

NEUROMATEMÁTICA: UNA MANERA EMERGENTE DE ACCEDER Y ANALIZAR LAS EMOCIONES BÁSICAS EN EL PROCESO DE ENSEÑANZA APRENDIZAJE DE LA MATEMÁTICA

Fabricio Vinces-Vinces, Juan Giraldo-Rojas, Marcela Parraguez-González, Luis Zabala-Jaramillo
Universidad Nacional de Loja, Universidad de Medellín, Pontificia Universidad Católica de Valparaíso, Universidad de Medellín

fabricio.vinces@unl.edu.ec; jdagiraldo@udem.edu.co; marcela.parraguez@pucv.cl;
lزابala@udem.edu.co

Resumen

Este trabajo desde la Neuromatemática tiene como objetivo mostrar una alternativa para acceder y analizar las emociones de estudiantes de entre 14 y 17 años en el proceso mismo de realización de una tarea matemática. Se pone en evidencia las emociones expresadas de un grupo de 8 estudiantes que abandonan una tarea sobre el volumen de un paralelepípedo. Para la detección de emociones se utilizó el software FaceReader, especializado en detectar microexpresiones faciales relacionadas con la emoción. El análisis se basó en una descripción de frecuencias por medio de un mapa de calor elaborado con la herramienta computacional Python. Este permitió concluir que las emociones negativas se desencadenan ante ciertas dificultades de aprendizaje e influye en la capacidad de procesar los datos, búsqueda de alternativas y generan el escenario ideal para el abandono de la tarea.

Palabras clave: Emociones, Volumen del paralelepípedo, FaceReader.

Abstract

This work about Neuromathematics aims to show an alternative to access and analyze the emotions of students between 14 and 17 years old in the process of completing a mathematical task. It is noted that the expressed emotions of a group of 8 students who abandon a task based on the parallelepiped volume. For the detection of emotions, the FaceReader software was used, specialized in detecting facial microexpressions related to emotion. The analysis was based on a description of frequencies by means of a heat map used with the Python computational tool. This allowed us to conclude that negative emotions are triggered by certain learning difficulties and influence the ability to process data, search for solutions and generate the ideal scenario for abandoning the task.

Keywords: Emotions, Parallelepiped volume, FaceReader.

Introducción

La didáctica de las matemáticas viene investigando los fenómenos que se presentan en el proceso de la enseñanza y aprendizaje de estas desde el decenio de 1950-1960. Los enseñantes esperan que la didáctica se manifieste sobre el comportamiento de los estudiantes (Brousseau, 1990) y es aquí donde surge el tema de las emociones. La literatura evidencia que la investigación educativa históricamente ha estado centrada en resultados cognitivos de la escolarización, por lo que, la investigación sobre las emociones en la educación tardó en surgir. Sin embargo, en los últimos 20 años existe una creciente ola de investigaciones en este ámbito (Eligio, 2017; Pekrun & Linnenbrink-Garcia, 2014). Por su parte, Giraldo-Rojas *et al.* (2021) definen a la Neuromatemática como “disciplina científica que estudia la aplicación de los conocimientos y avances de la neurociencia sobre los mecanismos cerebrales asociados al aprendizaje de la matemática y los procesos pedagógicos y didácticos dados en la enseñanza y aprendizaje de la matemática” (p.380), bajo esta definición, este campo permite realizar nuevos abordajes y aportes investigativos.

A lo largo de la historia, el aprendizaje se ha venido enmarcando en gran proporción en una filosofía estoica, donde lo predominante es la razón, los resultados, logros académicos –calificaciones–. Hoy se sabe que la razón, los logros y todo lo relacionado con lo cognitivo es inherente a lo afectivo. Dentro de lo afectivo se incluyen a las actitudes, creencias, apreciaciones, gustos y preferencias, emociones, sentimientos y valores (Gómez-Chacón, 2010; McLeod, 1989). Se puede apreciar que la parte afectiva es un espectro amplio, debido a ello este trabajo se centra en el análisis de las emociones que emergen en una tarea matemática particular. Esto último bajo la premisa que las tareas favorecen la enseñanza y aprendizaje de la matemática (Aguayo-Amagada *et al.*, 2018).

En la actualidad hay investigaciones con énfasis en didáctica de la matemática y la neurociencia que destacan el rol fundamental de las emociones en proceso de enseñanza aprendizaje de la matemática, pero, a la vez ponen en evidencia la necesidad de indagar sobre este constructo (Hannula *et al.*, 2010; Op ’t Eynde *et al.*, 2007; Schorr & Goldin, 2008; Vinces-Vinces *et al.*, 2022). La gran dificultad de indagar la relación de este constructo con los procesos cognitivos, en primera instancia, radica en la posibilidad de acceder

objetivamente a las emociones de los estudiantes y, en segundo lugar, su análisis. Sin embargo, el avance de la tecnología ofrece una alternativa para acceder y de analizar las emociones de los estudiantes en el instante mismo que estos estén en un proceso de enseñanza aprendizaje. Esta tecnología se fundamenta en la teoría de las expresiones faciales de la emoción (Darwin, 1872; Ekman *et al.*, 1972; Ekman, 1992, 1999, 2016) y a partir de esta se han construido softwares especializados en detectar micro y macro expresiones faciales relacionadas con la emoción (IMOTIONS, 2022; Loijens & Krips, 2019; Reisenzein *et al.*, 2014).

