

Gestión de Salud a través de la Inteligencia Artificial

Yucelin Carolina Ramírez Soto¹
Universidad de Carabobo, Venezuela
ryucelin@b1omed.com
<https://orcid.org/0009-0000-9610-7918>

Artículo de Revisión

Ybelisse Romero Méndez²
Universidad de Carabobo, Venezuela
yberomero@gmail.com
<https://orcid.org/0000-0003-4169-1584>

Recibido: 27-03-24
Revisado: 28-05-24
Aceptado: 29-10-24

Ramphy Samuel Rojas Hernández³
Universidad de Carabobo, Venezuela
ramphysa@b1omed.com
<https://orcid.org/0009-0000-5941-0459>

RESUMEN

Introducción: la gestión en salud desde los modelos tradicionales ha sido revolucionada por la incorporación de la Inteligencia Artificial (IA). Para el año 2020 se estimaba que los conocimientos médicos se duplicarían cada 73 días, por lo que un profesional debería dedicar más de 24 horas para aprender nuevos conocimientos y mantenerse actualizado. Gracias a las llamadas tecnologías de la información y comunicación (TIC), ahora el acceso y gestión de la información se ha optimizado. **Objetivos:** exponer la relevancia de la IA en el campo de la Salud, así como definir las bases teóricas de este tipo de tecnología que es capaz de apoyar en la toma de decisiones clínicas, analizar datos y optimizar los procesos tanto gerenciales como administrativos, de investigación y práctica profesional, con niveles de precisión extraordinarios. **Metodología:** se practicó una revisión documental con análisis cualitativo a través de la teoría fundamentada, a fin detectar las relaciones emergentes entre la IA y gestión en salud. **Conclusiones:** la integración de la IA en el campo de la salud constituye una adición innovadora que ha cambiado la forma de atención al paciente con diagnósticos más precisos, cirugías más seguras y tratamientos predictivos. Para el logro de la eficacia y completa implementación de la IA en la salud, se requiere de la participación del profesional humano, en su desarrollo y validación, siendo ellos los protagonistas de la transformación de los procesos de gestión y atención, para garantizar la adopción de la IA en las diferentes especialidades y organizaciones de salud.

Palabras Clave: salud, gestión, inteligencia artificial, aprendizaje profundo.

Health Management through Artificial Intelligence

Introduction: healthcare management from traditional models has been revolutionized by the incorporation of Artificial Intelligence (AI). By the year 2020 it was estimated that medical knowledge would double every 73 days, so a professional would have to spend more than 24 hours to learn new knowledge and keep up to date. Thanks to the so-called information and communication technologies (ICT), access to and management of information has now been optimized. **Objectives:** to expose the relevance of AI in the field of Health, as well as to define the theoretical bases of this type of technology that is capable of supporting clinical decision-making, analyzing data and optimizing managerial and administrative processes, research and professional practice, with extraordinary levels of precision. **Methodology:** a documentary review with qualitative analysis through grounded theory was carried out in order to detect the emerging relationships between AI and health management. **Conclusions:** the integration of AI in the health field is an innovative addition that has changed the way patient care is provided with more accurate diagnoses, safer surgeries and predictive treatments. To achieve the effectiveness and complete implementation of AI in healthcare, the participation of the human professional in its development and validation is required, being them the protagonists of the transformation of management and care processes, to ensure the adoption of AI in the different specialties and healthcare organizations.

Keywords: health, management, artificial intelligence, deep learning.

¿Cómo citar este artículo? - How to cite this article?

Ramírez, Y., Romero, Y. y Rojas, R. (2025). Gestión de Salud a través de la Inteligencia Artificial. *Revista Visión Gerencial*, 24(1), pp. 08 –23.
Recuperado de: <https://doi.org/10.53766/VIGEREN/2025.01.24.01>

¹ Médico Cirujano-Universidad de Carabobo. Coordinadora de marketing y gestión de proyectos de Redmasiva. Coordinadora de B1omed. Certificada en Auxilios Médicos de Emergencia, Técnicas de Cirugía Menor, Tecnología y Gestión de Proyectos. Investigadora en el área de Tecnología, Ciencias de la Salud e Inteligencia Artificial. <https://scholar.google.com/citations?hl=es&user=KQygiB0AAAAJ>

² Odontólogo, Especialista en Gestión Educativa, Doctora en Ciencias Sociales, Mención Salud. Docente titular de Facultad de deontología pre-postgrado, Directora de Tecnología Avanzada, Universidad de Carabobo. Cursos certificados en Epidemiología, Endodoncia, Estética Dental, Tecnología y docencia en línea. Investigadora, tutora, autora y árbitro de libros y artículos científicos. Conferencista Nacional e Internacional. <https://scholar.google.es/citations?user=dpcFCBcAAAAJ&hl=es>

³ Teólogo, Andrews University. Docente de Dirección de Tecnología Avanzada, Universidad de Carabobo. Certificado en Generative AI por Microsoft. Director de Redmasiva y B1omed. Creador de Redmasiva@ API, App B1omed@ y Redmasiva@. Investigador en tecnología. Colaborador de la Universidad de Carabobo. <https://scholar.google.com/citations?hl=es&user=bs8hTo4AAAAJ>

1. Introducción

La gestión en salud desde los modelos tradicionales ha sido revolucionada por la incorporación de la Inteligencia Artificial, en el panorama. Entendiendo la necesidad de capacidad de almacenamiento de Big Data, procesamiento de datos y apoyo en la optimización de los procesos administrativos, la sinergia entre las ciencias de la Salud y las Ciencias de la Tecnología, resulta vital para garantizar la innovación, que dé respuesta a las necesidades del sector.

Para el año 2020 se estimaba que los conocimientos médicos se duplicarán cada 73 días. Un profesional de la salud no tiene la capacidad de dedicar las 24 horas para aprender nuevos conocimientos médicos, y de esta forma, mantenerse actualizado. En esencia, el cerebro humano ha alcanzado su capacidad de procesar y analizar conocimientos médicos recién generados y publicados (Paranjape et al., 2020). Afortunadamente, gracias a las llamadas tecnologías de la información y comunicación (TIC) ahora el acceso y gestión de la información se ha optimizado, aunado a esto, el uso de diversos dispositivos tecnológicos en la atención sanitaria que permiten colaborar con los profesionales de la salud en su desempeño diagnóstico (Mahiddin et al., 2022).

Sin lugar a duda, la adopción de tecnologías digitales para la interacción con el mundo moderno, se ha convertido en una necesidad en todas las industrias y disciplinas (Grudin, 2019); así como organizaciones digitalizadas para facilitar la eficacia operativa y garantizar una ventaja competitiva (S. M. Lee & Lee, 2020). Por tanto, en la llamada Cuarta Revolución Industrial, las tecnologías digitales avanzadas y los dispositivos son parte fundamental del proceso de innovación (D. Lee, 2019).

En este mismo orden de ideas, la siguiente investigación se fundamenta en una revisión documental tras la exploración de las diferentes fuentes primarias y secundarias,

haciendo un análisis cualitativo a través de la teoría fundamentada, a fin detectar las relaciones emergentes entre la IA y la gestión de salud. El objetivo fue exponer la relevancia de la Inteligencia Artificial en el campo de la Salud, así como definir las bases teóricas de este tipo de tecnología que es capaz de apoyar en la toma de decisiones clínicas, procesar datos en el área de investigación, optimizando los procesos tanto gerenciales como administrativos, de investigación y práctica profesional, con niveles de precisión extraordinarios, transformando la gestión de la Salud a partir de su implementación.

2. ¿Qué es la Inteligencia Artificial?

