



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
ICADE

ANÁLISIS DEL USO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL COMO HERRAMIENTA EN LA CONCESIÓN DE CRÉDITOS HIPOTECARIOS EN ESPAÑA

Autor: Nicolás de los Santos Salesa
Director: María Reyes Calderón Cuadrado

MADRID | Abril 2025

Resumen

El presente Trabajo de Fin de Grado analiza la aplicación de la inteligencia artificial (IA) en el sistema financiero español, concretamente su uso en los procesos de evaluación y concesión de préstamos hipotecarios, donde históricamente han surgido sesgos. Partiendo de una revisión histórica del mercado hipotecario en España, se estudia cómo ha evolucionado el acceso a la vivienda en relación con los marcos normativos y económicos, así como los desafíos actuales vinculados al encarecimiento de la vivienda y el endurecimiento de los criterios de financiación.

A lo largo del trabajo se abordan los fundamentos técnicos de la IA, su creciente integración en el sector bancario y las principales características de los algoritmos utilizados en la valoración del riesgo crediticio. Sin embargo, se cuestiona críticamente la idea de que la IA elimina los sesgos del proceso de decisión, analizando cómo estos pueden perpetuarse o incluso amplificarse debido a los datos históricos y a la falta de transparencia de los modelos. Se estudian también las implicaciones legales, éticas y regulatorias que este fenómeno conlleva, especialmente en lo relativo a la equidad, la protección de datos y la no discriminación.

Finalmente, se propone una reflexión sobre el papel de la tecnología en un contexto marcado por la escasez estructural de vivienda y se plantea una alternativa centrada en políticas públicas y modelos híbridos de análisis que integren supervisión humana, responsabilidad social y herramientas tecnológicas para mejorar tanto la accesibilidad como la sostenibilidad del sistema hipotecario español.

Abstract

This Bachelor's Thesis analyzes the application of artificial intelligence (AI) in the Spanish financial system, specifically its use in the assessment and granting processes of mortgage loans, where bias has historically emerged. Starting from a historical review of the mortgage market in Spain, the study explores how access to housing has evolved in relation to regulatory and economic frameworks, as well as the current challenges associated with rising housing prices and the tightening of lending criteria.

Throughout the thesis, the technical foundations of AI are examined, along with its increasing integration into the banking sector and the main features of the algorithms used in credit risk assessment. However, the idea that AI eliminates biases in decision-making is critically questioned, analyzing how such biases may persist or even be amplified due

to historical data and the lack of transparency in algorithmic models. The legal, ethical, and regulatory implications of this phenomenon are also explored, particularly regarding fairness, data protection, and non-discrimination.

Finally, the thesis offers a reflection on the role of technology in a context marked by structural housing shortages and proposes an alternative approach centered on public policy and hybrid analysis models. These models combine human oversight, social responsibility, and technological tools to improve both accessibility and the sustainability of the Spanish mortgage system.

Palabras Clave

Crédito hipotecario, sesgo, sistema financiero, norma, inteligencia artificial.

Key Words

Mortgage loan, bias, financial system, regulation, artificial intelligence.

Índice:

1. Introducción	5
2. Marco Teórico.....	6
2.0 Aproximación a la Inteligencia Artificial	6
2.1 Idem IA generativa.....	7
2.1.1 Qué es la IA generativa	7
2.1.2 Tecnologías que usa la IA generativa	7
2.1.3 Ejemplos reales de la aplicación de la IA generativa	8
2.1.4 Cuestiones éticas de la IA generativa.....	8
2.2 Tipologías de IA	9
2.3 Evolución de la IA	10
2.4 Ventajas.....	11
2.5 Inconvenientes.....	12
2.6 Introducción a la regulación: Europa, Estados Unidos y China	13
2.7 Ética empresarial	15
2.8 Ética y tecnología	15
2.9 Últimos avances.....	16
3. Historia del mercado inmobiliario y el sector financiero	16
4. Criterios de concesión de hipotecas en España en 2025.....	20
4.0 Evaluación de ingresos, endeudamiento y solvencia	21

4.1 Estabilidad laboral y antigüedad.....	22
4.2 Ahorros y pago inicial.....	22
4.3 Valor y tasación del inmueble	23
4.4 Edad del solicitante y plazo de amortización	23
4.5 Análisis del historial crediticio	23
4.6 Documentación requerida	24
4.7 Regulación legal actual: Ley 5/2019.....	24
4.8 Contexto económico y endurecimiento de los criterios.....	24
5. Sesgo.....	25
6. Uso de la IA en la concesión de créditos hipotecarios	25
6.0 Evolución del uso de la IA en el sector financiero	26
6.1 Aplicación de la IA en la evaluación del riesgo crediticio	29
6.2 Explicabilidad y transparencia de los modelos de IA.....	32
6.3 Riesgo de los sesgos algorítmicos en la concesión de hipotecas.....	34
6.4 Impacto de la IA en la inclusión y la exclusión financiera	37
6.5 Marco normativo y ético en torno al uso de la IA en la banca y la concesión de hipotecas.....	40
6.6 Perspectivas de futuro: evolución tecnológica y retos regulatorios.....	43
7. Conclusión.....	45
8. Solución Propuesta.....	48
9. Bibliografía.....	48

1. Introducción

El mercado de la vivienda en España, y el acceso a la misma, son cuestiones de debate generalizado desde la crisis del financiera e inmobiliaria de 2008 hasta la actualidad. Acceder a una vivienda hoy en día es objetivamente más complicado que antes. Un incesante crecimiento en la demanda de hogares no está siendo suplido por la oferta de viviendas nuevas. Este déficit afecta al precio de la oferta de la vivienda, tanto de compra como de alquiler, lo que genera retrasos en la emancipación, situaciones de riesgo de pobreza, falta de movilidad laboral y envejecimiento progresivo de la población (Banco de España, 2024).

La inversión en una vivienda por parte del ciudadano es, probablemente el acto económico más importante en el que se va a involucrar. Este esfuerzo potencial, medido como el ratio entre el precio de compra y la renta del hogar, demuestra que se deben destinar 7.3 años de renta bruta para costear la adquisición de una vivienda en España, más del doble que hace tres décadas. Por otra parte, si lo que se busca es alquilar una vivienda, el porcentaje destinado al gasto en casas de alquiler se sitúa en torno al 45% de la renta bruta en 2022, el valor más alto alcanzado nunca (Banco de España, 2024).

El sistema financiero resulta vital para las personas que buscan acceder a recursos económicos para adquirir bienes a largo plazo, como es el caso de la vivienda. En particular, los préstamos hipotecarios son un instrumento esencial para financiar este tipo de adquisiciones. Estos préstamos han cambiado debido a la meticulosa regulación y supervisión a la que se someten tras las crisis de 2008, haciendo así que el número de concesiones de hipotecas descendiera. Estas medidas más restrictivas han limitado el acceso a la vivienda a ciertos perfiles que no cumplen los requisitos mínimos. Algunas de los criterios que los bancos observan con mayor rigor a la hora de otorgar un préstamo hipotecario son la edad, la situación laboral, el tipo de trabajo, los ingresos actuales y previsibles, los activos, los ahorros o los gastos entre otros.

Este trabajo tiene como objetivo abordar el problema de la exclusión financiera en el ámbito de los préstamos hipotecarios, desde el punto de vista de la inteligencia artificial IA. Se busca analizar si el uso actual de la IA genera sesgos y afecta a la hora de tomar una decisión, o de lo contrario, es una herramienta positiva que ayuda a la lectura masiva de datos incrementado la rapidez y la eficiencia. Para ello se van a emplear diversos valores históricos sobre la vivienda en España, informes públicos que destaquen el uso

de esta herramienta en el desarrollo de sus tareas, el marco legal e histórico regula las concesiones de préstamos hipotecarios en Europa y en España, y la gestión de datos personales del solicitante del crédito.

El trabajo se va a estructurar en varias secciones para abordar de manera sistemática los objetivos planteados. Primero se llevará a cabo una revisión exhaustiva de la literatura existente sobre el mercado de la vivienda español, el concepto de exclusión financiera y la actual evaluación de riesgos crediticios. En segundo lugar, se analizará el uso de la IA como una herramienta de nueva aparición dentro de este sector y su influencia, tanto en la eficiencia para concesión de hipotecas por parte de las entidades crediticias como la posible aparición o incremento de sesgos. Finalmente, se discutirán las implicaciones de los hallazgos, las limitaciones del estudio y posibles líneas de investigación futura.

2. Marco Teórico

2.0 Aproximación a la Inteligencia Artificial

No existe una definición generalmente aceptada de inteligencia artificial (IA). Algunos lo equiparan con herramientas que usan algoritmos programados para emplear data, aunque estos ya existían previamente a la IA (Russell & Norvig, 2010). Otros lo asocian con herramientas que imitan capacidades complejas humanas, y otros, más precisos, con herramientas que imitan con habilidades intelectuales de las personas incluyendo el aprendizaje. Los puristas señalan que esas herramientas son aún muy simples, y que no son más que un antecesor de la IA, que confluirían en la idea de sistemas que despliegan comportamiento inteligente analizando su entorno y tomando acciones con cierto grado de autonomía para lograr objetivos concretos (Davidson, 2024).

El Parlamento europeo emplea la siguiente definición: “Se entiende por ‘sistema de inteligencia artificial’ aquel sistema basado en máquinas que está diseñado para funcionar con distintos niveles de autonomía y que puede adaptarse tras su puesta en marcha. Este tipo de sistema, con objetivos explícitos o implícitos, es capaz de interpretar los datos que recibe para generar resultados que pueden influir en entornos físicos o digitales”. Por su parte, las autoridades norteamericanas la describen como: “Un ‘sistema basado en máquinas’ que puede, para un conjunto determinado de objetivos definidos por humanos, realizar predicciones, recomendaciones o tomar decisiones que influyen en entornos reales o virtuales. Los sistemas de IA utilizan datos tanto de origen humano como

automatizado para percibir su entorno, transforman esas percepciones en modelos mediante un análisis automatizado, y emplean la inferencia de esos modelos para formular opciones de información o de acción.” (Unión Europea, 2024).

En todo caso, podemos entenderlo como la suma de: (a) una herramienta artificial, es decir, hecha por el hombre como copia de lo natural y con una base física y con data como input, y (b) un cierto grado de inteligencia, entendida como la habilidad de aprender, entender y hacer juicios o expresar opiniones basadas en un cierto razonamiento (Sheikh et al, 2023).

Los avances recientes en el campo de la IA y la rápida expansión del ecosistema de datos han abierto una nueva senda en la IA: la AI generativa o LLM-*chatbot*, grandes modelos de lenguaje con excepcional capacidad para comprender, generar y manipular el lenguaje humano. ChatGPT desarrollado por OpenAI es un ejemplo de LLM-*chatbot* capaz de entablar diálogos con humanos y responder consultas (Dam et al, 2024). Emplea algoritmos de aprendizaje profundo para predecir la siguiente palabra en una secuencia dada en función de un gran corpus de textos con más de 300 mil millones de palabras y complementado con retroalimentación humana (Spinak, 2023).

2.1 Idem IA generativa

2.1.1 Qué es la IA generativa

La inteligencia artificial generativa (IA generativa) es una rama de la inteligencia artificial que se centra en la creación de contenido nuevo a partir del aprendizaje automático de grandes volúmenes de datos. A diferencia de otros enfoques de la IA donde simplemente se clasifica o analiza información, la IA generativa permite, como su propio nombre indica, generar respuestas realistas e inteligentes en formatos de texto, imagen, audio o video entre otros (Nah et al., 2023).

2.1.2 Tecnologías que usa la IA generativa

La IA generativa emplea modelos más avanzados de aprendizaje profundo (Deep learning) para la creación de contenido que el resto de las vertientes de la IA. En particular, usa los transformadores y las redes generativas adversativas (GANs) (Amazon Web Services, s.f.). Según el artículo “*Attention Is All You Need*” los transformadores son modelos que han revolucionado el procesamiento de lenguaje natural y la generación de

texto. Estos permiten asignar diferentes niveles de importancia a las palabras dentro de un documento para una comprensión global más precisa y eficiente. Esta arquitectura es la base de los modelos extensos de lenguaje (LLM) que emplea ChatGPT, como son GPT-3 o GPT-4, que aportan respuestas diferentes en función del input del usuario (Vaswani et al., 2017).

Por otro lado, las GANs son modelos formados por dos redes neuronales. La primera red es el generador que crea los datos sintéticos, y la segunda es el evaluador de esos datos generados en función de ejemplos reales. Esta tecnología permite la creación de contenido realista en imágenes o videos (Goodfellow et al., 2020). En conjunto, los transformadores y las redes generativas adversativas son los pilares fundamentales en el desarrollo de la IA generativa, permitiendo la creación de contenido novedoso con altos niveles de coherencia y realismo.

2.1.3 Ejemplos reales de la aplicación de la IA generativa

La IA generativa ha revolucionado la manera de trabajar en múltiples sectores. En el ámbito de la salud, empresas como IBM Watson, usan esta herramienta como asistente médico para analizar grandes volúmenes de datos clínicos con el fin de detectar enfermedades y personalizar tratamientos (IBM, s.f.). En el sector educativo, existen plataformas como Squirrel AI que emplean la IA generativa para personalizar la enseñanza y proporcionar tanto tutorías como material didáctico adaptado al alumno (Squirrel AI, s.f.). Por otro lado, en el sector bancario, entidades como Morgan Stanley han implementado chatbots avanzados para mejorar la atención al cliente (Morgan Stanley, 2024), mientras que Goldman Sachs ha integrado la IA generativa para optimizar estrategias de inversión y análisis de riesgo (Goldman Sachs, 2024). Estos son algunos ejemplos de las aplicaciones reales con las que la IA generativa ha transformado la relación entre instituciones y clientes.

2.1.4 Cuestiones éticas de la IA generativa

La IA generativa plantea importantes desafíos éticos. Algunos de estos son la generación de desinformación, la posible amplificación de sesgos algorítmicos y la vulnerabilidad en la protección de datos personales. Estas acciones pueden contribuir a la manipulación de la opinión pública y la pérdida de confianza en la información digital (Nah et al., 2023).

Por otra parte, el acceso desigual a estas tecnologías puede empeorar la brecha digital y generar monopolios en la producción de contenido.

2.2 Tipologías de IA

La IA puede ser clasificada en tres categorías en base a las capacidades con las que la inteligencia cuenta y los objetivos que puede alcanzar. A continuación, se va a definir y explicar cada tipología de la IA, aportando ejemplos para su mejor entendimiento.

La primera tipología de IA es la inteligencia artificial débil, también conocida como IA estrecha. Esta herramienta está diseñada para realizar tareas específicas sin tener una comprensión general del entorno. Se trata de sistemas altamente especializados capaces de ejecutar funciones concretas con gran precisión. Algunos ejemplos de IA débil son los asistentes virtuales de Siri o Alexa, los sistemas de recomendación de plataformas como Netflix o Spotify y los chatbots de atención al cliente con los que cuentan algunas empresas (Russell & Norvig, 2010). Estos sistemas emplean algoritmos de aprendizaje automático y grandes volúmenes de datos para mejorar su rendimiento, pero carecen de capacidad de razonar o de tomar decisiones más allá de las funcionalidades para las que se ha programado.

