

UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA

UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA

Comunidad Educativa al Servicio del Pueblo

FACULTAD DE INFORMÁTICA, CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN E INNOVACIÓN TECNOLÓGICA

CARRERA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS DE INFORMACIÓN

ANÁLISIS DE AGENTES AUTOMATIZADOS DE TRADING APLICADOS AL MERCADO DEL ORO MEDIANTE BACKTESTING EN TRADINGVIEW

PROYECTO DE INVESTIGACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO EN SISTEMAS DE INFORMACIÓN

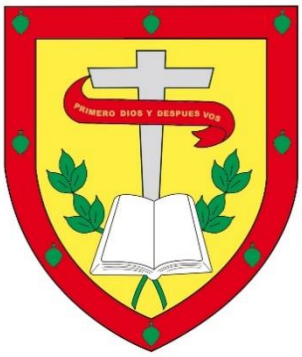
AUTORA: JEANETH CAROLINA DELGADO CAZHO

DIRECTOR: ING. CRISTHIAN HUMBERTO FLORES URGILES

CAÑAR – ECUADOR

2026

DIOS, PATRIA, CULTURA Y DESARROLLO



UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA

Comunidad Educativa al Servicio del Pueblo

FACULTAD DE INFORMÁTICA, CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN E INNOVACIÓN TECNOLÓGICA

CARRERA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS DE INFORMACIÓN

ANÁLISIS DE AGENTES AUTOMATIZADOS DE TRADING APLICADOS AL MERCADO DEL ORO MEDIANTE BACKTESTING EN TRADINGVIEW

PROYECTO DE INVESTIGACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO EN SISTEMAS DE INFORMACIÓN

AUTORA: JEANETH CAROLINA DELGADO CAZHO

DIRECTOR: ING. CRISTHIAN HUMBERTO FLORES URGILES

CAÑAR – ECUADOR

2026

DIOS, PATRIA, CULTURA Y DESARROLLO

DECLARATORIA DE AUTORÍA Y RESPONSABILIDAD

Jeaneth Carolina Delgado Cazho portadora de la cédula de ciudadanía N°**0302656301** Declaro ser la autora de la obra: **"Análisis de agentes automatizados de trading aplicados al mercado del oro mediante backtesting en tradingview"** sobre la cual me hago responsable de las opiniones, versiones e ideas expresadas. Declaro que la misma ha sido elaborada respetando los derechos de propiedad intelectual de terceros y eximo a la Universidad Católica de Cuenca sobre cualquier reclamación que pudiera existir al respecto. Declaro finalmente que mi obra ha sido realizada cumpliendo con todos los requisitos legales, éticos y bioéticos de investigación, que la misma no incumple con la normativa nacional e internacional en el área específica de investigación, sobre la que también me responsabilizo y eximo a la Universidad Católica de Cuenca de toda reclamación al respecto.

Cañar, 29 de septiembre 2026



Jeaneth Carolina Delgado Cazho

C.I. 0302656301

CERTIFICADO DEL TUTOR

Certifico que el presente trabajo denominado "**Análisis de agentes automatizados de trading aplicados al mercado del oro mediante backtesting en tradingview**" realizado por **Jeaneth Carolina Delgado Cazho** con documento de identidad No. **0302656301**, previo a la obtención del título profesional de Ingeniero en Sistemas de Información, ha sido asesorado, supervisado y desarrollado bajo mi tutoría en todo su proceso, cumpliendo con la reglamentación pertinente que exige la Universidad Católica de Cuenca y los requisitos que determina la investigación científica.

Cañar, 29 de septiembre 2026



Ing. Cristhian Flores Urgiles

DIRECTOR DEL TRABAJO INVESTIGATIVO

UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CUENCA EXTENSIÓN CAÑAR

DEDICATORIA

Dedico este trabajo, en primer lugar, a Dios, por ser mi guía, mi fortaleza y la fuente de sabiduría que me permitió superar cada desafío y culminar con éxito esta importante etapa de mi vida.

A mi amado hijo, Dereck M., quien ha sido mi mayor inspiración y el motivo que me impulsó a seguir adelante. Su amor, su compañía y su sola presencia llenaron de sentido cada esfuerzo realizado para alcanzar esta meta.

