

PREDICCIÓN PSICOLÓGICA: Modelos predictivos inteligentes en la evaluación del riesgo depresivo y suicida



Gustavo Eduardo Fernández Villacrés

Marco Vinicio Rosillo Solano

Eduardo Efraín Calero Brito

Angel Santiago Añazco Lalama

Angel Ramiro Palacios Bayas

2025

ISBN 978-9907-0-0213-3 doi 10.64584/PPMP4563

PREDICCIÓN PSICOLÓGICA: Modelos predictivos inteligentes en la evaluación del riesgo depresivo y suicida.

AUTORES

Gustavo Eduardo Fernández Villacrés

Instituto Superior Tecnológico Españ

Unidad de Ciencia y Tecnología



<https://orcid.org/0000-0003-1028-1224>

Marco Vinicio Rosillo Solano

Universidad Estatal de Bolívar

mrosillo@ueb.edu.ec

Docente de la Carrera de Derecho



<https://orcid.org/0000-0002-2167-9492>

Eduardo Efraín Calero Brito

Universidad Estatal de Bolívar

Eduardo.calero@ueb.edu.ec

Docente de la Carrera de Derecho



<https://orcid.org/0000-0002-3441-7774>

Angel Santiago Añazco Lalama

Instituto Superior Tecnológico España

angel.anazco@iste.edu.ec

Carrera de enfermeria



<https://orcid.org/0009-0003-5377-1570>

Angel Ramiro Palacios Bayas

Universidad Estatal de Milagro

apalacios.net@gmail.com

Docente en posgrados



<https://orcid.org/0000-0001-8393-9862>

PREDICCIÓN PSICOLÓGICA: Modelos predictivos inteligentes en la evaluación del riesgo depresivo y suicida

PSYCHOLOGICAL PREDICTION: Intelligent predictive models in the assessment of depressive and suicidal risk

Primera edición, Noviembre 7 del 2025

ISBN: 978-9907-0-0213-3

(e-book)

DOI: 10.64584/ppmp4563



Editado por:

Ing. Marco Salazar C.

Telf. 0960677758

Ambato-Ecuador



Este libro ha sido sometido a un proceso de evaluación por pares externos con base a la normativa editorial. También dispone de revisión antiplagio.

Ver anexos

Prohibida su reproducción total o parcial..

Diseño y diagramación.

Diseño, montaje y producción editorial. **MS Editorial**



ISBN: 978-9907-0-0213-3



Hecho en Ambato, Ecuador
Made in Ambato, Ecuador.

PRÓLOGO

La humanidad enfrenta en el siglo XXI un reto silencioso pero devastador: la creciente prevalencia de los trastornos depresivos y el riesgo suicida. Las estadísticas globales revelan que cada año, millones de personas atraviesan crisis emocionales que podrían haberse prevenido si los sistemas de salud contaran con herramientas predictivas precisas, humanas y éticamente responsables. En este contexto, la convergencia entre la psicología y la ingeniería de datos emerge como una oportunidad histórica para anticipar el sufrimiento y ofrecer respuestas basadas en evidencia, sensibilidad y tecnología.

El libro “Predicción Psicológica: Modelos predictivos inteligentes en la evaluación del riesgo depresivo y suicida” representa una obra pionera que une dos mundos aparentemente distantes: el de la comprensión profunda del comportamiento humano y el de la modelación matemática de los datos. Desde una perspectiva interdisciplinaria, esta obra muestra cómo el pensamiento clínico y el razonamiento computacional pueden complementarse para crear sistemas inteligentes que aprendan de patrones, emociones y contextos, transformando la detección del riesgo en una acción preventiva temprana.

En el Capítulo 1, “Fundamentos teóricos de la predicción psicológica”, se abordan los cimientos conceptuales que sustentan la comprensión del comportamiento humano desde una perspectiva predictiva. Se discuten los modelos clásicos de la psicología clínica, las teorías cognitivas y conductuales, y su integración con los paradigmas modernos de la analítica predictiva.

El Capítulo 2, “Inteligencia artificial y aprendizaje automático en la psicología predictiva”, trasciende el enfoque tradicional y explica con claridad cómo los algoritmos de machine learning y deep learning pueden identificar patrones invisibles para el ojo humano, brindando al psicólogo una nueva dimensión de análisis que combina sensibilidad emocional y precisión estadística.

En el Capítulo 3, “Diseño, validación y aplicación de modelos predictivos”, se detalla el proceso metodológico para desarrollar sistemas capaces de evaluar el riesgo depresivo y suicida con rigor científico. Se describen las fases de obtención, limpieza y procesamiento de datos, el entrenamiento de modelos, y los criterios de validez, confiabilidad y ética en la interpretación de resultados.

Finalmente, el Capítulo 4, “Ética, impacto social y futuro de la predicción psicológica”, invita a una reflexión profunda sobre los límites morales de la inteligencia artificial en la salud mental. La tecnología, al servicio de la vida humana, debe garantizar la privacidad, la dignidad y la autonomía de las personas. El futuro de la psicología predictiva no reside únicamente en algoritmos más sofisticados, sino en su capacidad de ser empáticos, inclusivos y socialmente responsables.

Esta obra es un llamado a la integración del conocimiento: a la necesidad de que psicólogos, ingenieros y científicos de datos trabajen juntos para construir un futuro donde la prevención del sufrimiento sea posible gracias a la unión de la ciencia del alma y la ciencia de los datos.

En cada página, el lector encontrará no solo un aporte teórico y metodológico, sino también una visión humanista que reivindica el propósito original de la tecnología: servir al bienestar humano.

Los autores.

INDICE GENERAL

CAPÍTULO I.....	1
FUNDAMENTOS TEÓRICOS DE LA PREDICCIÓN PSICOLÓGICA.	
1	
1.1. La psicología en la era digital: hacia una ciencia de datos humanos	1
1.2. Concepto y evolución de la predicción psicológica.....	9
1.3. Trastornos depresivos y conductas suicidas: aproximación clínica y psicométrica.	14
1.4 Variables psicológicas relevantes en la detección temprana del riesgo depresivo	21
1.5. Del diagnóstico a la predicción: cambio de paradigma en la evaluación mental	28
1.6. Limitaciones del enfoque tradicional y necesidad de modelos inteligentes	33
CAPÍTULO II.....	39
INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y APRENDIZAJE AUTOMÁTICO EN LA PSICOLOGÍA PREDICTIVA	39
2.1 Introducción al aprendizaje automático (Machine Learning y Deep Learning).....	39
2.2 Definición de Inteligencia Artificial (IA) y Machine Learning (ML)	41
2.3 Tipos de aprendizaje automático.....	42
2.4 Uso de la IA en psicología y salud mental	46
2.5 Arquitecturas de redes neuronales aplicadas al comportamiento humano.....	48
2.6 Principios biológicos y fundamentos de las redes neuronales artificiales.....	50
2.7 Tipos de redes neuronales relevantes en psicología.....	52
2.7 Aplicaciones en el estudio del comportamiento y las emociones ...	54
2.8 Procesamiento del lenguaje natural (PLN) para análisis emocional y cognitivo.....	56

2.9	Fundamentos del procesamiento del lenguaje natural	57
2.10	Modelos de lenguaje aplicados a la psicología	58
2.11	Análisis de discurso emocional y cognitivo en entornos digitales	59
2.12	Consideraciones éticas en el uso del procesamiento del lenguaje natural psicológico	60
2.13	Minería de datos psicológicos: fuentes, recolección y limpieza de datos	61
2.14.1	Principales investigaciones sobre predicción de riesgo suicida	64
2.14.2	Validación clínica y correlación con instrumentos tradicionales	65
2.15	Interpretabilidad y transparencia en los modelos predictivos psicológicos.....	67
2.16	Casos de uso: predicción de ideación suicida a partir de redes sociales y autoinformes	69
CAPÍTULO III.....		72
DISEÑO, VALIDACIÓN Y APLICACIÓN DE MODELOS PREDICTIVOS.		72
3.1	Diseño experimental en estudios de predicción psicológica....	72
3.2	Fundamentos del diseño experimental aplicado a IA y psicología	73
3.3	Control de variables sesgos en estudios predictivos	75
3.4	Selección de variables y construcción del dataset	77
3.5	Identificación de variables relevantes	79
3.6	Integración de datos digitales y psicométricos	81
3.7	Reducción de dimensionalidad y tratamiento de datos faltantes	82
3.8	Entrenamiento y validación cruzada de modelos predictivos ...	84
3.9	Estrategias de entrenamiento supervisado y no supervisado	85
3.10	Validación cruzada y prevención del sobreajuste	85
3.12	Evaluación del rendimiento: precisión, sensibilidad y especificidad.....	87

3.13	Principales métricas en la evaluación psicológicas asistida por IA	87
3.15	Limitaciones y sesgos en la evaluación de modelos psicológicos	89
3.15	Integración de IA con instrumentos psicométricos (tests, escalas)	90
3.16	Digitalización y análisis automatizado de instrumentos psicométricos	90
3.17	Correlación entre constructos psicológicos y variables computacionales.....	91
3.18	Validación híbrida: IA y experticia clínica.....	92
3.19	Implementación práctica en contextos clínicos y educativos ...	93
3.20	Aplicaciones en psicología clínica: monitoreo y prevención....	94
3.21	Aplicaciones en educación: aprendizaje socioemocional y detección de riesgo.....	95
3.22	Barreras éticas, técnicas y legales en la implementación real...	96
3.23	Retroalimentación adaptativa: aprendizaje continuo de los modelos	97
3.24	Actualización dinámica de los modelos predictivos	98
3.25	Detección de deriva de datos (data drift) y ajuste ético continuo	99
3.26	Perspectiva futura: IA reflexiva y co-aprendizaje humano-máquina.....	100
CAPÍTULO IV.....		102
ÉTICA, IMPACTO SOCIAL Y FUTURO DE LA PREDICCIÓN PSICOLÓGICA.....		102
4.1.	Implicaciones éticas en el uso de IA para la salud mental	102
4.2.	Privacidad, consentimiento informado y protección de datos sensibles	107
4.3.	Riesgos de sesgos algorítmicos y consecuencias clínicas.....	113
4.4.	Inteligencia artificial humanizada: equilibrio entre tecnología y empatía	118
4.5.	Políticas públicas y marcos regulatorios en salud mental digital.	123

4.6. Perspectivas futuras: IA emocional, psicología computacional y neuro tecnología.....	126
4.7. Conclusiones: hacia un modelo predictivo ético, inclusivo y preventivo.....	133
Bibliografía.....	137

CAPÍTULO I.

FUNDAMENTOS TEÓRICOS DE LA PREDICCIÓN PSICOLÓGICA.

1.1. La psicología en la era digital: hacia una ciencia de datos humanos

Suele considerarse que la Psicología nace con el filósofo griego Aristóteles (S. IV a.C.), sobre el psiquismo humano afirmó que sólo existía el mundo real y el mundo mental. La naturaleza podía ser de dos maneras: en acto y en potencia (un niño es un adulto en potencia y un niño en acto). Además, la mente o psique es la causa inicial de todo, lo que nos permite sentir y percibir, aunque al nacer no tenemos ideas innatas, por lo que todo lo aprendemos gracias a la memoria.

La psicología humana se apoya en los cinco sentidos. Tras un largo paréntesis en el desarrollo del saber científico (con alguna excepción protagonizada precisamente por autores españoles: Teresa de Jesús, Juan de la Cruz, Huarte de San Juan, Luis Vives, etc.), hasta el siglo XVII no se produce un cambio de mentalidad; el primero de los hombres modernos por su manera de pensar es René Descartes. Tiene Una concepción dualista del comportamiento humano, pero que reconoce una interacción mente-cuerpo. Mental es todo lo que está en la conciencia: la imaginación, la fantasía, los sueños, los recuerdos. Los estímulos del medio son captados por los sentidos y enviados al cerebro por medio de los nervios. Ahora la Psicología es una ciencia experimental. (Monroy & Alvarez, 2015)

El siglo XVIII según Arana, J; Meilán, J; Pérez, E (2012) fue el siglo de la ilusión científica; muchos creyeron que la ciencia podía extenderse desde la Física a las Matemáticas, la Biología y las Ciencias Humanas. Y la psicología es sobre todo práctica, que busca explicar las cosas de manera simple y demostrable. Se desarrolla el asociacionismo y se llega a una explicación genético-biológica de la mente. Para apoyarlas se recogen datos empíricos, y así poco a poco la psicología científica se va separando de la llamada psicología filosófica.

Uno de los grandes personajes de esta época es Christian Wolf , quien extendió el uso de la palabra "psicología" y distinguió entre psicología empírica y racional. Escribió un libro llamado "Racional Psychology", donde por primera vez se plantean temas propios de la psicología actual. Su contenido expresa pensamientos de G. W. Leibniz el objeto de estudio son los cambios del alma. El primer movimiento de tipo psicológico es el asociacionismo, el cual trata de explicar las cosas de manera simple y demostrable, sobre todo práctica.

De aquí el empirismo, tan importante en Inglaterra, con Hobbes y Locke para los cuales todo conocimiento procede de impresiones sensibles simples asociadas entre sí. Por su parte, George Berkeley lo aplica a la visión y David Hume el más radical y coherente con los principios empiristas a la percepción de la causalidad. Desde la proximidad temporal, ya que las ideas se asocian según ciertas leyes del pensamiento, por las cuales se forman asociaciones entre las ideas, quedando enlazadas entre sí por tres leyes: semejanza, contigüidad y causa-efecto. Desde mediados del siglo XIX la psicología se hace

evolucionista; llega a decir Herbert Spencer que "si la doctrina de la evolución es cierta, la consecuencia inevitable es que la mente sólo puede comprenderse viéndola crecer". Pero también el funcionalismo influye en la nueva Psicología y considera la conducta como adaptación al entorno. (Arana, Meilán, & Pérez, 2012)

Un importante movimiento psicológico de fines del siglo XIX, desarrollado en la Universidad de Chicago, que no se preocupa tanto por descubrir "qué son los procesos mentales" (como en la psicología wundtiana), sino por descubrir para qué sirven y cómo funcionan. En Estados Unidos sobresale Granville S. Hall, que pasó dos años en el laboratorio de Wundt en Leipzig. Establece el primer laboratorio americano de psicología y más tarde funda "The American Journal of Psychology", la segunda revista psicológica del mundo y la primera de América. Un gran paso, en la Historia de la Psicología mundial, fue la Gestalt psychologie o Psicología de la Forma, de orientación innatista. Nació en Alemania alrededor de 1912, casi a la vez que el conductismo americano, al que se opone epistemológicamente. (Tortosa & Civera, 2006)

Finalmente, León, R (2018) manifiesta a la Psicología Social como una disciplina independiente, pero ligada a la psicología general, que estudia los aspectos sociales del comportamiento humano: socioculturales de la personalidad; sociales de las funciones psíquicas; interpersonales; de los pequeños y grandes grupos humanos; de los medios de comunicación de masas. La psicología social se desarrolla influida por los acontecimientos mundiales, políticos y sociales del siglo XX en Europa y Norteamérica.

A finales del siglo XX la psicología se expandió, nuevas tecnologías de investigación, nuevos campos de estudio y nuevas formas de abordar el estudio de la conducta y los procesos mentales. Esos avances abrieron la puerta a especialización de la psicología, cada vez más asociada a otras ciencias, y el equivalente a una crisis de identidad. Y así, la psicología se redefine continuamente.

Preguntar qué es la psicología o qué hacen los psicólogos hoy día es más complicado que hace cien años, afirma Arana, J; Meilán, J; Pérez, E (2012) cuando la nueva ciencia daba sus primeros pasos. Definir de manera precisa, adecuada y objetiva la psicología no es tarea sencilla. Para otros, la psicología es sólo una forma de hacer test para diagnosticar trastornos de conducta, aptitudes, personalidad, etc. Aunque ésta sea una de las funciones relevantes del psicólogo, este abordaje del todo por una de sus partes conduce a una valoración parcial de la psicología. Para otros, los psicólogos son los que trabajan con personas con trastornos, con enfermos (psicología como psicopatología y psicología clínica).

La psicología es una ciencia que puede ser explicada en muchos niveles, podemos representarlos como escalones de una escalera, donde los inferiores se hallan más próximos a las determinaciones biológicas y los superiores a las sociales. Los niveles de explicación en psicología van desde las moléculas, estructuras cerebrales, pensamientos, sentimientos, emociones, hasta las influencias sociales y culturales, con muchos niveles intermedios. Esta manera de ver las cosas, sin estar completamente equivocada, es claramente parcial y sesgada. El estudio y tratamiento de los trastornos mentales, de

conducta y escolares es un campo de trabajo, ciertamente, relevante, pero no sólo, pues también implica la promoción de la salud mental en individuos sanos, la prevención, la utilización para mejorar el rendimiento en diferentes ámbitos (laboral, escolar, deportivo, etc.).
(Arana, Meilán, & Perez, 2012)

Antes la psicología la definimos como la ciencia de la conducta y los procesos mentales asegura Morris, Ch; Maisto, A (2012) los psicólogos creen que el método científico al intentar dar respuesta a sus interrogantes. Recogen datos mediante la observación cuidadosa y sistemática; elaboran teorías que tratan de explicar lo que han notado; hacen nuevas hipótesis a partir de esas teorías y luego ponen a prueba sistemáticamente esas hipótesis con más observaciones y experimentos para verificar si son ciertas. Así, como todos los científicos, los psicólogos aplican el método científico para describir, comprender, predecir y finalmente controlar lo que estudian.

Para generalizar su concepto Souverain, D (2024) manifiesta que la psicología es una ciencia, disciplina académica y profesión que estudia la conducta y los procesos mentales de los individuos y los grupos humanos en diversas situaciones; su campo de estudio cubre todos los aspectos de la experiencia humana y lo hace para propósitos de investigación, docencia, laborales, entre otros. Actualmente la psicología no es una ciencia unificada, sino que existen diferentes psicologías, en el sentido de enfoques, corrientes o escuelas, cada una con sus propios sistemas conceptuales y metodológicos.

Entre ellas puede haber coincidencias o, por el contrario, incompatibilidades; esta diversidad da lugar a diferentes significados y enfoques. Algunas corrientes se autodefinen de manera excluyente, como la única forma de obtener un conocimiento legítimo o científico y de intervenir eficazmente en psicología.

Figura N°1
La psicología en la era digital



Nota. Fuente: <https://depositphotos.com/es/purchased.html>

El hombre siempre ha pensado que su época vive los "momentos más decisivos de la historia", pero los cambios actuales son, en efecto, los más rápidos, más teatrales, más intrincados que cualquiera de los que habían tenido lugar en el pasado en un período de tiempo equivalente. Y de ello se alimenta la psicología: nuevos contextos y problemas han abierto campos insospechados de investigación y de acción. Profesional, familia, maltrato familiar y social, sexualidad, empresa, publicidad, mundo laboral, información, medios de comunicación, miseria, estrés laboral y vital, violencia, guerra, catástrofes naturales y

humanas, viajes espaciales, enfermedades, tecnologías etc, han marcado la reciente actividad psicológica. (García, 2023)

De acuerdo con lo planteado por Hernández, H. et.al en su artículo (2020) desde que las revoluciones tecnológicas que siguieron a la Guerra Fría, en los años 1980 y 1990, el mundo ha entrado en una nueva era en la que las telecomunicaciones son parte de la vida cotidiana. Con la llegada de internet y los dispositivos móviles y electrónicos se generó un cambio en el día a día, estando ahora muy influenciado por las nuevas tecnologías de comunicación, como los correos electrónicos, la telefonía móvil, los mensajes de texto, etc.

Todos estos cambios mundiales se hicieron más evidentes en las generaciones que nacieron a partir de los años 80, ya que ellas crecieron con el internet, algo que antes no existía. Esto creó una brecha generacional donde los más jóvenes eran, y son, nativos digitales, se mueven como pez en el agua en estos ambientes virtuales y con las herramientas que permiten los dispositivos electrónicos.

Las últimas décadas del siglo XX fueron testigo de una revolución tecnológica que transformó la manera en que los humanos piensan y viven en el mundo sostiene Hernández (2020). Las nuevas tecnologías digitales mundializaron la comunicación, acabaron con las fronteras y unieron como nunca antes un mundo que ya estaba más conectado que nunca gracias al teléfono y la televisión, pero que nunca había estado tan cerca. Ahora, en el siglo XXI, somos testigos de lo que ha provocado en la humanidad el avance acelerado de la era digital. Los más jóvenes están expuestos a una cultura más acelerada e inmediata,

que cada día tiene algo nuevo que ofrecer. La vida social, sumada a la vida virtual, ha generado una generación enferma, adicta a internet, a la pornografía, a la depresión y a la baja autoestima.

La psicología digital es un campo actual de la psicología que estudia cómo las tecnologías digitales (Internet, redes sociales, dispositivos móviles, inteligencia artificial, etc.) afectan la mente, las emociones, el comportamiento y las relaciones humanas, y cómo cambian la manera en que se practica la atención psicológica. En este contexto, el comportamiento humano está influenciado por la elevada conectividad, la inmediatez informativa y la virtualización de las relaciones sociales, con oportunidades y riesgos para la salud mental.

Además, la psicología digital extiende las formas de intervención con nuevas herramientas, como la terapia online, las apps de salud mental o la realidad virtual en tratamientos clínicos, abriendo la puerta a hacer más accesibles los servicios psicológicos. Pero también abre la puerta a preocupaciones éticas y sociales sobre privacidad de datos, dependencia tecnológica y brecha digital. Como un todo, la ergonomía estudia cómo lograr un equilibrio entre las personas y la tecnología para el bienestar psicológico en un mundo cada vez más tecnológico.
(Chavez, 2024)

Acierta Chávez, L (2024) que antes, la terapia psicológica se realizaba en consultorios, lo que excluía a las personas con problemas de movilidad. Pero hoy la tecnología abre un mundo de posibilidades la tele psicología, o terapia online, ha abierto las puertas de la salud mental. Ahora, los individuos pueden interactuar con terapeutas desde

cualquier lugar, superando limitaciones geográficas y ampliando el acceso a la atención. Las apps y plataformas tecnológicas posibilitan la terapia personalizada. Los terapeutas pueden personalizar programas y ejercicios terapéuticos para cada paciente. La psicología digital proporciona recursos educativos sobre salud mental y habilidades de afrontamiento. Los pacientes pueden informarse mejor sobre sus enfermedades y cómo controlarlas.

1.2. Concepto y evolución de la predicción psicológica

Para Murpky, F (2015) la predicción psicológica es la anticipación de una conducta, una emoción, una actitud, un trastorno o cualquier otro fenómeno psicológico, a partir de datos previos, teorías, instrumentos, observación o modelos científicos. Su objetivo es predecir con cierto grado de certeza lo que va a suceder en el futuro en unas condiciones dadas. El juicio clínico se asocia a términos como “pronóstico”, “predicción” o “predicción afectiva”, y se define como el intento de anticipar lo que ocurrirá en un caso específico basándose en la experiencia previa o en principios teóricos establecidos. En la ciencia, la predicción y la observación son pasos cruciales del método empírico para probar hipótesis, confirmándolas o refutándolas, como sugieren el falsacionismo o la predicción arriesgada.

Pero las teorías y modelos explicativos en psicología, por su complejidad y abstracción, no siempre pueden verificarse directamente de esta manera. Sin embargo, en la evaluación psicológica, las pruebas de personalidad y otras medidas psicométricas han demostrado ser capaces de predecir con gran exactitud lo que una persona hará, siente

o piensa, haciendo de la predicción una herramienta científica en la psicología.

Para Fernández, G (2022) la predicción psicológica, desde la perspectiva de los pronósticos expertos, es un juicio anticipatorio justificado racionalmente que intenta anticipar acontecimientos futuros en el campo de la psicología. A diferencia de la predicción teórica o la que emana de instrumentos tecnológicos, este tipo de predicción se basa en criterios estrictos como el contexto, la finalidad, la justificación científica, la posibilidad de intervención, la naturaleza reflexiva del profesional y la especificidad del objeto. En este sentido, la predicción psicológica no busca adivinar comportamientos o estados mentales, sino que es una herramienta analítica que combina evidencia empírica y juicio experto para guiar la comprensión y la toma de decisiones en diversas áreas de la psicología.

Yarkoni, T; Westfall, J (2019) en su artículo “Choosing prediction over explanation in psychology”, señalan que la predicción psicológica es una tarea empírica: construir modelos que puedan predecir con exactitud lo que harán las personas en el futuro, más allá de explicar lo que hicieron en el pasado. A diferencia de las posturas teóricas causales, este autor defiende que la psicología es valiosa por hacer pronósticos confiables con datos, estadísticas y algoritmos, incluso en situaciones donde los mecanismos causales son confusos o desconocidos.

La predicción psicológica ha ido cambiando a lo largo de la historia, a medida que la teoría psicológica, los métodos estadísticos y la

tecnología han ido avanzando. A continuación, presento una línea de tiempo cronológica y conceptual:

Los inicios de la predicción psicológica a principios del siglo XX se basaban en el método clínico y el juicio experto. En esta época los psicólogos se fiaban sobre todo de su juicio clínico, su ojo clínico y su evaluación subjetiva de rasgos, síntomas y comportamientos de las personas para predecir lo que harían en el futuro en situaciones clínicas, educativas o laborales. Este enfoque dependía en gran medida del juicio experto, carecía de criterios definidos y carecía de instrumentos cuantitativos, lo que a menudo resultaba en predicciones inconsistentes y susceptibles a errores sistemáticos. Pero a pesar de estas restricciones, abrió el camino para el desarrollo posterior de enfoques más sistemáticos y científicos para predecir el comportamiento humano. (Ryu, 2023)

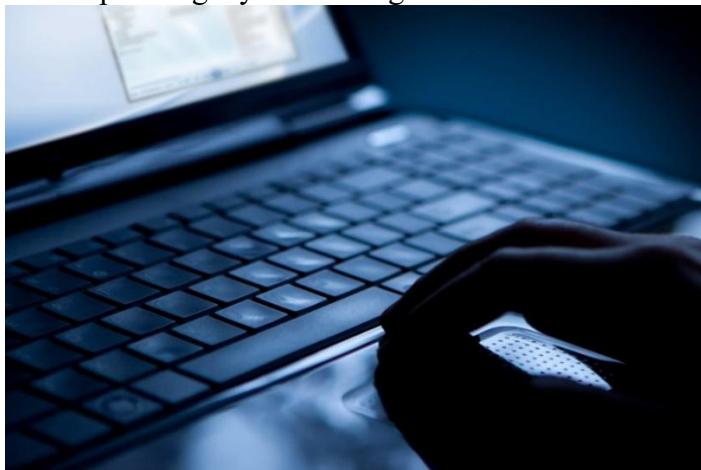
Entre 1930 y 1960 la predicción psicológica dio un gran paso con el surgimiento de los métodos psicométricos, los cuales permitieron una evaluación más objetiva y estandarizada de las habilidades y características de las personas asegura Ryu, J (2023). En este tiempo se codificaron los test de inteligencia, aptitudes y personalidad, que daban medidas cuantitativas susceptibles de ser correlacionadas con el rendimiento escolar, laboral y social. La aplicación de estadísticas elementales, como correlaciones y regresiones simples, permitió asociar variables psicológicas con resultados futuros y disminuir la dependencia exclusiva del juicio clínico. Esto abrió la puerta a la anticipación y medición sistemática y replicable de la conducta,

allanando el camino para modelos más sofisticados de evaluación y predicción en psicología.

Entre 1960 y 1980 la predicción psicológica se estatuyó por métodos estadísticos y conductuales en vez del juicio clínico. En esta época se utilizaron regresiones múltiples, análisis factoriales y de clúster para predecir conductas, rendimiento escolar, laboral y riesgo de psicopatologías. Estudios seminales, como los de Paul Meehl, mostraron que las predicciones estadísticas superaban consistentemente a las de los clínicos, demostrando la superioridad de un enfoque más objetivo y reproducible. Este desarrollo reforzó la noción de que la conducta humana podía predecirse a través de mediciones cuantitativas de variables observables, sentando las bases de la predicción en la psicología contemporánea. (Meehl, 2013)

Según Echávarri, A (2015) entre 1980 y 2000 la predicción psicológica fue revolucionada por la informática y los modelos computacionales, ahora que existían computadoras más poderosas y bases de datos más grandes. En esta época se desarrollaron sistemas expertos, simulaciones y redes neuronales tempranas capaces de analizar información compleja y reconocer patrones que antes eran imposibles de identificar. Estos adelantos hicieron posible la predicción en áreas como selección de personal, diagnóstico clínico y psicología educativa, integrando estadísticas convencionales con el poder de procesamiento de la computadora. La incorporación de la tecnología no solo mejoró la exactitud y velocidad de las predicciones, sino que también preparó el camino para modelos inteligentes más avanzados en las décadas venideras.

