



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
ICADE

**Hacia un Nuevo Paradigma de Inversión:
El Papel de las Nuevas Tecnologías en la
Volatilidad de los Mercados Financieros.
Un estudio cualitativo.**

Autor: Alejandro Veiga López
Director: Peter Guenther Claeys

MADRID | Marzo 2024

Resumen

Este trabajo explora el impacto transformador de la inteligencia artificial (IA) y las tecnologías emergentes en la volatilidad de los mercados financieros. A través de un estudio cualitativo que incorpora análisis de casos y revisión literaria, se examina cómo estos avances tecnológicos están redefiniendo las estrategias de inversión y potenciando los fenómenos de volatilidad y contagio financiero. Los casos de estudio incluyen el efecto de las *fake news*, el impacto de los *flash crashes*, el trading por algoritmos y el colapso de entidades financieras debido a *rogue trading*, destacando tanto los beneficios como los desafíos regulatorios y éticos asociados. La investigación sugiere que, si bien las nuevas tecnologías ofrecen oportunidades sin precedentes para la eficiencia de mercado, también elevan los riesgos de inestabilidad, subrayando la necesidad de marcos regulatorios innovadores que equilibren la promoción de la innovación con la protección del sistema financiero global.

Palabras Clave: Inteligencia Artificial (IA), Mercados Financieros, Volatilidad, Tecnologías Emergentes, Trading Algorítmico, Regulación Financiera, Contagio Financiero

Abstract

This research delves into the transformative impact of artificial intelligence (AI) and emerging technologies on financial market volatility. Through qualitative analysis incorporating case studies and literature review, it examines how these technological advances are reshaping investment strategies and amplifying phenomena of volatility and financial contagion. Case studies include the effect of fake news, the impact of flash crashes, algorithmic trading, and financial collapses due to rogue trading, highlighting both the benefits and regulatory and ethical challenges involved. The study suggests that while new technologies offer unprecedented opportunities for market efficiency, they also increase the risks of instability, underscoring the need for innovative regulatory frameworks that balance promoting innovation with protecting the global financial system.

Key words: Artificial Intelligence (AI), Financial Markets, Volatility, Emerging Technologies, Algorithmic Trading, Financial Regulation, Financial Contagion.

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN	5
1.1 JUSTIFICACIÓN	5
1.2 OBJETIVOS Y PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN	6
2. REVISIÓN DE LA LITERATURA RELEVANTE	7
2.1 EFICIENCIA DE LOS MERCADOS FINANCIEROS	7
2.2 VOLATILIDAD DE LOS MERCADOS FINANCIEROS.....	11
2.2.1 <i>¿Qué es la volatilidad y cómo se mide?</i>	11
2.2.2 <i>Factores que determinan la volatilidad</i>	12
2.3 CONTAGIO FINANCIERO.....	13
2.4 RIESGO SISTÉMICO	14
2.5 DECISIONES AUTOMATIZADAS DE INVERSIÓN: ALGORITMOS Y LA IA.....	15
2.6 IMPLICACIONES DEL USO DE LA IA EN LOS MERCADOS FINANCIEROS	16
3. METODOLOGÍA	18
3.1 CASOS DE ESTUDIO.....	19
3.1.1 <i>Impacto de las fake news</i>	19
3.1.2 <i>Impacto de un flash crash</i>	20
3.1.3 <i>Rogue trading, el colapso de Barings</i>	20
3.2 IMPACTO DEL <i>HIGH-FREQUENCY TRADING</i> (HFT) EN LOS MERCADOS.....	22
3.3 REGULACIÓN Y SUPERVISIÓN DE LOS MERCADOS FRENTE A LA IA	25
4. CONCLUSIONES	27
4.1 IMPLICACIONES DE LA INVESTIGACIÓN	27
4.2 LIMITACIONES DE LA INVESTIGACIÓN	28
4.3 RECOMENDACIONES PARA FUTURAS INVESTIGACIONES	29
5. BIBLIOGRAFÍA	31

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Justificación

La inteligencia artificial ha llegado a nuestras vidas para quedarse. Desde el lanzamiento de *ChatGPT* por la empresa *OpenAI* a finales del año 2022, el impacto ha sido total. Si bien la inteligencia artificial existe y se emplea desde hace décadas de muy distintas formas, no ha sido hasta que se ha puesto al alcance de todo el mundo mediante los modelos lingüísticos o generativos que ha fomentado un cambio en el panorama competitivo de los mercados, implantándose en la sociedad como una simple idea cuyo potencial encuentra su límite en la imaginación del individuo que la utilice. Algunas personas llegan incluso a asemejar esta irrupción con la aparición de internet.

Ante esta nueva realidad, y en línea con el objeto de la presente investigación, es relevante preguntarnos acerca de las implicaciones que puede tener en el ámbito financiero tal y como lo conocemos. Más concretamente, sobre su impacto en comportamiento de los mercados financieros, entendidos como “todo” mayor que sus “partes”. En realidad, los mercados financieros son sistemas complejos con múltiples componentes interconectados entre sí que generan fenómenos colectivos que no se pueden extraer de los elementos individuales.

Los mercados, utilizando los precios como indicadores, generan información constante y nueva que ninguna persona puede comprender en su totalidad de forma individual. Miles de variables interactúan en ellos, lo que resulta en un fenómeno complejo y muy difícil de predecir en el corto y largo plazo.

Además, son incontrolables y cualquier cambio o alteración, por pequeño que sea, en las condiciones iniciales, puede generar fluctuaciones significativas. Además de los cisnes negros¹, existen eventos imprevistos que tienen repercusiones e impactos significativos. Sin irnos demasiado lejos en el tiempo, el coronavirus, la guerra en Ucrania o el conflicto en la franja de Gaza entre Israel y Palestina en los últimos años son tres claros ejemplos.

A modo de ejemplo, empresas como JP Morgan, un banco de inversión, han creado un modelo de inteligencia artificial con el objetivo de anticipar las fluctuaciones de precios en la bolsa, basándose en los comunicados de la Reserva Federal Americana de los últimos 25 años.

¹ El término cisne negro es una metáfora empleada en economía para referirse a un suceso que ocurre por sorpresa, imprevisto por improbable y que, para bien o, generalmente, para mal, termina teniendo un gran impacto y repercusiones trascendentales.

Por otro lado, analistas particulares están empleando *ChatGPT* para predecir los movimientos futuros de los mercados e indicadores de sentimiento, basados en los titulares de prensa, que sirven para determinar si los inversores están o no satisfechos con la marcha del mercado y la economía, midiendo las emociones de las personas que intervienen en el mercado.

Es evidente que la IA, el *Machine Learning* (ML) y el *Big Data* ya tienen un papel significativo en los mercados financieros. Para generar órdenes de compra y venta en fracciones de segundo, estas tecnologías permiten el análisis de toda clase de datos en tiempo real.

No obstante, es crucial comprender que la calidad de los datos de los que se nutre la inteligencia artificial también debe ser considerada. Sus análisis no serán efectivos si los datos que utiliza son incorrectos, y esto se puede traducir en pérdidas millonarias por parte de los agentes de los mercados o lo que es peor, el efecto contagio y desembocar en una crisis financiera. Es por todos sabido que en Internet se pueden encontrar contenidos sesgados o totalmente incorrectos, lo que constituye un desafío significativo.

1.2 Objetivos y pregunta de investigación

El presente trabajo de investigación se centra en el estudio del potencial impacto de la inteligencia artificial en los mercados financieros. El núcleo central de la pregunta se basa en cuestionar la eficiencia y transparencia de los mercados como solución para limitar la volatilidad y efecto contagio, y cómo esto se ve acentuado por el uso de algoritmos, lo cual servirá de base para predecir lo que nos depara la irrupción de tecnologías como la inteligencia artificial en el ámbito financiero.

Empleando algoritmos para analizar grandes cantidades de datos, la inteligencia artificial está revolucionando las decisiones de inversión. El análisis de datos ayuda a identificar patrones, tendencias e información, lo que permite a los inversores tomar decisiones, a priori, más informadas. La inteligencia artificial también está desarrollando modelos predictivos para predecir precios de acciones y otros indicadores financieros, lo que permite la gestión de riesgos (Jareño et al., 2023).

¿Cuál es el impacto que puede tener la implementación de sistemas de inteligencia artificial en el proceso de toma de decisiones de inversión en los mercados financieros, y cómo afecta a

la volatilidad de los mercados y al comportamiento de inversión de los consumidores basándonos en los resultados de algoritmos que se emplean actualmente?

Hipótesis de investigación:

H1: La adopción generalizada de sistemas de algoritmos en la toma de decisiones de inversión en los mercados financieros está relacionada con un aumento de la volatilidad porque la rapidez en la ejecución de transacciones impulsada por el uso de estos resulta de hecho en reacciones impulsivas a eventos del mercado, generando fluctuaciones de precios más acentuadas.

Esta hipótesis sugiere que la rapidez en las decisiones tomadas por los algoritmos puede contribuir a la volatilidad del mercado en lugar de reducirla, debido a la capacidad de reacción inmediata a los eventos del mercado.

