

Experiencia Afectiva de Usuario (UAX): Modelo desde sensores biométricos en aula de clase con plataforma gamificada de Interacción Gestual

Torres-Carrión, Pablo Vicente

Departamento de Ciencias de la Computación
Universidad Técnica Particular de Loja
Loja, Ecuador
pvtorres@utpl.edu.ec

González-González, Carina Soledad

Departamento de Ingeniería Informática y Sistemas
Universidad de la Laguna
La Laguna, Tenerife, España
cjgonza@ull.edu.es

Barba-Guamán, Luis Rodrigo

Departamento de Ciencias de la Computación
Universidad Técnica Particular de Loja
Loja, Ecuador
lrbarba@utpl.edu.ec

Torres-Torres, Andrea Cecilia

Universidad Técnica Particular de Loja
Loja, Ecuador
actorres@utpl.edu.ec

Abstract— La computación afectiva permite la sensibilización de la interacción humano computador, validando el estado emocional del usuario. Los niños en el ambiente escolar tienden a cambiar muy fácilmente su estado emocional por factores externos o propios de la sensibilidad de su edad. Se propone UAX como enfoque general para conocer el estado emocional del alumno durante su estimulación en el aula de clase gamificada con apoyo de una plataforma de interacción gestual TangoH. La validación es asíncrona, apoyada en datos fisiológicos obtenidos de sensores, desde los cuales se establece de forma objetiva la valoración emocional del alumno. El planteamiento se sostiene en dos fases: la primera fase contiene 3 momentos: Interacción, Pre-Procesamiento y resultados intermedios; la segunda fase refiere a una matriz general para la comparación de *Emotion Data* y un proceso para seleccionar el mejor modelo de *ML* aplicando las curvas de ROC. Se presenta resultados obtenidos a partir de datos simulados de interacción, siguiendo los parámetros y formatos de datos estándares devueltos por sensores de este tipo.

Keywords— *User affective experience, gaming experience, gestural interaction, artificial intelligence.*

I. INTRODUCCIÓN

La computación afectiva se expande, y en el ámbito educativo es necesario establecer métodos prácticos para la validación de usabilidad de los recursos didácticos digitales diseñados para el aula de clase, en donde la variación del estado emocional facilita o limita el proceso de aprendizaje, por lo cual la inteligencia emocional es continuamente estimulada por los docentes para propiciar un mejor ambiente de enseñanza-aprendizaje. En este contexto surge User Affective Experience (UAX) como una sub área emergente de la ciencia, relacionada a Human Computer Interaction (HCI) User Experience (UX), con énfasis en estudiar las emociones del usuario en los diversos ámbitos de la

interacción[1]. Navarro[2] explica que la interacción gestual permite mantener la atención del estudiante en el logro de objetivos de forma divertida. El reporte Horizon 2020 [3] considera que la interacción gestual es una de las tecnologías emergentes aplicables a la educación. Los recursos didácticos gamificados generan cambios afectivos, especialmente con la interacción gestual, por lo tanto la variación emocional debe ser evaluada a partir de tales entornos.

El documento presenta un estudio teórico introductorio de las emociones básicas, sosteniéndonos en la propuesta de Paul Ekman [4] y otros investigadores, cuyas investigaciones son base para nuevos proyectos de investigación y productos de software. Se presenta UAX como un área emergente de la ciencia[1], relacionando investigaciones de UX con análisis de emociones, y para nuestro estudio en ambientes educativos, en particular desde entornos de interacción gestual. Como punto central se describe este enfoque de UAX, que comprende dos fases: la primera dividida en tres momentos: un conjunto de fuentes de entrada de datos durante la interacción, que luego de ser organizados pasan por un procesamiento (algoritmos de Machine Learning en la mayoría de caso) para obtener datos de la variación de emociones en ventanas de tiempo almacenadas en una Base de Datos local junto a los modelos de ML; la segunda comprende dos productos: un modelo estadístico basado en una matriz de correlación para los datos de la fase 1, para mostrar la estimación del estado emocional general desde un modelo unificado, y un Model Selector basado en curvas ROC. Al final están las conclusiones, limitantes y trabajos futuros realizarse desde la propuesta planteada.

