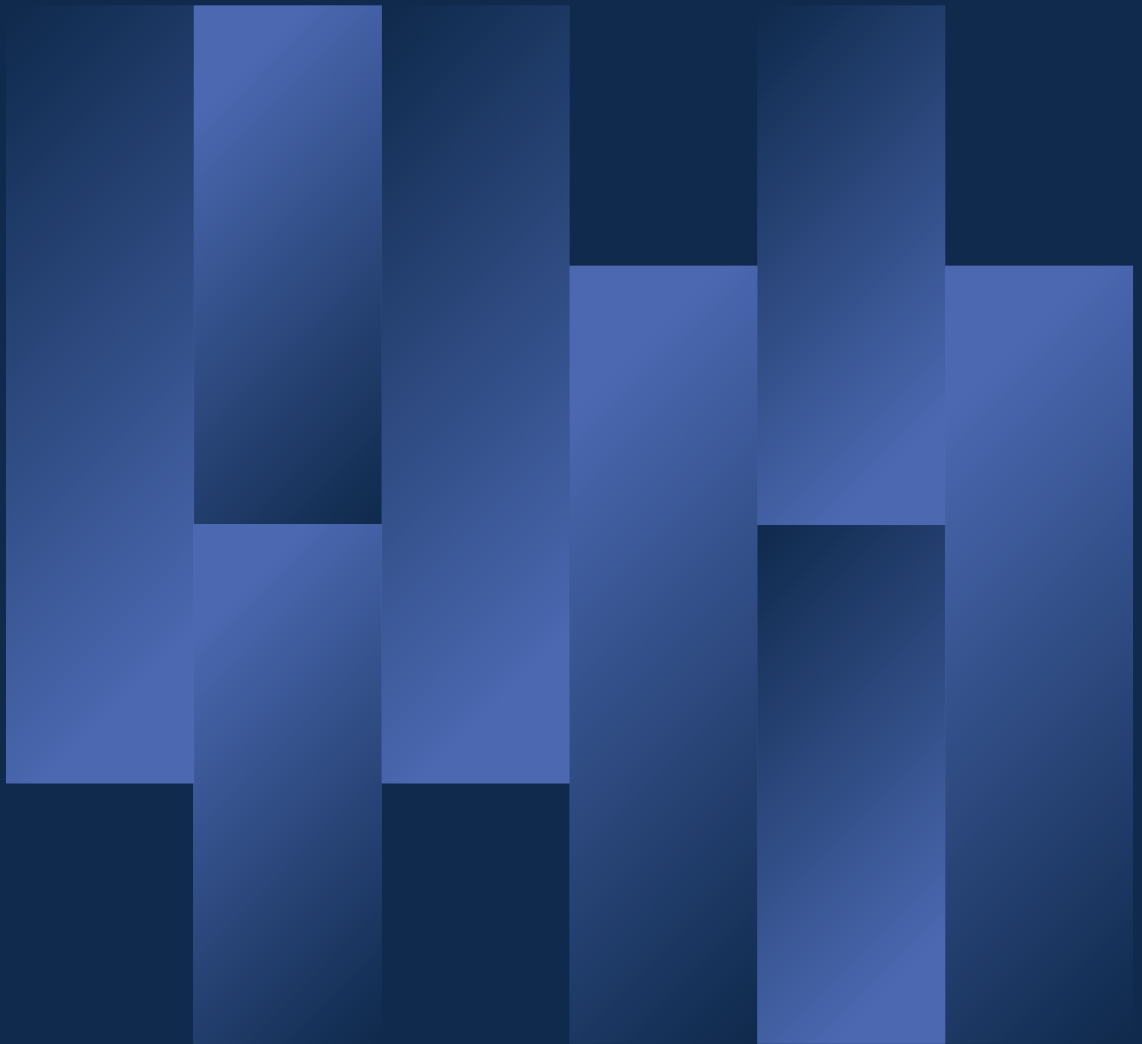


Superintelligence Series

Artificial Intelligence for Operational and Predictive Optimization



Superintelligence Series

Volume 1

Artificial Intelligence for Operational and Predictive Optimization

Edited by

Daniel Román-Acosta

Guillermo Alejandro Zaragoza Alvarado



Copyright Page

© 2024. The authors. This is an open access book, distributed under the terms of a Creative Commons Attribution 4.0 license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>) that allows use, distribution, and reproduction in any medium provided that the original work is properly cited.

This AG Editor imprint is published by AG Editor.

The registered company is **AG Editor SAS, Montevideo, Uruguay.**

For more information, see AG Editor's Open Access Policy: <https://www.ageditor.org/editorial-policies.php>

Series: Superintelligence Series

ISSN: 3046-4463

Title of the volume: Artificial Intelligence for Operational and Predictive Optimization

ISBN (complete work): 978-9915-9851-0-7

ISBN (this volume): 978-9915-9851-1-4

This title is available in both print (softcover) and digital (open access PDF) formats.

DOI: <https://doi.org/10.62486/978-9915-9851-1-4>

Publisher: Javier González Argote

Editor-in-Chief: Rubén González Vallejo

Chief Executive Officer: editorial@ageditor.org

Editorial Director: Emanuel Maldonado

Editorial Coordinators: William Castillo González; Karina Maldonado

Production Manager: Adrian Alejandro Vitón Castillo

Legal Deposit: National Library of Uruguay — Law No. 13.835/1970 and Decree No. 694/1971

ISBN Record: National ISBN Agency (Uruguay) — Filing No. 58241

Cataloging Data

Cataloging-in-Publication Data (CIP):

AG Editor

Artificial Intelligence for Operational and Predictive Optimization / edited by Javier González Argote. – Montevideo: AG Editor, 2024.

Series: *Superintelligence Series*

ISSN: 3046-4463

ISBN (complete work): 978-9915-9851-0-7

ISBN (this volume): 978-9915-9851-1-4

DOI: <https://doi.org/10.62486/978-9915-9851-1-4>

THEMA classification codes:

UYQE – Expert systems / knowledge-based systems

Subjects:

Artificial intelligence; machine learning; optimization; predictive systems; applied data science.

Editorial Notice and Acknowledgments

The publication of this book series forms part of AG Editor's mission to promote open, ethical, and rigorous scientific communication across all areas of knowledge.

All titles published by AG Editor undergo a double-blind peer-review process and a technical editorial evaluation conducted in accordance with the publisher's policies, aligned with the principles of COPE (Committee on Publication Ethics) and the ICMJE (International Committee of Medical Journal Editors).

AG Editor gratefully acknowledges the valuable contributions of the authors, reviewers, designers, and production teams whose collaborative work made this publication possible.

Preface

Artificial intelligence has moved beyond the realm of technological promise to become the operational core of a new stage in human progress. Its impact is no longer confined to laboratories or academic speculation; today it redefines industries, reshapes professions, and transforms how we conceive efficiency, prediction, and decision-making.

This first volume of the *Superintelligence Series*, *Artificial Intelligence for Operational and Predictive Optimization*, represents a fundamental contribution to understanding that transformation.

The chapters collected here present a plural and rigorous panorama of artificial intelligence applied to operational and predictive optimization. From smart logistics and structural engineering to clinical diagnostics, battery life prediction, and data-driven maintenance, this work offers an integrative vision where data science, machine learning, and automation converge with human creativity to achieve high-impact solutions.

Far from a technocratic narrative, this book invites a critical and applied reading: it acknowledges the power of AI as a driver of progress while emphasizing the ethical, social, and professional challenges of its adoption—algorithmic responsibility, technological dependency, and the need for experts able to interpret and govern increasingly autonomous systems.

Ultimately, this volume testifies that optimization in the age of AI is not merely about doing more in less time—it is about understanding processes in their full complexity, anticipating scenarios, and designing resilient systems. And it reminds us that the most valuable intelligence will remain human: the one capable of guiding machines toward just, sustainable, and truly innovative purposes.

Foreword

Artificial Intelligence for Operational and Predictive Optimization inaugurates AG Editor's Superintelligence Series, an editorial project dedicated to bringing together research and applied knowledge that explores the relationship between artificial intelligence, applied science, and technological transformation.

This book compiles contributions from researchers across different disciplines, universities, and countries who examine how AI has evolved from an auxiliary tool into an integrated system that organizes productive, industrial, educational, and healthcare processes. Throughout its chapters, readers will find concrete examples of AI's transformative impact—ranging from logistics and structural design to predictive diagnostics and sustainable resource management.

Each contribution maintains scientific rigor while preserving an ethical and human horizon that must accompany every technological advance. The volume therefore seeks to promote dialogue between operational efficiency and social responsibility, between automation and interpretation, between prediction and understanding.

This first volume is, above all, an invitation to reflect on how artificial intelligence can optimize not only systems but also decisions, processes, and opportunities—contributing to a future that is more efficient, equitable, and sustainable.

Index

- Abstract. 9
- Introduction. 10
- Chapter 1 11
 - Towards smart logistics: the role of artificial intelligence in operational optimization 12
- Chapter 2 21
 - Diagnosis and prediction of battery life using recurrent neural networks 22
- Chapter 3 29
 - Applications of Artificial Intelligence in Structural Design in Civil Engineering 30
- Chapter 4 38
 - Technological evolution of the nursing care process: case studies of artificial intelligence implementations in real clinical settings 39
- Chapter 5 45
 - Technological evolution of the nursing care process: case studies of artificial intelligence implementations in real clinical settings 46

Abstract

This volume gathers a set of studies analyzing the role of Artificial Intelligence (AI) in operational and predictive optimization across multiple industrial, technological, and social domains. Through research on smart logistics, recurrent neural networks for predictive maintenance, AI-assisted structural design, automated clinical processes, and applications in dentistry, it demonstrates how intelligent technologies are redefining management, analysis, and decision-making strategies.

The chapters reveal the convergence of deep learning models, genetic algorithms, expert systems, and hybrid architectures in real-world environments. Beyond technical innovation, the book emphasizes the importance of ethical and sustainable AI adoption aimed at efficiency, resilience, and human development.

With an interdisciplinary and applied approach, *Artificial Intelligence for Operational and Predictive Optimization* serves as a comprehensive reference for researchers, engineers, policy-makers, and academics seeking to understand how AI is transforming the logic of optimization, prediction, and strategic decision-making in the twenty-first century.

Keywords: artificial intelligence; operational optimization; machine learning; neural networks; predictive systems.

Introduction

Artificial intelligence marks a new frontier in the history of applied science. In less than two decades, the rise of machine learning algorithms, the exponential growth of data processing, and the integration of intelligent systems into production and decision environments have profoundly altered the way societies plan, predict, and optimize their operations.

This inaugural volume of the *Superintelligence Series* begins with a central premise: AI is not merely a tool of automation but a new operational way of thinking. Its ability to identify complex patterns, anticipate future scenarios, and execute data-driven decisions has given rise to adaptive systems that redefine the boundaries of efficiency and innovation. Optimization, therefore, becomes a continuous process of learning, feedback, and evolution.

The chapters included in this book present both theoretical reflections and applied research that converge toward a shared objective: to demonstrate how AI can augment human intelligence in real environments. From supply-chain management and predictive modeling to engineering design and healthcare systems, each contribution provides evidence of a paradigm shift toward data-driven, automated, and sustainable decision-making.

Yet this volume also encourages critical reflection. Artificial intelligence is not neutral: its ethical, social, and labor implications demand constant attention. The pursuit of efficiency must go hand in hand with transparency, accountability, and fairness. In that sense, *Artificial Intelligence for Operational and Predictive Optimization* does not merely document technological progress—it poses an essential question: how can we ensure that machine intelligence contributes to human welfare rather than replacing it?

By bringing together diverse research efforts, this volume envisions AI not as an endpoint, but as a collaborative instrument for designing smarter, fairer, and more resilient futures.

Chapter 1 / Capítulo 1

Superintelligence Series

ISSN 3046-4463

Volume 1 - Artificial Intelligence for Operational and Predictive Optimization

ISBN of the complete work: 978-9915-9851-0-7

ISBN of this volume: 978-9915-9851-1-4

DOI of the chapter: https://doi.org/10.62486/978-9915-9851-0-7_20243

©2024 The authors. This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY) 4.0 License.

REVIEW

Towards smart logistics: the role of artificial intelligence in operational optimization

Hacia una logística inteligente: el papel de la inteligencia artificial en la optimización operativa

Alejandro Luis Cisnero Piñeiro¹ 

¹Universidad de Pinar del Río “Hermanos Saíz Montes de Oca”, Facultad de Ciencias Técnicas. Pinar del Río, Cuba.

ABSTRACT

This study aims to analyze the transformative impact of Artificial Intelligence (AI) as the new operational core of the modern supply chain. The research shows that AI transcends its role as a complementary tool to become an integrated ecosystem that redefines traditional logistics paradigms. The analysis focuses on four pillars of application: predictive intelligence (demand forecasting and inventory management), intelligent automation (robotics and warehouse management), dynamic logistics (route and fleet optimization), and strategic sourcing (supplier risk management). The analysis reveals synergies between these pillars, leading to exponential improvements in operational efficiency, cost reduction, and strategic resilience. The future points toward autonomous supply chains driven by the convergence of AI with IoT and blockchain, where the human role will evolve toward strategic oversight and exception management. While significant challenges are identified—such as initial investment, data quality, and the talent gap—the study concludes that the tangible ROI and strategic benefits justify progressive adoption.

Keywords: Artificial Intelligence; Supply Chain; Smart Logistics.

RESUMEN

Este estudio tiene como objetivo analizar el impacto transformador de la Inteligencia Artificial (IA) como nuevo núcleo operativo de la cadena de suministro moderna. La investigación demuestra que la IA trasciende su función de herramienta complementaria para convertirse en un ecosistema integrado que redefine los paradigmas logísticos tradicionales. El análisis se centra en cuatro pilares de aplicación: inteligencia predictiva (pronóstico de demanda y gestión de inventarios), automatización inteligente (robótica y gestión de almacenes), logística dinámica (optimización de rutas y flotas) y abastecimiento estratégico (gestión de riesgos con proveedores). El análisis revela la existencia de sinergia entre estos pilares, lo cual genera mejoras exponenciales en eficiencia operativa, reducción de costos y resiliencia estratégica. El futuro apunta hacia cadenas de suministro autónomas impulsadas por la convergencia de IA con IoT y blockchain, donde el rol humano evolucionará hacia la supervisión estratégica y la gestión de excepciones. Si bien se identifican desafíos significativos -como la inversión inicial, la calidad de datos y la brecha de talento- el estudio concluye que el ROI tangible y los beneficios estratégicos justifican la adopción progresiva.

Palabras clave: Inteligencia Artificial; Cadena De Suministro; Logística Inteligente.

INTRODUCCIÓN

La logística global se encuentra en un punto de inflexión, impulsada por la necesidad de eficiencia, resiliencia y adaptabilidad en un entorno cada vez más complejo.^(1,2) En este contexto, la Inteligencia Artificial (IA) emerge no como una herramienta más, sino como el nuevo núcleo operativo capaz de redefinir los paradigmas de la gestión de la cadena de suministro. Lejos de ser una tecnología abstracta, la IA se consolida como un motor de optimización sistemática que analiza, predice y actúa sobre cada eslabón de la cadena para maximizar su eficacia.

La función primordial de la IA en logística reside en su capacidad para procesar volúmenes masivos de datos, identificar patrones complejos y facilitar una toma de decisiones inteligente y en tiempo real.⁽³⁾ A diferencia de los sistemas tradicionales basados en reglas fijas, los algoritmos de IA —especialmente los de Aprendizaje Automático (*Machine Learning*, ML) y las Redes Neuronales— poseen la capacidad de aprender y adaptarse, dotando a las operaciones logísticas de una agilidad y precisión sin precedentes.^(4,5) Esta evolución marca la transición crítica de la mera automatización (ejecución de tareas repetitivas) a la cognición (capacidad de aprender y decidir en entornos dinámicos).

Este salto cualitativo se materializa en el paso del análisis descriptivo al predictivo y prescriptivo. Por ejemplo, mientras un sistema tradicional reporta niveles de inventario, un sistema con IA puede predecir la demanda futura integrando variables como condiciones climáticas o tendencias de mercado, simular el impacto de una rotura de stock y prescribir automáticamente una orden de reabastecimiento optimizada.^(3,5) El impacto central de la IA es, por tanto, la delegación de decisiones rutinarias basadas en datos a la máquina, lo que libera el capital humano para focalizarse en la estrategia, la innovación y la gestión de excepciones.⁽⁴⁾

En consecuencia, el paradigma está evolucionando de un modelo operado por humanos y asistido por sistemas a uno operado por sistemas y supervisado por humanos. Este artículo analiza esta transformación, examinando cómo la IA se aplica como un ecosistema interconectado en los pilares fundamentales de la cadena de suministro —predicción de demanda, gestión de almacenes, transporte y abastecimiento—, los beneficios tangibles que genera, los desafíos para su implementación y el horizonte futuro hacia la logística autónoma.

DESARROLLO

Pilares de optimización

La Inteligencia Artificial constituye un ecosistema de tecnologías complementarias que impacta específicamente cada eslabón de la cadena de suministro. Su valor se manifiesta a través de cuatro pilares de optimización que, de manera interconectada, generan un sistema logístico más inteligente, ágil y resiliente.

Inteligencia Predictiva de Demanda e Inventario

La planificación de demanda ha sido tradicionalmente el talón de Aquiles logístico debido a su dependencia de modelos históricos inefectivos en mercados volátiles. La IA revoluciona este proceso transformando el pronóstico en una “percepción de demanda” en tiempo real, mediante el análisis de conjuntos de datos vastos y heterogéneos que incluyen tendencias de mercado, datos macroeconómicos, condiciones climáticas, eventos especiales y sentimiento en redes sociales.^(6,7) Esta capacidad permite a las empresas ajustar dinámicamente producción y gestión de inventario con precisión superior.

