

# Trading Algorítmico Ético (TAE): El valor de la capa ética para un sistema de inteligencia artificial

Vladimir Salazar Altamirano

Universidad Panamericana, Facultad de Ingeniería,  
México

0252444@up.edu.mx

**Resumen.** El trading algorítmico ha transformado significativamente los mercados financieros al permitir decisiones rápidas basadas en modelos predictivos de aprendizaje automático. Sin embargo, es común que estos sistemas carezcan de transparencia y explicabilidad, lo que dificulta la comprensión por parte de los usuarios sobre cómo y por qué se toman ciertas decisiones automatizadas. Este desafío se intensifica ante eventos geopolíticos impredecibles, factores psicológicos y comportamientos irracionales que con frecuencia influyen en las fluctuaciones del mercado. La Inteligencia Artificial Explicable (XAI) es una herramienta útil al proporcionar transparencia y claridad en los modelos predictivos, y permite a los usuarios entender con mayor facilidad la lógica detrás de las decisiones algorítmicas. Este artículo enfatiza la importancia de integrar XAI en sistemas de Trading Algorítmico Ético (TAE), para promover mayor confianza por parte del usuario final, sobre todo los inversionistas. En el artículo se presenta la relevancia de la capa ética para los modelos de TAE, y se enfatiza en los aspectos como la transparencia y explicabilidad, utilizando la importancia de características para Lasso, Ridge y SHAP. Esto permite identificar las variables más representativas que influyen en las predicciones del modelo de TAE, aporta transparencia y facilita el entendimiento sobre cómo se generan dichas predicciones. Finalmente, se propone que el análisis explicativo del modelo y la experiencia humana fortalece la confiabilidad de las predicciones generadas en el TAE.

**Palabras clave:** Ética, trading algorítmico, inteligencia artificial, transparencia, explicabilidad.

## Ethical Algorithmic Trading (TAE): The Value of the Ethical Layer for Artificial Intelligence System

**Resumen** Algorithmic trading has significantly transformed financial markets by enabling rapid decisions based on predictive machine learning

models. However, these systems often lack transparency and explainability, making it difficult for users to understand how and why certain automated decisions are made. This challenge is exacerbated by unpredictable geopolitical events, psychological factors, and irrational behaviors that frequently influence market fluctuations. Explainable Artificial Intelligence (XAI) is a useful tool by providing transparency and clarity in predictive models, allowing users to more easily understand the logic behind algorithmic decisions. This article emphasizes the importance of integrating XAI into Ethical Algorithmic Trading (EAT) systems to foster greater trust on the part of end-users, especially investors. This article presents the relevance of the ethical layer for TAE models, emphasizing its application in aspects such as transparency and explainability. It uses feature importance for Lasso, Ridge, and SHAP, which allows for the identification of the most representative variables that influence the TAE model's predictions. This provides transparency and facilitates understanding of how these predictions are generated. Finally, it proposes that explanatory analysis of the model and human experience strengthens the reliability of the predictions generated in TAE.

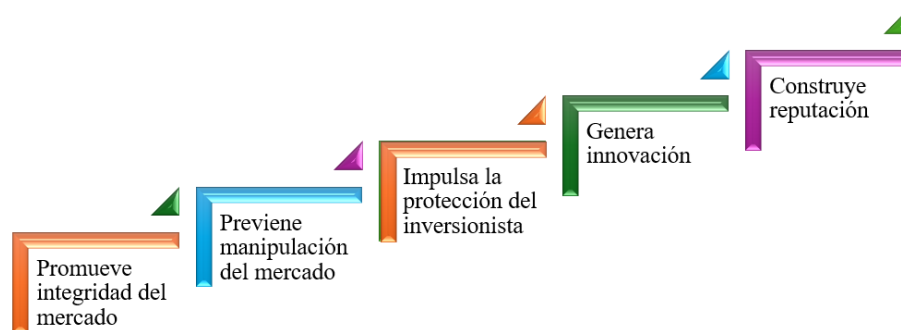
**Keywords:** Ethics, algorithmic trading, artificial intelligence, transparency, explainability.

