

INTELIGENCIA ARTIFICIAL EMOCIONAL. NUEVAS HERRAMIENTAS EN PSICOLOGÍA

Arturo Enrique Orozco Vargas

PRESENTACIÓN

La noción de tener inteligencia comenzó seguramente antes del establecimiento de las primeras civilizaciones. Aunque no tenemos evidencias científicas que permitan demostrar que los seres humanos que vivieron con anterioridad a la formación de los asentamientos en Mesopotamia o en Egipto sabían que contaban con una facultad que les permitía comprender todos los componentes de su entorno; es sumamente probable que se identificaron en mayor o menor medida como seres inteligentes. Siglos más tarde, durante la conformación de las primeras civilizaciones es posible encontrar signos de la percepción que sus habitantes tuvieron de esta capacidad que ahora llamamos inteligencia. En Grecia, por ejemplo, en los escritos de Platón, Aristóteles y Sócrates se puede apreciar una aproximación al

concepto de inteligencia. Estos filósofos emplearon diferentes términos para describir la capacidad de aprender y retener llegando a afirmar que no todos los seres humanos poseían el mismo pensamiento racional (López, 2013).

Tuvieron que transcurrir más de dos milenios para que en el campo de la psicometría, diversos académicos e investigadores comenzaran con el estudio científico de la inteligencia entendida como una habilidad adaptativa. Este enfoque provino de las aportaciones de Darwin quien en el *Origen de las especies* afirmó que las habilidades de adaptación son determinantes para los seres vivos, debido a que aquellos que posean las habilidades de adaptación más desarrolladas lograrán sobrevivir en los procesos de selección natural (Darwin, 1859). Diez años después, Galton publicó la que se considera una de las primeras aportaciones científicas al estudio de la inteligencia humana titulada *Hereditary genius* (Galton, 1869). Esta obra presentó los principios hereditarios y estadísticos que dieron origen al estudio

científico de la inteligencia, el cual continuó durante las últimas décadas del siglo XIX y el comienzo del siglo XX con las aportaciones de Binet y Simon (1916) con su obra *The development of intelligence in children (The Binet-Simon Scale)*, así como los escritos de Spearman (1927) y Thurstone (1938).

Con estas contribuciones trascendentales, la humanidad había llegado después de milenios de existencia a una comprensión científica del concepto de inteligencia. El siglo XX fue finalmente testigo del comienzo de una nueva era donde se establecía el estudio científico de la inteligencia humana. Sin embargo, desde el trabajo de Galton, trascurrieron solamente ocho décadas para presenciar el surgimiento de una nueva etapa, la de la inteligencia artificial (IA). El desarrollo moderno de la IA tiene como base las aportaciones de Norbert Weiner descritas en 1948 en su libro *Cybernetics*, de Alan Turing plasmadas en *Computing Machinery and Intelligence* en 1950, y en los trabajos académicos de Von Neumann (Innes y Morrison, 2021). Posteriormente, el concepto de IA fue usado por primera vez en 1956 en Dartmouth College localizado en New Hampshire durante un taller organizado por John McCarthy, Marvin Minsky y Claude Shannon (Innes y Morrison, 2021).

Con este término se han definido los sistemas basados en computadoras diseñados para realizar las tareas hechas por los seres humanos (Simon, 1980). Posteriormente, Russell y Norvig (2009) conceptualizaron a la IA como una tecnología que piensa como los humanos, actúa como los humanos, piensa racionalmente y actúa racionalmente. Dentro de las diversas definiciones que se han postulado, los principales componentes que se le atribuyen a la IA son el razonamiento, la planeación, el aprendizaje, la lógica y la percepción (Pérez et al., 2018). En las últimas dos décadas han surgido diversas ramas de la IA entre las que destacan la extracción de datos, el modelo predictivo, el análisis de datos y el big data. Por medio de estas ramas se busca desarrollar procesos automatizados e implementar aplicaciones tecnológicas capaces de transformar la vida productiva (Stoicescu, 2015).

Actualmente, la IA tiene una incidencia en varias disciplinas científicas como la economía, neurociencias, matemáticas, física, biología, psicología, ingeniería, y química (Nabiyev, 2013). Específicamente, en el área de la psicología han surgido algunas interrogantes con respecto al vínculo entre la IA y el objeto de estudio de la psicología, particularmente en el estudio de las emociones. Entre ellas se encuentran, ¿es posible que la IA identifique las emociones humanas?, ¿puede la IA ayudar a los seres humanos a regular sus emociones?, ¿cómo ha logrado la IA enseñar a los seres humanos a manejar sus emociones?, ¿es viable que la IA contribuya al diagnóstico y posterior tratamiento de alteraciones asociadas con la regulación emocional y los trastornos mentales derivados de estas disfunciones? Con la finalidad de responder a estas interrogantes, abordaremos una nueva rama de la inteligencia artificial, llamada inteligencia artificial emocional.

En este capítulo se analiza el origen, desarrollo y aplicaciones de una nueva rama de la IA llamada Inteligencia Artificial Emocional (IAE) la cual tienen la finalidad de contribuir al reconocimiento de las emociones y al posterior manejo de las mismas a través de la contribución de novedosos algoritmos. Posteriormente, se describirán las aportaciones de la IAE al diagnóstico clínico de las alteraciones asociadas con una regulación emocional deficiente y los trastornos mentales que se derivan de ello. Finalmente, se incluye un apartado de reflexiones donde se abordan los avances en la IA que han contribuido al desarrollo de importantes intervenciones clínicas basadas en la IAE. Por medio de aplicaciones o equipos sofisticados se ha conseguido crear e implementar diversas técnicas que contribuyen al tratamiento de las disfunciones emocionales presentes en diversos trastornos mentales.

