



DOCENTES DE ADMINISTRACIÓN FINANCIERA

45 Jornadas Nacionales de Administración Financiera
Septiembre 18 y 19, 2025

Inteligencia artificial en la gestión de fondos de inversión

Evidencias del efecto en el rendimiento

Ricardo A. Fornero

Universidad Nacional de Cuyo

SUMARIO

1. Introducción
2. Inicio de los fondos de inversión completamente gestionados por IA
3. Panorama de la aplicación de IA en la gestión de inversiones financieras
4. ¿Humano vs máquina? Gestión de fondos de inversión a cargo de IA
5. Exploración de la rentabilidad
6. Comentario final

Para comentarios:
ricardo.fornero@fce.uncu.edu.ar

Resumen

La esperanza de un gran efecto positivo en el desempeño de los fondos de inversión por el uso de herramientas de inteligencia artificial no parece que sea fácil de alcanzar en los hechos. Los estudios realizados del rendimiento de los fondos que se *gestionan enteramente* con inteligencia artificial muestran que predominan los efectos nulos o negativos, en comparación con los fondos de gestión tradicional. La situación parece ser distinta cuando se consideran fondos que son *gestionados con apoyo de inteligencia artificial*.

La medida de efectos en el rendimiento es un ámbito en desarrollo: no es sencillo obtener medidas suficientemente representativas de la intensidad del uso de las herramientas de IA en la gestión de fondos de inversión. Algunos estudios recientes consideran medidas de esa intensidad en una escala continua, pero los resultados son excesivamente dependientes del tipo de medida que se emplea. Hay un contraste significativo entre las medidas muy finas de los matices del rendimiento que se han ido desarrollando en finanzas y las aproximaciones indirectas que se emplean para medir el uso de inteligencia artificial para evaluar el efecto en el rendimiento de los fondos de inversión.

1. Introducción

El uso de herramientas de inteligencia artificial para la gestión de inversiones financieras se ha ido expandiendo a medida que se perfeccionaron los modelos de aprendizaje profundo y de procesamiento del lenguaje natural, ya que los gestores de fondos exploran siempre la posibilidad de ganancias por el empleo de innovaciones técnicas.¹

Las técnicas cuantitativas se han usado intensamente en la gestión de inversiones desde los años 1960 y 1970, para apoyar el análisis de cartera de títulos y para optimizar la ejecución de las órdenes relacionadas con la administración de una cartera. Sin embargo, las técnicas de inteligencia artificial implican un salto en ese uso, ya que se introducen en la selección de cartera mediante la predicción en tiempo real y la optimización de la cartera con más características relevantes en la relación de mercado de rendimiento-riesgo.²

En los últimos años el uso de inteligencia artificial en las actividades de negocios y financieras ha sido un tema dominante. No obstante, los resultados están todavía lejos de esa imagen

¹ La predicción de series mediante aprendizaje profundo es una de las aplicaciones más difundidas de esas técnicas. Puede verse Thomas Fischer & Christopher Krauss, *Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions*. European Journal of Operational Research, 2018, 270 (2): 654-669.

² Un estudio de BarclayHedge de los administradores de *hedge funds* (fondos de cobertura) mostró en 2018 que más de la mitad usaban inteligencia artificial y aprendizaje automático en sus decisiones de inversión. BarclayHedge, *Majority of hedge fund pros use AI/machine learning in investment strategies*. July 17, 2018.

de analistas de valores automáticos que no descansan y de gestores de fondos de inversión que no temen ni reaccionan en manada.

Esa esperanza está basada en algo que es una realidad: la IA permite analizar cantidades muy grandes de datos en poco tiempo, con lo cual se acelera la incorporación de información en las decisiones de selección y optimización de las carteras de inversión.³ A su vez, con inteligencia artificial se puede optimizar el resultado de la cartera reduciendo el efecto de posibles conductas sesgadas o colectivas de los gestores de los fondos.

La facilidad con que el aprendizaje profundo puede extraer patrones no lineales de los datos lleva a pensar que es una mejora significativa de los modelos lineales tradicionales. Sin embargo, esa expectativa no se ha manifestado en un gran avance, ya que parecería que los métodos de aprendizaje automático coinciden en un conjunto similar de señales predictivas (que incluye variaciones en *momentum*, liquidez y volatilidad).⁴ Entonces, la ventaja marginal en el aspecto de poder predictivo es limitada.

Además, los resultados tanto en predicción como en optimización están sujetos a las condiciones específicas de esas herramientas. Ray Dalio, conocido gestor de *hedge funds* y fundador de Bridgewater, explicaba en 2017:⁵

El mayor avance reciente del aprendizaje de las máquinas se ha producido en el campo de la recolección de datos: ordenadores potentísimos que asimilan cantidades impresionantes de datos y buscan patrones. Aunque este uso se ha difundido, entraña riesgos en los casos en que el futuro podría ser distinto del pasado. Los sistemas de inversión basados en las máquinas de aprendizaje que carecen de una comprensión profunda son peligrosos, porque cuando alguna regla para decidir se considera creíble en general, se usará con mucha frecuencia, y los precios se verán modificados en consonancia.

Es decir, el valor de una estrategia muy popular desaparece a la larga: sin una comprensión profunda, no sabrás si lo que ocurrió en el pasado tiene valor real o, si era así, no sabrás si este ha desaparecido o algo peor. A menudo hay reglas de decisión que se vuelven demasiado populares: el precio cambia tanto que lo sensato es hacer lo contrario.

Miguel & Chen señalan⁶ que “los avances en aprendizaje automático y análisis de big data se han utilizado en un intento de ‘codificar un Warren Buffett robótico’⁷ y han contribuido a la

³ Ver comentarios en Christopher Krauss, Xuan Anh Do & Nicolas Huck, *Deep neural networks, gradient-boosted trees, random forests: Statistical arbitrage on the S&P 500*. European Journal of Operational Research, 2017, 259 (2): 689-702.

⁴ Sobre esto puede verse Shihao Gu, Bryan Kelly & Dacheng Xiu, *Empirical asset pricing via machine learning*. Review of Financial Studies, 2020, 33 (5): 2223-2273; Luyang Chen, Markus Pelger & Jason Zhu, *Deep learning in asset pricing*. Management Science, 2024, 70 (2): 714-750.

⁵ Ray Dalio, *Principles*, 2017, pág. 263 (publicada en español en 2019 con el título *Principios*).

⁶ António F. Miguel & Yihao Chen, *Do machines beat humans? Evidence from mutual fund performance persistence*. International Review of Financial Analysis, 2021, 78, art 101913.

⁷ Se refiere al objetivo de Matthew Beddall al formar Havelock London: combinar los modelos de análisis con aprendizaje automático y los principios de la inversión de valor que aplica Warren Buffett.

creciente demanda de fondos cuantitativos.” Sin embargo, “la inversión cuantitativa es vulnerable a la saturación, ya que existen demasiados programas informáticos entrenados para explotar una cantidad decreciente de anomalías del mercado”.

Entonces, la expectativa de una mejora permanente en el desempeño de los fondos de inversión mediante los avances de herramientas como las de inteligencia artificial no parece que sea fácil de concretar en los hechos. Al menos, eso es lo que muestran los estudios realizados sobre el rendimiento de los fondos que se gestionan con inteligencia artificial. En este sentido, puede ser algo similar a lo que ocurrió con los denominados fondos conductuales (*behavioral mutual funds*), que prometían un persistente rendimiento adicional al identificar y explotar anomalías originadas en sesgos de los inversores, efecto que se diluyó por la eficiencia del mercado financiero.⁸

A eso se refieren Miguel & Chen cuando afirman:

El éxito de las estrategias cuantitativas depende de su capacidad para identificar oportunidades de rentabilidad persistentes y no simplemente ineficiencias pasajeras. Sin embargo, existe una contradicción inherente en este proceso, ya que las estrategias cuantitativas están diseñadas para eliminar las mismas fuentes de rentabilidad que intentan explotar. Si los fondos cuantitativos tienen habilidad, entonces esperaríamos que aprendieran qué estrategias de inversión funcionan bien y adoptaran progresivamente los mejores modelos para obtener consistentemente rentabilidades excedentes ajustadas al riesgo

Estas características del uso intensivo de estrategias cuantitativas en los fondos de inversión también son características del empleo de inteligencia artificial para realizar (o, al menos, apoyar) la gestión de fondos de inversión.

En este ensayo se examina la evidencia disponible de los efectos en el rendimiento de los fondos de inversión que emplean inteligencia artificial.

En el apartado 2 se describen los dos primeros fondos cotizados (ETF) enteramente gestionados por inteligencia artificial, ofrecidos a fines de 2017 en Estados Unidos y en Canadá. Y en el apartado 3 se presenta un panorama esquemático de las técnicas de inteligencia artificial que se emplean en la gestión de fondos de inversión.

La evidencia disponible se comenta en los apartados 4 y 5. Hay estudios comparativos de rendimiento que se han realizado sobre muestras seleccionadas manualmente. Para esto se consideran los fondos de inversión que se presentan como empleando inteligencia artificial, sea como apoyo o como forma de gestión. Esos estudios se refieren al período transcurrido desde 2017, cuando comienzan a explotarse esas herramientas como elemento comunicativo diferencial de los fondos. Según el caso, en esos estudios se emplea un lapso de 2 a 6 años.