II. UAX COMO UN CAMPO EMERGENTE DE LA CIENCIA

A. Teoría de Emociones Básicas

Las emociones básicas, desarrolladas de forma teórica por Ekman[4], Niedenthal[5], Panksepp[6], Izard[7], Shaver et al.[8], entre otros, fueron planteadas como una estructura inicial,



y son base que sostiene la gran mayoría de estudios de la computación afectiva. Abarcan metodologías basadas en expresiones faciales de seres humanos adultos (Ekman), comportamiento de humanos (Izard, Niedenthal), respuestas conductuales a estimulación cerebral (Pankseep) y una clasificación de palabras que expresan emociones (Shaver et al.). Harmon-Jones[9] expone de forma general un compendio de emociones básicas teniendo en cuenta los estudios previos: enfado, asco, miedo, ansiedad, tristeza y alegría/felicidad. El análisis de emociones se consolida como una de las líneas de trabajo emergentes de la Interacción Humano-Computador (HCI).

B. UAX en la ciencia

Al tratarse de un ámbito emergente, es poco el trabajo existente en la literatura científica; Buck et al.[1] proponen la etimología UAX por primera vez. El diseño afectivo y cognitivo envuelve un amplio rango de áreas del conocimiento, incluida ingeniería del diseño, factores humanos y ergonomía, Psicología de la ingeniería, marketing e interacción personaordenador [10]. Zhou[11] nos explica como evaluar UX desde el estado emocional y su influencia en la perspectiva de evaluación de UX a través de la configuración de parámetros afectivos que forman parte del diseño; también propone la evaluación teórica de tres diferentes estados afectivos y dos diferentes necesidades, obteniendo un modelo jerárquico bayesiano[12]. En el ámbito experimental, varios autores [1] miden UAX en una población de 400 participantes, observando su comportamiento ante los errores de mensaje que aparecen durante el uso del computador, logrando asociar cuarenta y cinco niveles de emociones y las relacionan con los diversos errores de software y alertas de actualizaciones. UAX ha sido visto de forma indirecta desde UX con un componente dentro de la evaluación que refiere al ámbito afectivo, empero no como un eje transversal del mismo.

C. UAX en entornos gamificados de Interacción Gestual

Los entornos gamificados y de interacción gestual disponen a UAX de una continua fuente de datos potenciales de estudio. Las comunidades de investigadores en HCI reconocen la importancia del factor emocional durante el diseño y desarrollo de videojuegos, planteando como objetivo reconocer el estado emocional del jugador para integrar una representación personal en el contexto del juego, haciendo que sea parte integral de la narrativa del videojuego[13]. Esto se amplifica en entornos de interacción gestual, donde los recursos gamificados tienen uso educativo, recreativo y de rehabilitación [14], disponiendo de una gran variedad de sensores para la toma de datos. Yiing Ng [15] clasifica en cinco los aspectos de la interface afectiva de un juego: retos, estética y visualización, narrativa, usabilidad e interface, y flujo; y expone además tres métodos no invasivos de medición de la interacción: *físicas* (movimiento corporal y gestual, capturado en cámaras y sensores), *fisiológicos* (piel, presión sanguínea, latidos del corazón y ondas cerebrales, medidas desde *affective wearables*) y *observacionales* (facial, vocal y de expresiones gestuales); las dos primeras propuestas permiten una valoración objetiva y de estas se ha planteado el trabajo con los sensores fisiológicos.