Tecnologías como algoritmos de Aprendizaje Automático (ARIMA, Bosques Aleatorios) para análisis de series temporales, y Redes Neuronales Artificiales para identificar patrones no lineales, impulsan esta capacidad. Estos modelos aprenden continuamente y se ajustan en tiempo real, haciendo los pronósticos más dinámicos y fiables.⁽⁸⁾

La inteligencia predictiva se integra directamente con la gestión de inventarios. Al predecir con exactitud qué, cuándo y dónde comprarán los clientes, la IA optimiza los niveles de stock

para prevenir roturas (que generan ventas perdidas) y excesos (que inmovilizan capital). Sistemas avanzados automatizan el reabastecimiento, monitorean stock continuamente y detectan anomalías como robos o daños, permitiendo intervención rápida.^(9,10)

Casos emblemáticos demuestran su eficacia: IKEA implementó modelos de ML que integran datos históricos, promociones y variables locales como el clima.⁽¹¹⁾ Amazon pronostica la demanda diaria de más de 400 millones de productos en temporadas altas, hazaña imposible sin IA.⁽¹²⁾

El Almacén Sensible: IA en Automatización y Robótica

El almacén ha evolucionado de instalación estática a centro de cumplimiento dinámico, con la IA como cerebro central. La IA impulsa robótica avanzada que incluye Robots Móviles Autónomos (AMRs) que navegan inteligentemente sin rutas predefinidas, robots colaborativos (“cobots”) para *picking* y empaque, y brazos robóticos de alta precisión.⁽¹³⁾

Más allá de la robótica, la IA dota de inteligencia superior a los Sistemas de Gestión de Almacenes (WMS). Estos sistemas optimizan dinámicamente el *layout* del almacén (ubicando productos de alta demanda estratégicamente), asignan tareas inteligentemente a humanos y robots según ubicación y carga de trabajo, y planifican rutas de *picking* eficientes.⁽¹⁴⁾

La visión por computadora es otra aplicación crítica: automatiza escaneo de códigos, identificación y clasificación de productos, control de calidad y verificación de pedidos, reduciendo drásticamente errores humanos.⁽¹⁵⁾

Logística Dinámica y Transporte Inteligente

El transporte, siendo uno de los componentes más complejos y costosos, es transformado por la IA mediante optimización de rutas inteligente y en tiempo real. Los algoritmos analizan simultáneamente variables como tráfico en tiempo real, condiciones meteorológicas, cierres viales, ventanas de entrega, capacidad vehicular y costos de combustible.⁽¹⁶⁾

La optimización es dinámica: los sistemas ajustan rutas en ruta ante imprevistos como accidentes o cambios climáticos, garantizando siempre la máxima eficiencia. Esta capacidad es crucial en la última milla, donde la optimización en entornos urbanos congestionados se traduce en entregas más rápidas y confiables.⁽¹⁷⁾ Además, la IA gestiona flotas mediante mantenimiento predictivo (con sensores IoT que monitorean estado de vehículos) y análisis de patrones de conducción para mejorar eficiencia de combustible.

Abastecimiento Estratégico y Gestión de Relaciones con Proveedores

La gestión de proveedores ha evolucionado de función transaccional a disciplina estratégica centrada en riesgo y colaboración. La IA permite evaluaciones profundas mediante análisis de datos internos (puntualidad, calidad) y externos (solidez financiera, noticias), creando perfiles de riesgo dinámicos que facilitan la diversificación proactiva de la base de suministro.^(13,18)

Además, automatiza tareas repetitivas como generación de órdenes de compra, monitoreo de envíos y procesamiento de facturas, liberando a profesionales para actividades de mayor valor como negociación estratégica.⁽¹⁹⁾

Sinergia entre los Cuatro Pilares

Estos pilares operan como un ecosistema interconectado donde las mejoras en un área potencian las demás. Una previsión de demanda precisa (Pilar 1) optimiza inventarios, haciendo más eficiente el almacén (Pilar 2). Un almacén ágil acelera la preparación de pedidos, beneficiando al transporte (Pilar 3). Las rutas optimizadas proporcionan datos de entrega confiables que retroalimentan el sistema de inventario (Pilar 1). Este ciclo virtuoso genera mejoras exponenciales en toda la cadena de suministro.

Beneficios de la Implementación de la IA en la Cadena Logística

La adopción de la Inteligencia Artificial trasciende el ámbito tecnológico para convertirse en un impulsor estratégico que redefine los parámetros de eficiencia, resiliencia y competitividad. Su impacto se manifiesta en tres dimensiones clave: excelencia operativa, ventajas estratégicas y sostenibilidad.

Excelencia operativa e impacto económico directo

La IA genera mejoras medibles en indicadores operativos y financieros críticos. La reducción de costos emerge como beneficio inmediato, mediante la identificación y mitigación de ineficiencias en procesos. La optimización inteligente de inventario disminuye costos de mantenimiento,⁽¹⁹⁾ mientras que la gestión eficiente de rutas y flotas reduce drásticamente gastos de combustible y transporte.⁽¹⁾

La eficiencia y productividad experimentan mejoras sustanciales. La automatización de tareas repetitivas (procesamiento documental, seguimiento de inventario) libera capital humano para actividades de mayor valor. En almacenes, la optimización de flujos de trabajo y la dirección inteligente de robots y trabajadores elevan la capacidad de procesamiento de pedidos.^(17,19)

La capacidad de la IA para detectar anomalías permite identificar fallos operativos, defectos de productos y errores humanos de forma temprana, traduciéndose en mayor precisión en cumplimiento de pedidos, menos devoluciones y minimización de desperdicios.^(17,18)

Resiliencia y orientación al cliente

Más allá de las métricas cuantitativas, la IA fortalece capacidades estratégicas fundamentales. La toma de decisiones se transforma mediante análisis predictivos y simulaciones de escenarios que permiten respuestas proactivas a interrupciones o cambios bruscos de demanda.⁽²⁰⁾

La visibilidad integral de la cadena de suministro se potencia con la integración de IA e IoT, permitiendo seguimiento *end-to-end* en tiempo real que mejora la coordinación, planificación y cumplimiento de estándares éticos y de sostenibilidad.^(10,13)

Estos beneficios convergen en una experiencia del cliente superior: entregas más rápidas y confiables, menor incidencia de roturas de stock, y servicio personalizado a través de asistentes virtuales. Esta centralidad en el cliente se consolida como diferenciador competitivo clave.⁽¹⁾

Sostenibilidad logística

La IA se configura como herramienta esencial para objetivos ambientales. La optimización de recursos se materializa mediante rutas más eficientes y mejor gestión de carga, reduciendo consumo de combustible y emisiones de GEI entre 5 % y 10 %.⁽²¹⁾

La minimización de residuos se logra mediante previsiones de demanda precisas que evitan sobreproducción y obsolescencia. Adicionalmente, sistemas de IA monitorizan y optimizan el consumo energético en almacenes sin comprometer rendimiento operativo.⁽⁷⁾

Este alineamiento entre eficiencia operativa y responsabilidad ambiental permite a las empresas no solo reducir su huella de carbono, sino también fortalecer su imagen corporativa y cumplir con expectativas crecientes de *stakeholders*.^(7,21)

Desafíos de la implementación de la IA en la cadena logística

La adopción de la IA en la cadena de suministro representa un proceso complejo que enfrenta importantes obstáculos técnicos, económicos y culturales. Una implementación exitosa requiere superar cuatro desafíos críticos interconectados.

La Ecuación de la Inversión: Costos y ROI

La considerable inversión inicial en infraestructura tecnológica, software especializado, desarrollo de modelos y capacitación constituye la primera barrera.⁽²²⁾ El tamaño del mercado

global de IA en logística, valorado en 20,1 mil millones de dólares en 2024, refleja la magnitud de estas inversiones.⁽²³⁾

El cálculo del Retorno de la Inversión (ROI) presenta complejidades debido a la naturaleza intangible de algunos beneficios (mejora en la toma de decisiones, moral del empleado). Un análisis completo debe integrar KPIs tangibles (reducción de costos laborales, eficiencia operativa) e intangibles (satisfacción del cliente).⁽²⁴⁾

Los Datos como Cimiento: Calidad e Integración

El principio “basura entra, basura sale” es particularmente relevante en IA. La falta de datos estandarizados, limpios y disponibles representa una barrera significativa, donde datos fragmentados en sistemas incompatibles socavan la precisión de los algoritmos.⁽¹⁾

La gestión de datos requiere infraestructura robusta y especializada para procesar volúmenes masivos de información estructurada y no estructurada. Adicionalmente, la integración con sistemas heredados (ERP, WMS, TMS) genera complejidades técnicas que pueden interrumpir operaciones si no se gestionan meticulosamente.⁽¹⁾

El Elemento Humano: Talento y Gestión del Cambio

La escasez global de talento especializado en ciencia de datos, desarrollo de IA y aprendizaje automático ralentiza la adopción e incrementa los costos.⁽²⁵⁾ Es crucial comprender que la IA busca aumentar las capacidades humanas, no reemplazarlas.

Superar este desafío requiere inversión agresiva en programas de capacitación, reconversión (*reskilling*) y mejora de habilidades (*upskilling*) para adaptar la fuerza laboral a nuevos flujos de trabajo. La gestión del cambio cultural es igualmente crítica, necesitando comunicación transparente y demostración tangible de cómo la IA elimina tareas tediosas y permite enfoque en trabajo estratégico.⁽²⁵⁾

Seguridad y Confianza en la Era de la IA

La creciente conectividad expande las vulnerabilidades ante ciberamenazas como *ransomware*, *spoofing* e interferencia de señales, requiriendo protección equivalente a la seguridad física.⁽⁴⁾ La gobernanza de datos sensibles exige protocolos robustos y cumplimiento de regulaciones como el GDPR.

Las consideraciones éticas son prioritarias: garantizar transparencia, explicabilidad y auditabilidad de las decisiones algorítmicas es esencial para evitar sesgos y mantener rendición de cuentas.⁽²⁶⁾

Interconexión de los Desafíos: Un Círculo Vicioso

Estos desafíos forman un sistema interdependiente donde cada problema exacerba los demás. Datos de baja calidad incrementan los costos de infraestructura, la escasez de talento eleva los costos laborales, y los altos costos limitan el acceso de PYMES a soluciones avanzadas. Este ciclo crea una barrera competitiva que favorece a grandes empresas con capacidad de inversión simultánea en los tres frentes, potencialmente acelerando la consolidación del mercado por disparidad tecnológica.

Tecnologías Emergentes y la Cadena de Suministro Autónoma

La evolución de la IA en logística avanza hacia un ecosistema autónomo, interconectado e inteligente, impulsado por la sinergia con otras tecnologías disruptivas. Este futuro se construye sobre tres pilares convergentes:

Sinergia IA, IoT y Blockchain: Trazabilidad Inteligente

La convergencia de estas tecnologías crea un sistema de trazabilidad seguro, transparente y proactivo. Los dispositivos de IoT actúan como los “sentidos”, capturando datos en tiempo real sobre ubicación, temperatura y condiciones ambientales. *Blockchain* funciona como “memoria” inmutable, registrando cada transacción en un libro contable descentralizado a prueba de manipulaciones. La IA sirve como “cerebro” analítico, procesando estos datos para detectar anomalías, predecir interrupciones y optimizar procesos de forma proactiva.⁽²⁷⁾ Esta triada es particularmente crucial en industrias reguladas como la farmacéutica y alimentaria, donde la integridad de la cadena de frío es un requisito normativo y competitivo.

Gemelos Digitales: Simulación y Optimización Predictiva

Los gemelos digitales -réplicas virtuales dinámicas de activos físicos o sistemas completos- representan otro avance significativo. Alimentados por datos de IoT en tiempo real, estos modelos reflejan con exactitud el estado de su contraparte física.⁽²⁸⁾ La potencia se maximiza al combinarlos con IA, permitiendo simular infinitos escenarios “*what-if*” sin riesgos operativos: desde pruebas de estrés por disrupciones hasta optimización de *layouts* de almacén o mantenimiento predictivo.⁽²⁹⁾

Logística Autónoma: Agentes de IA y Generativa

La trayectoria final apunta hacia cadenas de suministro totalmente autónomas. Los “agentes de IA” -sistemas software autónomos capaces de percibir, decidir y actuar- gestionarán tareas complejas como planificación de producción, negociación con proveedores y reconfiguración dinámica de rutas. La IA generativa complementará este ecosistema, diseñando redes logísticas óptimas desde cero, generando planes alternativos durante crisis o redactando contratos automáticamente.⁽³⁰⁾

El rol humano evolucionará hacia la supervisión estratégica, gestión de excepciones y dirección ética de sistemas autónomos. Los gemelos digitales actúan como puente esencial hacia esta autonomía, funcionando como “simuladores de vuelo” donde los agentes de IA pueden entrenarse sin riesgos mediante millones de escenarios. La madurez en gemelos digitales se correlaciona directamente con la preparación para la autonomía real.

CONSIDERACIONES FINALES

El presente estudio demuestra que la Inteligencia Artificial tiene las potencialidades para dejar de ser una tecnología auxiliar para convertirse en el núcleo operativo de la cadena de suministro moderna. Su implementación estratégica genera una transformación paradigmática, transitando de procesos reactivos y fragmentados hacia un ecosistema proactivo, interconectado y autónomo.

Los cuatro pilares analizados—predicción de demanda, automatización de almacenes, optimización de transporte y gestión estratégica de proveedores—revelan que el valor de la IA reside en su capacidad de integración sinérgica. Esta sinergia crea un “efecto volante” de optimización continua, donde las mejoras en un área potencian automáticamente el rendimiento de las demás, generando ganancias exponenciales en eficiencia, resiliencia y sostenibilidad.

Sin embargo, la transición hacia la logística inteligente enfrenta desafíos críticos. La ecuación coste-ROI, la calidad de los datos, la brecha de talento y los riesgos de seguridad y éticos constituyen barreras significativas que requieren una aproximación estratégica y holística. Superarlas exige inversión sostenida, gestión del cambio cultural y un marco de gobernanza robusto.

El futuro inmediato estará definido por la convergencia tecnológica (IA + IoT + Blockchain) y la irrupción de los gemelos digitales, que actuarán como simuladores para el desarrollo seguro de cadenas de suministro autónomas. No obstante, la autonomía total no implica la sustitución

del factor humano. Por el contrario, el rol del profesional evolucionará hacia la supervisión estratégica, la gestión de excepciones y la dirección ética de sistemas cada vez más complejos.

En última instancia, la IA no es un fin en sí mismo, sino el facilitador esencial para construir cadenas de suministro ágiles, resilientes y sostenibles capaces de prosperar en un entorno global volátil. Las organizaciones que logren integrar estas tecnologías de forma ética y estratégica, manteniendo al ser humano en el centro de la toma de decisiones, no solo optimizarán sus operaciones, sino que redefinirán los estándares de competitividad en la industria logística del siglo XXI.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Gutiérrez Ortiz A, Méndez González C, López Alvarado N, Reyes Vázquez JE, Reyes Vázquez S. Los efectos de la escasez de contenedores vacíos en la cadena logística del Puerto de Manzanillo, México. *Investigación Y Ciencia Aplicada a La Ingeniería*. 2025;8(49).
2. Villegas Pisco LL, Vera Velásquez B. Desempeño laboral y su impacto en la cadena logística de la empresa Megaoperaciones, Chone. *UNESUM - Ciencias Revista Científica Multidisciplinaria*. 2025;9(2):176-89. <https://doi.org/10.47230/unsum-ciencias.v9.n2.2025.176-189>
3. Sánchez Cruz MA. Optimización de las operaciones en la cadena de suministro a través de la inteligencia artificial: un enfoque basado en datos logísticos. *LATAM Revista Latinoamericana De Ciencias Sociales Y Humanidades*. 2025;6(3):687-96. <https://doi.org/10.56712/latam.v6i3.3976>
4. Guerra Castellón E, Vázquez Alfonso Y, Núñez Torres E. Desempeño logístico en entidades turísticas cubanas de la cadena de suministro: Estudio comparativo mediante machine learning. *GRAN TOUR Revista de Investigaciones Turísticas*. 2025;(31). <https://www.euttm.es/grantour/index.php/grantour/article/view/400>
5. Hanco-Mamani JI. Research trends on technologies in logistics management. *Revista Científica De Sistemas E Informática*. 2024;4(2):e755. <https://doi.org/10.51252/rcsi.v4i2.755>
6. Ibarra-Peña KA, Morán-Murillo PN, Rodríguez-Sares EA. Inteligencia artificial y Big Data en la optimización de cadenas de suministro internacionales: hacia una logística predictiva y sostenible. *Revista UGC*. 2024;2(3):61-71.
7. Johan Sebastian, Riascos-Guerrero JA, Galván-Colonia E, Pincay-Lozada JL. Estrategias basadas en inteligencia artificial para la gestión de inventarios en la cadena de suministro. *TM*. 2024;37(6):88-97. <https://doi.org/10.18845/tm.v37i6.7271>
8. Zambrano Burgos VR, Zambrano Mielles JD, Mielles Cevallos D. El rol de la inteligencia artificial en la automatización y la gestión de la cadena de suministro. *GADE Revista Científica*. 2025;5(1):390-414. <https://doi.org/10.63549/rg.v5i1.607>
9. Riascos JA, Bravo JS, Galván Colonia E. Estrategias basadas en inteligencia artificial para la gestión de inventarios en la cadena de suministro. *Universidad Cooperativa de Colombia*; 2025.
10. Paredes Solsol VH, Díaz De La Vega Huanca JH. Sistema de Gestión de Almacenes Basado en Inteligencia Artificial para Optimizar las Ventas. *Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas, Perú*; 2025. <http://hdl.handle.net/10757/683823>
11. IKEA lanza una nueva experiencia digital impulsada por IA - IKEA. Available from: <https://>

www.ikea.com/us/en/newsroom/corporate-news/ikea-launches-new-ai-powered-digital-experience-empowering-customers-to-create-lifelike-room-designs-pub58c94890/

12. Bombín González M. Tendencias y futuro de la logística, el ejemplo de Amazon. 2022. Available from: <https://uvadoc.uva.es/handle/10324/54540>

13. Tirado Avila JD, Mecola Bernedo JC. Automatización Robótica de Procesos y su Impacto en la Gestión de Compras y Cadena de Suministros: Revisión Sistemática. *Gestión Operacional Industrial*. 2024;3(1):64-79.

