



HAL
open science

Apprentissage machine pour la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant

Soumaya Chaffar, Claude Frasson

► **To cite this version:**

Soumaya Chaffar, Claude Frasson. Apprentissage machine pour la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant. STICEF (Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Éducation et la Formation), 2007, 14, 13 p. hal-00696336

HAL Id: hal-00696336

<https://hal.science/hal-00696336>

Submitted on 11 May 2012

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Apprentissage machine pour la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant

Soumaya Chaffar, Claude Frasson [Université de Montréal, Montréal]

■ **RÉSUMÉ** : Les émotions jouent un rôle important dans les processus cognitifs, particulièrement dans des tâches d'apprentissage (Isen, 2000). Cependant, dans le cadre des Systèmes Tuteurs Intelligents (STI), le facteur émotionnel n'a été considéré que récemment. Or, modéliser les réactions émotionnelles d'un apprenant durant une session d'apprentissage est un élément essentiel pour les STI afin de permettre au tuteur de prévoir quand et comment il faut intervenir pour aider l'apprenant à accomplir sa tâche d'apprentissage dans des meilleures conditions. Dans cet article, nous cherchons à prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à un moment donné de l'apprentissage. Notre approche de prédiction repose sur les causes qui ont pu déclencher cette émotion et sur ses facteurs déterminants comme la personnalité par exemple. Nous proposons alors de résoudre ce problème en utilisant les algorithmes d'apprentissage machine supervisé et plus précisément ceux de classement.

■ **MOTS CLÉS** : Émotion, STI, apprentissage machine supervisé, intervention du tuteur.

■ **ABSTRACT** : Emotions play a crucial role in cognitive processes in particular in learning tasks (Isen, 2000). However, the emotional factor has been never taken into account in Intelligent Tutoring Systems (ITS) until recently. Nevertheless, modelling the learner's emotional reaction is fundamental for ITSs in order to aid the tutor to anticipate when and how to intervene for helping the learner to achieve learning in the best conditions. In this paper, we attempt to predict the learner's emotional reaction at a given time of the learning process. Our approach of prediction relies on the causal events which could trigger this emotion and on its determining factors like the personality for example. Thus, we propose to solve this problem by using supervised machine learning algorithms and more precisely those of classification.

■ **KEYWORDS** : Emotion, ITS, supervised machine learning, tutor's intervention

- [1. Introduction](#)
- [2. Survol des modèles computationnels des émotions](#)
- [3. Notre approche de prédiction émotionnelle](#)
- [4. Prédiction de la réaction émotionnelle à la suite de l'intervention du tuteur](#)
- [5. Conclusion](#)
- [Remerciements](#)
- [BIBLIOGRAPHIE](#)

1. Introduction

Les dernières décennies ont été marquées par une évolution quasi générale du réseau Internet, de nouvelles formes de l'industrie sont apparues dont notamment le commerce électronique, le *e-Learning*, etc. Cette dernière technologie, en particulier, n'a cessé de changer au fil des années. Auparavant l'utilisation de l'ordinateur pour l'apprentissage a donné naissance, dans les années 60, à l'*Enseignement Assisté par Ordinateur* (EAO). Cependant, ces systèmes d'EAO étaient limités dans la mesure où ils présentaient à l'apprenant une succession de contenu figé et des questions pour tester si le contenu présenté était bien assimilé. Les faiblesses de ces systèmes se manifestent alors, d'une part, par l'absence de diagnostic à la suite des réponses de l'apprenant et d'autre part par le manque d'interactivité avec ce dernier. Cela représentait un obstacle pour comprendre les intentions de l'apprenant et identifier les difficultés qu'il rencontrait.

Avec l'apparition de l'intelligence artificielle à la conférence de Dartmouth en 1956, une nouvelle génération d'enseignement est apparue dans les années 70, à savoir, l'*Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur* (EIAO), appelé aussi *Système Tuteur Intelligent* (STI). Ces systèmes se caractérisent généralement par leur capacité à fournir un enseignement individualisé selon le degré de connaissance de l'apprenant et à accomplir des tâches non prévues d'avance, en utilisant des techniques d'intelligence artificielle afin de ressembler à un tuteur humain. Or, souvent ces systèmes ne prennent pas en considération le facteur émotionnel et pourtant divers travaux de recherche ont montré que l'émotion joue un rôle crucial dans la prise de décision, les processus cognitifs et la performance (Damasio, 1994), (Goleman, 1995), (Isen, 2000). Selon Damasio, l'être humain n'est

pas capable de prendre même de simples décisions sans émotions (Damasio, 1994). De manière analogue, des chercheurs considèrent que les systèmes de traitement de l'information ne peuvent pas non plus prendre des bonnes décisions sans émotions. En effet, Sloman et Croucher (1987) pensent que les machines intelligentes devraient essentiellement éprouver des émotions. D'ailleurs, Marvin Minsky déclare qu'on ne doit pas se demander si des machines intelligentes peuvent avoir des émotions, mais plutôt si ces machines peuvent être intelligentes sans avoir des émotions (Minsky, 1986). Selon Howard Gardner (1983), l'intelligence ne se limite pas à la seule mesure de QI (*Quotient Intellectuel*), mais comporte plutôt plusieurs formes d'intelligence dont notamment l'*intelligence émotionnelle* (Mayer et Salovey, 1997), (Goleman, 1995). Mayer et Salovey (1997) définissent l'*intelligence émotionnelle* comme l'habilité de percevoir, d'évaluer et d'exprimer des émotions permettant d'améliorer le raisonnement, de comprendre les émotions et les connaissances émotionnelles et de réguler les émotions.

Vu l'importance des émotions, nous désirons ajouter aux STI des capacités d'intelligence émotionnelle. Dans cet article, nous nous concentrons seulement sur une capacité de l'intelligence émotionnelle entre autres la reconnaissance (prédiction) des émotions puisque elles ont des influences sur plusieurs processus cognitifs tels que l'attention, la mémorisation à long terme, la prise de décision, etc. (Isen, 1999), (Damasio, 1994). Les émotions positives jouent un rôle important pour améliorer la créativité et la flexibilité dans la résolution des problèmes (Isen, 2000). Par contre, les émotions négatives peuvent bloquer le fonctionnement des processus cognitifs. Les gens anxieux ont un déficit dans le raisonnement inductif, une attention restreinte et une capacité de mémoire réduite (Isen, 2000).

