

MODELO O PLAN GESTIÓN INTEGRAL DEL RIESGO EN SALUD (GIRS)
DISEÑO Y VALIDACIÓN DE UNA MATRIZ DE DECISIÓN MULTICRITERIO PARA
ORIENTAR LA IMPLEMENTACIÓN DE SOLUCIONES DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL
EN PROCESOS CRÍTICOS DE ATENCIÓN EN SALUD MENTAL: ESTUDIO APLICADO
EN OPORTUNIDAD DE VIDA IPS

DEICY VIVIANA RENGIFO BETANCOURT

JESUS EDUARDO RAMIREZ OBANDO



PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS
Y ADMINISTRATIVAS
MAESTRIA EN GERENCIA DE ORGANIZACIONES DE SALUD
SANTIAGO DE CALI

2026

**MODELO O PLAN GESTIÓN INTEGRAL DEL RIESGO EN SALUD (GIRS)
DISEÑO Y VALIDACIÓN DE UNA MATRIZ DE DECISIÓN MULTICRITERIO PARA
ORIENTAR LA IMPLEMENTACIÓN DE SOLUCIONES DE INTELIGENCIA
ARTIFICIAL EN PROCESOS CRÍTICOS DE ATENCIÓN EN SALUD MENTAL:
ESTUDIO APLICADO EN OPORTUNIDAD DE VIDA IPS**

DEICY VIVIANA RENGIFO BETANCOURT

JESUS EDUARDO RAMIREZ OBANDO

**Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar por el título
de Magíster en Gerencia de Organizaciones de Salud**

Director del trabajo de grado: Dr. Mauricio Bonilla Sanchez.

**Docente de la Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas del programa de
Maestría en Gerencia de Organizaciones de Salud**

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD JAVERIANA
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS
Y ADMINISTRATIVAS
MAESTRIA EN GERENCIA DE ORGANIZACIONES DE SALUD
SANTIAGO DE CALI**

2026

Santiago de Cali, 26 de mayo de 2026

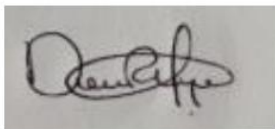
Doctor
Fabián Fernando Osorio Tinoco
Decano
Facultad De Ciencias Económicas y Administrativas
Pontificia Universidad Javeriana
La Ciudad

Cordial saludo,

Por medio de la presente estamos entregando a usted el Trabajo de Grado cuyo título es “Diseño y validación de una matriz de decisión multicriterio para orientar la implementación de soluciones de inteligencia artificial en procesos críticos de atención en salud mental: estudio aplicado en Oportunidad de Vida IPS”.

Esperamos que este Trabajo cumpla con los requisitos académicos exigidos y que alcance el propósito para el cual fue elaborado.

Atentamente



Deicy Viviana Rengifo Betancourt
CC. 1061733923 de Popayán - Cauca



Jesus Eduardo Ramirez Obando
CC. 14697124 de Palmira – Valle del Cauca

Santiago de Cali, 26 de mayo de 2026

Doctor
Fabián Fernando Osorio Tinoco
Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas
Pontificia Universidad Javeriana
La Ciudad

Por medio de la presente me permito comunicarle, que en mi calidad de director de trabajo de grado he leído detenidamente el informe final del estudio titulado “Diseño y validación de una matriz de decisión multicriterio para orientar la implementación de soluciones de inteligencia artificial en procesos críticos de atención en salud mental: estudio aplicado en Oportunidad de Vida IPS “, realizado por los estudiantes de la Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas de la Universidad Javeriana nombres: Deicy Viviana Rengifo Betancourt con CC. 1061733923 de Popayán – Cauca; Jesus Eduardo Ramirez Obando con CC. 14697124 de Palmira – Valle del Cauca, y considero que cumple con todos los requisitos requeridos para ser presentada a evaluación.

Atentamente



Mauricio Bonilla Sánchez
Director del Trabajo de Grado

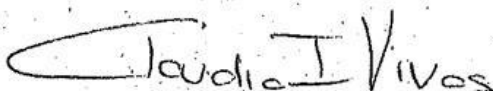
ARTÍCULO 23 de la resolución N° 13 de julio 6 de 1946

“La Universidad no se hace responsable por los conceptos emitidos por sus alumnos en sus trabajos de Tesis. Sólo velará porque no se publique nada contrario al dogma y a la moral católica y porque la Tesis no contenga ataques o polémicas puramente personales; antes bien, se vea en ellas al anhelo de buscar la Verdad y la Justicia”.

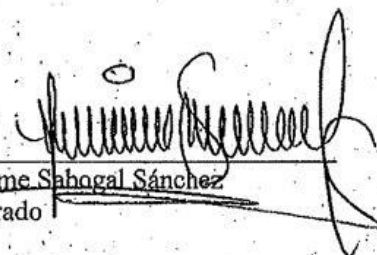
**"DISEÑO Y VALIDACIÓN DE UNA MATRIZ DE DECISIÓN
MULTICRITERIO PARA ORIENTAR LA IMPLEMENTACIÓN DE
SOLUCIONES DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN PROCESOS CRÍTICOS
DE ATENCIÓN EN SALUD MENTAL: ESTUDIO APLICADO EN
OPORTUNIDAD DE VIDA IPS."** Aprobado por el Comité de Trabajos de Grado en
cumplimiento de los requisitos exigidos por la Pontificia Universidad Javeriana para
optar por el título de Magíster en Gerencia de Organizaciones en Salud.



Fabian Fernando Osorio Tinoco
Decano
Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas



Claudia Isabel Vivas Tobar
Directora Maestría en Gerencia
de Organizaciones en Salud.



Jaime Sabogal Sánchez
Jurado



Mauricio Bonilla Sánchez
Director del Trabajo de Grado

Santiago de Cali, 23 junio de 2026

Dedicamos este trabajo, de manera muy especial, a nuestras familias quienes han sido el pilar fundamental durante todo este camino. Gracias a su apoyo incondicional, a la paciencia con la que han comprendido nuestras ausencias y al tiempo que generosamente nos brindaron, hoy podemos ver materializado este logro.

Sabemos que no ha sido fácil, y precisamente por eso valoramos aún más, cada gesto de comprensión, cada palabra de ánimo y cada momento cedido para que pudiéramos avanzar en esta meta. Ustedes han sido, sin duda, la fuerza que nos impulsa a seguir creciendo, no solo como profesionales, sino también como personas.

Este esfuerzo que hoy culmina no es solo nuestro; también les pertenece. Por ello, esperamos que este logro se convierta en una herramienta que, de alguna manera, nos permita retribuir todo el amor, la entrega y el sacrificio que nos han brindado a lo largo de este proceso.

Con profundo cariño y gratitud, este trabajo es para ustedes.

Agradecimientos:

Agradecemos, de manera muy especial, al Dr. Mauricio Bonilla, nuestro director de trabajo de grado, quien con su conocimiento, paciencia y dedicación nos orientó de forma constante en cada etapa de este proceso. Gracias a sus valiosos aportes y a su disposición permanente, fue posible encaminar este proyecto hacia el cumplimiento de los objetivos propuestos.

De igual forma, expresamos nuestro sincero agradecimiento a Oportunidad de Vida IPS, por la confianza depositada en nosotros, así como por el apoyo brindado en términos de espacio y recursos. Su apertura hizo posible el desarrollo de esta propuesta académica e innovadora, con la que esperamos aportar de manera significativa al mejoramiento de la salud desde esta institución.

Así mismo, agradecemos profundamente a nuestras familias, quienes han sido nuestro motor e inspiración constante. Gracias a su respaldo, comprensión y amor incondicional, hoy logramos alcanzar esta meta que representa no solo un crecimiento profesional, sino también un logro personal para cada uno de nosotros.

Con gratitud, reconocemos que este camino ha sido posible gracias al acompañamiento de todos ustedes.

Contenido

1. Introducción	17
2. Marco de Referencia	19
2.1 Generalidades de la IA y tecnologías emergentes	19
2.2 Evolución histórica de la inteligencia artificial	24
2.3 Inteligencia artificial generativa (GenAI)	27
2.4 La convergencia H_AI: una visión humanocéntrica de la inteligencia artificial en salud	31
2.5 Inteligencia artificial para la gestión administrativa en salud	33
2.6 IA en uso clínico en salud mental	40
2.7 Concepto de Terapia Digital (DTx)	47
2.8 Eficacia clínica: definición, dimensiones y formas de medición	54
2.9 Desafíos para directivos de IPS en la adopción de tecnologías basadas en IA	64
2.10 Integración final: la matriz MCDA como herramienta para la priorización tecnológica en IPS de salud mental	67
3. Marco Regulatorio	70
3.1 Regulación europea – AI Act 2024 y protección de datos	70
3.2 Regulación de Estados Unidos – FDA, SaMD, IA adaptativa y GMLP	71
3.3 Regulación en Chile: ética, transparencia y gobernanza de IA	72
3.4 Regulación colombiana aplicable a IA, SaMD y DTx	73

3.5 Relación con la gestión del riesgo en salud y consecuencias para las IPS.....	77
4. Objetivos	78
4.1 Objetivos específicos.....	78
5. Descripción general de la entidad	79
5.1 Desempeño y evolución histórica de la organización incluyendo situación actual.....	79
5.2 Direccionamiento estratégico	82
5.3 Análisis del entorno y del sector.....	85
5.4 Análisis interno y externo. Matriz DOFA.....	88
5.5 Accionistas o socios.....	91
6. Análisis de situación relacionada con la gestión integral del riesgo en la IPS.....	92
6.1 Descripción del modelo GRIS vigente en la IPS.....	92
A. Caracterización de la demanda (Afiliados)	95
B. Análisis del comportamiento del riesgo asistencial a partir de registros operativos y clínicos.....	100
C. Análisis de la red prestadora de servicios	103
C. Características de la oferta de la IPS y mapa de procesos	109
6.2 Modelo estandarizado de Decisión Multicriterio (MCDA) para la Gestión Integral del Riesgo en Salud (GIRS) en una IPS de salud mental	131
6.3 Validación técnica del modelo MCDA mediante juicio experto	141

6.4 Aplicación de la matriz MCDA a tecnologías priorizadas para Oportunidad de Vida IPS	148
7. Conclusiones	178
8. Recomendaciones	180
9. Limitaciones del estudio	182
Referencias	184

Lista de Tablas

TABLA 1. Número de atenciones por año	80
TABLA 2. Matriz DOFA de la organización	89
TABLA 3. Tipología de usuarios atendidos según modalidad asistencial.....	96
TABLA 4. Nivel de riesgo de la priorización clínica y administrativa	98
TABLA 5. Consistencia de la red prestadora frente a la ruta de atención en salud mental.....	105
TABLA 6. Atributos de calidad y riesgos asociados en la red prestadora	106
TABLA 7. Localización de sedes de la IPS y área de influencia territorial	112
TABLA 8. Relación entre procesos críticos, soporte tecnológico actual, brechas identificadas y riesgos asociados.....	117
TABLA 9. Susceptibilidad de los procesos críticos a la optimización mediante inteligencia artificial	130
TABLA 10. Escala estandarizada para criterios clínicos comparativos (Eficacia y Seguridad)	133
TABLA 11. Criterios Gate (no negociables) para IA en procesos de atención en salud mental	134
TABLA 12. Escala estandarizada para criterios no comparativos (organizacionales y tecnológicos)	135
TABLA 13. Ponderación de criterios del modelo MCDA	136
TABLA 14. Resultados de validación de la estructura general del modelo	143
TABLA 15. Validación de criterios Gate.....	145
TABLA 16. Validación de criterios ponderados	145
TABLA 17. Puntaje MCDA ponderado para priorización institucional bajo enfoque GIRS.....	156
TABLA 18. Promedio por criterio y tecnología	158
TABLA 19. Fortalezas relativas por criterio	162

TABLA 20. Clasificación estratégica de tecnologías	164
TABLA 21. Propuesta de estructura básica de gobernanza tecnológica	173
TABLA 22. Indicadores sugeridos de monitoreo	175
TABLA 23. Ruta institucional sugerida (24 meses)	177

Lista de Figuras

FIGURA 1. Ruta de Atención – Hospitalización en Salud Mental.....	101
FIGURA 2. Articulación de la red prestadora con atributos de calidad, riesgos y procesos críticos como insumo para la matriz MCDA.....	108
FIGURA 3. Mapa de localización de municipios con presencia de sedes de la IPS Oportunidad de Vida S.A.S. en el Valle del Cauca	113
FIGURA 4. Mapa general de los procesos de la IPS	115
FIGURA 5. Ruta integral de atención en salud mental.....	116
FIGURA 6. Journey del paciente en la atención en salud mental.....	124

Lista de Gráficos

GRÁFICO 1. Evolución del número de atenciones	97
GRÁFICO 2. Nivel de aceptación de componentes metodológicos del modelo MCDA.....	144
GRÁFICO 3. Promedio de valoración por bloques del modelo.....	147
GRÁFICO 4. Comparación MCDA para implementación institucional inmediata	162

Resumen

El presente trabajo tuvo como objetivo diseñar, validar y aplicar una matriz de Decisión Multicriterio (MCDA) para orientar la implementación de soluciones basadas en inteligencia artificial en procesos críticos de atención en salud mental en Oportunidad de Vida IPS. La investigación partió de una revisión narrativa sobre inteligencia artificial, terapias digitales, regulación, eficacia clínica, seguridad del paciente y gestión del riesgo en salud. Posteriormente, se caracterizó la institución, su red prestadora, procesos críticos y journey del paciente, identificando brechas relacionadas con carga administrativa, continuidad del cuidado, interoperabilidad tecnológica y bienestar del talento humano. La matriz integró criterios clínicos, administrativos, tecnológicos, éticos y económicos, diferenciando criterios Gate no compensatorios y criterios ponderados. El instrumento fue validado mediante juicio experto y aplicado a cuatro tecnologías: Ambient Scribe, algoritmo de predicción de riesgo suicida, Patricia e IA de predicción de inasistencia/agenda. Los resultados priorizaron Patricia y Ambient Scribe como alternativas iniciales por su viabilidad institucional, impacto operativo y menor complejidad clínica directa. El algoritmo de riesgo suicida se identificó como una tecnología de alto valor clínico, condicionada a mayores capacidades de gobernanza, interoperabilidad, trazabilidad y supervisión profesional. Se concluye que la matriz MCDA constituye una herramienta útil, trazable y replicable para apoyar decisiones gerenciales sobre adopción responsable de IA en salud mental.

Palabras clave: inteligencia artificial; salud mental; decisión multicriterio; gestión del riesgo; seguridad del paciente.

Abstract

This study aimed to design, validate, and apply a Multicriteria Decision Analysis (MCDA) matrix to guide the implementation of artificial intelligence solutions in critical mental health care processes at Oportunidad de Vida IPS. The research was based on a narrative review of artificial intelligence, digital therapeutics, regulation, clinical effectiveness, patient safety, and health risk management. The institution, its provider network, critical processes, and patient journey were then characterized, identifying gaps related to administrative burden, continuity of care, technological interoperability, and workforce well-being. The proposed matrix integrated clinical, administrative, technological, ethical, and economic criteria, distinguishing between non-compensatory Gate criteria and weighted criteria. The instrument was validated through expert judgment and applied to four technologies: Ambient Scribe, suicide risk prediction algorithm, Patricia, and a no-show/appointment scheduling prediction AI. The results prioritized Patricia and Ambient Scribe as initial alternatives due to their institutional feasibility, operational impact, and lower direct clinical complexity. The suicide risk prediction algorithm was identified as a high-clinical-value technology, conditioned on stronger governance, interoperability, traceability, and professional supervision capacities. The study concludes that the MCDA matrix is a useful, traceable, and replicable tool to support managerial decisions regarding responsible AI adoption in mental health care.

Keywords: artificial intelligence; mental health; multicriteria decision analysis; risk management; patient safety.

1. Introducción

La incorporación de tecnologías basadas en inteligencia artificial (IA) en el sector salud ha experimentado un crecimiento acelerado en los últimos años, impulsada por la necesidad de

mejorar la eficiencia operativa, fortalecer la calidad asistencial y optimizar la toma de decisiones clínicas. En el campo de la salud mental, estas herramientas adquieren una relevancia particular debido a la complejidad de los procesos de atención, la alta carga emocional del talento humano, la necesidad de continuidad terapéutica y la creciente demanda de servicios. Sin embargo, la adopción de soluciones de IA en instituciones prestadoras de servicios de salud (IPS) no puede entenderse como una decisión exclusivamente tecnológica. En la práctica, su implementación implica riesgos clínicos, éticos, operativos y organizacionales que requieren ser gestionados de manera integral. Aspectos como la seguridad del paciente, la eficacia clínica, la supervisión humana significativa, la protección de datos personales y el impacto sobre el talento humano se convierten en variables críticas que deben ser consideradas antes de incorporar cualquier herramienta digital al proceso asistencial.

En este contexto, muchas organizaciones enfrentan un problema recurrente: la ausencia de metodologías estructuradas para evaluar y priorizar tecnologías emergentes. Con frecuencia, las decisiones se basan en tendencias del mercado, recomendaciones de proveedores o criterios aislados, lo que puede conducir a inversiones poco eficientes, baja adopción interna o incluso a la generación de nuevos riesgos institucionales. Esta situación evidencia la necesidad de contar con herramientas que permitan tomar decisiones informadas, comparables y alineadas con la gestión integral del riesgo en salud. A partir de esta problemática, el presente trabajo propone el diseño, validación y aplicación de una matriz de Decisión Multicriterio (MCDA) orientada a apoyar la priorización de soluciones de inteligencia artificial en Oportunidad de Vida IPS, institución especializada en atención en salud mental. El modelo integra criterios clínicos, administrativos, tecnológicos, éticos y económicos, diferenciando entre criterios mínimos no negociables (Gate) y criterios ponderados que permiten comparar alternativas tecnológicas de manera estructurada.

La investigación se desarrolla en tres momentos principales. En primer lugar, se construye el marco conceptual que sustenta la integración entre inteligencia artificial, salud mental, regulación, seguridad del paciente y gestión del riesgo. En segundo lugar, se diseña y valida el instrumento mediante juicio experto, evaluando la pertinencia de los criterios, las escalas de medición y la coherencia de la ponderación propuesta. Finalmente, se aplica la matriz a cuatro tecnologías relevantes en el contexto institucional: Ambient Scribe, algoritmo de predicción de riesgo suicida, Patricia (asistente virtual) y una solución de predicción de inasistencia y optimización de agenda.

Los resultados permiten identificar no solo qué tecnologías resultan más convenientes en el corto plazo, sino también construir una ruta progresiva de adopción tecnológica alineada con la capacidad institucional, el bienestar del talento humano y la seguridad del paciente. En este sentido, el estudio no busca determinar la “mejor tecnología” en términos absolutos, sino aportar un modelo replicable que permita a las organizaciones de salud tomar decisiones más informadas, transparentes y coherentes con su contexto operativo. De esta manera, el trabajo contribuye a la discusión sobre transformación digital en salud mental al proponer un enfoque que combina análisis cuantitativo, juicio experto y perspectiva gerencial, orientado a integrar la innovación tecnológica dentro de la lógica de la gestión integral del riesgo y la sostenibilidad institucional.

2. Marco de Referencia

2.1 Generalidades de la IA y tecnologías emergentes

La inteligencia artificial (IA) constituye uno de los campos tecnológicos más transformadores del siglo XXI, caracterizado por el desarrollo de sistemas capaces de ejecutar tareas asociadas tradicionalmente a la cognición humana, como el razonamiento, la toma de

decisiones, la comprensión del lenguaje y el aprendizaje a partir de la experiencia. De acuerdo con Russell y Norvig (2020), la IA puede entenderse como la construcción de agentes racionales que perciben su entorno y actúan sobre él con el fin de maximizar ciertas condiciones de desempeño. Esta definición amplia permite incluir desde sistemas simples basados en reglas hasta modelos avanzados de aprendizaje profundo y arquitecturas generativas contemporáneas.

En los últimos años, la IA ha experimentado una expansión acelerada en el ámbito de la salud, impulsada por la disponibilidad creciente de datos clínicos, el incremento en la capacidad computacional y el surgimiento de técnicas capaces de identificar patrones complejos previamente indetectables por metodologías estadísticas tradicionales (Topol, 2019; Kumar et al., 2021). Para comprender la evolución reciente de la IA y sus aplicaciones en salud mental (tanto clínicas como administrativas) es necesario establecer primero las categorías fundamentales que delimitan este campo tecnológico.

2.1.1 Inteligencia Artificial (IA)

La IA es un campo interdisciplinario que combina elementos de ciencias de la computación, matemática, estadística, neurociencia y filosofía para diseñar sistemas capaces de realizar funciones cognitivas. Esta capacidad incluye reconocimiento de patrones, razonamiento lógico, predicción, clasificación y generación de contenido. Según Ejaz et al. (2022), la IA en salud se orienta hacia tres propósitos centrales: mejorar la precisión diagnóstica, optimizar la gestión operativa y expandir el acceso a intervenciones personalizadas.

El concepto de IA comprende diversas aproximaciones metodológicas, entre ellas el aprendizaje automático (machine learning), el aprendizaje profundo (deep learning), las redes neuronales artificiales, el procesamiento del lenguaje natural y los sistemas basados en reglas. Estas aproximaciones no son excluyentes; por el contrario, conforman un continuo evolutivo en el

que cada técnica ha permitido resolver limitaciones de las anteriores e introducir nuevas capacidades de adaptación y generalización.

2.1.2 Machine Learning (ML)

El aprendizaje automático es una subdisciplina de la IA que permite a los sistemas aprender patrones a partir de datos sin necesidad de instrucciones programadas de manera explícita. Los algoritmos de ML pueden clasificarse en supervisados, no supervisados y de aprendizaje por refuerzo, dependiendo del tipo de señal que guía el proceso de aprendizaje (Liu et al., 2021).

En el contexto de la salud mental, el ML ha permitido desarrollar modelos capaces de predecir depresión, ansiedad, trastorno de estrés postraumático (PTSD) y riesgo suicida a partir de información conductual, textual o fisiológica (Wang et al., 2021; Kim & Chung, 2022; Zhang et al., 2023). Estos modelos se basan en la identificación de relaciones estadísticas complejas entre múltiples variables, lo que posibilita la detección temprana de alteraciones antes de que sean evidentes en la práctica clínica.

La relevancia del ML en salud radica en su capacidad para manejar grandes volúmenes de datos heterogéneos, como registros electrónicos, señales biomédicas, transcripciones de entrevistas clínicas, publicaciones en redes sociales y datos autoreportados. Gracias a estas capacidades, el ML ha sentado las bases para soluciones más avanzadas de IA como el aprendizaje profundo y los modelos generativos.

2.1.3 Deep Learning (DL)

El aprendizaje profundo es un subconjunto del ML basado en el uso de redes neuronales artificiales con múltiples capas. Estas arquitecturas permiten aprender representaciones jerárquicas

y altamente abstractas de los datos, lo que reduce la necesidad de ingeniería manual de características (Harris et al., 2024).

El salto conceptual del DL se debe a su capacidad para operar directamente sobre datos no estructurados, como imágenes, audio o texto. Esto ha tenido un impacto significativo en salud mental, donde los síntomas suelen manifestarse de manera multimodal: expresiones faciales, tono de voz, patrones lingüísticos y comportamiento digital (D'Alfonso et al., 2020).

Los modelos de DL pueden detectar microvariaciones en el lenguaje o la prosodia asociadas con trastornos afectivos y psicóticos (Vijay et al., 2024), así como clasificar señales fisiológicas o biomarcadores digitales de manera automática. El surgimiento de arquitecturas como Transformers en 2017 permitió superar las limitaciones de los modelos secuenciales tradicionales, abriendo el camino hacia los sistemas generativos y los grandes modelos de lenguaje (LLMs).

2.1.4 Procesamiento del Lenguaje Natural (NLP)

El procesamiento del lenguaje natural se refiere a las técnicas computacionales utilizadas para analizar, comprender y generar lenguaje humano. El NLP ha adquirido especial relevancia en salud mental debido al rol central que juega el lenguaje en la manifestación de síntomas psicológicos y en el proceso terapéutico (Good et al., 2020). Herramientas de NLP han sido aplicadas para analizar publicaciones en redes sociales y detectar señales tempranas de ideación suicida (Hinduja et al., 2022; Nanath et al., 2022), clasificar notas clínicas o entrevistas para apoyar el diagnóstico psiquiátrico, desarrollar chatbots terapéuticos y asistentes conversacionales y automatizar procesos administrativos basados en texto, como resúmenes clínicos o respuestas a pacientes.

La evolución del NLP desde modelos basados en n-gramas hasta Transformers y LLMs ha permitido pasar de tareas simples de clasificación a diálogos complejos, lo que tendrá impacto directo en la regulación, la ética y la práctica clínica, temas que se desarrollarán más adelante.

2.1.5 Redes Neuronales Artificiales

Las redes neuronales artificiales son modelos computacionales inspirados en la estructura del cerebro humano. Están compuestas por neuronas artificiales interconectadas que procesan información mediante pesos ajustables. Estas redes permiten resolver problemas no lineales complejos y se han convertido en la base de la mayoría de los modelos avanzados de IA utilizados en salud. Su principal fortaleza reside en su capacidad para aprender representaciones profundas de los datos, capturar relaciones temporales y contextuales, integrarse con señales multimodales (texto, audio, imagen). En salud mental, han permitido avances en reconocimiento de emociones, modelación del lenguaje y análisis de patrones conductuales (Ejaz et al., 2022).

2.1.6 Sistemas basados en reglas

Los sistemas basados en reglas constituyen una de las primeras aproximaciones a la IA, particularmente en salud. Estos sistemas funcionan mediante conjuntos explícitos de “si-entonces” formulados por expertos clínicos. El ejemplo histórico más emblemático es MYCIN, desarrollado en los años 70, diseñado para el diagnóstico de infecciones bacterianas (Weizenbaum, 1966; Russell & Norvig, 2020).

Aunque actualmente se consideran limitados, estos sistemas siguen siendo relevantes en salud por tres razones; transparencia: el razonamiento es explícito y auditable, a diferencia de los modelos de caja negra; regulación: son más fáciles de aprobar por agencias regulatorias como FDA o INVIMA e integración clínica: permiten representar protocolos y guías de práctica mediante reglas claras.

En contraste, los modelos modernos de IA, especialmente los modelos generativos, presentan desafíos de explicabilidad y trazabilidad, lo que vuelve a poner sobre la mesa la importancia de combinar enfoques simbólicos (reglas) y sub-simbólicos (deep learning) en aplicaciones clínicas.

2.2 Evolución histórica de la inteligencia artificial

La evolución de la IA ha sido un proceso dinámico que ha atravesado múltiples etapas metodológicas y conceptuales, configurando un campo que hoy ocupa un papel central en la transformación digital de los sistemas de salud. Aunque los fundamentos teóricos de la IA se remontan a los debates de la cibernética en los años cincuenta, sus aplicaciones en salud mental comenzaron a visibilizarse con el surgimiento de los primeros sistemas conversacionales. Uno de los hitos más influyentes fue ELIZA, desarrollado por Weizenbaum en 1966, el cual simulaba una entrevista psicoterapéutica mediante reglas lingüísticas predefinidas. A pesar de su simplicidad, ELIZA evidenció la capacidad de una máquina para sostener interacciones percibidas como significativas, anticipando tanto el potencial como las tensiones éticas que caracterizan la IA contemporánea, especialmente en escenarios donde los usuarios atribuyen agencia y empatía a sistemas incapaces de comprender genuinamente el contenido emocional del diálogo (Weizenbaum, 1966).

El desarrollo de ELIZA fue seguido por la consolidación de los sistemas expertos, concebidos para reproducir el razonamiento clínico mediante reglas explícitas basadas en conocimiento experto. Durante las décadas de 1970 y 1980 se crearon sistemas como MYCIN, que demostró que un programa podía igualar o incluso superar el desempeño humano en tareas diagnósticas específicas (Russell & Norvig, 2020). Estos desarrollos representaron avances fundamentales al introducir conceptos como la transparencia del razonamiento, la auditabilidad y

la estructuración formal de decisiones clínicas. Sin embargo, los sistemas expertos dependían de conocimiento manual difícil de actualizar, no podían escalar a dominios con alta variabilidad y presentaban limitaciones importantes para procesar datos no estructurados, un aspecto crucial en salud mental, donde los síntomas se manifiestan a través del lenguaje, el comportamiento y la interacción social.

El tránsito hacia modelos más flexibles se consolidó con la expansión del ML en los años noventa y dos mil. A diferencia de los sistemas basados en reglas, el ML permitió que los algoritmos aprendieran patrones directamente a partir de datos. Este giro epistémico reconfiguró la práctica de la IA, pues puso el énfasis en la generalización estadística y en la capacidad de identificar relaciones complejas que no son evidentes para el observador humano. En salud mental, el ML abrió nuevas posibilidades para la predicción de trastornos como la depresión, la ansiedad, el trastorno de estrés postraumático (PTSD) y el riesgo suicida (Islam & Miah, 2022; Wang et al., 2021; Saini et al., 2025). Estos avances fueron impulsados por la disponibilidad creciente de registros electrónicos, información conductual, señales fisiológicas y datos provenientes de redes sociales, lo cual permitió desarrollar modelos más sensibles a patrones sutiles asociados a sintomatología psiquiátrica (Good et al., 2020; Hinduja et al., 2022).

El siguiente salto metodológico ocurrió con el DL basado en redes neuronales artificiales capaces de aprender representaciones jerárquicas y altamente abstractas de los datos. El DL resolvió una de las principales limitaciones del ML tradicional: la dependencia de características diseñadas de manera manual. Gracias al aumento en la potencia computacional y al acceso a grandes volúmenes de datos, modelos profundos comenzaron a superar el desempeño humano en tareas de reconocimiento de imágenes, análisis de voz y comprensión del lenguaje (Harris et al., 2024; Ejaz et al., 2022). En salud mental, estas técnicas permitieron analizar patrones lingüísticos

complejos, detectar emociones en audio y vídeo, identificar biomarcadores digitales y trabajar con información multimodal, lo cual amplió significativamente el rango de herramientas clínicas basadas en IA (D'Alfonso et al., 2020; Vijay et al., 2024).

Sin embargo, el punto de inflexión más determinante en la historia contemporánea de la IA fue la introducción del modelo Transformer en 2017, una arquitectura que redefinió por completo el procesamiento del lenguaje natural. Al reemplazar los mecanismos secuenciales tradicionales por el uso de atención distribuida, los Transformers posibilitaron el entrenamiento de modelos con miles de millones de parámetros capaces de capturar relaciones profundas y contextuales en el lenguaje humano. Este avance dio origen a los grandes modelos de lenguaje (Large Language Models, LLMs), como GPT, Claude y Gemini, que hoy constituyen la base de los sistemas conversacionales avanzados, los asistentes clínicos y las plataformas de análisis automatizado de texto.

La llegada de los LLMs permitió el surgimiento de la inteligencia artificial generativa (GenAI), un paradigma en el que los modelos no solo clasifican o predicen, sino que generan contenido original, incluyendo textos clínicos, resúmenes de historias médicas, recomendaciones terapéuticas y diálogos empáticos. Esta capacidad expansiva ha transformado profundamente la interacción humano-máquina, pero también ha introducido riesgos críticos como la alucinación (generación de información falsa con alta confianza), la confabulación (creación de explicaciones inexistentes) y la dependencia emocional, especialmente relevante cuando los pacientes interactúan con sistemas que simulan apoyo psicológico.

Según el Informe MIT sobre la Brecha GenAI (2025), el uso de herramientas generativas ha crecido de manera tan acelerada que el 90% de los trabajadores las incorpora en su rutina diaria, incluso si su organización no las autoriza formalmente. Esta adopción informal contrasta con la

capacidad limitada de muchas instituciones para integrar la GenAI en procesos clínicos y administrativos regulados, no solo por restricciones normativas, sino también por limitaciones tecnológicas de los sistemas de información en salud existentes, que condicionan la interoperabilidad, el acceso a datos y la automatización en tiempo real.

En conjunto, esta evolución, desde los sistemas conversacionales iniciales hasta los modelos generativos actuales, evidencia una tendencia creciente hacia sistemas capaces de comprender, procesar y producir lenguaje con niveles cada vez mayores de sofisticación. En este contexto, la diversidad de enfoques, niveles de madurez tecnológica y perfiles de riesgo hace evidente la necesidad de herramientas sistemáticas que permitan evaluar, comparar y priorizar soluciones de IA antes de su adopción institucional, particularmente en entornos sensibles como la atención en salud mental.

2.3 Inteligencia artificial generativa (GenAI)

La GenIA constituye el avance más disruptivo en la evolución contemporánea de la IA, al introducir modelos capaces no solo de analizar información, sino de generar contenido nuevo con un nivel de coherencia y naturalidad que se aproxima al lenguaje humano. A diferencia del aprendizaje automático tradicional (centrado en tareas de clasificación, predicción o segmentación) la IA generativa opera mediante modelos entrenados para aprender distribuciones complejas de datos y producir, a partir de ellas, textos, imágenes, sonidos o interacciones conversacionales originales. Este cambio paradigmático ha transformado la forma como se conciben las aplicaciones de IA en la salud, la educación, el trabajo y, de manera particularmente sensible, en la salud mental.

El fundamento técnico de la GenAI se encuentra en los modelos generativos basados en arquitecturas de Transformers, que gracias a sus mecanismos de atención permiten capturar relaciones profundas entre palabras, oraciones y conceptos. Los LLMs como GPT, Claude y Gemini constituyen la expresión más avanzada de este enfoque. Estos modelos son entrenados con billones de tokens provenientes de libros, artículos científicos, repositorios digitales, bases clínicas anonimizadas y conversaciones humanas, lo cual les permite aprender patrones sintácticos, semánticos y pragmáticos con una amplitud sin precedentes. Desde esta perspectiva, los LLMs no almacenan conocimiento de forma declarativa, sino que estiman probabilidades lingüísticas que permiten generar respuestas altamente contextuales, adaptativas y, en apariencia, intencionalmente diseñadas (Topol, 2019).

Esta capacidad generativa diferencia radicalmente a los LLMs de los chatbots basados en reglas, como ELIZA o los sistemas expertos, cuyos comportamientos eran estáticos, limitados a coincidencias de patrones o árboles de decisión. Mientras que un chatbot basado en reglas opera mediante una lógica determinista escrita por programadores, un chatbot generativo construye sus respuestas en tiempo real mediante cálculos estadísticos que integran contexto, instrucciones previas y aprendizaje implícito. Esta flexibilidad permite sostener diálogos fluidos, interpretar emociones a partir del lenguaje y adaptar recomendaciones a situaciones descritas por el usuario, funcionalidades especialmente relevantes para el ámbito de la salud mental. No obstante, esta misma flexibilidad introduce riesgos significativos debido a la opacidad del razonamiento y la dificultad para controlar la veracidad de la información producida.

Sobre esta base tecnológica emergen los llamados Asistentes Conversacionales Empáticos (ACE), una categoría reciente de herramientas que utilizan LLMs para simular escucha activa, contención emocional y apoyo psicoeducativo. Los ACE son capaces de modular el tono, formular

preguntas abiertas, ofrecer reformulaciones y emplear técnicas inspiradas en enfoques terapéuticos como la terapia cognitivo-conductual (TCC), la entrevista motivacional o la terapia centrada en el cliente. Aunque estos sistemas pueden ampliar el acceso a intervenciones psicológicas básicas, también generan dilemas éticos profundos sobre la autenticidad de la empatía simulada, la frontera entre acompañamiento y tratamiento, y el riesgo de dependencia emocional por parte de personas en estados de vulnerabilidad (Fiske et al., 2021; Shaikh et al., 2021).

La GenAI introduce además riesgos técnicos inherentes a su diseño probabilístico. Uno de los más documentados es la alucinación, fenómeno en el cual el modelo genera información incorrecta pero presentada con alta confianza, lo cual puede ser especialmente peligroso en entornos clínicos, administrativos y terapéuticos. Relacionado con lo anterior se encuentra la confabulación, la producción de explicaciones coherentes, pero sin fundamento real, que puede inducir decisiones erróneas en usuarios no entrenados para evaluar la confiabilidad de las respuestas. Otro riesgo emergente es la dependencia emocional, pues estudios recientes muestran que algunos usuarios tienden a desarrollar vínculos afectivos con los asistentes generativos, atribuyéndoles capacidades de comprensión o apoyo que exceden su funcionamiento técnico y pueden interferir con la búsqueda de atención profesional. En salud mental, donde las relaciones terapéuticas exigen cuidado, límites y responsabilidad ética, este fenómeno adquiere especial relevancia para la discusión regulatoria.

Desde una perspectiva sociotécnica, la expansión de la GenAI ha generado lo que el Informe MIT sobre la Brecha GenAI describe como una “economía sumergida de la IA”. El documento revela que alrededor del 90% de los empleados utiliza LLMs en su trabajo cotidiano, incluso cuando sus organizaciones no han adoptado formalmente estas herramientas o carecen de políticas de gobernanza que regulen su uso. Esta adopción informal contrasta con la limitada

capacidad institucional para integrar la GenAI de manera segura, creando una brecha entre el comportamiento real de los usuarios y las estructuras reguladoras, éticas y organizacionales que deberían orientar el uso responsable de la tecnología. Este fenómeno tiene implicaciones críticas en el sector salud, donde una práctica no regulada podría comprometer la privacidad de datos, la calidad de decisiones clínicas y la seguridad del paciente.

El Informe MIT introduce además el concepto de brecha GenAI, entendido como la distancia entre alta adopción individual y baja transformación organizacional. Muchas instituciones incorporan LLMs en tareas puntuales, como redacción o análisis de texto, sin que estas herramientas se integren de manera efectiva a los sistemas de información clínicos existentes. Esta desconexión genera procesos paralelos, duplicación de registros y cargas administrativas adicionales para los profesionales de la salud, lo que limita el impacto real de la GenAI sobre la eficiencia operativa y el bienestar del personal.

En síntesis, la IA generativa representa tanto una oportunidad como un desafío. Su capacidad para comprender y producir lenguaje, sostener interacciones empáticas y asistir en tareas complejas la convierte en una tecnología con enorme potencial para ampliar la cobertura, mejorar la calidad del servicio y apoyar la práctica clínica. Sin embargo, su carácter probabilístico, su opacidad y la velocidad de su expansión exigen marcos regulatorios, éticos y clínicos capaces de proteger a los usuarios sin frenar la innovación. Comprender estos elementos es indispensable para analizar el papel de la GenAI en los procesos decisionales y terapéuticos dentro de instituciones de salud mental, tema que se explorará posteriormente en este capítulo.