Apoyados en la tecnología, esta investigación muestra en una situación en particular la forma en que se accedió y describió las emociones de ocho estudiantes de secundaria cuando se encontraban intentando construir un paralelepípedo. La particularidad de este grupo fue que no lograron concluir su tarea.

La justificación de este estudio la podemos resumir de la siguiente manera: los estudiantes al momento de resolver un problema o una tarea empiezan a producir expresiones faciales que están relacionadas con emociones, pero a simple vista, no es fácil saber si verdaderamente están sintiendo alguna emoción sospechada y no otra. La siguiente frase es común en los estudiantes, “me bloquee mientras intentaba resolver el problema o tarea”. Esta situación genera la necesidad de determinar qué emociones se activan en los estudiantes mientras intentan resolver el problema o concretamente, qué partes específicas de la tarea son las que activan con mayor frecuencia las emociones.

Fundamento teórico

En 1872 Charles Darwin propuso una tesis sobre la expresión facial asociada a la emoción en el hombre y los animales (Darwin, 1872). Tesis en la que proponía que las emociones son universales en su expresión y su reconocimiento, y su expresión se produce sin necesidad de aprendizaje. Uno de los mayores aportes de Darwin en el estudio de las expresiones faciales fue el énfasis que hizo en la musculatura facial como determinante de la expresión. Esta idea es retomada y fundamentada luego de 100 años por Paul Ekman entre

otros (Ekman *et al.*, 1972; Ekman, 1999; Ekman & Friesen, 1969; Ekman & Rosenberg, 2005).

En Adegun y Vadapalli (2020) se explicita que “las expresiones revelan lo que ocurre en la mente humana a la vez. A menudo se muestran a través del habla, gestos corporales o expresiones faciales” (p. 2), para estos autores la expresión facial se puede clasificar en macroexpresiones y microexpresiones. Las primeras son expresiones normales que se ven en la interacción diaria entre sujetos y se mantienen entre medio segundo a cuatro segundos, las segundas pueden resultar casi inconscientemente o a menudo en situaciones de alto riesgo el sujeto las oculta o reprime sus verdaderas emociones, estas emociones tienen lugar en un intervalo de tiempo entre $\frac{1}{5}$ y $\frac{1}{25}$ de segundo.

En consideración de lo anterior, se puede deducir que las microexpresiones faciales son movimientos difícilmente detectables por el ojo humano y de corta duración. Y, que se producen por la activación exacta de los músculos del rostro ante un determinado suceso. Esto lleva a la siguiente cuestión, ¿por qué se relaciona estos “movimientos” con la emoción? Con base en la teoría darwiniana, se considera que nuestros antepasados más primitivos se encontraron expuestos a estímulos específicos frecuentes –como, por ejemplo, a situaciones de miedo– esto generó que en su cerebro se codificaran patrones característicos a este tipo de estado y se expresen por intermedio de los músculos del rostro, posturas corporales o el tono de voz (Vinces-Vinces *et al.*, 2021).

Los movimientos faciales se han codificado a partir de rigurosos estudios (Ekman & Rosenberg, 2005), esta codificación ha permitido que los científicos de la computación desarrollen algoritmos de deep learning y a la vez construyan softwares especializados en detectar macro y micro expresiones faciales de forma automática (Noldus, 2021; Pfister *et al.*, 2011; Tonguç & Ozaydın Ozkara, 2020; Viola & Jones, 2001).

Ahondando en la anatomía del cerebro y considerando que es a partir de esta como podemos identificar dónde y cómo se combinan múltiples estructuras cerebrales para la construcción de aprendizajes (Dehaene, 2016), resulta relevante explicitar qué partes de estas

estructuras neuromatemáticas se relacionan directamente con los músculos de la cara. El nervio trigémino es el encargado del movimiento de los músculos faciales y a la vez éste se encuentra junto al sistema límbico, sede del origen y control de la mayoría de las emociones, esto implica que la emoción toma una concepción fisiológica-neural. Y si a este análisis se le adiciona la teoría de James Papez (1995) –circuito de Papez– la emoción incide en lo cognitivo y viceversa.

¿Qué es una emoción?

El concepto emoción tiene una gran cantidad de acepciones, hasta la actualidad no existe un consenso sobre una definición general. Dada su naturaleza compleja de entenderlo y explicarlo, para muchos autores es un constructo multidimensional, que integra lo expresivo, lo cognitivo, lo intencional y lo fisiológico (Reeve, 2010).