A diferencia de lo que se argumenta a priori, los rendimientos no son más altos (y tienden a ser más bajos) que los del mercado o de los fondos que se gestionan de manera tradicional.

Puede verse Robin Wigglesworth, *Meet the Buffett bot: Quant fund tries to crack the ‘value’ code*, Financial Times, October 18, 2019.

⁸ Puede verse Ricardo A. Fornero, *El sesgo de los otros: El desempeño observado de los fondos de inversión conductuales*. Disertaciones en XXXV Jornadas Nacionales de Administración Financiera (SADAF, 2015), págs. 107-129.

Es necesario tener en cuenta que las prácticas relacionadas con la inteligencia artificial en la gestión de inversiones son un ámbito que se encuentra en desarrollo, tanto en las herramientas usadas como en el papel que tienen en las decisiones de gestión.

Y también se está ajustando la misma definición de lo que se considera *uso de inteligencia artificial en la gestión de fondos de inversión*. Por esto, en el apartado 5 se comenta una posible medida de la intensidad de ese uso, en vez de emplear una clasificación discreta según lo que está declarado en los documentos de los fondos. Entonces, se busca evaluar el impacto que tiene el uso de inteligencia artificial en algunas otras características del desempeño de los fondos. En ese apartado también se comentan métodos para evaluar empíricamente el efecto de las estrategias de uso combinado de técnicas de inteligencia artificial y gestión humana.

2. Inicio de los fondos de inversión completamente gestionados por IA

Los primeros fondos cotizados (*exchange traded fund*, ETF) completamente gestionados por inteligencia artificial se ofrecen en octubre de 2017. El primero es AI Powered Equity ETF (AIEQ) en Nyse Arca, seguido dos semanas después por MIND, Horizons Active A.I. Global Equity ETF, en la Bolsa de Toronto. Ambos son fondos de acciones con estrategia de inversión activa: seleccionan sus inversiones en vez de seguir la cartera de un índice.

Las herramientas de IA para apoyar la gestión de inversiones hasta 2017 eran principalmente las técnicas de aprendizaje automático y las técnicas básicas de procesamiento del lenguaje natural. La introducción del modelo *transformer* (transformador), una arquitectura de aprendizaje profundo con autoatención que se presenta en 2017, cambia la forma en que funcionan las herramientas de IA.⁹ Al absorber de una sola vez y por completo las entradas, el modelo posibilita una mayor eficacia para predicciones, análisis de sentimientos y, en general, la automatización de la investigación. Esto permite avanzar en la gestión de carteras.

Yiming Zhang señala que, aunque no puede decirse que hay una relación directa, ese impulso permite considerar fondos de inversión que sean completamente gestionados con IA.¹⁰

AI Powered Equity ETF (*fondo de acciones impulsado por inteligencia artificial*), ticker AIEQ, el primer fondo de inversión que usa inteligencia artificial para todas las decisiones de selección de títulos, emplea algoritmos de EquBot (que para este producto se asocia con ETF Managers Group); desde enero 2024 forma parte de Amplify ETFs.

Horizons Active A.I. Global Equity ETF (*fondo de renta variable global activo con inteligencia artificial*), ticker MIND,¹¹ es el primer ETF en Canadá (y el primero con alcance global)

⁹ Pueden verse comentarios sobre el desarrollo de *transformer* en Christopher Summerfield, *These strange new minds: How AI learned to talk and what it means*, 2024, caps. 13 y 14 (existe traducción en español con el título *Estas mentes nuevas y extrañas: Cómo la IA aprendió a hablar y qué significa*, disponible en sitio web academia.edu).

¹⁰ Yiming Zhang, *Do mutual funds benefit from the adoption of AI technology?* Working paper, 2024.

¹¹ Parece que la denominación MIND se eligió para evocar tanto la noción de inteligencia (mente) como la de algo que importa o que se cuida (*to mind*).

que usa inteligencia artificial en la gestión de su cartera. MIND se basa en la tecnología de sistemas de inversión con IA de Qraft.

A continuación se comentan las características de ambos fondos, la información de promoción en su lanzamiento y su desempeño financiero.

1) *AIEQ*. Se gestiona con algoritmos de Equibot. Equibot LLC es “una compañía emprendedora global de IBM especializada en la creación de soluciones diseñadas específicamente para eliminar la discriminación basada en la riqueza en los mercados financieros mediante tecnología de inversión innovadora”. *AIEQ* utiliza “las capacidades cognitivas y de procesamiento de big data de IBM Watson™ para analizar oportunidades de inversión en acciones que cotizan en los EE.UU.”¹²

El enfoque de EquiBot clasifica las oportunidades de inversión según su probabilidad de beneficiarse de las condiciones económicas actuales, las tendencias y los eventos mundiales y específicos de cada empresa, e identifica las acciones con mayor potencial de apreciación.

Chida Khatua, director ejecutivo y fundador de Equibot, explica: “la tecnología de IA de EquiBot con Watson tiene la capacidad de imitar a un ejército de analistas de renta variable que trabajan las 24 horas del día, los 365 días del año, eliminando al mismo tiempo el error humano y el sesgo del proceso”. Y agrega: “Los ETF han hecho que el beta sea *inteligente*, pero con *AIEQ* buscamos que la inversión sea inteligente.”

Equibot presenta a *AIEQ* como la aplicación pionera de tres formas de IA: algoritmos genéticos, lógica borrosa (*fuzzy*) y ajuste adaptativo. Khatua señala que el enfoque que sustenta *AIEQ* incluye aprendizaje automático, lo que le otorga la capacidad de aprender y mejorar automáticamente a partir de la experiencia sin estar programado explícitamente.

“El aprendizaje automático es una de las aplicaciones más potentes de la inteligencia artificial”. Y explica: “Por muy potentes que sean muchos de los algoritmos que sustentan los costosos fondos de cobertura cuantitativos y otros vehículos, los errores pueden propagarse y se pueden perder oportunidades de un rendimiento superior a menos que también estén diseñados con IA y aprendizaje automático integrados.”

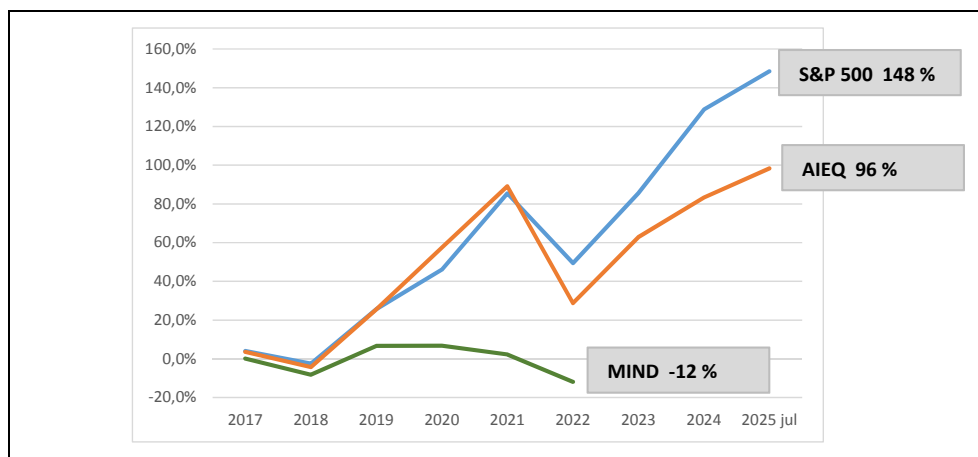
“La tecnología subyacente de *AIEQ* analiza constantemente la información de unas 6.000 acciones cotizadas en EE.UU., incluyendo la gestión de las empresas y la confianza del mercado, y procesa diariamente más de un millón de presentaciones regulatorias, publicaciones trimestrales de resultados, artículos de noticias y publicaciones en redes sociales.”

Art Amador, cofundador y director de operaciones de EquiBot, explica: “Cada vez hay más información, no menos. Esta explosión de información ha dificultado aún más el trabajo de gestores de cartera, analistas de renta variable, inversores cuantitativos e incluso constructores de índices. Las nuevas tecnologías de inteligencia artificial ayudan a resolver estos desafíos, y nos complace enormemente lanzar *AIEQ* al mercado para que un enfoque de inversión basado en inteligencia artificial esté disponible para todos”.

Desde su creación en octubre 2017 hasta julio 2025 *AIEQ* obtuvo un rendimiento acumulado de 96 % (promedio anual 9,2 %); en ese período el aumento de S&P 500 fue 148 % (promedio anual 12,5 %).

¹² *AI Powered Equity ETF (AIEQ) launches on NYSE Arca*. Businesswire.com, Oct 18, 2017.

Ilustración 1: Rendimiento acumulado S&P 500, AIEQ y MIND



2) *MIND*. Este fondo busca obtener rentabilidad a largo plazo en renta variable mediante inversiones en los principales índices bursátiles globales, utilizando una cesta de ETF. Utiliza una estrategia de inversión gestionada íntegramente por un sistema de inteligencia artificial propio y adaptativo que analiza datos y extrae patrones.

