

Artículo Original

La inteligencia artificial, una herramienta para la Salud Digital

Artificial intelligence, a tool for Digital Health

<https://doi.org/10.52808/bmsa.7e5.612.021>

Julio Elvis Valero Cajahuanca ^{1,*}

<https://orcid.org/0000-0002-8522-6249>

Fernando Viterbo Sinche Crispin ²

<https://orcid.org/0000-0002-8418-7831>

Rafael Edwin Gordillo Flores ³

<https://orcid.org/0000-0002-0976-6745>

Alfredo César Larios Franco ⁴

<https://orcid.org/0000-0002-4258-8549>

Recibido: 07/03/2021

Aceptado: 11/04/2021

RESUMEN

El constante avance tecnológico ha permitido la evolución de la práctica médica, generando el concepto denominado salud digital, que consiste en incorporar las tecnologías de información y comunicación a los productos, servicios y procesos de atención sanitaria. Una de las herramientas que permiten este avance es la Inteligencia Artificial (IA), una rama de la informática que desarrolla algoritmos capaces de aprender de los datos y utilizar lo aprendido en la toma de decisiones tal y como lo haría un ser humano. Este estudio se identifica cómo la investigación, las decisiones de diagnóstico, el tratamiento en pacientes y la planificación para la prevención y control de la salud están siendo optimizados gracias a la implementación de la IA, mostrando análisis cuantitativos al nivel de interés y aplicación asociado a estos cuatro procesos con respecto a las enfermedades que más afectan a la población de Perú y Latinoamérica.

Palabras claves: Inteligencia Artificial, IA, Salud Digital, Investigación, Diagnóstico, Tratamiento, Planificación sanitaria

ABSTRACT

The constant technological advance has allowed the evolution of medical practice, generating the concept digital health, which consists of incorporating information and communication technologies into health care products, services and processes. One of the tools that allow this advance is Artificial Intelligence (AI), a branch of computing that develops algorithms capable of learning from data and using what they have learned in decision-making just as a human being would. This study identifies how research, diagnostic decisions, patient treatment and planning for prevention and health control are being optimized thanks to the implementation of AI, showing quantitative analysis at the level of interest and application associated with these four processes with respect to the diseases that most affect the population of Peru and Latin America.

Key words: Artificial Intelligence, AI, Digital Health, Research, Diagnosis, Treatment, Health planning.

¹ Universidad Nacional Tecnológica de Lima Sur – UNTELS

² Universidad Nacional de Huancavelica

³ Universidad Peruana Los Andes

⁴ Universidad Nacional Tecnológica de Lima Sur

*Autor de Correspondencia: jvalero@untels.edu.pe

Introducción

El enfoque humanístico de la medicina ha permitido, a través de los siglos, la atención presencial y personalizada de cada paciente, donde la preparación académica junto al nivel de experiencia del profesional médico desencadena en su correcto diagnóstico y tratamiento. No obstante, el constante avance tecnológico ha permitido la evolución de la práctica médica, generando el concepto denominado **salud digital**, que consiste en incorporar las tecnologías de información y comunicación a los productos, servicios y procesos de atención sanitaria, mejorando la salud y bienestar de los ciudadanos facilitando su vigilancia, diagnóstico, atención y seguimiento.

Una extensa revisión llevada a cabo por Fatehi *et al.*, (2020) en 1.527 fuentes sobre salud digital, permitió definir tres avances dominantes que la conforman: la salud móvil (mHealth), la telesalud y la **Inteligencia Artificial (IA)**. Este último término fue acuñado por primera vez en 1956 (Mint & Brodie, 2019) tomando las bases teóricas publicadas por Turing en el año de 1950, quien planteaba si las máquinas podían llegar pensar. Luego de sesenta y ocho años de avances en el marco de la ingeniería informática, Rouhiainen la define en su libro “Inteligencia Artificial” publicado en 2018 como la “capacidad de las máquinas para usar algoritmos, aprender de los datos y utilizar lo

aprendido en la toma de decisiones tal y como lo haría un ser humano”, proponiendo como sus principales usos la resolución de problemas mediante la interpretación de órdenes y patrones, y la ejecución de tareas que imitan las acciones que tendría una persona.

La IA también puede entenderse como una evolución de la programación lineal o tradicional, la cual consiste en la escritura de código para la creación de programas que perciben datos de entrada y ejecutan acciones en base a las reglas establecidas para producir una salida; mientras que en la IA los datos de entrada y salida entrenan gradualmente a un algoritmo, reformulando y optimizando automáticamente las reglas a partir de los datos. Las técnicas usadas en estos procesos de entrenamiento se ejecutan de la siguiente manera: un algoritmo se alimenta con un conjunto de datos, además de algún conocimiento sobre ellos, entonces el sistema de algoritmos puede aprender de los datos de entrenamiento y aplicar lo que ha aprendido para hacer una predicción. Si el sistema de algoritmos optimiza sus parámetros de manera que su rendimiento mejore, entonces se considera que está aprendiendo esa tarea; concepto denominando **aprendizaje automático** (Machine learning), que es considerado uno de los enfoques principales de la IA. (Bradley *et al.*, 2017)

Un avance más reciente del aprendizaje automático aplicado en la salud digital – y en muchos otros campos– es el **aprendizaje profundo** (Deep learning). De acuerdo a Rusk, (2015), consiste en utilizar múltiples capas de procesamiento, de manera similar a las redes neuronales del cerebro humano, para descubrir patrones y estructuras en grandes conjuntos de datos. Las primeras capas consisten en conceptos básicos, que permiten el aprendizaje paulatino añadiendo lo aprendido en las capas antecesoras, aumentando tanto en nivel como en abstracción de los conceptos. La Figura 1 muestra los resultados obtenidos por la IA de aprendizaje profundo AlexNet, a medida que el algoritmo se enfrenta a las capas se evidencia el aprendizaje acumulativo: al observar la caja resultante del análisis en la capa C_0 se obtienen datos dispersos que van desde a 0,74 hasta un poco más de 0,77 incluyendo valores erróneos, es decir, fuera de la caja. En capas sucesivas como la C_1 hay cierta corrección en la interpretación de esos datos, resultando en una concentración hacia las medidas de tendencia central con menor rango de dispersión de los datos erróneos, lo que nos permite inferir que el algoritmo está aprendiendo sobre las cualidades que está analizando. Esta normalización de la data continúa al valorar la dupla $C_1 - C_2$, sin embargo, es visible una desviación hacia los límites inferiores de la mediana inclusiva, significando que aún el algoritmo necesita definir cualidades para tener mayor certeza en el efecto predictivo al acumularse las capas. Fueron necesarias cinco capas ($C_1 - C_5$) para lograr normalidad en la data, con los valores dentro de las medidas de tendencia central y dispersión uniforme alrededor de la mediana inclusiva y de un punto centroide, lo que significa que ya el algoritmo aprendió y sus predicciones van a ser exactas. Esta normalización también puede observarse en el análisis del área bajo la curva ROC obtenida por una IA en función del número de imágenes usadas en su entrenamiento (Figura 2): a mayor número de mamografías de ejemplo que alimentan al algoritmo se obtiene menor diferencia en los valores, lo que a su vez disminuye los intervalos de incertidumbre (zonas sombreadas). La meseta obtenida es más definida, incluso, en el caso donde se aplican 5 capas de aprendizaje (Línea azul) respecto al uso de 3 capas (Línea verde) o sólo una (Línea roja). Resultados similares obtenidos de la implementación de diversos algoritmos de aprendizaje profundo en el reconocimiento de patrones han generado entusiasmo y altas expectativas sobre aplicaciones novedosas en la práctica médica, teniendo en cuenta el rendimiento superior de estos algoritmos frente a las técnicas convencionales de interpretación de imágenes y detección o clasificación de lesiones (Chan *et al.*, 2020).

