhance learning.

**Keywords :** Implicit tutoring strategies, Unconscious processes, Subliminal priming, Affect, Cognition.

## **6.1 Introduction**

The development of Intelligent Tutoring Systems (ITS) began in the 1970's in an attempt to enhance computer based instruction with artificial intelligence methods to provide a highly individualized teaching and feedback tailored to the needs of the learner. Their aim is to support learning by simulating human tutors' pedagogical skills and domain expertise and produce the same kind of learning and flexibility that might occur between teachers and students (Seidel et al., 1994). In the recent years, the dynamics of learning has been shifting steadily from purely cognitive aspects of teaching to affect-sensitive tutors. This change can mainly be explained by recent advances in cognitive science, artificial intelligence, and neuroscience showing that the brain mechanisms associated to emotions are not only related to cognitive processes, such as reasoning, but also solicited in perception, problem solving and decision making (Phelps, 2006).

Indeed, various research areas including education, psychology, computational linguistics, and artificial intelligence have shown a growing interest in the close links between affect and learning (Arroyo et al., 2007; Burseson, 2006; Conati, 2002; D'Mello et al., 2009; Litman et al., 2004a; Woolf et al., 2009) as emotions have an impact on attention, motivation, memorization, and information processing (Pekrun, 1992). This fact is especially true in the ITS community where several researchers have developed emotionally intelligent tutors able to respond to students on a personal level, identifying their actual emotional states and adapting their teaching accordingly (Arroyo et al., 2007; Kim, 2005; McQuiggan et al., 2007; Prendinger et al., 2005; Woolf et al., 2009).

However these tutors still need to be enhanced to track changes in learners' mental states especially when cognitive tasks such as reasoning and decision making occur. Furthermore,



most of these tutors rely on explicit<sup>1</sup> strategies and direct interventions when interacting with the learner. These strategies can be in some cases excessive, inappropriate, or intrusive to the dynamics of the learning session. They can also be approximate or target basically, superficial aspects of the interaction.

In this research we propose to enhance these strategies with implicit interventions that can be more subtle and have the ability to target deeper affective and cognitive aspects involved in the learning process. Our work is based on evidence from the neuropsychology that suggests that cognition and affect involve some forms of implicit or unconscious processing that can be implicitly solicited (Kouider et al., 2007). In this paper we propose an approach to augment these tutors with new implicit strategies relying on indirect interventions in a problem solving environment in order to enhance cognitive abilities such as reasoning, and condition affective states such as self-esteem while learning takes place.

## **6.2 Previous work**

A variety of explicit strategies have been developed and evaluated within different learning environments providing both cognitive and affective feedback.

Some researches are oriented toward psychological theories to induce positive emotions in students (Mayer et al., 1995), while others mostly use punctual, task-related and less intrusive interventions that can be directly integrated in the dynamics of the learning session. These strategies rely on a variety of task-based support policies to respond to particular students' affective states. This can be in the form of examples or definitions to help the students understand specific concepts. For example in (D'Mello et al., 2009), if the tutor realizes that the learner is bored, he engages him in a variety of stimulating tasks, a particular challenge or a game. If frustration is detected, the tutor provides statements or corrects certain

---

<sup>1</sup> We define an explicit strategy as a tutoring intervention that occurs with a person's sensory or conscious perception. By contrast, an implicit strategy is an intervention that cannot be consciously perceived or reported by the learner. This implies that this intervention occurs without a learner's awareness and hence that does not interrupt the dynamics of the learning session.

information that the learner might have poorly assimilated. In (Arroyo et al., 2007), the ITS reacts differently to frustrated learners. It provides an indication or other similar problems to help the learner. In case of boredom, and depending on the situation, the tutor proposes an easier problem to motivate the learner in solving it, or increases the level of difficulty if the problem is too easy. The corrective mechanisms involved here are all direct and explicit and are applied a posteriori, that is once the student makes a mistake or reacts negatively to a situation.

Other approaches integrate more sophisticated companion technologies using lifelike characters allowing real-time affective interactions between virtual pedagogical agents and learners (Arroyo et al., 2007; Burleson, 2006; McQuiggan et al., 2006; Prendinger et al., 2005). These agents may have a human appearance dialoguing with learners, communicating various messages of encouragement or congratulation ; appearing to care about a learner's progress. Some agents can work with the students on the same task, as study partners (Woolf et al., 2009) and exchange on the problem they are solving by either offering advice and encouragement or helping them in coping with negative emotions (such as frustration, boredom, or fatigue). These companions can also adopt an empathetic response (Arroyo et al., 2007; McQuiggan et al., 2006; Prendinger et al., 2005). For instance in (Prendinger et al., 2005) an agent intervenes looking concerned when users are asked stressing interview questions leading to a drop in stress levels as measured by skin conductance. Although some of these tutors use physiological sensors to monitor students' affect, none uses brain data to monitor mental states and adjusts learning to cerebral changes that can occur in learners' cognitive reasoning processes. In another study (Kim, 2005), it is shown that empathetic responses of pedagogical learning companions improve learners' interest and self-efficacy but not learning outcomes. These agents can even simulate the behavior of the learner by adopting his expressions and actions (Arroyo et al., 2007; Burleson, 2006; McQuiggan et al., 2006; Prendinger et al., 2005). For example, Burleson (2006) uses an agent that mimics the facial expressions and movements of the learner. It may for example, smile if it sees the learner smiling.

However, the aforementioned strategies only target aspects related to the direct interaction between the learner and the tutor. These strategies do not address the unconscious mechanisms underlying important cognitive and affective processing related to learning. The goal of this research is to augment, not replace, current learning strategies with implicit interventions. We believe that the complimentary nature of these new strategies can endow the current tutors with the ability to investigate, and hopefully enhance, the unconscious processes involved in emotional processing, reasoning and decision making. The following section will explain in more details these proposed strategies as well as present results from conducted studies.

### **6.3 Implicit strategies for intelligent tutoring systems**

As discussed in the previous section, current ITS rely on explicit strategies that address only measured variables involved in the direct interaction between the tutor and the learner. In this paper we aim to enhance these strategies with implicit interventions that address more subtle unconscious processes involved in both learners' affect and cognition. The basis of this work relies on previous findings from neuropsychological studies suggesting the possibility of nonconscious perception (or perception without awareness), because of the existence of a boundary threshold between conscious and unconscious perception (Del Cul et al., 2007). A stimulus below this threshold of awareness (called subliminal stimulus) cannot be consciously perceived but can yield emotional and cognitive reactions (Del Cul et al., 2007; Hassin et al., 2005). This phenomenon is known as subliminal perception : it unconsciously solicits affective and cognitive mechanisms in the human brain (Kouider et al., 2007).

Masked priming is one of the most widely used technique for subliminal perception (Del Cul et al., 2007). It consists in projecting for a very short time, a subliminal stimulus or prime such as a word or a valenced image preceded and/or followed by the projection of a mask for a particular time. This mask is usually in the form of a set of symbols that have nothing to do with the prime in order to elude its conscious detection (Del Cul et al., 2007). In this research, our goal is to enhance existing tutoring strategies with masked priming techniques. We will

present two different priming approaches, namely affective priming and cognitive priming applied in problem solving environments.

### **6.3.1 Affective priming**

Affective priming is a masked priming technique that consists in exposing participants to affective stimuli that can only be unconsciously perceived in order to implicitly elicit emotional reactions. These stimuli can be in the form of images or words charged with valenced semantics (e.g. smiling faces or positively connoted words). This technique is based on work in implicit memory (Tulving et al., 1990) and automatic and unconscious processes related to stereotypes and attitudes (Bargh et al., 1992). This body of work suggests that implicit and unconscious elements are found in several psychological manifestations among which, emotional regulation. This technique has been studied in areas such as social behavior, advertising and stereotypes (see (Hassin et al., 2005) for a review). Furthermore, these studies show that emotions are more likely influenced by these unconsciously perceived stimuli than by consciously perceived stimuli.

**Conducted study.** We used an affective priming technique in order to implicitly condition learners' affect within a logical problem solving environment. The aim of the study was to enhance learners' implicit self-esteem while they follow a learning session about logics. The goal is to teach learners how to infer a logical rule from a series of data in order to find the missing element of a sequence. The session starts with a tutorial giving instructions and examples to get learners accustomed with the user interface and types of questions, then a series of logical exercises are given.

Three modules are taught, each one is concerned with specific forms of data : the first module deals with geometrical shapes, the second module with numbers and the third module focuses on letters (see (Jraidi et al., 2010) for more details). Learners are asked to respond as quickly and efficiently as possible to each of the 15 questions of the quiz. They are informed that they can either respond or pass the question and that a correct answer = 4 points, an incorrect answer = -1, and a no-answer = 0. Questionnaire materials (shapes, numbers and

letters) are presented sequentially on the screen and subliminal primes are projected just before the materials.

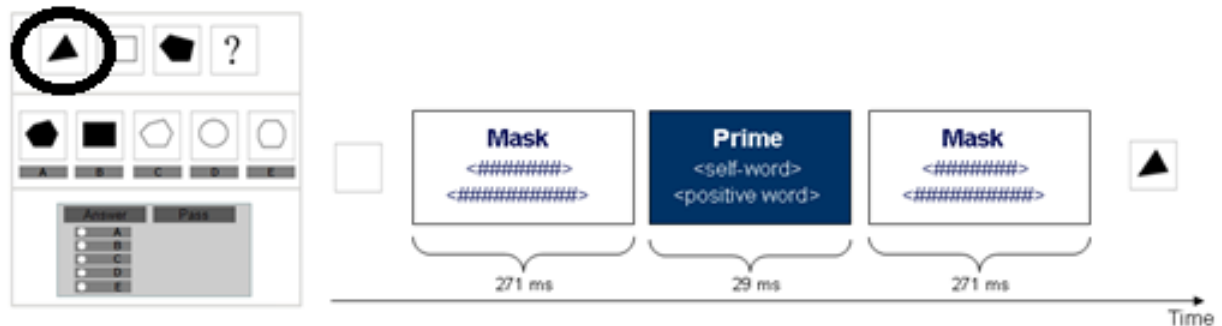


Figure 6.1 – Affective priming during problem solving

In this study, a particular form of masked priming was used, namely the Evaluative Conditioning (EC) technique (Grumm et al., 2009). This method consists in subliminally projecting self-referential words (conditioned stimulus) such as “I” or the first name of the learner, paired with positively valenced words (unconditioned stimulus) such as “efficient”, “success” or “smart”. The idea behind EC is that this conditioning implicitly influences the semantic structure of associations (between words) in memory and hence, the automatic affective reactions resulting from this pairing (Grumm et al., 2009). Figure 6.1 gives an overview of how the masked priming took place. Each prime, consisting of a self-referential word and a positive word, is projected for 29 ms and is preceded and followed by a 271 ms mask composed of sharp (#) symbols.

A total of 39 participants with a mean age of  $27.31 \pm 6.87$  years, were recruited for the experiment. Participation was compensated with 10 dollars. They were randomly assigned either to the experimental condition (N = 20, 13 males) or to the control condition, without priming (N = 19, 11 males). Participants’ self-esteem was assessed with the Initial Preference Task (IPT), a widely used technique for assessing implicit self-esteem, using the Ipsatized double-correction scoring algorithm (see (LeBel et al., 2009) for more details).

Two sensors were used to measure participants’ emotional reactions, namely galvanic skin response, known to be correlated to emotional arousal (low to high) and blood volume pulse from which heart rate, known to be correlated to valence (positive to negative), was

extracted (Lang, 1995). The proportions of emotions characterized with a positive valence and a neutral arousal (target emotion proportions) were assessed with regards to the baseline values, to measure participants' positive emotional activations using a two dimensional model of affect (Russell, 1980). These specific emotions are assumed to provide a maximum of efficiency and productivity in learning (Kaiser, 2006).

Table 6.1 – Experimental results of the affective priming study

	<b>Experimental condition</b>		<b>Control condition</b>	
	<b>M</b>	<b>SD</b>	<b>M</b>	<b>SD</b>
<b>Self-esteem</b>	1.68	0.94	1.08	0.99
<b>Target emotion proportions</b>	48.15	37.32	40.36	34.02
<b>Final score</b>	33.4	12.36	25.5	9.87
<b>Number of passed answers</b>	0.95	0.83	2.11	1.91

Further variables were recorded to measure learners' performance, namely, the final score in the test and the number of passed answers. Results are summarized in Table 6.1. A significant evidence for the conditioning effect on self-esteem was found. Primed participants showed significantly higher self-esteem than the control group,  $F(1, 37) = 4.84$ ,  $p < 0.05$  ( $M = 1.68$  vs.  $1.08$ ). Besides, they showed significantly higher proportions of target emotions,  $F(1, 583) = 6.03$ ,  $p < 0.05$ , in the logical quiz ( $M = 48.15\%$ ) with regards to non primed participants ( $M = 40.36\%$ ). The scores of the test were also better in the experimental group ( $F(1, 37) = 4.37$ ,  $p < 0.05$ ,  $M = 33.4$  vs.  $25.5$ ), and unlike the control group, participants were taking more risks by answering more questions (lower number of passed answers,  $F(1, 37) = 7.45$ ,  $p < 0.05$ ,  $M = 0.95$  vs.  $2.11$ ) even if they were not completely sure of their answers.

### **6.3.2 Cognitive priming**

Like affective priming, cognitive priming is a masked priming technique, but with a different objective ; the stimulus used (an answer or a hint about a question for example) is aimed toward positively enhancing specific cognitive processes such as reasoning or decision making

toward the goal of implicitly enhancing knowledge acquisition. This technique is based on numerous findings in neuroscience providing evidence from the brain wave activity using electro-encephalography (EEG), demonstrating that unconsciously perceived stimuli can reach orthographic, lexical and motor levels of representations (see (Gaillard et al., 2006) for more details).

**Conducted study.** In this second study, we used a cognitive priming technique in order to implicitly enhance learners’ reasoning abilities within a problem solving environment. The aim of the study was to use cognitive priming to specifically enhance the analogical reasoning abilities of students while learning how to construct an odd magic square of any order with the use of neither a calculator nor one mental arithmetic operation. A magic square of order  $n$  is a square containing  $n^2$  distinct integers disposed in a way such as all the  $n$  numbers contained in all rows, columns or diagonals sum to the same constant (leftmost part of Figure 6.2).

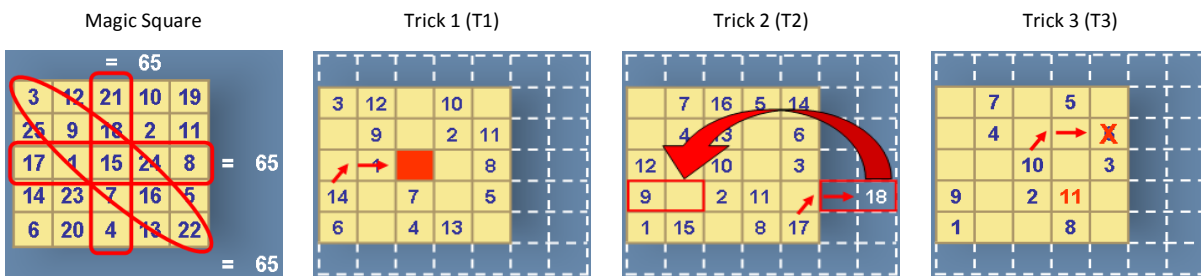


Figure 6.2 – Magic square and the three tricks taught

To construct such a magic square, three tricks are required (Figure 6.2). These tricks are cumulative and thus the difficulty increases with each trick. The solution to the three tricks was not presented. Instead, the learners had to infer their own solutions, correctly figure out the different algorithm used in each trick and answer a series of 13 questions (see (Chalfoun et al., 2011) for more details). Furthermore, learners were instructed to make the fewest amounts of mistakes possible whilst taking the shortest amount of time. Then, learners reported how they figured out each trick by choosing between the following : “I deduced the trick by intuition, logic, a little of both” (Trick answer type variable). Learners also reported how they answered each question by choosing between the following : “I answered the question by

guessing the answer, by intuition or by logical deduction” (Question answer type variable). Learners’ brain activity (using EEG) was recorded to investigate changes in mental activity during reasoning.

In this study, two experimental conditions with different types of primes were considered namely Answer\_cues and Miscues. The former condition intended to enable learners to reason faster while deducing the tricks. The primes are in the form of arrows pointing at the answer to each trick as displayed in Figure 6.2. The Miscues condition is intended to mislead the learner using primes (arrows) that point to the wrong square on the screen. The idea of the study was to assess the effect of each type of primes on reasoning. In both conditions, primes (Answer\_cues and Miscues) were displayed in each trick throughout the study. Each prime is projected for 33 ms and is followed and preceded by a mask of 275 ms consisting of random geometric figures.

A total of 43 participants with a mean age of  $27 \pm 3.5$  years, were recruited for the experiment and were compensated with 10 dollars ; they were randomly assigned either to the Answer\_cues condition (N = 14, 7 males), to the Miscues condition (N = 14, 6 males) or to the Control condition, without priming (N = 15, 7 males).

We were interested in examining results related to performance (number of mistakes) with regards to the way learning occurred (Trick answer type), the way learners answered questions (Question answer type) and the group (Answer\_cues, Miscues or Control). Significant effects were only found for the variables Trick answer type \* group with regards to the number of mistakes with the following combinations : Logic \* Answer\_cues ( $p = 0.002$ ,  $\alpha = 0.05$ ,  $\text{chi-square} = 16.949$ ), A little of both \* Answer\_cues ( $p = 0.048$ ,  $\alpha = 0.05$ ,  $\text{chi-square} = 9.117$ ). Results seem to indicate that only Answer\_cues, and not miscues, do significantly influence logical reasoning and decision making when learning a trick logically.

