

INTELIGENCIA ARTIFICIAL

EXPERIENCIAS Y REFLEXIONES SOBRE LA INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA



ALEXANDRO ESCUDERO-NAHÓN
EDITOR

Transdigital[®]
editorial

INTELIGENCIA ARTIFICIAL

EXPERIENCIAS Y REFLEXIONES SOBRE LA INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA

ALEXANDRO ESCUDERO-NAHÓN

EDITOR

ALEJANDRO GUADALUPE RINCÓN CASTILLO, ALEXANDRO ESCUDERO-NAHÓN, ALMA DELIA OTERO ESCOBAR, ANDREA SÁNCHEZ-RUIZ, ANDRÉS VALENCIA SÁNCHEZ, ANTONIO FRANCO VADILLO, ANTONIO JUAN CAPISTRAN ABUNDEZ, ARTURO GONZÁLEZ TORRES, AURA PATRICIA HERNÁNDEZ OLICÓN, BLANCA CECILIA LÓPEZ RAMÍREZ, CÁNDIDA MARCELA RODRÍGUEZ CHÁVEZ, CARLOS ENRIQUE LEVET RIVERA, CARLOS ZEPEDA-LUGO, CAROLINA MEDINA GARCÍA, CECILIA ESPERANZA OSTOS CRUZ, CESAIRE CHIATCHOUA, CHRISTIAN PAULINA MENDOZA TORRES, CLARA ROSALVA MERCADO-LÓPEZ, CLAUDIA MARGARITA GARCÍA PAULIN, DANIEL ALBERTO MEJÍA HERRERA, DIEGO ESCUDERO-SÁNCHEZ, ELENA ELSA BRICIO-BARRIOS, ELIZABETH VANESSA TENIENTE GASCA, ELSA SUÁREZ JASSO, EMMA PATRICIA MERCADO-LÓPEZ, ERIK CARBAJAL-DEGANTE, FABIÁN GÓMEZ SANTIAGO, FRANCISCO ANTONIO TORRES-ESPRIÚ, FRANCISCO DE JESÚS MATA GÓMEZ, FRANCISCO GUADALUPE AVENDAÑO ESPARZA, GEORGINA DEL CARMEN MOTA VALTIERRA, GERARDO QUIROZ BOJORGES, GUILLERMO VARGAS RODRÍGUEZ, HÉCTOR ALFREDO BAPTISTA GONZALES, HUMBERTO AGUIRRE BECERRA, INÉS GUADALUPE GERMÁN AGUILAR, ITZIA NALLELY GUZMÁN MEJÍA, , IVETTE SELENE MARAÑÓN LIZÁRRAGA, JOSÉ ANTONIO CISNEROS JIMÉNEZ, JOSÉ CRISTÓBAL SOLÍS POLLORENA, JOSÉ LUIS BAUTISTA LÓPEZ, JUAN CARLOS LOBATO-VALDESPINO, JULIA DOLORES TOSCANO GARIBAY, KARINA GUADALUPE CORTINA CALDERÓN, LEONARDO ELIPHAS DAZA RAMÍREZ, LEONARDO LEDESMA DOMÍNGUEZ, LUCIA MORALES-MORALES, LUIS ALONSO CASTAÑEDA NEGRETE, LUIS JAVIER RAÚL OBREGÓN HERRIN, LUIS RAMÓN CARREÑO DURÁN, LUZ ANGÉLICA MONDRAGÓN DEL ANGEL, MA. CRISTINA VÁZQUEZ HERNÁNDEZ, MANUEL RAMÓN GONZÁLEZ HERRERA, MARCOS SANCHEZ-LIZARRAGA, MARIAJOSÉ LÓPEZ LAIZA, MARIO ALBERTO DOMÍNGUEZ-ROVIRA, MARYSOL ESTRELLA HERNÁNDEZ GARCÍA, MIGUEL ÁNGEL MEDINA ROMERO, MIREILLE TOLEDO BLAS, MODESTA LORENA HERNÁNDEZ SÁNCHEZ, MÓNICA LORENA SÁNCHEZ LIMÓN, NALLELY GUADALUPE HERNÁNDEZ HERNÁNDEZ, OCTAVIO REYES LÓPEZ, PAVEL DAVID ULISES AVENDAÑO LÓPEZ, RAMAR MENDOZA DÍAZ, RITA ÁVILA ROMERO, RODRIGO OCHOA FIGUEROA, SALVADOR ORTIZ SANTOS, SANTIAGO ARCEO-DIAZ, TANIA HAIDÉE TORRES CHÁVEZ, TOMÁS PERALTA PALAZÓN, VITERVO LÓPEZ-CABALLERO Y XÓCHITL TRUJILLO-TRUJILLO.

AUTORES Y AUTORAS

Título original: Inteligencia artificial: experiencias y reflexiones sobre la investigación científica / Alexandro Escudero-Nahón (Editor) — Ciudad de Querétaro, México: Editorial Transdigital, 2026 — 457 páginas.

International Standard Book Number (ISBN): 978-968-9724-25-4.

Digital Object Identifier (DOI) del libro: <https://doi.org/10.56162/transdigitalbc12>

Clasificación DEWEY. Materia: 370.7—Estudio y enseñanza de la educación. Tipo de Contenido: Libros universitarios.
Clasificación thema: JN—Educación. Tipo de soporte: libro digital gratuito descargable. Formato: PDF. Tamaño: 8.3 Mb.



Este libro es una publicación de acceso abierto con los principios de Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY-NC-SA). Esta licencia permite a los reutilizadores distribuir, remezclar, adaptar y desarrollar el material en cualquier medio o formato únicamente con fines no comerciales y siempre que se otorgue la atribución al creador. Si remezcla, adapta o construye sobre el material, debe licenciar el material modificado bajo términos idénticos.

Esta obra ha sido dictaminada por pares académicos expertos con el método de doble ciego. Los dictámenes están resguardados en los archivos de la Editorial *Transdigital*.

D.R. 2026 Alexandro Escudero-Nahón (Editor).

D.R. 2026 Autores y autoras.

D.R. 2026 Sello Editorial *Transdigital*.