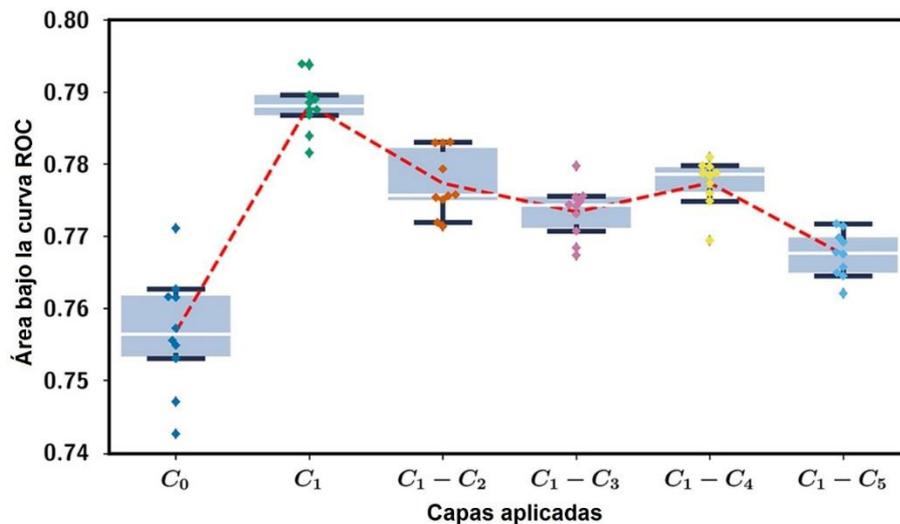


Figura 1. Normalización de la data a través del aprendizaje por capas de AlexNet, una IA de Aprendizaje Profundo

Fuente: Chan *et al.*, 2020.

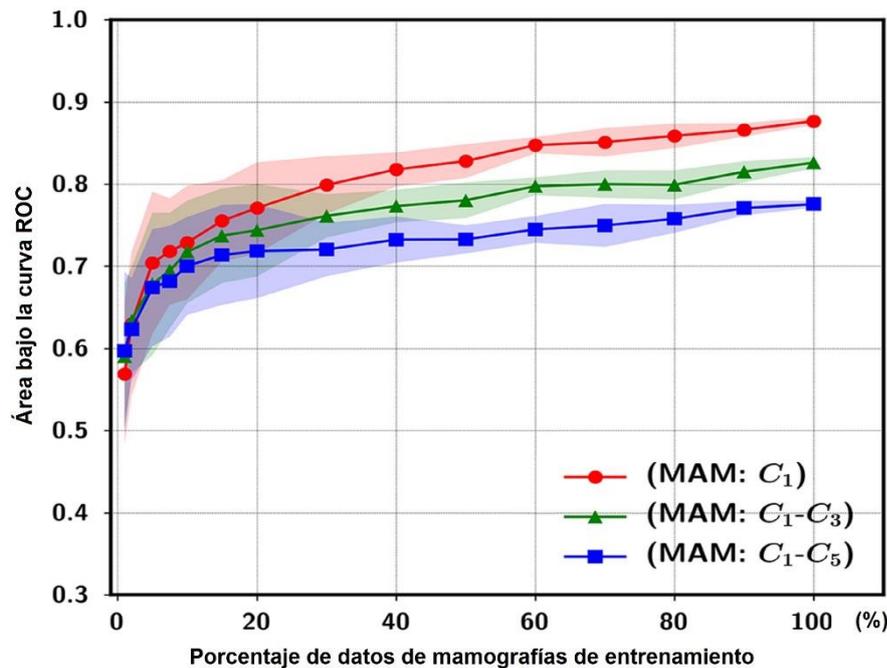


Figura 2. Aprendizaje de una IA mediante al entrenamiento con imágenes de ejemplo, aplicado en algoritmos de una, tres y cinco capas

Fuente: Chan *et al.*, 2020.

Estas aplicaciones de algoritmos de aprendizaje profundo en la medicina son congruentes con lo propuesto por Boden en su libro titulado Inteligencia Artificial (2017), quien plantea dos objetivos principales para la IA: El primero es el uso tecnológico, referente al enfoque cotidiano; y el segundo es el uso científico, que consiste en la comprensión y aprendizaje inteligente del entorno natural, incluyendo las ciencias de la salud. Las aplicaciones sanitarias de la IA, a su vez, son clasificadas por Hamet & Tremblay, (2017) en dos corrientes principales: la física, actualmente denominada bioingeniería; y la virtual, conocida también como **Bioinformática**, que comprende la investigación, las decisiones de diagnóstico, el tratamiento en pacientes y la planificación para la prevención y control de la salud. Nuestra Investigación se centra en esta última corriente, proponiendo como objetivos: primero, identificar cómo estos procesos de la atención sanitaria están siendo optimizados gracias a la implementación de la IA; y segundo, desarrollar análisis cuantitativos al nivel de interés y aplicación asociado a estos cuatro procesos con respecto a las enfermedades que más afectan a la población de Perú y Latinoamérica. Teniendo en cuenta este último objetivo, proponemos el análisis de dos grandes categorías de enfermedades: las crónicas y las infecciosas. Enfermedades crónicas como las respiratorias (**EPOC**), la **hipertensión**, el **cáncer** y la **diabetes** son las principales causas de mortalidad, siendo responsables del 63% de los fallecimientos de acuerdo a estimaciones de la Organización Mundial de la Salud (OMS, 2021). Adicionalmente, en regiones en vía de desarrollo como América Latina y el Caribe, la afectación de las enfermedades crónicas se suma a la alta prevalencia enfermedades infecciosas, que proliferan debido a condiciones como la insalubridad y pobreza, junto a la ineficacia en control, prevención y tratamiento de las mismas. En este grupo se encuentran enfermedades de origen vectorial como la **malaria** y el **dengue**, que en el año de 2019 afectaron a 229 y 4,2 millones de personas en el mundo, respectivamente (OMS, 2020a, b). También están las enfermedades infecciosas desatendidas, denominadas así por la Organización Panamericana de la Salud (OPS) en su publicación del año 2016, entre las que se destacan: la enfermedad de **Chagas**, la fascioliasis, las helmintiasis transmitidas por contacto con el suelo, la leishmaniasis, la filariasis linfática, la oncocercosis, la peste, la rabia humana transmitida por perros y la esquistosomiasis. Finalmente, en este grupo se incluyen las enfermedades de transmisión sexual como el **SIDA**, que es responsable de 33 millones de muertes a nivel global (OMS, 2020c).

