



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales

DEL IBEX 35 AL CRIPTOVERSO: ¿ES RELEVANTE LA EDUCACIÓN FINANCIERA?

Autor: Paula Lara Bueno

Director: David Tercero-Lucas

Clave: 202012729

RESUMEN

En los últimos años, el auge de las criptomonedas ha transformado el panorama financiero, atrayendo a nuevos perfiles de inversores con características diferenciadas respecto a los participantes del mercado tradicional. Este trabajo analiza el papel de la educación financiera en la elección entre criptoactivos y activos financieros convencionales (acciones y bonos), con el objetivo de identificar los factores que explican estas decisiones de inversión.

A través de una metodología cuantitativa basada en la Encuesta de Competencias Financieras (ECF) del Banco de España, se emplean modelos econométricos de elección discreta (logit) para estimar la probabilidad de invertir en criptomonedas, así como técnicas de análisis de clústeres no supervisadas (K-means) para identificar perfiles de inversores. Las variables consideradas incluyen nivel de educación financiera, características sociodemográficas y actitud hacia el riesgo.

Los resultados muestran que una mayor educación financiera está asociada con una menor probabilidad de invertir en criptomonedas, mientras que los cripto inversores tienden a ser más jóvenes, hombres, con ingresos más bajos, menor planificación para la jubilación y mayor propensión al riesgo. Por el contrario, los inversores tradicionales presentan mayor estabilidad económica, formación financiera más elevada y un enfoque más previsor. Estos hallazgos sugieren la existencia de patrones estructurales en la toma de decisiones de inversión, lo cual tiene implicaciones relevantes para el diseño de políticas públicas y programas de educación financiera más adaptados a los nuevos perfiles digitales de inversores.

Palabras Clave: Educación financiera, Criptomonedas, Decisiones de inversión, Perfil del inversor, Segmentación de inversores, Diferencias sociodemográficas

INDICE

1. INTRODUCCIÓN	5
1.1. Contexto y relevancia del estudio	5
1.2. Pregunta de investigación	8
1.3. Objetivos del estudio	9
1.4. Resumen de resultados	9
1.5. Implicaciones para la política pública	10
1.6. Resumen de la estructura del trabajo	11
2. REVISIÓN DE LA LITERATURA	12
2.1. Educación financiera y participación en el mercado de valores	13
2.2. Educación financiera e inversión en criptomonedas	14
2.3. Comparación entre inversores tradicionales y de criptomonedas	15
3. DATOS Y METODOLOGÍA.....	17
3.1. Datos	17
3.2. Detalle metodológico del índice de educación financiera	23
3.3. Metodología	24
4. RESULTADOS	26
4.1. Regresiones principales.....	26
4.2. Perfiles de inversores según el tipo de activo financiero.....	32
5. CONCLUSIONES	38
6. DECLARACIÓN USO DE HERRAMIENTAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA	39
7. BIBLIOGRAFÍA	41
8. ANEXOS	44

INDICE DE FIGURAS

Figura 1: Rendimientos diarios del IBEX 35, Bitcoin y Ethereum (marzo 2022 - marzo 2025).....	7
Figura 2: Distribución de los encuestados por edad y género.....	17
Figura 3: Distribución por tipo de activo financiero en la muestra.....	18
Figura 4: Preferencias de inversión por nivel de educación financiera y género.....	20
Figura 5: Preferencias de inversión según edad e ingresos.....	21
Figura 6: Distribución del tipo de activo financiero por clúster.....	33
Figura 7: Visualización de los clústeres mediante Análisis de Componentes Principales (PCA).....	35

INDICE DE TABLAS

Tabla 1: Características potenciales de ambos grupos de inversores.....	22
Tabla 2: Estadísticos descriptivos.....	23
Tabla 3: Características potenciales.....	32
Tabla 4: Perfiles de inversores (Clústeres).....	36
Tabla A1: Descripción adicional de las variables y categorías	44
Tabla A2: Estadísticas descriptivas: Muestra completa	45
Tabla A3: Tabla A3: Matriz de correlaciones	46

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Contexto y relevancia del estudio

En los últimos años, las criptomonedas han adquirido una gran relevancia en el panorama financiero global, consolidándose como una incipiente alternativa a los sistemas tradicionales de pagos e inversión (Fang et al., 2022). Su origen se remonta a 2009 con la creación de Bitcoin, la primera criptomoneda, desarrollada bajo la tecnología de registros distribuidos (DLT), en particular, la blockchain, con el objetivo de ofrecer un sistema de transacciones económicas sin necesidad de intermediarios tradicionales como bancos y proveedores de servicios de pagos (Nakamoto, 2008). Desde entonces, han surgido un gran número de blockchains alternativas (y sus tokens nativos asociados) con distintos propósitos y características, destacando Ethereum (cuyo token ether (ETH) es el segundo en capitalización de mercado), Ripple (XRP), Solana (SOL) y otras que han ganado una considerable adopción (Göttfert, 2019).

Las transacciones de criptomonedas entre individuos funcionan originariamente de manera descentralizada, lo que significa que no necesitan aprobación por parte de entidades financieras convencionales. En su lugar, las transacciones se registran en una red distribuida de nodos a través de la tecnología blockchain, garantizando transparencia y seguridad (Fang et al., 2022). Tras surgir inicialmente como medio de pago (aunque esta función ha quedado relegada), las criptomonedas se han convertido en activos adquiridos con un objetivo meramente especulativo (Almeida y Gonçalves, 2023). Actualmente, la capitalización de mercado de las criptomonedas se aproxima a los tres billones de dólares, con Bitcoin abarcando más del 50% tanto en capitalización como en volumen de transacciones.

A diferencia de los principales activos financieros convencionales (como por ejemplo acciones y bonos) cuyo valor está respaldado por activos, capacidades de devolución de deuda o proyecciones de beneficios de las entidades privadas o públicas, el valor de una criptomoneda depende en gran medida de la oferta y la demanda (Amsyar et al., 2020), la confianza del mercado (Miraz et al., 2022) y el desarrollo tecnológico existente en cada proyecto (Carrillo Peña, 2019). Por este motivo, con frecuencia el comportamiento en el valor de estas monedas no se correlaciona con el de otros activos financieros convencionales. Esta es una de las razones por las que la inversión en estos activos cada vez ha cobrado mayor importancia (Aslanidis et al., 2019).

La generación de este tipo de activos, las transacciones sobre los mismos y la fijación y evolución en su valor se fundamenta en los modelos tecnológicos en los que están basados. Los inversores habituales en este tipo de activos confían en estos modelos tecnológicos y por tanto puede ser un factor que determine el perfil de los inversores habituales en criptomonedas (Carrillo Peña, 2019).

Por otro lado, la volatilidad de este mercado es significativamente mayor que la del mercado bursátil tradicional, lo que lo convierte en una inversión de alto riesgo, pero también en una oportunidad para obtener grandes retornos (Katsiampa, 2019). En este sentido, resulta interesante analizar el comportamiento de ambos mercados y compararlos con el rendimiento de índices tradicionales como el IBEX 35.

Debido a esta alta volatilidad, los inversores en criptomonedas deberían diferenciarse de los inversores en el mercado tradicional en términos de tolerancia al riesgo, conocimientos tecnológicos y motivaciones de inversión. Mientras que los inversores en acciones y bonos suelen basar sus decisiones en fundamentos económicos y análisis financieros, los usuarios de criptomonedas pueden estar más influenciados por tendencias tecnológicas, especulación y cambios en la percepción del mercado (Giudici et al., 2020).

En la *Figura 1* se comparan los rendimientos diarios del IBEX 35, Bitcoin y Ethereum durante el periodo comprendido entre marzo de 2022 y marzo de 2025. Esta representación permite observar con claridad el comportamiento diario de cada activo, calculado a partir de las tasas de crecimiento del precio de apertura. Como se aprecia en el gráfico, los criptoactivos muestran una volatilidad considerablemente superior en comparación con el índice bursátil español. Mientras que los rendimientos diarios del IBEX 35 se mantienen en rangos estrechos, reflejando una evolución más estable y predecible, los rendimientos de Bitcoin y, especialmente, de Ethereum presentan fluctuaciones diarias mucho más abruptas, alcanzando en algunos casos variaciones superiores al 10% en un solo día.

Esta marcada diferencia en la dispersión de rendimientos resalta el carácter especulativo y de alto riesgo de las criptomonedas, en contraposición con el comportamiento más moderado de los activos bursátiles tradicionales. En consecuencia, este patrón puede ser indicativo de que los criptoactivos resultan más atractivos para inversores con una mayor tolerancia al riesgo y un perfil orientado a obtener rendimientos elevados en horizontes

temporales más cortos, mientras que el IBEX 35 continúa siendo una opción preferida por quienes buscan estabilidad y previsibilidad en sus inversiones.

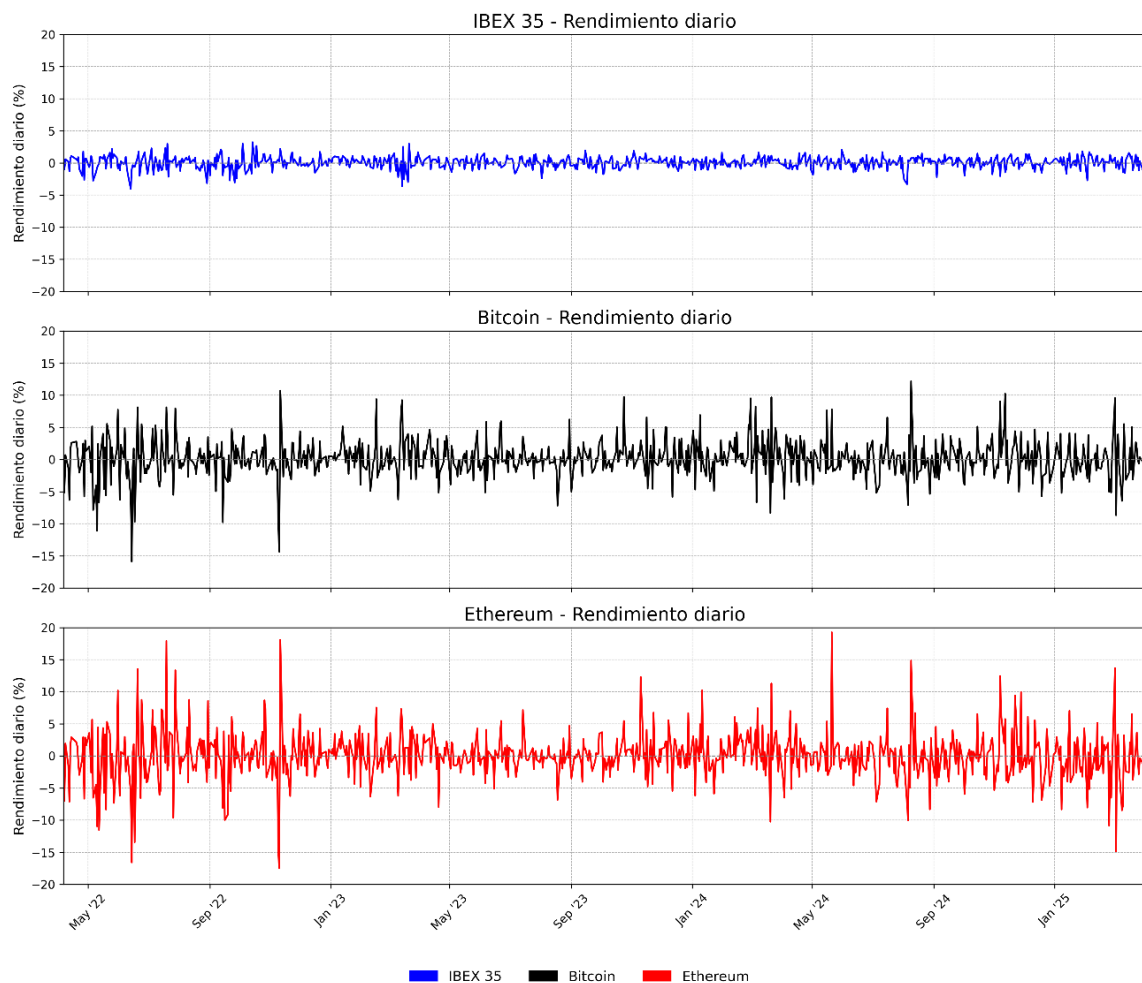


Figura 1. Rendimientos diarios del IBEX 35, Bitcoin y Ethereum (marzo 2022 - marzo 2025).
Fuente: Elaboración propia a partir de datos de [CoinMarketCap](#) y datos históricos del IBEX 35 de [Investing](#).

La rápida expansión del mercado de criptomonedas ha transformado el panorama financiero global, atrayendo a una base de usuarios diversa y, en muchos casos, distinta a los inversores tradicionales del mercado de valores (Sitthipon et al., 2022). Esta transición plantea preguntas fundamentales sobre las diferencias en los perfiles demográficos, las motivaciones y los niveles de educación financiera entre ambos grupos de inversores.

Mientras que el mercado de valores ha sido históricamente percibido como un espacio para perfiles más generalizados y diversificados, el mercado de criptomonedas se ha asociado con usuarios más jóvenes, tecnológicamente orientados y con una mayor tolerancia al riesgo (Almeida y Gonçalves, 2023). Estas diferencias sugieren un cambio

en las dinámicas de inversión que merece ser investigado para entender mejor las motivaciones y las barreras que enfrentan estos dos tipos de participantes.

Nuestro estudio se sitúa en la intersección de estos dos mundos financieros, explorando las diferencias en los perfiles, motivaciones y niveles de educación financiera entre los inversores tradicionales y los usuarios de criptomonedas.

1.2 Pregunta de investigación

Este estudio busca contribuir al conocimiento existente analizando la relación entre la educación financiera y las decisiones de inversión en mercados tradicionales y alternativos (cripto). Se pretende examinar hasta qué punto el nivel de conocimientos financieros influye en la preferencia por determinados activos, y si una la educación financiera está asociada a una mayor participación en inversiones convencionales como acciones y bonos, o si, por el contrario, impulsa a algunos inversores hacia activos más volátiles y especulativos como las criptomonedas.

Asimismo, se explora cómo factores demográficos pueden distinguir a los inversores del mercado de valores de los usuarios de criptomonedas. Variables como la edad, el nivel educativo, el género y la tolerancia al riesgo pueden desempeñar un papel fundamental en la elección de activos financieros, influyendo en la manera en que los individuos perciben el riesgo y la rentabilidad de cada opción de inversión.

Comprender estas diferencias permitirá obtener una visión más amplia sobre cómo la educación financiera y otros factores influyen en la toma de decisiones de inversión, lo que a su vez podrá aportar información valiosa para diseñar estrategias que fomenten una mayor formación en este ámbito y una toma de decisiones más informada en los mercados financieros.