Según John McCarthy (McCarthy et al., 2006): "Inteligencia Artificial es la ciencia e ingeniería de hacer máquinas inteligentes, especialmente programas de cómputo inteligentes. Se relaciona con la capacidad de entender, razonar, aprender, planificar, percibir, procesar lenguaje natural y operar objetos físicos." Por su parte, Minsky (1967) define a la inteligencia artificial como «la ciencia de hacer que las máquinas hagan cosas que, de haber sido hechas por seres humanos, requerirían inteligencia». Así también, de forma sencilla Turing (Turing, 1950) define a la Inteligencia Artificial como "sistemas que actúan como humanos".

En este sentido, la tecnología de la IA incluye varias formas de aprendizaje automático, entre estos el Machine Learning (ML), aprendizaje profundo (DL) y el procesamiento del lenguaje natural (NLP) (Suleimenov et al., 2020). Los modelos de lenguaje grande (LLM), son un tipo de algoritmo que utiliza formas de aprendizaje profundo (DL) y conjuntos de Big Data para analizar, resumir, generar y predecir nuevo contenido basado en texto (Davenport & Kalakota, 2019). Por su parte, la PNL es un subcampo de la IA, que se centra en la interacción entre computadoras y humanos a través de procesos naturales. Esto implica varias técnicas como minería de texto, análisis de sentimientos, habla, reconocimiento y traducción automática, así como la interpretación, comprensión y generación de lenguaje humano (Secinaro et al., 2021)

La implementación de esta tecnología en el área de la salud es posible posterior a la digitalización de la atención médica. Así pues, esta tecnología es capaz de ayudar a analizar gran cantidad de datos para una mejor comprensión y apoyo a las decisiones en el sector de la salud, aplicando algoritmos y software complejos para imitar la cognición humana en el análisis de datos médicos complejos, sin requerir intervención humana de forma directa (Paranjape et al., 2020)

3. Tipos de Inteligencia Artificial

La IA se puede clasificar en dos categorías principales: según sus capacidades y funcionalidades.

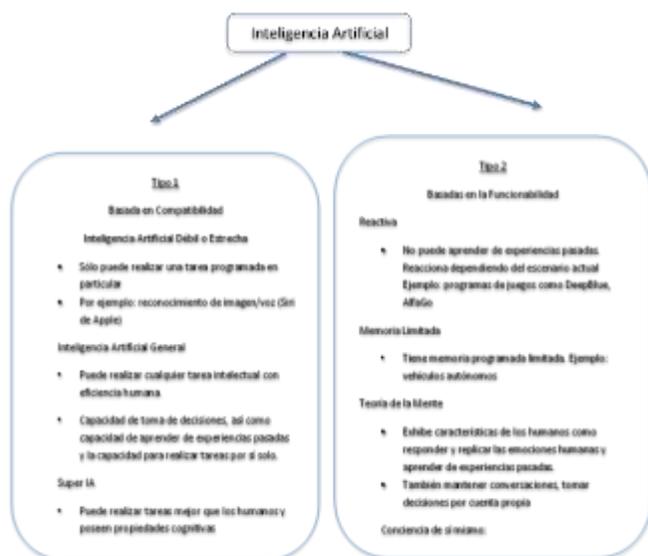


Gráfico N° 1. Tipos de Inteligencia Artificial.

Fuente: Majumder, A., & Sen, D. (2021).

Inteligencia Artificial General (AGI): Esta forma de inteligencia artificial no ha sido desarrollada en su totalidad, pero se proyecta a crear sistemas que comprendan, aprendan y actúen de la misma forma que la mente humana, alcanzando conocimientos, capacidades cognitivas y procesamiento de datos en volúmenes y capacidades nunca

alcanzadas (Atanasova et al., 2022). Ahora bien, al ser una tecnología en desarrollo, y antes que las máquinas puedan contar verdaderamente con inteligencia humana, es necesario comprender en su totalidad a la "Conciencia", algo que aún está en evolución (Zohuri & Mossavar-Rahmani, 2023).

Entre la inteligencia artificial general se encuentra la *Super Inteligencia Artificial (ASI)*. Es una tecnología que teóricamente supera la inteligencia humana en tareas, bien sea prácticas o mentales. Al igual que la AGI, aún es parte de un planteamiento teórico en pleno desarrollo (Atanasova et al., 2022).

Actualmente, la *Inteligencia Artificial Estrecha (ANI)* representa todos los ejemplos concretos existentes de implementación de la IA en la actualidad. Esta tecnología utiliza varios algoritmos secuenciales de pasos a seguir en forma de cálculos a ser resueltos mediante ordenadores (Silver et al., 2017), a su vez se trata de IA programada para realizar una sola tarea. Los automóviles sin conductor, las entregas con drones y las conversaciones con Alexa son aplicaciones de ANI que, hace apenas unos años eran parte del imaginario de ciencia ficción (Johri, 2020). Es por esta particularidad que también se le conoce como IA débil, refiriéndose su limitación a un área puntual (Fjelland, 2020).

En cuanto al *aprendizaje automático o Machine Learning (ML)*, un subconjunto de la IA estrecha se centra en el desarrollo de algoritmos, que puedan procesar datos y utilizar análisis estadísticos para detectar patrones y hacer inferencias, sin ser explícitamente programado.

Los algoritmos de ML se pueden clasificar en 3 categorías amplias: *supervisadas, no supervisadas y aprendizaje por refuerzo* [Gráfico N° 2 y 3]. (Majumder & Sen, 2021). Ahora bien, esta tecnología es posible a partir de la implementación de algoritmos que aprenden repetitivamente, desde datos de entrenamiento orientados al problema, permitiendo a las computadoras identificar información oculta, así como patrones complejos sin ser programados explícitamente (Janiesch et al., 2021). Cuantos más datos se proporcionen a su algoritmo, más preciso y pertinente se vuelve (D. Lee & Yoon, 2021). La idea con este tipo de tecnología, que se considera parte de la IA estadística, es que la máquina sea capaz de realizar las tareas necesarias

sin requerir un programador que lo comande.

Esto es posible hoy en día gracias a la enorme cantidad de información y Big Data disponible y la potencia en Hardware con la que es posible contar (London, 2023). Basándose en la información aprendida y al detectar regularidades en Big Data suministrada, el ML puede generar decisiones confiables y reproducibles (Janiesch et al., 2021).

Dependiendo de la tarea de aprendizaje a la cual la máquina sea expuesta, se presentan varias clases de algoritmos de ML, cada uno de ellos compuesto por múltiples especificaciones y variantes, llamados modelos de regresión, algoritmos basados en instancias, árboles de decisión, métodos bayesianos y Redes neuronales Artificiales (RNA) (Janiesch et al., 2021).

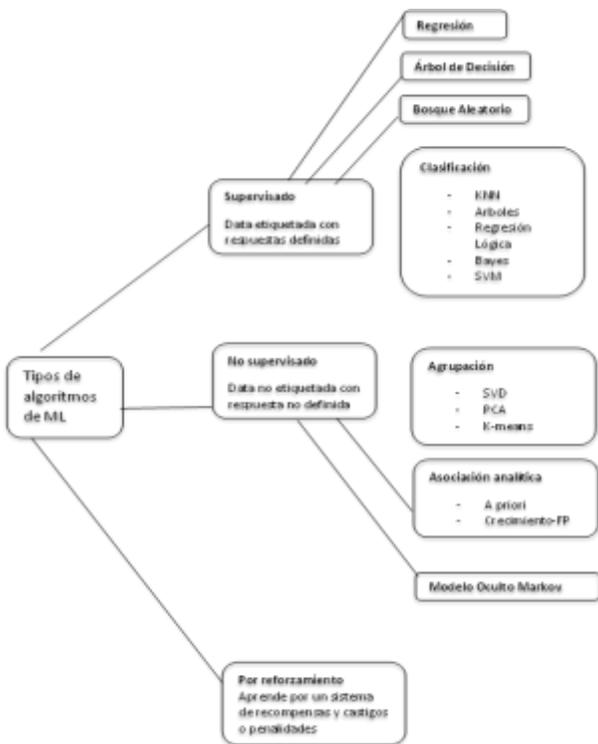


Gráfico N° 2. Tipos de Algoritmos de Machine Learning. Fuente: Majumder, A., & Sen, D. (2021).