Metodología

Se realizó un estudio descriptivo de corte transversal, mediante una búsqueda bibliográfica en las bases de datos PubMed - NCBI (www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed) perteneciente a la Librería Nacional de Medicina de Estados Unidos, adscrito al Centro Nacional de Información Biotecnológica, utilizando uno, dos y tres descriptores (DeSC ó MeSH) elegidos de acuerdo a los objetivos planteados. La búsqueda se efectuó de modo específico usando comillas en cada DeSC, y filtrando los resultados a los últimos 5 años. El primer DeSC alternó 17 enfermedades tanto crónicas

como infecciosas. Como segundo DeSC se fijó “Artificial intelligence”, lo cual permitió identificar las 4 enfermedades de ambas categorías con mayores aplicaciones de la IA (Ver Tabla 1, Recuperaciones con 2 DeSC). Adicionalmente, se usaron “research”, “treatment”, “diagnostic” y “prevention” como tercer DeSC, generando una matriz de recuperaciones que permitió cuantificar la intención de la comunidad científica respecto al uso de la IA en las nuevas tecnologías de investigación, las decisiones de diagnóstico, el tratamiento en pacientes y la planificación para la prevención y control de las 8 enfermedades obtenidas en el paso anterior (Ver Tabla 1, Recuperaciones con 3 DeSC). Los datos fueron tabulados y graficados usando el programa Excel 2016 y la aplicación InfoGram, analizando los valores mediante estadística descriptiva con medidas de tendencia central para su interpretación. Finalmente, el estudio sistemático de la bibliografía obtenida permitió describir ejemplos de cómo estos cuatro procesos de la atención sanitaria están siendo optimizados gracias a la implementación de la IA.

Resultados

Aquí los Casi un millón de estudios indexados en la plataforma PubMed en los últimos cinco años hacen referencia al cáncer (Tabla 1), destacando esta enfermedad como tema de interés de la comunidad científica. De estos, 3 cada 1.000 incluyen el concepto de la inteligencia artificial en su investigación (49%), diagnóstico (25%), tratamiento (22%) o prevención (4%). La hipertensión muestra la mayor influencia de IA, al incluirla en 18 de cada 1.000 publicaciones, principalmente en su investigación (51%) y tratamiento (24%). Por el contrario, valores de 1 en 1.000 estudios obtenidos en enfermedades como malaria y chagas reflejan una menor intención de uso de IA (Figura 3).

Tabla 1. Intención de uso de la inteligencia artificial en la salud, de acuerdo a las recuperaciones de las búsquedas efectuadas en PubMed, con dos y tres descriptores (DeSC)

	Primer DeSC	Recuperaciones con 1 DeSC	Segundo DeSC	Recuperaciones con 2 DeSC	Recuperaciones con 3 DeSC				(100%)
					Research	Treatment	Diagnostic	Prevention	
Enf. Crónicas	Cancer	996.500	AI	2.672	1.675 (48,9%)	743 (21,7%)	864 (25,2%)	139 (4%)	3.421
	Diabetes	217.221	AI	502	339 (54,3%)	112 (17,9%)	107 (17,1%)	66 (10,6%)	624
	Hypertension	9.457	AI	173	115 (50,8%)	55 (24,3%)	35 (15,4%)	21 (9,2%)	226
	COPD	27.316	AI	37	21 (50%)	7 (16,6%)	14 (33,3%)	0 (0%)	42
Enf. Infecciosas	AIDS	48.371	AI	101	25 (29,4%)	22 (25,8%)	23 (27%)	15 (17,6%)	85
	malaria	21.250	AI	25	13 (43,3%)	5 (16,6%)	6 (20%)	6 (20%)	30
	dengue	9.606	AI	17	12 (46,1%)	7 (26,9%)	2 (7,6%)	5 (19,2%)	26
	chagas	8.140	AI	9	8 (50%)	5 (31,2%)	1 (6,2%)	2 (12,5%)	16
TOTAL	1.337.861		3.707	2.208 (49,3%)	956 (21,4%)	1.052 (23,5%)	254 (5,7%)	770	

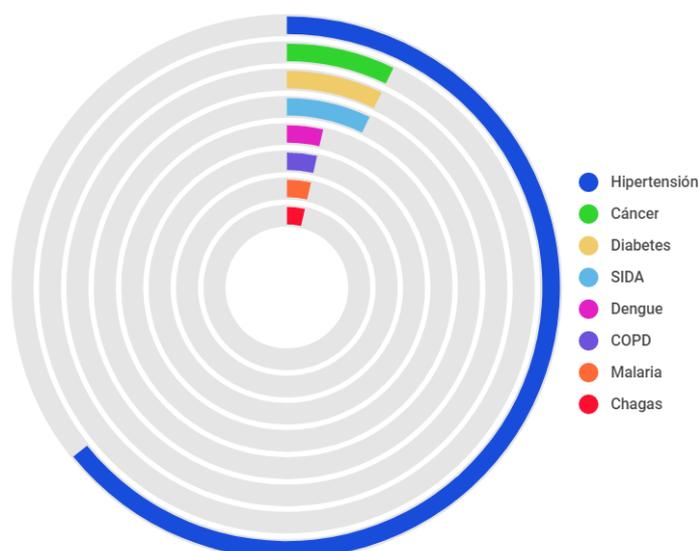


Figura 3. Intención de uso de la inteligencia artificial comparativa por patología

La mitad de estudios recuperados (49%) con 3 DeSC enfocaron el uso de IA en la investigación, siendo mayor esta tendencia en el caso de la diabetes (54%) y menor en las publicaciones referentes al SIDA (29%). Respecto al tratamiento y diagnóstico de las enfermedades, se obtuvieron resultados similares (21% y 24% respectivamente). Sin embargo, el rango de porcentajes fue más amplio en el diagnóstico, con un valor mínimo de 6% para la enfermedad de chagas, y un máximo de 33% para la Enfermedad Pulmonar Obstructiva Crónica (EPOC). Finalmente, la prevención de enfermedades es el campo de menor interés, con un porcentaje ponderado de sólo 6%, siendo notable la combinación de búsqueda “COPD” and “artificial intelligence” and “prevention” al no generar ninguna recuperación (Figura 4)