14. Mahajan S, Nagesh I R, Mishra B B, Sarkar S, G S, D V, et al. Artificial Intelligence and Strategic Governance: Enabling Real-Time Decisions in Complex Business Ecosystems. *Management (Montevideo)*. 2025;3:174.

15. Ahmed I, Alkahtani M, Khalid QS, Alqahtani FM. Improved Commodity Supply Chain Performance Through AI and Computer Vision Techniques. *IEEE Access*. 2024;12:24116-32. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10418923>

16. Rahman F, Anwar D, Faizanuddin M. Interconnected Supply Chain Management and Logistics: Key to Driving Business Success. *Management (Montevideo)*. 2025;3:142.

17. Danchuk V, Comi A, Weiß C, Svatko V. The optimization of cargo delivery processes with dynamic route updates in smart logistics. 2023. Available from: <https://art.torvergata.it/handle/2108/321403>

18. Shlash Mohammad AA, Khanfar IA, Al Oraini B, Vasudevan A, Suleiman IM, Fei Z. Predictive analytics on artificial intelligence in supply chain optimization. *Data and Metadata*. 2024;3:395.

19. Muntala PSRP. Prescriptive AI in Procurement: Using Oracle AI to Recommend Optimal Supplier Decisions. *International Journal of AI, BigData, Computational and Management Studies*. 2021;2(1):76-87. <https://ijaibdcms.org/index.php/ijaibdcms/article/view/228>

20. Rey Escobar I, Valle Nieto JE. Transformación digital en la logística internacional: Estrategias y desafíos de la inteligencia artificial para los inventarios y cadena de suministro en las empresas exportadoras colombianas. *Universidad Pontificia Bolivariana, Colombia*; 2024. <http://hdl.handle.net/20.500.11912/12163>

21. Velaz-Acera N. Técnicas de optimización e inteligencia artificial (IA) como precursoras de una transición energética sostenible. 2025. Available from: <https://gredos.usal.es/handle/10366/163946>

22. Mateus MA. La dualidad de la inteligencia artificial en la sostenibilidad de las cadenas de suministro: una revisión narrativa. *European Public & Social Innovation Review*. 2024;9:1-21. <https://epsir.net/index.php/epsir/article/view/552>

23. Halachev P. The Influence of Artificial Intelligence on the Automation of Processes in Electronic Commerce. *Data and Metadata*. 2024;3:352.

24. González JC. Análisis de la incidencia de los parámetros del modelo de cálculo del Retorno de la Inversión en proyectos de automatización de procesos de negocios con aplicación

de la tecnología RPA. CONECTIVIDAD. 2021;2(1):10-26.

25. Reyna Tenorio LJ, Ochoa González FA. Transformación Sostenible en la Industria Manufacturera: Sinergias entre Agilidad, Inteligencia Artificial y Gestión de la Resistencia al Cambio. Reincisol. 2025;4(8):928-48. [https://doi.org/10.59282/reincisol.V4\(8\)928-948](https://doi.org/10.59282/reincisol.V4(8)928-948)

26. Rodrigo Mariano Díaz. Ciberseguridad en cadenas de suministros inteligentes en América Latina y el Caribe. Documentos de Proyectos(LC/TS.2022/70), Santiago, Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), 2022.

27. Helo P, Hao Y. Artificial intelligence in operations management and supply chain management: an exploratory case study. Production Planning & Control. 2021;33(16):1573-90. <https://doi.org/10.1080/09537287.2021.1882690>

28. Bustamante-Limones A, Rodriguez-Borges C, Pérez-Rodríguez JA. Evaluación del uso de gemelos digitales en los sistemas de producción. AiBi Revista de Investigación, Administración e Ingeniería. 2024;12(3):195-204. <https://doi.org/10.15649/2346030X.4382>

29. Toala Arias FJ, Maldonado Zuñiga K, Toala Zambrano MM, Álava Cruzatty JE. Gemelos digitales en la industria. Pentaciencias. 2022;4(1):75-83.

30. Martínez Amodia R. Desarrollo de un asistente virtual logístico basado en inteligencia artificial generativa. Development of a logistics virtual assistant based on generative artificial intelligence. 2025. Available from: <https://repositorio.unican.es/xmlui/handle/10902/37131>

31. Cordobés Navarro O. Aplicación de modelos de lenguaje generativos en la formulación y resolución de problemas de optimización. Escuela Superior de Ingeniería y Tecnología, Universidad de La Laguna, España. 2025. <https://riull.ull.es/xmlui/bitstream/handle/915/42712/Aplicacion%20de%20modelos%20de%20lenguaje%20generativos%20en%20la%20formulacion%20y%20resolucion%20de%20problemas%20de%20optimizacion.pdf>

FINANCIACIÓN

Ninguna

CONFLICTO DE INTERESES

Ninguno.

CONTRIBUCIÓN DE AUTORÍA

Conceptualización: Alejandro Luis Cisnero Piñeiro.

Redacción - borrador inicial: Alejandro Luis Cisnero Piñeiro.

Redacción - revisión y edición: Alejandro Luis Cisnero Piñeiro.

Chapter 2 / Capítulo 2

Superintelligence Series

ISSN 3046-4463

Volume 1 - Artificial Intelligence for Operational and Predictive Optimization

ISBN of the complete work: 978-9915-9851-0-7

ISBN of this volume: 978-9915-9851-1-4

DOI of the chapter: https://doi.org/10.62486/978-9915-9851-0-7_20244

©2024 The authors. This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY) 4.0 License.

REVIEW

Diagnosis and prediction of battery life using recurrent neural networks

Diagnóstico y predicción de vida útil de baterías mediante redes neuronales recurrentes

Maria Carla Fernández Delgado¹ 

¹Universidad Tecnológica de La Habana “José Antonio Echeverría”, Facultad de Ingeniería Química. La Habana, Cuba.

ABSTRACT

Monitoring the health status (SOH) and predicting the remaining useful life (RUL) of lithium-ion batteries represent critical challenges in chemical and materials engineering. This review analyzes the fundamental role of long-term memory networks (LSTM) as an advanced tool for modeling the temporal degradation of batteries. LSTMs, with their gate architecture that regulates information flow, demonstrate a unique ability to capture nonlinear and long-term dependencies in operational data sequences, overcoming the limitations of traditional methods based on physical models or static machine learning techniques. Analysis of recent applications reveals that hybrid approaches combining LSTMs with Gaussian processes, convolutional networks, or attention mechanisms achieve prediction errors of less than 1 %, establishing new paradigms of accuracy in RUL forecasting. However, the computational complexity of these architectures poses practical challenges for their implementation in real-time battery management systems. The review concludes that LSTMs represent a transformative advance in battery monitoring; however, their industrial adoption will require optimizations in computational efficiency and transfer learning strategies to adapt to diverse chemistries and operating conditions.

Keywords: Artificial Intelligence; Recurrent Neural Networks; Lithium-Ion Batteries; Health Status Monitoring.

RESUMEN

La monitorización del estado de salud (SOH) y la predicción de la vida útil restante (RUL) de baterías de iones de litio representan desafíos críticos en ingeniería química y de materiales. Esta revisión analiza el papel fundamental de las redes de memoria a largo plazo (LSTM) como herramienta avanzada para modelar la degradación temporal de baterías. Las LSTM, con su arquitectura de puertas que regulan el flujo de información, demuestran una capacidad única para capturar dependencias no lineales y de largo plazo en secuencias de datos operativos, superando las limitaciones de métodos tradicionales basados en modelos físicos o técnicas de *Machine Learning* estáticas. El análisis de aplicaciones recientes revela que los enfoques híbridos que combinan LSTM con procesos Gaussianos, redes convolucionales o mecanismos de atención logran errores de predicción inferiores al 1 %, estableciendo nuevos paradigmas de precisión en el pronóstico de RUL. Sin embargo, la complejidad computacional de estas arquitecturas plantea desafíos prácticos para su implementación en sistemas de gestión de baterías (BMS) en tiempo real. La revisión concluye que las LSTM representan un avance transformador en la monitorización de baterías, sin embargo, su adopción industrial requerirá optimizaciones en eficiencia computacional y estrategias de aprendizaje transferencial para adaptarse a diversas químicas y condiciones operativas.

Palabras clave: Inteligencia Artificial; Redes Neuronales Recurrentes; Baterías de Iones de Litio; Monitorización del Estado de Salud.

INTRODUCCIÓN

El diagnóstico y pronóstico de la vida útil de las baterías de iones de litio representa un campo de estudio esencial ante la creciente dependencia de estos sistemas de almacenamiento electroquímico en movilidad eléctrica, integración de energías renovables y dispositivos portátiles.⁽¹⁾ Su degradación progresiva -manifestada mediante pérdida de material activo, crecimiento de la capa SEI y aumento de resistencia interna- constituye un desafío técnico crítico que impacta directamente en la confiabilidad y seguridad operativa.⁽²⁾

La estimación precisa del Estado de Salud (SOH), definido como el porcentaje entre capacidad actual y nominal, y la Vida Útil Remanente (RUL) resulta fundamental para garantizar operación segura y eficiente. Estos parámetros permiten implementar estrategias de mantenimiento predictivo, optimizar reemplazos y prevenir fallos catastróficos, reduciendo costos operativos y riesgos asociados.⁽²⁾

Los enfoques tradicionales para estimar SOH/RUL se dividen en métodos basados en modelos físico-matemáticos y técnicas basadas en datos.^(2,3) Los primeros utilizan representaciones basadas en principios electroquímicos o circuitos equivalentes, frecuentemente combinados con filtros de Kalman o partículas.⁽⁴⁾ Si bien proporcionan información mecánica valiosa, su aplicabilidad se ve limitada por la necesidad de calibración específica y su escasa adaptabilidad a condiciones operativas variables.⁽⁵⁾

Frente a estas limitaciones, los métodos basados en datos emergen como alternativa prometedora al aprender directamente de historiales operativos sin requerir modelado físico explícito. Estas técnicas, que incluyen máquinas de soporte vectorial, modelos autorregresivos y bosques aleatorios, destacan por su flexibilidad para adaptarse a escenarios dinámicos. Entre ellas, las redes neuronales recurrentes LSTM han demostrado capacidades excepcionales para capturar patrones complejos de degradación.^(2,3)

Las redes de Memoria a Largo y Corto Plazo (LSTM) constituyen una evolución de las redes recurrentes convencionales, diseñadas específicamente para modelar dependencias temporales de largo alcance.^(2,6) Su arquitectura con puertas de información permite retener estados internos relevantes a lo largo de secuencias extensas, característica crucial para representar procesos de degradación donde eventos pasados (ej. profundidades de descarga, exposiciones térmicas) influyen significativamente en el comportamiento futuro.⁽⁷⁾

Esta capacidad de modelado secuencial posiciona a las LSTM como herramienta privilegiada para el monitoreo de baterías. Evidencias recientes confirman su superioridad frente a métodos tradicionales en la estimación de SOH y predicción de RUL, particularmente al identificar patrones no lineales y relaciones temporales complejas que escapan a técnicas convencionales.⁽⁷⁾ Su aplicabilidad se extiende a diversos escenarios operativos, consolidándolas como componente fundamental en sistemas modernos de gestión de baterías. Esta revisión se centra en analizar la literatura reciente sobre la aplicación de redes LSTM en el diagnóstico de baterías, examinando metodologías, resultados y comparaciones con otros enfoques, así como los desafíos actuales y futuras líneas de investigación. De ahí que el objetivo es describir los avances recientes en la aplicación de redes LSTM para el diagnóstico y predicción de vida útil de baterías de litio.

DESARROLLO

Fundamentos de las redes LSTM aplicadas a secuencias de batería

Las redes de Memoria a Largo Plazo (LSTM) constituyen una evolución de las redes neuronales recurrentes, diseñadas específicamente para superar las limitaciones de memoria a largo plazo de las RNN convencionales.⁽²⁾ Su arquitectura se basa en celdas de memoria con tres puertas multiplicativas: la puerta de entrada regula el flujo de información nueva, la puerta de olvido

controla la retención de información previa, y la puerta de salida determina la influencia del estado interno en la predicción.^(8,9) Este mecanismo de compuerta permite a las LSTM aprender dependencias temporales complejas al decidir qué información conservar o descartar a lo largo de secuencias extensas. En el contexto de baterías, esta capacidad se traduce en la captura de efectos acumulativos como ciclos de carga históricos o eventos de estrés térmico, facilitando la predicción de la evolución de parámetros críticos como la capacidad y la resistencia interna.

La adaptabilidad de las LSTM a secuencias de longitud variable y su robustez frente a datos ruidosos las posicionan como herramientas ideales para analizar series temporales de baterías provenientes de entornos operativos reales. Fenómenos no lineales como la recuperación de capacidad o las mesetas de degradación, que desafían a los modelos lineales, pueden ser aprendidos directamente desde los datos mediante el entrenamiento adecuado de la red.

⁽¹⁰⁾ Esta flexibilidad ha consolidado a las LSTM como componente fundamental en modelos de estimación del Estado de Salud (SOH) - donde se mapean secuencias de indicadores operativos al valor de capacidad actual - y predicción de la Vida Útil Remanente (RUL) - donde se proyecta la trayectoria de degradación hasta alcanzar umbrales críticos (ej. $SOH < 80 \%$).

En consecuencia, las LSTM establecen un marco computacional sólido para modelar procesos de degradación temporal en sistemas electroquímicos. Su fundamento teórico permite representar relaciones no lineales y dependientes de la historia operativa, proporcionando bases técnicas para su aplicación exitosa en el monitoreo y pronóstico de baterías. La siguiente sección examina implementaciones concretas y optimizaciones recientes de redes LSTM en el diagnóstico de baterías de iones de litio.

Aplicaciones recientes de LSTM en el monitoreo de baterías Li-ion

La investigación sobre aplicaciones de LSTM en el monitoreo de baterías de iones de litio ha experimentado un crecimiento significativo, con numerosos estudios demostrando su eficacia en la estimación del Estado de Salud (SOH) y predicción de la Vida Útil Remanente (RUL). Esta sección sintetiza los avances más relevantes, analizando metodologías, datos utilizados y resultados obtenidos.

Los modelos LSTM puros han demostrado capacidad para lograr estimaciones de SOH con notable precisión. Yang et al. reportaron que una red LSTM entrenada con datos de ciclos de carga/descarga predijo la capacidad restante con error inferior a redes neuronales convencionales en pronóstico temporal.⁽¹¹⁾ Complementariamente, otro estudio⁽¹²⁾ aplicó LSTM a celdas bajo diferentes profundidades de descarga, obteniendo errores relativos menores al 2 % incluso con conjuntos de datos reducidos, gracias a la explotación de dependencias secuenciales. Un hallazgo crucial fue la transferencia de conocimiento mediante la reutilización de capas LSTM congeladas entre baterías distintas, sugiriendo que estas redes capturan rasgos generales de envejecimiento que reducen la necesidad de grandes volúmenes de datos etiquetados por celda.

La integración de LSTM con otras técnicas ha generado enfoques híbridos que mejoran la exactitud y robustez. Zhao et al.⁽³⁾ combinaron LSTM con procesos Gaussianos (GPR) para predicción conjunta de SOH/RUL, donde la LSTM predice trayectorias de indicadores de salud que alimentan al modelo GPR. Al validar con el set de datos NASA de cuatro celdas, lograron errores de SOH por debajo del 1 % y errores de RUL inferiores a un ciclo. Paralelamente, la combinación CNN-LSTM ha mostrado eficacia al extraer características espaciales (ej. formas de onda de voltaje) que luego son procesadas temporalmente por la LSTM. Arquitecturas más complejas incorporan *Transfer learning*⁽¹³⁾ o LSTM bidireccionales (Bi-LSTM), buscando sinergias entre captura de patrones locales y modelado de tendencias a largo plazo.⁽²⁾

La incorporación de mecanismos de atención representa un avance cualitativo en la evolución de las LSTM. Xu et al.⁽¹⁴⁾ desarrollaron un modelo con atención espaciotemporal que separa características de degradación a largo plazo de fluctuaciones cortas, aplicando doble atención

espacial (para ponderar indicadores) y temporal (para focalizar en etapas específicas). Esta aproximación mostró superioridad frente a LSTM tradicionales, incluso ante fenómenos como la regeneración de capacidad. En predicción de RUL, Chen et al.⁽¹⁵⁾ propusieron una arquitectura híbrida que combina LSTM transductiva (TLSTM) con convoluciones dilatadas, atención espacial y optimización evolutiva. Su enfoque multicanal (utilizando voltaje, corriente y temperatura) redujo errores de predicción en 10-14 %, alcanzando MAPE de 0,5-1 % en validaciones con datos NASA. Si bien la complejidad computacional plantea desafíos para implementación en BMS, estos trabajos establecen nuevos referentes de precisión.

La versatilidad de las LSTM se extiende a aplicaciones específicas como diagnóstico mediante segmentos de curvas de carga,⁽¹⁶⁾ modelos apilados para carga rápida,⁽¹⁷⁾ o fusión con filtros de Kalman. El denominador común es la capacidad de adaptarse a diversos tipos de entrada manteniendo errores en el rango de pocos puntos porcentuales, superando sustancialmente a métodos tradicionales donde errores del 5-10 % eran comunes.⁽³⁾ Esta precisión consolidada las LSTM como componente central en sistemas modernos de gestión de baterías basados en datos.

Comparativa entre LSTM y otros métodos de diagnóstico

El diagnóstico de baterías mediante LSTM debe contextualizarse dentro del espectro más amplio de metodologías disponibles, que abarcan desde enfoques basados en modelos físicos hasta técnicas avanzadas de inteligencia artificial. Esta sección presenta un análisis comparativo de las fortalezas y limitaciones de las LSTM frente a estos métodos alternativos.

