

LA COMPUTACIÓN AFECTIVA: EMOCIONES, TECNOLOGÍAS Y SU RELACIÓN CON LA EDUCACIÓN VIRTUAL

AFFECTIVE COMPUTING: EMOTIONS, TECHNOLOGIES AND THEIR RELATIONSHIP WITH VIRTUAL EDUCATION

Bosquez Barcenas Victor¹⁻², Sanz Cecilia², Baldassarri Sandra³, Ribadeneira Ramos Edgar¹, Valencia Mendoza Gina¹, Barragan Merino Rocio¹, Camacho-Castillo Ángel⁴; Shauri-Romero José⁴, Camacho-Castillo Luis⁵.

⁽¹⁾Universidad Estatal de Bolívar, Av Ernesto Che Guevara y Gabriel Secaira, Guaranda, Bolívar, Ecuador, abosquez@ueb.edu.ec

⁽²⁾Universidad Nacional de la Plata, Facultad de Informática, Calle 50 & Calle 120, La Plata, Buenos Aires, Argentina.

⁽³⁾ Universidad de Zaragoza, Departamento de Informática e Ingeniería de Sistemas, Grupo de Informática Gráfica Avanzada (GIGA), C/ María de Luna nº 1, 50018 - Zaragoza

⁽⁴⁾ Instituto Superior Tecnológico Japón, Calle Cuenca y Galapagos, Santo Domingo, Santo Domingo de los Tsachilas, Ecuador.

⁽⁵⁾Universidad Técnica Estatal de Quevedo, Vía el Empalme KM 7. Campus La MaríaQuevedo, Los Rios, Ecuador.

Resumen: *Las emociones desempeñan un papel muy importante en la adquisición, procesamiento de información y en el aprendizaje de las personas; en consecuencia, dentro de la inteligencia artificial, en los últimos años se ha visto un crecimiento vinculado a las investigaciones sobre el reconocimiento de las emociones como parte del área de la computación afectiva. En este sentido la presente investigación busca realizar una síntesis de la evolución de la computación afectiva, sus técnicas de reconocimiento, los medios para reconocer emociones y su relación directa con la educación, en particular las tecnologías adyacentes a la educación e-learning así como tendencias de investigación que se están abordando en torno al aprendizaje personalizado.*

Palabras Clave: *Computación afectiva, medios para detectar emociones, tecnologías de reconocimiento de emociones, aprendizaje personalizado.*

Abstract: *Emotions play a very important role in the acquisition, information processing and learning of people, consequently, within artificial intelligence, in recent years growth has been linked to research on the recognition of emotions as part of the area of affective computing. In this sense, the present research seeks to synthesize the evolution of affective computing, its recognition techniques, the means to recognize emotions and its direct relationship with education, in particular the technologies adjacent to e-learning education as well as trends of research that are being addressed around personalized learning.*

Keywords: *Affective computing, means to detect emotions, emotions recognition technologies, personalized learning.*

I. INTRODUCCIÓN

Durante muchos años, las investigaciones científicas sobre el comportamiento del ser humano han dedicado mucho esfuerzo a estudiar la parte racional del mismo, dejando en segundo plano las emociones, sin embargo, cada vez se conoce la influencia que las emociones tienen sobre los procesos

Recibido: 15 de abril de 2018

Aceptado: 3 de junio de 2018

Publicado como artículo científico en Revista de Investigación Talentos V(1) 95-104

de pensamiento racional, estas influyen de manera directa sobre el aprendizaje, la toma de decisiones y muchos otros procesos de racionalidad que el ser humano genera.

En este sentido se está investigando a profundidad la influencia de las emociones sobre el aprendizaje, y es ahí cuando toma fuerza el término *Computación Afectiva* acuñado por primera vez gracias a la Dra. Rosalind Picard del MIT, en su libro *“Affective Computing”*, en el mismo que menciona la necesidad de tomar en cuenta los estados emocionales de los usuarios a la hora de desarrollar software. A partir de ahí, se viene investigando mucho sobre cómo desarrollar tecnología y dispositivos capaces de reconocer, interpretar y simular las emociones humanas, con la única finalidad de diseñar tecnología que simule y realice las funciones propias de un maestro, brindando al estudiante un entorno personalizado y adaptado a sus necesidades cognitivas y emocionales.

II. DESARROLLO

“Todo aprendizaje tiene una base emocional”
Platón.