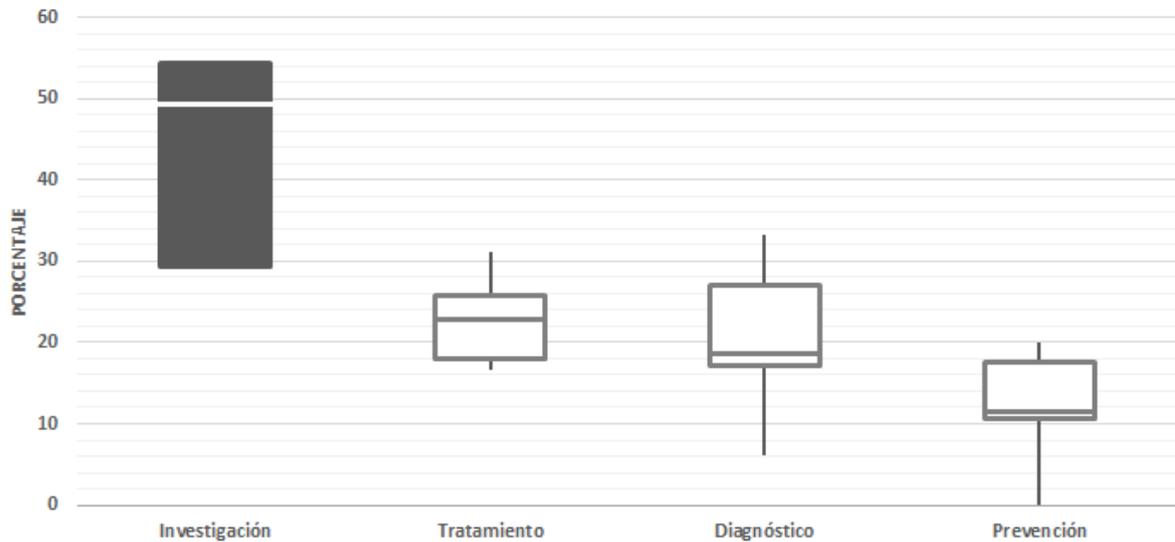


Figura 4. Aplicabilidad porcentual de la inteligencia artificial en los cuatro principales procesos sanitarios

En la figura 5(A) se destacan los altos valores obtenidos en el uso de IA para la investigación de cáncer y diabetes, y para diagnóstico del cáncer. Por otra parte, al comparar los porcentajes relativos de las cuatro enfermedades crónicas en la figura 5(B), se ratifica la tendencia en aplicación de la IA hacia los campos investigativo y diagnóstico. Adicionalmente, el análisis conjunto de las áreas y formas generadas en esta gráfica muestra diferencias moderadas, permitiendo concluir que la intención de uso de IA tiene un comportamiento similar en las cuatro enfermedades crónicas estudiadas.

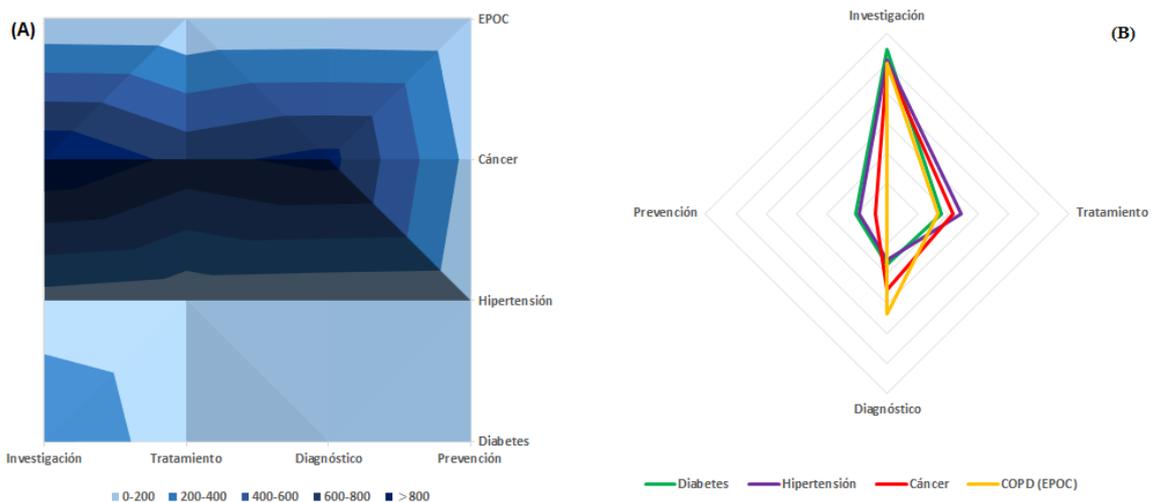


Figura 5. Intencionalidad del uso de IA en enfermedades crónicas. A) Frecuencias Absolutas. B) Porcentajes relativos

La interpretación de la figura 6(A) permite evidenciar las pocas aplicaciones de la IA para la enfermedad de chagas, mientras que la investigación, el tratamiento y el diagnóstico del SIDA se destacan como las de mayor influencia. No obstante, cabe notar la disparidad de los rangos establecidos para categorizar los valores de las enfermedades infecciosas respecto a las crónicas (Figura 5A), lo cual demuestra que la intención de uso de IA es mucho mayor en esa última categoría. En referencia a la figura 6(B), es visible la similitud en la intención de uso de IA entre

las enfermedades de dengue y chagas (rojo y morado), además de la disparidad obtenida en el caso del SIDA, que tiende más al uso diagnóstico de los algoritmos inteligentes.

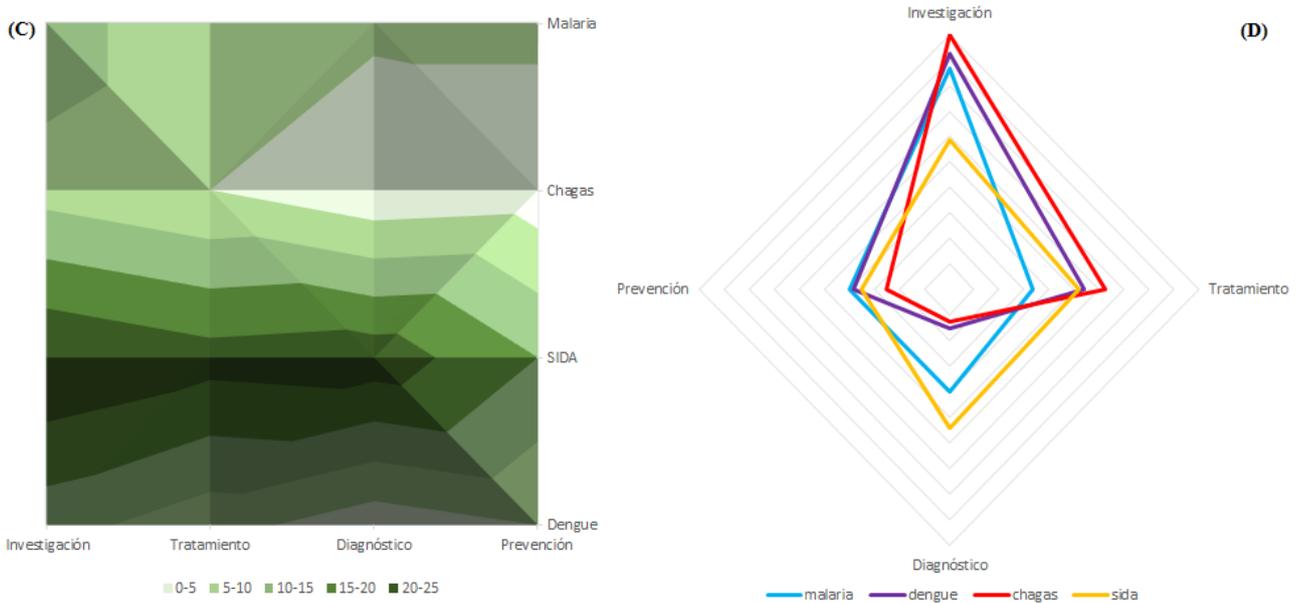


Figura 6. Intencionalidad de uso de aplicación de IA en enfermedades infecciosas. C) Frecuencias Absolutas. D) Porcentajes relativos

El análisis derivado de la búsqueda en cascada de los descriptores (DeSC) nos permite concluir que la inteligencia artificial está siendo empleada como una herramienta para la salud digital, especialmente en los campos de investigación, diagnóstico y tratamiento, y en menor medida en la prevención de enfermedades.