Figura N°2
La psicología y la tecnología



Nota. Fuente: <https://depositphotos.com/es/purchased.html>

Desde el año 2000 hasta el día de hoy, la predicción psicológica se ha visto revolucionada por el aprendizaje automático y los datos masivos. La disponibilidad de datos a gran escala de encuestas, pruebas psicológicas, redes sociales, dispositivos digitales, etc., ha hecho posible crear modelos predictivos mucho más afinados y personalizados. A través de algoritmos de aprendizaje automático, análisis de redes neuronales y minería de datos se pueden reconocer patrones sutiles de comportamiento, predecir riesgos de trastornos mentales y predecir la respuesta a tratamientos con mayor precisión que los métodos convencionales. Además, estos modelos pueden ajustarse en tiempo real a medida que cambian los datos y las situaciones, lo que representa un movimiento hacia una psicología predictiva más personalizada, proactiva y basada en evidencia cuantitativa, pero que también plantea preocupaciones éticas sobre la

privacidad y el sesgo de los datos. (Mohapatra, Abdulrahman, & Lata, 2025)

1.3. Trastornos depresivos y conductas suicidas: aproximación clínica y psicométrica.

Según la Organización Mundial de la Salud (2025) la depresión es un trastorno mental frecuente, supone un estado de ánimo bajo o pérdida de interés o placer en las actividades durante períodos prolongados. La depresión es diferente de los cambios normales en el estado de ánimo del día a día. Puede impactar todos los aspectos de la vida, desde las relaciones familiares y de amistad hasta las comunitarias. Pueden ser la causa o el resultado de dificultades escolares y laborales. La depresión puede tocar a cualquiera. Las personas que han sufrido maltrato, pérdidas significativas u otros sucesos traumáticos tienen mayor riesgo de padecerla. Las mujeres tienen más probabilidades de deprimirse que los hombres.

Se calcula que el 4,0 % de la población sufre depresión, el 5,7 % de los adultos (4,6 % en hombres y 6,9 % en mujeres) y el 5,9 % de los adultos de 70 años o más. En el mundo, unos 332 millones de personas padecen depresión. Se calcula que en 2021 se suicidaron 727. 000 personas. El suicidio es la tercera causa de muerte en personas de entre 15 y 29 años. Los factores de riesgo para el trastorno depresivo mayor son el sexo femenino (con picos en el posparto y la menopausia y mayor tendencia a la cronicidad), los antecedentes personales o familiares de trastorno afectivo, el bajo nivel socioeconómico, la falta de apoyo social, el estado civil separado; no hay datos concluyentes sobre la personalidad

y los sucesos vitales. Aparece más frecuentemente en la tercera década en las mujeres y en la cuarta en los hombres. Existen patrones de manifestación estacional y peri menstrual. Los trastornos depresivos probablemente constituyan un conjunto heterogéneo de enfermedades con diferentes etiologías, pronósticos y respuestas al tratamiento; los trastornos bipolares y la depresión endógena se consideran entidades separadas en las que se han identificado alteraciones en varios marcadores biológicos, pero que no son útiles en la práctica clínica. (Capapey & Parrallada, 2012)

El diagnóstico de los trastornos depresivos según Coryell, W (2025) se hace al reconocer los signos y síntomas (y los criterios clínicos mencionados anteriormente). Una serie de preguntas cerradas van especificando si los pacientes reúnen los síntomas necesarios para el diagnóstico de depresión mayor según el DSM-5. Para poder distinguirlos de los cambios normales del estado de ánimo, debe haber malestar clínicamente significativo o deterioro en lo social, laboral o en otras áreas importantes. La gravedad viene dada por el grado de dolor y discapacidad (física, social, laboral) y por la duración de los síntomas. Un médico debe indagar de manera sensible pero directa sobre cualquier idea o plan de hacerse daño a sí mismo o a los demás, cualquier intento de suicidio anterior.

La depresión causa deterioro cognitivo, psicomotor y de otro tipo (por ejemplo, falta de concentración, fatiga, pérdida del deseo sexual, pérdida de interés o placer en casi todas las cosas que antes disfrutaba, problemas para dormir) y estado de ánimo deprimido. Las personas deprimidas suelen tener ideas suicidas e intentan suicidarse. Otros

síntomas o trastornos mentales (por ejemplo, ansiedad o ataques de pánico) a menudo están presentes y pueden dificultar el diagnóstico y el tratamiento. Los pacientes con cualquier tipo de depresión son más propensos al abuso de alcohol o drogas ilegales en un intento de automedicarse para los trastornos del sueño o los síntomas de ansiedad, pero la depresión es una causa menos común de trastorno por consumo de alcohol y otras sustancias de lo que se creía anteriormente. (Coryell, 2025)

Por otra parte, Echávarri, A (2015) nos manifiesta que el comportamiento suicida es un fenómeno multifacético, con connotaciones psicopatológicas, existenciales, sociales y morales, lo que dificulta definirlo de manera universal. Es decir, que en la conducta suicida no sólo se debe abarcar el suicidio consumado, sino también la amplia gama de formas autoagresivas que existen en la misma y que no necesariamente causan la muerte del individuo, pero que a partir de ahora señalan su propia vida.

Dos criterios conforman la conducta suicida: el "Criterio autoinfligido", la acción violenta en sí misma, y el "Criterio de propósito", la intención de muerte. La presencia de los dos criterios o la ausencia de uno de ellos dan lugar a las distintas maneras en que se puede manifestar la conducta suicida. Para el manejo de las conductas suicidas es preciso identificar los factores de riesgo. Los cuales van desde sistemas sanitarios y la ciudadanía a nivel comunitario, relational e individual. Estos factores suelen sumarse para incrementar la susceptibilidad al comportamiento suicida.

Cuando intentamos comprender un problema, necesitamos definirlo afirma el Psicólogo Clínico Villar, F (2023), necesitamos unos conceptos que nos informen de su amplitud y que nos ayuden a diferenciarlo de otras conductas. En el caso del comportamiento suicida, esta necesidad es fundamental, ya que incluso hoy en día no existe una definición internacionalmente aceptada. Hablamos de conducta suicida cuando la persona tiene cierta intención de quitarse la vida. Esa intención de quitarse la vida es lo que define la conducta suicida y, por tanto, en lo que hay que intervenir, ya sea en el ámbito clínico, familiar o social, formal o informal. Esta intención de quitarse la vida se va desarrollando en un proceso, de menos a más.

Los factores de riesgo de las conductas suicidas son diversos y complejos, ya que resultan de la interacción de factores biológicos, psicológicos y sociales. Entre las principales están los trastornos mentales (especialmente la depresión, la ansiedad, el abuso de sustancias y los trastornos de personalidad). También intervienen factores psicosociales como el aislamiento, la falta de apoyo familiar o social, el acoso, la violencia, la pérdida de seres queridos, las experiencias traumáticas. A nivel personal, la desesperanza, la baja autoestima, la impulsividad y la dificultad para controlar el estrés hacen a una persona más vulnerable. Además, las situaciones socioeconómicas adversas, el desempleo y la exposición a conductas suicidas en el entorno o en los medios pueden aumentar el riesgo.

Todos estos factores combinados no son completamente predictivos de una conducta suicida, pero aumentan la posibilidad de que ocurra. (Sanchis & Domènech, 2018)

El comportamiento suicida, como ya hemos reiterado, es un proceso complejo y multifactorial. Es un proceso que no se limita a un momento (excepto en el suicidio impulsivo), sino que la persona puede estar horas, días, semanas, meses o años elaborando su pensamiento de muerte. Esta pasa por distintas etapas. La conducta suicida: una etapa de ideación (se piensa en el suicidio como una opción positiva para resolver la situación angustiante); una etapa de ambivalencia (en la que se enfrentan la tendencia de muerte y la tendencia de vida, sopesando los pros y los contras del suicidio); y una etapa de decisión (en la que la persona considera que la muerte es la única solución a su problema). Y no es un proceso lineal, hay avances y retrocesos. (Rocamora, 2025).

Figura 3
Trastornos depresivos



Nota. Fuente: <https://depositphotos.com/es/purchased.html>

Según la Organización Mundial de la Salud OMS (2025) cada año se suicidan 727.000 personas y muchas más intentan suicidarse. Todos los casos son tragedias para las familias, las comunidades y todo el país, con impactos de por vida para los seres queridos. Los suicidios se pueden producir a cualquier edad y fueron la tercera causa de muerte entre las personas de 15 a 29 años en todo el mundo en 2021. Y esto no se limita a los países de altos ingresos, sino que se extiende por todo el mundo. De hecho, el 73% de todos los suicidios en 2021 se produjeron en países de ingresos bajos y medios.

Al referirnos sobre la aproximación clínica Álvarez, M (2019) asegura que es una forma de abordaje en psicología y psiquiatría que implica la evaluación, el diagnóstico y el tratamiento directo de personas con problemas emocionales, cognitivos o conductuales. Este enfoque trata de entender al ser humano como un todo, en sus dimensiones biológicas, psicológicas y sociales que determinan su estado mental. En los trastornos depresivos y en las conductas suicidas, la mirada clínica es capaz de reconocer los síntomas, su intensidad, duración y la interferencia que causan en la vida de la persona. A través de la entrevista clínica, la observación conductual y el uso de criterios diagnósticos (como los del DSM-5 o la CIE-11), el profesional se hace una idea completa del cuadro clínico.

Además, implica la valoración del riesgo suicida, indagando por ideación, planificación o intentos previos, factores de riesgo y protectores. La mirada clínica no es sólo un acto de diagnóstico, sino un proceso de acompañamiento, de construcción de una alianza terapéutica, de ajuste del tratamiento a la persona. En resumen, esta

orientación no solo pretende entender el sufrimiento psicológico, sino también intervenir empática, ética y científicamente para mejorar la salud mental y prevenir desenlaces fatales como el suicidio.

La forma psicométrica de aproximación implica el uso de instrumentos estandarizados y científicamente validados para medir de manera objetiva los fenómenos psicológicos (emociones, pensamientos, comportamientos, rasgos de personalidad, etc.). En los trastornos depresivos y en las conductas suicidas, esta perspectiva puede medir la severidad de los síntomas depresivos y el riesgo suicida a través de escalas y cuestionarios estandarizados. Entre los instrumentos más empleados están el Inventario de Depresión de Beck (BDI-II), la Escala de Hamilton para la Depresión (HAM-D) y la Escala de Ideación Suicida de Beck (BSSI), que permiten una evaluación estandarizada y comparable entre pacientes o momentos del tratamiento.

La psicometría pretende asegurar la fiabilidad y validez de la medida, es decir, que los resultados sean consistentes y reflejen con precisión la realidad psicológica que se pretende medir. (González F. , 2012)

Esta metodología apoya la práctica clínica, proporcionando información objetiva que contribuye al diagnóstico, seguimiento y evaluación de la efectividad de las intervenciones terapéuticas. En resumen, la aproximación psicométrica es una de las herramientas indispensables de la psicología científica, porque combina la objetividad de la medición con la comprensión de la psicología humana.

1.4 Variables psicológicas relevantes en la detección temprana del riesgo depresivo

Las variables psicológicas detección temprana del riesgo depresivo son un conjunto de factores internos que explican los procesos por los cuales se genera la depresión aporta Singh, V (2022). Estas dimensiones incluyen factores emocionales, cognitivos, conductuales y sociales que determinan la manera en que una persona experimenta, interpreta y reacciona ante los acontecimientos de la vida diaria. Entre ellas se encuentran la capacidad de regulación emocional, los esquemas cognitivos negativos, el estilo atribucional pesimista, la baja autoestima y el escaso apoyo social, las cuales conforman un perfil de vulnerabilidad psicológica. Entender estos elementos nos da una perspectiva más amplia de cómo se gesta el malestar emocional, más allá de un diagnóstico clínico.

La identificación temprana de estas variables es esencial para la prevención y promoción de la salud mental. Identificarlas antes de que la sintomatología depresiva se establezca permite desarrollar intervenciones individualizadas dirigidas a fortalecer los recursos psicológicos y la resiliencia. Además, permite la creación de programas educativos y comunitarios para promover la autoconciencia emocional, el manejo del estrés y la construcción de redes de apoyo social. En esta línea, el análisis de las variables psicológicas no solo permite anticipar el riesgo depresivo, sino que se erige como un elemento esencial para el desarrollo de estrategias preventivas y de promoción del bienestar.

A nivel emocional, la autoestima es una de las variables más relevantes, ya que muchas teorías depresivas han propuesto que la baja autoestima es un factor crucial en el desarrollo de los trastornos depresivos, según la American Psychological Association (2025), para empezar, definimos brevemente los constructos. La autoestima es la valoración afectiva de uno mismo como persona, los sentimientos de aceptación y respeto hacia uno mismo. Entonces las personas con baja autoestima se juzgan de forma negativa, se sienten ineficaces y consideran sus errores como indicadores de su valía personal, lo que aumenta la probabilidad de presentar síntomas depresivos.

También la regulación emocional es importante las personas con dificultades para regular sus emociones tienden a experimentar mayor intensidad emocional negativa, lo que favorece la depresión. En concreto, el empleo de estrategias desadaptativas, como la rumiación, se ha considerado un predictor importante del inicio y mantenimiento de la sintomatología depresiva. Muchas teorías de la depresión han planteado que la baja autoestima es un factor fundamental en el desarrollo de trastornos depresivos.

Afirma Westedt, C (2024) que, a nivel cognitivo, los pensamientos automáticos negativos y el estilo atribucional pesimista son variables altamente consideradas en la identificación temprana del riesgo depresivo. También llamadas ANT por sus siglas en inglés (automatic negative thoughts), las personas con esquemas cognitivos disfuncionales suelen ver la realidad a través de una “tríada cognitiva” negativa: visión negativa de sí mismas, del mundo y del futuro. Los PAN son pensamientos automáticos, negativos, es decir, ideas,

imágenes, creencias, expectativas, atribuciones, interpretaciones, auto instrucciones y esquemas que influyen en la conducta a través de las emociones. Son determinantes para el inicio de los síntomas de diferentes trastornos como: depresión, ansiedad, estrés, fobias, baja autoestima, problemas de pareja, académicos, etc.

Somos capaces de procesar alrededor de 60.000 pensamientos al día, por lo que nuestro cerebro está constantemente analizando el mundo que nos rodea. Nuestros pensamientos son parte de nuestro "mapa mental" que, junto con las creencias, los valores, las reglas y el significado que damos a las experiencias de la vida, conforman todo lo que nos hace diferentes y únicos en la forma de ver el mundo y el mundo que nos rodea.

Figura 4
Variables psicológicas



Nota. Fuente: <https://depositphotos.com/es/purchased.html>

Ahora bien, según Cernas, D (2018) la atribución es el proceso cognitivo que se usa para explicar las cosas que suceden. Las explicaciones que se atribuyan a los sucesos pueden ser de lo más

diverso y en función de las causas a las que se atribuyan, se generarán unas u otras emociones, unas u otras expectativas para el futuro ante situaciones semejantes y unos u otros recursos para afrontar los problemas que se presenten, entonces un estilo atribucional negativo es una manera común de dar razón de los sucesos negativos, haciendo hincapié en causas internas, estables y globales.

Es un estilo cognitivo asociado a mayor riesgo de depresión, indefensión aprendida y menor resiliencia. Algunas personas tienden a atribuir sus sucesos negativos a causas internas (por ejemplo, ocurrió por mi culpa), estables (por ejemplo, siempre me ocurrirá) y globales (por ejemplo, me ocurre en todos los aspectos de mi vida), lo que significa que estos sucesos se repetirán en el futuro, son ineludibles y no se puede hacer nada para evitarlo. Estas mismas personas recalcan factores externos, variables y concretos para los sucesos favorables.

Estos hallazgos podrían sugerir que el estilo atribucional negativo no es un factor específicamente riesgoso para desarrollar sintomatología depresiva, sino más bien una vulnerabilidad general que aumentaría la probabilidad de experimentar malestar psicológico. La posibilidad de que sea un factor de riesgo global, no sólo de malestar psicológico, sino también de enfermedad física, queda apoyada por los hallazgos de que los individuos con un estilo atribucional negativo enferman con mayor frecuencia, permanecen enfermos durante más tiempo, tienen una supervivencia menor tras el diagnóstico de cáncer o enfermedad cardiaca y presentan mayor mortalidad. (Sanjuan,P.et.al, 2012)

Otra variable psicológica relevante es el afrontamiento del estrés afirma Castagnetta, O (2016). En psicología, el afrontamiento se ha conceptualizado como el conjunto de estrategias cognitivas y conductuales que la persona desarrolla para manejar las demandas internas o externas que se consideran que exceden los recursos del individuo. Puede ser una forma adaptativa de cada uno para disminuir el estrés de una situación percibida como difícil de controlar.

El modo en que la gente afronta las situaciones difíciles puede marcar su vulnerabilidad emocional. Estrategias evitativas o pasivas de afrontamiento se relacionan con mayor riesgo de depresión, en tanto que el afrontamiento activo y la búsqueda de apoyo social son factores protectores. Además, los estudios indican que la interacción entre un estilo cognitivo negativo y un elevado estrés vital predice la probabilidad de presentar episodios depresivos.

En lo social, el apoyo social percibido es un factor influyente. La sensación de soledad o de falta de apoyo emocional multiplica el riesgo de síntomas depresivos, sobre todo en adolescentes y personas mayores. La falta de relaciones afectivas, la dificultad para expresar emociones, intensifican los sentimientos de soledad y desesperanza, abriendo la puerta a la depresión. Por lo cual, su valoración es de vital importancia en los procesos de detección temprana y prevención. El apoyo sociofamiliar, que se refiere al grado en que la persona cuenta con una red de amigos y familiares que le sirvan de válvula de escape a frustraciones y temores. El apoyo se ha asociado con el control de

sucesos estresantes de la vida y hay estudios de los beneficios para el bienestar y la salud mental. (Gonzales,R;et.al., 2021)

Coincide Esparza, Y; et.al. (2021)que el apoyo social beneficia al otorgar la sensación de pertenecer a algo y que se puede contar con los demás, lo que se relaciona con una mayor autoestima y la capacidad para afrontar situaciones estresantes y buscar ayuda en otros. El apoyo emocional, instrumental o de otro tipo, además de dar a las personas un sentimiento de pertenencia, les proporciona medios para valorar y afrontar las situaciones estresantes. De acuerdo con la hipótesis de atenuación del estrés, el apoyo social modera el efecto del estrés sobre el bienestar, ya que las personas logran afrontar y mejorar los factores estresantes.

Los datos indican que las personas que se sienten muy apoyadas socialmente tienen un autoconcepto elevado asegura Orcasita, L; Uribe, A (2015), un estilo de afrontamiento al estrés más adaptativo, más autoestima y autoconfianza, más control personal, más bienestar subjetivo y mejor salud en general. El apoyo social bien proporcionado es, pues, un recurso para ajustarse a las demandas del entorno y, por extensión, un elemento para tener en cuenta en las intervenciones. Entre los beneficios del apoyo social se proporciona a los enfermos emocional, instrumental o materialmente. En esta línea, se hallaron estudios que ilustran cómo es te apoyo beneficia el ajuste, la salud y el bienestar de las personas.

Finalmente, Norman, U:et.al. (2023), manifiesta que los rasgos de personalidad son determinantes para entender la vulnerabilidad depresiva, ya que moldean la manera en que las personas interpretan, afrontan y reaccionan ante las situaciones cotidianas. Uno de los rasgos más investigados es el neuroticismo, que se refiere a la propensión a experimentar emociones negativas intensas, como ansiedad, tristeza, culpa o irritabilidad, en respuesta a situaciones estresantes. Estudios han revelado que los individuos con altos niveles de neuroticismo son más reactivos emocionalmente y tienen una predisposición persistente al malestar psicológico, siendo un grupo vulnerable a la depresión. Esta característica puede aumentar la sensación de amenaza o fracaso ante los problemas, intensificando los pensamientos automáticos negativos y la visión negativa del futuro.

Además, la autocritica y la dependencia emocional son consideradas dimensiones de personalidad asociadas a la vulnerabilidad depresiva; los individuos autocríticos tienden a fijarse estándares muy altos y a culparse o sentirse inútiles cuando no los alcanzan. Esta autoexigencia siempre insatisfecha va creando un círculo vicioso de insatisfacción y autorreproche que deteriora la autoestima y favorece la sintomatología depresiva. Por otro lado, los individuos altamente interdependientes suelen fundamentar su bienestar en la aprobación y el cariño de los otros, siendo muy sensibles a la pérdida, el rechazo o la desaprobación. Esta dependencia puede generar soledad e indefensión cuando las relaciones importantes se ven amenazadas o se pierden. (Soriano, Dos rasgos de personalidad predicen el riesgo de sufrir depresión, 2025)

Además, estudios recientes han encontrado que el perfeccionismo mal adaptativo (preocupación por cometer errores y necesidad de aprobación externa) también se relaciona con síntomas depresivos. Ello, al igual que la autocrítica, implica una autoevaluación negativa y rígida, que perpetúa los estados emocionales negativos. El perfeccionismo, el neuroticismo y la baja autoestima configuran un perfil psicológico especialmente vulnerable a la depresión. (Soriano, Dos rasgos de personalidad predicen el riesgo de sufrir depresión, 2025)

En conjunto, estas características de personalidad no son predictoras absolutas de que se vaya a desarrollar una depresión, pero sí que, en combinación con factores ambientales y cognitivos negativos (estrés, conflictos interpersonales, pérdidas), la persona tenga más probabilidades de desarrollarla. Por eso, la valoración temprana de estas características es fundamental para desarrollar intervenciones preventivas dirigidas a la regulación emocional, la autoaceptación y el fortalecimiento de la resiliencia y, de este modo, disminuir el efecto de la vulnerabilidad de la personalidad sobre la salud mental.

1.5. Del diagnóstico a la predicción: cambio de paradigma en la evaluación mental

Asegura Hickie, I (2025) que históricamente, la evaluación en salud mental se ha enfocado en el diagnóstico, es decir, en determinar qué trastorno padece un individuo basándose en criterios clínicos estandarizados (como los del DSM-5 o la CIE-11) para así diseñar el tratamiento adecuado. Pero en los últimos años ha habido un cambio

hacia modelos integradores que combinan perspectivas categoriales y dimensionales para caracterizar mejor los trastornos no solo en términos de presencia/ausencia, sino también en función de su gravedad, curso y riesgo futuro. A su vez, se ha añadido la vertiente predictiva, anticipando lo que puede ocurrirle al individuo (empeoramiento, cronicidad, respuesta al tratamiento, nuevo trastorno) a través de modelos de riesgo, biomarcadores y herramientas de aprendizaje automático (machine learning).

Pasar de una orientación diagnóstica a una predictiva en la evaluación de la salud mental representa un cambio radical en la forma de conceptualizar y abordar los trastornos mentales. El diagnóstico siempre ha sido una imagen estática de la situación actual del paciente, una identificación de los síntomas existentes. Pero el nuevo paradigma aboga por una evaluación longitudinal, que mire cómo el individuo va cambiando en el tiempo (riesgo y trayectoria). Esta manera no solo de describir cómo están las cosas, sino de prever lo que puede ocurrir (por ejemplo, el desarrollo de un trastorno, una recaída o una respuesta al tratamiento). De este modo, la evaluación deja de ser sólo descriptiva para transformarse en una herramienta de prevención y planificación clínica más exacta. (Hassen, 2021)

Además, Leventhal, A (2024) de Jaec Asociación ratifica que las innovaciones tecnológicas y metodológicas han dado lugar a nuevos instrumentos que abren la posibilidad de obtener información de diversas fuentes. La combinación de biomarcadores, neuroimagen, genética, datos conductuales y herramientas de IA ha dado lugar a modelos predictivos más complejos e individualizados. Estos modelos

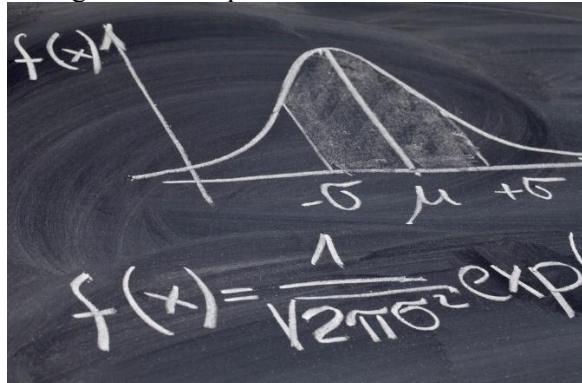
no solo predicen el riesgo de enfermedad mental, sino que también pueden revelar signos tempranos de cambio emocional o cognitivo. Este cambio supone pasar de una lógica basada en "qué tiene el paciente" a una enfocada en "qué le puede pasar", transformando la práctica clínica en una más proactiva, preventiva y personalizada.

El giro del diagnóstico a la predicción en salud mental impacta la evaluación psicológica. Primero, implica un cambio en las metas de la evaluación, que ya no se reducen a describir o etiquetar un trastorno existente, sino a predecir el curso futuro de una persona, su susceptibilidad a ciertos problemas y su probabilidad de responder a ciertas intervenciones. Esto supone elaborar instrumentos que evalúen no sólo síntomas actuales, sino también factores de riesgo, recursos personales, patrones de conducta y factores contextuales que moldean la trayectoria psicológica. La evaluación, entonces, es un proceso continuo que permite ir ajustando la intervención y prevenir recaídas o nuevos trastornos. (Meehan,A;et.al, 2022)

Además, la práctica profesional se tiene que ajustar a esta nueva perspectiva e integrar metodologías apoyadas en datos IA y seguimiento digital sin perder la comprensión clínica y ética del proceso humano asegura Adebayo, M (2023). Los psicólogos deberán capacitarse en la lectura de modelos probabilísticos y en la integración de distintas fuentes de información biológica, cognitiva, emocional y social para armar perfiles predictivos más afinados. Asimismo, deberán reforzarse los principios éticos de privacidad, consentimiento informado y uso responsable de la información recogida.

En conjunto, estos cambios hacen de la evaluación psicológica una herramienta indispensable para el diagnóstico, pero también para la prevención, la predicción y la individualización de la atención en salud mental.

Figura N° 5
Diagnóstico a la predicción



Nota. Fuente: <https://depositphotos.com/es/purchased.html>

El giro hacia la predicción en el diagnóstico de salud mental tiene varias dificultades y restricciones que deben tenerse en cuenta. Uno de los mayores desafíos es la validación de los modelos predictivos, ya que muchos de ellos aún carecen de evidencia empírica suficiente para ser aplicados de manera fiable en la práctica clínica. Además, la calidad y la disponibilidad de los datos requeridos (como datos genéticos, neurobiológicos o conductuales) suelen ser escasas, caras o de difícil acceso. A esto se añaden dilemas éticos y de privacidad en el uso de información sensible y el peligro de caer en interpretaciones deterministas que impliquen un riesgo psicológico como un destino inevitable.

También es difícil incorporarlas a la práctica diaria porque implican capacitación y cambios estructurales en los sistemas de salud. En suma, estos desafíos demuestran que, si bien la predicción es un avance prometedor, su aplicación aún requiere de un desarrollo científico, ético y profesional continuo. (Stein,D;et.al, 2022)

Fernández, A (2018) manifiesta que las implicaciones prácticas del cambio de paradigma del diagnóstico a la predicción en la evaluación de la salud mental se traducen en el desarrollo de instrumentos y modelos capaces de predecir la ocurrencia o progresión de diferentes trastornos psicológicos. Por ejemplo, se han desarrollado algoritmos de aprendizaje automático que pueden predecir la probabilidad de desarrollar depresión, ansiedad o psicosis basándose en datos clínicos, conductuales y biológicos, permitiendo una intervención temprana antes de que los síntomas empeoren.

En neuropsicología, las pruebas cognitivas repetidas y las neuroimágenes se utilizan para buscar patrones que puedan predecir el deterioro cognitivo y la progresión a la demencia. Además, en el ámbito laboral o educativo, los modelos predictivos identifican a individuos con alta vulnerabilidad emocional, proporcionando programas preventivos y de acompañamiento psicológico que disminuyen el riesgo de crisis futuras.

Por otro lado, la incorporación de instrumentos digitales y tecnologías de seguimiento ha enriquecido la capacidad de la psicología para evaluar de manera dinámica y personalizada. Las apps para móviles, los sensores vestibles o las plataformas de tele psicología recogen datos

en tiempo real del estado de ánimo, el sueño, la actividad física o la interacción social, creando marcadores predictivos del bienestar mental. Estas innovaciones no solo afinan el diagnóstico y la planificación del tratamiento, sino que también fomentan una atención más preventiva y proactiva. En suma, las aplicaciones de este nuevo enfoque evidencian que la evaluación psicológica puede transformarse de un modelo reactivo, centrado en el síntoma actual, a uno predictivo que anticipe, prevenga y ajuste las intervenciones a las necesidades de cada individuo. (Saxe,G;et.al, 2022)

1.6. Limitaciones del enfoque tradicional y necesidad de modelos inteligentes

Las limitaciones del modo clásico de predicción psicológica tienen que ver con su naturaleza estática, descriptiva y categorial. Históricamente, los modelos psicológicos se enfocaban en categorizar trastornos o comportamientos según criterios diagnósticos estáticos (como los del DSM o la observación clínica), lo que limitaba la predicción de cambios o trayectorias individuales en el tiempo. Estos enfoques se basaban en cuestionarios y pruebas psicométricas administradas en un solo punto en el tiempo, sin tener en cuenta la naturaleza cambiante, contextual y multifactorial del comportamiento humano. Además, el enfoque clásico tenía a simplificar la realidad psicológica en puntuaciones globales o clasificaciones, ignorando la interacción entre variables biológicas, cognitivas, emocionales y sociales. (Castagnetta, 2016)

Frente a estas limitaciones, surge la necesidad de modelos inteligentes basados en los fundamentos teóricos de la predicción psicológica, que integran la teoría de sistemas complejos, el análisis dinámico y el aprendizaje automático afirma Adebayo, M (2023). Estos modelos permiten procesar grandes volúmenes de datos (big data psicológica), detectar patrones no lineales y realizar predicciones individualizadas y contextuales. En lugar de limitarse a describir lo que una persona “es” en un momento dado, buscan estimar cómo podría “evolucionar” su estado psicológico bajo determinadas condiciones. En este sentido, los modelos inteligentes representan una evolución teórica y metodológica que conecta la psicología con las ciencias computacionales y la inteligencia artificial, orientando la evaluación hacia la predicción, prevención y personalización de la intervención psicológica.