INTELIGENCIA ARTIFICIAL EMOCIONAL

La evolución de la inteligencia artificial se ha insertado en el área de la psicología y particularmente en el estudio de las emociones y la regulación emocional, así como en todos los trastornos mentales asociados a las disfunciones emocionales. Actualmente, ha quedado demostrado que la IA no es ajena a las emociones humanas (Lieto, 2021). Los antecedentes de este tipo de inteligencia se remontan a la última década del siglo XX en la cual comenzaron a usarse sensores de computadora con la finalidad de interactuar con las experiencias emocionales de los seres humanos (Picard, 1997). Derivado de esta práctica, años más tarde se propuso el término en inglés de Emotion Artificial Intelligence (Inteligencia Artificial Emocional) con el cual se ha denominado a la tecnología que se emplea para el reconocimiento y detección de las emociones humanas (Monteith et al., 2022). De esta manera, la IEA se refiere a las tecnologías que emplean técnicas de IA para observar, leer, escuchar, sentir, identificar, clasificar y aprender la vida emocional de las personas (McStay, 2018). Con esta información ha sido posible crear más programas encaminados al diagnóstico y tratamiento de diversas disfunciones mentales.

Para lograr tal cometido, se han creado diversos algoritmos de IA que permiten medir y evaluar los rasgos faciales, el lenguaje corporal, los gestos, los patrones de voz y discurso, así como las señales fisiológicas (Dzedzickis et al., 2020). De esta manera, en sus orígenes, uno de los principales objetivos de la IAE fue la detección de las emociones humanas que se expresaban a través de la voz y los rasgos faciales. Con respecto al uso de la voz, algunos programas de IAE emplean la voz humana para identificar las emociones que uno puede estar experimentando en un momento concreto. Por ejemplo, la IAE analiza el tono con el que se habla, así como el ritmo, la duración, la periodicidad y la velocidad al hablar (Kambur, 2021).

Por otra parte, el uso más común de la IAE se encuentra en la evaluación del rostro de las personas. Por medio de sensores ópticos y cámaras, la IA examina todo tipo de rasgos faciales y puede identificar las posibles emociones que experimenta una

persona analizando los pequeños cambios que ocurren en el rostro. Los actuales avances tecnológicos permiten que la IA pueda examinar el rostro humano en tiempo real empleando algoritmos que revelan puntos esenciales del rostro de las personas. Con los datos que se obtienen, los algoritmos analizan los píxeles en cada región de la cara con la finalidad de categorizar las expresiones faciales (Eminoğlu, 2019). Una vez que se obtiene toda esta información, es posible asociar los patrones de rasgos faciales con emociones específicas.

Además del reconocimiento facial y de voz, los avances tecnológicos han permitido el desarrollo de algoritmos más complejos dando origen a la diversificación de la IAE. Uno de los términos que más se han asociado con la IAE es el de la Computación Afectiva (Affective Computing). De acuerdo con Chanchí-Golondrino et al. (2022), la Computación Afectiva (CA) es una nueva área de investigación encaminada al desarrollo de sistemas que permitan el reconocimiento, proceso y simulación de las emociones que experimentan los seres humanos con el objetivo de mejorar la interacción que se establece entre las computadoras y las personas. Durante la última década del siglo XX surgió el término de CA como resultado de las investigaciones que se estaban llevando a cabo en disciplinas tan diversas como la psicología, ingeniería, lingüística, ciencias de la computación, fisiología, matemáticas y sociología (Picard y Klein, 2002). El primer paso que requiere alcanzar la CA es el reconocimiento de las emociones. Para ello, es necesario que una computadora esté equipada con el hardware y software necesarios para percibir las emociones. Aunque sabemos (al menos durante el siglo XXI) que una computadora es incapaz de experimentar una emoción como lo hacemos los seres humanos; la CA se basa en un concepto llamado “sensación de afecto” el cual se describe como un sistema que puede reconocer las emociones a través de la recepción de datos provenientes de patrones y señales (Picard, 1997). De esta manera, los gestos, las expresiones verbales, acústicas y conductuales, la postura, los textos y la temperatura de los seres humanos constituyen las señales de afecto que reconocerán los sistemas con los que trabaja la CA. Por ejemplo, el rostro de una persona transmite información por medio de diversos movimientos como lo son el fruncir el ceño, entrecerrar los ojos, sonreír, levantar las cejas, o inflar los cachetes. Cada una de estas expresiones faciales están asociadas con emociones concretas como la alegría, el enojo, el disgusto, el miedo, la sorpresa o la tristeza. El objetivo de la CA es detectar y procesar estos movimientos por medio de diversos sistemas. Con ello, es posible reconocer las emociones de una forma objetiva con la ayuda de la CA.

Además de las expresiones faciales, la postura de una persona permite también el reconocimiento de las emociones que está experimentando en un momento concreto. Con el uso principalmente de cámaras y guantes, así como de algoritmos que se basan en modelos de tercera dimensión tanto esqueléticos como volumétricos se logran mapear las partes del cuerpo con la finalidad de recolectar datos con respecto a la posición y orientación del cuerpo (Nandakumar et al., 2013). Una vez que se analizan todos los movimientos que una persona realizó durante una actividad, los datos se vinculan con las posibles emociones que experimentó para identificar una correlación entre ambos.

