

La prédiction de la réaction émotionnelle dans un environnement d'apprentissage à distance

Soumaya Chaffar, Pierre Chalfoun, Claude Frasson

Département d'informatique et de recherche opérationnelle
Université de Montréal

C.P. 6128, Succ. Centre-ville

Montréal, Québec Canada H3C 3J7

{chaffars, chalfoup, frasson}@iro.umontreal.ca

Résumé

Les émotions jouent un rôle important dans des processus cognitifs, particulièrement dans des tâches d'apprentissage et plus précisément l'apprentissage à distance. Détecter la réaction émotionnelle d'un apprenant pour une situation donnée est un élément essentiel dans les environnements d'apprentissage à distance. Néanmoins, prédire la réaction émotionnelle d'un apprenant à distance n'est pas une tâche facile. Dans cet article, nous présentons un agent capable de prédire la réaction émotionnelle d'un apprenant dans un environnement d'apprentissage à distance basé sur les traits personnels et non personnels de l'apprenant en utilisant une technique d'apprentissage machine, à savoir l'algorithme ID3. Nous décrivons alors la méthode utilisée par l'agent pour prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant et discutons les résultats obtenus.

Abstract

Emotions play an important role in cognitive processes and specially in learning tasks. Online learning is no exception. Detecting a learner's emotional reaction for a given situation is an essential element for every distant learning environment. Nevertheless, inferring a learner's emotional reaction in those environments is not a trivial task. In this paper, we present an agent capable of predicting a learner's emotional reaction in a distant learning environment based on the learner's personal and non-personal traits using a machine learning technique, namely the ID3 algorithm. We then describe the agent's method for predicting the learner's emotional reaction and discuss the obtained results.

Mots clé: Prédiction de la réaction émotionnelle, Apprentissage machine, Environnement d'apprentissage à distance.

Keywords: Emotional Reaction Prediction, Machine Learning, Distant Learning Environment.

1. Introduction

Les théories d'apprentissage ont, en grande partie, traité l'émotion et la cognition comme concepts totalement séparés où la cognition règne comme maître dans le domaine éducatif (Ferro T. 2005; Martinez M. 2001; Boud D., Cohen R. and Walker D. 1993). Néanmoins, de nouvelles recherches en neuroscience et

en psychologie ont montré que les émotions sont largement liées à divers processus cognitifs, tels que l'attention, la résolution des problèmes, la prise de décision, etc... (Isen 1999; Damasio 1994). Or, il existe des recherches empiriques suffisantes dans la littérature psychologique qui montrent que les émotions sont systématiquement affectées par les processus cognitifs et les buts de l'apprenant, et vice versa (Mandler 1999; Mandler 1976). En effet, l'enseignement et l'apprentissage à distance ont émergé comme un nouvel environnement dans lequel l'importance du facteur émotionnel devrait être prise en considération. NG (NG 2001) a montré que certains étudiants ont montré une inquiétude considérable en communiquant électroniquement durant un apprentissage en ligne, se rendant compte que cette forme de communication a exigé de nouvelles habiletés sociales et de communication. Dans une autre étude, O'Reagan (O'Reagan 2003) a interviewé 11 étudiants utilisant l'apprentissage en ligne et a conclu que les étudiants interviewés ont placé l'émotion dans une position centrale et essentielle pour le processus de enseignement/apprentissage.

Prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant dans un environnement d'apprentissage à distance n'est pas une tâche facile. Néanmoins, des tentatives théoriques ont été faites dans le but d'améliorer des environnements d'apprentissage en considérant et en contrôlant l'état émotionnel courant de l'apprenant. Par exemple, Kort, Reilly et Picard ont proposé un modèle qui lie explicitement l'apprentissage et les états affectifs. Le modèle décrit le changement de l'état affectif durant des expériences d'apprentissage (Kort, Reilly et Picard 2001).