A mi querida mamá, Zoila C., por cada sacrificio realizado, por sus consejos, sus oraciones y, sobre todo, por creer siempre en mí. Gracias, mamá, por enseñarme a no rendirme frente a las dificultades y por acompañarme incondicionalmente en cada paso. Este logro no es solamente mío; también es suyo, porque detrás de cada meta alcanzada están su esfuerzo, su amor y todo aquello que ha hecho por mí.

A mi amado papá, Juan D., quien, aunque ya no se encuentre físicamente a mi lado, vive por siempre en mi corazón y en cada recuerdo que guardo de él. Dedico también este logro a su memoria, con la esperanza de que, desde el cielo, pueda sentirse orgulloso de mí. Su recuerdo me acompaña en este camino y su presencia permanecerá siempre en mi vida, porque el amor de un padre trasciende el tiempo y la ausencia.

A mis hermanos, John D. y Maribel N., por estar siempre a mi lado, por su cariño, comprensión y apoyo incondicional. Gracias por acompañarme tanto en los buenos momentos como en aquellos días difíciles en los que una palabra de aliento significaba mucho. Su apoyo y confianza fueron fundamentales para alcanzar esta meta.

A todos ustedes, con profundo amor y gratitud, les dedico este logro, que representa el fruto de la perseverancia, el esfuerzo y, sobre todo, de las bendiciones de Dios.

Por Jeaneth Carolina Delgado Cazho

AGRADECIMIENTO

Expreso mi más sincero agradecimiento a Dios, por concederme la sabiduría, la fortaleza, la salud y la perseverancia necesarias para culminar esta importante etapa de mi formación profesional. A Él sea toda la honra y la gloria por haberme guiado y acompañado en cada paso de este camino.

A mi familia, por su amor, apoyo incondicional, comprensión y por estar siempre presente en cada momento de este proceso, brindándome la motivación necesaria para seguir adelante.

A la Universidad Católica de Cuenca, Extensión Cañar, y de manera particular a la Carrera de Ingeniería de Sistemas de Información, por los conocimientos, experiencias y valores adquiridos durante mi formación académica.

Al Ing. Jhovany Santacruz Espinoza, subdirector de la Carrera, por su gestión, apoyo y constante disposición para atender las necesidades de los estudiantes durante nuestro proceso formativo. Extiendo mi gratitud al cuerpo docente, que con su dedicación, profesionalismo y vocación compartió sus conocimientos y contribuyó a mi crecimiento académico y personal, así como al personal administrativo, por su amabilidad, colaboración y oportuna atención en cada uno de los trámites y requerimientos a lo largo de la carrera.

De manera especial, expreso mi agradecimiento al Ing. Cristhian Flores Urgiles, director de este trabajo de investigación, por su orientación, acompañamiento, paciencia y rigurosidad académica. Sus valiosas observaciones y recomendaciones fueron fundamentales para el desarrollo y culminación de la presente investigación.

RESUMEN

El presente trabajo analiza el comportamiento de cinco agentes automatizados de trading aplicados al mercado del oro (XAU/USD) mediante backtesting en TradingView, desde una perspectiva de Ingeniería de Sistemas. Los agentes, representativos de las familias de seguimiento de tendencia, reversión a la media, ruptura por volatilidad, momentum y rango lateral, se implementaron en Pine Script (v6) con parámetros fijados a priori y una capa común de gestión de riesgo basada en el ATR, y se ejecutaron bajo condiciones homogéneas (capital de 10 000 USD, comisión de 0,02 %, deslizamiento de 5 ticks) sobre una ventana de aproximadamente cinco meses y medio en temporalidad de 15 minutos. Ningún agente resultó rentable en el periodo (factores de beneficio entre 0,634 y 0,926), siendo el agente MACD el de mejor desempeño relativo, con su ventaja absorbida en gran medida por los costos de transacción. No obstante, los cinco agentes se ejecutaron sin errores en toda la ventana, mantuvieron drawdowns contenidos (2,35 % a 3,26 %) y produjeron métricas trazables, lo que evidencia una ejecución coherente con las reglas programadas. La principal limitación es la extensión de la ventana de simulación, circunscrita a un único régimen de mercado (corrección bajista de alta volatilidad posterior al máximo histórico del oro de enero de 2026), lo que restringe la generalización de los resultados. El aporte principal es un procedimiento documentado y replicable para evaluar agentes de trading como artefactos de software en entornos simulados.