Además, este estudio proporciona una perspectiva sobre la posible evolución futura de la inversión en estos activos y sus respectivos mercados. Al identificar los perfiles demográficos predominantes entre los inversores y analizar cómo estos pueden cambiar con el tiempo, se podrá prever tendencias en la adopción de diferentes tipos de activos financieros. Comprender estos patrones permitirá anticipar posibles cambios en la demanda de inversión y en la dinámica de los mercados, contribuyendo así a una mejor planificación en términos de regulación, educación financiera y desarrollo de productos financieros adaptados a las necesidades de los inversores del futuro.

1.3. Objetivos del estudio

El presente estudio busca analizar la relevancia de la educación financiera en la toma de decisiones de inversión y su relación con la adquisición de distintos tipos de activos financieros. En particular, se pretende explorar las diferencias entre los inversores en los mercados de valores tradicionales y los tenedores de criptomonedas, identificando los factores que pueden influir en su comportamiento financiero.

Desde esta perspectiva, el estudio tiene como objetivo comprender en qué medida el nivel de educación financiera afecta la preferencia por ciertos activos y si existen diferencias significativas entre los inversores en términos de características sociodemográficas y percepción del riesgo. Asimismo, se busca identificar patrones de inversión y determinar qué elementos pueden ser determinantes en la elección entre activos tradicionales y criptomonedas.

A través de este análisis, se espera contribuir al debate sobre la educación financiera y su impacto en la toma de decisiones económicas, proporcionando información relevante para el desarrollo de estrategias que fomenten un mejor acceso a conocimientos financieros y una gestión más informada de las inversiones.

1.4. Resumen de resultados

Los resultados del estudio muestran diferencias significativas entre los perfiles de quienes invierten en criptomonedas y aquellos que lo hacen en activos financieros tradicionales como acciones y bonos. En particular, el análisis econométrico evidencia que una mayor educación financiera está asociada negativamente con la probabilidad de invertir en criptomonedas, mientras que los individuos más jóvenes, con menores ingresos y mayor tolerancia al riesgo tienen mayor propensión a invertir en este tipo de activos. Este hallazgo coincide con lo señalado por Panos et al. (2020), quienes documentan que los individuos con menor alfabetización financiera son más propensos a participar en mercados cripto, muchas veces sin una adecuada comprensión de los riesgos. Además, variables como la confianza en el plan de jubilación y la posesión de productos de pensión están también relacionadas con la elección de activos: los criptoinversores tienden a carecer de ambos, lo que sugiere un menor nivel de planificación financiera a largo plazo.

El análisis de clústeres refuerza estos resultados al identificar tres grupos diferenciados de inversores, siendo el Clúster 2 el que concentra la mayoría de los cripto inversores. Este grupo se caracteriza por una edad media significativamente menor, menor nivel de educación financiera, menores ingresos y escasa planificación previsional. Por el contrario, los Clústeres 1 y 3 agrupan a perfiles más alineados con los inversores tradicionales, mostrando mayor edad, más formación, ingresos más altos y una menor participación en criptoactivos, pese a que en el caso del Clúster 1 se observa una elevada tolerancia al riesgo.

Este último punto resulta especialmente relevante, ya que indica que una mayor disposición al riesgo no necesariamente se traduce en una preferencia por activos especulativos como las criptomonedas, sino que puede canalizarse a través de inversiones tradicionales cuando se combina con una sólida educación financiera y planificación.

La consistencia entre el modelo econométrico de elección discreta (logit) y la segmentación no supervisada sugiere que las diferencias observadas no responden simplemente a preferencias individuales o coyunturales, sino a patrones estructurales de comportamiento financiero, ligados a factores como la educación, la edad o la estabilidad económica. Estos patrones permiten concluir que los usuarios de criptomonedas representan un grupo específico dentro del universo de inversores, con motivaciones, percepciones del riesgo y horizontes temporales de inversión claramente diferenciados respecto a los participantes en mercados tradicionales.

En conjunto, estos resultados confirman que la educación financiera es una variable clave para comprender la elección entre activos tradicionales y criptoactivos, y que existen cohortes de inversores estructuralmente distintas, con diferencias significativas no solo en sus conocimientos financieros y características sociodemográficas, sino también en la forma en que entienden y gestionan el riesgo. Esto tiene implicaciones relevantes tanto para el diseño de políticas públicas como para el desarrollo de productos financieros adaptados a las nuevas realidades del mercado.

1.5. Implicaciones para la política pública

Los resultados del estudio muestran que los inversores en criptomonedas y en activos financieros tradicionales presentan perfiles significativamente distintos. Mientras que los primeros tienden a ser más jóvenes, con menor nivel de educación financiera,

menores ingresos y escasa planificación previsional, los segundos destacan por una mayor edad, mejor formación financiera, mayor estabilidad económica y una actitud más conservadora ante el riesgo. Aunque en ciertos momentos los mercados de criptoactivos y valores puedan parecer comportarse de manera similar, las diferencias en el tipo de inversor justifican la necesidad de un enfoque regulatorio diferenciado. Regular ambos mercados bajo los mismos criterios podría obviar las vulnerabilidades específicas de los criptoinvertidores, lo que aumentaría los riesgos de exposición a pérdidas significativas, fraudes o comportamientos especulativos sin el respaldo de un conocimiento financiero adecuado.

En este contexto, resulta esencial que las políticas públicas incorporen estrategias de protección adaptadas al perfil del criptoinvertidor, así como programas de educación financiera específicamente diseñados para los segmentos de población más jóvenes y menos formados. Estas intervenciones podrían contribuir a una toma de decisiones más informada, a reducir la propensión a asumir riesgos excesivos y a fomentar una participación más responsable en los mercados financieros. Además, comprender las diferencias estructurales entre ambos tipos de inversores puede ayudar a los reguladores y a las instituciones financieras a diseñar productos y marcos normativos que se ajusten mejor a las necesidades reales de cada grupo, promoviendo así un entorno financiero más equitativo, inclusivo y seguro.

1.6. Resumen de la estructura del trabajo

El presente trabajo se organiza en cinco secciones principales, abordando de manera estructurada la relación entre la educación financiera y la adquisición de diferentes activos financieros. Se busca analizar cómo el nivel de conocimientos financieros, junto con características sociodemográficas, pueden condicionar la preferencia por determinados activos financieros y la forma en que los individuos toman decisiones en los mercados.

La sección dos, revisión de la literatura, explora estudios previos sobre la educación financiera y su impacto en la participación en los mercados financieros. Se examina cómo el nivel de conocimientos financieros influye en la toma de decisiones de inversión y qué otros factores pueden incidir en la selección de activos como acciones, bonos y criptomonedas. Asimismo, se identifican las principales líneas de investigación

desarrolladas hasta el momento en este ámbito, proporcionando un marco teórico que fundamenta el estudio.

En la tercera sección, dedicada a los datos y la metodología, se describen las fuentes de información utilizadas, destacando la Encuesta de Competencias Financieras (ECF) del Banco de España. Además, se detallan las herramientas analíticas empleadas para evaluar la relación entre educación financiera y la elección de activos financieros. Se identifican las variables clave del estudio, garantizando un análisis riguroso de los datos recopilados.

La cuarta sección expone los resultados obtenidos a partir del análisis de los datos. Se comparan los perfiles de los inversores en criptomonedas y en el mercado de valores, explorando diferencias en características sociodemográficas, niveles de educación financiera y los factores que influyen en sus decisiones de inversión. Este apartado permite identificar patrones relevantes y diferencias significativas entre ambos grupos, proporcionando información clave para comprender mejor sus motivaciones y comportamientos financieros.

Finalmente, la quinta sección recoge las conclusiones del estudio, sintetizando los principales hallazgos y discutiendo sus implicaciones para el desarrollo de políticas que fomenten una educación financiera más efectiva y promuevan decisiones de inversión más informadas. Además, se proponen posibles líneas de investigación futura que amplíen el conocimiento sobre la relación entre educación financiera, comportamiento inversor y otros factores determinantes en la toma de decisiones financieras.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

La importancia de los perfiles demográficos, los niveles de educación financiera y las motivaciones de inversión entre los inversores del mercado de valores y los usuarios de criptomonedas han captado la atención de numerosas investigaciones. Este trabajo contribuye a múltiples campos, incluyendo la economía de la educación financiera, las finanzas conductuales y el estudio de nuevas clases de activos como las criptomonedas. En particular, este estudio se alinea estrechamente con la literatura reciente que explora cómo la educación financiera influye en la participación en los mercados financieros tradicionales y emergentes.

2.1 Educación financiera y participación en el mercado de valores

Un amplio cuerpo de literatura ha examinado la relación entre la educación financiera y la participación en los mercados de valores. En particular, se ha encontrado que los individuos con mayores niveles de alfabetización financiera tienen una probabilidad significativamente mayor de invertir en los activos tradicionales (Van Rooij et al., 2011). Estos individuos tienen una mayor capacidad para entender conceptos como la diversificación del riesgo, el valor temporal del dinero y la gestión de carteras, lo que les permite tomar decisiones más informadas.

En un contexto global, Lusardi y Mitchell (2011) encontraron que la educación financiera es un predictor clave de la participación en los mercados financieros y de la acumulación de riqueza a lo largo del ciclo de vida. Los individuos con mayor alfabetización financiera no solo son más propensos a invertir, sino que también gestionan mejor sus inversiones, diversificando su cartera y evitando errores financieros costosos (Hastings et al., 2013).

Sin embargo, el acceso a la información también juega un papel fundamental. Fort et al. (2016) argumentan que la educación financiera no siempre es suficiente si no se combina con el acceso a fuentes de información confiables y con políticas bancarias transparentes. En este sentido, los bancos y asesores financieros pueden desempeñar un rol importante en facilitar la participación en los mercados de valores para inversores con menor formación financiera.

Otra línea de investigación destaca la relación entre la educación financiera y la estabilidad financiera individual. Koomson et al. (2023) señalan que las personas con mayores conocimientos financieros son más propensas a planificar su retiro y a utilizar productos financieros avanzados, lo que les permite mejorar su bienestar económico y reducir la probabilidad de enfrentar crisis financieras personales.

En síntesis, la literatura sugiere que la educación financiera desempeña un papel crucial en la toma de decisiones de inversión en los mercados financieros, ya que no solo incrementa la participación en activos tradicionales como acciones y bonos, sino que también mejora la capacidad de los individuos para gestionar riesgos, diversificar su cartera y planificar sus inversiones de manera más efectiva.

2.2 Educación financiera e inversión en criptomonedas

En segundo lugar, este trabajo también contribuye a la literatura que estudia la importancia de la educación financiera en las inversiones en criptomonedas. En los últimos años, el auge de las criptomonedas ha generado un interés creciente sobre la relación entre educación financiera y adopción de estos activos digitales. A diferencia de los mercados financieros tradicionales, la inversión en criptomonedas se caracteriza por una mayor volatilidad, menor regulación y una fuerte influencia de factores especulativos. En este contexto, la educación financiera puede desempeñar un papel determinante en la toma de decisiones de los inversores, afectando tanto la probabilidad de participación como la calidad de las inversiones realizadas.

Panos et al. (2020) identifican que la educación financiera tiene un efecto negativo en la probabilidad de poseer criptomonedas. En su estudio, los individuos con mayor alfabetización financiera son más conscientes de los riesgos asociados a estos activos y, en consecuencia, menos propensos a invertir en ellos. Esta tendencia puede explicarse por una percepción más informada de la volatilidad extrema del mercado de criptomonedas y la falta de fundamentos económicos sólidos en muchos proyectos de este tipo.

Sin embargo, otros estudios han identificado matices en esta relación. Fujiki (2020) analiza datos de Japón y concluye que los propietarios de criptomonedas tienden a mostrar mayores niveles de educación financiera en comparación con los no propietarios, pero esta correlación es más evidente entre aquellos que también han invertido en activos financieros tradicionales. Esto sugiere que la relación entre educación financiera y tenencia de criptomonedas no es uniforme y puede estar influenciada por la experiencia previa de los inversores en otros mercados.

El estudio de Balutel et al. (2023) refuerza esta idea al comparar la alfabetización financiera de los poseedores y no poseedores de cryptoactivos en Canadá. Sus hallazgos indican que, aunque una proporción significativa de los inversores en criptomonedas tiene bajos niveles de conocimientos financieros, también existe un segmento con alta alfabetización financiera que invierte en estos activos con un enfoque más estratégico. En particular, los inversores más educados en términos financieros suelen tener un mejor entendimiento de la tecnología blockchain y una mayor capacidad para evaluar proyectos de inversión en este sector.

Otro factor relevante en la relación entre educación financiera y criptomonedas es la percepción del riesgo. Xi et al. (2019) encuentran que los individuos con menor alfabetización financiera son más propensos a ver las criptomonedas como una oportunidad de enriquecimiento rápido, en lugar de una inversión a largo plazo. Esta percepción los hace más susceptibles a burbujas especulativas y pérdidas significativas, lo que resalta la importancia de una mayor formación en educación financiera antes de participar en estos mercados.

En síntesis, la educación financiera influye en la inversión en criptomonedas de forma dual: puede reducir la participación al aumentar la percepción del riesgo, pero también permitir una inversión más informada dentro de un contexto de inversión estratégica y diversificada. Mientras que los menos educados financieramente son más propensos a la especulación, una mayor formación podría mitigar decisiones impulsivas y mejorar la toma de decisiones en este mercado.

2.3 Comparación entre inversores tradicionales y de criptomonedas

Finalmente, nuestro artículo contribuye a la línea de investigación que estudia el perfil de los inversores tradicionales y los inversores en criptomonedas. Si bien la educación financiera influye en la inversión tanto en mercados tradicionales como en criptomonedas, su impacto se manifiesta de manera diferente en cada caso. Como se analizó en los apartados anteriores, los inversores en el mercado de valores suelen contar con una mayor alfabetización financiera, lo que les permite gestionar el riesgo y diversificar sus inversiones de manera más efectiva (Van Rooij et al., 2011; Lusardi y Mitchell, 2011). En contraste, en el mercado de criptomonedas, la educación financiera presenta un efecto dual: algunos estudios indican que una mayor alfabetización reduce la probabilidad de inversión en estos activos debido a su alta volatilidad (Panos et al., 2020), mientras que otros sugieren que ciertos inversores con alto conocimiento financiero utilizan su formación para analizar mejor las oportunidades dentro del ecosistema blockchain (Fujiki, 2020; Balutel et al., 2023).

Más allá de la educación financiera, los inversores en cada tipo de activo presentan diferencias claras en términos de factores demográficos, motivaciones y comportamiento financiero.

Los inversores en mercados tradicionales suelen ser de mayor edad, con una inclinación hacia la estabilidad financiera y la planificación a largo plazo. Según el estudio de Letkiewicz y Fox (2014), este grupo tiende a acumular activos de forma gradual, priorizando la diversificación y minimizando la exposición a riesgos innecesarios. Además, se ha observado una menor representación femenina en este sector, en parte debido a una menor confianza en el conocimiento financiero, a pesar de poseer niveles de alfabetización similares a los hombres (Bucher-Koenen et al., 2021). El comportamiento de estos inversores está marcado por decisiones fundamentadas en análisis financiero, la búsqueda de rentabilidad sostenida en el tiempo y una aversión al riesgo más acentuada, lo que se traduce en una menor tendencia a realizar operaciones especulativas (Hastings et al., 2013). La intermediación financiera también juega un papel clave en este perfil, ya que los bancos y asesores financieros facilitan la toma de decisiones y reducen la incertidumbre en la inversión (Fort et al., 2016).