Nous adressons ici les deux questions fondamentales suivantes: une réaction émotionnelle peut-elle être prédite dans un environnement d'apprentissage à distance ? Comment cette réaction émotionnelle est-elle liée aux caractéristiques de l'apprenant ? À cet effet, nous proposons un agent capable de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant dans un environnement d'apprentissage à distance basé sur le modèle d'évaluation proposé par Ortony, Clore et Collins (OCC) (Ortony, Clore et Collins 1988), et en utilisant une technique d'apprentissage machine, à savoir l'algorithme ID3. Nous pensons que les techniques d'apprentissage machine sont bien adaptées pour prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant dans un environnement d'apprentissage à distance. L'apprentissage machine concerne des systèmes

capables de l'acquisition et de l'intégration autonome de la connaissance. Cette capacité d'apprendre à partir de l'expérience, de l'observation analytique a comme conséquence de conduire à un système qui peut continuellement s'auto-améliorer et offrir de ce fait une efficacité accrue. La prédiction de notre agent applique une technique d'apprentissage machine sur des attributs personnels de l'apprenant tels que sexe et personnalité aussi bien que sur des attributs non-personnels tels que la note de passage, la note prévue (par l'apprenant) et la note obtenue afin de trouver la classe de réaction émotionnelle correspondante.

Cet article est organisé de la façon suivante: dans une première section, nous présentons les travaux de recherche liés à l'émotion et aux environnements d'apprentissage. Dans la deuxième section, nous montrons l'architecture de l'agent de Prédiction de la Réaction Emotionnelle (APRE) et nous décrivons en détail toutes ses composantes. La section suivante décrit l'expérimentation ainsi que l'algorithme utilisé pour prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant. Ensuite, la section de résultats présente les résultats que nous avons pu obtenir suite à l'expérimentation et la dernière section conclut et discute nos travaux futurs.

2. État de l'art

Nous avons montré dans la section précédente que l'émotion et la cognition sont largement inter reliées. En effet, l'émotion est très importante pour la cognition, la prise de décision et les comportements sociaux. Pour cette raison, dans le but de créer une machine intelligente, une variété de travaux ont été réalisés par la communauté d'informatique afin d'identifier, d'exprimer ou de contrôler des émotions. En majorité, ces réalisations se sont basées sur le modèle développé par Ortony, Clore et Collins (OCC). Par exemple, dans le projet OZ, Reilly et Bates ont créé un modèle émotionnel appelé Em, inspiré par le modèle OCC. Ce modèle est inclus dans des agents afin de simuler et d'exprimer des émotions (Reilly et confits 1992). En outre, Seif El-nasr et ses collègues ont créé un modèle émotionnel qui peut être intégré dans les agents intelligents. Ce modèle appelé FLAME (modèle adaptatif de la logique floue des émotions), est basé sur divers modèles précédents, principalement le modèle OCC et le modèle de Roseman (Roseman, Jose et Spingel 1990). FLAME utilise la logique floue pour représenter des émotions, des événements et des observations émotionnelles. Ce modèle utilise également une technique d'apprentissage machine pour apprendre à partir d'événements, d'associations entre objets et de prévisions sur l'utilisateur (EL-Nasr de Seif, Yen et Ioerger 2000). De même, Gratch et Marsella ont développé EMA (émotion et adaptation), un modèle informatique d'émotion qui est incorporé dans des agents virtuels visant à faciliter la prise de décision et la réaction comportementale (Gratch et Marsella 2004).

Dans le but de motiver l'apprenant, les chercheurs ont amélioré des systèmes tuteurs intelligents avec la capacité d'identifier, exprimer, et induire des émotions. Lester, Towns et Fitzgerald, par exemple ont créé

COSMO, un agent pédagogique qui exprime des émotions pour motiver l'étudiant par un système tuteur et le soutenir particulièrement dans des activités de résolution des problèmes (Lester, Towns et Fitzgerald 1999). Paleari, Lisetti et Lethonen, ont créé également un modèle émotionnel d'avatar en utilisant l'architecture BDI ("*Belief*" "*Desir*", "*Intention*") dans une application d'apprentissage (Paleari, Lisetti et Lethonen 2005).

Les travaux précédents modélisent les émotions dans des agents alors que dans le présent travail, nous visons une modélisation des réactions émotionnelles de l'apprenant dans une situation d'évaluation en ligne.

Conati a utilisé, dans des jeux éducatifs, un modèle probabiliste basé sur les réseaux dynamiques de décision pour identifier l'état émotionnel de l'utilisateur (Conati 2002). Contrairement au travail de Conati, notre agent ne vise pas à répondre à la réaction émotionnelle de l'apprenant mais plutôt à prédire la réaction émotionnelle qui se produit face à un environnement d'apprentissage à distance; nous souhaitons plus particulièrement assurer une évaluation en ligne en utilisant des techniques d'apprentissage machine et en se basant sur le modèle OCC. (Ortony, Clore et Collins 1988).