En este sentido, conceptos como seguridad, eficacia y precisión no pueden permanecer en un nivel meramente declarativo, sino que requieren ser operacionalizados mediante métricas

verificables de desempeño clínico y técnico, aspecto que será incorporado como criterio específico dentro de la matriz de decisión propuesta.

2.4 La convergencia H_AI: una visión humanocéntrica de la inteligencia artificial en salud

La obra de Eric Topol (2019), uno de los referentes más influyentes en la intersección entre tecnología y medicina, propone un marco interpretativo fundamental para comprender el papel contemporáneo de la inteligencia artificial en los sistemas de salud: la convergencia Human–AI (H–AI). Esta perspectiva no concibe la IA como una fuerza destinada a reemplazar la labor clínica, sino como una herramienta profundamente complementaria que permite redistribuir tareas, potenciar capacidades cognitivas y restaurar dimensiones humanas que se han visto erosionadas por la carga administrativa y la tecnificación del cuidado. En este enfoque, la IA se convierte en un catalizador de transformación que reconfigura las relaciones entre pacientes, profesionales y sistemas sanitarios, a partir de tres principios articuladores: descomoditizar la medicina, empoderar al paciente y rehumanizar la práctica clínica.

El primer principio, descomoditizar la medicina, se refiere al desplazamiento progresivo de actividades rutinarias, repetitivas y de bajo valor clínico hacia sistemas de IA capaces de ejecutarlas con mayor eficiencia y menor probabilidad de error. Topol (2019) señala que gran parte del tiempo de los profesionales de la salud se consume en tareas administrativas, documentación, gestión de datos, diligenciamiento de historias clínicas y procesos burocráticos que reducen la disponibilidad para la atención directa del paciente. No obstante, este potencial solo se materializa cuando las soluciones de IA logran integrarse de manera efectiva a los sistemas de información

institucionales; de lo contrario, pueden generar procesos paralelos, duplicación de registros y una carga administrativa adicional que contradice el principio de rehumanización.

El segundo elemento del modelo de convergencia es el empoderamiento del paciente, entendido como la capacidad de las tecnologías para otorgar a las personas mayor control sobre sus datos, su proceso terapéutico y sus decisiones en salud. La IA, y especialmente la IA generativa, facilita un acceso sin precedentes a información personalizada, herramientas de autocuidado, monitoreo emocional y recursos educativos que fortalecen la autonomía del paciente. Según Topol (2019), este cambio representa una transición hacia la medicina personalizada y participativa, en la que los individuos no son receptores pasivos de intervenciones, sino agentes activos en la gestión de su bienestar. Sin embargo, el alcance de este empoderamiento depende de la capacidad institucional para integrar dichas herramientas dentro de flujos clínicos regulados, garantizando trazabilidad, seguridad de la información y coherencia con la historia clínica oficial.

El tercer componente, rehumanizar la medicina, constituye la aspiración más ambiciosa de la convergencia H-AI. Topol argumenta que la tecnificación progresiva del sistema de salud ha erosionado la esencia humana del acto clínico, reduciendo la interacción interpersonal a tiempos breves y altamente estructurados. Paradójicamente, la IA (una tecnología considerada fría o distante) podría devolver a la medicina su carácter humano al liberar tiempo, reducir saturación cognitiva y permitir encuentros clínicos más significativos. En este sentido, la IA no solo apoya la eficiencia operativa, sino que crea las condiciones para que el profesional pueda escuchar, empatizar, contener y abordar la complejidad emocional de la experiencia humana, funciones esenciales en la atención de salud mental. Esta visión coincide con perspectivas emergentes que sugieren que la IA debe ser un instrumento para profundizar la relación terapéutica, no para sustituirla (Fiske et al., 2021; Zeng et al., 2023).

Finalmente, la convergencia H–AI plantea que la inteligencia artificial debe ser entendida como una extensión del juicio clínico, no como su reemplazo. Los algoritmos pueden identificar patrones invisibles al ojo humano, pero carecen de comprensión emocional, interpretación contextual y capacidad de razonamiento moral. La IA puede amplificar el pensamiento clínico, alertar sobre señales tempranas, sintetizar grandes volúmenes de información y reducir variaciones no justificadas en la práctica, pero la decisión final debe permanecer bajo supervisión humana significativa, especialmente en escenarios de salud mental donde la vulnerabilidad, el riesgo y la subjetividad desempeñan un papel determinante (WHO, 2022). Esta complementariedad constituye una relación sinérgica entre dos formas de inteligencia: una basada en la estadística y el procesamiento masivo de datos, y otra en la experiencia, la intuición clínica y la comprensión del sufrimiento humano.

De modo que, la convergencia H–AI no puede asumirse como un ideal abstracto, sino como un marco orientador que debe ser operacionalizado mediante criterios evaluables que permitan a las instituciones decidir qué soluciones de IA contribuyen efectivamente a la eficiencia, la humanización del cuidado y la sostenibilidad operativa.

2.5 Inteligencia artificial para la gestión administrativa en salud

La inteligencia artificial ha adquirido un papel central en la transformación de los procesos administrativos en las instituciones prestadoras de servicios de salud (IPS), donde la creciente complejidad operativa, la saturación de cargas administrativas y la presión por mejorar la eficiencia han configurado un entorno propicio para la adopción de tecnologías emergentes. En este escenario, la IA se posiciona como un recurso estratégico para los directivos, no solo por su capacidad para automatizar tareas repetitivas, sino también por su potencial para optimizar la toma

de decisiones, reducir variaciones operativas, anticipar la demanda y mejorar la calidad del flujo de trabajo a nivel institucional (Kulkarni et al., 2023; Peltier et al., 2021).

Diversas áreas críticas de gestión han comenzado a beneficiarse de soluciones basadas en IA. Una de ellas es la gestión documental, donde el uso de herramientas de procesamiento del lenguaje natural permite transcribir, organizar y sintetizar información clínica y administrativa en tiempo real. Este tipo de automatización reduce significativamente la carga de documentación que recae sobre el personal asistencial y administrativo, liberando tiempo que puede ser destinado a actividades de mayor valor añadido. No obstante, cuando estas herramientas no se integran directamente al sistema de historia clínica institucional, el beneficio potencial puede verse neutralizado por la necesidad de validación manual o doble registro por parte del profesional.

El Informe Peterson (2025) destaca que la documentación clínica representa uno de los principales factores de agotamiento profesional (“burnout”) y que la automatización de estos procesos mediante asistentes digitales puede disminuir de manera sustancial el llamado *pajama time* (horas adicionales dedicadas a completar registros fuera del horario laboral), un fenómeno altamente prevalente en instituciones de salud.

Otra dimensión esencial es la optimización de recursos, ámbito en el cual los algoritmos predictivos permiten anticipar fluctuaciones en la demanda de servicios, identificar cuellos de botella, asignar recursos de manera eficiente y mejorar la utilización de camas, consultorios y personal asistencial. Estudios recientes indican que los sistemas de IA pueden analizar patrones históricos y eventos contextuales para proyectar cargas operativas, ajustando dinámicamente los procesos de atención y los requerimientos de recursos (Cecula & Yu, 2022; Sharma et al., 2021). En salud mental, donde la demanda presenta altas variaciones y los recursos especializados son

limitados, este tipo de herramientas puede contribuir a mejorar la accesibilidad al servicio y reducir tiempos de espera.

La IA también ha comenzado a desempeñar un rol relevante en la programación del personal, una de las tareas administrativas más complejas en las IPS. Mediante algoritmos de optimización, es posible crear turnos que equilibren cargas de trabajo, minimicen fatiga acumulada, reduzcan ausentismo y garanticen una cobertura adecuada de los servicios. El Informe Peterson señala que estos sistemas no solo benefician a la organización, sino también al bienestar del personal, al fomentar esquemas de distribución de trabajo más equitativos y sostenibles. En países donde la salud mental del trabajador sanitario constituye un foco de preocupación, esta contribución adquiere un valor estratégico.

Un área de rápido crecimiento es la automatización de flujos clínicos y operativos, donde los sistemas de IA permiten dirigir al paciente hacia el nivel adecuado de atención, predecir tiempos de estancia, priorizar solicitudes, gestionar autorizaciones y coordinar rutas asistenciales. Estas aplicaciones alcanzan su máximo potencial únicamente cuando los sistemas de información permiten la interoperabilidad bidireccional y el uso de datos en tiempo real; en contextos donde dicha integración es limitada, la automatización se reduce a apoyos parciales que requieren intervención humana constante (Rehman et al., 2022). Para los directivos, esta automatización tiene un impacto directo en el rendimiento institucional, al disminuir tiempos improductivos y mejorar la disponibilidad operativa.

Dentro de este ecosistema emergente, los ambient scribes se han convertido en el caso más acelerado de adopción de IA en la historia del sector salud. Según el Informe Peterson (2025), estas herramientas asistidas por IA capturan conversaciones clínicas en tiempo real, generan resúmenes estructurados y documentan automáticamente la interacción entre profesional y

paciente. Si bien su adopción se ha expandido rápidamente debido a su efecto inmediato en la reducción de carga administrativa, la evidencia sobre su eficiencia es heterogénea: algunos estudios reportan mejoras sustanciales en la productividad, mientras que otros destacan problemas persistentes de omisión, falta de precisión contextual y errores derivados de sesgos del modelo. Este carácter ambivalente ha generado debates regulatorios sobre la necesidad de supervisión humana significativa, especialmente cuando los registros producidos por IA se integran en la historia clínica oficial.

El impacto institucional de estas tecnologías está fuertemente relacionado con los retos evidenciados en el Informe MIT sobre la Brecha GenAI (2025), que señala que cerca del 95% de los proyectos empresariales basados en IA no logra generar un retorno de inversión medible en sus primeras fases de adopción. Entre las causas identificadas se encuentran la falta de “aprendizaje contextual” de los modelos (es decir, la incapacidad de adaptarse a las particularidades operativas de cada institución) y el predominio de inversiones dirigidas a marketing y desarrollo, más que a adecuaciones estructurales o procesos de transformación organizacional. En el sector salud, donde la interoperabilidad, la precisión y la seguridad son críticos, estas limitaciones pueden acentuarse, lo que obliga a los directivos a evaluar cuidadosamente la madurez tecnológica, los costos indirectos y la capacidad institucional para sostener la tecnología a largo plazo.

La IA para la gestión administrativa en salud ofrece oportunidades significativas para mejorar la eficiencia operativa, reducir cargas laborales, optimizar el uso de recursos y fortalecer la toma de decisiones. No obstante, su adopción requiere un análisis profundo de sus riesgos, su alineación con los procesos institucionales, la solvencia de su evidencia técnica y la coherencia con la regulación vigente. Para los directivos de IPS, estas tecnologías representan tanto un

instrumento de modernización como un desafío estratégico que exige equilibrio entre innovación, gobernanza y protección de la calidad asistencial.

2.5.1 *Ambient Scribes*

Uno de los avances más acelerados en la aplicación de IA a la gestión administrativa en salud es el surgimiento de los *ambient scribes*, sistemas capaces de capturar, transcribir y sintetizar en tiempo real las interacciones entre profesionales y pacientes. Según el Informe Peterson sobre el estado de la IA en salud (2025), estas herramientas constituyen “el caso de adopción más rápido en la historia reciente del sector”, debido a su impacto inmediato en la reducción de la carga documental, uno de los principales factores asociados al burnout. La documentación clínica continúa ocupando un volumen significativo de tiempo asistencial y extralaboral (incluido el *pajama time*), lo que afecta la satisfacción profesional y la calidad del cuidado.

Los *ambient scribes* operan mediante modelos avanzados de procesamiento del lenguaje natural que registran la conversación clínica, extraen conceptos relevantes y generan notas automatizadas integrables en la historia clínica electrónica. Para los directivos de IPS, representan una respuesta concreta al problema persistente del exceso de tiempo dedicado por médicos y profesionales de salud mental a tareas administrativas. En algunos contextos, el informe reporta reducciones de hasta un 40% en estas cargas, aumentando el tiempo efectivo de atención y disminuyendo la carga cognitiva derivada del multitasking clínico.

No obstante, el Informe Peterson advierte que la evidencia sobre su rendimiento es heterogénea. Mientras ciertos centros registran mejoras en productividad y satisfacción, otros reportan omisiones de información clave, errores en la síntesis del razonamiento clínico, dificultades para capturar matices emocionales (especialmente críticos en salud mental) y fallas en la estructuración de notas complejas. Estas limitaciones se relacionan con la naturaleza

probabilística de los modelos, que puede afectar la interpretación de terminología especializada, variaciones lingüísticas o elementos relacionales de la interacción terapéutica.

El informe también alerta sobre posibles sesgos derivados de entrenamientos realizados en contextos culturales o clínicos distintos, lo cual puede producir transcripciones incompletas o interpretaciones erróneas. Asimismo, una automatización excesiva podría generar dependencia tecnológica y disminuir la vigilancia clínica si no existe supervisión humana significativa. Los *ambient scribes* tienen un potencial considerable para transformar la gestión administrativa al reducir la carga documental y mejorar la eficiencia operativa. Sin embargo, su adopción demanda un análisis riguroso de precisión, sesgos, riesgos operativos y condiciones regulatorias. Para los directivos de IPS, representan tanto una oportunidad estratégica como un desafío que requiere gobernanza, supervisión y evaluación continua para asegurar su verdadero impacto en la calidad del servicio.

2.5.2 IA administrativa y retorno de inversión (ROI)

A pesar del entusiasmo que rodea a la inteligencia artificial como herramienta estratégica para la modernización del sector salud, la evidencia empírica muestra una brecha significativa entre las expectativas proyectadas y los beneficios tangibles obtenidos a nivel institucional. El Informe MIT sobre la Brecha GenAI (2025) indica que aproximadamente el 95 % de los proyectos empresariales basados en IA no logra generar un retorno de inversión (ROI) medible en sus primeras fases de implementación, incluso en organizaciones con altos niveles de madurez digital. Este hallazgo cuestiona la narrativa que presenta la IA como una fuente inmediata de eficiencia y ahorro, y obliga a los directivos de las IPS a evaluar críticamente los costos ocultos, las limitaciones técnicas y los desafíos de integración que caracterizan la adopción de estas tecnologías.

Uno de los principales factores que explica esta brecha es la ausencia de aprendizaje contextual en la mayoría de los modelos de IA administrativa. A diferencia de los profesionales humanos, capaces de interpretar normas, fluctuaciones operativas y dinámicas organizacionales implícitas, los sistemas de IA requieren entrenamiento específico y datos representativos para adaptarse a los flujos reales de trabajo.

Sin embargo, muchas soluciones disponibles han sido entrenadas con información genérica, proveniente de contextos organizacionales distintos, lo que limita su capacidad para responder a las particularidades de cada institución. Esta desconexión reduce la efectividad de los modelos, genera fricciones operativas y aumenta la necesidad de ajustes manuales que contradicen la promesa de automatización total, especialmente cuando la IA se implementa de forma parcial o aislada de los sistemas de información institucionales (Kulkarni et al., 2023; Sharma et al., 2021). A ello se suma un sesgo en la asignación presupuestal, en el que cerca del 70 % de los recursos se destinan a desarrollo y marketing, en detrimento de inversiones en infraestructura, gobernanza de datos, capacitación del personal y rediseño de procesos, lo que compromete la sostenibilidad de las iniciativas (MIT, 2025).

En este contexto, el cálculo del ROI en proyectos de IA administrativa no puede limitarse a métricas financieras tradicionales, ni a supuestos ahorros indirectos para terceros pagadores. En las IPS, el retorno debe evaluarse prioritariamente en términos de eficiencia operativa interna, considerando tanto costos indirectos subestimados, como interrupciones durante la integración, requerimientos adicionales de interoperabilidad, licencias recurrentes y supervisión del modelo, como beneficios no financieros.

Entre estos se incluyen la reducción de tiempos de espera, la disminución de la carga administrativa del personal, la mitigación del burnout y la mejora de la experiencia del paciente,

factores que inciden directamente en la continuidad del servicio y la calidad asistencial (Rehman et al., 2022; Peltier et al., 2021). En consecuencia, más que una solución inmediata, la IA administrativa debe entenderse como un proceso de transformación gradual que exige madurez tecnológica, planificación estratégica y evaluación continua de riesgos y beneficios, particularmente en instituciones de salud mental donde la seguridad del paciente y la sostenibilidad operativa son prioritarias.

2.6 IA en uso clínico en salud mental

La incorporación de la inteligencia artificial en los procesos clínicos de la salud mental ha avanzado con una rapidez notable durante la última década, impulsada por la disponibilidad de grandes volúmenes de datos conductuales, textuales, fisiológicos y sociodigitales, así como por el perfeccionamiento de técnicas de aprendizaje automático y profundo. En este contexto, la IA se ha consolidado como un apoyo emergente para el diagnóstico, la vigilancia clínica continua y la detección temprana de riesgos, lo que abre posibilidades inéditas para la atención de condiciones como depresión, ansiedad, trastornos psicóticos y riesgo suicida. No obstante, la adopción efectiva de estas tecnologías en instituciones prestadoras de servicios de salud mental no depende únicamente de su desempeño técnico, sino de condiciones institucionales como la interoperabilidad de los sistemas de información, la disponibilidad de datos clínicos en tiempo real y la capacidad organizacional para integrarlas sin generar reprocesos o riesgos operativos.

Los modelos predictivos basados en ML han demostrado ser capaces de identificar patrones complejos en datos multimodales que, en muchos casos, resultan difíciles de percibir mediante evaluación clínica tradicional. Estudios recientes muestran que los algoritmos pueden alcanzar métricas de desempeño superiores al 85% en AUC (Área bajo la curva) para la predicción de trastornos depresivos, ansiedad o estrés postraumático (PTSD), lo que se evidencia en

investigaciones como las de Wang et al. (2021), Liu et al. (2021) y Zhang et al. (2023). Si bien estos niveles de desempeño sugieren un alto potencial predictivo, su utilidad clínica depende de procesos adicionales de validación externa, integración en los flujos asistenciales y supervisión humana significativa, especialmente en decisiones de alto riesgo.

La aplicación de IA al diagnóstico asistido se ha extendido a diversas fuentes de información: historiales electrónicos, patrones de lenguaje natural, señales acústicas, actividad en redes sociales y biomarcadores digitales derivados del uso de dispositivos móviles. Por ejemplo, Vijay et al. (2024) demuestran que los modelos basados en registros electrónicos pueden identificar indicadores tempranos de esquizofrenia mediante patrones longitudinales de consulta, adherencia y sintomatología. Del mismo modo, Harris et al. (2024) evidencian que los biomarcadores fisiológicos, como variabilidad cardíaca, patrones de sueño o frecuencia de movimiento, pueden mejorar la capacidad discriminativa de modelos predictivos para trastornos psíquicos. Sin embargo, en contextos institucionales donde el acceso a estas fuentes se encuentra restringido por el sistema de información clínica o por dependencias tecnológicas del proveedor, la aplicabilidad de estos modelos se limita a usos complementarios o retrospectivos.

El monitoreo emocional automatizado es otra de las áreas donde la IA ha mostrado avances significativos, especialmente a través de plataformas basadas en la nube y aplicaciones móviles que permiten capturar información en tiempo real. Herramientas como EmotiCloud, estudiada por López-Echeverry et al. (2025), han demostrado que los algoritmos pueden identificar fluctuaciones emocionales, episodios de ansiedad, síntomas depresivos o alteraciones del sueño mediante el análisis de patrones de uso del dispositivo, tono de voz o interacciones digitales.

Este tipo de monitoreo continuo resulta particularmente valioso para poblaciones con restricciones de acceso a servicios presenciales, como adultos mayores, personas en zonas rurales

o usuarios con alta rotación laboral, facilitando intervenciones tempranas o derivaciones oportunas. No obstante, cuando estas plataformas no se integran de forma automática a la historia clínica institucional, pueden introducir doble registro, aumento de carga administrativa y dependencia del compromiso individual del profesional, afectando su sostenibilidad operativa.

Asimismo, la IA ha sido empleada para fortalecer los sistemas de vigilancia clínica del riesgo suicida mediante el análisis de señales conductuales y lingüísticas en redes sociales. Investigaciones como las de Good et al. (2020), Pullins et al. (2021) y Nanath et al. (2022) muestran que los modelos basados en minería de texto pueden detectar patrones asociados con ideación suicida o malestar psicológico con alta sensibilidad. Estos sistemas permiten monitorear grandes volúmenes de datos y generar alertas tempranas, aunque su implementación clínica requiere cautela debido a riesgos éticos asociados con privacidad, consentimiento y representatividad de los datos. En ausencia de integración directa con los sistemas clínicos de la IPS, estas alertas requieren protocolos de contingencia claros para evitar pérdidas de información, retrasos en la intervención o dependencia de procesos manuales. No obstante, su potencial para identificar tendencias poblacionales o cambios abruptos en el bienestar mental ha sido ampliamente reconocido, especialmente en contextos como la pandemia por COVID-19.

En paralelo, los biomarcadores digitales han emergido como un elemento transformador en la práctica clínica al proporcionar información objetiva y continua sobre el comportamiento y la fisiología del paciente. Soluciones como las evaluadas por Mindstrong Health, o los estudios recientes de Harris et al. (2024), apuntan a que la movilidad, la forma de interacción con el dispositivo, la velocidad de escritura, la prosodia del habla o la latencia en las respuestas pueden funcionar como indicadores tempranos de episodios depresivos, deterioro cognitivo o ideación suicida. No obstante, su uso clínico continuo depende de la capacidad institucional para integrar

estos datos en tiempo real a los sistemas de información existentes, lo cual no siempre es viable en entornos con restricciones tecnológicas.

A pesar de estos avances, la evidencia también muestra limitaciones importantes que deben ser consideradas antes de adoptar estas soluciones de manera institucional. La mayoría de los modelos clínicos se han evaluado en contextos experimentales, con bases de datos limitadas o poco representativas, lo que plantea riesgos de sesgo algorítmico o sobreajuste. Como señalan Ejaz et al. (2022) y Zhuang et al. (2023), la ausencia de validación externa y ensayos clínicos longitudinales continúa siendo uno de los principales desafíos para la integración de la IA en la práctica clínica real. Además, la opacidad de algunos modelos de DL puede dificultar su explicabilidad, lo cual es particularmente problemático en decisiones de alto riesgo como la predicción de suicidio o la detección de trastornos severos.

En conjunto, la IA aplicada al ámbito clínico de la salud mental ofrece oportunidades relevantes para fortalecer el diagnóstico, el monitoreo y la detección temprana de riesgos; sin embargo, su implementación efectiva depende de factores tecnológicos, institucionales y regulatorios que condicionan su impacto real. Para las IPS de salud mental, estas soluciones solo pueden considerarse viables cuando se integran sin generar reprocesos, cuentan con validación clínica suficiente y mantienen una supervisión humana significativa. Estas tensiones justifican la necesidad de una matriz de decisión multicriterio que permita evaluar de forma sistemática la pertinencia, factibilidad y riesgo de las tecnologías de IA antes de su adopción institucional.

2.6.1 Riesgos clínicos

Aunque la inteligencia artificial ha demostrado un potencial relevante para apoyar la detección temprana, el diagnóstico asistido y el monitoreo de trastornos mentales, su incorporación en la práctica clínica implica riesgos sustanciales que deben ser evaluados con rigor antes de su

adopción institucional. Uno de los principales desafíos es la dependencia de datos no representativos, dado que muchos modelos de aprendizaje automático han sido entrenados con información proveniente de poblaciones específicas —principalmente jóvenes, usuarios de redes sociales o pacientes de países del norte global—, lo que limita su capacidad de generalización. Como advierten Ejaz et al. (2022) y Kopelovich et al. (2021), cuando los datos de entrenamiento no reflejan la diversidad sociodemográfica, cultural y clínica de la población atendida, los algoritmos pueden generar predicciones imprecisas, con consecuencias potencialmente graves en salud mental, donde la sintomatología varía de forma significativa según el contexto y las condiciones psicosociales.

Este problema se encuentra estrechamente vinculado con el sesgo algorítmico, una de las amenazas más documentadas en la literatura reciente. Los modelos pueden reproducir o amplificar inequidades preexistentes cuando se entrenan con datos desbalanceados o con variables implícitas asociadas a estigmas sociales. Zeng et al. (2023) señalan que, en salud mental, estos sesgos pueden traducirse en una sobreestimación del riesgo suicida en determinados grupos o en la subdetección de síntomas en otros, profundizando brechas clínicas y sociales. A ello se suma la limitada explicabilidad de muchos modelos de aprendizaje profundo, cuya arquitectura funciona como una “caja negra” difícil de interpretar incluso para especialistas. Como indican Harris et al. (2024) y Kumar et al. (2021), esta opacidad puede debilitar la confianza profesional, dificultar la adopción institucional y limitar la identificación temprana de errores o sesgos en decisiones clínicas de alto riesgo.

De manera complementaria, la baja transparencia de muchas soluciones de IA —que no detallan adecuadamente los datos de entrenamiento, los procesos de validación ni el desempeño en subpoblaciones— dificulta la auditoría independiente y expone a las instituciones a una

adopción tecnológica basada en confianza hacia proveedores externos (Fiske et al., 2021). En conjunto, la combinación de datos no representativos, sesgos algorítmicos, falta de explicabilidad y limitada transparencia configura un escenario de incertidumbre que compromete el uso clínico seguro de la IA. Estos riesgos no constituyen argumentos para descartar su implementación, sino alertas que refuerzan la necesidad de marcos robustos de validación clínica, supervisión humana significativa y gobernanza institucional de los datos, especialmente en salud mental, donde los errores diagnósticos pueden derivar en intervenciones inadecuadas o fallos en la detección de riesgos críticos.

2.6.2 Evidencia empírica

La evidencia empírica sobre el uso clínico de la inteligencia artificial en salud mental muestra un campo en rápida expansión, con avances técnicos relevantes pero también con brechas persistentes en validación, generalización e implementación institucional. La literatura se concentra principalmente en tres líneas de investigación: diagnóstico y predicción automatizada, monitoreo digital continuo y detección temprana del riesgo suicida mediante análisis de comportamiento y lenguaje. En este marco, diversos estudios reportan que los modelos de ML y DL pueden alcanzar métricas robustas en tareas tradicionalmente asociadas al juicio clínico experto. Investigaciones como las de Wang et al. (2021), Liu et al. (2021), Islam y Miah (2022) y Zhang et al. (2023) informan valores de AUC superiores a 0.85 para la predicción de depresión, ansiedad, PTSD e ideación suicida, mientras que el metaanálisis de Saini et al. (2025) confirma la estabilidad de estos resultados en la predicción del riesgo suicida. No obstante, la mayoría de estos estudios se desarrollan en entornos controlados o con bases de datos homogéneas, lo que limita su validez externa y plantea desafíos para su aplicación en escenarios clínicos reales.

Otro eje relevante de la evidencia empírica corresponde al uso de biomarcadores digitales, entendidos como variables fisiológicas o conductuales capturadas mediante dispositivos móviles o sensores pasivos. Estudios como los de Harris et al. (2024) y Vijay et al. (2024) muestran que indicadores como la variabilidad cardíaca, los patrones de sueño, la movilidad o la forma de interacción con el dispositivo pueden funcionar como predictores tempranos de recaídas psicóticas, estados depresivos o deterioro cognitivo, abriendo la posibilidad de modelos de atención más preventivos y personalizados. En paralelo, investigaciones basadas en análisis de redes sociales evidencian que técnicas de procesamiento del lenguaje natural aplicadas a plataformas como Twitter permiten identificar señales de malestar emocional, estrés, depresión o riesgo suicida en tiempo real (Good et al., 2020; Pullins et al., 2021; Nanath et al., 2022). Sin embargo, estas aproximaciones presentan limitaciones importantes relacionadas con privacidad, representatividad de los datos y control del contexto clínico, lo que restringe su uso directo en la práctica asistencial.

Finalmente, la literatura reporta un interés creciente en integrar la IA como sistema de apoyo a la toma de decisiones clínicas y a la gestión asistencial en instituciones de salud mental. Estudios como los de Dawoodbhoy et al. (2021), Afshan y Anwar (2022) y Kim y Lee (2023) describen mejoras potenciales en la priorización de casos, la gestión del flujo de pacientes y el análisis de patrones clínicos complejos mediante modelos híbridos que combinan datos administrativos, clínicos y conductuales, aunque la mayoría de estas experiencias se basan en pilotos o estudios retrospectivos. De manera similar, la efectividad de los chatbots terapéuticos ha sido documentada en contextos de síntomas leves o moderados de ansiedad y depresión, especialmente en población joven (Zhang et al., 2022; Mishra y Dutta, 2023; Shaikh et al., 2021), pero con limitaciones claras en empatía, manejo de casos complejos y necesidad de supervisión

profesional. En conjunto, la evidencia empírica respalda el potencial de la IA como herramienta de apoyo clínico, pero no como sustituto de la atención especializada, y refuerza la necesidad de evaluar su adopción institucional considerando validación, integración tecnológica y supervisión humana significativa.

2.7 Concepto de Terapia Digital (DTx)

La Terapia Digital (Digital Therapeutics, DTx) se ha consolidado como una categoría diferenciada dentro del ecosistema de tecnologías en salud, definida por el uso de software basado en evidencia para prevenir, gestionar o tratar condiciones médicas mediante intervenciones estructuradas y clínicamente validadas. A diferencia de las aplicaciones de bienestar (wellness apps), orientadas al autocuidado, la educación o el monitoreo básico sin exigencias regulatorias, las DTx se conciben como intervenciones terapéuticas formales que deben demostrar efectividad mediante ensayos clínicos controlados, garantizar seguridad e integridad de los datos y operar bajo marcos regulatorios como los dispositivos médicos basados en software (SaMD), según los lineamientos de la Digital Therapeutics Alliance (DTA, 2023).

Esta distinción es especialmente relevante en salud mental, donde las DTx han mostrado capacidad para producir efectos terapéuticos medibles, como reducción de síntomas de ansiedad y depresión, mejora de patrones de sueño y fortalecimiento de habilidades cognitivas. Estudios como los de D'Alfonso et al. (2020), Zhang et al. (2022), Mishra y Dutta (2023) y López-Echeverry et al. (2025) evidencian que las DTx, particularmente aquellas basadas en terapia cognitivo-conductual, pueden alcanzar resultados comparables a intervenciones presenciales de baja intensidad, consolidándose como parte de modelos híbridos de atención. No obstante, al intervenir directamente sobre procesos psicológicos y conductuales, estas herramientas implican riesgos clínicos que exigen mecanismos de validación rigurosos, trazabilidad algorítmica y supervisión

profesional, lo que ha llevado a su clasificación como dispositivos médicos de riesgo moderado en marcos regulatorios como los de la FDA y el AI Act europeo (FDA, 2023; Parlamento Europeo, 2024).

Desde una perspectiva institucional, la adopción de DTx no depende únicamente de su evidencia clínica, sino de su factibilidad operativa, su integración con los sistemas de información en salud y su impacto en los flujos asistenciales. En contextos donde los HIS operan como ecosistemas cerrados, la implementación de DTx puede verse condicionada por restricciones tecnológicas, dependencia del proveedor y costos adicionales de integración. En este sentido, Kopelovich et al. (2021) y Fiske et al. (2021) advierten que confundir DTx con aplicaciones de bienestar o implementar soluciones sin evaluación integral puede derivar en decisiones clínicas y gerenciales inadecuadas. Por ello, las DTx deben entenderse como herramientas terapéuticas digitales de apoyo —no de sustitución— cuya adopción requiere análisis multicriterio que considere evidencia clínica, riesgo regulatorio, impacto operativo y sostenibilidad institucional.

2.7.1 Tipos de Terapias Digitales (DTx)

Las terapias digitales en salud mental comprenden un conjunto de intervenciones estructuradas diseñadas para abordar procesos psicológicos específicos mediante módulos terapéuticos, algoritmos adaptativos y mecanismos de retroalimentación continua. Su desarrollo ha sido particularmente relevante en este campo debido a la escasez de especialistas, las brechas de acceso y la alta prevalencia de trastornos crónicos. Entre las categorías con mayor evidencia clínica se encuentran las DTx basadas en terapia cognitivo-conductual digital (TCC-digital), las intervenciones de regulación emocional, las terapias dirigidas al manejo del sueño, los programas de adherencia terapéutica y las soluciones específicas para ansiedad y depresión.

Las DTx basadas en TCC-digital constituyen la tipología más consolidada, dada la estructura modular de la TCC tradicional y su facilidad de adaptación a entornos digitales. Estas intervenciones incorporan técnicas como reestructuración cognitiva, exposición gradual, entrenamiento en habilidades de afrontamiento y autocontrol emocional. Estudios como los de D'Alfonso et al. (2020) y Zhang et al. (2022) evidencian que la TCC-digital puede generar mejoras significativas en síntomas leves y moderados de ansiedad y depresión, con resultados comparables a modalidades presenciales de baja intensidad.

De manera complementaria, las DTx orientadas a la regulación emocional utilizan ejercicios interactivos y monitoreo continuo para identificar patrones afectivos disfuncionales y activar contenidos terapéuticos personalizados; López-Echeverry et al. (2025) reportan resultados prometedores en la detección temprana de fluctuaciones emocionales y la prevención de escalamiento sintomático.

Otra línea relevante corresponde a las DTx dirigidas al manejo del sueño y a la mejora de la adherencia terapéutica. Las terapias digitales para insomnio integran componentes de higiene del sueño, control de estímulos y análisis de patrones mediante registros digitales, mostrando reducciones significativas en latencia y despertares nocturnos, con impacto indirecto en la estabilidad emocional. Por su parte, las DTx de adherencia incorporan recordatorios inteligentes, monitoreo de cumplimiento y retroalimentación personalizada, permitiendo fortalecer la continuidad del tratamiento; estudios como los de Rouzi et al. (2021) y Afshan y Anwar (2022) respaldan su efectividad.

Finalmente, las DTx específicas para ansiedad y depresión combinan TCC-digital, regulación emocional y mindfulness, mostrando mejoras sostenidas en sintomatología, especialmente en población adulta joven (Mishra & Dutta, 2023). En conjunto, estas tipologías

confirman que las DTx funcionan como intervenciones terapéuticas de apoyo —no sustitutivas— dentro de modelos híbridos de atención en salud mental.

2.7.2 Marco de Topol aplicado a Terapias Digitales (DTx)

El marco propuesto por Eric Topol (2019) ofrece una base conceptual sólida para analizar el papel de la inteligencia artificial y las tecnologías digitales en la transformación de la práctica clínica, bajo una premisa central: la tecnología debe fortalecer, y no reemplazar, la dimensión humana de la medicina. Desde esta perspectiva, las terapias digitales (DTx) constituyen un espacio privilegiado de aplicación del modelo H-AI, al integrar capacidades algorítmicas con intervenciones psicológicas estructuradas que promueven el empoderamiento del paciente, la personalización del tratamiento y una atención más centrada en la experiencia terapéutica.

El componente de medicina empoderada se materializa en las DTx al otorgar al paciente un rol activo en su proceso terapéutico mediante módulos interactivos, monitoreo continuo y herramientas de autogestión emocional y cognitiva. Tal como señala Topol (2019), el mayor impacto de la IA en salud no reside únicamente en el diagnóstico automatizado, sino en la capacidad de las personas para comprender y gestionar su propia información clínica.

En este sentido, las DTx amplían el tratamiento más allá del consultorio, fortalecen la adherencia, reducen el estigma y facilitan intervenciones tempranas. De forma complementaria, estas soluciones permiten avanzar hacia una medicina personalizada, ya que los algoritmos ajustan contenidos, intensidad y ritmo terapéutico según patrones conductuales y emocionales individuales. Evidencia reciente muestra que la personalización digital mejora la adecuación del tratamiento a la variabilidad sintomática propia de la salud mental (Zhang et al., 2022; López-Echeverry et al., 2025).

Finalmente, el principio de medicina humanizada adquiere un sentido operativo al integrar DTx en modelos híbridos de atención. Aunque basadas en software, estas herramientas pueden liberar tiempo clínico al automatizar tareas repetitivas y reducir carga administrativa, permitiendo que los profesionales concentren su labor en la empatía, el acompañamiento y la toma de decisiones complejas (Topol, 2019). En este marco, la IA no sustituye el juicio clínico ni la relación terapéutica, sino que actúa como un complemento que mejora la continuidad del cuidado y el acceso a información relevante. Así, el enfoque de Topol permite comprender a las DTx como un componente estratégico para una atención en salud mental más empoderadora, personalizada y humana, alineada con las limitaciones reales de los sistemas asistenciales contemporáneos.

2.7.3 Estado mundial de las Terapias Digitales (DTx)

El desarrollo y adopción de las terapias digitales (DTx) presenta una marcada heterogeneidad a nivel global, determinada principalmente por la madurez de los marcos regulatorios y la disponibilidad de infraestructura digital. Mientras Estados Unidos y Europa han consolidado esquemas normativos específicos para dispositivos médicos basados en software, otras regiones —incluida América Latina— permanecen en etapas incipientes, lo que limita la adopción clínica segura de estas tecnologías, especialmente en salud mental, donde los riesgos éticos, clínicos y legales son elevados.

En Estados Unidos, la Administración de Alimentos y Medicamentos (FDA) ha establecido un marco robusto para la regulación de Software as a Medical Device (SaMD), categoría que agrupa la mayoría de las DTx. Este modelo exige evidencia clínica rigurosa, evaluación de riesgos, trazabilidad algorítmica y cumplimiento de buenas prácticas de machine learning (GMLP), permitiendo además una supervisión poscomercialización continua. Gracias a este enfoque, múltiples DTx han sido aprobadas para el tratamiento de depresión, insomnio, ansiedad y

trastornos por uso de sustancias, consolidando a este país como el entorno con mayor validación terapéutica formal.

En Europa, la regulación se articula a través del Medical Device Regulation (MDR) y del AI Act (2024), que clasifica las terapias digitales como sistemas de alto riesgo, obligando a los desarrolladores a garantizar transparencia, explicabilidad, gobernanza de datos y supervisión humana. No obstante, la Comisión Europea reconoce que la interoperabilidad limitada y la fragmentación de datos siguen siendo una de las principales barreras para su adopción clínica, razón por la cual se impulsa el Espacio Europeo de Datos de Salud (EHDS) como estrategia estructural.

