



Inteligencia Artificial en Ciencias de Laboratorio: Conceptos, aplicaciones y escenario actual en Costa Rica

José Arturo Molina Mora¹, y Marco Luis Herrera Hidalgo²

AFILIACIONES: ¹ Centro de Investigación en Enfermedades Tropicales (CIET), Centro de investigación en Hematología y Trastornos Afines (CIHATA), y Facultad de Microbiología, Universidad de Costa Rica. ²Caja Costarricense de Seguro Social (CCSS)

RESUMEN La inteligencia artificial (IA) se refiere a un conjunto de sistemas informáticos diseñados para imitar los procesos cognitivos humanos y llevar a cabo tareas de procesamiento y análisis de datos masivos. En las ciencias de laboratorio, el uso de IA ha sido documentada en diferentes aplicaciones para generar y analizar datos de laboratorio clínico, de epidemiología y de investigación, Así, este trabajo tuvo como objetivo de brindar los conceptos y contexto general de la aplicación de la IA en el área de las ciencias de laboratorio, para conocer su potencial y ámbito de acción, incluyendo la ejemplificación con experiencias que han sido usadas y desarrolladas en Costa Rica.

Del análisis, se evidencia que el desarrollo de la IA es todavía incipiente en la Microbiología y Química Clínica de Costa Rica, con aplicaciones incorporadas en algunos instrumentos específicos. Existe un creciente interés entre los profesionales de esta área por conocer e incorporar la IA en sus prácticas diarias. En investigación, se han desarrollado iniciativas interinstitucionales que han consolidado una gran diversidad de proyectos, colaboraciones internacionales y publicaciones científicas con uso de la IA en los laboratorios. Así, existe un gran potencial para usar IA en la generación y análisis de datos masivos en ciencias de laboratorio, permitiendo la mejora y optimización de procesos y consecuentemente el bienestar de la población.

PALABRAS CLAVE: Inteligencia Artificial, Datos Masivos, Ciencias de Laboratorio, Microbiología y Química Clínica, Costa Rica.

Dirección para correspondencia,
dirigida a:

José Arturo Molina Mora
jose.molinamora@ucr.ac.cr

Recibido: 28 de diciembre, 2024

Aceptado: 13 de enero 2025

Publicado: 15 de enero 2025

INTRODUCCIÓN La inteligencia artificial (IA) se refiere a un conjunto de sistemas informáticos diseñados para imitar los procesos cognitivos humanos, mediante el uso de procesadores y software avanzados (1) . Su objetivo principal es llevar a cabo tareas de procesamiento y análisis de datos, lo que permite diseñar estrategias para obtener información, establecer modelos que aprenden de los datos, realizar acciones predictivas y resolver problemas, facilitando así la toma de decisiones (2).

En el contexto de la revolución tecnológica que vivimos como sociedad, la capacidad de producir grandes volúmenes de datos es una realidad desde hace décadas (3,4). Esta generación masiva de información abarca todas las áreas, desde las transacciones comerciales y la movilidad de las personas, hasta los registros de la salud (4). Pese a estas oportunidades de generación de datos masivos, aún existen deficiencias en la capacidad de procesar tal cantidad de información. Desde un punto de vista de análisis de datos, esta paradoja se ha conceptualizado como la “maldición de la dimensionalidad”, donde la IA ha tenido un rol en reducir la brecha entre la generación y el procesamiento de datos (5). En las ciencias de laboratorio, esta revolución ha permitido recopilar y asociar datos de laboratorio con expedientes clínicos, realizar vigilancia epidemiológica y llevar a cabo investigaciones y análisis clínicos especializados (3). Además, la introducción de tecnologías moleculares de alto rendimiento y la bioinformática ha impulsado aún más esta transformación (6).

Este artículo se presenta con el objetivo de brindar los conceptos y contexto general de la aplicación de la IA en el área de las ciencias de laboratorio, para conocer su potencial y ámbito de acción, mediante la ejemplificación con experiencias que han sido desarrolladas en Costa Rica.

HISTORIA La historia de la IA se remonta a más de 70 años, con los primeros planteamientos realizados por Alan Turing en 1950, quien propuso la conjetura “¿Pueden las máquinas pensar?” (7). Posteriormente, en 1956, se acuñó el término "inteligencia artificial" (8). Desde entonces, una serie de hitos y avances han definido la era actual de la IA. En la Tabla 1 se presentan estos hitos, destacando tanto los fundamentos matemáticos y los progresos en sistemas de cómputo, así como, los avances científicos y aplicaciones en distintos ámbitos de la sociedad.