## 1. Introducción

El trading algorítmico, entendido como la aplicación de algoritmos de aprendizaje automático para tomar decisiones financieras rápidas y basadas en datos, ha ganado gran relevancia en los mercados financieros modernos. Sin embargo, uno de los desafíos más importantes de estos sistemas automatizados es la falta de transparencia y explicabilidad sobre cómo llegan a sus predicciones y decisiones. Esta falta de claridad puede ser problemática, especialmente considerando la naturaleza volátil e impredecible de eventos económicos y geopolíticos que afectan significativamente a los mercados financieros.

En este contexto, la denominada inteligencia artificial explicable (XAI) adquiere relevancia, ya que proporciona mecanismos que permiten interpretar con mayor claridad cómo y por qué un modelo de aprendizaje de máquina genera una predicción específica. El objetivo de este artículo es presentar un enfoque centrado en la explicabilidad de modelos predictivos para trading algorítmico, utilizando Lasso, Ridge y SHAP. Estas herramientas permiten no solo seleccionar automáticamente las variables más influyentes en las predicciones del modelo, sino también entender a mayor detalle su impacto individual en la predicción del precio y volumen de las acciones de empresas seleccionadas y listadas en el Nasdaq.

La integración de técnicas de XAI, incluyendo Lasso, Ridge y SHAP en el trading algorítmico ético (TAE), puede contribuir a una mayor transparencia hacia el usuario final o inversionista, facilitando que incluso que usuarios sin conocimientos especializados comprendan cómo se generan las decisiones algorítmicas. En suma, lo mejor parece ser un enfoque híbrido, que combine



font=footnotesize, labelfont=bf

**Fig. 1.** Beneficios de incorporar una capa ética en el trading algorítmico. Elaboración con base en Faster Capital [4].

precisión algorítmica con interpretabilidad humana, para promover decisiones de inversión más informadas, responsables y robustas, adaptadas a la realidad compleja y dinámica de los mercados financieros.

## 2. Trading algorítmico ético

Definiremos en el presente artículo “capa ética” del trading algorítmico como un subproceso de la compra venta de acciones que incorpora un conjunto de consideraciones y principios éticos que guían el diseño, la implementación y el uso de algoritmos en los mercados financieros, tales como el control humano, transparencia, explicabilidad, responsabilidad y fiabilidad. La capa ética en este sentido no solamente aporta un cumplimiento legal o regulatorio, o simplemente un subproceso deseable para los usuarios del trading algorítmico, sino que aporta valor agregado y promueve el desempeño óptimo de los sistemas automatizados de trading al combinarse con la experiencia humana.

Al respecto, Faster Capital reitera que las prácticas comerciales algorítmicas éticas son esenciales para promover la integridad del mercado, proteger a los inversores y garantizar la salud y la estabilidad a largo plazo de los mercados financieros. Al adoptar estas prácticas, los participantes del mercado pueden ayudar a generar confianza en los mercados, lo cual es esencial para su éxito. En la Figura 1 se muestran los beneficios de incorporar una capa ética en el trading algorítmico [4].

### 2.1. Necesidad de capa ética en el proceso de trading algorítmico

Parte de la necesidad de la capa ética es que la automatización de los mercados financieros que emplea modelos automatizados sigue creciendo, tanto para uso

personal de los usuarios como para uso de plataformas masivas especializadas en trading algorítmico, esta situación genera desafíos importantes en términos de transparencia, seguridad y fiabilidad. Sin una capa ética sólida en el proceso de trading, los algoritmos no están exentos de riesgos, ya que los datos no necesariamente alcanzan a capturar el contexto de variables que afectan el precio de las acciones, ya sea por fenómenos políticos, conflictos bélicos, decisiones irracionales o incluso la manipulación de los mercados financieros.

Al respecto, Gawde señala que por propia naturaleza de “caja negra” de los algoritmos plantea un reto ético en el trading algorítmico, ya que puede ralentizar la rendición de cuentas y conducir a una toma de decisiones con resultados no deseables.

Ciertamente se ha desarrollado una metodología de explicabilidad para enfrentar este problema (XAI), que aborda esta situación brindando más información sobre los procesos de toma de decisiones de los algoritmos, mejorando así la transparencia y la rendición de cuentas [5].