En América Latina, el desarrollo regulatorio es significativamente más débil. Chile ha avanzado en la formulación de lineamientos éticos y conceptuales para el uso responsable de IA en salud, enfatizando principios como justicia, protección de datos, supervisión humana y equidad, aunque sin un sistema formal de aprobación de DTx comparable al de la FDA o la Unión Europea. En contraste, la mayoría de países de la región carecen de marcos específicos para SaMD, lo que ha restringido el uso clínico de terapias digitales a aplicaciones de bienestar sin validación terapéutica formal.

En Colombia, la ausencia de una clasificación explícita por parte del INVIMA para DTx o IA clínica genera un escenario de alta incertidumbre jurídica. Si bien existen normas relevantes en protección de datos y habilitación de servicios de salud (Ley 1581 de 2012; Decreto 1377 de 2013; Ley 1751 de 2015; Resolución 3100 de 2019), ninguna aborda directamente la validación, autorización o supervisión de terapias digitales, lo que obliga a las IPS a asumir riesgos legales y clínicos adicionales al considerar su implementación.

El estado global de las DTx evidencia una profunda asimetría regulatoria: mientras algunos sistemas de salud cuentan con estructuras que permiten su adopción clínica segura, otros operan en contextos de vacíos normativos. Esta realidad refuerza la necesidad de que cualquier herramienta de priorización tecnológica en salud mental incorpore, además de la eficacia clínica, criterios de madurez regulatoria, riesgo jurídico y viabilidad institucional, especialmente en entornos como el colombiano, donde la adopción de DTx ocurre en condiciones de alta incertidumbre normativa.

2.7.4 Evidencia de efectividad de las Terapias Digitales (DTx)

La evidencia empírica acumulada en los últimos años ha consolidado a las terapias digitales (DTx) como intervenciones clínicamente efectivas para el tratamiento de diversos trastornos mentales, especialmente aquellas basadas en terapia cognitivo-conductual (TCC), ansiedad, depresión e insomnio. El documento Implementación de terapias digitales, proporcionado por el tutor, identifica como punto de inflexión la incorporación de ensayos clínicos aleatorizados (RCT) bajo estándares metodológicos comparables a los farmacológicos. Este enfoque ha permitido demostrar que determinadas DTx replican de manera efectiva los mecanismos de acción de la TCC tradicional, incorporando además retroalimentación continua y personalización algorítmica que fortalecen la adherencia terapéutica.

Las DTx basadas en TCC-digital constituyen el campo con mayor respaldo empírico. Tanto el documento analizado como estudios internacionales reportan reducciones significativas en síntomas depresivos y ansiosos frente a grupos control, con tamaños de efecto moderados y sostenidos en el tiempo (Zhang et al., 2022; Mishra & Dutta, 2023). Estos resultados son particularmente consistentes en intervenciones de corta y mediana duración, donde los módulos

estructurados, ejercicios interactivos y el seguimiento automatizado permiten una mayor continuidad del tratamiento.

De forma complementaria, las DTx orientadas al manejo del sueño —especialmente TCC-I— presentan uno de los niveles más altos de validación clínica, con mejoras sostenidas en latencia del sueño, despertares nocturnos y fatiga diurna, además de una mayor claridad regulatoria en contextos como Estados Unidos y Europa, apoyada en métricas objetivas como diarios digitales, actígrafos y sensores móviles.

La evidencia también muestra que la efectividad de las DTx es especialmente alta en población adulta-joven, caracterizada por mayor afinidad tecnológica, menor estigma y altos niveles de adherencia y finalización del tratamiento. No obstante, el documento Implementación de terapias digitales subraya la necesidad de avanzar hacia ensayos multicéntricos, validaciones en poblaciones diversas y evaluaciones longitudinales que permitan comprender su desempeño en contextos clínicos complejos y en grupos vulnerables, como adultos mayores o personas con comorbilidades severas.

2.8 Eficacia clínica: definición, dimensiones y formas de medición

La eficacia clínica es el criterio fundamental para determinar si una tecnología basada en IA aporta beneficios reales, medibles y sostenibles dentro de los procesos de atención en salud. En términos generales, la eficacia se refiere a la capacidad de una intervención para generar los resultados terapéuticos esperados tanto en condiciones controladas como en escenarios reales de práctica clínica (Drummond et al., 2022). En salud mental, esta evaluación adquiere particular relevancia debido a la heterogeneidad de los síntomas, la subjetividad inherente a la experiencia emocional y la vulnerabilidad de los pacientes. Por ello, medir la eficacia implica integrar indicadores clínicos, estadísticos y operativos que permitan valorar la precisión del modelo, su

capacidad para discriminar entre condiciones clínicas y el impacto que genera en la toma de decisiones terapéuticas.

Uno de los indicadores más utilizados para evaluar el rendimiento de los modelos predictivos en salud mental es el área bajo la curva ROC (AUC), que refleja la capacidad del algoritmo para diferenciar adecuadamente entre pacientes con y sin una condición específica. Un AUC cercano a 1.0 indica un excelente nivel de discriminación, mientras que valores cercanos a 0.5 sugieren un desempeño equivalente al azar (Wang et al., 2021). En estudios recientes que abordan la predicción de depresión, riesgo suicida o trastorno de estrés postraumático, los modelos de ML reportan AUC superiores a 0.85, lo que evidencia un alto potencial para la detección temprana de estas condiciones (Allam et al., 2025; Zhang et al., 2023). No obstante, estas cifras deben interpretarse con cautela, pues un alto desempeño estadístico no garantiza necesariamente validez clínica en entornos reales.

La eficacia clínica también requiere examinar la sensibilidad y la especificidad del modelo. La sensibilidad representa la capacidad del sistema para detectar correctamente los casos positivos, mientras que la especificidad indica su habilidad para evitar falsos positivos. En salud mental, ambas métricas son críticas: un falso negativo puede retrasar intervenciones urgentes, mientras que un falso positivo puede generar tratamientos innecesarios o contribuir a la estigmatización del paciente. Los estudios muestran que los algoritmos entrenados con datos clínicos estructurados tienden a obtener buenos niveles de sensibilidad y especificidad para trastornos como depresión, ansiedad y esquizofrenia; sin embargo, este desempeño suele disminuir cuando los modelos se basan en datos ruidosos como textos de redes sociales o lenguaje natural no clínico (Kumar et al., 2021; Nanath et al., 2022).

La validación clínica externa constituye otro componente esencial para determinar la eficacia. Un modelo no puede considerarse eficaz si solo ha demostrado buen desempeño en el conjunto de datos con el cual fue entrenado. La validación externa permite evaluar si el modelo mantiene su precisión cuando se aplica en nuevas poblaciones, instituciones o sistemas de salud distintos. La literatura señala que muchos estudios de IA en salud mental enfrentan limitaciones importantes porque se basan en muestras pequeñas o geográficamente homogéneas, lo cual dificulta extrapolar los resultados a poblaciones diversas (Islam & Miah, 2022; Ejaz et al., 2022). Esta falta de replicabilidad limita la adopción institucional de los modelos, especialmente en contextos como el colombiano, donde las poblaciones atendidas presentan características culturales y socioeconómicas particulares.

El estándar más riguroso para evaluar la eficacia de una intervención tecnológica continúa siendo el ensayo clínico controlado (RCT). En el caso de terapias digitales y chatbots terapéuticos, los RCT permiten comparar directamente los resultados obtenidos mediante IA frente a tratamientos tradicionales o grupos de control, evaluando cambios en sintomatología, adherencia y funcionalidad. Estudios recientes muestran que algunas DTx basadas en terapia cognitivo-conductual presentan resultados comparables a intervenciones presenciales en poblaciones jóvenes (D'Alfonso et al., 2020; Zhang et al., 2022). Mientras tanto, organismos como la FDA o la Unión Europea exigen evidencia a través de ensayos clínicos para autorizar tecnologías con impacto terapéutico directo, un requisito que aún no está claramente establecido en Colombia.

La replicabilidad y la robustez estadística también desempeñan un papel central en la evaluación de la eficacia. La replicabilidad hace referencia a la capacidad de reproducir los resultados de un estudio con diferentes muestras, investigadores o contextos. En IA, la replicabilidad se ha vuelto un tema crítico debido al uso de modelos complejos, metodologías

heterogéneas y, en ocasiones, poca transparencia respecto a los datos o algoritmos utilizados (Zeng et al., 2023). Evaluar la robustez implica someter el modelo a pruebas de estrés, análisis de sensibilidad y variaciones en los datos de entrada para determinar si el rendimiento se mantiene estable o si se deteriora ante pequeñas perturbaciones.

El grado de evidencia disponible determina finalmente la solidez de las conclusiones sobre la eficacia clínica. Adaptando las jerarquías tradicionales de evidencia en medicina, los meta-análisis y revisiones sistemáticas ofrecen el nivel más alto de evidencia (Saini et al., 2025; Zhuang et al., 2023), seguidos por ensayos clínicos aleatorizados, estudios observacionales con validación externa, simulaciones y estudios de laboratorio, y finalmente modelos conceptuales o no validados. Actualmente, muchas tecnologías de IA en salud mental se ubican en niveles intermedios, lo que explica la brecha existente entre la promesa tecnológica y su adopción a gran escala en los servicios de salud (Tran et al., 2022).

En consecuencia, la eficacia clínica debe ser operacionalizada de manera precisa para su inclusión en la matriz multicriterio (MCDA) que orientará la priorización tecnológica en la IPS. Variables como el AUC, la existencia de validación externa, la jerarquía de evidencia clínica, los resultados de ensayos controlados y la replicabilidad del modelo permiten comparar tecnologías de manera objetiva y rigurosa. De este modo, la eficacia clínica no solo se convierte en un criterio evaluativo fundamental, sino en un mecanismo clave para tomar decisiones informadas en un entorno donde la incertidumbre regulatoria y la rápida evolución tecnológica requieren procesos analíticos robustos y metodológicamente coherentes.

2.8.1 Impacto en la calidad del servicio

El impacto en la calidad del servicio constituye uno de los elementos más determinantes en la evaluación de tecnologías basadas en inteligencia artificial (IA), especialmente en

instituciones que brindan atención en salud mental, donde factores como la seguridad, la continuidad del cuidado, la experiencia del usuario y la humanización del proceso terapéutico son esenciales para los resultados clínicos y organizacionales. A diferencia de los indicadores puramente técnicos o algorítmicos, esta dimensión evalúa cómo la tecnología transforma la prestación real del servicio, influye en las interacciones entre profesionales y pacientes, y reconfigura los procesos institucionales que sostienen la atención. La literatura reciente indica que, bien implementada, la IA puede fortalecer significativamente la calidad del servicio, aunque también puede introducir nuevos riesgos si no se acompaña de supervisión, criterios éticos y mecanismos de control adecuados (Kopelovich et al., 2021; WHO, 2022).

Uno de los aspectos centrales para evaluar el impacto de la IA es la seguridad del paciente. Las tecnologías emergentes deben, ante todo, evitar daños y reducir riesgos asociados a errores diagnósticos o fallos en la toma de decisiones clínicas. En salud mental, la seguridad adquiere un carácter particularmente sensible, ya que los errores de clasificación (derivados de sesgos en los datos, límites en la generalización del modelo o fallas algorítmicas) pueden llevar a intervenciones inapropiadas, retrasos en el tratamiento o riesgos incrementados de crisis, recaídas o conductas suicidas (Zeng et al., 2023). Adicionalmente, modelos generativos como los LLM pueden introducir riesgos inéditos, como alucinaciones o información no verificada, que comprometen la veracidad del consejo clínico o que pueden influir emocionalmente en pacientes vulnerables. La Organización Mundial de la Salud ha enfatizado la necesidad de integrar mecanismos sólidos de supervisión humana, trazabilidad y explicabilidad para garantizar que la IA aumente la seguridad clínica y no la deteriore (WHO, 2022). En el caso colombiano, aunque normas como la Resolución 276 de 2019 ordenan implementar procesos de gestión del riesgo en la atención, aún no existen

estándares específicos para evaluar riesgos algorítmicos, lo que genera incertidumbre adicional en la adopción institucional.

Otro componente clave es la continuidad del servicio, entendida como la capacidad del sistema para sostener procesos de atención estables, oportunos y articulados entre los distintos niveles de atención. La IA puede aportar de manera significativa a la continuidad al automatizar flujos de información clínica, generar alertas tempranas sobre deterioro emocional, facilitar el seguimiento longitudinal de los pacientes y disminuir interrupciones en el proceso terapéutico. Estudios sobre sistemas predictivos y plataformas de monitoreo emocional indican que estas tecnologías mejoran la coordinación entre profesionales, aumentan la adherencia y permiten identificar riesgos antes de que se manifiesten clínicamente (Dawoodbhoy et al., 2021; López-Echeverry et al., 2025). Sin embargo, esta continuidad puede verse afectada cuando los modelos no se integran adecuadamente con los sistemas institucionales, cuando dependen de infraestructura tecnológica inestable o cuando los datos utilizados no reflejan adecuadamente la realidad de la población atendida.

La experiencia del usuario, tanto para pacientes como para profesionales, constituye otro elemento fundamental del impacto en la calidad del servicio. En el ámbito de la salud mental, donde la confianza, la empatía y la percepción de acompañamiento son esenciales, la forma en que el usuario interactúa con la tecnología influye directamente en su aceptación y en la efectividad real de la intervención. La literatura evidencia que los pacientes valoran positivamente los beneficios de accesibilidad, anonimato y disponibilidad continua de herramientas como chatbots terapéuticos y plataformas digitales (Zhang et al., 2022; Mishra & Dutta, 2023). Sin embargo, también reportan preocupaciones relacionadas con la privacidad, la falta de conexión emocional y la posibilidad de desarrollar dependencia hacia la tecnología, particularmente en el caso de

modelos generativos capaces de sostener conversaciones empáticas. Para los profesionales, la experiencia se asocia al grado en que la IA reduce la carga administrativa, facilita la toma de decisiones y mejora la eficiencia organizacional. El Informe Peterson (2025) señala que herramientas como los *ambient scribes* pueden reducir el tiempo que los clínicos dedican a la documentación, mejorar la satisfacción profesional y disminuir el "*pajama time*", aunque la evidencia sobre su efectividad sigue siendo heterogénea y dependiente del contexto institucional.

En este marco, la humanización emerge como un criterio transversal que permite valorar si la IA contribuye o no a fortalecer la relación terapéutica. En línea con Topol (2019), la inteligencia artificial posee el potencial de rehumanizar la medicina cuando libera tiempo del profesional, permite mayor dedicación al diálogo clínico e impulsa prácticas más centradas en el paciente. De hecho, herramientas de automatización administrativa, monitoreo emocional y apoyo en tareas repetitivas pueden ampliar el margen para que los profesionales se concentren en aspectos relacionales del cuidado. No obstante, la IA también puede amenazar la humanización cuando sustituye el contacto interpersonal, modula emocionalmente al paciente sin supervisión clínica, introduce respuestas impersonales o genera incertidumbre en el proceso terapéutico. La humanización, por tanto, depende menos de la tecnología en sí misma y más de cómo se integra dentro del modelo de atención, de qué tareas reemplaza y de cuáles potencia.

Para efectos de la evaluación multicriterio que se desarrollará posteriormente, estas dimensiones deben traducirse en variables medibles que permitan comparar tecnologías de manera sistemática. Entre los criterios relevantes se encuentran la cantidad y tipo de riesgos clínicos documentados, el nivel de integración tecnológica necesario, la evidencia de mejora en continuidad y adherencia, los resultados de pruebas de usabilidad y satisfacción, el impacto sobre la carga administrativa del profesional y la existencia de mecanismos explícitos que garanticen

supervisión humana. La calidad del servicio, así entendida, se convierte en un eje evaluativo indispensable para determinar la pertinencia, viabilidad y coherencia ética de tecnologías de IA en instituciones de salud mental, especialmente en contextos como el colombiano donde el marco regulatorio aún presenta vacíos significativos.

2.8.2 Costo-efectividad

La evaluación de costo-efectividad de tecnologías basadas en inteligencia artificial (IA) se ha convertido en un componente indispensable para la toma de decisiones gerenciales en instituciones prestadoras de servicios de salud, especialmente en un entorno donde los presupuestos son limitados y la evidencia sobre impacto económico es aún incipiente. Mientras que la eficacia clínica determina el potencial terapéutico de una tecnología, la costo-efectividad permite establecer si su adopción representa un uso racional de los recursos, considerando tanto los costos asociados a su implementación como los beneficios directos e indirectos que produce. Sin embargo, la literatura muestra una brecha significativa entre la promesa económica de la IA y los retornos realmente observados, lo cual exige evaluaciones rigurosas antes de invertir en soluciones emergentes (Fang & Sixsmi, 2022; Rubies et al., 2023).

Los costos de adopción incluyen no solo los elementos tradicionales (como licencias, infraestructura tecnológica, mantenimiento y entrenamiento del personal) sino también costos menos visibles como la curva de aprendizaje institucional, la reconfiguración de los flujos de trabajo y la integración con los sistemas de información existentes. En el caso de las IPS de salud mental, estos costos pueden verse exacerbados por la necesidad de garantizar interoperabilidad entre sistemas, confidencialidad reforzada de datos sensibles y supervisión clínica continua. El Informe MIT (2025) señala que uno de los principales obstáculos económicos es la falta de “aprendizaje contextual” de los modelos genAI, lo que obliga a las instituciones a realizar procesos

adicionales de personalización y ajuste que incrementan sustancialmente los costos indirectos de implementación. Además, el reporte documenta que aproximadamente el 95% de los proyectos empresariales de IA no logra generar un retorno medible, principalmente por la desconexión entre la tecnología desplegada y los procesos reales de trabajo.

La otra cara de la ecuación son los beneficios económicos, que pueden presentarse a través de ahorros directos y ganancias operativas. En el ámbito de la salud mental, uno de los beneficios más documentados es la reducción de la carga administrativa de los profesionales, especialmente mediante herramientas como los *ambient scribes* que transcriben y sintetizan información clínica en tiempo real. Según el Informe Peterson (2025), estas tecnologías representan uno de los casos de adopción más acelerada en la historia reciente de la IA en salud, debido a su potencial para disminuir el “pajama time”, reducir el burnout y aumentar el tiempo efectivo dedicado a la atención terapéutica. Aunque la evidencia aún es heterogénea, estudios clínicos preliminares muestran que cuando estas herramientas funcionan adecuadamente pueden traducirse en más consultas por hora, menor rotación del personal y aumento en la satisfacción profesional, lo cual representa beneficios operativos significativos para las IPS (Peltier et al., 2021; Rehman et al., 2022).

Otro beneficio económico relevante está asociado a la reducción de errores clínicos y a la detección temprana de riesgos, especialmente en pacientes con condiciones como depresión severa, ideación suicida o trastornos psicóticos. Modelos predictivos con altos valores de AUC pueden identificar patrones de deterioro antes de que sean detectados por el equipo clínico, lo que se traduce en intervenciones más oportunas, reducción de hospitalizaciones evitables y disminución de eventos adversos de alto costo (Wang et al., 2021; Saini et al., 2025). Si bien estos beneficios potenciales son importantes, el reto consiste en demostrar que el desempeño del modelo se mantiene estable en condiciones reales de atención, ya que muchos algoritmos reportan pérdida

significativa de precisión al ser aplicados fuera de su entorno de entrenamiento (Islam & Miah, 2022; Tran et al., 2022).

La escalabilidad constituye un tercer elemento clave dentro de la costo-efectividad. Una solución basada en IA puede ser clínicamente eficaz y económicamente viable en pequeña escala, pero insostenible al intentar expandirla a múltiples sedes o poblaciones diversas. La literatura muestra que los costos de personalización de modelos, ajustes de interoperabilidad y mantenimiento pueden crecer exponencialmente cuando las instituciones carecen de infraestructura digital madura o de equipos especializados para gobernanza algorítmica (Kopelovich et al., 2021). El Informe MIT (2025) destaca que existe un “sesgo de inversión” en el que alrededor del 70% del presupuesto en IA corporativa se destina al despliegue inicial y a esfuerzos de mercadeo, mientras que solo una fracción se orienta al sostenimiento y mejora del modelo, lo cual compromete su escalabilidad a largo plazo y reduce significativamente su retorno real.

La evaluación de costo-efectividad en IPS colombianas exige integrar todos estos elementos en un marco analítico que permita balancear riesgos, beneficios y capacidad institucional. A diferencia de sistemas de salud con regulación más robusta, como Estados Unidos o la Unión Europea, en Colombia la ausencia de lineamientos específicos para SaMD e IA obliga a los directivos a realizar análisis internos más rigurosos antes de priorizar inversiones tecnológicas, especialmente cuando se trata de soluciones de frontera como la IA generativa o las terapias digitales. En este sentido, la matriz MCDA que se propone posteriormente permitirá operacionalizar variables económicas clave (como costos directos, indirectos, ahorros proyectados y potencial de escalabilidad) y ponderarlas junto con criterios clínicos, éticos y organizacionales,

ofreciendo un mecanismo estructurado para tomar decisiones informadas en un entorno donde la innovación avanza más rápido que la regulación y los modelos de financiamiento disponibles.

2.9 Desafíos para directivos de IPS en la adopción de tecnologías basadas en IA

La incorporación de tecnologías basadas en inteligencia artificial en instituciones prestadoras de servicios de salud (IPS) plantea una serie de desafíos complejos que van más allá de la evaluación técnica o económica de los modelos. Los directivos deben tomar decisiones en un entorno caracterizado por la rápida evolución tecnológica, la ausencia de regulación específica, la presión asistencial, la heterogeneidad de la evidencia científica y la creciente expectativa social sobre el papel de la IA en la transformación del sistema de salud. Esta situación exige una gobernanza estratégica capaz de equilibrar innovación, seguridad, ética y sostenibilidad, especialmente en áreas sensibles como la salud mental donde las tecnologías pueden afectar directamente la relación terapéutica y el bienestar emocional de los pacientes.

Uno de los desafíos más significativos es la incertidumbre regulatoria. A diferencia del marco europeo, que clasifica los sistemas de IA según su nivel de riesgo, o del modelo estadounidense, que establece rutas claras para el registro de Software as a Medical Device (SaMD), en Colombia aún no existe una normativa específica que guíe la adopción de tecnologías con impacto clínico, terapéutico o administrativo. Esta ausencia obliga a los directivos a interpretar normas generales (como la Ley 1581 de 2012 sobre protección de datos, la Resolución 3100 sobre habilitación de servicios y los lineamientos del Sistema Obligatorio de Garantía de la Calidad) sin una referencia concreta a los riesgos y particularidades de la IA en salud. Como resultado, cada decisión se convierte en un ejercicio de análisis jurídico, ético y operativo, generando altos niveles de inseguridad institucional y un temor generalizado a incurrir en responsabilidades por fallos algorítmicos o violaciones de privacidad (Zeng et al., 2023).

A esta incertidumbre se suma el riesgo financiero asociado a la inversión en tecnologías emergentes, particularmente aquellas basadas en IA generativa (GenAI). El Informe MIT 2025 muestra que el 95% de los proyectos empresariales de IA no logra generar un retorno medible y que la brecha entre adopción y transformación (la llamada “brecha GenAI”) continúa ampliándose debido a la falta de personalización, a la desconexión con los flujos reales de trabajo y al alto costo de mantenimiento y ajuste de los modelos. En este contexto, los directivos de IPS deben sopesar la promesa de eficiencia, reducción de costos y mejora en la calidad de la atención frente a la posibilidad real de invertir recursos significativos en soluciones que no logren integrarse adecuadamente ni generar beneficios tangibles. Estas decisiones financieras son especialmente críticas en instituciones de salud mental, que suelen operar con recursos limitados y alta demanda asistencial.

La falta de validación clínica constituye otro desafío fundamental. Aunque existe una proliferación de modelos predictivos, asistentes virtuales, sistemas de monitoreo emocional y terapias digitales, la mayoría de estas soluciones no ha sido evaluada en contextos reales de atención ni ha demostrado replicabilidad en poblaciones diversas. Las revisiones sistemáticas evidencian que muchos modelos se entrenan con datos no representativos, presentan pérdidas importantes de precisión al ser trasladados a nuevas instituciones o carecen de evidencia longitudinal que permita estimar su impacto sostenido en resultados clínicos (Islam & Miah, 2022; Saini et al., 2025). Para los directivos, esto se traduce en un dilema constante: invertir en tecnologías prometedoras pero inmaduras o esperar a que la evidencia se consolide mientras el sistema continúa enfrentando limitaciones estructurales que podrían mitigarse con IA.

La brecha entre la promesa tecnológica y la evidencia disponible acentúa estos desafíos. La narrativa global sobre la IA suele enfatizar el potencial transformador de los algoritmos en

términos de precisión diagnóstica, eficiencia operativa o empoderamiento del paciente; sin embargo, la implementación real revela obstáculos persistentes como fallas de interoperabilidad, resistencia del personal, problemas de calidad de datos, sesgos algorítmicos y falta de alineación entre las capacidades de la tecnología y las necesidades reales del servicio (Kopelovich et al., 2021). Esta brecha genera expectativas sobrevaloradas y, al mismo tiempo, riesgos de desilusión institucional cuando los resultados no cumplen lo prometido por los proveedores tecnológicos o por la evidencia preliminar.

Frente a estos desafíos, los directivos necesitan herramientas metodológicas que permitan estructurar decisiones en un entorno incierto y con información incompleta. La matriz multicriterio (MCDA) se convierte en un instrumento crucial porque permite integrar criterios clínicos, económicos, éticos, regulatorios y organizacionales en un proceso de priorización transparente y reproducible. A través de ponderaciones, comparaciones sistemáticas y análisis de escenarios, la MCDA facilita decisiones informadas que no dependen únicamente de métricas de desempeño ni de discursos comerciales, sino de un análisis equilibrado entre riesgos y beneficios. Este enfoque es particularmente valioso para instituciones de salud mental que deben incorporar dimensiones como humanización, seguridad emocional del paciente y supervisión clínica, elementos que no suelen incluirse en evaluaciones tecnológicas tradicionales.

Finalmente, los directivos enfrentan el desafío filosófico y operativo de integrar la IA sin desplazar la dimensión humana del cuidado. Siguiendo la propuesta de Topol (2019), la convergencia Humano-IA no busca reemplazar al profesional de la salud, sino ampliar su capacidad mediante la automatización de tareas rutinarias, la reducción de carga administrativa y el uso de herramientas digitales que permitan dedicar más tiempo al diálogo terapéutico y a la comprensión integral del paciente. En este sentido, la adopción responsable de IA tiene el potencial

de rehumanizar la medicina, siempre que se implemente con salvaguardas éticas, con supervisión clínica constante y con una visión centrada en la persona. El reto para los directivos es, por tanto, doble: garantizar que la tecnología mejore la eficiencia sin erosionar la empatía y asegurar que la innovación avance sin comprometer la dignidad, privacidad y seguridad emocional de los pacientes.

2.10 Integración final: la matriz MCDA como herramienta para la priorización tecnológica en IPS de salud mental

La complejidad que caracteriza la adopción de tecnologías basadas en inteligencia artificial en instituciones prestadoras de servicios de salud exige mecanismos de evaluación que permitan integrar múltiples dimensiones en un proceso sistemático y transparente de toma de decisiones. En este contexto, la matriz multicriterio de decisión (MCDA) se convierte en una herramienta esencial para los directivos, ya que permite ponderar simultáneamente criterios técnicos, clínicos, económicos, regulatorios, éticos y organizacionales, alineando las decisiones tecnológicas con la misión institucional, la disponibilidad de recursos y el nivel de riesgo aceptable. A diferencia de enfoques basados únicamente en métricas de desempeño o en criterios financieros aislados, la MCDA ofrece una visión holística que captura la complejidad inherente al uso de IA en salud mental, un campo donde la calidad del servicio, la evidencia clínica y los factores humanos son tan relevantes como la precisión algorítmica.

La integración de variables dentro de la MCDA se fundamenta en la consolidación de todos los criterios desarrollados en capítulos anteriores, traduciendo dimensiones amplias como eficacia clínica, impacto en la calidad del servicio, costo-efectividad, viabilidad tecnológica, aceptabilidad, riesgo ético y madurez regulatoria en indicadores prácticos que permitan comparar alternativas de manera objetiva. La eficacia clínica se operacionaliza mediante métricas como el AUC, la

sensibilidad, la especificidad, la validación externa y el nivel de evidencia científica. El impacto en la calidad se refleja a través de indicadores relacionados con seguridad del paciente, continuidad del cuidado, satisfacción del usuario y efectos sobre la humanización. La costo-efectividad integra costos directos e indirectos, potencial de ahorro, reducción del burnout, impacto operativo y escalabilidad, mientras que la dimensión regulatoria considera la clasificación de riesgo, el grado de alineación con marcos normativos (como el AI Act o requisitos de SaMD) y la claridad de la ruta de autorización para su uso institucional. Estas variables permiten construir una matriz robusta que refleje de manera integral los factores relevantes para la toma de decisiones en un entorno caracterizado por la rápida evolución tecnológica y la ausencia de normas específicas en Colombia.

La ponderación de las variables dentro de la MCDA constituye un paso crítico, ya que determina la influencia relativa de cada criterio en la priorización final. Este proceso puede realizarse mediante métodos participativos que involucren a directivos, profesionales de la salud, expertos en tecnología y responsables de calidad, asegurando que la ponderación refleje no solo las metas de la institución, sino también las necesidades clínicas y las expectativas de los usuarios. Modelos como el Analytic Hierarchy Process (Saaty, 1980) permiten realizar comparaciones por pares para determinar pesos relativos, mientras que enfoques más simples como el Weighted Sum Model ofrecen un mecanismo intuitivo y transparente para la asignación de ponderaciones. La participación de múltiples actores también es clave para mitigar sesgos y garantizar que las decisiones respondan al contexto real de la IPS, evitando priorizaciones basadas únicamente en expectativas tecnológicas o presiones comerciales.

Una vez ponderadas las variables, la MCDA permite priorizar soluciones de acuerdo con el balance entre riesgo regulatorio y beneficio clínico, un elemento especialmente relevante para tecnologías emergentes como la IA generativa, el monitoreo emocional continuo o las terapias

digitales. Las tecnologías con alto beneficio clínico pero baja madurez regulatoria pueden ubicarse en zonas de “alto riesgo-alto potencial”, lo que sugiere la necesidad de pilotos controlados, análisis de impacto y monitoreo estricto antes de su adopción masiva. Por el contrario, herramientas administrativas como los *ambient scribes* o sistemas de apoyo documental, que presentan mayor madurez técnica y menor riesgo regulatorio, pueden priorizarse para implementación rápida debido a su potencial para reducir carga administrativa, mejorar la satisfacción profesional y liberar tiempo clínico (Peterson, 2025). En este sentido, la MCDA actúa como un mecanismo para ordenar inversiones y establecer rutas diferenciadas de adopción tecnológica según el perfil de riesgo de cada solución.

El uso de ejemplos reales facilita la comprensión de este proceso. Sistemas de predicción de riesgo suicida con evidencia robusta (como aquellos con AUC superiores a 0.85 y validación externa) pueden recibir una puntuación alta en eficacia clínica, pero una ponderación menor en madurez regulatoria si no cuentan con aprobación como SaMD, lo que sugiere implementarlos en entornos de supervisión intensiva. Las terapias digitales basadas en TCC con ensayos clínicos controlados pueden obtener puntuaciones altas en eficacia y calidad del servicio, pero enfrentar puntajes bajos en el contexto colombiano debido a la falta de regulación específica del INVIMA. Por otro lado, soluciones administrativas basadas en IA que han demostrado reducción de burnout y mejoras en eficiencia (MIT, 2025; Peterson, 2025) pueden ser clasificadas como tecnologías maduras, con alta viabilidad económica y bajo riesgo, haciéndolas prioritarias para la primera fase de adopción institucional.

La MCDA también permite distinguir entre tecnologías maduras y emergentes, una diferencia crucial para una planeación estratégica responsable. Las tecnologías maduras poseen evidencia clínica o administrativa sólida, cuentan con rutas regulatorias establecidas y presentan

riesgos relativamente bajos. En cambio, las tecnologías emergentes (como los asistentes conversacionales empáticos basados en LLM, los modelos adaptativos o las terapias digitales de nueva generación) se caracterizan por evidencia preliminar, altos niveles de incertidumbre y marcos regulatorios incompletos. Esta distinción no implica descartar tecnologías emergentes, sino gestionar su incorporación de manera escalonada, con pilotos, supervisión reforzada, análisis de impacto ético y mecanismos de seguimiento continuo.

En síntesis, la integración de criterios mediante una matriz MCDA ofrece a los directivos de IPS un marco estructurado para tomar decisiones informadas en un contexto caracterizado por alta volatilidad tecnológica y regulatoria. La herramienta permite equilibrar el potencial transformador de la IA con las obligaciones éticas, regulatorias y operativas del sector salud, garantizando que la adopción tecnológica contribuya efectivamente a mejorar la atención, proteger a los pacientes y fortalecer la humanización del cuidado, en lugar de responder únicamente al ritmo acelerado de la innovación digital.

3. Marco Regulatorio

3.1 Regulación europea – AI Act 2024 y protección de datos

La Unión Europea ha construido el marco regulatorio más avanzado para la inteligencia artificial aplicada a la salud, consolidado en el AI Act 2024, el primer reglamento integral orientado a regular los sistemas de IA con base en su nivel de riesgo. Este marco clasifica las tecnologías en cuatro categorías (riesgo mínimo, limitado, alto y prohibido) ubicando las terapias digitales (DTx), los sistemas de IA clínica para salud mental y los modelos generativos aplicados a diagnóstico o tratamiento dentro de la categoría de alto riesgo, debido a su impacto directo sobre poblaciones vulnerables. Las tecnologías de alto riesgo deben cumplir exigencias estrictas de transparencia,

documentación, trazabilidad algorítmica, validación empírica, supervisión humana significativa y gestión del riesgo clínico (Parlamento Europeo, 2024).

El AI Act se articula con el Reglamento General de Protección de Datos (GDPR), que establece medidas reforzadas para el tratamiento de datos de salud, considerados como información altamente sensible. Esto implica anonimización, minimización, evaluación de impacto y control estricto de acceso. Asimismo, iniciativas como el Espacio Europeo de Datos en Salud (EHDS) buscan facilitar la interoperabilidad, la investigación y la validación de algoritmos bajo estándares éticos y de seguridad. Este ecosistema regulatorio europeo representa un punto de referencia mundial para la adopción responsable de IA en salud mental, particularmente por su énfasis en la supervisión humana, el derecho a la privacidad y la transparencia de los modelos utilizados.

3.2 Regulación de Estados Unidos – FDA, SaMD, IA adaptativa y GMLP

En Estados Unidos, la regulación de tecnologías de IA en salud se encuentra liderada por la Food and Drug Administration (FDA), que clasifica algoritmos clínicos y terapias digitales como Software as a Medical Device (SaMD). Esta categoría exige que los desarrolladores demuestren evidencia clínica sólida, análisis detallado de riesgos, documentación rigurosa de la lógica algorítmica y validación multicéntrica antes de aprobar su uso clínico. En salud mental, esto implica que las DTx dirigidas al manejo de depresión, ansiedad, insomnio o riesgo suicida deben presentar ensayos clínicos que prueben eficacia y seguridad (FDA, 2023).

Un elemento distintivo del modelo estadounidense es la regulación de sistemas de “IA adaptativa”, aquellos que continúan aprendiendo y modificando su comportamiento después de su

implementación. Para ello, la FDA creó el Predetermined Change Control Plan, mediante el cual los desarrolladores deben especificar qué partes del modelo pueden actualizarse, bajo qué condiciones y con qué mecanismos de supervisión humana. Complementariamente, las Buenas Prácticas de Machine Learning (GMLP), elaboradas junto con Canadá y el Reino Unido, establecen principios para garantizar calidad en todas las fases del ciclo de vida del modelo: selección de datos representativos, mitigación del sesgo, diseño centrado en el usuario, validación clínica y monitoreo poscomercialización.

El modelo estadounidense destaca por su enfoque pragmático y flexible, permitiendo incorporar innovaciones disruptivas sin comprometer la seguridad clínica, aunque las tecnologías adaptativas y generativas representan desafíos adicionales en términos de auditoría y trazabilidad algorítmica.

3.3 Regulación en Chile: ética, transparencia y gobernanza de IA

Chile ha avanzado en la consolidación de principios éticos y lineamientos sectoriales que, si bien no constituyen un régimen regulatorio tan robusto como el europeo o el estadounidense, sí representan un modelo regional en materia de gobernanza de IA. Su política nacional en IA identifica explícitamente diferencias entre aplicaciones de bienestar, herramientas clínicas y tecnologías terapéuticas, y promueve principios de transparencia, explicabilidad, supervisión humana y protección reforzada de datos sensibles.

El documento Actualización de la Política Pública de IA destaca la necesidad de desarrollar métricas de seguridad, mecanismos de auditoría algorítmica, trazabilidad del aprendizaje automático y gobernanza institucional para evitar discriminación o vulneración de derechos.

Asimismo, subraya la importancia de evaluar los impactos de la IA en poblaciones vulnerables, particularmente en salud mental, donde los riesgos pueden incluir clasificación errónea, intervención automatizada inapropiada o afectación de la autonomía individual.

Aunque Chile aún no cuenta con categorías regulatorias específicas para SaMD ni procedimientos equivalentes a la FDA o al AI Act, su avance conceptual lo posiciona como referente para América Latina y como marco útil para comparar el rezago regulatorio colombiano.

3.4 Regulación colombiana aplicable a IA, SaMD y DTx

En Colombia, la regulación específica para tecnologías basadas en IA aplicada a salud aún no existe, y el país opera bajo un conjunto de normas generales que ofrecen protección parcial frente a riesgos clínicos, éticos o tecnológicos. La Ley 1581 de 2012 constituye la base jurídica para el tratamiento de datos personales, catalogando la información de salud como altamente sensible e imponiendo obligaciones estrictas de consentimiento informado, seguridad, confidencialidad y limitación en el acceso (Congreso de Colombia, 2012). Sin embargo, la ley no aborda riesgos particulares asociados con modelos de IA, como sesgos algorítmicos, explicabilidad, auditoría o aprendizaje continuo.

El Decreto 780 de 2016, compilatorio del sector salud, establece lineamientos de habilitación, calidad y gestión del riesgo que son aplicables indirectamente a la IA, mientras que la Resolución 3100 de 2019 fija estándares técnico-administrativos para los servicios de salud, incluyendo infraestructura y sistemas de información. Aun así, estas normas no contemplan criterios para evaluar dispositivos terapéuticos basados en software ni los riesgos derivados de modelos generativos o adaptativos.

