



GRADO EN RELACIONES LABORALES Y RECURSOS HUMANOS

TRABAJO FIN DE GRADO

**“Aplicación de la Inteligencia Artificial en las empresas
para el lanzamiento de nuevos productos.”**

Alicia González Gómez

**FACULTAD DE COMERCIO Y RELACIONES LABORALES
VALLADOLID, JUNIO 2025**



UNIVERSIDAD DE VALLADOLID
GRADO EN RELACIONES LABORALES Y
RECURSOS HUMANOS

CURSO ACADÉMICO 24/25

TRABAJO FIN DE GRADO

**“Aplicación de la Inteligencia Artificial en las empresas
para el lanzamiento de nuevos productos.”**

Trabajo presentado por: Alicia González Gómez

Tutor: Víctor Temprano García

FACULTAD DE COMERCIO Y RELACIONES LABORALES

Valladolid, junio 2025

AGRADECIMIENTOS

A mis padres, Ana y Jesús, por ser el pilar sobre el que siempre he podido apoyarme. Gracias por respaldar cada decisión que he tomado y confiar en mí incluso cuando yo dudaba. Por vuestros sacrificios silenciosos, que siempre me han impulsado, y por estar presentes en todo momento: en los días buenos y, sobre todo, en los difíciles. Sin vuestro amor incondicional, no estaría donde estoy hoy.

A mis hermanos, Víctor y Andrea.

A ti, Víctor, por marcarme el camino con tu ejemplo y demostrarme que, con esfuerzo y constancia, todo se puede alcanzar. Eres ese referente al que siempre miro, mi ejemplo a seguir.

A ti, Andrea, por estar siempre y llevarme de la mano en cada paso que doy en la vida. Contigo el camino es más bonito y seguro. Gracias por tu apoyo incondicional, por tu paciencia infinita, por ser mi refugio en los momentos difíciles y mi alegría en los buenos. Eres mi cómplice para siempre.

Sin vosotros, no sería la persona que soy hoy.

A mis abuelas, Carmen y Ascensión, por celebrar cada pequeño logro como si fuera un triunfo propio. Vuestra alegría y orgullo me han acompañado siempre.

A mi abuelo Santiago, que no ha podido ver que lo he logrado, pero siempre llevo presente. Y a mi abuelo Feliciano. Sé que juntos me cuidan desde el cielo.

A Ares, por estar ahí, en silencio, acompañándome durante tantas noches en vela. Gracias por recordarme que, a veces, no hace falta hablar para estar presente.

Y a mí, por no rendirme y conseguir siempre lo que me propongo. Solo tú sabes lo difícil que ha sido.

Os quiero.

RESUMEN

Este trabajo analiza el papel estratégico de la inteligencia artificial (IA) en el proceso de lanzamiento de nuevos productos en un entorno empresarial moderno. En un mundo marcado por la capacidad de acelerar la tecnología y la complejidad del mercado, la IA no solo actúa como una herramienta de automatización, sino que también se convierte en el principal catalizador de innovación, personalización y soluciones flexibles. Gracias al método de calidad basado en la evaluación y el análisis de documentos en casos reales, se estudian las tecnologías más usadas y su impacto en las etapas de desarrollo de productos y la capacidad de crear los beneficios competitivos más utilizados. La investigación muestra que la integración adecuada de las soluciones intelectuales no solo necesita inversión técnica, sino que también coordina con la organización, la cultura y la operación de cada empresa. En este sentido, se garantiza una visión importante y una aplicación para reducir la distancia existente entre la teoría académica y la práctica comercial relacionada con la aceptación de la IA de manera efectiva como un motivo innovador.

ABSTRACT

This paper analyzes the strategic role of artificial intelligence (AI) in the new product launch process in a modern business environment. In a world marked by the ability to accelerate technology and market complexity, AI not only acts as an automation tool but also becomes the main catalyst for innovation, customization, and flexible solutions. Using a quality method based on the evaluation and analysis of real-life case studies, the most widely used technologies and their impact on product development stages and the ability to create the most widely used competitive advantages are studied. The research shows that the proper integration of AI solutions not only requires technical investment but also coordinates with the organization, culture, and operations of each company. In this regard, important insights and applications are provided to bridge the gap between academic theory and business practice related to the effective acceptance of AI as an innovative driver.

ÍNDICE

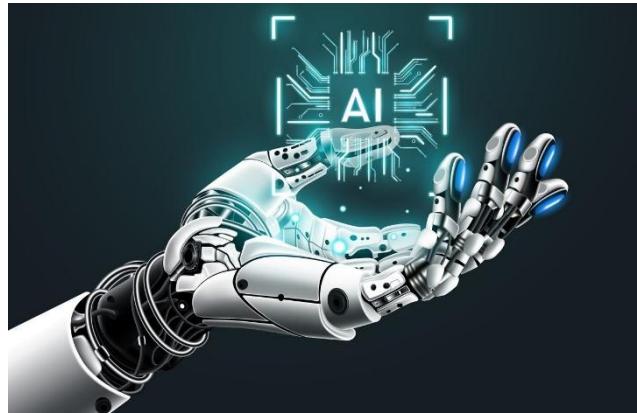
1. INTRODUCCIÓN	6
1.1. Justificación del tema	8
1.2. Objetivos del trabajo.....	11
2. METODOLOGÍA PROPUESTA Y ENFOQUE DE ANÁLISIS.....	14
3. MARCO TEÓRICO.....	17
3.1. Inteligencia artificial y su papel en el entorno empresarial	17
3.2. Innovación y desarrollo de nuevos productos	20
3.3. Procesos de adopción tecnológica en las organizaciones	24
3.4. Comportamiento del consumidor ante productos con IA.....	27
4. ADOPCIÓN DE IA EN EMPRESAS PARA NUEVOS PRODUCTOS....	30
4.1. Tipos de herramientas de IA utilizadas	30
4.2. Fases del proceso de lanzamiento en las que se incorpora la IA	33
4.3. Casos relevantes o ejemplos de empresas.....	37
5. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN	41
6. BIBLIOGRAFÍA.....	43

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1. La IA.....	6
Ilustración 2. Procesamiento de la IA	17
Ilustración 4. Logo de Figma AI	22
Ilustración 3: Logo de Miro AI	22
Ilustración 5. Logo de Walmart.....	31
Ilustración 6. Logo de Lego	34
Ilustración 7. Logo de Adobe	34
Ilustración 8. Logo de Amazon	38
Ilustración 9. Logo de Nestlé	38
Ilustración 10. Logo Bonsai Robotics	39
Ilustración 11. Logo de NotCo	40

1. INTRODUCCIÓN

Ilustración 1. La IA



Fuente: Computing

La llegada de la inteligencia artificial (IA) como tecnología transformadora en la economía digital, más allá de lo académico, e incluso del espectro puramente técnico, ha reconfigurado profundamente las dinámicas productivas, los fundamentos de competitividad y los procesos de innovación empresarial. A lo largo de las dos últimas décadas, la IA ha dejado de ser un paradigma emergente para consolidarse como un motor sustancial en sectores tan variados como la salud, las finanzas, el retail¹ o la logística; es más, su presencia configura ya una suerte de tejido invisible que conecta y articula datos, procesos y decisiones en tiempo real (Brynjolfsson & McAfee, 2017). De hecho, en el nuevo escenario digitalizado, toda empresa está, en cierto modo, llamada a reconceptualizar su propuesta de valor en torno a capacidades algorítmicas, pues estas generan efectos multiplicadores de eficiencia, personalización, escalabilidad e incluso creatividad (Bughin et al., 2018; Agrawal, Gans, & Goldfarb, 2019).

Lo interesante es que este impacto de la inteligencia artificial no se agota únicamente en ámbitos de automatización de tareas repetitivas ni en sistemas de soporte a la toma de decisiones... sino que trasciende hacia espacios de innovación radical. En lugar de únicamente optimizar lo ya existente, la IA,

¹ Comercio minorista orientado a la venta directa al consumidor final.

cuando es desplegada estratégicamente, constituye una palanca para la generación y lanzamiento de nuevos productos, muchos de los cuales no serían viables sin su intermediación tecnológica. A decir verdad, este fenómeno de co-creación algorítmica desplaza parcialmente el lugar tradicional de I+D hacia modelos más repetitivos, predictivos y adaptables (Cockburn, Henderson, & Stern, 2018). Un ejemplo característico de este proceso puede observarse en el desarrollo asistido por inteligencia artificial de fármacos en fase preclínica, donde modelos generativos permiten identificar compuestos con mayor eficiencia temporal, aunque enfrentando también cuestionamientos ético-regulatorios, los márgenes de posibilidad se expanden, sí; pero también aumentan los espacios de riesgo.

Delimitar el impacto de esta transformación en el ámbito empresarial implica, entonces, comprender cómo las compañías están articulando soluciones basadas en IA no solo como complementos, sino como parte esencial de sus líneas de producto y ventajas competitivas. Por consiguiente, cada vez es más frecuente que los ciclos clásicos de desarrollo de productos, diseñados para maximizar retorno bajo certeza limitada, den paso a modelos donde la repetición rápida, el aprendizaje automático y la orientación a datos constituyen el nuevo estándar operativo (Ransbotham et al., 2020). No obstante, esto no ocurre en un vacío: el grado de adopción, la alineación estratégica, la integración de capacidades humanas y tecnológicas y la existencia de infraestructura organizacional adecuada son claves diferenciales que determinan, en última instancia, el éxito o fracaso de los proyectos emergentes (Wilson & Daugherty, 2018; Iansiti & Lakhani, 2020). Y claro que esos factores pueden cambiar.

Por este motivo, el presente trabajo se orienta a analizar con precisión la incorporación estratégica de tecnologías de inteligencia artificial en la fase de lanzamiento de nuevos productos empresariales. A través de una aproximación aplicada basada en casos y fuentes de documentación reales, se aspira a examinar: (1) qué herramientas tecnológicas específicas están siendo utilizadas en las fases operativas del desarrollo de producto; (2) de qué modo estas herramientas modifican (estructural o secuencialmente) los procesos tradicionales de innovación; y (3) qué tipos de ventajas competitivas se derivan

de su uso eficaz. En cualquier caso, esta delimitación permite acotar un fenómeno altamente transversal enfocado de manera pragmática desde el punto de vista organizacional. Lo interesante, por cierto, es comprobar cómo convergen elementos antes separados: la analítica predictiva y la intuición de mercado, el código algorítmico y la sensibilidad del diseño, lo técnico... y lo humano.

En resumen, la interacción entre IA y creación de producto genera una frontera fértil de investigación, en la que confluyen altos niveles de incertidumbre tecnológica y urgencias estratégicas empresariales. Entonces... ¿cómo están gestionando realmente las empresas esta convergencia? ¿Se trata de improvisación, moda, racionalización con conocimiento de causa, o una mezcla caótica de todo ello? Estas cuestiones guían el desarrollo de este estudio, con el objetivo de desentrañar no solo las prácticas actuales sino también los potenciales latentes y los desafíos que permanecen escondidos entre líneas de código y hojas de ruta comerciales.

1.1. Justificación del tema

En los últimos años, de forma casi inevitable, la inteligencia artificial (IA) ha irrumpido con fuerza en el ecosistema empresarial, transformando procesos, modelos de negocio y lógicas de innovación. Esta tendencia, en cierto modo predecible, responde a una creciente necesidad de automatizar decisiones complejas, fomentar la eficiencia operativa y acelerar los ciclos de desarrollo de productos. Así lo confirma el estudio de Lansiti y Lakhani (2020), quienes sostienen que la IA no debe entenderse solo como una herramienta, sino como una nueva capa de infraestructura digital con el potencial de redefinir por completo las capacidades humanas dentro de las organizaciones. La pregunta ya no es si se adoptará o no la IA, sino... ¿cómo integrarla para obtener ventaja competitiva sostenida? Pues, en una economía caracterizada por dinámicas volátiles y mercados hipersegmentados, la IA se ha convertido (paradójicamente) tanto en detonante de la complejidad como en solución a ella. Por consiguiente, el presente trabajo se inicia reconociendo que la demanda de estas soluciones inteligentes crece no como opción, sino como requisito para

innovar con agilidad y relevancia en contextos cada vez más inciertos y violentamente competitivos (Davenport & Ronanki, 2018).

