

Position paper

Atelier : Réalités mixtes, virtuelles et augmentées pour l'apprentissage : perspectives et challenges pour la conception, l'évaluation et le suivi.

Vers une personnalisation des environnements d'apprentissages à l'expérience émotionnelle de l'apprenant

Magalie Ochs, Adrian Chifu, Sebastien Fournier, Evelyne Lombardo, Ivan Madjarov et Patrice Bellot

Aix Marseille Université, CNRS, ENSAM, Université de Toulon, LSIS, Equipe DIMAG, UMR7296, 13397, Marseille, France

1. Présentation des travaux de recherche

Les émotions d'un apprenant jouent un rôle déterminant dans l'apprentissage, influant fortement sur ses capacités cognitives (Lafortune et al., 2004 ; Cuisinier et Pons, 2011). Aujourd'hui un des enjeux majeurs des environnements d'apprentissage est d'y intégrer une forme d'intelligence émotionnelle (Mayer *et al.*, 2001) permettant d'adapter automatiquement l'apprentissage aux émotions de l'apprenant (Harley et al., 2015; Ochs et Frasson, 2004) . Les problématiques sous-jacentes à la création d'un environnement d'apprentissage "émotionnellement intelligents" rejoignent celles de l'*Informatique Affective* (Picard, 2003) :

- (1) la *reconnaissance automatique des émotions*,
- (2) la *gestion des émotions de l'utilisateur*
- (3) et l'*expression d'émotions* par des systèmes interactifs (*e.g.* via des comportements verbaux et non verbaux de personnages virtuels ou de robots humanoïdes).

Dans ce "position paper", nous nous concentrerons plus particulièrement sur les deux premiers points : la reconnaissance et la gestion des émotions de l'utilisateur. L'objectif est de **modéliser l'expérience émotionnelle de l'apprenant (comprendre les causes et les effets de ses émotions lors du processus d'apprentissage) afin d'adapter l'apprentissage aux émotions de l'apprenant, automatiquement détectés, pour optimiser l'acquisition des connaissances**. Les problématiques et pistes de recherche sous-jacentes sont décrites dans la section suivante.

2. Pistes de recherche

Piste de recherche 1. Modèle d'inférence automatique des émotions de l'apprenant à partir de données textuelles, pédagogiques et du comportement non-verbal

L'objectif de cette piste de recherche est de construire un modèle computationnel permettant de *déterminer automatiquement les émotions de l'apprenant ainsi que ses causes*, à partir de

ce qu'il écrit, de son parcours pédagogique (e.g. ses notes, échecs, succès) et son comportement non-verbal (e.g. ses expressions faciales).

Les problématiques sous-jacentes sont les suivantes :

1. **Modèle de “sentiment analysis”** : développer un modèle de détection automatique des sentiments à partir notamment de données textuelles (e.g. commentaires, usage des émoticons, ratures, taille de caractère, etc.). Ce modèle pourra être construit à partir d'algorithmes basés en partie sur de l'apprentissage et des lexiques actuellement développés et mis en oeuvre sur des corpus de tweets ou de forums de discussion (Santos, C., et Gatti, M. 2014 ; Htait *et al.*, 2016). Ce modèle pourra aussi être affiné en exploitant des informations liées au comportement de l'apprenant lors de l'écriture des commentaires ou des posts (e.g. nb de messages).

Ce modèle d'analyse de sentiment pourra aller au delà des émotions/sentiments en incluant des états cognitifs comme la compréhension/incompréhension. Pour ce faire, une analyse portera sur les questions posées au sein des commentaires. Ces questions peuvent être ambiguës, difficiles, formulées d'une manière imprécise, etc. L'identification des requêtes de ce type donnera des indices sur le niveau de compréhension des étudiants qui les posent. Par exemple, une question ambiguë et mal formulée suggère un faible positionnement de l'étudiant par rapport au sujet en cause. Cette discrimination des requêtes se fait par des méthodes d'apprentissage et en utilisant des algorithmes existants et des mesures déjà proposées pour la prédiction de la difficulté des requêtes, dans le domaine de la recherche d'information (Mizzaro et Mothe, 2016 ; Chifu *et al.*, 2015 ; Chifu, 2013).

Méthodologie : Apprentissage automatique sur corpus.

2. **Modèle liant parcours pédagogique et émotions de l'apprenant** : les émotions seront inférées automatiquement suivant l'expérience d'apprentissage de l'apprenant en s'inspirant des méthodes existantes (Jaques et Vicari, 2004 ; Ochs *et al.*, 2007). Il s'agira de définir un ensemble de règles fondées sur les théories de l'évaluation cognitive des émotions permettant de lier parcours pédagogiques, performances et émotions.

Ce modèle de règles vise ensuite à être adapté, et en particulier concernant la probabilité d'obtenir une émotion étant donnée l'expérience pédagogique de l'apprenant en fonction de ce qui est détectée en temps réel. Il s'agit de passer d'un modèle de règle à un modèle stochastique en renforçant automatiquement la probabilité de certaines règles étant données les émotions détectées automatiquement (par exemple en utilisant un outil tel que IntraFace¹).