Steve Hawkins, presidente y codirector ejecutivo de Horizons ETFs, explica: “Se espera que MIND procese los datos del mercado y asigne activos con mayor eficiencia que cualquier gestor humano. A diferencia de los gestores de cartera actuales, que pueden ser susceptibles a sesgos como el exceso de confianza o la disonancia cognitiva, MIND carece de toda emoción. Es puramente sistemático en su toma de decisiones de inversión.”¹³

“El proceso de aprendizaje automático que sustenta la estrategia de inversión de MIND se conoce como aprendizaje de redes neuronales profundas (*deep neural network learning*), un concepto de redes neuronales artificiales que permite al sistema de IA reconocer patrones y tomar sus propias decisiones, de forma similar al funcionamiento del cerebro humano, pero a velocidades ultrarrápidas.”

MIND monitorea más de 50 métricas de inversión como indicadores principales (*key development inputs*), a partir de los cuales analiza patrones y toma decisiones de inversión. Algunos de estos indicadores son media móvil simple de 80 días, beta, ratio de Sharpe, flujo de fondos, rendimiento relativo de 6 meses, volatilidad de 90 días, RSI simple, RSI exponencial, RSI de suavizado de Wilder, cruces de medias móviles, caída máxima, interés corto y correlación.

MIND reequilibra sus tenencias mensualmente para brindar a la IA mayor flexibilidad en el proceso de asignación de inversiones. La IA cumple con requisitos mínimos y máximos de exposición, como la tenencia de efectivo y equivalentes de efectivo, restricciones regionales y restricciones por país.

Mirae Asset Global Investments, al que pertenece Horizons ETFs, contrató a Qraft Technologies Inc que ha creado la IA para MIND y otros productos de Mirae (Mirae Asset AI Smart Beta/Smart Beta Market Hedged Fund y Mirae Asset AI ASEAN Fund).

¹³ Horizons ETFs launches Canada's first ETF driven by A.I. Business Insider, Nov 1, 2017.

Para garantizar que MIND tuviera la experiencia necesaria para gestionar activamente una cartera de acciones global con visión de futuro, Qraft realizó pruebas en vivo con 10 años de datos de inversión históricos para darle al sistema de IA de MIND la experiencia necesaria para interpretar datos, sacar conclusiones y asignar activos.

Taeyong Lee, presidente y director global de negocios de ETF de Mirae Asset Global Investments, señala: “El lanzamiento de MIND representa otro hito para Horizons ETFs y el negocio global de ETF de Mirae Asset, ya que nos esforzamos por ofrecer las mejores soluciones de inversión posibles a través de colaboraciones globales”.

El desempeño financiero de MIND fue mediocre. En sentido estricto, puede decirse que el desempeño ha sido de una mediocridad intensa y persistente. Ante esto, los enunciados que contiene la documentación de lanzamiento parecen ser sólo una ilusión sin fundamento. Cuando Horizons liquidó el fondo MIND, el 20 de mayo de 2022, acumulaba una pérdida de 12 % en los cuatro años y medio en que funcionó (promedio anual -2,7 %). En ese lapso S&P 500 mostró un aumento de 65 % (promedio anual 12,5 %).¹⁴

3. Panorama de la aplicación de IA en la gestión de inversiones financieras

Las aplicaciones de inteligencia artificial en la gestión de inversiones pueden considerarse en tres áreas: selección de carteras, transacciones (*trading*) y gestión del riesgo.¹⁵

La inteligencia artificial es un conjunto de técnicas matemáticas con las que se pueden absorber grandes cantidades de datos, obtener patrones y regularidades no lineales y así formar modelos predictivos, realizar clasificaciones, estipular alternativas y determinar cursos de acción optimizados. Las técnicas han avanzado desde el aprendizaje automático simple (*machine learning*) al aprendizaje profundo (*deep learning*) y la IA generativa (Gen AI).

El aprendizaje automático simple implica formar un modelo y entrenar los algoritmos con grandes conjuntos de datos para hacer predicciones o tomar decisiones. El aprendizaje profundo es una forma de aprendizaje automático con redes neuronales artificiales multicapa. Se emplea para el procesamiento del lenguaje natural y las tareas que requieren identificación de patrones y relaciones complejas en conjuntos de datos. La IA generativa es un modelo de aprendizaje profundo que permite crear contenido complejo (texto, imágenes, audio, código informático y muchas otras formas de salida).

En la tabla 1 se describen esquemáticamente las principales técnicas de inteligencia artificial que pueden emplearse en la gestión de inversiones financieras.

¹⁴ Gary Smith & Sam Wyatt, *The disappointing performance of AI-powered funds*. Journal of Investing, 2025, 34 (3): 76.

¹⁵ Una revisión de las aplicaciones, tanto en las propuestas metodológicas como en la evidencia según estudios empíricos, puede verse en Söhnke M. Bartram, Jürgen Branke & Mehrshad Motahari, *Artificial intelligence in asset management*. CFA Institute Research Foundation, 2020.

Tabla 1. Principales técnicas de inteligencia artificial y aprendizaje automático (machine learning)

Técnica	Características	Aplicación típica
Redes neuronales artificiales	Modelo de regresión no lineal Red de nodos conectados que modela de forma aproximada las neuronas del cerebro Recibe un conjunto de entrenamiento de pares de datos de entrada y salida deseados y es capaz de aprender la relación entre ellos Puede utilizarse para predecir la salida de entradas no vistas previamente	Pronóstico
Arboles de decisión y bosques aleatorios (<i>random forest</i>)	Un árbol de decisión clasifica las unidades según sus características La clasificación se realiza recorriendo un árbol lógico desde la raíz hasta las hojas, con cada rama moviéndose hacia la izquierda o hacia la derecha según las características de la unidad. Estos árboles pueden ser interpretados por humanos. Se construyen automáticamente a partir del conjunto de entrenamiento de pares de entrada y salida deseados. Los bosques aleatorios simplemente promedian las salidas de varios modelos de árboles de decisión para generar pronósticos más fiables.	Pronóstico y Clasificación
Máquinas vectoriales	Se pueden utilizar para clasificación o regresión. Pueden gestionar relaciones no lineales al mapear las entradas a un espacio de mayor dimensión. Se entrenan más rápido que las redes neuronales artificiales.	Pronóstico
LASSO (<i>least absolute shrinkage and selection operator</i> , operador de selección y contracción mínima absoluta)	Modelo de regresión ordinario con un término de penalización adicional que garantiza la elección del subconjunto más pequeño necesario de variables explicativas. Reduce las estimaciones de coeficientes espurios a cero, lo que mejora significativamente el rendimiento del modelo fuera de muestra.	Pronóstico
Análisis de agrupamiento	Agrupar los datos para que las unidades de cada grupo tengan características similares. El número de clústeres puede ser definido por el usuario o determinado automáticamente por el algoritmo.	Clasificación
Algoritmos evolucionarios (genéticos)	Técnica de optimización capaz de buscar en conjuntos de soluciones grandes, complejos y no lineales, identificando las que son preferidas Proceso inspirado en la evolución natural	Variantes de optimización de carteras que no se pueden resolver con algoritmos de optimización clásicos
Procesamiento del lenguaje natural	Gama de técnicas utilizadas para procesar datos en lenguaje natural (por ejemplo, textuales, de audio) Particularmente útil para extraer información de medios textuales (por ejemplo, redes sociales, sitios web, artículos de noticias)	Análisis automático de informes anuales empresariales, noticias y textos relacionados

Basado en Söhnke M. Bartram, Jürgen Branke & Mehrshad Motahari, *Artificial intelligence in asset management*. CFA Institute Research Foundation, 2020, pág. 6

La gestión de carteras financieras implica tomar decisiones de asignación de activos para construir una cartera con características específicas de riesgo y rentabilidad. En este proceso, las técnicas de IA pueden facilitar el análisis fundamental (con el análisis de datos cuantitativos o de texto) y también generar nuevas estrategias de inversión. La IA también puede generar mejores estimaciones de rentabilidad y riesgo de los activos y resolver problemas de optimización de carteras con restricciones complejas. De este modo, se generarían carteras con un mejor rendimiento fuera de la muestra en comparación con los enfoques tradicionales.

La determinación y realización de las transacciones (*trading*) está teniendo una creciente velocidad y complejidad; por esto, las técnicas de IA se están convirtiendo en una parte esencial de la práctica del *trading*. Una característica particularmente atractiva de la IA es su capacidad de procesar grandes cantidades de datos para generar señales de *trading*. Los algoritmos pueden entrenarse para ejecutar operaciones automáticamente basándose en estas señales. Esto mejora de modo significativo lo que en el origen de las aplicaciones cuantitativas se denominó *trading algorítmico*. Además, las técnicas de IA pueden reducir los costos de transacción al analizar automáticamente el mercado e identificar el mejor momento, tamaño y lugar para las operaciones.

La IA también contribuye a la gestión del riesgo de cartera, ante la complejidad de los activos y los mercados financieros. Las técnicas de IA que permiten el aprendizaje continuo a partir de datos son herramientas para monitorear el riesgo: es un elemento que ayuda a los gestores de riesgos a validar y realizar pruebas retrospectivas de los modelos de riesgo. Las herramientas de IA también pueden extraer información de una forma más eficiente de las fuentes de datos disponibles (estructurados o no estructurados). De este modo, se generan pronósticos que pueden ser más precisos que los obtenidos con las técnicas tradicionales acerca de las tendencias macroeconómicas, el riesgo de quiebra y de crédito, la volatilidad del mercado, etc.