Aunque la identificación de las emociones fue el primer uso de la IA, la creación de algoritmos más complejos ha abierto el camino para la aplicación de la IAE en el diagnóstico clínico de diversos trastornos mentales y su futuro tratamiento. A continuación se describe la implementación de la IAE en el diagnóstico psicológico.

DIAGNÓSTICO CLÍNICO BASADO EN LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EMOCIONAL

La primera etapa de un proceso psicoterapéutico es el diagnóstico. La exactitud y calidad del diagnóstico son determinantes en la elección de un tratamiento adecuado y exitoso. Actualmente, la IEA está siendo empleada como una herramienta que permite a los psicólogos ofrecer mejores diagnósticos. Un ejemplo de ello es el empleo del Aprendizaje Automático (Machine Learning), el cual es un método de análisis de datos cuyo objetivo es que las computadoras sean capaces de aprender a cambiar o logren adaptar sus acciones de manera independiente. Cuando se tienen grandes y complejos grupos de datos, el Aprendizaje Automático (AA) puede conseguir que las computadoras hagan predicciones encaminadas a la toma de decisiones más precisas obteniendo mejores resultados (Marsland, 2011). En el área de la regulación emocional, el AA se ha usado con la finalidad de analizar las expresiones afectivas que se generan en las experiencias emocionales, principalmente, a través de los gestos faciales y los componentes de la voz. Examinando las disfunciones afectivas que están asociadas a los desórdenes mentales, el AA es una herramienta prometedora en el diagnóstico clínico (Alhanai et al., 2018). A diferencia de los sesgos que se pueden presentar en el diagnóstico que hace un psicólogo o psiquiatra, el cual está supeditado a sus conocimientos y años de ejercicio profesional; las técnicas basadas en el AA integran los comportamientos observables asociados a las emociones analizándolos por medio de métodos objetivos. De esta manera, los algoritmos del AA contribuyen al diagnóstico de diversos trastornos mentales teniendo como base los datos cuantitativos y las conductas observables asociadas con las emociones (Valstar et al., 2014).

Además del uso del AA, el Aprendizaje Profundo (Deep Learning), el Reconocimiento de las Expresiones Faciales (Facial Expression Recognition) y la Detección de las Emociones (Emotion Detection) pueden ser importantes herramientas derivadas de la IA que nos ayuden en la identificación y análisis de las emociones humanas (Zohuri y Zadeh, 2020). Por ejemplo, los algoritmos empleados en el Aprendizaje Profundo (AP) permiten que las computadoras aprendan a desempeñar lo mismo que hacen los seres humanos; es decir, aprender por el ejemplo. El AP es una tecnología que está detrás del control de voz en los celulares, tabletas y televisores. La mayoría de los métodos de AP emplean la arquitectura de las redes neuronales con la finalidad de entrenar a una computadora en el desempeño de distintas tareas similares a las que realizan los seres humanos (Zohuri y Zadeh, 2020).

En el campo de la psicología y la regulación emocional, el AP está siendo empleado en los procesos encaminados a la identificación e interpretación de las emociones humanas. Derivado de los avances en el AP, se han propuesto dos modelos, las redes neuronales convolucionales (convolutional neural networks) y las redes neuronales recurrentes (recurrent neural networks) para el reconocimiento de las emociones (Banskota et al., 2023). Ambos modelos han demostrado su eficacia en el reconocimiento de las imágenes y el discurso. Esto es de suma importancia en el estudio de las emociones porque permite analizar innumerables datos en la forma de señales verbales, acústicas, imágenes o textos con el objetivo de inferir el estado emocional de una persona con la mayor precisión posible. El AP no solamente es empleado exitosamente en la identificación de las emociones, sino también en el manejo de las emociones (Yoheswari, 2024). Por ejemplo, actualmente, es posible que una persona que está experimentando distrés emocional pueda recibir un tratamiento efectivo gracias al empleo de los modelos basados en el AP los cuales permiten una detección temprana de los síntomas de este tipo de estrés. Por otra parte, los algoritmos empleados en el Reconocimiento de las Expresiones Faciales (REF), contribuyen a detectar los rasgos faciales de una persona, lo cual es importante para asociarlos con trastornos relacionados con la atención, el insomnio, o los trastornos alimentarios (Zohuri y Zadeh, 2020).

Combinando la inclusión del AA y diversos procedimientos automatizados empleados para recopilar datos, Victor y colaboradores (2019) llevaron a cabo una investigación con el objetivo de examinar el funcionamiento de una evaluación mental basada en la IA encaminada a detectar síntomas depresivos teniendo una mínima intervención humana. Los resultados de este estudio mostraron que con la combinación de técnicas de AA y una breve evaluación es posible detectar diversos síntomas de depresión. El análisis de las diferencias en las expresiones faciales, el tono de voz y el uso del vocabulario que emplean las personas con síntomas de depresión en comparación con aquellas que no se encuentran deprimidas permitió la creación de esta metodología novedosa. Los hallazgos encontrados permiten sugerir que se pueden detectar diversos síntomas de depresión a través de la recolección de datos y su respectiva clasificación. De esta manera, la conjunción de precisión y objetividad que posee la metodología basada en el AA puede brindar una oportunidad novedosa para mejorar los diagnósticos de las personas que padecen depresión. Con la automatización de los datos recolectados que son empleados en los diagnósticos, los psicólogos, psiquiatras y demás personal de la salud mental contarán con más y mejores conocimientos científicos para brindar intervenciones más acertadas.