3. Architecture de APRE

Pour prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant, nous définissons l'Agent de Prédiction de Réaction Emotionnelle (APRE). Cet agent est conçu pour prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant suite à l'obtention de sa note dans un test d'évaluation en ligne. L'architecture de APRE est conçue comme suit:

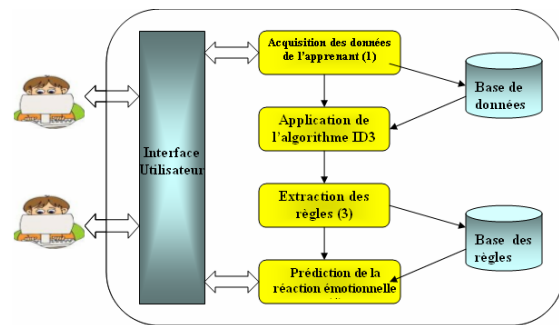


Figure 1. Architecture de APRE

APRE se compose de quatre composantes principales qui interviennent selon l'ordre suivant:

(1) la composante d'acquisition de données de l'apprenant est responsable de collecter les données personnelles et non-personnelles de l'apprenant par une interface utilisateur. Les données personnelles incluent l'âge, le sexe, le pays et la personnalité. Cette dernière est obtenue après avoir passé un test de personnalité qui représente l'étape 2 de notre expérimentation décrite plus en détail dans la section Expérimentation. Les données non-personnelles résultent de différentes étapes de l'expérimentation et incluent la catégorie choisie pour le questionnaire, la note obtenue, la note

prévue, la note de passage, la durée de test, etc. Toutes ces données personnelles et non-personnelles sont stockées dans une base de données pour usage ultérieur par la composante Application de l'algorithme ID3.

(2) après avoir collecté les données de l'apprenant, la composante Application de l'algorithme ID3 est déclenchée par le système et consiste à appliquer l'algorithme aux données stockées dans la base de données pour produire un arbre de décision. Pour construire l'arbre, l'algorithme ID3 calcule le gain d'information pour chaque attribut afin de choisir celui avec la valeur la plus élevée. Avant de calculer le gain d'information, nous avons déterminé la première fois l'entropie qui mesure combien un attribut est informatif pour la classification. L'arbre de décision produit par la composante Application de l'algorithme ID3 sera employé par la composante Extraction des règles.

(3) après l'étape précédent, la composante d'extraction des règles est lancée automatiquement pour extraire des règles à partir de l'arbre de décision produit par la composante Application de l'algorithme ID3 et les stocker dans la base des règles.

(4) quand les nouvelles règles sont stockées dans la base des règles, la composante de prédiction de la réaction émotionnelle peut alors se déclencher pour prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant en utilisant ces règles.

Dans la prochaine section, nous décrivons en détail l'expérimentation employée pour remplir la base de données avec un ensemble initial de données destinées à entraîner l'algorithme ID3.

4. Expérimentation

Le but de cette expérimentation est de prédire la réaction émotionnelle dans un environnement d'apprentissage à distance basé sur des attributs de l'apprenant. Ces attributs sont le sexe et la personnalité. Les données rassemblées serviront à entraîner notre agent qui pourra finalement prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant en utilisant des techniques d'apprentissage machine. L'expérimentation est divisée en quatre étapes illustrées dans la Figure 1. En outre, l'expérimentation est en ligne (Chalfoun, Chaffar et Frasson 2005) et disponible en français et en anglais.

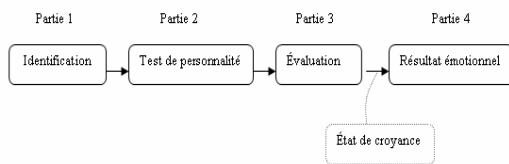


Figure 2. les quatre parties de l'expérimentation

L'objectif de la deuxième partie, qui vient juste après l'identification, est de trouver la personnalité de l'apprenant en utilisant le "Abbreviated form of the Revised Eysenck Personality Questionnaire" (EPQR-A) (Francis, Brown et Philipchalk 1992). EPQR-A est un test de personnalité composé de 24 questions permettant d'identifier la personnalité d'un sujet parmi

un ensemble de traits de personnalité ("Psychoticism", "Extraversion", "Neuroticism", et "Lie Scale"). La valeur la plus élevée des quatre traits mesurés sera considérée comme le trait prédominant de la personnalité de l'apprenant.