La Resolución 276 de 2019 sobre seguridad del paciente y la Resolución 229 de 2020 sobre gestión del riesgo exigen identificar y mitigar riesgos clínicos, lo que supone (en ausencia de regulación específica) que las IPS deben evaluar internamente riesgos algorítmicos, errores de clasificación, efectos psicológicos adversos o fallas en supervisión humana.

El INVIMA no ha desarrollado una categoría para SaMD ni para terapias digitales, lo cual constituye un vacío crítico. Las tecnologías de software con propósito terapéutico no encajan claramente en las categorías de dispositivos médicos tradicionales, lo que genera incertidumbre jurídica y operativa para las IPS que buscan adoptar DTx o IA clínica. La Política Nacional de IA en Colombia aporta principios generales, pero carece de fuerza normativa sectorial y no define obligaciones específicas para el sector salud.

3.4.1 Curva de madurez tecnológica–regulatoria

La incorporación de tecnologías emergentes en salud, particularmente aquellas basadas en inteligencia artificial y terapias digitales (DTx), se enfrenta a una brecha estructural entre la velocidad de la innovación y la capacidad del marco legal para acompañar, regular y supervisar dichos desarrollos. Esta brecha puede entenderse mediante la metáfora de la curva de madurez tecnológica–regulatoria, un concepto ampliamente reconocido en los estudios de innovación sanitaria y resaltado por organismos internacionales como la Unión Europea en sus análisis sobre la adopción de IA en salud. Según esta perspectiva, la tecnología suele avanzar con mayor rapidez que la regulación, generando períodos prolongados en los cuales la disponibilidad técnica supera la capacidad institucional y normativa para garantizar seguridad, eficacia y control de riesgos.

En el caso de Colombia, esta curva de madurez presenta una asimetría profunda: mientras que las tecnologías digitales (como la IA generativa, las plataformas de monitoreo emocional y las DTx basadas en TCC digital) evolucionan de forma acelerada, el marco regulatorio se encuentra

rezagado y carece de lineamientos específicos para su adopción en entornos clínicos. Este desajuste se traduce en una alta incertidumbre operativa para los directivos de IPS, quienes deben tomar decisiones estratégicas sobre inversión, implementación y evaluación de tecnologías sin contar con criterios oficiales de clasificación, autorización o vigilancia sanitaria. Como advierten Fiske et al. (2021) y Zeng et al. (2023), la ausencia de regulación no implica ausencia de riesgo; por el contrario, incrementa la posibilidad de adoptar soluciones que no han sido validadas clínicamente o que podrían generar efectos adversos en poblaciones vulnerables, especialmente en salud mental.

La incertidumbre directiva se ve agravada por la naturaleza cambiante de las tecnologías, particularmente en la GenAI, cuyos modelos son inherentemente dinámicos, actualizables y difíciles de validar mediante procedimientos tradicionales. El Informe MIT sobre la Brecha GenAI (2025) señala que el rápido avance de estas tecnologías ha generado una situación global en la que la capacidad técnica de los desarrolladores supera ampliamente la capacidad regulatoria de los Estados, produciendo una “zona gris” donde las instituciones deben navegar decisiones de riesgo sin parámetros claros de evaluación, trazabilidad o responsabilidad. Este fenómeno es especialmente visible en Colombia, donde no existen mecanismos de supervisión específicos para modelos adaptativos, ni requerimientos formales de explicabilidad, auditoría algorítmica o evaluación continuada.

La curva de madurez también pone de manifiesto el riesgo de inversión en tecnologías de frontera, un desafío crítico para las IPS que operan con presupuestos limitados y que deben garantizar la sostenibilidad financiera sin comprometer la seguridad del paciente. La falta de claridad normativa implica que cualquier inversión en DTx, IA clínica o sistemas basados en modelos generativos podría quedar rápidamente obsoleta o enfrentar restricciones futuras si el país

adopta regulaciones más estrictas, similares al AI Act europeo, que clasifica estas tecnologías como de alto riesgo y exige requisitos rigurosos de transparencia, gobernanza de datos, supervisión humana y evaluación de impacto. La experiencia internacional evidencia que la adopción prematura de tecnologías sin madurez regulatoria puede generar pérdidas financieras, dependencia tecnológica de proveedores externos y dificultades para integrar los sistemas con el resto de la infraestructura institucional.

Este escenario plantea un desafío estratégico: las instituciones reconocen el potencial transformador de las tecnologías digitales para ampliar acceso, mejorar continuidad del cuidado y optimizar la práctica clínica, pero al mismo tiempo enfrentan una incertidumbre regulatoria que les impide avanzar con seguridad. La literatura en gestión de innovación en salud subraya que esta tensión obliga a los directivos a desarrollar capacidades internas de análisis de riesgo, evaluación de evidencia, interoperabilidad y gobernanza de datos, precisamente porque el marco legal no proporciona orientaciones suficientes (Kopelovich et al., 2021; Rehman et al., 2022).

En síntesis, la curva de madurez tecnológica–regulatoria evidencia que Colombia se encuentra en una etapa temprana de preparación institucional frente a tecnologías clínicas emergentes. La innovación avanza con rapidez, pero el marco regulatorio aún no acompaña estas transformaciones, creando un entorno donde la adopción de IA y DTx exige prudencia, análisis técnico robusto y mecanismos internos de control. Para los directivos de IPS de salud mental, esta situación implica decisiones complejas que deben equilibrar oportunidad, riesgo y responsabilidad ética, en un contexto donde la regulación es insuficiente para mitigar los riesgos inherentes a tecnologías de alto impacto clínico.

3.5 Relación con la gestión del riesgo en salud y consecuencias para las IPS

La ausencia de una regulación específica para la inteligencia artificial (IA), los dispositivos médicos basados en software (SaMD) y las terapias digitales (DTx) obliga a las Instituciones Prestadoras de Servicios de Salud (IPS) a gestionar estos desarrollos bajo el marco normativo general del sector salud, en particular el Sistema Obligatorio de Garantía de la Calidad en Salud (SOGCS). En este contexto, la adopción de tecnologías basadas en IA implica que las IPS asuman un rol activo en la evaluación, supervisión y control de los riesgos clínicos, operativos y legales asociados, aun cuando estos no se encuentren regulados de forma explícita por el Estado.

Esta incertidumbre regulatoria incrementa la responsabilidad institucional frente a posibles eventos adversos derivados del uso de IA, especialmente en salud mental, donde errores en la clasificación del riesgo, el apoyo terapéutico o el análisis emocional pueden comprometer la seguridad del paciente. En consecuencia, la decisión de incorporar soluciones de IA no puede justificarse por potenciales ahorros financieros, sino por su capacidad para mejorar la eficiencia operativa, optimizar la capacidad instalada y fortalecer los procesos clínicos, reduciendo reprocesos y cargas administrativas sin introducir nuevos riesgos asistenciales.

En ausencia de una categoría regulatoria específica para algoritmos clínicos, las IPS deben interpretar, por analogía funcional, que el Instituto Nacional de Vigilancia de Medicamentos y Alimentos (INVIMA) es la autoridad sanitaria competente para la supervisión de tecnologías digitales con propósito terapéutico. Mientras se desarrollan lineamientos específicos, las instituciones están obligadas a cumplir estrictamente con la normativa vigente, en particular los requisitos de habilitación de la Resolución 3100 de 2019, las disposiciones de seguridad del paciente de la Resolución 276 de 2019, los lineamientos de gestión del riesgo de la Resolución 229 de 2020 y el régimen de protección de datos personales establecido en la Ley 1581 de 2012.

En este escenario, el riesgo legal y regulatorio asociado a la implementación de IA clínica y DTx debe ser considerado un criterio de alta ponderación dentro de los modelos de evaluación tecnológica de las IPS. La falta de claridad normativa, sumada a la criticidad de las decisiones clínicas en salud mental, exige que cualquier adopción de IA esté acompañada de supervisión humana significativa, mecanismos de gobernanza de datos y estrategias de gestión del riesgo orientadas a proteger la seguridad del paciente y la sostenibilidad institucional.

4. Objetivos

Determinar los criterios de calidad, seguridad y costo-efectividad que deben orientar la toma de decisiones de los directivos de Oportunidad de Vida IPS, para la implementación de soluciones basadas en inteligencia artificial en los procesos de atención al paciente.

4.1 Objetivos específicos

1.Realizar una revisión narrativa de literatura sobre soluciones basadas en inteligencia artificial aplicadas a la salud mental, identificando sus principales usos, ventajas, limitaciones y evidencias de efectividad clínica y gerencial.

2.Describir la ruta de atención y caracterizar los procesos críticos en Oportunidad de Vida IPS, susceptibles de optimización mediante la incorporación de herramientas de inteligencia artificial.

3.Identificar y ponderar los criterios clínicos, administrativos, tecnológicos, éticos y económicos que deben considerarse para la toma de decisiones sobre la implementación de IA en procesos institucionales, en concordancia con las políticas de calidad y gestión del riesgo.

4. Diseñar una Matriz de Decisión Multicriterio (MCDA) que permita priorizar proyectos de transformación digital con IA en salud mental, integrando criterios de calidad, seguridad, costo-efectividad, factibilidad tecnológica y aceptabilidad organizacional.

5. Validar la pertinencia y aplicabilidad de la matriz diseñada mediante el juicio de expertos internos y externos, explorando su proyección en otras IPS similares.

5. Descripción general de la entidad

5.1 Desempeño y evolución histórica de la organización incluyendo situación actual

La organización objeto de análisis corresponde a una institución prestadora de servicios de salud (IPS) de carácter privado, especializada en salud mental, cuya trayectoria se remonta al año 2009, cuando inició operaciones como una fundación orientada a la atención de personas con consumo problemático de sustancias psicoactivas. En 2013, la entidad se constituyó formalmente como IPS, consolidando su modelo de prestación de servicios mediante la obtención de su primera contratación con una Entidad Administradora de Planes de Beneficios (EAPB). Este hito marcó el inicio de un proceso de crecimiento institucional progresivo, caracterizado por la ampliación de la oferta asistencial, el fortalecimiento de su red de sedes y el aumento sostenido de la demanda de servicios en salud mental.

Desde el punto de vista organizacional, la IPS ha evolucionado hacia una estructura funcional que articula áreas directivas, administrativas y asistenciales, bajo un esquema de gobierno corporativo orientado al cumplimiento normativo, la seguridad del paciente y la mejora continua de la calidad. La organización cuenta con una estructura de talento humano predominantemente misional, acorde con la naturaleza clínica de sus servicios, apoyada por equipos administrativos responsables de la gestión financiera, operativa, de calidad y soporte

institucional. Esta configuración ha permitido sostener la operación en un entorno altamente regulado y responder a las exigencias crecientes del sistema de salud.

Uno de los indicadores más relevantes del desempeño institucional es la evolución del número de atenciones realizadas en los últimos años, la cual evidencia una tendencia general de crecimiento, con variaciones asociadas a factores operativos y contextuales. La Tabla 1 presenta el número total de atenciones registradas por año en el período reciente.

Tabla 1. Número de atenciones por año

Año	Número de atenciones
2022	69.694
2023	95.921
2024	80.604
2025	99.975

Fuente: Elaboración propia con datos de la IPS.

Como se observa, entre 2022 y 2025 la institución experimentó un aumento significativo en el volumen de atenciones, pasando de 69.694 a 99.975 atenciones anuales. Aunque en 2024 se presenta una reducción relativa frente al año anterior, la tendencia general es claramente creciente, lo que refleja un aumento sostenido en la demanda de servicios de salud mental y una ampliación de la cobertura asistencial. Este comportamiento implica mayores cargas operativas, presión sobre el talento humano y la necesidad de fortalecer los mecanismos de gestión del riesgo clínico y administrativo.

El crecimiento en la demanda ha estado acompañado de cambios estructurales significativos en la evolución de la institución. Entre los principales hitos se destacan: la creación de la primera sede asistencial y administrativa entre 2014 y 2015; la apertura, en 2016, de una

segunda sede campestre en Jamundí para programas de internación por consumo de sustancias psicoactivas; y la apertura de nuevas sedes en sectores estratégicos como San Fernando (2018) y Cedro (2019), que permitió fortalecer la capacidad operativa y la atención ambulatoria. Durante el período 2020–2021, la IPS consolidó su posición como prestadora de servicios para cinco EAPB, amplió su cobertura mediante la apertura de sedes en el sur de Cali, Palmira y Buga, e inició la relación docencia–servicio, fortaleciendo los procesos de formación y calidad asistencial. Posteriormente, entre 2022 y 2023 se habilitaron sedes adicionales en Ciudad Jardín y Cartago, y en 2024 se incorporó la sede de Tuluá, ampliando la presencia institucional en el Valle del Cauca.

En términos de desempeño y reconocimiento institucional, la IPS presenta indicadores altamente favorables de calidad percibida. Durante el año 2025 se realizó una medición de satisfacción de usuarios que evaluó a 31.742 personas, alcanzando un nivel de satisfacción del 96%. Este resultado refleja una percepción muy positiva de la atención brindada y posiciona a la institución como un referente regional en la prestación de servicios de salud mental, particularmente en aspectos relacionados con calidad asistencial, seguridad del paciente y enfoque centrado en el usuario. Adicionalmente, la entidad ha recibido reconocimientos consecutivos por parte de la Secretaría de Salud de Cali durante los años 2023, 2024 y 2025, destacando su trayectoria, aportes a la salud mental y la calidad de sus procesos de atención.

Desde la perspectiva financiera, si bien no se presentan cifras específicas de activos, capital, patrimonio o utilidades por razones de confidencialidad, la información suministrada permite inferir una estructura económica orientada a la sostenibilidad operativa, soportada en el crecimiento del volumen de atenciones, la diversificación de sedes y la consolidación de contratos con EAPB. Este desempeño financiero ha permitido a la institución sostener su expansión y

mantener la continuidad de los servicios, aunque también ha incrementado la complejidad administrativa y los riesgos asociados a la gestión de procesos críticos.

En términos de soporte tecnológico, la institución cuenta con sistemas de información clínicos y administrativos que permiten registrar la atención, gestionar agendas, consolidar historia clínica y generar reportes operativos. Estas herramientas han acompañado el crecimiento progresivo de la organización y han permitido soportar el incremento sostenido en el volumen de atenciones durante los últimos años, constituyéndose en un habilitador básico de la operación institucional.

Finalmente, la organización cuenta con un documento de direccionamiento estratégico institucional, en el cual se enfatizan ejes relacionados con calidad, seguridad del paciente, eficiencia operativa, innovación y fortalecimiento de capacidades organizacionales. Aunque dicho plan no desarrolla de manera explícita una estrategia formal de transformación digital o adopción de inteligencia artificial, sus lineamientos crean un marco propicio para la implementación de modelos orientados a la optimización de procesos, la gestión del riesgo y la toma de decisiones basadas en evidencia. En este contexto, el crecimiento sostenido de la institución, la presión operativa derivada del aumento en la demanda y la complejidad de los procesos asistenciales y administrativos justifican la necesidad de un modelo estructurado de priorización, como la matriz de decisión multicriterio (MCDA), que permita orientar la incorporación responsable de soluciones tecnológicas en un entorno de alta exigencia clínica y regulatoria.

5.2 Direccionamiento estratégico

El direccionamiento estratégico de la organización se sustenta en una cultura institucional sólida, coherente y transversal, alineada con su misión, visión, valores y pilares organizacionales, orientados al fortalecimiento permanente de la calidad asistencial, la seguridad del paciente, la

atención humanizada y la sostenibilidad ambiental en el ámbito de la salud mental. Este marco estratégico no se limita a una formulación declarativa, sino que se proyecta como una guía operativa que permea todos los niveles de la organización, articulando la planeación estratégica con la ejecución cotidiana de los procesos asistenciales y administrativos.

La misión institucional enfatiza la prestación de servicios integrales en salud mental, con enfoque centrado en la persona y su familia, bajo principios de calidad, seguridad, humanización y responsabilidad social. Por su parte, la visión posiciona a la organización como un referente a nivel nacional en atención en salud mental, con proyección hacia la excelencia clínica, la innovación y el desarrollo del conocimiento. Esta orientación estratégica establece una base clara para la incorporación progresiva de procesos de transformación digital, uso estratégico de la información y analítica de indicadores, elementos clave para mejorar la toma de decisiones en contextos clínicos complejos y de alta presión operativa.

Los objetivos estratégicos se estructuran de manera integral, articulando cuatro perspectivas fundamentales: financiera, cliente/usuario, procesos internos y aprendizaje organizacional. Este enfoque, alineado con modelos de gestión estratégica contemporáneos, permite a la institución monitorear de forma sistemática el desempeño institucional mediante indicadores claramente definidos, fichas técnicas y reportes periódicos, lo que refleja una orientación hacia la gestión basada en resultados y la mejora continua. En este sentido, la organización ha avanzado en la estandarización de procesos, la medición de desempeño y el fortalecimiento de capacidades internas para garantizar sostenibilidad y calidad en la prestación del servicio.

La propuesta de valor institucional se fundamenta en la seguridad del paciente, la calidad asistencial, la humanización de la atención y la generación de una experiencia positiva para el

usuario, aspectos que se evidencian en los altos niveles de satisfacción reportados y en los reconocimientos obtenidos por entidades territoriales de salud. Estos atributos se soportan en una infraestructura adecuada, talento humano calificado, adherencia estricta a protocolos clínicos y administrativos, y una cultura organizacional orientada a la gestión del riesgo y la mejora permanente de los procesos. Si bien no se dispone de un ranking nacional oficial que ubique a la institución frente a otras IPS del país, los indicadores de satisfacción, el crecimiento sostenido de la demanda y los reconocimientos consecutivos recibidos permiten inferir un posicionamiento competitivo dentro del sector de salud mental.

Desde la perspectiva de capacidades organizacionales, la institución presenta fortalezas significativas en términos de experiencia clínica, cobertura territorial, estructura de calidad y seguridad del paciente, y capacidad para operar en entornos regulados y de alta complejidad asistencial. No obstante, se identifican brechas relevantes asociadas a la gestión avanzada de la información, la integración de tecnologías digitales en los procesos críticos y la toma de decisiones basada en análisis multicriterio que permitan priorizar intervenciones con alto impacto clínico y administrativo. Estas brechas no representan debilidades estructurales, sino oportunidades estratégicas para evolucionar hacia modelos más sofisticados de gestión del riesgo, eficiencia operativa y soporte a la práctica clínica.

Estratégicamente, la infraestructura tecnológica actual constituye una base operativa relevante; sin embargo, el direccionamiento institucional orientado a la calidad, la innovación y la gestión del riesgo evidencia la necesidad de evolucionar hacia modelos de mayor analítica, interoperabilidad y uso inteligente de la información. En este sentido, el modelo propuesto en el presente trabajo se articula con la visión estratégica de la organización, al fortalecer la toma de decisiones basada en datos y apoyar la gestión integral del riesgo clínico y operativo.

En este contexto, la propuesta del modelo de decisión multicriterio (MCDA) se articula de manera directa con el direccionamiento estratégico de la organización. El modelo se alinea con los objetivos institucionales de calidad, seguridad del paciente y eficiencia, al ofrecer una herramienta estructurada que permite priorizar procesos críticos y soluciones tecnológicas considerando simultáneamente criterios clínicos, administrativos, regulatorios y éticos. De esta forma, el MCDA no se concibe como un elemento externo o disruptivo, sino como un mecanismo de apoyo a la estrategia institucional, que facilita la toma de decisiones informadas en escenarios de alta complejidad, incertidumbre regulatoria y presión asistencial.

En síntesis, el direccionamiento estratégico de la organización evidencia un alto nivel de madurez institucional, caracterizado por coherencia entre misión, visión, objetivos y operación. Esta madurez crea condiciones favorables para la implementación de modelos analíticos avanzados como el MCDA, los cuales permiten potenciar las capacidades existentes, cerrar brechas en la gestión del riesgo y la información, y avanzar de manera responsable hacia procesos de innovación y transformación organizacional, siempre orientados al bienestar del paciente y la sostenibilidad del sistema de salud mental.

5.3 Análisis del entorno y del sector

El entorno en el que opera la institución se caracteriza por una combinación de condiciones favorables y desafíos estructurales propios del sector salud en Colombia, particularmente en el ámbito de la salud mental. Desde una perspectiva sectorial, el aumento sostenido de la demanda de servicios de salud mental constituye una condición claramente favorable, impulsada por el reconocimiento creciente de los trastornos mentales como un problema prioritario de salud pública, así como por los lineamientos establecidos en la Política Nacional de Salud Mental 2024–2033. Este contexto ha ampliado la necesidad de servicios ambulatorios, hospitalarios y de

rehabilitación, fortaleciendo la posición de las instituciones especializadas dentro de la cadena de valor del sistema de salud y generando oportunidades para la expansión de la cobertura y la diversificación del portafolio de servicios.

En el plano legal y normativo, la institución opera en un entorno altamente regulado, con exigencias estrictas en materia de habilitación, seguridad del paciente, gestión del riesgo, protección de datos y calidad asistencial. Normas como el Decreto 780 de 2016, la Resolución 3100 de 2019 y el Sistema Obligatorio de Garantía de la Calidad en Salud establecen condiciones mínimas que, si bien implican cargas operativas y administrativas significativas, también favorecen la estandarización de procesos, la trazabilidad clínica y la mejora continua. Estas condiciones regulatorias crean un entorno que exige altos niveles de cumplimiento, pero que al mismo tiempo fortalece la credibilidad institucional frente a aseguradores, usuarios y autoridades sanitarias, consolidando una posición favorable para instituciones con trayectoria y madurez organizacional.

Desde el punto de vista económico y financiero, el sector salud mental enfrenta condiciones desfavorables asociadas a la inestabilidad en los flujos de recursos, los retrasos en los pagos por parte de las entidades aseguradoras y la presión constante sobre la liquidez institucional. Estas dinámicas afectan la capacidad de inversión en infraestructura, tecnología, renovación de equipos biomédicos y fortalecimiento del talento humano, incrementando la necesidad de eficiencia operativa y priorización estratégica de recursos. En este contexto, la adopción de modelos de gestión que permitan identificar procesos críticos, optimizar flujos asistenciales y reducir cargas administrativas innecesarias se convierte en un factor clave para la sostenibilidad en el mediano y largo plazo.

La ubicación geográfica y la distribución de sedes regionales representan una condición favorable para la institución, al permitir una mayor cercanía con la población usuaria y una ampliación del acceso a los servicios de salud mental en distintos municipios del departamento. No obstante, esta dispersión territorial también introduce desafíos operativos, como el incremento de costos fijos, la necesidad de coordinación intersede, la gestión de talento humano especializado y la estandarización de procesos asistenciales y administrativos en contextos heterogéneos. Estas condiciones refuerzan la importancia de contar con herramientas de gestión que permitan visualizar de manera integral la operación, identificar cuellos de botella y priorizar intervenciones en los puntos de mayor riesgo clínico y administrativo.

En términos de posición dentro de la cadena de valor del sector, la institución se beneficia de su articulación con múltiples aseguradores y de su capacidad para atender tanto población del régimen contributivo como subsidiado, lo cual amplía su base de usuarios y diversifica el riesgo financiero. Asimismo, las alianzas docencia-servicio con instituciones de educación superior fortalecen su capital humano, su capacidad de actualización científica y su posicionamiento como actor relevante en la formación y la innovación en salud mental. Estas condiciones potencian la implementación de modelos de gestión del riesgo que integren dimensiones clínicas, administrativas y organizacionales, al contar con talento humano calificado y una cultura institucional orientada a la calidad y la seguridad del paciente.

Sin embargo, el entorno también presenta amenazas relevantes para la implementación de modelos innovadores. Entre ellas se destacan la incertidumbre regulatoria frente a tecnologías emergentes, la ausencia de lineamientos específicos para la incorporación de herramientas digitales avanzadas, la escasez de talento humano especializado en salud mental y el incremento sostenido de los costos operativos. Estas amenazas obligan a que cualquier modelo o plan propuesto sea

gradual, basado en evidencia, alineado con la normatividad vigente y orientado a la mitigación de riesgos, evitando inversiones tecnológicas que no aporten valor clínico o eficiencia operativa comprobada.

En conjunto, el análisis del entorno y del sector evidencia que la institución opera en un contexto de alta demanda, regulación exigente y presión financiera, pero también con oportunidades claras para fortalecer su posicionamiento mediante la optimización de procesos críticos, la gestión eficiente del riesgo y la priorización estratégica de intervenciones. Estas condiciones hacen pertinente la implementación de un modelo de gestión de riesgos asistenciales y administrativos que permita identificar los procesos con mayor impacto sobre la seguridad del paciente, la continuidad del cuidado y el bienestar del talento humano, facilitando así una toma de decisiones informada y alineada con las capacidades reales de la organización y las exigencias del entorno sectorial.

5.4 Análisis interno y externo. Matriz DOFA

Con el fin de comprender el contexto estratégico de la organización y orientar el diseño del modelo de gestión de riesgos y priorización de procesos críticos, se realizó un análisis interno y externo mediante la matriz DOFA. Esta herramienta permite identificar las fortalezas y debilidades internas de la institución, así como las oportunidades y amenazas provenientes del entorno, considerando aspectos relacionados con los servicios prestados, la estructura organizacional, el posicionamiento sectorial, la relación con aseguradores y usuarios, y la sostenibilidad financiera en el mediano y largo plazo. Los resultados del análisis se presentan a continuación (Tabla 2).

Tabla 2. Matriz DOFA de la organización

Fortalezas (F)	Debilidades (D)
Talento humano interdisciplinario con experiencia en salud mental.	Brechas en formación especializada continua y competencias digitales avanzadas.
Cultura organizacional sólida orientada a calidad, seguridad del paciente y atención humanizada.	Alta carga asistencial que limita procesos de innovación y mejora continua.
Red de sedes regionales que amplía el acceso a servicios de salud mental.	Costos fijos elevados asociados a infraestructura y operación multisede.
Sistema de información institucional con historia clínica electrónica y trazabilidad asistencial.	Uso limitado de analítica avanzada y herramientas predictivas para la toma de decisiones.
Altos niveles de satisfacción de usuarios (96%) y reconocimiento por autoridades sanitarias.	Dependencia financiera de contratación con EAPB y exposición a glosas y retrasos en pagos.
Alianzas docencia–servicio con instituciones académicas.	Necesidad de renovación periódica de equipos biomédicos y tecnológicos. Limitaciones en analítica avanzada para estratificación de riesgo. Dependencia de registros operativos sin explotación predictiva.
Oportunidades (O)	Amenazas (A)
Fortalecimiento de la Política Nacional de Salud Mental 2024–2033.	Incertidumbre regulatoria y posibles reformas al sistema de salud.
Crecimiento sostenido de la demanda de servicios de salud mental.	Riesgo financiero estructural del sector salud (liquidez, pagos tardíos).
Avances en transformación digital y uso de analítica de datos en salud.	Escasez de talento humano especializado en salud mental.
Posibilidad de ampliar portafolio de servicios y cobertura regional.	Incremento de la competencia entre IPS del sector.
Desarrollo de alianzas estratégicas con EPS, universidades y actores del sistema.	Aumento de costos operativos y presión sobre tarifas.
Potencial para proyectos de innovación e investigación aplicada.	Dificultades de acceso y continuidad del cuidado en zonas rurales dispersas.

Implementación de modelos de analítica e IA
para gestión del riesgo en salud mental.
Articulación con políticas nacionales de salud
mental y transformación digital.

Fuente: Elaboración propia con base en información institucional suministrada.

El análisis de la matriz DOFA evidencia que la organización cuenta con una base interna sólida para la prestación de servicios de salud mental, sustentada en su talento humano, cultura de calidad, reconocimiento institucional y red de sedes regionales. Estas fortalezas constituyen un soporte clave para la implementación de modelos de gestión orientados a la seguridad del paciente, la eficiencia operativa y la mejora continua, especialmente en un contexto de creciente demanda asistencial.

No obstante, las debilidades identificadas revelan tensiones estructurales que afectan la sostenibilidad y la capacidad de adaptación de la institución, particularmente en términos de carga asistencial, costos fijos elevados y uso limitado de herramientas analíticas avanzadas. Estas brechas justifican la necesidad de un modelo que permita priorizar procesos críticos, optimizar recursos y apoyar la toma de decisiones gerenciales con base en criterios objetivos de riesgo, impacto y eficiencia.

Desde la perspectiva externa, las oportunidades asociadas al fortalecimiento de la política pública en salud mental y al avance de la transformación digital crean un entorno favorable para la evolución de la organización hacia modelos más integrados, basados en información y análisis de datos. Sin embargo, estas oportunidades coexisten con amenazas relevantes, como la incertidumbre regulatoria, el riesgo financiero del sector y la escasez de talento humano especializado, que incrementan la exposición institucional a eventos adversos tanto clínicos como administrativos.

En este contexto, la matriz DOFA confirma la pertinencia del modelo propuesto, al evidenciar la necesidad de una herramienta estructurada que permita articular fortalezas internas y oportunidades del entorno, mitigar debilidades y anticipar amenazas. El diseño del modelo de gestión de riesgos y priorización de procesos críticos se apoya directamente en este análisis, al ofrecer un marco para enfocar los esfuerzos institucionales en aquellos procesos que generan mayor impacto sobre la seguridad del paciente, la eficiencia administrativa y la sostenibilidad organizacional.

5.5 Accionistas o socios

A partir del análisis del desempeño histórico, la evolución organizacional, el crecimiento sostenido de sedes, la ampliación progresiva de la contratación con EAPB y la consolidación de un modelo de atención integral en salud mental, se evidencia la existencia de una estructura de propiedad y liderazgo con capacidad de sostener decisiones estratégicas de mediano y largo plazo.

La trayectoria institucional sugiere que la organización cuenta con un núcleo directivo y/o socios fundadores con experiencia acumulada en la gestión de servicios de salud mental, lo cual se refleja en la estabilidad operativa, el fortalecimiento de la red de atención, la obtención de reconocimientos por calidad y el cumplimiento consistente de estándares de habilitación y seguridad del paciente. Este capital organizacional, entendido como la combinación de experiencia sectorial, conocimiento técnico y capacidad de gestión, constituye un activo estratégico relevante para el desarrollo e implementación de modelos avanzados de gestión del riesgo clínico y asistencial.

Adicionalmente, la existencia de un equipo gerencial y técnico estructurado, con funciones definidas en calidad, gestión del riesgo, seguridad del paciente y direccionamiento estratégico, indica que la organización dispone de capacidades internas para acompañar procesos de

innovación organizacional, aun en escenarios de incertidumbre regulatoria. Este aspecto resulta particularmente relevante para la implementación progresiva del modelo propuesto, el cual no depende de inversiones disruptivas inmediatas, sino de una adopción gradual basada en priorización de riesgos, optimización de procesos críticos y fortalecimiento de la toma de decisiones directivas.

En este sentido, aun sin contar con información detallada sobre la composición accionaria, la evidencia institucional disponible permite concluir que la estructura de propiedad, liderazgo y gestión existente constituye un soporte adecuado para la implementación del modelo de gestión de riesgos propuesto, en la medida en que se apoya en capacidades organizacionales ya consolidadas, experiencia sectorial comprobada y una orientación estratégica alineada con la calidad, la seguridad del paciente y la sostenibilidad institucional.

6. Análisis de situación relacionada con la gestión integral del riesgo en la IPS

6.1 Descripción del modelo GRIS vigente en la IPS

La organización objeto de estudio desarrolla su gestión integral del riesgo en salud a partir de un enfoque asistencial estructurado en rutas de atención diferenciadas, orientadas a la identificación temprana del riesgo, la continuidad del cuidado y la seguridad del paciente en el ámbito de la salud mental. Si bien la institución no denomina formalmente su esquema como un modelo GIRS en sentido normativo estricto, la evidencia documental y operativa permite identificar la existencia de componentes funcionales que cumplen con los principios de la gestión integral del riesgo en salud, particularmente en lo relacionado con la estratificación clínica, la gestión del riesgo asistencial y la protección del paciente y del talento humano.

El modelo vigente se articula alrededor de la Ruta Integral de Atención en Salud Mental, la cual organiza el proceso asistencial desde el ingreso del usuario hasta el egreso y seguimiento,

integrando servicios de consulta externa, hospital día, hospitalización y programas especializados para el manejo del consumo de sustancias psicoactivas (SPA). Esta ruta establece criterios claros de acceso, exclusión, escalamiento y continuidad, lo que permite una atención diferenciada según la severidad clínica, el nivel de riesgo y las necesidades terapéuticas de cada paciente.

Desde la perspectiva del recorrido del usuario (patient journey), el proceso inicia con la identificación de la demanda y la admisión administrativa, seguida de una valoración clínica integral que incluye evaluación psiquiátrica, psicológica y psicosocial. A partir de esta valoración inicial, se define el nivel de atención más adecuado, el plan terapéutico y la intensidad del seguimiento requerido. Posteriormente, el paciente transita por las fases de intervención, monitoreo clínico, ajustes terapéuticos y, finalmente, egreso con criterios de continuidad del cuidado. Este recorrido evidencia una lógica secuencial y estructurada que permite identificar puntos críticos del proceso asistencial, tanto desde la perspectiva clínica como administrativa.

La estratificación del riesgo constituye un eje central del modelo vigente. La institución diferencia de manera explícita los niveles de riesgo bajo, medio y alto, así como riesgos específicos asociados al consumo de sustancias psicoactivas, utilizando criterios clínicos relacionados con la severidad del trastorno, el riesgo para sí mismo o para terceros, la necesidad de vigilancia continua y la capacidad de soporte familiar. Esta estratificación permite orientar la toma de decisiones clínicas, definir el tipo de servicio requerido y priorizar recursos asistenciales en función del impacto potencial sobre la vida y la seguridad del paciente.

El análisis del proceso permite identificar un conjunto de procesos críticos cuya falla o ejecución inadecuada tendría un impacto significativo tanto en los desenlaces clínicos como en la eficiencia administrativa de la organización. Entre estos procesos se destacan la admisión y verificación administrativa, la valoración clínica inicial, la definición oportuna del plan

terapéutico, la conciliación medicamentosa, el seguimiento interdisciplinario y el egreso seguro del paciente. Desde el punto de vista clínico, errores o retrasos en estos procesos pueden derivar en eventos adversos, recaídas, prolongación innecesaria de la hospitalización o incremento del riesgo vital. Desde la perspectiva administrativa, estos mismos fallos generan reprocesos, aumento de costos, ineficiencia operativa y sobrecarga del personal.

Un aspecto particularmente relevante identificado en el análisis del modelo vigente es la alta carga cognitiva y emocional que enfrentan los equipos asistenciales involucrados en la atención de pacientes con trastornos mentales severos, crisis psiquiátricas o riesgo suicida. Los procesos de mayor complejidad clínica, especialmente la hospitalización, la atención de crisis y el manejo de pacientes con múltiples comorbilidades, concentran una elevada demanda de tiempo, toma de decisiones críticas y exposición emocional, lo que incrementa el riesgo de desgaste profesional y burnout en el talento humano. En este contexto, la ausencia de herramientas sistemáticas de apoyo a la priorización, análisis de riesgo y toma de decisiones puede amplificar la carga administrativa y asistencial del personal, afectando tanto el bienestar del equipo como la calidad del servicio.

Si bien el modelo actual evidencia fortalezas importantes en términos de estructuración de rutas, enfoque en seguridad del paciente y atención centrada en la persona, también presenta limitaciones que abren una oportunidad clara para el desarrollo de la presente propuesta. Entre estas limitaciones se encuentran la ausencia de herramientas analíticas integradas que permitan cruzar de manera sistemática el riesgo clínico, el impacto administrativo y el riesgo sobre el talento humano; la dependencia de procesos manuales para la priorización de casos y la toma de decisiones; y la falta de mecanismos formales que apoyen la evaluación multicriterio de procesos críticos en escenarios de alta complejidad e incertidumbre.

En consecuencia, el análisis del modelo GIRS vigente evidencia la necesidad de fortalecer la gestión integral del riesgo mediante herramientas que permitan identificar, ponderar y priorizar procesos críticos, integrando variables clínicas, administrativas y humanas. Esta brecha constituye el fundamento para el diseño y validación de una matriz de decisión multicriterio, orientada a apoyar la toma de decisiones estratégicas en la implementación de soluciones de inteligencia artificial y tecnologías digitales en procesos críticos de atención en salud mental, sin reemplazar el juicio clínico, pero sí fortaleciendo la eficiencia, la seguridad del paciente y el bienestar del talento humano.

A. Caracterización de la demanda (Afiliados)

La caracterización de la demanda constituye el punto de partida del análisis de la gestión integral del riesgo en salud mental, en tanto permite comprender quiénes son los usuarios atendidos, cuáles son sus principales condiciones clínicas, cómo se comporta la demanda asistencial y qué niveles de riesgo concentran mayor impacto sobre la vida del paciente y sobre la operación institucional. Para el presente trabajo, dicha caracterización se realiza a partir de fuentes secundarias institucionales, particularmente la Ruta Integral de Atención por Servicios (HOS-PT-035) y la información operativa suministrada por la IPS, adoptando un enfoque descriptivo-funcional orientado a la gestión del riesgo, más que un análisis actuarial o poblacional exhaustivo.

Perfil general de la población atendida

La IPS analizada se especializa en la atención integral en salud mental, con énfasis en trastornos mentales comunes y severos, consumo de sustancias psicoactivas (SPA) y atención de crisis psiquiátricas. La población atendida presenta alta vulnerabilidad clínica y psicosocial, lo que exige modelos de atención continuos, interdisciplinarios y con alta capacidad de respuesta ante eventos críticos (Tabla 3).