Peut-on alors prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant ? Dans cet article, nous essayerons de répondre à cette question en se focalisant sur les causes de cette émotion et en utilisant des algorithmes d'apprentissage supervisé pour prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à la suite de l'intervention du tuteur.

L'organisation de cet article est la suivante : dans un premier temps, la deuxième section fournit un état de l'art des modèles émotionnels existants en portant son attention sur les modèles computationnels développés. Dans un deuxième temps, la section 3 décrit notre approche pour prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant. Dans un troisième temps, la section 4 présente une application de l'approche tout en montrant une comparaison des différents algorithmes d'apprentissage machine utilisés dans le but de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à la suite de l'intervention du tuteur. Enfin, dans un dernier temps, la section 5 sert de conclusion à l'article.

2. Survol des modèles computationnels des émotions

La majorité des modèles computationnels des émotions sont fondés sur des théories existantes en psychologie qui essaient d'expliquer l'origine des émotions. En effet, plusieurs chercheurs ont étudié le rôle de la cognition dans la génération d'émotions. Par exemple, selon la théorie de l'évaluation (Ortony et al., 1988), les émotions surgissent à la suite d'évaluations d'événements dans l'environnement. Cette théorie est très répandue chez des chercheurs en informatique et en psychologie et a donné lieu à de nombreux modèles d'évaluation. Nous en citons quelques uns dans la section suivante.

2.1. Quelques exemples de modèles d'évaluation

Les modèles d'évaluation sont fondés sur le principe que *les émotions surgissent comme conséquence à une évaluation cognitive de l'environnement*. Par exemple, prenons le cas d'une personne qui a gagné un voyage gratuit en Tunisie en été. Elle commence alors à évaluer l'événement. Cette évaluation va peut-être amener la personne à ressentir la joie ou au contraire la tristesse si la personne ne peut pas partir en voyage cet été. Ces modèles se caractérisent alors par un certain nombre de critères que l'être humain considère durant son évaluation cognitive de l'environnement. Or d'après (Edwards, 1998), la plupart des auteurs de ces modèles sont d'accord sur certains critères d'évaluation tels que : l'apparition d'un nouvel événement, le type de l'évènement (imaginaire ou réel), les responsables de l'évènement (soi-même ou d'autres personnes), la signification de l'évènement par rapport aux buts de l'individu (important ou pas), les répercussions de l'évènement sur les buts et les standards moraux de l'individu (positifs ou négatifs). Par exemple, prenons le cas d'un étudiant qui vient de recevoir un courriel indiquant qu'il a eu la note A⁺ dans un cours. Une émotion va se produire chez lui en fonction de son évaluation cognitive. Si l'évènement est important pour les buts de l'étudiant (réussir par exemple), il va, peut être, exprimer de la joie ; si le responsable de l'évènement est l'étudiant lui-même il va peut être ressentir de la fierté, etc.

Néanmoins, ces modèles diffèrent généralement par le nombre de critères d'évaluation à prendre en considération, leur nature et leur relation avec les émotions. Par exemple, Roseman *et al.* (1990) a créé un modèle, dans lequel, il a identifié cinq critères d'évaluation d'événements qui, selon leurs valeurs, caractérisent treize émotions distinctes. Le premier critère détermine si une situation est positive ou négative par rapport aux buts de

l'individu. Le deuxième critère détermine si la situation est en accord ou pas avec l'état de motivation. Le troisième critère est lié à la certitude ou l'incertitude de l'événement. Le quatrième critère définit si une personne se perçoit, dans une situation donnée, comme forte ou faible. Le cinquième critère représente l'origine de l'événement, s'il est lié aux circonstances, ou plutôt lié à l'individu lui-même ou aux autres.

Lazarus (1991) a créé un modèle d'évaluation dans lequel il a unifié l'évaluation (*appraisal*) et l'adaptation (*coping*). En effet, il a distingué entre deux types d'évaluation: (1) primaire, celle qui évalue la pertinence d'un événement et sa congruence ou non aux buts; (2) secondaire celle qui évalue ce qui peut ou doit être fait pour répondre à cet événement.

Un autre modèle, appelé le modèle *Ortony, Clore et Collins* (OCC), a été créé en 1988 par Ortony, Clore et Collins (1988); comme ce modèle est très utilisé par les informaticiens, nous le décrivons plus en détail. Dans ce modèle, les émotions sont considérées comme des réactions de valence (positive ou négative) aux perceptions de l'environnement. Ce dernier se compose d'agents, d'événements et d'objets. Ainsi, les émotions surgissent comme conséquence: (1) à la désirabilité ou pas d'un événement (contentement/mécontentement); (2) à l'approbation ou à la désapprobation des actions des agents (approbation/ désapprobation); ou (3) à l'amour ou au rejet de quelques aspects d'un objet (amour/rejet). Les auteurs du modèle définissent trois critères d'évaluation: (1) les buts qui représentent le critère employé pour évaluer des événements; (2) les standards moraux qui représentent le critère employé pour évaluer les actions des agents; et (3) les préférences qui représentent le critère employé pour évaluer des aspects d'objet. Tous ces critères sont utilisés pour indiquer vingt-deux types d'émotion.

Après avoir présenté quelques modèles d'évaluation, nous examinerons dans la prochaine section certains travaux où ces modèles ont été utilisés ou adaptés selon les applications, principalement dans la communauté de recherche sur les agents.

