



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
ICADE

**ROBO-ADVISORS FRENTE A LA ASESORÍA
FINANCIERA TRADICIONAL: PROPUESTA
DE VALOR, COSTES Y LIMITACIONES**

Autor: Laura de la Puente Medina
Director: Francisco de Asís de Ribera Martín

MADRID | Marzo 2026

Resumen

Este trabajo analiza y compara la propuesta de valor, los costes y las limitaciones de los robo-advisors frente a la asesoría financiera tradicional, tomando como referencia principal el mercado español y europeo. Mediante una metodología descriptiva y comparativa, el estudio examina ambos modelos desde seis dimensiones: estructura de costes y comisiones, accesibilidad, operativa, personalización, relación con el inversor y marco regulatorio.

Los resultados muestran que los robo-advisors presentan ventajas estructurales en términos de eficiencia en costes, escalabilidad y accesibilidad para inversores minoristas, con comisiones que se sitúan en torno al 0,25%–0,50% frente al 1%–2% habitual en el modelo tradicional. Esta diferencia se amplifica a largo plazo a través del interés compuesto, generando un impacto patrimonial significativo. Sin embargo, el modelo automatizado presenta limitaciones relevantes en personalización, planificación financiera integral y acompañamiento conductual en momentos de volatilidad, aspectos en los que el asesor humano aporta un valor difícilmente replicable algorítmicamente.

El análisis comparativo de los principales robo-advisors españoles revela una dispersión significativa en la traducción práctica de los perfiles de riesgo, lo que plantea interrogantes sobre la efectividad del marco de idoneidad de MiFID II en el contexto automatizado. Asimismo, se identifican riesgos específicos del modelo digital como la opacidad algorítmica, los conflictos de interés trasladados al diseño institucional y la brecha digital como nueva forma de exclusión financiera. La respuesta de la banca tradicional mediante la integración de sus propias plataformas automatizadas ha dado lugar a un ecosistema heterogéneo, con el modelo híbrido consolidándose como tendencia dominante, al capturar el 60,1% de los ingresos globales del sector en 2025.

Palabras clave: robo-advisor, asesoría financiera, gestión automatizada de carteras, fintech, MiFID II, sesgos conductuales, modelo híbrido.

Abstract

This paper analyses and compares the value proposition, costs, and limitations of robo-advisors versus traditional financial advisory services, with a primary focus on the Spanish and European markets. Using a descriptive and comparative methodology, the study examines both models across six dimensions: cost and fee structure, accessibility, operational efficiency, personalisation, client relationship, and regulatory framework.

The findings indicate that robo-advisors hold structural advantages in cost efficiency, scalability, and accessibility for retail investors, with fees typically ranging from 0.25% to 0.50% compared to the 1%–2% commonly charged by traditional advisors. This differential is amplified over time through compound interest, generating a significant long-term wealth impact. However, the automated model faces relevant limitations in personalisation, comprehensive financial planning, and behavioural coaching during periods of market volatility, areas where human advisors provide value that is difficult to replicate algorithmically.

A comparative analysis of the leading Spanish robo-advisors reveals significant dispersion in the practical translation of risk profiles, raising questions about the effectiveness of MiFID II's suitability framework in automated contexts. The study also identifies risks specific to the digital model, including algorithmic opacity, conflicts of interest embedded in institutional design, and the digital divide as a new form of financial exclusion. The response of traditional banks through in-house automated platforms has produced a heterogeneous ecosystem, with the hybrid model consolidating as the dominant trend, capturing 60.1% of global robo-advisory revenues in 2025.

Keywords: robo-advisor, financial advice, automated portfolio management, fintech, MiFID II, behavioural biases, hybrid model.

Índice

1	Introducción.....	1
1.1	Objetivos y preguntas de investigación.....	1
1.2	Metodología: Análisis descriptivo y comparativo.....	2
1.3	Estructura del trabajo.....	3
2	Marco teórico.....	4
2.1	Concepto y evolución del asesoramiento financiero.....	4
2.2	Digitalización y FinTech: impacto en los servicios financieros.....	6
2.3	Definición y características de los Robo-Advisors.....	9
2.3.1	Modelos de Robo-Advisors (puros vs. híbridos).....	9
2.3.2	Tecnologías habilitadoras: Algoritmos, IA y machine learning en la gestión de carteras.....	11
2.4	Ventajas y riesgos del Robo-Advice.....	13
2.4.1	Ventajas.....	13
2.4.2	Riesgos.....	16
3	Análisis comparativo: robo-advisors y asesoría financiera tradicional.....	20
3.1	Elementos previos al análisis: perfilado y rebalanceo en robo-advisors.....	20
3.1.1	Perfilado del cliente.....	20
3.1.2	Asignación de activos y rebalanceo automático.....	23
3.2	Análisis comparativo.....	26
3.3	La respuesta de la banca tradicional: integración de robo-advisors.....	37
4	Conclusiones.....	40
5	Declaración de uso de herramientas de IAG.....	43
6	Referencias.....	45

Índice de tablas

Tabla 1. Comparativa Roboadvisors. Fuente: Elaboración propia	22
Tabla 2: Comparativa financiera: robo-advisor vs. asesoría financiera tradicional. Fuente: Elaboración propia.....	26
Tabla 3: Comparativa de accesibilidad y democratización. Fuente: Elaboración propia.	29
Tabla 4: Comparativa de operativa y servicio. Fuente: Elaboración propia.....	31
Tabla 5: Comparativa de personalización y planificación. Fuente: Elaboración propia.	32
Tabla 6: Comparativa de relación e interacción humana. Fuente: Elaboración propia. .	33
Tabla 7: Comparativa de seguridad y regulación. Fuente: Elaboración propia.	36

Índice de ilustraciones

Ilustración 1: Evolución del uso de la banca digital en distintos países de Europa. Fuente: Martínez Tascón, (2026, p.14) con datos de Eurostat.....	9
--	---

Glosario

AUM: *Assets Under Management* (activos bajo gestión)

CNMV: Comisión Nacional del Mercado de Valores

DORA: *Digital Operational Resilience Act* (Reglamento de Resiliencia Operativa Digital)

ESMA: *European Securities and Markets Authority* (Autoridad Europea de Valores y Mercados)

ETF: *Exchange-Traded Fund* (fondo cotizado en bolsa)

FINRA: *Financial Industry Regulatory Authority* (Autoridad Reguladora de la Industria Financiera de EE.UU.)

FinTech: *Financial Technology* (tecnología financiera)

FOGAIN: Fondo General de Garantía de Inversiones

IA: Inteligencia Artificial

IAG: Inteligencia Artificial Generativa

MiFID II: *Markets in Financial Instruments Directive II* (Directiva relativa a los mercados de instrumentos financieros, 2014/65/UE)

MPT: *Modern Portfolio Theory* (Teoría Moderna de Carteras)

PSD2: *Payment Services Directive 2* (Segunda Directiva de Servicios de Pago)

SEC: *Securities and Exchange Commission* (Comisión de Bolsa y Valores de EE.UU.)

SIP: Schwab Intelligent Portfolios (producto específico de Charles Schwab)

TER: *Total Expense Ratio* (ratio de gastos totales)

1 Introducción

1.1 Objetivos y preguntas de investigación

Este trabajo tiene como finalidad analizar y comparar la propuesta de valor, los costes y las limitaciones de los robo-advisors frente a la asesoría financiera tradicional, tomando como referencia principal el mercado español y europeo, con referencias al mercado estadounidense donde la evidencia empírica lo justifica. El estudio responde a la necesidad de comprender cómo la digitalización y la automatización están transformando el sector financiero, no solo en términos de eficiencia y costes, sino también en la forma en que los inversores acceden y gestionan sus inversiones.

En los últimos años, los robo-advisors han emergido como una alternativa innovadora frente a los modelos tradicionales, ofreciendo servicios basados en algoritmos y plataformas digitales que prometen reducir costes y facilitar el acceso a la inversión. Sin embargo, más allá de las ventajas teóricas, resulta esencial evaluar si estas herramientas cumplen realmente con dichas expectativas y qué implicaciones tiene su adopción para el inversor minorista. Para ello, se abordará la comparación entre ambos modelos desde una perspectiva multidimensional, que abarca los costes, la accesibilidad, la operativa, la personalización, la relación con el inversor y el marco regulatorio aplicable.

La delimitación geográfica no es arbitraria. El análisis toma como referencia principal el mercado español, por ser el contexto más inmediato para el inversor al que se dirige el estudio, enmarcándolo dentro del entorno regulatorio europeo, especialmente MiFID II. Las referencias al mercado estadounidense se incorporan de forma selectiva, en aquellos casos donde la mayor madurez del sector y la disponibilidad de evidencia empírica lo justifican.

A partir de este marco, el trabajo persigue los siguientes objetivos específicos: en primer lugar, comparar la estructura de costes y comisiones de ambos modelos desde la perspectiva del inversor minorista; en segundo lugar, evaluar la propuesta de valor de cada modelo en términos de accesibilidad, operativa, personalización y relación con el inversor; en tercer lugar, analizar las limitaciones y riesgos de los robo-advisors,

incluyendo los conflictos de interés y la brecha digital; y por último, examinar el marco regulatorio aplicable y su efectividad en el contexto del asesoramiento automatizado.

1.2 Metodología: Análisis descriptivo y comparativo

La metodología de este trabajo se fundamenta en un enfoque descriptivo y comparativo. El objetivo no es realizar un análisis estadístico, sino ofrecer una visión crítica y argumentada sobre ambos modelos de asesoramiento. Para ello, se opta por técnicas cualitativas apoyadas en datos cuantitativos procedentes de fuentes oficiales y literatura académica contrastada.

En primer lugar, el análisis descriptivo se orienta a contextualizar el fenómeno de los robo-advisors y establecer las bases conceptuales necesarias para el posterior análisis comparativo. Este enfoque permite revisar la literatura académica y los marcos regulatorios aplicables, así como comprender los aspectos tecnológicos que sustentan el funcionamiento de estas plataformas.

Posteriormente, el análisis comparativo entre ambos modelos de asesoramiento se estructura en torno a múltiples dimensiones: la estructura de costes y comisiones, la accesibilidad, la operativa, la personalización, la relación con el inversor y el marco regulatorio aplicable. Este enfoque multidimensional permite evaluar de forma equilibrada qué modelo sirve mejor al inversor minorista en función de su perfil y circunstancias, sin reducir la comparación a una única variable.

La revisión de la literatura se ha llevado a cabo mediante Google Académico y búsquedas web especializadas, priorizando literatura académica contrastada e informes de organismos regulatorios reconocidos, con predominio de fuentes a partir de 2016, coincidiendo con la implantación de MiFID II, y referidas a los mercados español, europeo y estadounidense. Se han excluido fuentes sin respaldo institucional reconocible y aquellas referidas a mercados con marcos regulatorios no comparables. Para la gestión bibliográfica se ha utilizado NotebookLM. A lo largo del proceso, también se han empleado herramientas de inteligencia artificial generativa, concretamente Claude de Anthropic, como apoyo en tareas de búsqueda de fuentes, traducción de textos, corrección estilística y comprensión de literatura académica compleja.

1.3 Estructura del trabajo

El trabajo se organiza en torno a dos bloques principales precedidos por esta introducción. El primero desarrolla el marco teórico, recorriendo la evolución del asesoramiento financiero, el impacto de la digitalización y las FinTech, y las características y tecnologías que sustentan los robo-advisors. El segundo bloque constituye el núcleo del trabajo y presenta el análisis comparativo entre ambos modelos, incluyendo la respuesta de la banca tradicional ante la irrupción del asesoramiento automatizado. El trabajo se cierra con unas conclusiones que sintetizan los principales hallazgos y ofrecen una reflexión sobre los retos y tendencias que se perfilan en el sector.

2 Marco teórico

2.1 Concepto y evolución del asesoramiento financiero

El asesoramiento financiero ha ido ganando protagonismo a medida que cada vez más personas invierten y necesitan tomar decisiones sobre su ahorro. En esencia, consiste en ofrecer recomendaciones adaptadas a la situación y objetivos de cada cliente. No se limita a explicar productos financieros ni a describir sus características, sino que implica orientar al inversor en la elección de aquellos que mejor encajan con su perfil, lo que permite diferenciarlo de la mera información comercial o descriptiva de productos. En Europa, esta idea queda recogida en la Directiva 2014/65/UE, conocida como MiFID II, que define el asesoramiento como la prestación de recomendaciones personalizadas sobre instrumentos financieros, contemplando que estas puedan originarse tanto por iniciativa del propio inversor como de la entidad que presta el servicio (Directiva 2014/65/UE, art. 4.1.4).

En la práctica, el asesoramiento financiero rara vez aparece aislado, porque con frecuencia se presta junto con otros servicios, como la ejecución de la orden cuando el cliente decide seguir la recomendación. Aun así, es importante no perder de vista que asesorar y gestionar no son lo mismo. En el asesoramiento, el profesional propone una operación concreta, pero la decisión final sigue siendo del cliente (Zunzunegui, 2020, p. 5), mientras que en la gestión discrecional es el gestor quien adopta las decisiones dentro de unos criterios generales previamente acordados (Tapia Hermida, 2019, p. 128). Esta diferencia no es solo teórica, porque la jurisprudencia ha subrayado que, cuando existe gestión discrecional, el perfil de riesgo elegido por el cliente actúa como una guía real para la actuación del profesional y eleva el estándar de diligencia e información exigible. Por ello, aunque en la práctica estos servicios suelen prestarse de forma conjunta, esa combinación no altera la naturaleza de cada actividad, aunque sí puede dificultar su delimitación (STS 244/2013, 18 de abril).

Históricamente, el asesoramiento financiero surgió ligado a la gestión patrimonial de clientes con elevados recursos y al desarrollo de la banca privada. En sus primeras etapas se prestaba a través de una relación muy personal entre el profesional y el inversor, basada casi siempre en reuniones presenciales. Este modelo implicaba costes elevados y limitaba

el acceso al asesoramiento, en gran medida, a clientes con patrimonios altos (Eguren, Elvira & Larraga, 2009, pp. 12–13).