Convergiendo con muchos investigadores de la emoción en general y particularmente en la matemática, este trabajo define a la emoción como una reacción ante un suceso vital importante en la cual se integra lo fisiológico-neural, lo cognitivo, volitivo, lo expresivo y cultural bajo una perspectiva evolucionista; además, es intensa y de corta duración, esto la diferencia de los estados emocionales y los sentimientos (Vinces-Vinces *et al.*, 2021)

¿Cómo detectar emociones en el proceso de enseñanza aprendizaje de la matemática?

La literatura evidencia que no hay una herramienta estándar que permita acceder o detectar las emociones de los estudiantes, sin embargo, en algunas investigaciones se ha utilizado autoinformes, cuestionarios, mapas de humor y grabaciones de videos para deducir emociones a partir de las expresiones (Gómez-Chacón, 2010; Perdomo & Fernández, 2018; Schorr & Goldin, 2008), los cuales presentan debilidades cuestionables debido a pérdida de datos, información contextual y el sesgo que surge por el criterio del investigador con este tipo de herramientas.

Como ya se mencionó en un párrafo anterior, la tecnología ofrece una alternativa de acceder a las emociones. Y en el ámbito educativo se han realizado investigaciones con estas herramientas (Barrón *et al.*, 2014; Giraldo-Rojas *et al.*, 2021; Vincent & Drape, 2019). Estas

han puesto en evidencia el logro o no de la tarea, en relación con ciertas emociones como la felicidad, la tristeza, el disgusto, la sorpresa, la ira, el desprecio, el miedo y neutral.

Sobre el software utilizado: FaceReader

La codificación específica de las expresiones faciales (Rosenberg & Ekman, 2020), ha dado paso al desarrollo de softwares como herramientas para favorecer la lectura, análisis e interpretación de las diferentes expresiones faciales relacionadas con la emoción, entre ellos se destaca FaceReader de Noldus (Noldus, 2021), el módulo AFFDEX de iMotions y el módulo FACET de iMotions (ver Stöckli *et al.*, 2018, p. 1448). De estos softwares, se demuestra en Stöckli *et al.*(2018), que FaceReader de Noldus tiene mayor precisión en detección de expresiones faciales.

El software FaceReader analiza automáticamente expresiones faciales asociadas a las emociones básicas o universales fundamentadas por Ekman y otros. Este software ha sido entrenado con algoritmos de inteligencia artificial para clasificar estas emociones. Además de las emociones básicas –feliz, triste, enojado, sorprendido, asustado, disgustado– incluye el estado neutral y el desprecio. El estado neutral es considerando como una línea de paso de una emoción a otra, en el campo de la psicología, también considerado como una emoción residual (Albohn *et al.*, 2019; Dávila *et al.*, 2015).

El funcionamiento de este de este software, según Loijens & Krips (2019), se da en tres pasos secuenciales. Primero, detecta el rostro. Para esto utiliza el algoritmo popular Viola-Jones (Viola & Jones, 2001) especializado en detectar la presencia de un rostro. Segundo, aplica un modelado 3D sobre el rostro detectado. Para esto utiliza un enfoque algorítmico basado en el Método de Apariencia Activa, detallado por Cootes y Taylor. El modelado detalla más de 500 puntos clave en la cara –por ejemplo, comisuras de la boca, de las cejas; siendo esto lo que analiza FaceReader– y la textura facial del rostro enmarañada por los puntos –por ejemplo, la boca, las cejas, la nariz, mejillas, pómulos–. Tercero, registra las expresiones faciales y clasifica la emoción por medio de una red neuronal artificial. Estos pasos se ilustran en la Figura 1.

Figura 1

Detección de microexpresiones con FaceReader.

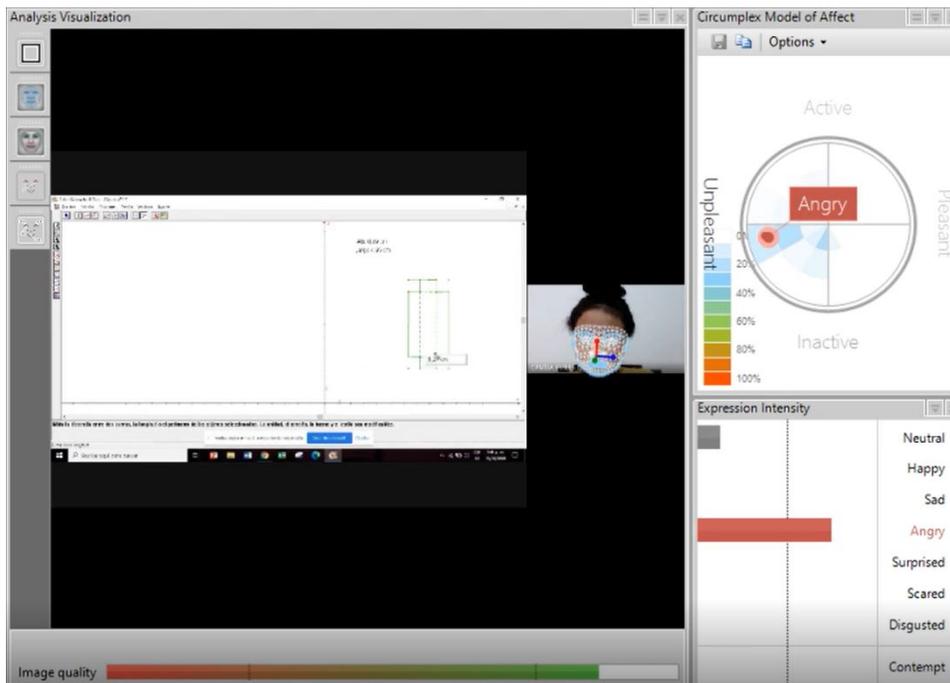


Fuente: Loijens & Krips (2019)