Sociedad de Investigación sobre Estudios Digitales, S. C. Nombre de marca: *Transdigital*. Dirección: Circuito Altos Juriquilla 1132. Colonia Altos Juriquilla. C. P. 76230, Juriquilla, Querétaro, México.
+52 (442)301 32 38. editorial@transdigital.mx www.editorial.transdigital.mx



Registro en el Padrón Nacional de Editores como agente editor Sociedad de Investigación sobre Estudios Digitales, S. C., con el Dígito Identificador 978-607-99594.



Afiliación a la Cámara Nacional de la Industria Editorial Mexicana (CANIEM) con el número 4069, de conformidad con el artículo 17 de la Ley de Cámaras Empresariales y sus Confederaciones en vigor.

Registro Nacional de Instituciones y Empresas Científicas y Tecnológicas de la Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación (SECIHTI) de México con el folio: RENIECYT 2400068.



Sugerencia de referencia para el libro en APA 7a. edición:

Escudero-Nahón, A. (2026) (Editor). *Inteligencia artificial: experiencias y reflexiones sobre la investigación científica*. Editorial Transdigital. <https://doi.org/10.56162/transdigitalbc12>

CONTENIDO

00. ANÁLISIS DE LAS EXPERIENCIAS Y REFLEXIONES SOBRE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA.....	9
Alexandro Escudero-Nahón y Diego Escudero-Sánchez	
01. CONDICIONES SOCIALES EN LA PLANEACIÓN ESTRATÉGICA PARA LA ADQUISICIÓN DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LAS ORGANIZACIONES	29
José Antonio Cisneros Jiménez	
02. EMPLOYMENT SITUATION FOR RECENT UNIVERSITY GRADUATES IN MEXICO CITY (2020-2024).....	43
Mariajosé López Laiza, Rita Ávila Romero y Cesaire Chiatouchoua	
03. INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y PALEOGENÓMICA PREDICTIVA: INCOMPATIBILIDAD RH Y KELL EN EL COLAPSO DEMOGRÁFICO NEANDERTAL.....	58
Luis Ramón Carreño Durán, Aura Patricia Hernández Olicón, Antonio Franco Vadillo, Mireille Toledo Blas, Fabián Gómez Santiago y Héctor Alfredo Baptista Gonzales	
04. JUSTICIA ALGORÍTMICA Y GOBERNANZA ÉTICA ANTE LOS SESGOS DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL	77
Alma Delia Otero Escobar, Cecilia Esperanza Ostos Cruz y Elsa Suárez Jasso	
05. INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA Y ÉTICA PROFESIONAL EN LA CONTADURÍA PÚBLICA.....	96
Leonardo Eliphaz Daza Ramírez y Francisco de Jesús Mata Gómez	
06. INTEGRACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN PROCESOS DE INVESTIGACIÓN EN INSTITUCIONES EDUCATIVAS EN ZACATECAS, MÉXICO.....	123
Alejandro Guadalupe Rincón Castillo, Cándida Marcela Rodríguez Chávez, Luis Alonso Castañeda Negrete y Daniel Alberto Mejía Herrera	
07. ¿PUEDEN LAS MÁQUINAS SALVAR AL MAÍZ? APRENDIZAJE PROFUNDO PARA LA DETECCIÓN DE PLAGAS	142
Antonio Juan Capistran-Abundez, Vitervo López-Caballero, Lucía Morales-Morales y Andrea Sánchez-Ruiz	

08.	
TRIPLE CONVERGENCIA EN LA ERA DE LA TRANSFORMACIÓN DIGITAL DEL TURISMO: CIENCIA DE DATOS, INTELIGENCIA ANALÍTICA Y GESTIÓN DE DESTINOS	159
Manuel Ramón González Herrera y Carolina Medina García	
09.	
USO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL COACHING EMPRESARIAL (2024): REVISIÓN DE LITERATURA	175
Arturo González Torres, Gerardo Quiroz Bojorges y Pavel David Ulises Avendaño López	
10.	
EL USO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LOS PROCESOS DE INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA	193
Marysol Estrella Hernández García	
11.	
HACIA UNA NUEVA PRAXIS DE CIENCIA ABIERTA DOMINADA POR DATOS MASIVOS E INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA	208
Erik Carbajal-Degante y Leonardo Ledesma-Domínguez	
12.	
LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL DERECHO: USO PRÁCTICO Y TRANSICIÓN REGULATORIA	224
Carlos Enrique Levet Rivera, Modesta Lorena Hernández Sánchez y Ramar Mendoza Díaz	
13.	
ENVEJECIMIENTO DIGNO EN MÉXICO: DETECCIÓN EN TIEMPO REAL DEL NIVEL DE RIESGO DE SARCOPENIA MEDIANTE INTELIGENCIA ARTIFICIAL	238
Santiago Arceo-Díaz, Xóchitl Trujillo-Trujillo y Elena Elsa Bricio-Barrios	
14.	
EL IMPACTO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA EN LA ARQUITECTURA EDITORIAL Y EL CRECIMIENTO EXPONENCIAL DE LA PRODUCCIÓN CIENTÍFICA EN SALUD.....	251
Salvador Ortiz Santos, Georgina del Carmen Mota Valtierra, Humberto Aguirre Becerra, Blanca Cecilia López Ramírez y Ma. Cristina Vázquez Hernández	
15.	
FACTORES CRÍTICOS DE ÉXITO PARA IMPLEMENTAR LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LAS UNIDADES DE CUIDADOS INTENSIVOS.....	265
Carlos Zepeda-Lugo, Marcos Sanchez-Lizarraga e Ivette Selene Marañón Lizárraga	