Estudio sistemático de la bibliografía sobre la implementación de IA en los procesos sanitarios

La revisión sistemática de las recuperaciones consistente en 2.208, 956, 1.052 y 254 para los componentes investigación, diagnóstico, tratamiento y prevención, respectivamente, nos permitió seleccionar algunos de los más destacados avances en salud digital para describir cómo estos procesos de la atención sanitaria están siendo optimizados gracias a la implementación de la IA

IA y nuevas tecnologías de investigación: Un elemento fundamental para la resolución de los desafíos actuales de salud pública es la investigación, tal como lo señala la Organización Panamericana de la Salud (OPS, 2021), pues permite el descubrimiento de nuevos conceptos, tratamientos y técnicas sanitarias. Rusk, (2015) describe cómo diversos sectores de la salud, en este caso la investigación genética, aplican sistemas de IA de aprendizaje profundo como DeepSEA (Disponible en: <https://hb.flatironinstitute.org/deepsea/>) para identificar alteraciones cromosómicas, incluyendo aquellas de un solo nucleótido, traducándose en una alta sensibilidad de detección al evaluar una secuencia de ADN. Al respecto, el portal web de la Universidad de Princeton (<http://deepsea.princeton.edu/job/analysis/create/>) especifica que este algoritmo puede predecir con precisión el estado epigenético de una secuencia, incluyendo la unión de factores de transcripción, la sensibilidad a la actividad de la Desoxiribonucleasa I (ADNasa I) y los cambios en la secuencia de los sitios reguladores; así como el marcaje de histonas en múltiples tipos de células. Según Zhou *et al.*, (2018), la versión más reciente de DeepSea, denominada Beluga, ha sido entrenado para generar mejores predicciones de las características de la cromatina. Otro algoritmo señalado por Alipanahi *et al.*, (2015), denominado DeepBind (Disponible en: <http://tools.genes.toronto.edu/deepbind/>), predice los efectos de las mutaciones al encontrar sitios de unión a proteínas en el ARN y el ADN. En general, la implementación de IA más avanzadas, permite pesquisar tanto los cambios tisulares y subcelulares como las atipias en los procesos de división celular mediante el análisis morfológico de tejidos.

En el enfoque presentado por Cheerla & Gevaert, (2019) se amplía el uso de la IA hacia el campo oncológico, donde además del análisis de expresión de ARNm y microARN, se incluyen datos clínicos e imágenes de cambios tisulares y subcelulares, resultando en mejores pronósticos de la supervivencia en pacientes con distintos tipos de cáncer. Bhinder *et al.*, (2021) destacan que la disponibilidad de grandes conjuntos de datos sobre el cáncer compilados en los años recientes ha permitido el incremento del uso algoritmos de IA para el análisis de perfiles genómicos y metilación del ADN, además de imágenes proteómicas, histopatológicas y radiológicas.

Una aplicación distinta de IA es descrita por Amodio *et al.*, (2019) para la estratificación de la respuesta inmune al dengue grave en pacientes de la India, donde se analizaron 180 muestras que incluyeron 11 millones de células T mediante la herramienta SAUCIE, una red neuronal profunda que combina la paralelización y la escalabilidad con la representación profunda de los datos obteniendo mejor capacidad de aprendizaje. Los autores destacan que, en grandes conjuntos de datos de múltiples pacientes, las diversas capas ocultas de SAUCIE incluyeron datos eliminados y corregidos por lotes, además de una visualización de baja dimensión y agrupación no supervisada que mejoraron su capacidad de clasificación.

Adicionalmente Villalta & Rachakonda, (2019) evidencian el potencial desarrollo de nuevos fármacos gracias al cribado fenotípico realizado en herramientas de IA, que han descubierto nuevas moléculas pequeñas que intervienen en la vía de los esteroides de *T. cruzi*, por lo cual son candidatas prometedoras para tratar la enfermedad de Chagas.

IA y diagnóstico: Una de las principales ventajas del aprendizaje de los algoritmos de IA es el reconocimiento automático de patrones complejos en los datos de imágenes. Hosny *et al.*, (2018) propusieron aprovechar este avance en el diagnóstico de enfermedades mediante evaluaciones cuantitativas de las características imagenológicas realizadas por sistemas de IA; en contraste a los resultados cualitativos que históricamente han sido dados por el personal humano. Los usos propuestos son el análisis de Imágenes torácicas (identificando nódulos pulmonares), imágenes abdominales y pélvicas (identificando lesiones benignas o malignas en los resultados de tomografías computarizadas y resonancias magnéticas), colonoscopias (detectando pólipos colónicos), mamografías (identificando y caracterizando microcalcificaciones), e imágenes cerebrales (en predicciones de diagnóstico).

Aplicando el anterior concepto, Dembrower *et al.*, (2020) estudiaron una población de 7.364 mujeres que asistieron a dos rondas de detección consecutivas, de las que 547 fueron previamente diagnosticadas con cáncer de mama y 6817 correspondían a resultados normales, mediante un software de detección de cáncer clasificando exámenes en un flujo de trabajo sin radiólogo; resultando en una detección adicional de cáncer del 2,6% (1,1 a 5,4%, IC = 95%) que se habían pasado por alto en los análisis humanos, siendo una potencial herramienta preventiva al detectar una proporción sustancial de cánceres que de otro modo se diagnosticarían más tarde.

Otro ejemplo del uso de la IA en el diagnóstico de enfermedades, en este caso de malaria, se dio en la región de Iquitos de Perú, donde Torres *et al.*, (2018) evaluaron un prototipo de dispositivo de microscopio digital que emplea un algoritmo basado en el aprendizaje automático, el Autoscope. En este estudio se analizaron las muestras sanguíneas de 700 participantes para la detección de parásitos *P. falciparum* y *P. vivax*, encontrando que el rendimiento diagnóstico de Autoscope estuvo a la par con la microscopía óptica cuando los portaobjetos tenían un volumen de sangre adecuado para cumplir con los supuestos de diseño (Figura 7). Un uso similar de IA fue aplicado por Uc-Cetina *et al.*, (2015), los cuales analizaron imágenes de muestras de sangre para la detección del parásito *T. cruzi*, responsable de la enfermedad de chagas, mediante la herramienta de aprendizaje automático AdaBoost, previamente entrenada con características específicas. En este estudio, se cuantificaron una sensibilidad del 100% y una especificidad de 93% (Figura 8)