Tabla 3. Tipología de usuarios atendidos según modalidad asistencial

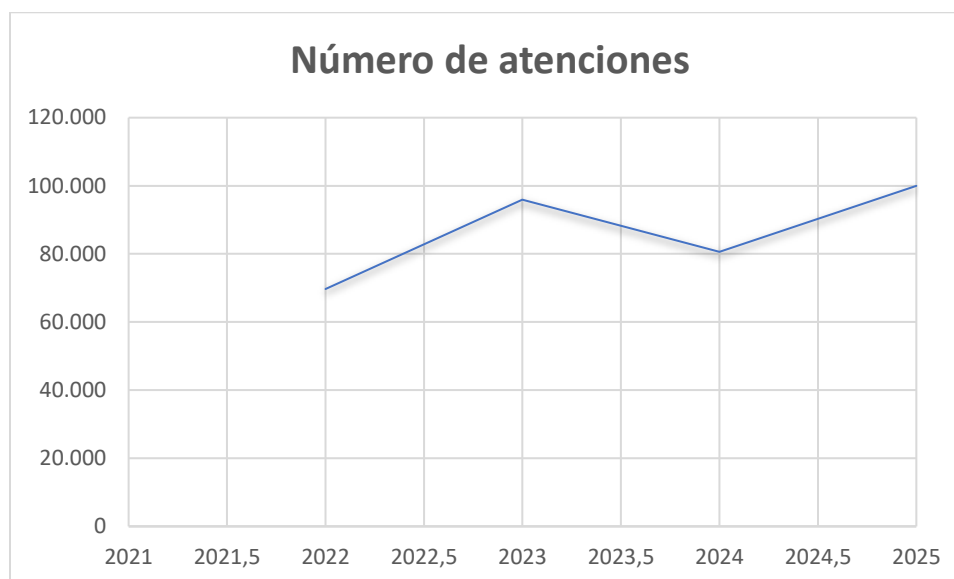
Modalidad de atención	Características principales	Nivel de complejidad
Consulta externa	Atención ambulatoria, seguimiento clínico, control farmacológico	Baja – Media
Hospital día	Intervenciones intensivas sin internación prolongada	Media
Hospitalización	Atención de crisis psiquiátrica, riesgo vital, descompensación severa	Alta
Programas SPA	Tratamiento de consumo problemático y recaídas	Alta
Atención en crisis	Intervención inmediata por riesgo suicida o descompensación	Muy alta

Fuente: Elaboración propia con información suministrada por la IPS.

Dinámica de la demanda asistencial

La demanda de servicios presenta un comportamiento creciente y fluctuante, reflejando tanto la expansión institucional como el aumento sostenido de necesidades en salud mental. El volumen de atenciones evidencia picos asociados a servicios de mayor complejidad, particularmente hospitalización y programas especializados. La evolución se muestra en el Gráfico 1.

Gráfico 1. Evolución del número de atenciones



Fuente: Elaboración propia con información suministrada por la IPS.

Perfil epidemiológico funcional

Desde una perspectiva funcional, la demanda se concentra en:

- Trastornos afectivos (depresión, ansiedad)
- Trastornos por consumo de Sustancias Psicoactivas (SPA)
- Trastornos severos con recaídas frecuentes
- Comorbilidad psiquiátrica
- Casos con alta recurrencia y necesidad de seguimiento prolongado

Este perfil implica alta probabilidad de eventos adversos, interrupciones del tratamiento y utilización intensiva de recursos asistenciales.

Estratificación del riesgo clínico

Con base en la ruta institucional y la práctica asistencial, la población puede agruparse en niveles de riesgo que orientan la priorización clínica y administrativa como se muestra en la Tabla 4.

Tabla 4. Nivel de riesgo de la priorización clínica y administrativa

Nivel de riesgo	Características	Impacto clínico
Bajo	Seguimiento ambulatorio estable	Bajo
Medio	Requiere controles frecuentes	Moderado
Alto	Riesgo de descompensación, recaídas	Alto
Muy alto	Crisis psiquiátrica, riesgo suicida	Crítico

Fuente: Elaboración propia con información suministrada por la IPS.

La caracterización de la demanda permite identificar con claridad que no todos los usuarios atendidos generan el mismo nivel de impacto clínico ni operativo dentro de la institución. Existen grupos poblacionales que concentran una mayor complejidad asistencial y un riesgo significativamente más alto tanto para la vida del paciente como para la estabilidad de los procesos institucionales. Entre estos se destacan los pacientes en crisis psiquiátrica, los usuarios con trastornos por consumo de sustancias psicoactivas con recaídas frecuentes, los casos con abandono terapéutico y aquellos que presentan comorbilidades psiquiátricas y psicosociales. Estos grupos demandan intervenciones intensivas, seguimiento continuo, mayor articulación interdisciplinaria y una respuesta oportuna ante eventos críticos, lo que incrementa la utilización de recursos clínicos y administrativos, así como la presión sobre el talento humano asistencial.

Este comportamiento de la demanda se ve intensificado por condiciones de vulnerabilidad social que atraviesan a una proporción significativa de los usuarios atendidos. Factores como la

inestabilidad familiar, las barreras de acceso a servicios, la discontinuidad en los tratamientos, la estigmatización asociada a los trastornos mentales y las limitaciones socioeconómicas influyen directamente en la adherencia terapéutica y en la recurrencia de los episodios clínicos. Aunque no se dispone de microdatos sociodemográficos desagregados, la información institucional permite inferir que estos determinantes sociales incrementan el riesgo clínico, prolongan los tiempos de atención y elevan la probabilidad de eventos adversos, lo cual refuerza la necesidad de modelos de atención y de gestión del riesgo que sean anticipatorios y no exclusivamente reactivos.

Desde la perspectiva de la gestión integral del riesgo, esta caracterización evidencia que la demanda atendida por la IPS no solo es creciente, sino estructuralmente compleja. La concentración del riesgo en determinados perfiles de usuarios y modalidades asistenciales —especialmente hospitalización, atención de crisis y programas especializados en consumo de sustancias— convierte estos procesos en nodos críticos del sistema de atención. La falta de detección temprana del riesgo, la fragmentación del seguimiento o las fallas en la continuidad del cuidado en estos puntos pueden tener consecuencias graves, tanto en términos de desenlaces clínicos como de impacto administrativo, financiero y reputacional para la institución.

En este contexto, la caracterización de la demanda no se limita a describir quiénes son los usuarios atendidos, sino que cumple una función estratégica al servir como base para el análisis del recorrido del paciente, la identificación de procesos críticos y la priorización de riesgos clínicos y administrativos. Asimismo, permite anticipar aquellos puntos del sistema donde se concentra una mayor carga asistencial y emocional para el talento humano, lo que resulta fundamental para analizar posteriormente fenómenos como el agotamiento profesional y para diseñar intervenciones orientadas al bienestar del personal. De este modo, la comprensión integral de la demanda se

consolida como un insumo esencial para el diseño de un modelo de gestión del riesgo que articule seguridad del paciente, eficiencia operativa y sostenibilidad institucional.

B. Análisis del comportamiento del riesgo asistencial a partir de registros operativos y clínicos

Dado que la organización analizada corresponde a una Institución Prestadora de Servicios de Salud (IPS) y no a una entidad aseguradora (EAPB–EPS), el análisis del comportamiento del riesgo no se aborda desde una perspectiva actuarial financiera clásica, sino desde un enfoque interpretativo del riesgo asistencial, sustentado en registros operativos, clínicos y en la Ruta Integral de Atención vigente. Este enfoque resulta coherente con el rol institucional de la IPS, cuyo ámbito de responsabilidad se centra en la prestación directa de los servicios, la seguridad del paciente y la gestión de eventos clínicos de alta complejidad, más que en la administración de reservas técnicas o primas de aseguramiento.

El comportamiento de la morbilidad asistencial en los últimos años evidencia una concentración creciente de casos complejos, particularmente en servicios asociados a crisis psiquiátrica, hospitalización y programas especializados para el tratamiento del consumo de sustancias psicoactivas. Este fenómeno no se expresa únicamente en un aumento del volumen de atenciones, sino en una mayor recurrencia de episodios críticos, reingresos y necesidad de seguimiento prolongado, lo que incrementa la carga clínica y operativa de la institución. Desde la perspectiva de la gestión del riesgo, esta tendencia sugiere un desplazamiento del perfil de atención hacia niveles de mayor severidad clínica, con implicaciones directas sobre la seguridad del paciente y la estabilidad de los procesos asistenciales.

Figura 1. Ruta de Atención – Hospitalización en Salud Mental



Fuente: Elaboración propia de la información suministrada por la IPS.

La Ruta Integral de Atención por Servicios constituye un insumo central para comprender cómo se materializa este riesgo en la práctica. Tal como se ilustra en la Figura 1. Ruta Integral de Atención en Salud Mental, el recorrido del paciente atraviesa múltiples puntos críticos, desde el ingreso y la valoración inicial, pasando por la estratificación del riesgo, la definición de la modalidad de atención, la intervención terapéutica y el seguimiento. Cada uno de estos momentos representa un potencial punto de falla si no se gestiona de manera adecuada, especialmente en pacientes con riesgo alto o muy alto, donde los errores, retrasos o discontinuidades pueden derivar en eventos adversos graves.

El análisis de la concentración del riesgo muestra que los eventos de mayor impacto clínico no se distribuyen de manera homogénea a lo largo de la ruta, sino que se concentran en fases específicas, como la atención de crisis, la hospitalización psiquiátrica y los procesos de transición

entre modalidades de atención. Estos puntos de quiebre son particularmente sensibles, ya que combinan alta presión asistencial, toma de decisiones clínicas complejas y una elevada carga emocional tanto para el paciente como para el talento humano. Desde la óptica de la gestión integral del riesgo, estos nodos deben ser considerados procesos críticos, en tanto su mal funcionamiento afecta directamente la vida del paciente y genera consecuencias administrativas, reputacionales y operativas para la institución.

En cuanto a los denominados hechos catastróficos, aunque no se abordan aquí en términos financieros, sí se analizan como eventos clínicos de alto impacto, tales como intentos de suicidio, descompensaciones psiquiátricas severas, recaídas graves en consumo de sustancias o eventos adversos asociados a fallas en la continuidad del cuidado. Estos eventos, aun cuando no sean frecuentes en términos absolutos, concentran un riesgo desproporcionado y demandan una respuesta institucional inmediata, coordinada y altamente especializada. Su ocurrencia reiterada pone en evidencia la necesidad de fortalecer los mecanismos de detección temprana del riesgo y de seguimiento longitudinal del paciente.

El aumento en la complejidad de los casos atendidos tiene también implicaciones indirectas sobre los costos de atención, entendidos no solo en términos financieros, sino como consumo intensivo de tiempo clínico, utilización de recursos especializados y desgaste del talento humano. La atención repetida de crisis, los reingresos y la prolongación de los tratamientos incrementan la presión sobre los equipos asistenciales y administrativos, generando un entorno propenso al agotamiento profesional y a la disminución de la eficiencia operativa. Aunque no se dispone de datos desagregados de costos unitarios, la evidencia operativa permite inferir que los procesos asociados a mayor riesgo clínico son también aquellos que concentran mayor carga administrativa y organizacional.

En síntesis, el análisis del comportamiento del riesgo asistencial evidencia que la IPS enfrenta una dinámica de morbilidad compleja y concentrada en procesos críticos, cuya gestión adecuada resulta determinante para garantizar la seguridad del paciente, la continuidad del cuidado y la sostenibilidad institucional. Este diagnóstico interpretativo justifica la necesidad de avanzar hacia un modelo de gestión del riesgo más estructurado, que permita anticipar eventos críticos, priorizar procesos de alto impacto y apoyar la toma de decisiones mediante herramientas analíticas, como la matriz de decisión multicriterio que se propone en los apartados posteriores. Asimismo, este análisis constituye la base para el levantamiento detallado del journey del paciente y para la identificación de oportunidades de mejora orientadas tanto a la eficiencia asistencial como al bienestar del talento humano.

C. Análisis de la red prestadora de servicios

La red prestadora de servicios constituye un componente estructural de la gestión integral del riesgo en salud, en tanto condiciona de manera directa la accesibilidad, oportunidad, continuidad, seguridad y pertinencia de la atención. En el ámbito de la salud mental, esta relevancia se intensifica debido a la naturaleza crónica y fluctuante de los trastornos, la alta vulnerabilidad de los usuarios y la necesidad de intervenciones oportunas en momentos críticos, como crisis emocionales, recaídas o transiciones entre modalidades de atención. Por ello, el análisis de la red no se limita a la verificación de requisitos formales, sino que debe incorporar una lectura estratégica orientada a la mitigación de riesgos clínicos, operativos y humanos.

En la organización analizada, la red prestadora se estructura principalmente a partir de sedes propias habilitadas, distribuidas territorialmente, lo que ha permitido ampliar la cobertura y mejorar el acceso a servicios especializados en salud mental. Esta expansión progresiva fortalece la capacidad institucional para responder a la demanda creciente; no obstante, también incrementa

la complejidad en la coordinación asistencial, la estandarización de procesos y la gestión de la información clínica y administrativa entre sedes, aspectos que inciden directamente en la gestión del riesgo y en la eficiencia operativa.

Gobierno de la red y criterios de selección de prestadores en el marco del SOGCS

Desde el enfoque del Sistema Obligatorio de Garantía de la Calidad de la Atención en Salud (SOGCS), la red prestadora debe evaluarse a partir de dos dimensiones complementarias: el cumplimiento normativo mínimo y el desempeño real en atributos de calidad. La verificación de habilitación constituye un requisito indispensable, pero insuficiente por sí solo para garantizar una atención segura y continua en salud mental. En este sentido, la gobernanza de la red debe orientarse a asegurar coherencia entre el modelo de atención, el modelo de servicio y los procesos críticos que soportan la ruta del paciente.

La red cumple una función estratégica al sostener los diferentes momentos de la atención —ingreso, diagnóstico, intervención, manejo de crisis, internación, seguimiento y egreso—, por lo que cualquier debilidad en su articulación puede convertirse en un punto de quiebre con alto impacto clínico, administrativo o reputacional. En consecuencia, el análisis de la red se concibe como un insumo clave para identificar procesos críticos y priorizarlos posteriormente mediante herramientas de apoyo a la decisión.

Verificación de habilitación y consistencia del portafolio de servicios

La verificación de habilitación de los servicios prestados permite establecer un piso regulatorio de control y reducir la exposición a riesgos estructurales asociados a infraestructura, talento humano y procesos asistenciales. Sin embargo, desde la perspectiva de gestión del riesgo, resulta igualmente relevante evaluar la consistencia entre el portafolio habilitado y las necesidades reales de la ruta de atención en salud mental.

En este tipo de servicios, una de las principales fuentes de riesgo se presenta cuando la red dispone de capacidad para atención ambulatoria, pero muestra debilidades en momentos críticos como la atención de crisis, la internación o las transiciones entre modalidades. Estas brechas generan discontinuidad, retrasos en la intervención y sobrecarga administrativa, afectando tanto la seguridad del paciente como la eficiencia institucional (Tabla 5).

Tabla 5. Consistencia de la red prestadora frente a la ruta de atención en salud mental

Etapas de la ruta	Servicios requeridos	Disponibilidad en la red	Riesgo si falla	Evidencia institucional
Ingreso y triage	Valoración inicial, estratificación de riesgo	Alta / Media	Alto	Ruta integral HOS-PT
Diagnóstico	Psiquiatría, psicología clínica	Alta	Medio	Protocolos clínicos
Intervención	Psicoterapia, farmacoterapia	Alta	Medio	Portafolio de servicios
Manejo de crisis	Atención prioritaria, contención	Media	Alto	Ruta de crisis
Internación	Programa especializado	Alta	Alto	Sedes habilitadas
Seguimiento	Controles posteriores, adherencia	Media	Alto	Procedimientos internos
Egreso	Plan de continuidad	Media	Alto	Lineamientos de egreso

Fuente: Elaboración propia.

Esta matriz permite identificar de forma preliminar los puntos de mayor exposición al riesgo dentro de la red, particularmente en las transiciones asistenciales, que serán retomadas en el análisis del journey del paciente.

Evaluación SARLAFT y riesgos reputacionales en la red

La evaluación SARLAFT en la red prestadora se incorpora como un mecanismo de control del riesgo legal, financiero y reputacional. Aunque no se exponen resultados específicos, la existencia de procedimientos de debida diligencia en la selección y permanencia de prestadores

contribuye a proteger la sostenibilidad institucional y a evitar interrupciones en la prestación de los servicios. Este componente resulta especialmente relevante en un contexto de expansión territorial, donde la multiplicidad de actores incrementa la exposición a riesgos externos.

Suficiencia de la red: cobertura, oportunidad y continuidad

La suficiencia de la red no se limita al número de sedes o servicios disponibles, sino que se relaciona con la capacidad efectiva de responder de manera oportuna, continua y resolutive a la demanda en salud mental. La ampliación de la cobertura geográfica observada en la organización analizada constituye una fortaleza en términos de accesibilidad; sin embargo, esta expansión exige mayores esfuerzos de coordinación intersede, interoperabilidad de la información y estandarización de procesos.

Desde la gestión del riesgo, los principales desafíos de suficiencia se concentran en la oportunidad de la atención en momentos críticos, la continuidad del seguimiento posterior a la internación o crisis y la capacidad de evitar reprocesos administrativos que afectan la eficiencia y aumentan la carga laboral del talento humano.

Atributos de calidad y riesgos asociados

El análisis de la red desde los atributos de calidad definidos por el SOGCS permite identificar riesgos específicos que afectan tanto la experiencia del usuario como los resultados clínicos y operativos. Cada atributo, cuando presenta fallas, se convierte en un generador potencial de eventos adversos, reprocesos o insatisfacción, como se evidencian en la Tabla 6.

Tabla 6. Atributos de calidad y riesgos asociados en la red prestadora

Atributo	Riesgo principal	Punto crítico de la ruta	Implicación para el modelo
----------	------------------	--------------------------	----------------------------

Accesibilidad	Barreras de ingreso	Ingreso inicial	Priorización de demanda
Oportunidad	Retraso en intervención	Crisis, internación	Alertas tempranas
Seguridad	Eventos adversos	Intervención clínica	Soporte a decisiones
Pertinencia	Intervención inadecuada	Diagnóstico	Apoyo clínico
Continuidad	Reingresos, recaídas	Egreso y seguimiento	Seguimiento automatizado
Satisfacción	Deserción del servicio	Toda la ruta	Mejora de experiencia

Fuente: Elaboración propia.

Estos hallazgos evidencian que los riesgos más relevantes se concentran en procesos transversales que atraviesan la red y que requieren herramientas de apoyo para su gestión integral.

Modelo de atención, procesos críticos y bienestar del talento humano

La red prestadora soporta procesos críticos en los cuales una falla puede tener un impacto elevado en la vida del paciente, en la eficiencia administrativa y en el bienestar del talento humano. Procesos como la estratificación inicial del riesgo, la atención de crisis, las transiciones entre modalidades de atención y el seguimiento posterior al egreso concentran una alta carga clínica y administrativa. Cuando estos procesos no se encuentran adecuadamente articulados, se incrementa el riesgo de sobrecarga laboral, duplicidad de tareas, reprocesos y desgaste emocional del personal asistencial y administrativo.

En este sentido, el análisis de la red no solo permite identificar puntos de riesgo clínico, sino también oportunidades para reducir la presión operativa y prevenir fenómenos como el burnout, mediante una mejor priorización de procesos, redistribución de cargas y uso estratégico de la información.

Figura 2. Articulación de la red prestadora con atributos de calidad, riesgos y procesos críticos como insumo para la matriz MCDA



Fuente: Elaboración propia con información suministrada por la IPS.

Validación económica y resultados en salud

Aunque no se dispone de información financiera detallada para la red, es posible identificar que los principales costos indirectos asociados a su gestión se derivan de reprocesos administrativos, reingresos evitables, prolongación innecesaria de tratamientos y fallas en la continuidad del cuidado. Una red prestadora articulada, con procesos claros y soporte analítico, contribuye a optimizar el uso de recursos, mejorar los resultados en salud y fortalecer la sostenibilidad institucional.

En conjunto, el análisis de la red prestadora evidencia fortalezas significativas en cobertura y experiencia del usuario, así como desafíos relevantes en la coordinación de procesos críticos y la gestión del riesgo en salud mental. Estos hallazgos constituyen un insumo central para el diseño del modelo propuesto, el cual buscará priorizar procesos de alto impacto mediante una matriz de

decisión multicriterio (MCDA), integrando criterios clínicos, administrativos y de bienestar del talento humano.

C. Características de la oferta de la IPS y mapa de procesos

Características de la oferta de la IPS orientadas a la atracción y satisfacción de los usuarios

La IPS Oportunidad de Vida S.A.S. se posiciona como una institución especializada en la prestación de servicios integrales en salud mental, con un modelo de atención que articula modalidades ambulatorias, hospitalarias y de seguimiento, orientado a garantizar la continuidad del cuidado, la seguridad del paciente y la integralidad del abordaje clínico. Su oferta de servicios se estructura a partir de rutas de atención claramente definidas, que incluyen consulta externa, hospital día, hospitalización en salud mental y atención para trastornos por uso de sustancias psicoactivas, permitiendo la adaptación del nivel de atención según la evolución clínica del usuario.

Uno de los principales atributos diferenciadores de la oferta institucional es el enfoque centrado en el paciente y su red de apoyo. La IPS incorpora de manera sistemática a la familia y cuidadores en los procesos terapéuticos, especialmente en modalidades como hospital día y hospitalización, fortaleciendo la adherencia al tratamiento y favoreciendo la continuidad posterior al egreso. Este enfoque se complementa con procesos formales de educación al paciente, preparación para el alta y seguimiento post-egreso, lo cual contribuye a reducir riesgos de recaída y reingreso, aspectos críticos en la atención en salud mental.

En términos de acceso y oportunidad, la IPS dispone de mecanismos de entrada claramente definidos, que incluyen la programación de consulta externa, la recepción de remisiones desde otras instituciones o EAPB, y la remisión interna entre servicios, lo que permite una gestión

escalonada del riesgo clínico. Estos procesos se apoyan en un sistema de información institucional que integra la historia clínica, los procesos administrativos, la facturación y la gestión de farmacia, facilitando la trazabilidad de la atención y la continuidad de la información a lo largo de la ruta asistencial.

La calidad del servicio se ve reforzada por la disponibilidad de talento humano interdisciplinario, conformado por profesionales de psiquiatría, psicología, trabajo social, terapia ocupacional, enfermería y otras áreas de apoyo, lo que permite un abordaje integral de las necesidades del paciente. Adicionalmente, la IPS ha desarrollado una cultura organizacional orientada a la seguridad del paciente, la humanización de la atención y el mejoramiento continuo, evidenciada en programas institucionales y en altos niveles de satisfacción reportados por los usuarios.

Finalmente, la oferta de la IPS se apoya en una infraestructura distribuida en varias sedes, con capacidad instalada suficiente para atender diferentes niveles de complejidad en salud mental. Esta red de sedes fortalece la cobertura regional y la accesibilidad para la población urbana, aunque persisten desafíos para el acceso de población rural dispersa, los cuales se reconocen como elementos clave para el análisis posterior de riesgos y oportunidades de mejora mediante soluciones tecnológicas.

Acceso territorial y relación entre concentración de la población y puntos de atención

Desde una perspectiva territorial, la IPS Oportunidad de Vida S.A.S. opera mediante una red de sedes ubicadas en municipios estratégicos, lo que facilita la atención de una población amplia y diversa en el ámbito regional. Esta distribución permite concentrar los procesos administrativos y asistenciales en puntos específicos de atención, desde los cuales se gestionan la

admisión, la programación de citas, la referencia y contrarreferencia, y la continuidad del tratamiento.

No obstante, el análisis territorial evidencia una brecha de acceso para población proveniente de zonas rurales o municipios con menor conectividad, lo cual puede generar barreras en términos de oportunidad en la atención, asistencia a controles y adherencia terapéutica. Estas limitaciones adquieren especial relevancia en el contexto de la salud mental, donde la continuidad del cuidado y el seguimiento periódico son determinantes para los resultados clínicos.

Entre 2014 y 2024, la IPS Oportunidad de Vida S.A.S. ha presentado un proceso de crecimiento progresivo y estratégico, orientado al fortalecimiento de su capacidad operativa y a la ampliación de la cobertura regional en servicios especializados de salud mental. En el período 2014–2015 se creó la primera sede asistencial y administrativa, junto con la oficina de referencia en el sur de Cali, lo que marcó el inicio formal de la operación institucional. Posteriormente, en 2016, se estableció la segunda sede campestre en el municipio de Jamundí, destinada específicamente al programa de internación por consumo de sustancias psicoactivas (SPA), ampliando el alcance de la atención a poblaciones con alta complejidad clínica.

En 2018 se realizó la apertura de la tercera sede en el sector San Fernando, seguida en 2019 por el traslado de los servicios a la sede Cedro, lo cual permitió fortalecer la capacidad instalada y mejorar las condiciones operativas para la atención. Durante los años 2020 y 2021, la IPS experimentó un proceso de consolidación institucional significativo, evidenciado en la nueva contratación que la posicionó como prestadora de servicios para cinco (5) EAPB, la apertura de la sede Tequendama en el sur de Cali y la expansión hacia los municipios de Palmira y Buga. En este mismo período se dio inicio a la relación docencia–servicio, contribuyendo al fortalecimiento de la calidad asistencial y a la formación del talento humano en salud.

Entre 2022 y 2023 se amplió la red de sedes con la apertura de puntos de atención en Ciudad Jardín y Cartago, lo que permitió un fortalecimiento sustancial de la red prestadora asociada a las EAPB y una mayor cobertura regional. Finalmente, en 2024 se habilitó la sede Tuluá, consolidando la presencia institucional en el centro y norte del departamento y mejorando el acceso a los servicios de salud mental para poblaciones previamente subatendidas.

Este proceso de expansión territorial que se muestra en la Tabla 7, evidencia una estrategia institucional orientada a acercar los servicios a la población, reducir barreras geográficas de acceso y responder a la creciente demanda de atención en salud mental en el departamento del Valle del Cauca.

Tabla 7. Localización de sedes de la IPS y área de influencia territorial

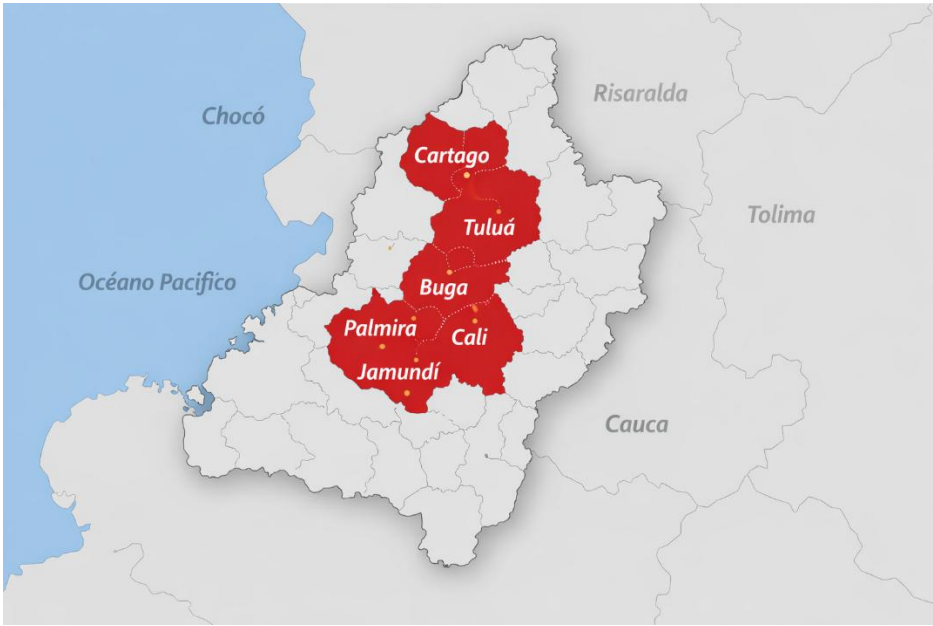
ID_Sede	Nombre_Sede	Municipio	Año_Apertura	Tipo_de_Sede	Servicios_Principales	Área_de_Influencia
1	Sede Sur Cali (Inicial)	Cali	2014	Asistencial y administrativa	Consulta externa, referencia, gestión administrativa	Cali (sur)
2	Sede Jamundí (Campestre)	Jamundí	2016	Campestre – Internación	Internación por consumo de SPA, hospitalización	Jamundí, sur del Valle
3	Sede San Fernando	Cali	2018	Asistencial	Consulta externa, atención ambulatoria	Cali (centro-sur)
4	Sede Cedro	Cali	2019	Asistencial	Servicios asistenciales integrales	Cali
5	Sede Tequendama	Cali	2020	Asistencial	Consulta externa, apoyo terapéutico	Cali (sur)
6	Sede Palmira	Palmira	2021	Asistencial	Atención ambulatoria en salud mental	Palmira y municipios cercanos
7	Sede Buga	Buga	2021	Asistencial	Atención ambulatoria y referencia	Buga y centro del Valle

8	Sede Ciudad Jardín	Cali	2022	Asistencial	Consulta especializada	externa	Cali (sur)
9	Sede Cartago	Cartago	2023	Asistencial	Atención ambulatoria		Norte del Valle
10	Sede Tuluá	Tuluá	2024	Asistencial	Atención ambulatoria y referencia		Centro-norte del Valle

Fuente: Elaboración propia.

Figura 3. Mapa de localización de municipios con presencia de sedes de la IPS

Oportunidad de Vida S.A.S. en el Valle del Cauca



Fuente: Elaboración propia con información suministrada por la IPS.

El mapa de la Figura 3 presenta los municipios del departamento del Valle del Cauca donde la IPS Oportunidad de Vida S.A.S. cuenta con sedes habilitadas para la prestación de servicios en salud mental. La distribución territorial evidencia una cobertura regional que facilita el acceso de población urbana y periurbana, así como la articulación de flujos de referencia desde municipios cercanos, constituyéndose en un elemento clave para el análisis de acceso, continuidad de la atención y riesgos asociados al territorio.

Este análisis territorial constituye un insumo clave para identificar procesos críticos susceptibles de fortalecimiento mediante herramientas digitales, tales como teleconsulta, recordatorios automatizados, pre-admisión virtual y sistemas de seguimiento remoto, los cuales podrán ser evaluados posteriormente en la matriz de decisión multicriterio.

Mapa de procesos de la IPS

Con el fin de comprender de manera integral el funcionamiento de la IPS y su relación con la oferta de servicios, se construye un mapa de procesos que agrupa las actividades institucionales en cuatro grandes categorías: procesos estratégicos, procesos misionales, procesos de apoyo y procesos de evaluación y mejora. Esta clasificación permite visualizar la cadena de valor de la atención en salud mental y establecer relaciones claras entre los procesos asistenciales y los elementos administrativos y tecnológicos que los soportan.

Procesos estratégicos

Los procesos estratégicos orientan el direccionamiento institucional y garantizan la alineación de la IPS con los principios de calidad, seguridad del paciente y sostenibilidad. Estos incluyen la planeación estratégica, el gobierno clínico, la gestión del riesgo, la formulación de políticas de calidad y seguridad del paciente, y la gestión de alianzas y contratación con las EAPB. Su función principal es establecer lineamientos que orienten la toma de decisiones y aseguren la coherencia entre la misión institucional y la operación diaria.

Procesos misionales

Los procesos misionales constituyen el núcleo de la prestación del servicio y corresponden a la ruta integral de atención en salud mental. Este macroproceso inicia con el acceso del usuario al sistema, continúa con la valoración clínica y diagnóstica, la formulación e implementación del plan terapéutico, el seguimiento interdisciplinario y culmina con el egreso seguro y el

acompañamiento post-egreso. La articulación entre las diferentes modalidades de atención permite una gestión dinámica del riesgo clínico y una atención centrada en las necesidades del paciente.

La figura 4 representa el mapa general de los procesos de la IPS.

Figura 4. Mapa general de los procesos de la IPS



Fuente: Elaboración propia con información suministrada por la IPS.

Procesos de apoyo

Los procesos de apoyo garantizan las condiciones necesarias para la adecuada ejecución de los procesos misionales. Estos incluyen la gestión del talento humano, la administración de la infraestructura y las sedes, la gestión de tecnología e información, la gestión financiera y de facturación, y la gestión de equipos biomédicos. En conjunto, estos procesos aseguran la

disponibilidad de recursos humanos, físicos, tecnológicos y financieros necesarios para la prestación del servicio.

Procesos de evaluación y mejora

Los procesos de evaluación y mejora permiten monitorear el desempeño institucional y retroalimentar la toma de decisiones. Incluyen la medición de indicadores de calidad, oportunidad y satisfacción, la auditoría clínica y administrativa, y los planes de mejoramiento continuo. Estos procesos resultan fundamentales para identificar brechas, priorizar intervenciones y evaluar el impacto de las mejoras implementadas, la figura 5 se muestra la ruta de integral de atención en salud mental.

Figura 5. Ruta integral de atención en salud mental



Fuente: Elaboración propia con información suministrada por la IPS.

Relación entre oferta, procesos, tecnología y riesgos

El análisis integrado de la oferta de servicios y del mapa de procesos permite identificar facilitantes y limitantes que inciden directamente en el desempeño institucional. Entre los principales facilitantes se encuentran la disponibilidad de talento humano interdisciplinario, la existencia de rutas de atención claramente definidas, el uso de un sistema de información institucional que integra los procesos clínicos y administrativos, y los altos niveles de satisfacción reportados por los usuarios.

No obstante, también se identifican limitantes relevantes, como la dependencia de herramientas ofimáticas para el análisis de información estratégica, las restricciones financieras propias del sector salud, y las barreras de acceso territorial para población rural. Estas limitaciones generan riesgos operativos, clínicos y financieros que afectan la oportunidad en la atención, la continuidad del cuidado y la capacidad de toma de decisiones basada en datos (Tabla 8).

Tabla 8. Relación entre procesos críticos, soporte tecnológico actual, brechas identificadas y riesgos asociados

Proceso crítico	Tecnología actual (base)	Brecha tecnológica	Riesgos asociados (clínico / operativo / institucional)
Agendamiento / admisión / verificación	Zeus Salud + operación administrativa	Automatización limitada del pre-admisión, integración restringida de canales y ausencia de analítica de no-show, condicionadas a desarrollos específicos del proveedor del HIS	Demoras operativas, reprocesos administrativos, aumento de carga del personal, barreras de acceso y subutilización de la capacidad instalada
Valoración y diagnóstico	Historia clínica en Zeus Salud	Soporte a la decisión clínica y estandarización digital de escalas/criterios limitados por las restricciones de interoperabilidad del HIS	Variabilidad clínica no controlada, trazabilidad incompleta, dependencia del juicio individual y riesgo de decisiones clínicas tardías
Intervención interdisciplinaria	Registro en historia clínica	Orquestación del plan terapéutico y alertas/recordatorios condicionados a desarrollos contractuales del proveedor del HIS	Fallas de coordinación, duplicidad de registros, aumento de carga

			administrativa y riesgo de eventos adversos
Remisión interna entre rutas	Documentación interna	Interoperabilidad y trazabilidad del handoff limitadas por el ecosistema cerrado del HIS, con dependencia técnica del proveedor	Fragmentación del cuidado, pérdida de continuidad clínica y uso ineficiente del tiempo del profesional
Egreso seguro y seguimiento	Documentos de egreso y continuidad	Seguimiento digital post-egreso y monitoreo de adherencia no integrados al HIS en tiempo real	Reingresos, recaídas, abandono terapéutico y aumento de carga operativa por ausencia de seguimiento automatizado

Fuente: Elaboración propia con información suministrada por la IPS.

El análisis de la Tabla 8 evidencia que las brechas tecnológicas identificadas en los procesos críticos de la IPS no se traducen únicamente en riesgos clínicos, sino que generan impactos operativos e institucionales significativos. La limitada interoperabilidad del sistema de historia clínica Zeus Salud —caracterizado por operar como un ecosistema cerrado para desarrollos propios— restringe la automatización de flujos, la integración de analítica en tiempo real y el uso predictivo de los datos clínicos, lo que obliga a mantener procesos manuales, doble registro y reprocesos administrativos. Estas limitaciones afectan directamente la eficiencia del personal asistencial y administrativo, incrementan los tiempos de atención y reducen la capacidad instalada efectiva de la IPS.

Asimismo, la ausencia de herramientas integradas de apoyo a la decisión clínica, seguimiento post-egreso y analítica predictiva impide una gestión proactiva de la severidad clínica en salud mental. Como consecuencia, se incrementa la probabilidad de recaídas, reingresos y discontinuidad del cuidado, no por fallas clínicas individuales, sino por debilidades estructurales en la gestión de la información y en la coordinación entre procesos. En este sentido, los riesgos asociados no deben interpretarse desde una lógica actuarial propia del aseguramiento, sino como riesgos de gestión de la severidad clínica y de desviación de costos asistenciales, derivados de una

operación fragmentada, de la ausencia de alertas tempranas y de una elevada carga administrativa. Estos riesgos no reflejan un aumento intrínseco de la enfermedad, sino ineficiencias estructurales en la gestión de la información clínica y en la coordinación de los procesos asistenciales

Estos hallazgos refuerzan la necesidad de incorporar criterios tecnológicos que consideren explícitamente la restricción del HIS, la factibilidad real de integración y el impacto operativo sobre el profesional. Cualquier iniciativa de inteligencia artificial o analítica avanzada en la IPS debe evaluarse no solo por su capacidad técnica, sino por su potencial para reducir reprocesos, evitar el doble registro, optimizar el uso del tiempo clínico y mejorar la continuidad del cuidado dentro de las limitaciones actuales del entorno tecnológico institucional.

Journey del paciente en la atención en salud mental

El journey del paciente permite representar de manera integral la experiencia del usuario a lo largo de su interacción con la IPS, desde el acceso inicial hasta el egreso y seguimiento, identificando puntos críticos asociados a riesgos clínicos, administrativos y operativos. En el contexto de la atención en salud mental, este enfoque resulta particularmente relevante debido a la alta dependencia de la continuidad del cuidado, la adherencia terapéutica y la coordinación interdisciplinaria.

El journey se construye con base en la ruta integral de atención definida por la IPS, articulando las modalidades de Consulta Externa, Hospital Día, Hospitalización en Salud Mental y Cuidado Básico SPA, y constituye un insumo clave para la identificación de procesos críticos y la posterior aplicación de la matriz de decisión multicriterio (MCDA).

Si bien el journey del paciente representa la ruta operativa definida por la IPS, su implementación efectiva se encuentra condicionada por las restricciones tecnológicas del sistema

de historia clínica Zeus Salud. La ausencia de interoperabilidad abierta limita la generación automática de alertas clínicas, el seguimiento en tiempo real y la integración de herramientas analíticas predictivas, lo que obliga a depender de registros manuales y de la actuación individual del profesional. En consecuencia, el journey descrito representa una ruta funcional, pero no plenamente automatizada, lo que introduce fricciones operativas, riesgo de doble registro y dependencia técnica del proveedor del HIS.