Además de la depresión, la IA y el AA están siendo empleados exitosamente en la identificación de los factores de riesgo asociados al suicidio. Específicamente el uso de los algoritmos del AA puede ser empleado en el reconocimiento de la ideación suicida y los intentos que puede cometer una persona en contra de su propia vida. Lo interesante de las aplicaciones de la IA y el AA al suicidio, es que sus predicciones pueden ser más acertadas

y precisas que las estimaciones que los profesionales de la salud mental pueden hacer del riesgo potencial de una persona a cometer suicidio, basadas en las escalas de auto reporte tradicionales que aplican a sus pacientes (Ma-Kellams et al., 2016). Para conseguir tal fin, por medio de la IA es posible reunir miles de bases de datos que servirán para desarrollar, validar y depurar los algoritmos que se crean para determinar el nivel de riesgo que tiene una persona de suicidarse (Ryu et al. 2018).

Por sus condiciones muy particulares, una de las poblaciones donde más se han obtenido estos datos son los soldados. Las investigaciones con los miembros de la milicia han sido muy valiosas para extraer información y con ella elaborar modelos predictivos que permitan establecer los riesgos que tienen de cometer un suicidio. En un estudio llevado a cabo por Kessler et al. (2017) se recolectaron datos de casi un millón de miembros de las fuerzas castrenses de los Estados Unidos de América, de los cuales 569 habían muerto por suicidio. En esta investigación se identificaron diversos predictores significativos de la ideación suicida, como lo son delitos cometidos, historial de trastornos mentales y físicos, intentos de suicidio, tratamientos recibidos, armas registradas, carrera militar y variables sociodemográficas. Con los millones de datos recolectados se elaboró un modelo basado en el AA el cual demostró que puede ser efectivo en la predicción de suicidios en esta población y con ello en la elaboración de intervenciones preventivas. De la misma manera, con la información de los patrones de escritura de las personas que se encuentran en esta condición, se han elaborado algoritmos de AA que permiten predecir el riesgo que corre un individuo de cometer suicidio. Los resultados son bastante prometedores logrando predecir un intento suicida hasta con dos meses de anticipación, y una tasa de exactitud del 80% (de Ávila Berni et al., 2018).

La información y los casos presentados en esta sección nos permiten darnos cuenta de las aplicaciones de la IAE en el diagnóstico de diversos trastornos mentales en los cuales están implicadas las emociones. Las diversas derivaciones de la IA son fundamentales en la precisión de los diagnósticos clínicos. Adquirir los conocimientos asociados con estas herramientas, así como los aparatos y aplicaciones que se desarrollen basados en ellas será determinante en la formación y actualización del personal de salud que trabaje con los pacientes que presenten cualquier trastorno mental. Con la ayuda de estos recursos, seguramente se podrán emitir mejores diagnósticos clínicos en beneficio de las personas que los padezcan y sus familiares. En este aspecto, es siempre importante apearse a los diversos principios éticos que guían y regulan el diagnóstico y tratamiento de los trastornos mentales.

INTERVENCIONES CLÍNICAS BASADAS EN LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EMOCIONAL

Como se ha descrito, la IAE es un recurso con un enorme potencial encaminado a conseguir una mayor precisión en los diagnósticos neuropsicológicos. Teniendo diagnósticos más acertados, es posible implementar intervenciones que sean también más eficaces y exitosas. Para lograr tal fin, la IAE ha incorporado el uso de softwares and hardwares buscando desarrollar mejores tratamientos para aquellos trastornos mentales en los que están implicadas las emociones. Este es el caso de la depresión y la ansiedad. Con base en la terapia cognitivo conductual, el departamento de psicología de la universidad de Stanford creó en el 2017 una aplicación llamada “Woebot”. Por medio de esta aplicación, los estudiantes universitarios reciben un curso de dos semanas en el cual aprenden diversas técnicas encaminadas a disminuir sus niveles de depresión y ansiedad. Específicamente, Woebot provee una psicoterapia altamente estructurada a través de la cual los pacientes aprenden a cambiar sus patrones de emociones y pensamientos negativos en pocas sesiones (Joshi y Kanoongo, 2022).

Otro ejemplo exitoso es el software llamado TESS, el cual es un chatbot psicológico de IA diseñado por X2AI Inc. (Fulmer et al., 2018). El objetivo de este software es proporcionar conversaciones breves encaminadas a brindar un apoyo en salud mental en forma de psicoeducación y de recordatorios. Con base en la terapia cognitivo conductual, TESS es un importante recurso de IA que ofrece a bajo costo ayuda accesible como un complemento a los métodos tradicionales terapéuticos. Por medio de TESS, las personas integran diversos recursos psicoterapéuticos que se pueden conjugar con la terapia que estén recibiendo con la finalidad de conseguir un enfoque integral. Cabe resaltar que TESS no pretende reemplazar la función del terapeuta, y como todo software de IA tiene sus limitaciones. Sin embargo, ha sido muy exitoso en la reducción de los síntomas depresivos y en la ansiedad particularmente en estudiantes universitarios. En una investigación llevada a cabo en 15 universidades en los Estados Unidos, durante un periodo de 2 a 4 semanas de duración, TESS demostró una importante reducción en los síntomas relacionados con la ansiedad. De la misma manera, aquellos estudiantes que recibieron diariamente el apoyo psicológico a través de TESS durante dos semanas experimentaron una reducción significativa en los síntomas depresivos. Estos participantes no solamente tuvieron un mayor compromiso y satisfacción con la IA, sino también expresaron que el contenido fue más relevante para ellos haciendo que su experiencia terapéutica fuera más comfortable (Fulmer et al., 2018). De esta manera, TESS es una opción confiable para recibir apoyo emocional encaminado principalmente a la reducción de la ansiedad y depresión.