16.		
	ESCUCHA HUMANA E INTELIGENCIA ARTIFICIAL: LÍMITES Y ALCANCES EN LA INVESTIGACIÓN MUSICAL	280
	José Luis Bautista López, Guillermo Vargas Rodríguez y Luis Javier Raúl Obregón Herrin	
17.		
	EVOLUCIÓN DE LA REPRESENTACIÓN GRÁFICA: DEL TRAZO HUMANO AL ALGORITMO.....	295
	Luz Angélica Mondragón del Angel e Inés Guadalupe Germán Aguilar	
18.		
	CONOCIMIENTO O APARIENCIA: EL ESTATUTO EPISTÉMICO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA.....	312
	Tomás Peralta Palazón	
19.		
	ENTRE EL PROMPT Y EL DISEÑO: EXPERIENCIAS DE CO-CREACIÓN CRÍTICA HUMANO-INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EDUCACIÓN SUPERIOR.....	325
	Juan Carlos Lobato-Valdespino y Claudia Margarita García Paulín	
20.		
	APLICACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA GESTIÓN ADMINISTRATIVA DE LAS MICRO, PEQUEÑAS Y MEDIANAS EMPRESAS DEL SECTOR DE LA CONSTRUCCIÓN	343
	Elizabeth Vanessa Teniente Gasca, Octavio Reyes López y Christian Paulina Mendoza Torres	
21.		
	MODELOS Y APLICACIONES DE MACHINE LEARNING EN LA ESTRATIFICACIÓN DE RIESGO CLÍNICO.....	359
	Julia Dolores Toscano Garibay	
22.		
	ENTRE PRINCIPIOS Y PRÁCTICA: REVISIÓN DE MARCOS REGULATORIOS Y ÉTICOS SOBRE INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA	374
	Miguel Ángel Medina Romero, Tania Haidée Torres Chávez y Rodrigo Ochoa Figueroa	
23.		
	INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL PROCESO DE INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA: USOS, EXPERIENCIAS Y LIMITACIONES.....	389
	Emma Patricia Mercado-López y Clara Rosalva Mercado-López	

24.	
LA MEDIACIÓN EPISTÉMICA DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA EN LA CIENCIA CONTEMPORÁNEA.....	406
Andrés Valencia Sánchez y José Cristóbal Solís Pollorena	
25.	
ANÁLISIS DOCUMENTAL DE LA ADOPCIÓN Y HUMANIZACIÓN DE ASISTENTES DIGITALES BASADOS EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL	422
Karina Guadalupe Cortina Calderón, Nallely Guadalupe Hernández Hernández y Mónica Lorena Sánchez Limón	
26.	
DEL ANDAMIAJE CON INTELIGENCIA ARTIFICIAL A LA AUTONOMÍA: EVALUACIÓN DE CÓDIGO ESTADÍSTICO EN INGENIERÍA	442
Francisco Antonio Torres-Espriú, Itzia Nallely Guzmán Mejía, Francisco Guadalupe Avendaño Esparza y Mario Alberto Domínguez-Rovira	



15.

**FACTORES CRÍTICOS DE ÉXITO PARA
IMPLEMENTAR LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LAS
UNIDADES DE CUIDADOS INTENSIVOS**

CARLOS ZEPEDA-LUGO

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA, MÉXICO
ORCID: 0000-0002-9444-3106

MARCOS SANCHEZ-LIZARRAGA

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE SINALOA, MÉXICO
ORCID: 0000-0001-8730-9913

IVETTE SELENE MARAÑÓN LIZÁRRAGA

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE SINALOA, MÉXICO
ORCID: 0009-0003-5882-757X

15.

FACTORES CRÍTICOS DE ÉXITO PARA IMPLEMENTAR LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LAS UNIDADES DE CUIDADOS INTENSIVOS

INTRODUCCIÓN

Las Unidades de Cuidados Intensivos (UCI) atienden a pacientes críticamente enfermos que requieren atención especializada (Pérez Solórzano et al., 2024). Su propósito es salvar la vida del paciente crítico y mantener su estabilidad y calidad de vida (Muñoz et al., 2025; Pérez & Ordóñez, 2024). Actualmente, las UCI son un cuello de botella en el flujo hospitalario debido a su capacidad limitada y a la creciente demanda, a lo que se suma el impacto de las Infecciones Asociadas a la Atención Sanitaria (IAAS) (Akbari-Moghaddam et al., 2025; Quiroz et al., 2026). Estas infecciones, en su mayoría bacterianas, son causa frecuente de ingreso a la UCI y se relacionan con una mayor Duración de la Estancia Hospitalaria (DEH) (Agüero Milanés et al., 2021; Bagshaw et al., 2020; Bereket et al., 2012; Xia et al., 2016). La pandemia por SARS-CoV-2 intensificó las presiones y aceleró la reorganización hospitalaria (Martínez Muñoz et al., 2025).

En este contexto, la inteligencia artificial (IA) se consolidó para optimizar recursos y apoyar decisiones clínicas, incluida la predicción de la DEH y la preparación del alta del paciente de la UCI (Alsinglawi et al., 2024; Bishop et al., 2021; Schwalbe & Wahl, 2020; Topol, 2019; Workum et al., 2026; Yepes-Barreto et al., 2026). No obstante, el rendimiento predictivo no asegura impacto clínico, ya que persisten barreras sociotécnicas y la literatura aún trata de forma limitada los Factores Críticos de Éxito (FCE) para implementar modelos de IA (Kalimouttou et al., 2026; Merhi, 2021; Nair et al., 2024). Por lo tanto, el objetivo de la presente investigación fue identificar los FCE que se relacionan con la implementación exitosa de modelos de IA para la predicción de DEH en UCI.

FACTORES CRÍTICOS DE ÉXITO EN LA IMPLEMENTACIÓN DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

La implementación exitosa de la IA en las UCI depende de FCE como una gobernanza robusta, que aborda regulaciones éticas y legales para facilitar la integración en los flujos de trabajo hospitalarios (Hassan et al., 2024; Marwood, 2025; Rahimi et al., 2024). En este sentido, la confianza emerge como un catalizador principal de la adopción de la IA, aunque se ve afectada por barreras como la falta de transparencia en los algoritmos, lo que requiere marcos legislativos que la fortalezcan (Hassan et al., 2024; Scipion et al., 2025). A su vez, estos elementos también mejoran la calidad general de la atención al paciente y promueven una mayor familiaridad con la tecnología entre los profesionales de la salud (D'Hondt et al., 2022; Eltawil et al., 2023). De este modo, se supera la percepción de amenaza a la autonomía profesional, que es un aspecto común en entornos médicos (Eltawil et al., 2023).

En el sentido de las UCI, las soluciones prácticas para afrontar los cambios de los datos clínicos a lo largo del tiempo y en el rendimiento de los modelos predictivos, se convierten en factores esenciales para permitir que los algoritmos de la IA se adapten a variaciones en las características de los pacientes disponibles (D'Hondt et al., 2022; Rahimi et al., 2024). Además, la escasez de datos se mitiga mediante implementaciones reutilizables que fomentan la repetibilidad científica y la transferencia efectiva de la práctica clínica (D'Hondt et al., 2022; Hassan et al., 2024).