La troisième partie de l'expérimentation est un questionnaire se composant de dix questions à choix multiple dans six catégories différentes telles que l'intelligence émotionnelle, le sport, etc. Tout d'abord, l'apprenant est invité à choisir la catégorie désirée pour le questionnaire. La catégorie choisie est définitive et par conséquent ne peut pas être changée une fois que le questionnaire est affiché. Les questions sont présentées une par une et une réponse doit être donnée à chaque question avant de continuer à la prochaine. Chaque réponse correcte vaut 1 point et chaque réponse incorrecte vaut 0. À la fin du questionnaire, l'apprenant est incité à entrer la note qu'il espère avoir sur une échelle de zéro à dix. La présente partie de l'expérimentation place l'apprenant dans un état de croyance qui est représentée par le rectangle pointillé sur la figure 2.

Dans la quatrième partie de l'expérimentation, nous présentons à l'apprenant la note obtenue suite au test d'évaluation ainsi que la note qu'il espérait avoir. Le but de la présente partie est d'obtenir la réaction émotionnelle de l'apprenant suite aux résultats obtenus. Le modèle (OCC) est employé dans cette expérimentation pour mettre à la disposition des apprenants un ensemble approprié et spécifique d'émotions qu'un apprenant pourrait éprouver dans cette situation donnée. Ainsi, nous avons déterminé que l'étudiant peut ressentir de la déception, de la tristesse, de la joie, du soulagement, de la satisfaction ou de la crainte.

En outre, la note passage dans cette expérimentation est de 5 sur 10. Une note supérieure à 5 est considérée comme succès tandis qu'une note inférieure à 5 est considérée comme échec. La réaction émotionnelle prédite dépendra non seulement du succès ou de l'échec mais aussi de la croyance au succès ou à l'échec de la part de l'apprenant.

5. Résultats

Le but principal de l'expérimentation décrite ci-dessus est de prévoir la réaction émotionnelle de l'apprenant en utilisant une technique d'apprentissage machine. La méthode d'apprentissage machine employée est l'algorithme ID3 développé par Quinlan dans le but de produire, à partir des données, des modèles de classification ou des arbres de décision (Quinlan 1983). En effet dans cette expérimentation, on a eu 139 participants de différents sexes et âges (voir Tableau 1) et, étant donné que l'expérimentation était en ligne, de différentes nationalités.

Tableau 1. Description des participants

Personnalité	F	M	Total
"Extraversion"	30	29	59
"Lie Scale"	24	14	38
"Neuroticism"	18	12	30

“Psychoticism”	0	12	12
Total	72	67	139

Les données utilisées pour produire l'arbre de décision comportent quatre attributs: le sexe de l'apprenant, sa personnalité, un attribut booléen indiquant si la note obtenue de l'apprenant est supérieure ou non à sa note prévue et un autre attribut booléen indiquant si la note obtenue de l'apprenant est supérieure ou non à la note de passage. Les deux premiers attributs sont directement liés à l'apprenant. Les deux derniers attributs booléens sont liés à sa performance lorsqu'il a passé le test d'évaluation (étape 3). Les données pour les deux attributs booléens sont montrées dans les tableaux 2 et 3 et sont regroupées par personnalité.

Tableau 2. Personnalité et note de passage

Personnalité des apprenants	L'apprenant réussi l'évaluation	
	Oui	Non
“Extraversion”	52	7
“Lie Scale”	30	8
“Neuroticism”	23	7
“Psychoticism”	7	5
Totale	112	27

Tableau 3. Personnalité et note souhaité

Personnalité des apprenants	L'apprenant a obtenu une note meilleure à ce qu'il attend	
	Yes	No
“Extraversion”	37	22
“Lie Scale”	16	22
“Neuroticism”	20	10
“Psychoticism”	5	7
Total	78	61