Métodos físicos/modelo-basados

Los enfoques basados en modelos físicos, como los modelos electroquímicos (ej. modelo de partículas pseudo-2D) o los circuitos equivalentes combinados con filtros de Kalman, ofrecen la ventaja única de proporcionar información física sobre los mecanismos de degradación. Sin embargo, su desarrollo y calibración requieren conocimientos especializados y resultan costosos, mostrando limitaciones significativas cuando las condiciones operativas se desvían de los escenarios de calibración originales.⁽²⁾ En contraste, las técnicas basadas en LSTM presentan mayor capacidad de generalización al aprender directamente de datos experimentales, evitando la necesidad de modelado físico detallado para cada química de batería. Esta ventaja se ve atenuada por la naturaleza de “caja negra” de las LSTM, que sacrifica interpretabilidad física por ganancias en precisión y flexibilidad operativa.

Otras técnicas de Machine Learning

Métodos clásicos como máquinas de soporte vectorial, bosques aleatorios y modelos autorregresivos han demostrado capacidad limitada para capturar dependencias temporales complejas, requiriendo frecuentemente ingeniería de características manual para incorporar la dimensión temporal.⁽²⁾ Las LSTM superan esta limitación al modelar secuencias temporalmente de forma automática, aprendiendo dinámicas temporales directamente desde los datos. Estudios comparativos como el de Bhattacharjee et al.⁽¹⁸⁾ confirman que las LSTM identifican tendencias de degradación con mayor fidelidad que SVM o ARIMA, especialmente en patrones no suaves con fluctuaciones y discontinuidades. Aunque técnicas como XGBoost o LightGBM pueden lograr buen rendimiento con características especializadas, generalmente requieren mayor ajuste y no capturan dependencias temporales tan naturalmente como las LSTM.

Otras redes neuronales

Dentro del aprendizaje profundo, las LSTM coexisten con arquitecturas alternativas como GRU, CNN y Transformers. Las GRU, siendo una versión simplificada de LSTM, pueden alcanzar rendimiento similar en algunas aplicaciones, aunque estudios específicos en baterías sugieren que las LSTM mantienen ventajas en escenarios de degradación altamente no lineales.⁽¹⁹⁾ Por

ejemplo, Sheikhani et al.⁽²⁰⁾ demostraron la superioridad de LSTM sobre GRU y redes feed-forward en predicción de SOH hasta fallo total. Las CNN puras, aunque efectivas para extracción de características, carecen de capacidad inherente para modelar dependencias temporales, motivando arquitecturas híbridas CNN-LSTM que aprovechan las fortalezas de ambos enfoques.

⁽²¹⁾ Los Transformers emergen como alternativa prometedora por su capacidad de capturar dependencias a muy largo plazo, aunque su alta complejidad y requerimientos de datos limitan su aplicabilidad práctica. Estrategias híbridas Transformer-LSTM buscan equilibrar esta dicotomía, utilizando Transformers para extracción de características y LSTM como columna vertebral predictiva.⁽²⁾

Esta comparativa evidencia que la selección del método óptimo depende críticamente del balance entre interpretabilidad física, requerimientos computacionales, disponibilidad de datos y precisión requerida, siendo las LSTM particularmente adecuadas para aplicaciones donde la captura de dependencias temporales complejas es prioritaria.

CONSIDERACIONES FINALES

La aplicación de redes LSTM se ha consolidado como un paradigma efectivo para el diagnóstico y pronóstico de vida útil de baterías de iones de litio, demostrando capacidades superiores a los métodos tradicionales. La evidencia revisada confirma que estas arquitecturas logran estimaciones de SOH con errores mínimos y predicciones de RUL con precisión notable, superando significativamente a enfoques basados en modelos físico-químicos y técnicas de *Machine Learning* convencionales. Esta ventaja deriva de su capacidad inherente para modelar las dinámicas no lineales y dependientes del historial operativo que caracterizan los procesos de degradación electroquímica.

La evolución metodológica reciente muestra una clara tendencia hacia arquitecturas híbridas que combinan LSTM con componentes complementarios. La integración con redes convolucionales, mecanismos de atención y métodos probabilísticos ha permitido mejoras incrementales en el rendimiento predictivo, alcanzando niveles de precisión anteriormente inalcanzables. Sin embargo, esta sofisticación conlleva mayores demandas computacionales y requisitos de datos, generando nuevos desafíos para la implementación práctica en sistemas embebidos de gestión de baterías (BMS).

Los futuros desarrollos deberán abordar críticamente la optimización de la eficiencia computacional, la generalización entre diferentes químicas de batería y la interpretabilidad de las predicciones. La integración de estas técnicas con estrategias de control adaptativo y mantenimiento predictivo permitirá optimizar operación y extender vida útil, aunque su implementación industrial requerirá soluciones balanceadas entre complejidad y practicidad. Las LSTM han establecido así un nuevo estándar en monitorización de baterías, posicionándose como componente fundamental en la próxima generación de sistemas inteligentes de gestión de energía.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Juan OS, Moisés J. Modelos de diagnóstico predictivos de SOH (State of Health) de baterías. 2022 Sep 19. Disponible en: <http://addi.ehu.eus/handle/10810/58716>
2. Xu G, Xu J, Zhu Y. LSTM-based estimation of lithium-ion battery SOH using data characteristics and spatio-temporal attention. PLOS ONE. 2024 Dec 26;19(12):e0312856. <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0312856>
3. Zhao J, Zhu Y, Zhang B, Liu M, Wang J, Liu C, et al. Method of Predicting SOH and RUL of Lithium-Ion Battery Based on the Combination of LSTM and GPR. Sustainability. 2022 Jan;14(19):11865. <https://www.mdpi.com/2071-1050/14/19/11865>

4. Benavides Flores MI. Determinación de indicadores de estado de salud de baterías de ion-litio, mediante el uso de espectroscopía de impedancia electroquímica y caracterización del término de la vida útil basado en la generación de calor dada por la impedancia interna. 2018. Disponible en: <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/153342>
5. Artificial intelligence for estimating State of Health and Remaining Useful Life of EV batteries: A systematic review. *ICT Express*. 2025 Aug 1;11(4):769-89. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S240595952500075X>
6. Pérez Sepa MA, Angueta Ponce AV, Guasumba Maila JE, Calero Torres DA. Estimación de la vida útil de las baterías de los vehículos híbridos causas y consecuencias. *Dominio de las Ciencias*. 2022;8(2):770-81. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8637987>
7. Rout S, Samal SK, Gelmecha DJ, Mishra S. Estimation of state of health for lithium-ion batteries using advanced data-driven techniques. *Scientific Reports*. 2025 Aug 19;15(1):30438. <https://www.nature.com/articles/s41598-025-93775-y>
8. Verdin-Tavares AL, Bravo-Valtierra EM, Cárdenas-Valdez JR, Calvillo-Téllez Á. Medidor IoT del estado de salud de baterías. *Pädi Boletín Científico de Ciencias Básicas e Ingenierías del ICBI*. 2023 Nov 30;11:62-6. <https://repository.uaeh.edu.mx/revistas/index.php/icbi/article/view/11430>
9. Rincón Maya CJ. Modelo predictivo para la vida útil restante de un componente crítico de un vehículo eléctrico. 2024. Disponible en: <https://hdl.handle.net/10495/38460>
10. Sarasketa Zabala E. A novel approach for lithium-ion battery selection and lifetime prediction. *Mondragon Unibertsitatea*; 2014. Disponible en: <https://research.science.eus/documentos/5fed2b435ef74402109ada45>
11. A novel Gaussian process regression model for state-of-health estimation of lithium-ion battery using charging curve. *Journal of Power Sources*. 2018 Apr 30;384:387-95. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378775318302398>
12. Yao L, Wen J, Xu S, Zheng J, Hou J, Fang Z, et al. State of Health Estimation Based on the Long Short-Term Memory Network Using Incremental Capacity and Transfer Learning. *Sensors (Basel)*. 2022 Oct 15;22(20):7835.
13. Liu J, Luo P, Shen J. Bearing Fault Prognosis Method Based on Priori Knowledge-Enhanced Particle Filter. Disponible en: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1155/2022/8634753>
14. Xu G, Xu J, Zhu Y. LSTM-based estimation of lithium-ion battery SOH using data characteristics and spatio-temporal attention. *PLoS One*. 2024;19(12):e0312856.
15. Chen S, Fang X. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries via spatial attention TLSTM and dilated CNN with evolutionary optimization. *Scientific Reports*. 2025 Sep 2;15(1):32340. <https://www.nature.com/articles/s41598-025-17610-0>
16. Qian K, Li Y, Zou Q, Cao K, Li Z. SOH and RUL Estimation for Lithium-Ion Batteries Based on Partial Charging Curve Features. *Energies*. 2025 Jan;18(13):3248. <https://www.mdpi.com/1996-1073/18/13/3248>

17. Yayan U, Arslan AT, Yucel H. A Novel Method for SoH Prediction of Batteries Based on Stacked LSTM with Quick Charge Data. *Applied Artificial Intelligence*. 2021 May 12. <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/08839514.2021.1901033>

18. Bhattacharjee S, Maity S, Sen R, Chatterjee S. Class Biased Sarcasm Detection Using Variational LSTM Autoencoder. In: Mandal L, Tavares JMRS, Balas VE, editors. *Proceedings of International Conference on Computational Intelligence, Data Science and Cloud Computing*. Singapore: Springer Nature; 2022. p. 289-97.

19. Olivares Rubio BE. Sistema de pronóstico para el estado-de-salud de acumuladores de energía basado en filtro de partículas y caracterización estadística de fenómenos de regeneración. 2012. Disponible en: <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/111463>

20. Sheikhan A, Agic E, Moghadam MH, Andresen JC, Vesterberg A. Lithium-Ion Battery SOH Forecasting: From Deep Learning Augmented by Explainability to Lightweight Machine Learning Models. In: *2024 IEEE 29th International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*. 2024. p. 1-4. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10710794>

21. Sheikhan A, Agic E. Lithium-Ion Battery SOH Forecasting With Deep Learning Augmented By Explainable Machine Learning. 2024. Disponible en: <https://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:se:mdh:diva-67618>

FINANCIACIÓN

Ninguna

CONFLICTO DE INTERESES

Ninguno.

CONTRIBUCIÓN DE AUTORÍA

Conceptualización: Maria Carla Fernández Delgado.

Redacción - borrador inicial: Maria Carla Fernández Delgado.

Redacción - revisión y edición: Maria Carla Fernández Delgado.

Chapter 3 / Capítulo 3

Superintelligence Series

ISSN 3046-4463

Volume 1 - Artificial Intelligence for Operational and Predictive Optimization

ISBN of the complete work: 978-9915-9851-0-7

ISBN of this volume: 978-9915-9851-1-4

DOI of the chapter: https://doi.org/10.62486/978-9915-9851-0-7_20245

©2024 The authors. This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY) 4.0 License.

REVIEW

Applications of Artificial Intelligence in Structural Design in Civil Engineering

Aplicaciones de la Inteligencia Artificial en el Diseño Estructural en Ingeniería Civil

Julio Alberto Ramírez Mendoza¹ 

¹Universidad Tecnológica de La Habana “José Antonio Echeverría”, Facultad de Ingeniería Civil. La Habana, Cuba.

ABSTRACT

Artificial intelligence (AI) is transforming the structural design paradigm in civil engineering. This article critically analyzes its applications, demonstrating that methods such as machine learning, neural networks, and genetic algorithms enable design optimization by overcoming the limitations of traditional approaches. AI tools facilitate the exploration of thousands of alternatives, multi-objective optimization (balancing cost, safety, and sustainability), and the automation of routine tasks, resulting in significant gains in efficiency, accuracy, and innovation. However, widespread adoption faces challenges such as dependence on quality data, model interpretability (“black box”), and the need for regulatory and professional adaptation. It is concluded that AI does not replace, but rather enhances, the work of engineers. The synergy between human judgment and these tools will be key to developing more efficient, resilient, and sustainable structures in the future, marking a turning point in the practice of structural engineering.

Keywords: Structural Design; Artificial Intelligence; Civil Engineering.

RESUMEN

La inteligencia artificial (IA) está transformando el paradigma del diseño estructural en ingeniería civil. Este artículo analiza críticamente sus aplicaciones, demostrando que métodos como el aprendizaje automático, las redes neuronales y los algoritmos genéticos permiten optimizar diseños superando las limitaciones de los enfoques tradicionales. Las herramientas de IA facilitan la exploración de miles de alternativas, la optimización multiobjetivo (equilibrando costo, seguridad y sostenibilidad) y la automatización de tareas rutinarias, lo que se traduce en ganancias significativas de eficiencia, precisión e innovación. No obstante, la adopción generalizada enfrenta desafíos como la dependencia de datos de calidad, la interpretabilidad de los modelos (“caja negra”) y la necesidad de adaptación normativa y profesional. Se concluye que la IA no reemplaza, sino que potencia la labor del ingeniero. La sinergia entre el criterio humano y estas herramientas será clave para desarrollar estructuras más eficientes, resilientes y sostenibles en el futuro, marcando un punto de inflexión en la práctica de la ingeniería estructural.

Palabras clave: Diseño de Estructuras; Inteligencia Artificial; Ingeniería Civil.

INTRODUCCIÓN

El diseño estructural en ingeniería civil constituye un pilar fundamental para el desarrollo de infraestructura segura, funcional y sostenible. Este proceso implica la compleja integración

de principios mecánicos, normativas técnicas, restricciones económicas y consideraciones ambientales. Tradicionalmente, los ingenieros se han basado en el método de elementos finitos (MEF) y en procedimientos iterativos guiados por normativas para alcanzar soluciones de diseño viables. Si bien estos métodos son robustos, a menudo resultan computacionalmente costosos y pueden verse limitados para explorar exhaustivamente el vasto espacio de soluciones posibles, especialmente en problemas de optimización multiobjetivo.

En este contexto, la Inteligencia Artificial (IA) emerge como un paradigma transformador, ofreciendo herramientas para complementar y potenciar las capacidades del ingeniero. Técnicas de *machine learning* (ML) y *deep learning* (DL) poseen la capacidad de identificar patrones complejos y relaciones no lineales en grandes volúmenes de datos, superando en muchos casos la precisión predictiva de modelos analíticos simplificados.^(1,2) Esta capacidad permite no solo la automatización de tareas rutinarias, sino también el descubrimiento de configuraciones estructurales novedosas y eficientes que podrían pasar desapercibidas con enfoques convencionales.⁽³⁾

A pesar de su potencial, la adopción de la IA en el núcleo del proceso de diseño estructural ha sido más lenta comparado con su aplicación en áreas como el monitoreo de salud estructural o la predicción de fallas.⁽³⁾ Históricamente, las aplicaciones se centraron en la fase de diagnóstico y evaluación, dejando un vacío significativo en su integración durante la fase conceptual y de dimensionamiento. Sin embargo, investigaciones recientes comienzan a demostrar el éxito de los algoritmos de IA en tareas clave del diseño, como la predicción de propiedades mecánicas de materiales, la optimización topológica y el dimensionamiento automático de elementos, prometiendo reducciones significativas en tiempo y esfuerzo.⁽⁴⁾

Este artículo tiene como objetivo revisar de manera comprehensiva el estado del arte de la IA aplicada al diseño estructural civil. Para ello, se analizarán críticamente los métodos de IA más relevantes (por ejemplo, redes neuronales artificiales, algoritmos genéticos, *support vector machines*), se presentarán casos de uso emblemáticos en la literatura, se discutirán las herramientas computacionales disponibles y, finalmente, se contrastarán los beneficios frente a los métodos tradicionales, sin omitir una discusión sobre las limitaciones y los desafíos futuros que enfrenta esta disciplina en rápida evolución.

DESARROLLO

Métodos de IA comúnmente utilizados en diseño estructural

El diseño estructural incorpora diversas metodologías de IA para complementar los enfoques convencionales. Las más relevantes se describen a continuación.