Tabla 1. Principales hitos históricos en el desarrollo de la IA*

Periodo	Evento o Hito	Descripción
Principios Siglo XX	Conceptos matemáticos y lógica	Inicio del desarrollo de ideas fundamentales de la lógica para la computación.
1936	Alan Turing – artículo “Números calculables”	Introduce las máquinas de Turing (máquinas capaces de realizar tareas sin intervención humana) y el concepto de algoritmo. Turing se considera el padre de la computación moderna y un pionero de la inteligencia artificial.
1941	Konrad Zuse – Primera computadora Z3	Creación de la primera computadora programable y automática.
1941	Isaac Asimov – Tres Leyes de la Robótica	Principios para regular la interacción entre robots y humanos.
1950	Alan Turing – artículo “Computing Machinery and Intelligence”	Plantea la pregunta <i>¿Pueden las máquinas pensar?</i> y propone el Test de Turing, un método para determinar si una máquina es capaz de imitar la inteligencia humana
1956	Se acuña el término “inteligencia artificial”	John McCarthy, Marvin Minsky y Claude Shannon lo acuñan en la Conferencia de Dartmouth (Estados Unidos).
1955	Primer programa de IA: Logic Theorist	Primer programa de IA desarrollado por Allen Newell y Herbert A. Simon.
1959	Programa de damas	Programa de aprendizaje automático por Arthur Samuel.
1966	Primer chatbot: ELIZA	Primer chatbot creado por el Instituto Tecnológico de Massachusetts, con procesamiento de lenguaje natural.
1974 a 1980	Primer Invierno de la IA	Reducción de interés y financiamiento por falta de resultados prácticos.
Década de 1980	Sistemas Experto	Resurgimiento de la IA con programas aplicados a tareas específicas.
1986	Algoritmo de retropropagación	David Rumelhart, Geoffrey Hinton y Ronald Williams optimizan el entrenamiento de redes neuronales.
1986 a 1990	Aplicaciones de IA	Desarrollo de reconocimiento de voz, visión por computadora y robótica.
1987 a 1993	Segundo Invierno de la IA	Reducción de interés y financiamiento por falta de resultados prácticos.
Década de 2000 a 2020	Resurgimiento con Big Data, computación avanzada y aprendizaje profundo (deep learning)	Mayor disponibilidad de datos y poder computacional impulsa la IA. Se desarrolla aprendizaje profundo por pioneros como Geoffrey Hinton, Yann LeCun y Yoshua Bengio, quienes desarrollaron técnicas avanzadas de redes neuronales convolucionales.
2020 al Presente	IA Generativa	Modelos como GPT y DALL-E transforman la creación de contenido (texto, imágenes, videos).
2020 al Presente	Ética y regulación	Crece el interés por una IA ética y transparente.
2024	Premios Nobel en Física y Química: Impacto en ciencia y tecnología	En Física, John Hopfield y Geoffrey Hinton fueron galardonados por sus contribuciones al aprendizaje automático con redes neuronales y al deep learning. En Química, David Baker, Demis Hassabis y John Jumper recibieron el premio por aplicar IA en la predicción y diseño de estructuras proteicas. Estos logros reflejan un cambio de paradigma al reconocer, por primera vez, el impacto científico de las herramientas basadas en IA.

* Basado en (7–9).

Opinión

Sin embargo, no siempre ha sido una época dorada ni fructífera. La IA ha enfrentado dos periodos conocidos como los "inviernos de la IA". El primer invierno tuvo lugar en la década de 1970 (1974-1980), donde se produjo un descenso significativo de las actividades de investigación en IA, a medida que disminuía el entusiasmo inicial generado en los años 1950 y 1960 (7). Este invierno terminó con invención de los sistemas experto, que logró un resurgimiento de la IA con programas aplicados a tareas específicas, a inicios de la década de los años 80 (8). A pesar de esto, nuevamente se habían generado grandes expectativas sobre la IA, que siguió con otra profunda decepción debido a las dificultades en su implementación y uso, llevando a otra drástica disminución en el financiamiento y el interés general en IA, a lo que se le conoce, como el segundo invierno de la IA (1987-1993) (7).

Después de este periodo, se han sostenido los rápidos avances en las tecnologías de IA, principalmente después del año 2000, incluyendo aprendizaje automático, aprendizaje profundo y redes neuronales (9,10). Recientemente, desde el año 2020, se ha hecho popular el uso de la IA generativa, que usa el aprendizaje profundo para generar modelos del lenguaje natural con miles de millones de parámetros (incluyendo tecnologías como GPT, Generative Pre-trained Transformer) (8). Esto ha permitido no solo la generación de contenidos con una calidad casi indistinguible de los realizados por humanos, sino también predecir estructuras de proteínas (con herramientas como AlphaFold) (11).

Debido a estos avances, la IA fue destacada en los trabajos de los científicos que ganaron los Premios Nobel en 2024, en dos categorías distintas. En Física, John Hopfield y Geoffrey Hinton fueron galardonados por sus contribuciones al aprendizaje automático con redes neuronales y al aprendizaje profundo. En Química, David Baker, Demis Hassabis y John Jumper recibieron el premio por aplicar IA en la predicción y diseño de estructuras proteicas (ver Figura 1).

TIPOS DE IA La IA abarca una serie de estrategias de análisis de datos que facilitan y optimizan la toma de decisiones, en diversidad de categorías y tipos (1). Todas se caracterizan por su capacidad para resolver problemas complejos con una precisión incrementada, así como por realizar estos análisis mediante computación de alto rendimiento, es decir, cuando se manejan grandes volúmenes de datos (3).