A nivel internacional, utilizando este software se han realizado investigaciones durante la resolución de una evaluación (Terzis *et al.*, 2010), durante una intervención a estudiantes universitarios sobre el tema de racismo y educación multicultural (Vincent & Drape, 2019). Ha sido utilizado en la política (Matsumoto *et al.*, 2019), en turismo, con la finalidad de buscar mejorar el servicio (González-Rodríguez *et al.*, 2020) entre otros. Aunque estas investigaciones no se relacionen con la enseñanza aprendizaje de las matemáticas, reconocen y destacan el alcance del software FaceReader. La Figura 2 muestra el interfaz del software FaceReader.

Figura 2

Interfaz de FaceReader.



Se ingresa la secuencia de imágenes (video) el software detecta el rostro y coloca una malla de puntos que registran los movimientos faciales. En la parte izquierda muestra el circumplex de las emociones junto a una escala de colores con un porcentaje. Seguido evidencia un diagrama de barras dinámico que presenta la emoción detectada.

Fuente: Imagen de autoría propia

Detección y análisis de las emociones

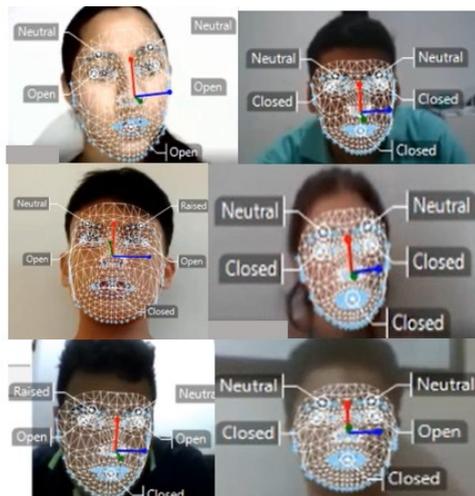
El análisis de las emociones siguientes corresponde a un grupo de 8 estudiantes, que formaron parte de una investigación macro, donde se analizó las emociones de un grupo de 28 estudiantes de entre 14 y 17 años de una institución educativa pública del municipio de Medellín, Colombia. Este grupo pertenece a aquellos educandos que no lograron concluir con éxito la tarea propuesta.

El punto de partida fue ejecutar cinco talleres virtuales de dos horas cada uno sobre el manejo de softwares dinámicos para geometría, Cabri II plus y Geogebra (Ríos-Cuesta *et al.*, 2021). Dado que, en este entorno dinámico los estudiantes desarrollarían la tarea propuesta. La tarea se propuso al finalizar el quinto taller. Y fue la siguiente: *Construir una caja abierta, partiendo de una lámina rectangular, mostrar el modelo en 2D y en 3D vinculados entre sí, con la finalidad de representar dinámicamente el volumen de la caja* (Vinces-Vinces *et al.*, 2021).

Con uso del consentimiento informado se solicitó a los estudiantes grabarse mientras resolvían la tarea. Esto lo hicieron mediante la opción de grabar de la plataforma de videoconferencias de Google Meet, la cual graba la pantalla del ordenador y el rostro de la persona que esté al frente. Estas grabaciones se ingresaron al software FaceReader para que detectara el rostro del alumno y clasificara las emociones. Este software genera una base de datos en formato .xlsx –Excel– donde se registran las emociones de todo el intervalo de tiempo que el estudiante empleó en resolver o intentar resolver la tarea. La Figura 3 muestra algunos rostros de estudiantes mientras eran analizados por el software.

