

Nuevas direcciones en ciencia afectiva: el papel de la computación afectiva y el modelado predictivo de las emociones.

D'Amelio, Tomas y Bruno, Nicolás Marcelo.

Cita:

D'Amelio, Tomas y Bruno, Nicolás Marcelo (2023). *Nuevas direcciones en ciencia afectiva: el papel de la computación afectiva y el modelado predictivo de las emociones*. XV Congreso Internacional de Investigación y Práctica Profesional en Psicología. XXX Jornadas de Investigación. XIX Encuentro de Investigadores en Psicología del MERCOSUR. V Encuentro de Investigación de Terapia Ocupacional V Encuentro de Musicoterapia. Facultad de Psicología - Universidad de Buenos Aires, Buenos Aires.

Dirección estable: <https://www.aacademica.org/000-009/230>

ARK: <https://n2t.net/ark:/13683/ebe5uhO>



NUEVAS DIRECCIONES EN CIENCIA AFECTIVA: EL PAPEL DE LA COMPUTACIÓN AFECTIVA Y EL MODELADO PREDICTIVO DE LAS EMOCIONES

D'Amelio, Tomas; Bruno, Nicolás Marcelo
CONICET. Buenos Aires, Argentina.

RESUMEN

Enfocándose principalmente en la optimización de modelos predictivos emocionales, la computación afectiva proporciona una plataforma valiosa para profundizar nuestro entendimiento de las emociones humanas al estrechar su vínculo con la ciencia afectiva. Este trabajo pone de manifiesto la importancia de explorar las dinámicas temporales de las emociones, utilizando para este propósito el conjunto de datos Continuously Annotated Signals of Emotion (CASE), con la meta de crear y evaluar modelos predictivos correspondientes a las dimensiones de valencia y activación (arousal). El propósito de este estudio es examinar qué tipo de preguntas pueden ser abordadas a partir de la interfaz entre computación afectiva y ciencias afectivas. Esta investigación aspira a iluminar las posibles direcciones de las ciencias afectivas, poniendo en relieve el papel de la computación afectiva y el modelado predictivo. Además, se realizará un enlace de estas consideraciones con análisis de revisión sistemática y meta-análisis de los modelos de reconocimiento de emociones basados en señales fisiológicas, con un enfoque particular en la actividad electrodérmica. Este trabajo se propone, en última instancia, desentrañar el potencial de la computación afectiva como motor del presente y futuro de las ciencias afectivas.

Palabras clave

Ciencias afectivas - Computación afectiva - Aprendizaje automático - Señales periféricas

ABSTRACT

NEW DIRECTIONS IN AFFECTIVE SCIENCE: THE ROLE OF AFFECTIVE COMPUTING AND PREDICTIVE MODELING OF EMOTION
Affective computing, which focuses primarily on the optimization of emotional prediction models, provides a valuable platform for deepening our understanding of human emotions by strengthening its ties with affective science. This work highlights the importance of exploring the temporal dynamics of emotions, using the Continuously Annotated Signals of Emotion (CASE) dataset to build and evaluate predictive models along the dimensions of valence and arousal. The purpose of this study is to explore what kind of questions can be addressed from the interface between affective computing and affective sciences. This research aims to shed light on the possible directions of

affective sciences, highlighting the role of affective computing and predictive modeling. In addition, these considerations will be linked to a systematic review and meta-analysis of emotion recognition models based on physiological signals, with a particular focus on electrodermal activity. Ultimately, this thesis proposes to unravel the potential of affective computing as an engine for the present and future of affective science.