H2: La difusión generalizada de asesoramiento basado en el empleo de algoritmos en los mercados financieros tiene un impacto negativo en el comportamiento de los consumidores al fomentar el efecto rebaño, donde los inversores toman decisiones impulsivas en respuesta a las señales algorítmicas y a las acciones de otros inversores. Esto genera una mayor inestabilidad en el mercado y decisiones de inversión menos justificadas, lo que es perjudicial para los inversores a largo plazo.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA RELEVANTE

2.1 Eficiencia de los mercados financieros

A medida que el capital busca oportunidades de inversión a una mayor velocidad, los mercados financieros van ganando importancia, y más en un contexto de globalización financiera cada vez más intensa. Los mercados financieros a nivel mundial están más interconectados gracias a los avances en los sistemas de información y la tecnología aplicada a las finanzas como la IA o Machine Learning (ML).

La eficiencia de los mercados está directamente relacionada con la facilidad para realizar operaciones de arbitraje, el cual se ve facilitado por la globalización. Entendemos arbitraje como la operación de comprar un valor en un mercado para venderlo inmediatamente en otro mercado a un precio superior. Esto se evita gracias a la homogeneización de los activos que se negocian y la minimización de los costes de transacción (Quiroga, 2017).

Los participantes de los mercados financieros están constantemente buscando nueva información para sacar alguna ventaja y obtener rentabilidad de sus inversiones superior a la del mercado, tratando de anticipar la evolución de los precios.

En los mercados operan diferentes actores que se pueden clasificar en inversores cualificados y minoritarios. Los inversores cualificados también se les denomina profesionales, entre los que se encuentran los fondos de inversión y sus gestoras, los fondos soberanos y de pensiones y las entidades de crédito, así como las grandes fortunas. A estos actores se les considera profesionales a efectos regulatorios pues se presume su experiencia y capacidad para actuar en el mercado sin necesidad de una excesiva protección.

Por el contrario, los inversores minoritarios precisan mayor protección a los ojos de los organismos supervisores y reguladores. En consecuencia, existe en los mercados una disparidad de información entre los diferentes agentes y esto es lo que se denomina asimetría informativa.

La asimetría informativa da pie a que aparezcan los inversores especulativos, quienes tratan de hacerse con información privilegiada para operar en el mercado. Esta especulación, que como toda inversión lleva aparejada un riesgo, consiste en adquirir un activo en un momento determinado con la información únicamente conocida por un reducido número de individuos, anticipando el efecto que va a tener la publicación de dicha información en el valor del activo tras su publicación, manteniéndolo en su poder el tiempo que sea necesario hasta realizar una ganancia patrimonial.

Fama (1970) es el autor de la Teoría de los Mercados Eficientes. En ella defiende que un mercado financiero será “informacionalmente eficiente” cuando los precios de los activos incorporen toda la información disponible sobre ellos y que además su precio se ajusta de forma rápida y total cuando surge nueva información. Defendía que los activos de los mercados financieros reflejan su valor intrínseco, entendido como el valor actual de los flujos de caja futuros esperados. Por tanto, a largo plazo, es imposible obtener rentabilidades superiores a la media del mercado (Fama y Blume, 1966). Sin embargo, a corto plazo cabe superar la rentabilidad del mercado debido a que la falta de incorporación de información a los valores de los activos, en lo que denominan ineficiencia temporal de los mercados, si bien entienden que no puede predecirse de ningún modo y debe considerarse un beneficio extraordinario.

Es interesante la aportación que hace Malkiel (1973) a la teoría de la eficiencia de los mercados, pues señala que la información nueva no se puede predecir, porque de lo contrario no sería nueva sino actual, y nos encontraríamos ante una variación aleatoria de los precios de los activos, concretamente se dice que seguirían un recorrido aleatorio. Pone de ejemplo a un mono con los ojos vendados lanzando dardos a un periódico financiero, siendo capaz de elegir una cartera con un nivel de rentabilidad a la que elegiría un analista tras un estudio exhaustivo.

Fama (1970) parte de los siguientes presupuestos para afirmar la eficiencia informacional de un mercado financiero: a) No existen costes transaccionales. b) Los participantes del mercado tienen acceso libre a toda la información disponible en el mercado. c) Confianza de los participantes del mercado en que toda la información disponible está contenida en el precio actual y en la distribución de los precios futuros de cada valor.

Sin embargo, la ausencia de alguno de estos presupuestos tampoco implica la inexistencia total de la eficiencia. Unos altos costes de transacción pueden obstruir el flujo de transacciones, pero esto no significa que vayan a dejar de producirse ni que hayan dejado de reflejar toda la información disponible (Gómez-Bezares et al., 2004). Lo cierto es que en los mercados existen costes asociados a las transacciones, pero esto no debe suponer un problema ya que con carácter general no son muy elevados. Si bien el procesamiento de información no es gratuito, pues los analistas emplean tiempo y dinero en la valoración de sus decisiones de inversión, esto tampoco impide la eficiencia. La rentabilidad de los analistas de inversiones, neta de costes, es cero. Esto significa que el margen de beneficio que obtienen por encima del mercado es consumido por sus propios costes, lo cual da que pensar sobre la productividad del trabajo de los analistas.

Por último, el tercer presupuesto de la teoría de la eficiencia de Fama se salva puesto que en contadas ocasiones los participantes del mercado coinciden en la interpretación de una noticia empresarial o macroeconómica y en sus pronósticos acerca de ella para valorar su impacto en el precio de los valores.

En conclusión, si preguntáramos a Fama o Malkiel sobre la mejor forma de invertir en los mercados financieros, lo más probable es que obtuviéramos una recomendación de invertir en fondos indexados, en lugar de tratar de seleccionar valores individuales (Quiroga, 2017).

A la vista de estas limitaciones, la teoría de eficiencia total de los mercados ha sido desplazada por una versión de eficiencia semifuerte, actualmente la más aceptada. Copeland y Weston (1988) afirman que es el modelo que más semejante al funcionamiento del mercado real. El desaprovechamiento de la información disponible o el no uso resultará en una ineficiencia semifuerte. Además, esta idea de la eficiencia semifuerte contiene la idea de eficiencia débil (Jensen, 1978). Por este motivo, los mercados en los que operan las grandes compañías, las de mayor capitalización, tienden más eficientes, bien porque están sometidos a mayores controles regulatorios, bien porque son más atractivas para los analistas al ofrecer una gran cantidad de información al público. A sensu contrario, mercados más pequeños, ya sea por su volumen de transacciones como son el mercado alternativo bursátil (MAB) o el de renta fija (MARF), o bien por la baja capitalización de las empresas que operan en ellos, tienden a ser menos eficientes, lo que abre la puerta a los gestores de activos para aprovechar estas ineficiencias (Chrisholm, 2009).

En el caso de los mercados españoles, los estudios son escasos, pero las teorías de la eficiencia semifuerte y débil son las más aceptadas (Pérez, 1982).

La noción de eficiencia desempeña un papel fundamental en el ámbito financiero. Únicamente cuando los mercados operan de manera eficiente, es posible respaldar los modelos económicos actuales y concebir el mercado como un sistema eficaz para asignar recursos. En un mercado eficiente, los inversores tienen la certeza de que no están pagando más ni menos de lo que realmente valen los títulos. Para lograr la eficiencia en un mercado, resulta crucial que los participantes empleen tanto el análisis técnico como el fundamental. Esto garantiza que la competencia entre ellos asegure que los precios de los títulos reflejen toda la información disponible. Si todos los analistas consideraran que el mercado es eficiente, dejarían de buscar activos infravalorados, lo que conduciría a la completa ineficiencia del mercado. En síntesis, se puede afirmar que los mercados son eficientes precisamente porque sus participantes sostienen la creencia de que no lo son (Stiglitz y Sanford, 1980).

En consecuencia, el análisis técnico empleado por los analistas es el más utilizado hoy en día para crearse una opinión fundada y acometer decisiones de inversión. Esto pone de manifiesto la poca confianza en la teoría de Fama, teniendo en cuenta la existencia de informaciones privilegiadas, de las que nadie duda que existen (Urquijo, 1987).

2.2 Volatilidad de los mercados financieros

A menudo el concepto de volatilidad se asocia con la incertidumbre y con los periodos de crisis. Si bien es cierto que están relacionados, no debemos confundirlos o utilizarlos indistintamente al referirnos a la volatilidad de los mercados financieros.

2.2.1 ¿Qué es la volatilidad y cómo se mide?

La volatilidad hace referencia a la inestabilidad o variabilidad de los precios. Eso no significa que un valor es volátil si varía su precio medio, sino que será volátil si existe dispersión alrededor de ese precio medio. Una de sus características principales es la sensibilidad a la información o datos nuevos que recibe, la cual afecta directamente a la formación de los precios (Rossi, 2013). En estrecha relación con lo que apuntábamos al exponer la eficiencia de los mercados, la velocidad a la que viaja la información hasta incorporarse a los valores de los activos va a afectar directamente a la variación relativa respecto del promedio, esto es, la volatilidad.