From the EEG data we were interested in investigating changes in two metrics that have previously been reported as relevant indicators of insightful problem solving (40 Hz right asymmetry) (Sandkühler et al., 2008) and complex arithmetic processing (Beta2 left asymmetry) (Hyungkyu et al., 2009). We observed that the asymmetry values for the 40 Hz



( $p = 0.003$ ,  $\alpha = 0.05$ ) and Beta2 ( $p = 0.04$ ,  $\alpha = 0.05$ ) in the Answer\_cues group are significantly different than the Miscues group for the third and most difficult trick. Participants of the Answer\_cues group seem to shift their attention from a complex arithmetic process (Beta2 left asymmetry decrease) toward an “insightful” problem solving strategy (40 Hz right asymmetry increase), thus involving the right side of the brain, known to be an important actor in insightful problem solving. Figure 6.3 depicts one such example recorded during learning where we see a female learner reporting learning the third trick (T3) by intuition. We see the decrease in Beta2 in the left brain and the increase in 40 Hz in the right brain after priming, illustrating that a combination of these two metrics could indeed be an interesting indicator of a change in the reasoning strategy from complex arithmetics to an insightful reasoning during problem solving.

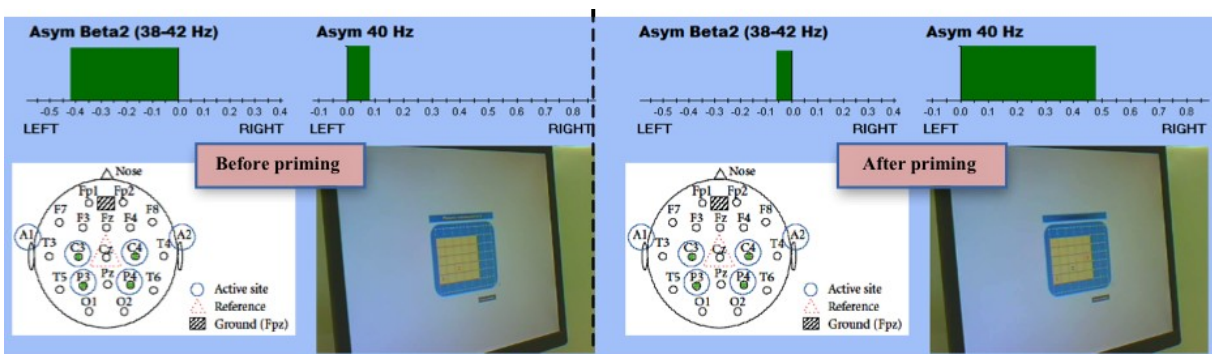


Figure 6.3 – Recording of cerebral changes following cognitive priming in intuitive reasoning

## 6.4 Discussion

The two-presented studies have shown that learners’ self-esteem and abilities to reason in a problem solving environment can be augmented through the use of affective and cognitive priming. The two experiments rely on a masked priming technique consisting in projecting stimuli below the threshold of conscious awareness (positively charged words paired with self-referential words and hints about the task).<sup>2</sup>

<sup>2</sup> In both experiments, none of the participants has reported seeing the primes during the tasks.

The affective and cognitive dimensions of these implicit interventions have been investigated and results have shown that electro-physiological sensors can provide current tutors with relevant information regarding the positive impact of the proposed approach in terms of learners' emotional and mental reactions. In light of those results, we believe that a hybrid ITS, one using both explicit and implicit strategies, can greatly enhance the interaction with a learner, enabling him to optimize his learning experience with both direct and indirect aspects. The proposed approach for integrating our implicit tutor is illustrated in Figure 6.4 below.

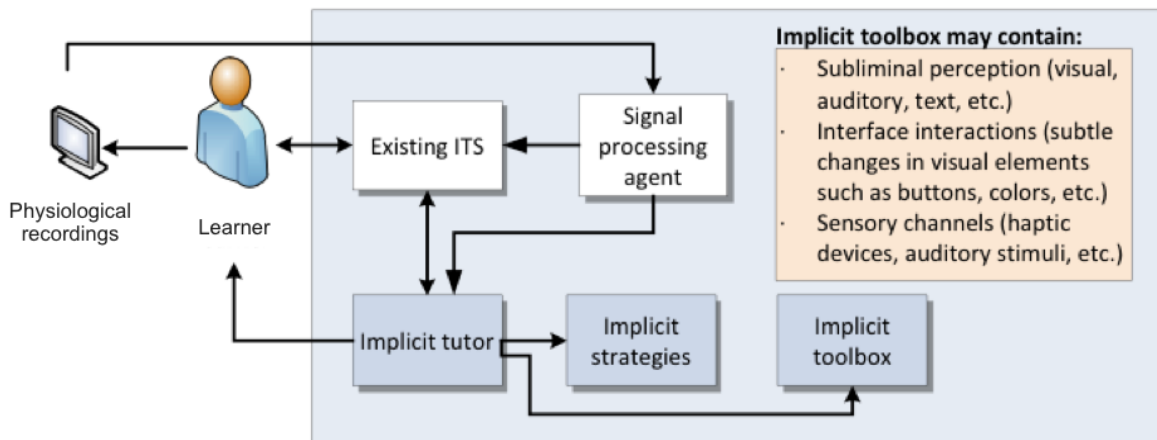


Figure 6.4 – Proposed approach

The implicit tutor is continuously communicating with the explicit tutor in search of the best strategy to apply in a given situation. To achieve this objective, the implicit tutor can choose one or multiple implicit strategies (cognitive and/or affective priming) as well as a kind of stimulus to project. The implicit toolbox is essentially a guide of all existing stimuli that are applicable for a situation. In this paper, we have presented two studies employing different subliminal stimuli (visual and textual). However, we believe that two issues need to be addressed, before this integration could take place in a real learning environment. First, the implicit strategies have to be tested in complex, real-life, lessons where deeper learning may take place and compare results. Second, ethical issues of deploying these strategies should also be explored. It would be interesting for example to reproduce these studies while informing the learners of *what* will they get but not *how*. In other words, explain that the system is built

to provide help in a subtle way without revealing the kind of stimuli that will be used from the toolbox and crosscheck results.

## **6.5 Conclusion**

This paper discusses a new approach to enhance ITS with implicit tutoring strategies targeting subtle indirect aspects in the interaction between the tutor and the learner. These strategies are based on unconsciously perceived interventions that address the automatic mechanisms associated to learners' affective and cognitive processing inherent to learning using the subliminal perception. We demonstrated our approach through two experimental studies showing two different applications of the masked priming technique, namely affective priming and cognitive priming. We showed that both learners' cognitive and affective states can be conditioned implicitly and that these strategies can produce a positive impact on students' interaction experience and enhance learning. The first study showed that affective priming had a positive impact on learners' outcomes, self-esteem, and emotional reactions. The second study showed that cognitive priming enhanced learners' reasoning abilities, and EEG data demonstrated that cognitive abilities such as analogical reasoning can potentially be monitored, assessed and positively influenced under priming conditions.

In our future work, we are interested in developing a tutor that will integrate both implicit and explicit interventions. This tutor will select appropriate strategies according to the learners' profile, and real time data from the learners' progress and emotional and mental reactions.

**Acknowledgments.** We acknowledge the National Science and Engineering Research Council (NSERC) and the Tunisian Ministry of Higher Education and Scientific Research for funding this work.



## Chapitre 7

# Conditionnement subliminal de l'estime de soi : impact sur les performances et les réactions émotionnelles des apprenants

Dans ce chapitre, nous décrivons l'étude expérimentale que nous avons réalisée pour implanter une nouvelle stratégie émotionnelle implicite dans un environnement d'apprentissage. Cette stratégie utilise la perception subliminale, pour agir de manière inconsciente sur les émotions de l'apprenant. Plus précisément, le but de cette expérimentation a été de conditionner *l'estime de soi* (« self-esteem ») de l'apprenant pendant son interaction avec un système tutoriel en utilisant une technique d'amorçage affectif.

Cette technique se base sur une procédure connue sous le nom de *conditionnement évaluatif* (« evaluative conditioning ») (Grumm et al., 2009), qui est une forme particulière d'amorçage masqué, destinée à améliorer l'estime de soi (c.-à-d. l'évaluation qu'une personne porte envers elle-même). La procédure consiste à utiliser une projection subliminale de mots autoréférentiels (tels que le mot 'je' ou le prénom de l'apprenant) associés avec des mots comportant des connotations positives (tels que le mot 'compétent', 'succès', ou 'intelligent'). L'idée est que ce conditionnement influence, implicitement, la structure des associations

(entre ces mots) dans la mémoire, et par conséquent les réactions émotionnelles automatiques résultantes de cette association (Grumm et al., 2009).

39 participants ont été recrutés pour étudier l'impact de cette approche sur leurs réactions émotionnelles et sur leurs performances d'apprentissage dans un contexte de résolution de problèmes de logique. Les participants devaient suivre un tutoriel pour apprendre à inférer la règle logique reliant une série de données et déduire un élément manquant dans cette série. L'objectif étant de tester leurs capacités de raisonnement et d'inférence. Deux groupes de participants ont été considérés à savoir : un groupe expérimental (avec conditionnement évaluatif) et un groupe de contrôle (sans conditionnement).

En outre, trois types de senseurs physiologiques ont été utilisés pour évaluer l'impact de cette technique sur l'état mental et l'état émotionnel des participants, à savoir : des capteurs EEG « ElectroEncephaloGram » pour mesurer l'activité cérébrale (niveau de concentration mentale), des capteurs GSR « Galvanic Skin Response » pour mesurer les réactions électrodermales (niveau d'activation corporelle ou éveil) et des capteurs BVP « Blood Volume Pulse » mesurant le volume d'impulsion sanguin (rythme cardiaque).

Les analyses corrélationnelles ont montré que cette technique a un impact positif sur l'estime de soi (évalué par une échelle de mesure implicite) d'une part, et sur les performances d'apprentissage (en termes de scores obtenus dans les exercices de logique réalisés) d'une autre part. La notion de prise de risque dans les réponses a aussi été investiguée : nous avons trouvé que les participants du groupe expérimental prenaient plus de risques, contrairement au groupe de contrôle, en répondant à plus de questions même s'ils n'étaient pas totalement sûrs de leurs réponses.

Par ailleurs, la comparaison des deux conditions expérimentales (groupe de contrôle vs groupe expérimental) a montré que l'amorçage affectif a une influence positive sur l'activité cérébrale (en termes de concentration mentale) et sur les réponses émotionnelles (en termes de proportions d'émotions à valence positive mesurées à partir de l'activité électrodermale et du rythme cardiaque). Finalement, une analyse de régression multiple a été menée pour étudier la contribution des variables physiologiques mesurées et des conditions d'amorçage, dans la

prédiction des performances des participants dans la résolution des problèmes. L'analyse conditionnelle principale a révélé un effet positif de l'amorçage, ainsi qu'un effet positif de la concentration mentale et des émotions à valence positive dans la prédiction des performances des participants.

La suite de ce chapitre est constituée de l'article de recherche intitulé : « *Subliminally Enhancing Self-Esteem : Impact on Learner Performance and Affective State* », publié dans les actes de la conférence *Intelligent Tutoring Systems (ITS2010)*. Ma contribution dans cet article a été — à partir de la suggestion de mon directeur de recherche — de valider la faisabilité d'utiliser la perception subliminale dans un contexte d'apprentissage, et de vérifier que cette technique peut conditionner l'état émotionnel de l'apprenant, et avoir un impact positif sur son expérience d'interaction et sur son apprentissage. L'article a été par ailleurs révisé et corrigé par mon directeur de recherche, qui m'a constamment soutenue dans la réalisation de ce travail.





# **Subliminally Enhancing Self-Esteem : Impact on Learner Performance and Affective State**

**Imène Jraidi, Claude Frasson**

**Published in : The 10<sup>th</sup> *International Conference On Intelligent Tutoring Systems (ITS 2010)*. Pittsburgh, Pennsylvania, USA. June 14-18 (2010).**

[http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-13437-1\\_2](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-13437-1_2)

## **Abstract**

The purpose of this work is to enhance learner self-esteem while interacting with a tutoring system. Our approach is based on a subliminal priming technique that implicitly conditions learner self-esteem. An experimental study has been conducted to analyze the impact of this method on participants' reported self-esteem on one hand and learning performance on the other hand. Furthermore, three physiological sensors were used to continuously monitor participants' affective reactions, namely electroencephalogram, skin conductance and blood volume pulse sensors. The purpose was to measure the effect of our approach on both learner

mental state and emotions. We then proposed a model that links learners' physiological signals and priming conditions to learning results.

**Keywords :** subliminal priming, self-esteem, learning performance, sensors, learner affect.

## **7.1 Introduction**

Nowadays learner affect has become a key construct in Intelligent Tutoring System (ITS) researchers. Several works focus on affective student modeling (Conati et al., 2005), identifying learner emotions (D'Mello et al., 2009), detecting frustration and stress (Prendinger et al., 2005) or assessing attention levels (Rebolledo-Mendez et al., 2009). Most of these systems use a variety of physical cues to recognize affective state (Picard, 1997) including observable changes like face expressions, body postures, vocal tones, and physiological signal changes such as heart rate, skin conductivity, temperature, respiration and brain electrical activity. Ultimately, these works seek to properly adapt tutorial interventions and improve learner performance.

On the other side, many educators and pedagogues advocate the benefits of self-esteem in learning. A broad strand of research investigated the positive effects of self-esteem on learner self-confidence (McFarlin et al., 1981). Besides, several studies have shown strong correlations between self-esteem and academic achievement and success (Hansford et al., 1982).

Recently, McQuiggan, Mott, and Lester (2008) proposed an inductive approach to model learner self-efficacy. They used learners' demographic and physiological data to predict their self-efficacy level. While self-efficacy represents the individual's belief about her ability to execute specific tasks, self-esteem is a more generalized aspect (Harter, 1990). It reflects the overall personal self evaluation.

Mainly, literature differentiates between explicit self-esteem and implicit self-esteem (Dijksterhuis, 2004). The former is based on conscious mode of thinking and can be measured by means of questionnaires, whereas the latter is the result of automatic self-evaluative process

and can be assessed with indirect measures. Unlike explicit measures which are based on generally biased self-report, implicit measures are based on unconscious attitude toward the self (Dijksterhuis, 2004).

These latter measures are mostly used in unconscious process based researches, mainly in the neuro-psychological communities. The core of these researches is the existence of a threshold-line of conscious perception. The idea is that a stimulus below this threshold of awareness, also called subliminal stimulus cannot be consciously perceived but can yield affective reactions without awareness (Del Cul et al., 2007). This technique is known as subliminal priming. It has been applied in different contexts (Hassin et al., 2005) including self-esteem conditioning and learning improvement.

In this paper, we propose to integrate the implicit self-esteem component within the learning process. More precisely, the aim is to condition learner self-esteem while interacting with a tutoring system, using a subliminal priming strategy. The hypothesis we establish is that this method can improve learner performance. We propose to conduct an experimental study using a subliminal priming technique.

Our research questions are the followings : can subliminal priming enhance participants' self-esteem ? Can this method produce a positive effect on learning performance ? Is there any effect on learners' emotions and mental states ? What is the influence of learner physiological activity and priming conditions on the learning results ?

The remainder of the paper is organized as follows. We start by outlining the background concerning the subliminal priming approach. Next, we describe the developed tutoring system and experimental setup. Then, we discuss the obtained results, conclude and present directions for future work.

## **7.2 Previous work on subliminal priming**

Researches devoted to automatic or unconscious processes have increased over the last years. Their basic assumption lies on the existence of a threshold-line between conscious and unconscious perception (Del Cul et al., 2007). A stimulus is known as subliminal, if it is

received below this threshold of awareness and cannot be consciously reported. High-level semantic and even emotional processing has been observed during this stage (Hassin et al., 2005). Masked priming is one of the main techniques used to project subliminal information (Del Cul et al., 2007). In this method, a subliminal stimulus, also called prime, is projected during very short time. The prime is preceded and/or followed by the projection of a mask for a specific time. This mask usually takes the form of a series of symbols having nothing to do with the prime in order to elude its conscious detection.

In the Human Computer Interaction (HCI) community, Wallace, Flanery and Knezek (1991) implemented subliminal clues for task-supported operation within a text editor program. They found that the frequency at which subjects demanded help was much lower when the required information was subliminally presented. In another perspective, DeVaul, Pentland and Corey (2003) used subliminal clues for just-in time memory support. They investigated the effect of various subliminal information on retention in a word-face learning paradigm.

In the ITS community, Chalfoun and Frasson (2008) used a subliminal priming method within a 3D virtual tutoring system. It was found that overall performance was better, and time for answering questions was shorter for learners primed with subliminal clues. Learners' emotional reactions were also different ; subliminal stimuli elicited high arousal states. Hence, besides yielding better results, subliminal priming seemed to elicit emotional consequences not only in learning, but also in various other domains like social behavior, advertisement, stereotypes, food preferences, etc. (see (Hassin et al., 2005) for a review).

On the other side, evidence from this body of literature indicates that this effect is more important compared to consciously perceived and reported stimulus effects (Bornstein et al., 1992). A recent work of Radel, and colleagues (2009) put forward an interesting effect that subliminal priming can have on motivational processes. They investigated the impact of motivational primes in a natural setting, namely the classroom. A positive effect of subliminal priming on academic performance was found ; this effect was basically moderated by learner mindfulness.

In this paper, we propose to introduce a new approach to subliminally enhance learner self-esteem while interacting with a tutoring system. We are interested in analyzing the effect of this method on participants' reported self-esteem, on their learning performance and affective states. Our methodology and experimental setup are described in the next section.