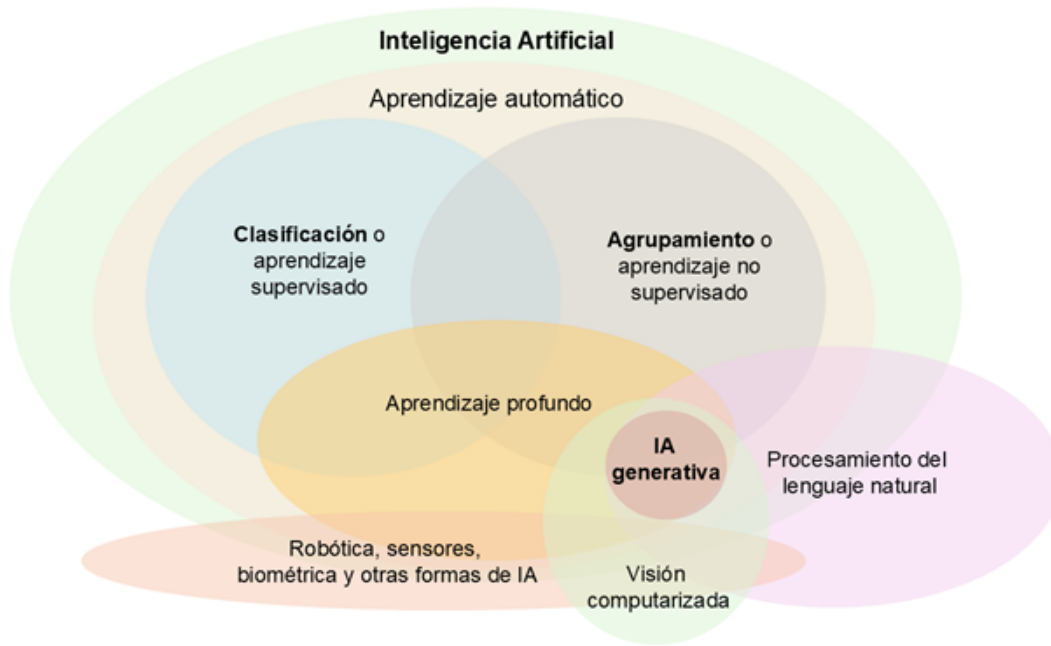


Figura 1. Panorama general de la Inteligencia Artificial, tipos y áreas relacionadas. Modificado de (1).

Como se muestra en la Figura 1, el desarrollo y la aplicación de la IA se deben en gran medida a las estrategias de aprendizaje automático (machine learning). Estas estrategias consisten en una serie de algoritmos y modelos matemáticos computacionales que procesan información de una manera similar al razonamiento humano (7). Esto permite que los modelos aprendan a realizar tareas específicas sin instrucciones explícitas, de ahí el término "automático". Sin embargo, en algunos pasos del procesamiento de datos, la participación humana sigue siendo esencial, como por ejemplo, la asignación de categorías de los datos. Dentro del aprendizaje automático, destacan dos grandes tipos de análisis:

1. **Agrupamiento:** Consiste en formar grupos de elementos con características similares. El objetivo del análisis es describir por qué se han conformado dichos grupos (12). También se llama clasificación no supervisada (en este caso no se asignan categorías a los elementos).
2. **Clasificación:** Se basa asociar elementos con características específicas y las categorías asignadas (llamadas etiquetas) mediante reglas. Debido a la asignación de categorías, a este método también se le llama clasificación supervisada. Estas reglas permiten realizar predicciones de la categoría a la que pertenece un nuevo elemento desconocido para el modelo (13). Por ejemplo, como se muestra en la Figura 2, al analizar células sanguíneas en un frotis, podemos identificar los conceptos de clasificación y agrupamiento. En el caso de clasificación, por ejemplo, usando las categorías células "mononucleares" y "polimorfonucleares", es posible determinar el valor de las características (tamaño, forma, coloración y distribución del núcleo, gránulos, etc) al diferenciar las células en cada categoría. Con las reglas generadas por un entrenamiento (Por ejemplo: es polimorfonuclear si tiene al menos 2

Opinión

lóbulos en núcleo), se puede clasificar a una nueva célula no incluida en el entrenamiento del modelo. En el caso del agrupamiento (Figura 2, derecha), si formamos dos grupos de elementos, se podría describir que la conformación se basa en tamaño y la presencia o ausencia de núcleo.