Además de estas aplicaciones basadas en la IA, los avances tecnológicos han permitido la construcción e implementación de equipos sofisticados que permiten un mejor diagnóstico y tratamientos más eficaces y exitosos. En el campo de la regulación emocional, el desarrollo de estos equipos ha dado origen a dos técnicas sumamente importantes que

ayudan a las personas a tener un mejor manejo de sus emociones. La primera de ellas es el biofeedback el cual es un método de intervención que permite a las personas tener un monitoreo de sus propias reacciones fisiológicas a través de información que reciben al mismo instante que se produce (Schwartz y Andrasik, 2015). Los comienzos de esta técnica de intervención se remontan a mediados del siglo XX (Kimmel y Hill, 1960). En sus inicios, el uso del biofeedback contribuyó a mostrar información significativa proveniente de los procesos fisiológicos de un animal o ser humano. Durante las siguientes décadas se ha incrementado notablemente el empleo del entrenamiento en biofeedback debido a los avances de la IEA los cuales han permitido una medición más precisa y sofisticada de las señales fisiológicas.

Actualmente, este procedimiento se lleva a cabo por medio de dispositivos tecnológicos que graban, miden y le presentan al sujeto la información fisiológica que van recolectando en tiempo real. Una serie de sensores se colocan en varias partes del cuerpo, principalmente las manos y el abdomen, dependiendo las señales fisiológicas que se pretende registrar. Estos sensores recuperan la información biológica que emite el cuerpo y la transmiten a una computadora. Posteriormente, un software se encarga de procesar esta información para presentarla a la persona de una manera simplificada y que tiene sentido para ella. Generalmente, esta información toma la forma de trazos lineales básicos o de gráficas de barras que oscilan continuamente (Moss y Shaffer, 2022). En algunos otros casos la retroalimentación puede incluir videos y audios. Por ejemplo, para enseñarle a una persona su patrón de respiración se coloca un sensor en forma de cinturón alrededor de su abdomen de tal manera que los movimientos de expansión y contracción de su tronco inferior determinan la frecuencia y patrón de respiración. Esta información se muestra entonces en una computadora a través de líneas que se mueven las cuales representan el momento en que la persona inhala y exhala. Con la ayuda de estos gráficos, la persona puede fácilmente aprender a disminuir su ritmo de respiración lo cual le permitirá regularla de mejor manera. Por consiguiente, este proceso de retroalimentación le proporciona una nueva forma de modificar y optimizar las funciones vitales de su cuerpo logrando con ello el fin último del entrenamiento de biofeedback que es el aprender, practicar y potencializar su auto regulación (Schwartz y Andrasik, 2015).

Los beneficios del biofeedback han sido ampliamente reportados en la literatura científica internacional, particularmente en el tratamiento de ansiedad (Goessl et al., 2017), dificultades en el aprendizaje (Ababkova et al., 2020), estrés (Weibel et al., 2023), depresión (Hsieh et al., 2020), esquizofrenia (Markiewicz y Dobrowolska, 2021), trastorno bipolar (Primavera et al., 2024), violencia de pareja (Argese et al., 2020), trastornos de la alimentación (Raysik et al., 2024), trastornos del sueño (Yen et al., 2023) y calidad de vida (Wagner et al., 2022). Actualmente, uno de los principales objetivos de los investigadores es ir perfeccionando los procedimientos neuropsicológicos que se desarrollan a través del entrenamiento de varias técnicas de biofeedback.

Junto con el biofeedback, la IAE ha incidido benéficamente en los procesos neuropsicológicos de la regulación emocional por medio del neurofeedback, una modalidad de biofeedback que proporciona información en tiempo real con respecto a la actividad cerebral que se está produciendo en ese momento. Para conseguir estos datos, se emplean registros electroencefalográficos basados en paradigmas del condicionamiento operante, así como en las recompensas que obtienen las personas al incrementar o disminuir una serie de componentes electroencefalográficos (EEG) que están siendo entrenados. Estos componentes EEG pueden incluir: la conectividad entre diferentes regiones cerebrales, las ondas cerebrales o las proporciones de las ondas cerebrales. Sin recibir ninguna estimulación directa, las personas aprenden a optimizar su propia actividad cerebral con la finalidad de aproximarse al componente EEG que ha sido fijado como el objetivo de la recompensa. La continuidad y el progreso en las sesiones de neurofeedback permitirá que se fortalezcan o se logren crear nuevas conexiones cerebrales y redes neuronales a través de los mecanismos de neuroplasticidad. Las modificaciones que la persona logre por medio del entrenamiento de neurofeedback genera cambios positivos en las emociones, los procesos cognitivos y el comportamiento humano (Niv, 2013).

