



Artículo de revisión

**Impacto de la inteligencia artificial en la salud mental de
adolescentes y jóvenes: revisión sistemática**

**Impact of Artificial Intelligence on the Mental Health of
Adolescents and Young People: A Systematic Review**

Rolando Rodríguez Puga¹  

Yoánder Pérez Díaz¹ 

Orisel del Carmen Rodríguez Abalo² 

Cristian Rojas Villa³ 

Phillip Ormeño Vásquez⁴ 

Bertha Karina Pérez Cardero⁵ 

¹Hospital Pediátrico de Camagüey. Camagüey, Cuba.

²Hospital Universitario Ginecobstétrico “Ana Betancourt de Mora” de Camagüey. Camagüey, Cuba

³Universidad Privada San Juan Bautista. Ica, Perú

⁴Pontificia Universidad Católica de Chile. Santiago de Chile, Chile

⁵Universidad de Ciencias Médicas de Camagüey. Camagüey, Cuba

Recibido: 04/09/2026

Aceptado: 27/09/2026

Resumen

Introducción: los trastornos mentales afectan entre el 10 % y 20 % de los adolescentes y jóvenes, de manera que constituyen una prioridad sanitaria mundial. En este contexto, la inteligencia artificial se perfila como una herramienta prometedora para reducir las brechas en detección, diagnóstico e intervención en salud mental.

Objetivo: sintetizar la evidencia disponible sobre el impacto de las aplicaciones de inteligencia artificial en la salud mental de adolescentes y jóvenes.

Métodos: se realizó una revisión sistemática conforme a las directrices PRISMA 2020 en PubMed, PsycINFO, Cochrane Library, CINAHL, Embase, Web of Science, Scopus, IEEE Xplore y Google Scholar. Para ello, se incluyeron estudios publicados entre enero de 2010 y julio de 2025, mientras dos revisores independientes efectuaron la selección, extracción de datos y evaluación de la calidad metodológica.

Resultados: de 3742 registros identificados, 62 cumplieron los criterios de inclusión. Las aplicaciones se clasificaron en chatbots y agentes conversacionales para intervención terapéutica (n=31), modelos de aprendizaje automático para predicción de riesgo y diagnóstico (n=24), y procesamiento del lenguaje natural para detectar síntomas (n=7). En este sentido, los chatbots produjeron efectos pequeños a moderados en la reducción de problemas de salud mental (DME: -0,35; IC 95 %: -0,46 a -0,24), con mejoras significativas en depresión (DME: -0,43) y ansiedad (DME: -0,37). Los modelos de aprendizaje automático mostraron capacidad predictiva prometedora para conductas suicidas (AUC: 0,79-0,84).

Conclusiones: la inteligencia artificial puede favorecer la intervención temprana y la predicción de riesgos, pero la evidencia aún es insuficiente para recomendar su implementación clínica generalizada.

Palabras clave: inteligencia artificial; salud mental; adolescentes; aprendizaje automático; chatbots; PRISMA

Abstract

Introduction: Mental disorders affect between 10% and 20% of adolescents and young people, making them a global health priority. In this context, artificial intelligence is emerging as a promising tool for reducing gaps in detection, diagnosis and intervention of mental health conditions.

Objective: Synthesize the available evidence on the impact of artificial Intelligence applications on the mental health of adolescents and young people.

Methods: A systematic review was conducted in accordance with the PRISMA 2020 guidelines, using PubMed, PsycINFO, Cochrane Library, CINAHL, Embase, Web of Science, Scopus, IEEE Xplore and Google Scholar. Studies published from January, 2010

to July, 2025 were included, and two independent reviewers carried out selection, data extraction and methodological quality assessment.

Results: A total of 3,742 records were identified, only 62 met the inclusion criteria. Applications were classified into chatbots and conversational agents for therapeutic intervention (n=31), machine--learning models for risk prediction and diagnosis (n=24), and natural language processing for symptom detection (n=7). In this regard, chatbots produced small to moderate effects in reducing mental health problems (SMD: --0.35; 95%CI: --0.46 to --0.24), with significant improvements in depression (SMD: --0.43) and anxiety (SMD: --0.37). Machine--learning models showed promising predictive capability for suicidal behavior (AUC: 0.79--0.84).

Conclusions: Artificial intelligence may facilitate early intervention and risk prediction; however, the evidence is still insufficient to recommend its widespread clinical implementation.

Keywords: Artificial intelligence; mental health; adolescents; machine--learning; chatbots; PRISMA.

Introducción

Los trastornos de salud mental en adolescentes y jóvenes constituyen una crisis sanitaria global de proporciones epidémicas. En este contexto, la Organización Mundial de la Salud estima que 1 de cada 7 adolescentes entre 10 y 19 años experimenta algún trastorno mental, de manera que estas condiciones permanecen en gran medida no reconocidas y sin tratamiento.⁽¹⁾

La adolescencia constituye un período crítico para la aparición de trastornos mentales, dado que más de la mitad de las condiciones psiquiátricas de por vida inician su curso antes de los 18 años, lo que genera una presión asistencial difícil de enfrentar por los sistemas de salud tradicionales.⁽²⁾ En respuesta a esta brecha, el campo de la psiquiatría digital ha experimentado un crecimiento exponencial e incorpora diversas soluciones tecnológicas, como aplicaciones móviles y entornos de realidad virtual, con el propósito de ampliar el acceso a la atención.⁽³⁾

Dentro de este entorno las intervenciones basadas en inteligencia artificial (IA) han mostrado resultados prometedores. Una investigación reciente confirma que los chatbots son eficaces para reducir el malestar psicológico y fomentar conductas saludables en adolescentes y jóvenes.⁽⁴⁾ Pese a ello, la rápida proliferación de estudios primarios con diseños heterogéneos exige un escrutinio metodológico riguroso, por lo que la adopción de guías actualizadas como la declaración PRISMA 2020 resulta indispensable para garantizar la transparencia y reproducibilidad de las revisiones en este sentido.⁽⁵⁾

A pesar del optimismo inicial, la literatura especializada advierte que la eficacia clínica no es suficiente, ya que las revisiones sistemáticas integrales subrayan que la implementación de la IA en la salud mental de los adolescentes debe considerar los sesgos algorítmicos y las barreras contextuales de los entornos reales.⁽⁶⁾ En particular, aunque los modelos de *machine learning* demuestran una capacidad predictiva significativa para identificar conductas suicidas, su validez externa y calibración son limitadas, lo que restringe su traslación a la práctica clínica rutinaria.⁽⁷⁾

A esto se suman profundos dilemas éticos relativos a la privacidad de los datos, el consentimiento informado y la posible deshumanización del vínculo terapéutico que emergen cuando se delegan funciones diagnósticas o de apoyo emocional a sistemas autónomos.⁽⁸⁾ Por consiguiente, la presente investigación propone abordar estas brechas para la integrar los criterios metodológicos vigentes⁽⁵⁾ con un análisis crítico de los factores ético-técnicos, a fin de construir un marco evaluativo que oriente la adopción segura y efectiva de estas tecnologías en la población adolescente.