Aprendizaje Automático (Machine Learning)

El aprendizaje automático (ML) emplea algoritmos que, a partir de datos históricos, realizan predicciones o toman decisiones sin una programación explícita. En el ámbito estructural, su principal aplicación es la creación de modelos sustitutos (*surrogate models*). Estos metamodelos aproximan los resultados de análisis complejos (como los de elementos finitos) con un coste computacional significativamente menor, permitiendo evaluar miles de alternativas de diseño en tiempos reducidos y predecir respuestas estructurales (cargas, deformaciones) con precisión suficiente para agilizar las iteraciones de proyecto.⁽¹⁾

Redes Neuronales Artificiales (RNA)

Inspiradas en el cerebro humano, las RNA son sistemas de ML capaces de reconocer patrones complejos. Se entrenan con bases de datos de estructuras o simulaciones para predecir parámetros de diseño, como la resistencia de elementos o el dimensionamiento de vigas y columnas. Avances como las redes neuronales profundas y convolucionales (CNN) permiten aplicaciones más sofisticadas; por ejemplo, analizar planos arquitectónicos como imágenes para

predecir la necesidad de componentes estructurales antes de un modelado detallado.⁽⁵⁾

Algoritmos Genéticos y Optimización Evolutiva

Estas técnicas, inspiradas en la selección natural, buscan soluciones óptimas mediante iteraciones. Representan diseños como “individuos” en una población, aplicando operadores como cruzamiento y mutación para “evolucionar” hacia configuraciones más eficientes. Son particularmente útiles para la optimización multiobjetivo, logrando equilibrar criterios como coste, peso y desempeño sísmico, y pudiendo encontrar soluciones no intuitivas en sistemas complejos.⁽⁶⁾

Diseño Generativo

Este enfoque automatizado utiliza algoritmos (combinando a menudo ML y búsqueda heurística) para generar múltiples alternativas de diseño que cumplen objetivos definidos (ej. minimizar material) bajo restricciones dadas (cargas, normativas).⁽¹⁾ Supone un cambio de paradigma: el ingeniero define el problema y la IA genera un abanico de soluciones viables y, en muchos casos, innovadoras, acelerando la fase conceptual.⁽¹⁾

Además de los anteriores, existen otras técnicas de IA aplicadas en nichos del diseño estructural. Los sistemas expertos basados en reglas fueron precursores en las décadas pasadas, codificando conocimiento de ingenieros veteranos para asesorar en decisiones de diseño (por ejemplo, reglas de norma incorporadas en software). La lógica difusa, por su parte, se ha utilizado para manejar la incertidumbre en parámetros de diseño y calificar el comportamiento estructural en términos lingüísticos (casos difusos de “muy seguro”, “poco flexible”, etc.).^(7,8,9) Asimismo, técnicas de visión por computadora permiten interpretar datos visuales relevantes para el diseño: por ejemplo, extraer geometría de planos escaneados o evaluar la calidad de detalles estructurales a partir de fotos. Incluso el procesamiento de lenguaje natural (NLP) empieza a tener cabida, con investigaciones enfocadas en analizar textos de códigos de construcción o informes técnicos para integrarlos al proceso de diseño automatizado. Aunque estas metodologías complementarias son menos comunes que las mencionadas previamente, en conjunto demuestran el amplio espectro de herramientas de IA que pueden apoyar al ingeniero estructural.^(10,11)

Herramientas y software de IA para el diseño estructural

El ecosistema actual de software incluye diversas herramientas basadas en IA que optimizan específicamente etapas del diseño estructural. A continuación, se destacan algunas de las más relevantes:

- **Daisy:** Emplea programación genética para generar y optimizar diseños de estructuras de madera. Evalúa millones de configuraciones en minutos, reportando reducciones de costos de hasta el 10 % mediante la automatización del diseño de elementos.⁽¹²⁾
- **Pathw.ai:** Plataforma que automatiza el diseño de conexiones de acero mediante reconocimiento de patrones y aprendizaje continuo. Agiliza el proceso al reutilizar soluciones validadas y reducir errores en cálculos repetitivos.⁽¹³⁾
- **Structure Plus:** Aplicación en la nube que se integra con software de modelado (ETABS, SAP2000) para optimizar diseños de acero y hormigón. Utiliza procesamiento paralelo para evaluar múltiples escenarios simultáneamente, minimizando el uso de material.⁽¹⁴⁾
- **Hypar + SkyCiv:** Plataforma de diseño generativo que combina modelado paramétrico con análisis estructural en tiempo real. Permite iteraciones rápidas desde el navegador, facilitando la comparación de alternativas y estimaciones de costos tempranas.⁽¹⁵⁾
- **Asterisk (Thornton Tomasetti):** Funciona como un asesor virtual basado en ML,

generando y comparando múltiples opciones estructurales según métricas definidas por el usuario (costo, eficiencia). Se integra con entornos BIM (Revit/Grasshopper) para refinar diseños.⁽¹⁶⁾

Estas herramientas demuestran la capacidad de la IA para agilizar procesos específicos, desde el dimensionamiento de elementos hasta la optimización integral, ofreciendo ganancias tangibles en eficiencia y precisión.

Casos de Aplicación Práctica y Estudios de Caso

La investigación en IA aplicada al diseño estructural ha generado resultados prometedores que comienzan a implementarse en proyectos reales. Los siguientes casos ilustran su potencial:

Predimensionamiento Sísmico con RNA (México)

Investigadores desarrollaron un modelo de red neuronal entrenado con datos de edificios de concreto existentes. El sistema predice dimensiones de elementos estructurales (columnas, muros) según altura y tipo de suelo, logrando una variación máxima del 15 % respecto a métodos normativos tradicionales. Esto valida su utilidad para agilizar las etapas preliminares de diseño.⁽¹⁷⁾

Optimización Multiobjetivo con Algoritmos Genéticos:

Un estudio aplicó algoritmos genéticos para optimizar simultáneamente costo y desempeño sísmico en edificios de concreto. La metodología generó un frente de Pareto de soluciones óptimas, proporcionando a los ingenieros múltiples alternativas balanceadas para la toma de decisiones.⁽¹⁸⁾

Integración Arquitectura-Ingeniería con Deep Learning:

Un proyecto de la Universidad de Chile utilizó redes neuronales profundas y CNN para analizar planos arquitectónicos. El sistema predice dimensiones de muros y sugiere refuerzos estructurales directamente desde la etapa conceptual, reduciendo iteraciones entre disciplinas y mostrando alta correlación con diseños finales.⁽¹⁹⁾

Diseño Generativo en la Práctica Profesional (WSP/Autodesk):

Un caso de estudio implementó flujos de diseño generativo en proyectos reales, demostrando la capacidad para evaluar rápidamente docenas de alternativas estructurales. Esto permitió incorporar criterios de sostenibilidad desde etapas tempranas y optimizar la colaboración entre arquitectos e ingenieros.⁽²⁰⁾

Estos casos evidencian cómo la IA está transformando prácticas establecidas, ofreciendo mejoras tangibles en eficiencia, optimización e integración interdisciplinaria.

Beneficios de la IA frente a los métodos tradicionales

La integración de la inteligencia artificial en el diseño estructural ofrece ventajas sustanciales respecto a los enfoques convencionales:

Exploración Ampliada del Espacio de Diseños

Las herramientas de IA permiten evaluar miles de configuraciones estructurales en tiempos reducidos, superando las limitaciones del análisis manual.⁽¹⁾ Los algoritmos de diseño generativo identifican soluciones innovadoras y eficientes que equilibran múltiples variables de desempeño, ampliando las posibilidades creativas en la fase conceptual.^(21,22)

Optimización Multiobjetivo Integrada

A diferencia de los métodos secuenciales tradicionales, la IA permite optimizar simultáneamente criterios en conflicto como costo, peso y seguridad sísmica.⁽¹⁾ Esta capacidad conduce a diseños mejor equilibrados y frecuentemente logra reducciones significativas en el uso de materiales sin comprometer el desempeño estructural.

Aumento de la Velocidad y Productividad

La automatización de tareas repetitivas (predimensionamiento, verificación normativa) acorta ciclos de diseño de días a minutos.^(22,23) Esta eficiencia libera a los ingenieros para actividades de mayor valor, mejorando la productividad general del proceso de diseño.

Mayor Precisión y Decisiones Informadas

Los modelos entrenados con grandes volúmenes de datos proporcionan predicciones más exactas que las fórmulas empíricas tradicionales.⁽¹⁾ Complementariamente, las herramientas de IA ofrecen visualizaciones avanzadas y análisis comparativos que fundamentan mejor las decisiones técnicas.⁽²³⁾

Fomento de la Innovación y Sostenibilidad

La IA facilita el diseño de geometrías no convencionales que optimizan el uso de recursos, contribuyendo a estructuras más ligeras y con menor impacto ambiental.^(4,23) Esta capacidad posiciona a la IA como habilitador clave para una ingeniería estructural más sostenible.^(6,20)

En conjunto, estas ventajas demuestran el valor de la IA como complemento a la experticia del ingeniero, particularmente en proyectos de creciente complejidad donde los métodos tradicionales resultan insuficientes.

Limitaciones y desafíos actuales

Disponibilidad y Calidad de Datos

Los modelos de IA, particularmente los de aprendizaje profundo, demandan grandes volúmenes de datos de entrenamiento. En ingeniería civil, los datos estructurales suelen ser escasos, fragmentados o de acceso restrictivo.^(1,23) La compilación de conjuntos representativos se complica por la diversidad tipológica de las estructuras, lo que puede limitar la generalización de los modelos. Avanzar requiere esfuerzos coordinados de estandarización y compartición de datos a nivel sectorial.

Complejidad Interpretativa (“Caja Negra”)

Técnicas como las redes neuronales profundas operan como sistemas de difícil interpretación, generando desconfianza comprensible en un campo donde la trazabilidad es crucial.^(1,22) La incapacidad de justificar recomendaciones específicas (como la reducción de una sección estructural) frena la adopción. La investigación en IA explicable (XAI) busca mitigar este problema, pero actualmente sigue siendo un obstáculo práctico significativo.

Cumplimiento Normativo y Viabilidad Constructiva

Garantizar que las soluciones generadas por IA cumplan con los reglamentos de construcción y sean constructivamente viables representa un reto considerable.⁽¹⁾ Los algoritmos pueden proponer optimizaciones matemáticas que violen disposiciones normativas específicas o resulten imprácticas.⁽²⁴⁾ Por ello, la validación humana experta sigue siendo indispensable, añadiendo una capa de control necesaria al proceso.

Resistencia Cultural y Brecha de Capacitación

La introducción de IA encuentra escepticismo entre profesionales formados en métodos tradicionales.⁽¹⁾ Existen temores fundados sobre la pérdida de control profesional y la posible desvalorización de la experticia. Superar esta barrera requiere demostrar confiabilidad mediante casos de éxito y desarrollar programas de formación que integren conocimientos de ingeniería estructural y ciencia de datos.⁽²⁵⁾

Aspectos Éticos y de Responsabilidad Legal

La atribución de responsabilidad en caso de fallos y los posibles sesgos en los datos de entrenamiento plantean desafíos éticos y legales.^(1,26) La responsabilidad última recae actualmente en el ingeniero firmante, pero se necesitan marcos regulatorios más específicos que aborden la creciente autonomía de estos sistemas.

La superación progresiva de estas limitaciones será fundamental para consolidar el papel de la IA como herramienta fiable en la práctica profesional del diseño estructural.

CONCLUSIONES

La inteligencia artificial representa una herramienta transformadora para el diseño estructural, demostrando capacidad para optimizar procesos, mejorar precisiones y explorar soluciones innovadoras que superan los límites de los métodos tradicionales. Su integración permite abordar simultáneamente objetivos múltiples como eficiencia, seguridad y sostenibilidad. Sin embargo, la IA actúa como complemento -no sustitución- de la experticia ingenieril. La validación humana sigue siendo crucial para garantizar el cumplimiento normativo y la viabilidad constructiva. Superadas las actuales barreras técnicas y metodológicas, se prevé una adopción progresiva que potenciará las capacidades del ingeniero. El futuro del diseño estructural se basará en la sinergia entre inteligencia artificial y criterio profesional, orientado hacia proyectos más eficientes, seguros y sostenibles. Esta colaboración permitirá alcanzar nuevos estándares de excelencia en la ingeniería estructural.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Nyokum T, Tamut Y. Artificial intelligence in civil engineering: emerging applications and opportunities. *Front Built Environ*. 2025;11:1622873. <https://doi.org/10.3389/fbuil.2025.1622873>
2. Burgos Miranda J. Prevención de Suplantación Facial mediante GANs y Detección de Profundidad en Reconocimiento Biométrico [Tesis]. Universidad de Alicante; 2025. <http://hdl.handle.net/10045/154819>
3. Zanche Collado S. Uso de herramientas de inteligencia empresarial (BI) en el puesto de controller: mejora de la eficiencia y visibilidad financiera [Tesis]. Universidad de Sevilla; 2024. <https://idus.us.es/server/api/core/bitstreams/bf0d7c54-33be-481b-b2aa-1f5986830ba1/content>
4. Morán Romero EA. Diseño generativo en la ingeniería estructural [Tesis]. Universidad de San Carlos de Guatemala; 2022. <http://www.repositorio.usac.edu.gt/20700/>
5. Hui L, Ibrahim A, Hindi R. Artificial neural networks applied in civil engineering. *Appl Sci*. 2023;13(2):1131. <https://doi.org/10.3390/app13021131>
6. Abioye AJ, Oyedele LO, Akanbi L, Ajayi OO, Davila Delgado JM, Bilal M, et al. Artificial

intelligence in the construction industry: a review of present status, opportunities and future challenges. *J Build Eng.* 2021;44:103299. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2021.103299>

7. Manzoor B, Othman I, Durdyev S, Ismail S, Wahab MH. Influence of Artificial Intelligence in Civil Engineering toward Sustainable Development—A Systematic Literature Review. *Appl Syst Innov.* 2021;4(3):52. <https://doi.org/10.3390/asi4030052>

8. Lagaros ND, Plevris V. Artificial Intelligence (AI) Applied in Civil Engineering. *Appl Sci.* 2022;12(15):7595. <https://doi.org/10.3390/app12157595>

9. Harle SM. Advancements and challenges in the application of artificial intelligence in civil engineering: a comprehensive review. *Asian J Civ Eng.* 2024;25:1061-78. <https://doi.org/10.1007/s42107-023-00760-9>

10. Lu P, Chen S, Zheng Y. Artificial Intelligence in Civil Engineering. *Math Probl Eng.* 2012;2012:145974. <https://doi.org/10.1155/2012/145974>

11. Huang Y, Li J, Fu J. Review on Application of Artificial Intelligence in Civil Engineering. *Comput Model Eng Sci.* 2019;121:845-75. <https://doi.org/10.32604/cmesci.2019.07653>

12. Daisy - Design AI Systems. Available from: <https://daisy.ai/>

13. Pathw.ai. Available from: <https://www.pathw.ai/>

14. Structure Plus. Available from: <https://www.structure.plus/>

15. Hypar | SkyCiv Engineering. 2020. Available from: <https://skyciv.com/integrations-and-add-ons/hypar/>

16. Stay Tuned for Asterisk 2.0. Asterisk 1.0 retirement. Available from: <https://asterisk.thorntontomasetti.com/>

17. Bojórquez Mora J, Tolentino D, Ruiz SE, Bojórquez E. Diseño sísmico preliminar de edificios de concreto reforzado usando redes neuronales artificiales. *Concr Cem Investig Desarro.* 2016;7(2):60-78. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2007-30112016000100060

18. Bojórquez Mora E, Leyva Madrigal H, Reyes Salazar A, Fernández González E, Bojórquez Mora J, Leal Graciano J, et al. Diseño óptimo multi-objetivo de edificios de concreto reforzado usando algoritmos genéticos. *Ing Sísmic.* 2018;(99):23-47. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0185-092X2018000200023

19. Celis Marín JE. Implementación de métodos basados en deep learning para localización de eventos sísmicos de origen volcánico [Tesis]. Universidad de Chile; 2021. <https://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/181775/Implementacion-de-metodos-basados-en-Deep-Learning-para-localizacion-de-eventos-sismicos-de-origen-volcanico.pdf>

20. Pannillo Majano GG. Aplicación del método de Diseño Generativo en el sector de la construcción en el marco de los Objetivos de Desarrollo Sostenible. *Gac Técn.* 2025;26(1):72-88. <https://doi.org/10.51372/gacetatecnica261.5>

21. Awolusi TF, Finbarrs-Ezema BC, Chukwudulue IM, Azab M. Application of Artificial Intelligence (AI) in Civil Engineering. In: Bekdaş G, Nigdeli SM, editors. New Advances in Soft Computing in Civil Engineering. Studies in Systems, Decision and Control, vol 547. Springer, Cham; 2024. https://doi.org/10.1007/978-3-031-65976-8_2

22. Darulova E, Izycheva A, Nasir F, Ritter F, Becker H, Bastian R. Daisy - Framework for Analysis and Optimization of Numerical Programs (Tool Paper). In: Beyer D, Huisman M, editors. Tools and Algorithms for the Construction and Analysis of Systems. TACAS 2018. Lecture Notes in Computer Science, vol 10805. Springer, Cham; 2018. https://doi.org/10.1007/978-3-319-89960-2_15

23. Fei Y, Lu X, Liao W, Guan H. Data enhancement for generative AI design of shear wall structures incorporating structural optimization and diffusion models. Adv Struct Eng. 2025;0(0). <https://doi.org/10.1177/13694332251353614>

24. Meneses Retana AM. Plan de gestión de proyecto para el diseño e implementación de un chatbot basado en inteligencia artificial y su infraestructura asociada dentro de una empresa de tecnología [Tesis]. Universidad para la Cooperación Internacional, Maestría en Administración de Proyectos; 2024. <https://omeka.uci.ac.cr/biblioteca/files/original/19376b94783e50cd2ee41ac88a598540.pdf>

25. Carvajal-Rivadeneira DD, Guaranda-Mero BG, Domínguez-Gálvez DL, Regalado-Jalca JJ. Aplicación de la Inteligencia Artificial en Proyectos de Ingeniería Civil. ING. 2024;7(14):390-404. <https://doi.org/10.46296/ig.v7i14.0223>

26. Reina JOF, Caicedo HLC, Coello DOS, Vera CEC. Construcción 4.0 en la transformación de la gestión integral de proyectos con innovación tecnológica. S F J Dev. 2025;6(4):e5152. <https://doi.org/10.46932/sfjdv6n4-031>

FINANCIACIÓN

Ninguna

CONFLICTO DE INTERESES

Ninguno.

CONTRIBUCIÓN DE AUTORÍA

Conceptualización: Julio Alberto Ramírez-Mendoza.

Redacción - borrador inicial: Julio Alberto Ramírez-Mendoza.

Redacción - revisión y edición: Julio Alberto Ramírez-Mendoza.

Chapter 4 / Capítulo 4

Superintelligence Series

ISSN 3046-4463

Volume 1 - Artificial Intelligence for Operational and Predictive Optimization

ISBN of the complete work: 978-9915-9851-0-7

ISBN of this volume: 978-9915-9851-1-4

DOI of the chapter: https://doi.org/10.62486/978-9915-9851-0-7_20246

©2024 The authors. This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY) 4.0 License.

REVIEW

Technological evolution of the nursing care process: case studies of artificial intelligence implementations in real clinical settings

Evolución tecnológica del Proceso de Atención de Enfermería: estudio de casos de Implementaciones de Inteligencia Artificial en entornos clínicos reales

Rocío Otaño Castillo¹

¹Universidad de Ciencias Médicas de Pinar del Río, Bloque Docente Simón Bolívar, Carrera de Enfermería. Pinar del Río, Cuba.

ABSTRACT

Artificial intelligence is redefining nursing care paradigms through practical implementations that demonstrate its transformative potential. This review article critically analyzes emblematic cases such as the TREWS system for sepsis at Johns Hopkins, fall prevention initiatives in Singapore, and triage projects in the British NHS, revealing common patterns in their clinical integration. The findings highlight that the success of these technologies depends fundamentally on their socio-technical design, where the ability to generate clinical confidence through accurate and actionable alerts is more decisive than isolated algorithmic performance. Two viable strategic models are identified: centralized top-down implementations, such as Singapore's systemic approach, and decentralized bottom-up approaches, represented by the NHS pilot strategy. The review concludes that AI does not replace but rather enhances nursing practice; however, its successful adoption requires overcoming challenges in professional training, ethical governance, and organizational adaptation. The immediate future will depend on developing hybrid skills that enable professionals to collaborate effectively with these intelligent systems.