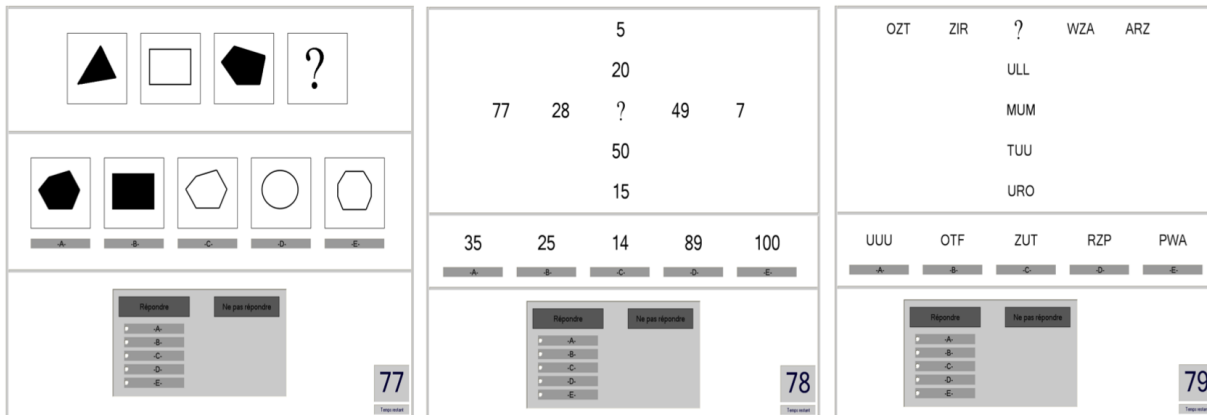


Figure 7.1 – Screenshots from each module

### 7.3 Experimental methodology

**Materials.** The tutoring environment developed for this experiment consists of a multiple choice questionnaire related to logic. The questions are typically found in brain training exercises or in tests of reasoning ability. They involve inferential skills on information series and do not require particular prerequisites in any field of knowledge. The questionnaire is composed of 3 modules. Each module is concerned with specific forms of data : the first module deals with geometrical shapes, the second module with numbers and the third module focuses on letters. In each module, learners have to answer to 5 multiple choice questions. Figure 7.1 depicts a screenshot of our system from each module. The idea is to try to find the logical rule between the data, and guess the missing one.

Each Module starts with a tutorial giving instructions and examples to get learners accustomed with the user interface and types of questions. Learners are asked to respond as quickly and efficiently as possible to each of the 15 questions of the quiz. A correct answer was worth 4 points, an incorrect answer -1, and a no-answer 0.

### 7.3.1 Enhancing self-esteem

In order to enhance learner self-esteem, we used an evaluative conditioning (EC) subliminal procedure (Grumm et al., 2009). This method consists in subliminally projecting self-referent words (conditioned stimulus or CS) paired with positive words (unconditioned stimulus or US). The idea behind EC, is that this conditioning influences the structure of associations in memory, and hence the automatic affective reactions resulting from these associations (Grumm et al., 2009). This method has already been found to influence self-esteem in earlier experiments (e.g. (Dijksterhuis, 2004; Grumm et al., 2009)). Besides, it has been found that EC effects occur without awareness of the stimulus pairing.

Hence, in our experiment, some participants (experimental condition), were repeatedly presented with the subliminal primes (CS and US stimuli).<sup>1</sup> The other participants (control condition), were not presented with subliminal primes. Projecting thresholds were carefully chosen according to neural recommendations (Del Cul et al., 2007). Each subliminal prime (self-referent word and positive word)<sup>2</sup> was displayed for 29 ms preceded and followed by a 271 ms mask of a set of sharp (#) symbols.

**Self-Esteem measure.** Learner self-esteem was assessed using the Initial Preference Task (IPT) (LeBel et al., 2009).<sup>3</sup> Participants were asked to evaluate their attractiveness for all the letters of the alphabet on a 7-point scale. Letters were presented individually, in random order on the screen. Participants pressed the corresponding key to evaluate each letter. High self-

---

<sup>1</sup> In order to get learners focused on the screen, questionnaire materials (shapes, numbers and letters) were presented sequentially. Subliminal stimuli were then presented just before the materials appeared.

<sup>2</sup> Self referent words were : I, and the participant's first name. Positive words were : nice, smart, strong, success, and competent. These words were selected from previous studies addressing self-esteem (Greenwald et al., 2000).

<sup>3</sup> Participants were also asked to complete an additional self-esteem measure, namely the Implicit Association Test (IAT, (Greenwald et al., 2000)). However, since IAT yielded essentially the same results as the IPT, only the effects concerning IPT are reported. These measures were chosen according to (Bosson et al., 2000) assessing the most promising implicit measures of self-esteem.

esteem is indexed by the extent to which a person prefers his or her initials to other letters of the alphabet.

### **7.3.2 Physiological measures**

Physiological measures were recorded continuously during the experiment using a ProComp Infinity encoder. Three types of sensors were used: electroencephalogram (EEG), skin conductance (SC) and blood volume pulse (BVP) sensors. (1) EEG electrical brain activity was recorded using a lycra stretch cap placed on the scalp. Cap electrodes were positioned according to the International 10/20 Electrode Placement System (Jasper, 1958). EEG signals were recorded from 4 scalp sites (P3, C3, Pz and Fz). Each site was referred to Cz and grounded at Fpz. EEG signals were calibrated with regards to the average of left and right earlobe sites (A1 and A2). Each electrode site was filled with a small amount of electrolyte gel and sensor impedance was maintained below 5 K $\Omega$ . The recorded sampling rate was at 256 Hz. (2) SC sensors were placed in the 2<sup>nd</sup> and 4<sup>th</sup> left hand finger. (3) BVP sensor was placed in the 3<sup>rd</sup> left hand finger. SC and BVP data were recorded at 1024 Hz of sampling rate. Heart rates (HR) were derived from BVP signals and galvanic skin response (GSR) from SC. All signals were notch filtered at 60 Hz to remove environmental interference during data acquisition. Besides, two webcams were used to synchronize physiological signals with the tutoring system tasks. The former monitored the learner's facial activity and the latter recorded the learner's interactions on the computer screen.

**Affect recognition.** From the physiological recorded signals, we wanted to analyze both learners' mental and emotional activities. In order to analyze the mental state, we used the recorded EEG signals. Indeed, neural research established various EEG-based mental states and neural indexes of cognition (Fabiani et al., 2000). More precisely, EEG studies on mental concentration and attention (Harmony et al., 1996) defined an EEG indicator of attention to internal processing during performance of mental tasks. It was found that an increase in the delta and low theta (delta\_low\_theta) activity is related to an increase in subjects' internal concentration (Harmony et al., 1996). For analyzing learner brain activity within this frequency band, we applied a Fast Fourier Transform (FFT) to transform the EEG signal into a

power spectrum. We then extracted the percentage of delta\_low\_theta band (1.56 - 5.46 Hz) (Harmony et al., 1996) from the transformed signal. We used these values as an indication of learner mental concentration while answering to the questionnaire.

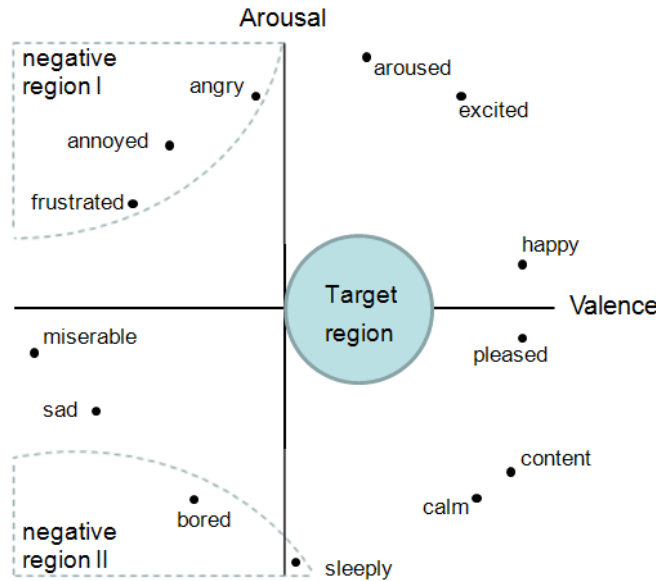


Figure 7.2 – Russell's Circumplex model of emotions with regions

In order to assess learners' emotional states we considered HR and GSR signals which are known to be correlated to valence (positive to negative) and arousal (low to high) (Lang, 1995) and we used Russell's Circumplex model of emotions (Russell, 1980). This model classifies emotions in terms of valence and arousal dimensional spaces. Two strategic emotional regions were defined during learning as depicted in figure 7.2 (Kaiser, 2006). The first region involves negative emotions like frustration, boredom or anger (negative region I and II) and should be avoided. The second region is the target emotional region specified by a slight positive valence and neutral arousal. This region provides a maximum of efficiency and productivity in learning (Kaiser, 2006). In our study, we focused on the proportion of positive emotions in the target region. We weighted then the number of HR and GSR recordings corresponding to this region by the total number of recordings.



### 7.3.3 Experimental protocol

Upon arrival at the laboratory, participants were briefed about the procedure and consent was obtained. They were then randomly assigned either to the experimental condition or to the control condition. The former took place with the self-esteem conditioning subliminal stimuli and the latter with no subliminal stimuli. Baselines for physiological signals were recorded during which participants were instructed to relax. The logic materials were then displayed with the instructions, warm-up examples and questions related to each of the three modules as described earlier. Finally, participants were asked to complete the IPT self-esteem scale.

### 7.3.4 Participants

39 participants ranged in age from 19 to 47 years ( $M = 27.34$ ,  $SD = 6.78$ ) took part to our study. They received 10 CAD compensation for their participation. They were assigned either to the experimental condition or to the control condition. Repartition of participants is given in Table 7.1.

Table 7.1 – Repartition of participants

	<b>Males</b>	<b>Females</b>
<b>Experimental condition</b>	13	7
<b>Control condition</b>	11	8

## 7.4 Results and discussion

Results are presented in four sections. The first section presents self-esteem measure results. The second section deals with learner performance. The third section analyzes learner affective states. Finally, the fourth section describes the overall influence of priming conditions and affective measures on learner performance.

### 7.4.1 Self-esteem

Learner self-esteem was measured in terms of IPT effect by using the I-algorithm (LeBel et al., 2009). Mean rating of all non-initial letters is subtracted from each letter rating. Normative letter baselines are then computed by averaging the ipsatized letter ratings for individuals whose initials do not include the letter. The difference score is finally computed between the ipsatized initial ratings and the respective ipsatized baselines (LeBel et al., 2009). Means and standard deviation of IPT scores are listed in Table 7.2.

Table 7.2 – Means and standard deviations of IPT self-esteem measures

	<b>M</b>	<b>SD</b>
<b>Experimental condition</b>	1.68	0.94
<b>Control condition</b>	1.08	0.99

It is shown that the IPT effect was more pronounced for participants in the conditioned self-esteem group (experimental condition) compared to participants in the control condition indicating higher self-esteem. This difference was statistically reliable,  $F(1, 37) = 4.84$ ,  $p < 0.05$ . Hence, results confirm that our method produced the expected main effect on learners' self-esteem.

### 7.4.2 Learning performance

To measure learner performance, we considered marks obtained in the logic questionnaire. Figure 7.3 presents the average marks in each module of the quiz. It is shown that participants in the experimental group have had better marks in the 3 categories of questions. Besides, questionnaire final marks were significantly higher in the experimental condition ( $M = 33.4$ ,  $SD = 12.36$ ) compared to those in the control condition ( $M = 25.5$ ,  $SD = 9.87$ ),  $F(1, 37) = 4.37$ ,  $p < 0.05$ .

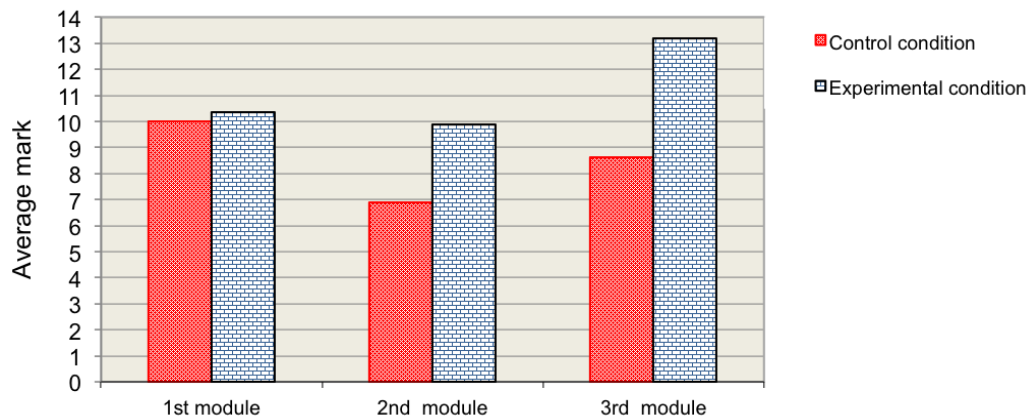


Figure 7.3 – Average marks per module

In another prospect, we analyzed the number of no-answers in both groups of participants. A main effect was found :  $F(1, 37) = 7.45, p < 0.05$ . The number of no-answers was significantly lower in the experimental condition ( $M = 0.95, SD = 0.83$ ) compared to the control condition ( $M = 2.11, SD = 1.91$ ).

To sum up, a clear evidence of the positive effect of the priming strategy on learners' marks in the questionnaire was found. This was a priori explained by a higher risk taking in the conditioned self-esteem group of participants since that an incorrect answer was worth -1 point and a no-answer worth 0 point in the final mark.

### 7.4.3 Learner affect

In our next investigation, we compared mental and emotional activities between participants of the experimental condition and participants of the control condition. For the mental activity, we considered participants' mental concentration while answering to the questionnaire tasks. Figure 7.4 sketches out the variation of the mean percentage of delta\_low\_theta in each question of the quiz with regards to the baseline for two participants. The first participant was primed with subliminal self-esteem conditioning primes, and the second one was not projected with primes : mean percentage of delta\_low\_theta band in each question was subtracted from the baseline value. It is shown that in 12 questions over 15, the first participant has had a

higher increase in delta\_low\_theta activity than the second one regarding to their respective baselines.

An overall effect was found : subliminally primed participants reported a higher increase in the percentage of delta\_low\_theta band with regards to the baseline ( $M = 3.59$ ,  $SD = 16.81$ ), compared to not primed participants ( $M = 1.14$ ,  $SD = 10.14$ ). The effect was statistically reliable ( $F(1, 583) = 4.3$ ,  $p < 0.05$ ).

Hence, it was found that participants with conditioned self-esteem yielded higher delta\_low\_theta activity and thus higher concentration level during tasks (Harmony et al., 1996).

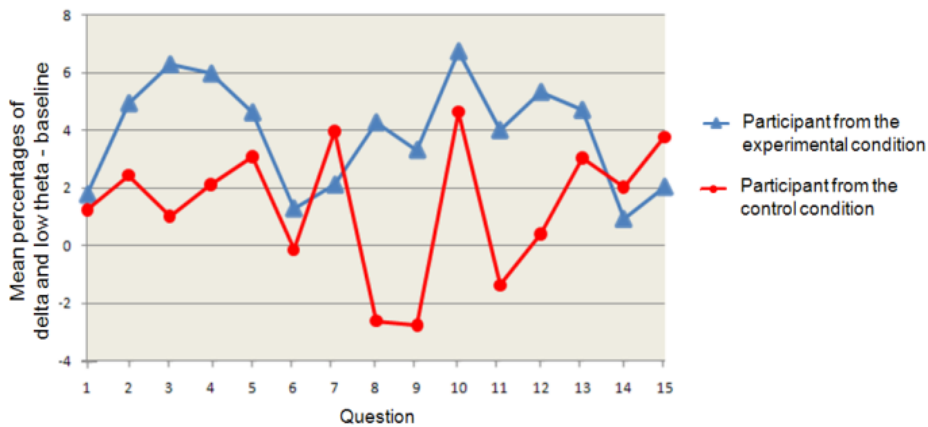


Figure 7.4 – Variation of mean percentage of delta\_low\_theta

To analyze participants' emotional states, we look at the positive target emotion proportions over each question of the quiz. A significant main effect of the priming conditions was found,  $F(1, 583) = 6.03$ ,  $p < 0.05$ . Participants of the experimental group reported higher target emotion proportions ( $M = 48.15$ ,  $SD = 37.32$ ) than participants in the control condition ( $M = 40.36$ ,  $SD = 34.02$ ). This reflects that conditioned self-esteem participants were more frequently in the positive emotional target region.

#### 7.4.4 Regression analysis

Our last investigation dealt with the overall impact of the learners' recorded affective data and self-esteem conditioning on learning performance. That is can we predict the learner results in

the questionnaire on the basis of his priming condition, mental concentration, and emotional state. A multiple regression analysis was conducted to measure the influence of each of these parameters. The dependent variable used was participants' marks on each question of the quiz. Three predictors were used in the analysis: (1) priming conditions (coded +1 for the experimental condition and -1 for the control condition), (2) variation of the mean percentage of delta\_low\_theta with regards to baseline and (3) mean proportion in the emotional target region.

The overall model was significant ( $F(3, 581) = 6.91, p < 0.01, R^2 = 0.34$ ). Conditional main effect analyzes revealed the expected positive effect of priming conditions ( $\beta = 0.95, p < 0.05$ ). A main effect was also found for the variation of the percentage of delta\_low\_theta ( $\beta = 0.13, p < 0.05$ ) and for the proportion in the emotional target region ( $\beta = 0.93, p < 0.05$ ). From this result, we can statistically deduce that learners' results in the questionnaire were positively influenced by the self-esteem priming condition, high mental concentration and more frequent emotions in the target region characterized by a slight positive valence and neutral arousal.