2.2. Quelques exemples de modèles computationnels des émotions

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

2.2.1. Modèles computationnels des émotions destinés aux agents virtuels

Dans le domaine de l'intelligence artificielle (IA), des chercheurs se sont intéressés aux modèles computationnels des émotions et particulièrement dans la communauté de recherche sur les agents. Ainsi, une grande partie des recherches ont visé à inclure les modèles computationnels des émotions dans les agents virtuels. Par exemple, El-Nasr et ses collègues ont proposé un modèle computationnel des émotions qui peut être intégré dans les agents intelligents (El Nasr et al., 2000). Ce modèle s'appelle FLAME (*Fuzzy Logic Adaptive Model of Emotions*), il est fondé sur différents modèles d'évaluation existants, principalement le modèle OCC et le modèle de Roseman. FLAME utilise la méthode de la logique floue pour représenter des émotions en fonction de la *désirabilité* d'un événement perçu et de sa *probabilité* d'être réalisé, en se basant sur des équations définies par Price et ses collègues (1985) :

$$\text{Espoir} = (1.7 * \text{probabilité}^{0.5}) + (-0.7 * \text{désirabilité}).$$

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

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

Alors Désirabilité (événement) est C

L'inconvénient majeur de tels modèles, même s'ils fournissent un cadre très général pour caractériser la désirabilité des actions et des événements, réside dans le fait qu'ils ne peuvent représenter qu'un nombre relativement restreint d'états émotionnels tout en assumant des buts fixes (Gratch et Marsella, 2004). Pour remédier à cet inconvénient, Gratch et Marsella (2004) ont proposé un modèle computationnel plus générique. Ce modèle s'appelle EMA (*EMotion and Adaptation*), il est fondé sur la théorie de Lazarus mentionnée précédemment. EMA permet, d'une part, de représenter la relation causale entre les événements (passés, présents et futurs) et les états du monde courant, et d'autre part, de représenter le caractère subjectif de l'évaluation et de l'adaptation.

EMA est la première tentative de modélisation d'adaptation émotionnelle (la réinterprétation de l'évènement,

l'acceptation, etc.) par des agents. Ce modèle est essentiellement axé sur les buts. Il ne prend pas toutefois en considération les standards moraux ou les préférences comme dans le modèle *OCC*.

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

2.2.2. Modèles computationnels des émotions destinés aux utilisateurs

Bien que la modélisation des émotions de l'utilisateur fasse l'objet d'études récentes, un nombre important de chercheurs ont tenté de trouver un moyen pour communiquer aux agents l'état émotionnel de l'utilisateur afin de produire une réaction adéquate (Ball et Breeze, 1999 ; Healy et Picard, 2000). Ces travaux se sont concentrés soit sur une émotion spécifique (comme le stress), soit sur l'intensité (est-ce que l'événement a pu déclencher une émotion forte ou faible ?) et la valence (est-ce que l'événement a des impacts positifs ou négatifs sur l'utilisateur ?) des émotions. Par ailleurs, ces modèles n'ont jamais été évalués avec des utilisateurs réels (Conati et Maclare, 2004). Pour ces raisons, Conati (2002) a développé un modèle probabiliste prenant en considération des émotions spécifiques. Ce modèle se fonde sur des réseaux de décision dynamiques qui intègrent des informations sur les causes des réactions émotionnelles des étudiants et leurs effets sur l'expression corporelle. De plus, il découle du modèle *OCC* et a été conçu pour évaluer les émotions des étudiants durant leur interaction avec un jeu éducatif. Alors que, par cette recherche, nous visons plutôt à prédire la réaction émotionnelle qui se produit face à un environnement d'apprentissage à distance.

Dans cette section, nous avons présenté un état de l'art sur les modèles computationnels des émotions. La théorie d'évaluation, développée par (Ortony et al., 1988), a servi de base conceptuelle pour la majorité de ces modèles. Dans la section suivante, nous présentons notre approche de prédiction émotionnelle.

3. Notre approche de prédiction émotionnelle

Généralement, l'être humain utilise des senseurs pour connaître l'émotion de l'autre et réagir en fonction de cette émotion. Or, celle-ci peut être exprimée sous différentes formes : la voix, les expressions faciales, le comportement ou d'autres moyens physiologiques. Pour considérer ces différents canaux émotionnels dans la reconnaissance automatique des émotions, certains chercheurs ont pensé utiliser une caméra, un microphone ou des capteurs physiologiques. Par exemple, (Gaelle et al., 2006) ont proposé une architecture d'un système de reconnaissance des états affectifs à partir de mesures physiques (accéléromètres) et physiologiques (ECG, EMG...). L'utilisation d'un seul média pour la reconnaissance automatique des émotions ne donne pas de bons résultats en général. C'est pour cela que certains chercheurs (Bianchi et Lisetti, 2002) ont proposé de combiner différents média afin d'améliorer la reconnaissance automatique des émotions. Deux problèmes sont cependant inhérents à ce genre de méthodes. D'une part, l'utilisation de technologies sophistiquées dans un contexte d'apprentissage peut gêner l'apprenant. D'autre part, cela demande des moyens financiers et techniques importantes. C'est pour ces raisons que nous avons pensé utiliser des techniques d'apprentissage machine pour la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant (Chaffar et al., 2006).

3.1.1. Apprentissage machine pour la reconnaissance d'émotions

L'apprentissage machine est une technique d'intelligence artificielle permettant à une machine d'apprendre à partir d'exemples déjà disponibles (Mitchell, 1997). Il existe trois modes d'apprentissage machine : l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage par renforcement. L'apprentissage supervisé consiste à apprendre une fonction à partir des données d'entraînement qui sont sous la forme d'entrées/sorties alors que l'apprentissage non supervisé consiste à apprendre une fonction à partir des données d'entrées, la sortie n'est pas spécifiée. L'apprentissage par renforcement consiste à trouver, par un processus d'essais et d'erreurs, l'action optimale à effectuer pour une situation perçue par un agent.

Notre but est de prédire une émotion spécifique (joie, colère, etc.) étant donné un nombre d'attributs individuels bien définis (personnalité, style d'apprentissage, événement, etc.). On doit alors avoir recours à l'apprentissage supervisé car on dispose ici des entrées (attributs) et de sorties (émotions). Or, selon la variable de sortie, il existe deux tâches principales dans l'apprentissage supervisé. Si cette variable de sortie est discrète, on parlera de classement, par contre si elle est continue, on parlera de régression. Dans notre cas nous allons considérer que l'émotion est une variable discrète puisque elle prend des valeurs qualitatives (joie, satisfaction, etc.) tel que stipulé dans le modèle *OCC*. Nous sommes donc confrontés à un problème de classement.

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

$$D_n = \{(x_1, f(x_1)), (x_2, f(x_2)), \dots, (x_n, f(x_n))\}, \text{ où } x_i \text{ est l'entrée représentée par un vecteur (dit vecteur}$$

d'observation) contenant les valeurs des attributs pour le $i^{\text{ième}}$ objet et $f(x_i)$ est la sortie de la fonction appliquée sur x_i . Le classement consiste alors à trouver une fonction h qui soit la plus proche de f . Dans notre cas, $f(x)$ représente l'émotion à prédire étant donnée un vecteur d'attributs individuels x .