Uno de los primeros ámbitos de uso de herramientas de IA en gestión de fondos fue el *trading*, cuyas estrategias suelen basarse en el análisis técnico. Se observa que los indicadores técnicos predominan sobre los indicadores de fundamentos para generar señales de *trading* mediante inteligencia artificial.

Borghi & De Rossi ¹⁶ comparan la selección de características para predecir rentabilidad con un mes de antelación empleando un modelo de alfa y técnicas de aprendizaje automático (mínimos cuadrados ordinarios, modelo lineal generalizado, LASSO, cresta, red elástica, redes neuronales, árboles potenciados y bosques aleatorios, y árboles de regresión). Los modelos de aprendizaje automático superan a un modelo de alfa (Alpha Quant de Macquarie) en términos de coeficientes de riesgo-rendimiento atractivos, aunque los resultados del aprendizaje automático están menos expuestos al impulso de precios.

Jadhav & Mirza ¹⁷ revisan 84 estudios realizados sobre la aplicación de la IA generativa (bajo la forma de modelos extensos de lenguaje, LLM, *large language models*) a las actividades de inversión bursátil (análisis de datos, predicción y negociación). Consideran una doble categorización: a) por aplicaciones financieras (la previsión del precio de las acciones, el análisis

¹⁶ Riccardo Borghi & Giuliano De Rossi, *The artificial intelligence approach to picking stocks*. En Emmanuel Jurczenko, *Machine learning for asset management: New developments and financial applications*, 2020, págs. 115-166.

¹⁷ Aakanksha Jadhav & Vishal Mirza, *Large language models in equity markets: Applications, techniques, and insights*. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 2025, 8:1608365.

de sentimiento, la gestión de carteras y la negociación algorítmica) y b) por metodologías técnicas (que incluyen la incitación, el ajuste fino, los marcos multiagente, el aprendizaje por refuerzo y las arquitecturas personalizadas).

También comparan sistemáticamente los estudios referidos a LLM de propósito general (como GPT, Llama, BERT, Gemini, Bard, Tongyi Qianwen) y los especializados en finanzas (FinGPT, FinBERT, InvestLM, BloombergGPT, Chronos).

En los temas relacionados con uso de LLM predominan los estudios metodológicos y los desarrollos de aplicaciones. Jadhav & Mirza puntualizan: “Si bien muchos estudios muestran resultados prometedores en entornos controlados, pocos han probado las estrategias de inversión basadas en LLM en condiciones reales de trading. A menudo se pasan por alto desafíos como el deslizamiento en la ejecución, los costos de transacción y el impacto en el mercado.” Además, se centran en la inversión en acciones “con una exploración limitada de las aplicaciones del LLM en materias primas, renta fija o mercados de opciones, que requieren diferentes modelos de evaluación de riesgos”. A esto se agregan las limitaciones en “interpretabilidad y explicabilidad” (propias de muchos modelos tipo caja negra).

La adopción de estas herramientas, tanto en administración profesional de fondos como en gestión de inversiones personales, requiere de un proceso de desarrollo que resuelva los principales problemas y dudas. Porque hay problemas que aparecen en la persistencia de “sesgos cognitivos similares a los de decisores humanos”, tal como evalúan Winder *et al*¹⁸ cuando examinan cinco dimensiones de riesgos de cartera en el asesoramiento de inversión con modelos extensos de lenguaje.¹⁹ Y otros que derivan de la baja credibilidad percibida y la consiguiente falta de confianza, un aspecto de la conducta de inversores que se conoce como aversión a los resultados de algoritmos (*algorithm aversion*).²⁰

4. ¿Humano versus máquina? Gestión de fondos de inversión a cargo de IA

Entre 2022 y 2025 se han publicado algunos estudios que analizan el rendimiento de los fondos de inversión gestionados completamente por inteligencia artificial. Su desempeño se compara con un índice de mercado o con el rendimiento de fondos con empleo parcial de inteligencia artificial, de fondos con estrategias cuantitativas y de fondos gestionados con base en el juicio de sus administradores (denominados *fondos discrecionales*).

Los estudios realizados seleccionan los fondos de inversión a considerar según la declaración de los fondos acerca de que la inteligencia artificial forma parte de su proceso de gestión

¹⁸ Philipp Winder, Christian Hildebrand & Jochen Hartmann, *Biased echoes: Large language models reinforce investment biases and increase portfolio risks of private investors*. PLoS One, 2025, 20(6): e0325459.

¹⁹ Consideran los riesgos de concentración geográfica, de concentración sectorial, de búsqueda de tendencias, de asignación activa de inversiones y de gasto total.

²⁰ Los resultados de experimentos con 3.000 participantes con diferente grado de alfabetización en IA pueden verse en Francesco Stradi & Gertjan Verdickt, *Algorithm aversion, appreciation, and investor return beliefs*. Working paper, 2025.

de cartera (es lo que se puede denominar *etiqueta IA*, *label AI*). Entonces, no hay una calificación independiente, basada en indicadores, del alcance que tiene esa característica en cada uno. Como puntualizan Praxmarer & Simon en su estudio, “nuestros resultados deberían interpretarse como que reflejan cuánto influye la etiqueta IA en la rentabilidad en lugar de si el uso de la inteligencia artificial afecta la rentabilidad de la cartera”.²¹

Todos estos estudios destacan que la selección de la muestra se realiza mediante un análisis detallado de la descripción que hacen los fondos al iniciar sus operaciones. Es interesante considerar un comentario de Praxmarer & Simon sobre esta forma de trabajo (pág. 6):

Realizamos una búsqueda de cadenas en una biblioteca predefinida de palabras clave en el Prospecto resumen (*Summary prospectus*). Para todas las coincidencias, revisamos la descripción del fondo y su metodología y, con base en la información proporcionada, decidimos si el fondo intenta mejorar su rendimiento con la ayuda de IA. Solo etiquetamos un fondo como fondo de IA si estamos seguros de que la utiliza. En casos ambiguos, nos abstenemos de añadir el fondo a nuestra muestra de fondos de IA.

Por ejemplo, encontramos un fondo que afirma emplear LASSO en su proceso de gestión de cartera. Se podría suponer que aplica una regresión LASSO (*least absolute shrinkage and selection operator*, operador de contracción y selección mínima absoluta) para identificar predictores adecuados de las primas futuras de los títulos. Sin embargo, tras una investigación más profunda, descubrimos que este fondo utiliza el acrónimo LASSO en el sentido de *long and short strategic opportunities* (oportunidades estratégicas a largo y corto plazo). Eliminamos estos *falsos positivos* de nuestra muestra de fondos de IA.

Se comenta a continuación el alcance y las conclusiones de cuatro estudios que consideran comparaciones de rentabilidad.

1) Chen y Ren, en el primer estudio que se realiza de este tema, consideran 15 fondos gestionados con inteligencia artificial, entre noviembre 2017 y diciembre 2019. Estos fondos emplean una variedad de técnicas de IA, con las que analizan datos y optimizan los modelos predictivos.²²

Se consideran más de 1.200 fondos (ETF, cuantitativos y discrecionales) para obtener los comparables. De estos se seleccionan dos por cada fondo IA, según sean los más cercanos en características de tamaño y estilo.

Chen y Ren observan que el desempeño de los fondos gestionados por IA “es estadísticamente indistinguible de los comparables en 25 de los 26 meses”. Esos fondos no generan rendimientos diferenciales significativos, tanto en sí mismos como ajustados por riesgo.

Se observa una pequeña diferencia positiva en el rendimiento según la selección de acciones (*stock-picking skill*) y ninguna diferencia originada en la sincronización con respecto al mercado (*market-timing skill*).

²¹ Mauricio Praxmarer & Iván Simon, *Assessing the performance of AI-labelled portfolios*. Proceedings of the EUROFIDAI-ESSEC Paris December Finance Meeting 2024, pags. 7-8.

²² Rui Chen & Jinjuan Ren, *Do AI-powered mutual funds perform better?* Finance Research Letters, 2022, 47 (A), art 102616.

También hay un pequeño efecto positivo por la reducción del efecto disposición (vender las acciones que han tenido ganancias más que las que han tenido pérdidas) y el efecto rango (operar principalmente con las acciones que han tenido los mejores y los peores rendimientos).

Los resultados pueden verse como favorables para los fondos gestionados completamente con inteligencia artificial, aunque están influidos por el período muy corto de observaciones. Hay dos factores que afectan los resultados: en el primer año el rendimiento acumulado fue levemente negativo (-5% del mercado y -2% de los fondos IA) y en el segundo año (2019) fue muy positivo (30% tanto para el mercado como para los fondos IA). Y, además, sólo en el segundo año considerado se tienen observaciones de más de 10 fondos IA.

En estudios con un lapso más extenso o de otros años se observan diferencias según las fases del ciclo de mercado.

2) Smith & Wyatt estudian el rendimiento de 54 fondos con gestión de inteligencia artificial en el período noviembre 2017 a diciembre 2023.²³ Con la información publicada por los fondos forman dos grupos: 10 fondos completamente gestionados por inteligencia artificial y 44 fondos parcialmente gestionados con inteligencia artificial. “Los fondos que dependen completamente de algoritmos informáticos con poca o ninguna intervención humana se clasifican como totalmente basados en IA.” Para la clasificación se considera la descripción que realiza el fondo. Explican que, por ejemplo, el ETF QRAFT AI-Enhanced US Large Cap (QRFT) se clasifica como parcialmente basado en IA considerando el siguiente lenguaje:

[QRFT] es un ETF de gestión activa que utiliza inteligencia artificial para seleccionar y gestionar su cartera. El fondo invierte al menos el 80% de sus activos en empresas de gran capitalización que cotizan en EE. UU., utilizando el sistema de IA de QRAFT Technologies para analizar datos e identificar acciones con alto potencial de revalorización en un período de un mes. La IA considera factores como la calidad, el tamaño, el valor, el momentum y la volatilidad. El asesor, Exchange Traded Concepts LLC, tiene plena discreción en las decisiones de inversión para cumplir los objetivos del fondo.