De forma más específica, estas técnicas de enfoque en la IA, ofrecen estadística para ajustar modelos de Inteligencia Artificial a los datos y de esta forma “aprender” para así “entrenar” a estos modelos. En el sector salud, la aplicación más común de esta tecnología es la medicina de precisión: predecir qué protocolos de tratamiento pueden tener éxito, por ejemplo, de acuerdo con los datos recopilados (S.-I. Lee et al., 2018) [Gráfico N° 3].

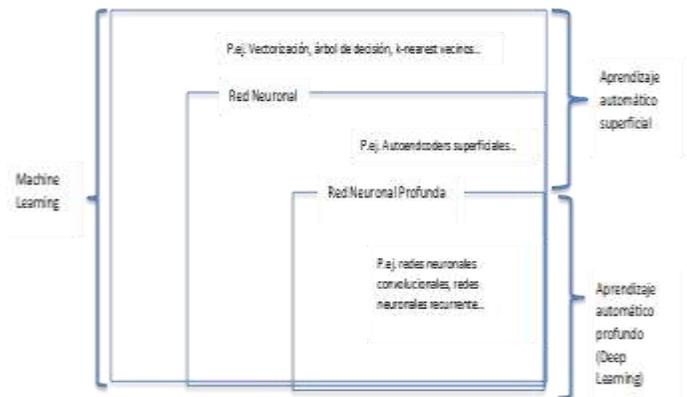


Gráfico N° 3. Deep Learning. Fuente: Kelleher (2016).

Con relación al *aprendizaje profundo* o *Deep Learning*, se trata de un campo relativamente nuevo de la IA fundamentado en redes neuronales artificiales. Estos algoritmos también requieren datos para aprender sobre la resolución de problemas (D. Lee & Yoon, 2021). Este es una evolución de algoritmos de ML, que utiliza un nivel jerárquico de *Redes Neuronales Artificiales (RNA)* para progresivamente extraer características a partir de una entrada o input (Majumder & Sen, 2021). Específicamente, consisten en representaciones matemáticas de unidades de procesamiento conectadas las cuales se conocen como “neuronas artificiales”. Es así como, recordando las sinapsis en el cerebro, cada conexión entre neuronas transmite señales cuya intensidad puede amplificarse o atenuarse continuamente durante el proceso de aprendizaje. Estas señales serán procesadas por las neuronas siguientes, si se supera cierto umbral determinado de activación para su función. Normalmente, las neuronas se organizan en redes con diferentes capas, una primera capa de recepción o “input”, que recibe la información y una última capa o “output” que produce la respuesta.

Entre estas se encuentran ninguna o muchas capas ocultas que son encargadas de aprender un patrón no lineal entre el “input” y el “output” (Janiesch et al., 2021).

Es por lo que esta tecnología fundamentada en Redes Neuronales Artificiales es considerada una de las IA más sofisticadas al emular el proceso neuronal del cerebro humano interconectando nodos o neuronas artificiales. Son estos nodos los encargados de descifrar y procesar la información para enviarla a la siguiente capa hasta que una respuesta o “output” sea producido. Implementando esta metodología, es posible que esta red de neuronas artificiales aprenda a producir los resultados pertinentes (London, 2023).

De esta forma, el Deep Learning es particularmente útil en el procesamiento de Big Data. Así también, el ML o aprendizaje automático superficial lo es para datos de baja dimensión de entrada, usualmente en casos de disponibilidad limitada de datos de entrenamiento, logrando producir resultados superiores que incluso tienden a ser mejor interpretables que las generadas por redes neuronales profundas (Rudin, 2019).

Las variaciones más populares de Deep Learning [Gráfico N° 4] son CNN o *red neuronal convolucional*, por su traducción al español y RNN (*Recurrent Neural Network*) o *Red Neuronal Recurrente*, en español. Mientras que el primero se utiliza para la imagen, RNN puede manejar datos secuenciales como texto y voz (Majumder & Sen, 2021). En este sentido, con el tiempo han surgido varias arquitecturas DL. Aunque básicamente cada arquitectura se puede utilizar para distintas áreas, algunas arquitecturas son más adecuadas para datos específicos como series de tiempo o imágenes.

Las variantes arquitectónicas son en su mayoría caracterizadas por los tipos de capas, unidades neuronales y conexiones que utilizan (Leijnen & Veen, 2020).

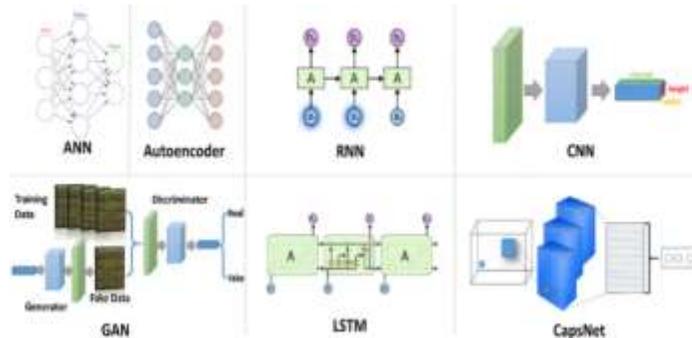


Gráfico N° 4. Modelos de Aprendizaje Profundo.

Fuente: Arquitectura de los Principales Modelos de Aprendizaje Profundo, tomado de ArcGIS Pro (2020).

4. Red neuronal convolucional (CNN)

Se trata de una arquitectura de profundidad que es más comúnmente implementada para analizar imágenes visuales. Las CNN se basan en el método de perceptrones multicapa y representan redes conectadas, donde cada nodo/neurona en una capa está (completamente) conectado a todos los nodos de la siguiente capa.

En este sentido, una red neuronal artificial propiamente dicha es un conjunto de unidades conectadas y sintonizables que pueden pasar una señal de una unidad a otra, siendo las CNN capas de unidades de convolución que reciben información de unidades de la capa anterior y en conjunto producen una proximidad. El principio que sustenta esta arquitectura es calcular y combinar masivamente mapas de características que permitan inferir relaciones no lineales entre la señal de entrada y la salida o respuesta final. Esta CNN es popular para la extracción, selección y reducción de características, principalmente para la clasificación de conjuntos de datos de imágenes (Koumakis, 2020), implementándose principalmente en tareas para la visión por computadora y el reconocimiento de voz, así como, conjuntos de datos con relaciones espaciales, donde las columnas y filas no son intercambiables. Esta arquitectura permite el aprendizaje jerárquico de características. Por ejemplo, en el reconocimiento de objetos en imágenes, las primeras capas de la red son responsables de extraer características básicas en forma de bordes y esquinas.

Seguidamente, estos se agregan a características más complejas en las últimas capas asemejándose más a la realidad para finalmente, a partir de las funciones generadas automáticamente, usar la predicción para reconocer objetos de interés en nuevas imágenes (Janiesch et al., 2021).