Las fallas del método clásico en la predicción psicológica se basan en que es más descriptivo-diagnóstico que predictivo. Durante décadas, la psicología se dedicó a reconocer y etiquetar trastornos en base a criterios clínicos o psicométricos, pero sin instrumentos para predecir el curso individual o los cambios a través del tiempo. Las técnicas estadísticas tradicionales (regresión lineal, análisis factorial, etc.) parten de supuestos de estabilidad, independencia y linealidad entre variables que no se ajustan a la naturaleza compleja, cambiante y multicausal del comportamiento humano. Además, estos enfoques tienden a apoyarse en muestras pequeñas, situaciones artificiales y mediciones únicas, limitando su generalización a situaciones reales. "Mucha de la investigación psicológica ha favorecido la explicación

causal sobre la predicción empírica, y por tanto su utilidad práctica para prevenir o intervenir tempranamente". (Yarkoni & Páramos, 2017)

Otra gran limitación del enfoque tradicional según Yarkoni, T; Páramos, J (2017) es que depende de instrumentos estáticos y descuida el contexto. Las pruebas psicométricas clásicas evalúan constructos en un solo punto en el tiempo y con datos auto reportados, excluyendo información dinámica y contextual (por ejemplo, el contexto social, el uso de tecnologías, los cambios fisiológicos) que impactan directamente en la conducta. Esto ha resultado en una predicción pobre y poco ajustada a la realidad cotidiana de las personas. Pero, sobre todo, la no articulación entre variables biológicas, cognitivas, afectivas y contextuales no permite dar cuenta de la naturaleza sistémica del comportamiento.

Pero la investigación actual advierte que estas formas tienen poca validez predictiva en la práctica clínica, sobre todo para identificar riesgos como la recaída depresiva o el suicidio. Por lo tanto, existe la necesidad de desarrollar modelos inteligentes y adaptativos que puedan procesar datos complejos y hacer predicciones más precisas y personalizadas.

La complejidad creciente de los fenómenos psicológicos y el agotamiento del modelo clásico han abierto la puerta a modelos inteligentes de predicción psicológica. Estos modelos, de aprendizaje automático, inteligencia artificial y análisis de big data, pueden manejar grandes cantidades de datos y encontrar patrones que la estadística tradicional no puede encontrar. A diferencia de los modelos

lineales, los modelos inteligentes pueden combinar datos biológicos, cognitivos, emocionales, conductuales y contextuales para hacer predicciones sensibles en el tiempo y personalizadas. Esto representa un cambio de paradigma: la psicología ya no se limita a describir el estado actual de la persona, sino que predice su desarrollo futuro para prevenir trastornos, mejorar las intervenciones y la toma de decisiones clínicas.

El aprendizaje automático hace posible una "psicología de precisión" que busca entender la individualidad a través del análisis computacional del comportamiento y los datos de un individuo. (Hinshaw, 2017)

Figura 6
Modelos inteligentes



Nota. Fuente: <https://depositphotos.com/es/purchased.html>

Las bases teóricas de la predicción psicológica se basan en que el comportamiento humano, a pesar de su complejidad, sigue ciertos patrones que pueden ser descritos y modelados a partir de datos empíricos. "Es un enfoque que integra la psicométría, la teoría de sistemas dinámicos y la estadística inferencial para predecir la

probabilidad de ocurrencia de estados o conductas futuras". Mientras que la explicación trata de entender las razones, la predicción psicológica intenta anticipar lo que va a suceder, combinando factores cognitivos, emocionales, sociales y biológicos interrelacionados.

Autores como Yarkoni, T; Páramos, J (2017) señalan la importancia de ir más allá de modelos descriptivos hacia modelos predictivos que puedan ser aplicados a la toma de decisiones clínicas y la prevención. Hoy en día este marco se enriquece con el aprendizaje automático y la inteligencia artificial, capaces de analizar datos a gran escala y hacer predicciones personalizadas y en tiempo real.

Las consecuencias para la práctica de la psicología que se desprenden del enfoque predictivo son revolucionarias, ya que cambian la manera en que se evalúan, entienden y tratan los fenómenos psicológicos describe Vélez, J (2021). Más que diagnosticar o etiquetar un trastorno, el profesional puede predecir riesgos, trayectorias y respuestas al tratamiento, lo que permite desarrollar intervenciones más tempranas y personalizadas.

Los modelos inteligentes y predictivos permiten combinar diversas fuentes de información (clínica, conductual, digital) para mejorar la toma de decisiones en entornos clínicos, educativos y empresariales. Además, apoya una psicología más preventiva, procesual y científica, preocupada por el desarrollo más que por el estado. Pero esta evolución también plantea desafíos éticos y técnicos, como asegurar la privacidad de los datos, la interpretabilidad de los algoritmos y la capacitación de los psicólogos en el análisis computacional. En suma, las

consecuencias de este cambio de paradigma señalan el camino hacia una práctica psicológica más afinada, integradora y ajustada al siglo XXI.

CAPÍTULO II.

INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y APRENDIZAJE AUTOMÁTICO EN LA PSICOLOGÍA PREDICTIVA

2.1 Introducción al aprendizaje automático (Machine Learning y Deep Learning)

El aprendizaje automático (Machine Learning) y el aprendizaje profundo (Deep Learning) son dos de los pilares de la IA moderna. Su influencia se extiende más allá de la informática y la ingeniería, para revolucionar la forma en que las ciencias humanas en especial la psicología estudian y predicen el comportamiento. Estas recientes tecnologías tienen la característica de permitir que las computadoras aprendan de los datos y descubran patrones complejos que serían imposibles de descubrir por un humano. Yarkoni y Westfall (2017) señalan que la importancia del aprendizaje automático en la psicología predictiva al detectar signos tempranos de varios problemas emocionales al analizar las expresiones lingüísticas y no verbales, esto resulta especialmente útil al crear modelos especializados en predecir el riesgo de trastornos mentales como la depresión o el pensamiento suicida.

Más allá de su capacidad analítica, el aprendizaje automático ha provocado un cambio epistemológico en las ciencias del comportamiento. Mientras que los enfoques tradicionales se basaban en pequeñas muestras y modelos lineales, el aprendizaje automático puede manejar grandes cantidades de datos psicológicos (textos, imágenes, datos fisiológicos, datos de comportamiento digital, etc.)

para crear modelos que mejoran a medida que reciben nuevos datos. Esto ha dado lugar a una psicología basada en evidencia empírica masiva, en la que las inferencias ya no se basan en hipótesis de antemano, sino en el descubrimiento automatizado de correlaciones y patrones (Yarkoni, 2020).

Figura 7
Modelos inteligentes



Nota. Fuente: Imagen generada con inteligencia artificial

El aprendizaje profundo, un campo de la inteligencia artificial que tiene la capacidad de crear redes neuronales artificiales compuestas por una gran cantidad de capas, ha revolucionado esta área gracias a su habilidad para procesar información jerárquica y no lineal. Los modelos de aprendizaje profundo han sido exitosos en el reconocimiento de emociones, análisis de voz, clasificación de textos e interpretación de imágenes cerebrales. Según Russell y Norvig (2021), la inteligencia artificial no solo tiene la capacidad de automatizar varios procesos, sino que también transforma la interacción humano-máquina. Por ende, la implementación de la IA

puede abrir puertas a la detección temprana y la intervención psicológica individualizada.

2.2 Definición de Inteligencia Artificial (IA) y Machine Learning (ML)

La inteligencia artificial (IA) es la disciplina de la informática que tiene la finalidad de dotar a las máquinas con la posibilidad de realizar funciones similares a las humanas simulando las características propias de este como el razonamiento, percepción y la toma de decisiones (Russel & Norvig, 2021). La Inteligencia Artificial surge en el siglo pasado y desde entonces ha sufrido varias transformaciones que van desde los arcaicos métodos simbólicos basados en reglas hasta los actuales sistemas y modelos que poseen la capacidad de aprender por sí mismos a partir de datos. Hoy en día, la inteligencia artificial no hace referencia únicamente a la automatización, sino que se considera como un campo interdisciplinario y completo que involucra varias áreas adicionales como matemáticas, estadística, neurociencia, psicología cognitiva, filosofía de la mente, etc.

En el campo de la inteligencia artificial, el aprendizaje automático es una rama que permite que las máquinas posean la capacidad de "aprender" a partir de un conjunto de datos. Mitchell (1997) lo define como el estudio de programas que mejoran su rendimiento en una tarea a través de la experiencia. En vez de ser programados explícitamente, los modelos de aprendizaje automático aprenden patrones en los datos y los usan para hacer predicciones o tomar decisiones. Para Yarkoni y

Westfall (2017), en el campo de la psicología predictiva, este principio permite a los algoritmos encontrar asociaciones entre medidas conductuales o lingüísticas y estados emocionales subyacentes, creando así herramientas de diagnóstico temprano y modelos de apoyo clínico basados en evidencia.

De manera reciente, varios autores hispanohablantes han empezado a teorizar sobre la inteligencia artificial desde una perspectiva epistemológica. Pérez Palencia (2024) propone que la IA está cambiando los modos convencionales de generar ciencia, ya que ahora los datos pueden formar parte del proceso de inferencia y descubrimiento. Esta metodología, llamada Epistemóloga-IA, plantea una ciencia en la que las máquinas no solo ayudan, sino que crean hipótesis, moviendo la línea entre el conocimiento humano y el de la máquina. Para Broncano (2025), la inteligencia artificial no debería ser considerado únicamente como un avance tecnológico, sino como un fenómeno cultural actual que puede redefinir la relación entre los humanos y sus herramientas cognitivas.

2.3 Tipos de aprendizaje automático

El aprendizaje automático está constituido por varios paradigmas que son los responsables de caracterizar la manera en que los algoritmos aprenden de los datos. Los tres tipos principales de aprendizaje son el supervisado, el no supervisado y por refuerzo. En el caso del aprendizaje supervisado, el modelo es entrenado con datos etiquetados, esto resulta importante para aplicarse en problemas de predicción o clasificación en donde cada dato de entrada tiene una salida conocida

(clasificación de imágenes, detección de odio, reconocimiento de emociones a partir de texto, diagnosticar trastornos mentales, etc.).

El aprendizaje no supervisado es utilizado cuando los datos no están etiquetados previamente. Este paradigma tiene la finalidad de buscar patrones o estructuras ocultas a través de diversos métodos como el clustering o la reducción de dimensionalidad. Para Hastie, et al. (2009), esto resulta apropiado en investigaciones exploratorias cuando se quieren descubrir tipologías de comportamiento o perfiles psicológicos sin una hipótesis de antemano.

El aprendizaje por refuerzo se podría decir que está basado en un principio conductista, en donde los algoritmos tienen la capacidad de aprender mediante la interacción con un entorno específico mientras reciben recompensas o penalizaciones basadas en las decisiones tomadas. Este paradigma puede ser considerado como relación conceptual de la psicología del aprendizaje dado que imita los mecanismos de condicionamiento descritos por autores como Thorndike y Skinner.

Más allá de estos tres tipos principales, el aprendizaje automático actual ha dado lugar a enfoques híbridos y técnicas complementarias, como el aprendizaje semi-supervisado, el aprendizaje auto supervisado y el meta-aprendizaje, que combinan elementos de los anteriores para mejorar la eficiencia y generalización de los modelos. Estas técnicas son muy útiles en situaciones donde los datos son escasos, costosos o sensibles dado a que provee de la posibilidad de entrenar modelos con menor supervisión humana reduciendo el sesgo proveniente de la

anotación manual. Para Pérez Palencia (2024), estos avances son el ejemplo de que la implementación del aprendizaje automático puede generar conocimiento adaptativo en donde los modelos no solo procesan datos, sino que aprenden por sí mismos.

Rol del Deep Learning en la detección de patrones psicológicos: El aprendizaje automático ha revolucionado la manera en que los psicólogos investigan, analizan y predicen el comportamiento humano. De manera tradicional, la psicología dependía totalmente de métodos estadísticos lineales y muestras pequeñas que complicaba la detección de relaciones complejas entre variables. El aprendizaje automático, a diferencia de los métodos tradicionales, tiene la capacidad de procesar enormes cantidades de datos entre conductuales, lingüísticos y fisiológicos con la finalidad de encontrar patrones que son invisibles para el ojo humano.

Para Yarkoni (2020), este cambio marca un cambio de paradigma en las ciencias del comportamiento: de un enfoque hipotético a uno data-driven en el que los modelos aprenden directamente de los datos. En este sentido, los algoritmos de clasificación y regresión se utilizan para detectar indicadores de riesgo psicológico, y las técnicas de clustering para descubrir grupos o perfiles emocionales latentes en poblaciones diversas.

El uso del aprendizaje automático para identificar patrones psicológicos se ha extendido a varias áreas de la investigación aplicada. Según Eichstaedt, et al. (2018), los modelos supervisados actualmente tienen la capacidad de correlacionar el uso de pronombres, adjetivos y

estructura sintáctica con marcadores para la detección de la depresión, ansiedad o pensamientos suicidas. En el área de neurociencia cognitiva también se aplica el aprendizaje automático, para Bzdok y Meyer-Lindenberg (2018) en esta área, las redes neuronales convolucionales se aplican para descifrar imágenes cerebrales y predecir respuestas emocionales o cognitivas a estímulos visuales.

En psicología social, el estudio de los rastros digitales de interacción como la frecuencia de posteo o la densidad de redes sociales, es utilizado para la investigación de fenómenos como el aislamiento, la autoestima o la regulación emocional. Esta cantidad de aplicaciones demuestra la gran aplicabilidad que tiene el aprendizaje automático en diversas áreas dado a que puede combinar diferentes modalidades de información para obtener una visión rica y multimodal del comportamiento humano.

El aprendizaje automático aporta mucho más allá que solo su capacidad analítica puesto que se está convirtiendo en una herramienta para anticipar y prevenir riesgos psicológicos. Hoy en días, muchos de los sistemas con inteligencia artificial pueden monitorear datos en tiempo real además de alertar en caso de detectar signos de deterioro emocional, agotamiento o pensamientos suicidas, con esto permitiendo una intervención temprana. Pero este poder viene con la responsabilidad de usarlo éticamente, porque los modelos pueden absorber sesgos de los datos o malas interpretaciones culturales. Como ya indican Pérez Palencia (2024) y Broncano (2025), el beneficio del aprendizaje automático para la psicología no es sustituir el juicio clínico humano, sino aumentarlo, combinando la sensibilidad clínica

con la exactitud algorítmica. Con esto en mente, la inteligencia artificial es una herramienta que amplía la mirada científica y nos desafía a repensar los límites de la interpretación psicológica en la era digital.

2.4 Uso de la IA en psicología y salud mental

La aplicación de la inteligencia artificial (IA) en psicología y salud mental es considerado como un campo en pleno crecimiento dado su posibilidad con integrar la ciencia de datos con la práctica clínica. Los modelos de aprendizaje automático son capaces de procesar enormes cantidades de datos de diferentes fuentes como texto, voz e imágenes, esto con la finalidad de identificar patrones no perceptibles para el ser humano y relacionarlos con estados emocionales y trastornos mentales.

Estas recientes tecnologías han demostrado su eficacia para detectar síntomas depresivos, ansiosos o diversas señales de trastornos mentales garantizando una detección temprana y más objetiva de las alteraciones mentales. Autores como Guntuku et al. (2017) señalan que los algoritmos de IA de lenguaje y redes sociales pueden predecir la depresión con más del 70% de exactitud, lo que abre la puerta a sistemas de apoyo clínico no invasivos y personalizados.

En el área clínica, la inteligencia artificial ha resultado implementado correctamente, ya que es aplicada tanto para el diagnóstico como para la intervención y seguimiento terapéutico. Existen varios chatbots y asistentes virtuales basados en modelos de lenguaje natural que tienen la función de brindar apoyo emocional y orientación psicológica,

especialmente en entornos donde el acceso a profesionales es limitado. Además, autores como Inkster, et al. (2018), señala que existen varias plataformas como Wysa que son capaces de utilizar técnicas propias de la terapia cognitivo-conductual (TCC) que junto al procesamiento del lenguaje natural (PLN) sirve como una estrategia para ayudar a los usuarios a controlar sus emociones, reconocer pensamientos negativos y practicar técnicas de relajación. Sin sustituir la interacción humana, estos sistemas son un buen complemento para el seguimiento continuo y la prevención de riesgos, especialmente en poblaciones vulnerables o con dificultades de acceso a la atención psicológica convencional.

Sin embargo, el uso de la inteligencia artificial especialmente en áreas relacionadas a la salud mental abre cuestiones éticas y epistemológicas. Durante el entrenamiento de los modelos predictivos, estos pueden manipular información considerada altamente sensible, por ende, como principio básico para la utilización y entrenamiento de los modelos es necesario garantizar la privacidad, transparencia y consentimiento informado.

Para López y Rodríguez (2024) es necesario poseer de un marco ético interdisciplinar para la aplicación de la inteligencia artificial en psicología dado que consideran necesario que el modelo sea capaz de integrar la exactitud algorítmica con el juicio clínico y el respeto a la singularidad del paciente. Así, de esta manera el rol del psicólogo cambia de intérprete de síntomas a mediador entre los datos y la experiencia humana, garantizando que las decisiones tecnológicas respeten el bienestar, la empatía y la autonomía de las personas.

2.5 Arquitecturas de redes neuronales aplicadas al comportamiento humano.

Las redes neuronales artificiales son la base del aprendizaje profundo y son considerados como una metáfora computacional inspirada en el cerebro humano. Está compuesta por nodos interconectados que procesan información en capas sucesivas que puede modelar relaciones complejas y no lineales entre las diferentes variables, lo cual resulta crucial para fines investigativos en el área de psicología, en donde los procesos mentales, emocionales y conductuales son variables que no suelen seguir patrones lineales o deterministas. Según Goodfellow, et al. (2016) estas arquitecturas son caracterizados por su posibilidad de descubrir patrones latentes en conjuntos masivos de datos y de ellos derivar representaciones ricas del comportamiento humano.

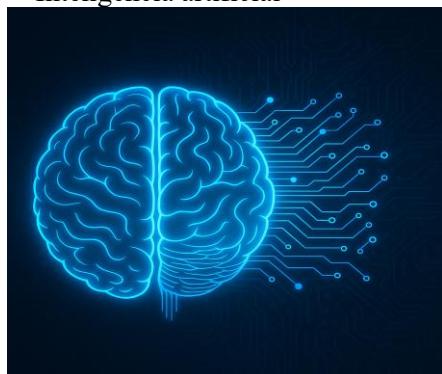
En el ámbito de la psicología cognitiva y afectiva, las redes neuronales han demostrado la capacidad de simular una diversidad de funciones propias del ser humano como la percepción, la memoria y la toma de decisiones con la finalidad de generar una mejor comprensión de los procesos mentales. Para Schmidhuber (2015), las redes neuronales profundas son capaces de aprender diversas jerarquías de abstracción como las que usa el cerebro para procesar la información sensorial y emocional. Esta característica ha resultado muy importante dado que ha promovido su aplicación varios campos como el análisis de expresiones faciales o el reconocimiento de emociones a partir de la voz y áreas más complejas como la interpretación de señales cerebrales mediante neuroimagen. Por lo tanto, las redes neuronales no funcionan únicamente como predictoras, sino que también como modelos

explicativos de cómo surgen patrones cognitivos y afectivos en el comportamiento humano.

Los diferentes modelos de inteligencia artificial han logrado fusionar información multimodal (texto, imagen, sonido) para hacer un análisis más preciso de la experiencia emocional y los estados mentales. Estudios recientes demuestran que estos sistemas son capaces de adivinar marcadores de ansiedad o depresión a partir de señales combinadas como la entonación de la voz o la expresión facial.

Estudios recientes como el realizado por Geetha, et al. (2024), demuestran que estos sistemas resultan muy útiles en la aplicación dado a que ha demostrado anticipar marcadores relacionadas a la ansiedad y depresión a partir de señales combinadas, como la entonación de la voz o la expresión facial. Así, las redes neuronales representan un eslabón entre la ciencia psicológica y la inteligencia artificial para un abordaje integral del comportamiento, donde el procesamiento algorítmico y la comprensión humana trabajan juntas por el bienestar emocional.

Figura 8
Inteligencia artificial



Nota. Fuente: Imagen generada con inteligencia artificial

2.6 Principios biológicos y fundamentos de las redes neuronales artificiales

Las redes neuronales artificiales (RNA) se inspiraron en la estructura y función del cerebro humano, especialmente en la forma en que las neuronas biológicas trabajan juntas para crear conexiones sinápticas. Desde mediados del siglo pasado, neurocientíficos y matemáticos trataron de simular el proceso de aprendizaje humano en sistemas informáticos que pudieran modificar su conducta en base a la experiencia. El primer modelo de neurona artificial fue propuesto por McCulloch y Pitts (1943), la cual definieron una “neurona artificial” que estuvo basado en términos lógicos y binarios, los autores llegaron a demostrar que una red de estas "neuronas artificiales" interconectadas podría representar operaciones cognitivas básicas.

Más tarde, el perceptrón de Rosenblatt (1958) extendió esta idea al agregar pesos sinápticos ajustables, dando así importancia a las conexiones en el aprendizaje. Estos avances son considerados como la base de las redes neuronales actuales ya que dieron lugar a una nueva forma de pensar para incluir la cognición en sistemas computacionales en el que la inteligencia surge de la interacción de unidades simples que trabajan juntas para resolver problemas complejos (Nilsson, 2010).

El paralelismo entre las redes neuronales y el cerebro humano y su relación está basado en la naturaleza distribuida y adaptable que comparten, esto es debido a que las redes neuronales están basadas en el funcionamiento del cerebro humano. Como es sabido, en las redes biológicas las neuronas codifican señales electroquímicas y fortalecen

sus conexiones en dependencia de la frecuencia e importancia de los estímulos. Rumelhart, et al. (1986), indica que este fenómeno ocurre de igual manera en las redes neuronales artificiales, esto se produce cuando las neuronas artificiales "fortalecen sus conexiones" al ajustar sus pesos internos mediante distintos algoritmos de optimización. Este proceso es importante para el aprendizaje continuo ya que garantiza que los modelos tengan la capacidad de cambiar tal como el cerebro humano lo hace para aprender a abstraer, generalizar y recordar.

En el área de la psicología cognitiva surge la constante comparación entre los modelos neuronales y el funcionamiento del cerebro humano dando lugar al conexionismo que se trata de una corriente teórica que plantea que los distintos procesos mentales como la percepción o la memoria, entre otros, pueden ser explicados mediante redes de unidades interconectadas que procesan en paralelo. Bechtel y Abrahamsen (2002) señalan que el conexionismo proporciona una perspectiva más realista de la mente dada a que se distancia del modelo simbólico y se enfoca en el aprendizaje y la plasticidad para una representación adecuada del cerebro humano.

Esto ha permitido unir varios campos de la neurociencia y la psicología para incluirlas en las ciencias de la computación, haciendo de las redes neuronales artificiales no solo predictoras, sino modelos teóricos de la mente humana. Con esto, las redes neuronales artificiales son el claro ejemplo de cómo la biología ha inspirado parte fundamental de la inteligencia artificial mostrando como los procesos naturales de adaptación y aprendizaje pueden ser imitados por los sistemas computacionales.

2.7 Tipos de redes neuronales relevantes en psicología

Las redes neuronales artificiales (RNA) se muestran en diferentes arquitecturas, cada una de ellas creada para abordar problemas particulares y reflejar diversos tipos de procesos de comportamiento o cognitivos. La red neuronal artificial clásica es considerada el modelo más elemental, está compuesto por varias capas de entradas, algunas capas ocultas y una capa final. Esta clase de red neuronal es generalmente utilizada para abordar problemas generales de clasificación, regresión y predicción.

En investigaciones psicológicas, ha sido aplicada con el fin de pronosticar los resultados terapéuticos o valorar las reacciones a estímulos emocionales (Olden & Jackson, 2002). Por otro lado, las redes convolucionales (CNN) fueron creadas para procesar datos espaciales, por ejemplo, imágenes o videos, tomando como referencia la disposición jerárquica del sistema visual de los seres humanos. Las redes neuronales convolucionales se han utilizado en la neurociencia afectiva y la psicología experimental para el reconocimiento facial y el estudio de micro expresiones, lo que ha posibilitado detectar estados emocionales a través de imágenes o secuencias de video con gran exactitud (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015).

Por otra parte, las redes neuronales recurrentes (RNN) han sido creadas para gestionar datos de tipo temporal o secuencial. Esto las vuelve particularmente ventajosas a la hora de simular procesos dinámicos del comportamiento humano, como lo son la atención, el lenguaje o la memoria a corto plazo. Las redes neuronales recurrentes, a diferencia

de las redes neuronales convolucionales, tienen la característica de preservar un "estado", es decir, tiene memoria del contexto anterior gracias a sus bucles internos. Este principio las relaciona con los procesos de memoria de trabajo que se han explicado en la psicología cognitiva.

Por último, los modelos más novedosos, llamados Transformers, han transformado el análisis cognitivo y el procesamiento del lenguaje al implementar un mecanismo de atención que evalúa la importancia contextual de cada componente en una secuencia. La investigación del lenguaje natural, la interpretación semántica y el examen de las emociones en textos han evidenciado que este enfoque resulta particularmente efectivo (Vaswani, Shazeer, & Parmar, 2017). Los modelos que provienen de esta arquitectura, como GPT o BERT, han posibilitado la detección de patrones de depresión, soledad y ansiedad en el campo psicológico a través del lenguaje escrito en redes sociales o autoinformes.

Estos modelos han logrado correlaciones importantes con instrumentos clínicos tradicionales (Guntuku, Yaden, Kern, Ungar, & Eichstaedt, 2017). De esta manera, las variadas arquitecturas neuronales no solo son un progreso técnico, sino que además proporcionan visiones teóricas novedosas acerca de la manera en que los estados mentales se organizan, procesan y manifiestan en sistemas naturales y artificiales.

2.7 Aplicaciones en el estudio del comportamiento y las emociones

Las redes neuronales artificiales con el paso del tiempo han ido adquiriendo un papel relevante en distintas áreas como la investigación del comportamiento humano, esto es debido a que las redes neuronales tienen la capacidad de analizar grandes volúmenes de datos con una gran precisión y en menor tiempo favoreciendo así su eficiencia. Las redes neuronales son muy utilizadas actualmente y en una gran diversidad de áreas, una de las aplicaciones más destacadas está en el reconocimiento automático de emociones, en donde los modelos de aprendizaje profundo son los encargados de analizar señales visuales, auditivas o textuales con la finalidad de deducir la condición afectiva de una persona.

Además, existen otros estudios como el realizado por Li y Deng (2022), en donde se aplica modelos de redes neuronales convolucionales con el propósito de detectar micro expresiones faciales y así lograr asociarlas con emociones fundamentales consiguiendo una exactitud que supera el 90% en entornos controlados. Estas herramientas son particularmente beneficiosas en el campo de la psicología clínica y educativa, porque facilitan una evaluación objetiva y constante de las respuestas emocionales, lo que evita los prejuicios resultantes de la observación humana. Las redes neuronales convolucionales se utilizan en el entorno experimental para investigar la reacción de las personas frente a estímulos visuales, lo que permite una mejor comprensión de la regulación emocional y la empatía.

Otra línea de estudio importante se enfoca en el análisis del lenguaje paraverbal y la voz utilizando modelos de atención y redes neuronales recurrentes (RNN). Estas arquitecturas posibilitan la captura de los patrones temporales de la entonación, las interrupciones o la velocidad del habla, que son variables que manifiestan el estado emocional y cognitivo de un individuo. Cummins, et al. (2018), indica que las investigaciones recientes muestran que los modelos de aprendizaje profundo tienen la capacidad de diferenciar entre voces con carga afectiva negativa o positiva y con ello identificar síntomas tempranos de ansiedad o depresión a partir de registros espontáneos de voz.

En contextos terapéuticos, estos sistemas resultan muy útiles dado a que se emplean para monitorear el progreso emocional de los pacientes y proporcionar a los especialistas en salud mental información objetiva para trabajar basando en datos. Además, en la psicología organizacional, se utilizan los análisis acústicos que emplean inteligencia artificial para examinar el clima laboral y el grado de estrés en grupos de trabajo, lo cual ayuda a fomentar el bienestar emocional. Finalmente, los modelos multimodales y las redes neuronales de tipo Transformer han extendido las capacidades de análisis al fusionar texto, imagen y sonido en un solo marco interpretativo.