De igual forma Alpha Intelligent-Large Cap Growth ETF (AILG) se considera como parcialmente basado en IA:

El Fondo es un fondo cotizado en bolsa (ETF) de gestión activa que invierte principalmente en valores de renta variable de empresas de gran capitalización, con un enfoque en el potencial de crecimiento. Al seleccionar acciones para el Fondo, el asesor combina su experiencia en inversión con análisis de big data y un potente aprendizaje automático para identificar, evaluar y crear una cartera compuesta por un consenso de posiciones de alta convicción. A partir de esto, el asesor selecciona acciones para el Fondo, creando una cartera compuesta por dichas posiciones de alta convicción.

En comparación con el rendimiento de S&P 500, ninguno de los fondos con gestión completa por inteligencia artificial alcanzó el rendimiento del mercado y las diferencias fueron sustanciales. En todo el lapso, 5 de los 10 fondos IA tuvieron pérdida y el promedio simple de

²³ Gary Smith & Sam Wyatt, *The disappointing performance of AI-powered funds*. Journal of Investing, 2025, 34 (3): 74-83.

rendimiento equivalente anual fue -1,5 % (el rendimiento equivalente anual S&P 500 fue 8,55%).

De los 44 fondos de gestión parcial con IA, 10 tuvieron mejores resultados que el mercado y 34 tuvieron peor desempeño. El promedio simple de rendimiento equivalente anual fue 6,9%, muy inferior al 12,2 % computable para S&P 500.

Entonces, “los fondos con IA parcial obtuvieron mejores resultados que los fondos con IA completa, pero aun así fueron decepcionantes”.

Además del desempeño de cada fondo (desde su lanzamiento hasta diciembre 2023 o la fecha en que fue cerrado) se consideró una cartera dinámica según las entradas de nuevos fondos y los cierres. El rendimiento equivalente anual de la cartera de fondos con gestión completa por IA fue 5,1 % y el rendimiento de la cartera de fondos con gestión parcial mediante IA fue 10 %. Ambos fueron menores que el 12,5 % anual equivalente de S&P 500.

Los autores destacan que, “en su corto periodo de existencia, 5 de los 10 fondos que son totalmente de IA y 26 de los 44 fondos que son parcialmente de IA han cerrado”.

Y Smith & Wyatt concluyen: “Es indiscutible la capacidad de los algoritmos de IA para encontrar patrones estadísticos en los datos, pero no se puede confiar en que tomen decisiones fiables basadas en dichos descubrimientos, ya que no pueden evaluar si un patrón descubierto es una relación significativa o una coincidencia inútil.” En las masas de datos es posible encontrar “un cantidad prácticamente ilimitada de posibles patrones estadísticos, pero la probabilidad de que un patrón elegido aleatoriamente sea útil es muy cercana a cero, y la probabilidad de que se encuentre un patrón que sobreviva a múltiples rondas de pruebas es muy cercana a uno”.

3) Un estudio de 14 fondos globales de acciones (6 gestionados completamente con inteligencia artificial y 8 gestionados con decisiones tomadas por humanos) analiza el rendimiento en el período 2022-2024.²⁴ En ese lapso los mercados de acciones experimentaron un movimiento bajista en 2022 y una recuperación en 2023, que se mantuvo en 2024. Como referencia de mercado se emplea el índice FTSE All-World, que tuvo una disminución de 17,8 % en 2022 y rendimiento de 22,4 % en 2023 y 17,6 % en 2024.

En la tabla 2 se observa que el desempeño de los fondos gestionados con inteligencia artificial supera a los fondos gestionados por humanos en un mercado bajista (2022), pero que el criterio humano es superior en condiciones de mercado transitorias y alcistas (2023 y 2024). “Los gestores de fondos experimentados reconocen las recuperaciones iniciales, que los modelos basados en IA pueden infravalorar inicialmente debido a su dependencia de datos históricos.”

Esto es consistente con Tang *et al*,²⁵ que observan que “los gestores humanos de fondos sobresalen en mercados con tendencia alcista al aprovechar el análisis fundamental, las rotaciones sectoriales y la previsión macroeconómica, aspectos que los modelos de IA entrenados pre-

²⁴ Amirul Ammar Anuar, Ahmad Azam Bin Sulaiman & Mohammad Taqiuddin Bin Mohamad, *Comparative analysis of AI-driven versus human-managed equity funds across market trends*. Future Business Journal, 2025, 11, art 95

²⁵ Yajiao Tang, Zhenyu Song, Yulin Zhu, Huaiyu Yuan, Maozhang Hou, Junkai Ji, Cheng Tang & Jianqiang Li, *A survey on machine learning models for financial time series forecasting*. Neurocomputing, 2022, 512 (1): 363-380.

Tabla 2. Rendimiento de fondos globales de acciones en mercados en baja y en alza

Año	Mercado	Fondos gestio- nados con IA	Fondos con gestión humana	Fondos gestio- nados con IA	Fondos con gestión humana
	Rendimiento	Rendimiento		Desvío estándar	
2022	-17,8%	-17,1%	-30,7%	3,8	11,2
2023	22,4%	22,4%	31,8%	8,6	12,4
2024	17,6%	11,1%	24,4%	4,6	9,9
Alfa de Jensen					
2022		0,92	-12,74		
2023		-1,58	7,82		
2024		-7,93	5,44		

Fuente: Basado en Anuar et al.

dominantemente en patrones históricos pueden tener dificultades para incorporar de manera efectiva”.

Anuar et al concluyen: “La significancia estadística del rendimiento superior de fondos gestionados por IA en 2022 refuerza el valor del trading algorítmico en condiciones bajistas, mientras que el rendimiento superior de los fondos gestionados por humanos en 2024 valida la fortaleza de la toma de decisiones discrecional en mercados alcistas. El resultado neutral de la prueba t para 2023 sugiere que ambas estrategias se adaptan bien a la recuperación del mercado, pero los inversores humanos comienzan a recuperar una ventaja a medida que crece el sentimiento y la confianza macroeconómica.”

4) Praxmarer & Simon consideran 67 fondos que aplican inteligencia artificial para analizar el universo de inversión e identificar los componente adecuados de su cartera, o bien, en una etapa posterior, para integrar los títulos en la cartera, considerando sus patrones de rendimiento. Examinan varios aspectos de la rentabilidad en el período 2017-2023, en comparación con los fondos elegidos como pares por sus características.²⁶

Con dos formas de agregación (rendimientos con ponderaciones iguales y según valor) determinan que los fondos etiquetados con IA tienen un rendimiento mensual promedio por encima de la tasa sin riesgo de 71 puntos básicos (0,71 %) o de 53 pb (0,53 %), respectivamente, que es prácticamente igual al de los fondos con gestión convencional. Lo mismo sucede con el rendimiento ajustado por riesgo según el coeficiente de Sharpe y el alfa de Jensen.

Las conclusiones son similares al considerar como referencia el rendimiento de fondos cuantitativos (*quants*) basados en reglas sin componentes de IA.

²⁶ Mauricio Praxmarer & Iván Simon, *Assessing the performance of AI-labelled portfolios*. Proceedings of the EUROFIDAI-ESSEC Paris December Finance Meeting 2024.

Resumen. Los resultados de los estudios que se han comentado aquí deben considerarse según las limitaciones del período y los datos, y también según algunas características metodológicas.

Los fondos que se presentan empleando inteligencia artificial en la gestión son relativamente pocos. Uno puede pensar que esto se debe a que hasta ahora, en especial los fondos enteramente gestionados con IA, son un experimento técnico-comercial. Y su desenvolvimiento mostrará si ese especial producto se expande o si es sustituido por otro.

También hay que considerar que esa cantidad de fondos con IA en su gestión (parcial o completa) está influida por la metodología para realizar la clasificación. Este es un aspecto que está en desarrollo no sólo en los fondos de inversión sino también en todas las áreas de aplicación de IA en las actividades de las organizaciones. En el apartado 5 se comentan algunos aspectos de este tema.

5. Exploración de la rentabilidad

Para realizar e interpretar una evaluación comparativa de la rentabilidad de fondos de inversión es necesario considerar el impacto de algunas elecciones metodológicas. La especificación de hipótesis y su evaluación sólo produce resultados significativos cuando se basa en una definición que comprenda todos los aspectos que influyen en el fenómeno analizado.

A continuación se comentan algunos resultados de estudios que pueden ayudar a una mejor definición del uso de IA en la gestión de fondos de inversión como objeto de estudio.

5.1 ¿Cómo medir la adopción de inteligencia artificial?