Por otra parte, la participación del personal de la salud contribuye a reducir la resistencia inicial al cambio, así como en abordar de manera explícita las consideraciones legales y éticas asociadas al uso de estos sistemas, lo que favorece una adopción responsable (Hassan et al., 2024; Marwood, 2025; Scipion et al., 2025). Igualmente, factores como las dinámicas relacionales en equipos multidisciplinarios y las características técnicas de los sistemas, cuyo impacto depende del contexto de la implementación, deben interpretarse cuidadosamente para maximizar su efecto positivo (D'Hondt et al., 2022; Rahimi et al., 2024; Scipion et al., 2025).

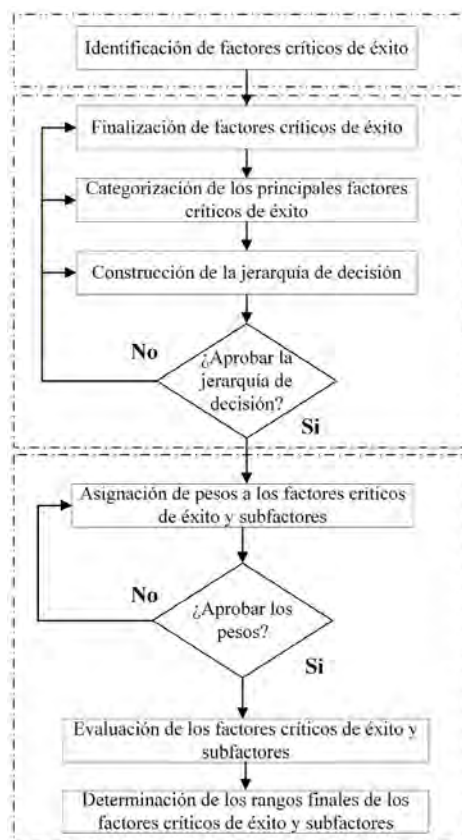
Finalmente, los marcos éticos garantizan transparencia y equidad en el acceso, interpretados como facilitadores clave para eliminar obstáculos en entornos de alto riesgo como las UCI (Hassan et al., 2024; Marwood, 2025; Scipion et al., 2025). Estos factores críticos guían una adopción sostenible y efectiva de la IA en cuidados intensivos si se desarrollan en conjunto.

MÉTODO DE INVESTIGACIÓN

Primero, se identificaron los FCE mediante la revisión de artículos científicos de *PubMed*, *Web of Science*, *ScienceDirect*, *SciELO*, *IEEE Xplore* y *Google Scholar*, incluyendo estudios sobre implementación de IA en una UCI (Tabla 1). Posteriormente, quince expertos en UCI, gestión hospitalaria, IA aplicada en salud y sistemas de información validaron los factores encontrados en la literatura, más la adición de factores complementarios, quienes definieron 18 factores organizados en tres categorías: Factores Organizacionales, Factores Psicológicos-Humanos y Factores Técnicos. Para evaluar y estimar la importancia de los FCE, se utilizó la metodología del Proceso Analítico Jerárquico (PAJ) (Figura 1) (Altawaiha et al., 2025; Merhi, 2021). Este permitió estructurar jerarquías, realizar comparaciones pareadas y calcular pesos relativos para priorizar los factores en decisiones multicriterio sin la necesidad de contar con un tamaño de muestra estadísticamente significativo (Truong & Le, 2024; Doulabi et al., 2024).

Figura 1

Proceso metodológico de investigación



Nota. Adaptado de Merhi (2021).

Para ponderar los factores, cada experto comparó todos los pares posibles siguiendo el método de comparaciones pareadas, donde cada experto evalúa la importancia relativa entre dos factores utilizando la escala de nueve puntos; es decir, cuando un factor i tiene mayor importancia que un factor j , se asignan valores de 1 a 9 según la intensidad; por otra parte, cuando j es más importante que i , se utiliza el valor recíproco correspondiente (Tabla 1).

Tabla 1
Escala de medición

Comparación entre i y j	a_{ij}	$1/a_{ij}$
Igual importancia	1	1/1
Importancia ligera de uno sobre otro	3	1/3
Importancia fuerte	5	1/5
Importancia muy fuerte	7	1/7
Importancia extrema	9	1/9

Con estas comparaciones se construyeron matrices de comparaciones pareadas y se calcularon los pesos de prioridad (importancia relativa de cada factor), el Índice de Consistencia (IC), que mide la coherencia de los juicios, y la Razón de Consistencia (RC), que normaliza el valor de IC. La RC detecta inconsistencias en los juicios de los expertos, como transitividades violadas entre preferencias. Se establecen criterio de aceptación de la RC: valores entre 0 y 0.1 para matrices de tamaño mayores que 4×4 , ya que valores superiores indican inconsistencia inaceptable que requiere repetir las comparaciones (Haq & Kannan, 2006; Saaty, 2001).

En este caso, se utilizó una matriz de 18×18 lo que define un índice de consistencia aleatorio $RI=1.59$, que según la Tabla 2, es el índice utilizado para matrices iguales o mayores a 15. Con estos valores se calcula la RC, donde se divide el IC entre el índice de consistencia aleatoria. Finalmente, se realizó la síntesis PAJ para estimar pesos locales por categoría y pesos globales respecto al objetivo general, así como los pesos de *ranking* final por factor para identificar las prioridades de una exitosa implementación de modelos de IA en una UCI.

Tabla 2
Índice de consistencia aleatoria

Tamaño de la matriz	Índice de consistencia aleatoria
1	0
2	0
3	0.58
4	0.90
5	1.12
6	1.24
7	1.32
8	1.41
9	1.45
10	1.49
11	1.51
12	1.48
13	1.56
14	1.57
15	1.59

Nota. Tomada de Saaty (2001).

RESULTADOS

La caracterización demográfica de los 15 expertos fue mayormente del género masculino con un 73.3% y un rango de edad de 30-50 años con un 60%. En cuanto al nivel educativo, el nivel de maestría predominó con un 53.3% y el mayor puesto laboral mencionado fue el de médico especialista con un 46.7%. Por último, el 60% de los expertos procedían del hospital público general.