Etapas del journey del paciente

Etapas 1. Acceso y solicitud de atención

El journey inicia cuando el paciente o su red de apoyo realiza la solicitud de atención, ya sea mediante consulta externa programada, remisión desde otra IPS o EAPB, o remisión interna entre servicios. En esta etapa, el usuario enfrenta una primera interacción administrativa que condiciona su percepción inicial del servicio y puede influir en su adherencia posterior.

- Riesgos identificados:

Barreras de acceso por ubicación geográfica o disponibilidad de citas.

Retrasos en la asignación o confirmación de citas.

- Carga administrativa:

Diligenciamiento de datos, verificación de afiliación y autorizaciones.

- Impacto en la vida del paciente:

Ansiedad asociada a la espera y a la incertidumbre del acceso.

- Impacto en el talento humano:

Alta carga operativa en admisiones y programación.

Etapa 2. Admisión y verificación administrativa

Una vez solicitado el servicio, el paciente pasa por el proceso de admisión y verificación administrativa, donde se valida la información, se revisa la cobertura y se formaliza el ingreso a la ruta de atención correspondiente.

- Riesgos identificados

Reprocesos por información incompleta o errores administrativos.

- Carga administrativa:

Validación documental, autorizaciones y registro en sistemas de información.

- Impacto en la vida del paciente:

Frustración ante trámites repetitivos o falta de claridad.

- Impacto en el talento humano:

Sobrecarga administrativa y presión por tiempos de respuesta.

Etapa 3. Valoración clínica y diagnóstica

En esta etapa se realiza la valoración por psiquiatría y el equipo interdisciplinario, se define el diagnóstico y se establece el plan terapéutico inicial. Este momento es crítico para la seguridad del paciente y la adecuada estratificación del riesgo clínico.

- Riesgos identificados

Variabilidad clínica en la valoración.

Riesgo de subestimación o sobreestimación del nivel de atención requerido.

- Carga administrativa:

Registro clínico detallado y coordinación interdisciplinaria.

- Impacto en la vida del paciente:

Alta carga emocional y necesidad de contención.

- Impacto en el talento humano

Exigencia cognitiva y emocional elevada en la toma de decisiones clínicas.

Etapas 4. Definición e implementación de la ruta de atención

Con base en la valoración, el paciente es asignado a una de las modalidades de atención (Consulta Externa, Hospital Día, Hospitalización o Cuidado Básico SPA). Esta decisión determina la intensidad del tratamiento y los recursos involucrados.

- Riesgos identificados:

Desarticulación entre servicios.

Demoras en el inicio efectivo de la atención.

- Carga administrativa:

Coordinación de agendas, camas, equipos terapéuticos y autorizaciones.

- Impacto en la vida del paciente:

Ajustes en su rutina personal, familiar y laboral.

- Impacto en el talento humano:

Necesidad de coordinación permanente entre áreas y sedes.

Etapa 5. Seguimiento interdisciplinario

Durante la prestación del servicio, el paciente recibe seguimiento continuo por parte del equipo interdisciplinario, con evaluaciones periódicas de evolución clínica y adherencia al tratamiento.

- Riesgos identificados:

Pérdida de continuidad del cuidado.

Riesgo de recaídas o descompensaciones no detectadas oportunamente.

- Carga administrativa:

Registro continuo de evolución y coordinación del equipo.

- Impacto en la vida del paciente:

Dependencia del acompañamiento institucional para mantener estabilidad.

- Impacto en el talento humano:

Carga asistencial sostenida y riesgo de fatiga profesional.

Etapa 6. Egreso seguro y seguimiento post-egreso

El journey culmina con el egreso seguro del paciente y la planificación del seguimiento post-egreso, incluyendo controles, remisiones y educación al paciente y su red de apoyo.

- Riesgos identificados:

Abandono del tratamiento.

Reingresos evitables por falta de seguimiento.

- Carga administrativa:

Elaboración de documentos de egreso, programación de controles y remisiones.

- Impacto en la vida del paciente:

Transición a la autonomía con riesgo de recaída.

- Impacto en el talento humano:

Necesidad de asegurar continuidad sin contacto presencial permanente. La figura 6 muestra el flujo del Journey del paciente.

Figura 6. Journey del paciente en la atención en salud mental



Fuente: Elaboración propia con información suministrada por la IPS.

E. Riesgos relacionados con las funciones del aseguramiento

En el marco de las funciones del aseguramiento, la gestión del riesgo constituye un eje central para garantizar la continuidad, calidad y sostenibilidad de la atención en salud. En el contexto de la relación EAPB–IPS, particularmente en la atención en salud mental, los riesgos no se presentan de forma aislada, sino que interactúan de manera sistémica a lo largo de la ruta de atención del paciente. Por ello, su identificación y análisis se realiza a partir del esquema de la ruta integral de atención, el mapa de procesos institucional y el journey del paciente, previamente desarrollados.

Este apartado describe cómo la IPS identifica y gestiona los principales riesgos que afectan el cumplimiento de sus funciones asistenciales y operativas, entre ellos el riesgo en salud, el riesgo de gestión de la severidad clínica (asociado a recaídas, descompensaciones y uso intensivo de recursos asistenciales), el riesgo financiero, el riesgo operacional, el riesgo de grupo, el riesgo reputacional, las fallas del mercado de la salud y los riesgos de lavado de activos y financiación del terrorismo, así como la forma en que estos riesgos se interrelacionan. Asimismo, se analiza cómo un modelo de Gestión Integral del Riesgo en Salud (GIRS) permite abordarlos de manera articulada desde una perspectiva clínica, organizacional y de sostenibilidad institucional.

Riesgo en salud

El riesgo en salud es el riesgo prioritario dentro del modelo de aseguramiento, dado su impacto directo sobre la vida, la seguridad y el bienestar del paciente. En la IPS, este riesgo se identifica principalmente en los procesos de valoración clínica, estratificación del riesgo y definición de la ruta de atención. Una valoración inadecuada o tardía puede derivar en manejo ambulatorio insuficiente, hospitalización innecesaria o descompensaciones clínicas evitables.

La IPS enfrenta este riesgo mediante la implementación de rutas de atención estandarizadas, la valoración interdisciplinaria y el seguimiento continuo del paciente durante toda su trayectoria asistencial. El journey del paciente permite evidenciar que los puntos de mayor exposición al riesgo en salud se concentran en la valoración inicial, la transición entre modalidades de atención y el seguimiento post-egreso.

Riesgo de Gestión de la Severidad Clínica

El riesgo de gestión de la severidad clínica se relaciona con la probabilidad de que los pacientes presenten descompensaciones, recaídas o episodios agudos que incrementen la utilización de servicios asistenciales y los costos asociados a la atención, tales como reingresos, estancias prolongadas y uso intensivo de recursos clínicos. En el contexto de la atención en salud mental, este riesgo se ve particularmente influenciado por la falta de continuidad del cuidado, el abandono del tratamiento, la ausencia de alertas tempranas y una inadecuada estratificación del riesgo clínico.

Desde la perspectiva de la IPS, este riesgo se gestiona mediante la articulación de las diferentes modalidades de atención, la definición de criterios clínicos claros de ingreso, seguimiento y egreso, y el fortalecimiento del acompañamiento post-egreso. El análisis del journey del paciente evidencia que los fallos en las etapas de seguimiento y transición del cuidado generan un impacto directo sobre la severidad clínica, al aumentar la probabilidad de recaídas, rehospitalizaciones y uso no planificado de la capacidad instalada, con efectos relevantes sobre la eficiencia operativa y la sostenibilidad institucional.

Riesgo financiero

El riesgo financiero se manifiesta en la capacidad de la IPS para sostener la operación y responder a las obligaciones derivadas de la prestación del servicio, en un contexto marcado por

retrasos en los pagos, glosas y presiones presupuestales propias del sistema de salud. Este riesgo se ve incrementado cuando los procesos administrativos y asistenciales son ineficientes o generan reprocesos.

Desde la perspectiva del aseguramiento, la IPS enfrenta este riesgo fortaleciendo los procesos de admisión, facturación y control administrativo, así como promoviendo la eficiencia en la asignación de recursos asistenciales. El cruce entre el mapa de procesos y el journey del paciente evidencia que la ineficiencia en la coordinación de agendas, camas y equipos terapéuticos impacta directamente la sostenibilidad financiera.

Riesgo operacional

El riesgo operacional se asocia a fallas en los procesos, sistemas, personas o infraestructura que afectan la oportunidad y continuidad de la atención. En la IPS, este riesgo se identifica en los procesos de admisión y verificación administrativa, en la coordinación entre servicios y en la gestión de la información clínica y administrativa.

La IPS mitiga este riesgo mediante la estandarización de procesos, el uso de sistemas de información integrados y la definición clara de responsabilidades. El journey del paciente muestra que los riesgos operacionales en las etapas iniciales pueden escalar rápidamente hacia riesgos en salud y financieros, evidenciando la necesidad de una gestión integral del riesgo.

Riesgo de grupo

El riesgo de grupo se refiere a la concentración de población con características clínicas y sociales similares que incrementan la probabilidad de eventos adversos. En salud mental, este riesgo es especialmente relevante debido a la coexistencia de condiciones crónicas, comorbilidades y factores psicosociales que afectan la adherencia al tratamiento.

La IPS gestiona este riesgo mediante la segmentación de pacientes, la intervención interdisciplinaria y el acompañamiento a la red de apoyo familiar. La estratificación del riesgo, apoyada en el análisis del journey, permite identificar grupos de pacientes con mayor probabilidad de recaída o descompensación, priorizando acciones preventivas.

Riesgo reputacional

El riesgo reputacional surge cuando las fallas en la atención afectan la percepción de los usuarios, las EAPB y otros actores del sistema. En el contexto de la IPS, este riesgo se encuentra estrechamente ligado a la oportunidad en la atención, la continuidad del cuidado y la experiencia del paciente.

La IPS enfrenta este riesgo mediante la medición de la satisfacción del usuario, la gestión de quejas y reclamos, y la mejora continua de los procesos asistenciales y administrativos. El journey del paciente permite identificar momentos críticos de la experiencia que influyen directamente en la percepción del servicio.

Riesgo por fallas del mercado de la salud

Las fallas estructurales del mercado de la salud, como la fragmentación de servicios, la asimetría de información y la insuficiencia de recursos, generan riesgos que trascienden el control directo de la IPS. No obstante, estas fallas impactan de manera directa la operación y el aseguramiento.

La IPS responde a estos riesgos fortaleciendo la articulación con las EAPB, optimizando la coordinación de la red de servicios y promoviendo modelos de atención integrados que reduzcan la fragmentación y mejoren la continuidad del cuidado.

Riesgo de lavado de activos y financiación del terrorismo (LA/FT)

El riesgo de LA/FT se gestiona mediante el cumplimiento de la normatividad vigente, la aplicación de controles administrativos, la trazabilidad de las transacciones y el fortalecimiento de los sistemas de información. Aunque este riesgo no impacta directamente la atención clínica, su adecuada gestión es fundamental para la transparencia, la confianza institucional y la sostenibilidad del aseguramiento.

Interrelación de los riesgos y enfoque GIRS

El análisis evidencia que los riesgos clínicos, operativos y de gestión en la IPS se encuentran altamente interrelacionados. Las fallas operacionales incrementan el riesgo en salud, lo cual impacta directamente la gestión de la severidad clínica y la desviación de los costos asistenciales, generando efectos financieros indirectos, riesgos reputacionales y limitaciones en la capacidad institucional para invertir en talento humano y tecnología.

En este contexto, la implementación de un modelo de Gestión Integral del Riesgo en Salud (GIRS) permite abordar los riesgos de manera articulada, integrando la ruta de atención, el mapa de procesos y el journey del paciente como herramientas para la identificación temprana, la estratificación del riesgo clínico y la priorización de intervenciones orientadas a mejorar la eficiencia operativa y la calidad de la atención.

Procesos críticos, eficiencia y bienestar del talento humano

El cruce entre el mapa de gestión asistencial y el journey del paciente permite identificar los procesos críticos que concentran mayor riesgo e impacto: la valoración clínica, la definición de la ruta de atención, el seguimiento interdisciplinario y el egreso con continuidad del cuidado. Estos procesos no solo tienen un alto impacto clínico y operativo, sino que también generan una elevada carga emocional y administrativa para el talento humano.

La identificación de estos puntos críticos en la Tabla 9 permite analizar estrategias orientadas a redistribuir cargas, mejorar la coordinación y prevenir el burnout, promoviendo el bienestar del talento humano como un componente esencial del aseguramiento y de la calidad de la atención.

Tabla 9. Susceptibilidad de los procesos críticos a la optimización mediante inteligencia artificial

Proceso crítico	Tipo de problema identificado	Naturaleza del problema	Restricción tecnológica (HIS Zeus)	Susceptibilidad a IA	Impacto potencial en el bienestar del talento humano
Acceso y agendamiento	Retrasos, reprocesos, no asistencia (no-show)	Alta carga administrativa y tareas repetitivas	Interoperabilidad limitada; automatización condicionada a desarrollos del proveedor del HIS	Alta – automatización y predicción	Reducción de carga operativa, menor presión por reprocesos y mejor gestión del tiempo
Admisión y verificación administrativa	Validaciones manuales, reprocesos documentales	Procesos administrativos intensivos en datos	Acceso restringido a datos; dependencia contractual para integraciones	Alta – automatización y verificación inteligente	Disminución de tareas repetitivas y del estrés administrativo
Valoración clínica inicial	Variabilidad clínica, alta carga cognitiva	Toma de decisiones complejas bajo incertidumbre	Limitado soporte a la decisión clínica integrado al HIS	Alta – apoyo a la decisión clínica	Apoyo cognitivo al profesional, reducción de sobrecarga decisional
Definición de la ruta de atención	Riesgo de subatención o sobreutilización de recursos	Estratificación inadecuada de la severidad clínica	Ausencia de modelos predictivos integrados en tiempo real	Muy alta – modelos predictivos y estratificación	Mayor claridad en la toma de decisiones y reducción de presión clínica
Seguimiento interdisciplinario	Falta de alertas tempranas y coordinación	Monitoreo continuo y detección tardía de cambios clínicos	Alertas y orquestación del plan terapéutico no automatizadas	Alta – detección temprana y monitoreo	Reducción de carga asistencial reactiva y mejor coordinación del equipo

Seguimiento post-egreso	Reingresos evitables abandono terapéutico	y	Falta de continuidad del cuidado	de	Seguimiento digital no integrado al HIS en tiempo real	Alta predicción de recaídas y adherencia	–	Disminución de de trabajo reactivo y mejora en la continuidad del cuidado
-------------------------	---	---	----------------------------------	----	--	--	---	---

Fuente: Elaboración propia con información suministrada por la IPS.

La susceptibilidad de estos procesos a la optimización mediante IA debe evaluarse no solo por su impacto operativo, sino también por su capacidad para reducir la carga administrativa, evitar el doble registro y apoyar el juicio clínico, contribuyendo al bienestar del talento humano y a la prevención del burnout, dentro de las restricciones tecnológicas y normativas del entorno institucional.

6.2 Modelo estandarizado de Decisión Multicriterio (MCDA) para la Gestión Integral del Riesgo en Salud (GIRS) en una IPS de salud mental

6.2.1 Enfoque general del modelo propuesto

Con base en el análisis de los procesos críticos, las brechas tecnológicas identificadas, el journey del paciente y la caracterización de los riesgos asociados a la atención en salud mental, se formula un modelo estandarizado de Decisión Multicriterio (MCDA) orientado a apoyar la toma de decisiones directivas sobre la implementación de soluciones basadas en inteligencia artificial (IA) en los procesos de atención al paciente en Oportunidad de Vida IPS.

En el marco de esta investigación, la implementación de soluciones de IA se entiende como un proceso institucional previo de decisión, orientado a determinar la pertinencia, viabilidad y condiciones de adopción de dichas soluciones en los procesos asistenciales, y no como su desarrollo o despliegue técnico. Este enfoque corresponde al campo de la gestión en salud, donde la calidad de la decisión es un determinante central de la seguridad del paciente y de la sostenibilidad organizacional.

El modelo se plantea como un estándar normativo de decisión para IPS de salud mental, con criterios, escalas y ponderaciones fijas, diseñado para ser replicable en organizaciones con características clínicas y operativas similares, y no como una matriz adaptable discrecionalmente según restricciones presupuestales o tecnológicas.

La adopción de un enfoque MCDA se justifica por la necesidad de integrar, de manera transparente y estructurada, criterios clínicos, de seguridad, organizacionales, tecnológicos, éticos-legales y económicos, tal como recomiendan las buenas prácticas internacionales para la toma de decisiones en salud (Thokala et al., 2016; Marsh et al., 2016).

6.2.2 Principios del modelo MCDA articulado con la GIRS en salud mental

El modelo se fundamenta en los siguientes principios:

- Primacía de la seguridad del paciente, entendida como la ausencia de daño prevenible y la reducción del riesgo innecesario al mínimo aceptable, de acuerdo con los lineamientos de seguridad del paciente (WHO, 2023).
- Eficacia clínica como estándar mínimo de calidad, reconociendo que, en salud mental, las soluciones basadas en IA se orientan principalmente a procesos de seguimiento, estratificación de riesgo y detección temprana de recaídas, donde el desempeño predictivo es crítico.
- Supervisión humana significativa, asegurando que la IA actúe como apoyo a la decisión clínica y gerencial, manteniendo el control profesional, la trazabilidad y la responsabilidad asistencial (FDA, 2026).
- Protección del tiempo clínico efectivo, incorporando la reducción de carga administrativa y documental como criterio explícito, dado su impacto en el bienestar del

talento humano y en la continuidad del cuidado en salud mental (Adler-Milstein et al., 2025).

- Prudencia normativa y gobernanza del riesgo, en un contexto de incertidumbre regulatoria para algoritmos clínicos, donde la trazabilidad y la rendición de cuentas son determinantes.

6.2.3 Estructura operativa del modelo MCDA

El modelo se estructura en dos niveles de evaluación:

Nivel 1 – Criterios no negociables (Gate): determinan si una solución de IA puede ser considerada para procesos de atención en salud mental.

Nivel 2 – Evaluación ponderada: permite priorizar entre alternativas que superan el nivel 1, integrando criterios organizacionales, tecnológicos y económicos.

Esta arquitectura evita que criterios de costo, facilidad técnica o conveniencia operativa compensen deficiencias en eficacia clínica, seguridad del paciente o supervisión humana significativa. En consecuencia, los criterios Gate no se interpretan como variables ordinales ordinarias dentro del cálculo ponderado, sino como condiciones habilitadoras mínimas de tipo pasa/no pasa, necesarias para que una alternativa avance a la evaluación multicriterio comparativa.

6.2.4 Escalas estandarizadas del modelo MCDA

Para garantizar claridad, replicabilidad y trazabilidad, las escalas de evaluación se presentan en tablas, diferenciando criterios habilitadores no compensatorios y criterios comparativos ponderables. Los criterios Gate —eficacia clínica, seguridad del paciente y supervisión humana— operan como condiciones mínimas de aceptación y no como fortalezas relativas intercambiables frente a variables operativas o económicas. Superado este filtro, las

alternativas viables son comparadas mediante criterios ponderados de gobernanza, factibilidad, impacto operativo, bienestar del talento humano y valor económico.

Tabla 10. Escala estandarizada para criterios clínicos comparativos (Eficacia y Seguridad)

Puntaje	Interpretación	Sustento conceptual
+5	Mejora clínicamente relevante frente a la práctica actual, con evidencia consistente	Marco EVIDEM adaptado (Krahn et al., 2024)
+3	Mejora moderada con evidencia parcial	EVIDEM
+1	Mejora marginal	EVIDEM
0	Sin diferencia demostrable frente a la práctica actual	EVIDEM
-1	Deterioro marginal del desempeño o aumento leve del riesgo	EVIDEM
-3	Deterioro moderado	EVIDEM
-5	Aumento relevante del riesgo o peor desempeño clínico	EVIDEM

Fuente: Elaboración propia.

Aplicación en salud mental: seguimiento, detección temprana de recaídas, continuidad del cuidado (Tabla 11).

Tabla 11. Criterios Gate (no negociables) para IA en procesos de atención en salud mental

Criterio	Condición mínima de aceptación	Sustento
Eficacia clínica	$AUC \geq 0.85$ con validación reportada	Tokgöz et al. (2023); Hosmer et al. (2013)
Seguridad del paciente	Riesgos identificados y mitigados; no incremento de daño prevenible	WHO (2023)

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 12. Escala estandarizada para criterios no comparativos (organizacionales y tecnológicos)

Puntaje	Definición operativa
5	Impacto alto y favorable
4	Impacto medio-alto
3	Impacto medio
2	Impacto bajo
1	Impacto marginal
0	Impacto nulo o negativo

Fuente: Elaboración propia.

Criterios evaluados con esta escala:

- Impacto en bienestar del talento humano
- Impacto operativo institucional
- Factibilidad tecnológica
- Riesgo ético-legal
- Valor económico institucional

Esta escala ordinal es consistente con el uso de escalas explícitas en MCDA aplicadas a decisiones en salud (Goetghebeur et al., 2011; Wagner et al., 2012).

6.2.5 Ponderación fija del modelo (estándar replicable)

Para asegurar que el modelo evalúe la calidad asistencial en salud mental y no la conveniencia económica, se define una ponderación fija en la Tabla 13:

Tabla 13. Ponderación de criterios del modelo MCDA

Criterio	Peso
Supervisión humana y transparencia	0.30
Riesgo ético-legal y gobernanza	0.25
Impacto operativo institucional	0.15
Factibilidad tecnológica	0.10
Bienestar del talento humano	0.10
Valor económico / costo-efectividad	0.10
Total	1.00

Fuente: Elaboración propia.

Esta estructura prioriza la eficacia clínica, la seguridad del paciente, la supervisión humana significativa y la gobernanza ético-legal, en coherencia con los principios de la GIRS y las buenas prácticas MCDA (Thokala et al., 2016; Marsh et al., 2016). La ponderación no sustituye el filtro Gate inicial, sino que permite comparar alternativas previamente habilitadas bajo una lógica de valor institucional, riesgo y factibilidad de implementación responsable.

6.2.6 Regla de decisión y contribución a la GIRS en salud mental

Las soluciones que superan los criterios Gate son evaluadas posteriormente mediante suma ponderada. Esta secuencia confirma que el modelo opera en dos momentos: primero, una verificación habilitadora no compensatoria de eficacia clínica, seguridad del paciente y supervisión humana; segundo, una comparación ponderada entre alternativas viables. El resultado permite clasificar las iniciativas como priorizables, pilotos condicionados o no viables, fortaleciendo la gobernanza del riesgo en procesos asistenciales de salud mental caracterizados por continuidad del cuidado, seguimiento longitudinal y alta sensibilidad clínica.

El modelo contribuye a la GIRS al traducir conceptos abstractos de calidad, seguridad y viabilidad tecnológica en criterios cuantificables, auditables y replicables, favoreciendo decisiones prudentes y alineadas con la atención centrada en el paciente en salud mental.

Las alternativas que superan los criterios no negociables (Gate) son evaluadas mediante una función de agregación por suma ponderada, ampliamente utilizada en modelos de Decisión Multicriterio aplicados a la toma de decisiones en salud. El valor global de cada alternativa $V(a)$ se calcula como la suma del producto entre la ponderación fija de cada criterio ω_i y el puntaje normalizado alcanzado por la alternativa en dicho criterio ($S_i(a)$), de acuerdo con la siguiente expresión:

$$V(a) = \sum_{i=1}^n \omega_i * S_i(a)$$

donde n corresponde al número total de criterios evaluados. Esta formulación permite integrar de manera transparente los distintos criterios clínicos, organizacionales y tecnológicos, garantizando que la priorización resultante refleje la primacía de la calidad asistencial, la seguridad del paciente y la supervisión humana en los procesos de atención en salud mental.

6.2.7 Fundamento metodológico de la arquitectura decisional del modelo MCDA

La estructura metodológica del modelo propuesto responde a la necesidad de tomar decisiones tecnológicas en salud bajo condiciones de incertidumbre clínica, restricciones operativas y exigencias regulatorias crecientes. En este contexto, la adopción de soluciones basadas en inteligencia artificial no puede depender exclusivamente de criterios de costo, disponibilidad comercial o expectativas de innovación, sino de un proceso estructurado que permita integrar dimensiones heterogéneas de valor institucional. Por esta razón, se adoptó un

enfoque de Decisión Multicriterio (MCDA), ampliamente reconocido en evaluación de tecnologías sanitarias y priorización de alternativas complejas, al permitir comparar opciones mediante criterios explícitos, ponderaciones definidas y reglas transparentes de decisión.

El modelo diseñado diferencia dos niveles complementarios de evaluación. En una primera etapa se incorporan criterios denominados Gate, entendidos como condiciones mínimas no compensatorias que toda alternativa tecnológica debe cumplir antes de avanzar al análisis ponderado. Esta lógica metodológica se sustenta en que ciertos atributos, especialmente la eficacia clínica, la seguridad del paciente y la supervisión humana significativa, constituyen requisitos esenciales cuya ausencia no puede ser compensada por ventajas económicas, operativas o tecnológicas. En otras palabras, una solución con bajo costo o alta facilidad de implementación no debería ser priorizada si no demuestra desempeño suficiente o si introduce riesgos asistenciales relevantes.

La inclusión de criterios Gate resulta particularmente pertinente en el contexto de la salud mental, donde los errores derivados de tecnologías mal diseñadas o insuficientemente validadas pueden impactar la continuidad del cuidado, la detección de crisis, la adherencia terapéutica o la calidad del vínculo asistencial. En consecuencia, el modelo establece que aquellas tecnologías que no acrediten estándares mínimos de desempeño clínico, mecanismos razonables de control del riesgo o preservación del juicio profesional sean clasificadas como no viables, sin avanzar a etapas posteriores de puntuación comparativa.

Superado el primer filtro, el segundo nivel del modelo corresponde a una evaluación ponderada orientada a discriminar entre alternativas viables. Para ello se incorporan criterios relacionados con bienestar del talento humano, impacto operativo institucional, factibilidad tecnológica, riesgo ético-legal y valor económico. Estas dimensiones fueron seleccionadas por su

relevancia en procesos reales de implementación tecnológica en instituciones prestadoras de servicios de salud, donde la decisión no depende únicamente del rendimiento clínico, sino también de la capacidad organizacional para absorber, operar y sostener nuevas soluciones digitales.

Dado que los criterios incorporados poseen naturalezas distintas, el modelo utiliza escalas diferenciadas según el tipo de atributo evaluado. Para dimensiones clínicas comparativas se emplean escalas simétricas que permiten representar mejoras, neutralidad o deterioro frente a la práctica actual. Para dimensiones organizacionales, tecnológicas y económicas se emplean escalas ordinales de intensidad. Posteriormente, todos los puntajes son transformados a una escala común de 0 a 100 mediante procedimientos de normalización lineal, lo que permite integrar criterios heterogéneos dentro de una única función de valor sin perder proporcionalidad entre niveles de desempeño.

Para efectos del presente modelo, la normalización lineal se aplicó como una transformación directa de los puntajes originales a una escala común de 0 a 100. En los criterios valorados en escala ordinal de 1 a 5, se utilizó la fórmula: $\text{puntaje normalizado} = ((\text{valor observado} - 1) / 4) \times 100$. De esta manera, un puntaje de 1 equivale a 0 puntos normalizados, un puntaje de 3 equivale a 50 puntos y un puntaje de 5 equivale a 100 puntos. Este procedimiento permitió conservar la distancia relativa entre los niveles de valoración y hacer comparables criterios de distinta naturaleza antes de aplicar las ponderaciones del modelo. Una vez normalizados los puntajes, cada valor fue multiplicado por el peso asignado al criterio correspondiente y posteriormente agregado mediante suma ponderada para obtener el puntaje MCDA global de cada alternativa tecnológica.

La agregación final se realiza mediante el método de suma ponderada, ampliamente utilizado en modelos MCDA aplicados al sector salud. Este procedimiento parte de la premisa de

que el valor global de una alternativa depende tanto de su desempeño en cada criterio como de la importancia relativa asignada a dichos criterios. En consecuencia, una tecnología con resultados medios en múltiples dimensiones puede superar a otra con alto desempeño parcial pero debilidades críticas en variables estratégicas para la institución.

Las ponderaciones del modelo fueron definidas mediante un enfoque normativo sustentado en tres referentes principales: i) los principios de seguridad del paciente y calidad asistencial, ii) la literatura de evaluación de tecnologías sanitarias, y iii) los lineamientos de Gestión Integral del Riesgo en Salud (GIRS). Bajo esta lógica, la eficacia clínica y la seguridad del paciente concentran la mayor participación relativa del modelo, en tanto representan condiciones centrales para cualquier decisión en salud. En un segundo nivel se ubican la supervisión humana, el bienestar del talento humano, el impacto operativo y la factibilidad tecnológica, por su incidencia directa en la implementación efectiva. Finalmente, el valor económico recibe una ponderación menor, con el propósito de evitar que consideraciones financieras dominen decisiones que comprometen la atención y la seguridad del usuario.

Esta decisión metodológica resulta especialmente relevante en instituciones de salud mental, donde la presión por eficiencia puede coexistir con necesidades asistenciales complejas, alta carga emocional del personal y sensibilidad ética frente al uso de tecnologías automatizadas. Por ello, el modelo no excluye la dimensión económica, pero la subordina a criterios superiores de calidad clínica, prudencia institucional y sostenibilidad operativa.

La arquitectura decisional propuesta permite transformar discusiones tradicionalmente subjetivas sobre innovación tecnológica en un proceso estructurado, auditable y replicable. En lugar de adoptar tecnologías por tendencia, presión comercial o intuición gerencial, la institución dispone de una herramienta para justificar decisiones con base en criterios explícitos y consistentes

con su misión asistencial. De esta manera, la matriz MCDA se configura no solo como un instrumento técnico de priorización, sino como un mecanismo de gobernanza para la incorporación responsable de inteligencia artificial en procesos de atención en salud mental.

Sobre este fundamento metodológico, en la siguiente sección se presenta el proceso de validación técnica del modelo mediante juicio experto, orientado a verificar la pertinencia, claridad y aplicabilidad institucional de los criterios, escalas y ponderaciones definidos.

6.3 Validación técnica del modelo MCDA mediante juicio experto

Con el propósito de fortalecer la consistencia metodológica del modelo propuesto y verificar su aplicabilidad en contextos reales de toma de decisiones institucionales, la matriz de Decisión Multicriterio (MCDA) fue sometida a un proceso de validación técnica mediante juicio experto. Esta fase buscó evaluar la claridad conceptual del instrumento, la pertinencia de los criterios seleccionados, la comprensión de las escalas de valoración y la coherencia de la estructura de ponderaciones diseñada para priorizar tecnologías basadas en inteligencia artificial en una IPS de salud mental.

La validación por expertos constituye una estrategia ampliamente utilizada en procesos de diseño de instrumentos y modelos de decisión, especialmente cuando se requiere valorar dimensiones complejas no observables directamente, tales como utilidad práctica, consistencia lógica o adecuación contextual. En el presente estudio, esta fase resultó particularmente relevante debido a que la matriz propuesta integra criterios clínicos, administrativos, tecnológicos, éticos y económicos, cuya interacción exige revisión por parte de profesionales con experiencia en gestión y prestación de servicios de salud.

6.3.1 Procedimiento de validación

La validación se desarrolló mediante un formulario estructurado en línea, diseñado específicamente para recoger el juicio técnico de participantes con conocimiento del sector salud y experiencia en procesos organizacionales. El instrumento incluyó secciones orientadas a valorar los siguientes componentes del modelo:

- claridad general de la matriz y facilidad de comprensión;
- pertinencia del enfoque de doble nivel (criterios Gate + evaluación ponderada);
- relevancia de los criterios Gate propuestos;
- pertinencia de los criterios ponderados;
- comprensión y suficiencia de las escalas de valoración;
- coherencia de las ponderaciones asignadas;
- observaciones abiertas para ajustes metodológicos.

Las respuestas cerradas se recogieron mediante escala tipo Likert de cinco puntos, donde valores más altos indicaban mayor nivel de aceptación o acuerdo. Adicionalmente, se habilitaron preguntas abiertas para capturar recomendaciones cualitativas y observaciones técnicas.

6.3.2 Perfil de participantes

En esta fase participaron tres expertos seleccionados mediante muestreo intencional, considerando su formación académica, experiencia profesional y conocimiento en procesos de gestión en salud. Los participantes contaban con formación de posgrado y trayectoria relacionada con dirección organizacional, calidad en salud, gestión del riesgo, análisis de procesos institucionales y toma de decisiones en contextos asistenciales y administrativos; a continuación

se describe el nivel de formación de cada participante 1: médico, magister en salud pública, gerente de institución de salud de alta complejidad, participante 2: odontólogo, especialista en rehabilitación, magister en gerencia en organizaciones de salud, especialista en alta gerencia, cursando maestría en economía de la salud, gerente de IPS especializada, participante 3: economista, maestría en economía, gerente de operaciones clínica, director financiero, consultor. Esta combinación de perfiles permitió valorar la matriz desde una perspectiva interdisciplinaria, integrando criterios clínicos, operativos, tecnológicos y gerenciales.

La competencia de los expertos se sustentó en su experiencia previa en evaluación de procesos, mejoramiento continuo, gestión institucional y análisis de herramientas aplicables al sector salud. Por tanto, su participación resultó pertinente para revisar la claridad conceptual del modelo, la coherencia de los criterios propuestos, la comprensión de las escalas de valoración y la aplicabilidad de la matriz en una IPS de salud mental. Dado que el objetivo de esta etapa no era inferencial, sino técnico-validativo, el tamaño del grupo se consideró suficiente para una validación inicial de contenido y aplicabilidad propia de estudios exploratorios de diseño metodológico.

6.3.3 Resultados de claridad y estructura general del instrumento

Los resultados evidenciaron una valoración favorable respecto a la claridad global del modelo y a la lógica metodológica adoptada en la Tabla 14 de resultados de validación.

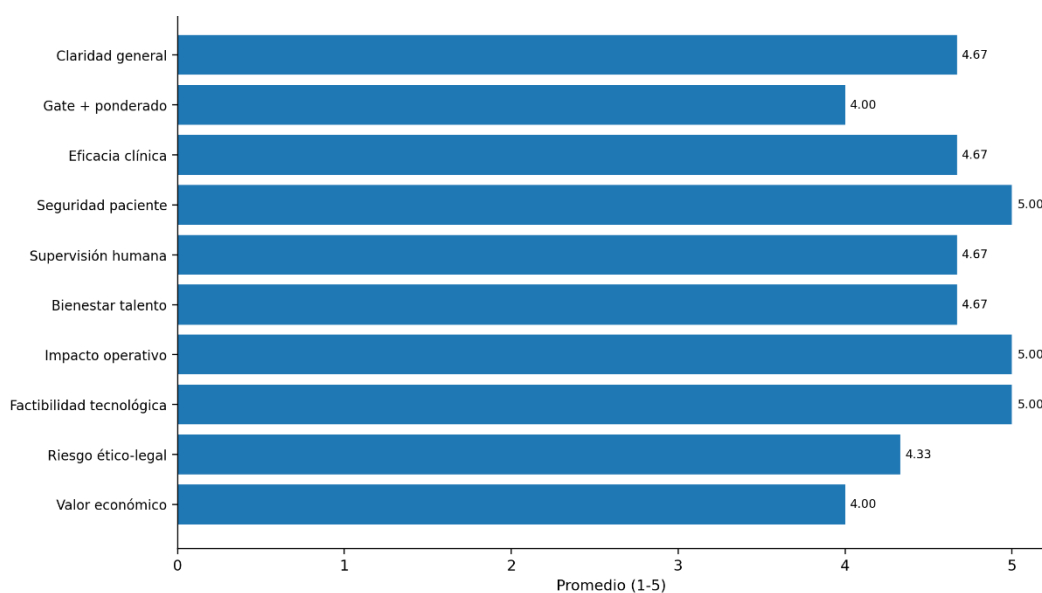
Tabla 14 Resultados de validación de la estructura general del modelo

Dimensión evaluada	Promedio (1–5)
Claridad general del instrumento	4.67
Pertinencia del enfoque Gate + ponderado	4.00

Fuente: Elaboración propia.

La puntuación obtenida en claridad general (4.67) sugiere que los expertos comprendieron adecuadamente la lógica de funcionamiento de la matriz, sus etapas de evaluación y la forma en que los criterios se integran dentro del proceso decisional. Por su parte, la aceptación del enfoque Gate más evaluación ponderada (4.00) respalda la utilidad de separar requisitos mínimos de calidad frente a criterios comparativos posteriores, eso muestra el gráfico 2.

Gráfico 2. Nivel de aceptación de componentes metodológicos del modelo MCDA



Fuente: Elaboración propia

6.3.4 Validación de los criterios Gate

Los criterios Gate representan el núcleo no negociable del modelo. Su validación resultaba indispensable, dado que determinan si una tecnología puede ser considerada viable antes de avanzar a etapas comparativas, como lo muestra la tabla 15.

Tabla 15. Validación de criterios Gate

Criterio	Promedio (1–5)
Eficacia clínica	4.67
Seguridad del paciente	5.00

Fuente: Elaboración propia.

El criterio mejor valorado fue la seguridad del paciente, con puntuación máxima. Este resultado confirma la centralidad de este principio dentro del modelo, en tanto ninguna solución basada en inteligencia artificial debería avanzar hacia una evaluación comparativa si introduce riesgos asistenciales no mitigados. Asimismo, las valoraciones obtenidas por eficacia clínica y supervisión humana significativa respaldan la pertinencia de exigir evidencia mínima de desempeño y preservación del juicio profesional como condiciones previas para considerar la adopción tecnológica.

6.3.5 Validación de los criterios ponderados

La segunda etapa del modelo incorpora criterios que permiten discriminar entre alternativas tecnológicas que ya superaron los filtros mínimos de eficacia clínica, seguridad del paciente y supervisión humana significativa. Estos criterios no sustituyen ni compensan los criterios Gate, sino que permiten valorar la conveniencia institucional de cada solución desde dimensiones organizacionales, tecnológicas, éticas y económicas (Tabla 16).