Un elemento que influye en el desarrollo de los estudios sobre el tema es la identificación del uso de inteligencia artificial. Los estudios comentados en el apartado 4 realizan una identificación basada en las declaraciones de los fondos de inversión. Esta forma de selección puede distorsionar la muestra. Además, permite sólo una clasificación según que se use la IA para la gestión completa del fondo o para algunas de sus etapas. Con esto, el uso de IA se presenta como una variable discreta.

En estudios recientes del uso de IA en actividades empresariales se emplea como medida la intensidad de contratación de profesionales cualificados en IA.²⁷ Yiming Zhang aplica esta forma de medición para considerar el uso de IA en los fondos de inversión.²⁸ “La idea básica es aprovechar los datos de las ofertas de empleo para calcular una puntuación de IA para cada habilidad y agregarla al nivel del puesto y, posteriormente, al de la empresa.” Entonces, la medida de IA se basa en la contratación, según los datos de ofertas de empleo que se sistematizan

²⁷ Por ejemplo, Tania Babina, Anastassia Fedyk, Alex Xi He & James Hodson, *Artificial intelligence, firm growth, and product innovation*. Journal of Financial Economics, 2024, 151, 103745; Simona Abis & Laura Veldkamp, *The changing economics of knowledge production*. The Review of Financial Studies, 2024, 37 (1): 89-118.

²⁸ Yiming Zhang, *Do mutual funds benefit from the adoption of AI technology?* Working paper, 2024.

en Burning Glass.²⁹ De este modo se puede analizar el impacto del uso de IA en la gestión de fondos de inversión con una magnitud continua.

Zhang emplea datos en el período 2010-2022. Explica que realiza “una comparación difusa entre los nombres de las empresas de la base de datos de Burning Glass y los nombres de las empresas de gestión de activos de la base de datos de fondos mutuos CRSP (Center for Research in Security Prices)”.

Se consideran cuatro habilidades básicas de IA inequívocas: inteligencia artificial (IA), aprendizaje automático (AA, o *machine learning*, ML), procesamiento del lenguaje natural (PLN o *natural language processing*, NLP) y visión artificial (*computer vision*, CV). Con esto se mide la correlación entre cada actividad y las habilidades de IA. A partir de esto se ajusta la puntuación de IA al nivel de la oferta de empleo (mediante GPT) y se agrega al nivel de empresa. Finalmente se ajusta la cantidad de ofertas de empleo, se calcula la reserva de personal de IA y finalmente el coeficiente de ese personal en relación con el total.³⁰ En el período considerado el coeficiente medio es 2 %: en empresas de gestión de activos, por cada 1.000 empleados hay 20 de IA.

En los 66 meses del período considerado (tercer trimestre 2017 - cuarto trimestre 2022) se observa que el rendimiento mensual de los fondos en el quintil inferior de uso de IA es 0,745 % y en el quintil superior de uso de IA es 0,986 %. Este quintil de mayor uso de IA es el único que muestra un alfa (tanto de CAPM como de Carhart) positivo, aunque pequeño (0,05). Todos los demás quintiles de menor uso de IA tienen alfa negativo.

Zhang determina un efecto positivo en la rentabilidad atribuible al uso de IA (representada en un coeficiente alto): una cartera *long-short* en coeficiente IA genera un exceso de rendimiento anual de 2,9 %. Con un análisis detallado se observa que “los fondos de inversión potenciados por IA son eficaces para seleccionar acciones grandes y conocidas, en lugar de pequeñas y poco consideradas”.

5.2 ¿Sorpresa en una evaluación de gestión humano+máquina?

Desde las experiencias de inteligencia artificial con campeones de ajedrez a fines de los años 1990 ha quedado claro que la IA supera al jugador humano. Pero también ha quedado claro que un jugador humano con asistencia de IA tiene ventaja sobre un jugador puro de IA.

Esta forma de encarar el tema ha llevado a considerar la noción de humano + máquina (IA) como posible instancia con mejor desempeño a la pura comparación del desempeño de humano y de máquina. Cao *et al* aplican esta noción al análisis bursátil,³¹ un ámbito en el que “la dis-

²⁹ Burning Glass Technologies desarrolló datos, modelos, taxonomías y metodologías del mercado laboral. En 2021 se fusionó con Emsi, formando Lightcast. Burning Glass recopila datos de una amplia gama de fuentes en línea, incluyendo aproximadamente 40.000 sitios web de empresas y portales de empleo, con un máximo del 5 % de vacantes provenientes de una sola fuente. La empresa emplea un algoritmo de deduplicación para refinar los datos, transformándolos a un formato adecuado para el análisis.

³⁰ Los detalles se explican en Zhang, 2024, págs. 13-17.

³¹ Sean Cao, Wei Jiang, Junbo Wang & Baozhong Yang, *From man vs. machine to man + machine: The art and AI of stock analyses*. Journal of Financial Economics, 2024, 160, art 103910.

ponibilidad de datos nos permite calibrar tanto la relación humano vs máquina como la de humano+máquina”.

La labor del analista bursátil requiere de conocimiento institucional y de análisis de datos. Cao *et al* construyen un modelo de IA para predecir los rendimientos de acciones de 12 meses (que se infieren de los precios objetivo de 12 meses). Estos se comparan con los pronósticos de analistas hechos para la misma acción en el mismo momento.

Sintetizan así los resultados:

Dejando de lado el poder de la IA, nos interesa más conocer las circunstancias en las que los analistas humanos conservan su ventaja, en el sentido de que un pronóstico realizado por un analista supera el pronóstico de la IA en términos de menor error cuadrático en relación con la realización *ex post* (es decir, el precio real de la acción a 12 meses).

Observamos que los analistas humanos se desempeñan mejor en empresas más pequeñas e ilíquidas, así como en aquellas con modelos de negocio con pocos activos (es decir, mayores activos intangibles), lo que coincide con la idea de que dichas empresas están sujetas a una mayor asimetría de la información y requieren un mejor conocimiento institucional o experiencia en la industria para descifrarlas.

Además, los analistas afiliados a grandes casas de bolsa tienen mayores posibilidades de superar a la IA gracias a una combinación de sus habilidades y los recursos de investigación disponibles. Es más probable que los analistas tengan la ventaja cuando la empresa se encuentra en un entorno dinámicamente competitivo o está sujeta a un mayor riesgo de dificultades, lo que revela una vez más la limitación de la IA para analizar situaciones desconocidas y en rápida evolución.

Como era de esperar, la IA tiene una clara ventaja por su capacidad para procesar información y tiene más probabilidades de ser más hábil que los analistas cuando el volumen de información pública es mayor.

Y concluyen:

El modelo humano+máquina supera en 54,8 % las previsiones del modelo exclusivamente de IA. Observamos que las aportaciones de los analistas son más valiosas al cubrir empresas con menor liquidez y con más activos intangibles. Asimismo, la aportación de los analistas tiene un mayor valor incremental cuando una empresa se enfrenta a un mayor riesgo de dificultades. Cabe destacar que el valor incremental de los humanos no disminuye a medida que aumenta el volumen de información (de ahí la demanda de capacidad de procesamiento), aunque esto constituye una desventaja para los humanos que trabajan solos.

Grobys, Kolari & Niang evalúan la noción de humano y máquina observando la gestión de *hedge funds* (o fondos de cobertura).³² Para esto emplean la información de Preqin Hedge Fund Database, seleccionando de ella los fondos de acciones de EEUU de los que están registrados datos suficientes acerca de modalidades de gestión y rendimientos.

Consideran cuatro categorías:

³² Klaus Grobys, James W. Kolari & Joachim Niang, *Man versus machine: on artificial intelligence and hedge funds performance*, Applied Economics, 2022, 54 (40): 4632-4646.

- 1) *Fondos discrecionales*. Este enfoque “implica el uso de reglas de negociación mecánicas ejecutadas por humanos. Si bien el desarrollo tecnológico ha influido en el enfoque discrecional, este tipo de fondo utiliza la tecnología como soporte. Conceden mayor importancia a sus gestores en general, y a su profesionalismo y habilidad en particular.” Son los más similares a los *hedge funds* tradicionales y por eso son la clase más común. En la base empleada identifican 489 fondos.
- 2) *Fondos sistemáticos*. “Suelen emplear un amplio marco cuantitativo basado en métodos estadísticos en sus estrategias de negociación, que se automatizan mediante diferentes tipos de algoritmos.” La participación de un gestor humano es considerablemente menor en comparación con los fondos discrecionales y, por tanto, los errores de comportamiento se eliminan en su mayor parte. Para el estudio se consideran 117 fondos sistemáticos.
- 3) *Fondos combinados*. Los fondos discrecionales y sistemáticos presentan ventajas y desventajas que pueden afectar su rendimiento. Entonces, un enfoque combinado puede aprovechar las ventajas de ambos estilos de inversión y obtener mejores resultados. “Estos fondos emplean un enfoque híbrido, en el que el proceso está altamente automatizado, pero el gestor humano sigue involucrado. Al incorporar una combinación de métodos, no es posible percibir con claridad el proceso de inversión. Por ejemplo, un fondo combinado podría priorizar un estilo de inversión sistemático, pero decidir manualmente cuándo se cierran las operaciones.” En el estudio se emplean datos de 184 fondos combinados.
- 4) *Fondos de inteligencia artificial y aprendizaje automático (Artificial intelligence and machine learning, AIML)*. Los fondos de IA se presentan en la base Preqin como fondos discrecionales que utilizan IA, fondos sistemáticos que utilizan IA y fondos combinados que utilizan IA. Agrupados en una categoría, tienen varias características distintivas: los modelos de IA son muy adecuados para gestionar datos de mercado no lineales y destacan en la predicción de precios de activos, así como en el descubrimiento de patrones ocultos en los datos que pueden llevar a la creación de estrategias completamente diferentes a las de los operadores humanos. Se identificaron 36 fondos con datos para el estudio.