Se estima que cerca del 50 % de los trastornos mentales aparecen antes de los 14 años y el 75 % antes de los 25 años.⁽⁸⁾ Al respecto, el suicidio es la segunda causa de muerte la población de entre 10 y 19 años, con un aproximado de 46 mil muertes al año en este grupo etario.⁽⁹⁾

Como bien se abordó con anterioridad, la adolescencia es un período crítico de transición biológica, psicológica y social, durante el cual la vulnerabilidad a los trastornos mentales aumenta de manera significativa.⁽¹⁰⁾ Además, factores como la presión académica, la inseguridad social, el acoso escolar y la exposición a redes sociales digitales exacerban este riesgo.⁽¹¹⁾ En paralelo, los sistemas de salud mental tradicionales enfrentan barreras críticas que comprenden la escasez de profesionales capacitados, los largos tiempos de espera, el estigma asociado a la búsqueda de ayuda y costos prohibitivos.⁽¹²⁾ En países de ingresos bajos y medios, la brecha de tratamiento para trastornos mentales en adolescentes supera el 80 %.⁽¹³⁾

En este contexto, la IA ha surgido como una tecnología transformadora con potencial para revolucionar la salud mental juvenil.⁽¹⁴⁾ Su aplicación es relevante en diversas áreas como los *chatbots* basados en procesamiento de lenguaje natural (NLP) que brindan apoyo terapéutico accesible y sin estigma, los modelos de *machine learning* (ML) que analizan registros electrónicos de salud para predecir crisis de salud mental y en los sistemas de detección temprana que identifican patrones de riesgo mediante el análisis de datos de redes sociales, así como en textos y sensores móviles.⁽¹⁵⁾

La penetración de la tecnología digital entre los adolescentes y jóvenes es casi universal, con un estimado del 95 % de uso de internet en edades entre 15 y 24 años, mientras el 85 % posee

un teléfono inteligente.⁽¹⁶⁾ Esta familiaridad tecnológica crea oportunidades únicas para intervenciones digitales escalables, al mismo tiempo que plantea interrogantes sobre los efectos a largo plazo en el desarrollo socioemocional.⁽¹⁷⁾

A pesar del creciente interés en la IA para la salud mental de adolescente y jóvenes, la evidencia existente permanece fragmentada.⁽¹⁸⁾ En tal sentido, revisiones sistemáticas previas presentan limitaciones significativas, como la falta del enfoque en poblaciones adolescentes, la inclusión de datos limitados de países de ingresos bajos y medios, el escaso abordaje de las consideraciones éticas y la heterogeneidad metodológica que dificulta la síntesis.⁽¹⁹⁾

En conjunto, la rápida evolución de las tecnologías de IA desde 2010 y la urgencia de formular políticas basadas en evidencia justifican una revisión sistemática exhaustiva que mapee el estado actual del conocimiento, identifique brechas y establezca prioridades para la investigación futura.⁽²⁰⁾ Por tal motivo, se realiza la presente revisión sistemática con el objetivo de sintetizar la evidencia disponible sobre el impacto de las aplicaciones de inteligencia artificial en la salud mental de adolescentes y jóvenes de entre 10 y 25 años.

Métodos

Se realizó una revisión sistemática conforme a las directrices PRISMA 2020 (*Preferred Reporting Items for Systematic reviews and Meta-Analyses*).⁽⁵⁾ La búsqueda se llevó a cabo en el Hospital Pediátrico de Camagüey, durante los meses de junio a agosto de 2026.

La elegibilidad estuvo determinada por los criterios de inclusión que consistieron en población de adolescentes y jóvenes de entre 10 y 25 años, intervención con cualquier aplicación de inteligencia artificial (*machine learning*, *deep learning*, NLP, *chatbots*, sistemas de recomendación, modelos predictivos) y comparación de grupos de control (tratamiento habitual, lista de espera, intervención alternativa) o evaluación pre-post. Además, los *outcomes* incluyeron síntomas de depresión, ansiedad, estrés, bienestar psicológico, ideación suicida, conductas autolesivas y funcionamiento psicosocial.

En cuanto al diseño se aceptaron los ensayos controlados aleatorizados (ECA), los estudios cuasiexperimentales, de cohortes y de validación de modelos predictivos. Del mismo modo, se consultaron artículos en idioma español o inglés, comprendidos en el período de enero de 2010 a julio de 2025.

Los criterios de exclusión estuvieron dados por los estudios sin evaluación empírica (opiniones, editoriales, protocolos). Asimismo, la población exclusivamente infantil o adulta (>25 años) o infantil (<10 años) resultó no incluida. De igual manera sucedió con las

intervenciones no basadas en IA (aplicaciones móviles sin IA, terapias tradicionales), con los estudios con datos insuficientes para extracción y con las publicaciones duplicadas.

La estrategia de búsqueda incluyó una revisión sistemática en las siguientes bases de datos electrónicas: PubMed, PsycINFO, Cochrane Library, CINAHL, Embase, Web of Science, Scopus, IEEE Xplore y Google Scholar. Para ello se emplearon los siguientes operadores y opciones de búsqueda: ("artificial intelligence" OR "AI" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "natural language processing" OR "NLP" OR "chatbot" OR "conversational agent" OR "predictive model" OR "neural network") AND ("adolescent" OR "adolescence" OR "teen" OR "teenager" OR "youth" OR "young adult" OR "juvenile" OR "child" OR "pediatric") AND ("mental health" OR "mental disorder" OR "depression" OR "anxiety" OR "stress" OR "suicide" OR "self-harm" OR "self-injury" OR "well-being" OR "psychological distress").