Palabras clave: agentes automatizados, trading algorítmico, backtesting, XAU/USD, calidad del software.

ABSTRACT

This paper analyzes the performance of five automated trading agents applied to the gold market (XAU/USD) through backtesting on TradingView, from a systems engineering perspective. The agents, representing trend-following, mean-reversion, volatility breakout, momentum, and sideways-range strategies, were implemented in Pine Script (v6) with predefined parameters and a common risk management layer based on the ATR, and were run under uniform conditions (capital of USD 10,000, commission of 0.02%, slippage of 5 ticks) over a period of approximately five and a half months using a 15-minute timeframe. No agent was profitable during the period (profit factors ranging from 0.634 to 0.926), with the MACD agent being the best relative performer, though its advantage was largely offset by transaction costs. However, all five agents executed without errors throughout the entire window, maintained drawdowns between 2.35% and 3.26%, and produced traceable metrics, demonstrating execution consistent with the programmed rules. The main limitation is the length of the simulation window, which is confined to a single market regime (a high-volatility bearish correction following gold's all-time high in January 2026), thereby limiting the generalizability of the results. The main contribution is a documented and replicable procedure for evaluating trading agents as software artifacts in simulated environments.

Keywords: automated trading agents, algorithmic trading, back testing, XAU/USD, software quality.

ÍNDICE

DECLARATORIA DE AUTORÍA Y RESPONSABILIDAD I
CERTIFICADO DEL TUTOR II
DEDICATORIA III
AGRADECIMIENTO IV
RESUMEN V
ABSTRACT VI
ÍNDICE VII
ÍNDICE DE TABLAS X
ÍNDICE DE ILUSTRACIONES XI
INTRODUCCIÓN XIII
CAPÍTULO I 1
1.1. Planteamiento del problema 1
1.1.1. Formulación del problema 2
1.2. Antecedentes de la investigación 2
1.3. Justificación de la investigación 5
1.4. Objetivos 6
1.4.1. Objetivo general 6
1.4.2. Objetivos específicos 6
1.5. Limitaciones 7
1.6. Delimitaciones 7
CAPÍTULO II 9
2. MARCO TEÓRICO 9
2.1. Agentes automatizados y trading algorítmico 9
2.1.1. Concepto de agente automatizado de trading 10
2.1.2. Componentes de un agente automatizado de trading 10
2.2. Mercado del oro y par XAU/USD 12
2.2.1. Características del oro como activo financiero 13
2.2.2. Factores que influyen en el comportamiento del XAU/USD 13
2.3. Análisis técnico aplicado al trading automatizado 13
2.3.1. Indicadores técnicos comunes 14
2.3.2. Estrategias basadas en reglas 15
2.3.3. Familias de estrategias de trading algorítmico 16
2.4. Backtesting 19
2.4.1. Importancia del backtesting en sistemas automatizados 20

2.4.2. Sesgos y limitaciones del backtesting....21
2.4.3. Backtesting en TradingView....21
2.5. TradingView y Pine Script....21
2.5.1. Pine Script como entorno de programación....22
2.5.2. Strategy Tester....22
2.6. Calidad del software en agentes automatizados....23
2.6.1. Atributos de calidad aplicables al estudio....23
2.7. Métricas de desempeño en backtesting....24
2.7.1. Métricas principales....25
2.8. Diseño de estrategias automatizadas para XAU/USD....26
2.8.1. Tipos de agentes basados en reglas....26
2.8.2. Control de parámetros....27
2.9. Comparación de enfoques para evaluación de agentes automatizados....27
2.10. Fundamento metodológico: la Investigación en Ciencia del Diseño (DSR)...28
2.10.1. Justificación del uso de la Investigación en Ciencia del Diseño....28
2.10.2. Justificación del procedimiento por fases....29
CAPÍTULO III....30
3. MARCO METODOLÓGICO....30
3.1. Enfoque de la investigación....30
3.2. Tipo y nivel de la investigación....30
3.3. Población y muestra....31
Criterios de inclusión:....33
Criterios de exclusión:....33
3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos....34
3.5. Fases de la investigación....35
3.6. Tratamiento y análisis de la información....37
CAPÍTULO IV....39
4. PROPUESTA....39
4.1. Introducción....39
4.2. Diseño de las estrategias (Fase 2)....39
4.3. Implementación en TradingView (Fase 3)....40
4.4. Configuración del entorno de simulación (Fase 4)....41
4.5. Ejecución del backtesting (Fase 5)....42
4.6. Recolección y organización de resultados (Fase 6)....45
4.7. Análisis e interpretación (Fase 7)....46