Tabla 16. Validación de criterios ponderados

Criterio	Promedio (1–5)
Supervisión humana significativa	4.67
Bienestar del talento humano	4.67
Impacto operativo institucional	5.00

Factibilidad tecnológica	5.00
Riesgo ético-legal	4.33
Valor económico	4.00

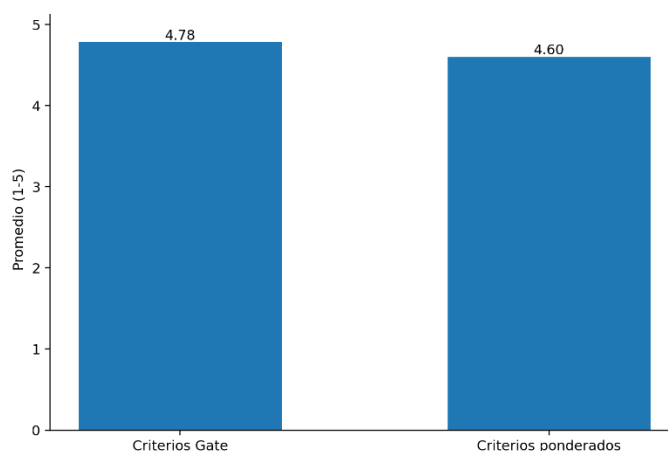
Fuente: Elaboración propia.

Los mayores puntajes se registraron en impacto operativo institucional y factibilidad tecnológica, ambos con valoración máxima. Este resultado evidencia que, desde la perspectiva experta, la implementación de tecnologías basadas en IA requiere condiciones operativas y técnicas suficientes para que su adopción sea viable. Sin embargo, estos criterios no desplazan la centralidad de la eficacia clínica, la seguridad del paciente, la supervisión humana y la gobernanza ético-legal dentro del modelo, sino que actúan como dimensiones complementarias para valorar la capacidad institucional de implementación.

6.3.6 Validación de escalas y ponderaciones

Respecto a las escalas propuestas y a la distribución relativa de pesos entre criterios, los expertos manifestaron aceptación general, sin objeciones sustanciales que comprometieran la estructura del modelo. Las observaciones cualitativas respaldaron especialmente la primacía de la eficacia clínica, la seguridad del paciente y la supervisión humana significativa como condiciones habilitadoras de decisión en salud mental.

En la revisión final del modelo bajo enfoque GIRS, se realizó una precisión metodológica en la distribución relativa de ponderaciones, fortaleciendo el peso asociado con supervisión humana y riesgo ético-legal. Esta precisión no modificó la estructura validada del instrumento ni los criterios definidos por los expertos, sino que reforzó la coherencia del modelo con la gestión integral del riesgo en salud y con la naturaleza crítica de los eventos clínicos abordados en salud mental.

Gráfico 3. Promedio de valoración por bloques del modelo

Fuente: Elaboración propia

6.3.7 Síntesis de la validación técnica

En términos globales, la fase de validación permitió concluir que la matriz MCDA presenta adecuados niveles de claridad, pertinencia conceptual y aplicabilidad institucional. Los expertos respaldaron especialmente:

- la inclusión de filtros mínimos de calidad y seguridad;
- la priorización de criterios clínicos sobre variables económicas;
- la incorporación del bienestar del talento humano como dimensión complementaria de sostenibilidad organizacional;
- la necesidad de considerar la factibilidad tecnológica real sin que esta desplace la primacía clínica, la seguridad del paciente y la gobernanza del riesgo;
- la utilidad del modelo como apoyo a decisiones gerenciales.

En consecuencia, no se identificaron ajustes estructurales mayores al instrumento ni a la arquitectura metodológica del modelo. Posteriormente, en la consolidación final del enfoque GIRS, se realizó una precisión en la distribución relativa de ponderaciones con el propósito de reforzar la centralidad de la seguridad del paciente, la supervisión humana y la gobernanza del riesgo clínico dentro de la priorización tecnológica.

6.4 Aplicación de la matriz MCDA a tecnologías priorizadas para Oportunidad de Vida IPS

Una vez superada la fase de validación técnica del instrumento, se procedió a la aplicación práctica de la matriz de Decisión Multicriterio (MCDA) sobre un conjunto de tecnologías de inteligencia artificial potencialmente relevantes para Oportunidad de Vida IPS. El propósito de esta etapa consistió en comparar alternativas reales de transformación digital, estimar su desempeño relativo y establecer prioridades institucionales de adopción bajo un enfoque de Gestión Integral del Riesgo en Salud (GIRS).

En este sentido, la aplicación de la matriz no se orientó únicamente a identificar tecnologías de fácil adquisición o rápida implementación, sino a valorar su contribución potencial a la seguridad del paciente, la eficacia clínica, la supervisión humana, la gobernanza ético-legal, la continuidad del cuidado, la sostenibilidad operativa y la protección del talento humano. Esta precisión resulta fundamental, dado que en salud mental las decisiones tecnológicas pueden incidir directa o indirectamente sobre eventos críticos, incluida la detección temprana de riesgos vitales.

Esta fase representa la operacionalización del modelo diseñado, al trasladar la estructura conceptual previamente desarrollada hacia un ejercicio aplicado de apoyo a la decisión gerencial. En consecuencia, la matriz dejó de operar como una propuesta teórica para convertirse en una herramienta concreta de priorización tecnológica dentro del contexto de una IPS especializada en

salud mental, donde la innovación debe evaluarse en función de su capacidad para fortalecer la gestión del riesgo y no únicamente por su conveniencia operativa.

6.4.1 Tecnologías seleccionadas para la aplicación

La aplicación del modelo MCDA se realizó sobre cuatro tecnologías de inteligencia artificial seleccionadas por su pertinencia frente a los procesos críticos identificados en Oportunidad de Vida IPS, su presencia creciente en la transformación digital del sector salud y su potencial utilidad en instituciones de salud mental con restricciones tecnológicas y operativas semejantes. La selección no buscó representar un inventario exhaustivo de soluciones disponibles en el mercado, sino construir un conjunto comparativo de alternativas con perfiles funcionales diferenciados y con distintos niveles de impacto sobre la Gestión Integral del Riesgo en Salud.

Así, se incluyó una tecnología orientada a documentación clínica, una tecnología predictiva de alto impacto clínico, una solución conversacional de acceso y comunicación con pacientes, y una herramienta predictiva-operativa de optimización de agenda. Esta diversidad permitió contrastar tecnologías con distintos niveles de criticidad sanitaria, complejidad regulatoria, exigencia de supervisión humana, riesgo ético-legal y factibilidad institucional.

a. Ambient Scribe

La primera tecnología analizada corresponde a los denominados *ambient scribes*, soluciones de inteligencia artificial orientadas a capturar de manera ambiental la conversación entre profesional y paciente, transcribirla y convertirla en documentación clínica estructurada. En el mercado actual, este tipo de herramientas se apoya principalmente en reconocimiento de voz, procesamiento de lenguaje natural y modelos generativos capaces de producir notas clínicas, resúmenes de consulta, cartas de remisión y documentos posteriores a la visita. Un referente actual de esta categoría es *Dragon Copilot*, descrito por Microsoft como un asistente de flujo clínico que

permite capturar conversaciones multipersona y multilingües, convertirlas en notas especializadas y automatizar tareas como resúmenes clínicos, cartas de referencia y documentos de cierre de consulta. Además, estas plataformas suelen integrarse con historias clínicas electrónicas y otros sistemas de información en salud.

En el contexto de Oportunidad de Vida IPS, esta tecnología fue incluida porque se relaciona directamente con uno de los problemas organizacionales más relevantes identificados en el diagnóstico: la carga administrativa y documental del talento humano asistencial. Su principal promesa de valor no radica en reemplazar el juicio clínico, sino en reducir tiempo de registro, aliviar la carga cognitiva asociada a la documentación y liberar tiempo clínico efectivo.

Desde el enfoque GIRS, su aporte se ubica principalmente en la disminución de riesgos operativos derivados de sobrecarga documental, reprocesos, fatiga profesional y pérdida de tiempo clínico efectivo. No obstante, su adopción exige supervisión humana sobre el contenido generado, validación profesional antes de incorporar la información a la historia clínica e integración responsable con los sistemas institucionales, dado que errores de transcripción o síntesis pueden afectar la calidad del registro clínico.

b. Algoritmo de predicción de riesgo suicida

La segunda tecnología corresponde a un algoritmo predictivo orientado a estimar la probabilidad de suicidio, intento suicida o autolesión severa a partir de múltiples fuentes de información, tales como antecedentes clínicos, registros electrónicos de salud, variables sociodemográficas, historia de hospitalización, uso de medicamentos, patrones conductuales o datos administrativos. Este tipo de soluciones pertenece al campo del machine learning aplicado a salud mental y se ha posicionado como una de las áreas de mayor desarrollo en inteligencia artificial clínica, debido a la dificultad histórica para predecir adecuadamente eventos suicidas

mediante métodos convencionales. Revisiones sistemáticas recientes muestran que estos modelos han alcanzado desempeños variables pero potencialmente altos, con rangos de AUC reportados entre 0.69 y 0.93, y con algunos estudios donde algoritmos como random forest alcanzan valores cercanos a 0.94.

Su inclusión en la aplicación del modelo fue metodológicamente central porque representa la tecnología con mayor relación directa con la preservación de la vida y la mitigación de eventos críticos en salud mental. A diferencia de una solución documental o administrativa, esta alternativa incide sobre procesos de detección temprana, priorización clínica y prevención de desenlaces graves. Por ello, permite evaluar si el modelo MCDA logra conservar la primacía de la seguridad del paciente, la eficacia clínica, la supervisión humana significativa y la gobernanza ético-legal, incluso frente a tecnologías con mayores exigencias de implementación.

Desde la perspectiva GIRS, esta tecnología no puede valorarse únicamente por su factibilidad técnica inmediata, sino por su capacidad potencial para fortalecer la gestión anticipatoria del riesgo vital. Su adopción exige validación externa, integración con flujos asistenciales, trazabilidad de alertas, protocolos de respuesta clínica, delimitación de responsabilidades y supervisión profesional permanente. Precisamente por esta razón, su evaluación constituye una prueba crítica de la coherencia del modelo con una lógica de gerencia en salud y no de simple compra tecnológica.

c. Patricia: asistente virtual de acceso y comunicación con pacientes

La tercera tecnología analizada fue Patricia, concebida para efectos de esta investigación como un asistente virtual conversacional orientado al acceso, comunicación y acompañamiento administrativo del paciente. Funcionalmente, este tipo de herramienta se asemeja a plataformas de gestión digital del acceso del paciente, que automatizan confirmación y reprogramación de citas,

resolución de dudas frecuentes, envío de recordatorios, seguimiento posterior al contacto y coordinación omnicanal. Como referencia funcional de este tipo de soluciones, Eniax Care se presenta como una plataforma de comunicación digital en salud con IA, centrada en optimizar agendas médicas, gestionar listas de espera, reducir no-shows y facilitar la continuidad de la atención mediante comunicación omnicanal.

La pertinencia de incluir esta tecnología en la aplicación del modelo radica en que responde a problemas frecuentes y de alta visibilidad institucional: dificultades de acceso, carga operativa del personal administrativo, cancelaciones, inasistencia y fragmentación en la comunicación con el usuario. A diferencia del algoritmo de riesgo suicida, Patricia no se orienta a una decisión clínica de alta complejidad, sino a mejorar la interacción entre usuario e institución, reducir fricciones en la ruta de atención y fortalecer la continuidad del cuidado desde el primer contacto.

Desde el enfoque GIRS, su aporte se relaciona con la reducción de barreras de acceso, mejora en la oportunidad de atención, disminución de reprocesos administrativos y fortalecimiento de la continuidad del cuidado. Sin embargo, su impacto sobre riesgos vitales críticos es indirecto, por lo que su priorización debe interpretarse en función de su contribución operativa y no como superioridad sanitaria frente a tecnologías clínicas predictivas.

d. IA de predicción de inasistencia y optimización de agenda

La cuarta tecnología evaluada corresponde a soluciones de inteligencia artificial orientadas a predecir la probabilidad de inasistencia a citas y optimizar la gestión de agenda, listas de espera y capacidad instalada. Estas tecnologías combinan analítica predictiva y automatización operativa para identificar patrones de no-show, reasignar turnos en tiempo real, liberar espacios ociosos y mejorar el uso de recursos clínicos. En el ecosistema actual de salud digital, esta lógica funcional aparece en plataformas de optimización del acceso y del flujo operativo. Eniax Care reporta

específicamente soluciones de sobrecupo predictivo con IA para reducir no-shows y optimizar agendas, mientras que Qventus presenta herramientas de automatización operativa y de flujo asistencial integradas al EHR, orientadas a reducir carga administrativa, mejorar utilización de recursos y aumentar productividad del personal.

En la IPS analizada, esta tecnología fue considerada relevante porque se vincula con procesos críticos de acceso, programación y continuidad del cuidado, particularmente en escenarios donde la inasistencia compromete la oportunidad del servicio, subutiliza capacidad instalada y genera reprocesos administrativos. Aunque no se trata de una IA clínica en sentido estricto, sí tiene implicaciones asistenciales indirectas importantes, dado que una agenda mejor gestionada puede reducir tiempos de espera, facilitar la continuidad terapéutica y disminuir presión sobre el personal.

Desde el enfoque GIRS, su aporte principal se relaciona con la eficiencia de la ruta asistencial, la reducción de tiempos ociosos, la mejora en la oportunidad y la disminución de interrupciones en la continuidad del cuidado. No obstante, al no intervenir directamente sobre decisiones clínicas críticas, su peso estratégico debe leerse como complementario frente a tecnologías orientadas a la detección temprana de eventos vitales.

Las cuatro tecnologías permitieron construir un escenario de comparación suficientemente diverso para poner a prueba la capacidad discriminativa del modelo MCDA bajo enfoque GIRS. Ambient Scribe representó la automatización documental y el alivio de carga administrativa; el algoritmo de riesgo suicida representó la inteligencia artificial predictiva de alto valor clínico y alta sensibilidad ética; Patricia representó la IA conversacional orientada al acceso y la experiencia del paciente; y la IA de predicción de inasistencia representó la optimización operativa de agendas y recursos. Esta diversidad funcional resultó metodológicamente útil porque permitió evaluar

cómo se comporta el modelo frente a alternativas con beneficios, riesgos, niveles de madurez, exigencias institucionales y criticidad sanitaria claramente diferentes. En consecuencia, la aplicación de la matriz no se limitó a comparar productos, sino a contrastar tipos de solución tecnológica relevantes para la gestión integral del riesgo en una IPS de salud mental.

6.4.2 Procedimiento de aplicación

La aplicación del instrumento se realizó mediante formulario estructurado en línea, diligenciado por siete participantes con conocimiento del entorno institucional y capacidad para valorar impactos clínicos, operativos y organizacionales de las tecnologías propuestas. Entre los participantes se incluyeron perfiles relacionados con dirección médica: perfil medico con especializacion en auditoria en servicios de salud, coordinación asistencial: medica con especilaizacion en auditoria en salud, gestión de calidad: terapeuta respiratorio con esepecializacion en auditoria de la calidad y gestion de procesos, auditoría interna: contador con formacion complementaria en auditoria en procesos, lider del modelo de slaud mental: psicologo con formacion en gerencia organizacional, maestria en consumo de sustancias psicoactivas, maestria en salud mental y soporte tecnológico institucional: perfil de 2 ingenieros de sistemas con formacion complementaria en programacion, con el fin de integrar distintas perspectivas sobre la incorporación de inteligencia artificial en procesos de atención en salud mental.

Cada alternativa fue sometida a las dos etapas del modelo:

1. Verificación de criterios Gate, relacionados con:
 - eficacia clínica mínima,
 - seguridad del paciente,
 - supervisión humana significativa.

2. Evaluación ponderada, aplicada únicamente a las alternativas que superaron los criterios Gate, mediante los criterios:

- supervisión humana y transparencia;
- riesgo ético-legal y gobernanza;
- impacto operativo institucional;
- factibilidad tecnológica;
- bienestar del talento humano;
- valor económico.

En esta fase, la eficacia clínica y la seguridad del paciente no fueron tratadas como variables ordinales compensables, sino como criterios habilitadores previamente verificados en el Nivel 1.

Posteriormente, las respuestas fueron consolidadas en una matriz de cálculo. Para cada tecnología se obtuvo primero el promedio por criterio y luego se aplicó la función de agregación ponderada definida en el modelo MCDA. En consecuencia, el puntaje global no corresponde a la suma simple de promedios, sino al resultado de multiplicar cada criterio por su peso relativo dentro del modelo y sumar posteriormente los valores ponderados obtenidos.

Los puntajes fueron previamente normalizados a una escala común de 0 a 100 antes de aplicar las ponderaciones definidas en la Tabla 13. Esta operación permitió construir un valor global comparativo para cada alternativa tecnológica, garantizando coherencia entre criterios clínicos, organizacionales y tecnológicos de distinta naturaleza.

La distribución de ponderaciones fue diseñada bajo enfoque de Gestión Integral del Riesgo en Salud (GIRS), priorizando criterios relacionados con eficacia clínica, seguridad del paciente, supervisión humana significativa y gobernanza ético-legal. Esta decisión metodológica buscó evitar que variables operativas, económicas o de facilidad tecnológica dominaran la priorización institucional en escenarios de atención en salud mental, donde la preservación de la vida, la mitigación del daño y la trazabilidad de las decisiones poseen una relevancia superior.

En este sentido, la matriz MCDA desarrollada en el presente estudio no busca identificar la “mejor tecnología” en términos comerciales o de conveniencia operativa, sino priorizar alternativas considerando simultáneamente impacto clínico, capacidad institucional de supervisión, sostenibilidad operativa y contribución potencial a la gestión integral del riesgo en salud mental.

6.4.3 Resultados globales de priorización tecnológica

Los resultados generales permitieron establecer el siguiente orden de prioridad institucional bajo enfoque de Gestión Integral del Riesgo en Salud (Tabla 17).

Para interpretar la Tabla 17 debe precisarse que el puntaje global corresponde al resultado agregado del modelo MCDA recalculado con la ponderación GIRS definida en la Tabla 13. Dicho valor se obtuvo mediante función de suma ponderada, aplicando los pesos relativos definidos para cada criterio sobre los puntajes normalizados alcanzados por cada alternativa tecnológica.

Tabla 17. Puntaje MCDA ponderado para priorización institucional bajo enfoque GIRS

Posición	Tecnología	Puntaje MCDA (/100)
1	Patricia	78.18
2	Ambient Scribe	76.11
3	No-show / agenda	69.80

4	Riesgo suicida	64.25
---	----------------	-------

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados muestran diferencias moderadas entre las tecnologías evaluadas. Patricia obtuvo el mayor puntaje MCDA ponderado, seguida por Ambient Scribe, la IA de predicción de inasistencia/agenda y el algoritmo de riesgo suicida. Esta clasificación no debe interpretarse como una jerarquía absoluta de valor clínico, sino como una priorización institucional construida a partir de criterios comparativos del Nivel 2, una vez superados los criterios Gate de eficacia clínica, seguridad del paciente y supervisión humana significativa.

Bajo el enfoque GIRS, el algoritmo de riesgo suicida conserva una relevancia estratégica particular, aunque no ocupe el primer lugar en el puntaje global. Su valor radica en su potencial para apoyar la detección temprana de eventos críticos y fortalecer la respuesta institucional frente a riesgos vitales en salud mental. Sin embargo, su implementación exige mayores condiciones de interoperabilidad, trazabilidad, supervisión humana, gobernanza clínica y delimitación de responsabilidades profesionales.

En este sentido, el resultado no indica que las tecnologías administrativas sean más importantes que la preservación de la vida, sino que, en la valoración institucional realizada, Patricia y Ambient Scribe presentan mejores condiciones agregadas de adopción, mientras que el algoritmo de riesgo suicida debe entenderse como una alternativa clínica prioritaria condicionada a mayores salvaguardas técnicas, éticas y operativas.

6.4.4 Resultados por criterio ponderado

La Tabla 18 presenta los promedios obtenidos por cada tecnología en los criterios ponderados, calculados a partir de las valoraciones realizadas por los participantes. Estos valores constituyen la base del cálculo del puntaje global MCDA, dado que posteriormente fueron

normalizados a una escala común de 0 a 100 y ponderados según la distribución definida en la Tabla 13. En consecuencia, la tabla permite identificar fortalezas y limitaciones específicas por criterio, mientras que el puntaje global integra dichas dimensiones en una medida comparativa agregada bajo enfoque GIRS.

Tabla 18. Promedio por criterio y tecnología

Tecnología	Supervisión humana	Bienestar TH	Impacto operativo	Factibilidad tecnológica	Riesgo ético-legal	Valor económico
Ambient Scribe	4.29	4.29	4.57	3.71	3.43	4.14
Riesgo suicida	4.57	3.29	3.71	3.00	2.57	3.71
Patricia	4.00	3.71	4.71	4.86	3.57	4.71
IA no-show / agenda	3.71	3.43	4.43	4.43	3.14	4.43

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados presentados en la Tabla 18 evidencian comportamientos diferenciados entre las tecnologías evaluadas en los criterios comparativos del Nivel 2. Patricia obtuvo los mayores puntajes en impacto operativo, factibilidad tecnológica y valor económico, lo que explica su posición como la alternativa con mayor viabilidad de implementación institucional inmediata. Por su parte, Ambient Scribe mostró fortalezas relevantes en bienestar del talento humano e impacto operativo, destacándose como una solución con potencial para mejorar la eficiencia operativa y reducir la carga administrativa del personal asistencial.

La tecnología de predicción de inasistencia y optimización de agenda presentó un desempeño equilibrado en la mayoría de los criterios evaluados, especialmente en impacto operativo y factibilidad tecnológica, lo que la posiciona como una alternativa viable para procesos de mejora progresiva de la gestión institucional.

En el caso del algoritmo de predicción de riesgo suicida, los resultados muestran valores favorables en supervisión humana, pero menores puntajes relativos en factibilidad tecnológica y riesgo ético-legal. Esta situación no debe interpretarse como una menor relevancia clínica de la tecnología, sino como una manifestación de las mayores exigencias institucionales requeridas para su implementación segura, particularmente en aspectos relacionados con interoperabilidad, trazabilidad, gobernanza clínica, responsabilidad profesional y cumplimiento regulatorio.

Es importante señalar que, aunque los valores presentados corresponden a promedios en escala original de 1 a 5, el modelo MCDA requiere su transformación a una escala común para garantizar comparabilidad entre criterios. El proceso de normalización, ponderación y cálculo final se presenta detalladamente en el Anexo C.

6.4.5 Interpretación comparativa de resultados

Patricia: equilibrio entre factibilidad, impacto operativo y adopción institucional

Patricia obtuvo el mayor puntaje MCDA ponderado dentro del modelo, posicionándose como la alternativa con mejor equilibrio agregado entre criterios de gobernanza, operación, tecnología y sostenibilidad institucional. Este resultado se explica principalmente por sus altos desempeños en impacto operativo institucional, factibilidad tecnológica y valor económico, dimensiones relevantes para una implementación institucional progresiva y sostenible.

Su principal aporte se relaciona con la reducción de fricciones administrativas, la mejora de la comunicación con usuarios y el fortalecimiento de la continuidad del cuidado desde el primer contacto. Adicionalmente, su menor complejidad clínica y regulatoria favorece procesos iniciales de adopción tecnológica dentro de la IPS.

Ambient Scribe: fortalecimiento del bienestar profesional y reducción de carga documental

Ambient Scribe ocupó el segundo lugar en el puntaje ponderado. Sus fortalezas principales se concentraron en bienestar del talento humano, supervisión humana e impacto operativo institucional, especialmente por su capacidad para disminuir la carga documental y liberar tiempo clínico efectivo sin reemplazar el juicio profesional.

Este comportamiento resulta coherente con el diagnóstico institucional realizado en Oportunidad de Vida IPS, donde se identificó una alta carga administrativa asociada al registro clínico. En este sentido, Ambient Scribe se configura como una alternativa favorable para fortalecer la eficiencia operativa y disminuir la fatiga administrativa, siempre que exista validación humana del contenido generado e integración responsable con la historia clínica institucional.

IA de predicción de inasistencia y optimización de agenda: fortalecimiento operativo y continuidad del cuidado

La IA de predicción de inasistencia y optimización de agenda obtuvo el tercer lugar en el puntaje ponderado. Sus fortalezas se concentraron en impacto operativo, factibilidad tecnológica y valor económico, evidenciando utilidad potencial para mejorar el uso de agendas, reducir espacios ociosos y favorecer la continuidad del cuidado.

Aunque no se trata de una IA clínica en sentido estricto, su implementación puede contribuir indirectamente a la oportunidad de atención y a la reducción de reprocesos administrativos. No obstante, frente a Patricia y Ambient Scribe, su impacto percibido sobre bienestar profesional y apoyo a la gestión clínica resultó menos dominante.

Algoritmo de riesgo suicida: tecnología clínicamente habilitada con alta exigencia de gobernanza

El algoritmo de predicción de riesgo suicida obtuvo el cuarto lugar en el puntaje ponderado. Su resultado no debe interpretarse como una comparación ordinal de eficacia clínica frente a las demás tecnologías, dado que la eficacia clínica y la seguridad del paciente operaron previamente como criterios Gate habilitadores y no como variables compensables dentro del ranking.

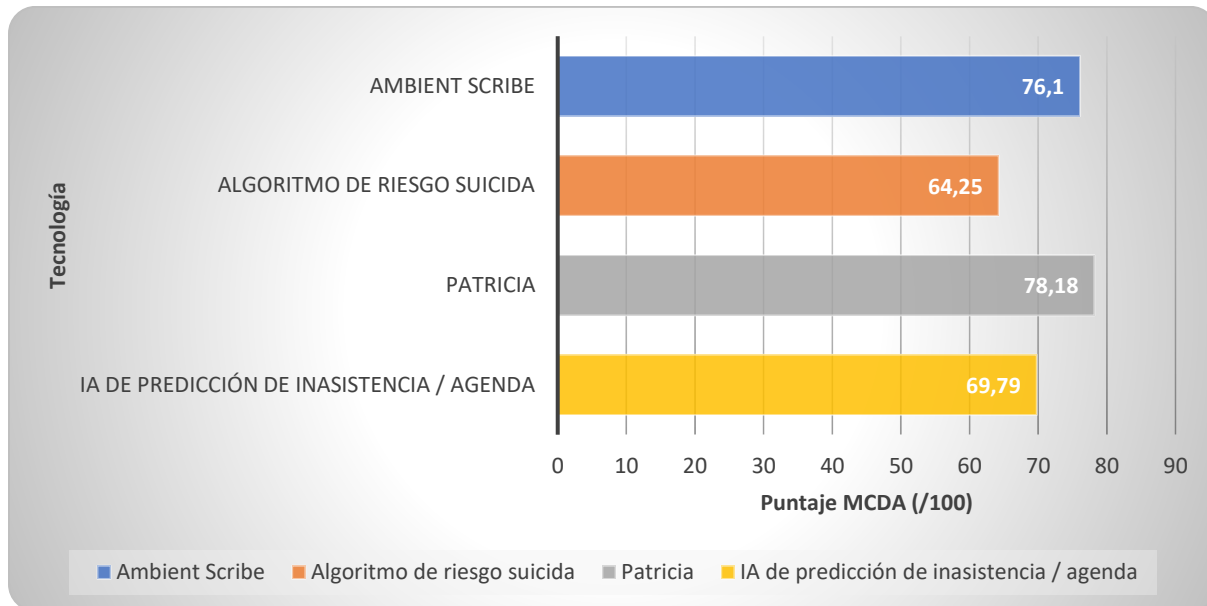
Su posición refleja que, una vez habilitada clínicamente la alternativa, persisten mayores exigencias institucionales relacionadas con interoperabilidad, trazabilidad, validación clínica, auditoría algorítmica, responsabilidad profesional, riesgo ético-legal y gobernanza institucional.

En consecuencia, esta alternativa debe interpretarse como una tecnología de alta prioridad clínica, pero condicionada a mayores capacidades institucionales de control, supervisión y gestión del riesgo antes de una implementación a escala institucional.

Los resultados muestran que la aplicación del modelo MCDA bajo enfoque GIRS prioriza alternativas con mejores condiciones de adopción institucional inmediata, sin desconocer la relevancia clínica de tecnologías más complejas. La cercanía relativa entre los puntajes obtenidos evidencia que las tecnologías evaluadas podrían integrarse progresivamente dentro de distintas fases de transformación digital, dependiendo del nivel de madurez tecnológica, capacidad de supervisión y gobernanza institucional de la IPS.

6.4.6 Representación gráfica de resultados

Gráfico 4. Comparación MCDA para implementación institucional inmediata



Fuente: Elaboración propia.

El Gráfico 4 representa el comportamiento comparativo de las tecnologías evaluadas a partir de la aplicación del modelo MCDA bajo enfoque GIRS. Los resultados muestran diferencias moderadas entre alternativas, evidenciando que la priorización institucional depende principalmente del desempeño relativo en criterios de supervisión humana, gobernanza del riesgo, impacto operativo, factibilidad tecnológica, bienestar del talento humano y valor económico. Esta comparación se realizó únicamente entre tecnologías que previamente superaron los criterios Gate de eficacia clínica y seguridad del paciente, por lo que el gráfico refleja condiciones de adopción institucional y no una jerarquía absoluta de valor clínico.

Tabla 19. Fortalezas relativas por criterio

Tecnología	Criterio dominante
Ambient Scribe	Bienestar del talento humano / Impacto operativo

Patricia	Factibilidad tecnológica / Impacto operativo
Riesgo suicida	Supervisión humana / Gobernanza clínica
No-show / agenda	Impacto operativo / Factibilidad tecnológica

Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 19 evidencia que las fortalezas relativas se concentran en dimensiones distintas del Nivel 2. Patricia y la IA de optimización de agenda presentan ventajas operativas y de factibilidad tecnológica; Ambient Scribe destaca por su aporte al bienestar del talento humano y al impacto operativo; mientras que el algoritmo de riesgo suicida requiere mayores capacidades de gobernanza clínica y supervisión institucional para una adopción segura. Estos resultados refuerzan la idea de que las tecnologías evaluadas aportan valor desde dimensiones diferentes y podrían incorporarse progresivamente según el nivel de madurez digital y capacidad de gestión del riesgo de la IPS.

6.4.7 Clasificación institucional según regla de decisión

La clasificación institucional se definió con base en el puntaje MCDA ponderado y en el análisis cualitativo de los criterios comparativos del Nivel 2, una vez superados los criterios Gate de eficacia clínica, seguridad del paciente y supervisión humana significativa. Para efectos de interpretación, se establecieron tres categorías:

Priorizable: tecnologías con alto puntaje ponderado y condiciones favorables de implementación institucional.

Piloto condicionado: tecnologías con buen desempeño, pero que requieren validación operativa o técnica previa.

Piloto condicionado con alta gobernanza: tecnologías de alto valor clínico potencial que exigen mayores condiciones de supervisión, trazabilidad, interoperabilidad y control institucional.

Tabla 20. Clasificación estratégica de tecnologías

Tecnología	Clasificación sugerida
Patricia	Priorizable
Ambient Scribe	Priorizable
IA no-show / agenda	Piloto condicionado
Riesgo suicida	Piloto condicionado con alta gobernanza

Fuente: Elaboración propia.

Ninguna alternativa fue clasificada como no viable, lo que evidencia una percepción institucional favorable frente a la incorporación progresiva de tecnologías basadas en inteligencia artificial. Sin embargo, las diferencias en clasificación reflejan distintos niveles de madurez tecnológica, complejidad clínica, exigencia de supervisión, gobernanza del riesgo y capacidad institucional requerida para una implementación segura.

6.4.8 Síntesis estratégica para Oportunidad de Vida IPS

Los resultados evidencian que la organización presenta mejores condiciones de adopción inicial en tecnologías orientadas al fortalecimiento operativo, la continuidad del cuidado y la reducción de carga administrativa, antes de avanzar hacia soluciones predictivas clínicas de mayor complejidad regulatoria y tecnológica.

Desde una perspectiva gerencial, la incorporación tecnológica en Oportunidad de Vida IPS debería desarrollarse de manera progresiva:

Fase 1: Patricia y Ambient Scribe.

Fase 2: IA de predicción de inasistencia y optimización de agenda.

Fase 3: Algoritmos predictivos clínicos especializados, como el algoritmo de riesgo suicida.

Esta secuencia permitiría fortalecer capacidades institucionales relacionadas con interoperabilidad, gobernanza de datos, trazabilidad y supervisión humana, reduciendo riesgos asociados a procesos acelerados de transformación digital en salud mental.

La aplicación práctica de la matriz MCDA evidenció que el modelo propuesto posee capacidad para discriminar alternativas tecnológicas y orientar decisiones institucionales bajo enfoque GIRS, diferenciando entre tecnologías de adopción inmediata y tecnologías clínicamente habilitadas que requieren mayores condiciones de gobernanza para su implementación segura.

6.5 Discusión gerencial del modelo propuesto

La construcción, validación y aplicación de la matriz de Decisión Multicriterio (MCDA) permitió evidenciar que la incorporación de inteligencia artificial en una IPS de salud mental no debe entenderse como un proceso exclusivamente tecnológico, sino como una decisión estratégica de gestión institucional. Los resultados ponderados muestran que las alternativas con mayor puntaje fueron Patricia y Ambient Scribe, seguidas por la IA de predicción de inasistencia y optimización de agenda y el algoritmo de riesgo suicida. No obstante, esta clasificación no debe interpretarse como una jerarquía absoluta de valor clínico, sino como una priorización institucional construida a partir de criterios comparativos de implementación, una vez superados los criterios Gate de eficacia clínica y seguridad del paciente. En consecuencia, las diferencias observadas reflejan distintos niveles de preparación organizacional, gobernanza, factibilidad tecnológica y capacidad institucional para la adopción segura de estas tecnologías.

Desde esta perspectiva, el principal aporte del modelo propuesto radica en desplazar la discusión desde una lógica de adopción basada en tendencias tecnológicas hacia una lógica de gobernanza institucional. En el sector salud, y especialmente en salud mental, estas decisiones

involucran variables sensibles como seguridad del paciente, continuidad terapéutica, protección de datos personales, trazabilidad clínica, supervisión profesional y bienestar del talento humano. Bajo este escenario, la innovación sin criterios explícitos puede convertirse en una fuente adicional de riesgo.

Es imperativo destacar que los resultados obtenidos en el ranking de priorización (Tabla 17) revelan una tensión crítica entre la eficacia clínica y la factibilidad operativa. Si bien el algoritmo de predicción de riesgo suicida presenta el mayor potencial para la preservación de la vida, su desplazamiento frente a herramientas administrativas (Patricia y Ambient Scribe) no constituye un error del modelo, sino un hallazgo de prudencia institucional. Esta jerarquización evidencia un sesgo derivado del estado actual de la infraestructura tecnológica y las restricciones de interoperabilidad de Zeus Salud. Por tanto, la interpretación gerencial establece una ruta de prerequisites: se debe priorizar la estabilización operativa en una Fase 1 para construir el ecosistema que permita, en una Fase 3, operar algoritmos clínicos de alta sensibilidad bajo estándares de seguridad ética y legal aceptables.

Los resultados obtenidos revelan una tensión relevante entre valor clínico, factibilidad tecnológica y gobernanza institucional. El algoritmo de predicción de riesgo suicida obtuvo una valoración cercana a las tecnologías mejor posicionadas, lo que confirma su importancia estratégica dentro de la Gestión Integral del Riesgo en Salud. Sin embargo, su implementación exige condiciones superiores de interoperabilidad, trazabilidad, auditoría algorítmica y delimitación de responsabilidades clínicas. Por tanto, el resultado no debe leerse como una subordinación de la preservación de la vida frente a tecnologías administrativas, sino como una señal de que las soluciones clínicas predictivas requieren mayor preparación institucional para ser implementadas de forma segura.

6.5.1 El modelo MCDA como mecanismo de gobernanza tecnológica

Los resultados obtenidos muestran que la matriz diseñada cumple una función que trasciende la simple priorización de alternativas. En términos gerenciales, el instrumento opera como un mecanismo de gobernanza tecnológica, al permitir que las decisiones institucionales se sustenten en criterios transparentes, comparables y auditables. Esto resulta especialmente relevante en organizaciones pequeñas o medianas del sector salud, donde con frecuencia la incorporación de nuevas tecnologías depende de decisiones concentradas en pocos actores, disponibilidad coyuntural de proveedores o intuiciones administrativas no sistematizadas.

En el caso de Oportunidad de Vida IPS, esta función se evidencia en la comparación de tecnologías con perfiles muy distintos: soluciones administrativas, herramientas de documentación clínica y algoritmos predictivos de alta sensibilidad. La matriz MCDA permitió valorar cada alternativa sin reducir la decisión a costo, facilidad de compra o promesa tecnológica. En este sentido, el modelo profesionaliza la toma de decisiones sobre innovación, disminuye la arbitrariedad y fortalece la rendición de cuentas directiva.

6.5.2 Tensiones entre valor clínico, factibilidad y riesgo institucional

Los resultados evidenciaron que el impacto clínico potencial es determinante, pero no suficiente por sí solo para definir la adopción institucional de una tecnología. El caso del algoritmo predictivo de riesgo suicida resulta especialmente ilustrativo: obtuvo los mayores valores en eficacia clínica y seguridad del paciente, pero también presentó mayores exigencias en factibilidad tecnológica, riesgo ético-legal y gobernanza institucional.

Lejos de representar una falla del modelo, este comportamiento confirma su utilidad gerencial. La matriz permitió identificar que una tecnología puede ser clínicamente prioritaria y,

al mismo tiempo, requerir condiciones más robustas antes de su implementación. En salud mental, este tipo de herramientas no puede adoptarse sin protocolos claros, supervisión humana significativa, trazabilidad de alertas, interoperabilidad con la historia clínica y delimitación de responsabilidades profesionales.

En consecuencia, el modelo mostró que la priorización tecnológica bajo enfoque GIRS no depende solo de la facilidad operativa ni del valor clínico aislado, sino del equilibrio entre impacto sanitario, capacidad institucional y control del riesgo.

6.5.3 Transformación digital progresiva y orientada al riesgo

El desempeño de Patricia y Ambient Scribe evidencia que la transformación digital de Oportunidad de Vida IPS puede iniciar con tecnologías capaces de resolver fricciones operativas relevantes: acceso del paciente, coordinación de citas, carga documental, tiempos administrativos y bienestar del personal. Estas soluciones pueden generar beneficios tempranos y fortalecer la aceptación institucional hacia el uso de IA.