En contraste, los inversores en criptomonedas tienden a ser más jóvenes y presentan una mayor predisposición al riesgo y a la innovación tecnológica. Según el informe de la CNMV (2022), la mayoría de los inversores en cryptoactivos son hombres de entre 25 y 44 años, con un fuerte uso de plataformas digitales y redes sociales como fuente de información. A diferencia de los inversores tradicionales, su comportamiento financiero está más impulsado por la especulación y las expectativas de altos retornos a corto plazo (Almeida y Gonçalves, 2023). Giudici et al. (2020) señalan que muchos de estos inversores están motivados por la descentralización y la falta de intermediarios financieros, lo que refuerza su percepción de autonomía en la toma de decisiones de inversión. No obstante, la volatilidad extrema del mercado y la proliferación de proyectos de dudosa legitimidad han generado un entorno propenso a inversiones impulsivas y pérdidas significativas para aquellos con menor conocimiento financiero (Xi et al., 2019).

En términos de comportamiento, los inversores en criptomonedas muestran una mayor frecuencia de negociación en comparación con los inversores en mercados tradicionales, realizando operaciones en función de tendencias del mercado y volatilidad, en lugar de análisis fundamentales y estrategias de inversión a largo plazo (Fujiki, 2020). Además, Almeida y Gonçalves (2023) identifican dos perfiles predominantes dentro de los inversores en criptomonedas: los especuladores, que buscan ganancias rápidas en un entorno de alta volatilidad, y los tecnófilos, que ven las criptomonedas como una

evolución estructural del sistema financiero y están interesados en la tecnología blockchain y sus aplicaciones a largo plazo.

Estas diferencias permiten identificar distintos patrones de inversión que pueden ser relevantes para evaluar cómo la educación financiera y otros factores afectan la preferencia por cada tipo de activo financiero.

3. DATOS Y METODOLOGÍA

3.1. Datos

Este estudio utiliza datos de la Encuesta de Competencias Financieras (ECF) del Banco de España. El objetivo de la ECF es medir el nivel de conocimientos financieros de la población adulta española y proporcionar datos representativos tanto a nivel nacional como autonómico, facilitando el desarrollo de estrategias de educación financiera y la comparación con estándares internacionales.

La encuesta se realizó en colaboración con el Instituto Nacional de Estadística (INE), que estableció una muestra representativa de 7.764 individuos entre 18 y 79 años, seleccionados de forma aleatoria y estratificada, garantizando representatividad a nivel nacional y autonómico.

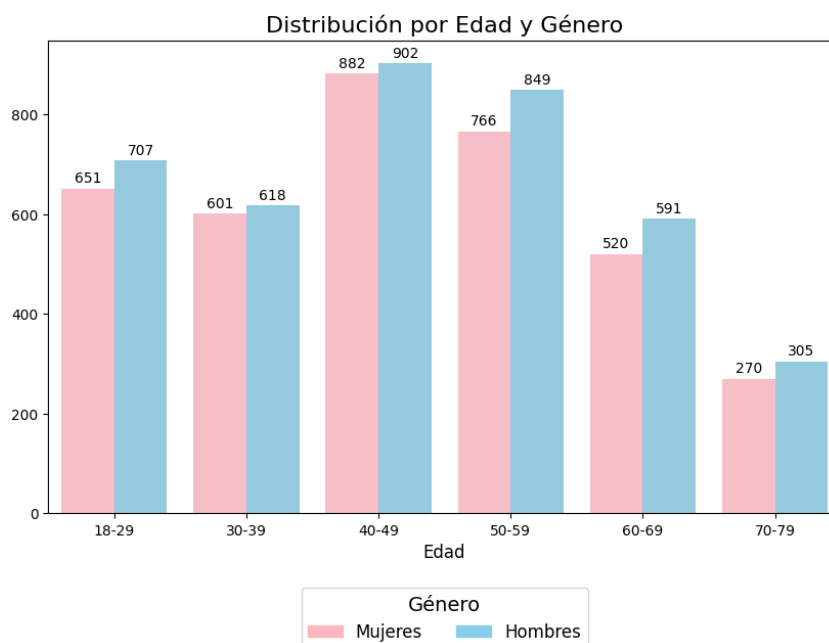


Figura 2. Distribución de los encuestados por edad y género.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la Encuesta de Competencias Financieras (ECF) del Banco de España.

Para comprender mejor la composición de la muestra utilizada en este estudio, la *Figura 2* muestra la distribución de los encuestados según su edad y género. Se observa que la mayoría de los participantes se encuentran en los rangos de edad de 40 a 59 años, representando una parte significativa de la muestra tanto en hombres como en mujeres. En los grupos de menor edad (18-29 años y 30-39 años), la representación es menor, mientras que en los grupos de mayor edad (60-79 años) se aprecia una disminución progresiva en la participación. Esta distribución es relevante para el análisis posterior, ya que factores como la edad y el género pueden influir en las decisiones de inversión y en la relación con la educación financiera.

El objetivo de este estudio es analizar si existe una diferenciación clara entre los usuarios de criptomonedas y los inversores en el mercado de valores, en este caso tanto acciones como bonos. Para ello, se ha estructurado el análisis en torno a estos dos grupos de inversores, empleando como variables principales la participación en el mercado de valores y la tenencia de criptomonedas. Estas variables permiten identificar si un individuo ha invertido en acciones y bonos y/o en criptomonedas, proporcionando una base sólida para examinar las diferencias en educación financiera y comportamiento inversor entre ambos segmentos de población.

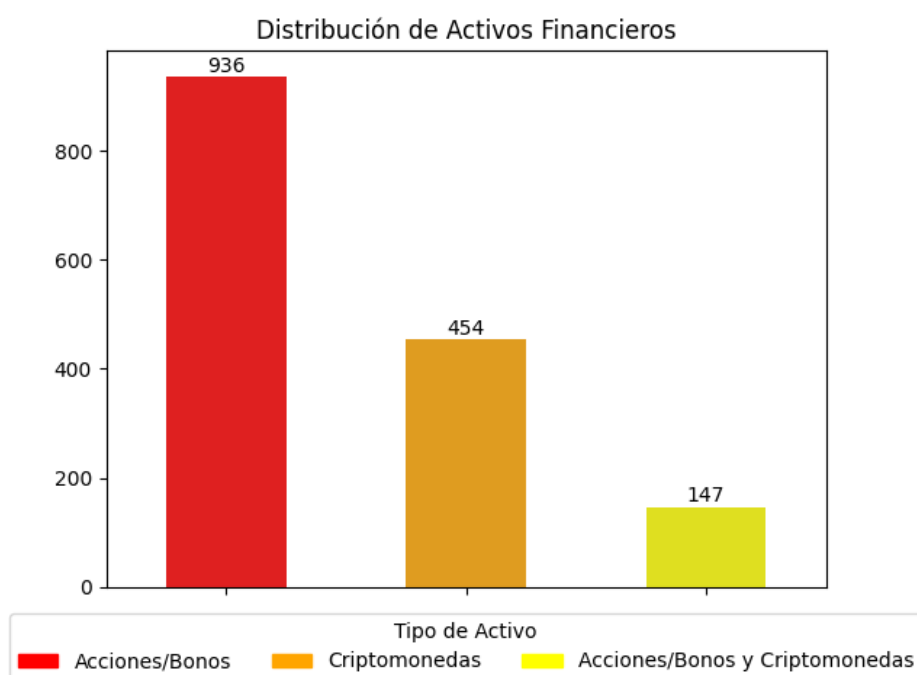


Figura 3. Distribución por tipo de activo financiero en la muestra.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la Encuesta de Competencias Financieras (ECF) del Banco de España.

La *Figura 3* muestra la distribución de activos financieros dentro de la muestra analizada. Se observa que 936 individuos han invertido en acciones y/o bonos, mientras que 454 han adquirido criptomonedas. Por otro lado, 147 individuos han invertido en ambos tipos de activos. Estos datos reflejan que la inversión en el mercado de valores es más frecuente que la inversión en criptomonedas, aunque existe un grupo reducido que combina ambos tipos de inversión. Este análisis preliminar proporciona una visión general de cómo se distribuyen los diferentes tipos de inversores y servirá como base para explorar su relación con la educación financiera en secciones posteriores. Asimismo, refuerza la importancia de diferenciar entre estos tipos de inversores, ya que sus patrones de inversión pueden estar influenciados por diversos factores demográficos y motivacionales.

Para caracterizar y analizar los perfiles de los inversores en criptomonedas y en el mercado de valores, se han recopilado datos que se agrupan en tres categorías principales de variables explicativas. En primer lugar, la educación financiera¹ juega un papel clave en la toma de decisiones de inversión, ya que influye en la capacidad de los individuos para evaluar riesgos, interpretar información financiera y seleccionar productos de inversión adecuados a sus objetivos (Koomson et al., 2023).

En segundo lugar, se consideran las variables sociodemográficas, que incluyen factores como edad, género, nivel educativo e ingresos. Estas características pueden ser determinantes en la elección de inversión, ya que influyen en la percepción del riesgo, el horizonte temporal de inversión y la predisposición a adoptar nuevas tecnologías financieras. Además, la estructura sociodemográfica de los inversores puede proporcionar información relevante sobre las tendencias en la adopción de criptomonedas frente a activos tradicionales.

Por último, se analiza el perfil de riesgo, un aspecto fundamental en la diferenciación entre inversores. La tolerancia al riesgo y la disposición a asumir volatilidad son factores que pueden condicionar la elección de activos financieros. Mientras que los inversores con menor aversión al riesgo pueden sentirse más atraídos por las criptomonedas debido a su alta volatilidad y potenciales retornos elevados, aquellos con un perfil más conservador pueden preferir opciones más estables como acciones y bonos.

¹ El índice de educación financiera utilizado en este estudio se ha construido a partir de la Encuesta de Competencias Financieras (ECF) del Banco de España, siguiendo la metodología establecida por la OCDE. Para más detalles sobre su construcción, véase el apartado 3.2, *Detalle metodológico del índice de educación financiera*.

Estas tres dimensiones permitirán evaluar las diferencias estructurales entre los distintos tipos de inversores y comprender mejor los factores que influyen en sus decisiones financieras.

A priori, el análisis visual de la muestra permite identificar ciertas tendencias iniciales sobre la relación entre las características individuales y la elección de activos financieros. La *Figura 4* muestra las preferencias de inversión segmentadas por nivel de educación financiera. Se observa que, en general, un mayor nivel de conocimientos financieros está asociado con una mayor preferencia por activos tradicionales como acciones y bonos, mientras que las criptomonedas parecen concentrarse entre los individuos con menor educación financiera, especialmente en el caso de las mujeres.

Al analizar por género, se aprecia que tanto en hombres como en mujeres la inversión en criptomonedas disminuye con el aumento del nivel educativo. Sin embargo, esta relación negativa es más marcada en las mujeres, lo que sugiere una mayor sensibilidad a la educación financiera en sus decisiones de inversión.

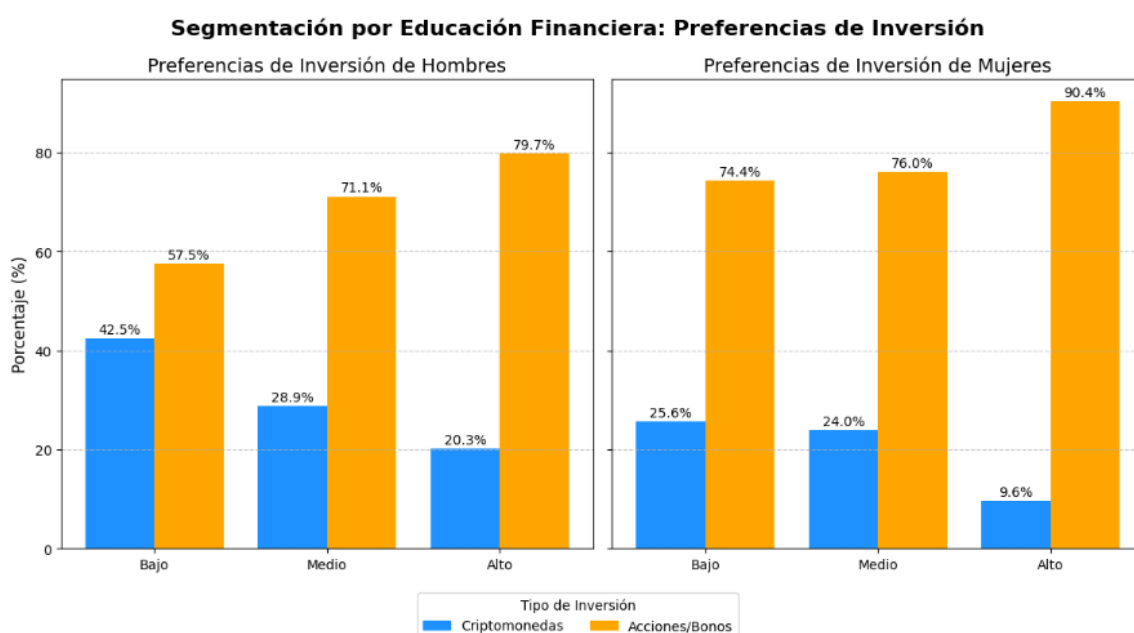


Figura 4. Preferencias de inversión por nivel de educación financiera y género.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la Encuesta de Competencias Financieras (ECF) del Banco de España.

De forma complementaria, la *Figura 5* muestra las preferencias de inversión por grupos de edad e ingresos. Se observa que las criptomonedas son más populares entre individuos más jóvenes y con menores ingresos, mientras que la inversión en bonos y acciones está más extendida entre las personas de mayor edad y con ingresos más elevados. Este

análisis visual preliminar proporciona una primera aproximación sobre los posibles perfiles inversores según el tipo de activo adquirido. Esta aproximación inicial será contrastada posteriormente mediante modelos econométricos, con el objetivo de determinar hasta qué punto estas características influyen significativamente en la elección de activos financieros.