## **7.5 Conclusion**

In this paper, we have proposed to use the self-esteem component within the learning process. More precisely, our objective was to enhance learner implicit self-esteem while interacting with a tutoring system. Our approach is based on a subliminal, non-consciously perceived, self-esteem conditioning method.

Our experimental study has shown that this method enhanced participants' implicit self-esteem on one hand, and learning performance in terms of marks obtained in the logic questionnaire, on the other hand. Besides, priming conditions elicited different mental and emotional reactions: conditioned self-esteem participants showed higher mental concentration and higher proportions of positive emotions with regards to the target emotional region of Russel's Circumplex model. Finally, we proposed to evaluate the contribution of each variable derived from learners' physiological signals and priming conditions for the prediction of learners' results in the questionnaire.

We believe that these findings can yield interesting implications for intelligent tutoring systems. Nevertheless, many ethical concerns should be established before applying subliminal strategies in applied settings (Hassin et al., 2005). Our future work is directed towards studying the impact of the self-esteem conditioning approach on a broader set of learner physiological features such as motivation, and mental workload. We also plan to conduct deeper analysis on correlations between learner self-esteem level, emotions and mental state within more complex learning situations.

In another perspective, we intend to model learners' levels of self-esteem from their personal characteristics and physiological activities in order to extend the learner's module within an intelligent tutoring system.

**Acknowledgments.** We acknowledge the CRSNG (Conseil de Recherches en Sciences Naturelles et en Génie du Canada) and the Tunisian Government for their support.

## **Chapitre 8**

# **Conclusion**

### **8.1 Contributions**

La première contribution de cette thèse a été d'étendre les méthodes utilisées actuellement par les STI pour la reconnaissance des réactions émotionnelles de l'apprenant durant les sessions d'apprentissage. À cet effet, nous avons proposé une nouvelle approche multimodale qui utilise différentes sources d'informations permettant de mesurer les émotions de façon précise, tout en tenant compte des caractéristiques individuelles qui peuvent avoir un impact sur la manifestation des émotions. Plus précisément, notre approche combine des variables individuelles avec trois types de senseurs physiologiques à savoir : des senseurs électroencéphalographiques permettant de mesurer l'activité cérébrale, des senseurs de conductivité électrodermale permettant de mesurer les réactions galvaniques de la peau, et des senseurs de volume d'impulsion sanguin permettant de mesurer le rythme cardiaque. Contrairement aux senseurs physiques communément utilisés dans les STI, qui évaluent essentiellement des caractéristiques externes (observables) de l'apprenant (comme les expressions faciales, la voix, les gestes, la posture, etc.), ces mesures physiologiques ont l'avantage de refléter la dynamique interne du corps humain qui varie en fonction de l'état émotionnel l'individu (Allanson et al., 2004; Cacioppo et al., 2000; Fairclough, 2009) ; elles sont donc plus spontanées, difficilement contrôlables et indépendantes de l'apparence externe

de l'apprenant qui peut souvent être biaisée (Fridlund et al., 1987; Ruch, 1995; Russell et al., 2003).

Une étude expérimentale a été réalisée pour implanter et évaluer notre approche. Nous nous sommes tout particulièrement intéressés à la reconnaissance d'un état émotionnel très fréquemment observé lors des sessions d'apprentissage, à savoir l'état d'incertitude (ou la confusion). (Craig et al., 2004; Graesser et al., 2003; Pon-Barry et al., 2006; VanLehn et al., 2003). Deux apports majeurs ont été réalisés : dans un premier lieu, nous avons analysé les indicateurs physiologiques, qui sont associés à l'état d'incertitude, ainsi que les caractéristiques individuelles qui contribuent à la manifestation de cet état. Cette analyse nous a permis de mettre en évidence les variables d'entrée (ou les « inputs ») que nous avons utilisées par la suite, pour l'entraînement des modèles prédictifs permettant d'identifier automatiquement l'état d'incertitude, via l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage machine. Trois algorithmes ont été testés à savoir : les machines à vecteurs de support, les classifieurs Bayésiens naïfs et les arbres de décision. Les meilleurs taux de prédiction ont été obtenus avec les machines à vecteurs de support (jusqu'à 83 % de taux de précision).

Notre deuxième contribution a été de proposer une approche unifiée permettant de reconnaître simultanément une combinaison de plusieurs émotions non mutuellement exclusives, et d'évaluer explicitement l'impact de ces émotions sur l'expérience de l'interaction de l'apprenant avec le STI. Plus précisément, nous avons développé une plateforme hiérarchique, probabiliste et dynamique utilisant les réseaux Bayésiens dynamiques (Murphy, 2002), pour détecter conjointement, quatre classes d'émotions pertinentes au contexte d'apprentissage à savoir : le stress, la confusion, l'ennui et la frustration (Baker et al., 2010; Craig et al., 2004; Graesser et al., 2007b; Hara, 2000; O'Regan, 2003; Pekrun et al., 2006). Cette plateforme permet de modéliser la relation entre ces émotions et trois tendances clés dans l'interaction de l'apprenant avec l'environnement d'apprentissage, à savoir : l'état d'immersion (« flow »), l'état de blocage (« stuck ») et l'état de décrochage (« off-task »). L'immersion correspond à l'expérience optimale (favorable) de l'interaction : un état dans lequel l'apprenant est complètement concentré et impliqué dans l'activité d'apprentissage. L'état de blocage correspond à une tendance d'interaction non optimale (défavorable) où



l'apprenant a de la difficulté à se concentrer. Finalement, le décrochage (ou la non-interaction) correspond à un état extrêmement défavorable où l'apprenant n'est plus du tout impliqué dans l'activité d'apprentissage.

L'objectif est de détecter et de suivre dynamiquement les changements émotionnels de l'apprenant d'une part, et d'inférer automatiquement la tendance générale qui caractérise son expérience d'interaction d'une autre part ; c.-à-d. de déterminer la probabilité que l'apprenant soit dans une tendance d'immersion (favorable), de blocage (défavorable) ou de décrochage (pas d'interaction). La plateforme proposée intègre trois modalités de *variables diagnostiques* permettant d'évaluer l'expérience de l'apprenant à savoir : des variables physiologiques, des variables comportementales et des mesures de performance. Ces variables sont combinées à des *variables prédictives* qui représentent le *contexte* courant de l'interaction et les *caractéristiques personnelles* (ou le profil) de l'apprenant.

Une étude expérimentale a été réalisée pour implanter et valider notre approche. Un protocole a été établi pour manipuler, délibérément, l'expérience d'interaction de l'apprenant, afin de provoquer les trois tendances ciblées. Plusieurs scénarios ont été mis en œuvre à cette fin : activités avec des degrés de difficultés variables, contraintes temporelles imposées, types d'indications fournies, bugs intentionnels, etc. Trois types de senseurs ont été utilisés pour enregistrer les réponses physiologiques des participants, à savoir les réactions galvaniques de la peau, le rythme cardiaque, et l'engagement cérébral. En outre, différentes variables comportementales (telles que l'utilisation des options d'aide et le taux de déplacement de la souris), ainsi que des mesures de performance (temps de réponse, réponse fournie et taux de réponses correctes) ont été collectées durant les expérimentations.

Quatre apports majeurs ont été réalisés : (1) les résultats de nos expérimentations ont démontré que plusieurs émotions simultanées peuvent être associées à l'état d'immersion, de blocage ou de décrochage, soulignant ainsi l'importance de modéliser plusieurs émotions lors de l'interaction de l'apprenant avec le STI. (2) Nous avons prouvé que la même tendance peut être exprimée (en termes d'émotions) différemment d'un apprenant à un autre, d'où également l'importance de prendre en compte les différences individuelles dans l'évaluation de l'expérience des apprenants. (3) L'évaluation de la plateforme proposée a donné de très bons

résultats dans la reconnaissance de la probabilité d'occurrence des tendances d'immersion, de blocage et de décrochage, ainsi que des réponses émotionnelles qui sont associées à chaque tendance. Un taux de précision de 82 % a été atteint dans la prédiction des tendances d'interaction, et un taux de précision allant de 81 % à 90 % a été réalisé pour la reconnaissance simultanée des quatre émotions considérées (c.-à-d. le stress, la confusion, la frustration et l'ennui). (4) Finalement, une étude comparative entre différents formalismes de modélisation a montré que notre approche dynamique fournit de meilleurs taux de prédiction par rapport aux approches de modélisation classiques (non dynamiques), utilisant les réseaux Bayésiens statiques, ainsi que trois formalismes non hiérarchiques comprenant les classifieurs Bayésiens naïfs, les machines à vecteurs de support et les arbres de décision.

Notre dernière contribution a été de proposer de nouvelles stratégies émotionnelles pour les STI. Ces stratégies ont pour objectif d'agir positivement sur les émotions de l'apprenant en utilisant exclusivement des interventions implicites : sans avoir à interrompre la session d'apprentissage, et surtout sans que l'apprenant se rende compte que le système est en train d'essayer d'influencer son état émotionnel. Nous avons à cet effet, introduit le concept de stratégies émotionnelles implicites : une nouvelle approche pour conditionner de manière indirecte les émotions de l'apprenant, en ciblant des aspects inconscients lors de l'interaction avec l'apprenant. Cette approche se base essentiellement sur des recherches menées en neurosciences qui démontrent la possibilité de solliciter inconsciemment les émotions de l'apprenant et d'améliorer ses capacités cognitives par la perception subliminale (Hassin et al., 2005), et plus précisément par une technique connue sous le nom d'amorçage masqué (« masked priming ») (Del Cul et al., 2007). Nous avons exploré les différentes applications possibles de cette technique dans un contexte d'apprentissage ; et nous nous sommes tout particulièrement intéressés à l'une de ces applications à savoir : l'amorçage affectif (« affective priming »). Ce dernier consiste à utiliser des projections subliminales de stimuli chargés de connotations affectives positives (telles que des images ou des mots portant une sémantique émotionnelle particulière), pour provoquer, de manière implicite, des réactions émotionnelles chez l'apprenant (Dijksterhuis et al., 2005; Kunst-Wilson et al., 1980; Merikle et al., 1998).

Nous avons ensuite mis en œuvre une stratégie émotionnelle implicite utilisant le conditionnement évaluatif (Grumm et al., 2009) : une forme particulière d’amorçage affectif destinée à améliorer, de manière inconsciente, l’estime de soi (« self-esteem »). Une étude expérimentale a été réalisée pour implanter cette stratégie dans un environnement d’apprentissage, et évaluer son impact sur les réactions émotionnelles et sur les performances des apprenants. Deux groupes de participants ont été considérés à savoir : un groupe expérimental (avec conditionnement évaluatif) et un groupe de contrôle (sans conditionnement). En outre, trois types de senseurs ont été utilisés pour mesurer l’impact de cette stratégie sur les réponses physiologiques des participants, à savoir : l’activité cérébrale, les réactions électrodermales et le rythme cardiaque.

Les résultats expérimentaux ont montré que l’amorçage affectif a un impact positif sur l’estime de soi d’une part, et sur les performances d’apprentissage d’une autre part. En outre, la comparaison des deux conditions expérimentales a montré que cette stratégie a une influence positive sur les réactions physiologiques des apprenants en termes de concentration mentale et de proportions d’émotions à valence positive.

## 8.2 Travaux futurs

Les résultats de nos recherches ont des implications pour les Systèmes Tutoriels Intelligents en particulier, et plus généralement pour les Interactions Homme-Machine, qui visent à établir en permanence un suivi plus précis de l’utilisateur, et à améliorer leurs stratégies d’interventions, dans le but d’accroître les performances de l’utilisateur et optimiser son expérience d’interaction. Nos travaux présentent cependant certaines limitations qui laissent entrevoir de nombreuses perspectives de recherche. En voici quelques exemples :

**Étendre la plateforme proposée :** dans le chapitre 5, nous avons proposé une plateforme permettant de détecter et de suivre dynamiquement les réactions émotionnelles de l’apprenant, tout en inférant la tendance qui caractérise la qualité de son interaction. Cette plateforme peut être améliorée de plusieurs manières. Tout d’abord, d’autres sources d’informations pourraient être intégrées. En l’occurrence, des indices cérébraux additionnels pourraient être extraits à

partir des signaux EEG. Nous mentionnons, à titre d'exemple, l'indice de charge de travail mental « workload » qui permet de mesurer le degré d'effort (ou énergie) investi dans la tâche en cours (Chaouachi et al., 2011). D'autres variables comportementales pourraient aussi être extraites à partir des patrons de l'interaction de l'apprenant avec la souris ou le clavier (fréquence de clic, vitesse de saisie des caractères, etc.). Par ailleurs, d'autres types de senseurs pourraient être ajoutés, selon les modalités disponibles (caméra faciale ou oculaire, détecteurs de gestuelle ou de posture, etc.).

Une deuxième perspective consiste à intégrer une composante cognitive dans la plateforme proposée, afin de modéliser non seulement l'état émotionnel de l'apprenant, mais aussi son processus d'acquisition des connaissances. Ceci permettrait d'identifier les causes potentielles d'une interaction défavorable (c.-à-d. état de décrochage ou de blocage), et de cibler les interventions tutorielles en fonction des réactions et de l'état de connaissances de l'apprenant.

Enfin, une troisième question d'ordre technique reste à investiguer. Cette question concerne la définition même de la structure du réseau Bayésien dynamique utilisé par notre plateforme. En effet, pour construire ce réseau nous nous sommes basés essentiellement sur les liens de causalité qui unissent les différentes variables (ou les nœuds) du réseau ; avec d'un côté les variables prédictives : les facteurs qui influencent l'expérience de l'apprenant, et d'un autre côté, les variables diagnostiques : les effets ou les manifestations de l'expérience de l'apprenant. Une fois cette structure définie (manuellement), nous avons entraîné automatiquement les paramètres de ce réseau à partir de nos données expérimentales pour quantifier ces liens de causalité (voir chapitre 5). Une deuxième alternative serait d'entraîner automatiquement, à la fois les paramètres et la structure du réseau à partir des données collectées (Murphy, 2002).

**Implanter et évaluer d'autres stratégies émotionnelles implicites :** dans le chapitre 7, nous avons étudié un exemple spécifique de stratégies implicites dans un contexte d'apprentissage assez simple, où le but était de tester les capacités de raisonnement de l'apprenant, via des exercices de logique. Cette stratégie utilise la perception subliminale pour projeter, sous forme de messages *textuels*, des stimuli destinés à conditionner l'état émotionnel de l'apprenant.

D'autres formes de stimuli restent à explorer tels que les *images* ou les projections *sonores* subliminales (Baccus et al., 2004; Hassin et al., 2005; Swart et al., 1992). Ces stratégies devront par ailleurs, être implantées dans des environnements d'apprentissage plus complexes, afin d'évaluer leurs impacts dans des situations plus réalistes.

En outre, tel que nous l'avons précédemment mentionné (dans le chapitre 6), l'objectif n'est pas de remplacer les stratégies émotionnelles explicites qui sont actuellement utilisées dans les STI, mais plutôt de les étendre par de nouvelles interventions implicites dans le but d'améliorer l'expérience de l'apprenant. Ceci étant dit, une avenue de recherche possible serait de comparer ces deux types d'interventions. Par exemple, il serait intéressant de mettre en œuvre d'un côté, une stratégie explicite ayant recours à un agent pédagogique virtuel qui va communiquer des messages d'encouragement à un apprenant et d'un autre côté, une stratégie implicite utilisant la perception subliminale, et de comparer les effets des deux interventions.

**Intégrer les stratégies émotionnelles dans la plateforme proposée :** une des limitations de nos travaux réside dans le fait que nous avons abordé séparément nos deux thématiques de recherche, à savoir : la modélisation émotionnelle de l'apprenant et les stratégies émotionnelles qui visent à améliorer positivement les émotions de l'apprenant. Pour pallier cette limite, nous planifions dans nos travaux futurs d'augmenter notre plateforme par un module décisionnel afin d'y intégrer les stratégies émotionnelles, et de définir une politique d'intervention. Ce module permettra de déterminer *quand* et *comment* intervenir, selon la tendance d'interaction de l'apprenant, en utilisant à la fois des stratégies implicites et des stratégies explicites. Par exemple, en cas d'interaction favorable (c.-à-d. forte probabilité d'immersion), des stratégies implicites seraient envisagées, afin de ne pas risquer d'interrompre l'immersion de l'apprenant, tout en maintenant ou améliorant son interaction. Par contre en cas d'interaction défavorable, des interventions explicites seraient entreprises, afin d'aider l'apprenant à surmonter ses difficultés (en cas de forte probabilité de blocage), ou pour le remotiver à poursuivre l'activité d'apprentissage (en cas de forte probabilité de décrochage). Nous envisageons pour cela d'utiliser les diagrammes d'influence (Howard et al., 1984) : une extension des réseaux Bayésiens dynamiques qui incluent un formalisme décisionnel (via les fonctions d'utilité). Cette approche nous permettra de détecter en temps

réel les réactions émotionnelles de l'apprenant, d'inférer sa tendance d'interaction avec le système tutoriel, et d'initier selon le cas une intervention appropriée.

**Étudier une question d'éthique :** l'utilisation de la perception subliminale dans les Systèmes Tutoriels Intelligents, et plus généralement dans les Interactions Homme-Machine, soulève un problème d'ordre éthique qui devrait être pris en compte. En effet, cette approche requiert que l'utilisateur ne perçoive pas consciemment les projections subliminales utilisées ; ces projections vont être interprétées de façon automatique (inconsciemment) par l'utilisateur (Hassin et al., 2005). Une des solutions envisageables serait d'aviser les utilisateurs que le système est conçu de manière à influencer, de façon subtile (positivement), leur expérience d'interaction, sans révéler le type des stimuli utilisés. Cette question importante reste ouverte pour des investigations futures.