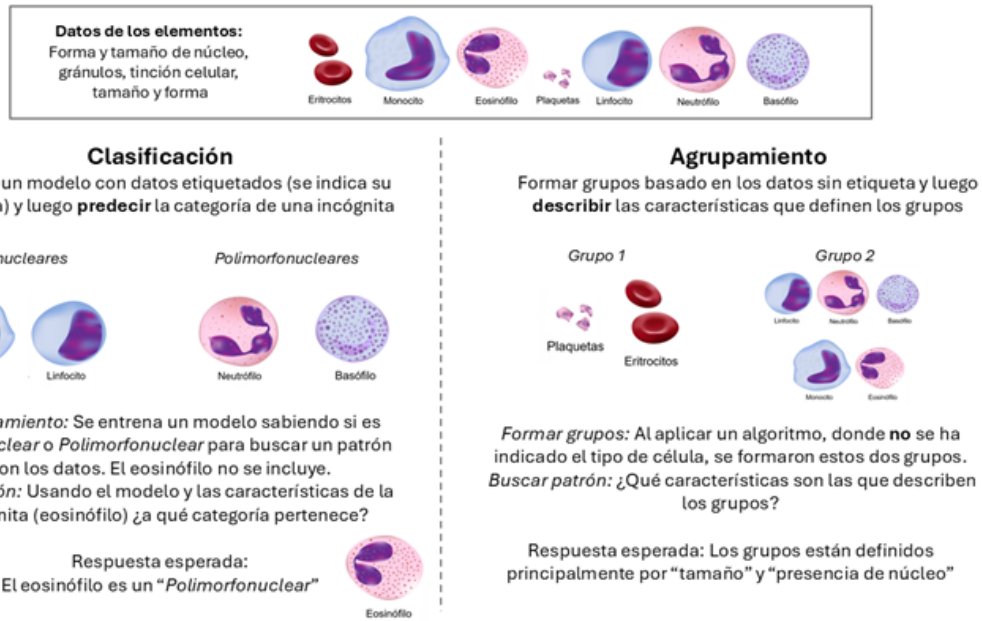


Figura 2. Ejemplificación de conceptos de agrupamiento y clasificación en Inteligencia Artificial (Elaboración propia).

Además, en ambos casos de clasificación y agrupamiento es posible realizar una selección de características relevantes y diferenciar de las que no son relevantes para diferenciar grupos o categorías, o incluso crear nuevas variables que concentran la información relevante. Por otra parte, dentro del ámbito del aprendizaje automático, existen algoritmos particulares denominados redes neuronales, que imitan el funcionamiento de las neuronas al procesar información (14). El aprendizaje profundo (deep learning) es una técnica que se desarrolló con el uso de múltiples redes neuronales para llevar a cabo el procesamiento y análisis de datos, minimizando la intervención humana (por ejemplo pueden asignar categorías a los datos para clasificación), a diferencia del aprendizaje automático (8). Esto permite que las máquinas puedan aprender por sí mismas con un rendimiento excepcional, incluso cuando los datos no son de alta calidad, aunque en general, el aprendizaje profundo, requiere de más poder computacional (10).

Estas estrategias avanzadas de la IA, en conjunto con diferentes áreas en el procesamiento e interpretación de texto (procesamiento del lenguaje natural, relacionado con la lingüística) e imágenes (visión computacional para el reconocimiento de objetos y patrones por computadora), han permitido el desarrollo de modelos de IA generativa (15).

Opinión

En este escenario global (Figura 1), se observa que la IA generativa es un área específica y muy particular de la IA. La generación de contenidos (textos, imágenes, videos, música y código de software) se realiza con instrucciones escritas en interfaces conversacionales (llamados prompts) (16), y que actualmente se disponen para su uso por la sociedad en general. De esta manera, las diferentes formas de IA, se están convirtiendo cada vez más en una herramienta de amplio impacto para el público, siendo accesible y capaz de desempeñar una gran variedad de funciones. Entre estas funciones, destaca su capacidad para analizar, procesar y generar datos (17), así como identificar patrones y tendencias que podrían no ser evidentes para el ser humano cuando se enfrenta a datos masivos (15,18).

USO DE LA IA EN LABORATORIO CLÍNICO La aplicación de la IA ha llegado a todos los ámbitos de la sociedad, incluyendo la educación, economía y comercio, agricultura, ingeniería, investigación y salud, entre muchos otros. En las ciencias de laboratorio existen diferentes soluciones de aplicación clínica que usan IA como elemento fundamental. A continuación, se ejemplifican algunos casos de tecnologías existentes y casos de uso en Costa Rica:

- *Química clínica:* Existen equipos para analizar imágenes generadas del procesamiento del sedimento urinario o líquido seminal. En sedimento urinario, se utiliza una red neural para analizar fotos de cristales que se confrontan un modelo entrenado a partir de una base de datos de imágenes y permite clasificar los cristales de la muestra en análisis (19). En el análisis de espermograma, existen varios equipos que capturan fotografías de los espermatozoides y, usando IA, los comparan con bases de datos de espermatozoides brindando resultados muy rápidos y de alta precisión. Estos análisis incluyen conteos, morfología y movilidad (20). En Costa Rica existen algunos laboratorios públicos y privados que tienen equipos automatizados para analizar este tipo de muestras, pero sus fundamentos no son desarrollados con IA.

- *Hematología:* En el campo hematológico ya existen varios equipos que utilizan aprendizaje profundo para el análisis de frotis de sangre periférica. Se usa especialmente en la clasificación de leucemias y morfología de glóbulos rojos (21). En Costa Rica, el Laboratorio Clínico del Hospital México y el Laboratorio Clínico del Hospital San Juan de Dios cuentan con equipos automatizados para realizar el frotis sanguíneo, tinciones, y el análisis de imágenes. Para la identificación de células, el equipo CellaVision (<https://www.cellavision.com/>) utiliza una red neural que compara las fotografías tomadas del frotis de sangre periférica, contra una base de datos y realiza una clasificación preliminar para que, en forma posterior, el encargado del equipo realice la validación o reclasificación.