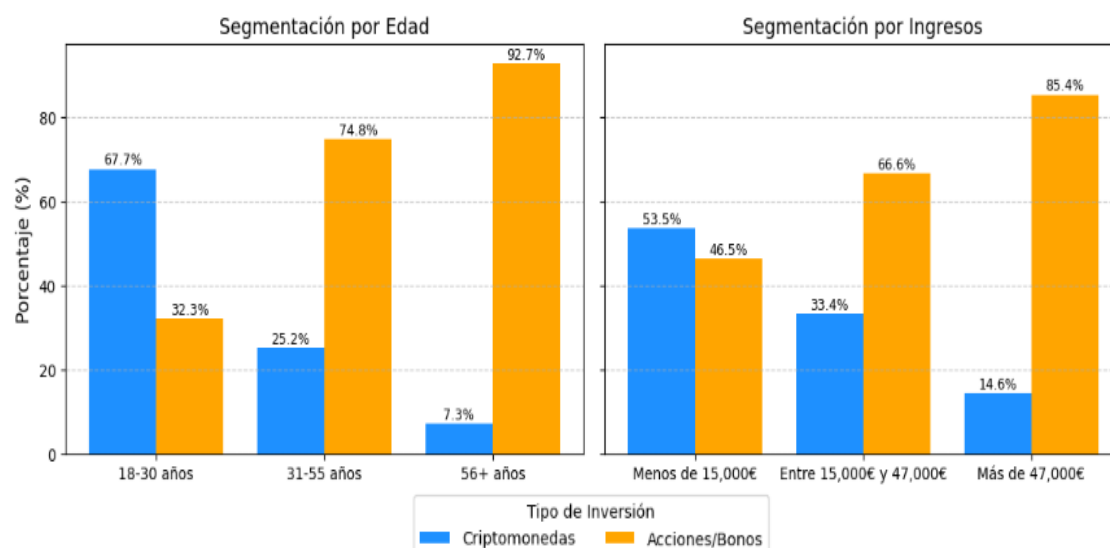


Figura 5. Preferencias de inversión según edad e ingresos.

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la Encuesta de Competencias Financieras (ECF) del Banco de España.

No obstante, este análisis visual tiene un carácter meramente descriptivo y no permite identificar relaciones causales. Por esta razón, en la siguiente sección se presentan modelos econométricos que permitirán examinar de forma más precisa cómo la educación financiera, el perfil de riesgo y las características sociodemográficas inciden en la probabilidad de adquirir distintos tipos de activos financieros.

La *Tabla 1* proporciona un resumen y una visión general de las variables explicativas incluidas en el análisis empírico como posibles características distintivas de ambos grupos de inversores. El Anexo A ofrece información adicional sobre cada una de estas variables.

La *Tabla 2* presenta estadísticas descriptivas para las variables incluidas en la especificación base. La muestra está compuesta mayoritariamente por hombres (65%), con una edad media de 46 años y un 66% que declara vivir con pareja. En cuanto al nivel educativo, la media se sitúa en 1.96, lo que indica que la mayoría de los encuestados tiene estudios universitarios o de posgrado. En términos de ingresos, el promedio se establece en el tramo entre 15.000 € y 47.000 € anuales. Además, el 59 % de los encuestados declara

estar trabajando en el momento de la encuesta, y el 62 % declara tomar decisiones financieras de manera autónoma. El 43% de los participantes posee actualmente un producto de pensión. La puntuación media de educación financiera es de 70,5 sobre 100, lo que refleja un nivel relativamente alto. En cuanto a la actitud hacia el riesgo financiero, en general, los encuestados muestran una disposición relativamente positiva a asumir cierto riesgo al invertir.

Tabla 1: Características potenciales de ambos grupos de inversores

Variable	Código	Definición
Educación financiera	<i>Educación financiera</i>	Índice que mide el nivel de conocimiento financiero básico
Género	<i>Género</i>	Género (hombre, mujer, otro)
Edad	<i>Edad</i>	Edad al momento de responder la encuesta
Ingresos	<i>Ingresos</i>	Nivel de ingresos del hogar del encuestado
Nivel educativo	<i>Educación</i>	Máximo nivel de educación alcanzado
Situación laboral	<i>Estatus laboral</i>	Estado actual respecto al empleo
Vivir con pareja	<i>Vivir con pareja</i>	Si se convive con pareja, independientemente de su estado civil legal
Toma de decisiones financieras	<i>Decisión financiera</i>	Indica si el encuestado toma decisiones financieras de manera autónoma
Confianza en plan de jubilación	<i>Confianza jubilatoria</i>	Nivel de confianza del individuo en su plan de pensiones para su jubilación
Producto pensión	<i>Producto pensión</i>	Si posee producto de pensión o jubilación
Actitud hacia el riesgo	<i>Tolerancia al riesgo</i>	Predisposición del encuestado a asumir riesgos financieros

El Anexo A ofrece información adicional sobre cada una de estas variables.

Tabla 2: Estadísticos descriptivos

	Media	DE	Min	Max	N
Educación financiera	70.50	9.99	31.58	92.98	1017
Género	0.65	0.48	0.00	1.00	1017
Edad	46.05	14.64	18.00	79.00	1017
Ingresos	2.36	0.61	1.00	3.00	1017
Educación	1.96	1.16	1.00	6.00	1017
Estatus laboral	0.75	0.43	0.00	1.00	1017
Vivir con pareja	0.66	0.47	0.00	1.00	1017
Decisión financiera	0.29	0.45	0.00	1.00	1017
Confianza jubilatoria	2.73	1.20	1.00	6.00	1017
Producto pensión	0.43	0.50	0.00	1.00	1017
Tolerancia al riesgo	2.38	1.05	1.00	5.00	1017

3.2 Detalle metodológico del índice de educación financiera

Para este trabajo se ha utilizado un índice de educación financiera elaborado a partir de los datos recogidos en la Encuesta de Competencias Financieras (ECF) del Banco de España. Este índice resume el nivel de educación financiera de cada individuo mediante la combinación de tres dimensiones clave: conocimiento financiero, comportamiento financiero y actitudes financieras. La metodología empleada sigue los estándares definidos por la OCDE, lo que permite asegurar la comparabilidad internacional de los resultados.

El primer componente, el conocimiento financiero, se calcula como el número total de respuestas correctas a siete preguntas específicas sobre conceptos básicos, tales como inflación, interés compuesto, diversificación del riesgo o relación entre riesgo y rentabilidad. Este subíndice puede tomar valores entre 0 y 7.

El segundo componente, el comportamiento financiero, recoge la adopción de buenas prácticas en la gestión de las finanzas personales. Entre las conductas consideradas se incluyen: elaboración de presupuestos, ahorro activo, planificación a largo plazo, evitación del endeudamiento excesivo y seguimiento de los gastos. Este componente puede alcanzar un valor máximo de 9.

Finalmente, el componente de actitudes financieras evalúa las percepciones y predisposiciones individuales hacia el ahorro y el consumo. Se calcula como el promedio de las respuestas a tres afirmaciones relacionadas con la preferencia temporal, la planificación financiera y la actitud frente al gasto. Este subíndice se sitúa entre 1 y 5.

La puntuación total del índice de educación financiera se obtiene sumando los valores de los tres componentes anteriores. De esta forma, el índice resultante puede oscilar entre 1 y 21, donde puntuaciones más altas indican un mayor nivel de educación financiera. Para este trabajo, este valor ha sido normalizado a una escala de 0 a 100, multiplicando el total por el factor de conversión $100/21$.

Este índice compuesto ofrece una medida robusta y multidimensional que permite capturar no solo el conocimiento teórico de los encuestados, sino también sus hábitos financieros reales y sus actitudes frente a la toma de decisiones económicas. Su incorporación al análisis permite explorar de forma integral la relación entre la educación financiera y las decisiones de inversión en diferentes tipos de activos financieros.

3.3. Metodología

Con el objetivo de analizar si existen características diferenciadoras entre los individuos que invierten en criptomonedas y aquellos que prefieren activos financieros tradicionales, se emplean dos enfoques metodológicos complementarios: un modelo econométrico de regresión logística y un análisis de clústeres no supervisado mediante el algoritmo K-means. El primero permite evaluar relaciones causales entre variables explicativas y la elección de activo financiero; el segundo, identificar perfiles naturales dentro de la muestra a partir de patrones latentes en los datos.

En primer lugar, se estima un modelo de regresión logística para analizar cómo distintos factores individuales inciden en la probabilidad de invertir en criptomonedas frente a acciones o bonos. La variable dependiente Y_i es binaria y toma el valor 1 si el individuo i ha invertido en criptomonedas (o las posee actualmente), y 0 si solo ha invertido en

productos financieros tradicionales como acciones o bonos. El modelo se especifica de la siguiente forma:

$$Pr(Y_i = 1 | X_i) = \Lambda(\beta_0 + \beta_1 Edu_i + \beta_2 Soc_i + \beta_3 Riesgo_i + \epsilon_i)$$

donde $\Lambda(.)$ representa la función de distribución logística estándar. Las variables explicativas se agrupan en tres dimensiones:

1. Edu_i : mide el nivel de conocimientos financieros del individuo.
2. Soc_i : recoge características sociodemográficas como edad, género y nivel educativo.
3. $Riesgo_i$: representa la tolerancia al riesgo o la actitud frente a la volatilidad y la incertidumbre en las inversiones.

El modelo se estima mediante máxima verosimilitud, bajo el supuesto de que el término de error sigue una distribución logística estándar, $\text{logistic}(0, \pi^2/3)$. En todos los casos, se presentan los efectos marginales promedio.

Como complemento al análisis causal, se aplica un análisis de clústeres mediante un algoritmo de agrupamiento no supervisado (*K-means*) con el objetivo de identificar perfiles de inversores homogéneos a partir de sus características individuales. A diferencia del modelo logit, este enfoque no parte de una variable dependiente, sino que busca clasificar a los individuos en grupos (clústeres) internamente coherentes, maximizando la similitud dentro de cada grupo y la disimilitud entre grupos.

El algoritmo agrupa a los individuos en K clústeres, asignando cada observación al centroide más cercano y actualizando iterativamente estos centroides hasta alcanzar convergencia. Todas las variables se normalizan previamente para evitar que la escala de medición afecte a los resultados. La elección del número óptimo de clústeres se realiza mediante el método del codo (*elbow method*) y el análisis de la silueta promedio.

Las variables utilizadas en este análisis coinciden con las empleadas en el modelo logit, organizadas también en las dimensiones de educación financiera, características sociodemográficas y perfil de riesgo. Tras la segmentación, se incorpora de forma analítica la variable tipo de activo financiero (criptomonedas frente a activos tradicionales) para examinar su distribución dentro de cada clúster. Esto permite contrastar los resultados del clustering con los obtenidos mediante el modelo logit,

reforzando la validez de las conclusiones y facilitando una interpretación más robusta del perfil de los distintos tipos de inversores.

4. RESULTADOS

4.1 Regresiones principales

La *Tabla 3* presenta los resultados de un modelo econométrico de elección discreta (logit) que estima la probabilidad de invertir en criptomonedas frente a acciones o bonos. Cada columna de la tabla representa una especificación diferente con distintos grupos de variables explicativas. Los coeficientes reportados corresponden a efectos marginales promedio y los errores estándar aparecen entre paréntesis. El Pseudo R-cuadrado oscila entre 0.1745 y 0.2923, lo cual indica una capacidad explicativa razonable para modelos de esta naturaleza.

La primera especificación (columna 1) incorpora todas las variables explicativas del modelo. Los resultados muestran que un mayor nivel de educación financiera está negativamente asociado con la probabilidad de invertir en criptomonedas y este efecto es estadísticamente significativo, lo que sugiere que los individuos con mayor conocimiento financiero tienden a preferir activos tradicionales frente a los criptoactivos. Este resultado se alinea con los hallazgos de Panos et al. (2020), quienes argumentan que una mayor alfabetización financiera reduce la probabilidad de invertir en criptomonedas, al aumentar la conciencia sobre sus riesgos inherentes.

En cuanto a los factores sociodemográficos, ser hombre está positivamente relacionado con la inversión en criptomonedas, mientras que la edad e ingresos presentan coeficientes negativos y significativos, lo cual indica que los individuos más jóvenes y con menores ingresos tienen mayor probabilidad de invertir en criptoactivos. Este patrón coincide con la evidencia reportada por Almeida y Gonçalves (2023), quienes destacan que el perfil del inversor en criptomonedas suele estar asociado a hombres jóvenes con elevada tolerancia al riesgo y menores niveles de renta

En esta especificación, tanto la variable de nivel educativo como la de estatus laboral y la de decisión financiera no resultan estadísticamente significativas, por lo que no se puede afirmar con evidencia suficiente que un mayor nivel de educación, el hecho de estar empleado o tomar decisiones financieras de manera autónoma estén relacionados con una

mayor o menor probabilidad de invertir en criptomonedas frente a acciones o bonos. Por otro lado, vivir con pareja y tener confianza en el plan de jubilación también están positivamente relacionados con la inversión en criptomonedas. La tenencia de un producto de pensión muestra una relación negativa y significativa, apuntando a una preferencia por activos tradicionales entre quienes ya participan en planes de ahorro a largo plazo.

Por último, muestra una relación positiva y estadísticamente significativa, lo que refuerza la idea de que los inversores en criptomonedas presentan una mayor disposición a asumir riesgos financieros en comparación con aquellos que invierten en acciones o bonos. Este resultado también está en línea con los hallazgos de Xi et al. (2019), quienes señalan que los individuos más inclinados al riesgo muestran mayor predisposición a participar en mercados más volátiles como el de las criptomonedas.

La segunda especificación (columna 2) mantiene las variables del modelo anterior excepto el nivel de educación general, con el objetivo de verificar la robustez de los resultados obtenidos en la primera regresión y evitar posibles problemas de multicolinealidad entre esta variable y otras relacionadas, como la edad o la educación financiera. En esta regresión, el nivel de educación financiera continúa mostrando una relación negativa y estadísticamente significativa con la probabilidad de invertir en criptomonedas. Este hallazgo refuerza la idea de que, a mayor conocimiento financiero, menor es la probabilidad de preferir activos altamente volátiles como las criptomonedas frente a instrumentos tradicionales como acciones o bonos.

Respecto a los factores sociodemográficos, se mantiene la relación positiva y significativa entre ser hombre e invertir en criptomonedas, así como el efecto negativo y significativo de la edad y los ingresos, lo que sugiere nuevamente que los individuos más jóvenes y con menores niveles de ingreso son más propensos a optar por este tipo de activos. En esta especificación, las variables relativas a la situación laboral y a la autonomía en la toma de decisiones financieras continúan sin mostrar una relación estadísticamente significativa, por lo que no se puede concluir con evidencia que estos factores influyan directamente en la elección de criptomonedas frente a bonos o acciones. En cambio, la variable vivir con pareja mantiene una asociación positiva y significativa, lo que sugiere una ligera inclinación hacia las criptomonedas en estos casos. La confianza jubilatoria sigue mostrando un efecto positivo y significativo, mientras que la tenencia de un producto de pensión se asocia negativamente con la inversión en cryptoactivos,

manteniéndose como un indicador de preferencia por instrumentos financieros más tradicionales.

Por último, la tolerancia al riesgo conserva su relación positiva y significativa, lo cual respalda la interpretación de que los inversores en criptomonedas están más dispuestos a asumir riesgos financieros.

La tercera especificación (columna 3) mantiene las variables incluidas previamente excluyendo los ingresos y reintroduciendo el nivel educativo general. La educación financiera continúa mostrando un coeficiente negativo y estadísticamente significativo.