No deja de sorprender que, pese al dinamismo tecnológico, siga existiendo una brecha estructural entre lo que la teoría académica propone sobre innovación orientada por inteligencia artificial y la realidad operativa de muchas firmas. Esta disonancia, particularmente visible en pequeñas y medianas empresas, plantea interrogantes acerca de los mecanismos de transferencia e implementación práctica del conocimiento obtenido en entornos de investigación (Brynjolfsson & McElheran, 2019). Es más, observamos que, aunque abundan los modelos teóricos (y los frameworks² sobran en la literatura), son relativamente escasos los estudios empíricos que analicen, paso a paso, cómo se introducen herramientas de IA en las múltiples fases del ciclo de lanzamiento de nuevos productos. En cualquier caso, no basta con adoptar tecnología por qué; se requiere capacidad estratégica para entrelazarla con los objetivos corporativos, los recursos humanos disponibles y las limitaciones estructurales del negocio. Como ejemplo breve, consideramos una startup³ biotecnológica que incorpora algoritmos de análisis predictivo durante el prototipado: sin procesos organizativos fluidos ni personal capacitado, la innovación tecnológica corre el riesgo de... fracasar gloriosamente.

De hecho, diversos autores enfatizan que los beneficios de la IA para la innovación de productos no se materializan automáticamente ni tampoco son tan uniformes como a veces se presenta en discursos tecnológicos generalistas. Muchas implementaciones iniciales, por así decirlo, se frustran por falta de alineamiento estratégico; otras naufragan porque se imita la adopción de herramientas populares sin contextualizarlas adecuadamente (Shrestha et al., 2019). Entonces, esta obra plantea una aproximación situada, crítica y diferenciadora, enfocándose especialmente en los entresijos prácticos de la adopción de IA con fines de innovación. A decir verdad, uno de los objetivos más

² Estructuras conceptuales o tecnológicas que guían el desarrollo de proyectos o sistemas.

³ Empresa emergente de base innovadora con potencial de rápido crecimiento.

relevantes es justamente visibilizar este vacío metodológico-tecnológico que separa, aún hoy, la estadística algorítmica del éxito comercial real. Por consiguiente, la selección del tema responde a una doble urgencia: primero, el estudio de un fenómeno imparable; y segundo, la necesidad de aportar claridad frente a modelos empresariales que todavía, aun siendo complejos, recurren a enfoques analógicos para innovar en sectores ultra digitalizados.

Ahora bien, la elección de estudiar este proceso desde una visión estratégica, es decir, no solo técnica, sino articulada con las capacidades organizativas, se fundamenta en su impacto directo sobre la competitividad a largo plazo. Como evidencian Bughin et al. (2018), las organizaciones que integran con éxito la inteligencia artificial en su cadena de valor presentan mayores probabilidades de innovar más rápido y con mayor precisión en relación al perfil del consumidor. Esta dimensión estratégica (que no es ni menor ni secundaria) posibilita el despliegue de nuevos modelos de negocio, mejora en la toma de decisiones multi producto y sustentabilidad financiera basada en datos. No obstante, lo interesante es que este posicionamiento competitivo solo se consolida cuando el uso de la IA trasciende lo puramente táctico. Se necesita dirigir la mirada no tanto hacia el algoritmo, sino hacia lo que el algoritmo activa: procesos de detección de oportunidad, sincronización interdepartamental, diálogo entre tecnologías nuevas y rutinarias, etc. En definitiva... inteligencias artificiales, sí; pero insertas en ecosistemas de aprendizaje organizativo continuo.

Por tanto, este trabajo pretende contribuir en ese mismo cruce: el punto en el que las expectativas depositadas en la inteligencia artificial encuentren, al fin, resultados medibles. Tomando como referente estudios recientes, como los de Rai et al. (2021), centrados en cómo los sistemas basados en IA redefinen interfaces y aceleran iteraciones en ciclos de vida de producto, cobra mayor sentido abordar el proceso de adopción como una dimensión en sí misma estratégica. Las ventajas, aunque a menudo silenciadas detrás del marketing tecnológico, se manifiestan en métricas clave: reducción en el time-to-market⁴,

⁴ Tiempo que transcurre desde la ideación de un producto hasta su lanzamiento al mercado.

detección temprana de fallas en prototipos e incluso conceptualización de productos no previstos por modelo alguno anterior. Sin duda alguna, el enfoque seleccionado aquí intenta ir más allá del boom promocional... planteando, con precisión, cuáles son las condiciones reales y suficientes para que herramientas inteligentes no representen solo inversión financiera, sino también retorno organizativo.

Por consiguiente, el estudio de la adopción estratégica de IA en el lanzamiento de nuevos productos aparece plenamente justificado si se considera: 1) su crecimiento exponencial como tecnología disruptiva demandada globalmente; 2) la existencia comprobada de una brecha estructural entre narrativa académica y aplicación práctica; y 3) su impacto decisivo tanto en métricas clásicas del rendimiento empresarial como en nuevos indicadores de agilidad organizativa. Porque en el contexto actual... no es solo cuestión de innovar o morir: es cuestión de aprender a innovar estratégicamente para no desaparecer (más rápido de lo esperado).

1.2. Objetivos del trabajo

El propósito general de este trabajo es analizar, desde una perspectiva estratégica, el proceso de adopción de tecnologías de inteligencia artificial (IA) en el lanzamiento de nuevos productos en entornos empresariales dinámicos y altamente competitivos. Lo interesante es que, lejos de verse como una mera tendencia tecnológica, la incorporación de la IA se interpreta aquí como una herramienta capaz de redefinir por completo las fases tradicionales de innovación, desde la ideación hasta la comercialización. Por consiguiente, el objetivo principal reside en estudiar cómo la implementación articulada de soluciones basadas en IA puede optimizar la eficiencia operativa, incrementar la precisión en la toma de decisiones y, sobre todo generar una ventaja competitiva sostenible en el mercado actual. Este planteamiento responde a la creciente preocupación por los, cada vez más estrechos, márgenes de diferenciación tecnológica entre compañías (Min, 2021; Shu et al., 2022). En cualquier caso, convendría observar con matices: no se trata solo de tecnología, sino también de estrategia, cultura organizacional y agilidad empresarial.

Uno de los objetivos específicos fundamentales del presente estudio consiste en identificar y clasificar las principales herramientas de IA utilizadas en el proceso de desarrollo y lanzamiento de nuevos productos, distinguiendo entre aquellas aplicadas a tareas analíticas, predictivas y operativas. Porque no todas las herramientas sirven a los mismos fines, ni ofrecen los mismos niveles de complejidad, pues mientras algunas (por ejemplo, los modelos de lenguaje natural como GPT⁵ o BERT⁶) ofrecen capacidades avanzadas de generación de contenido o análisis semántico, otras, como los algoritmos de clustering⁷ basados en aprendizaje no supervisado, se utilizan primordialmente para segmentar mercados o identificar tendencias emergentes (Dwivedi et al., 2021). A decir verdad, muchas organizaciones no siempre comprenden, o no disponen de los criterios analíticos necesarios para discernir, cuáles son las soluciones más adecuadas en función de sus propias limitaciones técnicas o capacidades operativas. Por consiguiente, mapear estas herramientas, según sus aplicaciones estratégicas, no solo aumenta la comprensión del ecosistema digital actual, sino que permite sentar las bases para una toma de decisiones más informada.

Otro objetivo específico del trabajo se centra en examinar detalladamente las diferentes fases del proceso de innovación y lanzamiento de productos (exploración, desarrollo, testeo, comercialización...) y evaluar cómo la inteligencia artificial puede intervenir, directa o indirectamente, para reinterpretar tales etapas. Es más, se plantea descomponer dicho proceso desde una mirada sistémica, es decir, contemplando las iteraciones entre los distintos componentes de innovación y el papel de la IA como catalizador transversal. Según un análisis reciente, algoritmos empleados en diseño generativo, gemelos digitales o simulación predictiva ya han comenzado a influir notablemente en la

⁵ Modelo de lenguaje de OpenAI que genera texto de forma coherente a partir de entradas en lenguaje natural.

⁶ Modelo de lenguaje de Google que permite comprender el contexto completo de las palabras en una frase.

⁷ Técnica de agrupación de datos según similitudes no predefinidas.

reducción de tiempos de salida al mercado (time-to-market) y en la localización temprana de fallos de concepto o diseño (Ul-Islam et al., 2023). Por eso mismo, evaluar la contribución de tecnologías cognitivas en cada fase no resulta irrelevante, ni complementario, sino esencial para repensar lo que se entiende hoy por innovación ágil. No deja de sorprender que, incluso en sectores tradicionales como la automoción o la agroindustria, las soluciones de IA empiecen a configurar una suerte de columna vertebral operacional... o como algunos autores la denominan, un sistema nervioso digital (Vedantam et al., 2022).

Por último, otro objetivo específico e ineludible es investigar el impacto concreto que la adopción de IA tiene sobre la configuración de ventajas competitivas sostenibles en los entornos empresariales contemporáneos. En cierto modo, lo decisivo no es simplemente implementar herramientas tecnológicas, sino traducir esa implementación en ganancias tangibles, ya sean en forma de eficiencia, personalización, velocidad o reducción de costes. No obstante, el camino hacia una ventaja competitiva basada en IA no es lineal ni exento de desafíos: la dependencia excesiva de tecnologías externas o la carencia de capacidades internas para su integración pueden, según sea el caso obstaculizar todo tipo de mejora operativa. Investigaciones recientes apuntan a una correlación positiva entre el grado de integración de IA en operaciones de desarrollo y la generación de capacidades distintivas en segmentos altamente competitivos (Ransbotham et al., 2023). Solo entonces, por esta razón, evaluar el papel estratégico de la IA debe transcender lo funcional y vincularse con marcos teóricos más amplios sobre ventaja sostenida, diferenciación y modelos de ventaja temprana.

En suma, este trabajo se plantea como una contribución aplicada a la comprensión de cómo la inteligencia artificial está transformando, en la práctica, los esquemas sobre los que las organizaciones diseñan y lanzan productos nuevos. Al delimitar su análisis a herramientas concretas, fases operativas claves y vínculos con la competencia, pretende ofrecer una mirada rigurosa, crítica y operativa. Porque si bien la IA ha mutado de ser un factor emergente a

un elemento estructural, su correcta implementación continúa siendo, todavía hoy... una asignatura esencial pero inacabada.

2. METODOLOGÍA PROPUESTA Y ENFOQUE DE ANÁLISIS

Para abordar de forma sistemática el fenómeno de la adopción estratégica de tecnologías de inteligencia artificial (IA) en procesos de lanzamiento de nuevos productos se ha elaborado una metodología de tipo cualitativo, sustentada principalmente en dos pilares: la revisión documental exhaustiva y el análisis comparativo de casos empresariales pertinentes. La combinación de ambas se justifica porque permite comprender en profundidad (aunque no de forma definitiva) los matices contextuales, operativos y estratégicos que presenta dicho fenómeno en entornos corporativos reales (Yin, 2018). A decir verdad, esta estrategia no sólo optimiza lo científico del análisis, sino que también brinda una base más sólida para interpretar los avances tecnológicos desde una dimensión práctica y no meramente conceptual. De hecho, es un ejercicio investigativo ampliamente validado en estudios recientes vinculados a gestión de la innovación y tecnologías emergentes (Ransbotham et al., 2023); por tanto, su aplicación en este TFG resulta necesaria, aunque no esté exenta de desafíos metodológicos y limitaciones interpretativas, como se verá después.