Opinión

- **Parasitología:** En aplicaciones incluidas en equipos de hematología, es posible la detección de Malaria a partir del frotis sanguíneo (21). También, existen alternativas que pueden hacer análisis de imágenes tomadas con teléfonos celulares del frotis sanguíneo para la identificación de Malaria, es decir, sin necesidad de tener automatizado la preparación del frotis (22).
- **Inmunología:** En el campo de la inmunología, es posible detectar patrones de anticuerpos antinucleares en imágenes obtenidas por ensayos de inmunofluorescencia indirecta. Para esto, se usan modelos de aprendizaje automático y los criterios del Consenso Internacional de Patrones de anticuerpos antinucleares (ICAP) para la asignación de perfiles (23).
- **Bacteriología:** En placas de cultivo de bacterias, es posible el conteo e identificación presuntiva de patógenos, principalmente de muestras urinarias y con más de 30 especímenes bacterianos. El uso de la IA en esta estrategia requirió de una red neural de aprendizaje profundo, llamado DeepColony (24).

Los ejemplos presentados son casos particulares para algunas áreas de laboratorio clínico, pero existen otras aplicaciones de IA en estas y otras áreas relacionadas. En Costa Rica existe la capacidad para seguir extendiendo la infraestructura que usa la IA para generar y analizar datos masivos a nivel de ciencias de laboratorio, incluido biología molecular, datos epidemiológicos, y banco de sangre.

USO DE LA IA EN LABORATORIOS DE INVESTIGACIÓN DE COSTA RICA

En el área de investigación en Costa Rica, se han llevado a cabo diversos trabajos con uso de IA para el procesamiento de datos masivos obtenidos de información clínica y demográfica de individuos o de tecnologías moleculares de alto rendimiento. Estas iniciativas se asocian a las capacidades instaladas y colaboraciones interinstitucionales en laboratorios clínicos de la CCSS, laboratorios privados, laboratorios de investigación de universidades públicas, Instituto Costarricense de Investigación y Enseñanza en Nutrición y Salud (INCIENSA), entre otros. En el campo de la ciencia básica, se ha estudiado la respuesta molecular en agentes patógenos como *Pseudomonas aeruginosa*, *Escherichia coli* y *Staphylococcus aureus* para entender los mecanismos que regulan la tolerancia al estrés, incluido el inducido por antibióticos (25). En estos estudios se aplicaron análisis de clasificación y agrupamiento, lo que permitió identificar un conjunto reducido de genes clave para la adaptación a condiciones de estrés en organismos procariotas. Este conocimiento podría eventualmente usarse para identificar biomarcadores o posibles blancos terapéuticos para combatir patógenos.

Opinión

Asimismo, se han utilizado análisis de agrupamiento para crear redes moleculares en una cepa específica de *P. aeruginosa* aislada en Costa Rica, y caracterizada mediante datos genómicos y transcriptómicos. Esto permitió identificar genes que podrían modular la respuesta a los antibióticos por acción de la inducción de fagos (26). En el contexto de análisis de imágenes y su aplicación para el estudio del cáncer, se ha usado microscopía de fluorescencia para extraer diferentes características de las células, y luego, con IA, reconocer patrones que permiten distinguir células con una respuesta diferente a quimioterapéuticos con ayuda de sensores moleculares (27,28). En el ámbito de la vigilancia epidemiológica, se implementaron algoritmos de inteligencia artificial para analizar información de síntomas de casi 19,000 pacientes de COVID-19 en Costa Rica (29). Esta colaboración entre la Universidad de Costa Rica y el Instituto Costarricense de Investigación y Enseñanza en Nutrición y Salud (INCIENSA) permitió identificar siete perfiles clínicos de síntomas presentes en la población, los cuales se compararon por factores de riesgo, variantes del virus y carga viral inferida por resultados de pruebas de reacción en cadena a la polimerasa (PCR).

En otro estudio (30), el análisis de resultados de laboratorio de citoquinas en pacientes con COVID-19, permitió crear perfiles específicos que revelaron diferencias en la evolución y mortalidad de los pacientes. Estos perfiles también facilitaron el establecimiento de índices entre citoquinas que permiten el monitoreo de la evolución clínica de los pacientes y sus requerimientos de asistencia en la respiración. Otra aplicación relevante fue el estudio del microbioma y parámetros sanguíneos en monos marmoseta (31,32). Se identificaron parámetros de laboratorio y comunidades microbianas que diferenciaban a los grupos de monos afectados por una enfermedad intestinal de los que permanecían sanos.

Este análisis, fue realizado en colaboración con el Instituto Tecnológico de Massachusetts (MIT) y implementó el uso de algoritmos de clasificación para este fin. Por último, existen proyectos vigentes para el uso de IA en el área de estudio de enfermedades infecciosas y crónica. Por ejemplo, se están realizando proyectos para estudiar condiciones como Diabetes, Parkinson, y Hemoglobinopatías con bases de datos del Centro de Investigación en Hematología y Trastornos Afines (CIHATA) de la Universidad de Costa Rica (<https://vinv.ucr.ac.cr/sigpro/web/projects/C5027>).