Específicamente, el entrenamiento de neurofeedback es un proceso por medio del cual las señales de electroencefalografía se graban, procesan y analizan. Posteriormente, los resultados de esas señales que emitió el cerebro se presentan a la persona en la forma de alguna recompensa (puntuaciones en un juego, pausas en la música o el movimiento, cambios de colores o alguna otra modificación auditiva o visual). Actualmente, el tratamiento con neurofeedback se emplea principalmente para tratar enfermedades y desórdenes mentales teniendo con fin último el contribuir a que el cerebro pueda cambiar las sinapsis (Heinrich et al., 2017). Por medio de la modificación de las sinapsis, el cerebro puede alcanzar una condición más apropiada consiguiendo como consecuencia un estado más receptivo y relajado, así como un mejor desempeño de la memoria. De esta manera, el entrenamiento de neurofeedback es una intervención que prepara al cerebro para responder adecuadamente a diversas condiciones regresando posteriormente a su estado inicial (Wang y Hsieh, 2013).

Dentro de los múltiples beneficios que proporciona el neurofeedback se encuentran el manejo del estrés y la ansiedad. El entrenamiento permite que el cerebro controle las sinapsis creando nuevas conexiones y mejorando las ondas cerebrales durante los episodios de ansiedad y estrés (Hafeez et al., 2017). Junto con ello, las intervenciones con neurofeedback constituyen un importante tratamiento para muchas alteraciones cognitivas, fisiológicas y psicológicas. Diversas investigaciones han documentado que el neurofeedback produce un impacto restaurativo y terapéutico en trastornos neuropsicológicos y neurofisiológicos como el déficit de atención e hiperactividad (Pimenta et al., 2017), problemas de memoria (Ros et al., 2014), epilepsia (Leeman-Markowski y Schachter, 2017) y depresión (Misaki et al., 2024).

REFLEXIONES FINALES

En este capítulo se han expuesto los múltiples beneficios que tiene la IA y particularmente la IAE en el diagnóstico y tratamiento de diversos trastornos mentales en los cuales se encuentran inherentes las emociones. En sus inicios, la IAE se consolidó como una herramienta muy valiosa en la detección de las emociones. Con el uso de sensores que miden los diversos marcadores psicofisiológicos, los profesionales de la salud mental han identificado las emociones que experimentan las personas con mayor precisión y validez. En consecuencia, cuando hoy en día una persona siente una emoción es más fácil que se pueda establecer con claridad de qué tipo se trata. Esto abre la puerta a un mejor manejo de ellas al conocer con mayor exactitud la o las emociones que se experimentan.

Posteriormente, las investigaciones que se han llevado a cabo en el campo de la IAE han generado una diversidad de ramas como el aprendizaje automático, la computación afectiva, el aprendizaje profundo, y el reconocimiento de las expresiones faciales con las cuales ha sido posible llevar a cabo diagnósticos clínicos más elaborados y precisos. Debido al sesgo humano, en ocasiones los diagnósticos de los trastornos mentales son erróneos trayendo graves consecuencias a los pacientes y sus familiares. Buscando contrarrestar las equivocaciones humanas, el uso de la IAE puede traer grandes beneficios en el campo del diagnóstico clínico. No solamente ayudan al profesional de la salud mental a integrar información objetiva del padecimiento que está analizando, sino también ayudan a precisar los datos que ofrecen los pacientes, especialmente cuando no tienen una percepción adecuada de sus síntomas, o cuando los exageran o mienten deliberadamente. De esta manera, por medio de la IAE es posible disminuir estos factores que influyen negativamente en los diagnósticos que se proponen.

Mejores diagnósticos traerán como resultado mejores tratamientos. En ello, también la IAE está contribuyendo a conseguir avances muy importantes. Además de las terapias tradicionales, con el apoyo de la IAE se están creando aplicaciones que permiten el abordaje de múltiples trastornos mentales. En algunas ocasiones, las personas pueden autogestionar estas aplicaciones y con ello conseguir avances muy notables en sus padecimientos. En otras situaciones, el profesional de la salud mental se vale de estas aplicaciones como un recurso primario o secundario al tratamiento que está ofreciendo. Asimismo, los avances de la IAE han permitido la creación de aparatos como los empleados en las intervenciones de biofeedback y neurofeedback. Con ellos, los pacientes logran cambios muy significativos en los procesos de regulación emocional y en los trastornos mentales donde se presentan alteraciones en sus emociones logrando recuperar en muchos casos su salud mental.

A pesar de las consecuencias desfavorables que conlleva la IA y todos los riesgos asociados a las malas prácticas de la IA, el área de la psicología ha sabido integrar las bondades y los beneficios de la IA. En las últimas cuatro décadas se han conseguido avances sorprendentes y únicos en la regulación emocional gracias a las aportaciones de

la IA. Seguramente en el futuro cercano y en el largo plazo, la psicología seguirá siendo testigo de las contribuciones de la IA en beneficio de la salud mental de la población en general. Se esperan nuevos retos; sin embargo, la participación proactiva de psicólogos y psiquiatras logrará hacer frente a los obstáculos que se presenten en el camino. Una nueva era está a la puerta y es necesario que el personal de la salud mental conozca los avances y aportaciones de la IA con la finalidad de integrarlos de forma pertinente a su quehacer profesional.