Après avoir défini notre but qui est la prédiction d'une émotion spécifique en fonction d'un ensemble d'attributs individuels, il s'agit maintenant de choisir un algorithme de classement afin de réaliser ce but. En effet, en apprentissage supervisé, il existe différents algorithmes de classement. On peut citer notamment les arbres de décisions, les classifieurs bayésiens, les réseaux de neurones, les méthodes d'apprentissage d'ensemble, etc. Chacune de ces méthodes possède des avantages spécifiques. Par exemple, les arbres de décision ont l'avantage d'être compréhensibles et de permettre une traduction immédiate en termes de règles de décision. Les méthodes d'apprentissage d'ensemble comme le *boosting*, sont des méthodes d'agrégation de plusieurs classifieurs et sont très efficaces en pratique et connues pour la bonne performance de généralisation. Ces méthodes ont des capacités réduites pour éviter l'apprentissage par cœur ou la surévaluation ⁽¹⁾ lorsqu'on les applique sur des données fortement bruitées. Quant aux classifieurs de Bayes, ils sont faciles à implémenter et permettent aussi de modéliser l'incertitude, mais ils exigent une connaissance initiale de plusieurs valeurs de probabilité. De manière générale, les réseaux de neurones sont très performants en pratique. Leur problème majeur est qu'ils fonctionnent comme des boîtes noires et donc il n'est pas possible d'expliquer exactement comment on a abouti à un classement donné. Or notre but est de diagnostiquer les causes d'une émotion donnée. On doit donc comprendre le mécanisme de classement et choisir un algorithme performant parmi les algorithmes mentionnés plus haut (arbres de décisions, méthodes d'ensemble et classifieurs Bayésiens).

3.1.2. Procédure de prédiction émotionnelle

D'après la théorie d'évaluation définie précédemment, les émotions résultent de certaines interprétations mentales d'événements ou de situations. Pour la prédiction d'émotions, nous avons choisi de nous inspirer du modèle OCC. Ce modèle a servi de base pour la majorité des modèles computationnels des émotions grâce à son succès à simplifier la représentation des états émotionnels. En plus, il offre un ensemble clair et distinct des critères d'évaluation (buts, standards moraux et préférences). Ce modèle est fiable pour modéliser les émotions des agents virtuels. Mais quand on veut prédire l'émotion de l'utilisateur, il devient trop générique. En effet, chaque individu réagit émotionnellement différent à la suite de l'arrivée d'un événement émotionnel (Hess, 2003). Cette réaction, selon (Hess, 2003) dépend non seulement de l'évènement, mais en plus de plusieurs autres facteurs (sexe, émotion courante, etc.).

Pour prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant, nous avons défini tout d'abord un ensemble d'événements émotionnels qui peuvent surgir dans une activité d'apprentissage. Un événement émotionnel est un événement qui peut déclencher une émotion. Dans le cadre de ce travail de recherche, nous nous limitons à trois événements émotionnels (voir tableau 1) à savoir l'obtention de la note dans un test d'évaluation, la rétroaction du tuteur et le niveau de difficulté de la matière. Nous avons choisi ces trois événements parce qu'ils sont considérés comme des facteurs affectant l'émotion d'un étudiant et sa réussite (Perry et al., 1993).

Évènements émotionnels	Émotions associées
E1. Obtention de la note dans un test d'évaluation	Déception, tristesse, satisfaction, soulagement, joie
E2. Rétroaction du tuteur	Admiration, neutre, joie, honte, tristesse, reproche, gratification
E3. Niveau de difficulté de la matière	Satisfaction, déception, crainte, espoir, fierté, honte, joie, tristesse

Tableau 1. Émotions associées aux événements émotionnels

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

Comme on l'a déjà mentionné, la réaction émotionnelle dépend non seulement de l'évènement émotionnel mais aussi de plusieurs facteurs individuels (Hess, 2001). Pour cela, notre approche de prédiction émotionnelle est fondée sur l'évènement émotionnel et le modèle de l'apprenant (voir figure 1). Pour chaque événement émotionnel e_i , une expérimentation sera développée pour collecter des données sous forme de (attributs/émotion). Ceux-ci serviront à entraîner des algorithmes de classement dans le but de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant. Les attributs sont composés de l'évènement émotionnel (obtention de la note,

rétroaction du tuteur, etc.) et des caractéristiques individuelles de l'apprenant (personnalité, niveau de connaissance, etc.)

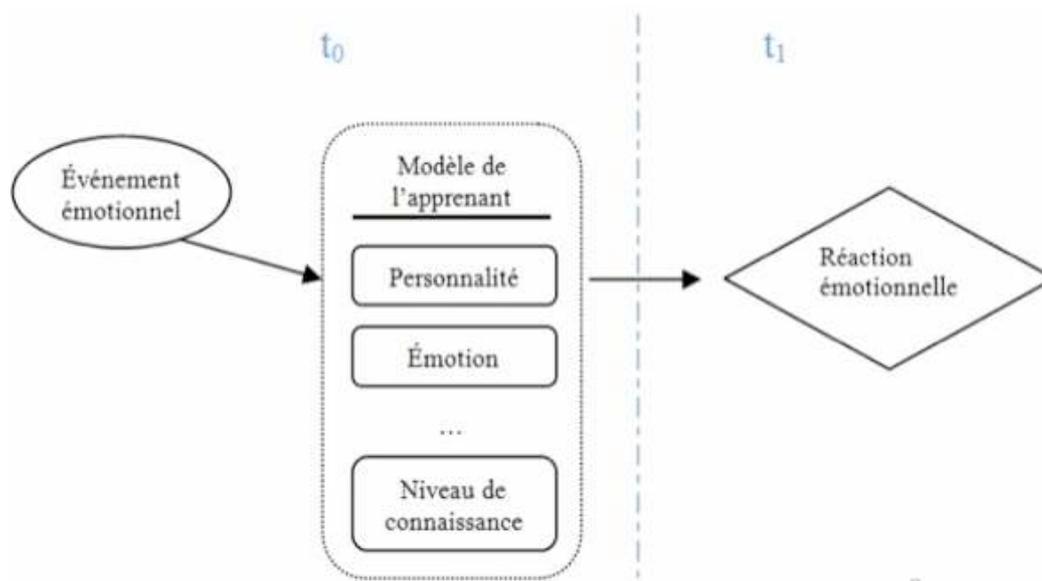


Figure 1. Réaction émotionnelle dépendante du modèle de l'apprenant et de l'évènement émotionnel