Por otro lado, Gawde advierte que el trading algorítmico en sus inicios solía beneficiar a los grandes inversionistas, lo que ampliaba la brecha entre éstos y los inversionistas individuales más pequeños. Los inversionistas individuales solían experimentar un “efecto de desplazamiento” en entornos donde las operaciones se ejecutaban mediante algoritmos a velocidades y volúmenes inalcanzables para los demás. Esta situación provocó debates relacionados con la equidad del trading algorítmico [5].

De hecho, los algoritmos de alguna forma heredan los desafíos éticos asociados con el diseño y disponibilidad de nuevas tecnologías y aquellos asociados a la manipulación de grandes volúmenes de datos, esto implica que el daño causado por la actividad algorítmica es difícil de depurar, pero también es difícil identificar quién debería ser considerado responsable por el daño causado [9].

Parra y Cruz señalan que muy pocos traders logran obtener ganancias, dos por ciento de manera impredecible, y apenas uno por ciento de manera predecible. Se podría interpretar que se refieren precisamente a traders “amateurs” que no necesariamente disponen de la capacitación especializada, y la experiencia acumulada para operar de forma efectiva en los mercados de valores. No obstante, estas cifras nos dan una idea del impacto que puede tener el uso indiscriminado de trading algorítmico sin una capa ética robusta que brinde condiciones mínimas de transparencia y explicabilidad de los algoritmos empleados, responsabilidad de los posibles daños cuasados por las pérdidas de las operaciones financieras. En la Figura 2 se muestran los rendimientos de los traders particulares [11].

## 2.2. Principales principios del trading algorítmico ético

El valor para al usuario deriva no sólo de modelo predictivo del precio y volumen de las acciones de las empresas que cotizan en el Nasdaq, sino de los componentes de la capa ética. Considerando lo señalado por la Unión Europea, se tiene lo siguiente [2]:

1. **Control humano.** Se pueden supervisar, regular e intervenir en los sistemas de inteligencia artificial, y en el caso específico del trading algorítmico, esto



**Fig. 2.** Rendimientos de Traders Particulares. Elaboración con base en Parra [11].

implica complementar el resultado con intervención humana experta, lo cual puede ayudar a gestionar riesgos inherentes al diseño desarrollo y ejecución de los modelos predictivos usados en el trading. Por un lado, es importante advertir que los algoritmos pueden reaccionar desproporcionadamente a fluctuaciones del mercado, lo que puede desencadenar caídas abruptas de precios y alta volatilidad. Por otro lado, los conjuntos de datos empleados en los modelos, no necesariamente capturan por completo los efectos de los fenómenos geopolíticos, la irracionalidad de los agentes económicos en los mercados financieros, ni la posible manipulación de los mercados financieros a través de anuncios públicos u operaciones de gran volumen que buscan incrementar o reducir el precio de un activo financiero.

2. **Responsabilidad.** Se pueden establecer mecanismos para atribuir responsabilidades legales y éticas ante posibles consecuencias negativas o errores cometidos por los sistemas automatizados del trading algorítmico. En el entorno del trading las decisiones se toman a velocidades rápidas, en ocasiones en milisegundos, por lo que se requiere la asignación de responsabilidades a diseñadores y operadores de los sistemas algorítmicos, para evitar fraudes y errores masivos.
3. **Transparencia y explicabilidad.** Se puede dar claridad sobre cómo funciona un sistema de inteligencia artificial, incluyendo qué datos utiliza, cómo los procesa y cómo toma las decisiones. Ciertamente los modelos de caja negra como las redes neuronales representan un desafío, pero hay modelos. Por otro lado, promover que los modelos y algoritmos sean explicables y auditables, puede reforzar la confianza en el trading algorítmico.

### 3. Implementación del subproceso del trading algorítmico ético

#### 3.1. Recolección y tratamiento de los datos

Para este proyecto en particular, se emplearon los datos de las acciones de Google descargados del sitio de Yahoo Finance. En particular se usaron las variables proporcionadas por Yahoo Finance: precio de apertura, precio de cierre, precio máximo, precio de cierre ajustado, y volumen de transacciones de la acción. No obstante lo anterior, también se emplearon otras variables que se consideró que pudieran tener un impacto en el valor de las acciones: la tasa de interés (que representa el costo de oportunidad de los inversionistas en instrumentos de riesgo vs instrumentos de no riesgo), así como el crecimiento del Producto Interno Bruto.