Dentro de la literatura en torno a la emoción y el aprendizaje muchos autores determinan la relación directa que existe entre estos factores y como la emoción puede aumentar o inhibir el aprendizaje en los seres humanos (Picard, 2000) (Picard, 2003) (Graesser, Chipman, King, McDaniel, & D’Mello, 2007) (D’Mello, Lehman, Pekrun, & Graesser, 2014) (Hernández-Sánchez & Ortega-Maldonado, 2015), por lo que las emociones pueden mejorar la percepción, la toma de decisiones influyen en los propios mecanismos del pensamiento racional. En esta misma línea se puede describir al aprendizaje como el acto de adquirir conocimientos, comportamientos, aptitudes, normas o preferencias sociales. (Picard, R, 2004) y (McDuff, Karlson,

Kapoor, Roseway, & Czerwinski, 2012) mencionan que cada vez hay más conciencia que dentro del proceso de enseñanza aprendizaje se debe de integrar eficazmente factores cognitivos y emocionales para que el mismo sea más eficiente.

En los seres humanos la emoción juega un papel trascendental en su aprendizaje, ya que la motivación mejora en gran medida los niveles de atención, percepción, adquisición de conocimientos, además de poseer un papel esencial en la toma de decisiones (Picard, 2000; Kort & Reilly, 2002; Bachiller, Hernández, & Sastre, 2010). Es así, que dentro de los procesos de enseñanza y aprendizaje una gran gama de emociones ocurre naturalmente, desde las positivas como alegría, y satisfacción por motivo de algún éxito, las emociones negativas: frustración, tristeza confusión, que en particular se pueden dar a consecuencia de un fracaso. Por otra parte, se sabe que estos estados emocionales positivos o negativos desencadenan diferentes tipos de pensamientos y podrían tener importantes repercusiones negativas o positivas desde la perspectiva educativa de los estudiantes (VanLehn, et al., 2003; D’Mello & Graesser, 2011)

En este sentido (Baker, Mercedes, Rodrigo, & Xolocotzin, 2007; D’Mello & Graesser, 2011) mencionan que cuando un estudiante está aprendiendo o aplicando sus conocimientos en la resolución de problemas pasa por algunos estados emocionales como confusión, frustración, aburrimiento, compromiso. Además las emociones negativas consideradas poco propicias para el aprendizaje (Sabourin, Rowe, Mott, & Lester, 2013), pueden por el contrario tener efectos positivos, por ejemplo es probable que los estudiantes enfrenten confusión, frustración cuando aprenden temas difíciles, los cuales se pueden superar con gran esfuerzo mediante el razonamiento, resolución de problemas y reflexión,

lo que conlleva a aprendizajes efectivos, y generan la sensación de “saber” que mejora la confianza del estudiante. Sin embargo, si estos problemas no son resueltos pueden pasar de la confusión a la frustración y su posterior deserción (D’Mello, Lehman, Pekrun, & Graesser, 2014; Bradbury, Taub, & Azevedo, 2017).

Las Tecnologías de la Información y Comunicación (TICs) y su vertiginoso crecimiento de tecnologías adyacentes como: redes sociales y académicas, espacios colaborativos, intercambio de comunidades, acceso o información en tiempo real y más, han impactado de tal manera en los procesos educativos, que se observa cambios trascendentales en su quehacer académico, transformando paradigmas establecidos y dando lugar a la hibridación de las modalidades educativas. En este sentido ha surgido modalidades de aprendizaje como *e-learning*, *b-learning* y *m-learning*, caracterizadas por tener un alto nivel de mediación tecnológica (Zangara, 2014). A partir de estas modalidades se busca que los estudiantes se conviertan en el centro del proceso del aprendizaje, pasando de ser un sujeto pasivo y receptor de información, a un sujeto activo capaz de procesar información, analizar críticamente y aplicarla en la solución de distintas problemáticas. Estas modalidades se han extendido y fortalecido con el uso de los EVEAs como mediadores tecnológicos, que por lo general son los facilitadores de ricos espacios de comunicación entre docentes, estudiantes y recursos educativos (Bureš, 2006).

Un tema muy controvertido y discutido es la alta tasa de deserción que existe en estas modalidades por parte de los estudiantes (Arbaugh, & Duray, 2002) (Atiaja, 2016), por lo que se busca entender o determinar cuáles son los factores que inciden en esta problemática encontrada en estudiantes que usan EVEAs y participan en cursos con modalidades híbridas. Dentro de ellas, las más

destacables podrían ser: diferencias en estilos de aprendizaje, necesidades propias de cada estudiante, aplicación de diseños instruccionales inadecuados, falta de capacidades por parte del estudiante en autorregular su aprendizaje (Berrocoso, 2014) y, un aspecto muy importante, es que estas tecnologías proponen ambientes desafiantes que pueden desorientar o desanimar a muchos estudiantes (Haggard, 2013). También los estudiantes se sienten lejos de sus docentes y compañeros y no logran expresar sus emociones y barreras encontradas a lo largo del curso. Desde este panorama no muy alentador, surge una pregunta: ¿qué hacer para brindar entornos más personalizables a las necesidades emocionales del usuario que generen retroalimentación adecuada?