Grobys *et al* puntualizan: “Los fondos AIML podrían ser más eficaces que los fondos sistemáticos a la hora de descubrir estrategias de negociación únicas (entre un gran número de combinaciones de estrategias) que generen un rendimiento superior. De ser así, los fondos AIML no deberían tener fuertes similitudes con los estilos de negociación de los *hedge funds* convencionales. A diferencia de los fondos sistemáticos, los modelos de IA son capaces de aprender y adaptarse. Además, a diferencia de los fondos discrecionales, los AIML no necesitan encontrar un nivel óptimo de intervención humana que pudiera imponer posibles sesgos de comportamiento.”

Se emplean datos mensuales de rendimiento en el período septiembre 2006 - enero 2021 (173 meses). Los fondos AIML generaron rendimiento promedio mayor en comparación con los *hedge funds* con mayor nivel de participación humana. Los AIML tienen rendimientos ajustados por riesgo entre 74 y 79 puntos básicos mensuales. Considerando rendimientos ajustados por riesgo, con modelos de un factor (CAPM) y de tres, cuatro y cinco factores de riesgo, el

ordenamiento por rendimiento es (1) AIML, (2) Discrecionales (3) Combinados (4) Sistemáticos.

Y destacan un resultado intrigante: “Paradójicamente, los *hedge funds* con un nivel medio tanto de automatización como de participación humana obtienen el peor rendimiento entre los cuatro grupos de fondos. Inferimos que mezclar la toma de decisiones humana con procesos automatizados es inferior a confiar predominantemente en la toma de decisiones humana o de máquina.”

Acerca de esto, cabe mencionar que la categoría AIML incluye los fondos con un uso identificable de inteligencia artificial, pero este uso puede variar según el estilo. Los fondos pueden emplear inteligencia artificial para diferentes propósitos y en diferentes niveles. “Por ejemplo, un fondo puede utilizar un algoritmo de aprendizaje automático para recopilar y analizar grandes cantidades de datos, predecir correcciones en los desequilibrios de la oferta y la demanda, pronosticar movimientos del mercado o ejecutar operaciones. Además, un gestor de fondos puede utilizar la IA como soporte para la toma de decisiones de inversión si el fondo está asociado con un estilo discrecional o lanzarlo como un fondo puramente de IA con poca participación humana.”

Por tanto, la categoría de fondos combinados no debería considerarse un equivalente de la noción humano+máquina en el enfoque de gestión. Más bien, esa noción parece estar contenida en la categoría de fondos con inteligencia artificial (AIML).

Además, en el período considerado (relativamente extenso) ha existido un importante desarrollo de la tecnología de aprendizaje automático y de su capacidad de considerar información, lo cual podría afectar el rendimiento en los distintos subperíodos de ese lapso. Esto influye en la interpretación del rendimiento promedio y, por ende, en la interpretación del efecto del tipo de gestión del fondo.

5.3 Comparación de IA en dos etapas de gestión de cartera

Praxmarer & Simon³³ estudian el impacto del uso de inteligencia artificial en dos etapas de la gestión de cartera. Se denomina *cribado* o *preselección* (*screening*) al grupo de fondos que emplean IA para identificar los títulos en los que invertir (por ejemplo, analizar el mercado para descubrir títulos con precios incorrectos). Y se denomina *optimización* a los fondos que emplean IA para ponderar los títulos en la cartera (por ejemplo, usar la IA para mejorar las predicciones sobre rentabilidades futuras).³⁴

En el análisis de los 67 fondos identificados con el uso de IA en el período 2017-2024, sólo la subcartera de cribado (con igual ponderación) supera el índice de referencia del mercado.

³³ Mauricio Praxmarer & Iván Simon, *Assessing the performance of AI-labelled portfolios*. Proceedings of the EUROFIDAI-ESSEC Paris December Finance Meeting 2024.

³⁴ Chincó *et al.* observan que sus regresiones LASSO seleccionan predominantemente acciones que contienen información sobre los fundamentos, lo que resulta en mejores predicciones de rentabilidad fuera de la muestra y, posteriormente, en ratios de Sharpe más altos. Puede verse Alex Chincó, Adam D. Clark-Joseph & Mao Ye, *Sparse signals in the cross-section of returns*. *Journal of Finance*, 2019, 74 (1): 449-492.

Los fondos de optimización con IA tienen un rendimiento menor que el de los fondos de referencia. Específicamente, se observa que los fondos que aplican la IA para optimizar su asignación negocian considerablemente más e invierten en valores menos líquidos que los fondos que sólo aplican la IA para filtrar el mercado (cribado).

Señalan: “Esto es una prueba más de los hallazgos de Avramov, Cheng & Metzker,³⁵ quienes argumentan que las estrategias de aprendizaje automático (*machine learning*, ML) se caracterizan por una rotación extremadamente alta o por operar en mercados con altos límites de arbitraje (como mercados con alta volatilidad o baja liquidez), lo que reduce considerablemente los rendimientos reales potenciales de estas estrategias.”

Y concluyen que “la IA podría desempeñar un papel beneficioso en la identificación de activos potencialmente rentables para la construcción de carteras” (cribado). Y que, “por el contrario, los fondos de IA parecen no aprovechar el potencial de la IA en cuanto a la asignación de ponderaciones a un universo predefinido de títulos” (lo que denominan etapa de optimización).

5.4 Uso de IA generativa: Intensidad y efecto

Sheng *et al* informan lo que consideran que es “el primer estudio a gran escala sobre el uso de la IA generativa en el sector de la gestión de activos”.³⁶ Forman la muestra con 644 *hedge funds* en el período primer trimestre 2016 – tercer trimestre 2024. Por tanto, trabajan con 11.921 observaciones trimestrales.

Desarrollan una medida de dependencia o de confianza (*GenAI Reliance*) y una medida de adopción de IA generativa (*GenAI Adoption*). Explican: “*GenAI Reliance* mide, dadas las variables financieras existentes, qué porcentaje adicional de la variación en la composición de la cartera de fondos puede explicarse por la información de IA. En otras palabras, *GenAI Reliance* captura el grado en que las decisiones de cartera de los gestores de fondos se ven influenciadas por la información generada por IA, además del conjunto existente de variables fundamentales.”

Con los datos que emplean, Sheng *et al* estiman que 21% de los *hedge funds* adoptaron la IA generativa en 2022. La tasa de adopción supera 40% en 2023 y se acerca a 60% en 2024. “Estos patrones indican una adopción sustancial de la IA generativa por los gestores de *hedge funds*.”

Los resultados de las regresiones de panel indican que los *hedge funds* con mayor dependencia (confianza) de ChatGPT obtienen mejores rendimientos durante el período posterior a la introducción de ese modelo. “Un cambio intercuartil en *GenAI Reliance* se asocia con un aumento de 2 % a 4 % en la rentabilidad anualizada de los *hedge funds*.” “Al investigar el origen de este mayor rendimiento observamos que los administradores de *hedge funds* generan mayor rentabilidad utilizando información específica de la empresa, predicha por IA y relacionada con sus políticas y rendimiento, y no tanto por la información macroeconómica y sectorial que elabora la IA generativa.”

³⁵ Doron Avramov, Si Cheng & Lior Metzker, *Machine learning vs. economic restrictions: Evidence from stock return predictability*. Management Science, 2023, 69 (5): 2587-2619.

³⁶ Jinfei Sheng, Zheng Sun, Baozhong Yang & Alan Zhang, *Generative AI and asset management*. Working paper, 2025.

Teniendo en cuenta la complejidad del fenómeno que se estudia, Sheng *et al* plantean varios controles con otra información para evaluar la fiabilidad de los resultados. El punto esencial del estudio se basa en la información potencialmente valiosa que las empresas divulgan en las conferencias telefónicas sobre resultados. “Para aislar la información extraída de forma única por herramientas de IA generativa, controlamos el resultado del método tradicional de análisis textual, es decir, el método de análisis de palabras, sobre los mismos datos de la conferencia telefónica. Específicamente, calculamos el sentimiento negativo y positivo de Loughran-McDonald (LM) como el número de palabras negativas y positivas de LM dividido entre el número total de palabras en las transcripciones.” Se plantea así una medida de GenAI Reliance ajustada, que aísla la información incremental al análisis textual tradicional.

Se concluye que la adopción de la IA generativa por los *hedge funds* mejora la eficiencia del mercado, pero inicialmente aumenta la asimetría de información. Los beneficios se producen principalmente en las grandes gestoras de fondos, que poseen los recursos para implementar y aprovechar eficazmente dichas tecnologías. Esto podría ampliar las disparidades dentro del sector y favorecer la concentración. “La evidencia sugiere que aplicar la IA generativa de un modo productivo requiere recursos adicionales, como datos y experiencia. Esto también implica que la IA generativa podría aumentar la disparidad entre los inversores en lugar de nivelar las condiciones de competencia.”