5. Redes Neuronales Recurrentes (RNN)

Por su parte, las redes neuronales recurrentes (RNN) proyectan una función similar a las redes neuronales de avance regulares (FNN por sus siglas en inglés) donde las conexiones entre nodos forman una red dirigida a lo largo de una secuencia temporal. Esto produce un comportamiento dinámico temporal y, además, integración de la memoria interna. Una de las fortalezas de los RNN es la idea de que los modelos pueden conectar información de una tarea anterior a la tarea actual (Koumakis, 2020). Otra definición explica a su arquitectura como una inclusión de bucles de retroalimentación internos, permitiendo el aprendizaje secuencial de patrones a modelos tiempo dependientes, formando una memoria. Estas RNN se implementan para pronosticar series de tiempo, predecir el comportamiento de procesos o en tareas de Procesamiento de Lenguaje Natural, como transducción de secuencias y traducción automática neuronal (Heinrich et al., 2021).

6. Redes Neuronales Generativas (GAN)

Las redes neuronales generativas tienen como objetivo aprender una distribución de probabilidad sobre un conjunto de datos de entrenamiento, buscando generar aleatoriamente nuevas muestras de datos con algunas variaciones. Para ello, las GAN constan de dos subredes; la primera red es una red generadora que captura la distribución de la entrada o "input" y genera nuevos ejemplos. La segunda red es una red discriminadora que intenta distinguir ejemplos reales de los generados artificialmente. Estas redes son entrenadas juntas en un juego no cooperativo de suma cero, donde la ganancia de una red implica la pérdida de otra, hasta que el discriminador ya no puede distinguir entre ambos tipos de muestras (Janiesch et al., 2021).

En otras palabras, una red genera datos sintéticos realistas, mientras que la segunda evalúa la autenticidad de los datos (si pertenecen al conjunto de datos de entrenamiento o no). Esta tecnología ha demostrado mejorar precisión en muchos ámbitos, incluida la genómica (Koumakis, 2020).

7. Autoencoder

Se trata de un modelo de aprendizaje profundo diseñado para aprender sobre la representación de características de datos de manera no supervisada. Esta estructura incluye un codificador y un decodificador. El codificador asigna los datos originales al espacio de características, mientras que el decodificador reconstruye la entrada a partir de la representación de características (Qian et al., 2022). Esta arquitectura "aprende" una representación (codificador) de los datos entrenando a la red para ignorar el "ruido" y producir un resultado (Koumakis, 2020).

8. Long Short Term Memory (LSTM)

La memoria larga a corto plazo (LSTM) es una variación de las Redes Neuronales Recurrentes (RNN por sus siglas en inglés) capaces de aprender a largo plazo. En esencia, una unidad LSTM tiene una celda/nodo, una puerta para la entrada, una puerta para la salida y una puerta de olvido. El nodo tiene en cuenta valores durante intervalos de tiempo, mientras que las puertas de entrada/salida regulan el flujo de información (Koumakis, 2020). Este flujo de información controlado dentro de la célula permite a la red memorizar múltiples dependencias de tiempo con diferentes características (Lindemann et al., 2021).

9. IA Aplicada en el área de la Salud

La llamada Big Data en conjunto con la Informática de alto rendimiento, han sido las piezas fundamentales para el desarrollo e implementación de la IA y sus modelos, para innovar en el sector. De forma relevante, se han desarrollado avances principalmente en los campos médicos de radiología, anestesiología, dermatología, cirugía y farmacia (Sapci & Sapci, 2020). Así pues, se puede predecir que la IA influirá en todas las disciplinas del área de la salud de diversos grados, a partir de su nivel de complejidad y según la naturaleza de las tareas. Por ejemplo, en aquellas tareas repetitivas y basadas en el procesamiento de datos (Charow et al., 2021) como la

extracción de información de historias clínicas, el diseño de planes de tratamiento, cirugías robóticas, operaciones, gerencia hospitalaria, interpretación de datos clínicos (Davenport), desempeño de ensayos clínicos (Beck) dispositivos sanitarios conectados (Durkin, 2019), entre muchas otras áreas.

En relación con la tecnología de IA aplicada al área de la salud la Administración de Alimentos y Medicamentos de EE.UU. (Food and Drugs Administration (FDA), 2019) clasifica este tipo de software en tres clases: (a) *software como dispositivo médico (SaMD)* (b) *software en un dispositivo médico* (c) *software utilizado en la fabricación o mantenimiento de un dispositivo médico*.

Específicamente, el SaMD se define como el software basado en IA/ML, cuando está destinado a tratar, diagnosticar, curar, mitigar o prevenir enfermedades u otras afecciones, son dispositivos médicos según la Ley FD&C denominados Software como Dispositivo Médico (Food and Drugs Administration (FDA), 2019). Las aplicaciones más relevantes de los SaMD abarcan aplicaciones de smartphone para ver imágenes radiológicas con fines de diagnóstico incluyendo, por ejemplo, softwares de detección asistida para la detección de cáncer de mama, entre otros (Asan et al., 2020). Esta tecnología consiste en algoritmos "bloqueados" o de "aprendizaje continuo". Así pues, los algoritmos bloqueados generan el mismo resultado siempre desde un "input" o entrada determinada. En cambio, los algoritmos de aprendizaje continuo se modifican en tiempo real en función de los datos externos que van ingresando, no se trata de versiones en software controladas (Carolan et al., 2022).

Se podría resaltar dos ventajas principales en la adopción de IA en el área de la Salud; en primer lugar, la IA puede aprender de la Big Data (Davenport & Kalakota, 2019) de forma más eficiente que los médicos, desde su capacidad humana. En segundo lugar, los softwares de IA pueden realizar tareas predeterminadas con mayor precisión. La IA puede estar en un estado activo continuo sin comprometer su rendimiento: no se agota como

los humanos. Esta característica de la tecnología de IA representa una ventaja en la ejecución de situaciones quirúrgicas complicadas, por ejemplo (Asan et al., 2020).

Aplicaciones más relevantes en el área de la Salud (Bohr & Memarzadeh, 2020):

- Medicina de Precisión
- Genética
- Descubrimiento y Desarrollo de drogas
- Inteligencia Artificial y Visualización Médica
- Registros de salud personales inteligentes
- Procesamiento de Lenguaje Natural
- Investigación
- Precalificación Hospitalaria (triaje)
- Dispositivos impulsados por robótica e inteligencia artificial

10. Medicina de Precisión

Con relación a herramientas complementadas con IA, estas son capaces de mejorar las decisiones y gestión, así como promover la medicina de precisión en el ámbito de la Salud (He et al., 2023). Esta especialidad integrada en la atención sanitaria permite generar diagnósticos más precisos, predecir el riesgo de enfermedades antes de que aparezcan los síntomas y diseñar planes de tratamiento personalizados, optimizando la seguridad y la eficiencia gracias a la incorporación de diferentes tecnologías de análisis y recopilación de datos (Johnson et al., 2021). En otras palabras, los algoritmos de IA/ML pueden analizar datos clínicos muy heterogéneos sin suposiciones, de forma precisa para su posterior predicción y clasificación (Mathur et al., 2020).

En la investigación de Degroat et al., se identificaron 18 biomarcadores transcriptómicos que son significativos en pacientes con Enfermedades Cardiovasculares (ECV), la predicción de la precisión fue de 96%. Implementando exitosamente su modelo de Machine Learning. A partir del registro de datos clínicos recopilados durante la investigación, se logró identificar pacientes con ECV en función de sus perfiles de biomarcadores (DeGroat et al., 2024). Así mismo, en investigaciones realizadas en pacientes con

Enfermedad Renal Crónica, la medicina de precisión y su sinergia con la IA, promete transformar el tratamiento de la ERC y mejorar los resultados de los pacientes (Nageeta et al., 2023).