REFERENCIAS

- Ababkova, M., Leontieva, V., Trostinskaya, I., & Pokrovskaya, N. (2020). Biofeedback as a cognitive research technique for enhancing learning process. *In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 940(1), 012127.
- Alhanai, T., Ghassemi, M., & Glass, J. (2018). Detecting depression with audio/text sequence modeling of interviews. *Interspeech*, 1716–1720.
- Argese, U., Hutten, J., de Looft, P. C., & Van Horn, J. E. (2020). The effect of biofeedback on intimate partner violence: study protocol for a randomized controlled trial. *International Journal of Psychiatry Research*, 3(3), 1-11.
- Banskota, N., Alsadoon, A., Prasad, P. W. C., Dawoud, A., Rashid, T. A., & Alsadoon, O. H. (2023). A novel enhanced convolution neural network with extreme learning machine: facial emotional recognition in psychology practices. *Multimedia Tools and Applications*, 82(5), 6479-6503.
- Chanchí-Golondrino, G. E., Hernández-Londoño, C. E., & Ospina-Alarcón, M. A. (2022). Aplicación de la computación afectiva en el análisis de la percepción de los asistentes a una feria de emprendimiento del SENA. *Revista científica*, 44, 215-227.
- Darwin, C. (1859). *On the origin of the species*. Harvard University Press. de Ávila Berni, G., Rabelo-da-Ponte, F. D., Librenza-García, D., V. Boeira, M., Kauer-Sant'Anna, M., Cavalcante Passos, I., & Kapczinski, F. (2018). Potential use of text classification tools as signatures of suicidal behavior: A proof-of-concept study using Virginia Woolf's personal writings. *PLoS one*, 13(10), e0204820.
- Dzedzickis, A., Kaklauskas, A., & Bucinskas, V. (2020). Human emotion recognition: review of sensors and methods. *Sensors*, 20, 592.
- Fulmer, R., Joerin, A., Gentile, B., Lakerink, L., & Rauws, M. (2018). Using psychological artificial intelligence (Tess) to relieve symptoms of depression and anxiety: randomized controlled trial. *JMIR mental health*, 5(4), e9782.
- Galton, F. (1869). *Hereditary genius: An inquiry into its laws and consequences*. Watts & Co.
- Goessl, V. C., Curtiss, J. E., & Hofmann, S. G. (2017). The effect of heart rate variability biofeedback training on stress and anxiety: A meta-analysis. *Psychological Medicine*, 47(15), 2578–2586.
- Hafeez, Y., Ali, S. S. A., & Malik, A. S. (2017). *Neurofeedback training content for treatment of stress*, in IECBES 2016 - IEEE-EMBS Conference on Biomedical Engineering and Sciences.

- Heinrich, H., Gevensleben, H., Strehl, U. (2007). Annotation: Neurofeedback – train your brain to train behaviour. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 48 (1), 3-16
- Hsieh, H. F., Huang, I. C., Liu, Y., Chen, W. L., Lee, Y. W., & Hsu, H. T. (2020). The effects of biofeedback training and smartphone-delivered biofeedback training on resilience, occupational stress, and depressive symptoms among abused psychiatric nurses. *International journal of environmental research and public health*, 17(8), 2905.
- Innes, J. M., & Morrison, B. W. (2021). Artificial intelligence and psychology. In A. Elliott (Ed.). *The Routledge social science handbook of AI* (pp. 30-57). Routledge.
- Joshi, M. L., & Kanoongo, N. (2022). Depression detection using emotional artificial intelligence and machine learning: A closer review. *Materials Today: Proceedings*, 58, 217-226.
- Kambur, E. (2021). Emotional intelligence or artificial intelligence?: Emotional artificial intelligence. *Florya Chronicles of Political Economy*, 7(2), 147-168.
- Kimmel, H. D., & Hill, F. A. (1960). Operant conditioning of the GSR. *Psychological Reports*, 7(3), 555–562.
- Leeman-Markowski, B. A., & Schachter, S. C. (2017). Cognitive and behavioral interventions in epilepsy. *Current neurology and neuroscience reports*, 17(5), 1-11.
- Lieto, A. (2021). *Cognitive Design for Artificial Minds*. Taylor & Francis, López, L. (2013). Los orígenes del concepto de inteligencia I: un recorrido epistemológico desde el mundo clásico hasta el Siglo de las Luces. *Revista Galego-Portuguesa de Psicología e Educación*, 21, 35-47.
- Ma-Kellams C, Or F, Baek JH, et al. (2016) Rethinking suicide surveillance: Googlesearch data and self-reported suicidality differentially estimate completed suicide risk. *Clinical Psychological Science* 4, 480–484.
- Markiewicz, R., & Dobrowolska, B. (2021). Initial results of tests using GSR biofeedback as a new neurorehabilitation technology complementing pharmacological treatment of patients with schizophrenia. *BioMed Research International*, 2021(1), 5552937.
- Marsland, S. (2011). *Machine learning: An algorithmic perspective*. Taylor & Francis.
- McStay A (2018) *Emotional AI: The Rise of Empathic Media*. Sage.
- Misaki, M., Tsuchiyagaito, A., Guinjoan, S. M., Rohan, M. L., & Paulus, M. P. (2024). Whole-brain mechanism of neurofeedback therapy: predictive modeling of neurofeedback outcomes on repetitive negative thinking in depression. *Translational Psychiatry*, 14(1), 354.
- Monteith, S., Glenn, T., Geddes, J., Whybrow, P. C., & Bauer, M. (2022). Commercial use of emotion artificial intelligence (AI): implications for psychiatry. *Current Psychiatry Reports*, 24(3), 203-211.
- Moss, D. & Shaffer, F. (2022). A primer of biofeedback. Association for Applied Psychophysiology and Biofeedback.
- Nabiyev, V.V. (2013). *Inteligencia artificial-Problemas-Algoritmos*. Seçkin Yayıncılık, Ankara