Con el paso del tiempo, este modelo empezó a cambiar en gran parte por el impulso de la regulación financiera. La llegada de MiFID II marcó un antes y un después al reforzar la protección del inversor, aumentar las exigencias de transparencia y elevar los requisitos de formación de los profesionales que prestan este servicio. Todo ello contribuyó a que el asesoramiento dejara de percibirse como un simple apoyo a la venta de productos y comenzara a entenderse como un servicio con valor propio, cada vez más relevante para ayudar a los inversores a alcanzar sus objetivos financieros (Míguez, 2019).

La crisis financiera de 2008 supuso un punto de inflexión para el sector del asesoramiento financiero. La pérdida de confianza en el sistema financiero y en los modelos tradicionales de prestación del servicio impulsó la necesidad de revisar el funcionamiento del sector y reforzar la protección del inversor (Zunzunegui, 2020, p. 2). A partir de ese momento, el sistema financiero entró en una nueva etapa marcada por la aparición de nuevos actores y modelos de negocio impulsados por la tecnología, lo que generó una creciente presión competitiva sobre las entidades tradicionales y obligó a replantear la forma de prestar los servicios financieros en un entorno cada vez más exigente y regulado (Arner, Barberis & Buckley, 2016, pp. 1, 5-9).

En paralelo, la creciente incorporación de tecnología en los servicios financieros impulsó la aparición de nuevas formas de prestación del asesoramiento. La digitalización permitió automatizar procesos, reducir costes operativos y facilitar el cumplimiento de las exigencias regulatorias cada vez más estrictas. En este contexto, la entrada en vigor de MiFID II reforzó esta tendencia al exigir mayores estándares de gobernanza de productos, un conocimiento más profundo del cliente y una diferenciación clara entre los distintos modelos de asesoramiento. De este modo, la innovación tecnológica dejó de ser un mero apoyo operativo para convertirse en un elemento central en la prestación de servicios financieros, sentando las bases de un nuevo entorno en el que la digitalización pasaría a desempeñar un papel protagonista en la relación entre inversores y proveedores de servicios de inversión (Sanz Bayón, 2019, pp. 4-10).

2.2 Digitalización y FinTech: impacto en los servicios financieros

La digitalización está transformando profundamente el sector financiero y la forma en que las entidades desarrollan sus actividades. En este contexto, algunos autores califican esta etapa como una “Segunda Era de las Máquinas”, caracterizada por el desarrollo de la inteligencia artificial, el aprendizaje automático y el análisis masivo de datos. Estas herramientas han ido ganando protagonismo en actividades que tradicionalmente dependían en gran medida de la intervención humana, lo que ha ampliado las posibilidades de automatización dentro de los servicios financieros. Al mismo tiempo, este cambio tecnológico está obligando a replantear los marcos de supervisión y regulación, ya que surgen nuevos intermediarios digitales y nuevas fuentes de riesgo que no encajan del todo en los esquemas tradicionales (Scopino, 2015, pp. 440–443, 450–451, 453, 457).

La irrupción de las FinTech también ha alterado de forma significativa la estructura competitiva del sector financiero. La aparición de empresas tecnológicas especializadas en servicios muy concretos ha favorecido un proceso de desagregación de la cadena de valor bancaria, en el que determinadas funciones tradicionalmente integradas dentro de las entidades financieras comienzan a prestarse de forma independiente por nuevos proveedores digitales. Este fenómeno ha incrementado la competencia, ha reducido las barreras de entrada y ha obligado a las entidades tradicionales a replantear sus estrategias, impulsando procesos de colaboración, inversión tecnológica y transformación interna. Como consecuencia, este sector ha pasado de un modelo dominado por grandes intermediarios a un ecosistema más abierto y dinámico, caracterizado por la coexistencia de bancos, startups tecnológicas y plataformas digitales que compiten y cooperan al mismo tiempo (Perdomo Ibáñez, 2025, pp. 1–4).

No obstante, este proceso también presenta ciertas limitaciones. Aunque la digitalización ha contribuido a ampliar el acceso a los servicios financieros, también ha puesto de manifiesto nuevas formas de exclusión vinculadas a la brecha digital. La falta de acceso a internet, de dispositivos adecuados o de competencias digitales suficientes puede impedir que determinados colectivos se beneficien de estas innovaciones, generando el riesgo de que parte de la población quede al margen del sistema financiero digital (Perdomo Ibáñez, 2025, pp. 1–4).

El rápido crecimiento del sector FinTech también ha traído consigo una mayor preocupación por la ciberseguridad y la protección de la información. La generalización de las operaciones financieras a través de entornos digitales ha ampliado la exposición a incidentes de seguridad y ha puesto de relieve la vulnerabilidad de estos sistemas frente a distintos tipos de ataques informáticos. Al manejar datos financieros especialmente sensibles, estas empresas se han convertido en objetivos muy atractivos para los ciberdelincuentes, lo que ha hecho que la seguridad tecnológica y la protección de datos pasen a ocupar un lugar central dentro de su funcionamiento (Karangara & Manta, 2024, pp. 1–2).

A medida que los servicios financieros se automatizan, aparecen también nuevos retos relacionados con la transparencia y el control de los sistemas que toman decisiones de forma automática. El uso de algoritmos para gestionar inversiones o analizar datos obliga a que estos procesos sean comprensibles y explicables para los usuarios, de modo que puedan entender cómo se toman las decisiones que afectan a su dinero. Por ello, la adaptación de la regulación y el desarrollo de mecanismos de supervisión adecuados se convierten en factores esenciales para reforzar la confianza de los inversores y asegurar una adopción sostenible de las soluciones FinTech a largo plazo (Akhtar et al., 2025, pp. 2–3).

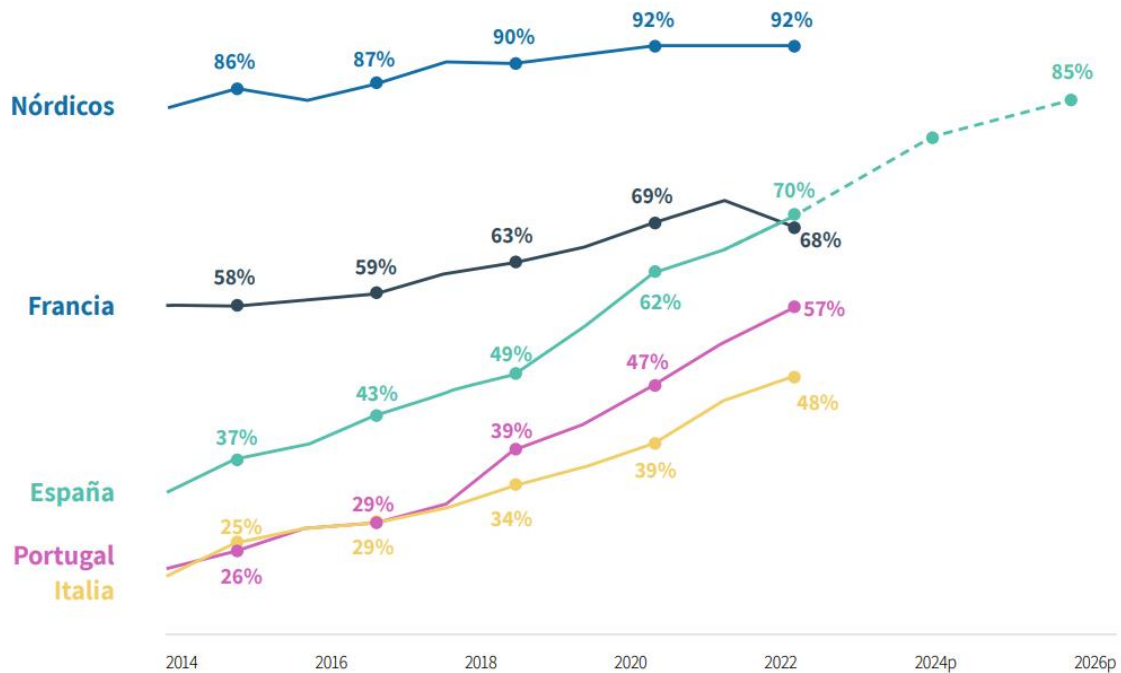
En este contexto, las previsiones sobre el uso de inteligencia artificial generativa apuntan a cambios relevantes en la forma en que los inversores buscan orientación financiera. En la actualidad, los particulares combinan distintas fuentes de información, como familiares, asesores profesionales o páginas web especializadas. Sin embargo, el Deloitte Center for Financial Services (2024) proyecta un escenario en el que las aplicaciones basadas en IA ganarán un peso muy significativo en el *mind-share* del inversor, pudiendo alcanzar niveles de utilización estimados cercanos al 78 % en 2028. Esta evolución no solo alteraría el equilibrio entre los distintos canales de asesoramiento, especialmente en los servicios más estandarizados, sino que también obligará a las entidades financieras a integrar estas capacidades tecnológicas para mantener su competitividad y adaptarse a nuevas expectativas de los usuarios.

Este proceso de transformación tecnológica ha venido acompañado, además, de una apertura progresiva del sistema financiero. En Europa, la implantación del open banking

a través de la directiva PSD2 ha obligado a las entidades a compartir los datos de sus clientes con terceros autorizados mediante interfaces seguras. Este cambio ha favorecido la aparición de nuevos servicios digitales y ha ampliado la oferta disponible para los usuarios. Al mismo tiempo, esta mayor interconexión ha reforzado la competencia y ha facilitado el acceso a productos financieros más personalizados, aunque también ha aumentado la dependencia del sector de infraestructuras tecnológicas y de proveedores externos. En respuesta, el marco regulatorio ha evolucionado hacia la resiliencia operativa digital con iniciativas como el Reglamento DORA, orientadas a reforzar la gestión del riesgo tecnológico, la ciberseguridad y la supervisión de los proveedores tecnológicos críticos. En conjunto, la digitalización no solo está transformando la prestación de servicios financieros, sino también el entorno regulatorio necesario para garantizar su estabilidad y seguridad a largo plazo (Martínez Tascón, 2026, pp. 6–9, 11–13, 15–17).

Los datos recientes sobre el uso de banca digital en Europa confirman esta transformación. España se sitúa ya entre los países con mayor adopción, superando el 70 % de usuarios y acercándose progresivamente a los niveles de los países nórdicos (véase Ilustración 1). Esta evolución refleja la rápida normalización de los canales digitales en la relación con las entidades financieras y muestra cómo la digitalización ha dejado de ser una tendencia emergente para convertirse en el modelo predominante de acceso a los servicios financieros (Martínez Tascón, 2026, pp. 6–9, 11–13, 15–17).

Ilustración 1: Evolución del uso de la banca digital en distintos países de Europa. Fuente: Martínez Tascón, (2026, p.14) con datos de Eurostat.



2.3 Definición y características de los Robo-Advisors

2.3.1 Modelos de Robo-Advisors (puros vs. híbridos)

Los robo-advisors pueden entenderse como plataformas digitales que prestan servicios de inversión mediante algoritmos capaces de analizar la información del cliente y transformarla en decisiones automatizadas de asignación y gestión de carteras. Lo que realmente los diferencia no es solo que operen online, sino que la recomendación de inversión deja de depender directamente del juicio humano y pasa a basarse en modelos programados que aplican criterios objetivos previamente definidos. Aunque no existe una definición jurídica cerrada del término, en la doctrina se asocian a sistemas en los que el asesoramiento o la gestión se realiza de forma automatizada, con una intervención humana muy limitada en el desarrollo ordinario del servicio. Desde el punto de vista legal, además, el robo-advisor no actúa como un sujeto independiente en el mercado. En cambio, funciona como una herramienta tecnológica integrada en una empresa de servicios de inversión, que es la que mantiene la relación contractual con el cliente y

asume la responsabilidad derivada del cumplimiento del marco regulatorio aplicable, especialmente el establecido por MiFID II (Maume, 2021, p. 10).

En la práctica, el funcionamiento de estos sistemas comienza con la recopilación de información del inversor a través de cuestionarios digitales, que permiten identificar variables como su situación financiera, sus objetivos y su tolerancia al riesgo. A partir de esos datos, el algoritmo asigna una combinación de activos coherente con el perfil definido. Lo habitual es que las carteras estén formadas por instrumentos diversificados y de bajo coste, especialmente fondos indexados o ETFs. Una vez construida la cartera, el sistema supervisa su evolución y realiza ajustes automáticos cuando se producen desviaciones relevantes respecto a la asignación inicial. Ahora bien, el alcance del servicio puede variar entre entidades. En muchos casos, el robo-advisor se limita a la gestión y optimización de carteras concretas y no abarca una planificación financiera integral. Esta delimitación funcional ha favorecido la aparición de modelos híbridos, en los que la automatización se complementa con la intervención puntual de asesores humanos en determinadas fases del proceso (Fisch, Labouré & Turner, 2019, 13-16).

La clasificación entre robo-advisors puros e híbridos puede realizarse atendiendo al grado de intervención humana en el proceso de asesoramiento. En el modelo puramente automatizado, la relación con el inversor se desarrolla íntegramente a través de la plataforma digital y las decisiones de inversión se ejecutan conforme a parámetros algorítmicos previamente establecidos, sin asesoramiento personal directo. En cambio, los modelos híbridos introducen la posibilidad de interacción con profesionales financieros en determinados momentos del proceso, ya sea para complementar la estrategia propuesta o para ofrecer acompañamiento en situaciones específicas. Esta diferencia no es meramente formal, sino que incide en la experiencia del inversor y en la percepción de confianza asociada al servicio (SEC, 2017).

En los últimos años, el desarrollo reciente del sector muestra una inclinación creciente hacia el modelo híbrido. Diversas plataformas han comenzado a estructurar su oferta en distintos niveles de servicio, en los que la gestión automatizada constituye la base del sistema, mientras que determinadas prestaciones adicionales quedan reservadas para modalidades más avanzadas. En estas versiones, el acceso a asesoramiento profesional suele estar condicionado por mayores niveles de inversión o por el pago de comisiones

superiores. De esta forma, las entidades pueden diferenciar entre clientes que utilizan únicamente la gestión automatizada y aquellos que demandan un mayor grado de acompañamiento financiero. Esta organización escalonada del servicio refleja cómo el mercado ha ido adaptándose a las necesidades de los inversores, situando el modelo híbrido como una opción cada vez más frecuente dentro del ecosistema de robo-advisors (Morningstar, 2025).

2.3.2 Tecnologías habilitadoras: Algoritmos, IA y machine learning en la gestión de carteras

Una vez descrito el funcionamiento general de los robo-advisors, resulta necesario analizar las tecnologías que hacen posible este tipo de asesoramiento automatizado. En particular, el desarrollo de estas plataformas se apoya en el uso de algoritmos, sistemas de inteligencia artificial y técnicas de machine learning.