D. Tango:H. Plataforma Gamificada de Interacción Gestual

Como plataforma de interacción gestual se ha valorado y resultado favorable Tango:H. Esta herramienta nace en el año 2013 como un trabajo conjunto entre ULL e ITER de Santa Cruz de Tenerife [16], dividida de forma estratégica en dos módulos principales: Designer y Cliente. El primero permite el desarrollo de los ejercicios de interacción en tres formatos: emparejamiento, secuencia y clasificación; y el segundo la configuración de los perfiles de usuario y ejecución de cada ejercicio según la planificación del profesor. El sustento técnico y experimental para evaluar las características lúdicas y de gamificación que dispone esta plataforma la realiza González-González et al. [17] con el estudio de la aplicación experimental en un ambiente educativo en aulas hospitalarias realizado en las islas canarias durante los años 2015-2016; detalla que cada recurso individual de interacción está compuesto por (de menor a mayor): *punto de contacto* (disponibles desde MS Kinect), *objetivo* (imagen o región de la pantalla), *etapa* (conjunto de objetivos), *paso* (conjunto de etapas, puede ser secuencial o aleatorio), y a nivel macro *ejercicio* (archivo que contiene todos los recursos). La plataforma dispone de dos modos de juego: solo y pareja. Los elementos de juego disponibles en la plataforma son:

- Puntos
- Registro de líderes
- Estatus del jugador
- Retroalimentación
- Logros
- Niveles
- Personalización de avatar
- Satisfacción de Usuario

La validación fue conducida por expertos, siguiendo en el diseño una metodología centrada en usuario, y evaluando jugabilidad, usabilidad y funcionalidad[17]. Esta plataforma ha sido ya utilizada en otros estudios referentes a educación y rehabilitación, destacando en todos los casos su facilidad de manejo y diseño, así como la considerable respuesta afectiva de los estudiantes durante su estimulación. Todas estas consideraciones permitieron la selección de la plataforma *Tango:H* como espacio de diseño de los ejercicios y puesta en marcha de la solución propuesta en este estudio.

III. ENFOQUE PROPUESTO DE UAX EN ENTORNOS DE INTERACCIÓN GESTUAL

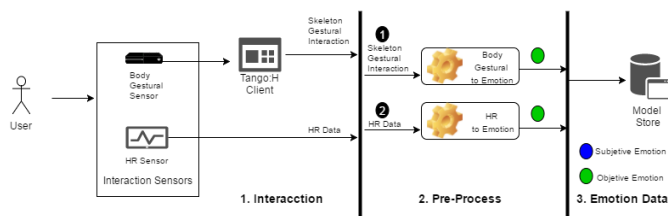
Desde UAX se propone un proceso para el tratamiento de la información proveniente de la interacción gestual, que permita conocer el estado emocional del usuario durante la sesión de trabajo. La propuesta inicial es asíncrona, es decir se obtiene los datos y se almacenan para un posterior tratamiento de análisis. Consta de dos fases secuenciales a nivel general, teniendo como objetivo en la primera la disposición de los resultados en un formato estándar de datos válido para en la segunda realizar análisis y propuestas de investigación con algoritmos de ML que permitan mejorar el diseño de recursos de interacción y la validación de Tango:H desde estos nuevos



Identify applicable sponsor/s here. If no sponsors, delete this text box (sponsors).

A. Fase 1: Recolección de Datos

Esta fase está compuesta de tres momentos continuos de estudio; se inicia con el proceso de interacción que requiere una preparación preliminar de recursos y la captura de las características del usuario; pasamos luego al procesamiento (con o sin Machine Learning), que para su estandarización (en los casos de requerirlo) se sugiere la metodologías CRISP-DM; los resultados son obtenidos bajo un formato estándar, organizados en ventanas de tiempo/emociones y modelos matemáticos correspondientes (ver Fig1). El formato estándar permite la posterior correlación entre la variedad de insumos de entrada generados.