Estos sistemas hacen posible que se estudie simultáneamente la comunicación no verbal y verbal, combinando información obtenida de publicaciones en redes sociales, autoinformes o grabaciones en video. Como afirman Geetha, et al. (2024), esta perspectiva multimodal ha mostrado una gran capacidad para la identificación

temprana de cambios en la salud mental y para adaptar las intervenciones terapéuticas basadas en inteligencia artificial.

2.8 Procesamiento del lenguaje natural (PLN) para análisis emocional y cognitivo

El procesamiento del lenguaje natural (PLN) es una de las áreas más emocionantes de la inteligencia artificial, que busca que las máquinas entiendan, generen y analicen el lenguaje humano. En la psicología predictiva, el PLN es de gran utilidad para analizar los procesos cognitivos y emocionales a través del lenguaje, ya que el lenguaje no solo sirve para comunicarnos, sino que es un reflejo del pensamiento y el estado emocional. El análisis automatizado del lenguaje, por tanto, nos abre una puerta hacia la mente humana.

El aparecimiento de modelos de aprendizaje profundo como BERT, Roberta o GPT ha logrado transformar el campo, haciendo posible analizar de manera semánticamente una gran cantidad de corpus lingüísticos con una sensibilidad y conciencia contextual que hace años parecería pertenecer únicamente a la ciencia ficción. Estos modelos no solo reconocen lo que se dice, sino cómo se dice, el tono, la intención, la emoción, lo que los hace útiles en psicología clínica y social para descubrir pensamientos ocultos, depresiones o ansiedades a través del lenguaje.

Figura N° 9
Procesamiento de lenguaje natural



Nota. Fuente: Imagen generada con inteligencia artificial

2.9 Fundamentos del procesamiento del lenguaje natural

El procesamiento del lenguaje natural (PLN) implica el uso de algoritmos y modelos estadísticos para que las computadoras entiendan, interpreten y generen lenguaje humano. Mientras que los enfoques tradicionales de análisis de texto se basan en la lingüística computacional y el aprendizaje automático, el PLN permite que las máquinas no solo analicen las palabras, sino también su contexto, estructura y significado. Entre ellas, la tokenización (dividir el texto en unidades básicas), el etiquetado gramatical y el análisis sintáctico (para reconocer la función y la relación entre las palabras) y la vectorización semántica (representar las palabras en espacios numéricos llamados embeddings). Jurafsky y Martin (2025) indican que estos procesos provenientes del procesamiento del lenguaje natural son muy importantes dado que permite que los modelos de inteligencia artificial puedan adquirir la capacidad de entender el lenguaje humano.

en todo su esplendor incluido características como la ambigüedad y variación cultural.

2.10 Modelos de lenguaje aplicados a la psicología

La manera en que la psicología trata el análisis del discurso humano ha sido transformada por los modelos de lenguaje basados en aprendizaje profundo. BERT (Devlin, Chang, Lee, & Toutanova, 2019), RoBERTa (Liu, et al., 2019) y GPT (Brown, et al., 2020) son algunos de los más influyentes, empleando arquitecturas de tipo Transformer para captar las conexiones semánticas y contextuales entre términos. Estos modelos se diferencian los enfoques tradicionales debido a que limitan su función en la identificación de palabras clave, sino que extienden su capacidad al entender el significado en función del contexto lo cual resulta importante para detectar pequeños detalles emocionales o patrones de pensamiento imperceptibles por el ser humano.

En la investigación psicológica, estos sistemas se utilizan para examinar textos en redes sociales, entrevistas clínicas o diarios personales con el fin de identificar señales de depresión, ansiedad o ideas suicidas con gran precisión. Por ejemplo, investigaciones recientes han revelado que las representaciones producidas por BERT tienen una correlación significativa con escalas clínicas empleadas para el análisis de síntomas depresivos, como el BDI-II o el PHQ-9 (Matero, Idnani, Son, Giorgi, & al., 2019).

Estos modelos de lenguaje basados en Transformers posibilitan un marco totalmente nuevo para investigar los procesos cognitivos que

están detrás del uso del lenguaje, además de detectar trastornos. Su habilidad para detectar patrones de atención, coherencia en la narración y cambios temáticos los hace instrumentos eficaces para indagar fenómenos como la empatía lingüística, la comunicación terapéutica o la autorregulación emocional. En el contexto práctico, estos modelos sirven como una herramienta para el profesional en el área de la salud mental debido a que permite medir distintos aspectos del discurso de lenguaje que anteriormente solo se podrían examinar de una manera cualitativa, lo cual favorece un enfoque más objetivo y replicable en la investigación del comportamiento verbal.

2.11 Análisis de discurso emocional y cognitivo en entornos digitales

El análisis del discurso emocional en contextos digitales se ha transformado en una de las aplicaciones más prometedoras del procesamiento del lenguaje natural (PLN) en la psicología moderna. Las plataformas digitales, por ejemplo, las redes sociales, los foros y las aplicaciones de bienestar mental, producen grandes cantidades de lenguaje espontáneo que dan cuenta de las condiciones cognitivas y afectivas de millones de usuarios. Los modelos de inteligencia artificial pueden reconocer patrones en el lenguaje, vinculados con emociones como ira, ansiedad o tristeza, y también con procesos cognitivos como la evitación emocional o la autorreflexión (Tadesse, Lin, Yang, & al., 2019), mediante el análisis automatizado de dicho lenguaje. Este tipo de investigaciones ha evidenciado que la manera en que escriben las personas, más allá del contenido textual de sus

mensajes, tiene el potencial de predecir indicadores clínicos relacionados con la salud mental.

De Choudhury, et al. (2021) demuestra en su estudio que se ha encontrado que el uso más frecuente de pronombres en primera persona o palabras asociadas con la desesperanza suele estar relacionado con síntomas de depresión o pensamientos suicidas. En una escala más amplia, el análisis del discurso digital ayuda a establecer observatorios de salud mental pública. Estos observatorios tienen como objetivo rastrear las tendencias emocionales colectivas y detectar crisis sociales que están surgiendo.

2.12 Consideraciones éticas en el uso del procesamiento del lenguaje natural psicológico

El uso del procesamiento del lenguaje natural en psicología trae consigo serios dilemas éticos debido a que los datos lingüísticos son sensibles y esto puede provocar que los modelos lo interpreten como una forma de acceder a la vida emocional de las personas. Los textos y mensajes digitales albergan información confidencial que puede revelar estados mentales, traumas o características de personalidad. Por eso la privacidad, el consentimiento informado y la anonimización son esenciales en cualquier estudio o aplicación de PLN. Según Benton et al. (2017), aún con la anonimización de los datos, los modelos de IA son capaces de reconstituir identidades o contextos utilizando patrones lingüísticos singulares. Esto pone en relieve la importancia de contar con protocolos rigurosos en términos de seguridad y transparencia. Asimismo, los investigadores tienen la obligación de informar a los

usuarios acerca de las metas del análisis, sus eventuales consecuencias y las restricciones de la interpretación automatizada.

Otra dificultad ética se encuentra en los sesgos de género y culturales que existen en los conjuntos de datos utilizados para formar a los modelos de lenguaje. Estos sesgos tienen el potencial de dar lugar a diagnósticos erróneos o a interpretaciones distorsionadas del discurso, lo cual perpetúa las desigualdades preexistentes.

Para López y Rodríguez (2024), para que la inteligencia artificial utilizada en psicología sea considerado ético, este tiene que incluir la justicia algorítmica para garantizar que los modelos respeten la diversidad cultural, lingüística y emocional de las personas que hablan. De igual manera, los profesionales de la salud mental son los encargados de adoptar una postura analítica en relación con las predicciones automáticas entendiendo que los sistemas basados en PLN no sustituyen a la interpretación clínica, sino que funcionan como herramientas complementarias de apoyo.

2.13 Minería de datos psicológicos: fuentes, recolección y limpieza de datos

La etapa de minería de datos psicológicos es visto como crucial para las investigaciones en donde se emplea la inteligencia artificial para tratar problemas relacionados a la salud mental. El objetivo principal de esta etapa es adquirir, procesar y examinar una gran cantidad de datos que representen las emociones, la conducta y los procesos cognitivos de los individuos, con el propósito de detectar patrones que sean útiles para prever aspectos psicológicos. Los datos utilizados

provienen de diversas fuentes que van desde informes de profesionales hasta enormes corpus compuestos de información proveniente de aplicaciones móviles, publicaciones en redes sociales y wearables.

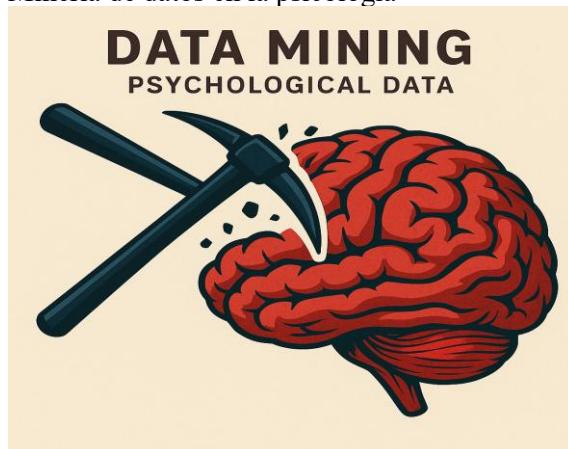
Esta variedad de fuentes brinda una visión completa del individuo, posibilitando la observación de sus expresiones intencionadas y no intencionadas en lo que respecta a su estado mental. No obstante, también presenta retos significativos vinculados a la privacidad, a la interpretación en un contexto específico de los datos recopilados y a la representatividad.

La recopilación de datos en el campo psicológico está regida por principios éticos y metodológicos con la finalidad de garantizar que la información obtenida sea válida y segura. Desde el punto de vista metodológico, la calidad de los datos se basa en una proporción equilibrada entre cantidad y relevancia: no todos los datos digitales tienen un valor psicológico si no son confiables o carecen de contexto. Por eso, es importante hacer una curaduría y describir el proceso de recolección para preservar la integridad científica del análisis.

Una vez que se tiene la información es necesario hacer una limpieza y un preprocesamiento de los datos para reducir el sesgo y mejorar la fiabilidad de los modelos predictivos, lo cual implica pasos como la estandarización de formatos, la identificación y eliminación de valores atípicos y duplicados. En psicología, la limpieza no es sólo una cuestión de técnicas, sino también de elecciones conceptuales: definir qué tipo de información se puede interpretar sin violar la privacidad. Según López Zúñiga y Rodríguez Zúñiga (2024), es necesario que haya

un balance entre la protección del bienestar humano y la innovación tecnológica para poder tratar éticamente los datos en investigaciones psicológicas mediadas por IA. En esta línea, la minería de datos no debe considerarse un procedimiento extractivo, sino una práctica de observación ética y responsable, en la que se combina la precisión científica con la sensibilidad moral.

Figura 10
Minería de datos en la psicología



Nota. Fuente: Imagen generada con inteligencia artificial

2.14 Modelos de predicción del riesgo depresivo y suicida basados en IA

El uso de la inteligencia artificial (IA) para identificar de manera temprana el riesgo depresivo y suicida está revolucionando la manera en que la psicología clínica previene los trastornos mentales. Más allá de la observación clínica o los autoinformes, los modelos predictivos actuales examinan conjuntos masivos de datos lingüísticos, conductuales y fisiológicos para encontrar patrones relacionados con estados de vulnerabilidad emocional. Según Coppersmith, et al. (2018) estos modelos que están entrenados con los datos obtenidos de redes

sociales y expresiones verbales tienen como objetivo detectar indicios sutiles de modificaciones en la conducta que podrían predecir crisis psicológicas.

A pesar de que no sustituyen la evaluación profesional, su empleo como instrumentos complementarios posibilita extender el alcance del seguimiento psicológico, sobre todo en situaciones donde la atención clínica constante es restringida. En esta línea, la inteligencia artificial no se ve como un reemplazo de la empatía humana, sino como un colaborador para detectar de manera temprana los riesgos y optimizar las tácticas de intervención preventiva.

2.14.1 Principales investigaciones sobre predicción de riesgo suicida

Los estudios más actuales acerca de la utilización de inteligencia artificial para pronosticar el riesgo de suicidio se enfocan en la evaluación del lenguaje natural, los patrones digitales de conducta y las variables a nivel fisiológico. Una de las perspectivas más firmes es la utilización del procesamiento del lenguaje natural para analizar textos personales y publicaciones en redes sociales. Coppersmith et al. (2018) mostraron que los modelos de lenguaje podían identificar señales lingüísticas de riesgo suicida con una sensibilidad más alta que la de las técnicas tradicionales, reconociendo expresiones de ideas autolesivas, aislamiento o desesperanza. De la misma manera, Choudhury et al. (2021) estudiaron tweets y hallaron que la reducción de pronombres inclusivos y el aumento de palabras negativas eran buenos predictores de vulnerabilidad emocional.

Estos resultados se reflejan también con investigaciones en contextos clínicos que están asociados a los patrones del habla y el ritmo con síntomas depresivos y riesgo suicida (Bedi, Carrillo, Cecchi, Fernández, & Sigman, 2015).

Más allá del análisis lingüístico, otras líneas de investigación incorporan marcadores conductuales y fisiológicos para crear modelos predictivos multimodales. Alghowinem et al. (2023) desarrollaron sistema basado en aprendizaje profundo con un dataset que contenía información de entrevistas de jóvenes con riesgo suicida destacando datos para un entrenamiento multimodal en audio, video y comportamiento corporal, demostrando que las combinaciones de señales multimodales superan en precisión a los modelos unimodales al predecir conductas suicidas.

Estas formas de abordaje son un ejemplo de la tendencia hacia modelos integradores de la salud mental, en los que mente, emoción y biología interactúan. Sin embargo, los investigadores coinciden en que estos modelos deben aplicarse con cautela y bajo supervisión ética, ya que el uso de datos personales con fines predictivos crea preocupaciones sobre privacidad, consentimiento y estigmatización.

2.14.2 Validación clínica y correlación con instrumentos tradicionales

Uno de los retos más importantes para aplicar la inteligencia artificial (IA) en la predicción del riesgo de suicidio y depresión es su validación clínica con respecto a las herramientas tradicionales de evaluación

psicológica. El Patient Health Questionnaire (PHQ-9) y el Beck Depression Inventory (BDI-II), por ejemplo, pertenecen a las herramientas convencionales, que dependen de la autopercepción del sujeto y de la interpretación hecha por un profesional; en cambio, los modelos de inteligencia artificial se apoyan en patrones de datos lingüísticos, conductuales y fisiológicos. Para que estos modelos sean clínicamente aplicables, deben mostrar correlación estadística y consistencia diagnóstica con las escalas estandarizadas.

Matero et al. (2019) llevaron a cabo un estudio en el que demostraron que las representaciones semánticas obtenidas a partir de BERT y otros modelos avanzados de procesamiento del lenguaje natural mostraban una correlación estadísticamente significativa con los resultados obtenidos en el cuestionario PHQ-9. Estos hallazgos sugieren que el análisis automatizado del lenguaje podría desempeñar un papel relevante como un indicador adicional de la presencia de síntomas depresivos.

No obstante, la aplicación de la IA en entornos clínicos necesita más que una correlación matemática; necesita verificar la interpretación psicológica de los resultados. Los algoritmos deben ser robustos ante la variabilidad lingüística, cultural y emocional del paciente, sin sobreinterpretar correlaciones falsas. Según Reece, et al. (2017), la inteligencia artificial tiene un gran potencial en su aplicación en este campo, dado a que tiene el potencial de mejorar la exactitud del diagnóstico, pero únicamente si se combina con la experiencia clínica de los humanos y con métodos de evaluación longitudinales.

En este contexto, los modelos predictivos no reemplazan a las técnicas psicométricas, sino que las mejoran como sistemas de ayuda para la toma de decisiones clínicas, ya que pueden identificar variaciones emocionales que los métodos tradicionales pueden no captar. La convergencia entre la psicometría y la inteligencia artificial, por lo tanto, brinda nuevas oportunidades para realizar una evaluación de la salud mental más personalizada, dinámica y preventiva.

2.15 Interpretabilidad y transparencia en los modelos predictivos psicológicos

El auge de la inteligencia artificial en psicología ha abierto la puerta a un nuevo problema: entender cómo y por qué un modelo llega a una decisión. En entornos clínicos, la interpretabilidad y la transparencia son esenciales; las conclusiones de los modelos predictivos pueden influir directamente en la vida y el bienestar de las personas. Mientras que las estadísticas clásicas hacen claras las relaciones entre variables, los modelos de aprendizaje profundo son cajas negras, difíciles de interpretar incluso para sus creadores (Lipton, 2018). En el caso de la evaluación psicológica esta caja negra resulta ser muy peligrosa debido a que si los profesionales no pueden aclarar cómo un modelo encuentra marcadores de depresión o suicidio, la validez ética y científica de sus conclusiones puede llegar a ser comprometida.

La inteligencia artificial explicativa (XAI) tiene como objetivo satisfacer esta demanda, ya que persigue el desarrollo de sistemas capaces de ofrecer explicaciones claras sobre su funcionamiento interno y sus decisiones, con el propósito de promover la confianza y

la trazabilidad. La XAI puede ayudar a los clínicos en la psicología clínica a identificar qué factores de la fisiología, el comportamiento o el lenguaje están impulsando una predicción, lo que apoya la responsabilidad profesional y la supervisión ética (Arrieta, Díaz-Rodríguez, Del Ser, Bennetot, & al., 2020).

Esto es especialmente importante en situaciones terapéuticas, donde la interpretación de los datos requiere juicio clínico y empatía para prevenir que el procedimiento de diagnóstico pierda su humanidad. En realidad, la transparencia es relevante no solo desde una perspectiva técnica, sino también epistemológica, ya que mejora la consistencia entre las inferencias automatizadas y el conocimiento de la psicología.

Por otro lado, la auditabilidad y la trazabilidad de los sistemas predictivos se están volviendo exigencias normativas en la investigación psicológica actual. Organismos internacionales, como la Organización Mundial de la Salud (2025) o la UNESCO (2022), recomiendan que los modelos de IA para la salud mental sean verificables, interpretables y sometidos a revisión humana continua. Estas pautas hacen hincapié en que la tecnología no es un sustituto del juicio profesional, sino una herramienta para reforzar la ética y la ciencia. En definitiva, la confianza en los sistemas predictivos psicológicos pasa por hacerlos responsables, en el sentido de mostrar cómo aprenden y con qué datos aprenden.

La interpretabilidad (la capacidad de los sistemas de IA de ser comprensibles para los humanos) es esencial para asegurar la integración ética y efectiva de la IA en la psicología. Y es que este

término hace de nexo entre la exactitud de los algoritmos y la necesidad de entender y respetar la complejidad de la mente humana para que de esta manera se pueda fomentar una mayor ética y transparencia en la relación entre la tecnología y la psicología, creando un diálogo que contribuya al bienestar y al desarrollo humano.

Figura 11
Relación IA ser humano



Nota. Fuente: Imagen generada con inteligencia artificial

2.16 Casos de uso: predicción de ideación suicida a partir de redes sociales y autoinformes

En los últimos años se han multiplicado los casos de uso de la inteligencia artificial (IA) para detectar ideación suicida gracias a la disponibilidad de datos digitales a gran escala y al progreso del procesamiento del lenguaje natural. Herramientas como Twitter, Reddit o Facebook son fuentes de información para el análisis del comportamiento emocional colectivo, ya que muestran patrones de lenguaje natural que son un reflejo de estados psicológicos subyacentes.

Estudios recientes, como el de Esmi et al. (2025), proponen modelos basados en Transformers capaces de detectar con gran precisión señales tempranas de ideación suicida en textos cortos, superando el 99% de precisión en validaciones cruzadas.

Sin embargo, más allá del lenguaje, los modelos actuales incorporan información acerca de la conducta en el entorno digital y autoinformes psicológicos para obtener una visión más integral del riesgo. Los autoinformes en línea, junto con información sobre patrones de sueño, sociabilidad y expresión emocional, tienen el potencial de crear perfiles longitudinales que evidencien alteraciones en el bienestar psicológico.

Según Coppersmith et al. (2018), estos sistemas pueden ser utilizados como soporte para los profesionales de la salud mental, siempre y cuando se cuente con protocolos de supervisión por parte de humanos y consentimiento informado. Además, investigaciones multimodales que utilizan información de texto, imagen y datos fisiológicos confirman la importancia de combinar variables lingüísticas, visuales y fisiológicas para perfeccionar la sensibilidad sin desestimar el contexto individual (Alghowinem, Zhang, Breazeal, & Park, 2023).

Sin embargo, la IA no solamente tiene la capacidad de prever el suicidio, sino que también puede contribuir a crear entornos en línea más seguros y con más compasión. Los sistemas de vigilancia automatizados, cuando son empleados éticamente y bajo el control de profesionales, tienen la capacidad de detectar señales de una crisis y guiar a la persona hacia los servicios que brindan ayuda inmediata, sin reemplazar la intervención humana. La OMS (2025) afirma que las tecnologías predictivas son complementarias, no sustitutivas, y que

deben respetar la privacidad, la dignidad y el consentimiento de las personas en riesgo. En definitiva, la IA puede ser un aliado para la salud mental en el mundo, siempre y cuando se desarrolle siguiendo principios humanos, transparentes y socialmente responsables.

CAPÍTULO III.

DISEÑO, VALIDACIÓN Y APLICACIÓN DE MODELOS PREDICTIVOS.

3.1 Diseño experimental en estudios de predicción psicológica

El diseño experimental es el fundamento metodológico de cualquier estudio que intente encontrar relaciones predictivas entre variables psicológicas y medidas conductuales de IA. En la psicología predictiva, el diseño experimental guía la forma en que se recogen y analizan los datos y establece la validez de los resultados y su capacidad para generalizarse a la población real. Los experimentos de IA necesitan planificarse de manera diferente a los estudios convencionales, porque implican mezclar elementos humanos (comportamiento, lenguaje, emociones, etc.) con elementos computacionales, como la gestión de datos digitales y la modelización algorítmica. Para esta integración, es necesaria una estructura estricta que incluya la especificación precisa de las variables, la elección de muestras representativas y la implementación de protocolos que puedan ser replicados.

El diseño experimental en los estudios psicológicos con asistencia de inteligencia artificial tiene como objetivo, además de verificar hipótesis, comprobar la capacidad predictiva de los modelos, o sea, su eficacia para predecir comportamientos y estados mentales a partir de patrones que se han observado. Por lo tanto, es fundamental seleccionar adecuadamente el tipo de diseño para saber si las

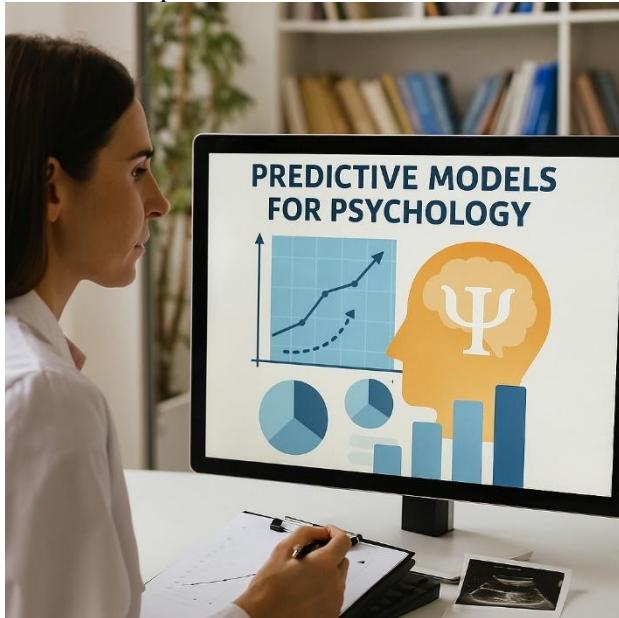
relaciones observadas son meramente asociativas, causales o temporales. Asimismo, el uso de metodologías de documentación clara, control de sesgos y validación cruzada mejora la confianza en el proceso. De esta manera, el diseño experimental se erige como un punto importante en el que convergen la meticulosidad científica inherente a la psicología y la exactitud técnica característica de la inteligencia artificial, asegurando que los resultados alcanzados no solo posean relevancia estadística, sino que también sean susceptibles de ser interpretados desde una perspectiva psicológica.

3.2 Fundamentos del diseño experimental aplicado a IA y psicología

El diseño de la investigación en psicología apoyada en IA implica planificar los estudios de tal forma que sus resultados sean válidos, replicables y generalizables. En este campo interdisciplinario, el diseño experimental sirve para descubrir relaciones causales o predictivas entre variables psicológicas (emociones, cogniciones o comportamientos) y garantizar que los modelos computacionales se desarrolle en condiciones controladas y comparables. Para Shadish, Cook y Campbell (2002), la manipulación intencional de variables y el control de factores externos que puedan afectar los resultados son la base del diseño experimental. En el ámbito de la inteligencia artificial, este proceso implica la tarea de establecer de manera detallada y precisa las variables de entrada (datos psicológicos utilizados como inputs) y las variables de salida (resultados predictivos generados como outputs), así como los criterios

específicos que se utilizan para evaluar la eficacia y la calidad del modelo, así como su desempeño en un entorno clínico real.

Figura 12
Modelos predictivos



Nota. Fuente: Imagen generada con inteligencia artificial

Los estudios predictivos psicológicos generalmente toman tres formas: transversal, longitudinal y cuasiexperimental. El diseño transversal recoge muchos datos en un punto en el tiempo, lo que es bueno para encontrar asociaciones entre patrones lingüísticos/conductuales y estados emocionales. En el diseño longitudinal, por otro lado, se obtiene una perspectiva más dinámica del sujeto, al analizar cómo cambian sus variables psicológicas a través del tiempo, lo que permite determinar la estabilidad y validez temporal de los modelos predictivos (Menard, 2002). Los diseños cuasiexperimentales permiten investigar en situaciones donde no se

pueden cambiar variables, ya sea por razones éticas o por problemas prácticos, como en estudios sobre trastornos depresivos o pensamientos suicidas. Este enfoque flexible y adaptable ayuda a que la inteligencia artificial se ajuste bien a diferentes situaciones reales, asegurando así que se mantenga y respete plenamente la integridad psicológica y metodológica de la investigación científica.

El diseño experimental en la Inteligencia Artificial en psicología busca mantener un balance entre la precisión científica y su uso práctico. La exactitud en la creación de hipótesis, la clara definición de las variables y la estandarización de los procedimientos experimentales son bases que garantizan la validez interna y externa de los resultados. Además, la replicabilidad es cada vez más importante en el área de la Inteligencia Artificial, donde los modelos deben ser reproducidos en las mismas condiciones técnicas y conceptuales que se definen. Por lo tanto, la combinación de la inteligencia artificial con el diseño experimental tradicional tiende a mejorar la calidad de los estudios desde un punto de vista metodológico además de fomentar un paradigma más cuantificable, objetivo y transparente del comportamiento humano.

3.3 Control de variables sesgos en estudios predictivos

El control de variables es considerado una parte fundamental en el diseño experimental sobre todo en estudios donde la inteligencia artificial se aplica para analizar o predecir comportamientos psicológicos, por ende, es aquí en donde las variables deben ser definidas con exactitud para no llegar a confundir los factores

psicológicos, contextuales y técnicos que pueden afectar los resultados. Las variables independientes generalmente representan los estímulos o variables psicológicas de interés (por ejemplo, rasgos de personalidad, lenguaje emocional o hábitos digitales), y las variables dependientes son las respuestas o predicciones del modelo.

Para preservar la validez interna del estudio, se deben controlar las variables confusoras (por ejemplo, diferencias culturales, contexto del discurso o condiciones del entorno digital en el que se recogen los datos) (Kazdin, 2017). La precisión en la definición operacional de cada variable hace posible que los resultados puedan ser interpretados con bases teóricas y que los modelos puedan ser replicados por otros investigadores.

El sesgo experimental y algorítmico es otro problema importante en la investigación predictiva en psicología. Mientras que en los experimentos clásicos los sesgos emanan del experimentador o del contexto de evaluación, en los modelos de IA pueden surgir del propio conjunto de datos o del proceso de entrenamiento.

De acuerdo con Mehrabi et al. (2021), existen tres niveles de sesgo en la IA: muestreo, que ocurre cuando ciertas poblaciones tienen una representación excesiva; etiquetado, que sucede cuando las categorías muestran puntos de vista subjetivos; y modelado, que tiene lugar cuando los algoritmos identifican patrones discriminatorios a partir de los datos. Se recomienda la aplicación de métodos de validación cruzada estratificada, evaluación por subgrupos poblacionales y

balanceo de clases para suavizarlos. De igual manera, resulta esencial llevar a cabo un análisis meticuloso de los datos para percibir la posible presencia de sesgos y desequilibrios en la distribución de las clases. El control de sesgos en psicología garantiza que el modelo sea justo, exacto y aplicable a nivel clínico, sin interpretaciones sesgadas según la cultura, el género o la clase social.

Por último, los temas éticos en las investigaciones predictivas deben ser tenidos en cuenta como parte del control metodológico y no como una adición. En toda investigación que incluya IA para la salud mental, es indispensable obtener consentimiento informado, anonimizar los datos y proteger la información confidencial. Como señalan López Zúñiga y Rodríguez Zúñiga (2024), la ética metodológica no solo se trata de seguir reglas, sino de mantener la confianza entre los participantes y la comunidad científica. Además, los investigadores deben de especificar las limitaciones y el alcance de los modelos predictivos para prevenir la sobre interpretación de los resultados o el uso inadecuado de datos psicológicos. Así, el control de variables, el manejo de sesgos y la ética en la experimentación son un trípode para asegurar que la investigación predictiva en psicología sea no solo científicamente robusta, sino también ética y humanamente significativa.