En términos generales, un algoritmo puede entenderse como un procedimiento computacional compuesto por una secuencia ordenada de operaciones que transforman determinados datos de entrada en un resultado concreto. En el ámbito del asesoramiento automatizado, estos sistemas procesan la información proporcionada por el inversor, como su perfil de riesgo, sus objetivos financieros o su horizonte temporal. A partir de ella, el algoritmo aplica reglas previamente programadas para traducirla en decisiones de asignación de activos o en ajustes dentro de la cartera. De esta manera, el algoritmo actúa como el mecanismo que convierte la información del usuario en acciones operativas dentro del sistema. Esto permite que la gestión de inversiones pueda realizarse de forma sistemática, consistente y a gran escala (Cormen et al., 2009, pp. 5 - 6).

A partir de esta base algorítmica, la evolución reciente de los robo-advisors ha incorporado técnicas de machine learning que permiten ampliar la capacidad analítica de los sistemas automatizados. A diferencia de los algoritmos tradicionales, que operan siguiendo reglas previamente definidas, los modelos de aprendizaje automático pueden identificar patrones dentro de grandes volúmenes de datos financieros y ajustar sus predicciones a partir de la información que van procesando. Esto facilita tareas como el análisis de riesgos, la detección de tendencias de mercado o la mejora progresiva de las

estrategias de inversión. Gracias a estas herramientas, los robo-advisors pueden desarrollar modelos predictivos más sofisticados y adaptar la gestión de carteras a condiciones cambiantes del mercado (Bonelli & Liu, 2024, p. 34).

En muchos casos, los algoritmos combinan los datos proporcionados por el inversor con modelos de optimización de carteras inspirados en principios financieros como la *Modern Portfolio Theory*. A partir de ellos, la plataforma puede determinar una distribución de activos coherente con el nivel de riesgo asumido por el cliente y supervisar de manera continua si la cartera se mantiene dentro de los parámetros definidos. Este enfoque permite automatizar no solo el tratamiento de la información, sino también la aplicación de estrategias de diversificación y rebalanceo que tradicionalmente requerían la intervención directa de un gestor humano (Bonelli & Sipahi Döngül, 2024, p. 2).

Dentro del ámbito del machine learning también pueden distinguirse distintos enfoques según la forma en que el sistema aprende a partir de la información disponible. Uno de los más extendidos es el aprendizaje supervisado, en el que el modelo se entrena utilizando conjuntos de datos previamente etiquetados. A partir de estos ejemplos, el algoritmo aprende a relacionar determinadas variables con un resultado conocido, lo que permite desarrollar herramientas predictivas que posteriormente pueden aplicarse a nuevas observaciones. Por su parte, el aprendizaje no supervisado trabaja con información que no dispone de etiquetas previas. En este caso, el objetivo no es predecir un resultado concreto, sino analizar el conjunto de datos para identificar patrones, similitudes o relaciones internas entre las observaciones. Para ello suelen emplearse técnicas de agrupación o *clustering*, que permiten organizar los datos en conjuntos con características similares y descubrir estructuras que no han sido definidas previamente por el analista (Santos, 2020).

Otro enfoque relevante dentro del aprendizaje automático es el denominado aprendizaje por refuerzo o *reinforcement learning*. A diferencia de los métodos supervisados o no supervisados, el sistema aprende a tomar decisiones de manera secuencial a partir de la interacción con un entorno determinado. El algoritmo evalúa distintas acciones posibles y ajusta su comportamiento en función de las recompensas o penalizaciones que obtiene tras cada decisión. Este enfoque resulta especialmente útil en contextos financieros en los que las decisiones actuales influyen en resultados futuros y deben adaptarse

continuamente a la evolución de múltiples variables. En el ámbito del asesoramiento automatizado, algunos proveedores han comenzado a explorar estas técnicas para abordar problemas complejos de planificación financiera. Un ejemplo es el modelo utilizado por Vanguard, que emplea algoritmos de aprendizaje por refuerzo para diseñar estrategias de aportación a la cartera orientadas a maximizar la probabilidad de alcanzar objetivos a largo plazo, como la financiación de la jubilación, al mismo tiempo que se consideran metas intermedias como la adquisición de vivienda o la gestión del endeudamiento (Albà Soler & Vía Martínez-Seara, 2023, pp. 11–12).

2.4 Ventajas y riesgos del Robo-Advice

Una vez definidas las principales características del robo-advice, resulta necesario valorar sus implicaciones desde una perspectiva equilibrada. La literatura especializada suele abordar este fenómeno atendiendo tanto a las ventajas que introduce en la prestación de servicios de inversión como a los riesgos y desafíos que plantea para inversores, entidades y reguladores (Cardillo & Chiappini, 2024, pp. 1- 2).

2.4.1 Ventajas

Una de las ventajas más citadas de los robo-advisors es la eficiencia en costes que introducen en la prestación de servicios de inversión. A diferencia del asesoramiento financiero tradicional, que suele depender de estructuras intensivas en capital humano, estas plataformas se apoyan en sistemas automatizados capaces de ejecutar gran parte de las tareas operativas del proceso de inversión. Actividades como la recopilación de información del cliente, la gestión administrativa del servicio o el seguimiento periódico de las carteras pueden realizarse directamente a través de la plataforma digital. Esta automatización reduce los costes operativos asociados a la prestación del servicio y permite ofrecer estructuras de comisiones más bajas para los inversores. En la práctica, muchas plataformas de robo-advisory aplican tarifas anuales que suelen situarse aproximadamente entre el 0,25 % y el 0,50 % de los activos gestionados, mientras que los servicios de asesoramiento tradicionales suelen implicar costes cercanos o superiores al 1 % de los activos bajo gestión (Campbell & Safane, 2025).

Esta eficiencia operativa también se relaciona con la elevada capacidad de escalabilidad del modelo. Al apoyarse en sistemas automatizados, estas plataformas pueden ofrecer servicios de asesoramiento con menores costes operativos, lo que permite ampliar el número de clientes a los que se dirige el servicio. Como consecuencia, los robo-advisors facilitan que inversores con patrimonios más reducidos puedan acceder a herramientas que tradicionalmente estaban asociadas a servicios de banca privada o de gestión patrimonial (Volpi, 2017).

Otra ventaja que suele señalarse es la capacidad de los robo-advisors para reducir la influencia de ciertos sesgos conductuales que afectan con frecuencia a las decisiones de inversión. Diversos estudios muestran que los inversores particulares no siempre actúan de manera plenamente racional en los mercados financieros y tienden a simplificar sus decisiones basándose en intuiciones o experiencias previas. En este contexto, las plataformas de robo-advisory introducen entornos de decisión más estructurados, en los que el proceso de inversión se organiza mediante herramientas digitales y reglas predefinidas que pueden contribuir a limitar algunos de estos comportamientos (Jung & Weinhardt, 2018, pp. 1–3, 5–6).

En apoyo de esta idea, distintos trabajos empíricos han analizado cómo el uso de robo-advisors puede influir en el comportamiento real de los inversores. La evidencia disponible muestra que, tras adoptar este tipo de herramientas, disminuye la incidencia de algunos sesgos en la gestión individual de carteras. Entre ellos destaca el denominado *efecto disposición*, que lleva a muchos inversores a vender con rapidez los activos que generan ganancias mientras mantienen durante más tiempo aquellos que registran pérdidas. También se observa una menor tendencia a invertir siguiendo el rendimiento reciente de determinados activos, una práctica que suele conducir a decisiones poco eficientes cuando los inversores reaccionan a movimientos de mercado de corto plazo. Al basarse en reglas de inversión predefinidas y en modelos cuantitativos para generar recomendaciones, los robo-advisors tienden a limitar este tipo de comportamientos y favorecen decisiones de inversión más consistentes a lo largo del tiempo (D'Acunto, Prabhala & Rossi, 2019, pp. 3-4, 18 - 22).

Además, algunos trabajos señalan que el uso de robo-advisors también puede influir en la forma en que los inversores construyen sus carteras. En particular, la evidencia sugiere

que estas herramientas tienden a favorecer una mayor diversificación, especialmente entre usuarios que anteriormente concentraban su inversión en un número reducido de activos. Al generar recomendaciones basadas en modelos de optimización de carteras, los algoritmos pueden redistribuir la inversión entre distintos instrumentos y reducir la exposición a riesgos específicos asociados a cada título individual. De este modo, la adopción de asesoramiento automatizado puede contribuir a configurar carteras más equilibradas y con una estructura de riesgo más eficiente (D'Acunto & Rossi, 2020, pp. 10–13).

Por último, otra característica que suele destacarse en el desarrollo del asesoramiento automatizado es el mayor grado de consistencia y trazabilidad que introduce en el proceso de toma de decisiones. Mientras que el asesoramiento tradicional puede depender en mayor medida de la interpretación individual del profesional, o de factores subjetivos en la relación con el cliente, los robo-advisors se basan en algoritmos programados que aplican los mismos criterios de inversión de forma sistemática para todos los usuarios con perfiles similares. Esto facilita que las decisiones de inversión puedan explicarse y revisarse con mayor claridad, tanto por parte de los propios inversores como de los supervisores (D'Acunto & Rossi, 2020, pp. 6, 14–16).

El funcionamiento del modelo responde a reglas previamente definidas, lo que permite seguir con mayor precisión el proceso mediante el cual se generan las recomendaciones. Además, algunas plataformas incorporan funcionalidades destinadas a mejorar la eficiencia fiscal de las carteras, como las estrategias de *tax-loss harvesting*. Estas consisten en sustituir activos que registran pérdidas por otros con características similares para compensar ganancias y reducir la carga fiscal del inversor, sin alterar significativamente la exposición al mercado. No obstante, es importante precisar que esta herramienta es una característica propia del mercado de Estados Unidos, donde el sistema está programado para evitar que el inversor pierda el derecho a la deducción por recomprar el mismo activo, o uno muy parecido, en un periodo de tiempo demasiado breve (D'Acunto & Rossi, 2020, pp. 6, 14–16). En España existe una restricción equivalente bajo la normativa del IRPF: las pérdidas derivadas de la transmisión de valores cotizados en mercados secundarios oficiales no son computables si el contribuyente adquiere valores homogéneos en los dos meses anteriores o posteriores a dicha transmisión (Agencia Tributaria, 2024). Esta limitación no impide aplicar la

estrategia, sino que condiciona su ejecución al respeto de ese plazo mínimo para que la pérdida sea fiscalmente computable.

En conjunto, estas características muestran cómo la automatización puede mejorar distintos aspectos del proceso de inversión, desde la gestión operativa hasta la toma de decisiones y la estructura de las carteras. No obstante, junto a estas ventajas también surgen nuevas cuestiones relacionadas con el funcionamiento de los algoritmos, el grado de confianza que generan en los inversores y los posibles riesgos asociados a este modelo de asesoramiento.

2.4.2 Riesgos

En el contexto del asesoramiento automatizado, uno de los aspectos que más preocupa es la limitada transparencia con la que, en ocasiones, se generan las decisiones de inversión. Aunque el inversor recibe una recomendación personalizada tras completar un cuestionario, el proceso interno mediante el cual el algoritmo transforma esa información en una estrategia concreta no siempre resulta comprensible desde el exterior. En muchos casos, los modelos utilizados por las plataformas permanecen protegidos como parte de su tecnología propietaria, lo que dificulta que el usuario conozca los criterios exactos que determinan la asignación de activos o los ajustes posteriores de la cartera. Esta falta de visibilidad da lugar a lo que en la literatura se denomina *black box risk*, es decir, el riesgo derivado de confiar en un sistema cuyo funcionamiento interno no puede ser plenamente verificado por el inversor. Desde una perspectiva jurídica y de protección del cliente, esta situación puede generar una asimetría informativa significativa entre la entidad que presta el servicio y el usuario final, ya que el inversor debe aceptar recomendaciones cuyo proceso de generación no puede evaluar por sí mismo (Maume, 2021, pp. 10–11).

Esta opacidad también plantea desafíos adicionales tanto para los supervisores como para la propia consistencia del asesoramiento automatizado. Cuando las recomendaciones dependen de modelos algorítmicos complejos, resulta más difícil evaluar externamente si los supuestos utilizados son adecuados o si el sistema incorpora sesgos que puedan influir en el resultado final. Algunos estudios comparativos han puesto de manifiesto que distintas plataformas pueden proponer carteras muy diferentes incluso para perfiles de

inversor prácticamente idénticos. En determinados casos, la exposición a renta variable recomendada para un mismo perfil llega a variar de forma muy significativa entre proveedores, lo que también se refleja en estimaciones de rentabilidad esperada muy dispares entre plataformas. Estas divergencias sugieren que el resultado final depende en gran medida de la metodología empleada por cada plataforma y de los criterios utilizados para diseñar los algoritmos de asignación de activos, lo que puede generar dudas sobre la coherencia de las recomendaciones ofrecidas al inversor (Better Finance, 2020, pp. 7–8).

A estas cuestiones se añaden las limitaciones propias del proceso de recopilación de información mediante cuestionarios digitales. En la mayoría de plataformas, el perfil del inversor se determina a partir de una serie de preguntas estandarizadas sobre objetivos financieros, horizonte temporal o tolerancia al riesgo. Sin embargo, este tipo de formularios necesariamente simplifica la complejidad real de la situación financiera de cada individuo. Además, cuando el proceso se realiza sin interacción humana, existe el riesgo de que algunos usuarios interpreten de forma incorrecta las preguntas o sobreestimen su propio conocimiento financiero. Si estas imprecisiones se trasladan al sistema algorítmico, pueden influir directamente en la evaluación del perfil del inversor y, en consecuencia, en la recomendación de inversión generada por la plataforma, introduciendo un elemento adicional de incertidumbre en el asesoramiento automatizado (Better Finance, 2020, p. 24).

Otro aspecto que también se ha señalado en distintos estudios se relaciona con la posible existencia de conflictos de interés en el diseño y funcionamiento de los algoritmos utilizados por las plataformas de robo-advisory. Aunque el asesoramiento automatizado suele presentarse como un sistema más imparcial que el asesoramiento financiero tradicional, al reducir la influencia directa de los incentivos personales de los asesores humanos, esto no implica necesariamente que el proceso de recomendación esté completamente libre de conflictos. (Ji, 2017, pp. 1572–1573).