La revisión documental cualitativa es el primer plano de análisis. Esta fase implica la recopilación, y posterior sistematización, de literatura secundaria disponible en bases de datos académicas reconocidas internacionalmente (como Scopus, JSTOR o Web of Science⁸), centrada en articulaciones teóricas sobre inteligencia artificial en la gestión de la innovación, procesos de lanzamiento de producto, ventajas competitivas y estrategias de adopción tecnológica. Por ello, se ha realizado una selección específica (no aleatoria) de artículos empíricos, informes académicos y marcos teóricos estructurales escritos en inglés, producidos principalmente entre los años 2018 y 2024. Esta ventana temporal se escoge en cuanto refleja las transformaciones más significativas desde la consolidación comercial de herramientas de IA

⁸ Bases de datos académicas reconocidas para la búsqueda de literatura científica.

sofisticadas como ChatGPT, DALL·E o Copilot⁹, cuyo impacto operativo aún se está modelando (Jarrahi, 2018; Dwivedi et al., 2021). No obstante, cabe reconocer que ciertos estudios seminales de horizonte más extenso fueron considerados por su carácter fundacional, aunque solo en los casos en que su aplicabilidad al objetivo general fuese indiscutible.

En cuanto al criterio específico de selección aplicado durante el análisis documental, se establecen filtros por relevancia temática, reputación científica (fiabilidad de la fuente), profundidad metodológica y aplicabilidad directa a alguno de los ejes del presente estudio: herramientas de IA, fases del proceso de nuevos productos o construcción de ventaja estratégica. Es más, para utilizar un ejemplo concreto, se descartaron publicaciones únicamente tecnológicas (como, por ejemplo: pruebas de concepto de algoritmos no integrados comercialmente) en favor de aquellas con enfoque organizativo, tales como el caso de aplicaciones IA en generación de prototipos o análisis predictivo de mercado (Chatterjee et al., 2021). Así el foco se centra siempre en la unión entre sistemas de IA y valor empresarial tangible, dejando fuera investigaciones excesivamente experimentales, aún sin aplicaciones derivadas verificadas.

En la segunda fase metodológica (análisis comparativo de casos empresariales) se ha procedido mediante una selección intencionada (no probabilística), identificando tres organizaciones multisectoriales en las que la IA ha sido incorporada de forma estratégica al proceso de lanzamiento de nuevos productos, con énfasis en etapas como el análisis de mercado, la ideación automatizada y el testeo adaptativo. Este método permite explorar desde dentro el papel organizacional y operativo que juega la IA (lo interesante es que cada caso muestra un enfoque distinto) aun cuando persisten patrones analíticos comunes. De esta manera, se explorarán brevemente: (1) el uso de algoritmos generativos por parte de Nike para diseñar nuevos modelos a partir de preferencias colectivas extraídas mediante minería de datos; (2) la implementación de aprendizaje profundo por parte de Nestlé en pruebas rápidas de concepto guiadas por simulaciones de demanda; y (3) el ejemplo de Lego,

⁹ Herramientas de IA generativa que crean texto, imágenes o código a partir de instrucciones.

cuya IA se orienta a transmitir retroalimentación de consumidores en tiempo real, facilitando decisiones comerciales más ágiles (Bughin et al., 2019; Haefner et al., 2021). Estos ejemplos deben evaluarse como representativos de fases específicas del sistema de innovación contemporáneo, no como modelos extrapolables a todas las industrias.

Aunque se intenta garantizar una adecuación metodológica fuerte y sostenible, las limitaciones del estudio deben abordarse con transparencia. En primer lugar, el grado de transferibilidad de resultados está condicionado por el contexto empresarial de cada caso, por lo que no es posible generalizar tendencias estratégicas sin matices ni reservas (Eisenhardt, 1989). En segundo lugar, se enfrenta el reto que supone el tratamiento de la IA como fenómeno de rápida evolución: gran parte de las herramientas tecnológicas analizadas están todavía sujetas a cambios enormes en leads regulators¹⁰, capacidades computacionales o aceptabilidad normativa. Entonces, la validez temporal del estudio se encuentra parcialmente comprometida (por ello, habría que revisar versiones actualizadas en trabajos futuros). Por último, debe destacarse, de forma un poco paradójica, que el empleo predominante de fuentes secundarias limita la posibilidad de obtener datos primarios procedentes de entrevistas, encuestas o indicadores internos de las firmas estudiadas. No deja de sorprender que, incluso en empresas con fuerte exposición tecnológica, la transparencia corporativa en relación con IA siga siendo parcial o condicionada al marketing institucional (Jarek & Mazurek, 2019).

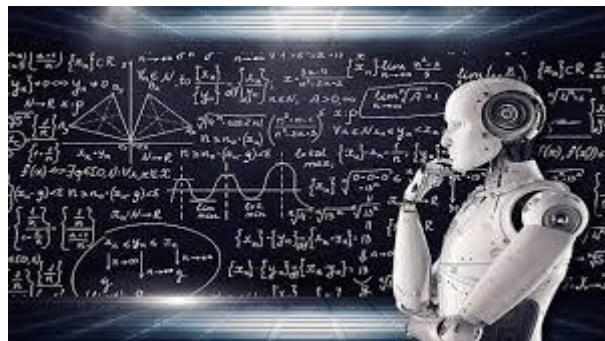
En suma, la metodología propuesta ofrece una plataforma estructurada y replicable (aunque temporal) para comprender el uso estratégico de inteligencia artificial dentro del innovador, y a veces incierto, mundo del lanzamiento de nuevos productos. A pesar de las restricciones normativas y contextualizadoras mencionadas, el enfoque cualitativo conjunto ofrece profundidad explicativa, consistencia analítica y validez interpretativa para generar conocimiento aplicado, una tarea que, hoy más que nunca, se vuelve urgente en la frontera entre la gestión empresarial y las tecnologías emergentes.

¹⁰ Entidades o normativas que supervisan la captación y tratamiento de potenciales clientes.

3. MARCO TEÓRICO

3.1. Inteligencia artificial y su papel en el entorno empresarial

Ilustración 2. Procesamiento de la IA



Fuente: 20 Minutos

La inteligencia artificial (IA) se refiere, de forma técnica, a aquellos sistemas computacionales capaces de ejecutar tareas que históricamente requerían intervención humana, destacando el procesamiento del lenguaje natural, el aprendizaje automático y la resolución de problemas complejos. A partir de algoritmos determinados y un volumen significativo de datos, la IA permite que los sistemas evolucionen mediante entrenamiento iterativo; es decir, sin una programación explícita para cada acción futura (Russell & Norvig, 2021). De hecho, el concepto abarca disciplinas como el machine learning¹¹ (ML), el deep learning¹² y la lógica simbólica, las cuales, pese a sus diferencias metodológicas, convergen en un objetivo común: simular (al menos parcialmente) la inteligencia humana sustantiva. Lo interesante es que esta simulación no implica una simple reproducción de comportamientos (erráticos o regulados), sino la adaptación proactiva a contextos complejos y, por ende, a estructuras económicas empresariales, donde esta capacidad resulta prioritaria.

¹¹ Rama de la inteligencia artificial que permite a los sistemas aprender de datos sin programación explícita.

¹² Subcampo del machine learning que emplea redes neuronales profundas para procesar grandes volúmenes de datos.

Desde el plano práctico, las herramientas de IA desplegadas en entornos corporativos podrían clasificarse en cinco grandes grupos: sistemas predictivos, asistentes virtuales, sistemas de recomendación, visión artificial y analizadores semánticos, aunque existen variantes híbridas o multisectoriales (Joulin et al., 2017). Los sistemas predictivos, por ejemplo, permiten anticipar el comportamiento del consumidor, validar escenarios financieros o detectar riesgos operativos latentes; mientras que los asistentes conversacionales (modelos como ChatGPT o similares) gestionan interacciones con stakeholders¹³ mediante procesamiento de lenguaje natural en tiempo real. Es más, no deja de sorprender que muchas PYMES¹⁴ ya dispongan de algoritmos de IA integrados en sus CRM¹⁵ sin siquiera etiquetarlos como tales. Tal es la omnipresencia que ha adquirido esta tecnología (y a decir verdad en menos de una década). Como ejemplo ilustrativo, el sistema de recomendaciones implementado por Amazon analiza patrones de navegación y compra para personalizar la oferta comercial de cada usuario, generando así valor añadido sin requerir intervención humana masiva (Linden et al., 2003).

Por consiguiente, resulta claro que la principal aportación de la IA a los procesos empresariales se despliega en dos ámbitos aparentemente divergentes, pero que en realidad se retroalimentan: la optimización operativa y la generación de valor estratégico. En cualquier caso, uno de los mecanismos predominantes de contribución se presenta en forma de automatización (parcial o total) de procesos: desde la clasificación documental en departamentos jurídicos, hasta el direccionamiento de recursos en tareas logísticas o presupuestarias (Davenport & Ronanki, 2018). No obstante, una pequeña pausa en los procesos de diseño y lanzamiento de nuevos productos basta para reconocer cómo la IA modifica estrategias industria por industria; porque, mientras en sectores como el farmacéutico la validación se ajusta al rigor clínico,

¹³ Personas o grupos con interés directo en un proyecto o empresa.

¹⁴ Pequeñas y medianas empresas que representan gran parte del tejido productivo.

¹⁵ Sistema de gestión de relaciones con clientes que centraliza información para ventas y marketing.

en e-commerce¹⁶ la velocidad de repetición destaca sobre la exhaustividad técnica. Así, un algoritmo de generación de prototipos mediante aprendizaje generativo adversarial (GAN¹⁷) puede sustituir repeticiones gráficas humanas, construyendo, por así decirlo, cientos de versiones digitales de ese mismo objeto en segundos.

Ahora bien, cuando se analiza más rigurosamente la intervención de la IA en entornos empresariales, la automatización de decisiones cobra un puesto especial (aunque no está exento de debate ético). En lugar de fundamentarse solo en rutinas programadas, ciertos sistemas actuales comparan escenarios, puntúan consecuencias y proponen selecciones concretas (algunas aceptables en términos legales) sin supervisión inmediata. En cierto modo, esta formación a la hora de decidir representa un cambio de paradigma enorme, del control analógico al procesamiento activo, por ejemplo, en el ámbito financiero, donde los sistemas automatizados de trading¹⁸ funcionan según criterios no lineales y realizan evaluaciones sobre volumen, valor previsto y tendencia del mercado actuando en tiempo real (Krauss et al., 2017). Es más, la misma lógica de automatización se ha trasladado a vehículos autónomos, mecanismos de pricing¹⁹ dinámico y análisis reputacional basado en datos semánticos provenientes, curiosamente, de plataformas no estructuradas como foros, redes sociales o reseñas en línea. En estos escenarios, la máquina no solo calcula o agrupa: también interpreta y prescribe, lo cual redefine no solo la innovación técnica, sino la arquitectura decisional.

Puede concluirse, entonces, que la inteligencia artificial no representa una herramienta más en la lógica corporativa, sino una petición de reconfiguración progresiva del pensamiento empresarial. De hecho, su papel funcional trasciende lo instrumental para instalarse también en lo estratégico: son cada

¹⁶ Comercio electrónico mediante plataformas digitales.

¹⁷ Técnica en la que dos redes neuronales compiten para generar datos realistas.

¹⁸ Compra y venta de activos financieros, a menudo apoyado por algoritmos en contextos automatizados.

¹⁹ Estrategia de fijación de precios basada en el valor percibido, competencia o análisis de datos.

vez más numerosas las compañías que reformulan su pensamiento competitivo a partir del potencial algorítmico, dejando entrever que quizás no se trata solo de eficiencia, sino de la redefinición del negocio. No obstante, este fenómeno plantea, simultáneamente, oportunidades y riesgos, tanto técnicos como sociales, en los que cabría profundizar (de forma cautelosa, pero con algo de urgencia) en el resto de este estudio.