En línea con las especificaciones anteriores, los factores sociodemográficos refuerzan un patrón claro en el perfil del inversor en criptomonedas: los hombres, las personas más jóvenes y aquellos con menores niveles de ingresos presentan una mayor probabilidad de optar por este tipo de activos frente a instrumentos tradicionales como acciones o bonos, manteniéndose estos efectos estables y estadísticamente significativos. El resto de las variables sociodemográficas del modelo conservan una dirección y significancia similares a las regresiones previas, lo que sugiere una notable consistencia en los resultados obtenidos.

En esta ocasión, el nivel educativo general aparece por primera vez como una variable estadísticamente significativa y con un coeficiente positivo. Esto sugiere que, dentro de la muestra analizada, un mayor nivel de estudios formales está asociado con una mayor probabilidad de invertir en criptomonedas. Este resultado guarda relación con lo expuesto por Fujiki (2020), quien encontró que entre los inversores en criptomonedas existe un subgrupo con alto nivel educativo. No obstante, este resultado debe interpretarse con cautela, dado que el efecto no se mantenía en las primeras especificaciones y podría estar condicionado por otras variables correlacionadas.

Por último, la tolerancia al riesgo mantiene su asociación positiva y significativa, lo que vuelve a evidenciar que los inversores en cryptoactivos presentan una mayor predisposición a asumir riesgos financieros.

La cuarta especificación (columna 4) mantiene las principales variables del modelo, reincorporando el nivel educativo general de nuevo y excluyendo la variable de ingresos y edad.

En esta regresión, el nivel de educación financiera sigue mostrando una relación negativa con la probabilidad de invertir en criptomonedas, y el coeficiente se mantiene estadísticamente significativo, en línea con lo observado en las especificaciones anteriores. Este resultado reafirma que los individuos con mayor conocimiento financiero tienden a preferir activos tradicionales como acciones o bonos frente a los criptoactivos.

En lo que respecta a los factores sociodemográficos, ser hombre continúa mostrando una relación positiva y estadísticamente significativa con la probabilidad de invertir en criptomonedas. Al igual que en la especificación anterior, el nivel educativo general aparece nuevamente como una variable significativa, con un coeficiente positivo, lo que sugiere que los individuos con mayor nivel de estudios formales tienden a mostrar una mayor propensión a invertir en criptoactivos.

Esta especificación introduce varios cambios relevantes con respecto a las anteriores. En primer lugar, la situación laboral se vuelve estadísticamente significativa, lo que indica que estar empleado podría estar positivamente asociado con la tenencia de criptomonedas. Por otro lado, y a diferencia de los modelos anteriores, la variable que indica convivencia en pareja pasa a tener un coeficiente negativo y significativo. Este cambio podría interpretarse como un indicio de que quienes viven en pareja adoptan un enfoque más conservador en sus decisiones de inversión. Este comportamiento podría estar en línea con estudios como los de Letkiewicz y Fox (2014), que señalan que las decisiones financieras compartidas en contextos familiares tienden a ser más prudentes y orientadas al largo plazo. Asimismo, la variable relativa a la autonomía en las decisiones financieras se vuelve también significativa, aunque con un signo negativo, lo que sugiere que las personas que gestionan sus finanzas de forma individual podrían mostrarse menos proclives a invertir en criptomonedas. Este resultado contrasta con lo observado en especificaciones previas y podría estar reflejando un perfil más prudente entre los individuos con mayor control financiero.

En cuanto al resto de variables del modelo, los resultados se mantienen estables. La confianza en el plan de jubilación conserva una asociación positiva y significativa, mientras que la posesión de un producto de pensión sigue vinculada negativamente con la inversión en criptomonedas, confirmando una preferencia por activos tradicionales entre quienes ya cuentan con mecanismos de ahorro a largo plazo. Finalmente, en esta especificación, la tolerancia al riesgo pierde significancia estadística, por lo que no se

puede afirmar con suficiente evidencia que esta variable influya en la elección entre criptomonedas y activos convencionales.

Finalmente, la quinta especificación mantiene las principales variables analizadas en las regresiones anteriores, excluyendo edad y educación y reintroduciendo ingresos. En esta regresión, la educación financiera continúa presentando un coeficiente negativo, aunque su nivel de significancia se reduce, situándose ahora al 10 %. Aun así, se mantiene la evidencia, aunque algo más débil, de que un mayor nivel de conocimientos financieros está asociado con una menor probabilidad de invertir en criptomonedas.

En lo que respecta a los factores sociodemográficos, los resultados son consistentes con los modelos anteriores. Ser hombre sigue asociado positivamente con la inversión en criptomonedas, mientras que los ingresos continúan mostrando una relación negativa y significativa, lo que indica que los individuos con menores niveles de renta son más propensos a invertir en este tipo de activos. Asimismo, la situación laboral mantiene su coeficiente positivo y significativo, reforzando la hipótesis de que estar empleado podría aumentar la probabilidad de inversión en cryptoactivos. La convivencia en pareja, por su parte, conserva su efecto negativo y significativo, apuntando a un perfil más conservador entre quienes comparten hogar con su pareja. Además, la autonomía en la toma de decisiones financieras vuelve a aparecer como significativa y con un coeficiente negativo, lo que indica que quienes gestionan sus finanzas de forma independiente tienen una menor inclinación hacia las criptomonedas, un resultado que contrasta con lo que cabría esperar inicialmente.

El resto de las variables se comportan de forma coherente con los modelos previos: la confianza en el plan de jubilación mantiene una relación positiva y significativa con la inversión en criptomonedas, mientras que la tenencia de un producto de pensión presenta una asociación negativa y significativa, lo que sugiere una mayor afinidad por productos tradicionales entre quienes ya están vinculados a mecanismos de ahorro previsional. Finalmente, la tolerancia al riesgo vuelve a no resultar significativa, por lo que no se puede establecer con evidencia suficiente una relación clara entre esta actitud y la inversión en criptomonedas frente a bonos o acciones.

Los resultados del modelo econométrico logit permiten identificar con claridad dos perfiles bien diferenciados de inversores en función del tipo de activo financiero. Por un lado, aquellos que invierten en criptomonedas tienden a ser hombres jóvenes, con niveles

de ingresos más bajos, menor educación financiera y mayor tolerancia al riesgo. A lo largo de las distintas especificaciones, estas variables mantienen coeficientes consistentes y significativos, lo que refuerza la robustez de los resultados. Asimismo, los resultados muestran que los individuos que invierten en criptomonedas tienden a tener menos confianza en su jubilación y es menos probable que dispongan de productos de pensión, lo que refleja un menor grado de planificación financiera a largo plazo.

Por otro lado, el perfil del inversor en activos tradicionales como bonos y acciones se caracteriza por ser de mayor edad, con mayor formación y conocimientos financieros, ingresos más altos y un enfoque más previsor respecto al ahorro y la jubilación. Aunque algunas variables como la autonomía financiera o la situación laboral presentan significancia variable entre especificaciones, los patrones generales se mantienen estables. En conjunto, el análisis evidencia que los inversores en criptomonedas representan un grupo con características distintivas, menos consolidadas en términos financieros, mientras que los inversores en activos tradicionales muestran un perfil más estable, con mayor preparación y orientación hacia la seguridad y la planificación a largo plazo.

Tabla 3: Características potenciales

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Educación financiera	-0.0028** (0.001)	-0.0033** (0.001)	-0.0035** (0.001)	-0.0028** (0.001)	-0.0026* (0.001)
Género	0.0870*** (0.029)	0.0975*** (0.029)	0.0785*** (0.029)	0.0856*** (0.030)	0.1054*** (0.030)
Edad	-0.0123*** (0.001)	-0.0124*** (0.001)	-0.0127*** (0.001)		
Ingresos	-0.0999*** (0.024)	-0.1098*** (0.023)			-0.1268*** (0.024)
Educación	0.0196 (0.012)		0.0336*** (0.012)	0.0378*** (0.012)	
Estatus laboral	0.0154 (0.035)	0.0078 (0.035)	-0.0047 (0.036)	0.1051*** (0.033)	0.1131*** (0.032)
Vivir con pareja	0.0731** (0.034)	0.0754** (0.034)	0.0685** (0.034)	-0.1040*** (0.032)	-0.0935*** (0.032)
Decisión financiera	0.0115 (0.034)	0.0101 (0.034)	0.0408 (0.033)	-0.0706** (0.034)	-0.1034*** (0.035)
Confianza jubilatoria	0.0296*** (0.011)	0.0291*** (0.011)	0.0339*** (0.011)	0.0596*** (0.011)	0.0535*** (0.011)
Producto pensión	-0.1201*** (0.031)	-0.1221*** (0.031)	-0.1365*** (0.031)	-0.2373*** (0.031)	-0.2190*** (0.031)
Tolerancia al riesgo	0.0268** (0.013)	0.0286** (0.013)	0.0270** (0.013)	-0.0033 (0.013)	-0.0022 (0.013)
Núm. observaciones	1017	1017	1017	1017	1017
Pseudo R-squared	0.2923	0.2901	0.2770	0.1745	0.1904

La tabla presenta los resultados de la estimación de un modelo logit. La variable dependiente es la probabilidad de invertir en criptomonedas frente a acciones o bonos. Véase la Tabla 1 para la definición de las variables incluidas. Se reportan los efectos marginales promedio. Los errores estándar están indicados entre paréntesis. Los símbolos ***, ** y * indican significancia estadística al 1 %, 5 % y 10 %, respectivamente.

4.2 Perfiles de inversores según el tipo de activo financiero

Con el objetivo de identificar patrones naturales entre los individuos de la muestra, se llevó a cabo un análisis de clústeres no supervisado utilizando el algoritmo K-Means. A diferencia del enfoque del modelo logit anterior, este análisis no incluyó la variable ASSET (tipo de activo financiero) como criterio de agrupación, lo que permite segmentar

los datos únicamente en función de variables sociodemográficas, educativas y financieras. Posteriormente, y solo con fines analíticos, se incorporó la variable ASSET para examinar cómo se distribuyen los cripto inversores y los inversores tradicionales dentro de cada clúster. Tras aplicar el método del codo y evaluar los coeficientes de silueta, se concluyó que la segmentación óptima se alcanzaba con K=3 clústeres, proporcionando un equilibrio adecuado entre interpretabilidad y diferenciación.

La *Tabla 4* muestra los resultados obtenidos tras la segmentación, detallando los promedios de las principales variables explicativas para cada uno de los tres clústeres identificados. Estos valores permiten caracterizar los perfiles sociodemográficos y financieros predominantes en cada grupo. A su vez, la *Figura 6* representa visualmente la distribución del tipo de activo predominante (acciones/bonos o criptomonedas) en cada clúster, mostrando con claridad cómo varía la proporción de cripto inversores entre los distintos perfiles.

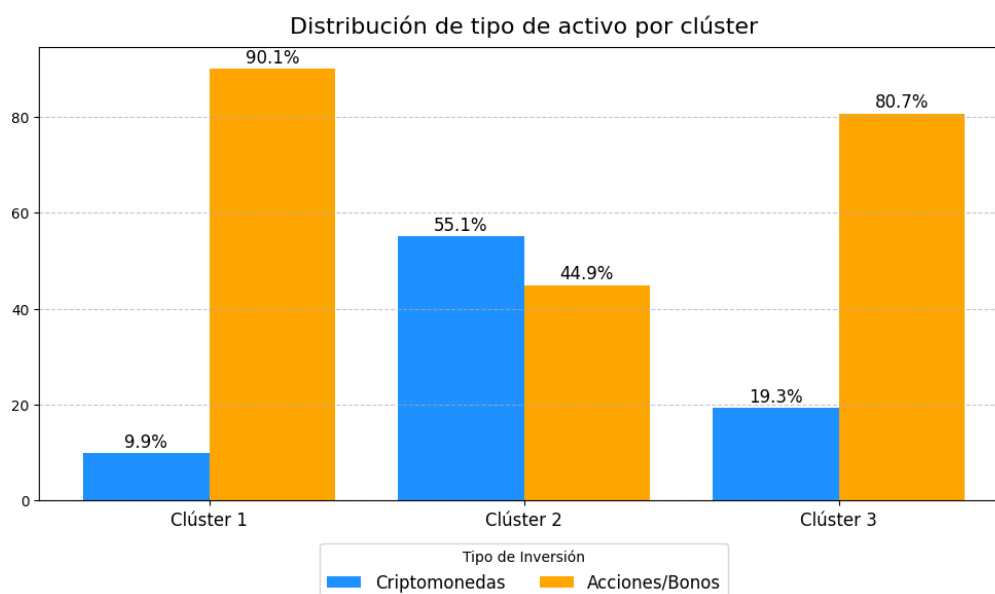


Figura 6. Distribución del tipo de activo financiero por clúster.

Fuente: Elaboración propia a partir del análisis de clústeres sobre datos de la Encuesta de Competencias Financieras (ECF) del Banco de España.

En concreto, el Clúster 2 es el único en el que los cryptoactivos superan a los productos tradicionales, con un 55.1 % de inversores en criptomonedas. Por el contrario, los Clústeres 1 y 3 muestran un predominio claro de inversores tradicionales, con un 90.1 % y 80.7 % respectivamente. Esta segmentación facilita una comparación robusta entre los perfiles más afines a los cryptoactivos y aquellos más proclives a los instrumentos financieros convencionales.

Desde el punto de vista sociodemográfico y financiero, los clústeres presentan perfiles diferenciados. El Clúster 1 agrupa a individuos mayoritariamente tradicionales, con una proporción muy baja de inversión en criptomonedas (9.9 %). Este grupo se caracteriza por una edad media alta (aproximadamente 51 años), un nivel elevado de educación financiera (73.4 sobre 100), los mayores ingresos (2.69 en una escala del 1 al 3), y una alta tenencia de productos de pensión (62 %). También destaca por una buena confianza en la jubilación (2.17, siendo 1 muy confiado y 6 nada) y altos niveles de convivencia en pareja (80 %). Su tolerancia al riesgo es relativamente baja (1.94), lo que contrasta con la percepción conservadora que suele asociarse a los inversores tradicionales. Este hallazgo resulta especialmente interesante, ya que, a pesar de que este grupo muestra una mayor predisposición a asumir riesgo, es precisamente el que menos participa en el mercado de criptomonedas, con tan solo un 9.9 % de cripto inversores.

Esta aparente contradicción sugiere que, en este grupo, la tolerancia al riesgo no se traduce necesariamente en una preferencia por activos especulativos o altamente volátiles, como es el caso de las criptomonedas. Por el contrario, puede interpretarse que estos individuos canalizan su disposición al riesgo a través de estrategias más racionalizadas o informadas, basadas en una mejor educación financiera y una sólida planificación a largo plazo. En este sentido, su alta tolerancia al riesgo estaría más relacionada con la capacidad de asumir riesgos calculados, en productos financieros tradicionales que comprenden bien, como acciones o fondos diversificados, que con una atracción por activos novedosos o disruptivos.