En este sentido, la supuesta neutralidad de los algoritmos resulta relativa, ya que el sistema continúa estando condicionado por las decisiones adoptadas durante su diseño y programación. Esto significa que la automatización no elimina los conflictos de interés, sino que simplemente los desplaza: ya no operan a nivel del asesor individual, con sus

emociones e incentivos personales, sino a nivel institucional, dentro de la propia firma (Ji, 2017, pp. 1572–1573).

En el modelo tradicional, el conflicto suele ser puntual y depende del comportamiento de una persona concreta. En el modelo automatizado, en cambio, ese conflicto puede quedar directamente integrado en el código del software, de forma que los intereses de la entidad queden incorporados de manera silenciosa en la lógica de las recomendaciones. Al fin y al cabo, el algoritmo es un artefacto diseñado por personas, y esas personas pueden verse influidas, a veces sin ser plenamente conscientes de ello, por los incentivos corporativos a la hora de definir los parámetros de inversión. Lo que hace este riesgo especialmente preocupante es su carácter sistémico. Un error humano afecta a un cliente, o quizás a unos pocos. Un sesgo programado en el algoritmo, en cambio, impacta de forma simultánea y uniforme sobre todos los clientes de la plataforma, sin excepción y sin que ninguno de ellos pueda detectarlo fácilmente (Ji, 2017, pp. 1572–1573).

Dado que los algoritmos son desarrollados por las propias firmas financieras, existe la posibilidad de que el diseño del sistema o los criterios utilizados para construir las carteras incorporen elementos que favorezcan los intereses de la entidad. Por ejemplo, el modelo podría priorizar la utilización de intermediarios afiliados para ejecutar operaciones o incluir en las carteras determinados productos vinculados a la propia plataforma. En este tipo de situaciones pueden surgir conflictos entre la entidad y el cliente, especialmente cuando la firma obtiene beneficios derivados de la distribución de productos propios o de servicios prestados por entidades afiliadas (FINRA, 2016, p. 6; Ji 2017, pp. 1573–1574).

Por otro lado, algunos estudios recientes señalan riesgos asociados a la ausencia de interacción humana en el proceso de asesoramiento. En particular, sugieren que, sin el acompañamiento de un asesor, determinados inversores pueden tener mayores dificultades para mantener inversiones con un nivel de riesgo más elevado o sostener estrategias de largo plazo durante periodos de volatilidad. En este contexto, la falta de apoyo humano podría afectar al grado de confianza que algunos inversores depositan en los mercados financieros y, en consecuencia, influir en su disposición a mantener activos arriesgados en sus carteras (Loos et al., 2020, p. 2; Guiso, Sapienza & Zingales, 2008, pp. 1–2).

Junto a los riesgos analizados, el desarrollo del robo-advice arrastra también vulnerabilidades, vistas previamente, de carácter tecnológico y social que completan el cuadro. La dependencia de infraestructuras digitales expone a estas plataformas a ciberataques y brechas de datos especialmente sensibles en el ámbito financiero. Al mismo tiempo, el carácter estrictamente digital del servicio excluye en la práctica a quienes carecen de acceso tecnológico o de competencias digitales suficientes, generando nuevas formas de exclusión que se añaden a las barreras económicas tradicionales.

3 Análisis comparativo: robo-advisors y asesoría financiera tradicional

3.1 Elementos previos al análisis: perfilado y rebalanceo en robo-advisors

3.1.1 Perfilado del cliente.

A diferencia del asesoramiento financiero tradicional, donde el conocimiento del inversor suele construirse a través de entrevistas directas entre el cliente y el asesor, en las plataformas de robo-advisory este proceso se realiza mediante procedimientos digitales estandarizados. Durante la fase inicial de registro en la plataforma, conocida habitualmente como *onboarding*, el usuario debe completar un cuestionario online, que ha sido mencionado previamente, destinado a recopilar información sobre distintos aspectos de su perfil financiero. Esto incluye datos como su edad, nivel de ingresos, horizonte temporal de inversión, objetivos financieros o capacidad para asumir pérdidas. A partir de esta información, el sistema puede elaborar un perfil de inversor que servirá como base para la posterior recomendación de cartera (Maume, 2021, pp. 16 – 17).

Una vez definido el perfil del cliente, el algoritmo lo vincula con una serie de carteras modelo previamente diseñadas que presentan distintos niveles de riesgo. En muchos casos, la plataforma ofrece al usuario varias alternativas de inversión que se diferencian principalmente por la proporción de activos de renta variable y renta fija, aunque también pueden incorporar otros criterios como determinados objetivos de sostenibilidad. Si el cliente decide contratar el servicio, el sistema procede a construir la cartera inicial invirtiendo el capital aportado en las categorías de activos correspondientes a la estrategia seleccionada (Maume, 2021, pp. 16 -17).

Aunque cada plataforma implementa su propia escala de puntuación, en la práctica los inversores suelen agruparse en distintos niveles de riesgo, cuyo número varía en función del proveedor. No obstante, la evidencia empírica muestra que la mayoría de robo-

advisors estructuran sus recomendaciones en un número relativamente limitado de perfiles, generalmente en torno a cinco o diez categorías (Richter, 2018, p. 35).

Desde un punto de vista técnico, podemos distinguir tres grandes arquetipos que definen el comportamiento de las carteras automatizadas. En primer lugar, encontramos el perfil conservador, que se caracteriza por una clara preferencia por la preservación del capital frente a la obtención de rentabilidad. Este tipo de inversor presenta una baja tolerancia al riesgo y prioriza la estabilidad de su patrimonio, incluso si ello implica asumir retornos limitados. En consecuencia, las carteras asociadas a este perfil suelen concentrarse en activos de menor volatilidad, como la renta fija o instrumentos monetarios, con una exposición muy reducida a la renta variable. Además, suele tratarse de inversores con horizontes temporales más cortos o con una capacidad limitada para absorber pérdidas, lo que condiciona la estrategia de inversión hacia posiciones más prudentes (Openbank, s. f.).

En segundo lugar, el perfil moderado representa una posición intermedia entre la seguridad y la búsqueda de rentabilidad. Estos inversores están dispuestos a asumir cierto nivel de riesgo con el objetivo de obtener mayores rendimientos a medio y largo plazo, aunque sin comprometer excesivamente la estabilidad de su capital (Comisión para el Mercado Financiero, s. f.). En consecuencia, las carteras recomendadas para este perfil suelen estar diversificadas, combinando activos de renta fija y renta variable en proporciones relativamente equilibradas. Este enfoque permite mitigar la volatilidad a la vez que se aprovechan las oportunidades de crecimiento del mercado, configurando una estrategia orientada a optimizar la relación entre riesgo y rentabilidad

Por último, el perfil agresivo se orienta principalmente a la maximización del rendimiento a largo plazo, aceptando elevados niveles de volatilidad y posibles pérdidas en el corto plazo (inbestMe, 2023). Este tipo de inversor presenta una alta tolerancia al riesgo y, por lo general, cuenta con un horizonte temporal amplio que le permite absorber fluctuaciones del mercado. En este contexto, las carteras asignadas tienden a estar dominadas por activos de renta variable, con una exposición significativamente mayor a mercados accionarios. La estrategia busca capturar primas de rentabilidad superiores, asumiendo que las oscilaciones del mercado forman parte del proceso de inversión.

Tabla 1. Comparativa Roboadvisors. Fuente: Elaboración propia

Entidad	Nº de niveles	Nomenclatura de perfiles	Exposición a Renta Variable	Exposición a Renta fija
CaixaBank Smart Money (Galán, 2026)	5	Smart Money 1 Smart Money 2 Smart Money 3 Smart Money 4 Smart Money 5	20% 30% 50% 60% 100%	80% 70% 50% 40% 0%
Openbank ¹ (Pérez Picazo, 2023)	5	Kuala Lumpur Shanghai Taipei New York Dubai	8% 14,55% 39,40% 53,45% 83,20%	34,20% 48,20% 38,50% 29,05% 7,90%
Santander Activa (Banco Santander, s. f.)	5	Walking Running Riding Driving Racing	20% 40% 60% 80% 100%	80% 60% 40% 20% 0%
Bankinter Roboadvisor (Barbero, 2026)	5	Defensiva Conservadora Moderada Dinámica Agresiva	0% 11% 26% 33% 40%	100% 89% 74% 67% 60%
Myinvestor (MyInvestor, 2026)	5	Clásica Pop Indie Rock Heavy Metal	13% 39% 60% 78% 100%	87% 61% 40% 22% 0%
BBVA Multiestrategia (BBVA, 2026)	4	Bajo Medio Alto Muy Alto	25% 45% 65% 95%	75% 55% 35% 5%

Los datos recogidos en la Tabla 1 permiten ir más allá de la clasificación teórica en arquetipos e ilustran una realidad que resulta especialmente relevante desde el punto de vista del inversor: que dos plataformas pueden asignar a un mismo cliente perfiles con

¹ Nota: Los porcentajes reflejados corresponden exclusivamente a la exposición directa en renta variable y renta fija. En determinadas entidades, la suma de ambas categorías no alcanza el 100 % debido a que el modelo de inversión incorpora adicionalmente activos monetarios (liquidez) para la operativa de rebalanceo y/o activos reales (como materias primas, oro o sector inmobiliario) para aumentar la diversificación. Este es especialmente el caso de Openbank, cuyo modelo combina la gestión pasiva con fondos seleccionados de gestión activa para ajustar dinámicamente el peso entre estas clases de activos (Pérez Picazo, 2023; Galán, 2026).

nombres equivalentes pero con una composición de cartera radicalmente distinta. Esta dispersión es especialmente acusada en los niveles intermedios, donde la proporción de renta variable oscila de forma considerable entre entidades, lo que implica diferencias sustanciales en el nivel de riesgo real asumido, aunque el perfil declarado sea el mismo. Como ya han señalado estudios comparativos previos, la exposición a renta variable recomendada para un mismo perfil puede variar de forma muy significativa entre proveedores, con estimaciones de rentabilidad esperada igualmente dispares (Better Finance, 2020, pp. 7–8). Esto no es un problema menor: si el perfil de riesgo es el mecanismo central a través del cual MiFID II garantiza la idoneidad de la recomendación para el cliente (Directiva 2014/65/UE, art. 25), la falta de homogeneidad en su traducción práctica cuestiona hasta qué punto el marco regulatorio está logrando realmente su objetivo protector en el contexto del asesoramiento automatizado.

Merece atención también la dimensión simbólica de la nomenclatura utilizada por cada entidad para denominar sus perfiles. Frente a las etiquetas técnicas que emplean algunas plataformas, otras optan por nombres geográficos o metáforas de velocidad, como en los casos de Openbank y Santander Activa respectivamente. Aunque este aspecto no ha recibido atención específica en la literatura revisada, resulta razonable pensar que la forma en que se etiquetan las opciones de inversión no es neutral. A la luz de los efectos de *framing* documentados por Tversky & Kahneman (1981, pp. 453–458), la forma en que se presenta una opción influye en la decisión con independencia de su contenido real. Aplicando este principio, un inversor que asocia una ciudad como Dubai con dinamismo y riesgo elevado, o que interpreta "Racing" como una apuesta agresiva, puede verse condicionado en su elección antes incluso de haber leído los porcentajes de exposición a renta variable. De ello se desprende que la nomenclatura de los perfiles no constituye un elemento meramente estético, sino un factor de diseño con implicaciones conductuales directas sobre las decisiones de inversión, y constituye una línea de análisis que merecería ser explorada en mayor profundidad en investigaciones futuras.

3.1.2 Asignación de activos y rebalanceo automático.

Una vez determinado el perfil del cliente a través del proceso de onboarding descrito en el apartado anterior, el algoritmo afronta su tarea central: traducir ese perfil en una cartera concreta. Para ello, la práctica totalidad de los robo-advisors recurre a los principios de la

Modern Portfolio Theory (MPT), desarrollada por Harry Markowitz en 1952, que establece que la asignación óptima de activos no depende de la evaluación individual de cada instrumento, sino de la forma en que estos se combinan entre sí en términos de rentabilidad esperada, riesgo y correlación (Markowitz, 1952. 77-79). Aplicando este marco, el algoritmo busca construir carteras situadas sobre la frontera eficiente, es decir, aquellas que maximizan el retorno esperado para un nivel de riesgo dado. Aunque en términos matemáticos esta formulación puede expresarse también como la minimización del riesgo para una rentabilidad objetivo, esta segunda expresión no describe por sí sola una gestión alineada con el estándar europeo de protección del inversor. Bajo MiFID II, la construcción de carteras debe basarse en la idoneidad para cada cliente concreto, atendiendo a su perfil, objetivos, tolerancia al riesgo y capacidad para soportar pérdidas (Directiva 2014/65/UE, art. 25.2). En la práctica, esto se traduce en una distribución de activos entre renta variable, renta fija y, en algunos casos, instrumentos alternativos, cuya proporción varía en función del perfil asignado al cliente (Bonelli & Sipahi Döngül, 2024, p. 2).

Los vehículos de inversión utilizados para materializar esta asignación son, de forma predominante, fondos indexados y ETFs. Esta elección responde, en gran medida, a su bajo coste y a su capacidad para ofrecer una amplia diversificación de forma sencilla, características que resultan coherentes con el modelo operativo de los robo-advisors (Fisch, Laboure & Turner, 2019, p. 13). La cartera resultante queda así definida por unos pesos objetivo para cada clase de activo, que representan la distribución óptima según el perfil del inversor en el momento de su construcción.

Sin embargo, la evolución natural de los mercados hace que estos pesos se desvíen con el tiempo respecto a los objetivos iniciales. Por ejemplo, un periodo sostenido de crecimiento en la renta variable puede aumentar su peso dentro de la cartera por encima del nivel previsto para el perfil del inversor, elevando el riesgo asumido sin que exista una decisión consciente por su parte. Para corregir estas desviaciones, los robo-advisors incorporan mecanismos de rebalanceo automático que detectan cuándo la composición de la cartera se aleja de la asignación objetivo y ejecutan los ajustes necesarios sin intervención humana. Este proceso implica, en términos operativos, vender los activos que han ganado peso por encima del umbral definido y reinvertir los recursos obtenidos en aquellos que han quedado con menor peso en la cartera (Horn & Oehler, 2020, p. 490).