3.2. Innovación y desarrollo de nuevos productos

El proceso de innovación orientado al desarrollo de nuevos productos representa un eje estratégico esencial, especialmente en organizaciones que enfrentan una alta volatilidad y competitividad tecnológica, como es el caso actual. A decir verdad, este enfoque ha experimentado una transformación estructural: ya no basta con tener ideas brillantes, ahora es indispensable un marco sistemático que permita canalizar esa creatividad, evaluar su viabilidad comercial y conducirla hasta un producto final alineado con necesidades concretas del mercado. De hecho, uno de los enfoques clave identificados en los estudios académicos recientes parte del análisis del ciclo de ideación²⁰ en ocho etapas, que incluye desde la identificación del problema hasta el lanzamiento pilotado del producto (Cooper, 2019). Pero este modelo encuentra limitaciones cuando se superpone al carácter ágil derivado de la introducción de tecnologías como la inteligencia artificial, cuya integración, como se argumentará más adelante, añade capas adicionales de complejidad y de oportunidad a la vez. Por ello, la adopción de metodologías ágiles en la fase temprana resulta no solo recomendable, sino ya casi inevitable.

Lo interesante es que, en un entorno donde se falla rápido, aprender rápido se ha convertido en el mantra organizacional, especialmente en las startups y laboratorios de innovación de grandes corporaciones, metodologías como Lean Startup y Design Thinking resultan eficaces. La primera prioriza validaciones micro repetitivas (build-measure-learn), con mínimo producto viable (MVP) como eje constructivo; la otra, fusiona empatía con pensamiento abductivo para

²⁰ Proceso estructurado de generación, evaluación y selección de ideas.

rediseñar constantemente la propuesta de valor adaptándola a usuarios reales, no ideales. Ries (2011), autor referencial de la corriente Lean, destaca que las innovaciones verdaderamente disruptivas no nacen de grandes presupuestos, sino de información precisa obtenida tras pivotes controlados. No obstante, cabe preguntarse: ¿Hasta qué punto pueden estas metodologías adaptarse a procesos que hoy dependen de integración de datos masivos, machine learning o tratamiento automatizado de preferencias mediante IA generativa? En este sentido, la respuesta se divide en dos direcciones, ambas complementarias: actualización conceptual del toolkit²¹ ágil y alianzas tecnológicas.

Precisamente por eso la integración de tecnologías emergentes (especialmente IA, aprendizaje profundo (deep learning) y computación en la nube) se ha transformado en un impulsor cualitativo y no exclusivamente operativo del ciclo de innovación. Uno de los cambios cualitativos más notables se encuentra en el modo en que los sistemas basados en inteligencia artificial rastrean, comparan y pronostican patrones de comportamiento de los consumidores para nutrir el backlog²² estratégico incluso antes del ideation sprint²³ (Chatterjee et al., 2021). En cualquier caso, este tipo de tecnologías favorece la ejecución de tests A/B dinámicos, empowers²⁴ a los equipos para la gestión de hipótesis complejas bajo entornos simulados y permite modelar escenarios de aceptación o fracaso. Es más, puede afirmarse en cierto modo que un enfoque donde IA y Design Thinking converjan en tiempo real. Un pequeño ejemplo real puede ser cómo empresas como P&G o Johnson & Johnson han migrado parte significativa de sus fases de co-creación hacia sistemas soportados por IA generativa integrada en plataformas visuales (como Figma AI o Miro AI²⁵), permitiendo iteraciones simultáneas participativas, entre equipos situados en ecosistemas industriales muy distintos entre sí.

²¹ Conjuntos de herramientas diseñadas para facilitar tareas específicas, como diseño o programación.

²² Lista priorizada de tareas pendientes por desarrollar o implementar en un proyecto.

²³ Periodo intensivo y estructurado de generación de ideas dentro de un equipo multidisciplinar.

²⁴ Pruebas comparativas entre dos versiones que se actualizan en tiempo real para optimizar resultados.

²⁵ Herramientas de diseño colaborativo asistidas por inteligencia artificial.

Ilustración 3. Logo de Figma AI



Fuente: Figma

Ilustración 4: Logo de Miro AI



Fuente: Clio AI

Ahora bien, también conviene señalar que adoptar metodologías ágiles no implica generar innovación significativa, si no se incorporan procesos organizativos estructurados en torno a la tolerancia al fallo, la cultura de la experimentación descentralizada y la interacción empática entre diseñadores, ingenieros y usuarios finalistas. Es decir, aunque el marco Lean Startup reduce los ciclos cuando hay claridad de necesidades (Harms & Schwery, 2020), su dependencia de feedback²⁶ inicial crea un sesgo significativo si este se recibe fragmentado, como sucede en entornos post-covid o en mercados sobre-supervisados, por así decirlo. En consecuencia, muchas organizaciones están explotando soluciones de IA no solo para validar prototipos rápidamente mediante escucha social automatizada (social listening), sino también para sintetizar preferencias mediante algoritmos de clustering sensitivo²⁷, lo cual habilita una segmentación relacional más que demográfica. Esto supone un cambio de paradigma: donde había hallazgos intuitivos vía focus groups²⁸, surge el prototipo repetitivo algorítmicamente optimizado. Error tipográfico aparte, no

²⁶ Retroalimentación que permite evaluar y mejorar productos, servicios o procesos.

²⁷ Agrupación de consumidores o datos basada en respuestas emocionales o percepciones subjetivas.

²⁸ Grupos de personas reunidas para opinar sobre productos o ideas con fines de investigación de mercado.

deja de resultar irónico que cuanto más predictiva es la máquina, más acto de descubrimiento humano se vuelve el diseño.

Según recientes investigaciones basadas en estudios corporativos longitudinales, existe una correlación significativa entre etapas avanzadas de integración tecnológica (automatización parcial mediante IA, plataformas no-code²⁹, etc.) y la aceleración del time-to-market de productos en fase beta (Dezi et al., 2018). Entonces, la dinámica estratégica se modifica: no se compite solo con productos acabados, también con tasas de aprendizaje diferenciales entre ciclos: quien mejore internamente más deprisa, gana cuota no solo de mercado, sino de legitimidad institucional. Otra cuestión relevante es que, aunque Lentillas Corp. o Tesla y similares puedan parecer casos atípicos por su acceso a capital intensivo, no son pocas las medianas empresas que acceden desde una estructura modular a motores de IA vía servicios third-party³⁰, lo cual democratiza, en cierto punto, la aplicación tecnológica dentro del modelo Design Thinking adaptado. En suma, no hay una ruta única para la innovación ¿pero ¿quién dijo que la complejidad fuese incompatible con la eficiencia?

En definitiva, puede afirmarse que el proceso de innovación y desarrollo de productos, al crear metodologías ágiles compatibles con entornos de IA, exige una redefinición de roles, sistemas y psicologías de diseño. AFLAC³¹ o Spotify, por citar casos contrastados, han co-desarrollado laboratorios internos de innovación que fusionan rutinas de desarrollo dirigiéndose a necesidades anticipadas por sistemas de tratamiento de lenguaje natural en tiempo real (ver Grøvik et al., 2023); y todo ello con equipos conectados mediante interfaces adaptativas. Por consiguiente, tratándose de acciones de I+D altamente afectadas por procesos complejos, el énfasis operativo queda desplazado hacia una organización dinámica y distribuida, donde pequeñas decisiones autónomas

²⁹ Herramientas que permiten desarrollar aplicaciones o automatizaciones sin escribir código.

³⁰ Proveedor externo que ofrece servicios o tecnologías a una empresa.

³¹ Empresa estadounidense de seguros usada como referencia en estudios de marketing e innovación.

(por parte del algoritmo y del humano) co-construyen no solo el producto, sino, en cierto modo, el futuro del propio entorno empresarial.

3.3. Procesos de adopción tecnológica en las organizaciones

La adopción de tecnologías innovadoras como la inteligencia artificial (IA) en las organizaciones, particularmente en el proceso de lanzamiento de nuevos productos, requiere una comprensión holística de sus múltiples dimensiones: tecnológicas, humanas y estructurales. A lo largo del tiempo, se han desarrollado diversos modelos teóricos cuyo propósito es explicar los mecanismos mediante los cuales las organizaciones (y los individuos que las componen) aceptan, adoptan o rechazan nuevas tecnologías. Es más, estos marcos pueden emplearse conjuntamente para captar la complejidad que se esconde en este tipo de transiciones. Por ejemplo, el Technology Acceptance Model³² (TAM), desarrollado por Davis (1989), ha sido aplicado extensamente por su simplicidad y potencia explicativa, al establecer que la aceptación de una tecnología depende principalmente de dos variables: la percepción de utilidad y la facilidad de uso percibida (Davis, 1989). Lo interesante es que ambos factores influyen directamente sobre la actitud del usuario y, por ello, sobre su intención de uso. En cierto modo, el modelo, a pesar de ser antiguo, continúa mostrando una alta vigencia en proyectos actuales de digitalización, debido a la generalidad de sus supuestos, aunque, quizás, esa misma generalidad pueda jugar en su contra en entornos más complejos como los empresariales.

En diversos contextos, el TAM ha sido enriquecido mediante extensiones como el TAM2 (Venkatesh & Davis, 2000) o absorbido dentro de modelos más robustos en su alcance explicativo. Aquí es donde cobra especial relevancia la Unified Theory of Acceptance and Use of Technology³³ (UTAUT), presentada por Venkatesh et al. (2003), que sintetiza ocho modelos previos. El UTAUT incluye cuatro ideas principales, expectativa de rendimiento, expectativa de esfuerzo, influencia social y condiciones facilitadoras, que, en conjunto, explican el comportamiento del usuario frente a entornos tecnológicos emergentes. Lo

³² Modelo que analiza cómo y por qué las personas adoptan nuevas tecnologías.

³³ Teoría que unifica modelos previos sobre la adopción tecnológica.

relevante, es que UTAUT reconoce que variables como la edad, la experiencia previa o el nivel organizacional son moderadores clave; es decir, factores que transforman la manera en que ciertas percepciones afectan al uso real. A decir verdad, esto lo vuelve especialmente útil para comprender los desafíos derivados de la transición hacia soluciones de inteligencia artificial, donde, por ejemplo, un ingeniero senior podría evaluar estas tecnologías de modo muy distinto al de un directivo comercial recién incorporado a la empresa (Venkatesh et al., 2003) ¿pues quién podría negar el peso de la experiencia profesional cuando se trata de asumir riesgos tecnológicos?

No obstante, los modelos centrados en el usuario individual presentan ciertas limitaciones cuando se transitan al ámbito corporativo, precisamente porque descuidan factores institucionales, del entorno o estructurales. Es ahí cuando resulta imprescindible considerar el Technology-Organization-Environment³⁴ (TOE) framework, desarrollado inicialmente por Tornatzky y Fleischer (1990). Este modelo propone que la adopción organizacional depende simultáneamente de tres dimensiones: tecnológica (por ejemplo, compatibilidad, complejidad o ventajas relativas), organizacional (estructura interna, recursos, compromiso directivo...), y ambiental (presión competitiva, regulación sectorial, etc.). Por ello, la fortaleza del TOE radica en su visión rígida e invariable: no parte de un usuario tipo, sino de la entidad organizacional como unidad de análisis. De hecho (y esto se observa en estudios recientes sobre IA) cuando se implementan modelos predictivos en los procesos de time-to-market, la presión del mercado promueve dicha adopción incluso cuando los sistemas aún presentan limitaciones logísticas o infraestructurales (Oliveira & Martins, 2010; Baker, 2012). Así, el marco se constituye como una especie de red tripartita que visibiliza las interacciones estructurales ocultas que afectan de forma silenciosa... ¡pero poderosa!