Figura 3

Conjunto de rostros en proceso de análisis con el software FaceReader

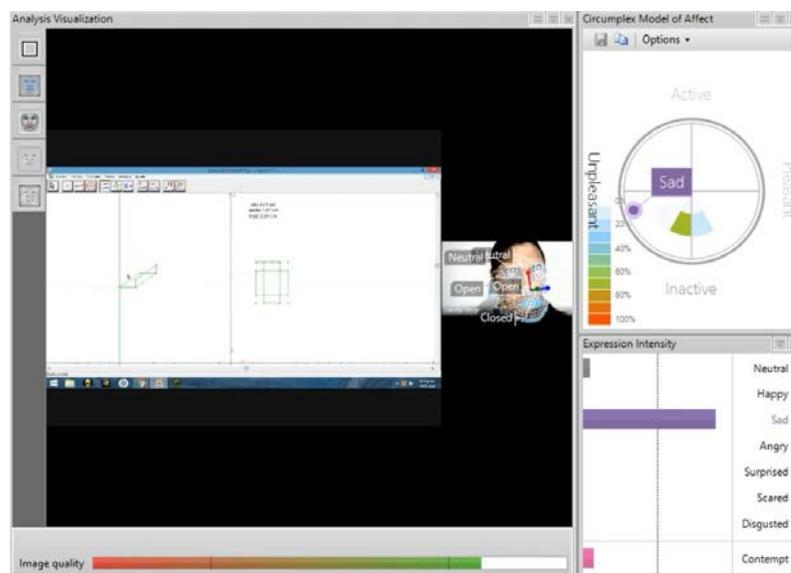


Fuente: Collage de autoría propia.

La Figura 4 y 5 muestran parte del desarrollo de la tarea y a la vez el rostro del estudiante siendo analizado por el software FaceReader. Al lado izquierdo se evidencia el circumplex marcando una emoción en un determinado instante. Son estas las que se registran en la base de datos .xlsx.

Figura 4

Desarrollo de la tarea y detección de expresiones faciales con FaceReader

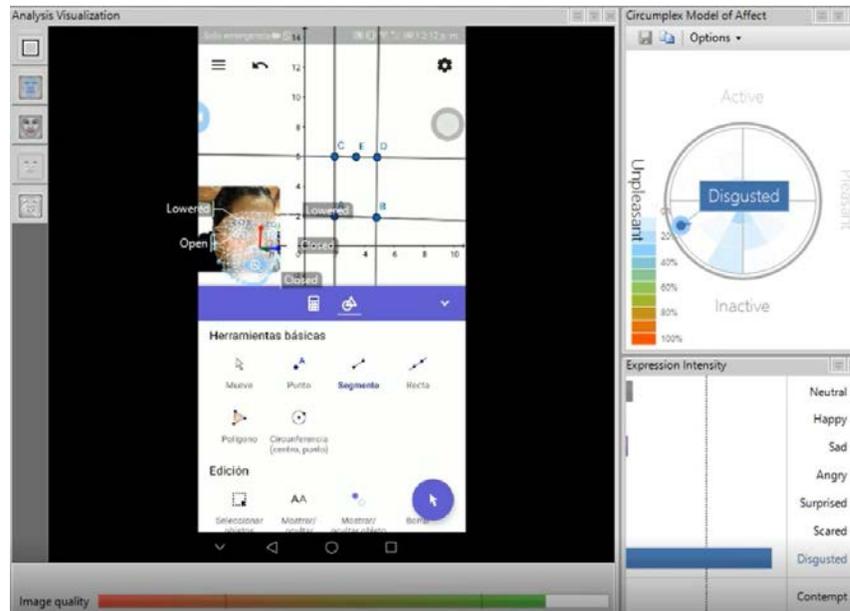


Aquí se aprecia parte de la tarea solicitada, el rostro con la malla de puntos de detección de expresiones y registra una emoción negativa “tristeza”.

Fuente: Ilustración de autoría propia de la investigación

Figura 5

Desarrollo de la tarea y detección de expresiones faciales con FaceReader



Aquí se aprecia una ínfima parte de la tarea solicitada, el rostro con la malla de puntos de detección de expresiones y registra una emoción negativa “disgustado”.

Fuente: Ilustración de autoría propia de la investigación

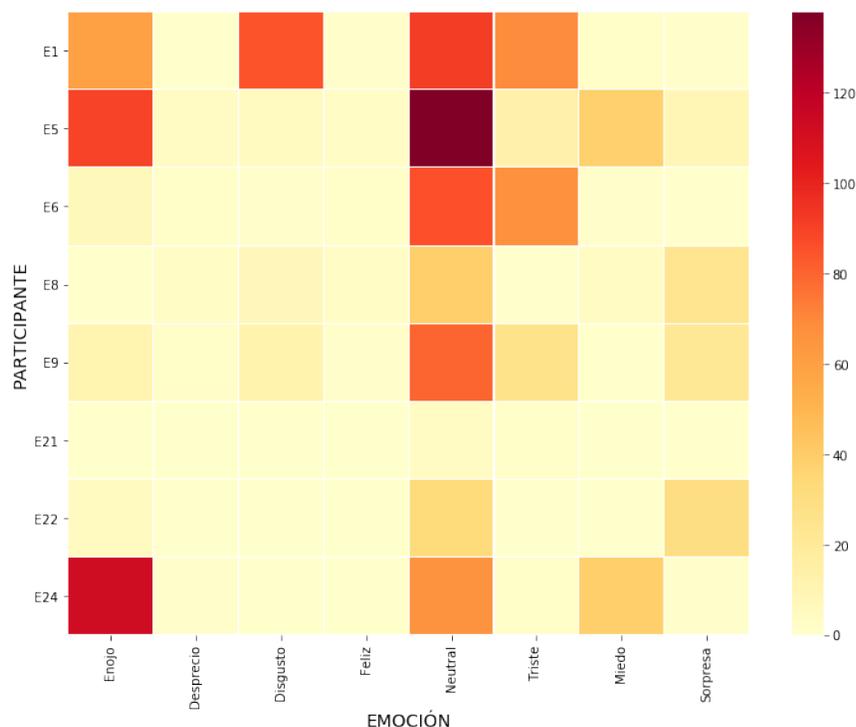
Las bases de datos que se obtuvieron por cada grabación que paso por el software se las concatenó en una dataframe de Python y con herramientas de este software –Python– se construyó un mapa de calor que describe la frecuencia de las emociones de cada uno de los 8 estudiantes que no lograron terminar con éxito la tarea. La representación siguiente –Figura 6– resume de forma compacta los resultados que se obtuvieron.