Figural: Fase1 – Recolección de Datos

1) Momento de Interacción

El momento de interacción requiere una fase previa de planificación (no expuesta en este trabajo) para la preparación del escenario, recursos didácticos de interacción (Tango:H Designer), configuración y calibración de sensores para captura de datos, configuración de sistema de interacción(Tango:H cliente) para características de usuario, y adecuación de los sistemas de almacenamiento de información. Las fuentes de entrada de datos consideradas son dos: sensor de lectura de gestos corporales (desde MS Kinect u otro con similares características) y sensor de ritmo cardiaco. El modelo planteado es incremental, siendo posible agregar fuentes de data para el análisis, si en el momento 2 (Pre-Process) se extiende una técnica para transformar la data en un conjunto de emociones.

El método para conocer el estado emocional con resultados objetivos, fiables y mayor madurez en experimentación científica hace uso de sensores biométricos para obtener datos fisiológicos y neurológicos. El desarrollo de wearables y otros dispositivos de uso personal para monitorear HR y biodata ha fortalecido este campo de la ciencia [18], [19], cuya data es manejada siguiendo los patrones usados por médicos y psicólogos. En todos los casos la información debe ser etiquetada y organizada por cada usuario y sesión. La confidencialidad de la data está ligada de forma directa a las buenas prácticas éticas del tratamiento de información obtenida de personas; además de ello es necesario mantener medidas de contingencia y seguridad de la data como explica el estándar ISO 27001.

parámetros.

2) Momento de Pre Procesamiento

El análisis automático de sentimientos se divide en dos principales enfoques: basados en conocimiento y en aprendizaje automático. En 1995 Picard[10] expone que los computadores están iniciando a adquirir habilidades para expresar y reconocer afectos, y que pronto tendrán la habilidad de mostrar emociones, siendo ahora una tecnología emergente desde HCI.

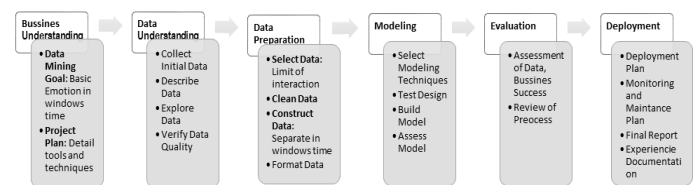


Figura2: Fases de Metodología CRISP-DM

Requiere el trabajo organizado y sistemático para convertir la data origen en datos clasificados en emociones básicas organizadas en ventanas de tiempo, que permitan visualizar la variación emocional del usuario. Existen varios algoritmos para la clasificación en Data Mining (DM) y Machine Learning(ML); estas soluciones están dispersas y requieren de un método para establecer una solución integral del estado emocional del usuario durante la interacción. Se propone utilizar una versión simplificada de la metodología *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) detallado en Figura2. Para el tipo de datos obtenidos desde el sensor HR, uno de los modelos de análisis más aplicados es *Logistic regression classifier*, un algoritmo de clasificación que mide la relación entre variables categóricas y una o más variables independientes; este modelo es de gran ayuda en *Deep learning* para construir árboles de redes neuronales. Para casos de usuarios especiales, cuando las métricas fisiológicas son muy singulares y no existe un *corpus* validado, es necesario crearlo y validarlo previamente para disponer de fuente de data fiable con los algoritmos de entrenamiento y evaluación.



3) Conjunto de Datos de Emociones

La organización de los datos en ventanas de tiempo es de gran importancia para la estructuración de la data, y su futura relación. Los datos fuente deben estar sincronizados en cuanto al tiempo específico de inicio del análisis. La cantidad de ventanas de tiempo no debe ser menor a tres, y se establece en base a al tiempo de interacción, cantidad de fuentes de origen de data, densidad de los datos en sus diversas formas y el requerimiento de precisión por parte del investigador; inclusive una posibilidad sería cada sección de tiempo que el usuario requiere para responder una pregunta o cumplir una tarea presente en un recurso didáctico.