# Bibliographie

- Aghaei, P. P., Hussain, M. S., AlZoubi, O., D'Mello, S., & Calvo, R. (2010). The Impact of System Feedback on Learners' Affective and Physiological States. In V. Aleven, J. Kay & J. Mostow (Eds.), *Intelligent Tutoring Systems* (Vol. 6094, pp. 264-273): Springer Berlin Heidelberg.
- Ahsen, A. (1989). Guided imagery: the quest for a science. Part I: Imagery origins. *Education*, *110*, 2-16.
- Aimeur, E., & Frasson, C. (1996). Analyzing a new learning strategy according to different knowledge levels. *Comput. Educ.*, *27*(2), 115-127.
- Alben, L. (1996). Quality of experience: defining the criteria for effective interaction design. *interactions*, *3*(3), 11-15. doi: 10.1145/235008.235010
- Aleven, V., & Koedinger, K. R. (2000). Limitations of student control: Do students know when they need help? *Intelligent Tutoring Systems* (pp. 292-303): Springer.
- Aleven, V., Koedinger, K. R., & Cross, K. (1999). Tutoring Answer Explanation Fosters Learning with Understanding Understanding. *Artificial Intelligence in Education* (pp. 199-206).
- Allanson, J., & Fairclough, S. H. (2004). A research agenda for physiological computing. *Interacting with Computers*, *16*(5), 857-878.
- Altimiras, J. (1999). Understanding autonomic sympathovagal balance from short-term heart rate variations. Are we analyzing noise? *Comparative Biochemistry and Physiology Part A: Molecular & Integrative Physiology*, *124*(4), 447-460.
- Amatriain, X., Pujol, J. M., & Oliver, N. (2009). I Like It... I Like It Not: Evaluating User Ratings Noise in Recommender Systems. *User Modeling, Adaptation, and Personalization* (pp. 247-258). Trento, Italy: Springer-Verlag.
- Anderson, J. R., Boyle, C. F., Corbett, A. T., & Lewis, M. W. (1990). Cognitive modeling and intelligent tutoring. *Artificial Intelligence*, *42*(1), 7-49.

- Anderson, J. R., Corbett, A. T., Koedinger, K. R., & Pelletier, R. (1995). Cognitive tutors: Lessons learned. *The journal of the learning sciences*, 4(2), 167-207.
- André, E., Klesen, M., Gebhard, P., Allen, S., & Rist, T. (2000). Integrating models of personality and emotions into lifelike characters. In P. Ana (Ed.), *Affective interactions* (pp. 150-165): Springer-Verlag New York, Inc.
- Ang, J., Dhillon, R., Krupski, A., Shriberg, E., & Stolcke, A. (2002). Prosody-based automatic detection of annoyance and frustration in human-computer dialog. *7th International Conference on Spoken Language Processing (ICSLP 2002)* (pp. 2037-2040). Denver, Colorado.
- Arroyo, I., Cooper, D. G., Bursleson, W., Woolf, B. P., Muldner, K., & Christopherson, R. (2009a). Emotion Sensors Go To School. *Artificial Intelligence in Education* (pp. 17-24): IOS Press.
- Arroyo, I., Ferguson, K., Johns, J., Dragon, T., Meheranian, H., Fisher, D., et al. (2007). Repairing Disengagement With Non-Invasive Interventions. *Artificial Intelligence in Education* (pp. 195-202 ). Amsterdam, The Netherlands: IOS Press.
- Arroyo, I., Woolf, B. P., Royer, J. M., & Tai, M. (2009b). Affective Gendered Learning Companions. *Artificial Intelligence in Education: IOS Press*.
- Ashraf, A. B., Lucey, S., Cohn, J. F., Chen, T., Ambadar, Z., Prkachin, K. M., et al. (2009). The painful face – Pain expression recognition using active appearance models. *Image and Vision Computing*, 27(12), 1788-1796.
- Baccus, J. R., Baldwin, M. W., & Packer, D. J. (2004). Increasing Implicit Self-Esteem Through Classical Conditioning. *Psychological Science*, 15(7), 498-502.
- Bachorowski, J.-A., & Owren, M. J. (1995). Vocal Expression of Emotion: Acoustic Properties of Speech Are Associated with Emotional Intensity and Context. *Psychological Science*, 6(4), 219-224. doi: 10.2307/40063021
- Bailey, B. P., & Iqbal, S. T. (2008). Understanding changes in mental workload during execution of goal-directed tasks and its application for interruption management. *ACM Trans. Comput.-Hum. Interact.*, 14(4), 1-28. doi: 10.1145/1314683.1314689
- Baker, R. S., Corbett, A. T., Koedinger, K. R., & Wagner, A. Z. (2004). Off-task behavior in the cognitive tutor classroom: when students "game the system". *ACM CHI 2004: Computer-Human Interaction* (pp. 383-390). Vienna, Austria: ACM.
- Baker, R. S., Corbett, A. T., Roll, I., & Koedinger, K. R. (2008). Developing a generalizable detector of when students game the system. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 18(3), 287-314. doi: 10.1007/s11257-007-9045-6
- Baker, R. S. J. d. (2007). Modeling and understanding students' off-task behavior in intelligent tutoring systems. *SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1059-1068). San Jose, California, USA: ACM.
- Baker, R. S. J. d., Corbett, A. T., Koedinger, K. R., & Roll, I. (2006). Generalizing detection of gaming the system across a tutoring curriculum. *8th international conference on Intelligent Tutoring Systems* (pp. 402-411). Jhongli, Taiwan: Springer-Verlag.



- Baker, R. S. J. d., D'Mello, S. K., Rodrigo, M. M. T., & Graesser, A. C. (2010). Better to be frustrated than bored: The incidence, persistence, and impact of learners' cognitive-affective states during interactions with three different computer-based learning environments. *International Journal of Human-Computer Studies*, 68(4), 223-241. doi: 10.1016/j.ijhcs.2009.12.003
- Ball, G., & Breese, J. (2000). Emotion and personality in a conversational agent. In J. Cassel, J. Sullivan, S. Prevost & E. Churchill (Eds.), *Embodied conversational agents* (pp. 189-219): MIT Press.
- Bargh, J. A., Chaiken, S., Govender, R., & Pratto, F. (1992). The generality of the automatic attitude activation effect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 62(6), 893-912. doi: 10.1037/0022-3514.62.6.893
- Baron, R. A. (1987). Interviewer's mood and reaction to job applicants. *Journal of Applied Social Psychology*, 17(10), 911-926.
- Barrett, L. F., & Russell, J. A. (1998). Independence and bipolarity in the structure of current affect. *Journal of Personality and Social Psychology - PSP*, 74(4), 967-984.
- Beal, C. R., & Lee, H. (2005). Creating a pedagogical model that uses student self reports of motivation and mood to adapt ITS instruction. *Workshop on Motivation and Affect in Educational Software, at the 12th International Conference on Artificial Intelligence in Education* (pp. 39-46).
- Beale, R., & Creed, C. (2009). Affective interaction: How emotional agents affect users. *International Journal of Human-Computer Studies*, 67(9), 755-776.
- Bechara, A., Damasio, H., & Damasio, A. R. (2000). Emotion, Decision Making and the Orbitofrontal Cortex. *Cerebral Cortex*, 10(3), 295-307. doi: 10.1093/cercor/10.3.295
- Beck, J., Stern, M., & Haugsjaa, E. (1996). Applications of AI in education. *Crossroads*, 3(1), 11-15. doi: <http://doi.acm.org/10.1145/332148.332153>
- Beck, J. E. (2005). Engagement tracing: using response times to model student disengagement. *Artificial Intelligence in Education: Supporting Learning through Intelligent and Socially Informed Technology* (pp. 88-95): IOS Press.
- Becker, C., Kopp, S., & Wachsmuth, I. (2004). Simulating the Emotion Dynamics of a Multimodal Conversational Agent. In E. André, L. Dybkjær, W. Minker & P. Heisterkamp (Eds.), *Affective Dialogue Systems* (Vol. 3068, pp. 154-165): Springer Berlin Heidelberg.
- Bengio, S., Frasson, C., & Gecsei, J. (1989). Utilisation de systèmes d'EAO dans des systèmes d'EIAO. *Sixième Symposium Canadien sur la Technologie Pédagogique*. Halifax, Canada.
- Berka, C., Levendowski, D. J., Cvetinovic, M. M., Petrovic, M. M., Davis, G., Lumicao, M. N., et al. (2004). Real-Time Analysis of EEG Indexes of Alertness, Cognition, and Memory Acquired With a Wireless EEG Headset. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 17(2), 151 - 170.

- Berka, C., Levendowski, D. J., Lumicao, M. N., Yau, A., Davis, G., Zivkovic, V., et al. (2007). EEG Correlates of Task Engagement and Mental Workload in Vigilance, Learning, and Memory Tasks. *Aviation, Space, and Environmental Medicine*, 78(5), B231-B244.
- Berka, C., Levendowski, D. J., Ramsey, C. K., Davis, G., Lumicao, M. N., Stanney, K., et al. (2005). Evaluation of an EEG workload model in an Aegis simulation environment. *Defense and Security* (pp. 90-99): International Society for Optics and Photonics.
- Bianchi-Berthouze, N., & Lisetti, C. L. (2002). Modeling Multimodal Expression of User's Affective Subjective Experience. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 12(1), 49-84. doi: <http://dx.doi.org/10.1023/A:1013365332180>
- Blanchard, E., Chalfoun, P., & Frasson, C. (2007). Towards Advanced Learner Modeling: Discussions on Quasi Real-time Adaptation with Physiological Data. *7th IEEE conference on Advanced Learning Technologies : ICALT 2007* (pp. 809-813). Niigata, Japan.
- Bloom, B. S. (1984). The 2 Sigma Problem: The Search for Methods of Group Instruction as Effective as One-to-One Tutoring. *Educational Researcher*, 13, 3-16.
- Bornstein, R. F., & D'Agostino, P. R. (1992). Stimulus recognition and the mere exposure effect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 63, 545-552.
- Bosch, T. L. (2003). Emotions, speech and the ASR framework. *Speech Communication*, 40(1), 213-225. doi: 10.1016/s0167-6393(02)00083-3
- Bosson, J. K., Swann, W. B., & Penebaker, J. W. (2000). Stalking the perfect measure of self esteem: The blind men and the elephant revisited. *Journal of Personality & Social Psychology*, 79, 631-643.
- Brand, S., Reimer, T., & Opwis, K. (2007). How do we learn in a negative mood? Effects of a negative mood on transfer and learning. *Learning and Instruction*, 17(1), 1-16.
- Brave, S., & Nass, C. (2002). Emotion in Human-Computer Interaction. In J. Jacko & A. Sears (Eds.), *Handbook of Human-Computer Interaction* (pp. 251-271): Elsevier Science Pub Co.
- Breazeal, C. (2003). *Designing sociable robots*. Cambridge: MIT Press.
- Brody, L. (1999). *Gender, emotion, and the family*. Massachusetts: Harvard University Press.
- Brown, J. S., & Burton, R. R. (1978). Diagnostic Models for Procedural Bugs in Basic Mathematical Skills. *Cognitive Science*, 2(2), 155-192.
- Buck, R. W. (1984). *The Communication of Emotion*: Guilford Press.
- Bull, P. E. (1987). *Posture and gesture*: Pergamon press.
- Burleson, W. (2006). *Affective learning companions: strategies for empathetic agents with real-time multimodal affective sensing to foster meta-cognitive approaches to learning, motivation, and perseverance*. MIT PhD thesis.
- Burleson, W., & Picard, R. W. (2004). Affective Agents: Sustaining Motivation to Learn Through Failure and a State of Stuck. *Social and Emotional Intelligence in Learning*

- Environments, Workshop In conjunction with the 7th International Conference on Intelligent Tutoring Systems*. Maceio - Alagoas, Brasil.
- Burleson, W., & Picard, R. W. (2007). Gender-Specific Approaches to Developing Emotionally Intelligent Learning Companions. *IEEE Intelligent Systems*, 22(4), 62-69. doi: 10.1109/mis.2007.69
- Cacioppo, J. T., Berntson, G. C., Poehlmann, K. M., & Ito, T. A. (2000). The psychophysiology of Emotions. In M. Lewis & J. M. Haviland-Jones (Eds.), *Handbook of Emotions (2nd edition)*: The Guilford Press.
- Caldwell, J. A., Hall, K. K., & Erickson, B. S. (2002). EEG Data Collected From Helicopter Pilots in Flight Are Sufficiently Sensitive to Detect Increased Fatigue From Sleep Deprivation. *The International Journal of Aviation Psychology*, 12(1), 19 - 32.
- Calvo, R. A., & D'Mello, S. (2010). Affect Detection: An Interdisciplinary Review of Models, Methods, and Their Applications. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 1(1), 18-37. doi: 10.1109/t-affc.2010.1
- Cannon, W. B. (1927). The James-Lange Theory of Emotions: A Critical Examination and an Alternative Theory. *The American Journal of Psychology*, 39(1/4), 106-124. doi: 10.2307/1415404
- Carberry, S., & Schroeder, L. (2002). Toward recognizing and conveying an attitude of doubt via natural language. *AAI*, 16(7), 495 - 517.
- Carbonell, J. G. (1979). *Subjective understanding, computer models of belief systems*. PhD thesis, Yale University New Haven, CT, USA.
- Carbonell, J. R. (1970). AI in CAI: an artificial intelligence approach to computer-assisted instruction. *IEEE Transactions on Man-Machine Systems*, 11(4), 190-202.
- Cassell, J., & Thórisson, K. R. (1999). The Power of a Nod and a Glance: Envelope Vs. Emotional Feedback in Animated Conversational Agents. *Applied Artificial Intelligence*, 13(4), 519-538.
- Chaffar, S., Derbali, L., & Frasson, C. (2009). Towards Emotional Regulation in Intelligent Tutoring Systems. In T. Bastiaens, J. Dron & C. Xin (Eds.), *World Conference on E-Learning in Corporate, Government, Healthcare, and Higher Education 2009* (pp. 2428-2435). Vancouver, Canada: AACE.
- Chaffar, S., & Frasson, C. (2004). Inducing Optimal Emotional State for Learning in Intelligent Tutoring Systems. In J. C. Lester, R. M. Vicari & F. Paraguaçu (Eds.), *Intelligent Tutoring Systems* (Vol. 3220, pp. 7-21): Springer Berlin / Heidelberg.
- Chaffar, S., & Frasson, C. (2010). Using Emotional Coping Strategies in Intelligent Tutoring Systems. In V. Aleven, J. Kay & J. Mostow (Eds.), *Intelligent Tutoring Systems* (Vol. 6095, pp. 285-287). Heidelberg: Springer.
- Chalfoun, P. (2013). *Amorçage cognitif pour amélioration de l'acquisition de la connaissance dans un système tutoriel intelligent*. PhD thesis, Université de Montréal, Montréal, QC.

- Chalfoun, P., & Frasson, C. (2008). Subliminal priming enhances learning in a distant virtual 3D Intelligent Tutoring System. *IEEE Multidisciplinary Engineering Education Magazine.*, 3(4), 125-130.
- Chalfoun, P., & Frasson, C. (2011). Subliminal cues while teaching: HCI technique for enhanced learning. *Advances in Human Computer Interaction : Special Issue on Subliminal Communication in Human-Computer Interaction, 2011*(1), 15.
- Chan, T. W. (1995). Artificial Agents in Distance Learning. *International Journal of Educational Telecommunications*, 1(2), 263-282.
- Chaouachi, M., Chalfoun, P., Jraidi, I., & Frasson, C. (2010). Affect and Mental Engagement: Towards Adaptability for Intelligent Systems. *23rd International FLAIRS Conference*. Daytona Beach, Florida, USA: AAAI Press.
- Chaouachi, M., Jraidi, I., & Frasson, C. (2011). Modeling Mental Workload Using EEG Features for Intelligent Systems. In J. Konstan, R. Conejo, J. L. Marzo & N. Oliver (Eds.), *User Modeling, Adaption and Personalization* (Vol. 6787, pp. 50-61): Springer Berlin Heidelberg.
- Christianson, S.-Å., & Loftus, E. F. (1991). Remembering emotional events: The fate of detailed information. *Cognition and Emotion*, 5(2), 81-108. doi: 10.1080/02699939108411027
- Clancey, W. J. (1983). GUIDON. *Journal of Computer-Based Instruction*, 10 (1), 8-15.
- Cleeremans, A., Destrebecqz, A., & Boyer, M. (1998). Implicit learning: News from the front. *Trends in Cognitive Sciences*, 2(10), 406-416.
- Collier, G., & DiCarlo, D. (1985). *Emotional expression*: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Conati, C. (2002). Probabilistic Assessment of User's Emotions in Educational Games. *Applied Artificial Intelligence*, 16, 555-575.
- Conati, C., & Maclaren, H. (2005). Data-Driven Refinement of a Probabilistic Model of User Affect. *User Modeling*, 40-49.
- Conati, C., & Maclaren, H. (2009). Empirically building and evaluating a probabilistic model of user affect. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 19(3), 267-303. doi: 10.1007/s11257-009-9062-8
- Conati, C., & VanLehn, K. (2001). Providing adaptive support to the understanding of instructional material. *6th international conference on Intelligent user interfaces* (pp. 41-47): ACM.
- Cowie, R., Douglas-Cowie, E., Tsapatsoulis, N., Votsis, G., Kollias, S., Fellenz, W., et al. (2001). Emotion recognition in Human-Computer Interaction. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 18(1), 32-80. doi: 10.1109/79.911197
- Cowley, B., Charles, D., Black, M., & Hickey, R. (2008). Toward an understanding of flow in video games. *Comput. Entertain.*, 6(2), 1-27. doi: 10.1145/1371216.1371223
- Craig, S., Graesser, A., Sullins, J., & Gholson, B. (2004). Affect and learning: An exploratory look into the role of affect in learning with AutoTutor. *J. Edu. Med.*, 29(3), 241-250.