Entre las características de la volatilidad Ruiz Dorado y Mosquera Oviedo (2021) destacan las siguientes:

- a) **Persistencia:** la persistencia hace referencia a la tendencia a que cuando la volatilidad ha sido alta durante un periodo, seguirá siendo alta en el periodo siguiente, y lo mismo a la baja.
- b) **Conglomeración:** los conglomerados de volatilidad o *clusters*, muy en relación con la persistencia, son las aglomeraciones de días de altas o bajas volatilidades.
- c) **Asimetría:** se refiere a la relación inversa que existe entre el nivel de volatilidad y de precios del mercado, pues cuando esta sube, el mercado baja y viceversa. Al mismo tiempo, como exponíamos supra, la asimetría se manifiesta en la reacción a las nuevas noticias o informaciones que llegan sobre los mercados.
- d) **Reversión a la media:** Martínez (2019) demostró la tendencia de la volatilidad a aproximarse a su media, tras encontrarse en niveles elevados o bajos en un momento determinado.

Dado que la volatilidad no se puede observar de manera directa, el modo de medirla es mediante estimación. Con carácter general, la desviación típica o desviación estándar es el modo de medirla. No obstante, cuando se trabaja con series temporales que muestran tendencias definidas, el usar exclusivamente la desviación típica puede conducirnos a conclusiones equivocadas. Es por esto por lo que normalmente se trabaja con logaritmos y sus diferencias diarias, transformando la serie original y obteniendo las variaciones de sus retornos (Rossi, 2013). En suma, muchos economistas prefieren medir la volatilidad con la desviación típica de los logaritmos de los precios para estimar la volatilidad de los precios de los activos en los mercados financieros.

También existen otras formas de estimar la volatilidad como son los modelos autorregresivos condicionales heterocedásticos (ARCH), desarrollado por Engle (1982) para predecir la volatilidad de la inflación en Reino Unido; o los modelos generalizados (GARCH), desarrollados por Taylor (1986) y Bollerslev (1986). Estos modelos GARCH nos permitan realizar predicciones futuras sobre la volatilidad, evaluando su persistencia, o su sensibilidad a los shocks a corto plazo (Carol, 2008).

2.2.2 Factores que determinan la volatilidad

En lo que respecta a los factores que determinan la volatilidad, son muchos y de muy diversa índole, su estudio y análisis exceden del objeto de esta investigación, por lo que señalaremos los más relevantes.

El primero de ellos es la conducta de los operadores. Hemos visto que los agentes del mercado tratan de vencerlo mediante la búsqueda de activos que les reporten una rentabilidad por estar mal valorados, es decir, porque su valor no incorpora toda la información disponible de forma adecuada. Esto que definimos como arbitraje se encuentra limitado por los costes de transacción.

Además, los propios agentes, como seres humanos, están en muchas ocasiones sesgados, influenciados por sus emociones, presionados por miedos internos o son susceptibles de errores de percepción (Rossi, 2013). Estos indicadores se estudian en el campo que se conoce como psicología del mercado. Por otro lado, nos encontramos con el fenómeno de la asimetría informativa. La cantidad de información disponible es infinita, lo que a priori debería facilitar la valoración objetiva y afinada. Sin embargo, de toda esa información, sólo un porcentaje pequeño es útil, lo que supone un esfuerzo intenso en términos de discernimiento.

La aparición de eventos inesperados o impredecibles también juega un papel importante en la volatilidad de los mercados, llegando a producir desequilibrios, en ocasiones sistémicos, o movimientos erráticos de los precios durante un periodo de tiempo determinado.

Por último, la velocidad de reacción de los operadores ante los sucesos que van ocurriendo e información que reciben es otro factor crucial, y más si cabe en estos momentos en el que una gran cantidad de operaciones del mercado se ejecutan de forma automatizada por medio de sistemas de algoritmos o inversión robotizada. La velocidad de procesamiento y reacción de un ordenador supera con creces a la de un humano, lo que puede contribuir a una mayor volatilidad en un mercado donde la velocidad de transacciones es muy elevada o casi instantánea.

2.3 Contagio financiero

El efecto contagio o contagio financiero, fenómeno conocido por el cual una crisis financiera se extiende a otros países, ha dado mucho que hablar en las tres décadas pasadas. Si bien existe consenso acerca de en qué consiste, no hay una definición aceptada del concepto de contagio financiero. Por ejemplo, Eichengreen y Rose (1999) lo definen como el aumento de la probabilidad de un país sufra una crisis como consecuencia de que otro país está sufriendo una crisis. Por otro lado, autores como Bekaert et al. (2014) o Forbes y Rigobon (2002) proponen otras definiciones que tienden a identificar el contagio financiero con los niveles de correlación más allá de los indicadores económicos fundamentales.

Los primeros se apoyan en modelos de factores fundamentales, ya sean observables o latentes, los cuales son sometidos a pruebas de contagio financiero. Los segundos entienden que cuando dos mercados están altamente correlacionados, y esta correlación no aumenta tras una crisis financiera que tenga lugar en uno de los mercados, y, además, no existe variación continua en su co-movimiento, esto significa que existe una alta interdependencia entre ellos, lo cual no puede considerarse contagio.

En este sentido, estos autores apuntan hacia una dependencia lineal o correlación. Este enfoque tiene la ventaja de que los valores de correlación son intuitivos y fácilmente interpretables a la hora de integrarlos en un modelo financiero (Bekaert et al., 2019).

Esta definición casa con la percepción de riesgo que tienen los inversores ya que, cuando las expectativas del mercado caen, los inversores reducen su exposición a valores arriesgados diversificando su cartera, dejándose llevar por información pública accesible e ignorando los fundamentales (Kumar y Persaud, 2002). La diversificación es la estrategia empleada por los inversores para mitigar el riesgo no sistemático (Chowdhury, 2021).

La crisis financiera del 2008 es un claro ejemplo de cómo se transmite la volatilidad de un mercado a otro y no necesariamente dentro de una misma nación, sino a nivel global. La transmisión de las crisis de un mercado a otro se puede modelizar como un mecanismo de equilibrio (Allen et al., 2000).

Diversos estudios demuestran que los cambios en las necesidades de liquidez están imperfectamente correlacionados entre regiones distintas, en consecuencia, bancos mantienen créditos con a otros bancos para asegurarse frente a los mencionados cambios en las preferencias de liquidez de los clientes. Cuando no existe incertidumbre global, el riesgo se distribuye eficientemente. Sin embargo, desde un punto de vista financiero, este sistema es vulnerable. Un pequeño desequilibrio en las preferencias de liquidez puede propagarse por contagio a toda la economía. Las probabilidades de este contagio financiero aumentan en gran medida cuanto mayor es el nivel de integración del sistema financiero.

2.4 Riesgo sistémico

Las crisis financieras se originan a partir de un *shock* inicial o evento desencadenante. Este evento desencadenante se transmite a la economía real a través del sistema financiero. El sistema financiero está compuesto por las instituciones financieras como bancos y entidades de crédito, compañías aseguradoras o fondos de pensiones y por los mercados en los que operan estas instituciones, que son el medio a través del cual se canalizan las inversiones, el ahorro y se gestiona el riesgo.

Miquel Dijkman (2010) diferencia entre un *shock* idiosincrático y un *shock* sistemático. El primero tiene lugar cuando el evento desencadenante afecta de manera individual a un único agente del sistema financiero. Una entidad aseguradora que se hunde como consecuencia de fraude interno es un ejemplo de un *shock* idiosincrático.

Por otro lado, cuando el evento tiene un impacto sobre un gran número de agentes de manera simultánea nos encontramos ante un *shock* sistemático. Este tipo de eventos puede afectar a todo un mercado financiero, en el peor de los casos, como el colapso de los tipos de cambio fijos, por poner un ejemplo. Además, no debe obviarse la posibilidad de los efectos de segunda ronda, que pueden provocar la insolvencia de instituciones que eran perfectamente solventes antes de dicho evento inicial. Como último efecto, está el traspaso a la economía real, lo que conocemos como efecto contagio o derrame.

En primer lugar, debemos definir lo que es el riesgo sistémico. Para ello, nos apoyaremos las definiciones del Grupo de los Diez o G-10 (2001) y de De Nicolò y Kwast (2002). Establecen la diferencia entre el Riesgo Sistémico Financiero y el Riesgo Sistémico Real. El primero hace referencia al riesgo de que un *shock* desencadene una pérdida de valor económico o confianza en el sistema financiero. El segundo apunta al riesgo de que un *shock* resulte en una disminución significativa de la actividad real. Es el primero en el que se centra la presente investigación.

El efecto contagio se encuentra en el mismo núcleo del riesgo sistémico. Hace referencia a los mecanismos a través de los cuales los efectos se propagan de un elemento del sistema financiero a otro y del sistema financiero a la economía real (Dijkman, 2010). El hecho de que la inteligencia artificial se esté implementando cada vez más en el sistema financiero hace más plausible el riesgo del efecto contagio. Los motivos principales lo encontramos en factores como la interconexión de sistemas, sobreconfianza en los algoritmos, rapidez en la propagación de información y en la ciberseguridad, como expondremos más adelante.