Keywords

Affective computing - Affective science - Machine learning - Peripheral signals

BIBLIOGRAFÍA

- Appelhans, M., & Luecken, L. J. (2006). Heart rate variability as an index of regulated emotional responding. *Review of General Psychology*, 10(3), 229-240.
- Balban, Y., Neri, E., Kogon, M. M., Weed, L., Nouriani, B., Jo, B., & Huberman, A. D. (2023). Brief structured respiration practices enhance mood and reduce physiological arousal. *Cell Reports Medicine*, 100895.
- Barrett, F., Adolphs, R., Marsella, S., Martinez, A. M., & Pollak, S. D. (2019). Emotional expressions reconsidered: Challenges to inferring emotion from human facial movements. *Psychological Science in the Public Interest*, 20(1), 1-68.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.
- Bugnon, R., Sanabria, R., & Schwenker, F. (2017). Affect recognition from physiological signals: A review. *Proceedings of the 2017 Seventh International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction Workshops and Demos (ACIIW)*, 11-16.
- Calvo, A., D'Mello, S. K., Gratch, J., & Kappas, A. (2015). *The Oxford Handbook of Affective Computing*. Oxford University Press.
- Charlton, H., Bonnici, T., Tarassenko, L., Clifton, D. A., Beale, R., & Watkinson, P. J. (2016). An assessment of algorithms to estimate respiratory rate from the electrocardiogram and photoplethysmogram. *Physiological Measurement*, 37(4), 610.
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 785-794.
- D'Mello, A., Kappas, A., & Gratch, J. (2018). The affective computing approach to affect measurement. *Emotion Review*, 10(2), 174-183.

- EPiC Collaboration. (2023). EPiC 2023 competition. Retrieved from <https://epic-collab.github.io/>
- Greco, G., Valenza, G., Lanata, A., Scilingo, E. P., & Citi, L. (2015). cvxEDA: A convex optimization approach to electrodermal activity processing. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 63(4), 797-804.
- Grossman, P., & Taylor, E. W. (2007). Toward understanding respiratory sinus arrhythmia: Relations to cardiac vagal tone, evolution, and biobehavioral functions. *Biological Psychology*, 74(2), 263-285.
- Kreibig, S. D. (2010). Autonomic nervous system activity in emotion: A review. *Biological Psychology*, 84(3), 394-421.
- Kuppens, P., Oravecz, Z., & Tuerlinckx, F. (2010). Feelings change: accounting for individual differences in the temporal dynamics of affect. *Journal of Personality and Social Psychology*, 99(6), 1042-1058.
- Lim, J. (2016). Cultural differences in emotion: differences in emotional arousal level between the East and the West. *Integrative Medicine Research*, 5(2), 105-109.
- Makowski, D., Pham, T., Lau, Z. J., Brammer, J. C., Lespinasse, F., Pham, H., & Chen, S. A. (2021). NeuroKit2: A Python toolbox for neurophysiological signal processing. *Behavior Research Methods*, 1-8.
- Mauss, I. B., & Robinson, M. D. (2009). Measures of emotion: A review. *Cognition and Emotion*, 23(2), 209-237.
- Nummenmaa, L., & Saarimäki, H. (2019). Emotions as discrete patterns of systemic activity. *Neuroscience Letters*, 693, 3-8.
- Parsons, T. D. (2015). Virtual reality for enhanced ecological validity and experimental control in the clinical, affective and social neurosciences. *Frontiers in Human Neuroscience*, 9, 660.
- Parsons, T. D. (2019). *Ethical challenges in digital psychology and cyberpsychology*. Cambridge University Press.
- Picard, R. W. (2000). *Affective Computing*. MIT Press.
- Roemmich, R. T., Schaub, F., & Andalibi, N. (2023). Emotion AI at Work: Implications for Workplace Surveillance, Emotional Labor, and Emotional Privacy. *Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1-20.
- Shaffer, F., & Ginsberg, J. P. (2017). An overview of heart rate variability metrics and norms. *Frontiers in Public Health*, 5, 258.
- Sharma, K., Castellini, C., van den Broek, E. L., Albu-Schaeffer, A., & Schwenker, F. (2019). A dataset of continuous affect annotations and physiological signals for emotion analysis. *Scientific Data*, 6(1), 196.
- Tian, L., Oviatt, S., Muszynski, M., Chamberlain, B., Healey, J., & Sano, A. (2022). Applied Affective Computing.
- Wang, X., Wang, Y., Zhang, J., Hu, C., Yin, Z., & Song, Y. (2022). Spatial-temporalfeature fusion neural network for EEG-based emotion recognition. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 71, 1-12.