Para la Comisión para el Mercado Financiero, la tasa de interés se puede definir como el porcentaje del crédito que se paga de manera adicional a la cantidad de dinero (o capital) que se está pidiendo mediante una operación de crédito [1]. Por su parte, la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos define el PIB como la medida estándar del valor agregado creado mediante la producción de bienes y servicios en un país durante un periodo determinado [10]. Este indicador también mide los ingresos obtenidos de dicha producción, o la cantidad total gastada en bienes y servicios. Para obtener tanto el PIB como la tasa de interés, se emplearon tanto las librerías de Python como APIs de sitios de Internet.

Al final las variables independientes empleadas en el modelo, para predecir el precio ajustado del activo financiero, son las siguientes:

- **Open:** Precio de apertura del activo financiero en el día.
- **High:** Precio más alto alcanzado por el activo financiero durante el día.
- **Low:** Precio más bajo alcanzado por el activo financiero durante el día.
- **Volume:** Volumen negociado del activo financiero durante el día.
- **GDP:** Producto Interno Bruto (indicador económico general).
- **FEDFUNDS:** Tasa de fondos federales (tasas de interés en EE. UU.).
- **Lag\_1, Lag\_2, Lag\_3, Lag\_4, Lag\_5:** Valores retrasados (*lags*) del precio del activo financiero, usados para capturar efectos temporales y dependencias del activo en días previos.

#### 3.2. Aspectos relevantes para el ciclo de vida de los datos

La metodología orientada a la capa ética del modelo de aprendizaje de máquina para poder predecir el precio y volumen de las acciones de las empresas que cotizan en el Nasdaq (PRED-NASDAQ), que se basa en los principios éticos prioritarios abarca todo el ciclo de vida de dicho sistema:

- **Generación y almacenamiento de datos de Stock Capital** (Transparencia). Indispensable asegurar transparencia absoluta en los procesos y

subprocesos relacionados con la obtención y almacenamiento de los datos financieros. Para cumplir con este principio, se pueden detallar claramente los cambios, fuentes y métodos utilizados en la adquisición y almacenamiento de los datos del mercado bursátil Nasdaq.

- **Preprocesamiento** (Transparencia). Ciertamente el preprocesamiento de datos implica procedimientos técnicos como limpieza, normalización y selección de variables, los cuales deben ser documentados exhaustivamente para garantizar la transparencia total. Esto incluye el registro y justificación clara de decisiones metodológicas tomadas durante la transformación de los datos originales, asegurando que los usuarios tengan visibilidad sobre cómo se prepara la información antes de alimentar el modelo predictivo.
- **Modelos** (Explicabilidad). En la etapa de construcción y entrenamiento de modelos predictivos, la explicabilidad es muy importante, e incluye explicar claramente cómo y por qué realizan determinadas predicciones, que permitan a los usuarios comprender la lógica interna del modelo, incluyendo el peso y la importancia de cada variable financiera involucrada en las predicciones.
- **Predicciones** (Control humano / Responsabilidad / Rendición de cuentas). Esta etapa reconoce la necesidad de un control humano activo sobre las predicciones generadas por el modelo. Se podría establecer un sistema de validación en el que expertos humanos supervisan y evalúan regularmente los resultados del modelo para identificar anomalías o sesgos potenciales. Además, se puede implementar un mecanismo de rendición de cuentas donde las decisiones predictivas pueden ser auditadas y justificadas para usuarios finales o inversionistas.
- **Interfase con el usuario** (Privacidad). Finalmente, la interfaz que interactúa con el usuario debe asegurar rigurosamente la privacidad de los datos personales y financieros del usuario. Esto implica el cumplimiento estricto de estándares internacionales de protección de datos, implementando políticas robustas de confidencialidad, mecanismos de seguridad avanzados y protocolos claros de gestión del consentimiento del usuario final.

A continuación en la Figura 3, se representa este diagrama de flujo de los procesos del TAE con sus respectivos principios éticos.