El segundo tipo de IA es la general (AIG en inglés). Esta inteligencia artificial hace referencia a sistemas capaces de comprender, aprender y aplicar los conocimientos obtenidos en varias situaciones. La IA general es la inteligencia artificial más similar a la mente humana en cuestión de capacidad de aprendizaje y aplicación de los conocimientos. Actualmente no se ha desarrollado esta tecnología en su plenitud, e investigaciones en neurociencia computacional y modelos avanzados de aprendizaje profundo están contribuyendo en este avance para alcanzar el pleno desarrollo tecnológico. Un ejemplo de este tipo de IA es DeepMind, donde se está explorando en sistemas que pueden razonar y adaptarse a nuevas situaciones sin intervención humana (Goertzel & Pennachin, 2007).

Finalmente, el tercer y último tipo de IA es la superinteligencia artificial (ASI en inglés). Esta categoría de IA es un tipo idílico de herramienta capaz de superar la inteligencia humana en todos los aspectos, como pueden ser la creatividad, la resolución de problemas o la toma de decisiones. Según IBM, la ASI puede ser definida como: “un hipotético sistema de IA basado en un software con un alcance intelectual más allá de la inteligencia humana. En el nivel más fundamental, esta IA superinteligente dispone de funciones

cognitivas de vanguardia y capacidades de pensamiento muy desarrolladas, más avanzadas que las de cualquier ser humano.” (Mucci & Stryker, 2023). Este tipo de tecnología sería considerado como el último gran invento necesario de la humanidad. Una ASI contaría con un superordenador disponible permanentemente para procesar cualquier cantidad de datos con una velocidad y precisión más allá de la comprensión humana. Las funcionalidades de la superinteligencia artificial serían ilimitadas, lo que también plantea desafíos filosóficos y éticos debido al gran potencial de impacto que esto tendría en la humanidad. Investigadores como Nick Bostrom han advertidos sobre la necesidad de desarrollar mecanismos de control y regulación para evitar riesgos existenciales asociados a la superinteligencia artificial (Bostrom, 2014).

2.3 Evolución de la IA

El desarrollo de la inteligencia artificial ha experimentado varias etapas desde sus inicios en la década de 1950. En este apartado se describirán las distintas fases y evoluciones en el desarrollo de la inteligencia artificial.

En sus primeras fases, la IA se centró en resolver problemas lógicos y matemáticos mediante enfoques basados en reglas y programación explícita. Uno de los primeros hitos en la historia de la IA fue el desarrollo de la máquina de Turing, que sentó las bases teóricas para la computación moderna (Turing, 1950).

Durante las décadas de 1950 y 1960, Allen Newell y Herbert Simon desarrollaron programas pioneros como el *Logic Theorist* y el *General Problem Solver*, que sentaron las bases de la inteligencia artificial al aplicar métodos heurísticos para simular el razonamiento humano (Simon, 1956; Newell & Simon, 1972). El *Logic Theorist* fue diseñado para demostrar teoremas de lógica simbólica utilizando representación simbólica y reglas lógicas, mientras que el *General Problem Solver* extendió este enfoque hacia la resolución general de problemas mediante técnicas como el análisis de medios y fines, comparando el estado actual con la meta para seleccionar acciones que reduzcan la distancia entre ambos (Gugerty, 2006).

Con el avance de la computación, la IA experimentó períodos de progreso y estancamiento, conocidos como "inviernos de la IA" (Toosi et al., 2021). Sin embargo, en las últimas décadas, el auge del aprendizaje automático y el desarrollo de redes neuronales profundas han impulsado un renacimiento en la investigación de inteligencia artificial.

En la actualidad, modelos como GPT-4 han demostrado la capacidad de la IA para procesar grandes volúmenes de datos y resolver problemas complejos en múltiples disciplinas (Dam et al, 2024).

Además, en los últimos años, la inteligencia artificial ha evolucionado hacia modelos de aprendizaje profundo y redes neuronales convolucionales, lo que ha permitido avances en el procesamiento de imágenes, la visión por computadora y la generación de contenido a través de IA generativa. Empresas como OpenAI y DeepMind han desarrollado algoritmos que pueden realizar tareas antes impensables para las máquinas, como la creación de arte, la traducción en tiempo real y la conducción autónoma (Goodfellow et al., 2016).

2.4 Ventajas

La inteligencia artificial ha traído consigo múltiples beneficios en diferentes sectores, mejorando la eficiencia, la precisión y la toma de decisiones en numerosos ámbitos entre otras aportaciones. Seguidamente, se van a abordar las ventajas más significativas de esta herramienta, acompañadas de ejemplos prácticos en sectores fundamentales.

Una de las principales ventajas de la IA es su capacidad para procesar grandes volúmenes de datos en tiempos reducidos y de forma automática, lo que permite a las empresas y organizaciones obtener información relevante y tomar decisiones fundamentadas de manera ágil. (Brynjolfsson & McAfee, 2014).

La inteligencia artificial también destaca por su alto nivel de precisión en la ejecución de tareas que requieren análisis detallado de datos o reconocimiento de patrones. Gracias a algoritmos de aprendizaje automático y procesamiento estadístico, la IA puede identificar errores, inconsistencias o anomalías con una exactitud superior a la humana, especialmente en procesos técnicos como el diagnóstico médico, la detección de fraudes o la clasificación automática de información. Esta capacidad no solo reduce el margen de error, sino que también refuerza la confiabilidad de los sistemas (Arguelles Toache, 2023).

Algunos ejemplos de ventajas de la aplicación de la IA lo encontramos en sectores como el sanitario, financiero o industrial, entre otros. En el sector de la salud, la IA ha revolucionado el diagnóstico y tratamiento de enfermedades. Algoritmos de aprendizaje profundo permiten detectar patologías como el cáncer en etapas tempranas con una precisión superior a la de los médicos humanos (Topol, 2019). Por ejemplo, el sistema

desarrollado por DeepMind, AlphaFold, ha logrado predecir la estructura de proteínas con un nivel de exactitud sin precedentes, lo que facilita el desarrollo de nuevos medicamentos y tratamientos (Jumper et al., 2021).

Desde un punto de vista el ámbito financiero, la IA se utiliza para la detección de fraudes, optimización de inversiones y automatización de procesos. Algoritmos avanzados analizan patrones en las transacciones para identificar comportamientos sospechosos y prevenir delitos financieros (Patil, 2017).

En el sector industrial, la IA ha permitido la optimización de la producción mediante sistemas de mantenimiento predictivo, que analizan el rendimiento de las máquinas y anticipan fallos antes de que ocurran, reduciendo costos y mejorando la eficiencia operativa (Bughin et al., 2017).

Finalmente, en el transporte, la inteligencia artificial está transformando la movilidad con el desarrollo de vehículos autónomos. Empresas como Tesla, Waymo y NVIDIA han implementado sistemas de conducción autónoma que utilizan redes neuronales para interpretar el entorno y tomar decisiones en tiempo real (Rose Sophie, 2025).

2.5 Inconvenientes

A pesar de los avances y beneficios de la inteligencia artificial, su implementación también presenta desafíos significativos. A continuación, se van a presentar los inconvenientes más notables del uso de la IA, acompañados de ejemplos en algunos de los sectores ya mencionados.

Uno de los principales inconvenientes es la automatización del trabajo, que puede provocar el desplazamiento de trabajadores en sectores como la manufactura, la banca y el comercio (Acemoglu & Restrepo, 2018). La sustitución de empleos humanos por sistemas automatizados puede generar desempleo estructural y una creciente desigualdad en el acceso a oportunidades laborales.

Otro inconveniente es la falta de transparencia en los modelos de IA. Muchos algoritmos operan como “cajas negras”, lo que dificulta comprender cómo llegan a determinadas decisiones. Esto plantea problemas en sectores críticos como la salud y la justicia, donde la falta de explicabilidad puede generar desconfianza y errores graves (Lipton, 2016). Por ejemplo, en los sistemas de diagnóstico médico, una IA podría predecir la presencia de

una enfermedad sin que los médicos comprendan completamente el razonamiento detrás de la decisión, dificultando la validación del diagnóstico.

Además, la IA puede reforzar sesgos y discriminación si los datos con los que se entrena contienen prejuicios. Por ejemplo, sistemas de reconocimiento facial han demostrado mayor tasa de error en personas de piel oscura, lo que ha llevado a preocupaciones sobre el uso ético de la tecnología (Buolamwini & Gebru, 2018). Un ejemplo de ello fue la implementación de sistemas de contratación basados en IA que favorecerían a ciertos grupos demográficos en detrimento de otros, generando desigualdades en los procesos de selección de personal.

Otro problema relevante es la seguridad y privacidad de los datos. La IA depende de grandes volúmenes de información para entrenar sus modelos, lo que puede poner en riesgo la privacidad de los usuarios si no se establecen medidas de seguridad adecuadas. Los ciberataques dirigidos a bases de datos que contienen información personal pueden comprometer la seguridad de millones de personas y generar violaciones de derechos fundamentales (Brundage et al., 2018).

Finalmente, la IA también plantea preocupaciones sobre su impacto en la autonomía humana. Con el desarrollo de sistemas altamente avanzados, existe el riesgo de que las decisiones críticas sean delegadas completamente a la IA, lo que podría disminuir la capacidad de los humanos para evaluar y controlar sus propias acciones y procesos.

2.6 Introducción a la regulación: Europa, Estados Unidos y China

La regulación de la IA varía significativamente entre regiones, dependiendo de sus prioridades políticas, económicas y éticas. Para entender el impacto de la IA es relevante conocer la normativa en las principales potencias mundiales.

La Unión Europea ha liderado la regulación del uso responsable de la inteligencia artificial mediante la propuesta del *Artificial Intelligence Act* en 2021, que clasificaba los sistemas de IA según su nivel de riesgo y establecía mayores exigencias para aquellos de alto impacto, como la vigilancia biométrica o la toma de decisiones en sectores críticos (European Parliament, 2021). Esta iniciativa culminó con la aprobación del Reglamento (UE) 2024/1689, conocido como la Ley de Inteligencia Artificial, el primer marco legislativo integral sobre IA a nivel mundial. Adoptado por el Parlamento Europeo en marzo de 2024, el reglamento prohíbe prácticas de riesgo inaceptable, como la

manipulación subliminal o la puntuación social, e impone obligaciones estrictas en transparencia, supervisión humana y control técnico. También exige informar a los usuarios cuando interactúan con sistemas de IA, incluso en contextos de riesgo limitado (Unión Europea, 2024).

En Estados Unidos, la regulación de la inteligencia artificial adopta un enfoque fragmentado, con normativas sectoriales en ámbitos como la salud o el comercio, y sin una legislación federal unificada (National Security Commission on AI, 2021). Sin embargo, se han dado pasos relevantes, como la Orden Ejecutiva 14110 de octubre de 2023, que establece principios para un uso ético y seguro de la IA en el ámbito federal, exigiendo a las agencias la evaluación de riesgos y la protección de derechos civiles. A nivel estatal, leyes como la SB 1047 de California complementan este marco, imponiendo medidas de seguridad a modelos avanzados de IA, incluidas funciones de apagado de emergencia y sanciones por uso indebido (Executive Office of the President, 2023).

China ha adoptado un enfoque centralizado y restrictivo en la regulación de la inteligencia artificial, priorizando la seguridad nacional y el control de la información. Desde 2017, exige la supervisión gubernamental de los algoritmos aplicados en redes sociales, comercio electrónico y servicios financieros, y prohíbe el uso de IA para difundir desinformación o manipular la opinión pública (China State Council, 2017). En agosto de 2023, se aprobaron las *Medidas Provisionales para la Gestión de Servicios de Inteligencia Artificial Generativa*, el primer marco normativo específico sobre IA generativa. Esta normativa impone a los proveedores obligaciones de transparencia, consentimiento informado, legitimidad en los datos y alineación con los valores socialistas, así como medidas de mitigación de riesgos y protección de menores (Cyberspace Administration of China, 2023).

Cada uno de estos enfoques regulatorios refleja las prioridades y valores predominantes en sus respectivas regiones. La Unión Europea ha optado por un modelo normativo centrado en la protección de los derechos fundamentales, la transparencia y la rendición de cuentas. En contraste, Estados Unidos privilegia la flexibilidad normativa y el fomento de la innovación tecnológica, confiando en directrices éticas y marcos sectoriales. Por su parte, China ha adoptado una estrategia altamente centralizada, donde la seguridad nacional, el control de la información y la estabilidad social guían el desarrollo y uso de la inteligencia artificial. A medida que esta tecnología continúa expandiéndose y generando impactos transversales en la sociedad, es previsible que los marcos

regulatorios evolucionen y se ajusten a los nuevos riesgos, oportunidades y dilemas éticos que plantea la IA.

2.7 Ética empresarial

El uso de inteligencia artificial en las empresas plantea múltiples desafíos éticos que deben ser abordados para garantizar un desarrollo responsable de la tecnología. Uno de los principales aspectos de la ética empresarial en IA es la transparencia. Las empresas deben garantizar que sus sistemas de IA sean comprensibles y auditables, de manera que los usuarios y reguladores puedan verificar cómo se toman las decisiones (Floridi et al., 2018).

Otro aspecto clave es la responsabilidad en el uso de datos. Las empresas deben garantizar que la información utilizada para entrenar sus modelos de IA se obtenga de manera ética y cumpla con regulaciones de privacidad como el GDPR en Europa o la CCPA en California. La seguridad de los datos es un pilar fundamental en la ética empresarial, ya que el mal manejo de la información puede resultar en violaciones de privacidad y pérdida de confianza por parte de los consumidores.

2.8 Ética y tecnología

La intersección entre ética y tecnología es un campo de debate constante, ya que el avance de la IA plantea dilemas sobre la responsabilidad, la privacidad y la autonomía humana. Uno de los temas más relevantes es la toma de decisiones automatizada. Si bien la IA puede mejorar la eficiencia y precisión en múltiples procesos, la falta de supervisión humana puede llevar a decisiones injustas o erróneas que afecten la vida de las personas (Mittelstadt et al., 2016).

Asimismo, la IA plantea cuestiones sobre la privacidad de los datos. La recopilación masiva de información personal para entrenar modelos de IA ha generado preocupaciones sobre el uso indebido de datos y la vigilancia masiva. Regulaciones como el GDPR han intentado mitigar estos riesgos al exigir mayor transparencia en el uso de datos personales (Gillis & Simon, 2019).

Otro punto crucial es la responsabilidad en el desarrollo de la IA. Empresas y gobiernos deben asegurarse de que los sistemas de inteligencia artificial sean diseñados con

principios éticos, evitando la creación de tecnologías que puedan ser utilizadas para manipular información, difundir desinformación o generar daño social.

2.9 Últimos avances

En los últimos años, la inteligencia artificial ha experimentado avances significativos en múltiples áreas. Modelos como GPT-3 han mejorado la generación de texto, facilitando la automatización de tareas que van desde la redacción de informes hasta la programación de software (Brown et al., 2020).

En el ámbito de la medicina, AlphaFold ha revolucionado la predicción de estructuras proteicas, acelerando el desarrollo de nuevos medicamentos y tratamientos para diversas enfermedades (Jumper et al., 2021). Asimismo, la IA generativa ha transformado la creación artística y la producción de contenido digital, con herramientas como DALL·E permitiendo la generación de imágenes realistas a partir de descripciones textuales (Ramesh et al., 2021).

Estos avances demuestran el potencial transformador de la inteligencia artificial en diversos sectores y refuerzan la necesidad de un desarrollo ético y regulado de la tecnología.