Keywords: Nursing Care Process; Artificial Intelligence; Health Services Improvement; Digital Skills.

RESUMEN

La inteligencia artificial está redefiniendo los paradigmas de atención en enfermería mediante implementaciones prácticas que evidencian su potencial transformador. Este artículo de revisión analiza críticamente casos emblemáticos como el sistema TREWS para sepsis en Johns Hopkins, las iniciativas de prevención de caídas en Singapur y los proyectos de triaje en el NHS británico, revelando patrones comunes en su integración clínica. Los hallazgos destacan que el éxito de estas tecnologías depende fundamentalmente de su diseño sociotécnico, donde la capacidad de generar confianza clínica mediante alertas precisas y accionables resulta más determinante que el desempeño algorítmico aislado. Se identifican dos modelos estratégicos viables: implementaciones centralizadas de arriba hacia abajo, como el enfoque sistémico de Singapur, y aproximaciones descentralizadas de abajo hacia arriba, representadas por la estrategia de pilotos del NHS. La revisión concluye que la IA no sustituye, sino que potencia la práctica de enfermería, sin embargo, su adopción exitosa requiere superar desafíos en formación profesional, gobernanza ética y adaptación organizativa. El futuro inmediato dependerá de desarrollar competencias híbridas que permitan a los profesionales colaborar efectivamente con estos sistemas inteligentes.

Palabras clave: Proceso de Atención de Enfermería; Inteligencia Artificial; Mejora de los Servicios de Salud; Competencias Digitales.

INTRODUCCIÓN

La inteligencia artificial (IA) está reconfigurando los fundamentos de la asistencia sanitaria, marcando una transformación comparable a hitos históricos como el desarrollo de la anestesia o los antibióticos.^(1,2) Esta tecnología está impulsando la transición desde un modelo asistencial reactivo hacia uno proactivo, predictivo y personalizado, permitiendo al personal de enfermería anticipar necesidades clínicas y optimizar los procesos de cuidado.

El valor fundamental de la IA en enfermería trasciende la mera automatización de tareas rutinarias.^(3,4) Su impacto más significativo reside en la potenciación de las capacidades cognitivas del profesional: al delegar en algoritmos el análisis de grandes volúmenes de datos y la identificación de patrones complejos, la tecnología libera capital intelectual para que el personal clínico se concentre en la interpretación contextualizada, la toma de decisiones asistenciales y la interacción humana directa.⁽⁵⁾ Este proceso no solo incrementa la eficiencia operativa, sino que eleva sustancialmente la calidad y seguridad de la atención, detectando riesgos y oportunidades que frecuentemente escapan al análisis humano convencional.⁽⁶⁾

La validación del potencial transformador de la IA requiere evidencia empírica proveniente de entornos clínicos reales.⁽⁷⁾ El examen de implementaciones concretas en diversos sistemas de salud a nivel global ofrece *insights* cruciales para evaluar su impacto tangible en la práctica de enfermería, la seguridad del paciente y la optimización de recursos.⁽⁸⁾ Estos casos revelan además distintas filosofías de implementación, desde intervenciones focalizadas hasta integraciones sistémicas comprehensivas.

Sin embargo, existe una brecha crítica entre el potencial teórico de la IA y la evidencia concreta sobre su implementación efectiva en la práctica clínica de enfermería. Si bien la literatura describe ampliamente las capacidades técnicas de estos sistemas, se dispone de un análisis comparativo limitado que evalúe de manera integral su impacto real en los flujos de trabajo, la toma de decisiones y los resultados de cuidado en entornos sanitarios diversos. Este estudio busca abordar esta brecha mediante el análisis cualitativo y comparativo de casos de implementación de IA en sistemas de salud internacionales. El objetivo principal es identificar las estrategias de integración entre IA y proceso de atención de enfermería empleadas por las instituciones sanitarias.

DESARROLLO

Caso de Estudio Insignia: El Sistema de Alerta Temprana de Sepsis (TREWS) en Johns Hopkins

La sepsis constituye un desafío clínico crítico debido a la dificultad de su detección temprana, siendo una de las principales causas de mortalidad hospitalaria a nivel global.⁽⁹⁾ Su diagnóstico es complicado, debido a la naturaleza inespecífica de los signos iniciales, lo que frecuentemente retrasa el inicio del tratamiento antimicrobiano, crucial durante las primeras horas del cuadro.

Para enfrentar este problema, el equipo de la Universidad Johns Hopkins desarrolló el Sistema de Alerta Temprana Dirigido en Tiempo Real (TREWS), liderado por la Dra. Suchi Saria.⁽¹⁰⁾ Este sistema emplea algoritmos de aprendizaje automático que analizan continuamente múltiples variables del historial clínico electrónico, incluyendo signos vitales, resultados de laboratorio y antecedentes médicos. A diferencia de los sistemas basados en reglas fijas -conocidos por generar falsas alarmas- TREWS utiliza un modelo predictivo que identifica pacientes en riesgo de sepsis horas antes del cumplimiento de los criterios clínicos convencionales.⁽¹¹⁾

La implementación de TREWS se destacó por su integración sin dificultades en los flujos de trabajo clínicos, facilitando una adopción generalizada. Un análisis de las interacciones de los proveedores mostró que el 89 % de las alertas fueron evaluadas por médicos o proveedores

de práctica avanzada, y el 38 % de estas fueron confirmadas, reflejando una alta aceptación clínica.⁽¹²⁾ Las alertas, discretas pero perceptibles en el historial electrónico, no solo notificaban al equipo de enfermería y médicos, sino que también proporcionaban guías de acción basadas en evidencia, como la indicación de hemocultivos o el inicio de antibioticoterapia.

Los resultados clínicos demostraron un impacto sustancial. En un estudio prospectivo multicéntrico, TREWS monitorizó a 590,736 pacientes, identificando sepsis en 6 877 casos antes del inicio de la antibioticoterapia.⁽¹³⁾ Cuando las alertas fueron confirmadas por un proveedor dentro de las 3 horas, se observó una reducción absoluta de la mortalidad hospitalaria del 3,3 % (reducción relativa del 18,7 %), junto con disminuciones en el fallo orgánico y la estancia hospitalaria.⁽¹³⁾ Además, el tiempo medio para la primera orden de antibióticos se redujo en 1,85 horas en comparación con casos no confirmados oportunamente.⁽¹²⁾ La sensibilidad del sistema alcanzó el 82 % en la identificación de sepsis,⁽¹²⁾ y su precisión, evidenciada por las tasas de confirmación del 33-50 %, superó ampliamente a los sistemas tradicionales, reduciendo la fatiga por alertas. El éxito de TREWS radica en su enfoque sociotécnico, que combina precisión algorítmica con una integración no intrusiva, generando confianza entre los profesionales.

Optimización del Flujo de Trabajo y Seguridad del Paciente: Comparativa entre Singapur y el NHS (Reino Unido)

El análisis comparativo de las estrategias de implementación de inteligencia artificial entre Singapur y el Servicio Nacional de Salud (NHS) británico revela dos filosofías contrastantes en la integración tecnológica en entornos sanitarios. Mientras Singapur ha adoptado un modelo centralizado y sistémico, el NHS representa un enfoque descentralizado basado en pilotos locales, ofreciendo insights valiosos sobre la escalabilidad de estas soluciones.

El sistema de salud singapurense se caracteriza por su implementación coordinada y de alcance nacional.^(14,15) En el Tan Tock Seng Hospital, la tecnología PreSAGE combina sensores termográficos con algoritmos de IA para la monitorización continua de pacientes en riesgo, logrando una reducción del 42 % en caídas y liberando 300 minutos diarios de tiempo de enfermería anteriormente dedicado a vigilancia manual.⁽¹⁶⁾ A nivel sistémico, el National University Health System ha establecido una infraestructura dual con las plataformas Discovery AI para investigación y Endeavour AI para operaciones clínicas en tiempo real, sincronizadas con el registro nacional de salud electrónica.⁽¹⁷⁾

En contraste, el NHS británico ha favorecido un modelo de innovación *bottom-up* mediante su programa “AI in Health and Care Award”.^(18,19) Esta estrategia ha generado iniciativas diversificadas según necesidades locales específicas: el Gloucestershire Hospital desarrolló modelos predictivos para identificar pacientes con riesgo de estancias prolongadas; el George Eliot Hospital implementó IA para agilizar análisis de tomografías computarizadas; y el Chapelford Medical Centre adoptó la plataforma Anima para optimizar el triaje en atención primaria mediante la integración de datos clínicos y recomendaciones basadas en evidencia.⁽²⁰⁾

Esta dicotomía estratégica refleja adaptaciones contextuales más que superioridad inherente de algún modelo. El enfoque singapurense prioriza la integración sistémica y la estandarización, mientras la estrategia británica valora la adaptación local y la validación progresiva, demostrando que la efectividad de la IA en enfermería depende tanto del diseño tecnológico como de su adecuación al ecosistema sanitario específico.

Modelos predictivos para la prevención de caídas en hospitalización

La prevención de caídas representa un desafío prioritario en la seguridad del paciente hospitalizado, donde los modelos predictivos basados en inteligencia artificial han demostrado superioridad frente a los métodos de evaluación tradicionales. Estas herramientas permiten una identificación más precisa y temprana de pacientes en riesgo, facilitando intervenciones preventivas específicas por parte del personal de enfermería.

Un estudio realizado en el Taichung Veterans General Hospital evidenció el notable potencial predictivo de estos sistemas.⁽²¹⁾ Mediante el análisis retrospectivo de datos de más de 53 000 pacientes, se desarrollaron múltiples modelos de aprendizaje automático, destacando el basado en el algoritmo *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) por su excepcional rendimiento. Este modelo alcanzó un Área Bajo la Curva (AUC) de 0,990 y una precisión global del 95,11 %, métricas que superan significativamente a las escalas de evaluación convencionales. La implementación de tales sistemas permite al personal de enfermería focalizar recursos en pacientes de alto riesgo y diseñar estrategias preventivas personalizadas con base científica.

La solidez de esta aproximación se ve respaldada por evidencia a nivel macro.⁽²²⁾ Una revisión sistemática que analizó 22 estudios sobre modelos predictivos de caídas confirmó la consistencia de estos hallazgos, reportando que todos los modelos evaluados superaron el 70 % de precisión.

Esta convergencia de resultados entre diferentes contextos clínicos y metodologías sugiere que la predicción de caídas constituye un dominio particularmente adecuado para las soluciones de aprendizaje automático. La capacidad de estos sistemas para integrar múltiples variables clínicas en tiempo real los posiciona como herramientas valiosas para fortalecer la seguridad del paciente y optimizar la asignación de recursos de enfermería.

El análisis comparativo de estas implementaciones revela que la inteligencia artificial está reconfigurando fundamentalmente la práctica de enfermería a través de dos vectores principales: la anticipación clínica mediante modelos predictivos y la optimización de procesos mediante automatización inteligente. Más allá de las métricas específicas, el denominador común del éxito reside en abordar la implementación como un desafío sociotécnico donde la usabilidad, la confianza del profesional y la integración en los flujos de trabajo existentes determinan finalmente el impacto real. Esta transición hacia un paradigma asistencial aumentado por IA no sigue una trayectoria única, sino que se adapta a los contextos organizativos específicos, ya sea mediante aproximaciones centralizadas o descentralizadas.

CONSIDERACIONES FINALES

La inteligencia artificial demuestra potencial transformador en enfermería cuando se implementa como herramienta de aumento cognitivo que potencia -no reemplaza- el criterio clínico humano. El éxito de las implementaciones depende críticamente de factores sociotécnicos: sistemas con alta precisión predictiva pero pobre integración en flujos de trabajo muestra menor adopción que soluciones menos sofisticadas, pero mejor adaptadas al contexto clínico. Se identifican modelos viables de implementación: aquellos con enfoque sistémico-centralizado y los modelos descentralizados - piloto, ambos efectivos cuando priorizan la reducción de carga administrativa y la generación de confianza clínica. Los desafíos principales incluyen el desarrollo de competencias híbridas en profesionales, la garantía de equidad algorítmica y la creación de marcos éticos para la toma de decisiones compartida humano-IA. El futuro inmediato requerirá centrarse en la interoperabilidad entre sistemas y el desarrollo de estándares para evaluar el impacto real -no solo técnico- de estas tecnologías en los resultados de cuidado.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Acón SF. El desafío de la inteligencia artificial en salud: formación profesional ante el horizonte 2030. *Revista Hispanoamericana de Ciencias de la Salud*. 2025 16;11(1):1-3. <https://mail.uhsalud.com>
2. Zito E. La Inteligencia Artificial aplicada a la salud: nuevos desafíos jurídicos. *Revista Derecho y Salud | Universidad Blas Pascal*. 2025 15;9(10):133-46. <https://revistas.ubp.edu.ar/index.php/rdys/article/view/601>
3. Mejías M, Coronado YCG, Peralta ALJ. Inteligencia artificial en el campo de la enfermería:

implicaciones en la asistencia, administración y educación. salud ciencia tecnología. 2023 Jan 12;2(1). <https://www.medigraphic.com/cgi-bin/new/resumen.cgi?IDARTICULO=109240>

4. Villarruel HED. Impacto de la inteligencia artificial en la monitorización de pacientes en enfermería. Polo del Conocimiento. 2023 7;8(9):414-26. <https://polodelconocimiento.com/ojs/index.php/es/article/view/6024>

5. Amezcua M. Tecnologías avanzadas e Inteligencia artificial: oportunidades para una Enfermería con competencias ampliadas. Index de Enfermería. 2019;28(3):97-9. https://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S1132-12962019000200001&lng=es&nrm=iso&tlng=en

6. Rosa NG da, Vaz TA, Lucena A de F. Carga de trabajo de enfermería: uso de inteligencia artificial para el desarrollo de modelo clasificador. Revista Latino-Americana de Enfermagem. 2024;32:e4239. <https://www.scielo.br/j/rlae/a/SPkGC5Hnmzhw5K4bftMvbmj/?lang=es>

7. Mesa-Mesa FJ, Cornejo-Gil FM, Márquez-García JA. Comparación de 2 métodos de obtención de información de fármacos antiinfecciosos de uso en la UCI: revisión humana de fichas técnicas y uso de inteligencia artificial. Estudio cualitativo. Enfermería Intensiva. 2025; 36(4):500564. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1130239925000598>

8. Ocampo-Bermeo JD. Usos de Inteligencia Artificial en los Servicios de Enfermería: Una Revisión de la Literatura. MQRInvestigar. 2024 Dec 21;8(4):7264-79. <http://www.investigarmqr.com/ojs/index.php/mqr/article/view/2130>

9. Hernández García OL, Rodríguez Venegas ED la C, Ávila Cabreras JA, Vitón Castillo AA, Blanco Rojas AL, et al. Factores pronósticos de mortalidad en pacientes con bacteriemia ingresados en la Unidad de Cuidados Intensivos. Revista de Ciencias Médicas de Pinar del Río. 2021 Feb;25(1). http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S1561-31942021000100006&lng=es&nrm=iso&tlng=en

10. Early-Warning Algorithm Targeting Sepsis Deployed at Johns Hopkins. Available from: <https://www.hopkinsmedicine.org/news/articles/2019/06/early-warning-algorithm-targeting-sepsis-deployed-at-johns-hopkins>

11. Adams R, Henry KE, Sridharan A, Soleimani H, Zhan A, Rawat N, et al. Prospective, multi-site study of patient outcomes after implementation of the TREWS machine learning-based early warning system for sepsis. Nature Medicine. 2022 Jul;28(7):1455-60. <https://www.nature.com/articles/s41591-022-01894-0>

12. Henry KE, Adams R, Parent C, Soleimani H, Sridharan A, Johnson L, et al. Factors driving provider adoption of the TREWS machine learning-based early warning system and its effects on sepsis treatment timing. Nature Medicine. 2022 Jul;28(7):1447-54. <https://www.nature.com/articles/s41591-022-01895-z>

13. Adams R, Henry KE, Sridharan A, Soleimani H, Zhan A, Rawat N, et al. Prospective, multi-site study of patient outcomes after implementation of the TREWS machine learning-based early warning system for sepsis. Nature Medicine. 2022 Jul;28(7):1455-60. <https://www.nature.com/articles/s41591-022-01894-0>

14. Tan CC, Lam CSP, Matchar DB, Zee YK, Wong JEL. Singapore's health-care system: key features, challenges, and shifts. *The Lancet*. 2021 Sep 18;398(10305):1091-104. [https://www.thelancet.com/journals/lancet/article/PIIS0140-6736\(21\)00252-X/fulltext](https://www.thelancet.com/journals/lancet/article/PIIS0140-6736(21)00252-X/fulltext)

15. Ramesh M, Bali AS. The Remarkable Healthcare Performance in Singapore. Available from: <https://academic.oup.com/book/42635/chapter/358101444>

16. Translating Technology Advances for Patient Safety - Nursing Innovations at Point of Care. Available from: <https://www.sma.org.sg/news/2021/April/translating-technology-advances-for-patient-safety--nursing-innovations-at-point-of-care>

17. Dalakoti M, Wong S, Lee W, Lee J, Yang H, Loong S, et al. Incorporating AI into cardiovascular diseases prevention-insights from Singapore. *The Lancet Regional Health - Western Pacific*. 2024 Jul 1;48. [https://www.thelancet.com/journals/lanwpc/article/PIIS2666-6065\(24\)00096-8/fulltext?uuid=uuid%3Ace35fe40-93f2-4313-860c-8421bd489796](https://www.thelancet.com/journals/lanwpc/article/PIIS2666-6065(24)00096-8/fulltext?uuid=uuid%3Ace35fe40-93f2-4313-860c-8421bd489796)

18. NHS England Digital. Using AI to improve back office efficiency in the NHS. Available from: <https://digital.nhs.uk/services/ai-knowledge-repository/case-studies/using-ai-to-improve-back-office-efficiency-in-the-nhs>

19. Artificial intelligence (AI) implementation within the National Health Service (NHS): the South West London AI Working Group experience. *Clinical Radiology*. 2024 Sep 1;79(9):665-72. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0009926024002861>

20. AI in healthcare: navigating the noise | NHS Confederation. Available from: <https://www.nhsconfed.org/publications/ai-healthcare>

21. Chen YH, Xu JL. Applying artificial intelligence to predict falls for inpatient. *Frontiers in Medicine*. 2023 Nov 20;10. <https://www.frontiersin.org/journals/medicine/articles/10.3389/fmed.2023.1285192/full>

22. González-Castro A, Leirós-Rodríguez R, Prada-García C, Benítez-Andrades JA. The Applications of Artificial Intelligence for Assessing Fall Risk: Systematic Review. *Journal of Medical Internet Research*. 2024 Apr 29;26(1):e54934. <https://www.jmir.org/2024/1/e54934>

FINANCIACIÓN

Ninguna

CONFLICTO DE INTERESES

Ninguno.