3.4 Selección de variables y construcción del dataset

La selección de variables y la construcción del dataset son considerados como una de las etapas más relevantes para la creación de los modelos predictivos que se aplican a la psicología. La calidad,

la pertinencia y el equilibrio de los datos son factores clave para determinar en qué medida es válido el modelo y su habilidad para generalizarse a diferentes poblaciones. En la investigación psicológica que cuenta con la ayuda de inteligencia artificial (IA), no solo se trata de recopilar información textual o cuantitativa, sino también de una curaduría conceptual que exige que los constructos psicológicos se conviertan en variables medibles y consistentes.

Cohen, et al. (2025) afirman que, para operacionalizar variables de la psicología, es necesario especificar con exactitud los indicadores observables y las condiciones en las que se evaluarán; de esta manera se asegura la coherencia entre el modelo estadístico o algorítmico y la teoría psicológica.

En el campo del aprendizaje automático, la creación del conjunto de datos une fuentes convencionales de evaluación (como cuestionarios o pruebas clínicas) con nuevas fuentes digitales, como las interacciones en redes sociales, los registros fisiológicos o las autodeclaraciones realizadas en línea. Este proceso de integración supone el reto de balancear la calidad y el volumen de datos, sin depender de grandes volúmenes de información sesgada o irrelevante. Además, para evitar errores sistemáticos en el proceso de modelado, la preparación del conjunto de datos requiere trabajos técnicos como la limpieza, la normalización y el balanceo.

Conforme a lo postulado por García-Gil et al. (2020), la calidad del dataset en el campo de la psicología computacional está tanto

condicionada por la fiabilidad de las medidas como por la representatividad de los participantes, dado que un modelo únicamente puede ser tan objetivo como los datos que lo sustentan. Por lo tanto, elegir y organizar las variables es clave para unir el conocimiento psicológico y la precisión de los algoritmos. Esto asegura que los modelos predictivos muestren patrones importantes del comportamiento humano y no solo correlaciones estadísticas.

3.5 Identificación de variables relevantes

La identificación de las variables psicológicas relevantes es el primer paso para la elaboración de un modelo predictivo confiable, esto es debido a que la finalidad principal de este proceso es la selección de variables que logren representar con precisión los constructos psicológicos involucrados en el fenómeno de estudio para garantizar que los datos recopilados muestren conductas o estados mentales reales y no artefactos estadísticos. En la psicología predictiva, existen tres tipos principales de variables: las conductuales, las emocionales y las cognitivas. Los procesos de atención, memoria y toma de decisiones son ejemplos de variables cognitivas; las variables emocionales se refieren a los sentimientos que se expresan verbal o no verbalmente; y las conductuales comprenden patrones observables de comportamiento, como la frecuencia con la que se está activo en redes sociales o los hábitos para dormir (Kazdin, 2017).

La delimitación adecuada de estas dimensiones garantiza que el modelo de inteligencia artificial mantenga la coherencia teórica con el

marco psicológico en el que está inserto y no simplemente realice predicciones precisas.

En la práctica, se examina la importancia de una variable desde una perspectiva teórica y estadística. La variable, desde el punto de vista teórico, debe tener coherencia con los modelos psicológicos actuales y estar respaldada empíricamente. Esto incluye tanto los modelos fundamentados en la teoría cognitivo-conductual como las orientaciones emocionales contemporáneas. Estadísticamente, las técnicas de selección de características determinan qué variables son más predictivas en el modelo (Guyon & Elisseeff, 2003). Sin embargo, en la psicología computacional es mejor no eliminar variables sólo por falta de significancia estadística, ya que algunas pueden tener significado clínico o interpretativo importante (especialmente en salud mental).

Por otro lado, la reciente creación de modelos de lenguaje y visión artificial ha abierto la puerta a poder medir muchas más variables psicológicas de manera automatizada. Por ejemplo, el vocabulario, la sintaxis o la tonalidad afectiva pueden ser un indicador de estados depresivos; en cambio, los patrones fisiológicos o las expresiones faciales pueden mostrar ansiedad o estrés (Tkalčič, De Carolis, de Geminis, Odic, & Kosir, 2016). Esta expansión ha cambiado la psicología de una psicología basada en variables aisladas a una psicología centrada en datos, donde las variables no son simplemente medidas individuales, sino que representan de manera multidimensional el comportamiento del ser humano.

En este sentido, la identificación correcta de variables no solo refina la capacidad predictiva del modelo, sino que también fortalece el vínculo entre la ciencia psicológica y la tecnología, forjando un enfoque más integrado y empírico en el estudio de la mente y el comportamiento.

3.6 Integración de datos digitales y psicométricos

En la creación de modelos predictivos orientados a la psicología resulta esencial la integración de datos digitales y psicométricos debido al aparecimiento de una nueva estrategia al combinar la rigurosidad de las herramientas tradicionales con la amplitud de las fuentes digitales. Los datos psicométricos ofrecen una medición estructurada de los constructos psicológicos, por el contrario, los datos digitales registran expresiones espontáneas en términos emocionales y conductuales, tales como publicaciones en redes sociales, interacciones digitales o patrones de actividad a nivel fisiológico (Montag, Sindermann, & Baumeister, 2020).

Esta combinación de fuentes permite un análisis más exhaustivo del individuo, que va más allá de las restricciones que presenta la perspectiva clínica o computacional. Por lo tanto, los modelos predictivos generados no únicamente reconocen relaciones estadísticas, sino también patrones de comportamiento y emoción que son dinámicos y muestran la complejidad de la mente humana en situaciones reales.

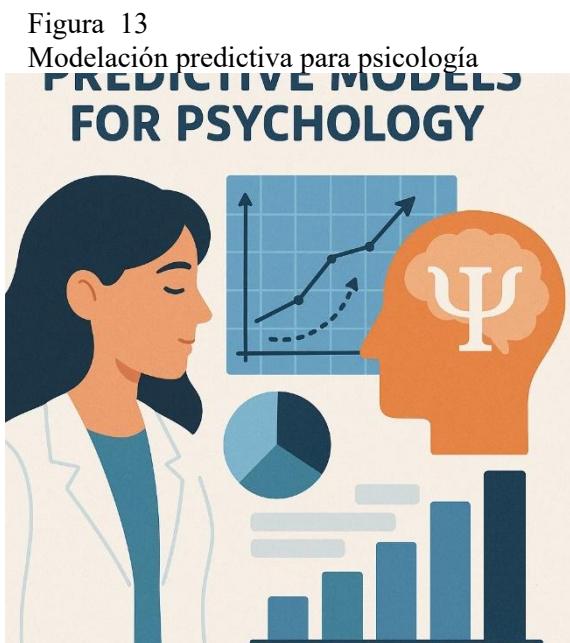
Desde un punto de vista metodológico, para unificar las dos fuentes de datos es necesario aplicar varios procesos como el de estandarización y armonización con la finalidad de garantizar que los formatos, escalas y unidades de medida sean compatibles. Por ejemplo, las respuestas de los cuestionarios Beck Depression Inventory-II (BDI-II) o Patient Health Questionnaire (PHQ-9) pueden ser complementados al analizar textos de publicaciones digitales usando técnicas de procesamiento del lenguaje natural. Esto ayuda a identificar emociones o patrones de lenguaje que están relacionados con las puntuaciones psicométricas. En estudios recientes, esta visión multimodal ha mostrado resultados positivos, donde la relación entre los datos del lenguaje y las escalas clínicas alcanza altos niveles de significancia (Ernala, et al., 2019). Sin embargo, este proceso necesita cuidado: si no se usan filtros adecuados para la calidad y la representatividad de los datos, mezclar diferentes fuentes podría aumentar sesgos.

3.7 Reducción de dimensionalidad y tratamiento de datos faltantes

Los procedimientos de reducción de dimensionalidad y manejo de datos ausentes son esenciales para asegurar la estabilidad y calidad de los modelos predictivos en investigaciones psicológicas con asistencia de inteligencia artificial.

Los conjuntos de datos que se generan poseen una alta complejidad debido a la naturaleza multidimensional de los datos psicológicos, los cuales pueden incluir variables biométricas, lingüísticas, registros conductuales y respuestas a cuestionarios. Si no se administra

correctamente, esta gran cantidad de variables puede dar lugar al fenómeno denominado "curse of dimensionality", que obstaculiza la detección de patrones reales y puede llevar a un sobreajuste o a una pérdida de interpretabilidad (van der Maaten, Postma, & van den Herik, 2009). Por lo tanto, el objetivo de la reducción de dimensionalidad es expresar la información fundamental de una forma más reducida, manteniendo el contenido psicológico importante y desechariendo la redundancia estadística o el ruido.



Nota. Fuente: Imagen generada con inteligencia artificial

El Análisis de Componentes Principales (PCA) y el t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding (t-SNE) son las técnicas más utilizadas en este procedimiento. El PCA se emplea para convertir el conjunto de variables originales en un número reducido de componentes independientes que agrupan la mayoría de la varianza, lo que simplifica el análisis y la visualización de las relaciones latentes

entre constructos psicológicos. Por otro lado, el t-SNE es más provechoso en tareas exploratorias que tienen como objetivo la representación gráfica de las conexiones entre individuos o grupos con atributos parecidos; es particularmente efectivo para investigar perfiles de carácter o emocionales (Linderman & Steinerberger, 2019). La utilización de estas técnicas resulta importante debido a que optimiza la eficacia computacional además de resaltar las variables con mayor peso interpretativo dentro de los fenómenos psicológicos analizados.

El manejo de datos faltantes es considerado como otro problema frecuente, dado que las respuestas incompletas o faltantes pueden distorsionar los resultados del modelo. Para ello, es empleado varios métodos como la imputación múltiple, el relleno por la media o regresión y los modelos generativos basados en redes neuronales (Alisson, 2004). La selección del método está determinada por el tipo de datos y la magnitud de la pérdida de información; no obstante, en todas las situaciones se procura mantener la coherencia conceptual de los constructos psicológicos. Además, al combinar la imputación con métodos de reducción de dimensionalidad se pueden crear conjuntos de datos más sólidos, lo que reduce el impacto de los vacíos informativos.

3.8 Entrenamiento y validación cruzada de modelos predictivos

El entrenamiento y la validación de los modelos predictivos son el corazón del aprendizaje automático en psicología. Esta etapa determina la habilidad del modelo para identificar patrones

psicológicos complejos, como la presencia de síntomas depresivos o el descubrimiento de sesgos cognitivos, basándose en datos reales. Durante este proceso, la exactitud, la confiabilidad y la capacidad de generalizar las predicciones dependen directamente de cómo se entrena y el método que se escoge para su validación. Un modelo que ha sido entrenado de manera adecuada no solo tiene que adaptarse apropiadamente a los datos de prueba, sino también mostrar estabilidad al utilizarse en contextos clínicos o poblaciones nuevas; de esta forma se asegura su utilidad tanto desde el punto de vista científico como práctico.

3.9 Estrategias de entrenamiento supervisado y no supervisado

Los métodos supervisados se emplean en la psicología computacional cuando hay etiquetas o diagnósticos anteriores, tales como grados de ansiedad o categorías afectivas. Los no supervisados, en cambio, posibilitan el hallazgo de estructuras ocultas en los datos, por ejemplo, al agrupar personas con perfiles emocionales parecidos. Según Yarkoni & Westfall (2017), la predicción de rasgos de personalidad y estados mentales es efectiva al emplear algoritmos como Deep Neural Networks, Random Forests o Support Vector Machines (SVM). La selección del modelo de entrenamiento está determinada por el propósito del estudio y la clase de información que se tiene, dando siempre prioridad a la interpretabilidad clínica en lugar de a la complejidad algorítmica.

3.10 Validación cruzada y prevención del sobreajuste

La validación cruzada también conocida como cross-validation es una técnica muy importante, es utilizada para medir la capacidad de generalización de un modelo con la finalidad de evitar el sobreajuste. El método k-fold cross-validation es uno de los más comunes, el cual divide los datos en varias partes para entrenar y probar el modelo varias veces en diferentes configuraciones (Kuhn & Johnson, 2013). En estudios psicológicos, esta práctica es fundamental para asegurar que el modelo no se ajuste a una muestra particular, sino que capture patrones generales que se repiten en diversas poblaciones.

3.11 Reproducibilidad y transparencia en el entrenamiento de modelos

Un principio metodológico esencial para la validez científica de los modelos de IA en psicología es la reproducibilidad. Supone registrar cada etapa del entrenamiento, desde el procesamiento de datos hasta la elección de hiperparámetros y métricas para evaluar, lo que posibilita que otros científicos reproduzcan los resultados. Según Biecek y Burzykowski (2021), la transparencia no solamente robustece la confianza científica, sino que también simplifica el hallazgo de sesgos, errores o incongruencias en los modelos aplicados a las poblaciones clínicas. Por lo tanto, la reproducibilidad se transforma en un criterio técnico y ético que robustece la integridad del proceso de aprendizaje automatizado. En consecuencia, la reproducibilidad se convierte en un criterio ético y técnico que refuerza la integridad del proceso de aprendizaje automatizado.

3.12 Evaluación del rendimiento: precisión, sensibilidad y especificidad

La evaluación de rendimiento es considerada un paso importante en la elaboración de modelos predictivos, ya que posibilita determinar su confiabilidad y uso en situaciones reales. La medición del rendimiento en la inteligencia artificial utilizada en psicología no se restringe a las métricas matemáticas, sino que conlleva además un análisis interpretativo de los aciertos y errores del modelo según su efecto educativo o clínico. Se requiere realizar un exhaustivo análisis interpretativo de los fallos y aciertos del sistema, considerando detenidamente su repercusión en el ámbito clínico o educativo. Por lo tanto, se debe realizar un análisis integral de las métricas como la sensibilidad, la precisión y la especificidad, dando siempre prioridad a mantener un balance entre la relevancia psicológica y la eficacia técnica (Lever, Krzywinski, & Altman, 2016).

3.13 Principales métricas en la evaluación psicológicas asistida por IA

Las métricas tradicionales (precisión, sensibilidad y especificidad) se utilizan para evaluar la habilidad del modelo para categorizar adecuadamente estados psicológicos o emocionales. La precisión es el porcentaje total de aciertos, y la sensibilidad, por su parte, representa la capacidad que tiene un modelo para detectar casos positivos (como los síntomas de depresión), mientras que la especificidad es la capacidad de identificar adecuadamente los negativos. El F1-score, que balancea precisión y sensibilidad, se usa también en estudios

psicológicos. Es especialmente útil cuando los datos están desbalanceados (Sokolova & Lapalme, 2009). Estas métricas, en el contexto clínico, a pesar de ser técnicas, cobran sentido al relacionarse con el riesgo de falsos positivos o negativos, que pueden tener consecuencias éticas importantes en la práctica psicológica.

3.14 Interpretación de métricas en contextos clínicos y educativos

La interpretación de las métricas en la psicología aplicada tiene que tomar en cuenta el propósito del análisis y el contexto del modelo. En el diagnóstico precoz de la depresión, por ejemplo, podría ser mejor un sistema con elevada sensibilidad y baja especificidad, debido a que este se enfoca en prevenir, aunque produzca algunas alarmas falsas. Por otro lado, en contextos educativos, un modelo más balanceado podría impedir que se pongan etiquetas incorrectas acerca del desempeño o la motivación de los alumnos. La métrica Matthews Correlation Coefficient (MCC), de acuerdo con Chicco y Jurman (2020), proporciona una perspectiva más sólida del desempeño general, lo que resulta particularmente útil en situaciones de desequilibrio entre las clases, como es habitual en los datos psicológicos reales. En resumen, la selección de las métricas debe basarse en una visión ética y contextual, no únicamente matemática.

Más allá de las cifras, entender las métricas en psicología conlleva identificar el efecto humano que hay tras cada pronóstico. Un falso negativo puede tener efectos serios, mientras que un falso positivo puede producir estigmatización o ansiedad innecesarias. Por esta

razón, los resultados de los modelos deben ser entendidos como instrumentos que respaldan la toma de decisiones profesionales, no como diagnósticos automáticos. Esta perspectiva interpretativa, que une el juicio clínico con la evidencia computacional, apoya el concepto de que la IA tiene que ser incorporada en la psicología como una prolongación del punto de vista humano. Debe tener la capacidad de mejorar la detección temprana y personalizar los tratamientos sin reemplazar la intervención profesional.

3.15 Limitaciones y sesgos en la evaluación de modelos psicológicos

La evaluación de modelos predictivos en psicología, a pesar de su progreso, aún se enfrenta a retos asociados con la representatividad de los datos y los prejuicios interpretativos. Dependiendo de la edad, el género o la cultura de los participantes, los algoritmos pueden tener un rendimiento desparejo, lo que produce errores sistemáticos difíciles de identificar con métricas usuales. Para atenuar este problema, se sugiere combinar la evaluación cuantitativa con análisis cualitativos que incorporen la revisión experta de los resultados y la clarificación de las decisiones del modelo (Mehrabi, Morstatter, Saxena, Lerman, & Galstyan, 2021). Únicamente a través de esta combinación es posible asegurar una evaluación que sea justa y clínicamente pertinente, garantizando que los modelos sean no solo efectivos desde el punto de vista estadístico, sino también aceptables éticamente y responsables socialmente.

3.15 Integración de IA con instrumentos psicométricos (test, escalas)

Una de las transformaciones más importantes en la evaluación psicológica moderna es combinar la inteligencia artificial (IA) con las herramientas psicométricas convencionales. Las pruebas y escalas, fundamentos históricos en la cuantificación del comportamiento humano, se enriquecen actualmente con técnicas automatizadas capaces de procesar grandes volúmenes de información e identificar patrones sutiles que no son detectables mediante métodos tradicionales. La integración de la psicometría y la inteligencia artificial no busca suplantar la función del profesional, sino mejorar la precisión diagnóstica y la personalización de las intervenciones, facilitando una interpretación más dinámica y contextual de los procesos mentales (Fried & Flake, 2018)

3.16 Digitalización y análisis automatizado de instrumentos psicométricos

El uso de algoritmos de aprendizaje automático que examinan las respuestas en tiempo real, detectando sesgos, patrones emocionales vinculados o incoherencias, ha sido posible gracias a la digitalización de escalas y cuestionarios. Instrumentos como la evaluación adaptativa computarizada (CAT) optimizan la precisión y disminuyen el tiempo de aplicación al modificar el nivel de dificultad o el contenido de las preguntas en función de las respuestas anteriores del usuario (Weiss & Kingsbury, 1984). Actualmente, hay varias investigaciones que se basan en la automatización de pruebas como

Big Five Inventory (BFI) o el Beck Depression Inventory (BDI-II) para evidenciar correlaciones significativas con las versiones aplicadas por profesionales, lo que refuerza su utilidad complementaria en entornos clínicos y educativos.

Adicionalmente, el uso de sistemas automáticos ha ayudado a que la evaluación psicológica sea más accesible, llegando a grupos que antes no podían acceder a servicios especializados. Las aplicaciones web y móviles juegan un papel importante en este contexto ya que posibilitan la administración remota de pruebas y garantiza un feedback instantáneo y un registro ininterrumpido del avance cognitivo o emocional de los usuarios. Según Levy y Mislevy (2016), estas herramientas disminuyen los errores humanos de interpretación o codificación y, por ende, hacen que los resultados sean más objetivos. No obstante, la automatización debe ser complementada con supervisión profesional para prevenir interpretaciones automáticas descontextualizadas, particularmente en situaciones clínicas delicadas.

3.17 Correlación entre constructos psicológicos y variables computacionales

La habilidad de los modelos de inteligencia artificial para correlacionar variables psicométricas con indicadores digitales que provienen del lenguaje, el comportamiento o la interacción social es uno de los progresos más significativos. Por ejemplo, los tiempos de respuesta, el uso de emojis o los modelos de escritura pueden estar relacionados con estados emocionales o características de la

personalidad (Settani, Azucar, & Marengo, 2018). Esta relación entre la evaluación personal y el análisis automático ayuda a comprobar los resultados, lo que hace que los diagnósticos sean más confiables. Asimismo, emplear técnicas de extracción de rasgos ha posibilitado el reconocimiento de qué componentes digitales se relacionan con constructos como la estabilidad emocional o la extraversion, lo que ha propiciado la creación de nuevas modalidades híbridas de evaluación que integran el autoinforme y la observación conductual.

La investigación empírica ha evidenciado en años recientes que los modelos de lenguaje basados en inteligencia artificial tienen la capacidad de pronosticar puntajes en escalas clínicas con una precisión significativa. Por ejemplo, Kjell et al. (2022) demostraron que los modelos transformer utilizados en el lenguaje natural logran correlaciones importantes con medidas tradicionales de bienestar psicológico. Estos resultados indican que las variables digitales no reemplazan los instrumentos psicométricos, sino que los mejoran, lo que posibilita entender los constructos psicológicos desde diversas perspectivas. Por lo tanto, la integración de datos informáticos y medidas convencionales propicia una psicometría más personalizada, contextual y dinámica.

3.18 Validación híbrida: IA y experticia clínica

La validación híbrida combina la inteligencia artificial con la interpretación de expertos, lo que crea un modelo de colaboración entre la exactitud de la tecnología y la comprensión humana. El juicio clínico, en contraste con la IA, brinda entendimiento de las

singularidades individuales, empatía y contexto. LeCun et al. (2015) afirman que, en contextos clínicos difíciles, la cooperación entre sistemas automatizados y expertos humanos incrementa la exactitud del diagnóstico hasta un 20%. Esta perspectiva integradora apoya el concepto de que la psicometría no debería ser digitalizada de manera acrítica, sino que debería avanzar hacia un modelo de evaluación en el que la inteligencia artificial asista, pero no reemplace al profesional, quien retiene el control interpretativo final de los resultados.

3.19 Implementación práctica en contextos clínicos y educativos

El uso de modelos predictivos con inteligencia artificial en ambientes clínicos y educativos es un avance importante entre la teoría y la práctica de la psicología moderna. Estos sistemas permiten no solo la automatización de los análisis y diagnósticos, sino también el monitoreo del bienestar emocional, la identificación de riesgos psicológicos y la personalización de las intervenciones.

Su valor no sólo se encuentra en la exactitud técnica, sino también en su habilidad para integrarse de manera ética a contextos humanos, en los cuales las decisiones tienen un impacto directo sobre el aprendizaje y la salud mental. A medida que la IA se convierte en una herramienta útil en la psicología, su uso necesita un balance entre la efectividad de la tecnología, la empatía hacia las personas y la responsabilidad profesional (Topol, 2019).

3.20 Aplicaciones en psicología clínica: monitoreo y prevención

La IA se emplea, en la psicología clínica, con mayor frecuencia como una herramienta de apoyo para el diagnóstico y para la vigilancia constante del paciente. Los algoritmos de aprendizaje automático ayudan a encontrar patrones en el lenguaje, en el cuerpo o en el comportamiento que están relacionados con problemas emocionales como la depresión, la ansiedad o el estrés postraumático. Plataformas digitales como Woebot o Wysa utilizan modelos de procesamiento del lenguaje natural (PLN) para comunicarse con los usuarios, brindando intervenciones breves fundamentadas en principios cognitivo-conductuales y reconociendo indicios tempranos de malestar mental (Inkster, Sarda, & Subramanian, An Empathy-Driven, Conversational Artificial Intelligence Agent (Wysa) for Digital Mental Well-Being: Real-World Data Evaluation Mixed-Methods Study, 2018).

Cabe mencionar que el análisis automatizado del habla y la escritura, especialmente en el contexto clínico, ha demostrado ser extremadamente efectivo para predecir recaídas o alteraciones en el estado de ánimo permitiendo el acceso a una atención más preventiva y adaptada para cada persona.

La posibilidad de que estas herramientas colaboren con la labor del psicólogo, extendiendo el alcance de la atención y disminuyendo las disparidades en el acceso a servicios de salud mental, es su efecto más importante. En los hospitales, por ejemplo, los modelos predictivos tienen la capacidad de priorizar a aquellos pacientes con más riesgo

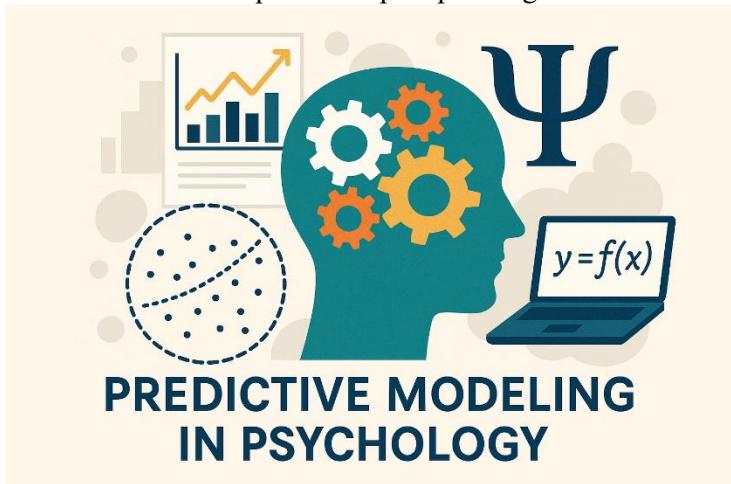
de crisis; en las terapias remotas, en cambio, posibilitan un monitoreo constante del avance. No obstante, la supervisión de un profesional sigue siendo esencial porque es necesario tener en cuenta el contexto clínico, las restricciones del modelo y los antecedentes personales al interpretar los resultados (Weinberger, et al., 2025). En esta línea, la inteligencia artificial se presenta como un instrumento de psicología aumentada en el que la tecnología funciona como un potenciador de la observación, no como un reemplazo del juicio clínico.

3.21 Aplicaciones en educación: aprendizaje socioemocional y detección de riesgo

En el sector educativo, los modelos predictivos han resultado eficientes debido a su enfoque en promover el aprendizaje socioemocional además de identificar de manera anticipada problemas académicos y evitar la deserción escolar. Los sistemas adaptativos impulsados por IA pueden estudiar cómo le va al estudiante y considerar aspectos emocionales, reconociendo problemas como la falta de motivación, el estrés o la fatiga mental (Holmes, Bialik, & Fadel, 2019). Herramientas como Classcraft o Affectiva utilizan el análisis de comportamiento y el reconocimiento facial para adecuar tácticas pedagógicas, lo que propicia un ambiente de aprendizaje más inclusivo y empático. Estos sistemas no solo evalúan el rendimiento, sino que también proporcionan de inmediato a los profesores retroalimentación, lo cual posibilita intervenciones más eficaces y personalizadas.

La IA, más allá del aula, ayuda a evaluar el bienestar del alumnado a través de la evaluación de textos, interacciones en plataformas digitales o encuestas en línea. Las cifras obtenidas pueden correlacionarse con indicadores psicométricos, lo que ayuda a detectar a los alumnos que corren el riesgo de sufrir ansiedad, acoso o aislamiento social. Sin embargo, su uso conlleva retos éticos vinculados a la privacidad y la transparencia, particularmente en los niños y adolescentes. Por esta razón, las instituciones educativas tienen que implementar políticas de gobernanza de datos y consentimiento informado que garanticen el balance entre la protección emocional y la innovación.

Figura 14
Modelación predictiva para psicología



Nota. Fuente: Imagen generada con inteligencia artificial

3.22 Barreras éticas, técnicas y legales en la implementación real

A pesar de su potencial, la implementación de la inteligencia artificial en psicología clínica y educativa se enfrenta a varios obstáculos. Los aspectos más importantes son la falta de tecnología, la resistencia de

los profesionales al cambio y las reglas que limitan el manejo de datos sensibles. En América Latina, la falta de leyes específicas sobre IA en salud mental complica su inclusión en las instituciones (López & Rodríguez, 2024). Asimismo, si no se supervisan de manera apropiada, los sesgos algorítmicos y la falta de claridad en los modelos pueden influir negativamente en la equidad del diagnóstico, produciendo así interpretaciones equivocadas. Eliminar estos obstáculos implica reforzar la alfabetización digital de los profesionales, fomentar el trabajo conjunto entre disciplinas y afianzar las políticas públicas que regulen el empleo ético de la IA en la práctica psicológica.

3.23 Retroalimentación adaptativa: aprendizaje continuo de los modelos

Uno de los desarrollos más significativos en la inteligencia artificial moderna que se utiliza en psicología es la retroalimentación adaptativa. Esta perspectiva supone que los modelos predictivos no permanecen inalterables después de su primer entrenamiento, sino que adquieren aprendizaje de manera constante a partir de datos nuevos, feedback humano y contextos en transformación. En el contexto clínico y educativo, este tipo de aprendizaje tiene la capacidad de perfeccionar la exactitud del diagnóstico, adecuar las intervenciones personalizadas y ajustarse a los cambios en la conducta o emociones de los individuos. No obstante, para asegurar que el aprendizaje continuo no se traduzca en sesgos o en pérdida de control interpretativo, la puesta en práctica de modelos dinámicos requiere también un marco ético y técnico robusto.