Sin embargo, el resultado cercano del algoritmo de riesgo suicida muestra que la agenda de transformación digital no debe limitarse a procesos administrativos. La IPS debe avanzar progresivamente hacia tecnologías clínicas predictivas, especialmente aquellas relacionadas con detección temprana de eventos críticos en salud mental. Para ello, resulta necesario fortalecer previamente capacidades de interoperabilidad, gobierno de datos, supervisión clínica y auditoría algorítmica.

Desde la gerencia, esto implica reconocer que la innovación tecnológica debe ser gradual, pero no exclusivamente operativa. Una ruta responsable debe combinar soluciones de adopción temprana con una agenda estratégica de tecnologías clínicas de alto impacto.

6.5.4 Bienestar del talento humano como criterio complementario de sostenibilidad

Uno de los aportes diferenciales del modelo propuesto fue incorporar explícitamente el bienestar del talento humano como criterio de decisión. Esta inclusión resulta pertinente en salud mental, donde el trabajo clínico exige elevada carga emocional, concentración sostenida, escucha activa y dedicación relacional.

Los resultados obtenidos con Ambient Scribe reflejan que las tecnologías capaces de reducir tareas repetitivas o administrativas pueden ser percibidas como inversiones estratégicas en capital humano, y no únicamente como herramientas de productividad. No obstante, bajo el enfoque GIRS, el bienestar del talento humano debe entenderse como un criterio complementario de sostenibilidad institucional, no como un factor que desplace la seguridad del paciente, la eficacia clínica o la supervisión humana.

Desde una perspectiva gerencial, el hallazgo sugiere que la evaluación tecnológica futura debería considerar indicadores asociados a agotamiento laboral, satisfacción profesional, rotación de personal y tiempo clínico efectivo, siempre articulados con la calidad asistencial y la gestión del riesgo.

6.5.5 Implicaciones para la Gestión Integral del Riesgo en Salud (GIRS)

La discusión permite conectar los resultados con el enfoque de Gestión Integral del Riesgo en Salud. Tradicionalmente, la GIRS se ha asociado a gestión poblacional, riesgo clínico, costos y articulación de redes. Sin embargo, el presente estudio evidencia que la selección tecnológica también debe incorporarse como una dimensión emergente de la gestión del riesgo institucional.

Elegir tecnologías inadecuadas, sobredimensionadas o mal implementadas puede traducirse en nuevos riesgos: errores operativos, dependencia de proveedores, decisiones clínicas

opacas, rechazo del personal, sobrecostos o fallas reputacionales. Por el contrario, seleccionar herramientas coherentes con la madurez institucional y con la criticidad clínica de los procesos puede reducir riesgos preexistentes y fortalecer la capacidad organizacional de respuesta.

En este sentido, el modelo MCDA aporta a la GIRS al transformar la decisión tecnológica en un proceso preventivo y no reactivo. La institución deja de adoptar herramientas de forma aislada y comienza a gestionarlas como parte de su arquitectura de riesgo, calidad y valor sanitario.

6.6 Lineamientos de implementación institucional del modelo propuesto

Los resultados obtenidos en la aplicación de la matriz MCDA permiten avanzar desde la fase analítica hacia una fase propositiva orientada a la implementación gradual y gobernada de soluciones basadas en inteligencia artificial en Oportunidad de Vida IPS. En este sentido, el propósito de la presente sección consiste en traducir los hallazgos del estudio en lineamientos institucionales prácticos que faciliten la adopción tecnológica sin comprometer la calidad asistencial, la seguridad del paciente ni la sostenibilidad operativa.

La evidencia generada mostró que la organización presenta mejores condiciones iniciales para incorporar tecnologías orientadas al soporte operativo, la reducción de carga administrativa y la mejora del acceso del paciente, mientras que las herramientas predictivas clínicas requieren mayores niveles de madurez digital, interoperabilidad y gobernanza del riesgo. Bajo esta lógica, la implementación recomendada no debe ser simultánea ni indiscriminada, sino progresiva, escalonada y alineada con la capacidad real de absorción institucional.

6.6.1 Ruta de implementación por fases

Con base en el ranking obtenido y en la interpretación gerencial desarrollada en la sección anterior, se propone una ruta de implementación en tres fases secuenciales.

Fase 1. Soluciones de rápida adopción y alto impacto inmediato

En esta etapa se recomienda priorizar:

Patricia, como asistente virtual de acceso y comunicación para mejorar la gestión de citas, la interacción con usuarios y la eficiencia administrativa.

Ambient Scribe, como solución orientada a reducir carga documental, liberar tiempo clínico efectivo y fortalecer el bienestar del talento humano.

Estas tecnologías presentan ventajas iniciales relevantes: beneficios visibles en corto plazo, menor complejidad clínica directa, impacto operativo institucional y capacidad para mejorar tanto la experiencia del usuario como las condiciones de trabajo del personal.

Los objetivos esperados en esta fase son:

- reducción de tiempos administrativos;
- mejora en confirmación y asignación de citas;
- disminución de carga documental;
- mayor tiempo clínico efectivo;
- aprendizaje organizacional en uso de IA.

Fase 2. Optimización operativa avanzada

Una vez consolidadas capacidades básicas de adopción tecnológica, se recomienda avanzar hacia:

IA de predicción de inasistencia y optimización de agenda.

En esta fase la organización ya debería contar con mejores rutinas de gestión de datos, seguimiento de indicadores y aceptación interna frente al uso de soluciones digitales.

Los resultados esperados serían:

- reducción de no-show;
- mejor utilización de agenda;
- disminución de tiempos ociosos;
- mayor continuidad del cuidado.

Fase 3. Innovación clínica especializada y gobernada

De manera paralela a la maduración operativa, se recomienda preparar las condiciones para un piloto controlado de:

algoritmo de predicción de riesgo suicida.

Esta fase exige mayores salvaguardas técnicas y éticas, por lo cual solo debería considerarse cuando la institución disponga de condiciones mínimas de interoperabilidad, protocolos clínicos robustos y capacidad de auditoría algorítmica.

Los objetivos potenciales serían:

- detección temprana de riesgo;
- priorización preventiva;
- fortalecimiento de gestión clínica poblacional.

Para avanzar hacia esta fase, la institución debería fortalecer progresivamente capacidades relacionadas con interoperabilidad, gobernanza de datos, auditoría algorítmica y supervisión clínica especializada, dado que este tipo de tecnologías exige niveles superiores de control institucional y trazabilidad de decisiones automatizadas.

6.6.2 Gobierno institucional de la implementación

La incorporación de tecnologías basadas en IA no debería recaer exclusivamente en el área de sistemas ni en decisiones aisladas de gerencia. Se recomienda la conformación de un esquema básico de gobernanza institucional compuesto por un comité interdisciplinario responsable de evaluar, supervisar y monitorear las iniciativas tecnológicas (Tabla 21).

Tabla 21. Propuesta de estructura básica de gobernanza tecnológica

Actor institucional	Rol principal
Gerencia	Dirección estratégica y priorización
Coordinación clínica	Validación asistencial
Calidad / Seguridad del paciente	Gestión de riesgos
Tecnología / Soporte	Integración técnica
Talento humano	Gestión del cambio
Jurídica / Habeas Data	Protección de datos y contratos

Fuente: Elaboración propia.

Este comité debería reunirse periódicamente para revisar avances, incidentes, resultados y nuevas oportunidades de automatización.

6.6.3 Requerimientos mínimos de sistema de información y comunicación (SIC)

La viabilidad de cualquier iniciativa tecnológica depende de la capacidad institucional para disponer de información confiable, trazable y utilizable. En consecuencia, antes de implementar soluciones de IA se recomienda fortalecer progresivamente el sistema de información institucional.

Entre los requerimientos mínimos se sugieren:

- calidad básica de bases de datos de pacientes y agenda;
- estandarización de registros clínicos y administrativos;
- depuración de duplicidades e inconsistencias;

- trazabilidad de citas, cancelaciones e inasistencias;
- acceso controlado por perfiles;
- respaldo y seguridad de información;
- canales institucionales digitales formales (correo, WhatsApp empresarial, portal web).

En términos estratégicos, la IA requiere menos sofisticación tecnológica inicial de la que suele imaginarse, pero sí exige datos consistentes y procesos ordenados.

6.6.4 Gestión del cambio organizacional

Uno de los principales riesgos en proyectos de transformación digital no es la tecnología, sino la resistencia organizacional. Por ello, se recomienda acompañar toda implementación con una estrategia de gestión del cambio orientada al talento humano.

Las acciones mínimas sugeridas son:

- socialización previa del propósito de la herramienta;
- explicación clara de beneficios y límites;
- capacitación funcional por perfiles de usuario;
- acompañamiento inicial en uso real;
- canales para reportar fallas o sugerencias;
- medición de percepción del personal.

En particular, debe evitarse comunicar la IA como sustitución del trabajador. El enfoque recomendado es presentarla como herramienta de apoyo que libera tiempo y mejora procesos.

6.6.5 Indicadores de seguimiento y evaluación

Toda implementación tecnológica debería acompañarse de un sistema de monitoreo que permita verificar si la promesa de valor realmente se materializa (Tabla 22).

Tabla 22. Indicadores sugeridos de monitoreo

Dimensión	Indicador sugerido
Operativa	Tiempo promedio de asignación de cita
Operativa	Tasa de inasistencia
Talento humano	Tiempo dedicado a tareas administrativas
Talento humano	Satisfacción del personal
Calidad	Oportunidad de atención
Calidad	Quejas relacionadas con acceso
Financiera	Costos administrativos evitados
Seguridad	Incidentes asociados al uso tecnológico

Fuente: Elaboración propia.

Estos indicadores deberían medirse antes y después de cada implementación para evaluar impacto real.

6.6.6 Lineamientos éticos y de seguridad

Dado que el estudio se desarrolla en el sector salud mental, se recomienda que toda adopción tecnológica respete principios mínimos de prudencia institucional:

- protección de datos sensibles;
- consentimiento informado cuando aplique;
- supervisión humana significativa;
- posibilidad de revisión de decisiones automatizadas;
- no discriminación algorítmica;

- trazabilidad de recomendaciones;
- uso proporcional de la tecnología.

En tecnologías predictivas clínicas, estos principios dejan de ser deseables y se convierten en requisitos indispensables.

6.6.7 Nota técnica y sostenibilidad económica

La adopción de nuevas tecnologías no debe evaluarse únicamente por su costo de compra. Antes de iniciar cualquier piloto o proceso de contratación, se recomienda construir una nota técnica simplificada para cada iniciativa priorizada, que permita estimar de manera preliminar su sostenibilidad económica y su valor institucional esperado.

Esta nota técnica debería incluir, como mínimo, el costo de licenciamiento, los costos de integración con los sistemas de información existentes, la capacitación inicial del talento humano, el soporte y mantenimiento, los requerimientos de seguimiento, los ahorros potenciales, las mejoras esperadas en productividad y los riesgos financieros de no implementar la solución.

Adicionalmente, se recomienda incorporar un cálculo básico de retorno indirecto, entendido como la estimación del valor generado por la tecnología a partir de variables operativas no necesariamente monetizadas de forma directa. Para ello, la IPS podría considerar indicadores como reducción de tiempo administrativo, disminución de reprocesos, menor carga documental, mejor utilización de agendas, reducción de no asistencia, optimización del tiempo clínico efectivo y disminución de tareas repetitivas del talento humano.

Este cálculo no requiere una evaluación financiera compleja en la fase inicial, pero sí una comparación básica entre los costos estimados de implementación y los beneficios operativos esperados. Por ejemplo, una tecnología podría justificarse si reduce horas administrativas, mejora

la disponibilidad de citas, disminuye tiempos improductivos o libera tiempo del personal asistencial para actividades de mayor valor clínico. De esta manera, la decisión no se limita a cuánto cuesta adquirir una solución, sino a cuánto valor institucional puede generar en términos de eficiencia, continuidad del cuidado, bienestar del talento humano y sostenibilidad operativa.

6.6.8 Hoja de ruta resumida para Oportunidad de Vida IPS

Tabla 23. Ruta institucional sugerida (24 meses)

Horizonte	Acción prioritaria
0–6 meses	Implementar Patricia
6–12 meses	Piloto Ambient Scribe
12–18 meses	IA de no-show / agenda
18–24 meses	Piloto riesgo suicida bajo alta gobernanza

Fuente: Elaboración propia.

La principal conclusión práctica del estudio es que Oportunidad de Vida IPS sí puede avanzar hacia la incorporación de inteligencia artificial, pero debe hacerlo desde una lógica progresiva, gobernada y alineada con la Gestión Integral del Riesgo en Salud. La ruta propuesta inicia con tecnologías de mayor viabilidad institucional, como Patricia y Ambient Scribe, sin desconocer la relevancia clínica del algoritmo de riesgo suicida como alternativa estratégica que requiere condiciones reforzadas de gobernanza, interoperabilidad y supervisión profesional.

En consecuencia, el modelo MCDA no solo permitió priorizar alternativas, sino construir una ruta realista de transformación digital en salud mental, diferenciando tecnologías de adopción temprana de tecnologías clínicas predictivas de alta sensibilidad. Esta distinción fortalece la toma de decisiones gerenciales, al evitar tanto la adopción precipitada de soluciones de alto riesgo como

la postergación indefinida de herramientas con potencial para preservar la vida y anticipar eventos críticos.

7. Conclusiones

El presente trabajo permitió diseñar, validar y aplicar un modelo estandarizado de Decisión Multicriterio (MCDA) orientado a apoyar la toma de decisiones sobre la implementación de soluciones basadas en inteligencia artificial en Oportunidad de Vida IPS, institución especializada en salud mental. La investigación cumplió el propósito de articular criterios clínicos, administrativos, tecnológicos, éticos y económicos dentro de una herramienta práctica de priorización tecnológica alineada con la Gestión Integral del Riesgo en Salud.

En primer lugar, se concluye que la incorporación de inteligencia artificial en instituciones de salud no debe comprenderse como una decisión meramente tecnológica, sino como una decisión estratégica de gestión. La evidencia obtenida mostró que variables como seguridad del paciente, eficacia clínica, supervisión humana significativa, gobernanza ético-legal, factibilidad institucional y bienestar del talento humano son determinantes para valorar la conveniencia real de una tecnología, incluso por encima de su novedad o sofisticación aparente.

En segundo lugar, la validación técnica del modelo mediante juicio experto evidenció adecuados niveles de claridad, pertinencia conceptual y coherencia metodológica. Los participantes respaldaron especialmente la inclusión de criterios Gate no negociables y la priorización de dimensiones clínicas y de seguridad por encima de consideraciones exclusivamente económicas. Esto sugiere que el modelo propuesto posee consistencia suficiente como instrumento inicial de apoyo a decisiones institucionales.

En tercer lugar, Patricia y Ambient Scribe fueron las alternativas mejor valoradas, seguidas por la IA de predicción de inasistencia y optimización de agenda y por el algoritmo de riesgo suicida. Este resultado muestra que la IPS cuenta con mejores condiciones iniciales para adoptar soluciones orientadas al acceso, la comunicación con usuarios, la reducción de carga administrativa y el fortalecimiento del tiempo clínico efectivo, sin desconocer la relevancia estratégica de las tecnologías predictivas clínicas.

En cuarto lugar, se concluye que el algoritmo de predicción de riesgo suicida constituye una alternativa de alto valor clínico para la Gestión Integral del Riesgo en Salud, debido a su potencial para apoyar la detección temprana de eventos críticos y fortalecer la respuesta institucional frente a riesgos vitales en salud mental. No obstante, su implementación exige mayores condiciones de interoperabilidad, trazabilidad, gobernanza de datos, delimitación de responsabilidades y supervisión profesional especializada.

En quinto lugar, el estudio permitió demostrar que la innovación tecnológica en salud mental debe gestionarse de forma gradual, gobernada y proporcional al nivel de riesgo de cada solución. La ruta propuesta combina tecnologías de adopción inicial, como Patricia y Ambient Scribe, con una agenda progresiva para preparar la implementación de soluciones clínicas predictivas de mayor sensibilidad, como el algoritmo de riesgo suicida.

Finalmente, se concluye que la principal contribución del trabajo no radica únicamente en seleccionar tecnologías específicas, sino en estructurar un proceso de decisión replicable, trazable y alineado con criterios explícitos de valor institucional y gestión del riesgo. En este sentido, la matriz MCDA se configura como un mecanismo de gobernanza tecnológica útil para organizaciones de salud mental que buscan innovar sin comprometer la calidad asistencial, la seguridad del paciente ni la sostenibilidad institucional.

8. Recomendaciones

Con base en los hallazgos obtenidos, se recomienda a Oportunidad de Vida IPS adoptar una estrategia progresiva de incorporación de inteligencia artificial, iniciando por tecnologías con alta viabilidad institucional, impacto operativo y capacidad para fortalecer la continuidad del cuidado. Esta estrategia debe evitar implementaciones simultáneas o aceleradas, y avanzar conforme la institución fortalezca sus capacidades tecnológicas, organizacionales y de gobernanza.

Se recomienda priorizar la implementación inicial de soluciones como Patricia y Ambient Scribe. Patricia puede contribuir a optimizar la gestión de citas, la comunicación con usuarios y la continuidad del cuidado desde el primer contacto. Ambient Scribe, por su parte, puede generar impactos directos en la reducción de carga documental, el tiempo clínico efectivo y el bienestar del talento humano.

La implementación conjunta o secuencial de estas tecnologías permitiría generar resultados tempranos, fortalecer la aceptación interna y desarrollar capacidades organizacionales para la adopción progresiva de inteligencia artificial. No obstante, se recomienda que su aplicación se realice mediante pilotos controlados, con indicadores de seguimiento, validación por parte del personal usuario y ajustes progresivos antes de su escalamiento institucional.

Respecto a tecnologías predictivas clínicas, se recomienda preparar desde etapas tempranas las condiciones institucionales para un futuro piloto del algoritmo de riesgo suicida. Esta preparación debe incluir calidad de datos, interoperabilidad, protocolos clínicos, revisión ética, auditoría algorítmica, supervisión profesional y delimitación clara de responsabilidades asistenciales. Su adopción no debe descartarse ni postergarse indefinidamente, sino gestionarse bajo alta gobernanza debido a su potencial contribución a la detección temprana de eventos críticos en salud mental.

Se recomienda conformar un comité institucional de innovación y gobernanza tecnológica integrado por gerencia, coordinación clínica, calidad, tecnología, talento humano y apoyo jurídico. Este espacio debería liderar la evaluación de nuevas herramientas digitales, monitorear resultados, revisar incidentes, actualizar criterios de priorización tecnológica y garantizar que la adopción de IA se mantenga alineada con la seguridad del paciente y la misión institucional.

También se recomienda fortalecer progresivamente el sistema de información institucional, priorizando calidad de datos, trazabilidad operativa y disponibilidad de indicadores básicos. Sin una base informacional confiable, incluso tecnologías prometedoras pueden fracasar en su implementación o generar reprocesos adicionales. Por ello, la depuración de datos, la estandarización de registros y la interoperabilidad deben considerarse condiciones previas para fases más avanzadas de inteligencia artificial.

Desde el punto de vista académico, se recomienda utilizar la matriz MCDA propuesta como base para futuras investigaciones comparativas en otras IPS, clínicas o entidades del sector salud, ajustando su aplicación según el contexto, nivel de madurez digital y complejidad asistencial de cada organización. Esto permitiría contrastar la utilidad del modelo en escenarios diversos y fortalecer su potencial de replicabilidad.

Finalmente, se recomienda que toda estrategia de transformación digital preserve un enfoque humanocéntrico, donde la tecnología complemente el trabajo profesional, fortalezca la seguridad del paciente y mejore la experiencia de atención, evitando visiones centradas exclusivamente en automatización, reducción de costos o sustitución del talento humano.

9. Limitaciones del estudio

El presente trabajo presenta algunas limitaciones que deben considerarse al interpretar sus resultados. En primer lugar, la validación técnica del modelo se realizó con un número reducido de expertos, lo cual resulta adecuado para una fase exploratoria de diseño metodológico, pero limita la posibilidad de generalizar ampliamente la aceptación sectorial del instrumento.

En segundo lugar, la aplicación de la matriz se basó en percepciones informadas de participantes vinculados al entorno institucional y no en implementaciones reales de las tecnologías evaluadas. En consecuencia, los resultados expresan una priorización razonada ex ante, pero no sustituyen evidencia empírica derivada de pilotos operativos, validaciones clínicas o mediciones longitudinales de impacto.

En tercer lugar, aunque se aplicó un modelo de decisión multicriterio con ponderación explícita bajo enfoque GIRS, los resultados dependen de las valoraciones otorgadas por los participantes y de las condiciones institucionales específicas de Oportunidad de Vida IPS. Por ello, las prioridades tecnológicas podrían variar en instituciones con mayor escala, distinta complejidad clínica, infraestructura tecnológica superior o modelos operativos diferentes.

En cuarto lugar, algunas tecnologías evaluadas fueron consideradas como categorías funcionales y no como productos comerciales cerrados. Esto permitió comparar tipos de solución relevantes para la gestión institucional, aunque implica que los resultados no deben interpretarse como recomendaciones directas de marcas o proveedores específicos.

En quinto lugar, la investigación se concentró en una etapa de priorización estratégica y no incluyó análisis detallados de costo total de propiedad, contratación tecnológica, retorno financiero real ni pruebas técnicas de integración con los sistemas existentes. Estos elementos deberán ser

abordados en etapas posteriores, especialmente antes de cualquier decisión de compra, contratación o implementación institucional.

Finalmente, estas limitaciones no invalidan los hallazgos obtenidos. Por el contrario, delimitan adecuadamente el alcance del estudio: ofrecer un marco inicial, estructurado y trazable para apoyar la toma de decisiones tecnológicas en salud mental, susceptible de ser complementado con pilotos posteriores, evaluaciones financieras, validaciones técnicas y ajustes contextuales según la evolución institucional.

Referencias

Afshan, S., & Anwar, S. (2022). AI-based patient triage and clinical workflow optimization in mental health services. *Journal of Medical Systems*, 46(7), 1–12. <https://doi.org/10.1007/s10916-022-01836-9>

Allam, Z., Jones, D. S., & van de Walle, B. (2025). Predictive analytics for mental health: A systematic review of machine learning applications. *Artificial Intelligence in Medicine*, 145, 102785. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2024.102785>

Cecula, P., & Yu, A. S. (2022). Machine learning for hospital operations: Predicting patient flow and resource allocation. *Health Systems*, 11(3), 159–173. <https://doi.org/10.1080/20476965.2020.1870355>

Congreso de Colombia. (2012). Ley 1581 de 2012. Por la cual se dictan disposiciones generales para la protección de datos personales. <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=49981>

Congreso de Colombia. (1993). Ley 100 de 1993. <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=5248>

Congreso de Colombia. (2015). Ley 1751 de 2015. Por la cual se regula el derecho fundamental a la salud. <https://www.minsalud.gov.co>

D’Alfonso, S., Phillips, J., Valentine, L., Gleeson, J., & Alvarez-Jimenez, M. (2020). Artificial Intelligence in mental health—A systematic review of chatbots and conversational agents. *Frontiers in Psychiatry*, 11, 1–17. <https://doi.org/10.3389/fpsy.2020.00802>

Dawoodbhoy, F., Li, Y., & Rehm, J. (2021). AI-powered clinical decision support for mental healthcare: A review. *Psychiatry Research*, 303, 114101. <https://doi.org/10.1016/j.psychres.2021.114101>

Digital Therapeutics Alliance. (2023). Digital therapeutics: A definition and core principles. <https://dtxalliance.org>

Drummond, M. F., Sculpher, M., Claxton, K., Stoddart, G., & Torrance, G. (2022). *Methods for the economic evaluation of health care programmes* (5th ed.). Oxford University Press.

Ejaz, K., Han, J., & Lee, S. (2022). Artificial intelligence in mental health: Advances and challenges. *IEEE Access*, 10, 32745–32768. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3152345>

European Commission. (2024). European Health Data Space (EHDS): Technical specification. <https://health.ec.europa.eu>

Fang, S., & Sixsmith, J. (2022). Cost-effectiveness of AI interventions in healthcare: A systematic review. *International Journal of Medical Informatics*, 165, 104834. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2022.104834>

Fiske, A., Henningsen, P., & Buyx, A. (2021). Your robot therapist will see you now: Ethical implications of AI in mental healthcare. *Journal of Medical Ethics*, 47(5), 329–327. <https://doi.org/10.1136/medethics-2020-106965>

Food and Drug Administration. (2023). Good Machine Learning Practice for Medical Device Development: Guiding Principles. <https://www.fda.gov>

Good, A., Hancock, J., & Naumann, M. (2020). Detecting suicide risk via social media analytics: A systematic review. *Journal of Affective Disorders*, 265, 731–738. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2020.01.033>

Harris, A., Lin, Q., & Wu, T. (2024). Digital biomarkers for mental health: A systematic review. *npj Digital Medicine*, 7(1), 41. <https://doi.org/10.1038/s41746-024-00823-2>

Hinduja, S., Patchin, J. W., & Yang, S. (2022). Social media language patterns and suicide risk detection using NLP. *Computers in Human Behavior*, 137, 107393. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107393>

Islam, M. R., & Miah, M. (2022). Predictive analytics for PTSD using machine learning. *Expert Systems with Applications*, 192, 116402. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.116402>

Kim, J., & Chung, Y. (2022). Machine learning-based prediction of depressive symptoms from behavioral data. *Journal of Affective Disorders*, 301, 157–168. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2022.01.123>

Kim, S., & Lee, H. (2023). AI decision-support systems in psychiatric care: Evaluation of accuracy and usability. *Psychiatry Research*, 325, 115230. <https://doi.org/10.1016/j.psychres.2023.115230>

Kopelovich, S. et al. (2021). Digital mental health in real-world practice: Implementation barriers and opportunities. *Psychiatric Services*, 72(11), 1257–1264. <https://doi.org/10.1176/appi.ps.202000998>

Kumar, M., Srivastava, A., & Behera, A. (2021). Deep learning for mental health prediction: A review. *Information Fusion*, 76, 299–316.
<https://doi.org/10.1016/j.inffus.2021.05.012>

Kulkarni, R., Ganesan, V., & Manoj, S. (2023). Administrative AI in mental health institutions: A scoping review. *Health Policy and Technology*, 12(3), 100754.
<https://doi.org/10.1016/j.hlpt.2023.100754>

Liu, Y., Wang, X., & Chen, P. (2021). Machine learning applications in depression detection: A review. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 12(4), 912–926.
<https://doi.org/10.1109/TAFFC.2020.2978321>

López-Echeverry, J., Restrepo, F., & Mora, C. (2025). Emotional monitoring systems using AI: A clinical validation. *Frontiers in Digital Health*, 4, 145–167.
<https://doi.org/10.3389/fdgth.2025.00145>

Mishra, S., & Dutta, R. (2023). Digital therapeutics for anxiety and depression: A meta-review. *Journal of Medical Internet Research*, 25, e45582. <https://doi.org/10.2196/45582>

MIT Sloan School of Management. (2025). The GenAI Gap Report.
<https://mitsloan.mit.edu>

Ministerio de Salud y Protección Social. (2016). Decreto 780 de 2016.

Ministerio de Salud y Protección Social. (2019a). Resolución 276 de 2019.

Ministerio de Salud y Protección Social. (2019b). Resolución 3100 de 2019.

Ministerio de Salud y Protección Social. (2020). Resolución 229 de 2020.

Ministerio de Salud y Protección Social. (2022). Plan Decenal de Salud Pública 2022–2031.

Nanath, K., Fathima, S., & Jain, N. (2022). Mining social media for suicide risk using NLP and ML. *Social Network Analysis and Mining*, 12(1), 115. <https://doi.org/10.1007/s13278-022-00945-x>

Peltier, J., Griffin, A., & Ainsworth, J. (2021). AI in healthcare operations: Implications for workforce and safety. *Health Care Management Review*, 46(4), 345–356. <https://doi.org/10.1097/HMR.0000000000000283>

Peterson Health Technology Institute. (2025). State of AI in Healthcare Report. <https://petersonhti.org>

Pullins, S., Cho, S., & Reece, A. (2021). Twitter-based suicide prediction using NLP. *Psychiatry Research*, 295, 113625. <https://doi.org/10.1016/j.psychres.2020.113625>

Rehman, M., Waqar, S., & Abbas, Z. (2022). AI-enabled workflow automation in hospitals: A systematic review. *Health Informatics Journal*, 28(3), 1460–1478. <https://doi.org/10.1177/14604582221104345>

Rouzi, A., et al. (2021). Digital interventions to improve medication adherence: A systematic review. *Journal of Medical Internet Research*, 23(7), e30250. <https://doi.org/10.2196/30250>

Rubies, G., Navarro, J., & Colomer, S. (2023). Economic evaluation of AI systems in clinical practice. *Value in Health*, 26(5), 643–652. <https://doi.org/10.1016/j.jval.2023.02.011>

Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.

Saaty, T. (1980). *The analytic hierarchy process*. McGraw-Hill.

Saini, P., Kumar, S., & Mehta, R. (2025). Machine learning models for suicide prediction: A meta-analysis. *Journal of Affective Disorders*, 342, 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2023.12.045>

Shaikh, A., Huang, M., & Lee, S. (2021). Empathic chatbots for mental health: A review. *AI in Society*, 36, 1005–1017. <https://doi.org/10.1007/s00146-021-01209-7>

Sharma, R., Wilson, J., & Patel, N. (2021). Predictive analytics for hospital workforce management. *Health Services Management Research*, 34(3), 161–174. <https://doi.org/10.1177/0951484820943637>

Topol, E. (2019). *Deep Medicine: How artificial intelligence can make healthcare human again*. Basic Books.

Tran, V.-T., et al. (2022). Real-world validation challenges in AI-based clinical tools. *The Lancet Digital Health*, 4(3), e212–e220. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(22\)00012-3](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(22)00012-3)

Vijay, M., Thomas, P., & Rao, K. (2024). Predicting psychosis using deep learning on EHR and digital phenotyping. *Schizophrenia Research*, 260, 42–53. <https://doi.org/10.1016/j.schres.2024.01.004>

Wang, X., Liu, Y., & Zhang, C. (2021). Predicting depression with machine learning: A large-scale study. *Journal of Affective Disorders*, 281, 150–158. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2020.11.034>

Weizenbaum, J. (1966). ELIZA—A computer program for the study of natural language communication. *Communications of the ACM*, 9(1), 36–45. <https://doi.org/10.1145/365153.365168>

World Health Organization. (2022). Ethics and governance of artificial intelligence for health. <https://www.who.int>

Zeng, Y., Ho, S., & Chen, R. (2023). Ethical risks of AI in mental health care. *Nature Machine Intelligence*, 5, 23–35. <https://doi.org/10.1038/s42256-022-00630-6>

Zhang, Y., Chen, W., & Leung, C. (2022). Effectiveness of digital CBT for depression and anxiety: A meta-analysis. *Journal of Medical Internet Research*, 24(10), e38912. <https://doi.org/10.2196/38912>

Zhang, Z., Li, M., & Sun, X. (2023). Machine learning-based prediction of PTSD: A large cohort study. *Translational Psychiatry*, 13, 41. <https://doi.org/10.1038/s41398-023-02410-4>

Zhuang, Y., Li, J., & Wang, H. (2023). External validation of machine learning models in mental health diagnostics. *Journal of Psychiatric Research*, 157, 298–310. <https://doi.org/10.1016/j.jpsychires.2022.11.018>

Congreso de la República de Colombia. (2012). Ley 1581 de 2012 por la cual se dictan disposiciones generales para la protección de datos personales. *Diario Oficial* No. 48.587. <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=49981>

Congreso de la República de Colombia. (2015). Ley 1751 de 2015 por medio de la cual se regula el derecho fundamental a la salud y se dictan otras disposiciones. *Diario Oficial* No. 49.427. <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=59917>

Ministerio de Salud y Protección Social. (2016). Decreto 780 de 2016 por medio del cual se expide el Decreto Único Reglamentario del Sector Salud y Protección Social. <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=76801>

Ministerio de Salud y Protección Social. (2019a). Resolución 276 de 2019 por la cual se adopta el Sistema de Gestión de la Seguridad del Paciente como parte del estándar de mejoramiento de la calidad de los servicios de salud. https://www.minsalud.gov.co/Normatividad_Nuevo/Resolución%20276%20de%202019.pdf

Ministerio de Salud y Protección Social. (2019b). Resolución 3100 de 2019 por la cual se definen los procedimientos y condiciones de inscripción de los Prestadores de Servicios de Salud y de habilitación de servicios de salud. https://www.minsalud.gov.co/Normatividad_Nuevo/Resolución%203100%20de%202019.pdf

Ministerio de Salud y Protección Social. (2020). Resolución 229 de 2020 por la cual se adoptan orientaciones técnicas para la gestión del riesgo en salud en el marco de la atención integral en salud. https://www.minsalud.gov.co/Normatividad_Nuevo/Resolucion%20229%20de%202020.pdf

Instituto Nacional de Vigilancia de Medicamentos y Alimentos (INVIMA). (s.f.). Funciones misionales y competencias regulatorias. <https://www.invima.gov.co>

Adler-Milstein, J., Zhao, W., Willard-Grace, R., et al. (2025). Ambient documentation technology in clinician experience of documentation burden and burnout. JAMA Network Open.

Food and Drug Administration. (2026, January). Clinical Decision Support Software: Guidance for Industry and Food and Drug Administration Staff. U.S. Food and Drug Administration.

Goetghebeur, M. M., Wagner, M., Khoury, H., Levitt, R. J., Erickson, L. J., & Rindress, D. (2011). Bridging health technology assessment (HTA) and efficient health care decision making with multicriteria decision analysis (MCDA): Applying the EVIDEM framework to medicines appraisal. *BMC Health Services Research*, 11, 329.

Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied Logistic Regression* (3rd ed.). Wiley.

Krahn, M., et al. (2024). The value of the reflective discussion in decision-making using multi-criteria decision analysis (MCDA): An example using an adapted EVIDEM framework. *Orphanet Journal of Rare Diseases*.

Marsh, K., IJzerman, M., Thokala, P., et al. (2016). Multiple criteria decision analysis for health care decision making—Emerging good practices: Report 2 of the ISPOR MCDA Emerging Good Practices Task Force. *Value in Health*, 19(2), 125–137. <https://doi.org/10.1016/j.jval.2015.12.016>

Thokala, P., Devlin, N., Marsh, K., et al. (2016). Multiple criteria decision analysis for health care decision making—An introduction: Report 1 of the ISPOR MCDA Emerging Good Practices Task Force. *Value in Health*, 19(1), 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.jval.2015.12.003>

Tokgöz, S., et al. (2023). Receiver operating characteristic curve analysis: Interpreting ROC curves and AUC values in diagnostic accuracy studies. *Turkish Journal of Emergency Medicine*, 23(4), 195–198. https://doi.org/10.4103/tjem.tjem_182_23

Wagner, M., Khoury, H., Willet, J., Rindress, D., & Goetghebeur, M. M. (2012). Field testing of a multicriteria decision analysis (MCDA) framework for coverage of a screening test for cervical cancer in South Africa. *Cost Effectiveness and Resource Allocation*, 10, 2.

World Health Organization. (2023). Patient safety (Fact sheet). World Health Organization.

ANEXOS

Los anexos del presente trabajo se presentan en formato digital mediante enlaces externos, con el fin de facilitar el acceso a la información completa, garantizar la trazabilidad del modelo propuesto y permitir la replicabilidad del análisis realizado. Estos contienen los instrumentos aplicados, las bases de datos generadas y los archivos de cálculo utilizados en la implementación del modelo de Decisión Multicriterio (MCDA).

Anexo A. Instrumentos de validación y aplicación

En este anexo se incluyen los formularios diseñados para la validación del modelo mediante juicio experto y para la aplicación del instrumento en la evaluación de tecnologías.

Los formularios fueron administrados a través de plataformas digitales, por lo cual su contenido completo se encuentra disponible en los siguientes enlaces:

- Formulario de validación por juicio experto:
https://drive.google.com/file/d/1srxmKd22yPte5ieynRhe1LFqX7Iy7Zk9/view?usp=drive_link

- Formulario de aplicación del instrumento (evaluación de tecnologías):
https://drive.google.com/file/d/1s_ZqzQddbQndnBgzV4ZSqFD4xp42asAX/view?usp=drive_link

Estos instrumentos integran las secciones descritas en el capítulo metodológico, incluyendo criterios Gate, criterios ponderados, escalas de valoración y preguntas de análisis integrador.

Anexo B. Bases de datos de resultados

Las bases de datos derivadas del proceso de recolección de información se encuentran disponibles en formato digital, con el propósito de asegurar la transparencia del análisis y la reproducibilidad de los resultados.

- Base de datos de validación del instrumento (Google Sheets):
https://docs.google.com/spreadsheets/d/1M748wNZ514c1MTsk_mKlnukub7SrWgnd/edit?usp=drive_link&ouid=107056390174014726304&rtpof=true&sd=true
- Base de datos de aplicación del modelo MCDA (Google Sheets):
https://docs.google.com/spreadsheets/d/1flDX39kn5vgy38yqGDaAP9QP7zzag8dF/edit?usp=drive_link&ouid=107056390174014726304&rtpof=true&sd=true

Las bases incluyen la codificación de respuestas, el registro de evaluaciones por participante y la consolidación de los datos utilizados para el análisis de resultados.

Anexo C. Cálculo del modelo MCDA y resultados

El archivo de cálculo del modelo MCDA se encuentra disponible en el siguiente enlace:

- Archivo Excel con cálculo MCDA y gráficos:

https://docs.google.com/spreadsheets/d/1gSAsexAGH7vMY26Ouls5DOsvQTLcZbV-/edit?usp=drive_link&ouid=107056390174014726304&rtpof=true&sd=true

Este archivo contiene:

- Promedios por criterio evaluado
- Proceso de normalización de la escala
- Aplicación de ponderaciones
- Cálculo del puntaje ponderado por tecnología
- Gráficos comparativos de resultados

Anexo D. Documento explicativo del cálculo del modelo

Con el fin de facilitar la comprensión del procedimiento técnico aplicado, se incluye un documento explicativo en el que se detalla paso a paso el cálculo del modelo MCDA.

- Documento en Word – explicación del cálculo:

https://drive.google.com/file/d/1XhFjnRS0yBviO5J8Mvm9eB84vPSi1HEx/view?usp=drive_link

Este documento presenta:

- La fórmula de normalización utilizada
- La estructura de ponderación del modelo
- Ejemplos de cálculo aplicados

- La interpretación del puntaje final obtenido