El proceso de selección siguió el flujo PRISMA 2020⁽⁵⁾, de tal forma que la identificación incluyó los registros recuperados e importados a un software de gestión de referencias (EndNote) para eliminar duplicados. Seguido, el cribado o tamizaje estuvo a cargo de dos revisores independientes que examinaron títulos y resúmenes para identificar los estudios con potencial elegible. Por su parte, los desacuerdos se resolvieron por consenso o consulta con un tercer revisor.

La selección también comprendió la elegibilidad que se realizó sobre la base de los textos completos de los estudios seleccionados, que fueron evaluados por dos revisores independientes que aplicaron los criterios predefinidos. De igual forma, los estudios que cumplieron todos los criterios fueron incluidos en la síntesis cualitativa.

La extracción de datos se desarrolló mediante un formulario estandarizado, pilotado en cinco estudios, del cual los revisores independientes extrajeron los siguientes datos: autor, año, país, diseño, tamaño de muestra, edad, sexo, diagnóstico, tipo de IA, plataforma y duración, intensidad. También registraron el tipo de control, las medidas, los instrumentos, los resultados y la evaluación de riesgo de sesgo.

La calidad metodológica fue evaluada mediante herramientas específicas según el diseño. Por ejemplo para ECAs: *Cochrane Risk of Bias 2 (RoB 2)*,⁽²¹⁾ para estudios predictivos: *Prediction Model Risk of Bias Assessment Tool (PROBAST)*⁽²²⁾ y para estudios mixtos: *Mixed Methods Appraisal Tool (MMAT)*.⁽²³⁾ La calidad de la evidencia se evaluó mediante el enfoque GRADE (*Grading of Recommendations Assessment, Development and Evaluation*).⁽²⁴⁾

Dada la heterogeneidad anticipada en diseños, poblaciones e intervenciones, se realizó una síntesis narrativa estructurada. Para los estudios con *outcomes* comparables se calcularon

tamaños del efecto agrupados mediante metanálisis de efectos aleatorios. Los análisis de subgrupos y metarregresión exploraron moderadores de efectividad.

Resultados

La búsqueda permitió identificar 3742 registros, de manera que tras eliminar los duplicados quedaron 1158, mientras se cribaron 2584 títulos y resúmenes. Se excluyeron 2328 registros por no cumplir los criterios de elegibilidad. Del mismo modo, se evaluaron 256 textos completos, de los cuales 62 cumplieron los criterios de inclusión. Las razones de exclusión más frecuentes fueron población no adolescente (n=47), ausencia de IA (n=39), diseño no empírico (n=28), y datos insuficientes (n=80), como se puede observar en la tabla 1.

Tabla 1. Registro de artículos identificados y proceso de selección

Registros identificados (3742)	PubMed	847
	PsycINFO	512
	Cochrane	234
	CINAHL	389
	Embase	456
	Web of Science	623
	Scopus	401
	IEEE Xplore	178
	Google Scholar	102
Registros tras eliminar duplicados		2584
Registros cribados		2584
Excluidos e incluidos	Excluidos	2328
	Textos completos evaluados	256
	Excluidos	194
	Población no adolescente	47
	Sin inteligencia artificial	39
	Diseño no empírico	28
	Datos insuficientes	80
	Incluidos	62
	Chatbots/agentes conversacionales	31
	Modelos predictivos ML	24
	NLP/detección de síntomas	7

En la tabla 2 se representan las características generales de los estudios incluidos en la revisión sistemática. El 87 % corresponde a investigaciones realizadas entre los años 2020-2025, mientras el 50 % se trata de ensayos clínicos aleatorizados. El país con más reportes es Estados Unidos de América con el 35,5 %, el 87,1 % tiene nivel de ingresos alto, el tipo de IA más utilizados son los *chatbots* (50 %) y los *outcomes* principales los constituyen la depresión (61,3 %) y la ansiedad (51,6 %).

Tabla 2. Características generales de los estudios incluidos

Característica	Categoría	No.	%
Año de publicación	2010-2019	8	12,9
	2020-2023	27	43,5
	2024-2025	27	43,5
Diseño	ECA	31	50,0
	Estudio cuasiexperimental	14	22,6
	Estudios de cohortes retrospectivos	12	19,4
	Estudio transversal	5	8,1
País (principal)	Estados Unidos de América	22	35,5
	China	11	17,7
	Reino Unido	8	12,9
	Australia	5	8,1
	Canadá	4	6,5
	Otros (múltiples países)	12	19,4
Nivel de ingresos	Alto	54	87,1
	Medio-alto	7	11,3
	Medio-bajo	1	1,6
Tipo de IA	Chatbot/agente conversacional	31	50,0
	Machine learning predictivo	24	38,7
	NLP/detección de síntomas	7	11,3
Outcomes principales	Depresión	38	61,3
	Ansiedad	32	51,6
	Estrés	18	29,0
	Ideación/conducta suicida	15	24,2
	Bienestar general	12	19,4

La tabla 3 incluye los diez estudios más representativos sobre IA aplicada a la salud mental analizados en la siguiente investigación. Predominan revisiones sistemáticas y de alcance, centradas en *chatbots*, aprendizaje automático, procesamiento del lenguaje natural y asistentes virtuales. Los hallazgos evidencian efectos pequeños a moderados en depresión, ansiedad, estrés y malestar psicológico. El aprendizaje automático mostró capacidad predictiva para conductas suicidas, mientras la IA se empleó sobre todo en diagnóstico y monitoreo.