Le choix des attributs est fait d'une façon incrémentale et en se basant sur des recherches théoriques. Par exemple, des recherches en psychologie (Larsen, 1991) ont montré que la réaction émotionnelle à un stimulus diffère d'une personnalité à l'autre. Les personnes extraverties sont plus sensibles aux stimuli qui génèrent des émotions positives, alors que les névrotiques sont plus sensibles aux stimuli qui génèrent des émotions négatives (Larsen, 1991). En plus, l'évaluation d'une situation dépend de l'état émotionnel courant de l'individu, qui influence fortement sa perception de la situation (Hess, 2001).

En effet, deux des trois expérimentations ont été déjà réalisées. La première concernant le test d'évaluation (Chaffar et al., 2006) et la deuxième concernant l'intervention du tuteur, celle-ci sera présentée dans ce qui suit.

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

Le tuteur est tenu à garder l'attention de l'apprenant et à accroître sa motivation et sa performance durant une session d'apprentissage. Pour cela, le choix de son intervention est très important pour le processus d'apprentissage. Une expérimentation est alors développée dans le but de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à la suite d'une intervention positive ou négative ou neutre de la part du tuteur.

4.1. Problématique

Dans cette expérimentation, nous avons défini un ensemble A d'attributs individuels.

$$A = \{a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\},$$

a_1 : représente la personnalité de l'apprenant,

a_2 : représente l'émotion ressentie initialement,

a_3 : représente le type d'intervention utilisée par le tuteur, ce qui correspond à l'évènement émotionnel,

a_4 : représente la motivation de l'apprenant,

a_5 : représente la réaction émotionnelle à la suite de l'intervention du tuteur.

Étant donnée un ensemble d'entraînement :

$$D_n = \{(x_1, f(x_1)), (x_2, f(x_2)), \dots, (x_n, f(x_n))\}, \text{ où :}$$

$x_i = \{a_{i1}, a_{i2}, a_{i3}, a_{i4}\}$, et $f(x_i) = a_{i5}$ nous cherchons à trouver une fonction estimée de f permettant de prédire la

réaction émotionnelle de l'apprenant.

4.2. Déroulement de l'expérimentation

Dans le but de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à la suite de l'intervention du tuteur, nous avons développé une expérimentation en ligne visant à collecter des données qui serviront à entraîner des algorithmes de classement. Nous avons obtenu 124 participants de différents sexes et âges. Cette expérimentation est composée essentiellement de sept étapes principales :

(1) Test de personnalité

Dans cette étape les participants sont conviés à remplir un questionnaire : "Abbreviated form of the Revised Eysenck Personality Questionnaire" (EPQR-A) (Francis et al., 1992). EPQR-A est un test de personnalité composé de vingt-quatre questions permettant d'identifier la personnalité d'un sujet parmi un ensemble de traits de personnalité ("Psychoticism", "Extraversion", "Neuroticism", et "Lie Scale"). La valeur la plus élevée des quatre traits mesurés sera considérée comme le trait prédominant de la personnalité de l'apprenant.

(2) Émotion initiale

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

(3) Cours d'espagnol en ligne

Durant cette étape, nous présentons aux participants un cours d'espagnol en ligne (voir figure 2). Ce cours montre comment le verbe être est conjugué dans la langue espagnole. Nous avons aussi utilisé la technologie d'agent de Microsoft (Microsoft Agent, 1998) pour créer le tuteur.

The screenshot shows a lesson interface with a blue header "The verbs 'Ser' and 'Estar'" and a small "Wonders Software" logo. A speech bubble from a green parrot character asks "Ready to learn spanish?". Below this is a "Quiz >>" section with the text: "Ser is a spanish verb which means to be. As you can see, it is very irregular." This is followed by a conjugation table for "Ser":

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

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

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

At the bottom, it says: "Like Ser, the spanish verb Estar, also means to be. And it is also irregular in form:"

Figure 2. Interface montrant le cours d'espagnol

(4) Test de questions à choix multiple

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

vaut 0 points.

(5) Test de motivation

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

(6) Intervention du tuteur

Durant cette étape, le tuteur présente sa rétroaction selon les réponses de l'apprenant au test de questions à choix multiple. À partir de la classification donnée de Clariana (2000) sur les types de rétroactions, notre tuteur utilise la forme explicative de la rétroaction. Ainsi, pour chaque réponse fautive à une question, le tuteur montre la bonne réponse avec une explication. Ensuite, il peut intervenir négativement (blâmer ou blâmer avec plaisanterie), ou positivement (encourager ou féliciter) ou neutre (ne rien dire). Trois types d'intervention sont alors présentés aléatoirement aux participants (positif, neutre et négatif). La figure ci-dessous montre un exemple de feedback positif du tuteur (voir figure 3).