3. Historia del mercado inmobiliario y el sector financiero

Una vez expuesto el marco teórico que fundamenta el desarrollo, funcionamiento y regulación de la inteligencia artificial, el análisis se orienta ahora hacia su aplicación en un entorno macroeconómico específico. En primer lugar, se examinará la evolución del mercado inmobiliario español, abordando sus principales transformaciones desde la burbuja inmobiliaria hasta la actualidad. Este recorrido histórico permitirá entender el contexto en el que se enmarcan los actuales mecanismos de financiación de la vivienda. Posteriormente, se analizará la concesión de hipotecas y su vinculación con el sistema financiero español, con el objetivo de comprender cómo interactúan los factores económicos, tecnológicos y regulatorios en la transformación del sector bancario. Este enfoque permitirá contextualizar el papel de la inteligencia artificial dentro de un sistema financiero en constante evolución, influido por variables como la inflación, los tipos de interés, la digitalización, los criterios de riesgo y los cambios en la demanda de crédito.

Desde una perspectiva histórica, el desarrollo del mercado hipotecario en España tiene sus raíces en el siglo XIX, cuando el 8 de febrero de 1861 se aprobó la Ley Hipotecaria. Esta norma surgía con el objetivo de paliar diversas necesidades sociales y económicas como las de garantizar la propiedad, fomentar la circulación de la riqueza, establecer una base sólida para el crédito, moderar los tipos de interés y facilitar el acceso a la vivienda. Esta ley también proporcionaba seguridad jurídica a los prestamistas hipotecarios y estaba acompañada por la creación del Banco Hipotecario de España en 1872. La norma sentó las bases de un sistema hipotecario que ha sido reformado en múltiples ocasiones, pero cuyos principios fundamentales siguen siendo vigentes (Escobar Blanco, 2014).

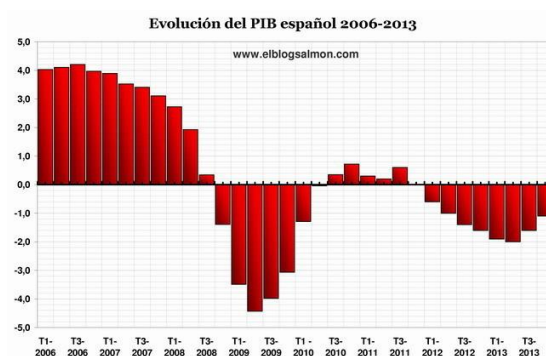
Entre las reformas más relevantes destacan las de 1869, 1874, 1876, el Real Decreto de 1880, el Código Civil de 1889, la Ley de 1909, y posteriormente las reformas de 1944-1946, 1981, 2007 y 2015 (Carbajo Perteguer, 2018). Cada una de ellas ha contribuido a modernizar el sistema hipotecario, mejorar la protección al consumidor y adaptar la legislación a los cambios económicos y normativos, incluyendo la armonización con la normativa europea (Rodríguez Parada, 2010).

Tras la Segunda Guerra Mundial, el crecimiento económico favoreció el desarrollo del mercado hipotecario. En el último cuarto del siglo XX, el volumen de financiación hipotecaria alcanzó el 51% de la financiación total, impulsado por tres factores clave: el aumento del *loan to value* (hasta el 70%), la extensión de los plazos de amortización y la bajada de los tipos de interés. Esto mejoró el acceso a la vivienda en propiedad, consolidando el mercado hipotecario como motor de crecimiento económico (Rodríguez Parada, 2010).

En la primera década del siglo XXI, el número de hipotecas se triplicó, representando hasta el 60% del crédito al sector privado. El auge del mercado primario fue paralelo al desarrollo del mercado secundario de hipotecas, canalizado a través de instrumentos financieros como bonos hipotecarios, cédulas hipotecarias, participaciones y titulaciones hipotecarias. Cada uno de estos mecanismos permitió movilizar recursos utilitarizados de bajo valor. La crisis de confianza derivada provocó una caída de la liquidez en los mercados secundarios y, en consecuencia, un freno en la concesión de crédito hipotecario (Banco de España, 2024).

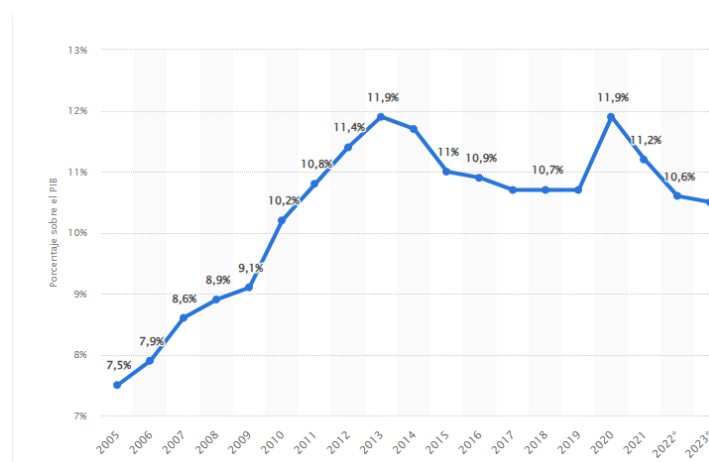
El estancamiento del sector inmobiliario entre 2008 y 2014, que representa aproximadamente el 10% del PIB, generó una profunda recesión económica. Esta crisis aceleró el proceso de reforma regulatoria tanto a nivel europeo como nacional. En 2014 se aprobó la Directiva 2014/17/UE sobre contratos de crédito para bienes inmuebles de uso residencial, centrada en una protección reforzada del prestatario y una mayor transparencia. Esta directiva fue transpuesta al ordenamiento jurídico español mediante la Ley 5/2019, que introdujo múltiples mejoras: obligación de información precontractual personalizada, estándares de transparencia, regulación de la publicidad hipotecaria y asesoramiento notarial obligatorio antes de la firma del contrato (Directiva 2014/17/UE; BOE-A-2019-3814; Uría Menéndez, 2019).

Gráfico 1: Evolución del PIB español (2006-2013)



Recuperado de El Blog Salmón (abril 2025).

Gráfica 2: Peso de las actividades inmobiliarias sobre el PIB de España (2005-2023)



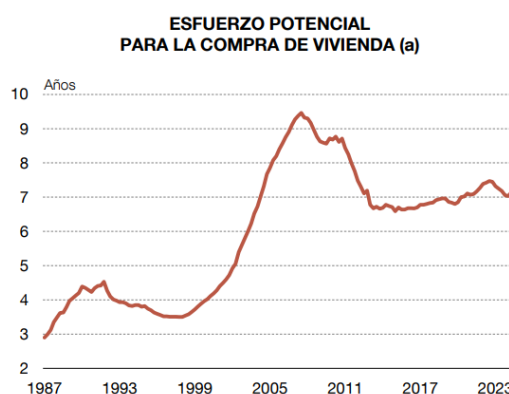
Recuperado de Statista (abril 2025).

La Ley 5/2019 establece, además, una serie de criterios que los prestamistas deben seguir para evaluar la solvencia del consumidor. Estos incluyen factores como el empleo, los ingresos actuales y futuros, los activos, el ahorro, los compromisos financieros y los gastos fijos. Asimismo, limita las fuentes de información a las bases de datos crediticias, como la CIRBE, y a registros privados, siempre dentro del marco de protección de datos vigente. Esta normativa configura un nuevo paradigma para la concesión de hipotecas, caracterizado por una mayor seguridad jurídica, protección al consumidor y exigencia en los controles de solvencia (Velázquez Vioque, 2019).

En este contexto normativo, se abre un debate relevante sobre el equilibrio entre la protección del prestatario y el riesgo de exclusión financiera. Del mismo modo, se plantea cuál es el papel de la inteligencia artificial en la toma de decisiones crediticias, y hasta qué punto su aplicación puede afectar al cumplimiento de la normativa de transparencia, protección de datos y no discriminación y aumentar la liquidez del sistema financiero (Banco de España, 2024).

Sin embargo, a partir de junio de 2005, el aumento de los tipos de interés comenzó a tensionar la capacidad de pago de las familias. Esta situación se agravó por la alta proporción de hipotecas a tipo variable, expuestas a la volatilidad de la política monetaria. Aunque España no fue directamente afectada por la crisis de las hipotecas *subprime*, sí sufrió sus efectos indirectos debido a la exposición de sus entidades a activos (Banco de España, 2024).

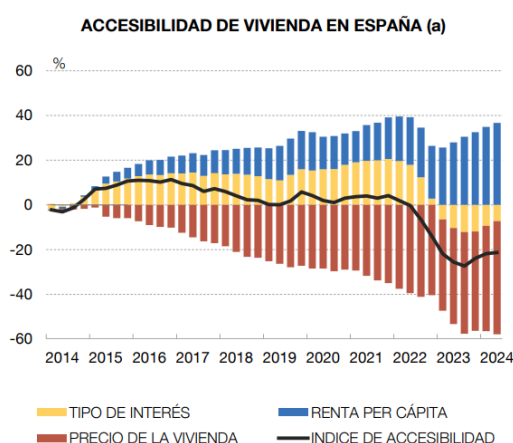
Gráfica 3: Evolución del esfuerzo financiero que deben hacer los hogares para comprar una vivienda. (1987-2023).



Recuperado de Banco de España (abril 2025). Nota: Esfuerzo potencial definido como la ratio entre el precio medio de una vivienda y la renta bruta del hogar mediano

Tras revisar la historia del mercado inmobiliario español, es necesario centrarse en los criterios que actualmente rigen la concesión de hipotecas. Esta transición permite entender cómo el contexto histórico y las dinámicas económicas han influido en las prácticas de financiación actuales, marcadas por un mayor control del riesgo, nuevas exigencias regulatorias y un entorno macroeconómico condicionado por la inflación y los tipos de interés (Escobar Blanco, 2014; Banco de España, 2024).

Gráfica 4: Accesibilidad de vivienda en España (2014-2024)



Recuperado de Banco de España (abril 2025). Nota: Índice calculado de acuerdo con la metodología del HOAM *Index* de la Fed de Atlanta. Un valor positivo (negativo) del índice captura una relajación (endurecimiento) de la accesibilidad a la vivienda en propiedad. La variación del índice y de sus componentes está expresada en términos de *log points*. Índice 2013: Q4 =100.

4. Criterios de concesión de hipotecas en España en 2025

Los criterios para la concesión de hipotecas no son estáticos, sino que responden a una compleja interacción entre factores macroeconómicos, cambios regulatorios, políticas monetarias y prácticas de riesgo por parte de las entidades financieras. En el año 2025, este escenario se encuentra especialmente condicionado por la persistencia de un entorno inflacionario, las decisiones del Banco Central Europeo en materia de tipos de interés, y una evolución incierta del mercado laboral, lo que ha llevado a un endurecimiento de las condiciones de acceso al crédito inmobiliario.

Resulta vital conocer los requisitos que exigen actualmente las entidades de crédito para conceder una hipoteca en España. Estos criterios no solo reflejan el funcionamiento del sistema financiero, sino también el impacto que estas políticas crediticias tienen sobre la capacidad de las familias para acceder a una vivienda digna. A continuación, se van a examinar en profundidad los criterios que determinan la concesión de hipotecas, así como las regulaciones actuales.

4.0 Evaluación de ingresos, endeudamiento y solvencia

Uno de los elementos clave en la concesión de un préstamo hipotecario es la evaluación de la solvencia económica del solicitante, la cual se fundamenta principalmente en dos aspectos: los ingresos mensuales y el nivel de endeudamiento global. En lo relativo a los ingresos, las entidades financieras establecen que la cuota mensual del préstamo no debe superar el 30% de los ingresos netos del prestatario, aunque en determinadas circunstancias, como la solicitud conjunta con otra persona, este porcentaje puede ampliarse hasta un 35%. Este límite, conocido como "tasa de esfuerzo", tiene como finalidad garantizar que el cliente pueda afrontar los pagos sin comprometer su estabilidad financiera. Para su verificación, los bancos solicitan documentación como las tres últimas nóminas, la declaración de la renta más reciente, justificantes de ingresos adicionales (alquileres, pensiones, inversiones, entre otros) y extractos bancarios (Eseiza & Riera, 2025).

Adicionalmente, se analiza el nivel de endeudamiento total del solicitante, a través del estudio de las obligaciones financieras ya existentes, como préstamos personales, financiaciones, pensiones alimenticias o pagos con tarjetas de crédito. La suma de estas cargas no debe superar, por lo general, entre el 35% y el 40% de los ingresos netos mensuales. Este análisis del nivel de endeudamiento se complementa con la consulta al informe de la Central de Información de Riesgos del Banco de España (CIRBE), que ofrece a la entidad una visión detallada del historial crediticio del cliente, incluyendo la existencia de impagos, registros de morosidad y préstamos vigentes. En consecuencia, un menor nivel de endeudamiento y un historial limpio aumentan significativamente las probabilidades de aprobación del préstamo (Bankinter, 2025).

4.1 Estabilidad laboral y antigüedad

La situación laboral del prestatario también es un factor determinante. Las entidades financieras valoran especialmente a los trabajadores con contrato indefinido y con una antigüedad mínima de entre seis meses y dos años, ya que estos perfiles presentan un menor riesgo de impago. En el caso de los autónomos, se exige la demostración de ingresos estables y recurrentes durante al menos los últimos dos años, lo que puede implicar la entrega de declaraciones trimestrales del IVA (modelo 303) o del IRPF (modelo 130), además de facturas emitidas y contratos vigentes. El objetivo es garantizar que el prestatario tiene la capacidad de generar ingresos constantes que le permitan afrontar el pago del crédito hipotecario a largo plazo (Eseiza & Riera, 2025).

4.2 Ahorros y pago inicial

En línea con las prácticas de prudencia financiera, los bancos no suelen financiar el 100% del valor de compraventa o tasación de la vivienda. Lo más habitual es que cubran a lo sumo un 80% del valor del inmueble para primera vivienda, lo que obliga al comprador a disponer del 20% restante mediante ahorros propios. Además, se recomienda contar con entre un 10% y un 15% adicional para cubrir los gastos asociados a la compraventa, como notaría, registro, impuestos y gestión. En algunos casos excepcionales, como compradores jóvenes o familias con hijos, se puede acceder a un aval del ICO para financiar hasta el 100%, aunque sigue siendo obligatorio contar con el 10% para los gastos iniciales (Arquitasa, 2025).

En los años anteriores a la pandemia era habitual en España que las entidades financieras que cubrieran más del 80% del valor de tasación del inmueble. En ocasiones esta cobertura alcanzó la totalidad del valor en perfiles financieros más sólidos. Esta cobertura permitía a los prestatarios acceder a concesiones hipotecarias sin la necesidad de aportar al inicio del acuerdo ahorros significativos (Riera, 2020)

4.3 Valor y tasación del inmueble

La tasación de la propiedad es un requisito legal y financiero imprescindible, ya que determina el valor oficial del inmueble que servirá como garantía del préstamo. Esta tasación debe ser realizada por un tasador homologado por el Banco de España. El resultado de esta valoración incide directamente en el porcentaje de financiación que se puede obtener. Por ejemplo, si el valor de tasación es inferior al de compraventa, el banco ajustará la financiación al menor de ambos importes (Arquitas, 2025).

La tasación era ya un requisito obligatorio para conceder hipotecas, pero las condiciones eran más flexibles y los bancos tenían margen para asumir ciertos riesgos si el valor de tasación se ajustaba a su política interna (Banco de España, 2016).

4.4 Edad del solicitante y plazo de amortización

Otro aspecto fundamental es la edad del solicitante. Como norma general, la suma actual de la edad del prestatario y el plazo del préstamo no debe superar los 75 años. Esto significa que una persona de 60 años solo podrá solicitar una hipoteca a 15 años. Los plazos de amortización suelen variar entre los 20 y 30 años, aunque algunas entidades permiten hasta 40 años bajo condiciones especiales. Este criterio busca garantizar que el prestatario no asuma compromisos financieros a muy largo plazo cuando se aproxima a la jubilación (Bankinter, 2025).