En cuanto a los FCE analizados por los expertos, se categorizaron 18 factores en tres dimensiones (Figura 2). La primera categoría de Factores Organizacionales cuenta con 4 factores; seguido por los Factores Psicológicos y Humanos con 6 factores; y, por último, la categoría de Factores Técnicos con 8 factores.

Figura 2

Factores críticos para implementar inteligencia artificial en cuidados intensivos



Por otra parte, en la Tabla 3 se presentan los resultados de la priorización de FCE obtenidos mediante la metodología PAJ, donde se observa que la categoría de Factores Técnicos concentró el mayor peso porcentual (0.51), seguidos por los Factores Psicológicos y Humanos (0.30) y por último los Factores Organizacionales (0.19). En cuanto los factores, el mayor peso global correspondieron a “Confianza y explicabilidad” (0.0876; prioridad global 1), seguido por “Calidad y disponibilidad de datos” (0.08144; prioridad global 2) y “Robustez y generalización” (0.07821; prioridad global 3). En contraste, los valores más bajos se observaron en “Miedo al reemplazo laboral” (0.02827; prioridad global 17) y “Latencia y tiempo de respuesta” (0.02695; prioridad global 18).

Tabla 3

Pesos de prioridad en el árbol de decisiones PAJ

Categoría-dimensión	Peso porcentual entre las categorías	Peso porcentual dentro de las categorías	Orden de prioridad entre factores	Peso porcentual entre los factores	Orden de prioridad entre categorías
Factores Organizacionales	0.19				
Alineación estratégica		0.14187	4	0.03597	15
Integración en el flujo de trabajo		0.36821	1	0.0748	4
Gobernanza de datos		0.30794	2	0.06172	9

Tabla 3*Pesos de prioridad en el árbol de decisiones PAJ*

Categoría-dimensión	Peso porcentual entre las categorías	Peso porcentual dentro de las categorías	Orden de prioridad entre factores	Peso porcentual entre los factores	Orden de prioridad entre categorías
Cumplimiento normativo y legal		0.18198	3	0.05017	11
Factores Psicológicos y Humanos	0.30				
Confianza y explicabilidad		0.28463	1	0.0876	1
Miedo al reemplazo laboral		0.08241	6	0.02827	17
Participación en el co-diseño		0.14178	4	0.03959	13
Usabilidad y experiencia de usuario		0.17392	3	0.06463	7
Gestión de expectativas		0.10953	5	0.034	16
Ética y percepción de sesgo		0.20773	2	0.07021	5
Factores Técnicos	0.51				
Calidad y disponibilidad de datos		0.20366	1	0.08144	2
Interoperabilidad		0.12184	4	0.06197	8
Estandarización (FHIR/HL7)		0.09077	6	0.04933	12
Robustez y generalización		0.15543	2	0.07821	3
Seguridad y privacidad		0.14625	3	0.0651	6
Escalabilidad y MLOps		0.10981	5	0.05324	10
Latencia y tiempo de respuesta		0.08359	8	0.02695	18
Anonimización y desidentificación		0.08865	7	0.0368	14

DISCUSIÓN

La dimensión de Factores Técnicos tiene la mayor prioridad para implementar IA en las UCI con un valor de 0.51, seguidos por Psicológicos y Humanos con 0.30 y los Organizacionales con 0.19. Esto indica que primero se requiere solidez técnica en datos y modelos de IA para lograr una aceptación humana y obtener soporte institucional (Alsallal et al., 2025; Charan et al., 2023; Greco et al., 2021; Janiesch et al., 2021; Mandala et al., 2023). Esta jerarquía concuerda con la evidencia que destaca calidad y disponibilidad de datos, robustez y generalización del modelo e integración al flujo de trabajo como habilitadores del impacto clínico más allá del rendimiento predictivo aislado (D'Hondt et al., 2022; Hassan et al., 2024; Kalimoultou et al., 2026; Merhi, 2021; Rahimi et al., 2024; Scipion et al., 2025).

La alta prioridad de calidad/disponibilidad de datos y de robustez/generalización indica que se necesitan datos completos, estandarizados y longitudinales para entrenar modelos confiables y transferibles entre hospitales. Una barrera clave para llevar modelos de IA clínica como MIMIC-III o eICU a contextos locales (Erdogan Yildirim & Canayaz, 2024; Fan et al., 2025; Hu et al., 2024; Junior et al., 2024; Ramakrishnaiah et al., 2025; Tella & Balasundaram, 2025). Además, la evidencia indica que la estandarización (FHIR/HL7), la interoperabilidad y las prácticas de operación de modelos son necesarias para mantener el desempeño en uso real, actualizar los modelos y gestionar la deriva de datos coherente de acuerdo con el orden de prioridad obtenida (Altawaiha et al., 2025; D'Hondt et al., 2022; Merhi, 2021; Truong & Le, 2024; Doulabi et al., 2024).

Por otra parte, la seguridad y privacidad, junto con la anonimización y desidentificación, quedan en posiciones media-altas, coherentes con marcos ético-legales que exigen proteger datos sensibles como condición para desplegar IA en UCI (Hassan et al., 2024; Marwood, 2025; Rahimi et al., 2024; Scipion et al., 2025). Además, el uso secundario de datos, el riesgo de reidentificación y la gobernanza poco clara frenan proyectos incluso técnicamente maduros, lo que explica el buen posicionamiento de la gobernanza de datos entre los factores organizacionales (Hassan et al., 2024; Marwood, 2025; Rahimi et al., 2024; Saaty, 1987, 2001).

En lo Psicológico y Humano, que la confianza y explicabilidad tenga el mayor peso global, incluso sobre la calidad de datos, concuerda con evidencia cualitativa la cual define que el persona clínico adoptan modelos de IA cuando son comprensibles, auditables y coherentes con su razonamiento y no solo precisos (Chen et al., 2024; D'Hondt et al., 2022;

Eltawil et al., 2023; Hassan et al., 2024; Nair et al., 2024; Scipion et al., 2025). En entornos de alto riesgo, la opacidad aumenta percepciones de sesgo y reduce el uso, por lo que ética y percepción de sesgo también queda entre los factores mejor clasificados (Chen et al., 2024; Eltawil et al., 2023; Hassan et al., 2024; Marwood, 2025; Rahimi et al., 2024; Scipion et al., 2025).