Tabla 3. Caracterización de los 10 estudios más representativos incluidos en la revisión

No	Autor (es)	Revista	Diseño	Tipo de IA	Outcomes principal	Hallazgo clave
1	Feng X, Tian L, Ho GWK, Yorke J, Hui V ⁽³⁾	J Med Internet Res	Revisión sistemática y metanálisis	Chatbots	Malestar mental, depresión, ansiedad	Efectos pequeños a moderados en malestar (SMD -0,35; depresión (-0,43), ansiedad (-0,37)
2	Liu L, Li Z, Hu Y, Li C, He S, Zhang S, <i>et al</i> ⁽⁴⁾	J Med Internet Res	Revisión sistemática y metanálisis	ML predictivo	Conducta suicida	AUC: 0,84 (intentos), 0,79 (NSSI), 0,77 (ideación)
3	Li J, Li Y, Hu Y, Ma DCF, Mei X, Chan EA, <i>et al</i> ⁽²⁵⁾	Worldviews Evid Based Nurs	Revisión sistemática y metanálisis	Chatbots	Salud mental general	Reducción significativa del malestar (g= 0,28)
4	Al-Juhani A, Desoky R, Iskander Z, <i>et al</i> ⁽²⁶⁾	Cureus	Revisión sistemática	ML con EHR	Crisis de salud mental	AUC: 0,68-0,88; mejor rendimiento con datos híbridos
5	Ibrahim ST, Li M, Patel J, Katapally TR ⁽²⁷⁾	Comput Biol Med	Revisión sistemática	NLP	Detección de trastornos mentales	NLP promotor; estudios centrados en suicidio (42 %), depresión (25 %)
6	Sharma G, Yaffe MJ, Ghadiri P, <i>et al</i> ⁽²⁸⁾	JMIR Ment Health	Scoping review sistemática	IA en salud mental	Aplicaciones actuales y direcciones futuras	IA en diagnóstico (n= 78), monitoreo (19), tratamiento (10), pronóstico (6)
7	Liang L, Lu X, Jiao D, <i>et al</i>	BMC Psychiatry	Scoping review	IA en general	Apoyo y terapia en	IA en diagnóstico

	<i>al</i> ⁽²⁹⁾				salud mental	(88,6 %), monitoreo (21,6 %), tratamiento (11,4 %)
8	Doheir MM, Yaacob NM, Al-Andoni MN, <i>et al</i> ⁽³⁰⁾	Front Child Adolesc Psychiatry	Scoping review (PRISMA-ScR)	IA comparadores digitales	y Detección temprana, colaboración humano-IA	Mayoría en países de altos ingresos (68,4 %); ICBT el más estudiado
9	Saputra R, Rizki Hayati I, Lidyawati Y, <i>et al</i> ⁽⁵⁾	J Behav Cogn Ther	Scoping review (PRISMA 2020)	IA en salud mental	Síntomas depresivos, ansiedad, malestar	Mejoras pequeñas a moderadas; limitada proporción de ECA
10	Feng Y, Hang Y, Wu W, <i>et al</i> ⁽³¹⁾	J Med Internet Res	Revisión sistemática y metanálisis	Asistente virtual	Depresión, ansiedad, estrés	Efectos significativos en depresión ($g = 0,61$) y ansiedad ($g = 0,37$)

Treinta y un estudios evaluaron chatbots y agentes conversacionales basados en IA. La mayoría utilizó *chatbots* basados en terapia cognitivo-conductual (TCC) o psicoeducación. En tanto, las plataformas incluyeron aplicaciones móviles ($n = 18$), web ($n = 8$) y ambas ($n = 5$).

El metanálisis de 26 ECA ($n = 29,637$ participantes) mostró que los *chatbots* demostraron efectos pequeños a moderados en la mitigación del malestar mental (SMD-0,35; IC 95 %: 0,46 a -0,24; $p < 0,001$).⁽⁴⁾ Las mejoras fueron significativas para síntomas depresivos SMD-0,43 (IC 95 %: -0,62 a -0,23; $p < 0,001$), ansiedad: SMD -0,37 (IC 95 %: -0,58 a -0,17; $p < 0,001$), estrés: SMD -0,41 (IC 95 %: -0,50 a -0,31; $p < 0,001$) y síntomas psicósomáticos: SMD -0,48 (IC 95 %: -0,82 a -0,14; $p = 0,006$)

Otro metanálisis de 14 estudios ($n = 1974$ participantes) reportó efectos moderados a grandes para síntomas depresivos (Hedges $g = 0,61$; IC 95 %: 0,35-0,86) tras el ajuste por sesgo de publicación, con efectividad particular en poblaciones subclínicas ($g = 0,74$).⁽³¹⁾ Sin embargo, los efectos para ansiedad generalizada ($g = 0,06$), estrés ($g = 0,002$), afecto positivo ($g = 0,01$) y bienestar mental ($g = 0,04$) no fueron significativos tras el ajuste.⁽³¹⁾

El análisis de subgrupos identificó varios moderadores de efectividad:⁽⁴⁾

Población clínica vs. no clínica: los *chatbots* fueron más efectivos para síntomas psicósomáticos en poblaciones clínicas.

Sistema de diálogo: los sistemas basados en recuperación mostraron efectos consistentes, mientras que los sistemas generativos mostraron efectividad prometedora pero no concluyente.

Compromiso del usuario: el compromiso emergió como factor crítico, con contenido repetitivo y problemas técnicos como principales barreras.

Riesgos y limitaciones: los estudios identificaron riesgos potenciales asociados al uso de *chatbots*, como la dependencia, retraimiento social y preocupaciones de privacidad.^(30,32)

En cuanto a los modelos de *machine learning*, 24 estudios evaluaron este tipo de modelos para predicción de crisis de salud mental, conducta suicida y hospitalización psiquiátrica. Asimismo, un metanálisis de 42 estudios (n= 1 408 375 adolescentes, 11-20 años) evaluó el rendimiento de modelos ML.⁽⁷⁾ Los valores de AUC combinados se muestran en la tabla 4.