3.24 Actualización dinámica de los modelos predictivos

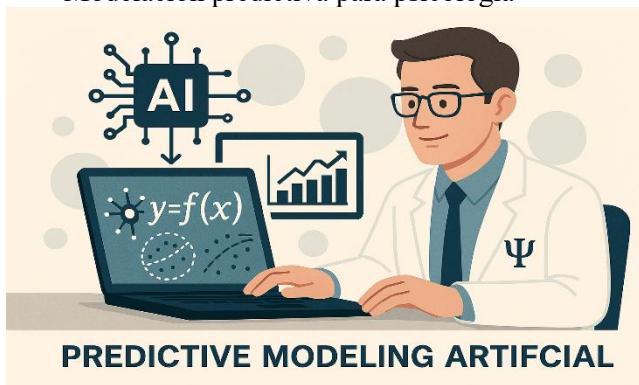
El aprendizaje continuo o incremental posibilita que los modelos sean actualizados de forma gradual, sin que sea necesario un reentrenamiento integral desde el principio. Esto quiere decir que, en la práctica psicológica, un modelo puede incrementar su rendimiento al incluir respuestas clínicas novedosas, datos de seguimiento o variaciones culturales en el comportamiento y el lenguaje. Por ejemplo, los modelos de análisis de texto orientados a la detección de emociones pueden actualizar sus parámetros según cambien las maneras de expresar sentimientos en diferentes generaciones o entornos sociales. La habilidad de actualizarse de forma dinámica es clave para asegurar que los sistemas sigan siendo relevantes y precisos al manejar fenómenos humanos complejos, caracterizados por su variabilidad (Lansdell & Kording, 2019).

El aprendizaje federado es una estrategia que posibilita el entrenamiento de modelos con datos distribuidos sin comprometer la privacidad de cada persona. Es un componente esencial en esta actualización. En el ámbito clínico, esto es muy importante: hospitales o escuelas pueden mejorar sus algoritmos al compartir solo parámetros de aprendizaje, sin usar datos sensibles. Así, la IA se convierte en una herramienta que colabora y mejora sin arriesgar la privacidad de las personas (Yang, Liu, Chen, & Tong, 2019). En psicología aplicada, esta metodología es mostrada como una opción prometedora para actualizar los modelos de manera segura y ética debido a que fomenta la cooperación entre instituciones sin poner en riesgo la privacidad de los usuarios.

3.25 Detección de deriva de datos (data drift) y ajuste ético continuo

La detección del data drift (el cambio progresivo entre los datos de entrenamiento y los datos reales que se utilizan) es un reto crucial en la psicología computacional. Cuando las poblaciones, los contextos culturales o las formas de comunicación cambian, es posible que los modelos pierdan exactitud y que se produzcan interpretaciones tendenciosas. En estos casos, los métodos para detectar cambios ayudan a saber cuándo un modelo ya no refleja correctamente la realidad psicológica para la que fue creado. Para mantener la validez de las predicciones, son fundamentales métodos como la supervisión de la distribución de variables, el seguimiento de las métricas de rendimiento y la comparación regular con estándares clínicos (Lu, et al., 2019).

Figura N° 15
Modelación predictiva para psicología



Nota. Fuente: Imagen generada con inteligencia artificial

Desde un punto de vista ético, no se debe restringir la corrección del data drift a su dimensión técnica, sino que también conlleva una constante adecuación ética. Los profesionales deben considerar cómo los cambios en la cultura o la sociedad influyen en la interpretación de los datos psicológicos. Por ejemplo, la forma en que se expresa el duelo o la ansiedad en el entorno digital puede cambiar según las formas de comunicarse en cada época. Esta mezcla de supervisión técnica y reflexión ética garantiza que la IA se mantenga atenta a la evolución humana, asegurando la equidad y el respeto por la diversidad de contextos (Floridi & Cowls, A Unified Framework of Five Principles for AI in Society, 2019).

3.26 Perspectiva futura: IA reflexiva y co-aprendizaje humano-máquina

La psicología asistida por inteligencia artificial se proyecta en un futuro con modelos que fomenten la reflexión y el trabajo conjunto, los cuales tienen la capacidad de aprender al lado del profesional en lugar de reemplazarlo. Este concepto de co-aprendizaje entre humanos y máquinas propone una relación bidireccional: la IA, a través de la retroalimentación experta, mejora sus predicciones; los psicólogos, por su parte, obtienen nuevos enfoques a partir de los patrones que el modelo descubre (Shneiderman, 2020). En esta línea, la inteligencia artificial se presenta como una extensión de los procesos cognitivos del investigador o terapeuta, que aumenta su habilidad para analizar sin despojarlo de su criterio ético y clínico.

Este modelo de inteligencia artificial reflexiva sugiere una convergencia entre la inteligencia humana y la artificial, en el cual los sistemas no solo aprenden a partir de los datos, sino también de los valores que los respaldan. Por lo tanto, el desafío consistirá en asegurar que el aprendizaje incesante de las máquinas sea coherente con los principios básicos de la psicología: entender al ser humano en su totalidad y respetar su unicidad. Por lo tanto, el avance real no será crear algoritmos más inteligentes, sino establecer colaboraciones tecnológicas que promuevan una práctica psicológica más centrada en la persona y más empática y adaptable.

CAPÍTULO IV.

ÉTICA, IMPACTO SOCIAL Y FUTURO DE LA PREDICCIÓN PSICOLÓGICA.

4.1. Implicaciones éticas en el uso de IA para la salud mental

En las últimas décadas, el avance tecnológico y el de las ciencias del comportamiento ha permitido crear sistemas que predicen con cada vez mayor exactitud rasgos, emociones y comportamientos humanos. Pero este avance también abre la puerta a preguntas éticas y sociales.

La predicción psicológica basada en datos personales, IA y algoritmos de análisis puede ser muy beneficiosa para la salud mental, la educación o el trabajo, pero también tiene riesgos para la privacidad, la manipulación o la discriminación. En este capítulo se abordan las cuestiones éticas que plantean estas prácticas, su impacto en la sociedad actual y los desafíos futuros que afrontará la psicología ante la incorporación de herramientas predictivas. Con la reflexión crítica se pretende dilucidar cómo conciliar el poder de la predicción psicológica y la dignidad humana.

Según el autor Viera, J (2018) los orígenes de la ética se encuentran en la antigua Grecia. Sócrates es el padre de la ética, pues todo su pensamiento giró en torno al bien. Platón también le dedicó mucho a hablar del bien, la verdad y cómo estos se manifestaban en la República. Pero Aristóteles es el padre de la ética. La ética como disciplina nace con él, con su Ética para Nicómaco, donde por primera

vez codifica la ética social y la individual, las reglas y los bienes, la teoría y la práctica. También divide las virtudes en intelectuales y morales. Por eso la moral es posterior a los códigos de normas, como el de Hammurabi o los diez mandamientos de Moisés. La ética nace para hablar acerca de la relación entre el comportamiento humano, el código moral y el bien que los guía.

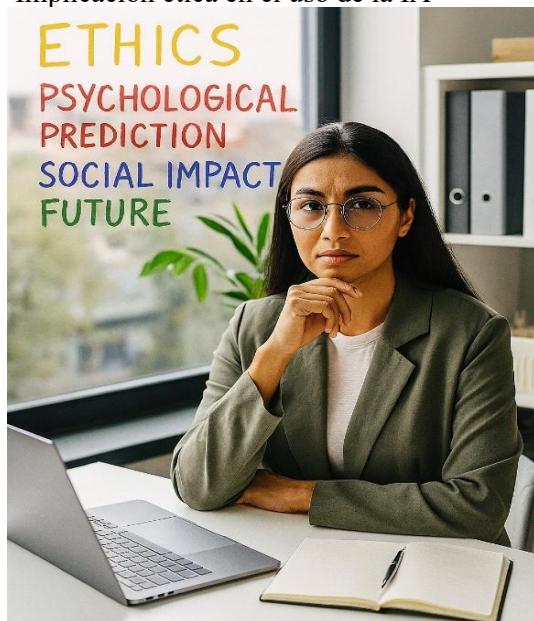
La palabra ética viene del griego ethos, que significa carácter, comportamiento. En filosofía, las discusiones acerca de esto se iniciaron desde la antigüedad, con los diálogos de filósofos reconocidos como Platón, Aristóteles y Demócrito. Como la ética es el estudio del comportamiento humano, habla de las interacciones individuales (las elecciones del día a día) y, en general, de las conexiones sociales. Por lo tanto, es un valor aplicable en la conducta de cualquier profesión: médicos, abogados, periodistas, políticos, etc. La ética busca encontrar lo que se esconde detrás del comportamiento humano y le intenta encontrar "normas" de lo "bueno" y lo "malo". Y ahí es donde la ética viene y nos dice qué es bueno y qué es malo como individuos y como sociedad. (Harding, 2025)

La ética aplicada se divide según el campo en el que se aplique: por ejemplo, la ética profesional: es la ética aplicada a un profesional, por ejemplo: ética médica, ética psicológica. También esta ética económica: es la ética de los negocios, de la economía y de las finanzas, y que trata sobre cómo está bien y cómo está mal ganar dinero. La ética ambiental: es la ética del ser humano y su relación con el mundo natural. Bioética: es la ética que estudia los conflictos éticos que se van generando a medida que la ciencia y la tecnología van

avanzando en el campo de la medicina y la ética social es la moralidad de las relaciones entre las personas y de las implicaciones sociales de sus acciones.

Las consideraciones éticas de la IA son un tema importante en la actualidad asegura Pincheira H, (2024) en su sitio web. Es importante pensar en cómo se desarrollan y utilizan los sistemas de IA para garantizar que se utilicen de forma segura y responsable. Definir normas de uso para la IA se vuelve una prioridad. Debe incorporar principios como la transparencia, la no manipulación, el respeto a los derechos humanos, la justicia y la igualdad en su aplicación. Es deber de todos los actores que participan en la producción y el uso de la IA. Desde desarrolladores y empresas hasta reguladores y ciudadanos, todos tienen un papel que desempeñar para hacer que esta tecnología sea segura y ética. Para el bien de toda la sociedad.

Figura 16
Implicación ética en el uso de la IA



Nota. Fuente: Imagen creada con IA

En Chile se han formado comités de ética y se están tomando medidas para regular la IA. ¡Hay que estar al tanto de la conversación y aprender sobre las implicaciones éticas de la IA para poder hacer elecciones informadas y ayudar a garantizar que la IA se utilice de forma segura y en beneficio de todos!

La inteligencia artificial (IA) está transformando la atención de la salud mental, ofreciendo soluciones innovadoras para viejos problemas. Pero la aplicación de la IA a la salud mental también abre la puerta a preocupaciones éticas que no podemos pasar por alto. Al abordar estas cuestiones éticas, pretendemos contribuir a una mejor comprensión de los aspectos éticos en la atención de la salud mental con IA y proporcionar recomendaciones para un uso ético de las tecnologías de IA.

La IA tiene el potencial de transformar la atención de la salud mental, haciendo que el diagnóstico sea más exacto, el tratamiento más personalizado y los resultados mejores. Hace que la atención de la salud mental sea efectiva, asequible y accesible. Ya están apareciendo chatbots, terapeutas virtuales y algoritmos predictivos. Se requieren éticas y prácticas responsables para que la IA beneficie a las personas con problemas de salud mental. (Tavory, 2024)

Para hacer un uso ético y seguro de la inteligencia artificial (IA) en salud mental, hay que tener en cuenta ciertos aspectos éticos aporta Warrior, A; Khandelwal, K (2023). Estas salvaguardan la privacidad, la dignidad y el bienestar humano, garantizando que las herramientas tecnológicas se apliquen de manera ética, transparente y en beneficio de la humanidad. Estas son las principales consideraciones éticas que hay que tener en cuenta cuando se utiliza la IA en la salud mental:

- El sesgo algorítmico es un problema apremiante en el diagnóstico y tratamiento de la salud mental: los algoritmos de IA se entranan con grandes conjuntos de datos que pueden contener sesgos implícitos, lo que lleva a recomendaciones de diagnóstico y tratamiento desiguales para los grupos marginados.
- La confidencialidad de los datos es uno de los mayores dilemas éticos de la atención a la salud mental con IA: el acceso no autorizado, las violaciones de datos y la posibilidad de que los datos de los pacientes se utilicen con fines lucrativos son preocupaciones que exigen protecciones rigurosas.
- Mantenimiento de estándares éticos en la atención de salud mental con IA: La caja negra de la IA puede hacer que sea difícil entender cómo se toman las decisiones. Para hacer un uso responsable, conocer cómo funciona y decide la IA es esencial para pacientes y sanitarios. Además, la atribución de responsabilidad por lo que hace la IA es esencial en caso de incidentes o errores.
- Consentimiento informado en la atención sanitaria: El consentimiento informado es esencial para la ética médica, ya que permite a los pacientes tomar decisiones informadas. Y aunque hay quien dice que los sistemas de IA de caja negra no violan este derecho, esta carta subraya su relevancia en la IA. Los pacientes deben tener derecho a negarse a las intervenciones de IA si les preocupa.

Las implicaciones éticas de la IA ya están llegando a los tribunales. En China, los tribunales están empleando IA para resolver casos, con asistentes de IA para revisar pruebas, verificar información y predecir

sentencias. Un tribunal de Hangzhou emplea una IA asistente de juez llamada «Pequeña Sabiduría» (Xiao Zhi 3.0). Este registra testimonios con reconocimiento de voz, examina evidencias del caso y verifica información en bases de datos en tiempo real. El gobierno chino está invirtiendo en IA para digitalizar todo el Estado. Pero la veracidad de las fuentes y la imparcialidad en el tratamiento de la información son las grandes dudas sobre esta práctica. (Pincheira, 2024).

4.2. Privacidad, consentimiento informado y protección de datos sensibles

A continuación, se abordarán temas fundamentales relacionados con la privacidad, el consentimiento informado y la protección de datos sensibles, aspectos esenciales para garantizar el respeto a los derechos de las personas, especialmente en contextos donde se manejan información personal o confidencial.

La privacidad es uno de los temas más relevantes y discutidos de nuestra era. Como la mayoría de las cosas, es difícil definir la privacidad en una frase o dos. Por lo tanto, no existe una definición única para ella. La palabra privacidad implica proteger y limitar el acceso de otras personas a su información personal. La privacidad nos afecta a todos como individuos y colectivos. Es la información que vamos generando consciente o inconscientemente sobre nosotros mismos. La privacidad es importante para la información que recogen o difunden instituciones privadas, públicas y comunitarias.

La privacidad es un derecho humano, amparado por el Artículo 12 de la Declaración Universal de los Derechos Humanos y el Artículo 17 del Pacto Internacional de Derechos Civiles y Políticos. Los países y bloques regionales geográficos cuentan con leyes de protección de datos que refuerzan la privacidad. Más de 132 países en todo el mundo han promulgado leyes de protección de datos de estándares internacionales. (UNESCO, 2024)

Figura 17
Consentimiento Informado



Nota .Fuente: Imagen creada con IA

La privacidad de la información o privacidad informativa es un tipo de privacidad de datos. En la era digital, el espacio físico, la autonomía y la manera en que uno genera y usa los datos están encapsulados en nuevas tecnologías y se convierten en espacio virtual y datos virtuales manifiesta el portal web de UNESCO (2024). Por ejemplo, antes de la tecnología uno iba a la biblioteca cuantas veces quisiera y sólo los bibliotecarios autorizados sabrían qué tipo de información consultabas o tu historial. Cuando iba a la tienda, el tendero era la única persona que sabía lo que compraba. En el mundo online actual esto se ha

transformado por completo. Cada vez que se paga en una tienda o en línea, se hace una transacción en un sitio web del gobierno, se va al médico u hospital, se busca algo en un motor de búsqueda o se hace cualquier cosa en las redes sociales, se generan, recopilan y almacenan datos.

Ahora bien, Shah, P; et.al (2024) nos menciona que el consentimiento informado es un principio ético y legal que respeta la autonomía de las personas en el proceso de recibir un procedimiento médico, psicológico o de investigación. Este proceso significa informar adecuadamente a la persona sobre el objetivo, los procedimientos, los riesgos y beneficios potenciales, las alternativas existentes, para que pueda hacer una elección libre, informada y responsable. No es suficiente con la firma; la persona debe entender lo que está haciendo y no debe ser obligada o manipulada. De este modo, el consentimiento informado es un instrumento de defensa de los derechos humanos, que favorece la transparencia y la confianza en las relaciones profesionales.

Además, el consentimiento informado es esencial para proteger la información personal y sensible de las personas, en particular en situaciones en las que se manipulan datos de salud, antecedentes psicológicos o datos biométricos. Garantiza a las personas el control sobre el uso, almacenamiento y divulgación de su información y que solo se utilice con su consentimiento expreso. En este contexto, el consentimiento informado fortalece el respeto a la privacidad, promueve prácticas éticas y responsables en instituciones sanitarias, educativas o de investigación. Su uso adecuado fortalece la confianza

social, apoya los principios de justicia, beneficencia y respeto a la dignidad humana. (Shah,P;et.al, 2024)

Lorenzini, N (2025) manifiesta que, en el ámbito de la salud, y específicamente en psicología, el consentimiento informado es un principio esencial para la efectividad de las prestaciones de salud. En psicoterapia o en investigación, la comunicación y la toma de decisiones informadas son una obligación para respetar el derecho del paciente. El consentimiento informado es el proceso mediante el cual se informa al paciente de manera adecuada para que pueda decidir de manera libre ante cualquier procedimiento diagnóstico o terapéutico. En las intervenciones, como la psicoterapia, y en la investigación, los posibles participantes o pacientes deben ser informados del procedimiento al que van a ser sometidos. Esto implica que idealmente se haga una descripción completa del proceso, en términos de beneficios y perjuicios para la salud de quien lo recibe, pero también en términos concretos: costos, periodicidad, lugar, duración, etc.

Pero ojo, que, aunque el consentimiento informado sea un requisito para iniciar cualquier intervención, el consentimiento informado es un proceso que se extiende en el tiempo, durante toda la intervención. Por un lado, el consentimiento siempre puede ser revocado y el paciente puede negarse a seguir consintiendo (puede cambiar de opinión). También es posible que las condiciones del tratamiento se modifiquen en el transcurso del mismo. Estos cambios también necesitarán aprobación.

El consentimiento informado en salud mental considera Cornejo, M; Vallejo, G (2016) es un proceso que respeta la autonomía y los derechos del paciente. A través de él, el individuo es informado de manera comprensible y suficiente sobre los procedimientos, tratamientos o intervenciones que se proponen, con sus riesgos, beneficios y alternativas. "Es un proceso que hace partícipe al paciente en las decisiones sobre su bienestar psicológico, reforzando la confianza en la relación terapéutica y fomentando el ejercicio responsable de su libertad y dignidad".

Aquí es de tener en cuenta la capacidad del paciente para entender y decidir; en ocasiones puede que su estado mental lo impida. Por eso, los profesionales tienen que asegurar que la información sea apropiada a las circunstancias de cada persona y que el consentimiento se dé libre y voluntariamente y sin ninguna presión. Además, se debe respetar el derecho del paciente a cambiar de opinión en cualquier momento y garantizar la confidencialidad de la información revelada, salvaguardando su integridad y derechos humanos. (Cornejo & Vallejo, 2016)

Las tecnologías de información están generando una nueva sociedad interconectada a través de la red. Ahora se preocupan por la privacidad y seguridad de los datos confidenciales. Y esto se debe a que la forma en que la gente se comunica, trabaja, busca información, se entretiene, compra y vende se ha transformado. La realidad digital trae consigo dos grandes implicaciones: por un lado, muchos beneficios para quienes hacen uso de los recursos tecnológicos; por el otro, el cuidado de la información confidencial.

Entonces cuando nos referimos a la protección de datos sensibles, nos referimos al conjunto de medidas legales, técnicas y morales para proteger la información personal más delicada de una persona y prevenir su uso indebido, divulgación o acceso no autorizado. Estos datos abarcan información confidencial como la salud, la vida sexual, las convicciones religiosas, el origen racial, las opiniones políticas, los antecedentes penales, etc. Busca proteger la intimidad y la dignidad de las personas, y que esta información solo sea tratada con el consentimiento explícito del titular y para fines legítimos, específicos e informados. Además, las instituciones que procesan datos confidenciales deben establecer medidas de seguridad, confidencialidad y responsabilidad, en cumplimiento de las leyes de protección de datos de cada país. (González & Salomone, 2025)

La seguridad de la información confidencial en salud mental es aún más importante Olivari,C.et.al (2022) porque son datos muy personales que revelan detalles sobre el bienestar psicológico, las emociones y los diagnósticos de las personas. Proteger esta información mantiene la confidencialidad y la confianza entre el profesional y el paciente, esencial para un proceso terapéutico. Además, elude el peligro de discriminación, estigmatización o violación de derechos que se podría generar por una sobreexposición de los datos. Proteger la información confidencial en este campo no solo satisface obligaciones éticas y legales, sino que también fomenta un ambiente seguro y respetuoso donde las personas puedan hablar abiertamente y recibir la ayuda psicológica que necesitan sin temor a que se viole su privacidad.

Existen muchas recomendaciones de buenas prácticas para proteger la información confidencial, como la gestión y organización, gestores de contraseñas, copias de seguridad, etc, pero hay aspectos relevantes que las empresas con gran volumen y variedad de contratos deben considerar. En ese contexto, disponer de sistemas de ciberseguridad que protejan la información confidencial de las partes que intervienen en el proceso contractual se vuelve fundamental para proteger la información confidencial dentro de una organización. Y es que la fuga y el uso indebido de datos personales es un problema mundial que ha llevado a varios países a desarrollar sus propias normativas, algunas inspiradas en el modelo europeo, ya que perder la confianza del cliente o incluso enfrentar demandas por una violación de seguridad -accidental o intencional- puede costar la reputación y dinero a la organización. (Torres, 2022)

4.3. Riesgos de sesgos algorítmicos y consecuencias clínicas

Un sesgo algorítmico asegura Comas, R (2023) es una forma de imparcialidad que se manifiesta en los resultados de un algoritmo, especialmente en sistemas de IA o ML. Este sesgo se produce cuando los datos de entrenamiento del algoritmo o las reglas por las que fue concebido ya contienen sesgos humanos, errores de muestreo o desigualdades sociales preexistentes.

En otras palabras, un sesgo algorítmico provoca que el sistema beneficie o perjudique injustamente a ciertos grupos o personas. Por ejemplo, si un modelo de IA se entrena con datos que representan principalmente a un grupo étnico o de género, sus predicciones o

decisiones pueden ser menos precisas o justas para otros grupos. Y estos sesgos pueden causar daños en el mundo real, en áreas como la salud, la educación, la justicia o la contratación, donde las decisiones automatizadas influyen en la vida de las personas. Por eso, identificar y corregir los sesgos algorítmicos es fundamental para hacer que la IA sea justa, transparente y ética.

Existen varios tipos de sesgos algorítmicos que se pueden colar en el proceso de aprendizaje automático. Por ejemplo, el sesgo de preprocesamiento se genera por una limpieza de datos sesgada, el sesgo de confirmación se da cuando los sistemas de IA confirman estereotipos o creencias existentes, el sesgo de exclusión se produce al excluir sistemáticamente a ciertos grupos de los datos de entrenamiento, y el sesgo algorítmico o de modelo surge al favorecer ciertos resultados o grupos. Entender estos sesgos es esencial para desarrollar sistemas de IA justos. (Ramirez, 2014)

Los sesgos algorítmicos se dan cuando un algoritmo (por ejemplo, una IA o un modelo predictivo clínico) genera resultados que favorecen o perjudican de manera sistemática a ciertos grupos (por ejemplo, por raza, género, edad, nivel socioeconómico). Estos sesgos surgen por diversas causas: datos desbalanceados, variables proxy inadecuadas, errores en el modelado, falta de validación en poblaciones diversas, etc. En el ámbito de la salud, esto puede significar que un algoritmo dé un diagnóstico incorrecto, pase por alto riesgos o sugiera tratamientos inadecuados para algunos pacientes. (Cross, Choma, & Onofrey, 2024)

Figura 18
Sesgo algorítmico



Nota. Fuente: Imagen creada con IA

Según Mitchell, T (2021) las implicaciones clínicas de los sesgos algorítmicos son significativas y pueden impactar la atención al paciente. Cuando un algoritmo clínico se alimenta con datos sesgados o variables inapropiadas, tiende a producir diagnósticos y decisiones favorables a ciertos grupos y en detrimento de otros. Esto puede resultar en evaluaciones incorrectas, diagnósticos tardíos o tratamientos inapropiados, especialmente en poblaciones históricamente excluidas, como mujeres, personas negras o pacientes de bajos ingresos. En campos como dermatología o cardiología, por ejemplo, los modelos entrenados con pocos datos pueden fallar en reconocer enfermedades en ciertos tipos de piel o en personas con características fisiológicas diferentes, aumentando el riesgo de falsos negativos y, por tanto, de complicaciones médicas severas.

Además, los sesgos algorítmicos crean desigualdades en el acceso a los recursos y servicios sanitarios, lo que perjudica la equidad en la atención. Cuando un sistema automatizado infravalora el riesgo o la necesidad de cuidados de algunos pacientes, estos son menos

monitorizados, reciben menos recursos e incluso quedan excluidos de programas preventivos o tratamientos intensivos. Esto no solo agudiza las desigualdades en los sistemas de salud, sino que también socava la confianza de la gente en la tecnología médica y en quienes la practican. Ético-socialmente, estos sesgos profundizan las desigualdades estructurales, violan la justicia sanitaria y abren interrogantes sobre la responsabilidad institucional y de los desarrolladores en las decisiones clínicas con IA.

Un ejemplo clásico de sesgo algorítmico en medicina es cuando los datos utilizados para entrenar un modelo de IA no son equitativos o representativos. Si un sistema de IA se entrena mayormente con datos de un grupo demográfico, puede que no sea capaz de diagnosticar o tratar correctamente a pacientes de otros grupos. Esto puede llevar a riesgos como diagnósticos incorrectos o incluso empeorar las condiciones de salud de las personas cuyos perfiles no están bien representados en los datos. Esto hace hincapié en la importancia de examinar los conjuntos de datos utilizados para entrenar estos sistemas algorítmicos. (Angarita, 2025)

Afirma Ntsele, G (2025) que el reconocimiento de sesgos en los algoritmos de IA es fundamental para asegurar su ética y efectividad en la medicina. Con la creciente aplicación de sistemas de IA en el ámbito de la medicina, es esencial desarrollar técnicas para identificar y corregir estos sesgos y así obtener resultados más justos y precisos. Y hay algunas técnicas esenciales que se pueden utilizar para hacer esta identificación. Una de las formas de hacerlo es la auditoría algorítmica, es decir, la revisión de cada etapa del proceso algorítmico. En esta

revisión, se pueden encontrar sesgos en el proceso de entrenamiento de datos y en la interpretación de resultados. Esta metodología no solo hace visible la manera en que se materializan los sesgos, sino que también permite reevaluar las funciones del algoritmo para ajustarlas o mejorarlas.

Otra estrategia es el análisis de resultados desagregados. Esto consiste en analizar el desempeño de un algoritmo en distintos grupos demográficos (edad, género, etnia, etc.). Al hacer este análisis, se pueden encontrar diferencias en el algoritmo, y así descubrir sesgos que puedan perjudicar a ciertos grupos de pacientes. Definir métricas y descomponer los datos es fundamental para un diagnóstico preciso del sesgo. Finalmente, la transparencia en los modelos de IA es esencial. Proporcionar transparencia sobre lo que sucede en el interior, los datos que consume y cómo toma decisiones permite a los investigadores y profesionales juzgar su validez y justicia. (Angarita, 2025)

En el entorno clínico latinoamericano, y específicamente en Ecuador, los sesgos algorítmicos son especialmente preocupantes por la escasez de datos locales y la gran diversidad cultural, étnica y socioeconómica. La mayoría de los modelos de IA para la salud se entrena con datos del norte global, lo que puede llevar a un rendimiento deficiente o resultados incorrectos cuando se aplican en otros lugares. Esto abre la puerta a diagnósticos equivocados o tratamientos inapropiados en grupos no incluidos en el entrenamiento del modelo. Por eso, hay que probar los algoritmos en el entorno local antes de aplicarlos en la clínica, usar datos diversos y mantener la supervisión humana.

Además, la transparencia, la capacitación sobre el uso ético de la IA y la participación de organismos reguladores nacionales son esenciales para asegurar una atención médica equitativa y culturalmente apropiada en la región. (Barragán, 2023)

4.4. Inteligencia artificial humanizada: equilibrio entre tecnología y empatía

Piñas, A (2024) manifiesta que la imaginación, la ideación y la innovación que cambian el mundo son producto de las capacidades cognitivas humanas. Los humanos estamos equipados con la capacidad de sentir el mundo, interpretarlo a través de lo que vemos, oímos, sentimos, reaccionamos, empatizamos con el mundo y con los demás. La empatía nos permite hacer elecciones difíciles que alteran la vida con el menor daño a los demás. Nos capacita para expresar las palabras correctas para alentar a alguien. Nos enseña a poner en primer lugar las necesidades de un niño vulnerable. Nos muestra cómo reconocer el sufrimiento del otro y cómo ayudar. Y, sobre todo, nos muestra lo que vale la vida.