4.5 Análisis del historial crediticio

El análisis del historial crediticio es otro factor relevante que permite a las entidades financieras evaluar la responsabilidad financiera del solicitante. Este historial recoge información sobre deudas anteriores, impagos, tarjetas de crédito activas y cualquier préstamo vigente. Las entidades de crédito también hacen hincapié en aquellos gastos visibles en los que el solicitante incurre. Un buen historial, sin retrasos en los pagos ni situaciones de morosidad, mejora sustancialmente la posibilidad de que la hipoteca sea aprobada. Además, los bancos utilizan algoritmos internos, conocidos como *scoring* bancario, que puntúan el riesgo del solicitante en base a su comportamiento financiero pasado. Aunque esta puntuación no es accesible para el consumidor, mantener deudas controladas, no tener impagos y evitar múltiples préstamos activos son formas de mejorar esta puntuación (Eseiza & Riera, 2025).

4.6 Documentación requerida

Para acreditar toda la información financiera, los bancos requieren una extensa documentación. Entre los documentos obligatorios están el DNI o NIE, contrato laboral, informe de vida laboral, las tres últimas nóminas, declaración de la renta, extractos bancarios de los últimos meses, recibos de otros préstamos activos, escrituras de propiedades y, en caso de divorcio, la sentencia judicial correspondiente. Este conjunto documental permite al banco verificar no solo la capacidad de pago del solicitante, sino también su estabilidad laboral, solvencia y cumplimiento de otras obligaciones contractuales (Arquitasa, 2025).

4.7 Regulación legal actual: Ley 5/2019

La Ley 5/2019 reguladora de los contratos de crédito inmobiliario establece una serie de obligaciones para proteger al consumidor. Entre ellas, destaca la obligación del banco de evaluar la solvencia del prestatario (art. 11), proporcionar información precontractual clara y con antelación (art. 14), y garantizar el asesoramiento notarial gratuito (art. 15). Además, regula la distribución de los gastos: el banco asume notaría, registro, gestoría e IAJD, mientras que el cliente debe abonar la tasación. La ley también prohíbe las cláusulas abusivas y facilita la conversión de hipotecas variables a tipo fijo sin costes excesivos (Agencia Estatal Boletín Oficial del Estado, 2019).

4.8 Contexto económico y endurecimiento de los criterios

Desde 2023 se ha observado un endurecimiento significativo en los criterios de concesión de hipotecas en España, impulsado por un entorno macroeconómico adverso caracterizado por la subida de los tipos de interés y el aumento de la inflación. Estos factores han reducido la capacidad adquisitiva de los hogares y han llevado a las entidades financieras a aplicar criterios más estrictos, especialmente en lo que respecta a la tasa de esfuerzo. En muchos casos, los bancos proyectan las cuotas mensuales considerando escenarios futuros con tipos de interés aún más elevados, lo que ha incrementado las tasas de denegación de hipotecas. Según datos de la plataforma Trioteca, las solicitudes rechazadas aumentaron un 22,7% respecto al año anterior (Tecnocasa, 2023).

Esta situación se enmarca en un contexto más amplio de enfriamiento del mercado hipotecario, profundamente condicionado por variables como los tipos oficiales del

Banco Central Europeo, el movimiento del PIB y el comportamiento del mercado laboral. En un entorno de crédito caro y menor capacidad de ahorro, la concesión hipotecaria se ha reducido de forma significativa. Según el Instituto Nacional de Estadística, en mayo de 2023 se firmaron un 24% menos hipotecas que en el mismo mes del año anterior, y el importe medio cayó un 4,6%, situándose en 141.798 euros. Todo ello refleja una contracción evidente tanto en la concesión como en la demanda de financiación para la adquisición de vivienda bajó un 4,6%, situándose en 141.798 euros (2023).

5. Sesgo

Una vez analizados los principales criterios que rigen la concesión de hipotecas en el sistema financiero español, resulta pertinente profundizar en un aspecto crítico que puede incidir de manera significativa en dichos procesos: los sesgos. En este apartado se abordará el concepto de sesgo, sus diferentes tipologías y su impacto potencial en la toma de decisiones dentro del sector bancario. En particular, se examinarán los sesgos que algunos profesionales y estudios han identificado en la concesión de hipotecas, donde determinados perfiles de clientes pueden verse sistemáticamente desfavorecidos debido a factores como la ubicación geográfica, el nivel de ingresos o el historial crediticio. Además, se analizarán las causas que pueden originar estos sesgos, tanto desde el diseño y entrenamiento de modelos automatizados como desde prácticas institucionales heredadas, con el objetivo de comprender sus implicaciones éticas y sociales.

El uso de la inteligencia artificial en el sector bancario puede mejorar la estabilidad financiera al optimizar la gestión del riesgo, detectar fraudes y procesar grandes volúmenes de datos estructurados y no estructurados. Sin embargo, también plantea riesgos importantes, especialmente por la aparición de sesgos en los modelos utilizados, como advierte el Banco Central Europeo (2024) y Funcas (2024). Estos sesgos, definidos como errores sistemáticos en las predicciones, pueden derivarse de datos desbalanceados, algoritmos mal diseñados o interpretaciones erróneas de los resultados (de Lange et al., 2022).

En el ámbito crediticio, estos sesgos pueden traducirse en discriminación y exclusión financiera, afectando directamente a decisiones sobre préstamos e intereses (Manukyan & Parsyan, 2024). Nallakaruppan (2024) clasifica los sesgos en tres tipos: sesgo de datos, cuando el modelo se entrena con información no representativa o históricamente

sesgada; sesgo algorítmico, cuando se refuerzan correlaciones injustas sin análisis crítico; y sesgo de interpretación, cuando se confía ciegamente en las salidas del modelo, sin cuestionar su validez.

Por ejemplo, un sistema entrenado con datos de clientes con alto poder adquisitivo puede clasificar erróneamente a solicitantes solventes como de alto riesgo, o penalizar a colectivos como autónomos por falsas asociaciones con impagos (Manukyan & Parsyan, 2024). Además, Mhlanga (2020) señala que los sesgos pueden ser intencionados o involuntarios según su origen. La falta de transparencia en los modelos, que a menudo operan como cajas negras, impide auditar sus decisiones, lo que agrava estos problemas (de Lange et al., 2022).

La presencia de sesgos no solo afecta la justicia en la concesión de crédito, sino también el cumplimiento normativo, como el Reglamento General de Protección de Datos (GDPR) en Europa o la Ley de Igualdad de Oportunidades de Crédito en EE.UU. Asimismo, las decisiones tomadas por estos sistemas pueden verse condicionadas por marcos regulatorios nacionales cada vez más restrictivos como respuesta a crisis pasadas (de Lange et al., 2022).

6. Uso de la IA en la concesión de créditos hipotecarios

La transformación digital ha redefinido múltiples sectores, entre otros el financiero. La implementación de la IA en la evaluación del riesgo crediticio y la concesión de créditos hipotecarios aporta oportunidades y desafíos que serán explicados a lo largo del trabajo.

6.0 Evolución del uso de la IA en el sector financiero

La inteligencia artificial (IA) ha experimentado una rápida evolución y expansión en las últimas décadas, y su integración en el sector financiero representa uno de los casos más paradigmáticos de innovación tecnológica en una industria tradicionalmente conservadora. Esta evolución puede ser analizada desde tres grandes dimensiones: la transformación de los procesos operativos internos, la mejora de la experiencia del cliente y la ampliación de la inclusión financiera a través de la digitalización.

En las primeras fases del uso de tecnologías inteligentes, el sector financiero dependía de sistemas basados en reglas programadas, que automatizaban tareas repetitivas como la

contabilidad básica o el procesamiento de pagos. Estas herramientas, si bien eficaces para reducir errores humanos y aumentar la velocidad, eran incapaces de aprender o adaptarse a situaciones cambiantes. El salto cualitativo se dio con la irrupción del aprendizaje automático (*machine learning*), un subconjunto de la IA que permite a los sistemas entrenarse con datos históricos y mejorar su desempeño sin intervención humana constante (Mhlanga, 2020).

Uno de los acontecimientos fundamentales en esta evolución fue el desarrollo de algoritmos capaces de identificar patrones complejos en grandes volúmenes de datos financieros. Esta mejora permitió que bancos y aseguradoras comenzaran a usar IA para tareas como la detección de fraudes, la prevención de riesgos y la elaboración de modelos de *scoring* crediticio. Esto no solo favorece a una mayor eficiencia, sino también una mejora en la precisión de los análisis y predicciones, elementos clave para la toma de decisiones estratégicas (Mhlanga, 2020).

La adopción de IA no fue homogénea en todo el sector financiero. Inicialmente, fueron las *fintech* quienes aprovecharon con mayor rapidez su potencial. Estas empresas emergentes, carentes de una estructura desarrollada como la de los grandes bancos, pudieron experimentar más libremente con tecnologías como redes neuronales, algoritmos de *clustering* y procesamiento del lenguaje natural. Estos ensayos con las redes neuronales desencadenaron el surgimiento de productos financieros personalizados, modelos de negocio más ágiles y una mayor competencia que obligó a las instituciones tradicionales a adaptarse (Mhlanga, 2020).

El concepto de *Industry 4.0*, tal como lo presenta Mhlanga, ofrece un marco teórico robusto para comprender esta transformación. La cuarta revolución industrial, que se caracteriza por la fusión de tecnologías físicas, digitales y biológicas, ha transformado la operativa bancaria. En este nuevo entorno fusionado, tecnologías como la IA, el *blockchain*, el Internet de las Cosas (IoT) y la computación en la nube se integran para crear ecosistemas financieros interconectados, automatizados y con mayor capacidad de adaptación.

En este estudio se defiende la aplicación de la IA en particular. Mhanga expone que la IA ha permitido avanzar significativamente en la inclusión financiera. Con el uso de herramientas de análisis predictivo y modelos de decisión basados en datos no tradicionales, como el comportamiento en redes sociales, la geolocalización o el uso del

teléfono móvil, millones de personas sin historial bancario han podido acceder por primera vez a servicios financieros formales. El autor justifica que este avance ha sido especialmente importante en países en desarrollo, pero también ha tenido efectos positivos en colectivos vulnerables dentro de economías avanzadas.

Uno de los beneficios más destacables que se exponen de esta evolución ha sido la capacidad de la IA para abordar el problema de la asimetría de información. Este era históricamente uno de los mayores obstáculos en la gestión del riesgo financiero. La asimetría ocurre cuando una de las partes (normalmente el prestamista) no dispone de información completa sobre la situación del prestatario, lo que puede llevar a decisiones ineficientes o injustas. Gracias a la IA, las entidades financieras pueden acceder, procesar y comprender datos en tiempo real, lo que reduce significativamente este problema y mejora la calidad del crédito concedido.

Otro aspecto positivo de la digitalización del sistema financiero, impulsada por la IA, es la facilitación de la automatización de procesos mediante asistentes virtuales o chatbots. Estos son sistemas capaces de interactuar con los clientes de forma personalizada y eficiente, no solo aliviando la carga de trabajo del personal humano, sino que, también permitiendo una atención continua, incluso fuera del horario habitual. En este sentido, Mhanga posiciona la IA como una herramienta clave para mejorar la experiencia del usuario y aumentar su fidelización.

Sin embargo, este proceso no ha estado exento de desafíos. La incorporación de IA ha requerido grandes inversiones en infraestructuras tecnológicas, así como una redefinición de las competencias del capital humano del sector financiero. Los profesionales han debido actualizar sus habilidades para entender, supervisar e interpretar los sistemas de IA, lo que ha impulsado la demanda de perfiles con formación en ciencia de datos, estadística y programación.

Otro punto crítico mencionado es la gestión ética y regulatoria de la IA. A medida que los algoritmos toman decisiones que afectan directamente a la vida financiera de las personas, como la concesión de un préstamo o el establecimiento de tasas de interés, surge la necesidad de garantizar que estos procesos sean justos, transparentes y auditables (2020). La opacidad de algunos modelos algorítmicos, especialmente aquellos basados en aprendizaje profundo, los cuales tienden a tener una estructura de caja negra; ha

despertado inquietudes sobre la posible reproducción de sesgos existentes en los datos históricos, una cuestión que trataremos en secciones posteriores de esta tesis.

En el caso de España, la evolución ha seguido una tendencia similar a la del resto de Europa Occidental. Las grandes entidades bancarias han apostado decididamente por la innovación, desarrollando laboratorios internos de IA, colaborando con startups tecnológicas y participando en consorcios internacionales de innovación financiera (Banco de España, 2024).

Al mismo tiempo, el Banco de España y la Comisión Nacional del Mercado de Valores han comenzado a establecer marcos regulatorios que favorezcan una adopción segura y ética de estas tecnologías, conscientes de su enorme potencial, pero también de sus riesgos (CNMV, 2025).

En conclusión, la evolución de la IA en el sector financiero no es un fenómeno aislado, sino parte de un cambio estructural más amplio que afecta a toda la economía digital. Su capacidad para transformar radicalmente la forma en que se prestan los servicios financieros la convierte en una herramienta indispensable para las entidades que buscan mantenerse competitivas en un entorno cada vez más dinámico (Funcas, 2025).

6.1 Aplicación de la IA en la evaluación del riesgo crediticio

La evaluación del riesgo crediticio es la base del sistema financiero moderno. Este proceso permite a las entidades determinar la capacidad de un solicitante de crédito para cumplir con sus obligaciones financieras, minimizando así la posibilidad de impago. Tradicionalmente, este análisis se basaba en modelos estadísticos como la regresión logística o el análisis discriminante, que utilizaban variables financieras históricas como ingresos, nivel de endeudamiento o historial crediticio entre otros criterios explicados. Sin embargo, el auge de la inteligencia artificial (IA) y el aprendizaje automático (*machine learning*, ML) ha transformado este campo, permitiendo una evaluación más sofisticada, precisa y personalizada.

Los algoritmos de IA han demostrado ser eficaces en situaciones donde se dispone de grandes volúmenes de datos y donde las relaciones entre variables son complejas o no lineales. En el contexto del riesgo crediticio, los modelos de ML pueden identificar patrones ocultos en los datos que los modelos tradicionales no logran captar. Un ejemplo son las técnicas como los árboles de decisión, los *random forest* o las redes neuronales

profundas. Estos modelos han sido utilizados con éxito para predecir el incumplimiento de pagos con mayor precisión que los métodos tradicionales (Nallakaruppan et al., 2024).

La investigación de Nallakaruppan destaca que los clasificadores ensamblados (*ensemble methods*) y las redes neuronales superan consistentemente en rendimiento a los modelos individuales. Esta mejora de rendimiento se observa en métricas como la precisión, el *recall* y la puntuación F1 (*F1 score*). Sin embargo, uno de los principales desafíos es que estos modelos tienden a ser cajas negras, dificultando su interpretación por parte de usuarios no técnicos y generando tensiones con los requisitos regulatorios de explicabilidad en la toma de decisiones automatizadas (2024).

Desde el punto de vista de la banca, la motivación para integrar IA en la evaluación crediticia es la no solo la mejora de la capacidad predictiva, sino que también la segmentación con mayor detalle de los clientes, adaptando las condiciones del crédito a su perfil de riesgo e incluso anticipar comportamientos financieros futuros. Manukyan y Parsyan enfatizan que los modelos ML han sido integrados desde etapas tempranas en sistemas bancarios, y que su capacidad para reducir las pérdidas bancarias es significativa, pudiendo llegar a ahorrar hasta un 25% en pérdidas crediticias al cortar líneas de crédito de forma preventiva según las predicciones de los modelos.