2.5 Decisiones automatizadas de inversión: algoritmos y la IA

La toma de decisiones es un proceso cognitivo que, a priori, requiere del elemento humano, y que consiste en elegir la mejor entre diferentes opciones. Como seres humanos, estamos expuestos a distintas influencias, sesgos o factores externos que pueden afectar nuestro proceso de toma de decisiones. En cambio, cuando las decisiones las toma un sistema informático a través de uno o varios algoritmos que alimentan un sistema de *Machine Learning*² (ML)

² La Autoridad Europea Bancaria (AEB) define el Machine Learning (ML) como un proceso que emplea algoritmos que se entrenan con datos históricos para predecir resultados futuros.

creando lo que se conoce como *robo advisory*, basado en el análisis de datos, permite eliminar el factor humano de la ecuación al tomar una decisión de inversión (Bhatia et al., 2020)

La idea de asesoramiento financiero automatizado y la implementación de esta automatización mediante el uso de la inteligencia artificial para crear y administrar carteras de inversión ha captado gran interés en la industria de gestión de patrimonios, con un efecto directo sobre los mercados financieros. Los *robo advisors*, por ejemplo, han aplicado esta tecnología financiera en la gestión de carteras, que originalmente se llevaba a cabo principalmente mediante el uso de algoritmos diseñados para optimizar varios componentes de las carteras de inversiones, ahora combina elementos de ambas (Shanmuganathan, 2020).

Si bien las decisiones de inversión son complejas y difíciles para los agentes del mercado, estos procesos de toma de decisiones son arriesgados, y normalmente tienen consecuencias, existe una elección normativamente óptima (Jung et al., 2018).

Además, las decisiones de inversión a menudo se ven influenciadas por sesgos emocionales y cognitivos, como la sobreconfianza. Por lo tanto, en estas situaciones, es más práctico buscar asesores profesionales para obtener una solución razonable, pero solo una minoría de inversores considera el consejo profesional (Muradoglu et al., 2012). Como alternativa a los asesores humanos, se cree que los *robo advisors* basados en inteligencia artificial ofrecen servicios de asesoramiento más efectivos y rentables para ayudar a los clientes a tomar decisiones mejores, pues ofrecen una simplificación de la gestión de carteras de inversión, lo que resulta en un proceso de toma de decisiones menos emocional para los agentes.

2.6 Implicaciones del uso de la IA en los mercados financieros

A pesar de los significativos beneficios asociados, la inteligencia artificial presenta limitaciones que deben considerarse al evaluar su aplicación. Los riesgos más destacados surgen, por un lado, de la posibilidad de que los resultados generados por estas herramientas incorporen sesgos y, por otro lado, de las dificultades para comprender el razonamiento seguido por los algoritmos para llegar a conclusiones específicas.

Los algoritmos operan principalmente al buscar correlaciones que maximicen la capacidad predictiva, lo cual puede conducir, en ciertas ocasiones, a resultados fundamentados en relaciones espurias, generando así conclusiones sesgadas. La relevancia de estos sesgos variará,

lógicamente, según el contexto en el que se manifiesten. A modo de ejemplo, no es comparable incurrir en sesgos en la traducción de un texto con hacerlo en la evaluación para la negociación de un activo financiero. En todo caso, es crucial comprender las razones subyacentes de su aparición.

A pesar de los esfuerzos en curso para crear regulaciones que mejoren la transparencia en el uso de algoritmos, en la actualidad, la dificultad para interpretar los resultados sigue siendo considerable. Las implicaciones que esto podría tener para la efectividad de las aplicaciones vinculadas al cumplimiento normativo o a funciones de supervisión, por ejemplo, en la evaluación de modelos de riesgo de crédito basados en estas herramientas son evidentes (Fernández, 2019).

Algunos de los ejemplos del uso de la IA y el *Machine Learning* en los mercados financieros:

- **Indicadores de sentimiento:** varios actores en servicios financieros reciben estos de empresas de análisis de datos de redes sociales. Se están creando y vendiendo indicadores de sentimiento de inversores a bancos, fondos de cobertura, operadores de alta frecuencia, plataformas de inversión y trading social (IOSCO 2017)

- **Señales de trading:** análisis rápido y toma de decisiones basadas en más fuentes de información de las que un humano podría manejar por sí solo pueden ayudar a las empresas a aumentar la productividad y reducir los costes. Sin embargo, estas tecnologías encuentran una limitación en que son susceptibles a procesar información falsa al identificar y depender de patrones predictivos en el pasado (Karpp y Crawford, 2015). En abril de 2013, se produjeron fluctuaciones en los mercados de acciones, bonos, divisas y materias primas debido a la reacción de algoritmos de *trading* a una publicación falsa en la aplicación Twitter (ahora X) que informaba de dos explosiones en la Casa Blanca.

- **Detección del fraude:** Al buscar aumentar la productividad y reducir costes y riesgos al mismo tiempo que cumplen con las regulaciones, algunas empresas utilizan la IA para la detección de blanqueo de capitales y fraude en instituciones financieras (Van Liebergen, 2017).

3. METODOLOGÍA

Tal y como exponía supra, esta investigación se centra en la exploración y análisis de un fenómeno cada vez más relevante en los mercados financieros, con el objetivo de probar mis hipótesis que sostienen: la mayor volatilidad y efecto contagio debido a diferentes factores como el uso de algoritmos y la inteligencia artificial (IA). La rápida evolución tecnológica ha transformado radicalmente la manera en que se llevan a cabo las operaciones en los mercados, introduciendo la automatización y la toma de decisiones basada en algoritmos.

El objetivo fundamental de la metodología es explorar, comprender y contextualizar los mecanismos subyacentes que afectan a las decisiones que toman los algoritmos y la inteligencia artificial, resultando en mayor volatilidad del mercado, así como analizar cómo estos fenómenos pueden propagarse de un activo a otro, en lo que entendemos por efecto contagio (Forbes et al., 2001).

Para llevar a cabo esta investigación, adoptaré un enfoque cualitativo que se fundamenta en el análisis de casos y la revisión bibliográfica. Esto me permitirá comprender en profundidad las complejidades y los matices asociados a la irrupción de las nuevas tecnologías en los mercados financieros, sin depender exclusivamente de modelos cuantitativos.

Mediante la identificación y análisis de casos relevantes, tanto históricos como contemporáneos, que evidencien el impacto de la IA y los algoritmos en la volatilidad del mercado, trataré de probar mis hipótesis. Paralelamente, realizaré una revisión exhaustiva de la literatura académica y empresarial para ayudarme a consolidar conocimientos previos y teorías fundamentales que basen el análisis de casos.

El análisis de casos y la revisión bibliográfica se centrarán en la identificación de patrones, tendencias y factores contextuales que contribuyan a una comprensión de la interrelación entre la inteligencia artificial y el efecto contagio en los mercados financieros.

En resumen, esta metodología busca ofrecer una perspectiva holística, explorando tanto las experiencias específicas a través de casos como las teorías fundamentales que sustentan la relación entre la IA, los algoritmos y las dinámicas de los mercados financieros, con el objetivo de tratar de ayudar a una mejor comprensión de estos fenómenos emergentes y su impacto en el sistema financiero global.

3.1 Casos de estudio

3.1.1 Impacto de las *fake news*

La información juega un papel fundamental tanto en el mundo financiero como en la sociedad. La culpable de la velocidad de difusión de la información hoy en día es la transformación digital³, que Kaplan y Haenlein (2019) definen como la integración de la tecnología digital en todas las áreas de la sociedad, y los cambios que resultan de dicha integración. No obstante, la transformación digital puede contribuir a la difusión de información engañosa, la cual puede causar un importante daño en el sector financiero. Petratos (2021) lo llega a calificar de riesgo cibernético emergente. La Organización Mundial de la Salud (OMS) ha acuñado el término “infodemia” (OMS, 2020) para hacer referencia a la dificultad de encontrar fuentes fiables a la hora de realizar cualquier consulta o investigación.

En este sentido, los mercados financieros son muy vulnerables a la información engañosa o *fake news* debido a la dependencia en la información para su funcionamiento. Un ejemplo lo encontramos en lo ocurrido el 23 de abril de 2013 tras una publicación por Associated Press Twitter Account⁴ afirmando que dos explosiones habían tenido lugar en la Casa Blanca. Tras estas publicaciones, a pesar de su falsedad, el índice S&P 500 perdió 136,5 mil millones de dólares en capitalización bursátil y el Dow Jones Industrial Average bajó 143.5 puntos de acuerdo con datos recogidos por Reuters (Karppi y Crawford, 2016). En tan solo cinco minutos, tan pronto como se cuestionó la veracidad de la noticia, los valores recuperaron sus niveles previos.