La data resultante debe estar en un tipo de dato estándar que permita la relación de los diversos tipos de datos: CSV, LibSVM's format, xls or other Excel format, txt, ARFF from weka, sav from SPSS, structured dataset or another standard data type. En este momento, también se organizan todos los modelos obtenidos de las diversas técnicas en cada uno de los pre-procesos, siendo primordial la matriz de confusión: valores reales y predichos, organizados en verdaderos positivos, verdaderos negativos, falsos positivos y falsos negativos

B. Fase 2: Correlación de Resultados

Esta fase consolida los resultados previos, permitiendo establecer desde una matriz de correlación los resultados obtenidos con cada modelo, y establecer el mejor modelo de ML aplicando ROC curve. Estos resultados permiten establecer la mejor solución a implementar bajo cada una de las situaciones de interacción que puedan presentarse.

1) Método de Correlación Multivariante

La comparación establecida se realiza desde un enfoque gráfico y estadístico, relacionando la variación respecto de cada una de las emociones que ha presentado cada modelo y su fuente de datos. Esta comparativa se da a nivel de resultados específicos [18], realizando un análisis de correlación multivariante, a partir de la relación entre las clases (emociones) en las ventanas de tiempo en contraste con las distintas fuentes de datos (ver Fig3). Se requiere medir las variaciones cíclicas en una serie temporal de clases, aplicando el modelo y herramienta que estime el investigador, siendo el modelo *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) uno de los sugeridos por la cercanía con las necesidades del estudio.

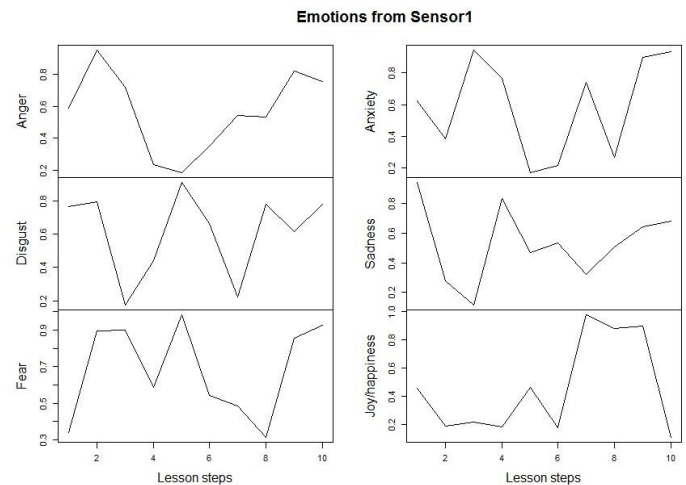


Figura 3: Detalle de emociones en ventanas de tiempo desde Sensor 1 (HR)

2) Modelo de Selección: Análisis de Curvas ROC

El Área bajo la curva de *Receiver Operating Characteristic* (ROC) es una de las medidas de bondad más aplicadas en ML y estadística, junto a la *tasa de clasificaciones correctas* y las *medidas tipo R²*. La curva ROC permite seleccionar los modelos posiblemente óptimos, en una representación de la sensibilidad (razón de verdaderos positivos) frente a la especificidad (razón de verdaderos positivos) para un sistema clasificador binario, disponible en una matriz de contingencia; el mejor modelo de predicción se situaría en la coordenada (x=0, y=1) y se conoce como *clasificación perfecta*, representando 100% de sensibilidad (sin Falsos Positivos - error tipo I) y 100% de especificidad (sin Falsos Negativos - error tipo II)[20]. En un estudio referente Lorincz [21] aplica análisis ROC en estudio de emociones básicas para comparar modelos basados en time-series kernels, logrando evidenciar el modelo con mejores resultados por cada emoción. Para interpretar las curvas ROC se han establecido los siguientes intervalos para los valores de AUC que van desde 0.5 a 1, como se muestra en la Figura 4.