Además de los datos financieros tradicionales, la IA ha introducido la posibilidad de utilizar fuentes de datos alternativas para evaluar la solvencia de un cliente. Estos incluyen datos de comportamiento online, también conocido como la huella digital, interacciones en redes sociales, patrones de uso del móvil o el historial de pagos en plataformas digitales, entre otros. Según Manukyan y Parsyan, incluso los datos derivados del comportamiento en una tienda online pueden predecir el riesgo crediticio con una precisión comparable a los datos tradicionales de las agencias de crédito (2024).

Una dimensión clave de la aplicación de IA en el análisis del riesgo crediticio es su capacidad para procesar datos desbalanceados. Es común, y razonable, que las bases de datos utilizadas para entrenar modelos contengan muchos más casos de clientes solventes que de clientes en situación de impago. Este desequilibrio puede sesgar el modelo, llevándolo a ignorar la clase minoritaria. En este sentido, el trabajo de Nallakaruppan documenta cómo técnicas como el *oversampling* aleatorio permiten corregir este sesgo, mejorando la capacidad del modelo para detectar correctamente a los clientes con mayor riesgo.

No obstante, el uso de IA también plantea importantes riesgos. La opacidad de los modelos complejos que utilizan esta serie de bases de datos puede dificultar la explicación de por qué un préstamo fue aprobado o denegado. Esto no solo afecta la confianza del cliente, sino que también puede entrar en conflicto con regulaciones como el Reglamento General de Protección de Datos (GDPR), que otorgan a los ciudadanos europeos el derecho a recibir una explicación sobre decisiones automatizadas que les afecten significativamente. Por este motivo, se han desarrollado enfoques de “IA explicable” (*Explainable AI, XAI*), como SHAP (*Shapley Additive Explanations*) o LIME (*Local Interpretable Model-agnostic Explanations*), que permiten descomponer la decisión de un modelo complejo en componentes comprensibles para humanos (2024).

Estudios recientes relacionados han mostrado cómo modelos avanzados como *LightGBM* pueden superar en precisión a los modelos tradicionales de regresión logística, y al mismo tiempo ser explicables mediante herramientas XAI. De Lange et al. demuestran que *LightGBM*, cuando se complementa con SHAP, permite identificar las variables clave que influyen en el riesgo de impago, como la volatilidad en el uso del crédito o la duración de la relación del cliente con el banco, y presentar estos factores de forma visual y comprensible para los gestores de riesgos y reguladores (2022).

La capacidad de la IA para combinar precisión con explicabilidad no solo es relevante desde una perspectiva ética y legal, sino que también tiene un impacto económico directo. Según el mismo estudio, el uso de *LightGBM* con SHAP permitió reducir las pérdidas anuales del banco en decenas de millones de euros en comparación con los modelos tradicionales. Esto subraya que la inversión en modelos de IA avanzados no es solo una cuestión técnica, sino también estratégica y financiera (De Lange et al., 2022)

En resumen, la aplicación de IA en la evaluación del riesgo crediticio representa un cambio de perspectiva y manera de trabajar en la gestión del riesgo financiero. Los modelos basados en ML superan a los enfoques estadísticos clásicos en términos de precisión predictiva, flexibilidad y capacidad de integrar datos no estructurados o alternativos. Sin embargo, esta evolución acarrea desafíos significativos en términos de interpretabilidad, equidad y cumplimiento normativo.

6.2 Explicabilidad y transparencia de los modelos de IA

Uno de los principales desafíos, ya mencionados, que plantea la adopción de la inteligencia artificial (IA) en el ámbito financiero es la falta de explicabilidad de muchos de sus modelos. Este problema, conocido comúnmente como el de las “cajas negras”, hace referencia a la dificultad que presentan algunos algoritmos avanzados, especialmente aquellos basados en aprendizaje profundo o modelos ensamblados, para proporcionar una justificación comprensible de las decisiones que toman. En contextos como el análisis de riesgo crediticio, donde las decisiones afectan directamente a los derechos financieros de los individuos, la explicabilidad no solo es deseable, sino que se convierte en un requisito legal y ético fundamental. A continuación, se va a desarrollar en profundidad esta característica sobre los modelos de IA.

De acuerdo con el artículo 22 del Reglamento General de Protección de Datos (RGPD) de la Unión Europea, los ciudadanos tienen derecho a no ser objeto de decisiones basadas únicamente en el tratamiento automatizado de datos, incluida la elaboración de perfiles, cuando estas decisiones produzcan efectos jurídicos significativos sobre ellos. Asimismo, se establece que, cuando se recurra a dicho tratamiento, los interesados deben recibir información significativa sobre la lógica aplicada, así como la importancia y las consecuencias previstas de este procesamiento (Nallakaruppan, 2024).

En este contexto surge la disciplina de la inteligencia artificial explicable, cuyo objetivo es dotar de transparencia a los modelos de IA. Esta transparencia facilitaría tanto su comprensión por parte de usuarios humanos como su supervisión y auditoría por parte de reguladores. Según De Lange et al, la implementación de XAI en banca permite que los modelos no solo sean precisos en la predicción del impago, sino también comprensibles y defendibles frente a supervisores financieros y clientes.

En este estudio se analiza uno de los casos más avanzados de aplicación de XAI en el ámbito crediticio. En su investigación, comparan el rendimiento de un modelo tradicional de regresión logística utilizado por un banco noruego con un modelo basado en *LightGBM* (*Light Gradient Boosting Machine*), una variante optimizada de los árboles de decisión potenciados (*Gradient Boosting Decision Trees, GBDT*). El modelo *LightGBM*, combinado con explicaciones basadas en valores SHAP (*Shapley Additive Explanations*), ofrece una mejora significativa tanto en precisión predictiva como en capacidad explicativa (2022).

El uso de SHAP resulta clave en este avance. Esta técnica, basada en la teoría de juegos cooperativos de *Shapley*, asigna a cada característica de entrada una “contribución justa” a la predicción final del modelo. A través de representaciones visuales claras y localmente fieles, los valores SHAP permiten explicar por qué un determinado cliente fue clasificado como seguro o no. Esto habilita a los bancos a presentar razones comprensibles ante los clientes o supervisores, y a detectar sesgos potenciales en las variables que más influyen en las decisiones automatizadas (De Lange et al., 2022).

Entre los hallazgos más relevantes del estudio de De Lange se encuentran la identificación de tres variables clave en la predicción del default. Estas son la volatilidad en el uso del crédito, el porcentaje de crédito disponible restante y la duración de la relación del cliente con el banco. Estas variables, aunque no siempre están presentes en modelos tradicionales, demostraron tener un impacto sustancial en la calidad predictiva del modelo, y su importancia fue fácilmente comunicable mediante visualizaciones SHAP (2022).

El valor económico de implementar modelos explicables también fue abordado por los autores. El modelo *LightGBM* logró reducir las pérdidas bancarias anuales entre 20 y 30 millones de coronas noruegas frente al modelo de regresión logística, dependiendo del umbral de default utilizado. Esto demuestra que no existe una alternativa necesaria entre precisión y transparencia ya que los modelos explicables pueden ser, al mismo tiempo, más eficaces (de Lange et al., 2022).

Ahora bien, la explicabilidad no solo debe evaluarse desde un punto de vista técnico o regulatorio, sino también desde su dimensión social. El uso de IA en procesos como la concesión de crédito puede afectar profundamente la confianza del público en el sistema financiero. Bajo esta idea, un modelo que puede ser auditado y explicado no solo protege los derechos del consumidor, sino que refuerza la legitimidad institucional de quienes lo implementan. La transparencia se convierte así en un valor estratégico que puede generar ventajas competitivas sostenibles (de Lange et al., 2022).

Sin embargo, el desarrollo de modelos explicables conlleva desafíos técnicos importantes. Algunos algoritmos avanzados, como las redes neuronales profundas, presentan estructuras tan complejas que incluso técnicas como LIME o SHAP pueden no ser completamente precisas en su aproximación explicativa. Además, la interpretación de las explicaciones por parte de usuarios no expertos requiere de herramientas de visualización

y comunicación cuidadosa, así como de formación específica del personal que las utiliza (de Lange et al., 2022).

Por último, es importante especificar que la explicabilidad no debe entenderse como un objetivo aislado del desarrollo de la IA, sino como parte de un enfoque más amplio para alcanzar los objetivos éticos del uso de esta herramienta. Según las Directrices Éticas para una Inteligencia Artificial Fiable de la Comisión Europea, la transparencia es uno de los siete requisitos fundamentales que deben cumplir los sistemas de IA: junto con la supervisión humana, la justicia, la privacidad, la responsabilidad, la robustez técnica y el bienestar social (Nallakaruppan, 2024).

En conclusión, la explicabilidad y la transparencia son elementos esenciales en el desarrollo y uso responsable de modelos de IA en el sector financiero. La investigación de De Lange et al. (2022) demuestra que es posible combinar altos niveles de precisión con una comprensión clara de las decisiones automatizadas, generando beneficios tanto regulatorios como económicos. A medida que aumentan las exigencias legales y sociales sobre el uso de IA, la inversión en modelos explicables se presenta no solo como una necesidad de cumplimiento, sino como una oportunidad estratégica para construir un sistema financiero más justo, inclusivo y confiable.

6.3 Riesgo de los sesgos algorítmicos en la concesión de hipotecas

Otro riesgo que viene de la revolución de la inteligencia artificial (IA) en las instituciones financieras es el riesgo de incurrir en el sesgo algorítmico. Este riesgo consiste en la posibilidad de que un modelo de IA perpetúe o amplifique desigualdades estructurales preexistentes, afectando desproporcionadamente a ciertos grupos de población. Si no es debidamente gestionados, pueden derivar en resultados discriminatorios, injustos o incluso ilegales.

El sesgo algorítmico puede tener múltiples orígenes. En primer lugar, puede derivarse de los datos utilizados para entrenar los modelos. Si los datos históricos reflejan prácticas discriminatorias del pasado, por ejemplo, denegar sistemáticamente créditos a mujeres, inmigrantes o residentes de ciertos barrios, los modelos basados en esos datos reproducirán dichos patrones. Como explican Manukyan y Parsyan, la carencia de datos representativos de ciertos grupos minoritarios puede conducir a decisiones injustificadas

en las evaluaciones de solvencia, dado que el modelo dispone de menos información sobre estos perfiles (Manukyan & Parsyan, 2024).

En segundo lugar, el sesgo puede introducirse por las propias decisiones de diseño del modelo. Por ejemplo, si se incluyen variables como el código postal o el estado civil, que están altamente correlacionadas con factores sensibles como el origen étnico o el género, el modelo puede generar resultados discriminatorios incluso sin utilizar explícitamente esas variables prohibidas por la ley. Esta discriminación indirecta es particularmente difícil de detectar y requiere una evaluación minuciosa de las correlaciones entre variables y de los efectos de las decisiones automatizadas (Manukyan & Parsyan, 2024).

El riesgo de sesgo también puede surgir del propio comportamiento de los algoritmos de aprendizaje automático. Algunos modelos, como las redes neuronales profundas, operan como cajas negras, lo que tal y como ha sido explicado anteriormente, no ofrece una visión clara de cómo toman sus decisiones. Esto dificulta identificar si un modelo está siendo injusto con ciertos subgrupos, especialmente cuando las decisiones son no lineales y complejas. Tal como indica Nallakaruppan, aunque los modelos de *machine learning* superan en rendimiento a los métodos estadísticos tradicionales, su opacidad complica la supervisión ética y legal de sus decisiones (2024).

Uno de los ejemplos más controvertidos de sesgo algorítmico se dio en EE. UU. con el sistema COMPAS, utilizado en tribunales para predecir la reincidencia delictiva. El modelo, que empleaba variables como el historial de arrestos y el entorno residencial, resultó estar sesgado contra personas afroamericanas. Aunque el contexto es penal y no financiero, ilustra con claridad cómo los algoritmos pueden tener consecuencias graves si no se auditan adecuadamente. Este tipo de situación también puede darse en el ámbito hipotecario si los modelos penalizan sistemáticamente a ciertas poblaciones por patrones históricos de exclusión social o económica (Mhlanga, 2020).

La información reciente sobre explicabilidad en IA, como la de De Lange et al., señala que herramientas como SHAP y LIME pueden ser fundamentales para detectar sesgos. Esto se debe a permitir el análisis del peso específico que cada variable tiene en la predicción del modelo. Por ejemplo, si un análisis SHAP revela que el código postal tiene un peso desproporcionado en las decisiones de riesgo, esto puede alertar a los desarrolladores sobre la necesidad de revisar el modelo o excluir dicha variable (2022).

Además del riesgo técnico, existe una dimensión legal significativa. En la Unión Europea, la Directiva sobre Igualdad de Trato y el Reglamento General de Protección de Datos (RGPD) establecen límites claros sobre el uso de decisiones automatizadas y la discriminación directa o indirecta. Las sanciones por violación de estas normativas pueden ser de carácter económico y reputacional, ya que las instituciones también pueden verse gravemente dañadas. Como apuntan Manukyan y Parsyan, las entidades deben tener especial cuidado con el uso de datos alternativos, como los procedentes de redes sociales o empresas tecnológicas, cuya legalidad y legitimidad están aún en debate (Manukyan & Parsyan, 2024)

Los sesgos algorítmicos no solo afectan la equidad del sistema, sino que también pueden generar exclusión financiera. Individuos o grupos que ya enfrentan dificultades de acceso al crédito, ya sea por bajos ingresos, empleo informal, o falta de historial bancario, pueden verse aún más penalizados por modelos que no reconocen adecuadamente su solvencia o potencial de pago. Este fenómeno se agrava si el modelo interpreta erróneamente ciertos comportamientos como indicadores de riesgo elevado por no contar con suficientes datos representativos (Manukyan & Parsyan, 2024).

La solución que Manukyan y Parsyan plantean a estos problemas no es eliminar la IA del proceso crediticio, sino desarrollar modelos éticamente diseñados, auditables y regulados. Existen estrategias para mitigar el sesgo, como el reequilibrio de los conjuntos de datos (*oversampling* de grupos infrarrepresentados), la anonimización de variables sensibles, y la realización de pruebas de equidad algorítmica (*fairness testing*). Además, es recomendable excluir expresamente variables como género, raza o estado civil del entrenamiento del modelo, incluso si están disponibles, y revisar aquellas que puedan funcionar como sustitutos de facto (2024).

Por otra parte, la formación de los equipos técnicos y regulatorios es clave. Manukyan y Parsyan proponen que tanto los desarrolladores de modelos como los supervisores financieros deben contar con conocimientos suficientes de programación y de los fundamentos estadísticos y éticos del *machine learning*, a fin de evitar que los algoritmos sean tratados como cajas negras incuestionables (2024).

En cuanto al marco institucional, es deseable que los bancos cuenten con comités de ética algorítmica y procedimientos de revisión periódica de modelos, especialmente cuando estos afectan decisiones sensibles como la concesión o denegación de hipotecas. Algunas

fintech avanzadas ya aplican auditorías algorítmicas y simulan escenarios con diferentes perfiles para evaluar la equidad de sus modelos. Sin embargo, estas prácticas aún no están extendidas de manera uniforme en todo el sector (Manukyan & Parsyan, 2024).