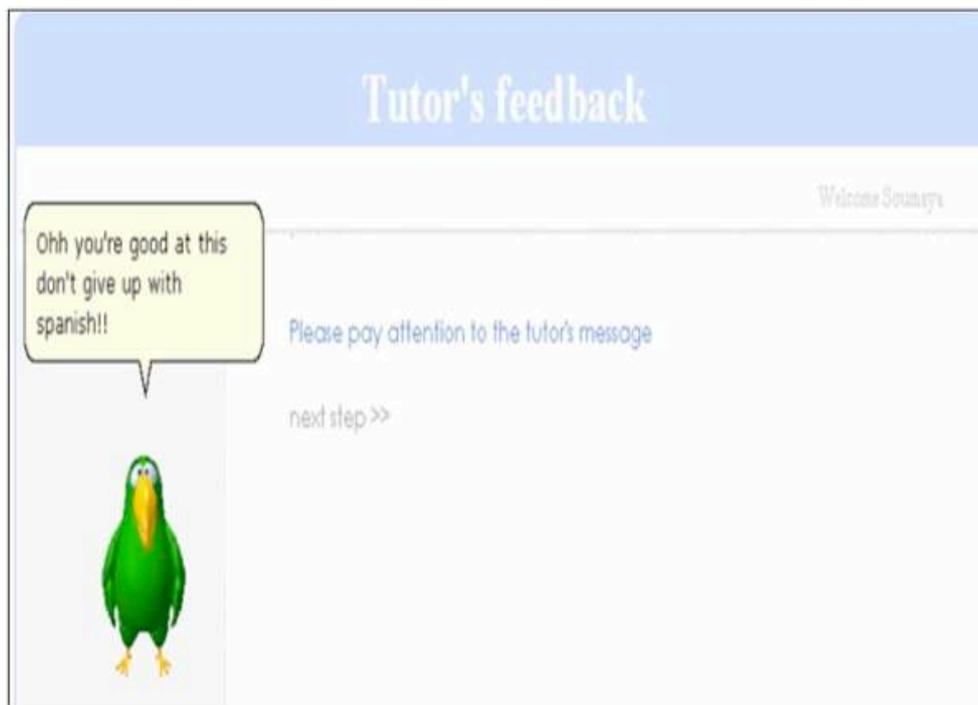


Figure 3. Exemple d'interface montrant la rétroaction du tuteur

(7) Réaction émotionnelle de l'apprenant

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

4.3. Résultats

Après le nettoyage des données, 116 seulement ont été utilisées pour entraîner des algorithmes d'apprentissage machine. Ces données sont composées des valeurs de quatre attributs d'entrée (*initial_emotion*, *personality*, *intervention*, *motivation*) et d'un attribut de sortie (*predictEmotion*). Ensuite, nous avons effectué un lissage sur les valeurs des attributs (*initial_emotion* et *predictEmotion*), par exemple, si un participant a introduit content, comme émotion finale, on la remplace par joie puisque les deux émotions appartiennent à la même catégorie.

Les données que nous avons collectées dans cette expérimentation sont représentées dans le tableau suivant et sont regroupées par l'émotion finale (*predictEmotion*).

Émotions finales des apprenants	Le type de feedback utilisé par le tuteur			Total
	Positif	Neutre	Négatif	
Neutre	31	15	7	53
Joie	28	15	3	46
Tristesse	3	1	1	5
Honte	0	1	3	4
Fierté	3	0	0	3
Reproche	0	2	1	3
Colère	0	2	0	2

Tableau 2. Émotion finale versus le type de rétroaction

D'après ce tableau, la majorité des participants que nous avons eus ont une émotion finale neutre ou de joie ce qui va se répercuter sur les résultats trouvés par la suite.

Afin d'avoir une meilleure connaissance sur les dépendances entre les attributs, nous avons effectué une analyse descriptive sur les données. Cela, nous permettra de choisir les attributs pertinents pour l'analyse prédictive.

4.3.1. Analyse descriptive

L'analyse descriptive se compose de trois domaines différents :

- (1) L'analyse uni-variée : on s'intéressera ici à étudier la distribution des données par rapport à une variable bien précise.
- (2) L'analyse bi-variée : permet d'étudier les dépendances qui peuvent exister entre deux variables.
- (3) L'analyse multi-variée : permet d'étudier les dépendances entre plusieurs variables.

Dans ce travail de recherche, nous nous intéressons à l'analyse bi-variée puisque que nous cherchons à identifier les variables pertinentes pour la prédiction de la réaction émotionnelle et à analyser les dépendances entre nos variables une à une. Or, il existe différentes méthodes permettant d'identifier les dépendances entre les variables entre autres l'information mutuelle qui est définie par:

$$I(X,Y) = \sum_{y \in Y} \sum_{x \in X} p(x,y) \log \frac{p(x,y)}{p(x)p(y)} \quad (1)$$

Dans le tableau ci-dessous, nous montrons l'information mutuelle calculée pour chaque couple de nos attributs (voir tableau 3).

Attr	Perso.	Ini_em.	Interv.	Motiv.
Ini_em.	0,052			
Interv	0,019	0,071		
Motiv.	0,004	0,094	0,008	
Pred.	0,128	0,292	0,152	0,018

Tableau 3. Relation de dépendance par information mutuelle entre les attributs

Comme il est indiqué sur le tableau ci-dessus, l'attribut de l'émotion prédite (pred.) a une bonne relation de dépendance avec presque tous les attributs sauf celui de la motivation. Pour cela, nous n'avons pas considéré cet attribut dans l'entraînement des algorithmes d'apprentissage supervisé. Nous avons aussi remarqué qu'il existe

une faible relation de dépendance entre les couple de variables d'entrée ($I < 0.100$), ce qui remplit la condition exigée par les classifieurs Bayésiens.

4.3.2. Analyse prédictive

Après avoir étudié les dépendances entre les attributs, les 116 données ont servi pour entraîner plusieurs algorithmes de classement afin de trouver les algorithmes les plus performants. Un algorithme d'apprentissage est considéré comme performant s'il est capable de produire des hypothèses faisant de bons classements pour des exemples non vus. Pour évaluer la performance d'un algorithme d'apprentissage, il s'agit tout d'abord de diviser l'ensemble d'exemples en deux sous-ensembles disjoints : un sous-ensemble d'entraînement et un sous-ensemble de test. Le sous-ensemble d'entraînement sert à entraîner l'algorithme pour générer une hypothèse et l'ensemble de test sert à mesurer le pourcentage d'exemples classés correctement par l'hypothèse. Or cette technique ne donne de bons résultats que lorsque l'échantillon est très grand puisque la qualité de l'apprentissage augmente avec la taille de l'ensemble d'entraînement. La précision de l'estimation augmente également avec la taille de l'ensemble de test. Généralement quand la taille de l'échantillon est petite, on doit procéder par une validation croisée de dix blocs.