¹ <http://www.humansensing.cs.cmu.edu/intraface/>

Méthodologie : Modèle défini en combinant un modèle initial à base de règle simple construit sur les travaux théorique sur les émotions et un *apprentissage automatique par expérience* (e.g. apprentissage par renforcement) utilisé pour intégrer une dimension probabiliste et ainsi (1) enrichir le modèle et (2) créer des modèles adaptés à chaque apprenant.

3. **Modèle complet d'inférence des émotions de l'apprenant et de ses causes** : construire un modèle probabiliste qui à partir des résultats de l'analyse de sentiment (modèle 1), du modèles de règles associant émotions et parcours pédagogiques (modèle 2) et des résultats du système de détection automatique des émotions (e.g. à partir de l'expression faciales), détermine automatiquement l'émotion de l'apprenant (avec une certaine probabilité). Les modèles (1) et (2) seraient aussi exploités pour identifier les causes des émotions reconnus.

Piste de recherche 2. Modèle de recommandation automatique du parcours pédagogique étant donné le niveau d'immersion, l'état émotionnel de l'apprenant et du du résultat pédagogique

L'objectif de cette piste de recherche est de développer un système de recommandation permettant de recommander automatiquement une tâche ou une activité particulière étant donné le niveau d'immersion (e.g. réalité virtuelle, pc simple), l'état émotionnel de l'apprenant et de ses performances.

Problématiques sous-jacentes :

1. **Modélisation du contenu pédagogique** : Association des règles de séquençement d'un contenu pédagogique. Le séquençement consiste à gérer un parcours d'apprentissage pour aider l'apprenant à atteindre les objectifs pédagogiques par des voies d'apprentissage flexibles et multimodales et la composition des contenus adaptatifs, modulaires et interchangeable (Gutiérrez et al., 2006). Le modèle de séquençement pourra être construit à partir d'une stratégie de navigation, d'une collection d'activités d'apprentissage pour piloter les activités de l'apprenant en fonction d'un objectif et/ou une émotion, c'est-à-dire l'ordre dans lequel les activités sont présentées à l'apprenant et les conditions pour lesquelles les ressources sont sélectionnées, délivrées ou outrepassées durant l'apprentissage (Madjarov et al., 2004).

Un objectif de recherche peut cibler une sémantique adaptée facilitant la représentation des relations entre séquences de contenu, la représentation des états émotionnels et la mise en relation avec les représentations des contenus et des parcours pédagogiques.

2. **Modélisation de l'état émotionnel optimal suivant les tâches** : construire un modèle permettant d'identifier automatiquement les émotions optimales pour une

tâche donnée afin de pouvoir adapter l'apprentissage aux émotions inférées de l'apprenant pour à la fois sélectionner les exercices les plus adaptés aux émotions de l'apprenant (e.g. exercices plus créatifs pour les émotions positives, plus routiniers pour les émotions négatives (Lafortune et al., 2004)) mais aussi adapter le niveau des exercices et l'interactivité du système (e.g. encouragements) pour tenter de positionner l'apprenant dans un état émotionnel optimal pour l'apprentissage (Ochs *et al.*, 2004).

3. **Evaluation des modèles suivant le niveau d'immersion de l'apprenant** : les modèles seront évalués sur différentes plateformes impliquant différents niveaux d'immersion (e.g. casque immersif, pc simple). L'objectif est d'identifier comment des modèles différents suivant le niveau d'immersion de l'utilisateur. Deux types d'immersion seront considérées :

- (1) *L'immersion technologique et physique permise par l'interface d'apprentissage* (Cadoz, 1994, Bystrom, Barfield et Hendrix, 1999, et Draper, Kaber et Usher, 1998, et Slater et Wilber, 1997). Ce type d'immersion est liée à l'outil et sollicite les différents sens de l'apprenant : il existe une congruence positive entre le nombre de sens sollicités par l'apprenant et l'immersion technologique.
- (2) *Les modèles seront également évalués selon l'immersion psychologique qu'ils provoquent* (ou sentiment de présence dans l'environnement) (Witmer et Singer, 1998) qui n'est pas en lien direct avec l'outil d'apprentissage. L'immersion psychologique est indépendante du dispositif. Ce type d'immersion est appelée « sentiment de présence » et se rapproche de la notion de « flow » (Mihály Csíkszentmihályi, 1990) qui fait perdre à l'utilisateur la notion de temps et d'espace.

Pour tester l'immersion, deux tests canoniques pourront être utilisés : le test de Witmer et Singer (1998), qui teste le sentiment de présence et le test de Bouchard et al, 2014 qui teste l'immersion psychologique et qui teste le sujet pendant et après l'expérimentation.

Les modèles seront aussi évalués dans les environnements d'apprentissage avec différents niveaux d'immersion à travers leur capacité à déterminer efficacement les émotions de l'apprenant et ses causes (piste 1) et leur capacité à recommander un parcours pédagogique optimal pour l'apprentissage (piste 2). Pour ce faire, des questionnaires ainsi que des comparaisons des performances de l'apprenant pourront être réalisés.