Pero la mente humana es incapaz de realizar grandes cantidades de cálculos y tareas repetitivas. Los humanos tienden a generar sesgos hacia ciertas personas o lugares, lo cual influye en su juicio. La IA se ha vuelto relevante para extender las capacidades humanas, aprendiendo a hacer cosas y automatizarlas como lo haría un humano. En el campo de la salud, un error o inconsistencia en el diagnóstico manual puede ser mortal. Pero con la exactitud de la IA en un 99,999%, los diagnósticos serán mucho más fiables.

La IA humanizada es positiva porque une la eficiencia y capacidad de la tecnología con la comprensión, empatía y ética humana. Al poner humanos a manejar la IA, se hace mejor para los usuarios, se genera confianza y se aseguran decisiones automatizadas éticas y culturalmente sensibles. Esto es especialmente importante en campos como la salud, la educación o la atención al cliente, donde la interacción humana es insustituible. Así, la IA humanizada pone la tecnología al servicio de las personas, sin perder la parte humana en la interacción. (Aguado,D, 2024)

La IA humanizada entiende las emociones humanas (felicidad, estrés, necesidad, enojo, dolor) cuando las manifestamos con la voz, el rostro y el lenguaje corporal, y tiene empatía para responder al usuario final de manera natural y humana. Esto es diferente del análisis de comportamiento tradicional. La IA humanizada no solo recaba información de los datos del usuario, sino que además responde con el lenguaje y manera que mejor se adapte a su estado de ánimo. Por ejemplo, la IA real humanizada sabe lo que tienes programado en tu calendario y lo ordena por ti. Te responde como un amigo, en lenguaje natural. (Aguado,D, 2024)

Según Campillo, A; Villasmil, J; Rojas, M (2021) la tendencia es hacer que las IA actúen o se vean más humanas para interactuar mejor con los humanos. Esto puede abarcar la personalidad, la empatía, la conciencia, la capacidad de aprender y crecer. Pero la IA no es humana y sigue siendo una tecnología creada por humanos. La humanización de la IA se está convirtiendo en una tendencia en la industria tecnológica, aplicándose en campos como la robótica, los asistentes

virtuales y la inteligencia emocional. "La humanización de la IA se hace para que podamos interactuar y comunicarnos mejor con la tecnología".

Las buenas prácticas para desarrollar una IA humanizada implican poner en primer lugar el diseño centrado en el humano menciona Barrios, H; Diaz, V; Guerra, Y (2020), anteponiendo sus necesidades, emociones y valores a los objetivos tecnológicos. Esto pasa por crear sistemas transparentes que informen cuando se está interactuando con una IA, cuáles son sus capacidades y limitaciones, y que siempre tengan un humano en el bucle en las decisiones críticas.

La intervención humana en el bucle "human-in-the-loop" garantiza que las decisiones sigan siendo éticas y compasivas. Además, es necesario evaluar no solo la eficacia técnica, sino también la sensación de confianza, empatía y bienestar que produce la interacción con la IA, para establecer una relación tecnológica más humana y responsable.

Por otro lado, asegura Barrios, H; Diaz, V; Guerra, Y (2020) una IA humanizada debe desarrollarse con ética, respetando la diversidad, la dignidad y el contexto cultural de las personas. Para ello, se deben conformar equipos interdisciplinarios que integren tecnología, psicología, ética y diseño para crear un equilibrio entre innovación y sensibilidad humana. También es aconsejable desarrollar sistemas adaptativos y personalizados que interpreten emociones y modifiquen su comportamiento en función del contexto, sin caer en sesgos y automatismos deshumanizados. Y así, la IA puede ser una herramienta

confiable, empática y enfocada en el bienestar social, en lugar de solo un automatizador.

Figura 19
Equilibrio entre tecnología y empatía



Nota. Fuente: Imagen creada con IA

Entre sus mayores desafíos está la dificultad de empatizar, pues los sistemas pueden simular respuestas emocionales sin experimentarlas realmente. Pero sin lenguaje corporal, sin contexto cultural, sin tono de voz, las máquinas no pueden entender lo que la gente necesita. Otros riesgos incluyen sesgos y malas decisiones si no hay supervisión humana, y la creación de dependencia o expectativas poco realistas en los usuarios. En último término, el diseño de una IA empática pasa por combinar elementos sofisticados como la detección emocional, la personalización y la adaptación contextual, lo que exige un equilibrio entre la innovación tecnológica y la sensibilidad humana. (Arbeláez, Villasmil, & Rojas, 2021)

Las mejores aplicaciones de la IA humanizada se encuentran en áreas donde la interacción humana es clave asegura Arbeláez, D; Villasmil, J; Rojas, M (2021), así como la salud, la educación, los recursos humanos o la atención al cliente. En salud, la IA sirve para acompañar emocionalmente a pacientes o mejorar la comunicación médico-paciente, pero sin reemplazar la empatía del médico. En la educación, se utilizan agentes virtuales y robots inteligentes emocionales para motivar y apoyar el aprendizaje del estudiante. En la gestión de personas, apoya en automatizar procesos de selección o evaluación con una mirada más humana y equitativa.

Por último, en atención al cliente, los chatbots integran lenguaje natural, reconocimiento emocional y diseño antropomórfico para dar respuestas más humanas. Estas apps son la prueba de que la tecnología puede ser efectiva y humana cuando se crea con empatía y con un propósito social.

La IA humanizada puede ser de gran utilidad en el trabajo social y la salud mental manifiesta en su artículo Fernández, P. et.al (2025) siempre que se aplique de manera ética, empática y centrada en la persona. Su contribución no es solo automatizar tareas, sino complementar el trabajo humano con instrumentos que entiendan y respondan a las necesidades emocionales y sociales de las personas. En el trabajo social, la IA humanizada puede identificar individuos o grupos vulnerables a través de datos socioeconómicos, permitiendo intervenciones más tempranas y personalizadas. También puede apoyar a los trabajadores sociales en la gestión de casos, seguimiento de

beneficiarios o evaluación de programas, mejorando la eficiencia sin perder el sentido humano y ético del acompañamiento social.

En salud mental, la IA humanizada puede ayudar a identificar tempranamente trastornos emocionales analizando el lenguaje, las expresiones faciales o el comportamiento en línea. También puede dar soporte inicial con chatbots empáticos o apps de apoyo psicológico, que ofrezcan contención y orientación inmediata. Pero su papel es complementar al profesional de la salud mental, asegurando que la empatía y la comprensión humana sigan siendo el corazón de la terapia. En suma, la IA humanizada puede dar lugar a una atención más eficiente, inclusiva y accesible sin perder la calidez y sensibilidad del trabajo social y psicológico.

4.5. Políticas públicas y marcos regulatorios en salud mental digital

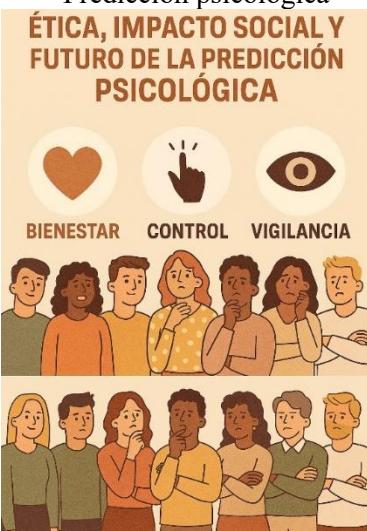
En Ecuador no hay políticas públicas dirigidas a la salud mental digital, pero la Ley de Salud Mental de 2024 y su reglamento tocan puntos pertinentes en un modelo comunitario e inclusivo que busca la articulación entre la familia, la escuela y los servicios de salud. También existen políticas anteriores de internet segura para proteger a niños y adolescentes de los peligros en línea. Pero todavía existen brechas en el financiamiento y la cobertura de la salud mental en general y en la salud mental digital en particular. (Loor, 2025)

La Organización Mundial de la Salud (OMS) (2025) ya reconoce la atención psicológica digital como una forma de ampliar el acceso a la atención de salud mental, especialmente en lugares con escasez de

profesionales. En su manual "Intervenciones digitales para fortalecer los sistemas de salud", la OMS recalca que las herramientas digitales (tele psicología, chatbots, etc.) deben complementar la atención en persona, no sustituirla. También hace hincapié en establecer la supervisión clínica, la confidencialidad de los datos y la justicia en la aplicación para que estas intervenciones sean seguras y eficaces.

Además, con acciones como la Comunidad del Conocimiento sobre la Regulación de la Salud Mental Digital (2025), la OMS impulsa redes regionales para regular la atención psicológica digital, defender al paciente y definir estándares éticos globales para su uso responsable.

Figura 20
Predicción psicológica



Nota. Fuente: Imagen creada con IA

En Latinoamérica, el desarrollo de políticas públicas en salud mental digital aún es incipiente, pero algunos países ya incluyen el soporte psicológico remoto en sus políticas nacionales. Chile incluye la tele psicología en la Política Nacional de Salud Mental 2021-2030 para

llevar atención psicológica a distancia en áreas rurales. En Brasil, el programa Telessaúde Brasil Redes y la Política Nacional de Salud Digital 2022 ya contemplan el soporte psicológico digital en él SUS. Mientras que Ecuador incluye en su Agenda Digital de Salud 2023-2027 el fortalecimiento de instrumentos digitales para ampliar el acceso a servicios psicológicos a distancia, pero aún no cuenta con una política de salud mental digital.

Finalmente, México y Colombia están desarrollando marcos regulatorios para la tele psicología y la terapia en línea e integrándola poco a poco en sus estrategias nacionales de salud digital. (Barrantes,J, 2022)

Según Concejo de la Unión Europea (2024), varios países han integrado el apoyo psicológico digital en sus políticas sanitarias de salud mental, desarrollando estrategias de e-Mental Health para ampliar el acceso a la atención. Países Bajos y Reino Unido fueron de los primeros en proponer terapias cognitivo-conductuales online (iCBT) en sus sistemas públicos, con plataformas como Silver Cloud o Beating the Blues. En Finlandia, el programa nacional Mental Health Hub ofrece recursos de autoayuda guiados por psicólogos online, y Escocia incorpora módulos de terapia digital y video consultas en el Servicio Nacional de Salud (NHS Scotland).

En ese sentido, la OMS Europa (2025) propone que los países creen marcos regulatorios para las terapias digitales y evalúen de forma continua su efecto en la equidad, la privacidad y el bienestar de los

jóvenes, para garantizar una implementación ética de la salud mental digital.

4.6. Perspectivas futuras: IA emocional, psicología computacional y neuro tecnología

Las líneas futuras de la IA emocional, la psicología computacional y la neuro tecnología prometen una integración mente-máquina que pueda reconocer, interpretar y manipular los estados emocionales y cognitivos. Estas ciencias, en evolución, tienen el potencial de revolucionar la forma en que los individuos interactúan con la tecnología, ofreciendo nuevas vías para la salud mental, la educación, la comunicación y el bienestar. Y es que la IA cada vez entiende mejor al ser humano, la psicología computacional ofrece modelos de cómo funcionan los procesos mentales y la neuro tecnología puede conectarse directamente al cerebro. "Juntas crean un futuro en el que la tecnología no solo ayuda, sino que trabaja con el ser humano a nivel emocional, cognitivo y ético como nunca antes".

La IA está logrando avances revolucionarios en diversos campos manifiesta Slotnisky, D (2025) en una publicación para el diario La Nación. Y aunque la estrella es la IA generativa, ya se habla de otro tipo, la IA emocional (IAE). Mientras que la primera potencia la creatividad, creando nuevo contenido (textos, imágenes, música, etc.), la segunda intenta humanizar la interacción, interpretando emociones para dar respuestas empáticas y personalizadas. "La IAE fusiona algoritmos e información sensorial para leer emociones humanas".

"Este método no solo interpreta palabras o acciones, sino que también considera el tono de voz, las expresiones faciales y los patrones de comportamiento", aclara Katherine Prendice, Digital Offer Manager en Softtek, una empresa global de servicios de TI. Y añade: "Al hacerlo, capacita a las máquinas para reconocer y reaccionar ante las emociones de manera más genuina, mejorando la interacción en campos como el servicio al cliente, la educación y la salud". "Este nuevo enfoque pretende transformar la forma en que interactuamos con la tecnología, dotando a las máquinas de empatía y comprensión para mejorar la experiencia humana".

Más que una visión futurista, la tecnología ya está madura, afirma Juan Pablo Villa, Sales Director de ADITI Consulting, empresa que ofrece servicios de ingeniería digital a empresas Fortune 500: "Creo que la IAE podría estar disponible de forma masiva en menos de 5 años". Y lo digo porque la tecnología ya existe a nivel teórico y ahora lo que se necesita es crear servicios comercializables. "Además, con el tiempo la tecnología será capaz de entender emociones complejas".

Según los entrevistados, la IA emocional no solo hace que las interacciones sean más eficientes, sino que también crea conexiones emocionales con los usuarios. "Por ejemplo, en la salud, puede reconocer emociones en pacientes y ajustar sus respuestas para brindar apoyo individualizado, mejorando la experiencia del paciente y los resultados de salud". "En la educación, las plataformas con IA emocional adaptan el contenido al estado de ánimo del estudiante,

mejorando su aprendizaje", señala la experta de Softtek. (Slotnisky, 2025)

Aunque aún incipiente, este campo se está desarrollando rápidamente, con algoritmos y software capaces de identificar patrones del habla, voz, micro expresiones, gestos y cambios de comportamiento. Pero el desafío no es solo identificarlas, sino entenderlas.

Las últimas estimaciones indican que el mercado mundial de IA emocional crecerá a un ritmo anual del 22,7% y alcanzará los 13.800 millones de dólares en 2032, según el White Paper de Softtek. Este crecimiento refuerza la necesidad de una tecnología empática y de datos para crear experiencias personalizadas e inmersivas. Softtek muestra cómo la IA emocional está revolucionando la forma en que interactuamos con la tecnología. (Rios, 2025)

Por otro lado, según el portar web Pictet (2022) la IA también va siendo cada vez más capaz de reconocer las emociones humanas. La informática afectiva busca reconocer, interpretar y generar emociones que usualmente se atribuyen a los humanos. Como informa The Conversation, si bien las respuestas de LaMDA de Google se asemejan a las humanas, eso no implica que se trate de sentimientos, sino de tecnología sofisticada de aprendizaje automático.

Es el humano interactuante quien le otorga humanidad al robot por medio de la interacción y comunicación que establece con la máquina, no porque la máquina tenga sentimientos. De hecho, ya existen softwares capaces de interpretar las emociones y estados cognitivos

humanos a través de expresiones faciales, oculares, gestos y tono de voz. Así, la máquina no solo sabe si estamos felices, tristes, cansados o tranquilos. Pero también aprende la información relacionada con las emociones y puede copiarlos.

La emoción es ya un factor en el diseño de interfaces, creando una experiencia sensorial que refleje y reaccione a nuestros estados de ánimo en tiempo real. La Emotive UI adapta la interacción tecnológica a las emociones humanas. Usando biometría e IA, estas interfaces leen y reaccionan en tiempo real a señales como expresiones faciales o tono de voz, abriendo nuevas vías para el bienestar y la eficiencia. Su evolución está revolucionando la próxima generación de tecnología emocional. (Rios, 2025)

Para Poza, U (2019) hablar de la psicología computacional, primero hay que saber cómo se originó esta, la cual se originó a mediados del siglo XX cuando se pensó que la mente humana podía ser interpretada como un sistema de procesamiento de información similar a una computadora. Basándose en la Teoría Computacional de la Mente, intenta simular mediante modelos matemáticos y programas de ordenador los procesos mentales para entender cómo la gente siente, piensa, aprende y decide. Su abordaje es altamente interdisciplinario, combinando conocimientos de la psicología cognitiva, la neurociencia, la informática y la ciencia de datos para desarrollar modelos que expliquen cómo funciona la mente y predicen el comportamiento humano con mayor exactitud.

La psicología computacional busca entender la mente, sus funciones y campos a través de la construcción de modelos explícitos, mecanísticos y procesuales, es decir, modelos computacionales (en el sentido amplio) de representaciones, mecanismos y procesos. Abarca teorías de algoritmos y programas de ordenador, las cuales se apoyan en la inteligencia artificial y la informática. Es decir, atribuye procesos computacionales a las funciones psicológicas, creando así modelos computacionales ejecutables. Luego, se pueden hacer simulaciones realistas con estos modelos. Las ciencias empíricas (psicología cognitiva, psicología social, psicología del desarrollo, etc.) proporcionan datos, hechos, fenómenos, conceptos, etc., para la psicología computacional. Los psicólogos computacionales los estudian y codifican en teorías computacionales. (Stanford, 2024)

La psicología computacional es de interés en la actualidad porque es una manera de entender la mente humana de una manera más precisa, medible y predictiva, gracias a la inteligencia artificial, el big data y la neuro tecnología menciona Ortega, B (2020). A diferencia de los métodos convencionales, esta disciplina no solo se interesa por describir comportamientos, sino por modelar y simular los procesos mentales que los generan, permitiendo así descubrir patrones cognitivos y emocionales sofisticados. Su uso abarca desde el diagnóstico y tratamiento en salud mental hasta la educación personalizada, la interacción persona-máquina y la toma de decisiones en las organizaciones. En la era de los datos conductuales a gran escala, la psicología computacional es la disciplina que integra la psicología con la tecnología para dar mejores soluciones humanizadas.

Figura 21
Perspectivas futuras



Nota. Fuente: Imagen creada con IA

Ahora bien, asegura Soriano, J (2023) la neuro tecnología es un campo interdisciplinario emergente que integra la neurociencia y la tecnología para explorar, comprender y manipular el sistema nervioso, especialmente el cerebro humano. Gracias a esta simbiosis, científicos y tecnólogos han creado instrumentos y métodos revolucionarios que permiten explorar las profundidades de la mente humana como nunca antes se había imaginado. La neuro tecnología busca entender cómo funciona el cerebro.

El cerebro es un órgano complejo compuesto principalmente por miles de millones de neuronas, células nerviosas que se comunican entre sí mediante señales eléctricas y químicas. Estas conexiones entre neuronas son la base de nuestra cognición, emociones, movimiento y percepción. La neuro tecnología pretende revelarlos a través de la observación e intervención.

En la era de las inteligencias artificiales, el conocimiento del cerebro y la posibilidad de manipular capacidades hasta ahora inimaginables hacen que la neuro tecnología sea un punto de interés. Desde dispositivos de neurofeedback para mejorar nuestro bienestar hasta interfaces cerebro-computadora que permiten a personas con discapacidad comunicarse y controlar dispositivos, la neuro tecnología transformará nuestra calidad de vida. Para ello aplica diversas técnicas, como la neuroimagen o la estimulación cerebral profunda, para visualizar la actividad cerebral en tiempo real y así contribuir a comprender cómo procesa la información y controla las funciones corporales.

A continuación, abordaremos algunas de las principales técnicas para la investigación y aplicación de la esta tecnología. (Soriano, Psicología y mente, 2023)

Si bien la neuro tecnología ofrece beneficios potenciales para las empresas, también plantea serias cuestiones éticas. La lectura de la mente es un campo sensible que abre interrogantes sobre la privacidad, el consentimiento y la manipulación de los datos cerebrales. "Las empresas y los reguladores deben colaborar para desarrollar normas éticas que protejan los derechos de las personas".

La Fundación Innovación Bankinter reunió a más de 40 expertos internacionales en la última edición del Think Tank Future Trends Forum para debatir sobre el futuro de la neurotecnología y cómo esta puede mejorar la calidad de vida. Estos señalan que ya cuentan con neuro tecnologías capaces de medir y caracterizar la actividad cerebral

asociada a los comportamientos, las capacidades cognitivas y las emociones. Además, nos permiten alterar la actividad cerebral y, por lo tanto, los comportamientos, las capacidades cognitivas y las emociones. (Bankinter, 2023)

Por otro lado, vamos aprendiendo cómo funciona el cerebro humano y comenzamos a poder tratar discapacidades cerebrales con manipulaciones muy localizadas. Por ejemplo, en pacientes con Alzheimer ya se están observando mejoras en los estudios que se están llevando a cabo. A medida que el campo de la neurotecnología sigue avanzando, es probable que veamos transformaciones significativas en cómo abordamos problemas relacionados con el cerebro y el sistema nervioso. La colaboración entre tecnología y neurociencia nos brindará herramientas más eficaces para tratar enfermedades y nos permitirá entender mejor la complejidad del cerebro humano. Con la combinación adecuada de investigación, innovación y ética, la neurotecnología puede ayudar a mejorar la calidad de vida de las personas. (Bankinter, 2023)

4.7. Conclusiones: hacia un modelo predictivo ético, inclusivo y preventivo

El desarrollo de la inteligencia artificial (IA) en psicología ha dejado claro que se necesita una ética para guiar cada paso del desarrollo tecnológico. La ética de la información debe estar en el centro del diseño digital, moldeando la innovación para el bien humano.

En la predicción psicológica esto se traduce en hacer transparentes los algoritmos, obtener el consentimiento informado y proteger los datos confidenciales, como recomiendan la UNESCO a través del artículo de Ramos, G (2024). No es una cuestión de regulación, sino de replantearse los límites éticos de la automatización en la comprensión de la mente humana. En ese sentido, la ética ha de garantizar que las tecnologías predictivas extiendan la capacidad humana de cuidar, comprender, sin reemplazar la empatía o la autonomía profesional

El beneficio social de los sistemas predictivos en psicología dependerá de las estructuras de equidad, transparencia y accesibilidad en las que se apliquen. Si bien estas tecnologías abren nuevas vías para ampliar la cobertura en salud mental, pueden agravar las desigualdades existentes si no se abordan los sesgos algorítmicos, la exclusión digital o la falta de representatividad en los datos. La responsabilidad, por tanto, no es exclusiva de los desarrolladores o investigadores, sino de un colectivo social más amplio que involucra a instituciones, gobiernos y comunidades de usuarios. Asegurarse de que la tecnología sea una herramienta de democratización del bienestar psicológico y no de control social es un imperativo ético y político.

La influencia social de la predicción psicológica está en función de su capacidad para disminuir y no incrementar las desigualdades. Como señalan Brauner,P.et.al (2025) los algoritmos pueden replicar sesgos sociales y culturales si no se diseñan de manera inclusiva. En lugares latinoamericanos con acceso desigualitario a la salud mental, la IA debe ser una herramienta de inclusión y no de exclusión. Esto implica políticas públicas para asegurar la alfabetización digital, la

representatividad de los datos y la evaluación ética continua. La confianza social en la tecnología solo se logra cuando los valores de justicia y responsabilidad están embutidos en ella. Por tanto, la predicción psicológica no debe ser una innovación tecnológica, sino un compromiso ético y social por el bienestar común.

El poder de los modelos predictivos es anticipar riesgos y dirigir medidas preventivas en salud mental. Según la OMS (2024) los sistemas sanitarios deben evolucionar hacia modelos preventivos, de promoción del bienestar, apoyados en herramientas tecnológicas responsables. En este aspecto, la psicología predictiva puede ayudar a identificar síntomas tempranos, adaptar tratamientos y disminuir el estigma de los trastornos mentales. Pero la automatización del juicio clínico debe ser cautelosa, manteniendo el criterio ético del profesional y evitando interpretaciones mecanicistas de la conducta humana. El reto es combinar la exactitud algorítmica con la comprensión humana, convirtiendo la predicción en cuidado antes que en control.

El futuro de la predicción psicológica requiere una gobernanza ética interdisciplinaria y socialmente responsable. Floridi y Cowls (2025) plantean el marco de la "IA buena" basada en los principios de beneficencia, no maleficencia, autonomía y justicia. Estos valores deben orientar el diseño de algoritmos y políticas públicas. Además, la colaboración entre psicólogos, tecnólogos, abogados, es necesaria para desarrollar sistemas fiables, auditables y culturalmente adaptados. La ética de la IA no es una cuestión de regulación, sino de diseñar sistemas que fomenten la deliberación y la participación social. En definitiva, dar el paso hacia un modelo predictivo ético, inclusivo y preventivo

pasa por asegurar que la tecnología extienda las capacidades humanas sin menoscabo de su libertad, dignidad y capacidad de autodeterminación sobre su propio bienestar psicológico.

Bibliografía

- Abad, D., Peñaherrera, D., & Campos, S. (2021). Consentimiento informado. *Metro Ciencia*.
- Adebayo, M. (2023). Aplicación de evaluaciones psicológicas en la asesoría en salud mental. *PUBMED*.
- Aeibi, J. (2025). La baja autoestima como factor de riesgo para la depresión: un estudio longitudinal con modelado temporal continuo. *American Psychological Association*.
- Aguado,D. (2024). Desarrollo Humanizado de la Inteligencia Artificial en las Organizaciones. Recomendaciones del Think Tank de Psicología del Trabajo y las Organizaciones. Madrid: Grupo editorial de Psicofundacion.
- Alghowinem, S., Zhang, X., Breazeal, C., & Park, H. (2023). Multimodal region-based behavioral modeling for suicide risk screening. *Frontiers in Computer Science*, 5. doi:10.3389/fcomp.2023.990426
- Alisson, P. (2004). Missing Data. En M. Lewis-Beck, A. Bryman, & T. Futing, *The SAGE Encyclopedia of Social Science Research Methods*. SAGE Publications.
- Alvarez,M.et.al. (2019). Actualización clínica de los trastornos depresivos. *Medicine*.
- Angarita, E. (1 de Abril de 2025). *iamedica*. Obtenido de <https://iamedica.org/blog-post63>
- Arana, J., Meilán, J., & Perez, E. (2012). Entre la diversidad conceptual la conveniencia de la salud mental. *Redalyc*.
- Arbeláez, D., Villasmil, J., & Rojas, M. (2021). Inteligencia artificial y condición humana: ¿Entidades contrapuestas o fuerzas complementarias? *Redalyc*.
- Arrieta, A., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., & al., e. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*, 58, 82-115. doi:10.1016/j.inffus.2019.12.012

- Bankinter. (07 de Noviembre de 2023). *Bankinter*. Obtenido de <https://www.bankinter.com/blog/noticias-bankinter/informe-neurotecnologia-calidad-vida>
- Barragán, X. (2023). Situación de la Inteligencia Artificial en el Ecuador en relación con los países líderes de la región del Cono Sur. *Investigacion y Desarrollo*.
- Barrantes, J. (2022). El desafío de la política de salud mental en Latinoamérica. *Ciencia Latina*.
- Barrios, H., Diaz, V., & Guerra, Y. (2020). Subjetividades e inteligencia artificial: desafíos para ‘lo humano’. *Scielo*.
- Bechtel, W., & Abrahamsen, A. (2002). *Connectionism and the Mind*. Blackwell Publishers Inc.
- Bedi, G., Carrillo, F., Cecchi, G., Fernández, D., & Sigman, M. e. (2015). Automated analysis of free speech predicts psychosis onset in high-risk youths. *npj Schizophrenia*, 1. doi:10.1038/npjschz.2015.30
- Benton, A., Coppersmith, G., & Dredze, M. (2017). Ethical Research Protocols for Social Media Health Research. *Proceedings of the First ACL Workshop on Ethics in Natural Language Processing*. Valencia: Association for Computational Linguistics. doi:10.18653/v1/W17-1612
- Biecek, P., & Burzykowski, T. (2021). *Explanatory Model Analysis: Explore, Explain, and Examine Predictive Models*. Chapman and Hall/CRC.
- Brauner, P. et.al. (2025). Análisis de la percepción pública de la inteligencia artificial: expectativas, equilibrio entre riesgos y beneficios, y valor como determinantes de la aceptación social. *Sciencie Direct*.
- Broncano, F. (2025). Las entrañas de la inteligencia artificial y lo entrañable de su uso. *Revista Iberoamericana de Ciencia, Tecnología y Salud*, 20. doi:10.52712/issn.1850-0013-700
- Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., & al., e. (2020). Language models are few-shot learners. Advances in Neural Information Processing Systems. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33, 1877-1901.