En cuanto a la forma en que se implementa este ajuste, la literatura distingue principalmente dos enfoques. El rebalanceo periódico se realiza en intervalos de tiempo predefinidos, con independencia del grado de desviación de la cartera, siendo habituales revisiones mensuales, trimestrales o anuales. Por el contrario, el rebalanceo por umbral se activa únicamente cuando alguna clase de activo supera un margen de desviación respecto a su peso objetivo, lo que permite una mayor adaptación a las condiciones de mercado y puede contribuir a reducir los costes de transacción. En la práctica, algunas plataformas combinan ambos enfoques, integrando revisiones periódicas con límites de tolerancia, con el fin de mantener la coherencia de la asignación sin generar ajustes innecesarios (Horn & Oehler, 2020, pp. 489, 494).

Es importante señalar que, aunque la automatización de este proceso constituye una de las ventajas más reconocidas del modelo, la optimización de la asignación de activos sigue representando uno de los principales desafíos técnicos del sector. En este sentido, la optimización media-varianza puede generar soluciones matemáticamente óptimas que no siempre resultan adecuadas desde un punto de vista financiero, especialmente cuando los parámetros de entrada, como los retornos esperados, las volatilidades o las correlaciones, se estiman a partir de datos históricos que no necesariamente reflejan la dinámica futura de los mercados. Esta limitación, inherente a la propia MPT, se traslada a los algoritmos de asignación utilizados por los robo-advisors, lo que hace necesario incorporar técnicas de regularización y restricciones adicionales con el fin de obtener carteras más robustas y estables a lo largo del tiempo (Bourgeron, Lezmi & Roncalli, 2019).

3.2 Análisis comparativo

Para el análisis de la estructura de costes, se ha optado por emplear tablas comparativas que permiten sintetizar de forma clara las principales diferencias entre el modelo de robo-advisory y la asesoría financiera tradicional. Este enfoque facilita una visualización directa de los distintos componentes de coste y sirve como base para el posterior análisis detallado de cada uno de ellos.

Tabla 2: Comparativa financiera: robo-advisor vs. asesoría financiera tradicional. Fuente: Elaboración propia.

Dimensión Financiera	Robo – Advisor	Asesoría financiera tradicional
Comisión de gestión	0,25% - 0,50% anual s/AUM	~1 %-2 % anual s/ AUM
Coste total all-in	0,30 %-0,70 % (incl. TER fondos)	1,50 %-2,50 % (incl. fondos activos)
Comisiones fijas adicionales	No habituales	1.000–3.000 €/año en algunos modelos
Tarifa por hora	No aplica	100–400 €/hora (planificación específica)
Tipo de fondos utilizados	Indexados / ETFs (clases institucionales)	Habitualmente gestión activa (clases retail con retrocesiones)
Transparencia de costes	Alta: comisiones explícitas y visibles	Variable: retrocesiones no siempre visibles para el cliente
Diferencial vs. benchmark	+2,9 p.p. anuales sobre fondos comparables (Inverco)	Por debajo del benchmark en la mayoría de categorías

El diferencial de costes entre ambos modelos ha sido ampliamente documentado y constituye uno de los argumentos más recurrentes en favor del asesoramiento automatizado. En términos generales, los robo-advisors presentan estructuras de comisiones significativamente más reducidas que las de la asesoría tradicional. Así, la comisión mediana de estos servicios se sitúa en torno al 0,25 % de los activos bajo gestión, mientras que los asesores financieros tradicionales suelen aplicar tarifas cercanas al 1 %,

lo que implica un coste aproximadamente cuatro veces superior para el inversor (Solá, 2025).

No obstante, limitar la comparación a las comisiones de gestión puede ofrecer una visión incompleta del coste real del servicio. Para evaluar correctamente el impacto económico, es necesario considerar el coste total soportado por el inversor, incluyendo los gastos asociados a los productos financieros utilizados en la cartera. Desde esta perspectiva, el coste agregado de un robo-advisor suele situarse en un rango aproximado de entre el 0,30 % y el 0,70 %, mientras que, en el caso del asesoramiento tradicional, especialmente cuando se incorporan fondos de gestión activa, puede alcanzar niveles cercanos al 1,65 %. Esta diferencia, que se sitúa en torno a los 70–75 puntos básicos, adquiere una relevancia considerable a largo plazo debido a su efecto acumulativo sobre el rendimiento final de la inversión (Truthifi, 2025).

Un elemento diferencial que no suele reflejarse en comparativas más superficiales es el tipo de clase de fondo utilizada en cada modelo. En el caso de los bancos y asesores tradicionales, es habitual la distribución de clases retail de fondos de inversión, que incorporan retrocesiones dentro de su ratio de costes totales (TER). Estas comisiones, abonadas por la gestora al distribuidor, incrementan el coste del producto sin que el inversor lo perciba de forma directa. Por el contrario, los robo-advisors independientes, al operar con mayores volúmenes y carecer de los incentivos asociados a la distribución tradicional, pueden acceder a clases institucionales de los mismos fondos, caracterizadas por niveles de costes significativamente inferiores (Álvarez Añibarro, 2025, pp. 4, 6).

En términos cuantitativos, esta diferencia tiene un impacto relevante sobre la rentabilidad final del inversor. Para una cartera de 100.000 euros, los costes medios de un gestor automatizado independiente como Indexa Capital se sitúan en el 0,54 % anual. Esta cifra incluye no solo la comisión de gestión cobrada por la plataforma, sino también la custodia de los valores y los gastos propios de los fondos indexados utilizados, es decir, el coste interno que estos instrumentos descuentan para cubrir su funcionamiento (TER). Se trata, por tanto, de lo que el inversor paga en total, sin costes ocultos adicionales (Álvarez Añibarro, 2025, pp. 23, 39).

Al comparar esta estructura con la media de la banca tradicional en España, el ahorro en comisiones permite al cliente capturar una rentabilidad adicional estimada del 2,21 %

anual. Este diferencial no responde a ninguna capacidad del algoritmo para predecir los mercados, sino a una diferencia de estructura de negocio. La banca convencional suele distribuir versiones de fondos que llevan incorporadas unas comisiones adicionales destinadas a remunerar a su red comercial, lo que encarece el producto sin que el cliente lo perciba de forma directa. Los gestores automatizados independientes, al operar con versiones de esos mismos fondos sin esa capa de intermediación, trasladan íntegramente ese ahorro al inversor. Proyectada en el largo plazo, esta reducción de costes permite que el interés compuesto potencie el patrimonio neto de manera mucho más eficiente, generando una diferencia patrimonial significativa sin necesidad de incrementar la exposición al riesgo del inversor (Álvarez Añibarro, 2025, pp. 23, 39).

Conviene señalar, no obstante, que el estudio *Advisor's Alpha* de Vanguard ofrece una perspectiva que matiza este análisis. Según este trabajo, un asesor humano que aplique de forma adecuada estrategias de planificación fiscal, optimización de la asignación de activos y acompañamiento conductual puede aportar hasta tres puntos porcentuales de rentabilidad neta anual al cliente, lo que, en determinadas circunstancias, podría compensar el mayor coste asociado a la gestión tradicional (Kinniry et al., 2022, pp. 3-4, 18, 31, 61). Esta estimación pone de relieve que el diferencial de costes no se traduce necesariamente en un diferencial de valor, y que la evaluación debe realizarse en función del servicio efectivamente prestado.

Por otro lado, en lo relativo a la rentabilidad, el contraste entre ambos modelos se manifiesta de forma nítida en los resultados históricos. Para entender el punto de partida, conviene considerar el rendimiento medio de la gestión tradicional en España. Un estudio dirigido por Pablo Fernández (IESE) que analiza 546 fondos con al menos quince años de historia concluye que su rentabilidad media anual fue de tan solo el 2,91 % entre 2009 y 2024, una cifra que se sitúa por debajo de la rentabilidad de la deuda pública en el mismo periodo, que alcanzó el 4,30 % (Fernández et al., 2025, pp. 1, 7).

Si aterrizamos este análisis en un modelo automatizado concreto, los datos de Indexa Capital permiten observar el impacto de la gestión indexada en un horizonte más reciente (2016 y 2024). En estos nueve años, su cartera de perfil medio-alto (n.º 8) logró una rentabilidad acumulada del 90,1 %, lo que equivale a una tasa de crecimiento anual del 7,4 %. Es importante precisar que esta comparación no se hace directamente con el

estudio de Fernández, ya que ambos analizan periodos y perfiles de riesgo distintos. Para hacer la comparación más precisa en términos de riesgo y horizonte temporal, los fondos españoles con un nivel de riesgo equivalente al de esa cartera obtuvieron una rentabilidad acumulada del 19,3 % entre 2016 y 2024, según datos de Inverco, frente al 90,1 % del modelo automatizado. Es sobre esta comparativa homogénea de riesgo y periodo donde se fundamenta la ganancia adicional de 70.800 euros por cada 100.000 euros invertidos (Equipo Indexa, 2025).

Esta superioridad no debe atribuirse a una mayor exposición al riesgo, sino a una mayor eficiencia en la gestión. Para medirlo, existe un indicador que relaciona la rentabilidad obtenida con el riesgo asumido, el ratio de Sharpe, que cuanto más alto sea, mejor rentabilidad se obtiene por cada unidad de riesgo. Mientras que los fondos de inversión españoles presentan valores de entre 0,07 y 0,47, las carteras automatizadas alcanzan niveles de entre 0,19 y 0,71, lo que confirma que la ventaja no proviene de asumir más riesgo, sino de gestionarlo mejor. No obstante, este análisis sería incompleto sin señalar que la automatización no elimina la volatilidad del mercado. Durante la crisis del COVID-19 en 2020, esta misma cartera sufrió una caída máxima del 24,8 %, lo que subraya la importancia de mantener un horizonte de inversión a largo plazo para que las ventajas descritas puedan materializarse (Equipo Indexa, 2025).

Tabla 3: Comparativa de accesibilidad y democratización. Fuente: Elaboración propia.

Accesibilidad y democratización	Robo – Advisor	Asesoría financiera tradicional
Inversión mínima	150 €–2.000 € (algunos desde 0 €)	Habitualmente 10.000 €–100.000 €+
Segmento de población al que llega	Cualquier inversor, incluidos patrimonios bajos	Históricamente reservado a altos patrimonios
Accesibilidad geográfica	Total: acceso desde cualquier dispositivo y lugar	Limitada a la red de oficinas o área de cobertura
Disponibilidad horaria	24/7, sin citas previas	Sujeta al horario laboral del asesor
Barreras de entrada tecnológicas	Requiere competencia digital mínima	No requiere competencia digital

La accesibilidad constituye, probablemente, la dimensión en la que el contraste entre ambos modelos resulta más evidente, y también aquella con mayor potencial de transformación social. El asesoramiento financiero tradicional ha sido históricamente un servicio orientado a inversores con patrimonios elevados: sus estructuras de costes fijos, la necesidad de rentabilizar el tiempo del asesor y los mínimos de entrada exigidos lo hacen inaccesible para una gran parte de los pequeños ahorradores. Los robo-advisors rompen esta lógica al reducir significativamente las barreras económicas de acceso mediante la automatización, permitiendo que inversores con recursos más limitados accedan a una gestión de carteras diversificada que, hasta hace poco, era característica de la banca privada. (Reher & Sokolinski, 2022, pp. 1, 2, 8-10).

La evidencia empírica respalda esta idea. Un experimento cuasi-natural basado en la reducción del mínimo de inversión de un robo-advisor estadounidense de 5.000 a 500 dólares mostró que esta medida facilitó la entrada de nuevos inversores de clase media, cuya participación aumentó un 107 %, mientras que el quintil de menor riqueza continuó excluido. Este resultado sugiere que la democratización del acceso es real, pero incompleta. En este sentido, aunque los robo-advisors amplían de forma notable el acceso al asesoramiento financiero, no eliminan por completo las barreras de participación para los segmentos de menor renta (Reher & Sokolinski, 2022, pp. 1, 2, 8-10).

Más allá del umbral económico, la accesibilidad abarca también una dimensión temporal, generacional y geográfica que merece ser considerada. La disponibilidad del servicio durante las veinticuatro horas del día, sin necesidad de desplazamiento ni cita previa, elimina restricciones que en el modelo tradicional podían suponer una barrera real para determinados perfiles de usuario. Esta ventaja resulta especialmente relevante en el caso de los inversores más jóvenes, ya que, según una encuesta de Vanguard de 2020, los millennials tienen el doble de probabilidades que los inversores de mayor edad de considerar el uso de un robo-advisor. Esta tendencia se explica, en gran medida, por haber crecido en un entorno tecnológico que normaliza la gestión digital de las finanzas personales (Isaia et al., 2022, p. 2).

En una línea similar, según datos de J.D. Power recogidos entre octubre de 2022 y enero de 2023, el 79 % de los inversores millennials y el 86 % de los pertenecientes a la

generación Z muestran interés en el asesoramiento automatizado, cifras que evidencian una tendencia creciente en comparación con años anteriores (Lin, 2023).

La contrapartida es que el acceso al servicio presupone un nivel mínimo de competencia digital y de conocimiento financiero que no todos los usuarios poseen. El carácter estrictamente digital de los robo-advisors, junto con su dependencia de la infraestructura financiera tradicional, excluye en la práctica a determinados colectivos, como los no bancarizados o aquellos con escasa alfabetización tecnológica. De este modo, surgen nuevas formas de exclusión financiera que no sustituyen a las anteriores, sino que se añaden a ellas (Tan, 2020, pp. 58–59). Este riesgo asociado a la brecha digital ya fue señalado en el apartado 2.2 de este trabajo y constituye uno de los principales límites estructurales del potencial democratizador del modelo.

Tabla 4: Comparativa de operativa y servicio. Fuente: Elaboración propia.