Pour l'entraînement de chaque algorithme, nous avons utilisé le logiciel *Weka* (Weka, 2005). Ce logiciel dispose d'un ensemble d'algorithmes préalablement implémentés (dont les algorithmes d'arbre de décision, ceux d'apprentissage d'ensemble et les classifieurs bayésiens). Cela, permet de générer des modèles de classification à partir d'un ensemble de données sous forme d'entrée/sortie. Ces données ont été formatées dans le format *arff* exigé par *Weka* (voir figure 4).

```
@relation Experiment2

@attribute initial_emotion {neutral, pride, distress, joy, remorse, anxiety, reproach}
@attribute personality {e, n, p}
@attribute intervention {positive, neutral, negative}
@attribute motivation {m, nm}
@attribute predictEmotion {neutral, joy, distress, shame, pride, reproach, anger}

@data

neutral,e,positive,m,joy
neutral,n,positive,m,neutral
neutral,e,positive,m,joy
pride,n,neutral,m,shame
distress,e,negative,m,neutral
joy,n,positive,m,joy
neutral,e,neutral,m,joy
joy,n,positive,m,joy
joy,e,positive,m,neutral
distress,n,negative,m,shame
joy,n,positive,m,distress
```

Figure 4. Sous-ensemble de données sous le format arff exigé par Weka

Afin de valider la performance d'un algorithme par classe de prédiction, nous avons utilisé les mesures *TP rate* et *FP rate*.

La mesure de *TP rate* est calculée à l'aide de la formule :

$$TP = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

Où TP est le nombre de vrais positifs et FP est le nombre de faux positifs.

La mesure de *FP rate* est calculée à l'aide de la formule:

$$FP = \frac{FP}{FP + TN} \quad (3)$$

Où FP est le nombre de faux positifs et TN est le nombre de vrais négatifs.

Nous avons alors comparé différents modèles à l'aide de la validation croisée de dix blocs. La comparaison est faite seulement pour les états, neutre et joie puisque pour les autres émotions, on n'a pas obtenu de mesures significatives vu le nombre réduit de ces classes. Le tableau ci-dessous montre une comparaison entre quatre algorithmes de classement (*ID3*, *J48*, *NaiveBayes*, *AdaBoostM1*) pour les états, joie et neutre, fait à l'aide du logiciel WEKA.

Classes	ID3		J48		AdaBoostM1		NaivesBayes	
	TP	FP	TP	FP	TP	FP	TP	FP
Neutre	0.66	0.45	0.86	0.50	0.88	0.52	0.84	0.44
Joie	0.56	0.28	0.54	0.18	0.54	0.15	0.6	0.2

Tableau 4. Comparaison entre différents algorithmes de classement à l'aide de TP rate et FP rate

D'après le tableau 4, nous observons que généralement le classifieur Naive de Bayes marche bien pour les deux classes d'émotions (neutre et joie). Par contre, *ID3* est le classifieur le moins performant entre les quatre autres.

Enfin pour l'ensemble des classes, le classifieur naive de Bayes est le plus performant parmi les autres, il a eu un taux de précision de presque 63 % avec une validation croisée de dix blocs.

Avec ces résultats, notre approche de prédiction émotionnelle constitue un moyen simple et fiable permettant de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant dans les environnements d'apprentissage à distance. Cette méthode est fondée sur l'évènement émotionnel et les caractéristiques individuelles de l'apprenant sans avoir recours à des moyens sophistiqués (camera, senseurs physiologiques, etc.). Ces moyens peuvent d'une part gêner l'apprenant et d'autre part peuvent coûter cher.

5. Conclusion

L'objectif principal de ce travail de recherche, est de proposer une approche permettant à un STI de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant dépendamment de la situation d'apprentissage en cours. Or les émotions jouent un rôle important dans les traitements cognitifs et particulièrement dans des tâches d'apprentissage puisque les émotions, dans le système limbique du cerveau, ont un lien avec la mémorisation à long terme.

Dans cet article, nous avons fourni un état de la question sur les modèles d'évaluation existants. Le modèle *OCC* a été décrit plus en détail, puisqu'il est le plus utilisé en informatique et sert essentiellement pour cette recherche. Ensuite, nous avons décrit les modèles computationnels des émotions. Il existe deux catégories de modèles computationnels : ceux destinés à représenter les émotions des agents virtuels et ceux destinés à représenter les émotions des utilisateurs. Nous nous situons dans cette deuxième catégorie puisque nous désirons prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant.

En plus, nous avons présenté dans cet article notre approche de prédiction émotionnelle à un instant donné de l'apprentissage. Pour cela, nous avons utilisé des techniques d'apprentissage machine supervisé pour prédire la réaction émotionnelle d'une manière individualisée, en se basant sur des règles du modèle *OCC*. Nous avons aussi vu que classifieur naive de Bayes marche bien (avec presque 63 % de précision) dans notre cas puisqu'il permet de faire des bonnes généralisations dans des environnements où règne l'incertitude comme le nôtre.

Remerciements

Nous adressons nos remerciements au Fond Québécois pour la Recherche sur la Nature et la Technologie (FQRNT) qui finance ce projet. Nous tenons également à remercier le Fond Québécois pour la Recherche sur la Société et la Culture (FQRSC) pour avoir supporté ce travail. Nous remercions aussi Gerardo Cepeda et Nabil Guerouah pour leurs contributions dans le développement de l'expérimentation.