Son diversas las teorías de lo ocurrido, pero sin duda pone de manifiesto la interconexión que existe entre las redes sociales los actores humanos, los algoritmos y los mercados financieros. Según Hayles (2013), estos sistemas están fundamentalmente entrelazados, y es imposible considerar la economía global sin tener en cuenta la "ecología autoorganizativa de algoritmos de máquinas ultrarrápidas".

Esta teoría se ve apoyada con estimaciones que sugieren que empresas financieras que operan con algoritmos de alta frecuencia ejecutaron hasta dos tercios de todas las operaciones de acciones en los Estados Unidos entre 2008 y 2011 (Philips, 2013), y actualmente,

³ En la transformación digital está incluido el big data (Lee, 2019), el Internet de las Cosas (Saarikko et al., 2017), y las redes sociales (Kaplan y Haenlein, 2010; Kaplan, 2012).

⁴ Associated Press es una agencia de noticias estadounidense sin ánimo de lucro, con sede en Nueva York, que opera como una sociedad cooperativa no incorporada.

aproximadamente la mitad del comercio total de acciones en los EE. UU. está impulsada por algoritmos (Philips, 2013; Jeff, 2009).

3.1.2 Impacto de un *flash crash*⁵

En la tarde del 6 de mayo de 2010, algo extraordinario ocurrió en la bolsa estadounidense. El Dow Jones Industrial Average experimentó una caída masiva de aproximadamente el 9%, siendo la mayor en puntos en la historia del índice (998,5 puntos). Esta repentina venta masiva, conocida famosamente como el "*Flash Crash*" tuvo lugar en cuestión de minutos.

Según un informe conjunto de la Comisión de Comercio de Futuros de Materias Primas y la Comisión de Bolsa y Valores (CFTC-SEC, 2010), esto fue desencadenado debido a que un importante operador empleara un algoritmo de ejecución automatizada para vender aproximadamente 4,1 mil millones de dólares en contratos de futuros E-mini S&P 500. Rápidamente, provocó una reacción en cadena de transacciones en ambos mercados (futuros y acciones). Esto resultó en una pérdida total de liquidez en el mercado (Spicer y Rampton, 2010). El *flash crash* tuvo un impacto significativo en los inversores minoristas. Entre las 2:40 p.m. y las 3:00 p.m., se ejecutaron más de 20,000 operaciones a precios que estaban un 60% o más por debajo de los precios a las 2:40 p.m. (CFTC-SEC, 2010). Muchas de estas operaciones provenían de cuentas de clientes minoristas, lo que complicó aún más la situación para los inversores individuales.

3.1.3 *Rogue trading*, el colapso de Barings

El primer ejemplo y uno de los más mediáticos es el colapso de Baring Futures Singapore (BFS) (Kong, 2021) constituido en septiembre 1986 como parte de Baring Group, con sede en Londres. El individuo en cuestión, Nick Leeson, fue destinado a la oficina de Singapur en 1992 como director de operaciones de futuros, para más tarde ser nombrado director general BFS. Durante este tiempo Leeson había creado una cuenta de errores, originalmente destinada al reporte de errores de trading cometidos por los empleados con menos experiencia. Sin embargo, Leeson la empleó para realizar operaciones no autorizadas y, en 1992, dicha cuenta acumulaba pérdidas por valor de 8,8 millones de dólares.

Al ser ascendido al año siguiente, ya no solo estaba al mando de los equipos de *front office*,

⁵ El término *flash crash* hace referencia a la caída repentina y drástica de un valor o activo en un corto lapso de tiempo.

lo que no solamente incluía las operaciones de trading, sino que también era responsable de los equipos de *back office*, encargados de la liquidación de las operaciones y demás papeleo. Esto le permitió seguir operando desautorizadamente y además encubrirlo.

Si bien un procedimiento de auditoría interna en julio de 1994 detectó ineficiencias y señaló el riesgo que suponía que Leeson fuera el responsable de las operaciones de negociación y liquidación al mismo tiempo, los gerentes de Londres aceptaron asumir ese riesgo debido a la experiencia y beneficios que reportaba Leeson. En diciembre la cuenta de errores mediante la que operaba acumulaba pérdidas por valor de 373,9 millones de dólares.

Leeson continuaba negociando con deuda pública japonesa y con futuros y opciones sobre el Nikkei 225⁶ al mismo tiempo que lo hacía a través del SIMEX⁷, quien había advertido a BFS sobre las largas posiciones del banco sobre futuros del Nikkei 225, a lo que BFS respondió que contaban con activos suficientes como garantía de las operaciones. Leeson seguía apostando fuerte a que el índice no caería por debajo de los 19.000 puntos, pero un terremoto en la ciudad de Kobe en enero de 1995 hizo que se desplomara hasta los 17.785 puntos. Ante esta situación, Leeson subió la apuesta confiando en que el índice se recuperaría rápidamente, si bien lo que ocurrió fue exactamente lo contrario, cayendo hasta los 17.580 puntos, lo que supuso que las pérdidas de BFS alcanzasen la suma de 1.400 millones de dólares.

En consecuencia, Bearings Group carecía de fondos suficientes para seguir operando y fue intervenida el 26 de febrero de 1995. El Banco de Inglaterra trató de rescatarlo sin fortuna alguna, las pérdidas alcanzaron los 2.200 millones de dólares, lo que supuso el colapso del banco. Varias investigaciones se sucedieron tras estos acontecimientos, las cuales resultaron en la imputación de la culpa al comité de dirección del Bearings Group por permitir a Leeson operar desautorizadamente.

En lo que respecta a Leeson, huyó hasta Kuala Lumpur con su mujer la misma noche del 23 de febrero, de modo que fue imposible contactar con él desde Londres para pedir explicaciones. No obstante, Leeson fue posteriormente capturado y condenado a seis años y medio de prisión en Singapur por los delitos de fraude y falsificación documental.

⁶ Nikkei 225 es el principal índice bursátil de referencia de la evolución del mercado japonés, formado por las 225 empresas de mayor liquidez que cotizan en la Bolsa de Valores de Tokio.

⁷ SIMEX es la bolsa de valores de Singapur.

En suma, y lo relevante de este caso, es que condujo a una reforma del sistema regulatorio de la negociación de futuros, la cual implementó un mayor control sobre los individuos, reforzando las medidas de seguridad y reporte a las autoridades regulatorias. Si bien este caso no tuvo impacto significativo en la bolsa de Singapur, sí deja patente como la actuación de un único individuo puede afectar a la estabilidad de un banco de dimensión mundial hasta tumbarlo.

3.2 Impacto del *high-frequency trading* (HFT) en los mercados

El trading algorítmico (TA), tal y como lo definen Hendershott y Riordan (2009) es “el uso de algoritmos computacionales para tomar decisiones de compraventa, emitir ordenes al mercado y gestionarlas después de su emisión, de forma totalmente automatizada”. Por otro lado, está el *high-frequency trading* (HTF) o trading de alta velocidad, que se puede considerar un tipo de TA más específico. En ocasiones se define como una estrategia de inversión y en otras como un conjunto de actividades donde activos financieros son comprados, mantenidos durante segundos o incluso milisegundos, y vendidos inmediatamente después, generalmente con el objetivo de obtener una rentabilidad determinada (Brogaard et al., 2014).

Las características del trading de alta frecuencia, según la *U.S. Securities and Exchange Commission* (SEC) (2014:4) , son las siguientes:

- a) Utilizan una velocidad extraordinaria y programas extremadamente sofisticados para generar, dirigir y ejecutar órdenes.
- b) Emplean servicios de "*housing*" o "*co-location*" y datos de mercados de valores y otros agentes involucrados para minimizar latencias⁸.
- c) Utilizan intervalos muy cortos de tiempo para negociar y liquidar posiciones.
- d) Envían gran cantidad de órdenes al mercado que pueden ser canceladas inmediatamente después.
- e) Los días de operaciones finalizan proximos a una posición neutral, lo reduce su exposición a los riesgos financieros que una posición sin cubrir pueda entrañar.

⁸ En redes informáticas de datos se entiende por latencia la suma de retardos temporales dentro de una red. Un retardo es producido por la demora en la propagación y transmisión de paquetes de datos dentro de la propia red. En los mercados financieros y en el caso del HFT, entendemos el periodo de latencia como el tiempo que transcurre desde que una orden es cursada y esta llega al mercado, es recibida y devuelta al ordenante.

Cuando hablamos de un gran volumen de operaciones en un corto espacio de tiempo nos referimos a miles de órdenes en fracciones de segundo, lo que lleva implícito una velocidad de reacción muy elevada.

Tanto el HFT como TA están desplazando a los brókeres clásicos, que ven como su labor podría verse sustituida por una máquina, pero no son los únicos afectados por la incursión de las nuevas tecnologías, pues los mercados financieros también están viendo como su estructura se ve alterada.