- Bzdok, D., & Meyer-Lindenberg, A. (2018). Machine Learning for Precision Psychiatry: Opportunities and Challenges. *Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging*, 3(3), 223-230. doi:10.1016/j.bpsc.2017.11.007
- Campillo, A., Villasmil, J., & Rojas, M. (2021). Inteligencia artificial y condición humana: ¿Entidades contrapuestas o fuerzas puestas o fuerzas. *Redalyc*.
- Capapey, J., & Parrallada, E. (2012). El trastorno depresivo en Atención Primaria. *Elsevier*.
- Castagnetta, O. (18 de Junio de 2016). *Psicología y mente*. Obtenido de <https://psicologiyamente.com/psicologia/estrategias-afrontamiento>
- Cernas, D. (2018). El estilo explicativo pesimista y la autoeficacia ocupacional: Un análisis cuantitativo bicultural. *Redalyc*.
- Chavez, L. (Agosto de 2024). *Instituto Raimon Gaja*. Obtenido de <https://institutoraimongaja.com/el-impacto-de-la-tecnologia-en-la-psicologia-ventajas-y-desafios/>
- Chicco, D., & Jurman, G. (2020). The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation. *BMC Genomics*, 21(6). doi:10.1186/s12864-019-6413-7
- Cohen, R., Schneider, W., & Tobin, R. (2025). *Psychological Testing and Assessment. 10th Edition*. McGraw Hill.
- Comas, R. (2023). Sesgos algorítmicos en educación. *Dialnet*.
- Coppersmith, G., Leary, R., & Fine, A. (2018). Natural Language Processing of Social Media as Screening for Suicide Risk. *Biomedical Informatics Insights*. doi:10.1177/1178222618792
- Cornejo, M., & Vallejo, G. (2016). El consentimiento informado en psiquiatría. Una mirada desde el derecho En las legislaciones de Colombia, chile y España. *Revista de Derecho*.
- Coryell, W. (Abril de 2025). *Manual MSD*. Obtenido de <https://www.msdmanuals.com/es/professional/trastornos-psiquiatricos/trastornos-del-estado-de-algunos/trastornos-depresivos?ruleredirectid=755>

- Cross, J., Choma, M., & Onofrey, J. (2024). Sesgos en la IA médica: Implicaciones para la toma de decisiones clínicas. *National Library of Medicine*.
- Cummins, N., Baird, A., & Schuller, B. (2018). Speech analysis for health: Current state-of-the-art and the increasing impact of deep learning. *Methods*, 151, 41-54. doi:10.1016/j.ymeth.2018.07.007
- De Choudhury, M., Gamon, M., Counts, S., & Horvitz, E. (2021). Predicting Depression via Social Media. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*. PKP Publishing Services Network. doi:10.1609/icwsm.v7i1.14432
- Devlin, J., Chang, M., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, 1, 4171–4186. doi:10.18653/v1/N19-1423
- Echávarri, A. (2015). *Capsmanizales*. Obtenido de <https://capsmanizales.com/files/3b.-Clasificacion-conducta-suicida.pdf>
- Eichstaedt, J., Smith, R., & Merchant, R. e. (2018). Facebook language predicts depression in medical records. *Psychological and Cognitive Sciences*, 115(44), 11203-11208. doi:10.1073/pnas.1802331115
- Ernala, S., Bimbaum, M., Candan, K., Rizvi, A., Sterling, W., Kane, J., & de Choudhury, M. (2019). Methodological Gaps in Predicting Mental Health States from Social Media: Triangulating Diagnostic Signals. *CHI '19: Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. Glasgow: Special Interest Group on Computer-Human Interaction. doi:10.1145/3290605.330036
- Esmi, N., Shahbahrami, A., Gaydadjiev, G., & Jonge, P. (2025). Suicide ideation detection based on documents dimensionality expansion. *Computers in Biology and Medicine*, 192. doi:10.1016/j.compbiomed.2025.110266

- Esparza,Y;et.al. (2021). El apoyo social protege contra los síntomas de ansiedad y depresión: variaciones clave en estudiantes universitarios blancos latinos y no latinos. *National Library of Medicine*.
- Europea, C. d. (Abril de 2024). *Concejo de la Union Europea*. Obtenido de <https://www.consilium.europa.eu/es/policies/mental-health/#:~:text=El%20aumento%20de%20la%20digitalizaci%C3%B3n,la%20ansiedad%20y%20la%20depresi%C3%B3n.&text=En%20las%20Conclusiones%2C%20el%20Consejo,trabajo%20con%20medidas%20destinadas%20a:>
- Fernández, A. (2018). Desarrollo y validación de un algoritmo de predicción de la aparición de trastornos mentales comunes en una población trabajadora. *National Library of Medicine*.
- Fernandez, G. (2022). La naturaleza de los pronósticos expertos en psicología. *Revista de Psicología*.
- Fernández,P.et.al. (2025). La Inteligencia Artificial en el Trabajo Social: Una Propuesta de Integración Ética y Productiva en la Práctica Profesional. *Veritas*, 1875.
- Floridi, L., & Cowls, J. (2019). A Unified Framework of Five Principles for AI in Society. *Harvard Data Science Review*. doi:10.1162/99608f92.8cd550d1
- Floridi, L., & Cowls, J. (30 de Julio de 2025). *Oxethica*. Obtenido de <https://www.oxethica.com/es/research/a-unified-framework-of-five-principles-for-ai-in-society>
- Fried, E., & Flake, J. (28 de February de 2018). *Measurement Matters*. Obtenido de Association for Psychological Science: <https://www.psychologicalscience.org/observer/measurement-matters>
- García, L. (2023). La psicología hoy, temas y problemas. *Dialnet*.
- García-Gil, D., García, S., Xiong, N., & Herrera, F. (2020). Smart Data driven Decision Trees Ensemble Methodology for Imbalanced Big Data. *Machine Learning*. doi:10.48550/arXiv.2001.05759
- Geetha, A., Mala, T., Priyanka, D., & Uma, E. (2024). Multimodal Emotion Recognition with Deep Learning: Advancements,

- challenges, and future directions. *Information Fusion*, 105. doi:10.1016/j.inffus.2023.102218
- Gonzales,R;et.al. (2021). Apoyo Socio-familiar y Afrontamiento al Estrés asociado al Bienestar Psicológico. *Redalyc*.
- González, F. (2012). *Instrumentos de evaluacion psicologicos*. La Habana: Ciencias Medicas.
- González, P., & Salomone, G. (2025). El consentimiento informado en el campo de la salud mental. De la pauta deontológico-jurídica a la dimensión clínica. *UBA Facultad de Psicología*, 219-221.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Guntuku, S., Yaden, D., Kern, M., Ungar, L., & Eichstaedt, J. (2017). Detecting depression and mental illness on social media: an integrative review. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, 18, 43-49. doi:10.1016/j.cobeha.2017.07.005
- Guyon, I., & Elisseeff, A. (2003). An Introduction to Variable and Feature Selection. *Journal of Machine Learning Research*, 3, 1157-1182.
- Harding, R. (15 de Octubre de 2025). *National Geographic*. Obtenido de
<https://www.nationalgeographiccl.com/historia/2022/11/que-es-la-etica-y-por-que-es-importante>
- Hassen, C. (2021). Predicción dinámica de cinco años de la demencia mediante medidas repetidas de pruebas cognitivas y una escala de dependencia. *American Journal of Epidemiology*.
- Hastie, T., Tibshinari, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning*. Springer Series in Statistics.
- Hernández, J., & Barrera, M. (2021). Manejo del trastorno depresivo ¿Qué tratamiento elegir? *Scielo*.
- Hernández,H.et.al. (2020). La era digital comprendida desde la Psicología humanista. *Scielo*.
- Hickie, I. (2025). Nuevo diagnóstico en psiquiatría: más allá de la heurística. *National Library Of Medicine*.

- Hinshaw, S. (2017). Trastorno por déficit de atención e hiperactividad (TDAH): controversia, mecanismos de desarrollo y múltiples niveles de análisis. *Annual Reviews*.
- Holmes, W., Bialik, M., & Fadel, C. (2019). *Artificial Intelligence in Education: Promises and Implications for Teaching and Learning*. Center for Curriculum Redesign.
- Inkster, B., Sarda, S., & Subramanian, V. (2018). An Empathy-Driven, Conversational Artificial Intelligence Agent (Wysa) for Digital Mental Well-Being: Real-World Data Evaluation Mixed-Methods Study. *JMIR Mhealth Uhealth*, 6(11). doi:10.2196/12106
- Inkster, B., Sarda, S., & Subramanian, V. (2018). An Empathy-Driven, Conversational Artificial Intelligence Agent (Wysa) for Digital Mental Well-Being: Real-World Data Evaluation Mixed-Methods Study. *JMIR Mhealth Uhealth*, 6(11). doi:10.2196/12106
- Jurafsky, D., & Martin, J. (2025). *Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition with Language Models*. Stanford Manuscript.
- Kazdin, A. (2017). *Research Design in Clinical Psychology*. Pearson.
- Kjell, O., Sikstrom, S., Kjell, K., & Schwartz, H. (2022). Natural language analyzed with AI-based transformers predict traditional subjective well-being measures approaching the theoretical upper limits in accuracy. *Scientific Reports*, 12. doi:10.1038/s41598-022-07520-w
- Kuhn, M., & Johnson, K. (2013). *Applied Predictive Modeling*. Springer.
- Lansdell, B., & Kording, K. (2019). Towards learning-to-learn. *Neurons and Cognition*. doi:10.48550/arXiv.1811.00231
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep Learning. *Nature*, 521, 436-444. doi:10.1038/nature14539
- León, R. (2018). Los orígenes de la psicología. *Dialnet*.
- Leventhal, A. (16 de Enero de 2024). *Jaec Asociacion*. Obtenido de <https://www.asociacionjaec.org/explicacion-del-trastorno->

- mental-es-hora-de-un-cambio-de-paradigma/?utm_source=chatgpt.com
- Lever, J., Krzywinski, M., & Altman, N. (2016). Classification Evaluation. *Nature Methods*, 13. doi:10.1038/nmeth.3945
- Levy, R., & Mislevy, R. (2016). *Bayesian Psychometric Modeling*. Chapman and Hall/CRC. doi:10.1201/9781315374604
- Li, S., & Deng, W. (2022). Deep Facial Expression Recognition: A Survey. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 13(3), 1195-1215. doi:10.1109/TAFFC.2020.2981446
- Linderman, G., & Steinerberger, S. (2019). Clustering with t-SNE, Provably. *SIAM Journal on Mathematics of Data Science*, 1(2). doi:10.1137/18M1216134
- Lipton, Z. (2018). The mythos of model interpretability. *Communications of the ACM*, 61(10), 36-43. doi:10.1145/3233231
- Liu, Y., Ott, M., Goyal, N., Du, J., Joshi, M., Chen, D., . . . al., e. (2019). RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach. *arXiv Computation and Language*. doi:10.48550/arXiv.1907.11692
- Loor, G. (2025). Análisis de la política pública de salud mental en el Ecuador: 2019-2024. *ASCE Magazine, Periodicidad*.
- López, L., & Rodríguez, M. (2024). La Ética de Usar Inteligencia Artificial en la Evaluación Psicológica y Diagnóstico de Pacientes en Durango, México. *Ciencia Latina Internacional*.
- López, L., & Rodríguez, M. (2024). La Ética de Usar Inteligencia Artificial en la Evaluación Psicológica y Diagnóstico de Pacientes en Durango, México. *Ciencia Latina*, 8(4), 423-446. doi:10.37811/cl_rcm.v8i4.12278
- Lorenzini, N. (2025). *Adipa.* Obtenido de <https://adipa.cl/noticias/consentimiento-informado-en-psicologia-que-es-y-como-funciona/>
- Lu, J., Liu, A., Dong, F., Gu, F., Gama, J., & Zhang, G. (2019). Learning under Concept Drift: A Review. *EEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 31(12), 2346-2363. doi:10.1109/TKDE.2018.2876857

- Matero, M., Idnani, A., Son, Y., Giorgi, S., & al., e. (2019). Suicide Risk Assessment with Multi-level Dual-Context Language and BERT. *Proceedings of the Sixth Workshop on Computational Linguistics and Clinical Psychology*. Minneapolis, Minnesota: Association for Computational Linguistics. doi:10.18653/v1/W19-3005
- McCulloch, W., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, 5, 115-133.
- McIntosh, M. (25 de Agosto de 2025). *Brewminate*. Obtenido de https://brewminate.com/dreams-of-the-thinking-machine-the-artificial-intelligence-boom-of-the-1980s/?utm_source=chatgpt.com
- Meehan,A;et.al. (2022). Modelos de predicción clínica en psiquiatría: una revisión sistemática de dos décadas de avances y desafíos. *Molecular Psychiatry*.
- Meehl, P. (2013). *Clinical Versus Statistical Prediction: A Theoretical Analysis and a Review of the Evidence*. Echo Point Books & Media.
- Mehrabi, N., Morstatter, F., Saxena, N., Lerman, K., & Galstyan, A. (2021). A Survey on Bias and Fairness in Machine Learning. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 54(6), 1-35. doi:10.1145/3457607
- Menard, S. (2002). *Longitudinal Research (Quantitative Applications in the Social Sciences)*. SAGE UNIVERSITY PAPER.
- Mitchell, T. (1997). *Machine Learning*. McGraw-Hill.
- Mitchell, T. (12 de Marzo de 2021). *Harvard T.H Chan*. Obtenido de <https://hsph.harvard.edu/exec-ed/news/algorithmic-bias-in-health-care-exacerbates-social-inequities-how-to-prevent-it/>
- Mohapatra, S., Abdulrahman, A., & Lata, K. (2025). A Comprehensive Review on Mental Health Prediction Using Social Media Data. *TuijinJishu/Journal of Propulsion Technology*.
- Monroy, Z., & Alvarez, G. (2015). *Facultad de Psicología UNAM*. Obtenido de <https://www.psicologia.unam.mx/documentos/pdf/publicacion>

- es/Historia_de_la_Psicologia_Unidades_1_2_y_3_Alvarez_Diaz_y_Monroy_Nars.pdf
- Montag, C., Sindermann, C., & Baumeister, H. (2020). Digital phenotyping in psychological and medical sciences: a reflection about necessary prerequisites to reduce harm and increase benefits. *Current Opinion in Psychology*, 36, 19-24. doi:10.1016/j.copsyc.2020.03.013
- Morris, C., & Maisto, A. (2012). *Introduccion a la psicologia*. Mexico: Pearson.
- Murphy, F. (2015). *psychology fanatic*. Obtenido de <https://psychologyfanatic.com/predictive-psychology/>
- Nilsson, N. (2010). *THE QUEST FOR ARTIFICIAL INTELLIGENCE*. Cambridge University Press.
- Norman,U:et.al. (2023). Rasgos de personalidad depresiva y rasgos de temperamento y carácter en una muestra clínica: Resultados de análisis de regresión y de redes. *Science Direct*.
- Ntsele, G. (11 de Mayo de 2025). PAUBOX. Obtenido de <https://www.paubox.com/blog/real-world-examples-of-healthcare-ai-bias>
- Olden, J., & Jackson, D. (2002). Illuminating the “black box”: a randomization approach for understanding variable contributions in artificial neural networks. *Ecological Modelling*, 154(1-2), 135-150. doi:10.1016/S0304-3800(02)00064-9
- Olivari,C.et.al. (2022). Confidencialidade e conduta de busca de ajuda para problemas de saúde mental em adolescentes. *Scielo*.
- Orcasita, L., & Uribe, A. (2015). La importancia del apoyo social en el bienestar de los adolescentes. *Dialnet*, 73-75.
- Organización Mundial de la Salud. (2025). *Ethics and governance of artificial intelligence for health: Guidance on large multimodal models*. World Health Organization.
- Ortega, B. (2020). Pedagogía del Pensamiento Computacional desde la Psicología: un Pensamiento para Resolver Problemas. *Cuestiones Pedagógicas. Revista de Ciencias de la Educación*.

- Pérez, M. (2024). Epistemolog-IA: la Confluencia de la Inteligencia Artificial y la Epistemología en el Desarrollo Científico Contemporáneo. *Ciencia Latina*, 8. doi:10.37811/cl_rcm.v8i4.13264
- Pictet. (Agosto de 2022). *Pictet Asent Manager*. Obtenido de <https://am.pictet.com/pictetparati/invertir-en-innovacion/2022/inteligencia-artificial-sentimientos-futuro>
- Pincheira, H. (24 de Enero de 2024). *Hector Pincheira*. Obtenido de <https://www.hectorpincheira.com/inteligencia-artificial/implicaciones-eticas-de-la-inteligencia-artificial-un-analisis-exhaustivo/>
- Piñas, A. (2024). ¿Tenemos que humanizar las tecnologías del cuidado? *Dialnet*.
- Poza, U. (26 de Septiembre de 2019). *Psicología y mente*. Obtenido de <https://psicologiaymente.com/inteligencia/computacional-de-la-mente>
- Ramirez, R. (2014). Sesgos y discriminaciones sociales de los algoritmos en Inteligencia Artificial: una revisión documental. *Dialnet*.
- Ramos, G. (2024). *UNESCO*. Obtenido de <https://www.unesco.org/es/artificial-intelligence/recommendation-ethics>
- Reece, A., Reagan, A., Lix, K., Sheridan, P., Danforth, C., & Langer, E. (2017). Forecasting the onset and course of mental illness with Twitter data. *Scientific Reports*, 7. doi:10.1038/s41598-017-12961-9
- Rios, J. (13 de Enero de 2025). Inteligencia artificial emocional. *Infobae*.
- Rocamora, A. (2025). *RedAIPIS-FAeDS*. Obtenido de <https://www.redaipis.org/las-tres-caras-de-la-conducta-suicida-alejandro-rocamora>
- Roszenblatt, F. (1958). The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 1958, 386-408. doi:10.1037/h0042519

- Rumelhart, D., Hinton, G., & Williams, R. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323, 533-536.
- Russel, S., & Norvig, P. (2021). *Artificial intelligence: A modern approach (4th. Edition)*. Pearson.
- Ryu, J. (2023). Recordando a Paul E. Meehl: Contribuciones históricas al modelado predictivo del comportamiento humano. *National Library of Medicine*.
- salud, O. M. (23 de Septiembre de 2024). *Organizacion Mundial de la salud*. Obtenido de <https://www.who.int/es/news-room/23-09-2024-boosting-digital-health-can-help-prevent-millions-of-deaths-from-noncommunicable-diseases>
- Salud, O. M. (25 de Marzo de 2025). Obtenido de <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/suicide>
- Salud, O. M. (29 de Agosto de 2025). *Organizacion Mundial de la Salud*. Obtenido de <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/depression>
- Salud, O. M. (8 de Octubre de 2025). *Organizacion Mundial de la Salud*. Obtenido de <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/mental-health-strengthening-our-response>
- Sanchis, F., & Domènech, E. (2018). Ideacion y conducta suicid en los jóvenes. *Dialnet*, 6-8.
- Sanjuan,P.et.al. (6 de Septiembre de 2012). *El estilo atribucional negativo como predictor de malestar psicologico* . Obtenido de <https://www.infocop.es/el-estilo-atribucional-negativo-como-predictor-de-malestar-psicologico/?cn-reloaded=1>
- Saxe,G;et.al. (2022). El progreso en salud mental requiere nosología diagnóstica causal y descubrimiento causal escalable. *Frintiers*.
- Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*, 61, 85-117. doi:10.1016/j.neunet.2014.09.003
- Settani, M., Azucar, D., & Marengo, D. (2018). Predicting Individual Characteristics from Digital Traces on Social Media: A Meta-Analysis. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 21(4). doi:10.1089/cyber.2017.0384

- Shadish, W., Cook, T., & Campbell, D. (2002). *Experimental and Quasi-Experimental designs for generalized causal inference*. Houghton Mifflin Company.
- Shah,P;et.al. (2024). Consentimiento informado. *National library of Medicine*.
- Shneiderman, B. (2020). *Human-Centered AI*. Oxford University Press.
- Singh, V. (2022). Prevención y promoción de la salud mental: una revisión narrativa. *National Library of Medicine*.
- Slotnisky, D. (10 de Abril de 2025). Más allá de la IA generativa: cómo la inteligencia artificial emocional cambiará nuestras vidas. *La Nacion*.
- Sokolova, M., & Lapalme, G. (2009). A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing & Management*, 45(4), 427-437. doi:10.1016/j.ipm.2009.03.002
- Soriano, J. (19 de Octubre de 2023). *Psicología y mente*. Obtenido de <https://psicologiyamente.com/neurociencias/neurotecnologia>
- Soriano, J. (2025). Dos rasgos de personalidad predicen el riesgo de sufrir depresión. *Psicología y Mente*.
- Souverain, D. (8 de Febrero de 2024). *Scrib*. Obtenido de <https://es.scribd.com/document/705093627/Definicion-de-la-psicologia>
- Stanford. (18 de Diciembre de 2024). *Enciclopedia de Filosofía de Stanford*. Obtenido de https://plato.stanford.edu/entries/computational-mind/?utm_source=chatgpt.com
- Stein,D;et.al. (2022). Diagnóstico y tratamiento psiquiátrico en el siglo XXI: cambios de paradigma versus integración incremental. *National Library of Medicine*.
- Tadesse, M., Lin, H., Yang, L., & al., e. (2019). Detection of Depression-Related Posts in Reddit Social Media Forum. *IEEE Access*, 7, 44883-44893. doi:10.1109/ACCESS.2019.2909180

- Tavory, T. (2024). Regulación de la IA en la salud mental: una perspectiva desde la ética de la atención. *National Library of Medicine*.
- Tkalčič, M., De Carolis, B., de Geminis, M., Odic, A., & Kosir, A. (2016). *Emotions and Personality in Personalized Services*. Springer.
- Topol, E. (2019). *Deep Medicine: How Artificial Intelligence Can Make Healthcare Human Again*. Basic Books.
- Toro, C. (2023). *Inteligencia artificial pasado presente y futuro*. Independiente.
- Torres, C. (26 de Octubre de 2022). *WEBDOX*. Obtenido de <https://www.webdoxclm.com/blog/que-son-los-datos-sensibles-y-como-protegerlos>
- Tortosa, F., & Civera, C. (2006). *Historia de la Psicología*. Madrid: McGRAW-HILL.
- UNESCO. (2022). *Recommendation on the Ethics of Artificial Intelligence*. UNESCO.
- UNESCO. (Mayo de 2024). Obtenido de <https://www.unesco.org/mil4teachers/es/module8>
- van der Maaten, L., Postma, E., & van den Herik, J. (2009). Dimensionality Reduction: A Comparative Review. *Journal of Machine Learning Research*, 10.
- Vaswani, A., Shazeer, N., & Parmar, N. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 5998-6008.
- Vélez, J. (2021). Psicología basada en el aprendizaje automático: defensa de un enfoque basado en datos. *National Library of Medicine*.
- Viera, J. (13 de Marzo de 2018). *Indteca*. Obtenido de https://www.indteca.com/ojs/index.php/Revista_Scientific/article/view/201/235
- Villar, F. (1 de Junio de 2023). *SOM*. Obtenido de <https://prevencionsuicidio.som360.org/es/blog/conducta-suicida>

- Warrior, A., & Khandelwal, K. (2023). Consideraciones éticas en el uso de la inteligencia artificial en salud mental. *Revista egipcia de neurología, psiquiatría y neurocirugía*.
- Weinberger, A., Ose, I., Gogenur, M., Kloster, L., Bojesen, R., Vogelsang, R., & al., e. (2025). Clinical implementation of an AI-based prediction model for decision support for patients undergoing colorectal cancer surgery. *Nature Medicine*. doi:10.1038/s41591-025-03942-x
- Weiss, D., & Kingsbury, G. (1984). APPLICATION OF COMPUTERIZED ADAPTIVE TESTING TO EDUCATIONAL PROBLEMS. *Journal of Educational Measurement*, 21(4), 361-375. doi:10.1111/j.1745-3984.1984.tb01040.x
- Westedt, C. (25 de Enero de 2024). *TopDoctors*. Obtenido de <https://www.topdoctors.es/articulos-medicos/que-son-los-pensamientos-automaticos-negativos-pan/>
- Yang, Q., Liu, Y., Chen, T., & Tong, Y. (2019). Federated Machine Learning: Concept and Applications. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 10(2), 1-19. doi:10.1145/3298981
- Yarkoni, T. (2020). The generalizability crisis. *Behavioral and Brain Sciences*, 45. doi:10.1017/S0140525X20001685
- Yarkoni, T., & Páramos, J. (2017). La elección entre la predicción y la explicación en psicología: lecciones del aprendizaje automático. *National Library of Medicine*.
- Yarkoni, T., & Westfall, J. (2017). Choosing Prediction Over Explanation in Psychology: Lessons From Machine Learning. *Perspectives on Psychological Science*, 12(6). doi:10.1177/174569161769339
- Yarkoni, T., & Westfall, J. (2019). Choosing prediction over explanation in psychology: Lessons from machine learning. *National Library of Medicine*.

ANEXO 1

Revisión de pares ciegos.



M. S. Servicios editoriales.

Av. Ernest Rutherford y John Dalton. Telf: 593 960677758
Ambato – Ecuador

INFORME DE EVALUACIÓN DE REVISORES “PAR-CIEGO”

Datos de la obra	
Nombre de la Obra	PREDICCIÓN PSICOLÓGICA: Modelos predictivos inteligentes en la evaluación del riesgo depresivo y suicida
Fecha de Evaluación	Noviembre 1/2025

Datos del revisor	
Nombre	TANNIA ELIZABETH
Apellidos	HUERTAS LOPEZ
Grado académico	Maestría
Titulo pregrado	INGENIERO EN MERCADOTECNIA
Area de posgrado	DOCTOR EN CIENCIAS TECNICAS ESPECIALIDAD INGENIERIA INDUSTRIAL

Nº	Criterios a evaluar	Valoración			
		Excelente 4	Muy bien 3	Regular 2	Mal 1
1	El libro tiene el título relacionado directamente con el contenido de este	X			
2	Se tiene: portada, índice, prólogo y dispone de por lo menos 3 capítulos.	X			
3	El contenido del libro esta referenciado adecuadamente (APA o según el caso).	X			
4	La gran mayoría de la bibliografía está producida en los últimos 5 años.	X			
5	El libro puede constituirse en un elemento de apoyo académico, tecnológico o investigativo	X			

Dictamen			
Descripción	Sí	No	Observaciones
Publicable	X		Mayor o igual a 15
Publicar con correcciones			Mayor o igual a 9 y menor a 15
No publicar			Menor a 9

Atentamente,



PhD. Tannia Huertas López
Revisora

<https://mseditorial.net/>



M. S. Servicios editoriales.

Av. Ernest Rutherford y John Dalton. Telf: 593 960677758
Ambato – Ecuador

INFORME DE EVALUACIÓN DE REVISORES “PAR-CIEGO”

Datos de la obra	
Nombre de la Obra	PREDICCIÓN PSICOLÓGICA: Modelos predictivos inteligentes en la evaluación del riesgo depresivo y suicida
Fecha de Evaluación	Noviembre 2/2025

Datos del revisor	
Nombre	DEVIS GEOVANNY
Apellidos	CEDEÑO MERO
Grado académico	Maestría X Doctorado
Título pregrado	Psicólogo Clínico
Área de posgrado	Magíster en Neuropsicología

Nº	Criterios a evaluar	Valoración			
		Excelente 4	Muy bien 3	Regular 2	Mal 1
1	El libro tiene el título relacionado directamente con el contenido de este	X			
2	Se tiene: portada, índice, prólogo y dispone de por lo menos 3 capítulos.	X			
3	El contenido del libro esta referenciado adecuadamente (APA o según el caso).	X			
4	La gran mayoría de la bibliografía está producida en los últimos 5 años.	X			
5	El libro puede constituirse en un elemento de apoyo académico, tecnológico o investigativo	X			

Dictamen			
Descripción	Sí	No	Observaciones
Publicable	X		Mayor o igual a 15
Publicar con correcciones			Mayor o igual a 9 y menor a 15
No publicar			Menor a 9

Atentamente,



Pscl. Clin. Devis Geovanny Cedeño Mero Mag.

Revisor

Página No 153

ANEXO 2

Revisión anti plagio.

QuillBot PREMIUM

paraantiplagio/PREDICCIONPSICOLOGICA1

Plagiarism Checker

ParseMaster

Grammar Checker

AI Detector

Plagiarism Checker

AI Humanizer

AI Chat

AI Image Generator

More

CAPÍTULO I.

FUNDAMENTOS TEÓRICOS DE LA PREDICCIÓN PSICOLOGICA.

- 1. La psicología en la era digital: hacia una ciencia de datos humanos

Suele considerarse que la Psicología nace con el filósofo griego Aristóteles (S. IV a.C.), sobre el psiquismo humano afirmando que sólo existe el mundo real y el mundo mental. La naturaleza podía ser de dos maneras: en acto y en potencia (un niño es un adulto en potencia y un niño en acto). Además, la mente o psique es la causa inicial de todo, lo que nos permite sentir y percibir, aunque al hacerlo tenemos ideas imitativas, por lo que todo lo aprendemos gracias a la memoria.

La psicología humana se apoya en los cinco sentidos. Tras un largo parentesis en el desarrollo del saber científico (con alguna excepción protagonizada precisamente por autores españoles: Teresa de Jesús, Juan de la Cruz, Huarte de San Juan, Luis Vives, etc.), hasta el siglo XVII no se produce un cambio de mentalidad: el primero de los hombres modernos por su manera de pensar: es René Descartes. Tiene una concepción dualista del comportamiento humano, pero que reconoce una interacción mente-cuerpo. Mental es todo lo que está en la conciencia: la imaginación, la fantasía, los sueños, los recuerdos. Los estímulos del medio son captados por los sentidos y enviados al cerebro por medio de los nervios. Ahora la Psicología es una ciencia experimental. (Monroy & Alvarez, 2015)

El siglo XVIII según Arana, J.; Melián, J.; Pérez, E (2012) fue el siglo de la ilusión científica; muchos creyeron que la ciencia podía extenderse desde la Física a las Matemáticas, la Biología y las Ciencias Humanas. Y la psicología es sobre todo práctica, que busca explicar "las cosas de manera simple y demostrable. Se desarrolla el asociacionismo y se lega a una explicación genético-biológica de la

Feedback

New Scan

Download report

Previous Scans

Plagiarism

Results (54)

85% www.who.int

84% www.infocop.es

83% docpsicologia.usal.es

82% docpsicologia.usal.es

82% institutormongaja.com

81% institutormongaja.com

81% docpsicologia.usal.es

Export to Word

Untitled text editing capabilities

6%