En este sentido es necesario investigar sobre el desarrollo de tecnología que brinde a los estudiantes un entorno cada vez más amigables y adaptado a las necesidades propias de cada uno de ellos.

Aprendizaje personalizado y tendencias de investigación

Dentro de la literatura cuando se habla de aprendizaje personalizado en modalidades híbridas, con mediación a través de tecnologías digitales, se han encontrado tres grandes tendencias en investigación: sistemas educativos adaptativos, tutores inteligentes (agentes) y estrategias que combinan estos enfoques. Se describen brevemente aquí para dar cuenta de las investigaciones ya realizadas.

En cuanto a tutores inteligentes se pueden mencionar investigaciones como las de (Schiaffino, Garcia, & Amandi, 2008), en la que se generó un agente inteligente que proporciona asistencia personalizada a los estudiantes en modalidades de *e-learning*, *eTeacher* observa

el comportamiento de un estudiante mientras están trabajando en un curso en línea y construye automáticamente el perfil del mismo, que comprende su estilo de aprendizaje e información sobre su desempeño, sugiriéndole, por ejemplo, cursos de acción personalizados. Otros autores como (Grawemeyer et al., 2017) desarrollaron un sistema para mejorar el compromiso y el aprendizaje mediante retroalimentación formativa basados en los estados emocionales del estudiante, denominado *iTalk2Learn*. Esta investigación se focalizó en abordar preguntas como: ¿cuándo se debe dar retroalimentación?, ¿qué debe contener la retroalimentación y cómo se la debe de dar? Se orientó a niños de 8 a 12 años, los estados emocionales se obtuvieron a través de la interacción del sistema con el usuario mediante el diálogo en voz alta a través de un micrófono.

Por otro lado, en cuanto a sistemas que combinan los dos enfoques se encuentra el trabajo de (Chao, Lin, Lin, & Tseng, 2012): un sistema de tutoría afectiva (ATS) utilizando la emoción y técnicas de reconocimiento para mejorar la interfaz afectiva, con el objetivo de mejorar el interés en el aprendizaje. Siguiendo esta perspectiva, (Weber & Brusilovsky, 2016) presentan un sistema educativo inteligente basado en la web denominado tutor inteligente e hipermedia adaptativa. Una investigación en la línea de *t-learning* es la desarrollada por (Baldassarri, Hupont, Abadía, & Cerezo, 2015) generando un sistema interactivo de televisión digital, que hace uso de la detección facial de emociones para dar información al tutor acerca del estado emocional de los estudiantes al realizar determinados ejercicios o tareas.

Las ideas e investigaciones expuestas, permiten vislumbrar que la asistencia y retroalimentación por parte de agentes pedagógicos virtuales, favorece los aprendizajes autorregulados y

complejos por parte de los estudiantes (Azevedo et al., 2016) (Mudrick, Rowe, Taub, Lester, & Azevedo, 2017), aunque su eficiencia depende de rastrear, modelar, y fomentar una retroalimentación inteligente y precisa (Kim & Baylor, 2016). En este sentido se observa el gran potencial que estos sistemas afectivos pueden brindar a la educación personalizada.

Medios para detectar emociones

Se han realizado muchos esfuerzos para reconocer las emociones haciendo uso de diferentes medios como expresiones faciales, señales de habla, fisiológicas como excitación automática, pulsaciones, presión sanguínea, resistencia de la piel, algunas actividades de electromiografía y postura (Shen, Wang, & Shen, 2009), con la finalidad de interpretar estas emociones para múltiples fines, entre ellos la educación, salud, seguridad y más. En la actualidad, se han dado cuenta de buenos resultados en la detección de emociones cuando se realiza de forma multimodal, es decir, combinando dos o más medios como se comenta a continuación.