#### 4. Un caso de explicabilidad para el trading algorítmico ético

La Unión Europea señala que la inteligencia artificial explicable (XAI) es la capacidad de los sistemas de inteligencia artificial de proporcionar explicaciones claras y comprensibles de sus acciones y decisiones, y su principal objetivo es hacer que el comportamiento de estos sistemas sea comprensible para los seres humanos al dilucidar los mecanismos subyacentes de sus procesos de toma de decisiones [3]. En este caso el objetivo es explicar claramente cómo los modelos llegan a sus predicciones, y al respecto se consideró que Lasso, Ridge y SHAP podían contribuir significativamente a esta explicabilidad.

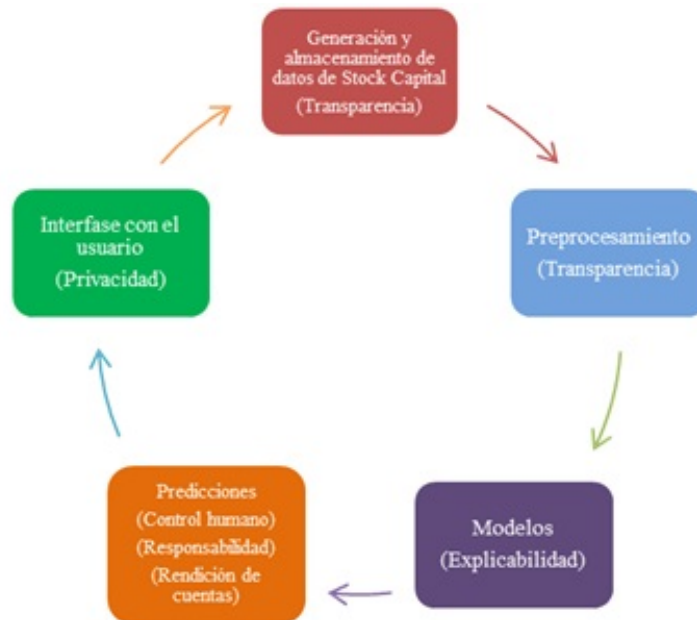


Fig. 3. Diagrama de flujo de los procesos del TAE con sus respectivos principios éticos.

Por su parte, IBM define la regresión Lasso (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) como una técnica de regularización que aplica una penalización para evitar el sobreajuste, mejorar la precisión de los modelos estadísticos, reducir la complejidad y realizar selección automática de características [7]. En ese sentido se puede decir que Lasso facilita la selección automática de las variables más importantes, simplificando el modelo al eliminar variables irrelevantes. A continuación, en la Figura 4 se representa la importancia de características para Lasso.

- **Variables con mayor importancia en Lasso:**
  - **Variable Lag\_1.** Tiene la mayor importancia positiva, lo que implica que el precio del activo financiero del día inmediatamente anterior (retraso de 1 día) es altamente relevante para predecir el comportamiento actual o futuro del precio del activo.
  - **Variable Open.** Posee una importancia significativa, destacando que el precio de apertura diario contribuye considerablemente a la predicción del modelo Lasso.
  - **Variable High.** Presenta una importancia considerable, aunque menor que las anteriores, indicando que el precio más alto alcanzado en el día sigue siendo relevante para el modelo.
- **Variables con importancia moderada, baja o nula en Lasso:**