L'algorithme ID3 a été exécuté avec une validation croisée de 10 groupes pour construire un arbre de décision en calculant le gain d'information pour chaque attribut et en choisissant le plus grand. Le module Extraction des règles APRE analyse la structure arborescente d'ID3 et ajuste les valeurs des feuilles dans notre arbre uniforme afin d'entraîner correctement notre agent APRE. La figure 3 montre un exemple d'un arbre uniforme. En effet, chaque niveau entre la racine et la feuille représente un des quatre attributs mentionnés pour l'étudiant. La racine représente l'étudiant comme point de départ pour prévoir sa réaction émotionnelle. Le premier niveau représente les quatre personnalités possibles: “extraversion”, “neuroticism”, “lie scale” et “psychoticism”. Le deuxième et le troisième niveau représentent des attributs booléens, et ainsi deux résultats sont possibles. Au deuxième niveau, l'étudiant peut obtenir une note supérieur ou égale à sa note prévue ou bien plutôt inférieur. Au troisième niveau, l'étudiant peut échouer ou réussir le test d'évaluation. Le quatrième niveau représente le sexe de l'étudiant et les feuilles

contiennent les réactions émotionnelles prévues. Le chemin change selon les valeurs prises par les quatre attributs. La figure 3 illustre le cas d'un étudiant de sexe féminin avec une personnalité extravertie souhaitant avoir une note de 3 sur 10 et finissant par avoir une note supérieur qui est de 4 sur 10. La réaction émotionnelle prévue par APRE serait satisfaction.

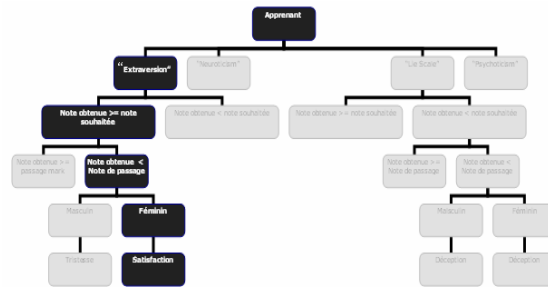


Figure 3. Exemple d'un chemin dans l'arbre de décision

APRE a été mis en ligne et a été évalué par trente quatre participants. Les résultats sont montrés dans le tableau 4. Le pourcentage du succès de la technique de prévision de APRE est d'environ 82,4% (28 prévisions correctes sur un total de 34).

Tableau 4. Résultats de la validation de APRE

Personnalité	Prédiction correcte de la réaction émotionnelle de APRE	
	Oui	Non
“Extraversion”	14	2
“Lie Scale”	8	1
“Neuroticism”	2	2
“Psychoticism”	4	1
Total	28	6

5. Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté un agent capable de prédire la réaction émotionnelle de l'apprenant dans un environnement d'apprentissage à distance. L'agent prédit la réaction émotionnelle en se basant sur le modèle d'évaluation d'émotion proposé par Ortony, Clore et Collins (OCC) en tenant compte d'attributs personnels et non-personnels tels que la note obtenue, la note de passage et la note espérée. La technique d'apprentissage machine utilisée est l'algorithme ID3. Par le biais de cet algorithme, un arbre de décision a été construit pour prédire la réaction émotionnelle de l'étudiant dans une situation donnée. L'algorithme ID3 a été entraîné sur un ensemble de données collectées à l'aide d'une expérience en ligne présentée en détail dans la section d'expérimentation. Cette expérience, dans ses quatre parties, a servi à collecter des données exigées pour entraîner efficacement notre agent en plaçant l'étudiant dans un état de croyance entre la partie trois et quatre de l'expérimentation. L'étudiant est incité à fournir sa réaction émotionnelle suite à l'obtention des résultats. Nous projetons pour des recherches futures de continuer à développer des

expérimentations afin d'obtenir de meilleurs résultats de classification et qui ne se limite pas à l'activité d'évaluation en ligne mais plutôt destinée à d'autres situations comme par exemple l'interaction du tuteur, etc.

Remerciements

Nous adressons nos remerciements au Ministère de la Recherche, des Sciences et de la Technologie du Québec qui finance ce projet dans le cadre de Valorisation-Recherche Québec (VRQ). Nous tenons également à remercier le fond Québécois pour la recherche sur la société et la culture (FQRSC) pour avoir supporté ce travail.

Références

(Boud D., Cohen R. and Walker D. 1993), Boud, D., Cohen, R. and Walker, D. Introduction: Understanding learning from experience. In: Boud, D., Cohen, R. & Walker, D., *Using Experience for Learning*, SRHE & Open University Press, Buckingham, 1-18, (1993).