Reconocimiento facial

El rostro es uno de los más ricos canales de expresión, el cual comunica emociones y señales sociales. Dentro de la literatura se suelen utilizar dos modelos que describen, explican y clasifican las expresiones faciales y sus emociones, por un lado, el modelo categórico y por el otro, el modelo continuo o dimensional, el primero usa etiquetas o clasificadores para establecer la emoción dentro de categorías específicas como alegría, ira, sorpresa, miedo, disgusto y tristeza (Ekman & Rosenberg, 2005), el segundo en cambio explica cómo las emociones pueden ser vistas en un espacio continuo en el cual se pueden representar infinidad de puntos e intensidades como lo mencionan (Russell, 1980;

Posner, Russell, & Peterson, 2005).

En cuanto al modelo categórico, una de las primeras investigaciones realizadas fue el Sistema de Codificación de Acción Facial (FACS) creados por (Ekman & Friesen, 1978), que se ha convertido en la taxonomía más objetiva y ampliamente utilizada para muchas investigaciones que buscan desarrollar algoritmos y tecnología que detecta las emociones básicas en tiempo real con distinto nivel de precisión, como las realizadas por (Lin, 2006; Anderson & McOwan, 2006; Happy, George, & Routray, 2012).

En este sentido podría considerarse que el reconocimiento facial puede ser un gran aliado a la hora de desarrollar tecnología para un EVEA, ya que el estudiante va a estar siempre en frente del PC, usualmente con una cámara, por lo que este medio puede brindar información de gran calidad para detectar el estado emocional del mismo combinado con otras estrategias.

Hay que mencionar que dentro de los EVEAs existen algunos inconvenientes que hacen que el reconocimiento facial en ambientes reales como hogares, oficinas y otros sean susceptibles a fallos, debido a: ubicación de la cámara, iluminación insuficientes o desigual en el rostros, movimientos bruscos del usuario que hagan que salga del umbral de la cámara, calidad en la resolución de la cámara (Landowska, Brodny, & Wrobel, 2017), es así que una alternativa a solucionar esta problemática es combinarlo con otro medio no intrusivo para corroborar los datos obtenidos mediante reconocimiento facial.

Reconocimiento vocal

(Ringeval et al., 2015) exponen que el reconocimiento de las emociones por medio del

habla juega un papel importante en la interacción persona - ordenador, contribuyendo de manera significativa en su interacción, permitiendo que los algoritmos detecten emociones como ira, estrés, o nivel de frustración. Una de las técnica desarrollada por (Chen, Mao, Xue, & Cheng, 2012) proponen un modelo para clasificar las seis emociones básicas en el habla, utilizando la tasa de Fisher. Asimismo, algunos estudios indagaron sobre la combinación de características acústicas y características lingüísticas (lenguaje y discurso) para mejorar el rendimiento del reconocimiento de las emociones a través de la voz (Schuller, Villar, Rigoll, & Lang, 2005; Bjorn Schuller et al., 2015; Kim, Hyun, Kim, & Kwak, 2009). Es así que este medio, podría ser implementado mediante tecnologías que busquen obtener emociones de los estudiantes dentro de un EVEA de manera no intrusiva.

Reconocimiento mediante señales fisiológicas

Numerosos hallazgos en psicofisiología sugieren que la activación del sistema nervioso autónomo cambia cuando se producen emociones, por este motivo una técnica muy utilizada es la electroencefalografía (EEG), que proporciona una prueba invisible de la activación o excitación afectiva (Mauss & Robinson, 2009; Savran et al., 2006). Las señales fisiológicas pueden obtenerse a través de diferentes dispositivos y sensorizando diferentes partes del cuerpo, como: la respuesta galvánica de la piel (Chanel, Ansari-Asl, & Pun, 2007), la electromiografía (Haag, Goronzy, Schaich, & Williams, 2004), el volumen sanguíneo (Caciopo, Berntson, Larsen, Poehlmann, & Ito, 2000), la temperatura de la piel (Levenson, 2003), el electrocardiograma (Mallan & Lipp, 2007) o la frecuencia respiratoria (Haag et al., 2004). Muchas investigaciones han utilizado estos medios para reconocer las emociones en base a sus respuestas conductuales y fisiológicas, ya que los datos que

se extraen son muy fiables. Esta situación ha conllevado múltiples trabajos, como *EmoRate* que reconoce la emoción en tiempo real de un usuario mientras ve una película (Sourina & Liu, 2015), o, por su parte (Brown, Grundlehner, & Penders, 2011) diseñaron un sistema inalámbrico de monitoreo mediante señales EEG que mide la valencia emocional del usuario, aunque en el campo práctico implementar esta tecnología en un EVEA es muy complejo, ya que como idea fundamental se busca detectar emociones en los estudiantes de manera no intrusiva, además de que los dispositivos hardware son muy específicos como para encontrarlos en los hogares de estudiantes.