11. Genética

Se proyecta ofrecer en la próxima década a una gran parte de la población mundial la secuenciación completa del genoma, ya sea al nacer o en la vida adulta, estimando que dicha secuencia ocupará 100.150 GB de datos, lo que permitirá una gran herramienta para la medicina de precisión y la genética. Entendiendo que el sistema sanitario actual necesitaría un rediseño y nuevas herramientas para poder procesar dichos datos y sacar provecho de estos (Bohr & Memarzadeh, 2020).

Hoy en día, el desarrollo de “endonucleasas programables” ha optimizado la ingeniería genética y contribuido a facilitar el proceso de modificación genética y diagnóstico, reduciendo drásticamente los costos. A su vez, distintas técnicas de aprendizaje automático permiten predecir mutaciones, así como, desarrollar predictores de actividad y variantes genéticas más confiables, desde sus algoritmos (Habehh & Gohel, 2021).

Por su parte, un novedoso estudio sobre Deep Learning basado en la optimización, implementando partículas binarias con árbol de decisión (BPSO-DT) y red neuronal convolucional (CNN) para clasificar diferentes tipos de cáncer basándose en datos recopilados en dicho estudio, logrando una precisión general de las pruebas de 96,90% en cuanto a la clasificación de diferentes tipos de cáncer, basándose en la data correspondiente a expresión génica de secuencia de ARN tumoral (RNA-Seq)(Khalifa et al., 2020).

12. Descubrimiento y Desarrollo de drogas

Actualmente muchos científicos expertos en datos trabajan en optimizar la predicción de la interacción entre drogas, a partir de diversos modelos de IA (Shi et al., 2019). De acuerdo con las investigaciones, el uso de estas tecnologías mejora la toma de decisiones, optimiza la

innovación, mejora la eficiencia de la investigación/ensayos clínicos y crea nuevas herramientas beneficiosas para médicos, consumidores, aseguradoras y reguladores. Entre las principales empresas farmacéuticas que han incluido IA en sus procesos se destaca Roche, Pfizer, Merck, AstraZeneca, GSK, Sanofi, AbbVie, Bristol-Myers Squibb y Johnson & Johnson. De la misma forma en 2018, el Instituto Tecnológico de Massachusetts (MIT) en asociación con Novartis y Pfizer, transformaron el proceso de diseño y fabricación de fármacos con su Consorcio de Aprendizaje Automático para el Descubrimiento y la Síntesis de Farmacéuticos (Raza et al., 2022).

Esta inclusión de tecnologías de IA proporciona a los farmacéuticos herramientas y sistemas que optimizan la toma de decisiones clínicas basadas en evidencia pues, al implementar algoritmos de inteligencia artificial y aprendizaje automático, los farmacéuticos son capaces de analizar rápidamente grandes cantidades de datos de pacientes, incluidos registros médicos, resultados de laboratorio y perfiles de medicamentos. Esto permite identificar posibles interacciones entre medicamentos, evaluar la seguridad y eficacia de los medicamentos y hacer recomendaciones informadas adaptadas a pacientes individuales (Chalasanani et al., 2023).

13. Inteligencia Artificial y Visualización Médica

La sinergia entre la informática de alto rendimiento y el aprendizaje automático (ML) ofrece la capacidad de manejar grandes datos de imágenes médicas para un diagnóstico optimizado y preciso, reduciendo la significativa variabilidad intra e inter-observador, lo que incrementa exponencialmente la transparencia de los hallazgos clínicos. Esta tecnología permite realizar automáticamente evaluaciones cuantitativas de imágenes médicas complejas a partir de modelos de DL como redes neuronales convolucionales (CNN), redes neuronales recurrentes, memoria a corto plazo, redes generativas adversarias, entre otras (Olveres et al., 2021). La aplicación de esta tecnología no solo puede mejorar en gran medida la eficiencia y precisión del trabajo de los médicos, también reducir los errores médicos y los costos de tratamiento innecesarios para los pacientes (Ma et al., 2023).

Chaoyi(Wu et al., 2023) et. al., ponen a prueba el desempeño del LLM (Large Language Model) desarrollado por la empresa OpenAI GPT-4V(ision), específicamente en el ámbito del diagnóstico de la medicina multimodal. Este estudio incluyó 17 sistemas del cuerpo humano, incluido el Sistema Nervioso Central, Cabeza y Cuello, Cardiovascular, Hematología, Hepatobiliar, Gastrointestinal, Urogenital, Ginecología, Obstetricia, Mastología, Musculoesquelético, Columna Vertebral, Vascular, Oncología, Traumatología, Pediatría, con imágenes tomadas de 8 modalidades utilizadas en la rutina clínica diaria, por ejemplo, rayos X, tomografía computarizada (TC), imágenes por resonancia (MRI), tomografía por emisión de positrones (PET), angiografía por sustracción digital (DSA), mamografía, ultrasonido y patología. En dicho estudio se probó la capacidad del GPT-4V en múltiples tareas clínicas con o sin historial de pacientes, incluyendo la modalidad de imágenes y el reconocimiento de la anatomía, el diagnóstico de enfermedades, generación de informes y localización de enfermedades. El estudio resalta las competencias que demuestra este modelo al distinguir entre modalidades de imagen y anatomía, además que aún enfrenta importantes desafíos en el diagnóstico de las enfermedades y en la generación integral informes.

Por su parte, la investigación realizada por Kaliki et al. (46), que tuvo como objetivo explorar la utilidad de la inteligencia artificial (IA) y el aprendizaje automático en el diagnóstico y agrupación del retinoblastoma intraocular (iRB), a partir de una investigación observacional retrospectiva, utilizando Machine Learning y Visión por Computador (OpenCV), demostró que el modelo de IA para iRB es altamente sensible en la detección de Retinoblastoma (RB) con alta especificidad para la clasificación de iRB. Es así como, de 771 imágenes de fondo de ojo de 109 ojos, 181 imágenes no tenían tumor y 590 imágenes mostraban iRB, según la revisión realizada por dos oncólogos oculares independientes (con una variabilidad interobservador de <1%). La sensibilidad, la especificidad, el valor predictivo positivo y el

valor predictivo negativo del modelo de IA entrenado fueron de 85 %, 99 %, 99,6 % y 67 %, respectivamente. De 109 ojos, la sensibilidad, la especificidad, el valor predictivo positivo y el valor predictivo negativo para la detección de RB mediante el modelo de IA fueron del 96 %, 94 %, 97 % y 91 %, respectivamente. De estos, los ojos eran normales (n = 31) o pertenecían al grupo A (n = 1), B (n = 22), C (n = 8), D (n = 23) y E (n = 24) RB basado en la revisión de dos oncólogos oculares independientes (con una variabilidad interobservador de 0%). La sensibilidad, la especificidad, el valor predictivo positivo y el valor predictivo negativo del modelo de IA entrenado fueron del 100 %, 100 %, 100 % y 100 % para el grupo A; 82%, 20 21 98%, 90% y 96% para el grupo B; 63%, 99%, 83% y 97% para el grupo C; 78%, 98%, 90% y 94% para el grupo D, y 92%, 91%, 73% y 98% para el grupo E, respectivamente.

14. Registros de salud personales inteligentes

Las bases de datos en el área sanitaria usualmente contienen historial de encuentros hospitalarios, registros de diagnósticos e intervenciones, laboratorio pruebas, imágenes médicas y narrativas clínicas. Estos conjuntos de datos sirven como fuente de información para la construcción de modelos predictivos que puedan ayudar a los médicos con el diagnóstico y apoyo a diversas decisiones de tratamiento. Gracias a la madurez de las herramientas de IA es posible extraer todo tipo de información e incluso correlacionar entre eventos médicos históricos y futuros (Bohr & Memarzadeh, 2020).