- Csikszentmihalyi, M. (1990). *The psychology of optimal experience*. New York: Harper & Row.
- Cytowic, R. E. (1989). *Synesthesia: A Union of the Senses*. New York: Springer-Verlag.
- D'Mello, S., & Graesser, A. (2009). Automatic detection of learner's affect from gross body language. *Applied Artificial Intelligence*, 23, 123-150.
- D'Mello, S., Picard, R. W., & Graesser, A. (2007). Toward an Affect-Sensitive AutoTutor. *IEEE Intelligent Systems*, 22(4), 53-61. doi: <http://dx.doi.org/10.1109/MIS.2007.79>
- D'Mello, S., Taylor, R., Davidson, K., & Graesser, A. (2008). Self Versus Teacher Judgments of Learner Emotions During a Tutoring Session with AutoTutor. *Intelligent Tutoring Systems*. Montreal, Canada: Springer-Verlag.
- D'Mello, S. K., Craig, S. D., Gholson, B., Franklin, S., Picard, R. W., & Graesser, A. C. (2005). Integrating Affect Sensors in an Intelligent Tutoring System. *Affective Interactions: The Computer in the Affective Loop Workshop at International Conference on Intelligent User Interfaces* (pp. 7-13). New York: AMC Press.
- D'Mello, S. K., Craig, S. D., Sullins, J., & Graesser, A. C. (2006). Predicting Affective States expressed through an Emote-Aloud Procedure from AutoTutor's Mixed-Initiative Dialogue. *International Journal of Artificial Intelligence in Education (IJAIED)*, 16(1), 3-28.
- D'Mello, S., Craig, S., Witherspoon, A., McDaniel, B., & Graesser, A. (2008). Automatic detection of learner's affect from conversational cues. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 18(1), 45-80. doi: 10.1007/s11257-007-9037-6
- D'Mello, S., Hays, P., Williams, C., Cade, W., Brown, J., & Olney, A. (2010). Collaborative Lecturing by Human and Computer Tutors. *Intelligent Tutoring Systems* (Vol. 6095, pp. 178-187): Springer Berlin / Heidelberg.
- D'Mello, S. K., Chipman, P., & Graesser, A. C. (2007). Posture as a predictor of learner's affective engagement. *29th Annual Cognitive Science Society* (pp. 905-910).
- Dalgleish, T., Dunn, B. D., & Mobbs, D. (2009). Affective neuroscience: Past, present, and future. *Emotion Review*, 1(4), 355-368.
- Damasio, A. (1994). *Descartes' Error: Emotion, Reason and the Human Brain*. New York: Grosset and Putnam.
- Davidson, R. J. (1994). Honoring biology in the study of affective style. In P. Ekman & R. J. Davidson (Eds.), *The Nature of Emotion: Fundamental Questions* (pp. 321-328). New York: Oxford University Press.
- de Vicente, A., & Pain, H. (2002). Informing the Detection of the Students' Motivational State: An Empirical Study. *6th International Conference on Intelligent Tutoring Systems* (pp. 933-943): Springer-Verlag.
- Del Cul, A., Baillet, S., & Dehaene, S. (2007). Brain dynamics underlying the nonlinear threshold for access to consciousness. *Public Library of Science, Biology*, 5(10), 2408-2423.

- DeVaul, R. W., Pentland, A., & Corey, V. R. (2003). The Memory Glasses: Subliminal vs. Overt Memory Support with Imperfect Information. *Wearable Computers, IEEE International Symposium*.
- Devine, P. G. (1989). Stereotypes and Prejudice: Their Automatic and Controlled Components. *Journal of Personality and Social Psychology*, *56*(1), 5-18.
- Dijksterhuis, A., Aarts, H., & Smith, P. K. (2005). The power of the subliminal: Subliminal perception and possible applications. In R. Hassin, J. Uleman & J. A. Bargh (Eds.), *The new unconscious* (pp. 77-106). New York: Oxford University Press.
- Dijksterhuis, A., Preston, J., Wegner, D. M., & Aarts, H. (2008). Effects of subliminal priming of self and God on self-attribution of authorship for events. *Journal of Experimental Social Psychology*, *44*, 2-9.
- Dijksterhuis, A. P. (2004). I like myself but I don't know why: Enhancing implicit self-esteem by subliminal evaluative conditioning. *Journal of Personality and Social Psychology*, *86*, 345-355.
- Domingos, P., & Pazzani, M. (1997). On the Optimality of the Simple Bayesian Classifier under Zero-One Loss. *Machine Learning*, *29*(2-3), 103-130. doi: 10.1023/a:1007413511361
- Efron, B., & Tibshirani, R. (1993). *An Introduction to the Bootstrap*: Chapman and Hall.
- Ekman, P. (1982). *Emotion in the Human Face, 2nd edition*. New York: Cambridge University Press.
- Ekman, P. (1999). Basic emotions. In T. Dalgleish & M. Power (Eds.), *Handbook of cognition and emotion* (Vol. 4, pp. 5-60). Sussex, UK: John Wiley & Sons.
- Ekman, P. (2004). *Emotions Revealed: Recognizing Faces and Feelings to Improve Communication and Emotional Life*: Henry Holt & Co.
- Ekman, P., & Friesen, W. (1975). *Unmasking the face. A guide to recognizing emotions from facial clues*: Prentice Hall Trade.
- Ekman, P., & Friesen, W. (1978). *The Facial Action Coding System: A Technique For The Measurement of Facial Movement*. San Francisco, CA: Consulting Psychologists Press, Inc.
- Ekman, P., & Friesen, W. (2003). *Unmasking the face*. Cambridge, MA.: Malor Books.
- Ekman, P., & Friesen, W. V. (1969). Non verbal leakage and clues to deception. *Psychiatry*, *32*, 88-105.
- Elliott, C. (1992). *The Affective Reasoner: A Process Model of Emotions in a Multi-agent System*. PhD thesis, Northwestern University.
- Elliott, C. (1994). Components of two-way emotion communication between humans and computers using a broad, rudimentary, model of affect and personality. *Cognitive Studies: Bulletin of the Japanese Cognitive Science Society* *1*(2), 16-30.
- Ericsson, K. A., & Simon, H. A. (1993). *Protocol Analysis: Verbal Reports as Data*. Cambridge: MIT Press.

- Evans, D. (2001). *Emotion: The Science of Sentiment*. New York: Oxford University Press.
- Fabiani, M., Gratton, G., & Coles, M. G. (2000). Event-related brain potentials. In J. T. Cacioppo, L. G. Tassinary & G. G. Berntson (Eds.), *Handbook of psychophysiology* (pp. 53-84). Cambridge, England: Cambridge University Press.
- Fairclough, S. H. (2009). Fundamentals of physiological computing. *Interacting with Computers*, 21(1-2), 133-145. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.intcom.2008.10.011>
- Ferro, T. R. (1993). The influence of affective processing in education and training. *New Directions for Adult and Continuing Education*, 1993(59), 25-33. doi: 10.1002/ace.36719935905
- Fiedler, K. (2000). Toward an integrative account of affect and cognition phenomena using the BIAS computer algorithm. In J. P. Forgas (Ed.), *Feeling and thinking: The role of affect in social cognition* (pp. 223-252). New York: Cambridge University Press.
- Flykt, A., Esteves, F., & Öhman, A. (2007). Skin conductance responses to masked conditioned stimuli: Phylogenetic/ontogenetic factors versus direction of threat? *Biological Psychology*, 74(3), 328-336.
- Forbes-Riley, K., & Litman, D. (2010). Designing and evaluating a wizarded uncertainty-adaptive spoken dialogue tutoring system. *Comp. Speech Lang.*, 25(1), 105-126. doi: 10.1016/j.csl.2009.12.002
- Forbes-Riley, K., Litman, D., & Rotaru, M. (2008). Responding to Student Uncertainty During Computer Tutoring: An Experimental Evaluation. *Intelligent Tutoring Systems* (Vol. 5091, pp. 60-69): Springer Berlin / Heidelberg.
- Frasson, C. (1988). *First International Conference on Intelligent Tutoring Systems, ITS 88*. Montréal, Canada.
- Frasson, C. (1991). Systèmes tutoriels intelligents : états et perspectives en Amérique du Nord. *Génie Éducatif*, 1(1), 7-15.
- Frasson, C., Gecsei, J., & Imbeau, G. (1987). Design of Intelligent Tutors Using an Expert System Shell. *Canadian Media Association Congress*. Saskatoon.
- Freeman, F. G., Mikulka, P. J., Prinzel, L. J., & Scerbo, M. W. (1999). Evaluation of an adaptive automation system using three EEG indices with a visual tracking task. *Biological Psychology*, 50(1), 61-76.
- Fridlund, A. J., Ekman, P., & Oster, H. (1987). Facial expressions of emotion. In A.W. Siegman & S. Feldstein (Eds.), *Nonverbal Behavior and Communication*, second ed. (pp. 143-223): Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Frijda, N. (1986). *The Emotions*: Cambridge University Press.
- Frijda, N. H. (2000). The Psychologist's Point of View. In M. Lewis & J. M. Haviland-Jones (Eds.), *Handbook of Emotions*, 2nd edition (pp. 59-74). New York: Guilford.
- Gaillard, R., Naccache, L., Pinel, P., Clémenceau, S., Volle, E., Hasboun, D., et al. (2006). Direct Intracranial, fMRI, and Lesion Evidence for the Causal Role of Left Inferotemporal Cortex in Reading. *Neuron*, 50, 191-204.



- Gardner, H. (1983). *Frames of mind*. New York: BasicBooks.
- Gee, J. P. (2004). *Situated Language and Learning: A Critique of Traditional Schooling*. London, UK: Routledge, Taylor & Francis.
- Goleman, D. (1995). *Emotional Intelligence*. New York: Bantam Books.
- Goleman, D. (1996). *Emotional intelligence: why it can matter more than IQ*. London.
- Graesser, A., Chipman, P., King, B., McDaniel, B., & D'Mello, S. (2007a). Emotions and Learning with AutoTutor. *Artificial Intelligence in Education*: IOS Press.
- Graesser, A. C., D'mello, S. K., Chipman, P., King, B., & McDaniel, B. (2007b). Exploring Relationships Between Affect and Learning with AutoTutor. *Artificial Intelligence in Education* (pp. 16-23).
- Graesser, A. C., D'Mello, S. K., and Person, N. (2009). Meta-knowledge in tutoring. In D. J. Hacker, J. Dunlosky & A. C. Graesser (Eds.), *Metacognition in educational theory and practice* (pp. 361-412). Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Graesser, A. C., & Olde, B. A. (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.
- Grafsgaard, J., Boyer, K., Phillips, R., & Lester, J. (2011). Modeling Confusion: Facial Expression, Task, and Discourse in Task-Oriented Tutorial Dialogue. In G. Biswas, S. Bull, J. Kay & A. Mitrovic (Eds.), *Artificial Intelligence in Education* (Vol. 6738, pp. 98-105): Springer Berlin Heidelberg.
- Greenwald, A. G., & Farnham, S. D. (2000). Using the implicit association test to measure self-esteem and self-concept. *Journal of Personality and Social Psychology*, *79*, 1022-1038.
- Greenwald, M., Cook, E., & Lang, P. (1989). Affective judgment and psychophysiological response: Dimensional covariation in the evaluation of pictorial stimuli. *Journal of Psychophysiology*, *3*(1), 51-64.
- Gross, J. J., John, O. P., & Richards, J. M. (2000). The dissociation of emotion expression from emotion experience: A personality perspective. *Personality and Social Psychology Bulletin*, *26*(6), 712-726.
- Gross, J. J., & Levenson, R. W. (1995). Emotion elicitation using films. *Cognition & Emotion*, *9*(1), 87-108.
- Gruber, T. R. (1993). A translation approach to portable ontologies. *Knowledge Acquisition*, *5*(2), 199-220.
- Grumm, M., Nestler, S., & Collani, G. v. (2009). Changing explicit and implicit attitudes: The case of self-esteem. *Journal of Experimental Social Psychology*, *45*(2), 327-335.
- Hall, J. A. (1979). Gender, gender-roles and nonverbal communication skills. In R. Rosenthal (Ed.), *Skill in nonverbal communication: Individual differences*. Cambridge, MA: Oelgeschlager, Gunn & Hain.



- Hansford, B. C., & Hattie, J. A. (1982). The Relationship between self and achievement/performance measures. *Review of Educational Research*, 52(1), 123-142.
- Hara, N. (2000). Student distress in a web-based distance education course. *Information, Communication & Society*, 3(4), 557-579. doi: 10.1080/13691180010002297
- Harmony, T., Fernández, T., Silva, J., Bernal, J., Díaz-Comas, L., Reyes, A., et al. (1996). EEG delta activity: an indicator of attention to internal processing during performance of mental tasks. *Int. J. Psy.*, 24(1-2), 161-171.
- Harter, S. (1990). Causes, correlates, and the functional role of global self-worth: A life-span perspective. In R. J. Sternberg & J. Kolligian (Eds.), *Competence considered*. (pp. 67-97). US: Yale University Press.
- Hassin, R., Uleman, J., & Bargh, J. (2005). *The new unconscious*. Oxford, UK: Oxford University Press.
- Healey, J., & Picard, R. (2000). SmartCar: detecting driver stress. *15th International Conference on Pattern Recognition* (Vol. 4, pp. 218-221).
- Heitmann, A., Guttkuhn, R., Trutschel, U., & Moore-Ede, M. (2001). Technologies for the monitoring and prevention of driver fatigue. *First International Driving Symposium on Human Factors in Driving Assessment, Training, and Vehicle Design* (pp. 81-86).
- Heraz, A., Jraidi, I., Chaouachi, M., & Frasson, C. (2009). Predicting Stress Level Variation from Learner Characteristics and Brainwaves. *AIED'2009: 14th International Conference on Artificial Intelligence in Education* (pp. 722-724). Brighton, UK: IOS Press.
- Heraz, A., Razaki, R., & Frasson, C. (2007). Using machine learning to predict learner emotional state from brainwaves. *ICALT 2007* (pp. 853-857).
- Hone, K. (2006). Empathic agents to reduce user frustration: The effects of varying agent characteristics. *Interact. Comput.*, 18(2), 227-245. doi: 10.1016/j.intcom.2005.05.003
- Howard, R. A., & Matheson, J. E. (1984). *Readings on the Principles and Applications of Decision Analysis*. Menlo Park, California: Strategic Decisions Group.
- Hudlicka, E. (2003). To feel or not to feel: the role of affect in Human-Computer Interaction. *Int. J. Hum.-Comput. Stud.*, 59(1-2), 1-32. doi: 10.1016/s1071-5819(03)00047-8
- Hyungkyu, K., Jangsik, C., & Eunjung, L. (2009). EEG Asymmetry Analysis of the Left and Right Brain Activities During Simple versus Complex Arithmetic Learning. *Journal of Neurotherapy*, 13, 109-116.
- Isen, A. M. (2000). Positive affect and decision making. In M. Lewis & J. M. Haviland-Jones (Eds.), *Handbook of emotions* (pp. 417-435). New York: Guilford Press.
- Isen, A. M., Daubman, K. A., & Nowicki, G. P. (1987). Positive affect facilitates creative problem solving. *Journal of Personality and Social Psychology*, 52(6), 1122-1131.
- Izard, C. E. (1971). *The face of emotion*. New York: Appleton-Century-Crofts.
- James, W. (1884). What is an emotion? *Mind*, 9, 188-205.

- James, W. (1992). *William James: Writings 1878–1899*: Library of America.
- Jasper, H. H. (1958). The ten-twenty electrode system of the International Federation. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*(10), 371-375.
- Jegers, K. (2007). Pervasive game flow: understanding player enjoyment in pervasive gaming. *Comput. Entertain.*, 5(1), 9. doi: 10.1145/1236224.1236238
- Ji, Q., Lan, P., & Looney, C. (2006). A probabilistic framework for modeling and real-time monitoring human fatigue. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 36(5), 862-875. doi: 10.1109/tsmca.2005.855922
- John, O. P., Naumann, L. P., & Soto, C. J. (2008). Paradigm Shift to the Integrative Big-Five Trait Taxonomy: History, Measurement, and Conceptual Issues. In O. P. John, R. W. Robins & L. A. Pervin (Eds.), *Handbook of personality: Theory and research* (pp. 114-158). NY.
- Johnson-Laird, P. N., & Oatley, K. (1992). Basic emotions, rationality, and folk theory. *Cognition and Emotion*, 6, 201-223.
- Jraidi, I., & Frasson, C. (2010). Subliminally Enhancing Self-esteem: Impact on Learner Performance and Affective State. In V. Aleven, J. Kay & J. Mostow (Eds.), *Intelligent Tutoring Systems* (Vol. 6095, pp. 11-20): Springer Berlin Heidelberg.
- Jraidi, I., & Frasson, C. (2013). Student's Uncertainty Modeling through a Multimodal Sensor-Based Approach. *Journal of Educational Technology & Society*, 16(1), 219-230.
- Kahneman, D. (1973). *Attention and effort*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Kaiser, R. (2006). *Prototypical development of an affective component for an e-learning system*. Master Thesis, Department of Computer Science, University of Rostock, Germany.
- Kaiser, R., & Oertel, K. (2006). Emotions in HCI: an affective e-learning system. *HCSNet workshop on Use of vision in Human-Computer Interaction* (pp. 105-106). Canberra, Australia: Australian Computer Society, Inc.
- Kaliouby, R. E., & Robinson, P. (2004). Real-Time Inference of Complex Mental States from Facial Expressions and Head Gestures. *Computer Vision and Pattern Recognition Workshop (CVPRW'04)* (Vol. 10, pp. 154): IEEE Computer Society.
- Kapoor, A., Burleson, W., & Picard, R. W. (2007). Automatic prediction of frustration. *International Journal of Human-Computer Studies*, 65(8), 724-736. doi: 10.1016/j.ijhcs.2007.02.003
- Kapoor, A., & Picard, R. W. (2005). Multimodal affect recognition in learning environments. *13th annual ACM international conference on Multimedia*. Hilton, Singapore: ACM.
- Kapoor, A., Picard, R. W., & Ivanov, Y. (2004). Probabilistic Combination of Multiple Modalities to Detect Interest. *7th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'04)* (Vol. 3, pp. 969-972): IEEE Computer Society.