Reconocimiento multimodal

Hace algún tiempo muchas investigaciones han incorporado el reconocimiento de las emociones de manera multimodal, combinando reconocimiento visual, auditivo, fisiológico y otros (D'mello & Kory, 2015). A continuación, se dan a conocer algunas de las modalidades que se podrían implementar para reconocer emociones de manera no intrusiva dentro del uso de un EVEA.

La mayor parte de las investigaciones han combinado los medios facial y auditivo, como los casos de (Chen & Huang, 2000; Zhang et al., 2014), esta combinación audiovisual ha generado datos más fiables que solo realizarlos de manera unimodal, solucionando problemas como en la detección del rostro que es sensible ante un movimiento brusco de la cabeza o factores como iluminación, en el reconocimiento del habla se ve afectado por ruido del entorno, es así que la fusión de estos medios brinda información complementaria con mejores resultados (Zeng, Pantic, Roisman, & Huang, 2009).

Otros autores como (Castellano, Kessous, &

Caridakis, 2008) extraen ocho emociones mediante la combinación de reconocimiento facial, postura del cuerpo y la voz, extrayendo una serie de características de cada modalidad y combinándolas en un vector de características para la obtención de resultados con un 10% de mejora que hacerlo de forma unimodal. En esta misma línea (Gunes & Piccardi, 2009) o (Barros, Jirak, Weber, & Wermter, 2015) combinan el reconocimiento facial y de la postura del corporal, con resultados mayores a la obtención de información de manera unimodal.

(Tsihrintzis et al., 2008; Epp, Lippold, & Mandryk, 2011; Nahin, Alam, Mahmud, & Hasan, 2014; Rajput & Vijayavargiya, 2015) buscaron mejorar el reconocimiento de las emociones mediante el uso de información complementaria por medio del teclado, en base al análisis de patrones mecanográficos y el tipo de textos escritos. En este sentido (Khanna, Sasikumar, & Mumbai, 2010) encontraron que la velocidad con la que se escribe disminuye cuando las personas están en estado emocional negativo como la tristeza, por otra parte (Khan, Brinkman, & Hierons, 2013) realizaron una investigación empírica en dos estudios concluyendo que es posible determinar el estado del ánimo de los usuarios mediante la interacción con el teclado y el ratón. Autores como (Rajput & Vijayavargiya, 2015) analizaron el patrón de escritura del individuo, estableciendo un estado mental y en base a ese análisis obtienen el estado emocional del usuario.

De igual manera, existe otro campo de investigación dedicado al análisis de sentimientos basado en estudio de las opiniones y emociones que se transmiten por texto (Ebert, 2017). Aunque normalmente se lo aplica para efectos comerciales, podría ser utilizado dentro del campo educativo, ya que muchos estudiantes dejan sus comentarios

y opiniones en foros, blogs y más elementos que contienen los EVEAs, al respecto se ha realizado algunas tentativas por aplicarlas en el campo educativo tal es el caso de (Rani & Kumar, 2017; Barrón-Estrada, Zatarain-Cabada, Oramas-Bustillos, & González-Hernández, 2017), con la finalidad de determinar los criterios y emociones que muestran los estudiantes en torno a la calidad de un curso, sus expectativas, las experiencias de aprendizaje y más.

Software para el reconocimiento de emociones

Durante estos últimos años las investigaciones y avances en herramientas para el reconocimiento automático de emociones ha sido impresionante, desarrollándose múltiples sistemas reconocedores (Calvo & D'Mello, 2010; D'mello & Kory, 2015). A continuación, se detallan algunos de ellos.

Empresas como (IMOTIONS Inc, 2016) ponen a disposición una serie de aplicaciones a nivel de *software* y de *hardware* para la detección de emociones como: análisis de expresiones faciales, registro visual, EEG, GSR, y más. Empresas como AFECTIVA ponen a disposición *AFFDEX (SDK)* (Mcduff et al., 2016), que es un kit de herramientas de reconocimiento de emociones en tiempo real, que puede codificar automáticamente las expresiones de varias personas, está disponible para las plataformas móviles y de escritorio más populares, reconoce las 6 emociones básicas establecidas por (Ekman & Friesen, 1978). También empresas como (EYERIS, 2016) desarrollan soluciones de reconocimiento facial en cuanto a las seis emociones básicas, más la neutral con su *software* denominado *Emovu*, la empresa Noldus con su *software FaceReader* (Noldus Inc, 2016), cada una de estas tecnologías cuenta con una *API* para incorporarse en *software* de terceros.