Un ejemplo de esto es el estudio realizado por Kogan et. al 2023 en el que tuvo como objetivo desarrollar un modelo de aprendizaje automático (ML) para identificar pacientes con probabilidad de sufrir hipertensión pulmonar (HP), a partir de una gran base de datos de registros médicos electrónicos (EHR) en paciente en EE. UU. En este estudio se identificaron 11.279.478 controles y 115.822 pacientes con HP (edad media, respectivamente: 62 y 68 años, ambos 53% mujeres). Así pues, el modelo final utilizó 165 características, siendo las características predictivas más importantes el diagnóstico de insuficiencia cardíaca, dificultad para respirar y fibrilación auricular. El modelo predijo la HP hasta 18 meses antes del diagnóstico y más allá. Entre los pacientes con HP, también se identificaron 955 pacientes con hipertensión arterial pulmonar (HAP) y 1432 pacientes con hipertensión pulmonar tromboembólica crónica

(HPTEC), y el rango de AUROC obtenidos para estas cohortes fue de 0,79 a 0,90 y de 0,87 a 0,96, respectivamente.

15. Procesamiento de Lenguaje Natural

Este campo incluye implementaciones como reconocimiento de voz, análisis de texto, traducción y otros objetivos relacionados con el lenguaje. En este tipo de aplicación hay dos variantes: PLN estadística y semántica. El PLN estadístico se fundamenta en la máquina, (redes neuronales de aprendizaje profundo en particular) esto requiere un gran "corpus" o cuerpo de lenguaje del cual aprender. En el sector salud, las aplicaciones dominantes de la PLN implican la creación, comprensión y clasificación de la documentación clínica e investigaciones publicadas. Los sistemas de PLN pueden analizar notas clínicas no estructuradas sobre pacientes, preparar informes de exámenes médicos, transcribir las interacciones del paciente e incluso implementar IA conversacional (Davenport & Kalakota, 2019).

16. Investigación

De acuerdo con el director general de ChatGPT, el impacto potencial de esta nueva familia de tecnología de IA, que es considerado un Large Language Model, podría ser tan grande como el de "la imprenta", resaltando sus importantes aplicaciones en diversas áreas, como modelos de negocio y la investigación académica (Budhwar et al., 2023). Con la IA es posible acelerar el proceso de la investigación médica. En los últimos años, se ha formado un número cada vez mayor de asociaciones entre empresas de biotecnología, tecnología médica y farmacéuticas para acelerar especialmente el descubrimiento de nuevos medicamentos.

En un mundo donde la investigación es costosa y los tratamientos efectivos para ciertas condiciones aún están por idearse, la colaboración entre varias disciplinas es clave (Bohr & Memarzadeh, 2020). Un buen ejemplo de esta colaboración se ve en un reciente gran avance para el descubrimiento de antibióticos, donde los investigadores idearon y entrenaron una red neuronal que "aprendió" activamente las propiedades de un vasto número de

moléculas para identificar aquellas que inhiben el crecimiento de E. coli, una especie de bacteria Gram negativa que es de alta resistencia bacteriana (Stokes et al., 2020).

Cabe destacar, los últimos temas de investigación incluyen mecanismos supresores de tumores, extracción de información sobre la interacción proteína-proteína, generación de asociaciones genéticas del genoma humano para ayudar a transferir los descubrimientos del genoma a las prácticas sanitarias, entre otros. Resaltando la posibilidad que tienen los investigadores biomédicos, de realizar de manera eficiente, la exigente tarea de resumir la literatura sobre un tema de interés determinado con la ayuda de un enfoque de IA basado en gráficos semánticos. Además, colaborar con ellos, no solo a buscar, sino también a clasificar la literatura de interés en ocasiones, cuando el número de artículos de investigación supera la legibilidad, por ejemplo. Esto permite a los investigadores formular y probar hipótesis científicas precisas, que son una parte muy importante de la investigación biomédica (Rego Rodríguez et al., 2022).

17. Precalificación Hospitalaria (triaje)

Previo al contacto de primera mano con el médico, los robots de IA son capaces de identificar si ciertos síntomas justifican una conversación real con un médico. Para esto se hacen muchas preguntas al paciente, con base a cada respuesta, el software comanda al usuario a realizar acciones específicas. Estas preguntas y respuestas suelen ser revisadas por profesionales médicos en cada etapa para garantizar su precisión. En casos de ser requerido, se da el mensaje general "Debería consultar a un médico" y se indica al paciente que reserve una cita con un médico de atención primaria (Bohr & Memarzadeh, 2020).

18. Dispositivos impulsados por robótica e inteligencia artificial

Cada vez se hace más común la producción de robots cuyos "cerebros" incluyen Inteligencia Artificial, un ejemplo de esto es la inclusión del reconocimiento de imágenes a esta tecnología (Davenport & Kalakota, 2019). De forma tangible, actualmente los robots físicos proveen habilidades especiales a los Cirujanos, sin reemplazar su criterio, y se hace cada vez más evidente la implementación de herramientas

robóticas en especialidades como ginecología, urología y cirugía de cabeza y cuello (Hussain et al., 2014). De la misma forma, destacan los asistentes robóticos para rehabilitación y asistencia al paciente, robots que se integran en implantes y prótesis, y robots utilizados para ayudar a los médicos y otro personal sanitario con sus tareas (Rego Rodríguez et al., 2022), automatizando los procesos, disminuyendo el error humano y manteniendo un alto nivel de exactitud y precisión (Secinaro et al., 2021).

El sistema quirúrgico robótico Da Vinci puede imitar los movimientos de la mano de un cirujano con mayor precisión. Además, las aplicaciones existentes de la IA en diversos ámbitos, como AlphaStar (un robot de IA que supera a un jugador experto en un videojuego) y LYNA (una IA capaz de detectar el cáncer de mama utilizando imágenes de biopsias de ganglios linfáticos), informan de resultados satisfactorios comparables a la toma de decisiones humana (Asan et al., 2020).

19. Conclusiones

La integración de la Inteligencia Artificial en el campo de la salud sin duda alguna, constituye una adición revolucionaria para el sector. El uso de esta herramienta ha cambiado la forma de atención al paciente, ya sea con diagnósticos más precisos, cirugías más seguras y tratamientos predictivos; además de suministrar y procesar hasta millones de datos en tiempo real, superando la capacidad humana. Esta sinergia entre la máquina y el ser humano en el área médica específicamente, representa un hito importante en la historia de las Ciencias de la Salud gracias a la capacidad de dicha tecnología, para transformar la ejecución de procesos.

De esta forma, la optimización, el enriquecimiento, el aumento de los márgenes de precisión, la disminución de los márgenes de error humano, entre muchas otras bondades, son posibles gracias a la incorporación de esta tecnología en el área de la salud. Con su implementación, la IA ha permitido redefinir la atención al paciente.

Desde los proyectos accesibles y económicos de análisis de imágenes y exámenes médicos, así como con los avances en la predicción de la respuesta personalizada a los medicamentos, la optimización de su selección y dosificación, entre muchos otros avances, generan un ecosistema ideal para la innovación y aplicaciones en la atención médica y servicios de la salud (Rego Rodríguez et al., 2022). Ahora bien, es importante destacar el hecho que, la eficacia y completa implementación de las tecnologías basadas en IA en la atención médica requieren de la participación de los profesionales de la salud, tanto en su desarrollo como en la validación de estas tecnologías. Es por lo que, son ellos los protagonistas en ejercer la transformación de los procesos en gestión y atención, para garantizar así la adopción de la IA en las diferentes especialidades y organizaciones (Charow et al., 2021).