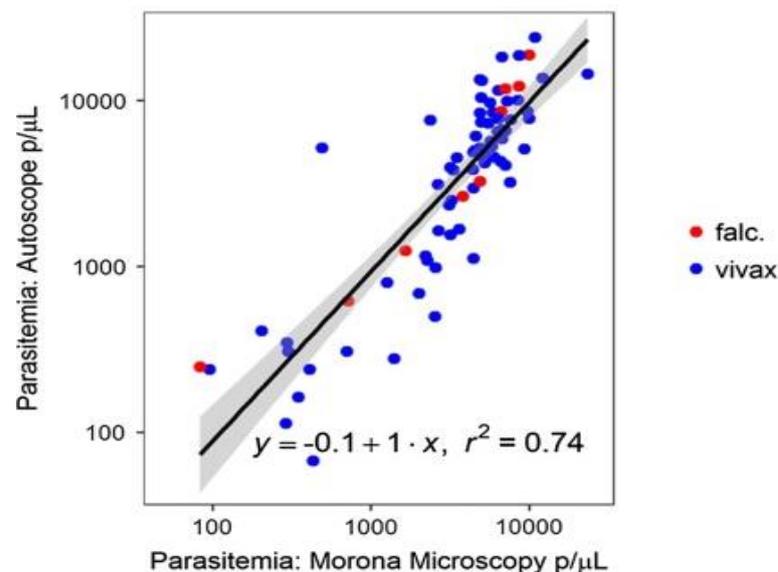


Figura 7. Regresión lineal del conjunto de detecciones de parásitos *P. falciparum* y *P. vivax* realizadas por una IA de aprendizaje profundo (Eje vertical) vs diagnóstico tradicional por microscopía (Eje horizontal)

Fuente: Torres *et al.*, (2018)

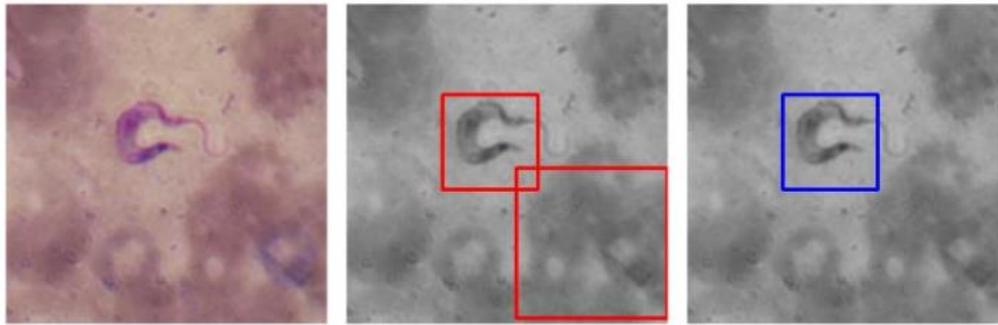


Figura 8. Entrada, procesamiento y detección final (de izquierda a derecha) del Tripomastigote *T. cruzi* efectuada por la herramienta de aprendizaje automático AdaBoost

Fuente: Uc-Cetina *et al.*, (2015)

Adicionalmente, Curioso & Brunette, (2020) describen la importancia de la IA como una estrategia para enfrentar la tuberculosis mediante un diagnóstico oportuno, presentando como ejemplo la herramienta eRx que involucra algoritmos de aprendizaje profundo en el análisis remoto de rayos X de casos sospechosos. Esta tendencia remota consiste en el análisis centralizado de las radiografías provenientes de diversos terminales, permitiendo diagnósticos más precisos en tiempo real. Además de la tuberculosis, las innovaciones basadas en herramientas de IA pueden optimizar el proceso de diagnóstico de otras enfermedades transmisibles.

IA y tratamiento: Komorowski *et al.*, (2018) desarrollaron un agente de aprendizaje reforzado, llamado Clínico de Inteligencia Artificial, que extrae el conocimiento implícito de una cantidad de datos de pacientes diagnosticados con sepsis, y posteriormente describe el tratamiento óptimo mediante el análisis de decisiones de tratamiento. En el estudio se demostró que el valor del tratamiento seleccionado por esta IA fue en promedio más confiable que el de los médicos humanos. En una gran cohorte de validación, independiente de los datos de entrenamiento, la mortalidad fue más baja en los pacientes para quienes las dosis reales de los médicos coincidieron con las decisiones de IA. Este modelo proporciona decisiones de tratamiento individualizadas y clínicamente interpretables para la sepsis que podrían mejorar los resultados de los pacientes.

En la oftalmología, específicamente dentro de los ámbitos de la cirugía de córnea, refractiva y de cataratas, Siddiqui *et al.*, (2020) concluyeron que la IA puede ayudar a mejorar el rendimiento de las fórmulas de cálculo de lentes intraoculares (LIO). Además, con su posible integración en dispositivos de refracción automatizados, también puede ayudar a proporcionar un marco mejorado para la optimización de la fórmula de la LIO que sea más precisa y personalizada para un cirujano de cataratas específico.

Una metodología novedosa en beneficio de pacientes de cáncer es propuesta por Hosny *et al.*, (2018), quienes plantean automatizar la planificación de tratamientos radioterápicos, segmentando los tumores para optimizar la dosis de radiación en cada caso, reevaluando de forma dinámica según la respuesta al tratamiento derivado del seguimiento.

IA en la planificación para la prevención y control de la salud: Uno de los grandes programas enmarcados dentro de la prevención y control de enfermedades es World mosquito, que cría ejemplares de mosquitos *Aedes* infundidos con la bacteria *Wolbachia* y los libera en el ambiente para que se apareen con los mosquitos locales. La importancia de esta bacteria radica en que su presencia limita la replicación de virus como el dengue, fiebre amarilla, zika y chikungunya dentro del vector. El objetivo principal de este programa es lograr un mestizaje de poblaciones enteras de mosquitos que sean portadores resultantes de *Wolbachia*, disminuyendo así el riesgo de contagio a la población. Para ello, la empresa Microsoft, (2020) se sumó al programa con su iniciativa Microsoft AI for Earth, aportando tecnologías de aprendizaje automático y de inteligencia artificial, orientadas a analizar los registros existentes de puntos de lanzamiento del programa, junto a conjuntos de datos sobre densidades de población humana, uso de suelo, sitios industriales, clima, y otras variables, identificando de manera automática múltiples puntos de liberación, que sean de impacto, dentro de bloques de 100 metros cuadrados. Las principales ventajas del uso de la IA en este programa son la rentabilidad, escalabilidad y abstracción en una sola estimación de probabilidad que sea mapeable, a diferencia del enfoque local y limitado resultante del análisis humano.

Otro tipo de estudio orientado al control vectorial es el publicado por Scavuzzo *et al.* (2018), consistente en el modelado temporal de la actividad de oviposición (medida semanalmente en 50 ovitrampas en una ciudad del norte de Argentina) de *Aedes aegypti* con base en series de tiempo de datos extraídos de imágenes satelitales, analizando los datos mediante herramientas de aprendizaje automático de código abierto. Estos sistemas mostraron la ventaja de ser no paramétricos y capaces de describir relaciones no lineales entre variables. Los resultados se compararon con modelos lineales utilizados en trabajos anteriores con conjuntos de datos similares para generar modelos predictivos temporales,

concluyendo que las nuevas herramientas de IA funcionan mejor que los enfoques lineales, en este caso, en la predicción de nuevas localizaciones de ovoposición y cría del mosquito.