La prioridad de usabilidad/experiencia de usuario y del co-diseño coincide con la evidencia sobre las interfaces mal alineadas al flujo de una UCI la cual aumentan la carga cognitiva y resistencia, mientras el diseño participativo mejora aceptación y apropiación local (D'Hondt et al., 2022; Hassan et al., 2024; Rahimi et al., 2024; Scipion et al., 2025). En cambio, el bajo peso del miedo al reemplazo laboral sugiere que pesan más preocupaciones sobre calidad, responsabilidad y control clínico, coherente con la IA en una UCI como apoyo a la decisión y no sustitución (Eltawil et al., 2023; Hassan et al., 2024; Nair et al., 2024; Schwalbe & Wahl, 2020; Topol, 2019; Yepes-Barreto et al., 2026).

En lo Organizacional, que la integración en el flujo de trabajo supere a la alineación estratégica y al cumplimiento normativo sugiere que las barreras inmediatas están por adaptar la IA en procesos cotidianos más que en políticas *en papel* (Bagshaw et al., 2020; Bishop et al., 2021; Hassan et al., 2024; Janssens et al., 2025; Kalimoultou et al., 2026; Rahimi et al., 2024). Incluso con apoyo directivo y aval ético, la falta de integración con sistemas clínicos y la disrupción de rutinas puede impedir el uso diario, lo que explica la menor posición de la alineación estratégica (Hassan et al., 2024; Merhi, 2021; Nair et al., 2024; Rahimi et al., 2024).

Un resultado importante es la baja prioridad otorgada a latencia y tiempo de respuesta, pese a que las UCI dependen de decisiones sensibles al tiempo. Esto sugiere, por un lado, que la mayoría de modelos para predicción de DEH operan en escalas de horas días y no exigen decisiones en segundos o minutos; y por otro lado, los tiempos de cómputo moderados son aceptables (D'Hondt et al., 2022; Fan et al., 2025; Rahimi et al., 2024; Ramakrishnaiah et al., 2025; Tella & Balasundaram, 2025).

El presente estudio tiene limitaciones porque el uso del PAJ depende de un panel pequeño y puede reflejar sesgos del contexto institucional, la familiaridad con la IA y las percepciones de riesgos y beneficios; por lo tanto, los pesos podrían no generalizarse a otras UCI o sistemas de salud (Altawaiha et al., 2025; Haq & Kannan, 2006; Merhi, 2021; Saaty, 2001; Truong & Le, 2024; Doulabi et al., 2024). Además, los FCE se identificaron mediante una revisión exploratoria que podría omitir factores emergentes o propios de entornos de

bajos recursos, y la jerarquía aún no se validó de forma prospectiva en implementaciones reales, de modo que su capacidad para predecir éxito operativo y clínico sigue siendo una hipótesis de carácter exploratoria (Agüero Milanés et al., 2021; Bagshaw et al., 2020; Janssens et al., 2025; Kalimouttou et al., 2026; Merhi, 2021).

Los hallazgos aportan valor teórico y práctico que, en teoría, la estructura tripartita de Factores Técnicos, Factores Psicológicos y Humanos y Factores Organizacionales, con su priorización cuantitativa, cubre un vacío sobre los FCE para implementar modelos de IA en las UCI ofreciendo un marco integrador que conecta gobernanza de datos, confianza clínica e integración operativa (Hassan et al., 2024; Merhi, 2021; Rahimi et al., 2024; Schwalbe & Wahl, 2020; Scipion et al., 2025; Topol, 2019). En la práctica, la jerarquía orienta a focalizar recursos en datos de alta calidad, modelos robustos y explicables, interoperabilidad e integración al flujo de trabajo, apoyados por formación, co-diseño y marcos éticos, son necesarios para escalar la IA en la predicción DEH y optimizar recursos en las UCI (Bagshaw et al., 2020; Bishop et al., 2021; D'Hondt et al., 2022; Hassan et al., 2024; Kalimouttou et al., 2026; Rahimi et al., 2024).

CONCLUSIÓN

Este estudio prioriza los Factores Críticos de Éxito para implementar modelos de IA predictivos en la duración de la estancia hospitalaria en unidades de cuidados intensivos, combinando una revisión bibliográfica y aplicando un juicio de experto mediante el Proceso Analítico Jerárquico. En cuanto los Factores Técnicos, Factores Psicológicos y Humanos y los Factores Organizacionales, estas categorías que integran los 18 FCE, destacan que el éxito depende primero de datos y modelos sólidos, seguido de una confianza clínica y por último, el poseer un soporte institucional.

La integración de evidencia científica con expertos y el uso de PAJ ofrecen un marco práctico para planificar recursos, aunque la revisión exploratoria, el panel limitado y la ausencia de validación prospectiva restringen la generalización. Se recomienda replicar el marco en otros contextos, comparar prioridades por tipo de UCI y recursos, y vincular los factores principales a resultados objetivos como menor estancia prolongada, mejor flujo hospitalario y mayor satisfacción. La jerarquía propuesta cierra la brecha entre modelos de alto rendimiento y su adopción efectiva, proporcionando una hoja de ruta para decisiones técnicas, humanas y organizacionales en IA para las UCI.