Ahora bien, aunque los modelos TAM, UTAUT y TOE aportan, cada uno a su modo, una estructura conceptual sólida para analizar la adopción tecnológica,

³⁴ Modelo que explica la adopción tecnológica en función del entorno, la empresa y la tecnología.

debe destacarse el papel principal de los factores organizacionales y humanos. Porque en el fondo, detrás de cada incorporación técnica, hay dinámicas políticas internas, culturas de trabajo arraigadas, liderazgos frágiles o robustos y personas. Así, variables como el tamaño organizacional, la orientación hacia la innovación, las capacidades digitales del personal o los estilos de liderazgo influyen decisivamente en los procesos de integración tecnológica (Ifinedo, 2011). No deja de sorprender que, en determinados casos, iniciativas viables fracasen por la inexistencia de un clima interno propicio, que favorezca la apuesta firme por el cambio. Pensemos, por ejemplo, en empresas medianas del sector retail, que adquieren sofisticadas herramientas de IA para análisis de tendencias, pero no las usan consistentemente por la descoordinación entre los departamentos de tecnología y marketing. Curioso, ¿verdad?

Es inevitable hablar al abordar la cuestión de los procesos de adopción de la resistencia al cambio, una fuerza tan poderosa como invisible. Dicha resistencia no suele aparecer abiertamente: asume formas diversas, desde el retraso en fases piloto, hasta una adhesión aparente pero vacía. En su estudio, Oreg et al. (2011) identifican cinco categorías de rechazo al cambio: rutina, valor, compromiso, identidad e incentivos. Estas dimensiones ayudan a entender por qué, por ejemplo, la entrada de un sistema de IA basado en Machine Learning para estimar la demanda, podría ser percibida por algunos empleados como una amenaza a su criterio profesional o a su autonomía decisional, en vez de una mejora operativa racional. Una organización puede sobreestimar su capacidad de adaptación si no identifica estos focos de resistencia que, pese a su aparente discreción, pueden generar roces que se acumulan hasta frenar el proyecto (Oreg, Vakola & Armenakis, 2011). En cualquier caso, detectar, explorar y manejar tal resistencia constituye una tarea estratégica de primer orden.

Por ello, deben implementarse estrategias de incorporación tecnológica que, más que imponerse, logren sedimentarse en la práctica cotidiana, haciéndose casi naturales. Un ejemplo ilustrativo podría ser la integración progresiva de herramientas de IA vinculadas a planificación predictiva, acompañada por sesiones formativas repetitivas, mesas de diálogo interdepartamental y un relato claro respecto a su propósito y límites. Es más: investigaciones actuales sugieren

que las estrategias más eficaces son aquellas que adoptan enfoques sociotécnicos híbridos, donde la dimensión relacional y la técnica se piensan de forma conjunta (Škrinjar et al., 2022). Esto incluye dinámicas participativas entre usuarios finales y diseñadores tecnológicos que facilite ciclos de retroalimentación y compromiso duradero. No obstante, esas estrategias deben ajustarse de forma calibrada al contexto y madurez digital de cada empresa; pues no existen fórmulas universales, solo pautas adaptativas y un margen considerable de incertidumbre aún.

En última instancia, la adopción tecnológica (particularmente de disciplinas como la IA) supera el simple cumplimiento de fases formales o indicadores métricos. Implica un acto comunitario, deliberado y estratégicamente liderado. Es un proceso impregnado tanto por oportunidades como por paradojas, donde múltiples variables convergen: modelos explicativos, realidades internas, culturas organizativas, inercias, miedos..., y también aspiraciones. Y lo paradójico del asunto es que cuanto más innovadora la tecnología, más viejos son algunos de los obstáculos que surgen: temor, control, prestigio. Así que, al incorporar IA al diseño y lanzamiento de nuevos productos, comprender estas capas de profundidad organizativa puede marcar la diferencia entre implantar una tecnología y darle una vida genuinamente operativa.

3.4. Comportamiento del consumidor ante productos con IA

En el proceso de adopción estratégica de productos con inteligencia artificial, la interpretación que ofrece el consumidor respecto a estas tecnologías resulta, por así decirlo, crucial. La transparencia algorítmica desempeña un papel determinante porque condiciona directamente la confianza del usuario, tanto en el producto como en la empresa desarrolladora. Según Wang et al. (2020), la falta de claridad sobre cómo operan los sistemas de IA provoca niveles variables y muchas veces preocupantes de desconfianza, lo cual puede inhibir su adopción incluso en contextos tecnológicamente maduros. En cierto modo, los consumidores tienden a percibir los algoritmos como cajas negras, incluso cuando los desarrolladores intentan ofrecer explicaciones de sus decisiones automatizadas. Entonces, ¿qué componentes modifican realmente esa

percepción? La cuestión no es trivial, pues como señalan Burrell (2016) y dos Santos et al. (2022), existe un umbral subjetivo que define cuándo algo se considera suficientemente transparente, y este difiere según el perfil y las expectativas del usuario final. En cualquier caso, la literatura coincide en que la explicación contextual, sintética y situada de las decisiones del sistema, más que la exposición técnica del código, puede ser más efectiva para mejorar la aceptabilidad del usuario (Eiband et al., 2018); es decir, no tanto la transparencia técnica, sino aquella pragmática que traduce lo complejo a lo comprensible, sin banalizar lo esencial.

Ahora bien, la confianza en productos inteligentes también se construye (o destruye) a partir de elementos afectivos, sociales y éticos, no sólo cognitivos o funcionales. En otras palabras, el proceso no se limita únicamente al eje eficiencia-utilidad, sino que incorpora una percepción moral y emocional difícil de objetivar. Lo interesante es que, según estudios de Langer et al. (2021), la percepción de la moralidad del sistema (por ejemplo, sistemas de IA que toman decisiones médicas, vehiculares o judiciales) impacta significativamente más en el grado de confianza depositado por los usuarios que los atributos funcionales. No obstante, esa confianza no es fija; puede reforzarse con el tiempo a través de experiencias positivas, o quebrarse ante errores no explicados o decisiones automatizadas controvertidas (Shin, 2020). Por consiguiente, las empresas tecnológicas que pretenden posicionarse estratégicamente a través de productos IA deben considerar las dimensiones éticas en las que sus sistemas interactúan continuamente con las personas. Imaginemos por ejemplo un altavoz inteligente que decide qué noticias filtrar según supuestos intereses del usuario, una pequeña grieta ética en la base algorítmica podría, con el tiempo, generar una crisis profunda de credibilidad y desapego generalizado.

Por otra parte, tanto la aceptación como el rechazo de productos asistidos por inteligencia artificial parecen hechos por la percepción de autonomía atribuida al sistema. A decir verdad, los consumidores se sienten más cómodos con productos inteligentes cuando pueden conservar cierto grado de control o intervención significativa sobre su comportamiento (Gursoy et al., 2019). Este equilibrio se presenta, en cierto modo, como una unión entre agencia humana y

automatización tecnológica. Es más, estudios recientes destacan que mientras mayor sea la percepción de utilidad y facilidad de uso usando el modelo TAM (Technology Acceptance Model), más elevada será la intención de adquisición o de uso sostenido (Venkatesh & Davis, 2000); sin embargo, esas variables se ven alteradas por factores como el contexto cultural, los niveles previos de alfabetización digital o incluso el diseño del producto, ya sea este antropomorfizado³⁵ o técnico. En cualquier caso, una aceptación real y sostenida de estos productos requiere sistemas legibles (legibility), predictibles (predictability) y fiables (reliability), como subrayan Kizilcec (2016) y De Visser et al. (2020), autísimo, más aún en escenarios inciertos o de convergencias hombre-máquina.

Desde un punto de vista ético (que no siempre es explorado con suficiente profundidad en los lanzamientos comerciales) entran casi por la fuerza consideraciones como la equidad, el sesgo algorítmico, la discriminación automatizada o el consentimiento informado. No deja de sorprender que muchas empresas aún prioricen el rendimiento del producto por encima de las implicaciones socioéticas sistemáticas, lo cual, a medio plazo, implica una rutura de la reputación y juicios potenciales. Citando a Mittelstadt et al. (2016), ningún sistema de IA comercial puede seguir siendo ajeno a su impacto contextual normativo. En teoría, las expectativas del usuario final (y la sociedad de forma amplia) incluyen una interpretación ética y justa de los datos, decisiones no discriminatorias y claridad sobre la finalidad última del tratamiento algorítmico; pero, en la práctica, estos principios suelen tener cabida solo en posproducción (cuando ya se han cometido errores). Es decir, no basta con incorporar la ética como adorno discursivo; debe formar parte del diseño estructural del producto y su proceso de marketing estratégico.

En última instancia, las expectativas del consumidor en relación con los productos inteligentes revelan expectativas también sobre el futuro de la interacción humano-tecnología. No solo se exige rendimiento y personalización,

³⁵ Modelo que explica la adopción tecnológica en función del entorno, la empresa y la tecnología.

sino también coherencia, empatía y alineación de valores. Un ejemplo surge del “mundo” de los asistentes por voz (como Alexa o Google Assistant): la gente no espera simplemente que cumplan órdenes; de manera sutil, espera respuestas contextuales apropiadas, tonos sociales bien modulados, y reacciones que simulen comprensión, lo cual, reconfigura las fronteras del entendimiento máquina-humano. En definitiva, el comportamiento del consumidor ante productos con IA no puede analizarse como simple reacción de mercado; más bien, se configura como un proceso de (re)adaptación tecnológica, tensión ético-afectiva y construcción narrativa, esto es, una forma de interacción que se encuentra entre sistemas cada vez más complejos y seres humanos cada vez más exigentes. Porque, a fin de cuentas, lo que se pone en juego no es solo la usabilidad de un producto, sino la forma en la que los humanos deciden confiar o no en entidades que no comprenden del todo.

4. ADOPCIÓN DE IA EN EMPRESAS PARA NUEVOS PRODUCTOS

4.1. Tipos de herramientas de IA utilizadas

En el contexto del lanzamiento de nuevos productos, el uso estratégico de herramientas de inteligencia artificial (IA) implica una integración diferencial entre distintas ramas tecnológicas (cada una con un funcionamiento y unas limitaciones específicas). Una de las aplicaciones más extendidas es el aprendizaje automático (machine learning), empleado con una finalidad concreta: la predicción de la demanda futura. Este enfoque no solo permite estimar volúmenes de ventas, sino que también optimiza inventarios, ajusta calendarios logísticos y reduce pérdidas derivadas de una planificación deficiente. A decir verdad, cuando se analiza su impacto cuantitativo, los modelos predictivos que combinan regresión dinámica, análisis de series temporales y redes neuronales recurrentes ofrecen una precisión muy superior, por ejemplo, al juicio experto aislado (Makridakis et al., 2018).

En cualquier caso, no dejan de existir desafíos como, por ejemplo, el sesgo en datos históricos o eventos disruptivos no modelizados, pero estos modelos siguen siendo esenciales. Un caso ilustrativo se da en el sector retail: Walmart ha logrado afinar su gestión logística incorporando emisión continua de predicciones automatizadas asociadas a fechas festivas o fenómenos externos, como tormentas (Chen et al., 2020).

Ilustración 5. Logo de Walmart



Fuente: MarketplaceHoy

No obstante, no todas las fases del desarrollo se benefician por igual de la predicción; el diseño del propio producto está viéndose profundamente transformado por las tecnologías de inteligencia artificial generativa. Estas herramientas, estructuradas sobre modelos tipo generative adversarial networks³⁶ (GANs) o grandes modelos de lenguaje³⁷ (LLMs), actúan como agentes co-creativos en la formulación de prototipos, aportando cientos de iteraciones viables en segundos. Lo interesante es que pueden tener en cuenta, simultáneamente, restricciones de ingeniería, viabilidad de fabricación o incluso tendencias del consumidor. En este sentido, empresas del sector moda y automoción han comenzado a utilizar IA generativa para explorar configuraciones estéticas sin necesidad de estudios costosos o lentos. Según una investigación publicada por Ramesh et al. (2022), los modelos como DALL·E³⁸ permiten crear representaciones visuales inéditas y realistas a partir de descripciones textuales complejas, por ejemplo: silla ergonómica inspirada en origami japonés, construida en aluminio reciclado, lo que estrecha, de manera

³⁶ Generan contenido realista mediante competencia entre redes.

³⁷ Procesan y generan texto a gran escala.

