

# INTELIGENCIA ARTIFICIAL

EXPERIENCIAS Y REFLEXIONES SOBRE LA INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA



ALEXANDRO ESCUDERO-NAHÓN  
EDITOR

**Transdigital**<sup>®</sup>  
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](mailto:editorial@transdigital.mx) [www.editorial.transdigital.mx](http://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

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

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

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

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



**13.**

**ENVEJECIMIENTO DIGNO EN MÉXICO: DETECCIÓN  
EN TIEMPO REAL DEL NIVEL DE RIESGO DE  
SARCOPENIA MEDIANTE INTELIGENCIA ARTIFICIAL**

**SANTIAGO ARCEO-DIAZ**

UNIVERSIDAD DE COLIMA, MÉXICO  
ORCID: 0000-0002-7085-3653

**XÓCHITL TRUJILLO-TRUJILLO**

UNIVERSIDAD DE COLIMA, MÉXICO  
ORCID: 0000-0001-8146-5667

**ELENA ELSA BRICIO-BARRIOS**

TECNOLÓGICO NACIONAL DE MÉXICO / INSTITUTO TECNOLÓGICO DE COLIMA, MÉXICO  
ORCID: 0000-0002-1260-9740

---

# 13.

## **ENVEJECIMIENTO DIGNO EN MÉXICO: DETECCIÓN EN TIEMPO REAL DEL NIVEL DE RIESGO DE SARCOPENIA MEDIANTE INTELIGENCIA ARTIFICIAL**

### **INTRODUCCIÓN**

Tras la pandemia por COVID-19 quedó claro que contar con espacios adecuados, infraestructura funcional y personal capacitado no es un lujo, sino una prioridad de salud pública (Ramírez et al. 2021). Sin embargo, la eficacia de un sistema de salud no depende únicamente del número de camas o de equipos de última generación, sino de su capacidad para identificar, priorizar y canalizar pacientes de forma oportuna y eficiente (Masfret, 2010).

Los sistemas de cribado o diagnóstico primario, se construyen a partir de la combinación de variables clínicas cuya relación con el diagnóstico no siempre es lineal ni evidente. En enfermedades multifactoriales, los patrones suelen estar distribuidos entre síntomas, antecedentes y mediciones simples, por lo que a simple vista es difícil identificar reglas de decisión consistentes (Ascunce, 2015).

Esta área de oportunidad puede abordarse mediante estrategias de aprendizaje automático, como los árboles de decisión, que permiten jerarquizar variables, identificar puntos de corte y construir reglas interpretables para estimar riesgo en una primera etapa (Martínez et al. 2009). Estos modelos han evolucionado hacia sistemas adaptativos que, además de estimar un diagnóstico primario, permiten que los datos ingresados por el paciente o por el personal de salud, se integren a una base de datos que se actualiza de forma continua. Con ello, el sistema puede reentrenar y ajustar el modelo predictivo con un mayor volumen de información, aumentando su capacidad y precisión de diagnóstico primario (Vega et al. 2020).

Estas herramientas no se limitan a automatizar diagnósticos o reducir la carga de los profesionales, sino a funcionar como un filtro clínico que ayude a priorizar recursos especializados. Este aporte es significativo en México ya que en el año 2022, alrededor del 14%

de la población tenía 60 años o más (casi 18 millones), y se proyecta que para 2050 una de cada cuatro personas será adulta mayor (UNAM, 2023).

Para ofrecer un programa de atención de salud universal, en 2024 se puso en marcha el programa *Salud Casa por Casa* que, a diferencia de los anteriores, propone visitas médicas a domicilio (Secretaría del Bienestar, 2024). Este programa busca que en la primera visita el personal de salud registre signos biométricos y antropométricos para valorar el estado general, complementándolo con cuestionarios validados que identifican autonomía y capacidad cognitiva. Sin embargo, en su estado actual enfrenta un reto de escalabilidad: por cada profesional participante, se estima la visita de nueve hogares diarios, los siete días de la semana.

Entre los problemas de salud que afectan la independencia funcional, la sarcopenia, es una enfermedad crónica ocasionado por una disminución significativa de masa muscular y, en consecuencia baja fuerza y autonomía para realizar actividades cotidianas (Wilkinson et al. 2024). Esta enfermedad, reconocida como un síndrome geriátrico, ha sido diagnosticado clínicamente en personas de 40 a 55 años con historial clínico de hipertensión arterial y diabetes mellitus tipo 2 (Jung et al., 2023).