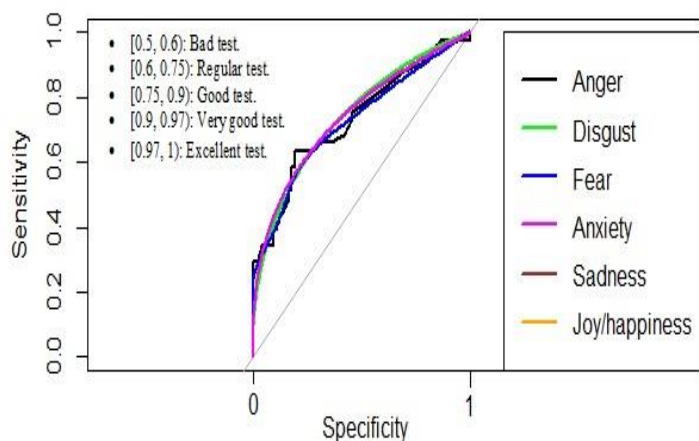


Figura 4. Resultados para curva ROC desde datos de Sensor 1 (HR)

El momento de interacción requiere una fase previa de planificación (no expuesta en este trabajo) para la preparación del escenario, recursos didácticos de interacción (Tango:H Designer), configuración y calibración de sensores para captura de datos, configuración de sistema de interacción (Tango:H cliente) para características de usuario, y adecuación de los sistemas de almacenamiento de información. Las fuentes de entrada de datos consideradas son dos: sensor de lectura de gestos corporales (desde MS Kinect u otro con similares características) y sensor de ritmo cardiaco. El modelo planteado es incremental, siendo posible agregar fuentes de data para el análisis, si en el momento 2 (Pre-Process) se extiende una técnica para transformar la data en un conjunto de emociones.

IV. CONCLUSIONES

Se presenta un enfoque de UAX aplicable al análisis de emociones durante la interacción gestual en un aula de clase con recursos didácticos gamificados. La aplicabilidad es general, sin embargo la data analizada a modo de prueba general ha sido relacionada a un sensor de ritmo cardiaco, que siguiendo la metodología de CRISP-DM ha permitido obtener como resultado un gráfico donde se detalla la variación de cada una de las 6 emociones básicas de Ekman en ventanas de tiempo relacionadas a cada una de las actividades realizadas por el estudiante. Se puede realizar un análisis visual del estado emocional durante toda la sesión. La metodología para el tratamiento de los datos puede variar a una más sencilla como KDD propuesta por Fayyad en 1995 compuesta de 5 fases; o SEMMA (Sample, Explore, Modify, Model, Assess) del Instituto SAS.

La curva ROC aplicada de forma individual a la data obtenida de un algoritmo y datos del sensor en ventanas de tiempo de una sesión, permite en primer momento realizar un análisis de la sensibilidad y especificidad del algoritmo con las seis emociones básicas. Aunque en el documento no se

muestra, se realiza además la comparativa entre algoritmos para establecer el que mejor se adapta a la data, y sea luego el que se aplique para fases posteriores de automatización y recomendación de recursos por usuario, no contempladas en el documento.

Se considera necesario continuar el estudio y ampliar el enfoque para un conjunto más amplio de sensores y fuentes de entrada de datos disponibles durante la interacción del usuario. Tango:H por su parte como herramienta ha facilitado el proceso de desarrollo de recursos y aplicación de los mismos para la intervención experimental.

AGRADECIMIENTO

Este trabajo cuenta con la ayuda de Fundación Carolina de España, a través de beca doctoral 2014 asignada a Pablo Torres-Carión. Los autores agradecen al grupo de investigación ITED de la ULL y al grupo de investigación i+IPC de la UTPL