Operativa y servicio	Robo-advisor	Asesoría financiera tradicional
Tiempo de onboarding	10–20 minutos, 100 % digital	Días o semanas (reuniones, documentación)
Proceso de contratación	Online, en cualquier momento	Presencial o semipresencial, con firma de documentos
Rebalanceo de cartera	Automático y sistemático	Manual, sujeto a disponibilidad del asesor
Tax-loss harvesting	Disponible en algunas plataformas	Disponible, pero a mayor coste
Seguimiento de la cartera	En tiempo real, vía app o web	Informes periódicos (mensual, trimestral o anual)
Escalabilidad del servicio	Alta: miles de clientes con el mismo coste operativo	Baja: limitada por el tiempo del asesor

Desde el punto de vista operativo, el asesoramiento automatizado ofrece ventajas estructurales que van más allá de la mera comodidad del usuario. El proceso de onboarding, que en la asesoría tradicional puede extenderse durante días o semanas debido a la necesidad de reuniones, revisión documental y firmas presenciales, se completa en los robo-advisors en un intervalo aproximado de entre diez y veinte minutos a través de un formulario digital (Maume, 2021, pp. 16–17; Akhtar et al., 2025, pp. 2–3). Esta eficiencia no solo mejora la experiencia del usuario, sino que también reduce de forma directa los costes operativos del servicio y permite escalar la captación sin

incrementar la estructura humana. A diferencia del asesor tradicional, cuya capacidad de atención está limitada por el tiempo disponible, un sistema algorítmico puede gestionar miles de carteras simultáneamente sin un aumento proporcional de costes, lo que explica en gran medida el diferencial de comisiones entre ambos modelos (Akhtar et al., 2025, pp. 2–3).

El rebalanceo automático y el *tax-loss harvesting*, ya analizados en detalle en los apartados 3.1.2 y 2.4.1 respectivamente, constituyen otros elementos diferenciales desde esta perspectiva operativa. Los robo-advisors los ejecutan de forma sistemática y sin intervención del cliente (Horn & Oehler, 2020, pp. 489; D’Acunto & Rossi, 2020, pp. 6, 13–15), mientras que en la asesoría tradicional ambos procesos dependen de la iniciativa y disponibilidad del asesor, lo que en la práctica puede dar lugar a retrasos o incluso a su omisión. Por último, el seguimiento en tiempo real de la cartera a través de aplicaciones móviles o plataformas web, frente a los informes periódicos propios del modelo tradicional, constituye otra característica operativa del asesoramiento automatizado que refuerza la transparencia y el control percibido por el inversor (Akhtar et al., 2025, pp. 2–3).

Tabla 5: Comparativa de personalización y planificación. Fuente: Elaboración propia.

Personalización y planificación	Robo-advisor	Asesoría financiera tradicional
Personalización de la cartera	Limitada: basada en perfiles estandarizados	Alta: adaptada a la situación individual completa
Planificación financiera integral	No / muy limitada	Sí (jubilación, herencias, fiscalidad, seguros)
Asesoramiento fiscal y sucesorio	No (salvo tax-loss harvesting puntual)	Sí, en modelos de servicio completo
Gestión de situaciones complejas	No (opciones sobre acciones, concentración patrimonial...)	Sí
Capacidad de adaptación a cambios vitales	Limitada: cambios de perfil periódicos	Alta: el asesor acompaña la evolución del cliente

La personalización constituye la dimensión en la que la asesoría tradicional presenta una ventaja más clara e irreducible frente al modelo automatizado, como ya se apuntó al analizar las limitaciones del perfilado en el apartado 2.4.2. Los robo-advisors circunscriben su actuación a la gestión de carteras a partir de perfiles estandarizados, quedando fuera de su alcance ámbitos como la planificación sucesoria, la optimización

fiscal integral o la coordinación entre distintos instrumentos de ahorro a lo largo del ciclo de vida del inversor. Esta limitación es estructural, ya que la planificación financiera es, por naturaleza, dinámica, y los sistemas automatizados aplican reglas relativamente estáticas que los hacen poco adecuados para situaciones financieras complejas o cambiantes (Senteio & Hughes, 2024, pp. 86 - 101).

El asesor humano, en cambio, puede abordar la situación financiera del cliente de forma integrada, adaptando la estrategia a medida que evolucionan sus circunstancias vitales y coordinando distintos profesionales cuando es necesario. Aunque los robo-advisors reducen la dependencia del juicio humano, los algoritmos que los sustentan son diseñados por personas y entrenados con datos que reflejan comportamientos humanos, por lo que no pueden operar como agentes plenamente racionales ni replicar la relación de servicio que caracteriza al asesoramiento personalizado (Eichler y Schwab, 2024, pp. 2-4). Esta capacidad de planificación holística es precisamente el núcleo del valor añadido que el estudio Advisor's Alpha de Vanguard atribuye al asesoramiento humano, que va más allá de la gestión de la cartera e incluye la optimización fiscal, la planificación del gasto en la jubilación y el acompañamiento conductual (Kinniry et al., 2022, pp. 17 - 21).

Tabla 6: Comparativa de relación e interacción humana. Fuente: Elaboración propia.

Relación e interacción humana	Robo-advisor	Asesoría financiera tradicional
Interacción con el gestor	Mínima o nula (algunos modelos híbridos)	Central: relación continua y personalizada
Apoyo emocional en volatilidad	No / limitado	Sí: acompañamiento en momentos de decisión difícil
Confianza y vínculo relacional	Basada en la marca y la transparencia del sistema	Basada en la relación personal con el asesor
Sesgo conductual del gestor	Reducido a nivel individual (decisiones algorítmicas)	Presente: incentivos personales, relación con el cliente, comisiones
Conflicto de interés	Trasladado al nivel institucional (diseño del algoritmo, integración vertical)	Presente a nivel individual (retrocesiones, productos vinculados)

La ausencia de interacción humana en el proceso de asesoramiento es una de las características más definitorias del modelo automatizado y, al mismo tiempo, una de sus principales limitaciones desde la perspectiva del inversor. Diversos estudios han señalado

que los inversores que trabajan con asesores humanos tienden a mantener sus estrategias de largo plazo con mayor disciplina durante periodos de volatilidad, ya que el asesor actúa como un contrapeso racional frente al impulso emocional de desinvertir en el peor momento (Loos et al., 2020, p. 2; Guiso, Sapienza & Zingales, 2008, pp. 1–2). Este papel de acompañamiento conductual ha sido cuantificado por Vanguard en un valor potencial de hasta 150 puntos básicos anuales de rentabilidad adicional para el inversor que cuenta con un asesor que le guía en sus decisiones (Kinniry et al., 2022 pp. 10, 17), lo que convierte al factor humano en el componente de mayor valor dentro del modelo de asesoramiento tradicional. Los robo-advisors no pueden ofrecer este tipo de acompañamiento, lo que desplaza la confianza del inversor desde la relación personal hacia el propio funcionamiento del sistema.

Por otro lado, aunque el asesoramiento automatizado suele presentarse como un modelo más imparcial, esta neutralidad merece matizarse. Como ya se explicó en el apartado 2.4.2, los posibles conflictos de interés no desaparecen, sino que se trasladan al plano institucional, quedando integrados en el propio diseño del algoritmo. Lo que añade el análisis comparativo es que este riesgo varía significativamente según el modelo de negocio de la plataforma, cobrando especial relevancia el fenómeno de la integración vertical (FINRA, 2016, p. 6; Ji, 2017, p. 1572).

Los robo-advisors independientes, al carecer de productos de inversión propios, presentan en general un mayor alineamiento con el inversor. El problema surge con mayor frecuencia en las plataformas lanzadas por la banca tradicional o grandes gestoras, donde el asesoramiento digital se concibe como un canal para dirigir el capital de los clientes hacia otros servicios del grupo. Bajo esta lógica de integración vertical, el algoritmo puede estar programado para favorecer servicios afiliados o productos vinculados, priorizando los márgenes globales de la entidad sobre la optimización imparcial de la cartera. Lo que hace este riesgo especialmente relevante es su carácter sistémico. Mientras que el sesgo de un asesor humano es individual, un conflicto de interés codificado en el software impacta de forma automática y uniforme sobre toda la base de clientes de la firma (FINRA, 2016, pp. 6, 13; Ji, 2017, pp. 1573–1576; SEC, 2022).

La evidencia disponible en el mercado permite identificar dos ejemplos concretos de cómo estos conflictos se integran directamente en la arquitectura del servicio. El primero

es el caso de Betterment, cuya plataforma obliga contractualmente a los usuarios a utilizar de forma exclusiva a su filial afiliada, Betterment Securities, para la ejecución de todas las órdenes. Esta estructura permite a la firma beneficiarse del diferencial de precios entre compra y venta, lo que genera un incentivo para no buscar activamente la mejor ejecución disponible en el mercado abierto y puede traducirse, en la práctica, en rentabilidades inferiores para el cliente (Ji, 2017, p. 1574 - 1576).

El segundo ejemplo es el modelo de Charles Schwab, conocido como SIP, que ilustra un conflicto de distinta naturaleza, pero igualmente revelador. Para compensar la ausencia de comisiones de gestión explícitas, el algoritmo imponía una asignación obligatoria de efectivo, que podía llegar hasta el 30% de la cartera, depositada en su propio banco minorista. Esta decisión de diseño permitía a la entidad obtener ingresos a través del margen de intereses de esos depósitos, mientras el inversor asumía en silencio el coste de oportunidad de tener una parte significativa de su capital sin invertir de forma eficiente (Ji, 2017, p. 1574 - 1576). La gravedad de este conflicto quedó posteriormente confirmada cuando la SEC sancionó a las filiales de Schwab con 187 millones de dólares en 2022 por no haber revelado adecuadamente este mecanismo a sus clientes (SEC, 2022).

En el modelo tradicional, el conflicto opera de forma distinta, pero sigue estando presente, a través de las retrocesiones y los incentivos comerciales del asesor. Que ninguno de los dos modelos esté libre de este riesgo es precisamente lo que justifica que MiFID II exija a las empresas de servicios de inversión detectar, prevenir y gestionar activamente cualquier conflicto que pueda perjudicar los intereses del cliente (Directiva 2014/65/UE, art. 23 y 24).

Tabla 7: Comparativa de seguridad y regulación. Fuente: Elaboración propia.

Seguridad y regulación	Robo-advisor	Asesoría financiera tradicional
Marco regulatorio aplicable	MiFID II (mismos requisitos que la asesoría tradicional)	MiFID II
Supervisión en España	CNMV (como empresa de servicios de inversión)	CNMV / Banco de España según actividad
Protección del inversor (España)	FOGAIN: hasta 100.000 € en caso de insolvencia del intermediario	FOGAIN: hasta 100.000 € en caso de insolvencia
Segregación de activos	Sí: custodia en banco depositario independiente	Sí, en modelos de gestión discrecional
Exposición a riesgo de mercado	Sí (sin protección frente a caídas del mercado)	Sí (tampoco existe garantía de rentabilidad)
Riesgo tecnológico específico	Alto: ciberataques, fallos algorítmicos, brechas de datos	Bajo: menor dependencia de infraestructura digital
Riesgo de error algorítmico	Presente: el algoritmo puede incorporar sesgos o errores de diseño	No aplica
Transparencia del proceso de decisión	Limitada: riesgo de "caja negra"	Alta: el asesor puede explicar y justificar cada decisión

Desde el punto de vista regulatorio, los robo-advisors autorizados en España ofrecen al inversor un nivel de protección patrimonial equivalente al del modelo tradicional. La adhesión obligatoria al FOGAIN garantiza una indemnización de hasta 100.000 euros por inversor en caso de insolvencia del intermediario (artículo 6.1 del Real Decreto 948/2001, modificado por Real Decreto 1180/2023), y la segregación de activos en un banco depositario independiente asegura que el patrimonio del cliente no forma parte del balance del robo-advisor, de modo que una eventual quiebra de la plataforma no afectaría a las inversiones custodiadas (FOGAIN, 2026).

Los riesgos específicos del modelo digital, tanto los cibernéticos como el riesgo algorítmico, así como el refuerzo que introduce el Reglamento DORA a partir de enero de 2025, han sido ya analizados en los apartados 2.2 y 2.4.2, por lo que no se desarrollaran nuevamente en este punto. No obstante, conviene subrayar que ninguno de estos riesgos afecta a la seguridad jurídica del patrimonio mientras la plataforma opere dentro del marco regulatorio, ya que la regulación protege frente a la insolvencia del intermediario, pero no frente a las pérdidas de mercado, una condición que también se aplica al modelo tradicional.

3.3 La respuesta de la banca tradicional: integración de robo-advisors

La irrupción de los robo-advisors independientes no pasó desapercibida para la banca tradicional. Lejos de ignorar la amenaza competitiva, las grandes entidades reaccionaron en dos direcciones distintas. Por un lado, algunas optaron por desarrollar sus propias plataformas de gestión automatizada, mientras que otras trataron de adquirir o replicar el modelo, con resultados desiguales.

En el caso español, los principales bancos han lanzado sus propios servicios de asesoramiento automatizado integrados dentro de su oferta digital. CaixaBank lanzó Smart Money en 2020, con cinco carteras y una comisión fija del 0,73 %, utilizando sus propios fondos para la composición de las carteras. Por su parte, Santander incorporó Santander Activa, disponible únicamente para clientes digitales a través de Openbank. A estos se suman las propuestas de BBVA Multiestrategia, Bankinter Roboadvisor y MyInvestor, configurando un ecosistema en el que prácticamente todas las grandes entidades cuentan ya con algún servicio de gestión automatizada (Galán, 2026).

Sin embargo, este proceso de adopción no ha estado exento de tensiones internas. La integración del modelo robo-advisor dentro de una estructura bancaria tradicional obliga a compatibilizar dos lógicas de negocio que resultan difícilmente conciliables. Por un lado, la eficiencia y transparencia de costes propias del asesoramiento automatizado. Por otro, la distribución de productos propios con retrocesiones que ha sustentado históricamente la rentabilidad del negocio minorista bancario. El resultado es que, en muchos casos, estas plataformas adoptan la forma del robo-advisor, pero mantienen una estructura de costes más cercana al modelo tradicional, lo que limita el valor diferencial que pueden ofrecer al inversor frente a los operadores independientes (Galán, 2026).

Este proceso de integración no es un fenómeno aislado, sino que refleja una tendencia estructural a escala global. En la actualidad, los cuatro grandes bancos estadounidenses, Bank of America, Citigroup, JP Morgan y Wells Fargo, ofrecen ya servicios de asesoramiento automatizado, lo que ilustra cómo el modelo ha dejado de ser una propuesta disruptiva de actores emergentes para convertirse en un estándar dentro de la oferta de la banca establecida (Reher & Sokolinski, 2022, pp. 1, 8, 10).

