

Computación Afectiva aplicada a la valoración emocional en contextos gastronómicos.

Jorge Ierache , Iris Sattolo, Gabriela Chapperón, Rocío Ierache, Facundo Nervo, Fernando Elkfury, Ramiro Nicolosi, Gonzalo Ponce.

Instituto de Sistemas Inteligentes y Enseñanza Experimental de la Robótica (ISIER)
Secretaría de Ciencia y Tecnología -Universidad de Morón

Cabildo 134, Buenos Aires, Argentina

jierache@unimoron.edu.ar

Resumen

Este proyecto de investigación aplicada se orienta a la captura de estados emocionales de personas interactuando en contextos gastronómicos, a través de un Framework Multimodal, con la capacidad de registrar datos tanto fisiológicos como biométricos, contribuye a reflejar el estado emocional con una mayor fidelidad que la obtenida cuando se utilizan pocos medios de recolección de datos o encuestas. Se pretende obtener información en un contexto multimodal, a fin de valorar el grado de placer-rechazo, e intensidad que se producen en una persona frente a diferentes comidas o alimentos.

Palabras clave: Computación Afectiva, Alimentación, Datos Biométricos, Datos Fisiológicos, Framework Multimodal, Neuromarketing.

Contexto

Este proyecto de investigación aplicada se presentó en la convocatoria PIO-UM, se radica en el Instituto de Sistemas Inteligentes y Enseñanza Experimental de la Robótica ISIER UM y capitaliza las bases iniciales del proyecto PING/17-03-JI-002 UM. Existen conjuntos de

imágenes de alimentos estandarizados con sus evaluaciones subjetivas. La base de imágenes de OLAF (Open Library of Affective Food) tiene el propósito específico de estudiar las emociones hacia la comida. Se ha argumentado que las evaluaciones de alimentos no son válidas entre individuos y grupos, a menos que los sentimientos hacia las señales alimentarias se comparen con los sentimientos hacia experiencias intensas no relacionadas con la comida, que sirven como puntos de referencia. Este proyecto continúa las líneas I+D del ISIER-UM; particularmente en el contexto de la computación cognitiva y afectiva, en este orden se desarrollaron investigaciones con el empleo de interface cerebro-máquina (BCI) aplicada a la domótica y a la robótica[1][2][3], influencia en el estado biométrico emocional de personas, explotación de datos electroencefalograma (EEG) y parámetros fisiológicos de usuarios interactuando en contextos virtuales[4][5], y valoración del grado de atención de alumnos en contextos áulicos[6].

Introducción

Rosalind Picard define a la computación afectiva como “la informática que se relaciona con las emociones, no sólo con

las consideradas más importantes, como la alegría o la tristeza, sino también con el interés, el aburrimiento o la frustración, que son las que se dan en relación con los ordenadores” [7]. Sandra Baldasarri plantea que “los sistemas “afectivos”, deben ser capaces de: a) capturar y reconocer los estados emocionales del usuario a través de mediciones sobre señales generadas en la cara, la voz, el cuerpo, o cualquier otro reflejo del proceso emocional que se esté llevando a cabo; b) procesar esa información clasificando, gestionando, y aprendiendo por medio de algoritmos que se encargan de recoger y comparar gran cantidad de casos, y que tienen en cuenta los estados emocionales del usuario y, en su caso, del ordenador; y, por último, c) generar las respuestas y las emociones correspondientes, que pueden expresarse a través de diferentes canales: colores, sonidos, robots, o personajes virtuales dotados de expresiones faciales, gestos, voz, etc.” [8] De acuerdo con los tipos de datos que se utilizan en los sistemas propuestos, pueden clasificarse en sistemas unimodales -los que exploran una sola fuente de datos-, y multimodal -los que combinan dos o más fuentes de datos-. Para deducir el estado emocional de un individuo en un contexto multimodal se tiene que registrar, simultáneamente, diversa información biométrica.

Como trabajos unimodales se pueden citar como ejemplo a: captura de rostro con cámaras o a través de videos [9],[10], [11]; captura de electrocardiograma (ECG) [12][13][14][15]; captura de cadencia de tecleo [16]; captura de rostro con posición de la cabeza [17]; captura de movimientos

de mouse, tecleo y micrófono [18][19].

Como trabajos multimodales que integran información fisiológica de diferentes fuentes se pueden citar a [20],[21].