Resumen. El estudio del ámbito de uso de IA en la gestión de fondos de inversión está en desarrollo, tanto en la forma en que se define el tipo y alcance del uso observable como la organización entre la IA y los gestores humanos.

Los resultados empíricos pueden ser poco concluyentes debido a que el desarrollo implica otras aplicaciones. Las técnicas de IA se evalúan para determinar el modo en que pueden generar señales a partir de la agregación de anomalías en la valoración de los títulos. La consideración de características de riesgo-rendimiento podría presentar como información lo que, con otra perspectiva, se consideraría ruido que envuelve a los predictores de rendimiento.

6. Comentario final

La inteligencia artificial es una herramienta muy potente para identificar patrones para predecir. Que ese resultado tenga sentido para la actividad en el mundo depende de cómo se avance en el segundo tramo de lo que Pearl & Mackenzie denominan la “escalera de la causalidad”: “predecir el efecto o los efectos de alteraciones deliberadas del entorno y elegir entre estas alteraciones para producir el resultado deseado”.³⁷ Esta es la parte de interacción con el mundo que es más difícil que incluyan los modelos de IA. Por esto, los resultados pueden ser muy diversos según la forma en que se produce, si se quiere decir así, esa simulación de la comprensión causal.

“La mayor fortaleza de la IA –su capacidad para procesar datos con mínimos conocimientos teóricos o supervisión– puede ser también su mayor debilidad. Un dicho popular afirma que la

³⁷ Judea Pearl & Dana Mackenzie, *The book of why: The new science of cause and effect*, 2018, pág. 8.

IA siempre producirá un resultado, incluso cuando ese resultado no debería existir.”³⁸ Esto puede ser una debilidad grave cuando la tarea es demasiado compleja para que pueda ser supervisada o para que se comprendan las condiciones de validez de los resultados.

Y también es una debilidad significativa cuando los datos tienen poca calidad. A medida que se expande el uso de inteligencia artificial en diversos ámbitos, muchos resultados producidos por esos modelos quedan introducidos en internet, como representaciones o interpretaciones de lo que ya existe y no de hechos nuevos. Y así se mezclan estos elementos de operaciones puramente simbólicas con los que surgen de las actividades en el mundo. Entonces, la evaluación de datos para entrenamiento y para operación de los modelos de IA se hace cada vez más complicada y es posible que esos modelos de IA se entrenen u operen con los resultados que son producidos por otros modelos. Es decir, los modelos de IA terminarían ingiriendo sus propios desperdicios.³⁹

En este caso, las mejoras en efectividad potencial por la velocidad de proceso y de aprendizaje se verían compensadas por esa degradación y por los mayores costos para el desarrollo de modelos que puedan ser usados confiablemente en la gestión. Cuál es el camino que seguirá el uso de IA en la gestión de fondos de inversión depende de cómo se desarrollen estas interacciones.

REFERENCIAS

- Abis, S. & Veldkamp, L. (2024). *The changing economics of knowledge production*. The Review of Financial Studies, 37 (1): 89-118.
- AI Powered Equity ETF (AIEQ) launches on NYSE Arca. Businesswire.com, Oct 18, 2017.
- Anuar, A.A., Azam Bin Sulaiman, A. & Taqiuddin Bin Mohamad, M. (2025). *Comparative analysis of AI-driven versus human-managed equity funds across market trends*. Future Business Journal, 11, art 95.
- Avramov, D., Cheng, S. & Metzker, L. (2023). *Machine learning vs. economic restrictions: Evidence from stock return predictability*. Management Science, 69 (5): 2587-2619.

³⁸ Söhnke M. Bartram, Jürgen Branke & Mehrshad Motahari, *Artificial intelligence in asset management*. CFA Institute Research Foundation, 2020, pág. 29.

³⁹ Esto ha sido estudiado recientemente de modo específico en los modelos extensos de lenguaje (LLM). Xing *et al* extienden a los LLM lo que se ha denominado *brain rot* (podredumbre cerebral), es decir, el deterioro del estado mental o intelectual de una persona como resultado del consumo excesivo de material poco estimulante (como lo es una proporción creciente del contenido en línea). Determinan que la exposición continua a texto basura web induce un deterioro cognitivo duradero en los modelos extensos de lenguaje. Esto se manifiesta en la omisión de pensamientos (los modelos cada vez más truncan u omiten cadenas de razonamiento, lo que explicaría el aumento de los errores. Además, esa “cognición” deteriorada puede recuperarse parcialmente con un re-entrenamiento con datos limpios, pero “no se puede restaurar la capacidad cognitiva basal”: una vez que se produce el deterioro, es persistente y difícil de revertir.

Puede verse Shuo Xing, Junyuan Hong, Yifan Wang, Runjin Chen, Zhenyu Zhang, Ananth Grama, Zhengzhong Tu & Zhangyang Wang, *LLMs can get “brain rot”!* Working paper, disponible en arXiv, 2025.

- Babina, T., Fedyk, A., He, A. & Hodson, J. (2024). *Artificial intelligence, firm growth, and product innovation*. Journal of Financial Economics, 151, 103745.
- BarclayHedge, *Majority of hedge fund pros use AI/machine learning in investment strategies*. July 17, 2018.
- Bartram, S.M., Branke, J. & Motahari, M. (2020). *Artificial intelligence in asset management*. CFA Institute Research Foundation.
- Borghi, R. & De Rossi, G. (2020). *The artificial intelligence approach to picking stocks*. En Emmanuel Jurczenko, *Machine learning for asset management: New developments and financial applications*, págs. 115-166.
- Cao, S., Jiang, W., Wang, J. & Yang, B. (2024). *From man vs. machine to man + machine: The art and AI of stock analyses*. Journal of Financial Economics, 160, art 103910.
- Chen, L., Pelger, M. & Zhu, J. (2024). *Deep learning in asset pricing*. Management Science, 70 (2): 714-750.
- Chen, R. & Ren, J. (2022). *Do AI-powered mutual funds perform better?* Finance Research Letters, 47 (A), art 102616.
- Chinco, A., Clark-Joseph, A. & Ye, M. (2019). *Sparse signals in the cross-section of returns*. Journal of Finance, 74 (1): 449-492.
- Dalio, R. (2017). *Principles* (publicada en español en 2019 con el título *Principios*).
- Fischer, T. & Krauss, C. (2018). *Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions*. European Journal of Operational Research, 270 (2): 654-669.
- Fornero, R. (2015). *El sesgo de los otros: El desempeño observado de los fondos de inversión conductuales*. Disertaciones en XXXV Jornadas Nacionales de Administración Financiera (SADAF), págs. 107-129.
- Grobys, K., Kolari, J. & Niang, J. (2022). *Man versus machine: on artificial intelligence and hedge funds performance*, Applied Economics, 54 (40): 4632-4646.
- Gu, S., Kelly, B. & Xiu, D. (2020). *Empirical asset pricing via machine learning*. Review of Financial Studies, 33 (5): 2223-2273.
- Horizons ETFs launches Canada's first ETF driven by A.I.* Business Insider, Nov 1, 2017.
- Jadhav, A. & Mirza, V. (2025). *Large language models in equity markets: Applications, techniques, and insights*. Frontiers in Artificial Intelligence, 8:1608365.
- Krauss, C., Do, X. & Huck, N. (2017). *Deep neural networks, gradient-boosted trees, random forests: Statistical arbitrage on the S&P 500*. European Journal of Operational Research, 259 (2): 689-702.
- Miguel, A. & Chen, Y. (2021). *Do machines beat humans? Evidence from mutual fund performance persistence*. International Review of Financial Analysis, 78, art 101913.
- Pearl, J. & Mackenzie, D. (2018). *The book of why: The new science of cause and effect*.
- Praxmarer, M. & Simon, I. (2024). *Assessing the performance of AI-labelled portfolios*. Proceedings of the EUROFIDAI-ESSEC Paris December Finance Meeting.
- Sheng, J., Sun, Z., Yang, B. & Zhang, A. (2025). *Generative AI and asset management*. Working paper.
- Smith, G. & Wyatt, S. (2025). *The disappointing performance of AI-powered funds*. Journal of Investing, 34 (3): 74-83.
- Stradi, F. & Verdickt, G. (2025). *Algorithm aversion, appreciation, and investor return beliefs*. Working paper.
- Summerfield, C. (2024). *These strange new minds: How AI learned to talk and what it means* (existe traducción en español con el título *Estas mentes nuevas y extrañas: Cómo la IA aprendió a hablar y qué significa*, disponible en sitio web academia.edu).

- Tang, T. Song, Z., Zhu, Y., Yuan, H., Hou, M., Ji, J., Tang, C. & Li, J. (2022). *A survey on machine learning models for financial time series forecasting*. Neurocomputing, 512 (1): 363-380.
- Wigglesworth, R. (2019). *Meet the Buffett bot: Quant fund tries to crack the 'value' code*, Financial Times, October 18.
- Winder, P., Hildebrand, C. & Hartmann, J. (2025). *Biased echoes: Large language models reinforce investment biases and increase portfolio risks of private investors*. PLoS One, 20(6): e0325459.
- Xing, S., Hong, J., Wang, Y., Chen, R., Zhang, Z., Grama, A., Tu, Z. & Wang, Z. (2025). *LLMs can get "brain rot"!* Working paper, disponible en arXiv.
- Zhang, Y. (2024). *Do mutual funds benefit from the adoption of AI technology?* Working paper.