La Absorciometría Dual de Rayos X (DEXA) y la Impedancia Bioeléctrica (BIA) son los estándares de referencia para calcular el índice de masa masa muscular (IMME), pero su disponibilidad y costo limitan su aplicación como herramienta de detección masiva, especialmente en población económicamente vulnerable. Por ello, cuando se busca atención oportuna a gran escala, incluyendo pacientes jóvenes en riesgo de padecer sarcopenia temprana, se torna indispensable incorporar estrategias de cribado primario que permitan descartar baja probabilidad y canalizar evaluación confirmatoria únicamente en los casos con mayor riesgo (Caicedo et al., 2024).

El diagnóstico primario de sarcopenia ha mostrado alto desempeño con las variables antropométricas y puntos de cohorte establecidas por el Grupo Europeo de Trabajo sobre Sarcopenia en Personas Mayores (EWGSOP), el Grupo Asiático de Trabajo sobre Sarcopenia en Personas Mayores (AWGS) y el Grupo Internacional de Sarcopenia y Caquexia (SCWD), quienes coincidieron que el IMME, fuerza de prensión palmar, porcentaje de grasa corporal y velocidad de marcha en conjunto son capaces de predecir con alta precisión este síndrome (Sepúlveda et al., 2020). No obstante, estos puntos de corte son exclusivos de su población etaria. Por tanto, es de interés identificar los puntos de cohorte para la población mexicana.

En México, Arceo et al. (2024) reunieron a 150 adultos mayores de centros recreativos de Colima, México, a un estudio aprobado por la Comisión Nacional de Bioética (EICAN-CL08012021-MARCOGP-01). Personal capacitado midió 13 variables antropométricas, incluida BIA, para diseñar un sistema primario de diagnóstico de sarcopenia. Mediante herramientas de inteligencia artificial como *clustering* jerárquico y árboles de decisión identificaron tres sistemas de clasificación basados en variables antropométricas con sus respectivos puntos de corte con una precisión de predicción del 80%.

La siguiente etapa fue compartir esta innovación tecnológica mediante una aplicación web nombrada *SARC-OPEN-IA* (disponible en: <https://1introsarcopeniapy-prsmum5dl-bfejg3mmgspu.streamlit.app/> bajo el Registro Público del Derecho de Autor: 02-2023-101010570900-01). Sin embargo, esta propuesta está limitada por dos factores: a) el tamaño muestral; y, b) los sistemas de clasificación que requieren de IMME, porcentaje de grasa corporal y fuerza de prensión palmar.

A continuación, Arceo et al. (2023) desarrollaron la aplicación web *ANTROPO-FIT* (disponible en: <https://happcfsdfvvrw4zvxmh6z.streamlit.app/> bajo el Registro Público del Derecho de Autor: 03-2024-1213102841100-01). Esta predice el IMME y el porcentaje de grasa corporal a partir del ingreso de una o dos medidas antropométricas, utilizando modelos de regresión lineal, bosque aleatorio y descenso de gradiente. Posteriormente, cada modelo se validó respecto a los diagnósticos por BIA de 62 personas adultas mayores reportando una precisión de diagnóstico del 93%.

Para mejorar la capacidad de predicción del diagnóstico primario de una enfermedad, es necesario contar con más datos para entrenar modelos matemáticos robustos, de manera que esta área de oportunidad se puede abordar mediante modelos de aprendizaje adaptativo (Aparicio & Aparicio, 2024). Estas herramientas presentadas como aplicaciones web y móviles cumplen dos funciones: al ingresar las variables antropométricas, el modelo genera un diagnóstico primario y con los datos ingresados el modelo se actualiza para contar con mayor capacidad de predicción (Hernández & Pérez, 2023).

Por ejemplo, la aplicación *HT Sarcopenia*, creada por el INTA de la Universidad de Chile, estima indicadores de masa muscular mediante medidas corporales como la altura de cadera y el diámetro de pantorrilla, muestra resultados comparables al DEXA y se utiliza en centros de salud. Por su parte, la aplicación *Sit to Stand*, validada en España, analiza en

video el gesto de levantarse de una silla junto con la circunferencia de pantorrilla, logrando alta precisión en la detección de sarcopenia y fragilidad.