En el uso de estados afectivos utilizando enfoques multimodales, existen distintos desafíos, como lo son: (a) decidir qué modalidades combinar; (b) recopilar datos de entrenamiento; (c) manejo de datos faltantes, manejo de diferentes tasas de muestreo e interdependencia de modalidades al construir modelos; (d) decidir cómo fusionar datos de diferentes modalidades; y (e) decidir cómo evaluar los estados emocionales. Particularmente en las líneas I+D de computación afectiva trabajamos con: EEG-BCI pasivos -los que recolectan información del estado del usuario (a partir de biomarcadores) con el objeto de evaluar/mejorar la interacción entre el hombre y el ambiente virtual, real o mixto-, sensores fisiológicos (ECG-Ritmo Cardíaco, Conductancia), Imágenes reales y de base de datos – IAPS [22] [23], OLAF [24], [25], encuestas SAM (*por sus siglas en inglés Self-Assessment Manikin*) [26], y el “circunflex model” de Russell [27].

Se reconoce ampliamente que la expresión afectiva humana consiste en una coordinación compleja de señales. Se espera que analizar múltiples señales y su interdependencia mutua produzca modelos que reflejen con mayor precisión la naturaleza subyacente de la expresión afectiva humana. Los enfoques multimodales contribuyen a mejorar la capacidad de detección de emociones, al basar sus decisiones en los distintos

canales disponibles.

Líneas de Investigación, Desarrollo e Innovación

Las líneas de I+D se centran en un framework multimodal para la captura de estados emocionales, con capacidad de registrar datos biométricos y fisiológicos de personas interactuando en contextos gastronómicos, a fin de facilitar la explotación de información, para la integración y desarrollo de aplicaciones en el contexto de la computación afectiva.

Resultados y Objetivos

Se espera alcanzar una valoración del grado de excitación-valencia (EEG), inferencia de estado emocional en función de la captura de rostro, y valoración SAM en contextos virtuales empleando imágenes del banco OLAF, imágenes propietarias, imágenes IAPS, en contexto reales de degustación empleando platos preparados en conjunto con imágenes (IAPS) previas y posteriores a la degustación. Sintéticamente esperamos ver el grado de placer-rechazo que produce una comida, en particular, en una persona.

En trabajos contribuyentes se desarrollaron frameworks con aplicación a contextos virtuales [5] y de educación [6], estas experiencias permiten plantear para este dominio gastronómico los siguientes objetivos específicos:

- Integrar interfaces BCI
- Integrar tracking de ojos
- Integrar sensores fisiológicos

Variación de Ritmo Cardíaco (HRV) y Respuesta Galvánica de la Piel (GSR).

- Integrar imágenes del contexto gastronómico, imagen del rostro del sujeto de estudio, y datos de inferencia de estado emocional.
- Integrar test de Rusell y encuesta SAM
- Capturar ambientes (imágenes OLAF, imágenes propietarias, o situaciones reales de degustación)
- Integrar herramientas de explotación de datos y descubrimiento de datos.

1. FORMACIÓN DE RECURSOS HUMANOS

Este proyecto cuenta con un investigador formado, un investigador en formación vincula una doctoranda en Ciencias Informáticas, una maestrada en Lenguajes y Sistemas Informáticos y una maestrada en marketing estratégico digital, y la participación de un Chef profesional Técnica superior en gastronomía. Como así también suma tres estudiantes de grado en el marco de las líneas de investigación del área de computación afectiva