- Karremans, J. C., Stroebe, W., & Claus, J. (2006). Beyond Vicary's fantasies: the impact of subliminal priming and brand choice. *Journal of Experimental Social Psychology, 42*, 792-798.
- Keltner, D., & Haidt, J. (2001). Social functions of emotions. In T. J. Mayne & G. A. Bonanno (Eds.), *Emotions: Current Issues and Future Directions* (pp. 192-213): Guilford Press.
- Kessous, L., Castellano, G., & Caridakis, G. (2010). Multimodal emotion recognition in speech-based interaction using facial expression, body gesture and acoustic analysis. *Journal on Multimodal User Interfaces, 3*(1-2), 33-48.
- Kim, K. H., Bang, S. W., & Kim, S. R. (2004). Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals. *Medical and Biological Engineering and Computing, 42*(3), 419-427. doi: 10.1007/bf02344719
- Kim, Y. (2005). Empathetic virtual peers enhanced learner interest and self-efficacy. *Workshop on Motivation and Affect in Educational Software, in conjunction with the 12th International Conference on Artificial Intelligence in Education*.
- Klein, J., Moon, Y., & Picard, R. (2002). This computer responds to user frustration—theory, design, and results. *Interacting with Computers, 14*(2), 119-140.
- Kleinginna, P. R., & Kleinginna, A. M. (1981). A categorized list of emotion definitions, with suggestions for a consensual definition. *Motivation and Emotion, 5*(4), 345-379. doi: 10.1007/bf00992553
- Koedinger, K. R., & Sueker, E. L. (1996). PAT goes to college: Evaluating a cognitive tutor for developmental mathematics. *The 1996 international conference on Learning sciences* (pp. 180-187): International Society of the Learning Sciences.
- Kort, B., Reilly, R., & Picard, R. (2001a). An Affective Model of Interplay Between Emotions and Learning: Reengineering Educational Pedagogy-Building a Learning Companion. In T. Okamoto, K. R. Hartley & J. P. Klus (Eds.), *IEEE International Conference on Advanced Learning Technology: Issues, Achievements and Challenges* (pp. 43-48). Madison, Wisconsin: IEEE Computer Society.
- Kort, B., Reilly, R., & Picard, R. W. (2001b). External representation of learning process and domain knowledge: affective state as a determinate of its structure and function. *Artificial Intelligence in Education (AIED) Workshops* (pp. 64–69). San Antonio, TX.
- Kouider, S., Dehaene, S., Jobert, A., & Le Bihan, D. (2007). Cerebral Bases of Subliminal and Supraliminal Priming during Reading. *Cereb. Cortex, 17*(9), 2019-2029. doi: 10.1093/cercor/bhl110
- Kring, A. M., & Gordon, A. H. (1998). Sex differences in emotion: expression, experience, and physiology. *Journal of Personality and Social Psychology, 74*(3), 686.
- Kunst-Wilson, W., & Zajonc, R. (1980). Affective discrimination of stimuli that cannot be recognized. *Science, 207*(4430), 557-558. doi: 10.1126/science.7352271
- Lang, P. J. (1995). The emotion probe: Studies of motivation and attention. *American Psychologist, 50*(5), 372-385. doi: 10.1037/0003-066x.50.5.372

- Lang, P. J., Greenwald, M. K., Bradley, M. M., & Hamm, A. O. (1993). Looking at pictures: Affective, facial, visceral, and behavioral reactions. *Psychophysiology*, 30(3), 261-273. doi: 10.1111/j.1469-8986.1993.tb03352.x
- Lauritzen, S. L. (1995). The EM algorithm for graphical association models with missing data. *Computational Statistics & Data Analysis*, 19(2), 191-201. doi: [http://dx.doi.org/10.1016/0167-9473\(93\)E0056-A](http://dx.doi.org/10.1016/0167-9473(93)E0056-A)
- LeBel, E. P., & Gawronski, B. (2009). How to find what's in a name: Scrutinizing the optimality of five scoring algorithms for the name-letter task. *European Journal of Personality*, 23, 85-106.
- LeDoux, J. (1999). *The Emotional Brain: The Mysterious Underpinnings of Emotional Life*. London: Phoenix.
- Lehman, B., Matthews, M., D'Mello, S., & Person, N. (2008). What Are You Feeling? Investigating Student Affective States During Expert Human Tutoring Sessions. In B. Woolf, E. Aïmeur, R. Nkambou & S. Lajoie (Eds.), *Intelligent Tutoring Systems* (Vol. 5091, pp. 50-59): Springer Berlin Heidelberg.
- Lester, J. C., Converse, S. A., Kahler, S. E., Barlow, S. T., Stone, B. A., & Bhogal, R. S. (1997). The persona effect: affective impact of animated pedagogical agents. In S. Pemberton (Ed.), *SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 359-366). Georgia, USA: ACM Press.
- Lester, J. C., Stone, B. A., & Stelling, G. D. (1999a). Lifelike Pedagogical Agents for Mixed-initiative Problem Solving in Constructivist Learning Environments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 9(1-2), 1-44. doi: 10.1023/a:1008374607830
- Lester, J. C., Towns, S. G., Callaway, C. B., Voerman, J. L., & FitzGerald, P. J. (2000). Deictic and emotive communication in animated pedagogical agents. *Embodied conversational agents* (pp. 123-154): MIT Press.
- Lester, J. C., Towns, S. G., & FitzGerald, P. J. (1999b). Achieving affective impact: visual emotive communication in lifelike pedagogical agents. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 10(3-4), 278-291.
- Levenson, R. W. (1992). Autonomic Nervous System Differences among Emotions. *Psychological Science*, 3(1), 23-27. doi: 10.2307/40062748
- Liao, W., Zhang, W., Zhu, Z., Ji, Q., & Gray, W. D. (2006). Toward a decision-theoretic framework for affect recognition and user assistance. *International Journal of Human-Computer Studies - Human-computer interaction research in the management information systems discipline*, 64(9), 847-873. doi: 10.1016/j.ijhcs.2006.04.001
- Linnenbrink, E., & Pintrich, P. (2000). Multiple pathways to learning and achievement: The role of goal orientation in fostering adaptive motivation, affect, and cognition. In C. Sansone & J. Harackiewicz (Eds.), *Intrinsic and extrinsic motivation: The search for optimal motivation and performance*, (pp. 195-227). San Diego, CA: Academic Press.
- Liscombe, J., Hirschberg, J., & Venditti, J. J. (2005). Detecting Certainty in Spoken Tutorial Dialogues. *Speech Com. Tech.* (pp. 1837-1840). Lisbon.

- Litman, D., & Forbes-Riley, K. (2004a). Annotating student emotional states in spoken tutoring dialogues. *SIGdial Workshop on Discourse and Dialogue* (pp. 144–153). Boston, USA.
- Litman, D. J., & Forbes-Riley, K. (2004b). Predicting student emotions in computer-human tutoring dialogues. *42nd Annual Meeting on Association for Computational Linguistics*. Barcelona, Spain: Association for Computational Linguistics.
- Litman, D. J., & Forbes-Riley, K. (2006). Recognizing student emotions and attitudes on the basis of utterances in spoken tutoring dialogues with both human and computer tutors. *Speech Communication*, 48(5), 559-590.
- Ma, C., Prendinger, H., & Ishizuka, M. (2005). A chat system based on emotion estimation from text and embodied conversational messengers. *4th international conference on Entertainment Computing* (pp. 535-538). Sanda, Japan: Springer-Verlag.
- Ma, L., & Khorasani, K. (2004). Facial expression recognition using constructive feedforward neural networks. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 34(3), 1588-1595. doi: 10.1109/tsmcb.2004.825930
- Maldonado, H., Lee, J.-E. R., Brave, S., Nass, C., Nakajima, H., Yamada, R., et al. (2005). We learn better together: enhancing eLearning with emotional characters. *The 2005 conference on Computer support for collaborative learning: learning 2005: the next 10 years!* (pp. 408-417). Taipei, Taiwan: International Society of the Learning Sciences.
- Mandler, G. (1999). Emotion. In B. M. Bly & D. E. Rumelhart (Eds.), *Cognitive science. Handbook of perception and cognition (2nd edn)* (pp. 367–384). San Diego, CA: Academic Press.
- Martinez, M. (2001). Key design considerations for personalized learning on the web. *Educational Technology & Society*, 4(1), 26-40.
- Matthews, G., Derryberry, D., & Siegle, G. J. (2000). Personality and emotion: Cognitive science perspectives. In S. E. Hampson (Ed.), *Advances in personality psychology*. London: Routledge.
- Matthews, G., Emo, A. K., Funke, G., Zeidner, M., Roberts, R. D., Costa, P. T., Jr., & Schulze, R. (2006). Emotional intelligence, personality, and task-induced stress. *Journal of Experimental Psychology: Applied*, 12(2), 96-107. doi: 10.1037/1076-898X.12.2.96
- Matthias, S.-H., Uwe, M., & Thomas, K. (1993). *Adaptive User Interfaces: Principles and Practice*. New York, NY, USA: Elsevier Science Inc.
- Mayer, J. D., Allen, J., & Beaugard, K. (1995). Mood inductions for four specific moods: A procedure employing guided imagery vignettes with music. *Journal of Mental Imagery*, 19, 133-150.
- Mayer, J. D., & Salovey, P. (1997). What is emotional intelligence? In P. Salovey & D. Sluyter (Eds.), *Emotional development and emotional intelligence: Implications for educators* (pp. 3-31). New York: Basic Books.

- McDaniel, B. T., D'Mello, S. K., King, B. G., Chipman, P., & Tapp, K. a. G., A.C. (2007). Facial features for affective state detection in learning environments. In D. S. McNamara & J. G. Trafton (Eds.), *29th Annual Cognitive Science Society* (pp. 467–472). Austin, TX: Cognitive Science Society.
- McFarlin, D. B., & Blascovich, J. (1981). Effects of self-esteem and performance feedback on future affective preferences and cognitive expectations. *Journal of Personality and Social Psychology*, *40*(3), 521-531. doi: 10.1037/0022-3514.40.3.521
- McQuiggan, S. W., Lee, S., & Lester, J. C. (2007). Early Prediction of Student Frustration. *2nd international conference on Affective Computing and Intelligent Interaction*. Lisbon, Portugal: Springer-Verlag.
- McQuiggan, S. W., & Lester, J. C. (2006). Learning empathy: a data-driven framework for modeling empathetic companion agents. *5th international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems* (pp. 961-968). Hakodate, Japan: ACM.
- McQuiggan, S. W., Mott, B. W., & Lester, J. C. (2008). Modeling self-efficacy in intelligent tutoring systems: An inductive approach. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, *18*(1-2), 81-123. doi: <http://dx.doi.org/10.1007/s11257-007-9040-y>
- Mehrabian, A. (1996). Pleasure-arousal-dominance: A general framework for describing and measuring individual differences in Temperament. *Current Psychology*, *14*(4), 261-292. doi: 10.1007/bf02686918
- Merikle, P. M., & Daneman, M. (1998). Psychological investigations of unconscious perception. *Journal of Consciousness Studies*, *5*, 5-18.
- Miller, J. R. (1988). The Role of Human-Computer Interaction in Intelligent Tutoring Systems. In P. M.C. & J. J. Richardson (Eds.), *Foundations of Intelligent Tutoring Systems*, (pp. 143-189). Hillsdale, New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates.
- Minsky, M. (1986). *The Society of Mind*. New York: Simon and Schuster.
- Moilanen, K., & Pulman, S. (2007). Sentiment composition. *Recent Advances in Natural Language Processing International Conference* (pp. 378–382).
- Monk, C. A., Boehm-Davis, D. A., & Trafton, J. G. (2002). The attentional costs of interrupting task performance at various stages. *Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting* (Vol. 46, pp. 1824-1828): SAGE Publications.
- Montepare, J., Koff, E., Zaitchik, D., & Albert, M. (1999). The Use of Body Movements and Gestures as Cues to Emotions in Younger and Older Adults. *Journal of Nonverbal Behavior*, *23*(2), 133-152. doi: 10.1023/a:1021435526134
- Mota, S., & Picard, R. W. (2003). Automated Posture Analysis for Detecting Learner's Interest Level. *Workshop on Computer Vision and Pattern Recognition for Human-Computer Interaction*.
- Mroczek, D. K., & Almeida, D. M. (2004). The Effect of Daily Stress, Personality, and Age on Daily Negative Affect. *Journal of Personality*, *72*(2), 355-378. doi: 10.1111/j.0022-3506.2004.00265.x

- Murphy, K. P. (2002). *Dynamic Bayesian networks: representation, inference and learning*. PhD thesis. Computer science division, University of California, Berkeley, CA. USA.
- Muse, L. A., Harris, S. G., & Feild, H. S. (2003). Has the inverted-U theory of stress and job performance had a fair test? *Human Performance*, 16(4), 349-364. doi: 10.1207/S15327043HUP1604\_2
- Nasoz, F., Lisetti, C. L., Alvarez, K., & Finkelstein, N. (2003). Emotion recognition from physiological signals for user modeling of affect. *3rd Workshop on Affective and Attitude User Modelling*. Pittsburgh, PA, USA.
- Nasukawa, T., & Yi, J. (2003). Sentiment analysis: capturing favorability using natural language processing. *The Second International Conference on Knowledge Capture* (pp. 70-77).
- Neviarouskaya, A., Prendinger, H., & Ishizuka, M. (2010). User study on AffectIM, an avatar-based Instant Messaging system employing rule-based affect sensing from text. *International Journal of Human-Computer Studies*, 68(7), 432-450. doi: 10.1016/j.ijhcs.2010.02.003
- Nkambou, R. (1999). Managing inference process in student modelling for intelligent tutoring systems. *11th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence* (pp. 19-23): IEEE.
- Nkambou, R., Gauthier, G., & Frasson, C. (1997). Un modèle de représentation des connaissances relatives au contenu dans un système tutoriel intelligent. *Sciences et Techniques Éducatives*, 4(3), 299-330.
- Nwana, H. S. (1990). Intelligent tutoring systems: an overview. *Artificial Intelligence Review*, 4(4), 251-277. doi: 10.1007/bf00168958
- Nye, J. L., & Brower, A. M. (1996). *What's Social About Social Cognition ?* London: Sage Publications.
- O'Regan, K. (2003). Emotion And E-Learning. *Journal of Asynchronous Learning Networks, JALN*, 7(3), 78-92.
- Ochs, M. (2004). *Systèmes Tutoriels Émotionnellement Intelligents*. Master Thesis, Université de Montréal, Montréal, QC.
- Ochs, M., & Frasson, C. (2004). Emotionally Intelligent Tutoring Systems (EITS). *The Florida Artificial Intelligence Research Society (FLAIRS) Conference* (pp. 251-255). Miami, Floride, Etats-Unis.
- Oertel, K., Kaiser, R., Voskamp, J. r., & Urban, B. (2007). AFFectIX - An Affective Component as Part of an E-Learning-System. In D. Schmorow & L. Reeves (Eds.), *Foundations of Augmented Cognition* (Vol. 4565, pp. 385-393): Springer Berlin Heidelberg.
- Oliver, N., Pentland, A., & Bérard, F. (2000). LAFter: a real-time face and lips tracker with facial expression recognition. *Pattern Recognition*, 33(8), 1369-1382
- Ortony, A., Clore, G., & Collins, A. (1988). *The Cognitive Structure of Emotions*. Cambridge, MA: Cambridge University Press.