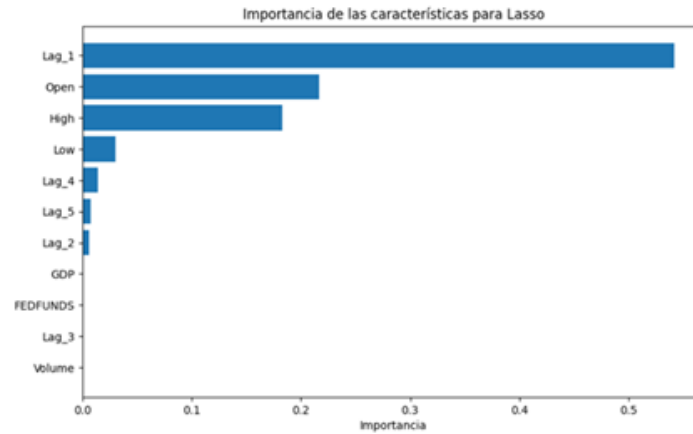
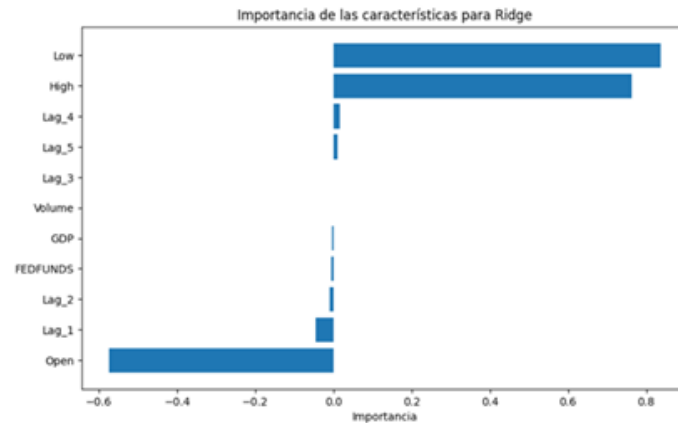


Fig. 4. Importancia de características para Lasso

- **Variable Low.** Aunque tuvo mucha relevancia en Ridge, presenta ahora una importancia moderada en Lasso, pero aún es considerada por el modelo.
- **Variables Lag\_4, Lag\_5, Lag\_2.** Estas variables retrasadas muestran importancias muy pequeñas, aunque no nulas, lo que significa que el modelo aún las toma en cuenta en menor medida.
- **Variables macroeconómicas (GDP, FEDFUNDS) y volumen negociado (Volume).** Totalmente penalizadas (reducidas a cero), lo que significa que no aportan información significativa adicional según el modelo Lasso en este análisis particular.

Asimismo, Murel y Kavlakogl mencionan que la regresión Ridge es una técnica de regularización estadística que corrige el sobreajuste de los datos de entrenamiento en los modelos, esto permite reducir los errores causados por el sobreajuste y puede mejorar la generalización del modelo [8]. A diferencia de Lasso, Ridge no elimina completamente variables, sino que reduce sus coeficientes de forma proporcional. Al respecto, se puede advertir que Ridge puede mejorar la estabilidad del modelo, asignando pesos proporcionales a las variables relevantes sin eliminarlas por completo. A continuación, en la Figura 5 se representa la importancia de características para Ridge.

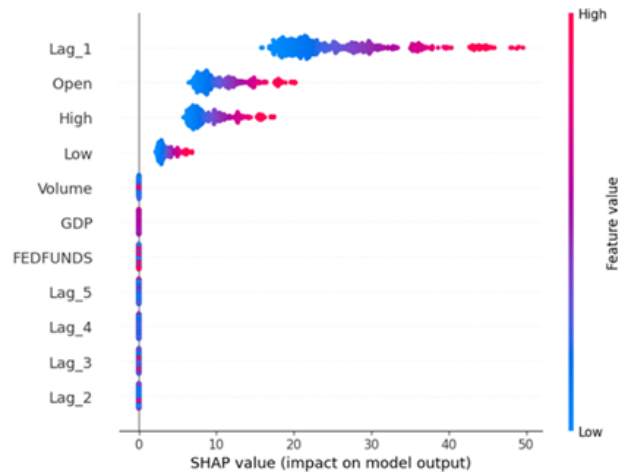
- **Variables con importancia positiva alta:**
  - **Low (precio mínimo diario):**
    - Tiene la mayor importancia positiva, por lo que un precio mínimo más alto durante el día incrementa la predicción del precio ajustado de cierre.
    - Sugiere que el precio mínimo del día es muy relevante para predecir movimientos futuros positivos del activo.
  - **High (precio máximo diario):**