Esta rápida consolidación de las entidades tradicionales frente a los pioneros independientes se explica, en gran medida, por su enorme capacidad de absorción de activos. Firmas como Vanguard o Charles Schwab lograron superar rápidamente en volumen de activos bajo gestión a competidores como Wealthfront tras lanzar sus servicios en 2015, apoyándose en la transferencia masiva de capital desde sus servicios de gestión convencional hacia las nuevas plataformas. A esta ventaja competitiva se suma una elevada eficiencia operativa derivada de la tecnología, que permite a un único gestor supervisar hasta 330 veces más carteras que en el modelo no automatizado. Esta optimización de procesos reduce de forma significativa los costes fijos de gestión, lo que permite a la banca tradicional ampliar su capacidad de captación y hacer viable este servicio para el mercado de masas (Reher & Sokolinski, 2022, pp. 1, 8, 10).

Sin embargo, la experiencia internacional demuestra que el tamaño y el prestigio institucional no garantizan por sí solos el éxito en este modelo. En 2024, Goldman Sachs cerró Marcus Invest y transfirió sus cuentas a Betterment, mientras que JPMorgan discontinuó su robo-advisor puramente digital alegando problemas de rentabilidad, a pesar de haber alcanzado una escala de 55.000 millones de dólares en AUM. Un denominador común en ambos casos fue el elevado coste de adquisición de clientes, junto con la constatación de que las nuevas generaciones de inversores no buscan únicamente una solución tecnológica, sino que siguen demandando un componente de asesoramiento humano. Este repliegue sugiere un cambio estratégico en la gran banca, que parece abandonar el mercado de masas para reenfocarse en segmentos de alto patrimonio más rentables (Datos Insights, 2024).

Desde una perspectiva más amplia, McKinsey identifica el asesoramiento a escala mediante inteligencia artificial como uno de los principales "campos de batalla estratégicos" para la banca minorista en los próximos años. Esta nueva fase de integración no busca solo la automatización, sino también avanzar hacia un mayor grado de personalización de la oferta y la comunicación mediante el uso de sistemas de inteligencia artificial avanzados y asistentes de inteligencia artificial generativa. La tendencia apunta hacia modelos híbridos que combinan la tecnología con el factor humano para elevar la satisfacción del cliente, transformando al robo-advisor en un asistente financiero integral capaz de operar más allá de los servicios bancarios tradicionales (McKinsey & Company, 2025).

En este contexto, la ESMA ha publicado una declaración de orientación dirigida a las entidades que utilizan inteligencia artificial en la prestación de servicios de inversión, recordando que el uso de estas tecnologías no exime del cumplimiento de las obligaciones establecidas en MiFID II. El regulador europeo pone especial énfasis en que la automatización debe respetar en todo momento la obligación de actuar en el mejor interés del cliente, advirtiendo sobre riesgos estructurales como los sesgos algorítmicos, la opacidad en la toma de decisiones y el exceso de confianza de los inversores en los modelos tecnológicos (ESMA, 2024).

Esta intervención regulatoria pone de manifiesto que la adopción del modelo automatizado por parte de la banca tradicional no elimina las exigencias de conducta. Al contrario, estas se trasladan a un nuevo entorno tecnológico cuya supervisión efectiva y cuyos marcos de gobernanza siguen en proceso de consolidación y monitorización por parte de las autoridades competentes (ESMA, 2024).

En conjunto, la respuesta de la banca tradicional frente a los robo-advisors independientes revela una paradoja, ya que las entidades han adoptado la forma del modelo sin asumir plenamente su lógica de bajo coste. La evidencia disponible apunta a que el modelo híbrido representa la vía de convergencia más realista, y así lo confirman los datos de mercado, puesto que las plataformas híbridas capturaron el 60,10 % de los ingresos globales de robo-advisory en 2025, reflejando una tendencia consolidada hacia fórmulas que combinan la escala digital con el acompañamiento humano (Mordor Intelligence, 2026). De cara al futuro, McKinsey anticipa que estos sistemas evolucionarán desde la mera automatización de tareas hacia la era agéntica, con sistemas capaces de razonar, recomendar y actuar de forma autónoma en nombre de asesores y clientes (Zhao et al., 2026).

4 Conclusiones

El análisis del fenómeno de los robo-advisors permite identificar una contribución que va más allá de la mera automatización de procesos. Esta es la mayor visibilidad de la estructura de costes del asesoramiento financiero. Durante décadas, una parte significativa del coste real del servicio permaneció integrada en retrocesiones y clases retail de fondos que el inversor minorista difícilmente podía identificar o comparar. En este contexto, los robo-advisors independientes no introdujeron instrumentos nuevos, dado que la gestión indexada y la diversificación mediante ETFs existían previamente, sino un modelo de negocio en el que las comisiones son explícitas y directamente comparables. Esta mayor transparencia en la estructura de precios ha generado una presión competitiva sobre los modelos tradicionales que ha llevado a buena parte de las grandes entidades a revisar y comunicar de forma más clara sus estructuras de costes.

El diferencial de costes entre ambos modelos tiene, a su vez, efectos tangibles sobre la rentabilidad neta del inversor a largo plazo, dado que una estructura de comisiones más reducida se amplifica de forma significativa a través del interés compuesto en horizontes temporales extensos. No obstante, reducir la comparación a la dimensión de costes ofrecería una visión parcial del fenómeno. La evidencia revisada sugiere que un asesoramiento tradicional bien ejecutado puede compensar parte de ese diferencial a través de la planificación fiscal integral y del acompañamiento al inversor en momentos de alta volatilidad, aspectos que el modelo automatizado no está en condiciones de replicar con la misma profundidad. En consecuencia, la superioridad de uno u otro modelo no puede afirmarse en términos absolutos, sino que depende del perfil del inversor, de la calidad efectiva del servicio prestado y del horizonte temporal considerado.

Asimismo, la comparativa de los robo-advisors españoles muestra una dispersión relevante en la forma en que cada plataforma traduce el perfil del inversor en una cartera concreta. Dos plataformas pueden asignar a un mismo cliente perfiles con denominaciones equivalentes pero con una composición de activos significativamente distinta, lo que implica diferencias sustanciales en el nivel de riesgo real asumido. Esta falta de homogeneidad plantea interrogantes sobre la efectividad del marco de idoneidad establecido por MiFID II en el contexto del asesoramiento automatizado, y sugiere que la estandarización del proceso no garantiza por sí sola la comparabilidad de los resultados.

A ello se añade que la nomenclatura utilizada por cada entidad para denominar sus perfiles no es un elemento neutro, sino que puede condicionar las decisiones del inversor con independencia de la composición real de la cartera.

La respuesta de la banca tradicional ante la irrupción de los robo-advisors independientes ilustra una de las tensiones más relevantes que se derivan del análisis. Las grandes entidades han incorporado el modelo automatizado dentro de su oferta, pero en muchos casos sin asumir plenamente su lógica de transparencia y bajo coste, dando lugar a plataformas que adoptan la forma del robo-advisor sin renunciar a estructuras de negocio más cercanas al modelo tradicional. El resultado es un ecosistema heterogéneo en el que conviven operadores genuinamente alineados con el interés del inversor y otros en los que los conflictos de interés no han desaparecido, sino que se han trasladado al diseño institucional del algoritmo. Que el modelo híbrido capture ya el 60,10% de los ingresos globales del sector en 2025 sugiere que ni la automatización pura ni el asesoramiento tradicional han logrado imponerse de forma definitiva, y que el mercado tiende hacia fórmulas que combinan la eficiencia tecnológica con el acompañamiento humano.

De cara al futuro, la integración de la inteligencia artificial generativa y la transición hacia la denominada era agéntica apuntan a una ampliación significativa de las capacidades de personalización y escala del asesoramiento automatizado. Esta evolución no responde únicamente a una búsqueda de eficiencia operativa, sino también a una necesidad de adaptación estructural del sector. Según Zhao et al. (2026), cerca del 40% de los asesores tradicionales se jubilarán en la próxima década, lo que añade una presión adicional hacia la automatización más allá de la puramente tecnológica. Ambos factores combinados sugieren que la tecnología pasará a desempeñar un papel aún más central en la prestación del servicio, aunque la forma en que se materialice esa transición dependerá en gran medida de las decisiones regulatorias y de la capacidad de la industria para integrar estas herramientas sin comprometer la calidad del asesoramiento.

Por último, el análisis de la accesibilidad muestra que la democratización del acceso al asesoramiento financiero que han propiciado los robo-advisors es real pero todavía limitada. Aunque se han reducido de forma significativa las barreras de entrada en términos de capital mínimo requerido, han surgido nuevas formas de exclusión vinculadas a la brecha digital y a la falta de alfabetización tecnológica. Estas afectan especialmente

a los colectivos con menor acceso a infraestructuras digitales o con menor familiaridad con este tipo de herramientas, lo que muestra que la tecnología amplía el acceso para determinados segmentos de población, pero no elimina por completo las barreras de participación. Esta limitación, junto con la heterogeneidad identificada en los modelos de negocio y en la traducción práctica del perfilado, sugiere que la eficiencia tecnológica no es por sí sola condición suficiente para garantizar un asesoramiento alineado con el interés del inversor. El desarrollo regulatorio seguirá siendo, en este sentido, un factor determinante a medida que el sector evolucione.

5 Declaración de uso de herramientas de IAG

Por la presente, yo, Laura de la Puente Medina, estudiante de Derecho y Administración de Empresas (E3) de la Universidad Pontificia Comillas al presentar mi Trabajo Fin de Grado titulado "ROBO-ADVISORS FRENTE A LA ASESORÍA FINANCIERA TRADICIONAL: PROPUESTA DE VALOR, COSTES Y LIMITACIONES", 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:

1. **Brainstorming de ideas de investigación:** Utilizado para idear y esbozar posibles áreas de investigación.
2. **Crítico:** Para encontrar contra-argumentos a una tesis específica que pretendo defender.
3. **Referencias:** Usado conjuntamente con otras herramientas, como Science, para identificar referencias preliminares que luego he contrastado y validado.
4. **Corrector de estilo literario y de lenguaje:** Para mejorar la calidad lingüística y estilística del texto.
5. **Sintetizador y divulgador de libros complicados:** Para resumir y comprender literatura compleja.
6. **Revisor:** Para recibir sugerencias sobre cómo mejorar y perfeccionar el trabajo con diferentes niveles de exigencia.
7. **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: 20/03/2026

Firma: ____ Laura de la Puente Medina _____

6 Referencias

- Agencia Tributaria. (2024). *Integración diferida: pérdidas patrimoniales derivadas de transmisiones con recompra del elemento patrimonial transmitido*. Modelo 100. Declaración del Impuesto sobre la Renta de las Personas Físicas 2024. Sede Electrónica de la Agencia Tributaria. [Agencia Tributaria: Integración diferida: pérdidas patrimoniales derivadas de transmisiones con recompra del elemento...](#)
- Akhtar, N., Dorner, V., Weinhardt, C., & Puzmaz, H. (2025). *Evolution of robo-advisors: A literature review and future research agenda*. *International Journal of Consumer Studies*. <https://doi.org/10.1111/ijcs.70131>
- Albà Soler, G., & Vía Martínez-Seara, A. (2023). *La tecnología cuantitativa de los roboadvisors* (Documento de trabajo n.º 46). Instituto de Estudios Financieros, Observatorio de Divulgación Financiera.
- Álvarez Añibarro, N. (5 de noviembre de 2025). Indexa Capital: Inicio de cobertura: gestión automatizada, gestión diferencial. Renta 4 Banco. https://www.bmegrowth.es/docs/Analisis/2025/11/05702_Analisis_20251105.pdf
- Arner, D. W., Barberis, J. N., & Buckley, R. P. (2016). *From FinTech to TechFin: The regulatory challenges of data-driven finance* (University of Hong Kong Faculty of Law Research Paper No. 2017/007). Social Science Research Network. <https://ssrn.com/abstract=2959925>
- Baker, T., & Dellaert, B. (2018). Regulating robo advice across the financial services industry. *Iowa Law Review*, 103(2), 713–750. [ILR-103-Baker-Dellaert](#)
- Banco Santander. (s. f.). *Gestión de carteras: elige la ruta de tu inversión*. <https://www.bancosantander.es/particulares/ahorro-inversion/fondos-inversion/gestion-carteras>
- Barbero, R. (2026). *Bankinter Roboadvisor: opiniones y análisis*. Finect. <https://www.finect.com/usuario/rodrigobarbero/articulos/bankinter-roboadvisor-analisis>

- BBVA. (2026). *Carteras BBVA Multiestrategia: Cuidamos tu inversión con el objetivo de hacerla crecer*.
<https://www.bbva.es/personas/productos/carteras/multiestrategia.html>
- Better Finance. (2020). *Robo-Advice 5.0: Can consumers trust robots?* Better Finance – The European Federation of Investors and Financial Services Users.
<https://betterfinance.eu/publication/robo-advice-5-0-can-consumers-trust-robots/>
- Bonelli, M. I., & Liu, J. (2024). Revolutionizing robo-advisors: Unveiling global financial markets, AI-driven innovations, and technological landscapes for enhanced investment decisions. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*, 9(2). <https://doi.org/10.25046/aj090205>
- Bonelli, M. I., & Sipahi Döngül, E. (2024). Robo-advisors in the financial services industry: Recommendations for full-scale optimization, digital twin integration, and leveraging natural language processing trends.
https://www.researchgate.net/publication/372214336_Robo-Advisors_in_the_Financial_Services_Industry_Recommendations_for_Full-Scale_Optimization_Digital_Twin_Integration_and_Leveraging_Natural_Language_Processing_Trends
- Bourgeron, T., Lezmi, E., & Roncalli, T. (2019). *Robust asset allocation for robo-advisors*. SSRN. <https://ssrn.com/abstract=3261635>
- Brenner, L., & Meyll, T. (2020). Robo-advisors: A substitute for human financial advice? *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 25, 100275.
<https://doi.org/10.1016/j.jbef.2020.100275>
- Campbell, T., & Safane, J. (2025). *7 Best Robo-Advisors: Top-Rated Robo-Advisors for Beginners, Experts, and Retirement Savers*. Business Insider.
<https://www.businessinsider.com/personal-finance/investing/best-robo-advisors>
- Cardillo, G., & Chiappini, H. (2024). Robo-advisors: A systematic literature review. *Finance research letters*, 62, 105119.
<https://doi.org/10.1016/j.frl.2024.105119>