Al igual que los modelos predictivos de regresión lineales o factoriales, los modelos supervisados están conformados por métricas de precisión que muestran qué tan bien clasifican a las personas. La exactitud (*accuracy*) resume el porcentaje total de aciertos. La precisión indica qué tan confiables son las predicciones cuando el modelo asigna una categoría, y el *F1-score* resume el equilibrio entre acertar y no dejar casos fuera. El *support* indica cuántos casos hubo en cada categoría. Finalmente, el *macro average* promedia el desempeño dando el mismo peso a cada categoría, mientras que el *weighted average* lo promedia considerando cuántos casos aporta cada categoría (Bobadilla, 2021).

Este trabajo presenta el diseño, evaluación y validación de una aplicación *web* y *móvil* de libre acceso que ofrece dos funcionalidades: a) consultar variables antropométricas preasignadas o personalizadas junto con los puntos de corte para estimar el riesgo primario de sarcopenia en población mexicana sin comorbilidades; b) ingresar variables o bases de datos para obtener un diagnóstico primario del nivel de riesgo. Además, permite conocer la fiabilidad del modelo adaptativo así como descargar resultados, favoreciendo su accesibilidad y uso en contextos clínicos y de investigación.

## MÉTODO DE INVESTIGACIÓN

### PARTICIPANTES

Estudio observacional, retrospectivo y analítico basado en registros de derechohabientes del IMSS seleccionados aleatoriamente en las Delegaciones Sur y Norte de la Ciudad de México (2019 y 2022). Los datos fueron proporcionados por el Dr. Sergio Sánchez García, Jefe de la Unidad de Investigación Epidemiológica y de Servicios de Salud, División de Envejecimiento del Instituto Mexicano del Seguro Social (IMSS).

En este estudio se evaluaron los parámetros antropométricos: talla y peso; circunferencias de pantorrilla, muslo, brazo, cintura y abdomen; y pliegues cutáneos de tríceps, subescapular y pantorrilla (en extremidades se promedió entre lados). Como indicadores de desempeño se consideraron la velocidad de marcha y la fuerza de prensión palmar. De forma complementaria, se contrastaron las mediciones entre 2019 y 2022, periodo coincidente con la emergencia por COVID-19.

El proyecto fue aprobado por el Comité de Bioética del Instituto Estatal de Cancerología y verificado por la Comisión Nacional de Bioética en México, bajo el número de registro CONBIOÉTICA-09-CEI-009-20160601. Participaron 1678 personas en el año 2019 y 751 en 2022, quienes cumplieron con: tener 60 años o más, no presentar amputaciones, no padecer comorbilidades como diabetes mellitus tipo 2, hipertensión arterial o artritis severa, y/o movilidad reducida que requiera el uso de silla de ruedas o condición de postración.

## HERRAMIENTAS

La base de datos en formato .xlsx, se procesó y analizó en *Python* 3.0, un *software* de código abierto. Para ofrecer una interfaz amigable con el usuario y de acceso web, el código se migró a la plataforma gratuita *Streamlit*, que facilita la captura de datos para usuarios sin conocimientos de programación, visualización y descarga de gráficas y variables de salida.

## PROCEDIMIENTO

Dado que esta aplicación web y móvil, nombrada *SARC-PREDICTOR* (disponible en: <https://mainpy-lj2lpzdm34zbxhp9swkzba.streamlit.app/> con Registro Público del Derecho de Autor en trámite) fue diseñada con cuatro módulos: a) la presentación de la aplicación; b) el módulo de “Proceso” donde se muestra cómo se identificaron las variables antropométricas y puntos de cohorte; c) el módulo de “Formularios”, donde el usuario ingresa las variables antropométrica o bases de datos y obtiene el diagnóstico primario; y, d) el módulo del equipo de trabajo. A continuación se muestran los detalles del segundo y tercer módulo.