- Ortony, A. T., Terence J. (1990). What's basic about basic emotions? *Psychological Review*, 97(3), 315-331. doi: 10.1037/0033-295X.97.3.315
- Paleari, M., Benmokhtar, R., & Huet, B. (2008). Evidence Theory-Based Multimodal Emotion Recognition. *15th International Multimedia Modeling Conference on Advances in Multimedia Modeling* (pp. 435-446). Sophia-Antipolis, France: Springer-Verlag.
- Panksepp, J. (1992). A critical role for "affective neuroscience" in resolving what is basic about basic emotions. *Psychological Review*, 99(3), 554-560.
- Panksepp, J. (1998). *Affective neuroscience: The foundations of human and animal emotions*: Oxford University Press.
- Pantic, M., & Rothkrantz, L. J. M. (2004). Facial action recognition for facial expression analysis from static face images. *Trans. Sys. Man Cyber. Part B*, 34(3), 1449-1461. doi: 10.1109/tsmcb.2004.825931
- Pekrun, R. (1992). The Impact of Emotions on Learning and Achievement: Towards a Theory of Cognitive/Motivational Mediators. *Applied Psychology*, 41(4), 359-376. doi: 10.1111/j.1464-0597.1992.tb00712.x
- Pekrun, R., Elliot, A. J., & Maier, M. A. (2006). Achievement goals and discrete achievement emotions: A theoretical model and prospective test. *Journal of Educational Psychology*, 98(3), 583-597.
- Petrushin, V. (1999). Emotion in speech: Recognition and application to call centers. *Artificial Neural Networks in Engineering (ANNIE'99)*. St. Louis, MO.
- Phelps, E. A. (2006). Emotion and cognition : Insights from Studies of the Human Amygdala. *Annual Review Psychology*, 57, 27-53.
- Picard, R. (1997). *Affective Computing*: MIT Press.
- Picard, R., Vyzas, E., & Healey, J. (2001). Toward Machine Emotional Intelligence: Analysis of Affective Physiological State. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(10), 1175-1191.
- Picard, R. W., & Liu, K. K. (2007). Relative subjective count and assessment of interruptive technologies applied to mobile monitoring of stress. *International Journal of Human-Computer Studies*, 65(4), 361-375. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhcs.2006.11.019>
- Picard, R. W., Papert, S., Bender, W., Blumberg, B., Breazeal, C., Cavallo, D., et al. (2004). Affective Learning - A Manifesto. *BT Tech. J.*, 22(4), 253-269.
- Platt, J. C. (1999). Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization. *Advances in kernel methods* (pp. 185-208): MIT Press.
- Plutchik, R. (1980). A general psychoevolutionary theory of emotion. In R. Plutchik & H. Kellerman (Eds.), *Emotion: Theory, research, and experience: Vol. 1. Theories of emotion* (pp. 3-33): Academic press.
- Pon-Barry, H., Schultz, K., Bratt, E. O., Clark, B., & Peters, S. (2006). Responding to Student Uncertainty in Spoken Tutorial Dialogue Systems. *International Journal of Artificial Intelligence in Education (IJAIED)*, 16(2), 171-194.



- Pope, A. T., Bogart, E. H., & Bartolome, D. S. (1995). Biocybernetic system evaluates indices of operator engagement in automated task. *Biological Psychology*, *40*(1-2), 187-195.
- Prendinger, H., & Ishizuka, M. (2005). The empathic companion: A character-based interface that addresses users' affective states. *Applied Artificial Intelligence*, *19*, 267-285.
- Prendinger, H., Mayer, S., Mori, J., & Ishizuka, M. (2003). Persona effect revisited. Using bio-signals to measure and reflect the impact of character-based interfaces. In T. Rist, R. Aylett, D. Ballin & J. Rickel (Eds.), *4th International Working Conference on Intelligent Virtual Agents (IVA-03)*, (pp. 283-291). KlosterIrsee, Germany: Springer.
- Prinzel, L. J., Freeman, F. G., & Scerbo, M. W. (2000). A Closed-Loop System for Examining Psychophysiological Measures for Adaptive Task Allocation. *International Journal of Aviation Psychology*, *10*(4), 393-410.
- Psotka, J., Massey, L. D., & Mutter, S. A. (1988). *Intelligent tutoring systems : lessons learned*. L. Erlbaum Associates.
- Qi, Y., Reynolds, C., & Picard, R. W. (2001). The Bayes Point Machine for computer-user frustration detection via pressuremouse. *2001 workshop on Perceptive user interfaces* (pp. 1-5). Orlando, Florida: ACM.
- Quillian, M. R. (1968). Semantic Memory. In M. Minsky (Ed.), *Semantic Information Processing* (pp. 216-270). Cambridge, MA: MIT Press.
- Quinlan, J. R. (1986). Induction of Decision Trees. *Machine Learning*, *1*(1), 81-106. doi: 10.1023/a:1022643204877
- Radel, R., Sarrazin, P., Legrain, P., & Gobancé, L. (2009). Subliminal Priming of Motivational Orientation in Educational Settings: Effect on Academic Performance Moderated by Mindfulness. *Journal of Research in Personality*, *43*, 695-698.
- Rebolledo-Mendez, G., Dunwell, I., Martínez-Mirón, E., Vargas-Cerdán, M., de Freitas, S., Liarokapis, F., et al. (2009). Assessing NeuroSky's Usability to Detect Attention Levels in an Assessment Exercise. *Human-Computer Interaction. New Trends* (pp. 149-158).
- Reilly, S. (1996). *Believable Social and Emotional Agents*. PhD thesis, Carnegie Mellon University.
- Reynolds, C. (2001). *The Sensing and Measurement of Frustration with Computers*. SM Thesis, Massachusetts Institute of Technology
- Robison, J. L., Mcquiggan, S. W., & Lester, J. C. (2009). Modeling Task-Based vs. Affect-based Feedback Behavior in Pedagogical Agents: An Inductive Approach. *Artificial Intelligence in Education* (pp. 25-32): IOS Press.
- Rodrigo, M. M. T., Baker, R. S., Jadud, M. C., Amarra, A. C. M., Dy, T., Espejo-Lahoz, M. B. V., et al. (2009). Affective and behavioral predictors of novice programmer achievement. *SIGCSE Bull.*, *41*(3), 156-160.
- Rodrigo, M. M. T., Baker, R. S. J. d., Lagud, M. C. V., Lim, S. A. L., Macapanpan, A. F., Pascua, S. A. M. S., et al. (2007). Affect and Usage Choices in Simulation Problem-Solving Environments. *Artificial Intelligence in Education* (pp. 145-152): IOS Press.

- Ruch, W. (1995). Will the Real Relationship between Facial Expression and Affective Experience Please Stand Up—The Case of Exhilaration. *Cognition and Emotion*, 9, 33-58.
- Russell, J. A. (1980). A circumplex model of affect. *Journal of Personality and Social Psychology - PSP*, 39, 1161-1178.
- Russell, J. A. (2003). Core affect and the psychological construction of emotion. *Psychological Review*, 110(1), 145-172. doi: 10.1037/0033-295X.110.1.145
- Russell, J. A., Bachorowski, J.-A., & Fernandez-Dols, J. M. (2003). Facial and vocal expressions of emotion. *Annual review of psychology*, 54(1), 329-349.
- Saari, T., Turpeinen, M., Laarni, J., & Ravaja, N. (2005). User Experience-Based Adaptation of Information in Mobile Contexts for Mobile Messaging. *HCI International 2005*. Las Vegas, USA.
- Salovey, P., & Grewal, D. (2005). The science of emotional intelligence. *Current directions in psychological science*, 14(6), 281-285.
- Salovey, P., & Mayer, J. D. (1990). Emotional intelligence. *Imagination, Cognition and Personality*, 9(3), 185-211.
- Sandkühler, S., & Bhattacharya, J. (2008). Deconstructing insight: EEG correlates of Insightful Problem Solving. *PLOS One*, 3(1).
- Schachter, S. (1964). The Interaction of Cognitive and Physiological Determinants of Emotional State. In B. Leonard (Ed.), *Advances in Experimental Social Psychology* (Vol. 1, pp. 49-80): Academic Press.
- Scherer, K. (2000). Emotion. In M. Hewstone & W. Stroebe (Eds.), *Introduction to Social Psychology : A European perspective* (pp. 151–191): Oxford Blackwell Publishers.
- Scherer, K. (2005). What are emotions? And how can they be measured? *Social Science Information*, 44(4), 695-729.
- Scherer, K. R. (1998). Analyzing emotion blends. In A. Fischer (Ed.), *The International Society for Research on Emotions* (pp. 142-148). Würzburg, Germany.
- Scherer, K. R. (2003). Vocal communication of emotion: a review of research paradigms. *Speech Commun.*, 40(1-2), 227-256. doi: 10.1016/s0167-6393(02)00084-5
- Scherer, K. R., Wranik, T., Sangsue, J., Tran, V., & Scherer, U. (2004). Emotions in everyday life: Probability of occurrence, risk factors, appraisal and reaction patterns. *Social Science Information*, 43(4), 499-570.
- Schützwohl, A., & Borgstedt, K. (2005). The processing of affectively valenced stimuli: The role of surprise. *Cognition and Emotion*, 19(4), 583-600. doi: 10.1080/02699930441000337
- Seidel, R. J., & Park, O. (1994). An Historical Perspective and a Model for Evaluation of Intelligent Tutoring Systems. *Journal of Educational Computing Research* 10(2), 103-128

- Self, J. (1994). Formal approaches to student modeling. In J. E. Greer & G. I. McCalla (Eds.), *Student modelling: The key to individualized knowledge-based instruction* (Vol. 125, pp. 295–352): Springer Verlag.
- Shortliffe, E. H. (1976). *Computer Based Medical Consultations: MYCIN*. New York: Elsevier.
- Shouse, E. (2005). Feeling, Emotion, Affect. *M/C Journal*, 8(6).
- Simon, H. A. (1967). Motivational and emotional controls of cognition. *Psychological Review*, 74(1), 29-39. doi: 10.1037/h0024127
- Sleeman, D., & Brown, J. S. (1982). *Intelligent Tutoring Systems*. New York: Academic Press.
- Slowan, A., & Croucher, M. (1981). Why robots will have emotions. *7th international joint conference on Artificial intelligence - Volume 1*. Vancouver, BC, Canada: Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- Sowa, J. F. (1984). *Conceptual structures: Information processing in mind and machine*. Boston: Addison-Wesley.
- Sterman, M. B., Kaiser, D. A., Mann, C. A., Suyenobu, B. Y., Beyma, D. C., & Francis, J. R. (1993). Application of Quantitative EEG Analysis to Workload Assessment in an Advanced Aircraft Simulator. *Human Factors and Ergonomics* (Vol. 37, pp. 118-121). Seattle, Washington, USA.
- Sterman, M. B., & Mann, C. A. (1995). Concepts and applications of EEG analysis in aviation performance evaluation. *Biological Psychology*, 40(1-2), 115-130.
- Stevens, R., Galloway, T., & Berka, C. (2006). Integrating EEG Models of Cognitive Load with Machine Learning Models of Scientific Problem Solving. In D. Schmorow, K. Stanney & L. Reeves (Eds.), *Augmented Cognition: Past, Present and Future* (pp. 55-65): Strategic Analysis, Inc., Arlington.
- Stevens, R., Galloway, T., & Berka, C. (2007). EEG-Related Changes in Cognitive Workload, Engagement and Distraction as Students Acquire Problem Solving Skills. In C. Conati, K. McCoy & G. Paliouras (Eds.), *User Modeling 2007* (Vol. 4511, pp. 187-196): Springer Berlin / Heidelberg.
- Stone, A., Bachrach, C., Jobe, J., Kurtzman, H., & Howard, S. (2000). *The science of self-report: implications for research and practice*. Mahwah Lawrence Erlbaum Associates.
- Strain, A. C., Azevedo, R., & D'Mello, S. K. (2013). Using a false biofeedback methodology to explore relationships between learners' affect, metacognition, and performance. *Contemporary Educational Psychology*, 38(1), 22-39.
- Sullivan, S. E., & Bhagat, R. S. (1992). Organizational Stress, Job Satisfaction and Job Performance: Where Do We Go From Here? *Journal of Management*, 18 (2), 353-374. doi: 10.1177/014920639201800207
- Swart, L. C., & Morgan, C. L. (1992). Effects of subliminal backward-recorded messages on attitudes. *Perceptual & Motor Skills* 75, 1107–1113.

- Sweetser, P., & Wyeth, P. (2005). GameFlow: a model for evaluating player enjoyment in games. *Comput. Entertain.*, 3(3), 3-3. doi: 10.1145/1077246.1077253
- Symonds, W. (2001). Giving it the old online try. *Business Week* (Issue 3760, 3 December).
- Thought\_Technology\_Ltd. (2007). <http://www.thoughttechnology.com/bioinf.htm>
- Tomkins, S. S. (1984). Affect theory. In K. R. Scherer & P. Ekman (Eds.), *Approaches to emotion* (pp. 163-195). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Trabelsi, A., & Frasson, C. (2010). The Emotional Machine: A Machine Learning Approach to Online Prediction of User's Emotion and Intensity. *10th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies, ICALT 2010* (pp. 613-617). Sousse, Tunisia.
- Tulving, E., & Schacter, D. (1990). Priming and human memory systems. *Science*, 247(4940), 301-306. doi: 10.1126/science.2296719
- VanLehn, K., Ohlsson, S., & Nason, R. (1994). Applications of simulated students: an exploration. *J. Artif. Intell. Educ.*, 5(2), 135-175.
- VanLehn, K., Siler, S., Murray, C., Yamauchi, T., & Baggett, W. B. (2003). Why Do Only Some Events Cause Learning During Human Tutoring? *Cognition and Instruction*, 21(3), 209-249.
- Velten, E. (1968). A laboratory task for induction of mood states. *Behavior Research and Therapy*, 6, 473-482.
- Wallace, F. L., Flanery, J. M., & Knezek, G. A. (1991). The effect of subliminal help presentations on learning a text editor. *Inf. Process. Manage.*, 27(2-3), 211-218.
- Walonoski, J. A., & Heffernan, N. T. (2006). Detection and analysis of off-task gaming behavior in intelligent tutoring systems. *8th international conference on Intelligent Tutoring Systems* (pp. 382-391). Jhongli, Taiwan: Springer-Verlag.
- Ward, R. D., & Marsden, P. H. (2003). Physiological responses to different WEB page designs. *International Journal of Human-Computer Studies - Application of affective computing in Human—Computer Interaction*, 59(1-2), 199-212. doi: 10.1016/s1071-5819(03)00019-3
- Weiner, B., & Graham, S. (1984). An attributional approach to emotional development. In C. E. Izard, J. Kagan & R. B. Zajonc (Eds.), *Emotions, cognition, and behavior* (pp. 167-191). New York: Cambridge University Press.
- Wenger, E. (1987). *Artificial intelligence and tutoring systems: computational and cognitive approaches to the communication of knowledge*. Los Altos, CA: Morgan Kaufmann.
- Whitehill, J., Bartlett, M., & Movellan, J. (2008). Automatic facial expression recognition for intelligent tutoring systems. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2008. CVPRW '08* (pp. 1-6).
- Witten, I. H., & Frank, E. D. (2005). *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*. San Francisco.

- Wöllmer, M., Metallinou, A., Eyben, F., Schuller, B. r., & Narayanan, S. S. (2010). Context-sensitive multimodal emotion recognition from speech and facial expression using bidirectional LSTM modeling. *11th Annual Conference of the International Speech Communication Association (INTERSPEECH 2010)* (pp. 2362-2365).
- Woolf, B., Burleson, W., Arroyo, I., Dragon, T., Cooper, D., & Picard, R. (2009). Affect aware tutors : recognising and responding to student affect. *International Journal of Learning Technology*, 4(3/4), 129-164.
- Zhai, J., & Barreto, A. (2006). Stress Detection in Computer Users Based on Digital Signal Processing of Noninvasive Physiological Variables. *28th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS '06* (pp. 1355-1358).



# Publications

## Articles de revue

- Jraidi, I., Chaouachi, M., Frasson, C. (2013). A Hierarchical Probabilistic Framework for Recognizing Learners' Interaction Experience Trends and Emotions. *Advances in Human-Computer Interaction* [Soumis].
- Jraidi, I., Frasson, C. (2013). Student's Uncertainty Modeling through a Multimodal Sensor based Approach. *Journal of Educational Technology and Society*, 16 (1), 219–230.

## Articles de conférence

- Jraidi, I., Chaouachi, M., Frasson, C. (2013). A dynamic multimodal approach for assessing learners' interaction experience. *15th ACM International Conference on Multimodal Interaction (ICMI)*, Sydney, Australia.
- Jraidi, I., Chalfoun, P., Frasson, C. (2012). Implicit Strategies for Intelligent Tutoring Systems. *The 11th International Conference On Intelligent Tutoring Systems (ITS2012)*, Crete, Greece. **(Taux d'acceptation de 16 %)**.
- Jraidi, I., Chaouachi, M., Frasson, C. (2011). Automatic Detection of User's Uncertainty in Problem Solving Task: a Multimodal Approach. *The 24th International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference (FLAIRS'24)*, Palm Beach, Florida, USA.
- Chaouachi, M., Jraidi, I., Frasson, C. (2011). Modeling Mental Workload using EEG Features for Intelligent Systems. *User Modeling, Adaptation, and Personalization (UMAP)*, Girona, Spain.
- Jraidi, I., Chaouachi, M., Frasson, C. (2010). Self-Esteem Conditioning for Learning Conditioning. *The 10th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)*, Sousse, Tunisia.
- Jraidi, I., Frasson, C. (2010). Subliminally Enhancing Self-Esteem: Impact on Learner Performance and Affective State. *The 10th International Conference On Intelligent Tutoring Systems (ITS2010)*, Pittsburgh, Pennsylvania, USA.
- Jraidi, I., Chaouachi, M., Frasson, C. (2010). Enhancing Learner Self-Esteem for Learning Improvements. *The 23rd International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference (FLAIRS'23)*, Daytona Beach, Florida, USA [Short paper].
- Chaouachi, M., Chalfoun, P., Jraidi, I., Frasson, C. (2010). Affect and Mental Engagement: Towards Adaptability for Intelligent Systems. *The 23rd International*

*Florida Artificial Intelligence Research Society Conference (FLAIRS'23)*, Daytona Beach, Florida, USA.

- Jraidi, I., Heraz, A., Chaouachi, M., 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 (ELEARN)*, Vancouver, Canada.
- Chaouachi, M., Heraz, A., Jraidi, I., Frasson, C. (2009). Influence of Dominant Electrical Brainwaves on Learning Performance. *World Conference on E-Learning in Corporate, Government, Healthcare, and Higher Education (ELEARN)*, Vancouver, Canada.
- Heraz, A., Jraidi, I., Chaouachi, M., Frasson, C. (2009). Predicting Stress Level Variation from Learner Characteristics and Brainwaves. *The 2009 conference on Artificial Intelligence in Education (AIED)*, Brighton, UK [Short paper].