- Nandakumar, K., Wan, K.W., Chan, S.M.A., Ng, W.Z.T., Wang, J.G., Yau, W.Y., (2013). A multimodal gesture recognition system using audio, video, and skeletal joint data. In J. Epps, F. Chen, S. Oviatt, K. Mase (Eds.). *Proceedings of the Fifteenth International Conference on Multimodal Interaction*. ACM Press, New York, NY. (pp. 475–482).
- Niv, S. (2013). Clinical efficacy and potential mechanisms of neurofeedback. *Personality and Individual Differences*, 54(6), 676–686.
- Pérez, J. A., Deligianni, F., Ravi, D. & Yang, G. (2018). Computing Research Repository. *Artificial Intelligence and Robotics*, 1803, 2-44.
- Picard, R. W. (1997) *Affective Computing*. MIT Press.
- Picard, R.W. & Klein, J. (2002). Computers that recognise and respond to user emotion: theoretical and practical implications. *Interacting with Computers*, 14, 141–169.
- Pimenta, M. G., van Run, C., de Fockert, J. W., & Gruzelier, J. H. (2018). Neurofeedback of SMR and beta1 frequencies: an investigation of learning indices and frequency-specific effects. *Neuroscience*, 378, 211-224.
- Primavera, D., Urban, A., Cantone, E., Nonnis, M., Aviles Gonzalez, C. I., Perra, A., ... & Sancassiani, F. (2024). The Impact on Anxiety Symptoms of an Immersive Virtual Reality Remediation Program in Bipolar Disorders: A Randomized Clinical Trial. *Journal of Clinical Medicine*, 13(14), 4203.
- Raysik, M. (2024). *Pilot Testing the Effects of Heart-rate Variability Biofeedback Training for College-aged Women with Eating Problems: A Qualitative Study* (Dissertation, Arizona State University).
- Ros, T., J. Baars, B., Lanius, R. A., & Vuilleumier, P. (2014). Tuning pathological brain oscillations with neurofeedback: a systems neuroscience framework. *Frontiers in human neuroscience*, 8, 1008.
- Russell Stuart, J. & Norvig, P. (2009). *Artificial intelligence: A modern approach*. Prentice Hall.
- Ryu, S., Lee, H., Lee, D. K., & Park, K. (2018). Use of a machine learning algorithm to predict individuals with suicide ideation in the general population. *Psychiatry investigation*, 15(11), 1030-1036.
- Schwartz, M. S., & Andrasik, F. (2015). *Biofeedback: A practitioner's guide* (4th ed.). Guilford Publications.
- Simon, H. A. (1980). Cognitive science: The newest science of the artificial. *Cognitive Science*, 4(1), 33–46
- Spearman, C. (1927). *The abilities of man*. Macmillan.
- Stoicescu, C. (2015). Big Data, the perfect instrument to study today's consumer behavior. *Database Systems Journal*, VI (3), 29-39.
- Thurstone, L. L. (1938). *Primary mental abilities*. University of Chicago Press.
- Valstar, M., Schuller, B., Smith, K., Almaev, T., Eyben, F., & Krajewski, J., Pantic, M. (2014). *Avec 2014: 3rd dimensional affect and depression recognition challenge*. *Proceedings of the 4th International Workshop on Audio/Visual Emotion Challenge* (pp. 3–10). Orlando, Florida.

- Victor, E., Zahra, M.A., Sewart, A. R., Christian, R. (2019). Detecting depression using a framework combining deep multimodal neural networks with a purpose-built automated evaluation. *Psychological Assessment*, 31(8), 1019.
- Wagner, B., Steiner, M., Huber, D. F. X., & Crevenna, R. (2022). The effect of biofeedback interventions on pain, overall symptoms, quality of life and physiological parameters in patients with pelvic pain: A systematic review. *Wiener klinische Wochenschrift*, 1-38.
- Wang, J. R., & Hsieh, S. (2013). Neurofeedback training improves attention and working memory performance. *Clinical Neurophysiology*, 124(12), 2406-2420.
- Weibel, R. P., Kerr, J. I., Naegelin, M., Ferrario, A., Schinazi, V. R., La Marca, R.,... & von Wangenheim, F. (2023). Virtual reality-supported biofeedback for stress management: Beneficial effects on heart rate variability and user experience. *Computers in Human Behavior*, 141, 107607.
- Yen, C. F., Chou, W. P., Hsu, C. Y., Wu, H. C., & Wang, P. W. (2023). Effects of heart rate variability biofeedback (HRVBFB) on sleep quality and depression among methamphetamine users. *Journal of Psychiatric Research*, 162, 132-139.
- Yoheswari, S. (2024). Advanced emotion recognition and regulation utilizing deep learning techniques. *Journal of Science Technology and Research*, 5(1), 383-388.
- Zohuri, B., & Zadeh, S. (2020). *Artificial intelligence driven by machine learning and deep learning*. Nova Science Publishers.
- Zohuri, B., & Zadeh, S. (2020). The utility of artificial intelligence for mood analysis, depression detection, and suicide risk management. *Journal of Health Science*, 8(2), 67-73.