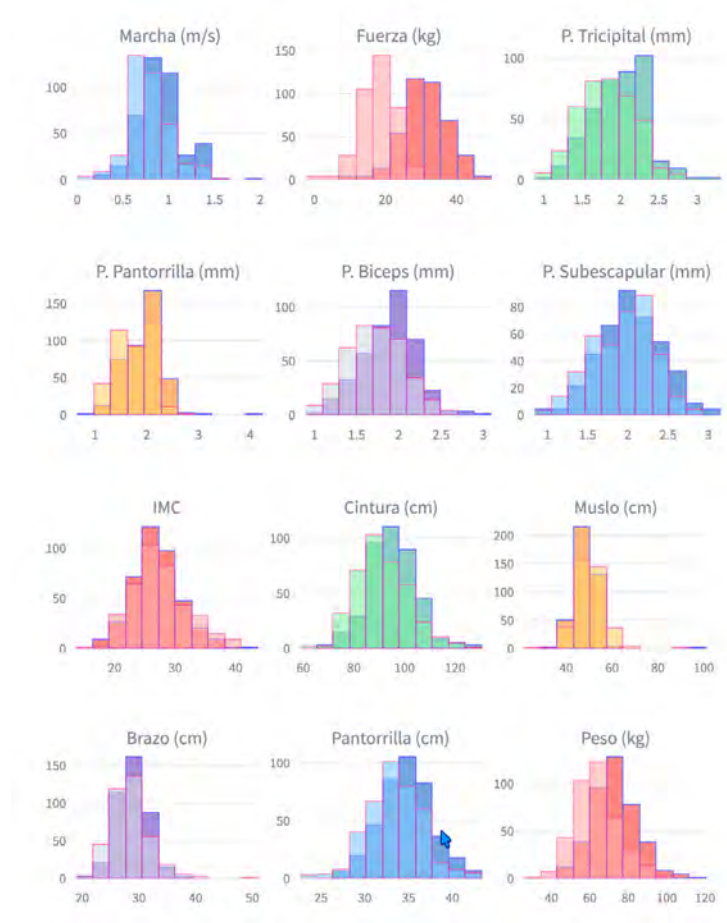
Módulo “Proceso”: La aplicación presenta, la opción de seleccionar el año de referencia (2019 y 2022), correspondientes a los periodos donde se recabaron las respuestas y desplegará los gráficos descriptivos de la muestra (Figura 1), incluyendo la distribución por sexo y un gráfico de barras apiladas, general y por sexo, que muestra la proporción de participantes con comorbilidades asociadas al envejecimiento, tales como diabetes, hipertensión y artritis.

En la Figura 1 se muestra la distribución, por sexo, de las variables antropométricas de los pacientes que cumplieron con los criterios de inclusión. Se observa que, en fuerza y circunferencia muscular (brazo, muslo, pantorrilla), los hombres presentan valores más elevados, mientras que las mujeres tienden a concentrarse en rangos más bajos, lo que refleja diferencias importantes en masa y fuerza muscular. En contraste, variables como el índice de masa corporal (IMC), cintura y peso muestran mayor traslape entre ambos sexos,

indicando similitudes en la distribución. En general, hay diferencias marcadas en fuerza y masa muscular y, aunque en menor proporción, en algunas variables corporales. Por tanto, el sexo es un factor determinante en el diagnóstico de IMME.

### Figura 1

*Histograma de las variables antropométricas más relevantes de los participantes sin comorbilidades del año 2019*



La siguiente etapa fue la generación de los modelos predictivos, el primer paso consistió en analizar aquellas personas sin comorbilidades, con el fin de aislar la relación entre las variables antropométricas y las predicciones y evitar que los efectos de dichas condiciones sesgaran los resultados.

Para disponer de un modelo robusto, sin perder la precisión, se identificaron los parámetros antropométricos más relevantes mediante el cálculo de la varianza normalizada, seleccionando aquellas variables con una magnitud superior a 0.01. Posteriormente, se aplicó

la prueba de correlación de Pearson para determinar qué parámetros estaban fuertemente asociados entre sí, de manera que, en lugar de realizar dos o más mediciones redundantes, fuese suficiente con registrar solo una.

El cuadernillo no incluye mediciones directas del IMME de los pacientes, un indicador central para el diagnóstico de sarcopenia, por lo que se desarrolló un módulo que lo calcula a partir de múltiples combinaciones de parámetros antropométricos. Las estimaciones se compararon con la fórmula validada de Ramírez et al. (2015), encontrando que algunos de nuestros modelos tenían un error medio de 0.06 respecto a sus predicciones pero que ofrecían la ventaja de poder calcular una predicción a partir de las variables disponibles para cada caso.