En el estudio de patógenos, se están realizando análisis de IA para identificar patrones de resistencia a los antibióticos en aislamientos provenientes de hospitales y centros clínicos del país, incluyendo datos epidemiológicos y moleculares obtenidos por secuenciación. Este proyecto se realiza desde el Centro de Investigación en Enfermedades Tropicales (CIET) de la Universidad de Costa Rica y con participación de laboratorios clínicos de la Caja Costarricense del Seguro Social (CCSS), Laboratorios privados e INCIENSA.

LIMITACIONES: NECESIDAD DE ENTRENAMIENTO Y LEGISLACIÓN DE LA IA PARA BIOCENCIAS

uso de la IA en el ámbito de las ciencias de laboratorio y en el área biomédica en general, requiere no solo habilidades técnicas para implementar análisis, sino también criterios claros para determinar su aplicabilidad, comprender sus limitaciones y realizar una correcta interpretación de resultados. Los profesionales en áreas como ingeniería informática, otras ramas de la ingeniería, matemáticas y disciplinas afines poseen una formación de base en IA.

A pesar de esto, las evaluaciones internacionales referentes a las capacidades de adoptar la IA, demuestran que la región de Latinoamérica aún no se encuentra preparada para adoptar estas estrategias disruptivas en forma plena, a diferencia del países del hemisferio norte (33). Esto resultados se liberan del índice AIPI (AI Preparedness Index), que contempla la infraestructura digital, capital humano, políticas laborales, innovación, integración y regulación de los países. Así, esta situación es un reto no solamente para el área biomédica sino en general como sociedad. De forma específica, en el campo de las biociencias existe una necesidad creciente de ampliar los conocimientos básicos y desarrollar habilidades de análisis e interpretación mediante el uso de la IA. Esto es una limitación de uso y acceso de la IA para los profesionales de estas áreas. Además, muchas herramientas de IA no gratuitas, o dependen del acceso a tecnología e internet, lo cual puede generar inequidad al no estar al alcance de todas las personas (34). También es necesario tomar conciencia sobre las consecuencias de hace un uso indiscriminado de la IA, y generar prácticas para para discernir la información que es correcta, precisa o de buena calidad, tratando de eliminar lo que conocemos como fake news (34,35). Actualmente, ya se han emprendido esfuerzos significativos local y regionalmente. Por ejemplo, en la Facultad de Microbiología, se están realizando talleres sobre la experimentación con IA en el contexto de la Microbiología y Química Clínica, y se ofrecen cursos especializados a nivel de posgrado en los programas de Maestría en Bioinformática (curso base) y Maestría en Microbiología (curso optativo). Además, existen colaboraciones internacionales como el “Proyecto BiotrAIIn” (2024-2025), una iniciativa conjunta coordinado entre la Universidad de Costa Rica y el Instituto Europeo de Bioinformática (<https://www.ebi.ac.uk/>), cuyo objetivo es fortalecer las capacidades de profesionales en biociencias para el análisis de datos masivos con IA en Latinoamérica. Así, estos esfuerzos están promoviendo buenas prácticas para el análisis de resultados en las biociencias mediante el uso de IA. Por otra parte, la reciente llegada de la IA generativa a la sociedad en general, ha traído consigo múltiples desafíos, especialmente en los ámbitos de noticias falsas, y su uso irregular en la educación y la investigación (36). Esto incluye regular el uso y tomar medidas ante plagio o falsificación de datos (34,35), así como asegurar la protección de datos personales (34–36).

Opinión

Todo esto implica una necesidad de regular el uso de la IA generativa y la IA en general. Sin embargo, incluso en países desarrollados, apenas se están elaborando las primeras legislaciones relacionadas con el uso de IA en estos contextos (37). Por ejemplo, en 2024, la UNESCO emitió las primeras recomendaciones generales para el uso de IA generativa en educación e investigación, lo que evidencia que el marco regulatorio aún se encuentra en una etapa inicial (16). Costa Rica no es una excepción. Actualmente, el país continúa trabajando en el desarrollo de regulaciones aplicables a distintos sectores de la sociedad para garantizar un uso adecuado y responsable de la inteligencia artificial.

CONCLUSIONES La IA es una estrategia de análisis de datos masivos que tiene un gran potencial para la humanidad y de aplicación específica en ciencias de laboratorio. En este trabajo fue posible presentar el contexto histórico, conceptos, ventajas y limitaciones de la IA, así como aplicaciones reales y potenciales de la IA en ciencias de laboratorio. Sin embargo, su aplicación no es universal y requiere de criterios para decidir sobre uso, interpretación y limitaciones. Su potencial se traduce en un amplio espectro de uso de forma directa o indirecta en análisis de datos y automatización en el laboratorio clínico, epidemiología, e investigación. Su implementación en estas áreas representa oportunidades clave para la innovación y la optimización de procesos. También, se evidencia que el desarrollo de la IA es todavía incipiente en la Microbiología y Química Clínica de Costa Rica, con aplicaciones específicas incorporadas en algunos instrumentos específicos. Es imprescindible fomentar el conocimiento de IA a un nivel básico, para favorecer su extensión y aprovechar sus beneficios. En investigación, la Universidad de Costa Rica, con sus colaboraciones con la CCSS, INCIENSA y otras instituciones, ha demostrado ser un referente para el uso de IA en el área biomédica, al lograr una gran diversidad de proyectos, colaboraciones internacionales y publicaciones científicas que documentan el impacto positivo de la IA y el desarrollo del conocimiento científico en esta área. En este contexto, existe un creciente interés entre los profesionales de Microbiología y Química Clínica, y las ciencias de laboratorio en general, por conocer e incorporar la IA en sus prácticas diarias para la generación y análisis de datos masivos. Esto permitirá seguir adoptando tecnologías emergentes y mejorar la eficiencia y precisión del trabajo en ciencias de laboratorio, enfocándose especialmente en las aplicaciones que promuevan la mejora de las prácticas de laboratorio y el bienestar de la población.