REFERENCIAS

- Agüero Milanés, A. M., Infante Rondón, K. Z., & Delgado Llorca, F. E. (2021). Infecciones nosocomiales por bacterias gram negativas y estadía prolongada en cuidados intensivos pediátricos. *Revista Habanera de Ciencias Médicas (Infomed)*, 20(3), e3608.
- Akbari-Moghaddam, M., Down, D. G., Li, N., Eastwood, C., Mehrem, A. A., & Howlett, A. (2025). Data-Driven Bed Occupancy Planning in Intensive Care Units Using Mt/Gt/Queueing Models (arXiv:2510.02852). *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.02852>
- Alsallal, M., Habeeb, M. S., Vaghela, K., Malathi, H., Vashisht, A., Sahu, P. K., Singh, D., Al-Hussainy, A. F., Aljanaby, I. A., Sameer, H. N., Athab, Z. H., Adil, M., Yaseen, A., & Farhood, B. (2025). Artificial intelligence in gastric cancer: A systematic review of machine learning and deep learning applications. *Abdominal Radiology*. <https://doi.org/10.1007/s00261-025-05181-7>
- Alsinglawi, B. S., Alnajjar, F., Alorjani, M. S., Al-Shari, O. M., Munoz, M. N., & Mubin, O. (2024). Predicting Hospital Stay Length Using Explainable Machine Learning. *IEEE Access*, 12, 90571–90585. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3421295>
- Altawaiha, I., Atan, R., Yaakob, R. B., & Abdullah, R. B. H. (2025). Assessing and prioritizing crucial drivers for CloudIoT-based healthcare adoption: An analytic hierarchy process approach. *International Journal of Information Technology*, 17(8), 5061–5078. <https://doi.org/10.1007/s41870-024-01742-z>
- Bagshaw, S. M., Tran, D. T., Opgenorth, D., Wang, X., Zuege, D. J., Ingolfsson, A., Stelfox, H. T., & Thanh, N. X. (2020). Assessment of Costs of Avoidable Delays in Intensive Care Unit Discharge. *JAMA Network Open*, 3(8), e2013913. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2020.13913>
- Bereket, W., Hemalatha, K., Getenet, B., Wondwossen, T., Solomon, A., Zeynudin, A., & Kannan, S. (2012). Update on Bacterial Nosocomial Infections. *European Review for Medical and Pharmacological Sciences*, 16(8), 1039–1044.
- Bishop, J. A., Javed, H. A., el-Bouri, R., Zhu, T., Taylor, T., Peto, T., Watkinson, P., Eyre, D. W., & Clifton, D. A. (2021). Improving patient flow during infectious disease outbreaks using machine learning for real-time prediction of patient readiness for discharge. *PLOS ONE*, 16(11), e0260476. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0260476>
- Charan, G. S., Charan, A. S., Khurana, M. S., & Narang, G. S. (2023). Impact of Analytics Applying Artificial Intelligence and Machine Learning on Enhancing Intensive Care Unit: A Narrative Review. *Galician Medical Journal*, 30(4). <https://doi.org/10.21802/e-GMJ2023-A06>
- Chen, F. K., Heath Jeffery, R. C., & Fung, A. T. (2024). Bringing Mohammad to the mountain: New strategies for intravitreal therapy service delivery. *Clinical & Experimental Ophthalmology*, 52(8), 797–799. <https://doi.org/10.1111/ceo.14457>
- D'Hondt, E., Ashby, T. J., Chakroun, I., Koninckx, T., & Wuyts, R. (2022). Identifying and evaluating barriers for the implementation of machine learning in the intensive care unit. *Communications Medicine*, 2(1), 162. <https://doi.org/10.1038/s43856-022-00225-1>

- Doulabi, R. Z., Asnaashari, E., Shaygan, D. S., & Amirkardoost, A. (2024). The identification and prioritization of critical success factors in healthcare projects through the application of the Analytic Hierarchy Process (AHP). *Power System Technology*, 48(1), 1643-1653.
- Eltawil, F. A., Atalla, M., Boulos, E., Amirabadi, A., & Tyrrell, P. N. (2023). Analyzing Barriers and Enablers for the Acceptance of Artificial Intelligence Innovations into Radiology Practice: A Scoping Review. *Tomography*, 9(4), 1443–1455. <https://doi.org/10.3390/tomography9040115>
- Erdogan Yildirim, A., & Canayaz, M. (2024). Machine learning-based prediction of length of stay (LoS) in the neonatal intensive care unit using ensemble methods. *Neural Computing and Applications*, 36(23), 14433–14448. <https://doi.org/10.1007/s00521-024-09831-7>
- Fan, G., Liu, A., & Zhang, C. (2025). ContrastLOS: A Graph-Based Deep Learning Model With Contrastive Pre-Training for Improved ICU Length-of-Stay Prediction. *IEEE Access*, 13, 34132–34148. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3540896>
- Greco, M., Caruso, P. F., & Cecconi, M. (2021). Artificial Intelligence in the Intensive Care Unit. *Seminars in Respiratory and Critical Care Medicine*, 42(1), 2–9. <https://doi.org/10.1055/s-0040-1719037>
- Haq, A. N., & Kannan, G. (2006). Fuzzy analytical hierarchy process for evaluating and selecting a vendor in a supply chain model. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 29(7–8), 826–835. <https://doi.org/10.1007/s00170-005-2562-8>
- Hassan, M., Kushniruk, A., & Borycki, E. (2024). Barriers to and Facilitators of Artificial Intelligence Adoption in Health Care: Scoping Review. *JMIR Human Factors*, 11(1), e48633. <https://doi.org/10.2196/48633>
- Hu, T.-L., Chao, C.-M., Wu, C.-C., Chien, T.-N., & Li, C. (2024). Machine Learning-Based Predictions of Mortality and Readmission in Type 2 Diabetes Patients in the ICU. *Applied Sciences*, 14(18). <https://doi.org/10.3390/app14188443>
- Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, 31(3), 685–695. <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2>
- Janssens, J. M. F., van der Ham, A., Ruwaard, D., & van Merode, F. (2025). Bed Blocking by Hospitalized Patients Awaiting Admission to Intramural Aftercare: A Case Study on Transfer Coordination. *Healthcare*, 13(16), 2038. <https://doi.org/10.3390/healthcare13162038>
- Junior, J. C., Caneo, L. F., Turquetto, A. L. R., Amato, L. P., Arita, E. C. T. C., Fernandes, A. M. da S., Trindade, E. M., Jatene, F. B., Dossou, P.-E., & Jatene, M. B. (2024). Predictors of in-ICU length of stay among congenital heart defect patients using artificial intelligence model: A pilot study. *Heliyon*, 10(4). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e25406>
- Kalimouttou, A., Stevens, R. D., & Pirracchio, R. (2026). Harnessing AI in critical care: Opportunities, challenges and key steps for success. *Thorax*, 8, 183-192. <https://doi.org/10.1136/thorax-2024-222125>