³⁸ Herramienta de IA que genera imágenes a partir de descripciones textuales.

significativa, el ciclo idea-prototipo. Por ello, el diseño asistido IA va más allá del sketch³⁹; redefine los límites entre ideación y ejecución inicial.

Asimismo, el análisis semántico mediante procesamiento del lenguaje natural (Natural Language Processing⁴⁰, NLP) representa otro camino esencial para obtener inteligencia accionable, especialmente durante el análisis de feedback. Estas herramientas permiten diferenciar patrones ocultos en volúmenes grandes de datos textuales sin estructurar (valoraciones abiertas, reseñas, redes sociales o tickets de soporte técnico). En ese sentido, sus capacidades superan, y con creces, los enfoques tradicionales de análisis cualitativo, pues identifican matices emocionales mediante modelos como BERT o GPT-4, en los que factores como el sarcasmo, la ambigüedad o las connotaciones culturales se modelan mediante representaciones de contexto (Devlin et al., 2019). Es más, los sistemas basados en NLP no solo miden el porcentaje de comentarios positivos, neutros o negativos, sino que aportan insight⁴¹ temático y dinámico: qué atributos del producto generan satisfacción o insatisfacción específicos y cómo dichas percepciones varían mensual o geográficamente. Ejemplo claro es el caso de HubSpot⁴², que emplea modelos NLP para sintetizar respuestas frecuentes de clientes potenciales, revelando (a través de palabras invisibles al ojo humano) oportunidades latentes de mejora (Zhang et al., 2023).

Finalmente, cabe destacar una cuarta pieza en este puzzle: el big data⁴³ como marco fundamental para la toma estratégica de decisiones durante el proceso completo de lanzamiento. Este componente, que absorbe datos estructurados y

³⁹ Boceto o dibujo preliminar de un concepto visual.

⁴⁰ Procesamiento del lenguaje natural por parte de máquinas para comprender, analizar y generar texto.

⁴¹ Deducción significativa derivada del análisis de datos o comportamiento del consumidor.

⁴² Plataforma de CRM y automatización de marketing utilizada para atraer, convertir y fidelizar clientes.

⁴³ Conjuntos de datos masivos que requieren técnicas especiales para su análisis y explotación.

no estructurados (provenientes de sensores IoT, CRM, ERP⁴⁴, redes sociales, apps móviles, entre otros), constituye la base sobre la cual reposan las tecnologías precedentes. Porque sin disponibilidad de datos heterogéneos y en tiempo real, el valor del machine learning, del NLP y de la generación creativa... se esfuma hasta no quedar nada. De hecho, el uso de big data en compañías innovadoras ha reemplazado los informes estáticos por dashboards⁴⁵ automatizados, que recomiendan estrategias óptimas respaldadas por simulaciones. En cierto modo, (y utilizando una metáfora) el big data actúa como una cámara de resonancia en la que miles de señales dan forma a una planificación, aunque distribuida. Como refieren Jagadeesh et al. (2021), cuando se combina con sistemas de inteligencia activa, el big data permite validar hipótesis estratégicas en ciclos ágiles (por ejemplo: si disminuyo el precio X, ¿varía más la conversión en segmento Y o en Z?). En resumen: el big data no solo informa, también interpreta y en algunas condiciones incluso sugiere.

Cada una de estas herramientas responde a una necesidad específica, pero al integrarlas crean, sin exagerar, una arquitectura que multiplica la eficacia del nuevo producto desde la concepción hasta la adopción en el mercado. Pese a desafíos éticos, técnicos y económicos (que no hay que ignorar) su implementación sostenida en el tiempo ofrece, sin dudas, una ventaja comparativa notable.

4.2. Fases del proceso de lanzamiento en las que se incorpora la IA

La fase de ideación constituye el punto de partida del proceso de lanzamiento de nuevos productos, y es precisamente aquí, en la construcción de ideas, donde la inteligencia artificial ha comenzado a ejercer una influencia cada vez más significativa. Herramientas basadas en procesamiento de lenguaje natural (NLP, por sus siglas en inglés), como GPT o BERT, permiten analizar grandes datos generados por clientes en redes sociales, encuestas y reseñas para detectar

⁴⁴ Tecnologías empresariales clave: IoT conecta dispositivos; CRM gestiona clientes; ERP coordina procesos internos.

⁴⁵ Paneles visuales que muestran métricas clave de manera interactiva y en tiempo real.

necesidades latentes, preferencias emergentes o incluso emociones asociadas a productos existentes (Camacho-Collados & Pilehvar, 2018). Entonces, lo interesante es que estas soluciones no simplemente resumen información, sino que, en cierto modo, piensan con los datos, proponiendo asociaciones improbables o inspirando combinaciones novedosas que podrían, escaparse de la intuición humana convencional. Por consiguiente, la IA actúa como catalizador del pensamiento creativo colectivo, aunque no se libra de interrogantes, como: ¿puede una idea generada de este modo tener autenticidad de mercado o será una especie de maña? En cualquier caso, ya son numerosas las empresas (como Adobe Systems o Lego Group) que al incorporar análisis semántico con IA lograron detectar temas e intereses no explorados en sus primeras iteraciones de desarrollo (Liu, Huang & Zündorf, 2023).

Ilustración 7. Logo de Adobe



Fuente: Adobe Acrobat

Ilustración 6. Logo de Lego



Fuente: Lego

El prototipado, entendido como la concepción primera de un concepto, también ha sido transformado de forma contundente por distintas variantes de inteligencia artificial generativa. Modelos de Computer Vision⁴⁶ y aprendizaje profundo permiten hoy facilitar, automatizar y optimizar diseños 2D y 3D a través de herramientas como Runway ML o Nvidia GANverse3D⁴⁷, acelerando procesos que antes requerían semanas mediante generación virtual asistida (Ouyang et al., 2022). No obstante, este avance técnico debe entenderse dentro

⁴⁶ Rama de la IA que permite a los sistemas interpretar imágenes o videos.

⁴⁷ Plataformas que emplean IA generativa para crear contenido visual o modelos tridimensionales.

de una lógica más amplia: por ejemplo, una IA puede tomar como input⁴⁸ tanto retroalimentación inicial del usuario como limitaciones técnicas y transformar todo ello en una oferta visual o tangible inicial. Es más, estas herramientas han podido reducir costes de iteración hasta en un 45 %, según mostró el estudio de Cañas et al. (2021), lo que implica una fase de experimentación más libre, pero que también tienda más, si se descuida, al ruido conceptual. A decir verdad, el riesgo reside en reemplazar juicio por automatización excesiva. En cualquier caso, los beneficios parecen superar con creces las sombras: optimización de tiempos, creación de variantes incrementales y corrección automatizada de inconsistencias estructurales mediante arquitectura generativa son las principales ventajas valoradas por los equipos de I+D (Rawat & Wang, 2017).

El test de mercado también ha experimentado una transformación significativa gracias a la incorporación de técnicas predictivas orientadas por IA. Modelos de machine learning supervisados, al ser alimentados con historiales de ventas pasadas, métricas de engagement digital⁴⁹ o índices de satisfacción, logran identificar con gran precisión zonas geográficas, perfiles de clientes y comportamientos anticipados frente a un nuevo lanzamiento (Chatterjee et al., 2021). De forma contradictoria, cuanto más nueva es la idea, más robusta puede ser la predicción, siempre que el conjunto de datos sea representativo y útil, claro está. Porque, aunque se tengan conjuntos masivos de variables independientes, sin un tratamiento metodológicamente riguroso los outputs⁵⁰ podrían derivar en pseudociencia. Un ejemplo concreto: un caso reciente analizado por Zhang et al. (2020) mostró cómo mediante clusters generados con algoritmos de k-means⁵¹ fue posible predecir cuáles de los 423 productos probados por una firma retail en Filipinas presentaban alta probabilidad de rotación en los primeros tres meses. Así, la pregunta ya no es si conviene testear con IA, sino por qué hacerlo sin ella cuando es probable obtener una correlación muy fuerte, mayor de 0,8.

⁴⁸ Información o datos que se introducen en un sistema para su procesamiento.

⁴⁹ Nivel de interacción activa de los usuarios con una marca o plataforma digital.

⁵⁰ Resultados producidos por un sistema tras procesar entradas o datos.

⁵¹ Algoritmo de clustering que agrupa datos en k categorías según su similitud.

En la fase de validación del producto, la inteligencia artificial permite desarrollar escenarios evolutivos que simulan condiciones heterogéneas de consumo, distribución y posicionamiento competitivo, ya no basta con un modelo teórico clásico o un focus group tradicional. Las simulaciones dinámicas con reinforcement learning⁵² permiten, por ejemplo, medir tasas de abandono, elasticidad-precio y efecto red a partir de interacciones virtuales entre miles de agentes inteligentes (Peng et al., 2018). Aquí, lo interesante es notar cómo las validaciones dejaron de centrarse solamente en la funcionalidad puntual de un producto para incorporar criterios más complejos. Por ello, la validación impulsada por IA propone más una experiencia sintética de mercado que una comprobación estática o binaria. ¿No deja de sorprender que esta capacidad predictiva pueda detectar zonas problemáticas futuras incluso antes del lanzamiento real? Eso ocurrió en un estudio liderado por Ericsson Innovation Lab donde la validación IA permitió descartar una interfaz desarrollada para hogares inteligentes, anticipando fallos de concepto no detectados por validadores humanos (Fredriksson & Kumar, 2021). Es más, la validación algorítmica redujo la tasa de fallo en los productos lanzados en esa fase piloto en un 23 %, consolidando métricas previamente inestables.

Finalmente, el marketing automatizado basado en IA representa la unión de todas las fases anteriores, pues actúa simultáneamente sobre el conocimiento del cliente, la propuesta de valor y los canales de distribución. Mediante técnicas como deep personalization⁵³, análisis de sentimiento en tiempo real y segmentaciones contextuales a gran escala (Zarouali et al., 2020), las plataformas de marketing inteligente crean, optimizan y ejecutan campañas cross-platform⁵⁴ sin requerir supervisión humana constante. Este tejido automatizado, por así decirlo, redibuja las reglas tradicionales del engagement⁵⁵. En este punto, hay que plantearse una cuestión ética (como menciona Hofacker et al. (2016)): si la IA construye oferta, lanza interacción y redefine producto,

⁵² Aprendizaje por refuerzo donde un agente mejora su comportamiento mediante recompensas.

⁵³ Personalización avanzada del contenido o experiencia de usuario mediante IA.

⁵⁴ Software o herramienta que funciona en múltiples dispositivos o sistemas operativos.

⁵⁵ Compromiso e interacción activa del usuario con una marca, producto o contenido.

¿dónde se sitúa el agency⁵⁶ del cliente o el rol del marketer⁵⁷? En cualquier caso, las ventajas tangibles, como la posibilidad de duplicar el CTR (click-through rate⁵⁸) o ajustar creatividades visuales en tiempo real con base en la respuesta emocional, muestran un horizonte de oportunidad para aquellas compañías que optan por integrar IA no como suplemento, sino como acelerador. Lo disruptivo aquí no es que la IA envíe correos automáticos o gestione redes sociales, sino que aprenda de la narrativa emocional de cada grupo objetivo y ajuste el resultado a su patrón psicológico.

4.3. Casos relevantes o ejemplos de empresas

El impacto de la inteligencia artificial (IA) en la innovación de productos no solo se observa en los paradigmas teóricos, sino que se manifiesta con claridad en experiencias concretas de grandes corporaciones y startups orientadas a la alta tecnología. Amazon, por ejemplo, ha integrado algoritmos avanzados de aprendizaje automático (machine learning) para modelar el comportamiento del consumidor y acelerar la conceptualización de nuevos productos; su acercamiento consiste en sacar patrones derivados de interacciones diarias dentro de su plataforma para optimizar tanto la predicción de demanda como las funcionalidades del producto final (OLeary, 2021). En cierto modo, lo inadecuado es cómo estos sistemas no solo predicen preferencias actuales, sino que, pueden prototipar digitalmente futuros lanzamientos mucho antes de que existan físicamente. Un ejemplo sería el uso de Alexa Skill Blueprints, mediante el cual se permitió validar microproductos virtuales personalizados mediante datos multifactoriales recolectados de distintos entornos de uso (Kolbjørnsrud et al., 2020). Por tanto, el resultado no fue solo una mejora de la experiencia del cliente, sino, además, una redefinición del producto, antes incluso de que la propuesta comercial adquiriera forma en el mercado.