A continuación, se identificaron los niveles de riesgo de sarcopenia de la población mexicana. Para ello, se retomaron las variables propuestas por EWGSOP, AWGS y SCWD, conformadas por la fuerza de prensión palmar, el IMME y la velocidad de marcha (Sepúlveda et al., 2020). Con estas variables se aplicó un algoritmo de clúster jerárquico secuencial de tres niveles.

Siguiendo la metodología reportada por Arceo et al. (2026), se realizó una categorización de los niveles de riesgo con base en el segundo quintil de cada participante. Por ejemplo, las personas saludables presentaron fuerza de prensión por encima del segundo quintil. Con este criterio, se definieron cuatro categorías: saludables (fuerza  $\geq$  2.º quintil), sarcopenia sospechosa (fuerza  $<$  2.º quintil), sarcopenia probable (fuerza e IMME  $<$  2.º quintil) y sarcopenia grave (fuerza, IMME y velocidad de marcha  $<$  2.º quintil).

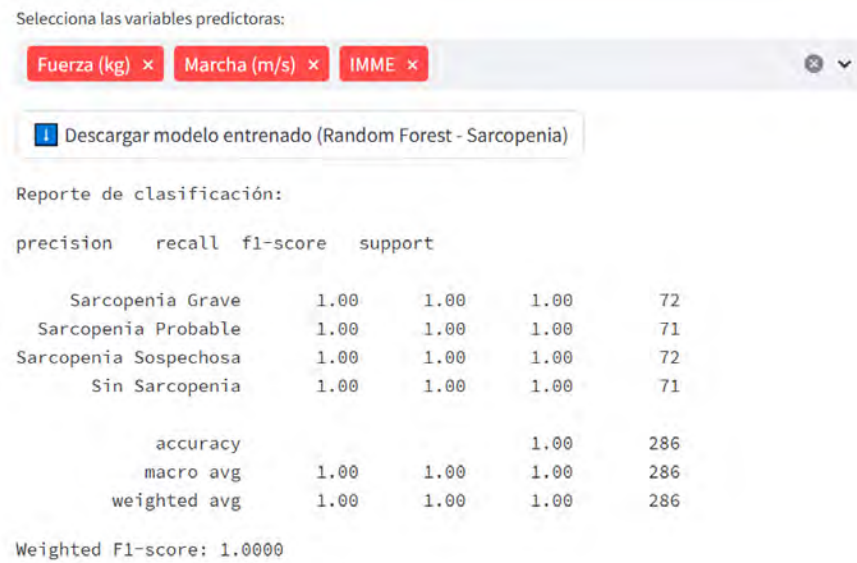
Como ejemplo representativo del módulo de Proceso, se seleccionaron las variables antropométricas recomendadas por el EWGSOP, fuerza de prensión palmar, velocidad de marcha e IMME, por su valor para discriminar el nivel de riesgo de sarcopenia. La Figura 2 presenta las métricas de desempeño del modelo adaptativo en la muestra que cumplió los criterios de inclusión.

La Figura 2 muestra el reporte de clasificación del modelo para cuatro categorías: Sarcopenia grave, sarcopenia probable, sarcopenia sospechosa y sin sarcopenia. En las cuatro, el modelo obtuvo valores perfectos en los indicadores de desempeño, lo que significa que clasificó correctamente todos los casos en la muestra evaluada. Además, se observa que el número de participantes por categoría fue muy similar (71 a 72 casos por grupo), sumando

un total de 286 registros. En conjunto, la exactitud global (accuracy) también fue 1.00, y los promedios macro y ponderado (weighted) reportan el mismo resultado, consistente con un desempeño uniforme en todas las categorías.