Es evidente que las emociones desempeñan un papel muy importante en el aprendizaje, la percepción, la toma de decisiones y muchos otros procesos que anteriormente se creían propiamente racionales, hoy se conoce que la cognición es influenciada de manera significativa por la emoción, en este sentido se da la necesidad de profundizar más sobre el entendimiento del papel de las emociones en el proceso de enseñanza y aprendizaje.

El manejo de las emociones puede ser un vehículo increíble para potenciar o inhibir el aprendizaje, por lo que es imprescindible profundizar aún más el conocimiento en torno a las emociones humanas, y su papel sobre el aprendizaje, debido a que paradigmas establecidos se vienen desechando, entre estos que las emociones negativas tales como confusión, frustración, aburrimiento no necesariamente afectan el aprendizaje, es decir un estudiante cuando realiza procesos de aprendizaje complejo probablemente va a sentir esas emociones que con esfuerzo lo superará llevándolo a aprendizajes efectivos, por tanto es necesario ahondar acerca de cuáles son beneficiosas para el aprendizaje y cuáles no.

Pese a que cada vez se va logrando mejores resultados en el reconocimiento de las emociones humanas, todavía existen serios inconvenientes en que las investigaciones salgan del laboratorio y puedan incorporarse en entornos reales como hogares y centros de estudio, entornos virtuales de enseñanza y aprendizaje, MOOCS, priorizando el uso de medios no intrusivos.

Uno de los retos de la computación afectiva en torno a la educación, es acortar la brecha de comunicación entre las personas y los sistemas informáticos, plataformas de enseñanza y aprendizaje y brindar una forma de interacción

III. CONCLUSIONES

basados en el lenguaje no verbal; por otro lado, mejorar la capacidad a estos sistemas de modificar su comportamiento que promueva empatía con el estudiante, logrando con esto la personalización del aprendizaje y adaptarse a las capacidades propias de cada usuario.

El vertiginoso crecimiento de las TICs, así como el auge de nuevas modalidades de aprendizaje como e-learning, b-learning y m-learning, MOOCS, hay brindado la oportunidad de que el aprendizaje se masifique a través de la web de forma democrática a usuarios ávidos de conocimiento, esta oportunidad de aprendizaje es un desafío constante para estas tecnologías y modalidades de aprendizaje debido a que existen muchos detractores que ponen en tela de duda la aceptación, credibilidad, calidad, evaluación, los resultados de aprendizaje, es ahí donde la computación afectiva toma mucha fuerza debido a que un objetivo de la misma es brindar entornos personalizados y empáticos acordes con las necesidades y capacidades propias de cada estudiante dejando de lado métodos generalistas, expositivos y conductistas muy utilizados en la actualidad y que no han logrado los resultados esperados.

IV. BIBLIOGRAFÍA

- Anderson, K., & McOwan, P. W. (2006). A real-time automated system for the recognition of human facial expressions. *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions On*, 36(1), 96–105. <https://doi.org/10.1109/TSMCB.2005.854502>
- Arbaugh, J. B., & Duray, R. (2002). Managing the on-line classroom: a study of technological and behavioral characteristics of web-based MBA courses. *Journal of High Technology Management Research*, 13, 203–223.
- Atiaja, A. (2016). Los MOOCs: evolución, problemas y perspectivas hasta el 2015, 5(3), 105–123.
- Azevedo, R., Martin, S. A., Taub, M., Mudrick, N. V., Millar, G. C., & Grafsgaard, J. F. (2016). Are Pedagogical Agents' External Regulation Effective in Fostering Learning with Intelligent Tutoring Systems? In A. Micarelli, J. Stamper, & K. Panourgia (Eds.), *Intelligent Tutoring Systems: 13th International Conference, ITS 2016, Zagreb, Croatia, June 7-10, 2016. Proceedings* (pp. 197–207). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-39583-8_19
- Bachiller, C., Hernández, C., & Sastre, J. (2010). Collaborative Learning, Research and Science Promotion in a Multidisciplinary Scenario: Information and Communications Technology and Music. *Engineering Education*, 1–8.
- Baker, R. S. J. D., Mercedes, M., Rodrigo, T., & Xolocotzin, U. E. (2007). The Dynamics of Affective Transitions in Simulation Problem-Solving Environments. *Lncs*, 4738, 666–677. https://doi.org/10.1007/978-3-540-74889-2_58
- Baldassarri, S., Hupont, I., Abadía, D., & Cerezo, E. (2015). Affective-aware tutoring platform for interactive digital television. *Multimedia Tools and Applications*, 74(9), 3183–3206. <https://doi.org/10.1007/s11042-013-1779-z>
- Barrón-Estrada, M. L., Zatarain-Cabada, R., Oramas-Bustillos, R., & González-Hernández, F. (2017). Sentiment Analysis in an Affective Intelligent Tutoring System. *International Conference on Advanced Learning Technologies*. <https://doi.org/10.1109/ICALT.2017.137>
- Barros, P., Jirak, D., Weber, C., & Wermter, S. (2015). Multimodal emotional state recognition using sequence-dependent deep hierarchical features. Retrieved from https://ac.els-cdn.com/S0893608015001847/1-s2.0-S0893608015001847-main.pdf?_tid=1cb05188-b92a-11e7-9dfa-00000aacb362&acdnat=1508897798_4141fafbdeaf2e457f1e1a2c91b57208
- Berrocoso, V. (2014). Redalyc.MOOCs: Una visión crítica desde las ciencias de la educación, 18.
- Bradbury, A. E., Taub, M., & Azevedo, R. (2017). The Effects of Autonomy on Emotions and Learning in Game-Based Learning