⁵⁶ Entidad encargada de desarrollar estrategias de marketing, publicidad o comunicación.

⁵⁷ Profesional encargado de planificar y ejecutar acciones de marketing.

⁵⁸ Porcentaje de clics respecto al total de impresiones en un enlace o anuncio.

Ilustración 8. Logo de Amazon



Fuente: Amazon.es

En el sector de la alimentación y gran consumo, la empresa Nestlé ha abordado el desafío desde otro ángulo operativo, pero sin perder la profundidad estratégica. Mediante la utilización de inteligencia artificial generativa y plataformas cognitivas la firma ha logrado transformar sus fases tempranas (idea-cribado-prototipo) del desarrollo de productos. De hecho, se ha observado que el uso de IA semántica entrenada para correlacionar propiedades físicas, sensoriales y emocionales de ingredientes con preferencias de consumo regionalizó significativamente los lanzamientos y con buenos resultados económico-funcionales (Pursey et al., 2022). Es más, este modelo permitió iteraciones ultrarrápidas porque, por ejemplo, el scheduling⁵⁹ de pruebas de sabor pudo automatizarse ajustándose a clusters previamente descubiertos por los modelos de IA. No deja de sorprender que, gracias a estas metodologías, se haya reducido un 60 % el tiempo medio de desarrollo de nuevos productos en mercados piloto como Brasil o India (Acquier et al., 2023), utilizando entornos digitales avanzados de cocina molecular simulada y hasta técnicas de análisis factorial auto optimizado. En cierto modo es tanto complejo como fascinante.

Ilustración 9. Logo de Nestlé



Fuente: Nestlé

⁵⁹ Planificación de tareas, recursos o eventos en un proyecto.

Ahora bien, mientras corporaciones de gran escala evidencian aplicaciones sofisticadas y verticalizadas de la inteligencia artificial, las startups deep tech⁶⁰ actúan como laboratorios ágiles de exploración experimental. Bonsai Robotics (una startup estrechamente vinculada con la agricultura autónoma) utiliza IA para el diseño adaptativo de equipos recolectores guiados por visión computacional, sensores LiDAR⁶¹ e inferencia contextual dinámica. En este caso, los nuevos productos que la IA permite no solo se identifican por su materialización física (las máquinas recolectoras), sino por las capacidades inteligentes, es decir, el algoritmo es parte imprescindible del producto mismo (Chatterji et al., 2023). Entonces, es válido preguntarse: ¿hasta qué punto deja de ser el producto una creación exclusivamente humana para transformarse en una mezcla algorítmica? En cualquier caso, los resultados de eficiencia obtenidos no son irrelevantes: hasta un 85 % de mejora en cuanto a precisión de recolección y un promedio de ahorro operativo del 30 %, según validaciones de campo (Saiyed et al., 2022); esto representa, sin duda, mucho más que una simple mejora logística.

Ilustración 10. Logo Bonsai Robotics



Fuente: LinkedIn

Otro caso representativo lo constituye NotCo, una startup tecnológica basada en Chile que centra sus esfuerzos en la creación de alimentos basados en plantas mediante algoritmos de aprendizaje profundo, versión GANs (Generative

⁶⁰ Startups basadas en desarrollos tecnológicos avanzados como IA, robótica o nanotecnología.

⁶¹ Tecnología que utiliza láser para medir distancias y crear mapas tridimensionales.

Adversarial Networks), pero asociados a bases de datos de matrices moleculares comestibles. Lo interesante es que, a través de su plataforma Giuseppe, la empresa puede simular millones de combinaciones posibles para obtener productos análogos a los de origen animal sin intervención humana directa durante las fases intermedias (Zhang et al., 2021). Una clara expresión de co-creación máquina-algoritmo. Sean hamburguesas vegetales o mayonesas veganas, el problema no radica en el resultado final sino en la filosofía de diseño retrospectivo basada en IA para entender las razones físico-químicas del gusto y hallar combinaciones candidatas funcionales.

Ilustración 11. Logo de NotCo



Fuente: NotCo

Por consiguiente, tanto en grandes multinacionales como en empresas emergentes, la IA ha dejado de ser una herramienta auxiliar para asumir un rol generativo en el desarrollo de productos. Esta tendencia no se detiene, pues hay casos documentados en los que incluso la responsabilidad ética de decisiones algorítmicas requiere nuevos marcos de evaluación industrial (Floridi et al., 2018). A decir verdad, esto obliga a rediseñar el mapa operativo de las fases del ciclo de vida de producto, pues la identificación de oportunidades, el screening⁶² de ideas y el testing⁶³ han empezado a coexistir interconectados con prototipos

⁶² Proceso de filtrado y selección inicial de ideas, candidatos o soluciones.

⁶³ Evaluación experimental de productos o sistemas para comprobar su funcionamiento.

automáticos mediante redes neuronales. Aunque estas aplicaciones siguen afrontando desafíos, como el sesgo técnico o la reproducibilidad, las evidencias empíricas, hasta ahora, resultan concluyentes.

En suma, lo constatado a través del análisis de empresas como Amazon, Nestlé y startups deep tech demuestra que la adopción estratégica de tecnologías de IA ya no se concibe como una aspiración futura sino como parte esencial de la innovación. Sus usos en desarrollo de producto revelan cambios tanto en las fases operativas tradicionales como en los principios centrales del diseño. ¿Estrategia de mercado, interruptor tecnológico o revolución epistémica? Quizás, al final, un poco de todo, dependiendo de qué producto se habla y quién (humano o máquina) lo conceptualiza.

5. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN

Este trabajo ha permitido examinar, con un enfoque metodológicamente gradual, la adopción estratégica de tecnologías de inteligencia artificial (IA) en las fases críticas del lanzamiento de nuevos productos. El estudio ha visibilizado tres hallazgos esenciales: en primer lugar, la aplicabilidad concreta de herramientas de IA en tareas como la predicción de la demanda, la segmentación automatizada de mercado o la optimización multivariable del time-to-market (Baryannis, Dani & Antoniou, 2019); en segundo lugar, la función reforzada de los sistemas de aprendizaje automático en fases previas a la comercialización, donde destacan por su capacidad de reducción de incertidumbre estratégica (Yao, Chu & Li, 2021); y finalmente, la evidencia de que la adecuación organizativa (cambios en cultura, arquitectura tecnológica, y capacitación de equipos) resulta imprescindible para que dichas tecnologías no se conviertan en un simple decorado digital sino en auténticos generadores de ventaja competitiva sostenida (Ransbotham et al., 2018). Además, lo interesante es que estos patrones, lejos de obedecer solo a una tendencia superficial, se consolidan incluso bajo criterios de evaluación funcional rigurosos en sectores referenciales como el manufacturero y el de consumo masivo.

No obstante, como consecuencia, toda aportación empírica tiene ciertas limitaciones que se enuncian y valoran. El principal límite de este estudio viene de su naturaleza predominantemente cualitativa, centrada en la revisión bibliográfica interpretativa y análisis funcional no cuantificado. Este método permite ver los matices estratégicos del proceso de adopción tecnológica, pero impide establecer correlaciones directas y medidas causales entre la aplicación de determinadas herramientas de IA y el éxito en el lanzamiento comercial. Además, la selección de casos y escenarios descritos se ha concentrado en su mayoría en mercados tecnológicamente maduros, como el estadounidense o el europeo occidental. Entonces ¿qué ocurre con entornos donde la introducción de IA aún es inicial? Pues ahí existe un margen que aún no se ha estudiado.

Por eso mismo, se abren al menos tres líneas futuras de investigación que podrían fortalecer no solo la representatividad sino, sobre todo, la solidez del conocimiento existente sobre este fenómeno. Por una parte, sería necesario llevar a cabo estudios cuantitativos con herramientas como panel data⁶⁴, regresión multinivel o análisis SEM⁶⁵, bajo contextos experimentales en empresas reales, de modo que se puedan validar las hipótesis formuladas aquí con datos verificables. De hecho, investigaciones recientes ya demuestran cómo metodologías estadísticas de validación permiten traducir la adopción percibida en modelos predictivos concretos de éxito (Arrieta et al., 2020). En segundo lugar, se recomienda ampliar los estudios hacia sectores emergentes de alto cambio, como el sanitario post-pandemia o, quizás, los videojuegos impulsados por IA generativa. Sorprende que, aunque tiene dinámicas tan tecnológicas, aún no existen casi estudios que exploren cómo estructuras empresariales emergentes despliegan avances en machine learning para repetir nuevos productos adaptativos (Zhou et al., 2022).

⁶⁴ Conjunto de datos recogidos a lo largo del tiempo sobre los mismos sujetos.

⁶⁵ Search Engine Marketing; estrategia de publicidad en buscadores para aumentar visibilidad online.

Una tercera línea clave estaría en delimitar el fenómeno de resistencia organizacional latente ante tecnologías de IA, aplicando modelos teóricos del cambio desde disciplinas afines, que permitan comprender, no solo numéricamente, sino en términos causales, qué elementos culturales frenan el proceso pese a contar con recursos tecnológicamente suficientes. A decir verdad, ya hay trabajos que lo plantean, como el de Jöhnk et al. (2021), que sugiere que los obstáculos cognitivamente condicionados, más que las barreras técnicas, explican muchas de las brechas existentes entre potencial tecnológico y adopción real. Es importante formular modelos mixtos que combinen texto sobre comunicaciones organizacionales y análisis de indicadores de adopción efectiva, con el fin de delimitar cuándo la IA se desecha por razones no visibles. Es decir: más allá de los servidores, hay factores humanos desgastados, culturas resistentes, y liderazgos que aún no se unen al cambio.

Dicho panorama implica, por tanto, no solo construir marcos operativos novedosos, sino revisar críticamente qué paradigmas usamos para pensar en términos estratégicos la IA empresarial. Porque, paradójicamente, podría suceder que, al querer automatizar decisiones del emprendimiento, estemos dejando de lado las capacidades orgánicas de creatividad e intuición humana en la fase de lanzamiento de innovaciones. Por todo lo anterior, este campo presenta muchos desafíos, pero en igual medida también oportunidades para abordar investigaciones múltiples y versátiles, como la propia tecnología.

6. BIBLIOGRAFÍA

- Acquier, A., Monteiro, P., & Vendramin, C. (2023). Organizational innovation with AI: Structuring life cycle and resources in product development processes. *Research Policy*, 52(1), 104610.
- Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2019). *Prediction machines: The simple economics of artificial intelligence*. Harvard Business Review Press.
- Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., ... & Herrera, F. (2020). Explainable artificial intelligence (XAI):

- Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*, 58, 82–115.
- Baker, J. (2012). The technology–organization–environment framework. In Y. Dwivedi, M. Wade, & S. Schneberger (Eds.), *Information systems theory* (pp. 231–245). Springer.
- Baryannis, G., Dani, S., & Antoniou, G. (2019). Predictive analytics and artificial intelligence in supply chain management: Review and implications for the future. *Computers & Industrial Engineering*, 137, 106024.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). The business of artificial intelligence. *Harvard Business Review*.
- Brynjolfsson, E., & McElheran, K. (2019). The rapid adoption of data-driven decision-making. *American Economic Review*, 109(5), 133–139.
- Burrell, J. (2016). How the machine ‘thinks’: Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society*, 3(1), 1–12.
- Camacho-Collados, J., & Pilehvar, M. T. (2018). From word to sense embeddings: A survey on vector representations of meaning. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 63, 743–788.
- Cañas, L. R., Singer, J., Uusitalo, O., Lehnert, S., & De la Peña, J. (2021). Iteration decline through generative prototyping in intelligent design frameworks. *Automation in Construction*, 125, 103574.
- Chatterjee, S., Rana, N. P., Sharma, A., & Dwivedi, Y. K. (2021). Artificial intelligence adoption in the marketing domain: A thematic analysis of past literature and future research agenda. *Journal of Business Research*, 124, 22–35.
- Chatterjee, S., Rana, N. P., Tamilmani, K., & Dwivedi, Y. K. (2021). The ethical dilemma of AI in marketing: A brand authenticity perspective. *Journal of Business Research*, 129, 902–911.