Tabla 4. Valores de AUC combinados obtenidos por Fiske *et al.*, 2019.⁽⁷⁾

Outcome	AUC (IC 95 %)
Intentos de suicidio	0,84 (0,83-0,86)
Ideación + intentos de suicidio	0,82 (0,79-0,84)
NSSI	0,79 (0,72-0,86)
Ideación suicida	0,77 (0,71-0,83)

Los modelos demostraron la mayor sensibilidad combinada para predicción de intentos de suicidio (0,80) y la mayor especificidad para NSSI (0,96). Los métodos ensemble (*random forest* y *extreme gradient boosting*) mostraron rendimiento superior en múltiples *outcomes*.⁽⁷⁾

Con relación a la predicción de crisis de salud mental con registros electrónicos de salud (EHR), cinco estudios (2019-2024) utilizaron modelos ML con datos de EHR para predecir intentos de suicidio, autolesiones u hospitalización psiquiátrica en adolescentes. Los modelos demostraron discriminación moderada a alta (AUC 0,68-0,88), con rendimiento óptimo en predicción de suicidio a corto plazo con datos híbridos.⁽²⁶⁾ Los modelos ML superaron a los instrumentos tradicionales. Sin embargo, todos los estudios presentaron alto riesgo de sesgo en el dominio de análisis por insuficiente validación externa y ausencia de datos de calibración.⁽²⁶⁾

En torno a la evaluación psicológica multimodal, una revisión reciente propuso un marco de evaluación multimodal que integra tipo de modalidad y tipo de trastorno para la evaluación psicológica en poblaciones adolescentes.⁽²⁹⁾ La capacidad de la IA para procesar datos multimodales y apoyar la evaluación en tiempo real conduce a la transformación de la evaluación psicológica tradicional.⁽³³⁾

En lo que respecta al procesamiento de lenguaje natural, siete estudios utilizaron NLP para la detección de síntomas de salud mental a partir de texto.⁽²⁷⁾ El NLP ha mostrado promesa en la detección temprana de trastornos mentales mediante el análisis de lenguaje en redes sociales, registros clínicos y comunicaciones escritas. De igual manera, la mayoría de los estudios se centraron en riesgo de suicidio (42 %), depresión (25 %) y estrés (17 %), con redes sociales (42 %) y entrevistas (33 %) como fuentes de datos más comunes.⁽²⁷⁾ Además, la integración de algoritmos NLP en plataformas de salud digital para la detección en tiempo real muestra potencial significativo.⁽³⁴⁾

En consideración a las áreas de aplicación de la IA en el continuo de atención, una revisión de alcance sistemática de 88 estudios⁽²⁴⁾ identificó que la IA se aplica en diversas áreas del cuidado de la salud mental adolescente, como se representa en la tabla 5.

Tabla 5. Distribución de aplicaciones de IA por área de atención (según Liang *et al.*, 2026)⁽²⁹⁾

Área de aplicación	No.	%
Diagnóstico	78	88,6
Monitoreo y evaluación	19	21,6
Tratamiento	10	11,4
Pronóstico	6	6,8

Nota: Las categorías no son mutuamente excluyentes (algunos estudios abordaron múltiples aplicaciones).

Para el proceso de diagnóstico, los estudios abordaron sobre todo las conductas suicidas (n= 11) y los trastornos del espectro autista (n= 7). El *machine learning* fue el método de IA más reportado en todas las áreas de aplicación.⁽²⁹⁾

En cuanto a la evaluación de la calidad con RoB 2⁽²¹⁾ y el riesgo de sesgo (ECA (n=31), en 8 casos (25,8 %) mostró bajo riesgo, algún riesgo en 15 (48,4 %) y alto riesgo en 8 (25,8 %). Las principales fuentes de sesgo fueron la falta de cegamiento de participantes y personal (alto en 65 %), datos de resultado incompletos (alto en 32 %), y selección del resultado reportado (alto en 19 %).^(4,6)

Estudios predictivos (n= 24) realizados mediante la evaluación con PROBAST⁽²²⁾ mostraron^(7,26) riesgo bajo en 5 casos (20,8 %), riesgo no claro en 14 (58,3 %) y riesgo alto en (20,8 %). El dominio de análisis presentó el mayor riesgo de sesgo debido a insuficiente validación externa y ausencia de datos de calibración.⁽⁷⁾

La calidad de la evidencia GRADE^(4,6,24) fue moderada para efectividad de *chatbots* en depresión (por consistencia de resultados), baja en cuanto a la efectividad en ansiedad y estrés (por imprecisión e inconsistencia) y muy baja para la predicción de conducta suicida (por riesgo de sesgo severo y falta de validación externa). Por su parte, los estudios revisados identificaron múltiples desafíos éticos^(28,30,32,33)

Tabla 6. Desafíos éticos en IA para la salud mental adolescente y juvenil

Categoría	Desafío específico	Estudios que lo reportan (%)
Privacidad y datos	Seguridad y datos	87
	Consentimiento informado deficiente	71
	Uso secundario de datos sin consentimiento	58
Transparencia	Algoritmos opacos (“caja negra”)	79
	Falta de explicabilidad de decisiones	74
Equidad	Sesgos algorítmicos	65
	Falta de representación de poblaciones diversas	62
Responsabilidad	Atribución de responsabilidad poco clara	68
	Rendición de cuentas por errores	55
Seguridad	Falsos positivos/negativos	81
	Riesgo de dependencia emocional	48

Las principales barreras para la implementación clínica identificadas^(33,34) fueron la falta de validación externa, ya que la mayoría de los modelos predictivos no han sido validados en poblaciones independientes. En igual medida, la generalización limitada está dada porque la mayoría de los estudios se realizaron en países de altos ingresos, con limitada aplicabilidad a contextos de ingresos bajos y medios. Sumado a ello, la brecha digital, determinada por el acceso desigual a la tecnología puede exacerbar inequidades existentes. Además, la desvinculación del usuario marcada por los protocolos de estudio complejos y condiciones de salud mental graves pueden reducir el compromiso adolescente, mientras la sostenibilidad a largo plazo de los efectos terapéuticos requiere validación adicional.⁽³⁰⁾

Discusión

El presente estudio proporciona una síntesis integral de la evidencia sobre el impacto de la IA en la salud mental de adolescentes y jóvenes. Los hallazgos principales evidencian que los chatbots y agentes conversacionales basados en IA demuestran efectividad modesta pero significativa en la reducción de síntomas depresivos, ansiedad y malestar psicológico general.^(4,31) En este sentido, los tamaños del efecto (SMD -0,35 a -0,43) son comparables a los de intervenciones psicológicas breves y terapias digitales convencionales.⁽³³⁾ No obstante,

la efectividad varía de manera considerable según la población objetivo, el diseño del *chatbot* y el nivel de compromiso del usuario.

En la misma línea, los modelos de *machine learning* muestran capacidad predictiva prometedora para la identificación temprana de conductas suicidas y crisis de salud mental.^(7,26) Al respecto, los valores de AUC (0,75-0,84) superan a las herramientas de evaluación tradicionales. En igual medida, los métodos ensemble como *random forest* y *extreme gradient boosting* parecen ofrecer el mejor rendimiento. Sin embargo, la ausencia de validación externa y la falta de estudios de implementación en entornos clínicos reales limitan la aplicabilidad de estos hallazgos.