En términos de liquidez del mercado, no existe consenso sobre si la generan o la destruyen, pues en gran medida dependerá de la estrategia que empleen los algoritmos. Si bien en algún caso puede creerse que están creando mercado y por ende aportando liquidez facilitando el alineamiento de precios en los diferentes mercados, alguien podría argumentar que si el HFT aporta liquidez a un mercado no es más que por pura casualidad. Esto basándose que este sistema no mantiene sus posiciones durante periodos largos de tiempo, sino más bien muy cortos, que rara vez pasan de un día, por lo que drenan la liquidez de un mercado. Donde antes había arbitraje por parte de inversores e intermediarios, ahora hay HTF, principalmente debido a la velocidad a la que operan. El intervalo de tiempo de negociación es lo que determina su existencia, pues si se estableciera un límite por los organismos reguladores a la velocidad a la que se puede operar en los mercados financieros, el HFT tendería a desaparecer (Arenillas, 2012). Añade Arenillas que el hecho de que tengan la capacidad de negociar en fracciones de segundo, siembra desconfianza en el mercado y los inversores e intermediarios se ven expulsados.

Por otro lado, la implementación de estas tecnologías ha permitido reducir los costes de transacción debido al proceso de digitalización de las bolsas de valores, que permite negociar y realizar órdenes de compra de manera virtual. Además del ahorro de costes de transacción en la compraventa de acciones o la aparición de aplicaciones como *Robinhood* que no cobra comisiones por sus servicios de bróker al servirse de algoritmos (Rico, 2021) estas tecnologías han permitido eliminar los sesgos cognitivos humanos de los que hablábamos antes. Algunos de estos sesgos son el son el “efecto anclaje” que hace dar más importancia a la información que se recibió en primer lugar; el sesgo de “confirmación” que trata de buscar y evaluar la información que recibimos en función de nuestros prejuicios iniciales; o el sesgo de “último evento” que provoca que le demos más valor a la información que hemos recibido en último lugar.

En cuanto a la calidad del mercado, existen estudios como el de Bias y Foucault (2014) que analizan desde un punto de vista teórico como estas tecnologías operan en detrimento de la calidad del mercado. Concretamente, apuntan a un problema de endogeneidad entre las distintas estrategias algorítmicas, refiriéndose a las variables dependientes de la calidad del mercado y el HFT. Dicen que “Ambos reflejan una optimización del comportamiento o de los participantes del mercado, sus reacciones a las condiciones del mercado, y sus respuestas a las reacciones de otros. Por ejemplo, mientras el HFT afecta a la volatilidad del activo con el que opera, este está también afectado por esta volatilidad” (Bias y Foucault, 2014).

Un ejemplo claro de esta endogeneidad lo veíamos más arriba cuando tratábamos el fenómeno de los *flash crashes* como el que ocurrió el 6 de mayo de 2010 como la mayor caída de la historia del *Dow Jones Industrial Average*.

Una de las características de los mercados es el alto grado de heterogeneidad que existe entre las diferentes estrategias de inversión, esto sumado a las limitaciones intrínsecas de esta investigación, dificultan la formulación de una afirmación acerca del impacto del HFT o del TA en la mayor o menor volatilidad de los mercados. No obstante, existen estudios como el de Chaboud et. al (2009) sobre el uso de HFT en el mercado de divisas que llega a las siguientes conclusiones: en primer lugar, existe correlación entre las operaciones realizadas con algoritmos, lo que apunta a que estos no emplean estrategias de inversión tan diversas como pueden emplear los inversores o brókeres humanos. En segundo lugar, no existe una relación de causalidad evidente entre el uso de algoritmos y el aumento de la volatilidad del tipo de cambio. Es más, existe mayor evidencia de que el uso de algoritmos puede estar asociado a una menor volatilidad, si bien entendían que podían incrementarla en momento determinados como después de la publicación de prospectos macroeconómicos o eventos inesperados. En esta dirección se inclinan Hasbrouck y Saar (2013) a la vista de lo ocurrido en el *flash crash* de 2010, que puso de manifiesto como el uso de HFT tiene potencial para crear fallos en el mercado.

Boehmer, Fong y Wu (2015) estudiaron el efecto del AT en la liquidez de los mercados de valores, la volatilidad a corto plazo y la eficiencia informativa sobre cuarenta y dos mercados de valores de todo el mundo. Como conclusión, obtuvieron que el AT mejora la liquidez y la eficiencia informativa, pero aumenta la volatilidad. Esta conclusión se encuentra con la limitación de que no pudieron atribuir el aumento de la volatilidad relacionado con el AT ni a una mayor "buena" volatilidad que aparecería tras una formación de los precios más rápida ni

a la tendencia de los sistemas de algoritmos a entrar en el mercado cuando la volatilidad es alta. Por el contrario, estos brókeres en búsqueda de volatilidad están asociados con deficiencias en la calidad del mercado. Pero los resultados varían en la sección de corte transversal de valores. Al contrario de lo que ocurría con el efecto promedio, una mayor intensidad de AT reduce la liquidez y empeora el aumento de volatilidad en el tercio de las empresas más pequeñas. Finalmente, el AT y el HFT se vuelve menos beneficioso cuando hacer mercado es difícil, perjudicando más a las empresas de menor dimensión o capitalización.

Por último, cabe señalar uno de los beneficios que reporte el AT o el HFT en los mercados, y esto es en la formación de un precio objetivo. Los algoritmos realizan ajustes a gran velocidad, incorporando toda la información disponible antes que nadie, comprando cuando un valor está infravalorado y vendiendo cuando está sobrevalorado. Esta velocidad de incorporación de la información hace más latente la teoría de la eficiencia semi-fuerte que exponía Fama (1970) y que podría llegar a ser fuerte si estos algoritmos tuvieran acceso a información privilegiada.

3.3 Regulación y supervisión de los mercados frente a la IA

Dado que la aparición de aplicaciones de inteligencia artificial y *machine learning* es relativamente reciente, actualmente no existen estándares internacionales establecidos en este campo. No obstante, ante los riesgos potenciales mencionados anteriormente, se han venido realizando esfuerzos por parte de organismos internacionales. Por ejemplo, se han investigado los riesgos asociados con el trading algorítmico, el cual puede aumentar los riesgos sistémicos presentes en el mercado (Sushkova y Minaleev, 2021).

Lo propios Sushkova y Minaleev (2021) sostienen que el desarrollo de la IA debe seguir objetivos regulatorios relacionados con la seguridad del mercado, la protección del consumidor y la integridad del mercado, subrayando los objetivos regulatorios y los métodos que hagan posibles plataformas que garanticen igualdad y acceso justo a los instrumentos financieros. Además, defienden que la IA puede servir como una forma de tecnología regulatoria (*RegTech*) para optimizar los procesos de cumplimiento, aumentando así la competencia en los mercados financieros y beneficiando a los consumidores, sin obviarlos riesgos de que este uso contraviniese los principios de confidencialidad, protección de datos, así como otras consideraciones éticas.

Yefremova (2020) apunta también a riesgos como la privacidad de los datos y la seguridad regulatoria en favor de los consumidores y del mercado financiero global, y aboga por intervenciones políticas tempranas que adopten un enfoque regulatorio proactivo y trate de anticipar un desastre financiero como la crisis del 2008 antes de que ocurra. Según la autora, la mejor opción consiste en la adopción de regulaciones racionales que incentiven la innovación, asegurando al mismo tiempo la adhesión a los principios de gobernanza internacionales, en vista a un camino hacia la mitigación de los riesgos relacionados con la IA, evitando que se conviertan en problemas sistémicos.

La Organización Internacional de Comisiones de Valores (IOSCO) también llevó a cabo un estudio sobre el impacto de las nuevas tecnologías, incluido el trading algorítmico, en la vigilancia del mercado. Emitió recomendaciones que enfatizaron, entre otras cosas, la importancia de la recopilación de datos y la cooperación transfronteriza.

El Grupo de Supervisores Principales (SSG), que incluye a representantes principales de autoridades supervisoras de todo el mundo, publicó principios para que los reguladores consideren al evaluar prácticas y controles clave relacionados con las actividades de trading algorítmico en bancos.

En ciertos países autoridades supervisoras han subrayado que las empresas que desarrollan modelos algorítmicos basados en inteligencia artificial y *machine learning* deben implementar procesos de desarrollo sólidos con el fin de garantizar que los posibles riesgos se analicen a fondo en cada etapa del desarrollo, evitando prácticas de abuso de mercado o contribuyendo a un comportamiento de mercado desordenado. En particular, este requisito forma parte de MiFID II. Otros requisitos similares han sido impuestos a ciertas entidades reguladas por la *Security Exchange Commission* (SEC), autoridad supervisora de valores de Estados Unidos.

Asimismo, el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (BCBS), en 2011, destaca que un proceso de desarrollo robusto debe ser coherente con las políticas y procedimientos internos de la empresa. El producto resultante no solo debe cumplir con los objetivos del usuario, sino también alinearse con los límites de riesgo y las expectativas de comportamiento de la empresa. Para respaldar la elección de nuevos modelos, las empresas deben poder demostrar evidencia de desarrollo que abarque la estructura teórica, las características operativas, suposiciones críticas, tipos y uso de datos de entrada, rutinas de análisis numérico, cálculos matemáticos especificados y código para reproducir el modelo.