4.7.1. Análisis individual 47
4.7.2. Análisis comparativo 48
Conclusiones 56
Recomendaciones 57
Referencias 59
Anexos 63
Anexo 1: Protocolo de Investigación 63
Anexo: Formato del Anteproyecto. 63
Anexo 2: Código fuente de los agentes (Pine Script v6) 77
Agente 1 — Cruce de medias EMA 77
Agente 2 — RSI (reversión a la media) 77
Agente 3 — Ruptura Donchian/ATR 78
Agente 4 — MACD (momentum) 79
Agente 5 — Bandas de Bollinger (rango) 80
Anexo 3: Reportes completos del Strategy Tester por agente 82
Agente 1 — Cruce de medias (EMA) 82
Agente 2 — RSI 84
Agente 3 — Ruptura por volatilidad (Donchian/ATR) 87
Agente 4 — MACD 89
Agente 5 — Bandas de Bollinger 91
Anexo 4: Evidencia de la segunda ejecución (prueba de estabilidad) 93
Paneles complementarios del Agente 2 96

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Componentes principales de un agente automatizado de trading.....11
Tabla 2 Indicadores técnicos aplicables al análisis automatizado de XAU/USD.14
Tabla 3 Familias de estrategias, indicador asociado y régimen de mercado del par XAU/USD.....18
Tabla 4 Atributos de calidad aplicables a agentes automatizados de trading.....24
Tabla 5 Métricas de desempeño para evaluar agentes automatizados.....25
Tabla 6 Enfoques de evaluación aplicables a agentes automatizados. 27
Tabla 7 Fases del procedimiento de la investigación. 36
Tabla 8 Especificación de reglas por agente.....39
Tabla 9 Ficha de configuración del entorno de simulación. 41
Tabla 10 Resultados comparativos del backtesting. 45
Tabla 11 Contraste entre la primera y la segunda ejecución de los agentes. 49

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1 Funcionamiento general de un agente automatizado de trading. 10
Ilustración 2 Componentes funcionales de una estrategia de trading algorítmico. 12
Ilustración 3 Indicadores técnicos utilizados en estrategias automatizadas. 15
Ilustración 4 Ejemplo conceptual de entradas, salidas, stop loss y take profit. 16
Ilustración 5 Proceso general de backtesting de una estrategia automatizada. 20
Ilustración 6 Ejemplo conceptual de un reporte de backtesting en el Strategy Tester de TradingView. 23
Ilustración 7 Reporte del Strategy Tester — Agente 1 — Cruce de medias (EMA). 43
Ilustración 8 Reporte del Strategy Tester — Agente 2 — RSI. 43
Ilustración 9 Reporte del Strategy Tester — Agente 3 — Ruptura por volatilidad (Donchian/ATR). 44
Ilustración 10 Reporte del Strategy Tester — Agente 4 — MACD. 44
Ilustración 11 Reporte del Strategy Tester — Agente 5 — Bandas de Bollinger. 45
Ilustración 12 Beneficio neto y caída máxima del capital por agente. 52
Ilustración 13 Factor de beneficio, porcentaje de aciertos y número de operaciones por agente. 53
Ilustración 14 Reporte del Strategy Tester — Agente 1 — Cruce de medias (EMA) (detalle 1). 82
Ilustración 15 Reporte del Strategy Tester — Agente 1 — Cruce de medias (EMA) (detalle 2). 82
Ilustración 16 Reporte del Strategy Tester — Agente 1 — Cruce de medias (EMA) (detalle 3). 83
Ilustración 17 Reporte del Strategy Tester — Agente 1 — Cruce de medias (EMA) (detalle 4). 83
Ilustración 18 Reporte del Strategy Tester — Agente 1 — Cruce de medias (EMA) (detalle 5). 84
Ilustración 19 Reporte del Strategy Tester — Agente 2 — RSI (detalle 1). 84
Ilustración 20 Reporte del Strategy Tester — Agente 2 — RSI (detalle 2). 85
Ilustración 21 Reporte del Strategy Tester — Agente 2 — RSI (detalle 3). 85
Ilustración 22 Reporte del Strategy Tester — Agente 3 — Ruptura por volatilidad (Donchian/ATR) (de-talle 1). 87
Ilustración 23 Reporte del Strategy Tester — Agente 3 — Ruptura por volatilidad (Donchian/ATR) (detalle 2). 87
Ilustración 24 Reporte del Strategy Tester — Agente 3 — Ruptura por volatilidad (Donchian/ATR) (detalle 3). 88
Ilustración 25 Reporte del Strategy Tester — Agente 3 — Ruptura por volatilidad (Donchian/ATR) (detalle 4). 88
Ilustración 26 Reporte del Strategy Tester — Agente 4 — MACD (detalle 1). 89
Ilustración 27 Reporte del Strategy Tester — Agente 4 — MACD (detalle 2). 89
Ilustración 28 Reporte del Strategy Tester — Agente 4 — MACD (detalle 3). 90
Ilustración 29 Reporte del Strategy Tester — Agente 4 — MACD (detalle 4). 90
Ilustración 30 Reporte del Strategy Tester — Agente 4 — MACD (detalle 5). 91
Ilustración 31 Reporte del Strategy Tester — Agente 5 — Bandas de Bollinger (detalle 1). 91