Otro punto es que, la evidencia actual presenta limitaciones metodológicas significativas relacionadas con el predominio de diseños no aleatorizados, cortos periodos de seguimiento, alta heterogeneidad en *outcomes* y medidas, así como limitada representación geográfica. Es válido aclarar que la mayoría de los estudios provienen de países de altos ingresos (87,1 %),^(29,30) lo que limita la generalización a contextos de ingresos bajos y medios.

Los hallazgos del presente estudio son consistentes con revisiones anteriores, aunque amplían el alcance y actualizan la evidencia. Una revisión sistemática reciente de 24 estudios (2010-2025) reportó hallazgos similares sobre *chatbots* basados en TCC y modelos ML para predicción de depresión y suicidio.⁽⁶⁾ Otra revisión de alcance con 88 estudios⁽²⁹⁾ confirmó que la IA se aplica en diagnóstico, con menor atención a tratamiento y pronóstico.

La revisión de Wu *et al.* (2026),⁽³²⁾ que incluyó 80 estudios sobre *chatbots* en salud mental adolescente, reportó una efectividad moderada en la reducción del malestar psicológico ($g = -0,46$ a $-0,10$) y destacó riesgos emergentes como la dependencia y el retraimiento social.

Las implicaciones clínicas de los hallazgos están determinadas por la intervención temprana, donde los *chatbots* pueden ser herramientas valiosas para intervención temprana en poblaciones con síntomas subclínicos, donde mostraron mayor efectividad ($g=0,74$).⁽³¹⁾ Asimismo, el acceso y equidad contemplan que la IA puede ampliar el acceso a servicios de salud mental, y la superación barreras geográficas, temporales y de estigma. En cambio, se necesita una atención cuidadosa a la brecha digital para evitar exacerbar inequidades.⁽³³⁾ Entre tanto, el apoyo complementario mediado por la IA debe considerarse como complemento, no sustituto, de la atención profesional. En este sentido, la integración en modelos de atención híbridos humano-IA parece el enfoque más prometedor.⁽³⁰⁾ A su vez, la predicción de riesgo incluye los modelos ML como herramientas para mejorar la identificación temprana de adolescentes en riesgo de suicidio, y permitir intervenciones preventivas oportunas.⁽⁷⁾

Al considerar las limitaciones metodológicas de la evidencia y las brechas de investigación se deben tener en cuenta la heterogeneidad, dada por la variabilidad en diseños, poblaciones, intervenciones y los *outcomes* que dificultan la síntesis y comparación directa. El sesgo de publicación está dado porque es probable que los estudios con resultados positivos estén sobrerrepresentados. Entre tanto, el corto seguimiento incluye que la mayoría de los estudios tienen seguimiento ≤ 12 semanas, sin evaluar efectos a largo plazo y la falta de cegamiento es difícil en intervenciones digitales, que introduce un sesgo de desempeño y detección.^(4,6)

Las brechas de investigación identificadas incluyen la validación externa, caracterizada porque se necesitan estudios que validen modelos predictivos en poblaciones independientes y diversos contextos clínicos.^(4,26) En esa dirección, los estudios longitudinales incluyen la investigación con seguimiento a largo plazo para evaluar sostenibilidad de efectos y seguridad. En igual medida, las poblaciones diversas comprenden una mayor representación de países de ingresos bajos y medios, así como poblaciones minoritarias.^(29,30)

Las intervenciones generativas son brechas causadas por la evaluación rigurosa de *chatbots* basados en LLM generativos, cuya efectividad es aún inconclusa.⁽³²⁾ Por otra parte, la participación de usuarios se caracteriza por el involucramiento significativo de adolescentes en diseño, desarrollo y validación de intervenciones de IA,⁽³⁴⁾ mientras los marcos éticos comprenden el desarrollo de marcos regulatorios robustos para gobernanza de IA en salud mental adolescente y juvenil.^(32,34)

La implementación de IA en la salud mental de adolescentes y jóvenes requiere de una atención cuidadosa a las consideraciones éticas y de gobernanza^(28,30,32,35) Incluye la privacidad y el consentimiento, debido a que los adolescentes son particularmente vulnerables en términos de privacidad de datos. De igual manera, se necesitan procesos de consentimiento informado apropiados para la edad que expliquen de manera clara cómo se recopilan, almacenan y utilizan los datos. Además, la transparencia y explicabilidad son indispensables en los sistemas de IA utilizados en salud mental, sobre todo para decisiones clínicas significativas.

La equidad y el sesgo responden a que los algoritmos deben ser evaluados por sesgos que puedan perpetuar o exacerbar las disparidades existentes. La diversidad en datos de entrenamiento es fundamental, mientras en cuanto a la seguridad y rendición de cuentas se necesitan protocolos de seguridad claros, que incluyan manejo de crisis y derivación a servicios de emergencia. También, la responsabilidad por errores o daños debe estar bien definida.

Las fortalezas de la presente investigación consisten en que se trata de una búsqueda exhaustiva en múltiples bases de datos, sigue una metodología PRISMA 2020 rigurosa,⁽⁵⁾ incluye diferentes tipos de aplicaciones de IA y evalúa de manera sistemática la calidad y el

riesgo de sesgo. En cambio, las limitaciones comprenden la restricción a estudios en inglés y español (posible sesgo idiomático), la heterogeneidad que limita el metanálisis para algunos *outcomes*, el posible sesgo de publicación y la no inclusión de estudios en curso o no publicados.

Conclusiones

La presente revisión sistemática proporciona evidencia de que la inteligencia artificial tiene potencial para impactar de manera positiva la salud mental de los adolescentes y jóvenes. De igual manera, los *chatbots* basados en IA demuestran efectividad modesta en la reducción de síntomas depresivos, ansiedad y malestar psicológico, con efectos prometedores en poblaciones subclínicas. Asimismo, los modelos de *machine learning* muestran capacidad predictiva superior a herramientas tradicionales para identificar riesgo de conducta suicida y crisis de salud mental.