En conclusión, los sesgos algorítmicos representan uno de los mayores retos para el uso responsable de la IA en la concesión de hipotecas. Su origen puede ser técnico, legal o social, y sus consecuencias afectan tanto a los individuos como a la integridad del sistema financiero. La solución no pasa por renunciar a la IA, sino por adoptarla de forma crítica, consciente y ética, con mecanismos claros de control, explicabilidad y responsabilidad. Solo así se podrá garantizar que el acceso al crédito hipotecario, lejos de reforzar desigualdades, se convierta en una herramienta de inclusión financiera y justicia social.

6.4 Impacto de la IA en la inclusión y la exclusión financiera

Contrario a la aparición y perpetración de los sesgos, uno de los argumentos más convincentes a favor del uso de la inteligencia artificial (IA) en las finanzas es su potencial para ampliar la inclusión financiera. Este concepto se refiere al acceso equitativo y asequible a productos y servicios financieros formales para todos los sectores de la población, incluidos aquellos históricamente marginados como los hogares de bajos ingresos, las mujeres, las comunidades rurales, los jóvenes y los trabajadores informales. La irrupción de la IA, junto con otras tecnologías de la Industria 4.0, ha generado un nuevo paradigma para abordar la brecha financiera y facilitar el acceso al crédito, el ahorro y los seguros a través de canales digitales e inteligentes (Mhlanga, 2020).

El documento de Mhlanga identifica varias vías a través de las cuales la IA está promoviendo la inclusión financiera en la era digital. En primer lugar, los algoritmos de IA son especialmente eficaces para resolver uno de los principales obstáculos a la inclusión, la asimetría de información entre prestamistas y prestatarios. A través del análisis de grandes volúmenes de datos no estructurados, como los ejemplos ya mencionados de las interacciones en redes sociales, patrones de navegación web o comportamiento de pago digital, los sistemas basados en IA pueden construir perfiles de riesgo para personas que no poseen historial crediticio tradicional (2020).

Este enfoque permite a las instituciones financieras evaluar a nuevos clientes que anteriormente quedaban excluidos del sistema por no cumplir los requisitos de documentación o historial bancario. En países con alta informalidad laboral, como

muchos de América Latina, África o Asia, este tipo de análisis es vital para extender servicios financieros formales a millones de personas. Como explica Mhlanga, la capacidad de la IA para automatizar la detección y gestión de riesgos ha permitido que colectivos tradicionalmente considerados de alto riesgo, como pequeños agricultores, mujeres emprendedoras o jóvenes sin aval, puedan acceder por primera vez a créditos y microfinanzas digitales (2020).

Además, el uso de la IA en herramientas como los chatbots o asistentes virtuales también ha contribuido a reducir barreras operativas y educativas. Muchas instituciones bancarias utilizan actualmente interfaces conversacionales basadas en IA que permiten a los clientes realizar operaciones básicas como consultas de saldo, transferencias o apertura de cuentas sin necesidad de interactuar con personal humano ni acudir a una sucursal física. Este canal de comunicación digitalizado reduce los costes operativos del banco, pero también facilita el acceso a personas que viven en zonas remotas o que no tienen experiencia en el uso de productos financieros (Mhlanga, 2020).

Otro de los beneficios identificados en el estudio es la creación de productos financieros personalizados, ajustados a la capacidad de pago real del cliente. Gracias a la IA, es posible construir modelos dinámicos que evalúan de forma continua la solvencia del usuario, permitiendo, por ejemplo, ofrecer microcréditos adaptativos con cuotas variables según el ingreso mensual o las condiciones del mercado. Esto resulta especialmente útil en contextos con economías inestables o ingresos irregulares, donde los modelos tradicionales de crédito fallan en su capacidad de adaptación (Mhlanga, 2020).

Sin embargo, el impacto de la IA en la inclusión financiera no es exclusivamente positivo. También existen riesgos claros de exclusión financiera inducida por la digitalización, especialmente para aquellos que no poseen acceso a dispositivos tecnológicos, conectividad a internet o habilidades digitales básicas. Este fenómeno, conocido como brecha digital, puede dar lugar a una nueva forma de exclusión financiera, donde los servicios solo están disponibles para quienes poseen medios digitales para acceder a ellos (Mhlanga, 2020).

A esto se suma el problema del "exceso de confianza" en los modelos algorítmicos. Como señala Mhlanga, la introducción de empresas no financieras (*BigTech*) en el ecosistema financiero mediante el uso de IA plantea dudas sobre la privacidad, la seguridad de los datos y la equidad en la toma de decisiones. Estas compañías, al operar fuera de los

marcos regulatorios tradicionales, pueden crear sistemas opacos y monopolísticos que perpetúan prácticas injustas o discriminatorias sin el escrutinio necesario (2020).

Además, la dependencia excesiva en datos digitales puede generar una forma moderna de exclusión: aquellas personas que no generan suficiente “huella digital”, ya sea por edad, falta de acceso, escasa interacción online o simplemente desinterés, pueden ser consideradas de alto riesgo simplemente por falta de información, no por comportamiento financiero negativo. Este sesgo por omisión también afecta a poblaciones vulnerables, como personas mayores o migrantes recién llegados, cuyos perfiles no están suficientemente representados en los *datasets* utilizados por los modelos de IA (Mhlanga, 2020).

En términos de políticas públicas, varios organismos internacionales, como el Banco Mundial y el G20, han comenzado a desarrollar principios rectores para fomentar la inclusión financiera digital responsable. Entre estos principios destacan la necesidad de transparencia en el uso de algoritmos, la protección de datos personales, la interoperabilidad de plataformas tecnológicas y la educación financiera como derecho. En este marco, la IA debe considerarse una herramienta que complemente otras estrategias, no una solución milagrosa aislada (Mhlanga, 2020).

Un ejemplo paradigmático de éxito en este campo es el sistema M-PESA en Kenia, que ha utilizado tecnologías móviles e inteligencia artificial para proporcionar servicios bancarios a más del 80% de la población adulta del país. Gracias a la combinación de telefonía móvil, algoritmos de *scoring* no tradicionales y una red distribuida de agentes, M-PESA ha transformado el acceso al crédito, el ahorro y los pagos digitales en comunidades rurales e informales (Mhlanga, 2020).

En definitiva, la inteligencia artificial ofrece un enorme potencial para mejorar la inclusión financiera, pero también plantea desafíos éticos y sociales significativos. Su implementación debe ser acompañada de estrategias integrales que consideren los riesgos de exclusión digital, la equidad en el diseño de algoritmos, la transparencia en las decisiones y la protección efectiva de los derechos de los usuarios.

6.5 Marco normativo y ético en torno al uso de la IA en la banca y la concesión de hipotecas

La regulación del uso de la IA en la banca también se ha convertido en un área crítica tanto para las autoridades europeas como para las entidades financieras que buscan aplicar estas tecnologías con responsabilidad.

En la Unión Europea, la principal normativa vigente que afecta al uso de IA en la toma de decisiones automatizadas es el Reglamento General de Protección de Datos (RGPD), en vigor desde 2018. El artículo 22 del RGPD establece que toda persona tiene derecho a no ser objeto de una decisión basada únicamente en el tratamiento automatizado de datos, incluida la elaboración de perfiles que produzca efectos jurídicos sobre ella o le afecte significativamente de forma similar. Esto incluye decisiones como la denegación de una hipoteca basada exclusivamente en un modelo algorítmico (Manukyan & Parsyan, 2024).

Además, el RGPD exige que, cuando se utilicen decisiones automatizadas, las personas afectadas tengan derecho a recibir una explicación significativa sobre la lógica aplicada, así como a impugnar la decisión y solicitar intervención humana. Esta obligación plantea importantes retos técnicos para los modelos de IA más complejos, especialmente aquellos basados en técnicas de aprendizaje profundo (*deep learning*) que, por su propia naturaleza, son difíciles de interpretar (Manukyan & Parsyan, 2024).

Más allá del RGPD, la Comisión Europea ha propuesto en 2021 el Reglamento de Inteligencia Artificial (*Artificial Intelligence Act*), una legislación pionera que establece un marco jurídico para el desarrollo, la comercialización y el uso de sistemas de IA en la UE. Esta propuesta clasifica los sistemas de IA en función del riesgo que representan (mínimo, limitado, alto o prohibido) y establece obligaciones específicas para cada categoría. Los sistemas de IA utilizados en la concesión de créditos, incluidos los préstamos hipotecarios, se consideran de “alto riesgo” y, por tanto, están sujetos a requisitos más estrictos de transparencia, trazabilidad, gestión del riesgo y supervisión humana (de Lange et al., 2022).

Entre las exigencias clave de esta normativa se encuentran la documentación técnica del modelo, la supervisión por humanos durante el proceso de decisión, la evaluación del impacto ético, y la adopción de medidas para mitigar sesgos y discriminaciones. Además, las entidades deberán garantizar la calidad de los datos utilizados para entrenar los

modelos, asegurando que no sean incompletos, inexactos o sesgados en contra de determinados colectivos (de Lange et al., 2022).

A este marco de regulación algorítmica se suma también el marco que regula a las entidades bancarias desde una perspectiva financiera. En este sentido, otra normativa clave que condiciona de forma indirecta el uso de IA en la concesión de hipotecas es el acuerdo de Basilea III, elaborado por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea tras la crisis financiera de 2008. Aunque esta regulación no menciona explícitamente la inteligencia artificial, sí establece criterios mucho más estrictos de capital y solvencia, obligando a los bancos a calcular con mayor precisión el riesgo de crédito y a mantener reservas de capital en función de su exposición. Esta exigencia incentiva el desarrollo de modelos avanzados, incluidos los de IA, para la medición del riesgo de impago y la optimización del capital regulatorio (Bank for International Settlements, 2011).

Entendiendo esto, no es de extrañar que las entidades que emplean modelos internos de riesgo deben demostrar a los supervisores, como el Banco Central Europeo o el Banco de España, que sus estimaciones son fiables, trazables y explicables. En este contexto, el uso de algoritmos de caja negra puede entrar en conflicto con los requisitos de transparencia y validación que exige Basilea III. Como consecuencia, los bancos que apliquen IA en procesos de *scoring* hipotecario deben asegurarse de que estos modelos sean auditables y cumplan con los estándares establecidos por Basilea y por la normativa europea derivada (CRR y CRD IV) (Bank for International Settlements, 2011).

Desde un punto de vista ético, los marcos regulatorios también se inspiran en principios elaborados por organismos internacionales como la Comisión Europea (a través de su grupo de expertos de alto nivel en IA), la OCDE o el IEEE. Estos principios incluyen la justicia algorítmica (*fairness*), la no discriminación, la transparencia, la explicabilidad, la rendición de cuentas y el respeto a la privacidad. Según estos marcos, la implementación de IA en finanzas no debe limitarse a maximizar la eficiencia o la rentabilidad, sino también promover la equidad y la protección de los derechos fundamentales (de Lange et al., 2022).

En el contexto español, el uso de IA en el sistema bancario está sujeto no solo al RGPD y a la futura regulación europea de IA, sino también a las directrices del Banco de España, la Agencia Española de Protección de Datos (AEPD) y la Comisión Nacional del Mercado de Valores (CNMV). Aunque aún no existe una regulación específica nacional sobre IA

en banca, estos organismos han emitido recomendaciones sobre el uso ético de datos, la transparencia algorítmica y la protección del consumidor financiero.

Uno de los temas más debatidos en relación con la regulación es el uso de datos alternativos para el análisis crediticio, como el comportamiento en redes sociales, datos de geolocalización o historiales de compra online. Si bien estos datos pueden mejorar la precisión de los modelos, también plantean problemas de privacidad y consentimiento. Como advierten Manukyan y Parsyan, la utilización de datos provenientes de empresas tecnológicas o de telecomunicaciones exige un cumplimiento estricto de las leyes de protección de datos, ya que su uso indebido puede conllevar sanciones de hasta 500 millones de euros en la Unión Europea (2024).

Además, existe también un debate ético sobre hasta qué punto es legítimo utilizar ciertos tipos de información para predecir el comportamiento financiero. Un ejemplo citado por Manukyan y Parsyan es el uso potencial de datos de plataformas de citas online para predecir divorcios, que a su vez son una causa frecuente de impago hipotecario. Aunque técnicamente viable, esta práctica suscita dudas sobre la intromisión en la vida privada y la legitimidad del uso de datos personales para fines tan sensibles (2024).

Otro aspecto importante es la necesidad de limitar la opacidad de los modelos algorítmicos. La regulación europea promueve el uso de *IA explicable* (XAI), que permite a los usuarios entender por qué un modelo ha tomado una determinada decisión. Herramientas como SHAP o LIME permiten descomponer las predicciones de modelos complejos y presentar resultados de manera comprensible para los clientes y auditores. Esta transparencia es clave para cumplir con los requisitos legales y generar confianza en el sistema financiero automatizado (de Lange et al., 2022).

En resumen, el marco normativo y ético para el uso de IA en banca y concesión de hipotecas en España se encuentra en un proceso de consolidación. Mientras que el RGPD establece los fundamentos sobre protección de datos y decisiones automatizadas, el futuro Reglamento de Inteligencia Artificial de la UE impondrá requisitos específicos para modelos de alto riesgo, como los que se emplean en *scoring* hipotecario. A ello se suma la normativa prudencial de Basilea III, que exige a las entidades una gestión rigurosa del riesgo de crédito y una mayor explicabilidad de los modelos internos, lo cual también afecta a los sistemas automatizados. Las entidades financieras deben prepararse para este nuevo entorno regulatorio adoptando modelos explicables, gestionando los riesgos de

sesgo, garantizando la calidad de los datos y promoviendo una cultura de responsabilidad algorítmica.

6.6 Perspectivas de futuro: evolución tecnológica y retos regulatorios

El uso de la inteligencia artificial (IA) en la concesión de hipotecas se encuentra aún en una etapa relativamente temprana, pero las tendencias tecnológicas, regulatorias y sociales promueven un futuro en el que estas herramientas desempeñarán un papel central en el sistema financiero. A medida que los modelos se vuelven más sofisticados y las fuentes de datos más relevantes, el sector bancario se enfrenta tanto a oportunidades de innovación como a nuevos desafíos normativos, éticos y operativos que deberán ser abordados para garantizar un desarrollo sostenible y equitativo de estas tecnologías.

Desde el punto de vista tecnológico, la evolución apunta hacia la integración cada vez más fluida de IA con otras tecnologías emergentes, como el *big data*, el *blockchain*, la computación en la nube y el internet de las cosas (IoT). En el ámbito hipotecario, estas tecnologías pueden trabajar de forma sinérgica para automatizar por completo procesos como la valoración de inmuebles, la verificación documental, el análisis de riesgo, la firma de contratos y la gestión postventa. Según Mhlanga, este ecosistema tecnológico está impulsando la denominada "Banca 4.0", en la que la relación cliente-banco se redefine a través de interfaces inteligentes, decisiones automatizadas y servicios personalizados basados en datos en tiempo real (2020).

Uno de los desarrollos más prometedores es la aplicación de modelos de IA adaptativos que aprenden y evolucionan en función del comportamiento de los clientes. Estos modelos, reforzados con técnicas de aprendizaje continuo y refuerzo, permiten ajustar el perfil de riesgo de un solicitante de hipoteca no solo en función de sus datos estáticos (como ingresos o edad), sino también de sus hábitos de consumo, estabilidad laboral, actividad financiera y contexto económico. Este enfoque promete una evaluación más justa y dinámica del riesgo, pero también introduce complejidades normativas relacionadas con la trazabilidad y explicabilidad de las decisiones (Mhlanga, 2020).