- Environments. *Cognitive Science*, 1666–1671.
- Brown, L., Grundlehner, B., & Penders, J. (2011). Towards wireless emotional valence detection from EEG, 2188–2191.
- Bureš, V. (2006). Communication Problems in a Virtual Environment. In University of Hradec Kralove (Ed.), *Rokitanskeho* (pp. 2004–2006). Czech Republic.
- Caciopo, J., Berntson, G., Larsen, J., Poehlmann, K., & Ito, T. (2000). The Ppsychophysiology of Emotion. In *The Handbook of emotion* (pp. 173–191).
- 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. <https://doi.org/10.1109/T-AFFC.2010.1>
- Castellano, G., Kessous, L., & Caridakis, G. (2008). Emotion Recognition through Multiple Modalities: Face, Body Gesture, Speech. In C. Peter & R. Beale (Eds.), *Affect and Emotion in Human-Computer Interaction: From Theory to Applications* (pp. 92–103). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-85099-1_8
- Chanel, G., Ansari-Asl, K., & Pun, T. (2007). Valence-arousal evaluation using physiological signals in an emotion recall paradigm. *Conference Proceedings - IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, (December), 2662–2667. <https://doi.org/10.1109/ICSMC.2007.4413638>
- Chao, C. J., Lin, H. C. K., Lin, J. W., & Tseng, Y. C. (2012). An affective learning interface with an interactive animated agent. *Proceedings 2012 4th IEEE International Conference on Digital Game and Intelligent Toy Enhanced Learning, DIGITEL 2012*, 221–225. <https://doi.org/10.1109/DIGITEL.2012.60>
- Chen, L., Mao, X., Xue, Y., & Cheng, L. L. (2012). Speech emotion recognition: Features and classification models. *Digital Signal Processing: A Review Journal*, 22(6), 1154–1160. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2012.05.007>
- Chen, L. S., & Huang, T. S. (2000). Emotional expressions in audiovisual human computer interaction. *Multimedia and Expo, 2000. ICME 2000. 2000 IEEE International Conference On, 1(2)*, 423–426 vol.1. <https://doi.org/10.1109/ICME.2000.869630>
- D’Mello, S., & Graesser, A. (2011). The half-life of cognitive-affective states during complex learning. *Cognition and Emotion*, 25(7), 1299–1308. <https://doi.org/10.1080/02699931.2011.613668>
- D’mello, S. K., & Kory, J. (2015). A Review and Meta-Analysis of Multimodal Affect Detection Systems. *ACM Computing Surveys*, 47(3), 1–36. <https://doi.org/10.1145/2682899>
- D’Mello, S., Lehman, B., Pekrun, R., & Graesser, A. (2014). Confusion can be beneficial for learning. *Learning and Instruction*, 29, 153–170. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2012.05.003>
- Ebert, S. (2017). ARTIFICIAL NEURAL NETWORK METHODS APPLIED TO SENTIMENT ANALYSIS.
- Ekman, P., & Friesen, W. (1978). *Facial Action Coding System: A technique for the measurement of facial movements*. Consulting Psychologist. Palo Alto (CA).
- Ekman, & Rosenberg, E. (2005). *What the Face Reveals: Basic and Applied Studies of Spontaneous Expression Using the Facial Action Coding System (FACS)* (2nd editio). New York.
- Epp, C., Lippold, M., & Mandryk, R. L. (2011). Identifying emotional states using keystroke dynamics. *Proceedings of the 2011 Annual Conference on Human Factors in Computing Systems - CHI '11*, 715–724. <https://doi.org/10.1145/1978942.1979046>
- EYERIS. (2016). EmoVu. Retrieved from <http://emovu.com/e/>
- Graesser, A., Chipman, P., King, B., McDaniel, B., & D’Mello, S. K. (2007). Emotions and Learning with Auto Tutor. *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, 158, 569.
- Grawemeyer, B., Mavrikis, M., Holmes, W., Gutiérrez-Santos, S., Wiedmann, M., & Rummel, N. (2017). Affective learning: improving engagement and enhancing learning with affect-aware feedback. *User*