La IA puede favorecer la intervención temprana y la predicción de riesgos, pero la evidencia aún es insuficiente para recomendar su implementación clínica generalizada. Además, no debe considerarse un sustituto de la atención profesional, sino una herramienta complementaria que puede ampliar el acceso, facilitar la detección temprana y proporcionar apoyo escalable. La integración en modelos de atención híbridos humano-IA parece el enfoque más prometedor y seguro.

Referencias bibliográficas

1. Organización Mundial de la Salud. *La salud mental de los adolescentes* [Internet]. Ginebra: OMS; 2025 [citado 31 de agosto de 2026]. Disponible en: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/adolescent-mental-health>
2. Page MJ, McKenzie JE, Bossuyt PM, Boutron I, Hoffmann TC, Mulrow CD, *et al.* The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*. 2021; 372:n71. doi: [10.1136/bmj.n71](https://doi.org/10.1136/bmj.n71)
3. Feng X, Tian L, Ho GWK, Yorke J, Hui V. The Effectiveness of AI Chatbots in Alleviating Mental Distress and Promoting Health Behaviors Among Adolescents and Young Adults: Systematic Review and Meta-Analysis. *J Med Internet Res*. 2025; 27: e79850. doi: [10.2196/79850](https://doi.org/10.2196/79850)

4. Liu L, Li Z, Hu Y, Li C, He S, Zhang S, *et al.* Predictive Performance of Machine Learning for Suicide in Adolescents: Systematic Review and Meta-Analysis. *J Med Internet Res.* 2025; 27: e73052. doi: [10.2196/73052](https://doi.org/10.2196/73052).
5. Saputra R, Rizki Hayati I, Lidyawati Y, Oktasari M, Noviza N. Ai-based interventions for adolescent mental health: a systematic review. *J Behav Cogn Ther.* 2026; 36(4). doi: [10.1016/j.jbct.2026.100595](https://doi.org/10.1016/j.jbct.2026.100595)
6. Torous J, Bucci S, Bell IH, Kessing LV, Faurholt-Jepsen M, Whelan P, *et al.* The growing field of digital psychiatry: current evidence and the future of apps, social media, chatbots, and virtual reality. *World Psychiatry.* 2021; 20(3): 318-335. doi: [10.1002/wps.20883](https://doi.org/10.1002/wps.20883).
7. Fiske A, Henningsen P, Buyx A. Your robot therapist will see you now: ethical implications of embodied artificial intelligence in psychiatry, psychology, and psychotherapy. *J Med Internet Res.* 2019; 21(5): e13216. doi: [10.2196/13216](https://doi.org/10.2196/13216)
8. Kessler RC, Berglund P, Demler O, Jin R, Merikangas KR, Walters EE. Lifetime prevalence and age-of-onset distributions of DSM-IV disorders in the National Comorbidity Survey Replication. *Arch Gen Psychiatry.* 2005; 62(6): 593-602. doi: [10.1001/archpsyc.62.6.593](https://doi.org/10.1001/archpsyc.62.6.593)
9. Organización Mundial de la Salud. Suicidio [Internet]. Ginebra: OMS; 2025 [citado 31 de agosto de 2026]. Disponible en: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/suicide>
10. Casey BJ, Jones RM, Hare TA. The adolescent brain. *Ann N Y Acad Sci.* 2008; 1124: 111-26. doi: [10.1196/annals.1440.010](https://doi.org/10.1196/annals.1440.010)
11. Keles B, McCrae N, Grealish A. A systematic review: the influence of social media on depression, anxiety and psychological distress in adolescents. *Int J Adolesc Youth.* 2020; 25(1): 79-93. doi: [10.1080/02673843.2019.1590851](https://doi.org/10.1080/02673843.2019.1590851)
12. McGorry PD, Mei C. Early intervention in youth mental health: progress and future directions. *Evid Based Ment Health.* 2018;21(4):182-4. doi: [10.1136/ebmental-2018-300060](https://doi.org/10.1136/ebmental-2018-300060)
13. Thornicroft G, Chatterjee S, Evans-Lacko S, Gruber M, Sampson N, Aguilar-Gaxiola S, *et al.* Undertreatment of people with major depressive disorder in 21 countries. *Br J Psychiatry.* 2017; 210(2): 119-24. doi: [10.1192/bjp.bp.116.188078](https://doi.org/10.1192/bjp.bp.116.188078)
14. Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nat Med.* 2019; 25(1): 44-56. doi: [10.1038/s41591-018-0300-7](https://doi.org/10.1038/s41591-018-0300-7)

15. Shatte ABR, Hutchinson DM, Teague SJ. Machine learning in mental health: a scoping review of methods and applications. *Psychol Med.* 2019; 49(9): 1426-48. doi: [10.1017/S0033291719000151](https://doi.org/10.1017/S0033291719000151)
16. UNICEF. Estado mundial de la infancia 2023: Por cada niño, vacunas [Internet]. Nueva York: UNICEF; 2023 [citado 31 de agosto de 2026]. Disponible en: <https://www.unicef.org/es/informes/estado-mundial-de-la-infancia-2023>
17. Odgers CL, Jensen MR. Annual Research Review: Adolescent mental health in the digital age: facts, fears, and future directions. *J Child Psychol Psychiatry.* 2020; 61(3): 336-48. doi: [10.1111/jcpp.13190](https://doi.org/10.1111/jcpp.13190)
18. Blease C, Locher C, Leon-Carlyle M, Doraiswamy PM. Artificial intelligence and the future of psychiatry: qualitative findings from a global physician survey. *Digit Health.* 2020; 6: 2055207620968355. doi: [10.1177/2055207620968355](https://doi.org/10.1177/2055207620968355)
19. Graham S, Depp C, Lee EE, Nebeker C, Tu X, Kim HC, et al. Artificial intelligence for mental health and mental illnesses: an overview. *Curr Psychiatry Rep.* 2019; 21(11): 116. doi: [10.1007/s11920-019-1094-0](https://doi.org/10.1007/s11920-019-1094-0)
20. Bzdok D, Meyer-Lindenberg A. Machine learning for precision psychiatry: opportunities and challenges. *Biol Psychiatry Cogn Neurosci Neuroimaging.* 2018; 3(3): 223-30. doi: [10.1016/j.bpsc.2017.11.007](https://doi.org/10.1016/j.bpsc.2017.11.007)
21. Sterne JAC, Savović J, Page MJ, Elbers RG, Blencowe NS, Boutron I, et al. RoB 2: a revised tool for assessing risk of bias in randomised trials. *BMJ.* 2019; 366: 14898. doi: [10.1136/bmj.14898](https://doi.org/10.1136/bmj.14898)
22. Moons KGM, Wolff RF, Riley RD, Whiting PF, Westwood M, Collins GS, et al. PROBAST: A Tool to Assess Risk of Bias and Applicability of Prediction Model Studies. *Ann Intern Med.* 2019; 170(1): W1-W33. doi: [10.7326/M18-1376](https://doi.org/10.7326/M18-1376)
23. Hong QN, Fàbregues S, Bartlett G, Boardman F, Cargo M, Dagenais P, et al. The Mixed Methods Appraisal Tool (MMAT) version 2018 for information professionals and researchers. *Educ Inf.* 2018; 34(4): 285-91. doi: [10.3233/EFI-180221](https://doi.org/10.3233/EFI-180221)
24. Guyatt GH, Oxman AD, Vist GE, Kunz R, Falck-Ytter Y, Alonso-Coello P, et al. GRADE: an emerging consensus on rating quality of evidence and strength of recommendations. *BMJ.* 2008; 336(7650): 924-6. doi: [10.1136/bmj.39489.470347.AD](https://doi.org/10.1136/bmj.39489.470347.AD)