- Chatterjee, S., Rana, N. P., Tamilmani, K., Sharma, A., & Dwivedi, Y. K. (2021). The future of artificial intelligence in marketing: A review and research agenda. *International Journal of Information Management*, 60, 102385.
- Chatterji, A., Ghosh, C., & Keru, M. (2023). Empowering emerging startups through deep tech leadership and strategic AI integration. *Technovation*, 122, 102589.
- Chen, J., Mislove, A., Deng, D., & Wilson, C. (2020). Predicting online retail demands using event-centered embedded models. *Proceedings of the 26th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, 1645–1655.
- Cockburn, I. M., Henderson, R., & Stern, S. (2018). The impact of artificial intelligence on innovation. In *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 115–146). University of Chicago Press.
- Cooper, R. G. (2019). *Winning at new products: Creating value through innovation* (4th ed.). Basic Books.
- Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116.
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340.
- De Visser, E. J., Pak, R., & Shaw, T. H. (2020). From “automation” to “autonomy”: The importance of trust repair in human–machine interaction. *Ergonomics*, 63(4), 452–463.
- Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, 1, 4171–4186.

- dos Santos, M. B., Deuscherl, J., Hölldobler, S., & Peters, C. (2022). Shaping subjective transparency in AI-based systems. *AI & Society*, 37, 1597–1613.
- Dwivedi, Y. K., Hughes, D. L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., ... & Williams, M. D. (2021). Artificial intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, 101994.
- Eiband, M., Schneider, H., Bilandzic, M., Fazekas-Con, Z., Haring, M., & Butz, A. (2018). Bringing transparency design into practice. *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1–14.
- Eisenhardt, K. M. (1989). Building theories from case study research. *Academy of Management Review*, 14(4), 532–550.
- Floridi, L., Cowls, J., Beltrametti, M., Chatila, R., Chazerand, P., Dignum, V., ... & Schafer, B. (2018). AI4People—An ethical framework for a good AI society: Opportunities, risks, principles, and recommendations. *Minds and Machines*, 28, 689–707.
- Fredriksson, R., & Kumar, A. (2021). Empowering smart validations using AI-based market simulations: A case study on IoT product testing. *Journal of Product Innovation Management*, 38(6), 675–689.
- Grøvik, S. E., Hartmann, M., Kruma, E., & Nikiforova, A. (2023). Strategic value of AI in digital product innovation: A case study in healthcare service design. *Technological Forecasting and Social Change*, 189, 122290.
- Gursoy, D., Chi, C. G., Lu, L., & Nunkoo, R. (2019). Consumers' acceptance of artificially intelligent (AI) device use in service encounters: Impacts of perceived service quality. *International Journal of Information Management*, 49, 157–169.

- Haefner, N., Wincent, J., Parida, V., & Gassmann, O. (2021). Artificial intelligence and innovation management: A review, framework, and research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, 162, 120392.
- Harms, R., & Schwery, M. (2020). Lean startup: Operationalizing lean principles for the innovation process. *Journal of Business Research*, 110, 519–537.
- Hofacker, C. F., Malthouse, E. C., & Sultan, F. (2016). Big data and consumer behavior: Imminent opportunities. *Journal of Consumer Marketing*, 33(2), 89–97.
- Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020). *Competing in the age of AI: Strategy and leadership when algorithms and networks run the world*. Harvard Business Review Press.
- Ifinedo, P. (2011). Internet/e-business technologies acceptance in Canada's SMEs: An exploratory investigation. *Internet Research*, 21(3), 255–281.
- Jagadeesh, K., Ranjan, J., & Kumar, N. (2021). Big data analytics capability and decision-making effectiveness: Mediating role of knowledge analytics. *Journal of Business Research*, 132, 660–670.
- Jarek, K., & Mazurek, G. (2019). Marketing and artificial intelligence. *Central European Business Review*, 8(2), 46–55.
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577–586.
- Jöhnk, J., Weißert, M., & Hanelt, A. (2021). Ready or not—how organizational culture impacts the adoption of AI. *European Journal of Information Systems*, 30(5), 521–548.
- Joulin, A., Grave, E., Bojanowski, P., & Mikolov, T. (2017). Bag of tricks for efficient text classification. *Proceedings of the 15th Conference of the*

- European Chapter of the Association for Computational Linguistics*, 2, 427–431.
- Kizilcec, R. F. (2016). How much information? Effects of transparency on trust in an algorithmic interface. *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2390–2395.
- Kolbjørnsrud, V., Amico, R., & Thomas, R. J. (2020). How AI discerns product-market fit: A view from advanced ecommerce. *MIT Sloan Management Review*, 61(2), 45–50.
- Krauss, C., Do, X. A., & Huck, N. (2017). Deep neural networks, gradient-boosted trees, random forests: Statistical arbitrage on the S&P 500. *European Journal of Operational Research*, 259(2), 689–702.
- Langer, M., König, C. J., & Papathanassoglou, A. (2021). Trust in algorithm-enabled systems: A review of trust definitions, measurements, antecedents, and outcomes. *Human–Computer Interaction*, 36(2), 95–121.
- Linden, G., Smith, B., & York, J. (2003). Amazon.com recommendations: Item-to-item collaborative filtering. *IEEE Internet Computing*, 7(1), 76–80.
- Liu, K., Huang, X., & Zündorf, A. (2023). Conceptual blending through AI-enhanced knowledge graphs in product ideation. *Knowledge-Based Systems*, 253, 109634.
- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). Statistical and machine learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PLOS ONE*, 13(3), e0194889.
- Min, H. (2021). Artificial intelligence in the product development and new service innovation process: Bridging ISO9001 requirements and strategic objectives. *Business Horizons*, 64(3), 275–284.
- Mittelstadt, B. D., Allo, P., Taddeo, M., Wachter, S., & Floridi, L. (2016). The ethics of algorithms: Mapping the debate. *Big Data & Society*, 3(2), 1–21.

- O'Leary, D. E. (2021). Amazon AI systems: Advances in new product design and customer predictive feedback. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 18(2), 133–148.
- Oliveira, T., & Martins, M. F. (2010). Firms' adoption of information technology: A literature review. *Information & Management*, 49(5), 278–288.
- Oreg, S., Vakola, M., & Armenakis, A. (2011). Change recipients' reactions to organizational change: A 60-year review of quantitative studies. *Journal of Applied Behavioral Science*, 47(4), 461–524.
- Ouyang, T., Chen, H., Qi, X., & Zhang, C. (2022). Generative design workflows using deep learning for visual prototyping. *Computer-Aided Design*, 144, 103258.
- Peng, S., Xu, Z., Fan, G., & Li, H. (2018). Agent simulation driven reinforcement learning for next-generation product testing. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 82, 106–121.
- Pursey, K. M., Standridge, R., & Wendling, L. A. (2022). Cognitive design systems for FMCG innovation in AI-augmented product development. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 66, 102874.
- Rai, A., Constantinides, P., & Sarker, S. (2021). Next-generation digital platforms: Toward human–AI hybrids. *Information Systems Research*, 32(3), 357–371.
- Ramesh, A., Dhariwal, P., Nichol, A., Chu, C., & Chen, M. (2022). Hierarchical text-conditional image generation with CLIP latents. *Proceedings of the 39th International Conference on Machine Learning (ICML)*, 21506–21528.
- Ransbotham, S., Gerbert, P., Reeves, M., Kiron, D., & Spira, M. (2020). The enterprise AI promise: Pathways to value. *MIT Sloan Management Review and Boston Consulting Group*.

- Ransbotham, S., Gerbert, P., Reeves, M., Kiron, D., & Spira, M. (2023). The cultural benefits of artificial intelligence in the enterprise. *MIT Sloan Management Review*, 64(2), 1–9.
- Ransbotham, S., Kiron, D., Gerbert, P., & Reeves, M. (2018). Artificial intelligence in business gets real. *MIT Sloan Management Review*, 60(1), 1–13.
- Rawat, W., & Wang, Z. (2017). Deep convolutional neural networks for image classification: A comprehensive review. *Neural Computation*, 29(9), 2352–2449.
- Ries, E. (2011). *The lean startup: How today's entrepreneurs use continuous innovation to create radically successful businesses*. Crown Business.
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2021). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.
- Saiyed, R., Dandekar, T., & Mishra, A. R. (2022). Robotic intelligence for smart farming: Approaches and case studies on harvesting optimization. *Computers and Electronics in Agriculture*, 194, 106741.
- Shin, D. (2020). User perceptions of algorithmic decisions in the personalized AI system: Perceptual accuracy, algorithmic transparency, and perceived fairness. *Computers in Human Behavior*, 108, 106306.
- Shrestha, Y. R., Ben-Menahem, S. M., & von Krogh, G. (2019). Organizational decision-making structures in the age of artificial intelligence. *California Management Review*, 61(4), 66–83.
- Škrinjar, R., Suša Vugec, D., & Bosilj Vukšić, V. (2022). Adaptation and acceptance of value-oriented digital transformation strategies: An exploratory study. *Technological Forecasting and Social Change*, 182, 121832.
- Tornatzky, L., & Fleischer, M. (1990). *The processes of technological innovation*. Lexington Books.

- Ul-Islam, M. A., Chen, X., Ahmed, T., Pasricha, A., & Akram, T. (2023). Smart product design leveraging AI: Pathway to economic competitiveness. *Advanced Engineering Informatics*, 56, 102136.
- Vedantam, P., Esponda, N., Krüger, N., & Karlapalem, K. (2022). Enterprise artificial intelligence strategy: Towards a digital nervous system. *Journal of Systems and Software*, 189, 111301.
- Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the technology acceptance model: Four longitudinal field studies. *Management Science*, 46(2), 186–204.
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478.
- Wang, W., Hinds, P., & Keyton, J. (2020). Unveiling the unknown: Algorithmic transparency as a path to building trust in artificial intelligence. *Journal of Business Research*, 120, 132–144.
- Wilson, H. J., & Daugherty, P. R. (2018). Collaborative intelligence: Humans and AI are joining forces. *Harvard Business Review*, 96(4), 114–123.
- Yao, Y., Chu, S. C., & Li, C. Y. (2021). Key intelligent technologies and algorithms to support product newness design: A review. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 32(6), 1545–1565.
- Yin, R. K. (2018). *Case study research and applications: Design and methods* (6th ed.). Sage Publications.
- Zarouali, B., Ponnet, K., Walrave, M., & Poels, K. (2020). The impact of targeted Facebook advertisements on adolescents. *Media Psychology*, 23(4), 632–660.
- Zhang, C., Sadek, T., Lukasik, M., & Morris, A. (2023). Large language models for sentiment abstraction in CRM: A holistic evaluation. *Proceedings*

of the 61st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 1023–1032.

Zhang, J., Davies, R., & Martinez, L. (2021). Applying GANs to R&D in alternative protein design: Case study in computational molecular gastronomy. *Journal of Computational Biology and Chemistry*, 94, 107553.

Zhang, Z., Wang, Y., Lin, L., & Ma, J. (2020). AI-powered customer segmentation for dynamic retail strategies. *Expert Systems with Applications*, 141, 112948.

Zhou, W., Wu, Y., Ferro, M. S., & Reisdorf, B. C. (2022). Artificial intelligence and the video gaming industry: A marriage is happening. *Telematics and Informatics*, 66, 101745.