**Fig. 5.** Importancia de características para Ridge

- Segunda importancia positiva más alta, lo cual indica que un precio máximo elevado durante la sesión contribuye positivamente a las predicciones del modelo Ridge.
- Confirma que los precios más altos alcanzados en el día tienen una fuerte relación positiva con el precio ajustado de cierre.
- **VARIABLES CON IMPORTANCIA NEGATIVA ALTA:**
  - **Open (precio de apertura diario):**
    - La variable con la importancia negativa más significativa, lo que implica una relación inversa con el precio ajustado de cierre.
    - Sugiere que altos precios de apertura podrían asociarse con caídas posteriores del precio ajustado al cierre del día.
- **VARIABLES CON IMPORTANCIA MUY BAJA (CASI NULA):**
  - **Lag\_1, Lag\_2, Lag\_3, Lag\_4, Lag\_5:**
    - Estas variables temporales o retrasadas (precio de días previos) son poco significativas para Ridge.
    - Ridge reduce sus coeficientes, indicando que la dependencia temporal inmediata no es tan relevante en presencia de otras variables como *High* y *Low*.
  - **GDP, FEDFUNDS, Volume:**
    - Estas variables económicas y de volumen tienen importancias prácticamente nulas, lo cual significa que en el modelo Ridge se consideran poco relevantes en la predicción de los movimientos del activo financiero.

Finalmente, Guetta señala que SHAP (Shapley Additive Explanations) es un enfoque de explicabilidad del aprendizaje automático para comprender la importancia de las características en instancias individuales, y proporciona una comprensión detallada de las explicaciones locales [6]. Al asignar un valor numérico a la influencia de cada característica, SHAP de alguna manera facilita



**Fig. 6.** Gráfica SHAP indicando la importancia relativa de cada variable sobre la predicción del precio ajustado al cierre (*Adj Close*).

la interpretación de las decisiones del modelo, lo que puede promover la confianza y facilitar la identificación de posibles sesgos.

La Figura 6 sobre SHAP, indica cuánto y cómo cada variable afecta las predicciones del precio ajustado al cierre (*Adj Close*) en el modelo predictivo.

Al respecto, tenemos que:

- **Variable Lag\_1 (precio del día anterior).** La variable más determinante, donde altos valores del precio anterior contribuyen positivamente a predicciones más altas, y destaca la fuerte dependencia del precio actual respecto al precio inmediato anterior.
- **Variable Open (precio de apertura) y High (precio máximo).** También tienen alta relevancia, y los valores más altos de estas variables generalmente implican mayores predicciones del modelo sobre el precio ajustado de cierre.
- **Variable Low (precio mínimo).** Tiene relevancia moderada, donde los altos valores tienden a contribuir positivamente, pero menos significativamente que las anteriores.
- **Variabes con baja relevancia:** variables económicas como *GDP* y *FEDFUNDS*, así como *Volume* y lags adicionales (*Lag\_2*, *Lag\_3*, *Lag\_4*, *Lag\_5*), tienen poco impacto sobre la predicción, indicando su baja relevancia para el modelo.

## 5. Recomendaciones y ventajas de aplicación

Como se pudo observar, la explicabilidad o XAI puede ser muy útil en el desarrollo de modelos predictivos financieros, especialmente en el trading algorítmico, ya que además de que es deseable que los modelos tengan predicciones

precisas, también es esencial que los usuarios o inversionistas comprendan cómo y por qué se generan dichas predicciones. Esto es clave para garantizar la transparencia, la confianza y la toma de decisiones, es por ello que Lasso, Ridge y SHAP, se perfila como una buena opción para identificar y explicar las variables más relevantes que impactan en la predicción del precio de las acciones de las empresas.

En este caso el uso de Lasso permitió hacer una selección automática de características, pudiendo eliminar aquellas variables cuya influencia en el modelo es mínima o nula. Es por ello que no solo ayuda a optimizar el rendimiento del modelo y reducir su complejidad, sino que también facilita la interpretabilidad, ya que permite identificar las variables más significativas para las predicciones del precio ajustado de los activos financieros.

Por otro lado, Ridge permitió identificar aquellas variables que, aunque menos influyentes, aún aportan valor a las predicciones, lo que facilita el análisis y ayuda a identificar cómo diferentes factores afectan las decisiones de inversión. También el uso de SHAP ofreció un nivel de explicabilidad muy específico, ya que permitió visualizar el impacto individual de cada característica, lo que permite reforzar la transparencia del modelo.