El Clúster 2, en cambio, es el más vinculado a los cryptoactivos, con un 55.1 % de individuos que declaran invertir en criptomonedas. Se trata del grupo más joven de la muestra (edad media ~33 años), con ingresos más bajos (1.97), menor educación financiera (66.5), y baja planificación previsional (solo un 12 % tiene productos de pensión). También presenta los niveles más bajos de convivencia en pareja (41 %) Su confianza en la jubilación es muy baja (3.69), sin embargo, presenta una tolerancia al riesgo considerablemente alta al igual que el cluster 1. no es especialmente elevada (2.03), situándose entre los valores del resto de grupos. Este perfil es coherente con el de un inversor joven, con alta tolerancia al riesgo y menor preparación financiera, probablemente atraído por las oportunidades de rentabilidad a corto plazo y el entorno digital, más que por una evaluación financiera rigurosa, en línea con lo argumentado por Glaser et al. (2014).

Por su parte, el Clúster 3 refleja un perfil mixto, aunque claramente más cercano al tradicional, con un 80.7 % de inversión en acciones o bonos. Este grupo tiene una edad intermedia (54.3 años), buena educación financiera (70.3), ingresos moderados (2.24) y una proporción intermedia de productos de pensión (48 %). Destaca por presentar una convivencia en pareja elevada (74.3 %) y una confianza previsional aceptable (QF8: 2.46). Sin embargo, su tolerancia al riesgo es notablemente más baja, con un valor de 3.95, el más alto de todos los clústeres, lo que indica una gran aversión al riesgo. Este perfil sugiere que, pese a contar con herramientas y estabilidad financiera, los individuos de este grupo se mantienen alejados de activos volátiles como las criptomonedas, probablemente por su baja disposición a asumir riesgos financieros.

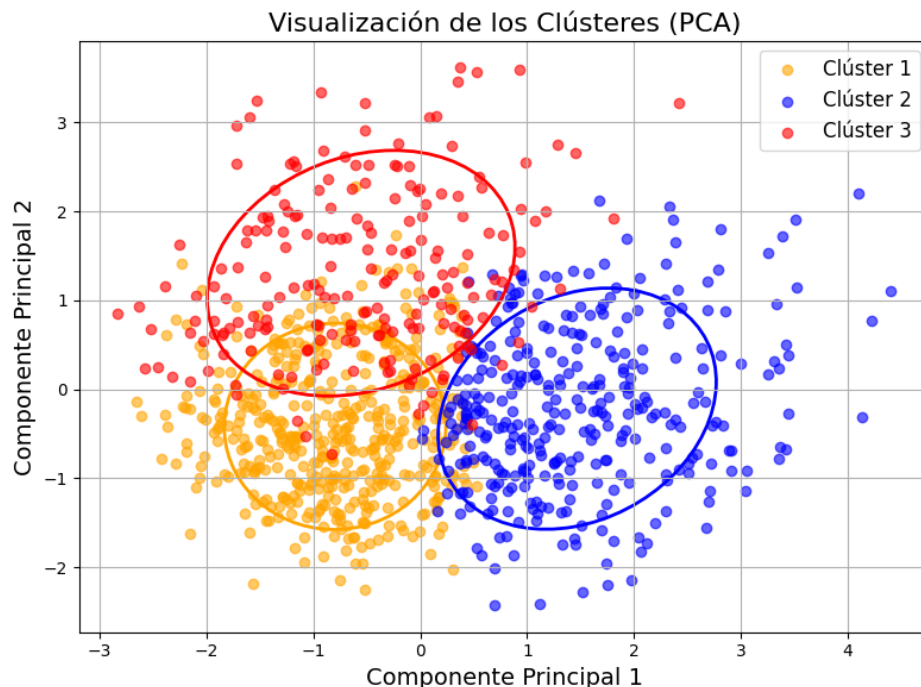


Figura 7. Visualización de los clústeres mediante Análisis de Componentes Principales (PCA).
Fuente: Elaboración propia a partir del análisis de clústeres con datos de la Encuesta de Competencias Financieras (ECF) del Banco de España.

Para ilustrar visualmente esta segmentación, se aplicó un Análisis de Componentes Principales (PCA), que permitió proyectar los datos en un espacio bidimensional preservando la mayor parte posible de la varianza. Las dos primeras componentes explican conjuntamente un 44.4 % de la varianza total (26.6 % y 17.9 %, respectivamente), lo que proporciona una representación gráfica suficientemente informativa. Como se observa en la *Figura 7*, la separación entre clústeres es clara, especialmente entre los extremos (Clúster 1 y 2), lo cual refuerza la validez del modelo

de segmentación obtenido y sugiere que los grupos captan patrones estructurales en los datos.

Finalmente, la comparación entre los resultados del análisis de clústeres y los derivados del modelo logit permite reforzar y enriquecer la comprensión de los perfiles inversores en función del tipo de activo financiero. Ambos enfoques, aunque metodológicamente distintos —uno supervisado y centrado en relaciones causales, el otro no supervisado y orientado a la detección de patrones naturales—, convergen en la identificación de dos grandes tipologías claramente diferenciadas.

Tabla 4: Perfiles de inversores (Clústeres)

	Tipo de variable	Posibles valores	(1)	(2)	(3)
Activo	Binaria	0 acciones/bonos; 1 criptomonedas	0.10	0.55	0.19
Educación financiera	Continua	0 – 100	73.40	66.53	70.30
Género	Binaria	0 mujer; 1 hombre	0.67	0.65	0.59
Edad	Continua	18 - 79	51.19	33.68	54.34
Ingresos	Ordinal	1 $\leq 15.000\text{€}$; 2 15.001€ ; 3 47.000€ ; $>47.000\text{€}$	2.69	1.97	2.24
Educación	Ordinal	1 (más alto) – 6 (más bajo)	1.59	2.30	2.25
Estatus laboral	Binaria	0 no trabaja; 1 trabaja	0.79	0.73	0.68
Vivir con pareja	Binaria	0 no; 1 si	0.80	0.41	0.74
Decisión financiera	Binaria	0 no decisión autónoma; 1 decisión autónoma	0.26	0.33	0.28
Confianza jubilatoria	Ordinal	1 (muy confiado) – 6 (nada confiado)	2.17	3.69	2.46
Producto pensión	Binaria	0 no tiene; 1 si tiene	0.62	0.12	0.48
Tolerancia al riesgo	Ordinal	1 (más tolerante) – 5 (menos tolerante)	1.94	2.03	3.95

El modelo econométrico logit, a través de sus distintas especificaciones, apunta de forma consistente a que los cripto inversores tienden a ser más jóvenes, con menor educación financiera, menores ingresos, y una mayor disposición al riesgo. Además, presentan menores niveles de planificación financiera a largo plazo, reflejados en una escasa tenencia de productos de pensión y baja confianza en la jubilación. Esta conclusión se ve

respaldada por los datos del Clúster. Por el contrario, los inversores tradicionales se asocian con mayor edad, mejor preparación financiera, ingresos más elevados y un enfoque más previsor y conservador. Esta idea se refuerza al observar que los Clústeres 1 y 3 —los de menor participación en criptoactivos— presentan una combinación de factores que favorecen decisiones más reflexivas: elevados niveles de educación financiera, mayor confianza en la planificación previsional y una clara vinculación con productos de pensión.

Sin embargo, es importante matizar que dentro de estos perfiles también emergen diferencias internas relevantes: el Clúster 1, a pesar de mostrar la mayor tolerancia al riesgo de los tres grupos, sigue optando en gran medida por activos tradicionales, lo que sugiere que la actitud frente al riesgo, cuando se combina con una sólida formación financiera, no necesariamente conduce a decisiones especulativas. En cambio, el Clúster 3, aunque similar en términos de edad y preparación financiera, muestra una elevada aversión al riesgo, lo que refuerza su preferencia por inversiones estables y seguras.

En conjunto, estos resultados muestran que la educación financiera no solo influye en la probabilidad de invertir en determinados tipos de activos, sino también en cómo se interpreta y gestiona la actitud frente al riesgo. La segmentación obtenida no solo valida los resultados del modelo econométrico de elección discreta (logit), sino que permite visualizar con mayor claridad que los inversores en criptomonedas forman una cohorte específica con patrones estructurales diferenciados, mientras que los inversores tradicionales se distribuyen en grupos que, aunque comparten ciertas características clave, manifiestan distintos enfoques hacia la asunción de riesgos financieros. Esta complementariedad metodológica ofrece así una imagen más completa y robusta de las tipologías de inversores en función de sus decisiones, capacidades y perfiles sociodemográficos.

5. CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos en este trabajo evidencian que la elección entre invertir en criptomonedas o en activos financieros tradicionales no es simplemente una cuestión de preferencias individuales, sino que responde a patrones estructurales en torno a la edad, el conocimiento financiero, la planificación previsional y el perfil de riesgo. Esta segmentación, que combina métodos supervisados y no supervisados, permite comprender que los cripto inversores no solo operan en un mercado distinto, sino que forman parte de una lógica financiera propia, en la que confluyen factores como menor educación financiera, menor estabilidad económica y un enfoque menos planificado hacia el futuro.

Tal y como sugiere Carrillo Peña (2019), la confianza en los modelos tecnológicos puede estar sustituyendo, para muchos jóvenes inversores, la confianza tradicional en las instituciones financieras. Esta idea cobra especial relevancia si consideramos que una parte significativa de estos inversores ni siquiera cuenta con productos de pensión, lo que refuerza la percepción de un desfase entre su comportamiento financiero y los objetivos de largo plazo.

Este trabajo aporta valor añadido al conectar la educación financiera con la elección de activos desde un enfoque dual metodológico, permitiendo identificar perfiles diferenciados de inversores más allá de los patrones clásicos. A nivel práctico, los hallazgos ofrecen implicaciones relevantes para reguladores, educadores financieros y diseñadores de productos de inversión, que deben adaptar sus estrategias a un nuevo grupo de participantes del mercado más jóvenes, digitales y menos formados financieramente.

Sin embargo, este estudio se enfrenta a ciertas limitaciones, como la imposibilidad de establecer relaciones causales definitivas o la falta de información sobre variables psicológicas o motivacionales más profundas. Futuras investigaciones podrían explorar el papel de las redes sociales, la gamificación financiera o la influencia de comunidades digitales sobre la decisión de invertir en criptoactivos, así como analizar la evolución temporal de estos perfiles conforme maduran sus trayectorias inversoras.

6. DECLARACIÓN USO DE HERRAMIENTAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA

Por la presente, yo, **Paula Lara Bueno** estudiante de **Administración y Dirección de Empresas y Business Analytics** de la Universidad Pontificia Comillas, al presentar mi Trabajo Fin de Grado titulado “**Del IBEX 35 al Criptoverso: ¿es relevante la educación financiera?**”, declaro que he utilizado la herramienta de Inteligencia Artificial Generativa ChatGPT u otras similares de IAG **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. Metodólogo: Para descubrir métodos aplicables a problemas específicos de investigación.
5. Interpretador de código: Para realizar análisis de datos preliminares.
6. Estudios multidisciplinarios: Para comprender perspectivas de otras comunidades sobre temas de naturaleza multidisciplinar.
7. Constructor de plantillas: Para diseñar formatos específicos para secciones del trabajo.
8. Corrector de estilo literario y de lenguaje: Para mejorar la calidad lingüística y estilística del texto.
9. Generador previo de diagramas de flujo y contenido: Para esbozar diagramas iniciales.
10. Sintetizador y divulgador de libros complicados: Para resumir y comprender literatura compleja.
11. Generador de datos sintéticos de prueba: Para la creación de conjuntos de datos ficticios.
12. Generador de problemas de ejemplo: Para ilustrar conceptos y técnicas.
13. Revisor: Para recibir sugerencias sobre cómo mejorar y perfeccionar el trabajo con diferentes niveles de exigencia.
14. Generador de encuestas: Para diseñar cuestionarios preliminares.

15. 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 qué 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: 07/04/2025

Firma: Paula Lara Bueno

7. BIBLIOGRAFÍA

- Almeida, J., & Gonçalves, T. C. (2023). A systematic literature review of investor behavior in the cryptocurrency markets. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 37, 100785.
- Almeida, J., & Gonçalves, T. C. (2023). A decade of cryptocurrency investment literature: A cluster-based systematic analysis. *International Journal of Financial Studies*, 11(2), 71.
- Amsyar, I., Christopher, E., Dithi, A., Khan, A. N., & Maulana, S. (2020). The challenge of cryptocurrency in the era of the digital revolution: A review of systematic literature. *Aptisi Transactions on Technopreneurship (ATT)*, 2(2), 153–159.
- Aslanidis, N., Bariviera, A. F., & Martínez, O. (2019). An analysis of cryptocurrencies conditional cross correlations. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3287697>
- Balutel, D., Engert, W., Henry, C., Huynh, K. P., Rusu, D., & Voia, M. C. (2023). Crypto and financial literacy of cryptoasset owners versus non-owners: The role of gender differences. *Journal of Financial Literacy and Wellbeing*, 1(3), 514–540.
- Bucher-Koenen, T., Alessie, R. J., Lusardi, A., & Van Rooij, M. (2021). *Fearless woman: Financial literacy and stock market participation* (No. w28723). National Bureau of Economic Research.
- Carrillo Peña, P. N. (2019). Reducción de barreras de adopción de criptomonedas: Innovación tecnológica en los procesos de validación de transacciones.
- Comisión Nacional del Mercado de Valores. (2022). *Estudio sobre las criptomonedas y la efectividad de las medidas impulsadas por la CNMV: Informe de resultados (mayo-junio 2022)*. <https://www.cnmv.es/portal/verDoc.axd?t=%7B714e1e4c-b334-4252-b1f5-677cf438bcb5%7D>

- Fang, F., Ventre, C., Basios, M., Kanthan, L., Martinez-Rego, D., Wu, F., & Li, L. (2022). Cryptocurrency trading: A comprehensive survey. *Financial Innovation*, 8(1), 13.
- Fort, M., Manaresi, F., & Trucchi, S. (2016). Adult financial literacy and households' financial assets: The role of bank information policies. *Economic Policy*, 31(88), 743–782.
- Fujiki, H. (2020). Who adopts crypto assets in Japan? Evidence from the 2019 financial literacy survey. *Journal of the Japanese and International Economies*, 58, 101107.
- Giudici, G., Milne, A., & Vinogradov, D. (2020). Cryptocurrencies: Market analysis and perspectives. *Journal of Industrial and Business Economics*, 47, 1–18.
- Glaser, F., Zimmermann, K., Haferkorn, M., Weber, M. C., & Siering, M. (2014). Bitcoin—asset or currency? Revealing users' hidden intentions. *ECIS 2014 Proceedings*.
- Göttfert, J. (2019). Cointegration among cryptocurrencies: A cointegration analysis of Bitcoin, Bitcoin Cash, EOS, Ethereum, Litecoin and Ripple.
- Hastings, J. S., Madrian, B. C., & Skimmyhorn, W. L. (2013). Financial literacy, financial education, and economic outcomes. *Annual Review of Economics*, 5(1), 347–373.
- Katsiampa, P. (2019). An empirical investigation of volatility dynamics in the cryptocurrency market. *Research in International Business and Finance*, 50, 322–335.
- Koomson, I., Villano, R. A., & Hadley, D. (2023). The role of financial literacy in households' asset accumulation process: Evidence from Ghana. *Review of Economics of the Household*, 21(2), 591–614.