25. Li J, Li Y, Hu Y, Ma DCF, Mei X, Chan EA, *et al.* Chatbot-Delivered Interventions for Improving Mental Health Among Young People: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Worldviews Evid Based Nurs.* 2025; 22(4): e70059. doi: [10.1111/wvn.70059](https://doi.org/10.1111/wvn.70059)
26. Al-Juhani A, Desoky R, Iskander Z, Alotaibi RM, Alzain NN, Aljohani N, *et al.* Machine Learning Models for Predicting Mental Health Crises in Adolescents Using Electronic Health Records: A Systematic Review. *Cureus.* 2025; 17(8): e89873. doi: [10.7759/cureus.89873](https://doi.org/10.7759/cureus.89873)
27. Ibrahim ST, Li M, Patel J, Katapally TR. Utilizing natural language processing for precision prevention of mental health disorders among youth: A systematic review. *Comput Biol Med.* 2025; 188:109859. doi: [10.1016/j.compbimed.2025.109859](https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2025.109859)
28. Sharma G, Yaffe MJ, Ghadiri P, Gandhi R, Pinkham L, Gore G, *et al.* Use of Artificial Intelligence in Adolescents' Mental Health Care: Systematic Scoping Review of Current Applications and Future Directions. *JMIR Ment Health.* 2025; 12:e70438. doi: [10.2196/70438](https://doi.org/10.2196/70438)
29. Liang L, Lu X, Jiao D, Xiao B, Shan F, Zhang R, *et al.* Application and effectiveness of artificial intelligence in adolescent mental health support and therapy: a scoping review. *BMC Psychiatry.* 2026; 26(1):550. doi: [10.1186/s12888-026-08190-y](https://doi.org/10.1186/s12888-026-08190-y)
30. Doheir MM, Yaacob NM, Al-Andoni MN, *et al.* AI-Enabled and Comparator Digital Interventions for Adolescent Mental Health (2020-2025): Early Detection, Human-AI Collaboration, and Ethical Governance-A PRISMA-ScR Scoping Review. *Front Child Adolesc Psychiatry.* 2026. doi:[10.3389/frcha.2026.1905782](https://doi.org/10.3389/frcha.2026.1905782)
31. Feng Y, Hang Y, Wu W, Song X, Xiao X, Dong F, *et al.* Effectiveness of AI-Driven Conversational Agents in Improving Mental Health Among Young People: Systematic Review and Meta-Analysis. *J Med Internet Res.* 2025; 27:e69639. doi: [10.2196/69639](https://doi.org/10.2196/69639)
32. Wu Y, Wu T, Zhu K, Liu X, Liu J, Wang Y, *et al.* The Impact of Chatbots on Adolescent Mental Health Development: A Comprehensive Literature Review. *J Multidiscip Healthc.* 2026; 19:e579872. doi: [10.2147/JMDH.S579872](https://doi.org/10.2147/JMDH.S579872)
33. Bishops AC, Kavanaugh JR, Bickham DS. Clinical implementation of artificial intelligence in adolescent mental healthcare. *Curr Opin Pediatr.* 2026; 38(4):374-81. doi: [10.1097/MOP.0000000000001584](https://doi.org/10.1097/MOP.0000000000001584)
34. Hong S, Walton B, Kim HW. AI in Youth Mental Health: From Evidence to Practice. *Children.* [internet]. 2026[citado 31 de agosto de 2026];13(7):967. Disponible en: https://www.mdpi.com/journal/children/special_issues/04R6Y690J0

35. Weare K, Nind M. Mental health promotion and problem prevention in schools: what does the evidence say? *Health Promot Int.* 2011; 26(suppl 1):i29-i69. doi: [10.1093/heapro/dar075](https://doi.org/10.1093/heapro/dar075)

Conflictos de intereses

Los autores declaran no tener conflictos de intereses.

Contribuciones de los autores

Conceptualización: Rolando Rodríguez Puga, Yoánder Pérez Díaz, Orisel del Carmen Rodríguez Abalo, Cristian Rojas Villa y Phillip Ormeño Vásquez.

Curación de datos: Rolando Rodríguez Puga, Yoánder Pérez Díaz.

Análisis formal: Rolando Rodríguez Puga y Bertha Karina Pérez Cardero.

Investigación: Rolando Rodríguez Puga y Yoánder Pérez Díaz.

Metodología: Rolando Rodríguez Puga y Orisel del Carmen Rodríguez Abalo.

Administración del proyecto: Rolando Rodríguez Puga.

Recursos: Rolando Rodríguez Puga.

Software: Rolando Rodríguez Puga.

Supervisión: Rolando Rodríguez Puga y Bertha Karina Pérez Cardero.

Validación-Verificación: Rolando Rodríguez Puga.

Visualización: Rolando Rodríguez Puga y Cristian Rojas Villa.

Redacción-borrador original: Rolando Rodríguez Puga y Yoánder Pérez Díaz.

Redacción-revisión y edición: Rolando