## Figura 2

Captura de pantalla de un reporte sobre la precisión del modelo para riesgo de sarcopenia

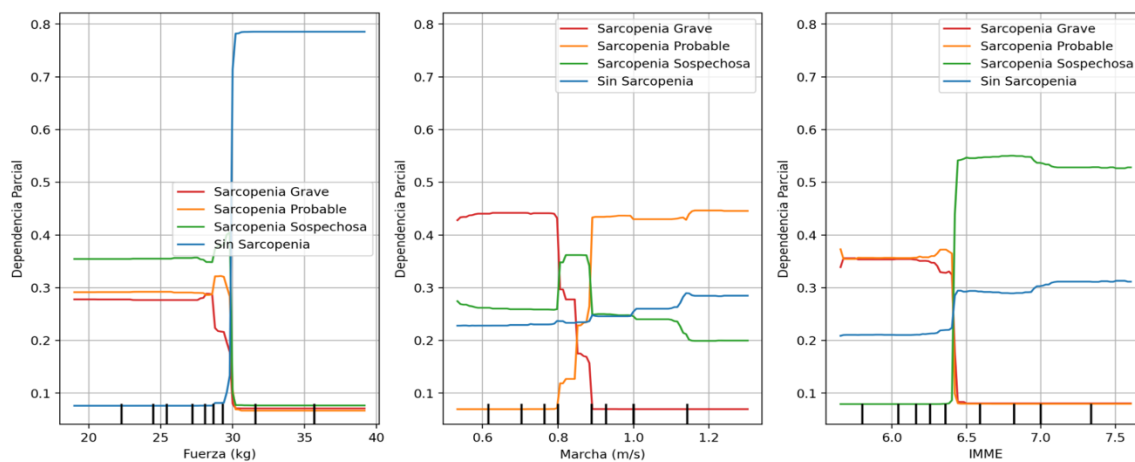


Al comparar el desempeño de esta propuesta respecto a modelos de regresión lineal empleando el perímetro de cintura, Guillot et al. (2024) reportaron una baja correlación ( $r = 0.31$ ), mientras que Shi et al. (2022) lograron una correlación mucho mayor ( $r = 0.91$ ) aplicando técnicas avanzadas de *machine learning* con múltiples variables antropométricas. En contraste, este trabajo permite al usuario seleccionar variables antropométricas que tenga disponibles y dependiendo de las variables de entrada mostrará el IMME y riesgo de sarcopenia con su respectivo error.

Finalmente, estos modelos predictivos se construyen a partir de los puntos de corte, los cuales se obtuvieron mediante las gráficas de dependencia parcial, que muestran cómo cambia la predicción del modelo cuando una variable aumenta o disminuye, manteniendo las demás constantes. De este modo, es posible identificar rangos donde la probabilidad de riesgo se incrementa de forma marcada y definir umbrales prácticos para clasificar a los participantes. La Figura 3 muestra los puntos de corte con los cuatro niveles de riesgo de padecer sarcopenia de las variables empleadas del ejercicio previo.

**Figura 3**

Gráficas de dependencia parcial para la clasificación del nivel de riesgo de sarcopenia de acuerdo a las variables antropométricas elegidas por el usuario



La Figura 3 muestra los umbrales de los niveles de riesgo de sarcopenia. En general, se observa que los umbrales son consistentes para la clasificación. “Sin sarcopenia” se asocia principalmente con fuerza por encima de alrededor de 30 kg, con contribución adicional de mayor velocidad de marcha. “Sospechosa” se relaciona con fuerza baja, pero con IMME relativamente conservado (incremento marcado en 6.5). Mientras que el nivel “Probable” aumenta con fuerza baja y valores de IMME por debajo de ~6.5, con un aporte relevante de marcha en el rango de 0.85 a 0.9 m/s. Finalmente, “grave” se concentra cuando convergen fuerza baja, IMME bajo y marcha lenta, con un descenso abrupto al superar entre 0.8 a 0.85 m/s.

Una vez establecida la fiabilidad del modelo adaptativo, el usuario puede ingresar las variables antropométricas disponibles para obtener como salida el nivel de riesgo primario de sarcopenia. Esto se realiza en el módulo “Formularios”, donde se estima el IMME a partir de la selección de 2, 3 o 4 variables con mayor capacidad predictiva (según los registros 2019 y 2022). Si el usuario no cuenta con dichas variables, puede ingresar las que tenga disponibles y el sistema reporta la estimación de IMME junto con su error de predicción. Finalmente, el módulo permite generar y descargar el diagnóstico primario del nivel de riesgo.

A modo de ejemplo, en la Tabla 1 se presenta el caso de una mujer adulta mayor mexicana con estatura de 150 cm, peso de 61 kg e IMC de 27 kg/m<sup>2</sup>. Además, se incluyen la circunferencia de pantorrilla de 30 cm y fuerza de prensión palmar de 17 kg, cuyos puntos de corte están en el umbral de padecer sarcopenia (Sepúlveda et al., 2020), obteniendo diferentes niveles de riesgo.