- Letkiewicz, J. C., & Fox, J. J. (2014). Conscientiousness, financial literacy, and asset accumulation of young adults. *Journal of Consumer Affairs*, 48(2), 274–300.
- Lusardi, A., & Mitchell, O. S. (2011). Financial literacy around the world: An overview. *Journal of Pension Economics & Finance*, 10(4), 497–508.
- Miraz, M. H., Hasan, M. T., Rekabder, M. S., & Akhter, R. (2022). Trust, transaction transparency, volatility, facilitating condition, performance expectancy towards cryptocurrency adoption through intention to use. *Journal of Management Information and Decision Sciences*, 25, 1–20.
- Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system*. <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
- Panos, G. A., Karkkainen, T., & Atkinson, A. (2020). Financial literacy and attitudes to cryptocurrencies. (*Si es working paper o informe, se debería añadir más info: repositorio, URL, etc.*)
- Sitthipon, T., Kaewpuang, P., & Auttawechasakoon, P. (2023). A review of cryptocurrency in the digital economy. *International Journal of Computing Sciences Research*, 7, 1152–1161.
- Van Rooij, M., Lusardi, A., & Alessie, R. (2011). Financial literacy and stock market participation. *Journal of Financial Economics*, 101(2), 449–472.
- Xi, D., O'Brien, T. I., & Irannezhad, E. (2019). Investigating the investment behaviors in cryptocurrency. *arXiv preprint*, arXiv:1912.03311.

8. ANEXOS

Este anexo incluye información complementaria, junto con tablas y gráficos que amplían lo expuesto en el análisis principal del trabajo. También incluye el código empleado para el análisis.

Anexo A: Variables

A.1 Descripción de variables adicionales

La Tabla A1 presenta una descripción ampliada de las variables clave empleadas en el análisis empírico. En la tercera columna se detallan las categorías o niveles utilizados en la codificación de cada variable.

Tabla A1: Descripción adicional de las variables y categorías

Variable	Código	Categorías / Valores
Educación financiera	<i>Educación financiera</i>	Índice que mide el nivel de educación financiera
Género	<i>Género</i>	Hombre; Mujer; Otro
Edad	<i>Edad</i>	Valor numérico entre 18 y 80
Ingresos	<i>Ingresos</i>	≤15.000€; 15.001€ – 47.000€; >47.000€
Nivel educativo	<i>Educación</i>	Posgrado; Universidad; Secundaria superior; Secundaria inferior; Primaria; Sin estudios
Situación laboral	<i>Estatus laboral</i>	Con trabajo; Sin trabajo
Vivir con pareja	<i>Vivir con pareja</i>	Si; No
Toma de decisiones financieras	<i>Decisión financiera</i>	Decisión financiera autónoma; Decisión financiera no autónoma
Confianza en plan de jubilación	<i>Confianza jubilatoria</i>	Si; No
Producto pensión	<i>Producto pensión</i>	Si; No
Actitud hacia el riesgo	<i>Tolerancia al riesgo</i>	Muy alta, Alta, Media, Baja; Muy baja

A.2 Estadísticos descriptivos y correlaciones

La Tabla A2 muestra los estadísticos descriptivos correspondientes a la muestra completa, considerando únicamente los casos con datos válidos. A su vez, la Tabla A3 contiene la matriz de correlaciones entre las variables incluidas en la regresión base del estudio.

Tabla A2: Estadísticas descriptivas: Muestra completa

	Media	DE	Min	Max	N
Educación financiera	64.16	11.84	22.81	92.98	7764
Género	0.52	0.50	0.00	1.00	7764
Edad	46.96	15.65	18.00	80.00	7764
Ingresos	1.97	0.66	1.00	3.00	7282
Educación	2.75	1.39	1.00	6.00	7764
Estatus laboral	0.61	0.49	0.00	1.00	7764
Vivir con pareja	0.62	0.49	0.00	1.00	7764
Decisión financiera	0.30	0.46	0.00	1.00	7761
Confianza jubilatoria	3.12	1.27	1.00	6.00	7732
Producto pensión	0.26	0.44	0.00	1.00	6967
Tolerancia al riesgo	2.94	1.32	1.00	5.00	7658

Tabla A3: Matriz de correlaciones

	Educación financiera	Género	Edad	Ingresos	Educación	Estatus laboral	Vivir con pareja	Decisión financiera	Confianza jubilatoria	Producto pensión	Tolerancia al riesgo
Educación financiera	1.00	0.17	0.05	0.26	-0.27	0.07	0.07	0.00	-0.21	0.15	0.03
Género	0.17	1.00	-0.04	0.03	0.13	-0.02	-0.07	-0.00	-0.07	-0.04	-0.09
Edad	0.05	-0.04	1.00	0.12	-0.03	-0.26	0.33	0.08	-0.36	0.31	0.18
Ingresos	0.26	0.03	0.12	1.00	-0.36	0.21	0.25	-0.18	-0.23	0.28	-0.03
Educación	-0.27	0.13	-0.03	-0.36	1.00	-0.21	-0.08	0.01	0.08	-0.19	0.05
Estatus laboral	0.07	-0.02	-0.26	0.21	-0.21	1.00	0.12	0.02	0.01	0.17	-0.02
Vivir con pareja	0.07	-0.07	0.33	0.25	-0.08	0.12	1.00	-0.47	-0.19	0.21	0.08
Decisión financiera	-0.00	-0.00	0.08	-0.18	0.01	0.02	-0.47	1.00	-0.04	0.02	-0.00
Confianza jubilatoria	-0.21	-0.07	-0.36	-0.23	0.08	0.01	-0.19	-0.04	1.00	-0.31	-0.03
Producto pensión	0.15	-0.04	0.31	0.28	-0.19	0.17	0.21	0.02	-0.31	1.00	0.02
Tolerancia al riesgo	0.03	-0.09	0.18	-0.03	0.05	-0.02	0.08	-0.00	-0.03	0.02	1.00
(Observaciones: 1017)											

Anexo B: Código

```
# Datos
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import statsmodels.formula.api as smf
import statsmodels.api as sm
import numpy as np
from sklearn.linear_model import LassoCV
datos = pd.read_excel("INFE Base de Datos.xlsx")
```

```
# Visualización de datos
datos
```

```
# Tratamiento de datos
# Replace [-5,-97, -99, -98]
invalid_values = [-5,-97, -99, -98]
datos.replace(invalid_values, None, inplace=True)
datos = datos.replace({None: np.nan})

columnas_deseadas = [
    'FINANCIAL_LITERACY_SCORE', 'FINANCIAL_LITERACY_SCORE_NORMALISED', 'QD1', 'QD7', 'QD13',
    'QD9', 'QD10', 'QD5_2', 'QF1', 'QF8', 'QP2_1', 'QS1_2', 'ASSET']

datos_filtrados = datos[columnas_deseadas]
datos_1 = datos_filtrados
```

```
# Análisis descriptivo de toda la muestra
datos_1 = datos_1.apply(lambda col: pd.to_numeric(col, errors='coerce') if col.dtypes == 'object' else col)
print(datos_1.describe())
print(f"El total de individuos en la muestra es: {len(datos_1)}")
```

```
# Distribución Género y Edad
rangos = [18, 30, 40, 50, 60, 70, 79]
etiquetas = ["18-29", "30-39", "40-49", "50-59", "60-69", "70-79"]

# Nueva columna en datos
datos['Rango_Edad'] = pd.cut(datos['QD7'], bins=rangos, labels=etiquetas, right=True)
plt.figure(figsize=(10, 6))

ax=sns.countplot(
    data=datos,
    x='Rango_Edad',
    hue='QD1',
    palette=['lightpink', 'skyblue'])

for container in ax.containers:
    ax.bar_label(container, label_type='edge', fontsize=10)

plt.title('Distribución de Edades y Géneros', fontsize=16)
plt.xlabel('Rango de Edad', fontsize=12)
plt.ylabel('Frecuencia', fontsize=12)
plt.legend(title='Género', labels=['Mujeres (0)', 'Hombres (1)'], fontsize=10)
plt.xticks(rotation=45)
plt.show()
```

```
# ASSET 0 Acciones/Bonos; 1 Criptomonedas
datos_1 = datos_1[datos_1['ASSET'].isin([0, 1])]
```

```
# Análisis a priori
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

plt.figure(figsize=(5, 4.5))

x_labels = ['Acciones/Bonos', 'Criptomonedas']
colors = ['red', 'orange']

y_values = datos[['BONDS_SHARES', 'CRYPTO']].sum().values

ax = sns.barplot(x=x_labels, y=y_values, palette=colors, width=0.6)
ax.set_xticklabels([])

offset = max(y_values) * 0.00010
for i, value in enumerate(y_values):
    ax.text(i, value + offset, str(value), ha='center', va='bottom', fontsize=9)

legend_labels = ['Acciones/Bonos', 'Criptomonedas']
legend_colors = [plt.Rectangle((0,0),1,1, color=color) for color in colors]
plt.legend(legend_colors, legend_labels, title="Tipo de Activo", loc="upper center",
          bbox_to_anchor=(0.5, -0.03), ncol=2, frameon=True)

plt.title("Distribución de Activos Financieros", fontsize=12)
plt.show()
```

```
datos_1.isnull().sum()
df_limpio = datos_1.dropna()
datos_1 = df_limpio
```

```
# Estadísticos descriptivos (Obs. 1017)
datos_1 = datos_1.apply(lambda col: pd.to_numeric(col, errors='coerce') if col.dtypes == 'object' else col)
print(datos_1.describe())
print(f"El total de individuos en la muestra es: {len(datos_1)}")
```

```
# Matriz de correlación
variables = ['FINANCIAL_LITERACY_SCORE_NORMALISED', 'QD1', 'QD7', 'QD9', 'QD10', 'QD13',
            'QS1_2', 'QF8', 'QF1', 'QP2_1', 'QD5_2']

df_subset = datos_1[variables].copy()
df_subset = df_subset.rename(columns={'FINANCIAL_LITERACY_SCORE_NORMALISED': 'Educ.F'})
correlation_matrix = df_subset.corr()
plt.figure(figsize=(10, 8))
sns.heatmap(correlation_matrix, annot=True, cmap='coolwarm', fmt=".2f")
plt.title("Matriz de correlación entre variables")
plt.show()
```

```
# Regresión 1 (todas las variables)
modelo_asset = smf.logit(formula='ASSET ~ FINANCIAL_LITERACY_SCORE_NORMALISED + QD1 + QD7 + '
'QD9 + QD10 + QD13 + Q51_2 + QF8 + QF1 + QP2_1 + QD5_2', data=datos_1).fit()
print(modelo_asset.summary())
```

```
# Marginal effects
marginal_effects = modelo_asset.get_margeff(at='mean', method='dydx')
print(marginal_effects.summary())
```

```
# Regresión 2 (Variables excluidas: QD9)
modelo_asset = smf.logit(formula='ASSET ~ FINANCIAL_LITERACY_SCORE_NORMALISED + QD1 + QD7 + '
'QD10 + QD13 + Q51_2 + QF8 + QF1 + QP2_1 + QD5_2', data=datos_1).fit()
print(modelo_asset.summary())
```

```
# Marginal effects
marginal_effects = modelo_asset.get_margeff(at='mean', method='dydx')
print(marginal_effects.summary())
```

```
# Regresión 3 (Variables eliminadas: QD13)
modelo_asset = smf.logit(formula='ASSET ~ FINANCIAL_LITERACY_SCORE_NORMALISED + QD1 + QD7 + '
'QD10 + QD9 + Q51_2 + QF8 + QF1 + QP2_1 + QD5_2', data=datos_1).fit()
print(modelo_asset.summary())
```

```
# Marginal effects
marginal_effects = modelo_asset.get_margeff(at='mean', method='dydx')
print(marginal_effects.summary())
```

```
# Regresión 4 (Variables eliminadas: QD7 Y QD13)
modelo_asset = smf.logit(formula='ASSET ~ FINANCIAL_LITERACY_SCORE_NORMALISED + QD1 + QD10'
'+ QD9 + Q51_2 + QF8 + QF1 + QP2_1 + QD5_2', data=datos_1).fit()
print(modelo_asset.summary())
```

```
# Marginal effects
marginal_effects = modelo_asset.get_margeff(at='mean', method='dydx')
print(marginal_effects.summary())
```

```
# Regresión 5 (Variables eliminadas: QD7 Y QD9)
modelo_asset = smf.logit(formula='ASSET ~ FINANCIAL_LITERACY_SCORE_NORMALISED + QD1 + QD10'
'+ QD13 + Q51_2 + QF8 + QF1 + QP2_1 + QD5_2', data=datos_1).fit()
print(modelo_asset.summary())
```

```
# Marginal effects
marginal_effects = modelo_asset.get_margeff(at='mean', method='dydx')
print(marginal_effects.summary())
```

```
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder
from sklearn.compose import ColumnTransformer
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.cluster import KMeans
import pandas as pd
```

```
# Seleccionamos variables para el cluster (mismas que en regresiones)
variables = ['FINANCIAL_LITERACY_SCORE_NORMALISED', 'QD1', 'QD7', 'QD13',
            'QD9', 'QD10', 'QD5_2', 'QF1', 'QF8', 'QP2_1', 'QS1_2']

df_cluster = datos_1[variables].dropna()
```

```
# Normalizar variables
df_cluster = datos_1[variables].dropna()
categorical_features = ['QD9', 'QD1', 'QD10', 'QD5_2', 'QF1', 'QP2_1']
numerical_features = ['FINANCIAL_LITERACY_SCORE_NORMALISED', 'QD7', 'QD13', 'QF8', 'QS1_2']

preprocessor = ColumnTransformer(
    transformers=[('num', StandardScaler(), numerical_features),
                  ('cat', OneHotEncoder(drop='first'), categorical_features)])

X_processed = preprocessor.fit_transform(df_cluster)
```

```
# Método del codo
import matplotlib.pyplot as plt

inertia = []
k_range = range(1, 11)
for k in k_range:
    kmeans = KMeans(n_clusters=k, random_state=42)
    kmeans.fit(X_processed)
    inertia.append(kmeans.inertia_)

plt.figure(figsize=(7, 4))
plt.plot(k_range, inertia, marker='o')
plt.title('Método del codo')
plt.xlabel('Número de clústeres')
plt.ylabel('Inercia (inertia)')
plt.xticks(k_range)
plt.grid(True)
plt.show()
```

```
# Silhouette Score
from sklearn.metrics import silhouette_score

for k in range(2, 7):
    kmeans = KMeans(n_clusters=k, random_state=42)
    labels = kmeans.fit_predict(X_processed)
    score = silhouette_score(X_processed, labels)
    print(f"Silhouette Score para k={k}: {score:.4f}")
```

```
# 3 clústeres
kmeans = KMeans(n_clusters=3, random_state=42)
df_cluster['cluster'] = kmeans.fit_predict(X_processed)
```

```
# Añadir ASSET para análisis descriptivo posterior (sin que afecte al clustering)
df_cluster['ASSET'] = datos_1.loc[df_cluster.index, 'ASSET']

# Distribución de inversores por clúster
print(df_cluster.groupby('cluster')['ASSET'].value_counts(normalize=True))

# Media de variables por clúster
cluster_summary = df_cluster.groupby('cluster').mean()
print(cluster_summary)
```

```
# Distribución de tipo de activo por clúster
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# Agrupar y calcular proporciones por clúster
segmentacion = df_cluster.groupby('cluster')['ASSET'].value_counts(normalize=True).unstack() * 100
segmentacion = segmentacion.rename(columns={0: 'Acciones/Bonos', 1: 'Criptomonedas'})
segmentacion = segmentacion.sort_index()

fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 6))
x = np.arange(len(segmentacion.index))
width = 0.4

bars_crypto = ax.bar(x - width / 2, segmentacion['Criptomonedas'], width, label='Criptomonedas', color='dodgerblue')
bars_bonos = ax.bar(x + width / 2, segmentacion['Acciones/Bonos'], width, label='Acciones/Bonos', color='orange')

for bar in bars_crypto:
    ax.text(bar.get_x() + bar.get_width() / 2, bar.get_height() + 0.4, f'{bar.get_height():.1f}%',
            ha='center', va='bottom', fontsize=12)
for bar in bars_bonos:
    ax.text(bar.get_x() + bar.get_width() / 2, bar.get_height() + 0.4, f'{bar.get_height():.1f}%',
            ha='center', va='bottom', fontsize=12)

ax.set_ylabel('', fontsize=12)
ax.set_title('Distribución de tipo de activo por clúster', fontsize=16, pad=10)
ax.set_xticks(x)
ax.set_xticklabels([f'Clúster {i+1}' for i in segmentacion.index], fontsize=12)
ax.grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.7)

ax.legend(title="Tipo de Inversión", loc="upper center", bbox_to_anchor=(0.5, -0.075),
          ncol=2, frameon=True, fontsize=12)

plt.tight_layout()
plt.show()
```

```

# Visualización de los clústeres (PCA)
from sklearn.decomposition import PCA
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
import numpy as np
from matplotlib.patches import Ellipse

pca = PCA(n_components=2)
X_pca = pca.fit_transform(X_processed)

df_pca = pd.DataFrame(X_pca, columns=['PC1', 'PC2'])
df_pca['cluster'] = df_cluster['cluster'].values

colores = {0: 'orange', 1: 'blue', 2: 'red'}

plt.figure(figsize=(8, 6))

for cluster_id in sorted(df_pca['cluster'].unique()):
    subset = df_pca[df_pca['cluster'] == cluster_id]

    plt.scatter(subset['PC1'], subset['PC2'],
                color=colores[cluster_id], label=f'Clúster {cluster_id + 1}', alpha=0.6)

    center = subset[['PC1', 'PC2']].mean().values
    cov = np.cov(subset[['PC1', 'PC2']].values.T)

    # ellipse
    eigvals, eigvecs = np.linalg.eigh(cov)
    order = eigvals.argsort()[::-1]
    eigvals, eigvecs = eigvals[order], eigvecs[:, order]
    angle = np.degrees(np.arctan2(*eigvecs[:, 0][::-1]))

    width, height = 2 * 1.5 * np.sqrt(eigvals)
    ellipse = Ellipse(xy=center, width=width, height=height, angle=angle,
                      edgecolor=colores[cluster_id], facecolor='none', linewidth=2)
    plt.gca().add_patch(ellipse)

plt.title('Visualización de los Clústeres (PCA)', fontsize=16)
plt.xlabel('Componente Principal 1', fontsize=14)
plt.ylabel('Componente Principal 2', fontsize=14)
plt.legend(fontsize=12)
plt.grid(True)
plt.tight_layout()
plt.show()

# varianza explicada por cada una de las componentes principales
print(pca.explained_variance_ratio_)