- Modeling and User-Adapted Interaction*, 27(1), 119–158. <https://doi.org/10.1007/s11257-017-9188-z>
- Gunes, H., & Piccardi, M. (2009). Automatic temporal segment detection and affect recognition from face and body display. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 39(1), 64–84. <https://doi.org/10.1109/TSMCB.2008.927269>
- Haag, A., Goronzy, S., Schaich, P., & Williams, J. (2004). Emotion Recognition Using Biosensors: First Steps towards an Automatic System. *Affective Dialogue Systems, i*, 36–48. https://doi.org/10.1007/978-3-540-24842-2_4
- Haggard, S. (2013). The Maturing of the MOOC. *BIS Research Paper 130*, (130), 123. Retrieved from https://www.gov.uk/government/uploads/system/uploads/attachment_data/file/240193/13-1173-maturing-of-the-mooc.pdf
- Happy, S. L., George, A., & Routray, A. (2012). A real time facial expression classification system using Local Binary Patterns. *4th International Conference on Intelligent Human Computer Interaction (IHCI)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/IHCI.2012.6481802>
- Hernández-Sánchez, A. M., & Ortega-Maldonado, A. (2015). Hacia la personalización del e-Learning: La afectividad y su repercusión en el bienestar subjetivo. *Revista Lasallista de Investigación*, 12(2), 194–203.
- IMOTIONS Inc. (2016). Emotient Module_Facial Expression Emotion Analysis. Retrieved from <https://imotions.com/emotient/>
- Khan, I. A., Brinkman, W. P., & Hierons, R. (2013). Towards estimating computer users' mood from interaction behaviour with keyboard and mouse. *Frontiers of Computer Science*, 7(6), 943–954. <https://doi.org/10.1007/s11704-013-2331-z>
- Khanna, P., Sasikumar, M., & Mumbai, K. N. (2010). Recognising Emotions from Keyboard Stroke Pattern. *International Journal of Computer Applications*, 11(9), 975–8887. <https://doi.org/10.5120/1614-2170>
- Kim, E. H., Hyun, K. H., Kim, S. H., & Kwak, Y. K. (2009). Improved emotion recognition with a novel speaker-independent feature. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 14(3), 317–325. <https://doi.org/10.1109/TMECH.2008.2008644>
- Kim, Y., & Baylor, A. L. (2016). Research-Based Design of Pedagogical Agent Roles: A Review, Progress, and Recommendations. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26(1), 160–169. <https://doi.org/10.1007/s40593-015-0055-y>
- Kort, B., & Reilly, R. (2002). Analytical Models of Emotions, Learning and Relationships: Towards an Affect-sensitive Cognitive Machine. *Virtual Worlds Simulation Conference*, 1–15.
- Landowska, A., Brodny, G., & Wrobel, M. R. (2017). Limitations of emotion recognition from facial expressions in e-learning context. *CSEDU 2017 - Proceedings of the 9th International Conference on Computer Supported Education*, 2(Csedu), 383–389. <https://doi.org/10.5220/0006357903830389>
- Levenson, R. W. (2003). Blood, Sweat, and Fears: The Autonomic Architecture of Emotion. In *Emotions inside out: 130 years after Darwin's: The expression of the emotions in man and animals*. (pp. 348–366). Levenson, Robert W.: Institute of Personality and Social Research, University of California, Berkeley, 4143 Tolman Hall #5050, Berkeley, CA, US, 94720-5050, boblev@socrates.berkeley.edu: New York Academy of Sciences.
- Lin, D. (2006). Facial expression classification using PCA and hierarchical radial basis function network. *Journal of Information Science and Engineering*, 1046(November 1999), 1033–1046. Retrieved from <http://>