CONTRIBUCIÓN DE AUTORÍA

Conceptualización: Rocío Otaño Castillo.

Redacción - borrador inicial: Rocío Otaño Castillo.

Redacción - revisión y edición: Rocío Otaño Castillo.

Chapter 5 / Capítulo 5

Superintelligence Series

ISSN 3046-4463

Volume 1 - Artificial Intelligence for Operational and Predictive Optimization

ISBN of the complete work: 978-9915-9851-0-7

ISBN of this volume: 978-9915-9851-1-4

DOI of the chapter: https://doi.org/10.62486/978-9915-9851-0-7_20247

©2024 The authors. This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY) 4.0 License.

REVIEW

Applications of Artificial Intelligence in the field of dentistry

Aplicaciones de la Inteligencia Artificial en el campo de la estomatología

Jany Murguía Martínez¹ , Thalia Garcia Contino² 

¹Universidad de Ciencias Médicas de Pinar del Río, Policlínico Universitario “Luis Augusto Turcios Lima”, Departamento de Estomatología. Pinar del Río, Cuba.

²Universidad de Ciencias Médicas de Pinar del Río, Facultad de Ciencias Médicas “Dr. Ernesto Guevara de la Serna”, Carrera de Estomatología. Pinar del Río, Cuba.

ABSTRACT

Artificial intelligence (AI) is transforming dentistry by introducing diagnostic and treatment planning support tools with unprecedented accuracy and efficiency. This review aims to analyze the current impact of AI, evaluating its applications, challenges, and ethical considerations for responsible integration. In the diagnostic field, algorithms demonstrate high accuracy in caries detection, periodontal disease quantification, and lesion identification, reducing interobserver variability. In treatment planning, AI optimizes orthodontics through digital simulations and remote monitoring, guides implant placement with maximum precision, and customizes aesthetic restorations. However, its implementation faces barriers such as cost, learning curve, and technical challenges. Critical issues such as professional responsibility, data privacy, and algorithmic bias require robust ethical frameworks. It is concluded that AI does not replace the professional, but rather enhances their capabilities, requiring a balanced adoption that prioritizes patient safety and equity in access to these innovations.

Keywords: Dentistry; Artificial Intelligence; Patient Care Planning; Orthodontics.

RESUMEN

La inteligencia artificial (IA) está transformando la Estomatología al introducir herramientas de apoyo al diagnóstico y planificación de tratamientos con una precisión y eficiencia sin precedentes. Esta revisión tiene como objetivo analizar el impacto actual de la IA, evaluando sus aplicaciones, desafíos y consideraciones éticas para una integración responsable. En el ámbito diagnóstico, los algoritmos demuestran una elevada precisión en la detección de caries, cuantificación de la enfermedad periodontal e identificación de lesiones, reduciendo la variabilidad interobservador. En la planificación de tratamientos, la IA optimiza la ortodoncia mediante simulaciones digitales y seguimiento remoto, guía la colocación de implantes con máxima precisión y personaliza restauraciones estéticas. Sin embargo, su implementación enfrenta barreras como el coste, la curva de aprendizaje y desafíos técnicos. Cuestiones críticas como la responsabilidad profesional, la privacidad de datos y el sesgo algorítmico exigen marcos éticos robustos. Se concluye que la IA no sustituye al profesional, sino que potencia sus capacidades, requiriendo una adopción equilibrada que priorice la seguridad del paciente y la equidad en el acceso a estas innovaciones.

Palabras clave: Odontología; Inteligencia Artificial; Planificación de Atención al Paciente; Ortodoncia.

INTRODUCCIÓN

La Inteligencia Artificial (IA) en Estomatología se define como la capacidad de los sistemas computacionales para realizar tareas que tradicionalmente requieren cognición humana.⁽¹⁾ Estas tareas incluyen el análisis de imágenes diagnósticas, la asistencia en la toma de decisiones clínicas, la planificación de tratamientos complejos y el uso de procesamiento de lenguaje natural para mejorar la interacción con el paciente.

Aunque su aplicación clínica es un fenómeno reciente, los fundamentos teóricos de la IA se remontan a visionarios de los siglos XIX y XX, como Ada Lovelace y Leonardo Torres Quevedo.⁽¹⁾ Sin embargo, la materialización práctica de estos conceptos ha sido posible gracias a la confluencia de tres factores tecnológicos en la última década: el desarrollo de algoritmos de aprendizaje profundo más sofisticados, la disponibilidad de grandes conjuntos de datos digitalizados y el acceso a una potencia computacional sin precedentes mediante unidades de procesamiento gráfico (GPUs).

El interés académico y clínico en este campo ha experimentado un crecimiento exponencial. Un análisis bibliométrico⁽²⁾ reciente revela que el número de publicaciones científicas sobre IA en Estomatología se multiplicó por 16 en un período de sólo cinco años, lo que demuestra una aceleración sin precedentes en la investigación y el desarrollo, impulsada por la continua mejora de los algoritmos y el acceso a mayores volúmenes de datos.

El desarrollo de una solución de IA odontológica eficaz sigue un ciclo de vida bien definido que depende de la sinergia entre tres componentes esenciales.⁽³⁾ En primer lugar, es crítica la disponibilidad de datos de alta calidad, ya que el rendimiento del sistema es directamente proporcional a la calidad y cantidad de los datos de entrenamiento, los cuales deben ser anonimizados y etiquetados meticulosamente por expertos. La calidad de la imagen de origen es un factor determinante, pues imágenes con baja resolución o artefactos pueden conducir a resultados imprecisos. En segundo lugar, se requiere el desarrollo de algoritmos robustos y generalizables, predominantemente basados en aprendizaje profundo, que mantengan su precisión al enfrentarse a datos nuevos de diferentes poblaciones y equipos.⁽³⁾ Finalmente, los algoritmos deben implementarse en plataformas clínicas integradas que sean intuitivas, ofrezcan resultados en tiempo real y se conecten con los sistemas de gestión de la práctica (PMS) y de radiología digital existentes para maximizar su utilidad y eficiencia.⁽⁴⁾

Esta interdependencia subraya que la IA en Estomatología no constituye simplemente un software, sino un sistema complejo. Su implementación exitosa requiere una infraestructura de datos sólida, una ciencia algorítmica avanzada y una integración cuidadosa en el entorno clínico.

A pesar de este rápido desarrollo y del potencial evidente, la integración efectiva de la IA en la práctica odontológica diaria enfrenta desafíos sustanciales, los cuales no han sido suficientemente abordados desde un enfoque integral. Existe una brecha crítica entre las capacidades técnicas demostradas en entornos de investigación y la aplicación clínica rutinaria, marcada por obstáculos prácticos, éticos y de adopción. Por lo tanto, este estudio tiene como objetivo describir el panorama actual del uso de la IA en Estomatología.

DESARROLLO

Aplicación de la IA en el diagnóstico

Diagnóstico por imagen

La aplicación de la IA en el diagnóstico por imagen constituye uno de los avances más significativos en la Estomatología moderna. Al actuar como un sistema de apoyo a la decisión clínica, esta tecnología mejora la capacidad de los profesionales para detectar, analizar y cuantificar patologías con un nivel de precisión y consistencia sin precedentes.

Los algoritmos de IA se aplican a todo el espectro de modalidades de imagen dentomaxilofacial, incluyendo radiografías panorámicas, periapicales, de aleta de mordida y tomografías

computarizadas de haz cónico (CBCT).⁽⁵⁾ Mediante técnicas de visión por computadora, estos sistemas realizan tareas complejas que tradicionalmente consumen mucho tiempo y están sujetas a la variabilidad humana. Entre estas tareas destacan la segmentación, que permite la identificación y delineación precisa de estructuras anatómicas como dientes individuales o el canal del nervio alveolar inferior; la clasificación, para el diagnóstico de condiciones patológicas como caries o lesiones periapicales; y la localización de puntos de referencia, fundamental para el análisis cefalométrico en ortodoncia y la planificación de cirugía ortognática.⁽³⁾ La capacidad de la IA para analizar imágenes CBCT en 3D es particularmente transformadora, ya que permite una evaluación volumétrica detallada de la anatomía del paciente, indispensable para especialidades como la implantología y la cirugía oral.^(6,7)

Detección de caries

La detección de caries es el área donde la IA ha demostrado un valor clínico más inmediato y robusto. Su principal ventaja radica en identificar lesiones incipientes, especialmente las interproximales, que por su sutileza pueden pasar desapercibidas en etapas iniciales para el ojo humano.⁽⁷⁾ La evidencia científica que respalda esta capacidad es sólida: una revisión sistemática y metaanálisis que evaluó 14 estudios concluyó que los sistemas de IA, basados predominantemente en Redes Neuronales Convolucionales (CNNs), demuestran alta precisión, sensibilidad y especificidad para la detección de caries.⁽⁸⁾ Estudios individuales han reportado una precisión del 97,1 % para caries radiculares.⁽⁹⁾

Un hallazgo revelador proviene de investigaciones comparativas directas, donde un estudio⁽¹⁰⁾ demuestra que la inteligencia artificial (IA) mejora significativamente la precisión en la planificación de tratamientos de caries. El sistema de IA por sí solo obtuvo una puntuación de precisión (F1-score) de 0,71, superando a los estudiantes de odontología, cuyo promedio fue de 0,586. De manera crucial, cuando los estudiantes utilizaron la IA como una segunda opinión, su rendimiento aumentó notablemente. Este marco de colaboración fue especialmente beneficioso para los participantes con menor rendimiento inicial, destacando el potencial de la IA como una herramienta de apoyo y estandarización en la formación y práctica dental.

Por lo tanto, el valor de la IA en este campo reside no solo en una mayor sensibilidad de detección, sino en la estandarización del umbral diagnóstico, lo que conduce a decisiones de tratamiento más consistentes y equitativas.⁽¹¹⁾

Evaluación de la enfermedad periodontal

La IA está transformando la evaluación de la enfermedad periodontal al facilitar la transición de una valoración cualitativa a un análisis cuantitativo y basado en datos. Los algoritmos pueden analizar radiografías para medir con precisión milimétrica la pérdida de hueso alveolar, un indicador clave de la progresión de la periodontitis. Esta cuantificación objetiva representa un cambio de paradigma, permitiendo al clínico obtener métricas precisas (p. ej., “pérdida ósea de 3,2 mm”) en lugar de descripciones subjetivas, lo que facilita un monitoreo exacto de la respuesta al tratamiento a lo largo del tiempo.⁽¹²⁾ Más allá del análisis radiográfico, la IA se aplica al examen de imágenes clínicas; un estudio demostró que un modelo de IA podía detectar signos de gingivitis en fotografías intraorales con una sensibilidad del 92 % y una especificidad del 94 %.⁽¹³⁾ Esta aplicación abre la puerta a la monitorización remota de la salud gingival.

Identificación de lesiones orales y soporte en Oncología

El alcance diagnóstico de la IA se extiende a la identificación de una amplia gama de lesiones orales, incluyendo condiciones como lesiones periapicales, fracturas radiculares, quistes, tumores y lesiones de tejidos blandos con potencial precanceroso. En el campo de la oncología oral, donde la detección temprana es crítica, la IA muestra un potencial inmenso. Los modelos de aprendizaje profundo, entrenados con imágenes histopatológicas o fotografías clínicas, se

están desarrollando para asistir en la clasificación de lesiones, diferenciando entre benignas y malignas.^(14,15) Al analizar patrones sutiles imperceptibles para el ojo humano, estos sistemas pueden actuar como una herramienta de cribado eficaz, facilitando la detección precoz del cáncer oral y la predicción de riesgo para el paciente.⁽¹⁶⁾ La capacidad de la IA para procesar y correlacionar vastas cantidades de datos la convierte en un aliado poderoso en el manejo de enfermedades orales complejas y potencialmente mortales.

Planificación y ejecución de tratamientos

La inteligencia artificial está redefiniendo los flujos de trabajo en múltiples especialidades odontológicas, transformando la planificación de tratamientos de un proceso basado predominantemente en la experiencia clínica hacia un enfoque guiado por datos, simulaciones precisas y un grado de personalización sin precedentes.

Ortodoncia de Precisión

La ortodoncia se destaca como una de las especialidades pioneras en la integración transversal de la IA en todas las fases del tratamiento⁽³⁾ En la etapa de diagnóstico y planificación, la IA ha automatizado por completo el análisis cefalométrico, realizando en segundos tareas que requerían un trazado manual meticuloso, con una precisión comparable a la de expertos. Al analizar radiografías y modelos 3D, la IA identifica con exactitud problemas esqueléticos y dentales, sentando las bases para un plan de tratamiento robusto.⁽¹⁷⁾ En la fase de diseño y simulación, los algoritmos predicen con alta precisión la secuencia de movimientos dentales para los alineadores transparentes, siendo la creación de un “avatar digital” del paciente una herramienta poderosa que no solo mejora la precisión planificadora, sino que también facilita la comunicación y aceptación del tratamiento al previsualizar el resultado final.⁽¹⁸⁾ Finalmente, en el seguimiento, plataformas basadas en IA catalizan un modelo de teleodontología;⁽¹⁹⁾ mediante el análisis de imágenes capturadas por el paciente con su smartphone, se monitoriza el progreso, se detectan desviaciones y se reducen las visitas presenciales, estableciendo las bases para un paradigma de atención proactiva y predictiva.

Implantología Guiada por IA

En el campo de la implantología, donde la precisión es crucial, la inteligencia artificial proporciona un nivel de exactitud y seguridad inalcanzable con los métodos tradicionales.⁽¹⁹⁾ La planificación óptima comienza con el análisis de tomografías CBCT para generar un modelo 3D detallado de la anatomía del paciente, permitiendo determinar la posición, ángulo y profundidad ideales del implante considerando densidad ósea, proximidad a estructuras vitales y requisitos protésicos.⁽²⁰⁾

Sobre esta planificación digital, la IA diseña guías quirúrgicas personalizadas que, fabricadas mediante impresión 3D, dirigen la fresa del cirujano hacia la posición exacta planificada durante la intervención, minimizando la invasividad, reduciendo el tiempo quirúrgico y aumentando drásticamente la previsibilidad del resultado.⁽²¹⁾ En la vanguardia de esta especialidad, la sinergia con la robótica asistida utiliza la planificación de IA para guiar un brazo robótico que proporciona retroalimentación háptica al cirujano, prometiendo minimizar el error humano y estandarizar la excelencia en procedimientos complejos.⁽²²⁾

Estomatología Restauradora y Estética

La inteligencia artificial está democratizando el acceso a resultados de alta gama en Estomatología restauradora y estética mediante la automatización y la personalización.^(23,24) En el ámbito estético, el diseño de sonrisa (Smile Design) se ve revolucionado por software de IA que, a partir de fotografías y escaneos faciales, genera simulaciones realistas de diferentes tratamientos (carillas, coronas), permitiendo al paciente participar activamente en el diseño de

su sonrisa mediante un “avatar digital” que mejora la satisfacción final.⁽²⁵⁾

Para los laboratorios dentales, la IA generativa automatiza el diseño CAD/CAM; plataformas como 3Shape Automate® pueden diseñar automáticamente una corona o puente anatómicamente funcional en minutos a partir de un escaneo intraoral, aumentando la productividad y estandarizando la calidad del diseño las 24 horas del día.⁽²⁶⁾ Asimismo, los algoritmos analizan escaneos 3D para personalizar prótesis (coronas, puentes, dentaduras) con una precisión excepcional que se adapta a la morfología individual de cada paciente, mejorando la estética, la función y la comodidad, al tiempo que reduce la necesidad de ajustes manuales en el sillón.⁽²⁷⁾

Desafíos, limitaciones y consideraciones éticas

A pesar de su enorme potencial, la integración de la inteligencia artificial en Estomatología enfrenta desafíos significativos y profundas consideraciones éticas que requieren un análisis crítico para una adopción responsable. Esta transformación tecnológica conlleva barreras técnicas, financieras, legales y morales que deben ser abordadas de manera sistemática.