3. Références

Lafortune, Pierre-Andre Doudin, Francisco Pons, Les émotions à l'école, Louise PUQ, 1 janv. 2004

Picard, R. W. (2003). Affective computing: challenges. *International Journal of Human-Computer Studies*, 59(1), 55-64.

Frédérique Cuisinier, Francisco Pons. Emotions et cognition en classe. 13 pages. 2011.

Gutiérrez S., Pardo A., and Kloos C.-D, Finding A Learning Path: Toward A Swarm Intelligence Approach, Proceedings of the Fifth IASTED International Conference Web-Based Education, January 23-25, Puerto Vallarta, Mexico, 2006.

Harley, J., Lajoie, S., Frasson, C., Hall, N. An Integrated Emotion-aware Framework for Intelligent Tutoring Systems. AIED 2015, International Conference on Artificial Intelligence in Education, Madrid, June 22-26, 2015.

Magalie Ochs and Claude Frasson, Emotionally Intelligent Tutoring Systems (EITS) Conférence FLAIRS (The Florida Artificial Intelligence Research Society Conference), 2004, Miami, Floride, Etats-Unis.

Ivan Madjarov, Omar Boucelma, Abdelkader Betari, An Agent-and Service-Oriented e-Learning Platform, In: Proceedings of Third International Conference, Advances in Web-Based Learning - ICWL 2004, Beijing, China., Wenyin Liu, Yuanchun Shi, Qing Li (Eds.), vol. LNCS, n° 3143, pp. 27-34, 2004.

Mayer, J. D., Salovey, P., Caruso, D. R., & Sitarenios, G. (2001). Emotional intelligence as a standard intelligence.

A BDI approach to infer student's emotions in an intelligent learning environment

PA Jaques, RM Vicari

Computers & Education 49 (2), 360-384

Emotion Elicitation in an Empathic Virtual Dialog Agent

Magalie Ochs, Catherine Pelachaud, and David Sadek

The Second European Cognitive Science Conference (EuroCogSci), 2007, Delphes, Grèce.

Optimal Emotional Conditions for Learning with an Intelligent Tutoring System

Magalie Ochs and Claude Frasson

Conférence Intelligent Tutoring Systems (ITS), p. 845-847, 2004, Maceo, Brésil.

Barfield, W., & Hendrix, C. (1995). The effect of update rate on the sense of presence within virtual environments. *Virtual Reality. The journal of virtual reality society*, 1(1), 3-16.

Bouchard S., Robillard G., St-Jacques J., Dumoulin S., Patry M.J & Renaud P., (2014) Reliability and Validity of a Single -Item Measure of Presence in VR.

Bystrom, K.-E., Barfield, W., & Hendrix, C. (1999). A conceptual model of sense of presence in virtual environments. *Presence : Teleoperators and Virtual Environments*, 5(1), 109-121.

Cadoz, C. (1994). Les réalités virtuelles. Paris : Dominos-Flammarion.

Csikszentmihályi, M., “Flow: the Psychology of Optimal Experience”, New York, Harper and Row, 1990, 1^{er} édition, poche.

Draper, J.V., Kaber, D.B., & Usher, J.M. (1998). Telepresence. *Human Factors*, 40(3), 354-375.

Heeter, C. (1992). Being there : The subjective experience of presence. *Presence : Teleoperators and Virtual Environments*, 1(2), 262-271.

Slater, M., & Wilbur, S. (1997). A framework for immersive virtual environments (FIVE) : Speculations on the role of presence in virtual environments. *Presence : Teleoperators and Virtual Environments*, 6(6), 603-616.

Witmer, B., & Singer, M. (1998). Measuring presence in virtual environments: A presence questionnaire. *Presence*, 7(3), 225–240.

Stefano Mizzaro and Josiane Mothe (2016). Why do you Think this Query is Difficult?: A User Study on Human Query Prediction. Proceedings of the 39th International ACM SIGIR conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR '16). ACM, New York, NY, USA, 1073-1076.

Adrian Chifu, Florentina Hristea, Josiane Mothe, Marius Popescu (2015).

Word Sense Discrimination in Information Retrieval: A Spectral Clustering-based Approach. *Information Processing & Management*, Elsevier, Vol. 51, 16-31.

Adrian-Gabriel Chifu (2013). Prédire la difficulté des requêtes : la combinaison de mesures statistiques et sémantiques. Conférence francophone en Recherche d'Information et Applications - CORIA 2013, Apr 2013, Neuchâtel, Suisse. 191-200.

Amal Htaït, Sébastien Fournier, Patrice Bellot (2016). LSIS at SemEval-2016 Task 7: Using Web Search Engines for English and Arabic Unsupervised Sentiment Intensity Prediction, 10th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval-2016).

dos Santos, C., et Gatti, M. (2014). Deep Convolutional Neural Networks for Sentiment

Analysis of Short Texts. In Proceedings of COLING 2014, the 25th International Conference on Computational Linguistics: Technical Papers (pp. 69–78).