Para no explicitar nombres de los participantes, se utilizó el seudónimo “En” que significa “Estudiante número”, donde n indica el número de participante, en este caso la etiqueta para 8 estudiantes queda dado por: E1, E5, E6, E8, E9, E21, E22, E24. Esta información puede observarse en el eje vertical de la Figura 6. En el eje horizontal se colocan las emociones básicas. Paralelo al eje vertical aparece una barra con variabilidad de color y escalada por intervalos, esta muestra la frecuencia de cada emoción registrada en cada estudiante. Para interpretar los mapas de calor, en este tipo de análisis, estos se observan

como si fueran una matriz ij , donde i refiere al participante y j a la emoción. A cada posición ij , entonces, le corresponde una intensidad de color relacionada a un valor que le otorga la barra vertical derecha, es decir, la frecuencia de la emoción j en el estudiante i (Vinces-Vinces *et al.*, 2021).

Figura 6

Mapa de calor de 8 estudiantes que no terminaron con éxito la tarea



Fuente: Representación de autoría propia

En general este grupo de estudiantes no culminó con éxito la tarea, en su mayoría la abandonaron finalizando la construcción del modelo 2D de caja y otros empezando a construir el modelo 3D. Se observó, en primer lugar, una mayor frecuencia en la emoción de neutralidad, que según Albohn *et al.* (2019) y Dávila *et al.* (2015) esta emoción se interpreta como residual porque contiene carga positiva y negativa, no es ni agradable ni desagradable, una línea base de paso de una expresión emocional a otra o de retorno a la misma, por ejemplo, felicidad/ira. En segundo lugar, aparece una mayor frecuencia en las emociones negativas como enojo, disgusto, tristeza, miedo y desprecio, seguidas de la sorpresa –suele presentarse frente a algo extraño o inesperado, permite hacer transición hacia la felicidad o a emociones negativas– y, por último, y con la menor frecuencia, la felicidad –única

considerada positiva—. Particularmente al E21 le corresponde un color casi transparente, asociado a que este participante apenas intentó hacer la tarea y la abandonó (Vinces-Vinces *et al.*, 2021).

Conclusiones

En el escenario de esta investigación, el uso de las tecnologías permite analizar de una manera diferente las emociones de los estudiantes en el proceso mismo de enseñanza y aprendizaje de la matemática a través de tareas. Al tener las grabaciones, se puede observar qué partes específicas de la tarea son las que generan mayor cantidad de emociones negativas o positivas, esto da la oportunidad para plantear implicaciones didácticas; evita problemas asociados a que el participante no sea consciente de sus propias emociones durante la tarea, no las recuerde cuando posteriormente es entrevistado y elimina el sesgo interpretativo que aporta el investigador al intentar explicar lo que ocurre.

Al observar los datos que arroja el software, concluimos en este grupo de 8 estudiantes que el mal procesamiento de las emociones negativas que surgen durante la ejecución de la tarea puede disminuir representativamente la capacidad para resolver problemas y manejar datos o información compleja de tipo matemático. Este último, coincide con resultados que otras investigaciones en Psicología (Bächler & Poblete, 2012; Briñol *et al.*, 2010; García & Doménech, 2014) han mostrado para emoción que tributan al comportamiento humano en general. En ello, posiblemente, está la causa para que los estudiantes participantes de la presente investigación abandonaran la tarea.

Es necesario seguir indagando y realizando investigaciones correlacionales que incluyan este tipo de alternativas con la finalidad de consolidar una nueva forma de acceder y analizar las emociones en la enseñanza y aprendizaje de la matemática.