Referencias

- [1] Ierache, J., Pereira, G., Iribarren, J., & Sattolo, I. (2012). Robot Control on the Basis of Bioelectrical Signals. En Robot Intelligence Technology and Applications 2012 (pp. 337-346). Korea: Springer
- [2] Ierache, J., Pereira, G., Sattolo, I., Guerrero, A., D'Alotto, J., & Iribarren, J. (2011). Control vía Internet de un Robot ubicado en un sitio remoto aplicando una Interfase Cerebro-Máquina. XVII CACIC 2011 (págs. 1373-1382). La Plata: REDUnci
- [3] Ierache, J., Nervo, F., Pereira, G., & Iribarren, J. (2014). Estado Emocional Centrado en Estímulos, Aplicando Interfase Cerebro-Máquina. XX CACIC, 2014. Bs.As.: REDUnci
- [4] Ierache, J., Cervino, C., Eszter, E., Fortin, D., & Castro Menna, A. (2018). Influencias del estado biométrico- emocional de personas interactuando en contextos de entornos virtuales. WICC, pp 785-789). Corrientes
- [5] Ierache, J., Nicolosi, R., Ponce, G., Cervino, C., & Eszter, E. (2018). Registro emocional de personas interactuando en contextos de entornos virtuales. XXIV CACIC 2018, (págs. 877-886). i
- [6] Ierache, J., Ponce, G., Nicolosi, R., Sattolo, I., & Chapperón, G. (2019). Valoración del grado de atención en contextos áulicos con el empleo de interfase cerebro-computadora. CACIC 2019, en prensa
- [7] Picard, R. (2000). Affective Computing. En T. M. press, Affective Computing (págs. 4-8). Cambridge Massachusetts: The Mit Press
- [8] Baldassarri, S. S. (15 de 9 de 2016). Computación afectiva: tecnología y emociones para mejorar la experiencia del usuario. Obtenido de <http://hdl.handle.net/10915/53441>
- [9] van der Haar, D. T. (2019). Student Emotion Recognition. International Conference on Human-Computer interaction (págs. 301-311). Springer Chan
- [10] Zatarain Cabada, R., Barron Estrada, M. L., Halor-Hernandez, G., & Reyes-García, C. A. (2014). Emotion Recognition in Intelligent Tutoring Systems. Mexican International Conference on Artificial Intelligence (págs. 494-504). Mexico: Springer
- [11] Wei-Long, Z., & Bao-Liang, L. (2015). Investigating Critical Frequency Bands and Channels for EEG-Based Emotion Recognition with Deep Neural Networks. En I. X. Library, IEEE Transactions on Autonomous Mental Development, vol. 7, no. 3, 9/ 2015 (págs. 162-175). IEEE
- [12] Agriafioti, F., Hatzinakos, D., & Anderson, K. (2012). «ECG Pattern Analysis for emotion detection. Transactions of affective computing (págs. 102-115). IEEE
- [13] Bong, S., Murugappan, M., & Yaacob, S. (2012). Analysis of Electrocardiogram (ECG) Signals for Human Emotional Stress Classification. International Conference on Intelligent Robotics, Automation, and Manufacturing (págs. 198-205). Springer
- [14] Rodríguez Aguiñaga, A., López Ramírez, M., & Baltazar Flores, M. (2015). Classification model of arousal and valence mental states by EEG signals analysis and Brodmann correlations. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, (págs. 1-9 volumen 6 | 6). SAI

- [15] Ali, M., MachoT, F., Mosa, A., & Kyamakya, K. (2016). A novel EEG-based emotion recognition approach for e- healthcare applications. 31st Annual ACM Symposium on Applied Computing (págs. 162-164). Pisa Italia: ACM.
- [16] CALOT, E., IERACHE, J., HASPERUÉ, W.. 2019. Robustness of keystroke dynamics identification algorithms against brain-wave variations associated with emotional variations. En *Advances in Intelligent Systems and Computing*. Springer, c. En prensa
- [17] Xu, R., Chen, J., Han, J., Tan, L., & Xu, L. (2019). Towards emotion-sensitive learning cognitive state analysis of big data in education deep learning-based. En *Computing* (págs. 1-16). Austria: Springer Viena.
- [18] Salmeron-Majadas, S., Santos, O., & Boticario, J. (2014). An evaluation of mouse and keyboard interaction indicators towards non-intrusive and lowcost affective modeling in an educational context. 18th International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information & Engineering Systems - KES2014
- [19] Calot, E., Ierache, J., & Hasperué, W. (2019). Robustness of keystroke dynamics identification algorithms against brain-wave variations associated with emotional variations. En *Intelligent Systems and applications* (págs. 194-211). Londres: Springer Cham.
- [20] Wiew, M., & Lachiri, Z. (2017). Emotion Classification in Arousal Valence Model using MAHNOB-HCI Database. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 1-6.
- [21] Calot, E., & Ierache, J. (2017). Multimodal biometric recording architecture for the exploitation of applications in the context of affective computing. XXIII CACIC 1030-1039 La Plata REDUnci.
- [22] Lang, P.J., Bradley, M.M., & Cuthbert, B.N. International Affective Picture System (IAPS): Technical Manual and Affective Ratings. NIMH ,1997
- [23] Lang, P. J., Bradley, M. M., & Cuthbert, B. N. (2008). Affective ratings of pictures an instruction manual. International affective picture system (IAPS) Technical Report A-8. Gainesville: University of Florida.
- [24] OLAF, the Open Library of Affective Foods in ADULTS: <http://digibug.ugr.es/handle/10481/4149> 9 Vigente: 29/03/2020
- [25] OLAF, Open Library of Affective Foods: A tool to investigate the emotional impact of food in adolescents <https://zenodo.org/record/10202#.XoC024hKiUl> [Vigente: 29/03/2020](#)
- [26] Lang, P. J. The cognitive psychophysiology of emotion: Fear and anxiety. In A. H. Tuma & J. D. Maser (Eds.), *Anxiety and the anxiety disorders* (pp.131-170). Hillsdale, NJ,US. (1985).
- [27] Posner, J., Russell, J., & Peterson, B. (2005). "The circumplex model of affect: an integrative approach to affective neuroscience, cognitive development, and psychopathology.", *Development and psychopathology*, vol. 17, n° 3, págs. 715-34, 2005, ISSN: 0954-5794. *Development and psychopathology*, 715-34 Vol 17 n° 3.