Así mismo, debe existir una comunicación continua entre los reguladores de la tecnología, los desarrolladores y los usuarios finales, para garantizar el correcto uso e implementación de la tecnología, optimizando la eficacia clínica y garantizando la seguridad del paciente (Carolan et al., 2022).

20. Fuentes de financiación

El presente trabajo ha sido desarrollado con el apoyo académico de la Dirección de Tecnología Avanzada de la Universidad de Carabobo

21. Referencias

- Asan, O., Bayrak, A. E., & Choudhury, A. (2020). Artificial Intelligence and Human Trust in Healthcare: Focus on Clinicians. *Journal of Medical Internet Research*, 22(6), e15154. <https://doi.org/10.2196/15154>
- Atanasova, A., Marinova, N., & Iliev, K. (2022). Interaction Between Types Of Artificial Intelligence. *Scientific Research and Education in the Air Force*, 35–41. <https://doi.org/10.19062/2247-3173.2022.23.4>
- ArcGIS Pro (2020). Arquitectura de los Principales Modelos de Aprendizaje Profundo Documento en línea, extraído desde: <https://pro.arcgis.com/es/pro-app/latest/tool-reference/image->

- analyst/overview-of-the-deep-learning-models.htm
- Bohr, A., & Memarzadeh, K. (2020). The rise of artificial intelligence in healthcare applications. En A. Bohr & K. Memarzadeh (Eds.), *Artificial Intelligence in Healthcare* (pp. 25–60). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818438-7.00002-2>
- Budhwar, P., Chowdhury, S., Wood, G., Aguinis, H., Bamber, G. J., Beltran, J. R., Boselie, P., Lee Cooke, F., Decker, S., DeNisi, A., Dey, P. K., Guest, D., Knoblich, A. J., Malik, A., Paauwe, J., Papagiannidis, S., Patel, C., Pereira, V., Ren, S., ... Varma, A. (2023). Human resource management in the age of generative artificial intelligence: Perspectives and research directions on ChatGPT. *Human Resource Management Journal*, 33(3), 606–659. <https://doi.org/10.1111/1748-8583.12524>
- Carolan, J. E., McGonigle, J., Dennis, A., Lorgelly, P., & Banerjee, A. (2022). Technology-Enabled, Evidence-Driven, and Patient-Centered: The Way Forward for Regulating Software as a Medical Device. *JMIR Medical Informatics*, 10(1), e34038. <https://doi.org/10.2196/34038>
- Chalasan, S. H., Syed, J., Ramesh, M., Patil, V., & Pramod Kumar, T. M. (2023). Artificial intelligence in the field of pharmacy practice: A literature review. *Exploratory Research in Clinical and Social Pharmacy*, 12, 100346. <https://doi.org/10.1016/j.rcsop.2023.100346>
- Charow, R., Jeyakumar, T., Younus, S., Dolatabadi, E., Salhia, M., Al-Mouaswas, D., Anderson, M., Balakumar, S., Clare, M., Dhalla, A., Gillan, C., Haghzare, S., Jackson, E., Lalani, N., Mattson, J., Peteanu, W., Tripp, T., Waldorf, J., Williams, S., ... Wiljer, D. (2021). Artificial Intelligence Education Programs for Health Care Professionals: Scoping Review. *JMIR Medical Education*, 7(4), e31043. <https://doi.org/10.2196/31043>
- Davenport, T., & Kalakota, R. (2019). The potential for artificial intelligence in healthcare. *Future Healthcare Journal*, 6(2), 94–98. <https://doi.org/10.7861/futurehosp.6-2-94>
- DeGroot, W., Abdelhalim, H., Patel, K., Mendhe, D., Zeeshan, S., & Ahmed, Z. (2024). Discovering biomarkers associated and predicting cardiovascular disease with high accuracy using a novel nexus of machine learning techniques for precision medicine. *Scientific Reports*, 14(1), 1. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-50600-8>
- Durkin, K. (2019). Artificial Intelligence-driven Smart Healthcare Services, Wearable Medical Devices, and Body Sensor Networks. *American Journal of Medical Research*, 6(2), 37.
- Fjelland, R. (2020). Why general artificial intelligence will not be realized. *Humanities and Social Sciences Communications*, 7(1), 10. <https://doi.org/10.1057/s41599-020-0494-4>
- Food and Drugs Administration (FDA). (2019). Proposed regulatory framework for modifications to artificial intelligence/machine learning (AI/ML)-based Software as a Medical Device (SaMD).
- Grudin, J. (2019). Anticipating the Future of HCI by Understanding Its Past and Present. Extended Abstracts of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 1–4. <https://doi.org/10.1145/3290607.3298806>
- Habehh, H., & Gohel, S. (2021). Machine Learning in Healthcare. *Current Genomics*, 22(4), 291–300.

- <https://doi.org/10.2174/1389202922666210705124359>
- He, X., Liu, X., Zuo, F., Shi, H., & Jing, J. (2023). Artificial intelligence-based multi-omics analysis fuels cancer precision medicine. *Seminars in Cancer Biology*, 88, 187–200. <https://doi.org/10.1016/j.semcancer.2022.12.009>
- Heinrich, K., Zschech, P., Janiesch, C., & Bonin, M. (2021). Process data properties matter: Introducing gated convolutional neural networks (GCNN) and key-value-predict attention networks (KVP) for next event prediction with deep learning. *Decision Support Systems*, 143, 113494. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2021.113494>
- Hussain, A., Malik, A., Halim, M. U., & Ali, A. M. (2014). The use of robotics in surgery: a review. *International Journal of Clinical Practice*, 68(11), 1376–1382. <https://doi.org/10.1111/ijcp.12492>
- 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>
- Johnson, K. B., Wei, W., Weeraratne, D., Frisse, M. E., Misulis, K., Rhee, K., Zhao, J., & Snowdon, J. L. (2021). Precision Medicine, AI, and the Future of Personalized Health Care. *Clinical and Translational Science*, 14(1), 86–93. <https://doi.org/10.1111/cts.12884>
- Johri, A. (2020). Artificial intelligence and engineering education. *Journal of Engineering Education*, 109(3), 358–361. <https://doi.org/10.1002/jee.20326>
- Kaliki, S., Vempuluru, V., Ghose, N., Patil, G., Viriyala, R., & Dhara, K. (2023). Artificial intelligence and machine learning in ocular oncology: Retinoblastoma. *Indian Journal of Ophthalmology*, 71(2), 424. https://doi.org/10.4103/ijo.IJO_1393_22
- Kelleher (2016) Deep learning. **Ediciones:** The MIT Press (2016)
- Khalifa, N. E. M., Taha, M. H. N., Ezzat Ali, D., Slowik, A., & Hassanien, A. E. (2020). Artificial Intelligence Technique for Gene Expression by Tumor RNA-Seq Data: A Novel Optimized Deep Learning Approach. *IEEE Access*, 8, 22874–22883. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2970210>
- Kogan, E., Didden, E.-M., Lee, E., Nnewihe, A., Stamatiadis, D., Mataraso, S., Quinn, D., Rosenberg, D., Chehoud, C., & Bridges, C. (2023). A machine learning approach to identifying patients with pulmonary hypertension using real-world electronic health records. *International Journal of Cardiology*, 374, 95–99. <https://doi.org/10.1016/j.ijcard.2022.12.016>
- Koumakis, L. (2020). Deep learning models in genomics; are we there yet? *Computational and Structural Biotechnology Journal*, 18, 1466–1473. <https://doi.org/10.1016/j.csbj.2020.06.017>
- Lee, D. (2019). Effects of key value co-creation elements in the healthcare system: focusing on technology applications. *Service Business*, 13(2), 389–417. <https://doi.org/10.1007/s11628-018-00388-9>
- Lee, D., & Yoon, S. N. (2021). Application of Artificial Intelligence-Based Technologies in the Healthcare Industry: Opportunities and Challenges. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(1), 271.