Paralelamente, el avance de modelos de IA generativa (como los grandes modelos de lenguaje) podría permitir la automatización de interacciones más complejas en los procesos hipotecarios, como la negociación de condiciones, la respuesta a consultas legales o la interpretación de documentación contractual. Aunque esta tecnología aún no

se ha implantado masivamente en el sector financiero, su potencial para transformar la experiencia del cliente y los flujos internos de trabajo es considerable. Sin embargo, su uso plantea nuevos dilemas en cuanto a la supervisión de contenidos generados y la responsabilidad institucional ante posibles errores o malentendidos (Mhlanga, 2020).

En el plano normativo, los retos se centran en encontrar un equilibrio entre fomento de la innovación y protección de los derechos fundamentales. Como se ha desarrollado anteriormente, la propuesta de Reglamento de IA de la Unión Europea supondrá un punto de inflexión. Este reglamento, actualmente en fase de tramitación legislativa, contempla una clasificación por niveles de riesgo que ubica a los sistemas de evaluación crediticia dentro del grupo de "alto riesgo". Por tanto, estos sistemas estarán sujetos a requisitos rigurosos de trazabilidad, documentación, supervisión humana y evaluaciones de impacto ético y social (Mhlanga, 2020).

Además, el reglamento plantea la obligación de incorporar mecanismos de gobernanza algorítmica que permitan auditar los modelos de IA a lo largo de todo su ciclo de vida. Esto implica que los bancos deberán contar con estructuras internas para documentar, evaluar y ajustar periódicamente sus modelos de *scoring*, incluyendo la recolección de feedback de usuarios, la gestión de incidentes y la adaptación a nuevas normativas. En este sentido, el papel del regulador se transformará, pasando de supervisar productos financieros tradicionales a fiscalizar sistemas inteligentes complejos y dinámicos (Mhlanga, 2020).

También se espera que en el futuro aumente la presión para establecer estándares técnicos y éticos globales en el uso de IA en finanzas. Organismos como el G20, la OCDE o el Foro Económico Mundial ya están promoviendo principios de equidad, transparencia y rendición de cuentas aplicables a sistemas algorítmicos. En este contexto, los bancos tendrán que adaptar sus procesos no solo a normativas locales, sino a marcos internacionales de buenas prácticas, lo cual será especialmente importante en un entorno financiero cada vez más globalizado y digital (Mhlanga, 2020).

Por otra parte, la evolución tecnológica también plantea interrogantes sobre el impacto social y laboral de la automatización. La adopción de IA en el sector hipotecario puede reducir significativamente los costes operativos, acelerar los procesos y mejorar la precisión de las decisiones, pero también puede implicar la reducción de personal en áreas como atención al cliente, análisis de riesgos o verificación documental. Esto obliga a las

entidades financieras a gestionar cuidadosamente la transición, implementando programas de reconversión profesional y garantizando la sostenibilidad social de la innovación (Mhlanga, 2020).

En paralelo, persisten los desafíos relacionados con la brecha digital y el acceso equitativo a las nuevas tecnologías. A medida que el crédito hipotecario se digitaliza, existe el riesgo de que ciertos colectivos queden excluidos si no tienen acceso a herramientas digitales o conocimientos tecnológicos suficientes. Como advierte Mhlanga, las políticas públicas y las entidades privadas deben colaborar para garantizar que la digitalización no se convierta en un nuevo vector de desigualdad, y para ello será necesario invertir en alfabetización digital, infraestructuras inclusivas y estrategias de inclusión financiera adaptadas a cada contexto (2020).

Finalmente, el desarrollo futuro de la IA en la banca hipotecaria dependerá en gran medida de la confianza del público. Para que los usuarios acepten que sus solicitudes de hipoteca sean evaluadas por un algoritmo, será necesario garantizar la transparencia del sistema, ofrecer explicaciones comprensibles de las decisiones, y asegurar que existen canales de reclamación eficaces. Esta confianza no solo se gana con regulación, sino también con una cultura institucional basada en la ética, la responsabilidad y la atención al cliente (Mhlanga, 2020).

En conclusión, las perspectivas de futuro del uso de IA en la concesión de hipotecas combinan avances tecnológicos fascinantes con retos regulatorios y éticos complejos. La evolución de los modelos, la integración de nuevas tecnologías y la necesidad de marcos normativos adaptados configuran un escenario en constante transformación. Para navegar con éxito este entorno, las entidades financieras deberán apostar por una innovación responsable, reguladores proactivos, y una sociedad digitalmente preparada. Solo así será posible que la IA contribuya a un sistema hipotecario más eficiente, inclusivo y justo.

7. Conclusión

Para poder analizar la creciente integración de la inteligencia artificial en el mercado hipotecario y financiero resulta estrictamente necesario entender el marco regulatorio profundamente condicionado por las secuelas de la crisis financiera global de 2008 en el que se mueve. Aquella crisis, originada en gran parte por prácticas laxas en la concesión

de crédito, generó un cambio de paradigma en la regulación bancaria, dando lugar a un entorno mucho más restrictivo y exigente. En este contexto, acuerdos internacionales como Basilea III, elaborados por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, han reforzado los requerimientos de capital, apalancamiento y liquidez, con el objetivo de evitar que se repita un acontecimiento financiero semejante dentro del sistema (BIS, 2011). Estas normativas, además, se han incorporado progresivamente a la legislación europea y española, estableciendo el marco normativo bajo el cual deben operar las entidades de crédito (Unión Europea, 2014; Agencia Estatal Boletín Oficial del Estado, 2019).

En este entorno regulado, la IA emerge como una herramienta con enorme potencial para mejorar la eficiencia operativa, reducir los tiempos de procesamiento y ampliar las fuentes de información utilizadas para evaluar riesgos. Gracias al aprendizaje automático y al tratamiento masivo de datos, los bancos pueden tomar decisiones basadas en una visión mucho más completa del perfil financiero de cada cliente. No obstante, esta capacidad analítica no modifica los principios fundamentales sobre los que operan las entidades financieras: la aversión al riesgo, el cumplimiento regulatorio y la maximización del beneficio (Barocas et al., 2023).

Los algoritmos son herramientas, no solo se rigen bajo los principios fundamentales sobre los que operan las entidades financieras, también bajo la normativa vigente. De esta forma, los modelos de IA no deciden de manera autónoma ni sustituyen la lógica financiera de las entidades, sino que operan siguiendo los criterios de riesgo previamente definidos por los propios bancos y por las autoridades legales. La finalidad de estos algoritmos es la emitir una recomendación o predicción conforme a parámetros ya establecidos. Algo que sí que es pertinente considerar en relación a la estructura de los modelos es la necesidad de que estos sean transparentes y trazables. lo que implica evitar algoritmos de tipo “caja negra”, permitiendo así una mayor comprensión de las conclusiones a las que esta herramienta ha llegado. Entendiendo esto se puede afirmar que los sesgos actuales derivados de la probabilidad de impago no solo se mantienen, sino que pueden verse reforzados, ahora con mayor justificación técnica y respaldo estadístico (European Banking Authority, 2021; Barocas et al., 2023).

Como ya se ha mencionado los bancos tradicionales, como cualquier empresa, buscan rentabilidad, lo cual implica evitar operaciones con alta probabilidad de impago. La IA puede facilitar la inclusión financiera de determinados perfiles tradicionalmente

excluidos, por ejemplo, por localización geográfica, pero esto no implica que quienes tengan un *scoring* muy bajo o una situación económica precaria vayan a acceder al crédito. En muchos casos, el uso de estas tecnologías sirve para ampliar la base de análisis, no para cambiar los criterios estructurales (European Banking Authority, 2021).

Uno de los efectos más relevantes de la aplicación de la inteligencia artificial será su capacidad para analizar con mayor profundidad la solvencia real de los solicitantes de crédito, no solo desde un punto de vista financiero clásico, sino también en función de sus hábitos de consumo y comportamiento económico cotidiano. Gracias a la disponibilidad de grandes volúmenes de datos y técnicas avanzadas de análisis, los algoritmos pueden detectar patrones que antes pasaban desapercibidos. Por ejemplo, dos personas con características idénticas en términos de ingresos, edad, empleo o situación familiar pueden recibir valoraciones crediticias muy distintas en función de cómo utilizan su dinero. Si una de ellas invierte en formación para sus hijos o en actividades que denotan estabilidad y compromiso, como una academia o un gimnasio, mientras que la otra dedica sus ingresos a suscripciones digitales o gastos recurrentes en ocio, el sistema podría identificar al primer perfil como más responsable financieramente. Este tipo de evaluación, aunque eficiente desde el punto de vista técnico, introduce nuevos filtros que refuerzan lo que tradicionalmente se ha entendido como sesgos. En definitiva, lo que cambia no es la finalidad del análisis, que sigue siendo la de predecir la capacidad de pago, sino la profundidad y precisión con la que se realiza, lo que puede conllevar un mayor grado de exclusión para determinados perfiles, aunque la discriminación se justifique desde una lógica estadística o de eficiencia algorítmica (European Banking Authority, 2021; Barocas et al., 2023).

En conclusión, la IA es una herramienta poderosa para optimizar procesos y fortalecer la gestión del riesgo, pero no es neutra desde el punto de vista ético ni social. No elimina los sesgos, al contrario, la IA los cuantifica, refina y, potencialmente, los amplifica. Su uso, por tanto, debe estar sujeto a una supervisión rigurosa, tanto técnica como legal, como ya está siendo supervisada, garantizando así la transparencia, la trazabilidad de las decisiones y la equidad en el acceso al crédito (Barocas et al., 2023). Resulta también fundamental recordar que la decisión final de concesión hipotecaria corresponde siempre a las entidades de crédito, que la toman en base a sus propios criterios internos, pero cumpliendo de manera estricta con la legislación vigente en España y la normativa europea aplicable, como el Reglamento General de Protección de Datos (Reglamento

(UE) 2016/679), la Directiva sobre crédito hipotecario (2014/17/UE), la Ley 5/2019 reguladora de los contratos de crédito inmobiliario, y los principios recogidos en Basilea III (Bank for International Settlements, 2011). La IA solo es una herramienta que permite facilitar la realización del trabajo, optimizar tiempos y eficientar tareas.

8. Solución Propuesta

Las conclusiones en relación con el uso de la IA en la concesión de préstamos hipotecarios expuestas manifiestan una clara mejora en el proceso técnico, fiabilidad y eficiencia, pero no una eliminación de la exclusión financiera. A continuación, se va a proponer una solución personal al problema de acceso a la vivienda que se sufre actualmente en España.

Dada la incesante necesidad de vivienda la escasez de suelo quizás debería plantearse, aunque parezca una solución de otros tiempos, la implementación de políticas de vivienda de protección oficial, respaldadas y garantizadas por el sector público. En este contexto, sería posible financiar la adquisición de viviendas de un grupo de ciudadanos que a través de la banca convencional no podrían alcanzar los requisitos para la obtención de un préstamo hipotecario.

Este tipo de políticas, aplicadas con eficiencia y transparencia, pueden paliar drásticamente el déficit hipotecario de vivienda, ya que el Estado, por una parte, es capaz de asumir mayor riesgo de impago por parte de sus ciudadanos; mientras que por otra cuenta con suelo público construible a su disposición. El Estado, además, no buscaría ese ánimo de lucro que las entidades financieras persiguen, pudiendo así conceder créditos hipotecarios más asequibles.

9. Bibliografía

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018). The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment. *American Economic Review*, 108(6), 1488–1542. <https://doi.org/10.1257/aer.20160696>

Agencia Estatal Boletín Oficial del Estado. (2019). *Ley 5/2019, de 15 de marzo, reguladora de los contratos de crédito inmobiliario*. Boletín Oficial del Estado, núm. 65, 16 de marzo de 2019. <https://www.boe.es/buscar/doc.php?id=BOE-A-2019-3814>

Amazon Web Services (s.f.) ¿Qué es la IA generativa? *AWS*. Recuperado el 8 de febrero de 2025, de <https://aws.amazon.com/es/what-is/generative-ai>

Arguelles Toache, E. (2023). *Ventajas y desventajas del uso de la inteligencia artificial en el ciclo de políticas públicas: análisis de casos internacionales*. Acta universitaria, 33. https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0188-62662023000100154

Arquitasa. (2025). *Requisitos para pedir una hipoteca*. Blog sobre Hipotecas. <https://arquitasa.com/requisitos-pedir-hipoteca/>

Banco de España, recuperado de <https://www.bde.es/f/webbe/GAP/Secciones/SalaPrensa/IntervencionesPublicas/DirectoresGenerales/economia/Arc/IIPP-2024-11-18-gavilan-es-or.pdf> (abril, 2025)

Banco de España. (2016). *Guía de acceso al préstamo hipotecario*. Recuperado de: https://www.bde.es/f/webbde/Secciones/Publicaciones/Folletos/Fic/Guia_hipotecaria_2013.pdf

Banco de España. (2024). *El mercado de la vivienda en España: Evolución reciente, riesgos y problemas de accesibilidad* (Comparecencia de Ángel Gavilán ante la Comisión de Vivienda y Agenda Urbana del Congreso de los Diputados). <https://www.bde.es/f/webbe/GAP/Secciones/SalaPrensa/IntervencionesPublicas/DirectoresGenerales/economia/Arc/IIPP-2024-11-18-gavilan-es-or.pdf>

Banco de España. (2024). *Informe anual 2024: El mercado de la vivienda en España: evolución reciente, riesgos y problemas de accesibilidad*.

Banco de España. (2024). *La inteligencia artificial en el sistema financiero: implicaciones y avances bajo la perspectiva de un Banco Central*. *Revista de Estabilidad Financiera*, (47). https://www.bde.es/f/webbe/GAP/Secciones/Publicaciones/InformesBoletinesRevistas/RevistaEstabilidadFinanciera/24/1_REF47_Artificial.pdf

Bank for International Settlements. (2011). *Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems* (Rev. ed., June 2011). Basel Committee on Banking Supervision. <https://www.bis.org/publ/bcbs189.pdf>

Bankinter. (2025). *¿Qué criterios determinan el perfil de riesgo hipotecario?*
<https://www.bankinter.com/banca/preguntas-frecuentes/hipotecas/que-criterios-determinan-el-perfil-de-riesgo-hipotecario>

Barocas, S., Hardt, M., & Narayanan, A. (2023). *Fairness and machine learning: Limitations and opportunities*. MIT press.

Bostrom, N. (2014). *Superinteligencia: caminos, peligros, estrategias*.

Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J. D., Dhariwal, P., ... & Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in neural information processing systems*, 33, 1877-1901.

Brundage, M., Avin, S., Clark, J., Toner, H., Eckersley, P., Garfinkel, B., ... & Amodei, D. (2018). The malicious use of artificial intelligence: Forecasting, prevention, and mitigation. *arXiv preprint arXiv:1802.07228*.

Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W.W. Norton & company.

Bughin, J., Hazan, E., Sree Ramaswamy, P., Chui, M., Allas, T., Dahlström, P., Henke, N., & Trench, M. (2017). *Artificial intelligence: The next digital frontier?* McKinsey Global Institute.

Buolamwini, J., & Gebru, T. (2018). Gender shades: Intersectional accuracy disparities in commercial gender classification. In *Proceedings of the 1st Conference on Fairness, Accountability and Transparency* (pp. 77–91).

Carbajo Perteguer, M. (2018). *Análisis comparado de la hipoteca en España, Colombia y Méjico* (Trabajo fin de grado, Universidad Pontificia Comillas). Universidad Pontificia Comillas, Facultad de Derecho.