(Chalfoun, Chaffar and Frasson 2005) Chalfoun, P., Chaffar, S., Frasson, C. *Emotion Reaction Quiz (ERQ)*. <http://www-etud.iro.umontreal.ca:8080/~chalfou/quiz/>, (2005).

(Conati 2002) Conati, C. Probabilistic Assessment of User's Emotions in Educational Games. *Journal of Applied Artificial Intelligence*, Vol. 16, 555-575, (2002).

(Damasio 1994) Damasio, A. *Descartes Error – Emotion, Reason and the Human Brain*. Putnam Press, NY, (1994).

(Ferro T. 1995) Ferrero, T., The influence of affective processing in education and training, *New Directions for Adult and Continuing Education*, Vol. 59, pp 25-33, (1995).

(Francis, Brown, Philipchalk 1992) Francis, L. J., Brown, L. B., and Philipchalk, R. 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*, 13, 443-449. (1992).

(Gratch and Marsella 2004) Gratch, J., Marsella, S. A domain independent framework for modeling emotion. *Journal of Cognitive Systems Research*, vol. 5. 269-306, (2004).

(H. J. Eysenck and M. W. Eysenck 1985) Eysenck, H. J., & Eysenck, M. W. *Personality and individual differences: A natural science approach*. New York: Plenum. (1985).

(Isen 1999) Isen, A. M. Positive Affect. *Handbook of cognition and emotion*, (1999).

(Kort, Reilly and Picard 2001) Kort, B., Reilly, R., and Picard, R., An affective model of interplay between emotions and learning: Reengineering educational pedagogy – building a Learning

Companion. *International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT) 2001*. August 6-8, 2001, Madison, Wisconsin.

(Lester, Towns and Fitzgerald 1999) Lester, J., Towns, S., Fitzgerald, P., *Achieving Affective Impact: Visual Emotive Communication in Lifelike Pedagogical Agents*, *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, vol. 10, 278-291 pp., (1999).

(Mandler 1976) Mandler, G. *Mind and emotion*. New York: Wiley. (1976).

(Mandler 1999) Mandler, G. Emotion. In B. M. Bly & D. E. Rumelhart (Eds.), *Cognitive science. Handbook of perception and cognition* 2nd ed. (pp. 367-384). San Diego, CA: Academic Press. (1999).

(Martinez M. 2001) Martinez, M. Key design considerations for personalized learning on the Web, *Educational Technology and Society*, Vol. 4, No.1, pp 26-40, 2001.

(Ng 2001) Ng, K-C. Using e-mail to foster collaboration in distance education. *Open Learning*, vol. 16, No. 2, pp 191-200, (2001).

(O'Reagan 2003) O'Reagan, K. Emotion and E-Learning. *Journal of Asynchronous Learning Networks (JALN)*, vol. 7, issue 3, septembre 2003.

(Ortony, Clore and Collins 1988) Ortony A., Clore G.L, Collins A. *The cognitive Structure of Emotions*. Cambridge University Press, Cambridge, (1988).

(Palcari, Lisetti and Lethonen 2005) Palcari, M. Lisetti, C. Lethonen, M. VALERIE: Virtual Agent for Learning Environment Reacting and Interacting Emotionally. 12th International Conference on Artificial Intelligence in Education (AIED), Amsterdam, Netherlands, (2005).

(Quinlan 1983) Quinlan, J.R. Learning efficient classification procedures and their application to chess end games. In *Machine Learning, An Artificial Intelligence Approach*, Pages 463-482, Michalski, R. S., Carbonell, J. G., and Mitchell, T. M., Editors, Tioga Publishing Company, Palo Alto, CA, (1983).

(Reilly and Bates 1992) Reilly, W. S. and Bates, J. *Building emotional agents*. Pittsburg, PA: Carnegie Mellon University, Technical Report CMU-CS-92-143,(1992).

(Roseman, Jose and Spingel 1990) Roseman, I.J., Jose, P. E., Spindel, M. S. Appraisals of Emotion-Eliciting Events: Testing a Theory of Discrete Emotions. *Journal of Personality and Social Psychology*, 59 (5), 899-915, (1990).

(Seif El-Nasr, Yen and Ioerger 2000) Seif El Nasr, M., Yen J., and Ioerger T. FLAME - A Fuzzy Logic Adaptive Model of Emotions, *Autonomous Agents and Multi-agent Systems*, 3, 219-257, (2000).