Referencias

- Adegun, I., & Vadapalli, H. (2020). Facial micro-expression recognition: A machine learning approach. *Scientific African*, 8, e00465. <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2020.e00465>
- Aguayo-Amagada, C. G., Flores, P., & Moreno, A. (2018). Concepto de objetivo de una tarea matemática de futuros maestros. *Bolema: Boletim de Educação Matemática*, 32(62), 990–1011. <https://doi.org/10.1590/1980-4415v32n62a12>
- Albohn, D., Brandenburg, J., & Adams, R. (2019). The Social Nature of Emotion Expression. *The Social Nature of Emotion Expression*, 25–47. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-32968-6>
- Bächler, R., & Poblete, O. (2012). Interacción, emoción y cognición: Una aproximación integrada a la comprensión del comportamiento humano. *Anales de Psicología*, 28(2), 490–504. <https://doi.org/10.6018/analesps.28.2.147601>
- Barrón, M., Zatarain, R., & Hernández, Y. (2014). Tutor Inteligente con reconocimiento y manejo de emociones para Matemáticas. *Revista Electrónica de Investigación Educativa*, 16(3), 88–102. <http://redie.uabc.mx/vol16no3/contenido-barron-zatarain.html>
- Briñol, P., Gandarillas, B., Horcajo, J., & Becerra, A. (2010). Emoción y metacognición: Implicaciones para el cambio de actitud. *Revista de Psicología Social*, 25(2), 157–183. <https://doi.org/10.1174/021347410791063787>
- Brousseau, G. (1990). ¿Qué pueden aportar a los enseñantes los diferentes enfoques de la didáctica de las Matemáticas? (primera parte). *Enseñanza de las ciencias: revista de investigación y experiencias didácticas*, 8(3), 259–267. <https://raco.cat/index.php/Ensenanza/article/view/51335/93083>
- Darwin, C. (1872). *The Expression of the Emotions in Man and Animals*. London: John Murray, Albermarle Street. https://pure.mpg.de/rest/items/item_2309885/component/file_2309884/content
- Dávila, M., Borrachero, A., Cañada, F., Martínez, M., & Sánchez, J. (2015). Evolución de las emociones que experimentan los estudiantes del grado de maestro en educación primaria, en didáctica de la materia y la energía. *Revista Eureka Sobre Enseñanza y Divulgación de Las Ciencias*, 12(3), 550–564. https://doi.org/10.25267/rev_eureka_ensen_divulg_cienc.2015.v12.i3.12

- Dehaene, S. (2016). *El Cerebro Matemático: Cómo nacen, viven y a veces mueren los números en nuestra mente*. Siglo Veintiuno Editores Argentina S.A.
- Ekman, P, Friesen, W., & Ellsworth, P. (1972). Introduction. In Pau Ekman (Ed.), *Emotion in the Human Face* (Vol. 11, pp. 1–6). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-016643-8.50006-9>
- Ekman, Paul. (1992). An Argument for Basic Emotions. *Cognition and Emotion*, 6(3–4), 169–200. <https://doi.org/10.1080/02699939208411068>
- Ekman, Paul. (2016). What Scientists Who Study Emotion Agree About. *Perspectives on Psychological Science*, 11(1), 31–34. <https://doi.org/10.1177/1745691615596992>
- Ekman, Paul. (1999). Basic Emotions. In T. Dalgleish & M. Power (Eds.), *Handbook of cognition and emotion*. (pp. 45–60). John Wiley & Sons Ltd. https://doi.org/10.1007/978-3-319-28099-8_495-1
- Ekman, Paul, & Friesen, W. (1969). Nonverbal Leakage and Clues to Deception. *Psychiatry*, 32(1), 88–106. <https://doi.org/10.1080/00332747.1969.11023575>
- Ekman, Paul, & Rosenberg, E. (2005). What the Face Reveals: Basic and Applied Studies of Spontaneous Expression Using the Facial Action Coding System (FACS), Second Edition. In *What the Face Reveals*. Oxford University Press.
- Eligio, U. (2017). An Overview of the Growth and Trends of Current Research on Emotions and Mathematics. In *Understanding Emotions in Mathematical Thinking and Learning*. Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-802218-4.00001-7>
- García, F., & Doménech, F. (2014). Motivación, aprendizaje y rendimiento escolar. *Revista Electrónica de Motivación y Emoción*, 1, 1–18. <http://reme.uji.es/articulos/pa0001/texto.html>
- Giraldo-Rojas, J. D., Zabala-Jaramillo, L., & Parraguez, M. (2021). Neuromatemática un estudio interdisciplinario: el caso de las emociones expresadas en la construcción del paralelepípedo. *Scientia et Technica*, 26. <https://revistas.utp.edu.co/index.php/revistaciencia/article/view/24751/16632>
- Gómez-Chacón, I. (2010). *Matemática Emocional: Los afectos en el aprendizaje matemático*. Narcea, S.A. de Ediciones.
- González-Rodríguez, M. R., Díaz-Fernández, M. C., & Pacheco-Gómez, C. (2020). Facial-expression recognition: An emergent approach to the measurement of tourist