China State Council (2017). Notice of State Council on the Issuance of a New Generation of Artificial Intelligence Development Plan.

CNMV. (2025). *Plan de actividades 2025*. Comisión Nacional del Mercado de Valores.
<https://www.cnmv.es/DocPortal/Publicaciones/PlanActividad/PDA2025.pdf>

Cyberspace Administration of China. (2023). *Medidas provisionales para la administración de los servicios de inteligencia artificial generativa*. http://www.cac.gov.cn/2023-07/13/c_1690898327029107.htm

Dam, S. K., Hong, C. S., Qiao, Y., & Zhang, C. (2024). A complete survey on llm-based ai chatbots. *arXiv preprint arXiv:2406.16937*.

Davidson, S. (2024). The economic institutions of artificial intelligence. *Journal of Institutional Economics*, 20, e20.

De Lange, P. E., Melsom, B., Vennerød, C. B., & Westgaard, S. (2022). Explainable AI for credit assessment in banks. *Journal of Risk and Financial Management*, 15(12), 556.

El Blog Salmón, recuperado de <https://www.elblogsalmon.com/economia/ha-terminado-la-crisis-en-espana> (abril, 2025)

Escobar Blanco, C. (2014). *Análisis de los factores determinantes de la demanda de hipotecas en España* (Trabajo fin de grado, Universidad de León). Universidad de León, Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales

Eseiza, P., & Riera, M. (2025). *Requisitos y condiciones para pedir una hipoteca*. HelpMyCash. <https://www.helpmycash.com/hipotecas/requisitos-hipoteca/>

European Banking Authority. (2021). *Report on the use of Big Data and Advanced Analytics in the banking sector*. https://www.eba.europa.eu/sites/default/files/document_library/Final%20Report%20on%20Big%20Data%20and%20Advanced%20Analytics.pdf

European Central Bank. (2024). *The rise of artificial intelligence: Benefits and risks for financial stability* (Prepared by Georg Leitner, Jaspal Singh, Anton van der Kraaij, & Balázs Zsámboki). In *Financial Stability Review* (May 2024). <https://www.ecb.europa.eu/pub/financial-stability/fsr/html/index.en.html>

European Parliament. (2021). *Artificial Intelligence Act*. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX%3A52021PC0206>

Executive Office of the President. (2023). *Executive Order 14110: Safe, Secure, and Trustworthy Development and Use of Artificial Intelligence*. The White House. <https://www.federalregister.gov/documents/2023/11/01/2023-24283/safe-secure-and-trustworthy-development-and-use-of-artificial-intelligence>

- Floridi, L., Cowls, J., Beltrametti, M., Chatila, R., Chazerand, P., Dignum, V., ... & Vayena, E. (2018). AI4People—an ethical framework for a good AI society: opportunities, risks, principles, and recommendations. *Minds and machines*, 28, 689-707.
- Funcas. (2024). *El potencial impacto de la IA en la estabilidad financiera*. <https://www.funcas.es/odf/el-potencial-impacto-de-la-ia-en-la-estabilidad-financiera/>
- Funcas. (2025). *La inteligencia artificial en la banca europea: adopción y casos de uso*. <https://www.funcas.es/odf/la-inteligencia-artificial-en-la-banca-europea-adopcion-y-casos-de-uso/>
- Gillis, T. B., & Simons, J. (2019). Explanation < Justification: Gdpr and the Perils of privacy. *JL & Innovation*, 2, 71.
- Goertzel, B., & Pennachin, C. (Eds.). (2007). *Artificial general intelligence*. Springer.
- Goldman Sachs. (2024). Aprovechar el poder de la IA para optimizar las decisiones de inversión. Recuperado el 8 de febrero de 2025, de <https://am.gs.com/es-es/advisors/insights/article/2024/harnessing-the-power-of-ai-to-enhance-investment-decision-making>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., & Bengio, Y. (2016). *Deep learning* (Vol. 1, No. 2). Cambridge: MIT press.
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2020). Generative adversarial networks. *Communications of the ACM*, 63(11), 139–144. <https://doi.org/10.1145/3422622>
- Gugerty, L. (2006). Newell and Simon's logic theorist: Historical background and impact on cognitive modeling. In *Proceedings of the human factors and ergonomics society annual meeting* (Vol. 50, No. 9, pp. 880-884). Sage CA: Los Angeles, CA: SAGE Publications. Recuperado de <https://www.researchgate.net/publication/276216226>
- IBM. (s.f.). ¿Qué es la inteligencia artificial en medicina? IBM. Recuperado el 8 de febrero de 2025, de <https://www.ibm.com/mx-es/topics/artificial-intelligence-medicine>
- Instituto Nacional de Estadística (INE) (2023). *Estadística de Hipotecas (H) – Mayo 2023*.

Jumper, J., et al. (2021). Highly Accurate Protein Structure Prediction with AlphaFold. *nature*, 596(7873), 583–589.

Lipton, Z. C. (2016). The mythos of model interpretability. *Communications of the ACM*, 61(10), 36–43.

Lv, Z. (2023). Generative artificial intelligence in the metaverse era. *Cognitive Robotics*, 3, 208–217. <https://doi.org/10.1016/j.cogr.2023.06.001>

Manukyan, H. & Parsyan, S. (2024). Customer Credit Worthiness in the Digital Age: A Management Approach to Machine Learning Application in Banking. *Proceedings on Engineering Sciences*, 6(2), 665–672.

Mhlanga, D. (2020). Industry 4.0 in Finance: The Impact of Artificial Intelligence (AI) on Digital Financial Inclusion. *International Journal of Financial Studies*, 8(3), 45.

Mittelstadt, B. D., Allo, P., Taddeo, M., Wachter, S., & Floridi, L. (2016). The ethics of algorithms: Mapping the debate. *Big Data & Society*, 3(2), 2053951716679679.

Morgan Stanley. (2024). Launch of AI @ Morgan Stanley Debrief. Recuperado el 8 de febrero de 2025, de <https://www.morganstanley.com/press-releases/ai-at-morgan-stanley-debrief-launch>

Mucci, T., & Stryker, C. (2023). *¿Qué es la superinteligencia artificial?* IBM. <https://www.ibm.com/es-es/think/topics/artificial-superintelligence>

Nah, F. F.-H., Zheng, R., Cai, J., Siau, K., & Chen, L. (2023). Generative AI and ChatGPT: Applications, challenges, and AI-human collaboration. *Journal of Information Technology Case and Application Research*, 25(3), 277–304. <https://doi.org/10.1080/15228053.2023.2233814>

Nallakaruppan, M. K., et al. (2024). Credit Risk Assessment and Financial Decision Support Using Explainable Artificial Intelligence. *Risks*, 12(10), 164.

National Security Commission on Artificial Intelligence. (2021). *The final report*. <https://www.dwt.com/-/media/files/blogs/artificial-intelligence-law-advisor/2021/03/nscai-final-report--2021.pdf>

Newell, A., & Simon, H. A. (1972). *Human Problem Solving* (Vol. 104, No.). Englewood Cliffs, NJ: Prentice-hall.

- Patil, D. (2024). *Artificial intelligence in financial services: Advancements in fraud detection, risk management, and algorithmic trading optimization*. Hurix Digital. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5057412>
- Ramesh, A., Pavlov, M., Goh, G., Gray, S., Voss, C., Radford, A., ... & Sutskever, I. (2021). Zero-shot text-to-image generation. In *International conference on machine learning* (pp. 8821-8831). Pmlr.
- Riera, M. (2020). ¿Por qué a los bancos les da más miedo dar hipotecas de más del 80%? HelpMyCash. <https://www.helpmycash.com/blog/por-que-a-los-bancos-les-da-mas-miedo-dar-hipotecas-de-mas-del-80/>
- Roberts, J., Baker, M., & Andrew, J. (2024). Artificial intelligence and qualitative research: The promise and perils of large language model (LLM) ‘assistance’. *Critical Perspectives on Accounting*, 99, 102722.
- Rodríguez Parada, A. I. (2010). *Las reformas del mercado hipotecario y su impacto en la crisis económica*.
- Rose Sophie, E. (2025). *Real-time processing of neural networks in autonomous vehicles*. ResearchGate. https://www.researchgate.net/publication/391150676_Real-Time_Processing_of_Neural_Networks_in_Autonomous_Vehicles
- Russell, S., & Norvig, P. (2010). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. . 3rd. Upper Saddle River, EUA: Prentice-Hall.
- Sheikh, H., Prins, C., & Schrijvers, E. (2023). Artificial intelligence: definition and background. In *Mission AI: The new system technology* (pp. 15–41). Cham: Springer International Publishing.
- Simon, H. (1956). The Logic Theory Machine--A Complex Information Processing System. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2(3), 61-79.
- Somogyvári, M. (2021). Financial Exclusion in the Digital Payment Space. *Financial and Economic Review*, 20(4), 65–85.
- Spinak, E. (2023). *IA: Cómo detectar textos producidos por chatbox y sus plagios*. SciELO en Perspectiva. <https://blog.scielo.org/es/2023/11/17/ia-como-detectar-textos-producidos-por-chatbox-y-sus-plagios/>

Squirrel AI. (s.f.). Home. Recuperado el 8 de febrero de 2025, de <https://squirrelai.com/>

Statista, recuperado de <https://es.statista.com/estadisticas/549634/aportacion-de-las-actividades-inmobiliarias-al-pib-en-espana/> (abril, 2025).

Tecnocasa. (2023). *Los bancos endurecen los criterios para la concesión de hipotecas*. <https://prensa.tecnocasa.es/los-bancos-endurecen-los-criterios-para-la-concesion-de-hipotecas/>

Topol, E. (2019). *Deep Medicine: How Artificial Intelligence Can Make Healthcare Human Again*. Hachette UK.

Toosi, A., Bottino, A. G., Saboury, B., Siegel, E., & Rahmim, A. (2021). A brief history of AI: how to prevent another winter (a critical review). *PET clinics*, 16(4), 449-469.

Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59(236), 433–460. Oxford University Press. <https://phil415.pbworks.com/f/TuringComputing.pdf>

Unión Europea. (2013). *Directiva 2013/36/UE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 26 de junio de 2013, relativa al acceso a la actividad de las entidades de crédito y a la supervisión prudencial de las entidades de crédito y las empresas de inversión, por la que se modifica la Directiva 2002/87/CE y se derogan las Directivas 2006/48/CE y 2006/49/CE (Texto pertinente a efectos del EEE)*. Diario Oficial de la Unión Europea, L 176, 338–436. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/?uri=CELEX%3A32013L0036>

Unión Europea. (2013). *Reglamento (UE) n.º 575/2013 del Parlamento Europeo y del Consejo, de 26 de junio de 2013, sobre los requisitos prudenciales de las entidades de crédito y las empresas de inversión, y por el que se modifica el Reglamento (UE) n.º 648/2012 (Texto pertinente a efectos del EEE)*. Diario Oficial de la Unión Europea, L 176, 1–337. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/?uri=CELEX%3A32013R0575>

Unión Europea. (2014). *Directiva 2014/17/UE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 4 de febrero de 2014, sobre los contratos de crédito celebrados con los consumidores para bienes inmuebles de uso residencial y por la que se modifican las Directivas 2008/48/CE y 2013/36/UE y el Reglamento (UE) nº 1093/2010*. Diario Oficial de la Unión Europea, L 60, 34–85. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/ALL/?uri=celex:32014L0017>

Unión Europea. (2024). *Reglamento (UE) 2024/1689 del Parlamento Europeo y del Consejo, de 13 de junio de 2024, por el que se establecen normas armonizadas en materia de inteligencia artificial y por el que se modifican los Reglamentos (CE) n.º 300/2008, (UE) n.º 167/2013, (UE) n.º 168/2013, (UE) 2018/858, (UE) 2018/1139 y (UE) 2019/2144 y las Directivas 2014/90/UE, (UE) 2016/797 y (UE) 2020/1828 (Reglamento de Inteligencia Artificial) (Texto pertinente a efectos del EEE)*. Diario Oficial de la Unión Europea. <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/ES/TXT/?uri=CELEX%3A32024R1689>

Unión Europea. (2024). *Reglamento (UE) 2024/1689 del Parlamento Europeo y del Consejo de 13 de junio de 2024 por el que se establecen normas armonizadas en materia de inteligencia artificial y se modifican los Reglamentos (CE) n.º 300/2008, (UE) n.º 167/2013, (UE) n.º 168/2013, (UE) 2018/858, (UE) 2018/1139 y (UE) 2019/2144 y las Directivas 2014/90/UE, (UE) 2016/797 y (UE) 2020/1828 (Ley de Inteligencia Artificial) (Texto pertinente a efectos del EEE)*. Diario Oficial de la Unión Europea, L, <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj/eng>

Uría Menéndez. (2019). *Ley 5/2019, de 15 de marzo, reguladora de los contratos de crédito inmobiliario*.

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 5998–6008.

Velázquez Vioque, M. S. (2019). Comentario parcial a la Ley de Contratos Inmobiliarios.

Declaración de Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial Generativa en Trabajos Fin de Grado

ADVERTENCIA: Desde la Universidad consideramos que ChatGPT u otras herramientas similares son herramientas muy útiles en la vida académica, aunque su uso queda siempre bajo la responsabilidad del alumno, puesto que las respuestas que proporciona pueden no ser veraces. En este sentido, NO está permitido su uso en la elaboración del Trabajo fin de Grado para generar código porque estas herramientas no son fiables en esa tarea. Aunque el código funcione, no hay garantías de que metodológicamente sea correcto, y es altamente probable que no lo sea.

Por la presente, yo, [Nombre completo del estudiante], estudiante de [nombre del título] de la Universidad Pontificia Comillas al presentar mi Trabajo Fin de Grado titulado "[Título del trabajo]", declaro que he utilizado la herramienta de Inteligencia Artificial Generativa ChatGPT u otras similares de IAG de código sólo en el contexto de las actividades descritas a continuación [el alumno debe mantener solo aquellas en las que se ha usado ChatGPT o similares y borrar el resto. Si no se ha usado ninguna, borrar todas y escribir "no he usado ninguna"]:

1. **Brainstorming de ideas de investigación:** Utilizado para idear y esbozar posibles áreas de investigación.
2. **Referencias:** Usado conjuntamente con otras herramientas, como Science, para identificar referencias preliminares que luego he contrastado y validado.
3. **Estudios multidisciplinares:** Para comprender perspectivas de otras comunidades sobre temas de naturaleza multidisciplinar.
4. **Constructor de plantillas:** Para diseñar formatos específicos para secciones del trabajo.
5. **Corrector de estilo literario y de lenguaje:** Para mejorar la calidad lingüística y estilística del texto.
6. **Sintetizador y divulgador de libros complicados:** Para resumir y comprender literatura compleja.
7. **Generador de problemas de ejemplo:** Para ilustrar conceptos y técnicas.
8. **Revisor:** Para recibir sugerencias sobre cómo mejorar y perfeccionar el trabajo con diferentes niveles de exigencia.
9. **Traductor:** Para traducir textos de un lenguaje a otro.

Afirmo que toda la información y contenido presentados en este trabajo son producto de mi investigación y esfuerzo individual, excepto donde se ha indicado lo contrario y se han dado los créditos correspondientes (he incluido las referencias adecuadas en el TFG y he explicitado para que se ha usado ChatGPT u otras herramientas similares). Soy consciente de las implicaciones académicas y éticas de presentar un trabajo no original y acepto las consecuencias de cualquier violación a esta declaración.

Fecha: 01/06/2025

Firma: Nicolás de los Santos Salesa