En suma, la regulación y supervisión de los mercados financieros en la era de la inteligencia artificial representan un desafío complejo pero fascinante. A medida que navegamos por las aguas turbulentas de la innovación tecnológica, es esencial adoptar un enfoque proactivo y equilibrado hacia la regulación, que no solo mitigue los riesgos asociados con la IA, sino que también fomente su potencial para revolucionar el sector. Esta tarea requiere un delicado equilibrio entre proteger el bienestar de los consumidores y mantener la integridad del mercado, al tiempo que se abre camino para la innovación y el progreso. Al fin y al cabo, el objetivo es asegurar que los mercados financieros no solo sobrevivan en esta nueva era, sino que prosperen, beneficiando a la sociedad en su conjunto, lo cual debe ser su fin último. Este camino hacia una regulación efectiva y una supervisión adecuada es sin duda un viaje complejo, pero es uno que debemos emprender con diligencia, visión de futuro y un compromiso inquebrantable con los principios de seguridad, equidad y transparencia.

4. Conclusiones

4.1 Implicaciones de la Investigación

La implementación de la inteligencia artificial (IA) y los algoritmos de trading ha marcado un punto de inflexión en la operativa de los mercados financieros, afectando significativamente a la volatilidad y el contagio financiero. Este estudio trata de proporcionar una comprensión profunda de cómo la rapidez y eficiencia de estos sistemas tecnológicos pueden tanto beneficiar como desestabilizar los mercados financieros globales.

Aumento de la Volatilidad y el Efecto Contagio: Los casos de estudio analizados han demostrado claramente cómo la IA y los algoritmos pueden exacerbar la volatilidad del mercado. Por ejemplo, el análisis del impacto de las *fake news* y los *flash crashes* revela la sensibilidad extrema del mercado a la información procesada y difundida por sistemas automatizados, subrayando cómo estas tecnologías pueden actuar como catalizadores de fluctuaciones de mercado abruptas y pronunciadas. La capacidad de reacción casi instantánea a la información, ya sea veraz o no, subraya un nuevo riesgo sistémico emergente ligado a la era digital.

Desafíos Regulatorios y de Supervisión: Este estudio señala además la necesidad de regular y supervisar mercados dominados por la IA y el trading algorítmico, reconociendo su

carácter complejo. La adaptabilidad y la evolución continua de estas tecnologías presentan un reto significativo para los marcos regulatorios existentes, que a menudo no pueden mantenerse al día con el ritmo de innovación tecnológica. La necesidad de desarrollar enfoques regulatorios más dinámicos y basados en el riesgo es latente, con un enfoque particular en mejorar la transparencia y la responsabilidad en el uso de algoritmos en la toma de decisiones financieras.

Transformación y Futuro de los Mercados Financieros: La investigación destaca cómo la adopción de tecnologías basadas en IA está transformando el panorama de inversión, introduciendo nuevas dinámicas y estrategias en los mercados financieros, abriendo nuevas oportunidades para mejorar la eficiencia y la accesibilidad de los mercados, pero también plantea preguntas fundamentales sobre la equidad, la estabilidad y la integridad de los mercados financieros. A medida que avanzamos hacia un futuro cada vez más automatizado, es crucial que tanto los participantes del mercado como los reguladores desarrollen una comprensión más profunda y precisa del funcionamiento de estas tecnologías y sus implicaciones.

4.2 Limitaciones de la investigación

Esta investigación, aunque exhaustiva, enfrenta varias limitaciones que son importantes reconocer:

Enfoque Cualitativo y Selección de Casos: La dependencia de un enfoque predominantemente cualitativo y la elección de casos de estudio específicos pueden limitar la capacidad de generalizar los hallazgos a otros contextos o situaciones de mercado. Aunque los casos seleccionados proporcionan ejemplos ilustrativos del impacto de la IA y los algoritmos, futuras investigaciones podrían beneficiarse de un enfoque más cuantitativo que permita una evaluación más sistemática y generalizable de estas tecnologías en diversos entornos de mercado.

Disponibilidad de Datos: La naturaleza emergente de las tecnologías examinadas limita la disponibilidad de conjuntos de datos de largo plazo, restringiendo el alcance del análisis histórico. Esta limitación afecta particularmente la capacidad de estudiar el impacto a largo plazo de la IA y los algoritmos en la volatilidad del mercado y en los patrones de contagio financiero.

Rapidez de Cambios Tecnológicos: La rápida evolución de las tecnologías subyacentes y las prácticas de mercado presenta un desafío significativo, ya que los hallazgos actuales pueden

volverse menos relevantes con el tiempo. Este dinamismo tecnológico requiere un enfoque de investigación continuo y adaptativo para mantenerse relevante y útil para académicos, reguladores y agentes del mercado.

4.3 Recomendaciones para Futuras Investigaciones

Para abordar las limitaciones identificadas y ampliar la comprensión del impacto de la IA y los algoritmos en los mercados financieros, se recomienda:

Integración de Métodos Cuantitativos: Futuras investigaciones podrían enriquecerse integrando métodos cuantitativos para examinar de manera más amplia y sistemática el impacto de la IA y los algoritmos en la volatilidad y el contagio financiero. Un enfoque mixto podría proporcionar una visión más holística y generalizable de estos fenómenos.

Estudio de Nuevas Tecnologías Emergentes: Con el ritmo acelerado de la innovación tecnológica, es vital que futuros estudios exploren el impacto de tecnologías emergentes adicionales, como la blockchain y las criptomonedas, en la estabilidad y la dinámica del mercado financiero. Estas tecnologías prometen redefinir aún más el panorama financiero y sus implicaciones merecen una investigación detallada.

Desarrollo de Estrategias Regulatorias Innovadoras: Se alienta la investigación sobre el desarrollo y la implementación de estrategias regulatorias innovadoras que puedan adaptarse efectivamente a la naturaleza cambiante y tecnológicamente avanzada de los mercados financieros. Esto incluye explorar enfoques regulatorios que promuevan la transparencia, la equidad y la estabilidad, al tiempo que fomentan la innovación y el crecimiento.

Este estudio ilumina el camino hacia una comprensión más profunda de la era digital en los mercados financieros, enfatizando tanto las oportunidades como los desafíos presentados por la IA y el trading algorítmico. A medida que avanzamos hacia un futuro cada vez más automatizado, la adaptación continua, la investigación y el desarrollo regulatorio serán clave para navegar este nuevo paradigma financiero.

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

Por la presente, yo, Alejandro Veiga López, estudiante de Doble Grado en Derecho y Administración y Dirección de Empresas de la Universidad Pontificia Comillas al presentar mi Trabajo Fin de Grado titulado "Hacia un Nuevo Paradigma de Inversión: El Papel de las Nuevas Tecnologías en la Volatilidad de los Mercados Financieros. Un estudio cualitativo.", declaro que he utilizado la herramienta de Inteligencia Artificial Generativa ChatGPT u otras similares 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. **Generador previo de diagramas de flujo y contenido:** Para esbozar diagramas iniciales.
3. **Sintetizador y divulgador de libros complicados:** Para resumir y comprender literatura compleja.
4. **Traductor:** Para traducir textos de un lenguaje a otro.

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

Fecha: 20 de marzo de 2024

Firma: Alejandro Veiga López

5. Bibliografía

Abid, I.; Bouri, E.; Galariotis, E.; Guesmi, K.; Mzoughi, H. (2023). Bitcoin vs. fiat currencies: Insights from extreme dependence and risk spillover analysis with financial markets. *International Review of Financial Analysis*, Vol. 90, 102806

Allen F., & Gale D. (2000). Financial contagion. *Journal of Political Economy*, 108(1), 1–33.

Arenillas, C. (2012). Hombre contra máquinas: “High Frequency Trading”. *Economía Exterior*, 60, 21-28.

Azzutti, A. (2022). AI-driven Market Manipulation and Limits of the EU law enforcement regime to credible deterrence, ILE Working Paper Series, No. 54, University of Hamburg, Institute of Law and Economics (ILE), Hamburg

Bekaert, G., Ehrmann, M., Fratzscher, M., Mehl, A., (2014). The global crisis and equity market contagion. *Journal of Finance*. 69, 2597–2649.

Bekaert, G., Hodrick, R., Zhang, X., (2009). International stock return comovements.

Bhatia, A.; Chandani, A.; & Chhateja, J. (2020). Robo advisory and its potential in addressing the behavioral biases of investors—A qualitative study in Indian context. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 25, 100281.

Biais, B. and T. Foucault (2014). Hft and market quality. *Bankers, Markets & Investors* (128), 5–19.

Boehmer, E., Fong, K., & Wu, J. (2015, septiembre). International evidence on algorithmic trading. Working Paper. Recuperado de <https://cutt.ly/kt6kalm>

Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31 (3), 307-327.

Brandão-Marques, L.; Gelos, G.; Melgar, N. (2013). Country Transparency and the Global Transmission of Financial Shocks, IMF Working Paper 13/156. Washington: Fondo Monetario Internacional.

Brogaard, J., Hendershott, T., & Riordan, R. (2014). High-frequency trading and price discovery. *The Review of Financial Studies*, 27(8), 2267-2306.