```

```

# Visualización en 3D (PCA)
from sklearn.decomposition import PCA
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
import matplotlib.pyplot as plt

# PCA 3 componentes
pca_3d = PCA(n_components=3)
X_pca_3d = pca_3d.fit_transform(X_processed)

df_pca_3d = pd.DataFrame(X_pca_3d, columns=['PC1', 'PC2', 'PC3'])
df_pca_3d['cluster'] = df_cluster['cluster'].values

fig = plt.figure(figsize=(10, 7))
ax = fig.add_subplot(111, projection='3d')

colors = ['orange', 'blue', 'red']
for cluster_id in sorted(df_pca_3d['cluster'].unique()):
    subset = df_pca_3d[df_pca_3d['cluster'] == cluster_id]
    ax.scatter(subset['PC1'], subset['PC2'], subset['PC3'],
               label=f'Clúster {cluster_id+1}',
               color=colors[cluster_id], alpha=0.6)

ax.set_xlabel('PC1')
ax.set_ylabel('PC2')
ax.set_zlabel('PC3')
ax.set_title('Visualización 3D de los Clústeres (PCA)')
ax.legend()
plt.tight_layout()
plt.show()

```

```

# Varianza explicada por cada componente
pca_3d = PCA(n_components=3)
X_pca_3d = pca_3d.fit_transform(X_processed)

# Mostrar la varianza explicada por cada componente
print("Varianza explicada por cada componente principal:")
for i, var in enumerate(pca_3d.explained_variance_ratio_):
    print(f"PC{i+1}: {var:.4f} ({var*100:.2f}%)")

# Total de varianza explicada
total = sum(pca_3d.explained_variance_ratio_)
print(f"\nVarianza total explicada por las 3 componentes: {total:.4f} ({total*100:.2f}%)")

```

```

# Segmentación por Educación Financiera: Preferencias de Inversión
datos_1['Nivel_Conocimiento'] = pd.qcut(
    datos_1['FINANCIAL_LITERACY_SCORE_NORMALISED'],
    q=3,
    labels=["Bajo", "Medio", "Alto"])

datos_1 = datos_1[~datos_1['Nivel_Conocimiento'].isna() & ~datos_1['Q01'].isna()]

hombres = datos_1[datos_1['Q01'] == 1]
mujeres = datos_1[datos_1['Q01'] == 0]

segmentacion_hombres = hombres.groupby('Nivel_Conocimiento')['ASSET'].value_counts(normalize=True).unstack() * 100
segmentacion_mujeres = mujeres.groupby('Nivel_Conocimiento')['ASSET'].value_counts(normalize=True).unstack() * 100

segmentacion_hombres = segmentacion_hombres.rename(columns={0: 'Acciones/Bonos', 1: 'Criptomonedas'})
segmentacion_mujeres = segmentacion_mujeres.rename(columns={0: 'Acciones/Bonos', 1: 'Criptomonedas'})

fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(12, 6), sharey=True)
fig.suptitle("Segmentación por Educación Financiera: Preferencias de Inversión", fontsize=16, fontweight="bold")

x = np.arange(len(segmentacion_hombres.index))
width = 0.4

bars_crypto_h = axes[0].bar(x - width / 2, segmentacion_hombres['Criptomonedas'], width, color='dodgerblue')
bars_bonos_h = axes[0].bar(x + width / 2, segmentacion_hombres['Acciones/Bonos'], width, color='orange')

for bar in bars_crypto_h:
    axes[0].text(bar.get_x() + bar.get_width() / 2, bar.get_height() + 0.4, f'{bar.get_height():.1f}%', ha='center', va='bottom', fontsize=10)
for bar in bars_bonos_h:
    axes[0].text(bar.get_x() + bar.get_width() / 2, bar.get_height() + 0.4, f'{bar.get_height():.1f}%', ha='center', va='bottom', fontsize=10)

axes[0].set_title("Preferencias de Inversión de Hombres", fontsize=14)
axes[0].set_xlabel('')
axes[0].set_ylabel('Porcentaje (%)', fontsize=12)
axes[0].set_xticks(x)
axes[0].set_xticklabels(segmentacion_hombres.index, fontsize=10)
axes[0].grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.7)

bars_crypto_m = axes[1].bar(x - width / 2, segmentacion_mujeres['Criptomonedas'], width, color='dodgerblue')
bars_bonos_m = axes[1].bar(x + width / 2, segmentacion_mujeres['Acciones/Bonos'], width, color='orange')

for bar in bars_crypto_m:
    axes[1].text(bar.get_x() + bar.get_width() / 2, bar.get_height() + 0.4, f'{bar.get_height():.1f}%', ha='center', va='bottom', fontsize=10)
for bar in bars_bonos_m:
    axes[1].text(bar.get_x() + bar.get_width() / 2, bar.get_height() + 0.4, f'{bar.get_height():.1f}%', ha='center', va='bottom', fontsize=10)

axes[1].set_title("Preferencias de Inversión de Mujeres", fontsize=14)
axes[1].set_xlabel('')
axes[1].set_ylabel('')
axes[1].set_xticks(x)
axes[1].set_xticklabels(segmentacion_mujeres.index, fontsize=10)
axes[1].grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.7)

handles = [plt.Rectangle((0, 0), 1, 1, color='dodgerblue', label='Criptomonedas'),
            plt.Rectangle((0, 0), 1, 1, color='orange', label='Acciones/Bonos')]
fig.legend(handles=handles, title="Tipo de Inversión", loc="upper center", bbox_to_anchor=(0.5, -0.0005), ncol=2, frameon=True, fontsize=10)
plt.tight_layout()
plt.show()

```

```

# Segmentación por Edad e Ingresos
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# --- Agrupación por edad ---
bins = [0, 30, 55, 100]
labels = ['18-30 años', '31-55 años', '56+ años']
datos_1['Grupo_Edad'] = pd.cut(datos_1['Q07'], bins=bins, labels=labels, right=False)

segmentacion_edad = datos_1.groupby('Grupo_Edad')['ASSET'].value_counts(normalize=True).unstack() * 100
segmentacion_edad = segmentacion_edad.rename(columns={0: 'Acciones/Bonos', 1: 'Criptomonedas'})

# --- Agrupación por ingresos ---
segmentacion_ingresos = datos_1.groupby('Q013')['ASSET'].value_counts(normalize=True).unstack() * 100
segmentacion_ingresos = segmentacion_ingresos.rename(columns={0: 'Acciones/Bonos', 1: 'Criptomonedas'})

titulos_qd13 = {
    1: "Menos de 15,000€",
    2: "Entre 15,000€ y 47,000€",
    3: "Más de 47,000€"
}
segmentacion_ingresos.index = segmentacion_ingresos.index.map(titulos_qd13)

fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(14, 5), sharey=True)

width = 0.4

# --- Gráfico 1: por edad ---
x = np.arange(len(segmentacion_edad.index))
bars1_crypto = axes[0].bar(x - width / 2, segmentacion_edad['Criptomonedas'], width, color='dodgerblue', label='Criptomonedas')
bars1_bonos = axes[0].bar(x + width / 2, segmentacion_edad['Acciones/Bonos'], width, color='orange', label='Acciones/Bonos')

axes[0].set_title('Segmentación por Edad', fontsize=13)
axes[0].set_xticks(x)
axes[0].set_xticklabels(segmentacion_edad.index, fontsize=10)
axes[0].set_ylabel('Porcentaje (%)', fontsize=12)
axes[0].grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.7)

for bar in bars1_crypto:
    axes[0].text(bar.get_x() + bar.get_width()/2, bar.get_height() + 0.2, f'{bar.get_height():.1f}%',
                 ha='center', va='bottom', fontsize=9)
for bar in bars1_bonos:
    axes[0].text(bar.get_x() + bar.get_width()/2, bar.get_height() + 0.2, f'{bar.get_height():.1f}%',
                 ha='center', va='bottom', fontsize=9)

# --- Gráfico 2: por ingresos ---
x2 = np.linspace(0, len(segmentacion_edad.index) - 1, len(segmentacion_ingresos.index))

bars2_crypto = axes[1].bar(x2 - width / 2, segmentacion_ingresos['Criptomonedas'], width, color='dodgerblue', label='Criptomonedas')
bars2_bonos = axes[1].bar(x2 + width / 2, segmentacion_ingresos['Acciones/Bonos'], width, color='orange', label='Acciones/Bonos')

axes[1].set_title('Segmentación por Ingresos', fontsize=13)
axes[1].set_xticks(x2)
axes[1].set_xticklabels(segmentacion_ingresos.index, fontsize=10)
axes[1].grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.7)

for bar in bars2_crypto:
    axes[1].text(bar.get_x() + bar.get_width()/2, bar.get_height() + 0.2, f'{bar.get_height():.1f}%',
                 ha='center', va='bottom', fontsize=9)
for bar in bars2_bonos:
    axes[1].text(bar.get_x() + bar.get_width()/2, bar.get_height() + 0.2, f'{bar.get_height():.1f}%',
                 ha='center', va='bottom', fontsize=9)

axes[1].legend(title="Tipo de Inversión", loc="upper center", bbox_to_anchor=(-0.15, -0.15), ncol=2, frameon=True, fontsize=10)
plt.tight_layout()
plt.show()

```

```

# Rendimientos diarios
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.dates as mdates
from matplotlib.patches import Patch

# Cargar el archivo
df = pd.read_excel("Rendimientos Definitivos 2.xlsx")
df['Fecha'] = pd.to_datetime(df['Fecha'], format="%d.%m.%Y")

# Crear subplots
fig, axes = plt.subplots(3, 1, figsize=(14, 12), sharex=True)

# Datos
series = ['IBEX 35', 'Bitcoin', 'Ethereum']
colores = ['blue', 'black', 'red']

# Graficar cada serie en su subplot
for i, (serie, color) in enumerate(zip(series, colores)):
    axes[i].plot(df['Fecha'], df[serie], color=color)
    axes[i].set_ylabel('Rendimiento diario (%)', fontsize=12)
    axes[i].axhline(0, color='gray', linestyle='--', linewidth=0.8)
    axes[i].grid(True, linestyle='--', linewidth=0.5)
    axes[i].set_title(f'{serie} - Rendimiento diario', fontsize=16)
    axes[i].tick_params(axis='both', labelsize=10)
    axes[i].set_ylim(-20, 20)

    # Limitar el eje X al rango exacto de fechas
    axes[i].set_xlim(df['Fecha'].min(), df['Fecha'].max())

# Formatear eje X
axes[-1].xaxis.set_major_formatter(mdates.DateFormatter("%b %y"))
plt.xticks(rotation=45, fontsize=10)

# Leyenda global
leyenda_global = [
    Patch(color='blue', label='IBEX 35'),
    Patch(color='black', label='Bitcoin'),
    Patch(color='red', label='Ethereum')
]
fig.legend(handles=leyenda_global, loc='lower center', ncol=3, fontsize=12, frameon=False)

# Espacio para la leyenda global
plt.subplots_adjust(bottom=0.1)
plt.tight_layout(rect=[0, 0.05, 1, 1])
plt.savefig("Rendimiento diario.png", dpi=300, bbox_inches='tight')
plt.show()

```