AGRADECIMIENTOS Agradecemos diversos profesionales de Microbiología y Química Clínica de Costa Rica que brindaron información para identificar los equipos de laboratorio que usan IA. Este trabajo se contextualiza en el desarrollo de los proyectos “C1163 pro-NGS 2.0: Protocolos operativos estandarizados de análisis de datos moleculares obtenidos por NGS o afines y de algoritmos de inteligencia artificial en modelos biológicos”, “C4604 iPAT: Plataforma genómica, bioinformática y de inteligencia artificial para la vigilancia de patógenos”, y “C5027 PAM-IA Patrones moleculares y clínico-demográficos en bases de datos masivos del CIHATA asociadas a tres patologías estudiadas con Inteligencia Artificial”, financiados por la Vicerrectoría de Investigación, Universidad de Costa Rica.

BIBLIOGRAFÍA

1. Hanassab S, Abbara A, Yeung AC, Voliotis M, Tsaneva-Atanasova K, Kelsey TW, et al. The prospect of artificial intelligence to personalize assisted reproductive technology. *NPJ Digit Med*. 2024 Dec 1;7(1).
2. Muñoz Andrade EL. Aplicación de la inteligencia artificial en la educación superior. *DOCERE*. 2024 Feb;(29):21–5.
3. Berisha V, Krantsevich C, Hahn PR, Hahn S, Dasarathy G, Turaga P, et al. Digital medicine and the curse of dimensionality. *NPJ Digit Med*. 2021 Dec 1;4(1).
4. Drosou M, Jagadish H V., Pitoura E, Stoyanovich J. Diversity in Big Data: A Review. <https://home.liebertpub.com/big>. 2017 Jun 1;5(2):73–84.
5. Shultz TR, Fahlman SE. Curse of Dimensionality. *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining*. 2017;314–5.
6. Zhao W, Chen JJ, Perkins R, Wang Y, Liu Z, Hong H, et al. A novel procedure on next generation sequencing data analysis using text mining algorithm. *BMC Bioinformatics*. 2016;17(1):213.
7. Toosi A, Bottino A, Saboury B, Siegel E, Rahmim A. A brief history of AI: how to prevent another winter (a critical review). *PET Clin*. 2021 Sep 3;16(4):449–69.
8. Grzybowski A, Pawlikowska-Łagód K, Lambert WC. A History of Artificial Intelligence. *Clin Dermatol*. 2024 May 1;42(3):221–9.
9. Howell MD, Corrado GS, Desalvo KB. Three Epochs of Artificial Intelligence in Health Care. *JAMA*. 2024 Jan 16;331(3):242–4.
10. Lecun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature* 2015 521:7553. 2015 May 27;521(7553):436–44.
11. Jumper J, Evans R, Pritzel A, Green T, Figurnov M, Ronneberger O, et al. Highly accurate protein structure prediction with AlphaFold. *Nature* 2021 596:7873. 2021 Jul 15;596(7873):583–9.
12. Dalmajjer ES, Nord CL, Astle DE. Statistical power for cluster analysis. *BMC Bioinformatics* 2022 23:1. 2020 Feb 29;23(1):1–28.
13. Kotsiantis SB, Zaharakis ID, Pintelas PE. Machine learning: a review of classification and combining techniques. *Artif Intell Rev*. 2007 Nov 10;26(3):159–90.
14. Zadeh LA. Fuzzy logic, neural networks, and soft computing. *Commun ACM*. 1994 Mar 1;37(3):77–84.
15. Wong GKW, Cheung HY, Kalota F. A Primer on Generative Artificial Intelligence. *Education Sciences* 2024, Vol 14, Page 172. 2024 Feb 7;14(2):172.
16. UNESCO. Guía para el uso de IA generativa en educación e investigación. 2024. 48 p.
17. Villacis Cobo DF, Gualpa Cando SP, Moreno Ávila AS, León Robayo AE. Estrategias de enseñanza e inteligencia artificial: un enfoque en materias técnicas. *LATAM Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades*. 2023;4(5):658–73.
18. Frank E, Hall MA, Witten IH. *The WEKA workbench*. 4th ed. Data Mining. 2017. 553–571 p.
19. Nagai T, Onodera O, Okuda S. Deep learning classification of urinary sediment crystals with optimal parameter tuning. *Scientific Reports* 2022 12:1 [Internet]. 2022 Dec 7 [cited 2024 Dec 27];12(1):1–9. Available from: <https://www.nature.com/articles/s41598-022-25385-x>
20. Agarwal A, Henkel R, Huang CC, Lee MS. Automation of human semen analysis using a novel artificial intelligence optical microscopic technology. *Andrologia* [Internet]. 2019 Dec 1 [cited 2024 Dec 27];51(11). Available from: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/31583732/>
21. Cheng W, Liu J, Wang C, Jiang R, Jiang M, Kong F. Application of image recognition technology in pathological diagnosis of blood smears. *Clinical and Experimental Medicine* 2024 24:1 [Internet]. 2024 Aug 6 [cited 2024 Dec 27];24(1):1–19. Available from: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10238-024-01379-z>
22. Liu R, Liu T, Dan T, Yang S, Li Y, Luo B, et al. AIDMAN: An AI-based object detection system for malaria diagnosis from smartphone thin-blood-smear images. *Patterns* [Internet]. 2023 Sep 8 [cited 2024 Dec 27];4(9):100806. Available from: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10499858/>
23. Wu Y Da, Sheu RK, Chung CW, Wu YC, Ou CC, Hsiao CW, et al. Application of Supervised Machine Learning to Recognize Competent Level and Mixed Antinuclear Antibody Patterns Based on ICAP International Consensus. *Diagnostics* 2021, Vol 11, Page 642 [Internet]. 2021 Apr 1 [cited 2024 Dec 27];11(4):642. Available from: <https://www.mdpi.com/2075-4418/11/4/642/htm>
24. Signoroni A, Ferrari A, Lombardi S, Savardi M, Fontana S, Culbreath K. Hierarchical AI enables global interpretation of culture plates in the era of digital microbiology. *Nature Communications* 2023 14:1 [Internet]. 2023 Oct 28 [cited 2024 Dec 27];14(1):1–11. Available from: <https://www.nature.com/articles/s41467-023-42563-1>