- Comisión para el Mercado Financiero. (s. f.). *Perfil del inversionista*.
<https://www.cmfchile.cl/educa/621/w3-article-1252.html>
- Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L., & Stein, C. (2009). *Introduction to algorithms* (3rd ed.). MIT Press.
<https://www.cs.mcgill.ca/~akroit/math/compsci/Cormen%20Introduction%20to%20Algorithms.pdf>
- D'Acunto, F., & Rossi, A. G. (2020). *Robo-advising*. CESifo Working Paper No. 8225.
<https://doi.org/10.2139/ssrn.3578259>
- D'Acunto, F., Prabhala, N., & Rossi, A. G. (2019). *The promises and pitfalls of robo-advising*. SSRN Electronic Journal. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3122577>
- Datos Insights. (2024). *Wrong Product, Wrong Client—Why Robo-Advisors Are Not the Silver Bullet to Attracting Next Generation Clients*. <https://datos-insights.com/blog/wrong-product-wrong-client-why-robo-advisors-are-not-the-silver-bullet-to-attracting-next-generation-clients/>
- Deloitte Center for Financial Services. (2024). *Retail investors may soon rely on generative AI tools for financial investment advice*. Deloitte Insights.
<https://www.deloitte.com/us/en/insights/industry/financial-services/ai-financial-advisor-for-retail-investment.html>
- Eguren, T., Elvira, O., & Larraga, P. (2009). *Asesoramiento financiero en la práctica: Proceso de asesoramiento y planificación financiera y ética de asesoramiento financiero* (Vol. 12). Profit Editorial.
- Eichler, K. S., & Schwab, E. (2024). Evaluating robo-advisors through behavioral finance: A critical review of technology potential, rationality, and investor expectations. *Frontiers in Behavioral Economics*, 3, Artículo 1489159.
<https://doi.org/10.3389/frbhe.2024.1489159>
- ESMA (2024). *ESMA provides guidance to firms using artificial intelligence in investment services*. <https://www.esma.europa.eu/press-news/esma-news/esma-provides-guidance-firms-using-artificial-intelligence-investment-services>

- Fernández, P., Fernández Acín, L., y Fernández Acín, J. (3 de marzo de 2025). *Rentabilidad de los Fondos de Inversión en España. 2009-2024*. IESE Business School. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5162389>
- Financial Industry Regulatory Authority. (2016). *Report on digital investment advice*. FINRA. <https://www.finra.org/sites/default/files/digital-investment-advice-report.pdf>
- Fisch, J. E., Laboure, M., & Turner, J. A. (2019). The emergence of the robo-advisor. *The disruptive impact of FinTech on retirement systems*, 13, 13-37. <https://doi.org/10.1093/oso/9780198845553.003.0002>
- FOGAIN. (2026). ¿Cuál es el límite de indemnización que puede pagar el FOGAIN? Fondo General de Garantía de Inversiones. <https://www.fogain.com/inversores/>
- Funds Society (2025). *Los fondos españoles cierran 2024 con 50.000 millones más y un crecimiento récord*. <https://www.fundsociety.com/es/noticias/negocio/los-fondos-espanoles-se-despiden-de-2024-con-50-000-millones-mas-y-un-crecimiento-del-14-el-mayor-de-la-serie-historica/>
- Galán, C. (2026). *Comparativa: los mejores roboadvisors según mi experiencia*. Carlosgalan.net. <https://carlosgalan.net/los-mejores-roboadvisors-comparativa-y-analisis-2023/>
- Garg, A., Costa, F., Rosemberg, L., Flötotto, M., Marchi, R., y Gosula, V. (2025). *How retail banks build strategic distance*. McKinsey & Company. <https://www.mckinsey.com/industries/financial-services/our-insights/how-retail-banks-build-strategic-distance#/>
- Gomber, P., Kauffman, R., Parker, C., & Weber, B. (2018). On the Fintech revolution: Interpreting the forces of innovation, disruption, and transformation in financial services. *Journal of Management Information Systems*, 35(1), 220–265. DOI:[10.1080/07421222.2018.1440766](https://doi.org/10.1080/07421222.2018.1440766)
- Guiso, L., Sapienza, P., & Zingales, L. (2008). Trusting the stock market. *The Journal of Finance*, 63(6), 2557–2600. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2008.01408.x>

- Horn, M., & Oehler, A. (2020). Automated portfolio rebalancing: Automatic erosion of investment performance? *Journal of Asset Management*, 21(6), 489–505.
<https://doi.org/10.1057/s41260-020-00183-0>
- Igual Molina, D. (2016). *Fintech: Lo que la tecnología hace por las finanzas*. Profit Editorial. ISBN: 978-8416904020:
- inbestMe. (2023). *Dónde y en qué invertir según tu nivel de riesgo*.
<https://www.inbestme.com/es/es/blog/donde-y-en-que-invertir-segun-tu-nivel-de-riesgo/#:~:text=El%20inversor%20moderado%20es%20el,la%20de%20la%20renta%20fija>.
- Indexa Capital (2025). *Rentabilidad 2024*.
<https://blog.indexacapital.com/2025/01/22/rentabilidad-2024/>
- Isaia, E., Rossi, M., & Truant, E. (2022). *The potential use of robo-advisors: Evidence from Italy*. DOI:10.1016/j.frl.2022.103046.
- Ji, M. (2017). *Are robots good fiduciaries? Regulating robo-advisors under the Investment Advisers Act of 1940*. *Columbia Law Review*, 117(6), 1543–1583.
<http://www.jstor.org/stable/44392957>
- Jung, D., & Weinhardt, C. (2018). *Robo-advisors and financial decision inertia: How choice architecture helps to reduce inertia in financial planning tools*. Proceedings of the International Conference on Information Systems.
<https://aisel.aisnet.org/cgi/viewcontent.cgi?article=1114&context=icis2018>
- Karangara, R., & Manta, O. (2024). *Cybersecurity & data privacy in fintech*. Preprints.
<https://doi.org/10.20944/preprints202401.2194.v1>
- Kinniry, F. M., Jr., Jaconetti, C. M., DiJoseph, M. A., Walker, D. J., & Quinn, M. C. (2022). *Putting a value on your value: Quantifying Vanguard Advisor's Alpha*. Vanguard.
<https://www.vanguardsouthamerica.com/content/dam/intl/americas/documents/latam/en/2022/08/mx-sa-2335954-putting-a-value-on-your-value-quantifying-vanguard-advisors-alpha.pdf>

- Lin, N. (2023, 17 de abril). *Most young investors lack understanding of robo-adviser technology*. Planadviser. <https://www.planadviser.com/young-investors-lack-understanding-robo-adviser-technology/>
- Loos, B., Previtero, A., Scheurle, S., & Hackethal, A. (2020). *Robo-advisers and investor behavior*. Working Paper. https://www.aleprevitero.com/wp-content/uploads/2020/06/028_Previtero_WP_RoboAdvisers.pdf
- Markowitz, H. (1952). *Portfolio selection*. The Journal of Finance, 7(1), 77–91. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x>
- Martínez Tascón, J. (2026). *Informe del sector bancario 2026*. OBS Business School. https://marketing.onlinebschool.es/Prensa/Informes/InformeOBS_Sector%20bancario2026.pdf
- Maume, P. (2021). *Robo-advisors: How do they fit in the existing EU regulatory framework, in particular with regard to investor protection?* (PE 662.928). Policy Department for Economic, Scientific and Quality of Life Policies, European Parliament. [https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2021/662928/IPOL_STU\(2021\)662928_EN.pdf](https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2021/662928/IPOL_STU(2021)662928_EN.pdf)
- Míguez, S. (2019, 15 de febrero). *Hacia la transformación del asesoramiento en España*. Inversión y Finanzas. https://media.efpa.es/media/files/1/publications_document/205840.pdf
- Mordor Intelligence. (2026). *Robo-advisory Services Market Size & Share Analysis - Growth Trends and Forecast (2026 - 2031)*. <https://www.mordorintelligence.com/industry-reports/robo-advisory-services-market>
- MyInvestor. (2026). *Carteras automatizadas*. <https://myinvestor.es/inversion/carteras-automatizadas/>
- Openbank. (s. f.). *Primer paso para empezar a invertir: Qué tipo de inversor eres*. <https://www.openbank.es/open-to-learn/tipos-perfiles-inversor>
- Parlamento Europeo y Consejo. (2014). Directiva 2014/65/UE de 15 de mayo de 2014 relativa a los mercados de instrumentos financieros y por la que se modifican la

Directiva 2002/92/CE y la Directiva 2011/61/UE (refundición). Diario Oficial de la Unión Europea.

- Peña López, I. (2024). *Diferencias en carteras propuestas por robo-advisors: caso práctico de tres robo-advisors españoles*. Universidad Pontificia Comillas. <https://repositorio.comillas.edu/jspui/bitstream/11531/78887/2/TFG%20-%20PENA%20LOPEZ%2C%20ISABEL%20.pdf>
- Perdomo Ibáñez, M. C. (2025). *Impacto de las fintech en la digitalización financiera y su rol en la inclusión financiera*. Publicaciones e Investigación, 19(1). <https://doi.org/10.22490/25394088.9175>
- Pérez Picazo, P. (2023, 14 de septiembre). *Análisis y opinión del roboadvisor Openbank: características, comisiones y rentabilidad*. Rankia. <https://www.rankia.com/blog/fondos-inversion/4600586-analisis-opinion-roboadvisor-openbank-caracteristicas-comisiones-resultados-rentabilidad>
- PwC. (2023). *AI is transforming asset and wealth management*: <https://www.pwc.com/gx/en/issues/c-suite-insights/the-leadership-agenda/ai-and-wealth-management-a-new-era.html>
- Real Decreto 948/2001, de 3 de agosto, sobre sistemas de indemnización de los inversores. Boletín Oficial del Estado, núm. 187, 6 de agosto de 2001. <https://www.boe.es/buscar/act.php?id=BOE-A-2001-15221>
- Reher, M., & Sokolinski, S. (2024). Robo advisors and access to wealth management. *Journal of Financial Economics*, 155, 103829. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2024.103829>
- Richter, C. (2018). MiFID 2 - Geeignetheitsprüfung bei Robo-Advisory: Rechtliche Grundlagen und praktische Umsetzung (MiFID 2 - Suitability Assessment for Robo-Advisory: Legal Foundations and Practical Implementation) [Trabajo de fin de grado, Technische Universität München]. <https://mediatum.ub.tum.de/doc/1612913/1612913.pdf>
- Santos, M. (2020, May 25). *Supervised vs unsupervised machine learning: Looking at the differences between unsupervised and supervised learning*. Towards Data

Science. <https://towardsdatascience.com/supervised-vs-unsupervised-machine-learning-ae895afc57f>

Sanz Bayón, P. (2019). La automatización y robotización de los servicios de asesoramiento financiero: oportunidades y desafíos regulatorios. En *Fintech, Regtech y Legaltech: Fundamentos, implicaciones y desafíos regulatorios* (pp. 321–352). Tirant lo Blanch.

https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3525772

Scopino, G. (2015). Preparing financial regulation for the second machine age: The need for oversight of digital intermediaries in the futures markets. *Columbia Business Law Review*, 2015(2), 439–519.

<https://doi.org/10.7916/cblr.v2015i2.1758>

Senteio, S., & Hughes, L. (2024). Customer trust and satisfaction with robo-adviser technology. *Journal of Financial Planning*, 37(8), 86–101.

<https://www.financialplanningassociation.org/learning/publications/journal/AUG24-customer-trust-and-satisfaction-robo-adviser-technology-OPEN>

Solá, A. T. (2025, septiembre 30). *How to know when a robo-advisor makes sense—and when a human financial advisor should step in*. CNBC.

<https://www.cnbc.com/2025/09/30/robo-advisors-versus-human-financial-advisor.html>

Tan, G. K. S. (2020). Robo-advisors and the financialization of lay investors. *Geoforum*, 117, 46–60. <https://doi.org/10.1016/j.geoforum.2020.09.004>.

Tapia Hermida, A. J. (2019). Asesoramiento y gestión discrecional de carteras. En F. Zunzunegui (Dir.), *Regulación financiera y fintech*. Editorial Aranzadi.

Tran, L. A., & Giles, M. (2025, June 20). *Digital advice in 2025: What you need to know about robo-advisors*. Morningstar.

<https://www.morningstar.com/personal-finance/digital-advice-2025-what-you-need-know-about-robo-advisors>

Tribunal Supremo, Sala de lo Civil. (2013, 18 de abril). *Sentencia n° 244/2013*.

Truthifi. (2025). *Robo-advisor vs. human financial advisor*.

<https://truthifi.com/education/robo-advisor-vs-human-financial-advisor>

- Tversky, A., & Kahneman, D. (1981). The framing of decisions and the psychology of choice. *Science*, 211(4481), 453–458. DOI: [10.1126/science.7455683](https://doi.org/10.1126/science.7455683).
<https://gwern.net/doc/psychology/1981-tversky.pdf>
- U.S. Securities and Exchange Commission. (2017, February 23). *Investor bulletin: Robo-advisers*. <https://www.investor.gov/introduction-investing/general-resources/news-alerts/alerts-bulletins/investor-bulletins-45>
- U.S. Securities and Exchange Commission. (2022, June 13). *Schwab Subsidiaries Misled Robo-Adviser Clients About Absence of Hidden Fees*. SEC.gov | Schwab Subsidiaries Misled Robo-Adviser Clients About Absence of Hidden Fees
- Varó Rocamora, V. (2026, marzo 6). *Mejores roboadvisors España 2026: comparativa y análisis de carteras indexadas*. Finect.
<https://www.finect.com/usuario/Kaloxa/articulos/comparativa-roboadvisors-carteras-indexadas>
- Volpi, V. (2017, May 4). *Money in 20 Years: The Future of Robo-Advisors*. Agenda Invest. <https://www.agendainvest.com/2017/05/04/money-in-20-years-the-future-of-robo-advisors/>
- Zhao, J., Euart, J., y Golyk, V. (2026). *US wealth management in 2035: A transformative decade begins*. McKinsey & Company.
<https://www.mckinsey.com/industries/financial-services/our-insights/us-wealth-management-in-2035-a-transformative-decade-begins>
- Zunzunegui, F. (2020). Asesoramiento financiero automatizado (Robo-Advice), nuevo animal financiero. Universidad Carlos III de Madrid.