Ilustración 32 Reporte del Strategy Tester — Agente 5 — Bandas de Bollinger (detalle 2). 92
Ilustración 33 Reporte del Strategy Tester — Agente 5 — Bandas de Bollinger (detalle 3). 92
Ilustración 34 Reporte del Strategy Tester — Agente 5 — Bandas de Bollinger (detalle 4). 93
Ilustración 35 Reporte del Strategy Tester — Agente 5 — Bandas de Bollinger (detalle 5). 93
Ilustración 36 Reporte del Strategy Tester (segunda ejecución)— Agente 1 — Cruce de medias (EMA). 94
Ilustración 37 Reporte del Strategy Tester (segunda ejecución)— Agente 2 — RSI.. 94
Ilustración 38 Reporte del Strategy Tester (segunda ejecución)— Agente 3 — Ruptura por volatilidad (Donchian/ATR). 95
Ilustración 39 Reporte del Strategy Tester (segunda ejecución)— Agente 4 —MACD. 95
Ilustración 40 Reporte del Strategy Tester (segunda ejecución)— Agente 5 — Bandas de Bollinger. 96
Ilustración 41 Agente 2 — Análisis de operaciones (segunda ejecución). 96
Ilustración 42 Agente 2 — Subidas y bajadas máximas del capital (segunda ejecución). 97

INTRODUCCIÓN

La automatización de decisiones mediante algoritmos ha transformado la operativa de los mercados financieros: una parte creciente de las transacciones es ejecutada por agentes de software que aplican reglas explícitas sobre datos de mercado, sin intervención humana directa (Jukl & Lansky, 2025). Este fenómeno plantea, para la Ingeniería de Sistemas, una pregunta que trasciende lo financiero: cómo analizar y evaluar dichos agentes en tanto sistemas basados en algoritmos, atendiendo a su lógica operativa, su reproducibilidad y su desempeño como software.

El presente trabajo aborda esa pregunta mediante el análisis de cinco agentes automatizados de trading aplicados al mercado del oro (par XAU/USD), implementados en la plataforma TradingView mediante el lenguaje Pine Script y evaluados mediante procesos de backtesting en condiciones controladas y homogéneas. Los cinco agentes materializan las principales familias de estrategias del trading algorítmico, seguimiento de tendencia, reversión a la media, ruptura por volatilidad, momentum y rango lateral, lo que permite comparar comportamientos estructuralmente distintos bajo un mismo protocolo experimental.