- <https://doi.org/10.3390/ijerph18010271>
- Lee, S. M., & Lee, D. (2020). Healthcare wearable devices: an analysis of key factors for continuous use intention. *Service Business*, 14(4), 503–531.
<https://doi.org/10.1007/s11628-020-00428-3>
- Lee, S.-I., Celik, S., Logsdon, B. A., Lundberg, S. M., Martins, T. J., Oehler, V. G., Estey, E. H., Miller, C. P., Chien, S., Dai, J., Saxena, A., Blau, C. A., & Becker, P. S. (2018). A machine learning approach to integrate big data for precision medicine in acute myeloid leukemia. *Nature Communications*, 9(1), 42.
<https://doi.org/10.1038/s41467-017-02465-5>
- Leijnen, S., & Veen, F. van. (2020). The Neural Network Zoo. *Proceedings*, 47(1), 9.
<https://doi.org/10.3390/proceedings47010009>
- Lindemann, B., Müller, T., Vietz, H., Jazdi, N., & Weyrich, M. (2021). A survey on long short-term memory networks for time series prediction. *Procedia CIRP*, 99, 650–655.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2021.03.088>
- London, D. (2023). *Simply Artificial Intelligence*. Penguin Random House.
- Ma, D., Dang, B., Li, S., Zang, H., & Dong, X. (2023). Implementation of computer vision technology based on artificial intelligence for medical image analysis. *International Journal of Computer Science and Information Technology*, 1(1), 69–76.
<https://doi.org/10.62051/ijcsit.v1n1.10>
- Mahiddin, N. B., Othman, Z. A., Bakar, A. A., & Rahim, N. A. A. (2022). An Interrelated Decision-Making Model for an Intelligent Decision Support System in Healthcare. *IEEE Access*, 10, 31660–31676.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3160725>
- Majumder, A., & Sen, D. (2021). Artificial intelligence in cancer diagnostics and therapy: current perspectives. *Indian Journal of Cancer*, 58(4), 481–492.
https://doi.org/10.4103/ijc.IJC_399_20
- Mathur, P., Srivastava, S., Xu, X., & Mehta, J. L. (2020). Artificial Intelligence, Machine Learning, and Cardiovascular Disease. *Clinical Medicine Insights: Cardiology*, 14, 117954682092740.
<https://doi.org/10.1177/1179546820927404>
- McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (2006). A Proposal for The Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence. *AI Magazine*, 27(4).
- Minsky, M. (1967). *Semantic Information Processing*. (M. Minsky, Ed.). The MIT Press.
- Nageeta, F., Waqar, F., Allahi, I., Murtaza, F., Nasir, M., Danesh, F., Irshad, B., Kumar, R., Tayyab, A., Khan, M. S. M., Kumar, S., Varrassi, G., Khatri, M., Muzammil, M. A., & Mohamad, T. (2023). Precision Medicine Approaches to Diabetic Kidney Disease: Personalized Interventions on the Horizon. *Cureus*, 15(9), e45575.
<https://doi.org/10.7759/cureus.45575>
- Olveres, J., González, G., Torres, F., Moreno-Tagle, J. C., Carbajal-Degante, E., Valencia-Rodríguez, A., Méndez-Sánchez, N., & Escalante-Ramírez, B. (2021). What is new in computer vision and artificial intelligence in medical image analysis applications. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, 11(8), 3830–3853.

<https://doi.org/10.21037/qims-20-1151>

- Paranjape, K., Schinkel, M., & Nanayakkara, P. (2020). Short Keynote Paper: Mainstreaming Personalized Healthcare-Transforming Healthcare through new era of Artificial Intelligence. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 24(7), 1–1. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2020.2970807>
- Qian, J., Song, Z., Yao, Y., Zhu, Z., & Zhang, X. (2022). A review on autoencoder based representation learning for fault detection and diagnosis in industrial processes. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 231, 104–711. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2022.104711>
- Raza, M. A., Aziz, S., Noreen, M., Saeed, A., Anjum, I., Ahmed, M., & Raza, S. M. (2022). Artificial Intelligence (AI) in Pharmacy: An Overview of Innovations. *Innovations in pharmacy*, 13(2). <https://doi.org/10.24926/iip.v13i2.4839>
- Rego Rodríguez, F. A., Germán Flores, L., & Vitón-Castillo, A. A. (2022). Artificial intelligence and machine learning: present and future applications in health sciences. *Seminars in Medical Writing and Education*, 1, 9. <https://doi.org/10.56294/mw20229>
- Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*, 1(5), 206–215. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x>
- Sapci, A. H., & Sapci, H. A. (2020). Artificial Intelligence Education and Tools for Medical and Health Informatics Students: Systematic Review. *JMIR Medical Education*, 6(1), e19285. <https://doi.org/10.2196/19285>
- Secinaro, S., Calandra, D., Secinaro, A., Muthurangu, V., & Biancone, P. (2021). The role of artificial intelligence in healthcare: a structured literature review. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 21(1), 125. <https://doi.org/10.1186/s12911-021-01488-9>
- Shi, T., Yang, Y., Huang, S., Chen, L., Kuang, Z., Heng, Y., & Mei, H. (2019). Molecular image-based convolutional neural network for the prediction of ADMET properties. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 194, 103853. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2019.103853>
- Silver, D., Schrittwieser, J., Simonyan, K., Antonoglou, I., Huang, A., Guez, A., Hubert, T., Baker, L., Lai, M., Bolton, A., Chen, Y., Lillicrap, T., Hui, F., Sifre, L., van den Driessche, G., Graepel, T., & Hassabis, D. (2017). Mastering the game of Go without human knowledge. *Nature*, 550(7676), 354–359. <https://doi.org/10.1038/nature24270>
- Stokes, J. M., Yang, K., Swanson, K., Jin, W., Cubillos-Ruiz, A., Donghia, N. M., MacNair, C. R., French, S., Carfrae, L. A., Bloom-Ackermann, Z., Tran, V. M., Chiappino-Pepe, A., Badran, A. H., Andrews, I. W., Chory, E. J., Church, G. M., Brown, E. D., Jaakkola, T. S., Barzilay, R., & Collins, J. J. (2020). A Deep Learning Approach to Antibiotic Discovery. *Cell*, 180(4), 688-702.e13. <https://doi.org/10.1016/j.cell.2020.01.021>
- Suleimenov, I. E., Vitulyova, Y. S., Bakirov, A. S., & Gabrielyan, O. A. (2020). Artificial Intelligence. *Proceedings of the 2020 6th International Conference on*

Computer and Technology
Applications, 22–25.
<https://doi.org/10.1145/3397125.3397141>

- Turing, A. M. (1950). Computing Machinery and Intelligence. Oxford University Press on behalf of the Mind Association, 59(236), 433–460.
- Wu, C., Lei, J., Zheng, Q., Zhao, W., Lin, W., Zhang, X., Zhou, X., Zhao, Z., Zhang, Y., Wang, Y., & Xie, W. (2023). Can GPT-4V(ision) Serve Medical Applications? Case Studies on GPT-4V for Multimodal Medical Diagnosis.
- Zohuri, B., & Mossavar-Rahmani, F. (2023). Artificial General Intelligence (AGI) Unleashing The Power of Artificial General Intelligence: OpenAI's Pursuit of Generative AI. Mod App Matrl Sci, 5(4).