La contingencia mundial debida al impacto del COVID-19 fue el motivante del estudio de Vaishya *et al.*, (2020), donde se plantea que la IA puede ser la base de una plataforma inteligente para el monitoreo automático y la predicción de la propagación de este virus. También proponen el desarrollo de una red neuronal para extraer las características visuales de esta enfermedad, que ayudaría en el seguimiento y tratamiento adecuados de los individuos afectados, con la capacidad de proporcionar actualizaciones diarias de los pacientes y también de proporcionar soluciones a seguir en la actual pandemia.

El estudio sistemático de la bibliografía obtenida permitió describir cómo la investigación, las decisiones de diagnóstico, el tratamiento en pacientes y la planificación para la prevención y control de la salud están siendo optimizados gracias a la implementación de la IA

Consideraciones

Un total de 53.790 estudios indexados en la plataforma PubMed en los últimos cinco años incluyeron la IA en su contenido; de éstos, casi la tercera parte de (15.710) se concentran en el último año, mostrando un interés creciente de la comunidad médica en este avance. No obstante, algunos autores como Neri *et al.*, (2020), argumentan los aspectos bioéticos de su aplicación, mostrando la necesidad de establecer las responsabilidades devenidas de un mal diagnóstico realizado por IA. Ante ello, Thomas *et al.*, (2019) proponen un marco para diseñar algoritmos de aprendizaje automático que proporcionen a sus usuarios la capacidad de poner límites a la probabilidad de que se produzca cualquier comportamiento indeseable especificado. En ese orden de ideas, de Miguel Beriain, (2020), plantea que el derecho de rechazar la participación de la inteligencia artificial en el diagnóstico y la planificación del tratamiento debe ser reconocido en virtud de valores como el pluralismo social o la autonomía individual, estando limitado en al menos tres circunstancias: primero, si va en contra de la obligación del médico de no causar daño innecesario a un paciente o de no proporcionar un tratamiento inútil; segundo, en casos en los que los costos de implementar este derecho son demasiado altos; o tercero, si el reconocimiento del derecho privaría a otros pacientes de sus propios derechos a una atención médica adecuada. Otras razones para reconocer tal derecho son aportadas por Ploug & Holm, (2020), como las relacionadas con el papel del médico en la formación del paciente y la posibilidad de actuar en base a preferencias y valores personales, el problema del sesgo y las evaluaciones opacas de los sistemas de IA, y preocupaciones racionales sobre los efectos sociales futuros de la introducción de sistemas de IA en el sector de la atención médica.

Discusión

Actualmente, la intención de uso de IA en la comunidad científica está dirigida principalmente hacia la investigación, enfocándose en enfermedades como el cáncer. Duplas de patologías como la hipertensión y el dengue, a pesar de tener similares recuperaciones (con un DeSC), mostraron niveles muy dispares de intensidad de uso de IA, cuantificando en la hipertensión un valor que supera 10 veces al obtenido por dengue. En general, la investigación sobre enfermedades crónicas obtuvo un mayor nivel de interés en relación a las infecciosas. Los estudios presentados por Rusk, (2015), Zhou *et al.*, (2018), Alipanahi *et al.*, (2015), Cheerla & Gevaert, (2019), Bhinder *et al.*, (2021), Amodio *et al.*, (2019) & Villalta & Rachakonda, (2019) nos permitieron inferir que la IA es aplicable a la investigación experimental, principalmente a la biología molecular (análisis de ácidos nucleicos, genómica y proteómica), y la genética, además de las ciencias morfológicas (estructura y ultraestructura), la imagenológica y la farmacología.

Una cuarta parte de la intención de uso de IA está dirigido hacia el diagnóstico, especialmente de enfermedades crónicas como el cáncer y la diabetes. Al respecto, detallamos como la IA aporta grandes beneficios mediante reconocimiento automático de patrones complejos de imágenes radiológicas, con evaluaciones cuantitativas derivadas de cualidades independientemente de la ubicación anatómica o patología involucrada, según lo establecido por Hosny *et al.*, (2018). Adicionalmente, Dembrower *et al.*, (2020) destacan su exactitud diagnóstica que supera la perceptibilidad de la visión humana, tomando esta ventaja en la detección del cáncer mamario; mientras Curioso & Brunette, (2020) presentan un algoritmo de aprendizaje profundo de análisis remoto de rayos X (eRx) que contribuye con el diagnóstico oportuno de tuberculosis. En diagnóstico microscópico, los trabajos de Torres *et al.*, (2018) sobre algoritmos de aprendizaje automático nos revelan que su rendimiento diagnóstico, es equiparable a la microscopía óptica en el reconocimiento de parásitos maláricos en humanos, como *P. falciparum* y *P. vivax*. Similarmente Uccetina *et al.*, (2015) señalan las bondades del machine learning para aprender las características morfológicas *T. cruzi*, permitiendo el reconocimiento exacto en frotis sanguíneos.

En el proceso de atención sanitaria referido al tratamiento, la IA nos brinda la oportunidad de optimizar la precisión terapéutica, como ha sido demostrado en el tratamiento de la sepsis por Komorowski *et al.*, (2018); en la formulación de LIO y otras patologías oftalmológicas según Siddiqui *et al.*, (2020); y en la planificación de tratamientos radioterápicos de acuerdo a Hosny *et al.*, (2018).

Finalmente, para el cuarto proceso prevención y control, aunque hay menor intencionalidad de aplicación de IA, pudimos evidenciar dos aplicaciones complementarias en el control de enfermedades de origen vectorial, una dirigida al control biológico de las poblaciones de mosquitos mediante la bacteria *Wolbachia* (Microsoft, 2020) y otra enfocada en modelar su ovoposición en tiempo-espacio mediante el análisis de datos satelitales (Scavuzzo *et al.*, 2018); además de la aplicación planteada por Vaishya *et al.*, (2020), en la actual pandemia por COVID-19.

Los hallazgos aquí presentados nos permiten concluir que diversas áreas de la ciencia médica están evolucionando gracias a la implementación de tecnologías de IA como herramienta para la Salud Digital, lo cual se traduce en mejores diagnósticos y tratamientos para los pacientes, además de innovar la práctica investigativa y mejorar la prevención sanitaria

Conflictos de intereses

Ninguno para declarar.

Agradecimiento

A Dios, y a todas las personas colaborantes.