BIBLIOGRAPHIE

- BALL G., BREESE J. (1999). Modeling the Emotional State of Computer Users. Workshop on Attitude, Personality and Emotions in User-Adapted Interaction. *User Modeling UM'99*, Canada.
- BIANCHI N., LISETTI C. L. (2002). Modeling Multimodal Expression of User's Affective Subjective Experience. *User Modeling and User Adapted Interaction*, Vol. 12 n° 1, p. 49-84.
- CHAFFAR S., CHALFOUN P., FRASSON C. (2006). La prédiction de la réaction émotionnelle dans un environnement d'apprentissage à distance. *Colloque international TICE'2006*, Toulouse, France, October 25-27.
- CLARIANA R. B. (1992). The effects of different feedback strategies using computer-administered multiple-choice questions as instruction. *14th Annual Proceedings of Selected Research Presentations of the Association for Educational Communications and Technology*, p. 154-174.
- CONATI C., MACLAREN, H. (2004). Evaluating A Probabilistic Model of Student Affect. *7th International Conference on Intelligent Tutoring Systems*, Maceio, Brazil.
- CONATI C. (2002). Probabilistic Assessment of User's Emotions in Educational Games. *Journal of Applied Artificial Intelligence*, special issue on Merging Cognition and Affect in HCI, Vol. 16, p. 555-575.
- DAMASIO A. (1994). *Descartes Error – Emotion, Reason and the Human Brain*. NY : Putnam Press.
- EDWARDS P. (1998). Etude empirique de déterminants de la différenciation des émotions et de leur intensité. PhD thesis, Faculté de Psychologie et des Sciences de l'Education de l'Université de Genève, Genève.
- EL NASR M.S., YEN J. IOREGER. T.R. (2000) FLAME: Fuzzy Logic Adaptive Model of Emotions. *Autonomous Agents and Multi-Agents Systems*, Vol. 3, p. 219-257.
- FRANCIS L. J., BROWN L. B., PHILIPCHAL R. (1992). The development of an abbreviated form of the Revised Eysenck Personality Questionnaire (EPQR-A): Its use among students in England, Canada, the U.S.A. and Australia. *Personality and Individual Differences*, Vol. 13, p.443-449.
- GARDNER H. (1983). *Frames of Mind*. New York: Basic Book Inc.
- GOLEMAN D. (1995). *Emotional Intelligence*. New York: Bantam Books.
- GRATCH J., MARSELLA S. (2004). A Domain-independent framework for modeling emotion. *Journal of Cognitive Systems Research*, Vol. 5 n° 4, p. 269-306.
- HEALY J., PICARD R. (2000). SmartCar: Detecting Driver Stress. *15th International Conference on Pattern Recognition*, Barcelona, Spain.
- HESS U. (2001). The experience of emotion: situational influences on the elicitation and experience of emotions. *Emotions, Qualia, and Consciousness*, A. Kaszniak ed. p. 386-396. Singapore: World Scientific Publishing.
- ISEN A. M. (2000). Positive Affect and Decision Making. *Handbook of Emotions*.
- ISEN A. M. (1999). Positive Affect. *Handbook of cognition and emotion*.
- LARZEN R.J., KETELAAR T. (1991). Personality and susceptibility to positive and negative emotional states. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 61 n°1, p.132-140.
- LAZARUS R. (1991). *Emotion and Adaptation*. NY: Oxford University Press.
- LOOSLI G., LEE S., GUIGUE V., CANU S., RAKOTOMAMONJY A. (2006). Perception d'états affectifs et apprentissage. *RIA – Revue d'intelligence artificielle, Edition spéciale Interactions Emotionnelles*, Vol. 20 n°4-5, p.553-582.
- MAYER J. D., SALOVEY P. (1997). What is emotional intelligence? In P. Salovey & D. Sluyter (Eds). *Emotional Development and Emotional Intelligence: Implications for Educators*, p. 3-31. New York: Basic Books.
- MICROSOFT AGENT. (1998). *Logiciel informatique*. Disponible sur Internet: <http://www.microsoft.com/msagent> (consulté le 15 Octobre 2006).
- MINSKY M. (1986). *The Society of Mind*. New York: Simon and Schuster.
- MITCHELL T. (1997). *Machine Learning*. McGraw-Hill.
- NYE J. L., BROWER A. M. (1996). *What's Social About Social Cognition?* Sage Publications, London.
- ORTONY A., CLORE G., COLLINS A. (1988). *The Cognitive Structure of Emotions*. Cambridge: University Press.
- PERRY P.P., HECHTER F.J., MENEZ V.H., WEINBERG, L.H. (1993). Enhancing achievement motivation and performance in college students: An attributional retraining perspective. *Research in Higher Education*, Vol. 34 n° 6, p.687-723.
- ROSEMAN I. J., JOSE P. E., SPINDEL M. S. (1990). Appraisals of Emotion-Eliciting Events: Testing a Theory of Discrete Emotions. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 59 n° 5, p.899-915.

SLOMAN A., CROUCHER M. (1987). Why Robots will have emotions. *Proceedings of IJCAI-87*, p. 197-202.

SUNDER D.L. (2000). *Motivation Scale Background and Scoring Guide*, Center for Assessment and Research Studies, James Madison University.

WEKA. (2005). *Weka 3: Data Mining Software in Java*. The University of Waikato. Disponible sur Internet: <http://www.cs.waikato.ac.nz/~ml/weka> (consulté le 15 Janvier 2007).

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

■ A propos des auteurs

Soumaya CHAFFAR est doctorante au Département d'Informatique et Recherche Opérationnelle de l'Université de Montréal. Elle est membre du laboratoire HERON. Ses recherches portent sur la modélisation des réactions émotionnelles de l'apprenant dans une session d'apprentissage à distance. Elle s'intéresse à prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant à un moment donné de l'apprentissage et à développer une *stratégie émotionnelle* qui va être utilisée par le tuteur dans le but d'intervenir pour réguler l'émotion de l'apprenant.

Adresse : Université de Montréal, DIRO, Pavillon Andre Aisenstadt, C.P. 6128, Succ. Centre-Ville, Montreal H3C 3J7 (QC), Canada

Courriel : chaffars@iro.umontreal.ca

Toile : <http://www-etud.iro.umontreal.ca/~chaffars/>

Claude FRASSON est professeur titulaire au Département d'Informatique et Recherche Opérationnelle de l'Université de Montréal. Il y dirige le laboratoire HERON et est également directeur du GRITI (Groupe de Recherche Interuniversitaire en Tutoriels Intelligents, regroupement de laboratoires provenant de sept universités québécoises). Ses recherches se concentrent sur les Systèmes Tutoriels Intelligents et sont notamment liées, par ce fait, à l'intelligence artificielle, l'éducation, la pédagogie, les méthodes d'apprentissage, l'ingénierie des connaissances, la gestion des émotions, le e-Learning et l'apprentissage machine. Claude Frasson est le fondateur et le président du comité de direction de la conférence internationale ITS qui a lieu tous les deux ans.

Adresse : Université de Montréal, Dept. IRO, CP 6128, Succ. Centre-Ville, Montréal, Québec, Canada, H3C 3J7

Courriel : frasson@iro.umontreal.ca

Toile : <http://www.iro.umontreal.ca/~frasson/index.php>

Référence de l'article :

Soumaya Chaffar, Claude Frasson, Apprentissage machine pour la prédiction de la réaction émotionnelle de l'apprenant, *Revue STICEF*, Volume 14, 2007, ISSN : 1764-7223, mis en ligne le 18/01/2008, <http://sticef.org>

© Revue Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication pour l'Éducation et la Formation, 2007