Finalmente, cabe señalar que aquí se mencionó solamente el caso de explicabilidad y su aplicación en modelos de trading algorítmico, pero se abren muchas posibilidades para explorar nuevas aplicaciones relacionadas con otros principios éticos relevantes relacionados como el control humano, para promover que las decisiones automatizadas sean complementadas y supervisadas por expertos humanos en el mercado financiero. También la posibilidad de crear subprocesos asociados a la responsabilidad y rendición de cuentas para definir claramente quién es responsable respecto a la toma de decisiones, así como poder justificar adecuadamente esa toma de decisiones. La integración de estos principios y otros más, permitirá proteger a los inversionistas y fortalecer la confianza en el trading algorítmico.

## Referencias

1. CMF. ¿En qué consiste la Tasa de Interés? Disponible en: <https://www.cmfchile.cl/educa/621/w3-article-27169.html#:~:text=La%20tasa%20de%20inter%C3%A9s%20es%20el%20resultado%20de%20un%20c%C3%A1lculo,mediante%20una%20operaci%C3%B3n%20de%20cr%C3%A9dito>, último acceso: 2024/02/19.
2. European Commission. Ethics Guidelines for Trustworthy AI. Disponible en: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/es/library/ethics-guidelines-trustworthy-ai>, último acceso: 2024/02/19.
3. European Data Protection Supervisor (EDPS). TechDispatch on Explainable Artificial Intelligence (XAI) (2023). Disponible en: [https://www.edps.europa.eu/system/files/2023-11/23-11-16\\_techdispatch\\_xai\\_en.pdf](https://www.edps.europa.eu/system/files/2023-11/23-11-16_techdispatch_xai_en.pdf), último acceso: 2024/03/21.
4. Faster Capital. The Importance Of Ethical Algorithmic Trading Practices. Disponible en: <https://fastercapital.com/topics/>

- [the-importance-of-ethical-algorithmic-trading-practices.html](#), último acceso: 2024/03/21.
5. Gawde, A., Jawale, A. Ethical Considerations in Algorithmic Trading: Recent Developments, Challenges, and the Path Forward. *International Journal of Creative Research Thoughts* 12(12), a91–a105 (2024)
  6. Guetta, N. SHAP Global Explanations for Machine Learning. Disponible en: [https://www-aporia-com.translate.google/learn/explainability/shap-global-explantations-ml/?\\_x\\_tr\\_sl=en&\\_x\\_tr\\_tl=es&\\_x\\_tr\\_hl=es&\\_x\\_tr\\_pto=wa](https://www-aporia-com.translate.google/learn/explainability/shap-global-explantations-ml/?_x_tr_sl=en&_x_tr_tl=es&_x_tr_hl=es&_x_tr_pto=wa), último acceso: 2024/02/09.
  7. IBM. Lasso Regression (2024). Disponible en: <https://www.ibm.com/mx-es/think/topics/lasso-regression>, último acceso: 2024/03/21.
  8. Murel, J., Kavlakoglu, E. Ridge Regression (2023). Disponible en: <https://www.ibm.com/es-es/think/topics/ridge-regression>, último acceso: 2024/03/21.
  9. Mittelstadt, B., Allo, P., Taddeo, M., Wachter, S., Floridi, L. The Ethics of Algorithms: Mapping the Debate. *Big Data & Society* 3(2) (2016)
  10. OCDE. El Producto Interno Bruto o Producto Interior Bruto (PIB) (2024). Disponible en: [https://www.oecd.org/espanol/estadisticas/pib-espanol.htm#:~:text=El%20Producto%20Interno%20Bruto%20o%20Producto%20Interior%20Bruto%20\(PIB\)%20es,pa%C3%ADs%20durante%20un%20periodo%20determinado](https://www.oecd.org/espanol/estadisticas/pib-espanol.htm#:~:text=El%20Producto%20Interno%20Bruto%20o%20Producto%20Interior%20Bruto%20(PIB)%20es,pa%C3%ADs%20durante%20un%20periodo%20determinado), último acceso: 2024/03/15.
  11. Parra, M. Estadísticas de Trading. *NewTrading* (2025). Disponible en: <https://www.mynewtrading.com/convertirse-en-trader-rentable/>, último acceso: 2025/03/09.