Referencias

- Alipanahi B., DeLong A., Weirauch M. & Frey B. (2015). Predicting the sequence specificities of DNA- and RNA-binding proteins by deep learning. *Nature Biotechnol*; 33:831–838. <https://doi.org/10.1038/nbt.3300>.
- Bhinder B., Gilvary C., Madhukar N., & Elemento O. (2021). Artificial Intelligence in Cancer Research and Precision Medicine. *Cancer discovery*; 11(4):900–915. <https://doi.org/10.1158/2159-8290.CD-21-0090>.
- Boden, M. (2017). *Inteligencia artificial*. Ediciones Turner. ISBN: 9788416714223.
- Chan H., Samala R., Hadjiiski L., & Zhou C. (2020). Deep Learning in Medical Image Analysis. *Advances in experimental medicine and biology*; 1213:3–21. https://doi.org/10.1007/978-3-030-33128-3_1.
- Cheerla A. & Gevaert O. (2019). Deep learning with multimodal representation for pancancer prognosis prediction. *Bioinformatics*;35(14): i446–i454. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/btz342>.
- de Miguel Beriain I. (2020). Should we have a right to refuse diagnostics and treatment planning by artificial intelligence?. *Medicine, health care, and philosophy*; 23(2):247–252. <https://doi.org/10.1007/s11019-020-09939-2>.
- Dembrower K., Wåhlin E., Liu Y., Salim M., Smith K., Lindholm P., *et al.* (2020). Effect of artificial intelligence-based triaging of breast cancer screening mammograms on cancer detection and radiologist workload: a retrospective simulation study. *The Lancet. Digital health*; 2(9):e468–e474. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(20\)30185-0](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(20)30185-0).
- Erickson B., Korfiatis P., Akkus Z., & Kline T. (2017). *Machine Learning for Medical Imaging*. Radiographics: a review publication of the Radiological Society of North America, Inc; 37(2):505–515. <https://doi.org/10.1148/rg.2017160130>.
- Fatehi F., Samadbeik M., & Kazemi A. (2020). What is Digital Health? Review of Definitions. *Studies in health technology and informatics*; 275:67–71. <https://doi.org/10.3233/SHTI200696>.
- Hamet P. & Tremblay J. (2017). Artificial intelligence in medicine. *Metabolism: clinical and experimental*: 69S:S36–S40. <https://doi.org/10.1016/j.metabol.2017.01.011>.
- Hosny A., Parmar C., Quackenbush J., Schwartz L., & Aerts H. (2018). Artificial intelligence in radiology. *Nature reviews. Cancer*; 18(8):500–510. <https://doi.org/10.1038/s41568-018-0016-5>.
- Komorowski M., Celi L., Badawi O., Gordon A. & Faisal A. (2018). The Artificial Intelligence Clinician learns optimal treatment strategies for sepsis in intensive care. *Nature medicine*; 24(11):1716–1720. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0213-5>.
- Microsoft (2020). World Mosquito. Disponible en: <https://news.microsoft.com/es-xl/features/vencer-a-la-fiebre-del-dengue-la-ia-impulsa-la-lucha-global-contra-las-enfermedades-transmitidas-por-mosquitos/> (Acceso diciembre 2020).
- Neri E., Coppola F., Miele V., Bibbolino C. & Grassi R. (2020). Artificial intelligence: Who is responsible for the diagnosis? *La Radiología médica*; 125(6):517–521. <https://doi.org/10.1007/s11547-020-01135-9>.
- Organización Mundial de la Salud (2020a). Dengue y dengue grave. Nota de prensa. Disponible en: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/dengue-and-severe->

- [dengue#:~:text=El%20n%C3%BAmero%20de%20casos%20de,pararon%20de%20960%20a%204032](#). (Acceso diciembre 2020).
- Organización Mundial de la Salud (2020b). Informe mundial sobre el paludismo. Nota informativa. Disponible en: https://cdn.who.int/media/docs/default-source/malaria/world-malaria-reports/world-malaria-report-2020-briefing-kit-sp.pdf?sfvrsn=a6de03a5_11. (Acceso enero 2021).
- Organización Mundial de la Salud (2020c). VIH/Sida. Disponible en: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/hiv-aids#:~:text=Debido%20a%20las%20deficiencias%20en,millones%20de%20personas%20se%20infectaron>. (Acceso enero 2021).
- Organización Mundial de la Salud (2021). Enfermedades Crónicas. Disponible en: https://www.who.int/topics/chronic_diseases/es/#:~:text=Las%20enfermedades%20cr%C3%B3nicas%20son%20enfermedades,del%2063%25%20de%20las%20muertes. (Acceso enero 2021).
- Organización Panamericana de la Salud (2016). Enfermedades infecciosas desatendidas en las Américas: Historias de éxito e innovación para llegar a los más necesitados. ISBN 9789275318966. Disponible en: <https://iris.paho.org/handle/10665.2/31399>. (Acceso octubre 2020).
- Organización Panamericana de la Salud (2021). Investigaciones. Disponible en: <https://www.paho.org/es/temas/investigaciones#:~:text=Las%20asociaciones%20p%C3%ABlicas%20privadas%20y,por%20s%C3%AD%20solas%20son%20insuficientes>. (Acceso diciembre 2021).
- Ploug T. & Holm S. (2020). The right to refuse diagnostics and treatment planning by artificial intelligence. *Medicine, Health Care and Philosophy*; 23(1):107-114. <https://doi.org/10.1007/s11019-019-09912-8>.
- Rouhiainen L. (2018). Inteligencia artificial. Madrid: Alienta Editorial. Disponible en: https://static0planetadelibroscom.cdnstatics.com/libros_contenido_extra/40/39308_Inteligencia_artificial.pdf. (Acceso Febrero 2021).
- Rusk, N. (2016). Deep learning. *Nature Methods*; 13(1): 35. <https://doi.org/10.1038/nmeth.3707>.
- Scavuzzo J., Trucco F., Espinosa M., Tauro C., Abril M., Scavuzzo C., *et al.* (2018). Modeling Dengue vector population using remotely sensed data and machine learning. *Acta tropica*; 185:167–175. <https://doi.org/10.1016/j.actatropica.2018.05.003>.
- Siddiqui A., Ladas J. & Lee J. (2020). Artificial intelligence in cornea, refractive, and cataract surgery. *Current opinion in ophthalmology*; 31(4):253–260. <https://doi.org/10.1097/ICU.0000000000000673>.
- Thomas P., CastrodaSilva B., Andrew G., Barto A., Giguere S., Brun Y., *et al.* (2019). Preventing undesirable behavior of intelligent machines. *Science*;366(6468):999–1004. <https://doi.org/10.1126/science.aag3311>.
- Torres K., Bachman C., Delahunt C., Alarcon J., Alava F., Gamboa D., *et al.* (2018). Automated microscopy for routine malaria diagnosis: a field comparison on Giemsa-stained blood films in Peru. *Malaria journal*; 17(1):339. <https://doi.org/10.1186/s12936-018-2493-0>.
- Turing, A., & Haugeland, J. (1950). Computing machinery and intelligence (p 29-56). Cambridge, MA: MIT Press.
- Uc-Cetina V., Brito-Loeza C. & Ruiz-Piña H. (2015). Chagas Parasite Detection in Blood Images Using AdaBoost. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*:139681. <https://doi.org/10.1155/2015/139681>.
- Vaishya R., Javaid M., Khan I. & Haleem A. (2020). Artificial Intelligence (AI) applications for COVID-19 pandemic. *Diabetes & metabolic syndrome*;14(4):337–339. <https://doi.org/10.1016/j.dsx.2020.04.012>.
- Villalta F. & Rachakonda G. (2019). Advances in preclinical approaches to Chagas disease drug discovery. *Expert opinion on drug discovery*; 14(11):1161–1174. <https://doi.org/10.1080/17460441.2019.1652593>.
- Zhou J., Theesfeld C., Yao K., Chen K., Wong A., & Troyanskaya O. (2018). Deep learning sequence-based ab initio prediction of variant effects on expression and disease risk. *Nature genetics*; 50(8):1171–1179. <https://doi.org/10.1038/s41588-018-0160-6>.