Barreras para la adopción

La implementación de la IA en la práctica clínica diaria se enfrenta a importantes obstáculos prácticos que dificultan su adopción generalizada.⁽³⁾ El coste de implementación representa una barrera financiera considerable, que incluye no solo el software (frecuentemente mediante suscripción), sino también el hardware especializado y la formación del personal, lo que puede ser prohibitivo para clínicas pequeñas frente a grandes organizaciones dentales.^(28,29) Simultáneamente, la curva de aprendizaje exige una formación adecuada para que los profesionales comprendan las capacidades del sistema, interpreten sus resultados y lo integren eficazmente en sus flujos de trabajo, existiendo el riesgo de una dependencia excesiva o uso indebido si la tecnología no se comprende en profundidad.⁽³⁰⁾ Además, persisten desafíos técnicos y de datos donde la máxima “basura entra, basura sale” es particularmente relevante, ya que la eficacia de los algoritmos depende críticamente de la calidad de los datos de entrada; imágenes radiográficas con artefactos o baja resolución generan análisis poco fiables, a lo que se suman los falsos positivos y los desafíos de interoperabilidad entre sistemas de software que pueden crear silos de datos.^(3,31)

Responsabilidad, implicaciones legales y el rol del Juicio Clínico

La introducción de un agente no humano en la toma de decisiones clínicas plantea cuestiones complejas sobre la responsabilidad profesional y legal.⁽³²⁾ Existe un consenso abrumador en que la IA debe considerarse una herramienta de apoyo al diagnóstico y la planificación, nunca un sustituto del juicio clínico, la experiencia y la empatía del profesional.⁽³³⁾ Sin embargo, la responsabilidad final recae inequívocamente en el odontólogo, quien debe supervisar, interpretar y, si es necesario, anular las sugerencias del sistema.^(34,35) Esta dinámica crea un dilema legal aún no resuelto completamente por la jurisprudencia: en caso de un error diagnóstico del algoritmo que cause daño al paciente, ¿Quién es el responsable?

Privacidad de datos y ciberseguridad

El entrenamiento y operación de los sistemas de IA requieren el procesamiento de grandes volúmenes de datos de salud extremadamente sensibles, lo que exige máximos estándares de privacidad y ciberseguridad.⁽³⁶⁾ Es imperativo garantizar la confidencialidad de los datos del paciente a lo largo de todo el ciclo de vida de la IA, lo que incluye una comunicación transparente sobre su uso y la obtención de un consentimiento explícito.⁽³⁵⁾ Paralelamente, las clínicas dentales, en especial las más pequeñas, son objetivos vulnerables a ciberataques debido a infraestructuras de seguridad a menudo menos robustas, donde una violación de

datos puede comprometer la privacidad del paciente y acarrear graves consecuencias legales y reputacionales, haciendo del cumplimiento de regulaciones como HIPAA o GDPR un requisito no negociable.⁽³⁷⁾

Sesgo Algorítmico

El sesgo algorítmico representa uno de los desafíos éticos más sutiles y peligrosos, con implicaciones directas en la equidad de la atención sanitaria.⁽³⁾ Los algoritmos de IA aprenden de los datos con los que son entrenados, por lo que si estos conjuntos de datos no son representativos de la diversidad poblacional (subrepresentando, por ejemplo, a ciertos grupos étnicos, géneros o condiciones socioeconómicas), el algoritmo puede ser menos preciso para esos grupos,⁽³⁸⁾ perpetuando e incluso amplificando desigualdades existentes en la atención.⁽³⁹⁾ Adicionalmente, existe el riesgo del sesgo de automatización, un sesgo cognitivo por el cual los profesionales tienden a confiar excesivamente en las recomendaciones del sistema automatizado, aceptándolas sin el escrutinio crítico adecuado, lo que puede llevar a que errores del algoritmo no sean detectados y se propaguen al cuidado del paciente.⁽⁴⁰⁾

Recomendaciones para la integración responsable de la IA en la práctica clínica estomatológica

Para aprovechar los beneficios de la IA y mitigar sus riesgos, es imperativo establecer recomendaciones estratégicas dirigidas a los diferentes actores del ecosistema dental. La implementación exitosa requiere un enfoque coordinado que aborde aspectos formativos, técnicos y éticos de manera integral.

Los profesionales de la estomatología deben adoptar un papel proactivo en su preparación para la era digital.⁽⁴¹⁾ La alfabetización en IA constituye la base fundamental, por lo que los profesionales deben adquirir los conocimientos básicos sobre el funcionamiento, capacidades y limitaciones de estos sistemas, integrando la formación continua en Estomatología digital como una prioridad profesional.⁽⁴²⁾ Sobre esta base, resulta crucial adoptar una postura de “confiar, pero verificar”, utilizando la IA como un asistente para la toma de decisiones mientras se mantiene una supervisión crítica sobre sus recomendaciones, recordando que la responsabilidad final siempre recae en el juicio clínico humano. Complementariamente, las visualizaciones generadas por IA deben emplearse como herramientas educativas para mejorar la comunicación con los pacientes, explicando condiciones clínicas y facilitando su participación informada en las decisiones terapéuticas.

Por su parte, las organizaciones de servicios estomatológicos tienen la responsabilidad de crear un entorno propicio para la integración segura y ética de estas tecnologías.^(43,44) Esto comienza con la inversión en una infraestructura tecnológica sólida que incluya sistemas de imagen de alta calidad, software interoperable y, fundamentalmente, medidas robustas de ciberseguridad para proteger los datos sensibles de los pacientes. Paralelamente, deben desarrollar protocolos éticos y de gobernanza claros que aborden sistemáticamente el consentimiento informado, la privacidad de datos, la gestión de la responsabilidad legal y la auditoría periódica de posibles sesgos algorítmicos. Finalmente, antes de cualquier implementación, se debe realizar un análisis exhaustivo de coste-beneficio que evalúe no solo el retorno de inversión financiero (eficiencia operativa, aceptación de casos), sino también los beneficios clínicos tangibles, como la mejora en la calidad diagnóstica y los resultados para los pacientes.

CONCLUSIONES

La inteligencia artificial emerge como una tecnología transformadora en la práctica odontológica, redefiniendo los paradigmas de diagnóstico, planificación de tratamientos y seguimiento paciente. La evidencia revisada demuestra su capacidad para aumentar la precisión diagnóstica, particularmente en detección de caries y enfermedad periodontal, así como para optimizar procedimientos en ortodoncia, implantología y Estomatología restauradora mediante

la personalización y la simulación predictiva. Sin embargo, esta integración no está exenta de desafíos significativos. La adopción responsable requiere superar barreras técnicas, financieras y formativas, al tiempo que se abordan críticamente cuestiones éticas fundamentales como la privacidad de datos, la equidad algorítmica y la delimitación de la responsabilidad profesional. El futuro de la IA en Estomatología no reside en sustituir al clínico, sino en potenciar sus capacidades, estableciendo una colaboración sinérgica donde el juicio humano mantiene su papel central. La implementación exitosa dependerá de un compromiso colectivo con la educación continua, el desarrollo de marcos éticos robustos y la priorización de la equidad en el acceso a estas innovaciones, asegurando que los beneficios se traduzcan en una mejora tangible y equitativa de la salud oral.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Baños G. El sueño de la Inteligencia Artificial: El proyecto de construir máquinas pensantes: una historia de la IA. Shackleton Books; 2024. 346 p.
2. Artificial Intelligence-Related Dental Research: Bibliometric and Altmetric Analysis. *International Dental Journal*. 2025 Feb 1;75(1):166-75. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020653924014151>
3. Suazo Galdames I. Applications of Artificial Intelligence in Dentomaxillofacial Diagnosis. *Revista Cubana de Estomatología*. 2024;61. http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0034-75072024000100008&lng=es&nrm=iso&tlng=en
4. Caicedo Villabona CY, Gómez Carrillo DA, Suárez Torres KL, Pinto Galvis KJ, Taborda Ospina K. Inteligencia artificial para la optimización de parámetros de RM en Esclerosis Múltiple: impacto en diagnóstico y seguimiento. 2025 May 26. <http://repository.unad.edu.co/handle/10596/68983>
5. Oropeza AO, Gaona E, Frechero NM, Pinto GR, Castaneira EC. Inteligencia artificial, usos de software y sus aplicaciones en radiología dental. *Revista de la Asociación Dental Mexicana*. 2024 Oct 31;81(5):271-9. <https://www.medigraphic.com/cgi-bin/new/resumen.cgi?IDARTICULO=118110>
6. Galdames ICS. Aplicaciones de la inteligencia artificial en el diagnóstico dentomaxilofacial. *Revista Cubana de Estomatología*. 2024 Apr 10;61:e4934. <https://revestomatologia.sld.cu/index.php/est/article/view/4934>
7. Gémez C, Cañahuaray-Martínez G, Gómez-Meza D, et al. Aplicación de la inteligencia artificial en Odontología: revisión de la literatura. *Odontología sanmarquina*. 2021 Jul 1;24(3):243-54.
8. Luke AM, Rezallah NNF. Accuracy of artificial intelligence in caries detection: a systematic review and meta-analysis. *Head and Face Medicine*. 2025 Apr 4;21:24. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11969992/>
9. Al-Khalifa KS, Ahmed WM, Azhari AA, Qaw M, Alsheikh R, Alqudaihi F, et al. The Use of Artificial Intelligence in Caries Detection: A Review. *Bioengineering (Basel)*. 2024 Sep 18;11(9):936. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11428802/>
10. Dascalu T, Ramezanzade S, Bakhshandeh A, Bjørndal L, Ibragimov B. AI-initiated second

opinions: a framework for advanced caries treatment planning. *BMC Oral Health*. 2024 Jul 10;24:772. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11238353/>

11. González González L, Vega Jiménez J, Lorente Leyva LL, González González L, Vega Jiménez J, Lorente Leyva LL. Odontología e inteligencia artificial. *Revista Cubana de Medicina Militar*. 2023 Dec;52(4). http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0138-65572023000400043&lng=es&nrm=iso&tlng=pt

12. Romero Méndez BR. La inteligencia artificial en ayuda a la investigación odontológica. Una revisión bibliográfica-informática. *Revista de la Asociación Dental Mexicana*. 2024;81(6):321-4. <https://www.medigraphic.com/cgi-bin/new/resumen.cgi?IDARTICULO=118778>

13. Chau RCW, Li GH, Tew IM, Thu KM, McGrath C, Lo WL, et al. Accuracy of Artificial Intelligence-Based Photographic Detection of Gingivitis. *International Dental Journal*. 2023 Apr 26;73(5):724-30. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10509417/>

14. López Jiménez AJ. Inteligencia artificial como herramienta de soporte para el razonamiento clínico en odontología. 2024. <https://hdl.handle.net/20.500.14330/TES01000865926>

15. Gaytan Castillo FV. Inteligencia artificial en odontopediatría : redefiniendo el papel del odontólogo. 2025. <https://hdl.handle.net/20.500.14330/TES01000869624>

16. Olivos MAD, Águila HMHD, López FMS. Diagnosis of oral cancer using deep learning algorithms. *Ingenius*. 2024 Oct 7;(32):58-68. <https://ingenius.ups.edu.ec/index.php/ingenius/article/view/7318>

17. Olawade DB, Leena N, Egbon E, Rai J, Mohammed APEK, Oladapo BI, et al. AI-Driven Advancements in Orthodontics for Precision and Patient Outcomes. *Dentistry Journal*. 2025 May;13(5):198. <https://www.mdpi.com/2304-6767/13/5/198>

18. Kapila S, Vora SR, Venugopalan SR, Elnagar MH, Akyalcin S. Connecting the dots towards precision orthodontics. Available from: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/ocr.12725>

19. Batra P, Tagra H, Katyal S. Artificial Intelligence in Teledentistry. *Discoveries (Craiova)*. 2022;10(3):153. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9748636/>

20. Arteaga González A. Inteligencia artificial aplicada en periodoncia e implantología. 2024. <https://hdl.handle.net/20.500.14330/TES01000866056>

21. Nordblom NF, Büttner M, Schwendicke F. Artificial Intelligence in Orthodontics: Critical Review. *Journal of Dental Research*. 2024 Apr 29. <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/00220345241235606>

22. Huynh KP, Mangui G. From Tradition to Technology: Robotic Artificial Intelligence in Dental Implantology. *Cureus*. 2024 Nov 9. <https://www.cureus.com/articles/310937-from-tradition-to-technology-robotic-artificial-intelligence-in-dental-implantology>

23. Tabatabaian F, Vora SR, Mirabbasi S. Applications, functions, and accuracy of artificial intelligence in restorative dentistry: A literature review. Available from: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/ocr.12725>

wiley.com/doi/10.1111/jerd.13079

24. Artificial intelligence applications in restorative dentistry: A systematic review. *The Journal of Prosthetic Dentistry*. 2022 Nov 1;128(5):867-75. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0022391321000871>

25. Najeeb M, Islam S. Artificial intelligence (AI) in restorative dentistry: current trends and future prospects. *BMC Oral Health*. 2025 Apr 18;25(1):592. <https://doi.org/10.1186/s12903-025-05989-1>

26. Carrillo-Perez F, Pecho OE, Morales JC, Paravina RD, Bona AD, Ghinea R, et al. Applications of artificial intelligence in dentistry: A comprehensive review. Available from: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/jerd.12844>

27. Kunz F, Stellzig-Eisenhauer A, Zeman F, Boldt J. Artificial intelligence in orthodontics. *Journal of Orofacial Orthopedics*. 2020 Jan 1;81(1):52-68. <https://doi.org/10.1007/s00056-019-00203-8>

28. Müller A, Mertens SM, Göstemeyer G, Krois J, Schwendicke F. Barriers and Enablers for Artificial Intelligence in Dental Diagnostics: A Qualitative Study. *Journal of Clinical Medicine*. 2021 Jan;10(8):1612. <https://www.mdpi.com/2077-0383/10/8/1612>

29. Ivanišević A, Tadin A. Artificial Intelligence and Modern Technology in Dentistry: Attitudes, Knowledge, Use, and Barriers Among Dentists in Croatia—A Survey-Based Study. *Clinics and Practice*. 2024 Dec;14(6):2623-36. <https://www.mdpi.com/2039-7283/14/6/207>

30. Monill-González A, Rovira-Calatayud L, d'Oliveira NG, Ustrell-Torrent JM. Artificial intelligence in orthodontics: Where are we now? A scoping review. Available from: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/ocr.12517>

31. Liu TY, Lee KH, Mukundan A, Karmakar R, Dhiman H, Wang HC. AI in Dentistry: Innovations, Ethical Considerations, and Integration Barriers. *Bioengineering*. 2025 Sep;12(9):928. <https://www.mdpi.com/2306-5354/12/9/928>

32. Attitude, perception and barriers of dental professionals towards artificial intelligence. *Journal of Oral Biology and Craniofacial Research*. 2023 Sep 1;13(5):584-8. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212426823000854>

33. Hoffman J, Wenke R, Angus RL, Shinnars L, Richards B, Hattingh L. Overcoming barriers and enabling artificial intelligence adoption in allied health clinical practice: A qualitative study. *DIGITAL HEALTH*. 2025 Feb 3. <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/20552076241311144>

34. Hegde S, Nanayakkara S, Jordan A, Jeha O, Patel U, Luu V, et al. Attitudes and Perceptions of Australian Dentists and Dental Students Towards Applications of Artificial Intelligence in Dentistry: A Survey. Available from: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/eje.13042>

35. Ali MA. The Role of Artificial Intelligence in Modern Dentistry: Applications, Challenges, and Future Directions. *FDR*. 2024 Dec 31;2(2):39-49. <https://fdr.nabea.pub/fdr/article/view/14>

36. Pedraza MCC, Salazar KJO, Visbal JHW. Impacto de la inteligencia artificial en la odontología: una reflexión. *Ustasalud*. 2024;23(1). https://revistas.ustabuca.edu.co/index.php/USTASALUD_ODONTOLOGIA/article/view/3142

37. Decision support systems for adoption in dental clinics: A survey. *Knowledge-Based Systems*. 2016 Jul 15;104:195-206. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0950705116300740>

38. Allareddy V, Oubaidin M, Rampa S, Venugopalan SR, Elnagar MH, Yadav S, et al. Call for algorithmic fairness to mitigate amplification of racial biases in artificial intelligence models used in orthodontics and craniofacial health. Available from: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/ocr.12721>

39. Panch T, Mattie H, Atun R. Artificial intelligence and algorithmic bias: implications for health systems. *Journal of Global Health*. 2019;9(2):020318. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC6875681/>

40. Alfaraj A, Nagai T, AlQallaf H, Lin WS. Race to the Moon or the Bottom? Applications, Performance, and Ethical Considerations of Artificial Intelligence in Prosthodontics and Implant Dentistry. *Dentistry Journal*. 2025 Jan;13(1):13. <https://www.mdpi.com/2304-6767/13/1/13>

41. Roganović J, Radenković M, Miličić B. Responsible Use of Artificial Intelligence in Dentistry: Survey on Dentists' and Final-Year Undergraduates' Perspectives. *Healthcare*. 2023 Jan;11(10):1480. <https://www.mdpi.com/2227-9032/11/10/1480>

42. Eaton KA. The development of digital dentistry in the UK: An overview. *Primary Dental Journal*. 2022 Dec 19. <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/20501684221134198>

43. Schnitzler C, Bohnet-Joschko S. Digital transformation in dentistry: A survey on trends and business implications. *Heliyon*. 2025 Jun 1;11(11). [https://www.cell.com/heliyon/abstract/S2405-8440\(25\)01842-0](https://www.cell.com/heliyon/abstract/S2405-8440(25)01842-0)

44. de Ahumada Servant P, Martín-Martín D, Romero I. Digital Transformation of Oral Health Care: Measuring the Digitalization of Dental Clinics. *Social Indicators Research*. 2025 Jul 1;178(3):1145-67. <https://doi.org/10.1007/s11205-024-03366-z>

FINANCIACIÓN

Ninguna

CONFLICTO DE INTERESES

Ninguno.

CONTRIBUCIÓN DE AUTORÍA

Conceptualización: Jany Murguía Martínez, Thalia Garcia Contino.

Redacción - borrador inicial: Jany Murguía Martínez, Thalia Garcia Contino.

Redacción - revisión y edición: Jany Murguía Martínez, Thalia Garcia Contino.

Declaración de responsabilidad

La responsabilidad ética y legal del contenido de esta obra recae exclusivamente en sus autores, quienes garantizan el cumplimiento de la normativa vigente en materia de propiedad intelectual y derechos de autor. La editorial no se hace responsable por las opiniones, resultados o interpretaciones expresadas, ni por el uso que terceros hagan de este material

Declaración de Conflicto de Intereses

Los autores declaran no tener conflicto de intereses de carácter personal, comercial, institucional ni financiero con relación a esta obra.

Financiación

Esta obra no ha recibido financiación específica de organismos públicos, privados ni sin ánimo de lucro.