**Tabla 1**

*Relación de variables antropométricas, IMME estimado, error del modelo y diagnóstico primario del nivel de riesgo de sarcopenia*

<b>Cantidad de variables</b>	<b>Variable antropométricas</b>	<b>IMME estimado</b>	<b>MSE</b>	<b>Nivel de riesgo de sarcopenia</b>
1	Sexo	5.79	0.3524	Probable
2	Sexo, IMC	5.52	0.1885	Probable
3	Sexo, IMC, Peso	5.51	0.1166	Grave
4	Sexo, IMC, Estatura, Pantorrilla	5.21	0.0894	Grave
5	Sexo, IMC, Estatura, Pantorrilla y Fuerza de prensión palmar	5.21	0.0649	Grave

La Tabla 1 muestra que, conforme se incrementa la cantidad de variables antropométricas, el modelo mejora su capacidad de estimación de IMME, reflejado en una reducción progresiva del MSE (de 0.3524 con 1 variable a 0.0894 con 4 variables). Sin embargo, se observa un punto de estabilización: a partir de cuatro variables, el IMME estimado permanece sin cambios (5.21), y la incorporación de una quinta variable no reduce el error de forma significativa.

Además, esta estabilidad es consistente con el diagnóstico primario de riesgo de sarcopenia: con 1 a 2 variables el modelo clasifica como sarcopenia probable, mientras que con 3 o más variables la clasificación se consolida como sarcopenia grave y se mantiene aún al añadir más información. En comparación con el reporte EWGSOP para mujeres, los valores de IMME estimados muestran un patrón relevante: con 2 a 3 variables el IMME se ubica cerca del umbral típico de baja masa muscular, mientras que con 4 a 5 variables desciende a 5.21, muestra la importancia de la medición de esta variable como principal predictor de sarcopenia.

## CONCLUSIONES

Este trabajo reporta cómo la salud pública puede beneficiarse del uso de la ciencia de datos. A partir de la depuración y análisis de las respuestas recolectadas en el *Cuadernillo de Obesidad, Sarcopenia y Fragilidad en Adultos Mayores del IMSS* en el año 2019 y 2022, se diseñó y desarrolló un sistema adaptativo de diagnóstico primario de niveles de riesgo de sarcopenia en la población mexicana.

Para acercar esta innovación tecnológica al ámbito de la salud pública, se desarrolló una aplicación *web* móvil en tiempo real que permite al usuario consultar las variables antropométricas más relevantes o elegir las que tenga disponible, ya sea de forma manual o cargando un archivo .csv para obtener un diagnóstico primario.

Esta aplicación *web* móvil ofrece una alternativa que solo requiere un flexómetro y una báscula, con un costo aproximado de 350 pesos mexicanos, además, y puede integrarse en programas de atención comunitaria para la detección temprana de sarcopenia para favorecer un envejecimiento digno en México.

## REFERENCIAS

- Aparicio-Gómez, O. Y., & Aparicio-Gómez, W. O. (2024). Innovación educativa con sistemas de aprendizaje adaptativo impulsados por Inteligencia Artificial. *Revista Internacional de Pedagogía e Innovación Educativa*, 4(2), 343–363.
- Arceo-Díaz, S., Bricio-Barrios, E. E., Trujillo-Trujillo, X. A. R., González-Farías, J. R., Bricio-Barrios, J. A., Rios-Silva, M., & Huerta-Viera, M. (2023). Primary screening system for sarcopenia in elderly people based on artificial intelligence. *Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica*, 44(spe1), 53–69.
- Arceo-Díaz, S., Bricio-Barrios, E. E., González-Farías, J. R., De la Madrid-Trevizo, L. S., Trujillo-Trujillo, X. A., Bricio-Barrios, J. A., ... y Huerta-Viera, M. (2024). Sistema biomédico basado en inteligencia artificial para estimar indirectamente sarcopenia en personas adultas mayores mexicanas. *Revista ELECTRO*, 46(1), 18–24.
- Arceo-Díaz, S., Bricio-Barrios, E. E., Trujillo-Trujillo, X. A., Sánchez-García, S., Bricio-Barrios, J. A., Rios-Silva, M., & Huerta-Viera, M. (2026). Predicted models of anthropometric parameters for primary screening of sarcopenia based on Machine Learning. *Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica*, 47(1).
- Ascunce Elizaga, N. (2015). Cribado: para qué y cómo. *Anales del Sistema Sanitario de Navarra*, 38(1), 5–7.
- Bobadilla, J. (2021). *Machine learning y deep learning: usando Python, Scikit y Keras*. Ediciones de la U.