- Mandala, G., Danda, R. R., Nishanth, A., Yasmeen, Z., & Maguluri, K. K. (2023). AI and ML in healthcare: Redefining diagnostics, treatment, and personalized medicine. *International Journal of Applied Engineering & Technology*, 5(S6), 560–571.
- Martínez Muñoz, M., Barba Flores, M. Á., Abadias Medrano, M. J., & Salazar Soler, A. (2025). Transformación de un hospital: De especialidades departamentales a áreas de conocimiento integradas. Un análisis de resultados en salud y experiencia de pacientes y profesionales. *Medicina Clínica*, 165(5), 107174. <https://doi.org/10.1016/j.medcli.2025.107174>
- Marwood, T. (2025). *Artificial Intelligence (AI) in healthcare: Facilitators and barriers to applying ethics frameworks* [Thesis, Macquarie University]. <https://doi.org/10.25949/28585217.v1>
- Merhi, M. I. (2021). Evaluating the critical success factors of data intelligence implementation in the public sector using analytical hierarchy process. *Technological Forecasting and Social Change*, 173, 121180. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121180>
- Muñoz, L. L. Z., Vera, J. M. V., Remache, A. P. P., & Mejía, B. A. Z. (2025). Gestión de costos hospitalarios con enfoque en UCI: Revisión sistemática. *Conciencia Digital*, 8(1.1), 100–124. <https://doi.org/10.33262/concienciadigital.v8i1.1.3355>
- Nair, M., Svedberg, P., Larsson, I., & Nygren, J. M. (2024). A comprehensive overview of barriers and strategies for AI implementation in healthcare: Mixed-method design. *PLOS ONE*, 19(8), e0305949. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0305949>
- Pérez Solórzano, F. A., Zambrano Intriago, G. I., Burbano Vera, M. E., Palma Mejía, V. P., Menéndez Chávez, P. M., & Mendoza Alay, R. E. (2024). Aplicación del paquete BUNDLE ABCDEF en pacientes hospitalizados en la unidad de cuidados intensivos: Revisión Sistemática. *Ciencia Latina: Revista Multidisciplinar*, 8(4), 1462–1482.
- Pérez, J. F., & Ordóñez, J. A. C. (2024). Evaluación de la carga de trabajo de enfermería en UCI usando TISS 28 y NAS: Revisión sistemática. *Revista Conecta Libertad*, 8(4), 1–9.
- Quiroz, J. T. G., Crespo, S. E. S., Chavez, K. L. H., & Lemache, S. L. R. (2026). Rol de enfermería en prevención y control de infecciones en UCI asociadas a la atención: Revisión sistemática. *Revista Vive*, 9(25), 42–60. <https://doi.org/10.33996/revistavive.v9i25.455>
- Rahimi, A. K., Pienaar, O., Ghadimi, M., Canfell, O. J., Pole, J. D., Shrapnel, S., Vegt, A. H. van der, & Sullivan, C. (2024). Implementing AI in Hospitals to Achieve a Learning Health System: Systematic Review of Current Enablers and Barriers. *Journal of Medical Internet Research*, 26(1), e49655. <https://doi.org/10.2196/49655>
- Ramakrishnaiah, Y., Macesic, N., Webb, G. I., Peleg, A. Y., & Tyagi, S. (2025). EHR-ML: A data-driven framework for designing machine learning applications with electronic health records. *International Journal of Medical Informatics*, 196, 105816. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2025.105816>
- Saaty, R. W. (1987). The analytic hierarchy process—What it is and how it is used. *Mathematical Modelling*, 9(3), 161–176. [https://doi.org/10.1016/0270-0255\(87\)90473-8](https://doi.org/10.1016/0270-0255(87)90473-8)

- Saaty, T. L. (2001). Fundamentals of the Analytic Hierarchy Process. En D. L. Schmoltdt, J. Kangas, G. A. Mendoza, & M. Pesonen (Eds.), *The Analytic Hierarchy Process in Natural Resource and Environmental Decision Making* (pp. 15–35). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-015-9799-9_2
- Scipion, C. E. A., Manchester, M. A., Federman, A., Wang, Y., & Arias, J. J. (2025). Barriers to and facilitators of clinician acceptance and use of artificial intelligence in healthcare settings: A scoping review. *BMJ Open*, 15, e092624. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2024-092624>
- Schwalbe, N., & Wahl, B. (2020). Artificial intelligence and the future of global health. *The Lancet*, 395(10236), 1579–1586. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(20\)30226-9](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(20)30226-9)
- Tella, A. K., & Balasundaram, S. R. (2025). Enhanced Prediction of Intensive Care Unit Length of Stay using a Stack Ensemble of Machine Learning Models. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 15(1), 20367–20371. <https://doi.org/10.48084/etasr.8994>
- Topol, E. J. (2019). High-performance medicine: The convergence of human and artificial intelligence. *Nature Medicine*, 25(1), 44–56. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0300-7>
- Truong, M. C., & Le, P. L. (2024). Evaluating the importance of digital tools or approaches to hospital performance using the analytic hierarchy process (AHP)-Delphi approach. *Journal of Hospital Management and Health Policy*, 8(0). <https://doi.org/10.21037/jhmhp-24-60>
- Workum, J. D., Meyfroidt, G., Bakker, J., Jung, C., Tobin, J. M., Gommers, D., Elbers, P. W. G., van der Hoeven, J. G., & Van Genderen, M. E. (2026). AI in critical care: A roadmap to the future. *Journal of Critical Care*, 91, 155262. <https://doi.org/10.1016/j.jcrc.2025.155262>
- Xia, J., Gao, J., & Tang, W. (2016). Nosocomial infection and its molecular mechanisms of antibiotic resistance. *Bioscience Trends*, 10(1), 14–21. <https://doi.org/10.5582/bst.2016.01020>
- Yepes-Barreto, I., Martínez, L., Giralá, M., Sánchez-Santos, R., Graz, F., Restrepo, J. C., Beltrán, Ó., Peralta, M., Ridruejo, E., Alvares-da-Silva, M., Díaz, J., Coli, L., Daza, J., Sáenz, E., Espinosa, N., Itzel, T., Teufel, A., & Turnes, J. (2026). Barreras y oportunidades para la investigación en inteligencia artificial aplicada a la salud en América Latina: Una perspectiva basada en el análisis DOFA. *Hepatología*, 7(1), 32–43. <https://doi.org/10.59093/27112330.164>



INTELIGENCIA ARTIFICIAL

EXPERIENCIAS Y REFLEXIONES SOBRE LA INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA

ISBN: 978-968-9724-25-4



9 789689 724254

Trans[®]
digital
editorial