BIBLIOGRAFÍA

25. Molina Mora JA, Montero-Manso P, García-Batán R, Campos-Sánchez R, Fernández JV, García F. A first perturbome of *Pseudomonas aeruginosa*: Identification of core genes related to multiple perturbations by a machine learning approach. *Biosystems*. 2021 May 5;205:2020.05.05.078477.
26. Molina-Mora JA, Chinchilla D, Chavarría M, Ulloa A, Campos-Sánchez R, Mora-Rodríguez RA, et al. Transcriptomic determinants of the response of ST-111 *Pseudomonas aeruginosa* AG1 to ciprofloxacin identified by a top-down systems biology approach. *Sci Rep*. 2020;10:1–23.
27. Mesen-Porras S, Rojas A, Molina-Mora JA, Vega-Baudrit J, Siles F, Quiros S, et al. Sphingolipid-Based Synergistic Interactions to Enhance Chemosensitivity in Lung Cancer Cells. *Cells*. 2023;12(2588).
28. Quiros-Fernandez I, Molina-Mora JA, Kop-Montero M, Salas-Hidalgo E, Mora-Rodríguez RA. Predicting Cancer Chemosensitivity Based on Intensity/Distribution Profiles of Cells Loaded with a Fluorescent Sphingolipid Analogue. 2018 IEEE International Work Conference on Bioinspired Intelligence, IWOBI 2018 - Proceedings. 2018 Sep 12;
29. Molina-Mora JA, González A, Jiménez-Morgan S, Cordero-Laurent E, Brenes H, Soto-Garita C, et al. Clinical Profiles at the Time of Diagnosis of SARS-CoV-2 Infection in Costa Rica During the Pre-vaccination Period Using a Machine Learning Approach. *Phenomics* 2022. 2022 Jun;1:1–11.
30. Castro-Castro AC, Figueroa-Prutti L, Molina-Mora JA, Rojas-Salas MP, Villafuerte-Mena D, Suarez-Sánchez MJ, et al. Difference in mortality rates in hospitalized COVID-19 patients identified by cytokine profile clustering using a machine learning approach: An outcome prediction alternative. *Front Med (Lausanne)*. 2022 Sep 20;9:2709.
31. Sheh A, Artim SC, Burns MA, Molina-Mora JA, Lee MA, Dzink-Fox J, et al. Analysis of gut microbiome profiles in common marmosets (*Callithrix jacchus*) in health and intestinal disease. *Scientific Reports* 2022 12:1. 2022 Mar 15;12(1):1–14.
32. Sheh A, Artim SC, Burns MA, Molina-Mora JA, Lee MA, Dzink-Fox J, et al. Alterations in common marmoset gut microbiome associated with duodenal strictures. *Scientific Reports* 2022 12:1. 2022 Mar 28;12(1):1–14.
33. International Monetary Fund. AI Preparedness Index (API). 2023.
34. Bolaño-García M, Duarte-Acosta N. Una revisión sistemática del uso de la inteligencia artificial en la educación. *Revista Colombiana de Cirugía*. 2023;
35. Muñoz Andrade EL. Aplicación de la inteligencia artificial en la educación superior. *DOCERE*. 2024 Feb;(29):21–5.
36. José F, García-Ull GU. «Deepfakes»: el próximo reto en la detección de noticias falsas. *Anàlisi*. 2021 Jun 30;0(64):103–20.
37. Alpizar Muni J, Palma Villavicencio M. Percepción sobre el uso de la inteligencia artificial en los docentes de una universidad ecuatoriana. *Atenas*. 2024;64.