CFTC, S., & SEC, U. (2010). Findings regarding the market events of May 6, 2010. Report

of the Staffs of the CFTC and SEC to the Joint Advisory Committee on Emerging Regulatory Issues, 104.

Chaboud, A. P., Chiquoine, B., Hjalmarsson, E., & Vega, C. (2014). Rise of the machines: Algorithmic trading in the foreign exchange market. *The Journal of Finance*, 69(5), 2045-2084.

Chowdhury S. S. H. (2021). Idiosyncratic volatility, investor sentiment, and returns of the GCC stock markets. *Investment Management and Financial Innovations*, 18(4), 190–202.

Chrisholm, A. M. (2009). An introduction to international capital markets: Products, Strategies, Participants. New York: *Wiley Finance*

Claeys, G.; Demertzis, M.; Efstathiou, K. (2018). Cryptocurrencies and monetary policy, Bruegel Policy Contribution, No. 2018/10, Bruegel, Brussels

Consejo de Estabilidad Financiera (2017). Artificial intelligence and machine learning in financial services.

Copeland, T. E. & Weston, J. F. (1988). Financial theory and corporate policy. Massachusetts: *Addison Wesley*.

Danielsson, J., Macrae, R. & Uthemann, A. (2017). Artificial intelligence, financial risk management and systemic risk, Systemic Risk Centre Special Papers, no. 13.

De Nicolò, G. & Kwast, M. L., (2002). Systemic risk and financial consolidation: Are they related?, *Journal of Banking & Finance*, 26, issue 5, 861-880.

De Nicolò, G. & Lucchetta, M. (2013). Systemic Risks and the Macroeconomy, University of Chicago Press, 113-148

Dijkman, M. (2010). A Framework for Assessing Systemic Risk, Policy Research Working Paper 5282, The World Bank Financial Systems Department, Financial and Private Sector Development (April)

ECB (European Central Bank). 2007. An Analytical Framework for Assessing the Systemic Implications of a Financial Crisis. Report prepared by the Task Force on Crisis Management of the Banking Supervision Committee. Frankfurt am Main: European Central Bank.

Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of U.K. inflation. *Econometrica*, 50 (4), 987-1007.

Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383–417.

Fama, E. F. & Blume, M. E. (1966). “Filter rules and stock market trading”. *Journal of Business*, 39 (1), 226-241.

Fernández, A. (2019). Inteligencia artificial en los servicios financieros, Banco de España, Boletín Económico 2/2019.

Forbes, K. & Rigobon, R. (2001). Measuring contagion: conceptual and empirical issues. In *International Financial Contagion* (eds) Claessens, S. and Forbes, K. New York: Springer, 43-66.

Forbes, K., & Rigobon, R. (2002). No contagion, only interdependence: measuring stock market co-movements, *The Journal of Finance*, 57(5), 2223-61

Gómez-Bezares, F.; Madariaga, J.A. y Santibañez, J. (2004): *Performance* ajustada al riesgo: Índices clásicos y nuevas medidas, *Análisis Financiero*, Núm. 93, 6-16.

Goodman, B., & Flaxman, S. (2016). European Union regulations on algorithmic decision-making and a “right to explanation”.

Grossman, S. J., & Stiglitz, J. E. (1980). On the Impossibility of Informationally Efficient Markets. *The American Economic Review*, 70 (3), 393–408.

Hasbrouck, J., & Saar, G. (2013). Low-latency trading. *Journal of Financial Markets*, 16 (4), 646-679.

Hayles, K. N. (2013). Speculation: Playing in the participation gap. Keynote at ‘Participatory Condition’ conference, Montreal. Unpublished manuscript.

Hendershott, T., Jones, C. M., & Menkveld, A. J. (2011). Does algorithmic trading improve liquidity?. *The Journal of finance*, 66(1), 1-33.

IOSCO 2017, International Organization of Securities Commissions Annual Report

Jareño, F. & Yousaf, I. (2023). Artificial intelligence-based tokens: Fresh evidence of connectedness with artificial intelligence-based equities *International Review of Financial Analysis*, Vol. 89, 102826

Jeff, L. (2009) Algorithmic trading comes of age. *Financial News*.

Jensen, M. C. (1978). Some anomalous evidence regarding market efficiency. Cambridge: *Harvard Business School*.

Jiang, S.; Li, Y.; Lu, Q.; Wang, S.; Wei, Y. (2022). Volatility communicator or receiver? Investigating volatility spillover mechanisms among Bitcoin and other financial markets, *Research in International Business and Finance*, Vol. 59, 101543

Jung, D., Dorner, V., Glaser, F. et al. (2018). Robo-Advisory, Digitalization and Automation of Financial Advisory, *Bus Inf Syst Eng* 60, 81–86

Kaplan, A. M., & Haenlein, M. (2010). Users of the world, unite! The challenges and opportunities of social media. *Business Horizons*, 53(1), 59e68.

Kaplan, A. M., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15-25.

Karppi, T., & Crawford, K. (2016). Social media, financial algorithms and the hack crash. *Theory, Culture & Society*, 33(1), 73–92.

Kong, Y.M. (2021). Collapse of Barings. Singapore Infopedia, National Library Board (NLB).

Kumar, M.S. & Persaud, A. (2002). Pure contagion and investors' shifting risk appetite: analytical issues and empirical evidence. *Int. Finance* 5, 401–436.

Lee, J. Y. (2019). A decentralized token economy: How blockchain and cryptocurrency can revolutionize business. *Business Horizons*, 62(6), 773–784.

Malkiel, B. G. (1973). *A random walk down Wall Street*. Estados Unidos: W. W. Norton & Company, Inc.

Martínez, C. E. (2019). *Cómo invertir en volatilidad con opciones financieras: una aplicación práctica*. (Trabajo Fin de Grado Inédito). Universidad de Sevilla, Sevilla.

Muradoglu, G. & Harvey, N. (2012). Behavioural finance: the role of psychological factors in financial decisions, *Review of Behavioral Finance*, 4 (2), 68-80.

Organización Mundial de la Salud (OMS) (2020). *Novel Coronavirus(2019-nCov) Situation Report – 13*.

Pérez, E. G. (1982). La información y su influencia en el precio de los títulos en el mercado de valores. Madrid: Bolsa de Madrid, Servicio de Estudios.

Petratos, P. N. (2021): Misinformation, disinformation, and fake news: Cyber risks to business. *Business Horizons*, 64(6), 763–774.

Philips, M. (2013). How the robots lost: High frequency tradings rise and fall. Bloomberg Businessweek.

Quiroga, E. (2017). Eficiencia en los mercados financieros y predicción de precios de los activos, Universidad Nacional de la Plata, Facultad de Ciencias Económicas, Ciencias Administrativas; año 5, no. 10

Rico, M. R. (3 de febrero de 2021). El RobinHood de Wall Street que usa a los pobres para lucrar a los ricos. *Público*. <https://www.publico.es/economia/robinhood-wall-street-pobres-lucrar-ricos.html>

Rossi, G. D. (2013). La volatilidad en mercados financieros y de commodities. Un repaso de sus causas y la evidencia reciente, *Invenio*, 16 (30), 2013, 59-74 Universidad del Centro Educativo Latinoamericano Rosario, Argentina

Ruiz Dorado, A. A., & Mosquera Oviedo, J. (2021). Análisis y consecuencias de la volatilidad de la TRM y el COLCAP en el mercado financiero colombiano entre 2019 y 2020.

Saarikko, T., Westergren, U. H., & Blomquist, T. (2017). The Internet of Things: Are you ready for what's coming? *Business Horizons*, 60(5), 667e676.

Shanmuganathan, M. (2020). Behavioural finance in an era of artificial intelligence: Longitudinal case study of robo-advisors in investment decisions, *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 27, 100-297

Spicer, J. & R. Rampton, R. (2010). Panel Urges Big Thinking in 'Flash Crash' Response.

Sushkova, O., & Minbaleev, A. (2021). Legal regulation of artificial intelligence in the financial services market: a comparative analysis. *SHS Web of Conferences*.

Taylor, S. (1986). Modelling financial time series. *World Scientific*, (2). Lancaster, UK.

Tero, K. & Crawford, K. (2015). "Social Media, Financial Algorithms and the Hack Crash," *Theory Culture & Society*, 33 (1), 73-92.

Urquijo, J. L. (1987). ¿Tiene alguna utilidad el coeficiente beta? *Boletín de Estudios Económicos*, 42, 323-343.

Uzonwanne, G. (2021). Volatility and return spillovers between stock markets and cryptocurrencies, *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 82, 30-36

Van Liebergen, B. (2017). Machine Learning: A Revolution in Risk Management and Compliance?, *The Capco Institute Journal of Financial Transformation*, April.

Wall, L. (2018). Some financial regulatory implications of artificial intelligence, *Journal of Economics and Business*, 100, 55-63.

Yefremova, K. (2020). Peculiarities of application of artificial intelligence in the financial services sector: EU experience., 61-66.