REFERENCIAS

- [1] R. Buck, M. Khan, M. Fagan, and E. Coman, "The User Affective Experience Scale (UAX): A Measure of Emotions Anticipated in Response to Pop-Up Computer Warnings," *Int. J. Human-Computer Interact.*, p. null-null, Apr. 2017.
- [2] V. Navarro, C. S. Gonzalez, J. M. del Castillo, C. Quirce, and M. Cairós, "Un programa integrado juego motor-videojuego activo para desarrollar hábitos saludables," in *II Simposio Internacional de Políticas Educativas y Buenas Prácticas TIC*, 2013.
- [3] L. Johnson, S. Becker, V. Estrada, and A. Freeman, "NMC Horizon Report: 2015 K-12 Edition," Austin, TX, 2015.
- [4] P. Ekman, "Basic Emotions," in *Handbook of cognition and emotion*, T. Dalgleish and M. Power, Eds. Sussex: John Wiley & Sons Ltd., 1999, pp. 45-60.
- [5] P. M. Niedenthal, S. Krauth-Gruber, and F. Ric, *Psychology of emotion: Interpersonal, experiential, and cognitive approaches*. Psychology Press, 2006.
- [6] J. Panksepp, *Affective neuroscience: The foundations of human and animal emotions*. Oxford university press, 2004.
- [7] C. E. Izard, *The psychology of emotions*. Springer Science & Business Media, 1991.
- [8] P. Shaver, J. Schwartz, D. Kirson, and C. O'connor, "Emotion knowledge: further exploration of a prototype approach.," *J. Pers. Soc. Psychol.*, vol. 52, no. 6, p. 1061, 1987.
- [9] C. Harmon-Jones, B. Bastian, and E. Harmon-Jones, "The Discrete Emotions Questionnaire: A New Tool for Measuring State Self-Reported Emotions," *PLoS One*, vol. 11, no. 8, p. e0159915, 2016.
- [10] R. W. Picard, "Affective Computing," no. 321, pp. 1-16, 1995.
- [11] F. Zhou, B. Lei, Y. Liu, and R. J. Jiao, "Affective parameter shaping in user experience prospect evaluation based on hierarchical Bayesian estimation," *Expert Syst. Appl.*, vol. 78, pp. 1-15, Jul. 2017.

- [12] R. J. Feng Zhou, R. J. Yangjian Ji, and R. J. Jiao, "Prospect-Theoretic Modeling of Customer Affective-Cognitive Decisions Under Uncertainty for User Experience Design," *Human-Machine Syst. IEEE Trans.*, vol. 44, no. 4, pp. 468–483, 2014.
- [13] C. Magerkurth, A. D. Cheok, R. L. Mandryk, and T. Nilsen, "Pervasive games: bringing computer entertainment back to the real world," *Comput. Entertain.*, vol. 3, no. 3, p. 4, 2005.
- [14] C. S. González-González, P. Toledo-Delgado, M. Padrón, E. Santos, and M. Cairos, "Including gamification techniques in the design of Tango: H Platform," *J. Teknol. (Sciences Eng.*, vol. 63, no. 3, pp. 77–84, 2013.
- [15] Y. Y. Ng and C. W. Khong, "A review of affective user-centered design for video games," *User Science and Engineering (i-USER), 2014 3rd International Conference on*, pp. 79–84, 2014.
- [16] I. T. de E. R. ITER, *Tango:H. Manual de Usuario*. Santa Cruz de Tenerife - España: ITER, 2013.
- [17] C. S. González, P. Toledo, M. Padrón, E. Santos, and M. Cairos, "TANGO: H: Creating Active Educational Games for Hospitalized Children ^," pp. 135–142.
- [18] W. Wen, G. Liu, N. Cheng, J. Wei, P. Shangguan, and W. Huang, "Emotion Recognition Based on Multi-Variant Correlation of Physiological Signals," *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 5, no. 2. IEEE, PISCATAWAY, pp. 126–140, 2014.
- [19] C. D. Katsis, N. S. Katertsidis, and D. I. Fotiadis, "An integrated system based on physiological signals for the assessment of affective states in patients with anxiety disorders," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 6, no. 3, pp. 261–268, Jul. 2011.
- [20] T. Fawcett, "An introduction to ROC analysis," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 27, no. 8, pp. 861–874, 2006.
- [21] A. Lorincz, L. Jeni, Z. Szabo, J. Cohn, and T. Kanade, "Emotional expression classification using time-series kernels," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, 2013, pp. 889–895.