- Caicedo Correa, S. M., Aruachán, S. A., Chavarro Carvajal, D. A., Heredia Ramírez, R. A., Moreno, M. M., Llano, C. C., ... y Chimbí, C. M. (2024). *Abordaje geriátrico integral: Escalas de uso frecuente en geriatría*. Pontificia Universidad Javeriana.
- Gaceta UNAM. (2023). *México, oficialmente un país envejecido*. <https://www.gaceta.unam.mx/mexico-oficialmente-un-pais-envejecido/>
- Guillot, C. C., Neri, L. E., & Aguilar, I. S. (2024). Predicción de probabilidad de índice de masa corporal a partir de la circunferencia de cintura. *Revista Cubana de Investigaciones Biomédicas*, 43(1), 1–10.
- Hernández, M. R., & Pérez, F. L. (2023). M-learning como herramienta para el aprendizaje adaptativo. *Revista Internacional de Humanidades*, 12(3), 1–15.
- Jung, H. N., Jung, C. H., & Hwang, Y. C. (2023). Sarcopenia in youth. *Metabolism*, 144, 155557.
- Martínez, R. E. B., Ramírez, N. C., Mesa, H. G. A., Suárez, I. R., Trejo, M. D. C. G., León, P. P., & Morales, S. L. B. (2009). Árboles de decisión como herramienta en el diagnóstico médico. *Revista Médica de la Universidad Veracruzana*, 9(2), 19–24.
- Masfret, D. C. (2010). El trabajo social sanitario en el marco de la optimización y sostenibilidad del sistema sanitario. *Revista de Servicios Sociales*, (47), 109–119.
- Ramírez, F. B., Misol, R. C., Alonso, M. D. C. F., & Tizón, J. L. (2021). Pandemia de la COVID-19 y salud mental: reflexiones iniciales desde la atención primaria de salud española. *Atención Primaria*, 53(1), 89–101.
- Ramírez, M. C., Enríquez-Reyna, G., Garza-Sepúlveda, A., Tijerina-Sáenz, E., Ramos-Peña, E., & Gómez de la Garza, M. (2015). Puntos de corte y validación de una ecuación antropométrica para estimar la masa muscular, en el estudio de la sarcopenia en población mexicana. *Salud Pública de México*, 57(6), 485–486.
- Secretaría de Bienestar, Gobierno de México. (2024). *Programa Salud Casa por Casa*. <https://programasparaelbienestar.gob.mx/salud-casa-por-casa/>
- Sepúlveda-Loyola, W. A., Luna Corrales, G. A., Ganz, F., González Caro, H., & Probst, V. S. (2020). Sarcopenia, definición y diagnóstico: ¿Necesitamos valores de referencia para adultos mayores de Latinoamérica? *Revista Chilena de Terapia Ocupacional*, 20(2), 259–267.
- Shi, J., He, Q., Pan, Y., Zhang, X., Li, M., & Chen, S. (2022). Estimation of appendicular skeletal muscle mass for women aged 60–70 years using a machine learning approach. *Journal of the American Medical Directors Association*, 23(12), 1985.e1–1985.e8.
- Vega, M. Á., Mora, L. M. Q., & Badilla, M. V. C. (2020). Inteligencia artificial y aprendizaje automático en medicina. *Revista Médica Sinergia*, 5(8), e557–e557.
- Wilkinson, I., Raine, T., Wiles, K., Hateley, P., Kelly, D., & McGurgan, I. (2024). *Oxford Handbook of Clinical Medicine*. Oxford University Press.



# INTELIGENCIA ARTIFICIAL

EXPERIENCIAS Y REFLEXIONES SOBRE LA INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA

ISBN: 978-968-9724-25-4



9 789689 724254

Trans<sup>®</sup>  
digital  
editorial