- satisfaction through emotions. *Telematics and Informatics*, 51, 101404.
<https://doi.org/10.1016/j.tele.2020.101404>
- Hannula, M. S., Pantziara, M., Wæge, K., & Schlöglmann, W. (2010). Introduction multimethod approaches to the multidimensional affect in mathematics education. In V. Durand-Guerrier, S. Soury-Lavergne, & F. Arzarello (Eds.), *Actas del Sexto Congreso de la Sociedad Europea para la Investigación en Educación Matemática* (pp. 28–33).
- IMOTIONS. (2022). *Computer Science Research with eMotions: world's leading human behavior software*. Imotions. <https://imotions.com/computer-science/#tech-innovation-emotion-ai>
- Loijens, L., & Krips, O. (2019). FaceReader Methodology Note. *Noldus Information Technology Bv.*, 1–16.
https://www.noldus.com/files/file_manager/downloads/whitepaper/FaceReader_Methodology.pdf
- Matsumoto, D., Hwang, H. S., López, R. M., Pérez-Nieto, M. Á., Tonguç, G., Ozaydin Ozkara, B., Fino, E., Menegatti, M., Avenanti, A., & Rubini, M. (2019). Lectura de la expresión facial de las emociones: Investigación básica en la mejora del reconocimiento de emociones. *Computers and Education*, 19, 1–10.
<https://doi.org/10.1038/s41598-019-51858-7>
- McLeod, D. B. (1989). Beliefs, Attitudes, and Emotions: New Views of Affect in Mathematics Education. *Affect and Mathematical Problem Solving*, 245–258.
https://doi.org/10.1007/978-1-4612-3614-6_17
- Noldus. (2021). *Análisis de las emociones. FaceReader*. Noldus Information Technology Bv.
<https://www.noldus.com/facereader>
- Op 't Eynde, P., De Corte, E., & Verschaffel, L. (2007). Students' Emotions. A Key Component of Self-Regulated Learning? *Emotion in Education*, 185–204.
<https://doi.org/10.1016/B978-012372545-5/50012-5>
- Pekrun, R., & Linnenbrink-Garcia, L. (2014). Introduction to Emotions in Education. *International Handbook of Emotions in Education*, 1–9.
- Perdomo, J., & Fernández, A. (2018). Estudio exploratorio de las emociones en la cotidianidad de las clases de matemáticas. *Revista Electrónica de Investigación*

- Educativa*, 20(4), 133–143. <https://doi.org/10.24320/redie.2018.20.4.1748>
- Pfister, T., Li, X., Zhao, G., & Pietikäinen, M. (2011). Recognising spontaneous facial micro-expressions. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 1449–1456. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2011.6126401>
- Reeve, J. (2010). *Motivación y emoción*. McGraw-Hill.
- Reisenzein, R., Junge, M., Studtmann, M., & Huber, O. (2014). Observational approaches to the measurement on emotions. *International Handbook of Emotions in Education*, 580–606. <https://doi.org/10.4324/9780203148211>
- Ríos-Cuesta, W., Zabala-Jaramillo, L., Roa Fuentes, S., & González, M. (2021). *Modelación y representación con geometría dinámica y matemática condicional en la comprensión del concepto de volumen del prisma*. Kali. https://www.amazon.com/-/es/dp/B09DTD5P7B/ref=sr_1_1?__mk_es_US=ÅMÅŽÕÑ&dchild=1&keywords=wilmer+rios+cuesta&qid=1630114673&sr=8-1
- Rosenberg, E., & Ekman, P. (2020). What the face reveals: *Basic and applied studies of spontaneous expression using the facial action coding system (FACS)* (3ra.). Oxford University Press.
- Schorr, R. Y., & Goldin, G. A. (2008). Students' expression of affect in an inner-city simcalc classroom. *Educational Studies in Mathematics*, 68(2), 131–148. <https://doi.org/10.1007/s10649-008-9117-5>
- Stöckli, S., Schulte-Mecklenbeck, M., Borer, S., & Samson, A. (2018). Facial expression analysis with AFFDEX and FACET: A validation study. *Behavior Research Methods*, 50(4), 1446–1460. <https://doi.org/10.3758/s13428-017-0996-1>
- Terzis, V., Moridis, C. N., & Economides, A. A. (2010). Measuring instant emotions during a self-assessment test: The use of FaceReader. *Proceedings of the 7th International Conference on Methods and Techniques in Behavioral Research*, 1–4. <https://doi.org/10.1145/1931344.1931362>
- Tonguç, G., & Ozaydın Ozkara, B. (2020). Automatic recognition of student emotions from facial expressions during a lecture. *Computers and Education*, 148, 103797. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103797>
- Vincent, S., & Drape, T. (2019). Evaluating Micro Expressions Among Undergraduate

Students During a Class Intervention Exercise. *NACTA Journal*, 63.

Vinces-Vinces, F., Giraldo-Rojas, J., Parraguez-González, M., & Zabala-Jaramillo, L. (2022). Emociones asociadas al proceso de construcción del volumen del paralelepípedo. *Uniciencia*, 36(1), 1–21.

<https://doi.org/https://dx.doi.org/10.15359/ru.36-1.23>

Vinces-Vinces, F., Zabala-Jaramillo, L., Giraldo-Rojas, J., & Parraguez, M. (2021). *Neuromatemática: Emociones asociadas a expresiones faciales en el aprendizaje del volumen del paralelepípedo*. Kali.

Viola, P., & Jones, M. (2001). Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1–9.

<https://www.cs.cmu.edu/~efros/courses/LBMV07/Papers/viola-cvpr-01.pdf>