El estudio se fundamenta metodológicamente en la Investigación en Ciencia del Diseño (DSR) y se organiza en fases secuenciales que van de la fundamentación teórica al análisis de resultados. Su alcance es descriptivo-analítico y expresamente no financiero: no busca determinar la conveniencia de invertir mediante estos agentes, sino caracterizar su eficiencia, consistencia y confiabilidad como productos de software, empleando métricas trazables generadas por el Strategy Tester de la plataforma. En este marco, el objetivo general de la investigación es analizar agentes automatizados de trading aplicados al mercado del oro mediante técnicas de backtesting en TradingView, con el fin de evaluar su comportamiento desde una

perspectiva de sistemas, considerando su desempeño operativo, su confiabilidad y su comportamiento como software, tomando como periodo de evaluación el comprendido entre el 1 de febrero y el 17 de julio de 2026.

El documento se estructura en cuatro capítulos. En el Capítulo I se plantea el problema de investigación, su justificación y los objetivos del estudio. En el Capítulo II se desarrollan los fundamentos teóricos relacionados con los agentes automatizados de trading, el backtesting y la plataforma TradingView. En el Capítulo III se describe la metodología empleada y, en el Capítulo IV, se presenta la propuesta con sus resultados, de los cuales se derivan las conclusiones y recomendaciones del estudio.

CAPÍTULO I

1.1. Planteamiento del problema

En el contexto actual de la transformación digital, los sistemas automatizados basados en algoritmos han adquirido una importancia creciente, en la medida en que responden a la necesidad de procesar con rapidez grandes volúmenes de datos. Los agentes de comercio automatizado, en este contexto, pertenecen a una categoría de sistemas informáticos que, mediante algoritmos, análisis de datos y simulaciones, son capaces de realizar tareas de acuerdo con reglas predefinidas de forma autónoma. Sin embargo, la rápida adopción de esta tecnología no ha ido acompañada de una sistematización de los enfoques para su evaluación desde la Ingeniería de Sistemas, lo que dificulta su análisis como productos de software (Olorunnimbe & Viktor, 2023).

Las herramientas tecnológicas como TradingView permiten la implementación y ejecución de estrategias automatizadas mientras realizan pruebas retrospectivas con datos históricos. Estas herramientas principalmente sirven como entornos de simulación y no como un marco completo de aseguramiento de la calidad del software. Por lo tanto, aunque estas herramientas permiten la ejecución de algoritmos, no proporcionan criterios técnicos para validar la implementación lógica, la calidad de los datos, la validación de resultados y evaluar sistemáticamente el desempeño operativo del sistema (Harvey & Liu, 2015).

Este escenario evidencia una brecha en la Ingeniería de Sistemas: si bien las herramientas de simulación se encuentran disponibles, no existe un enfoque estructurado para el análisis técnico de agentes automatizados como sistemas de software. En ausencia de procesos estructurados, se pueden esperar dificultades relacionadas con la consistencia de los resultados, la reproducibilidad de las simulaciones, el tiempo de ejecución de los algoritmos y la

fiabilidad del sistema en distintas situaciones de prueba. Además, la falta de criterios de evaluación técnica da lugar a interpretaciones arbitrarias del comportamiento del sistema y limita su comprensión como artefacto tecnológico.

Dentro de este marco, el principal problema es la escasez de metodologías sistemáticas para la evaluación de agentes automatizados de trading que integren el diseño del agente, el tratamiento de los datos y su comportamiento en entornos simulados como TradingView. Esta deficiencia dificulta describir objetivamente a los agentes de trading e identificar las limitaciones de los sistemas automatizados, lo que constituye una dificultad relevante en el ámbito de las Tecnologías de la Información y de la Ingeniería de Sistemas.

1.1.1. Formulación del problema

Actualmente no existe un enfoque estructurado orientado al análisis técnico y evaluación sistemática de agentes automatizados de trading aplicados a XAU/USD mediante procesos de backtesting en plataformas como TradingView, lo que dificulta la validación de su comportamiento, desempeño y funcionamiento como sistemas basados en algoritmos. Esta situación representa una limitación dentro del área de Ingeniería de Sistemas, debido a que las simulaciones realizadas no permiten evaluar de manera integral aspectos relacionados con la lógica operativa, la reproducibilidad de resultados, el desempeño operativo y la confiabilidad de los agentes automatizados.

¿De qué manera se puede analizar el comportamiento de agentes automatizados de trading aplicados a XAU/USD mediante procesos de backtesting en TradingView, considerando su desempeño y funcionamiento como sistemas basados en algoritmos?

1.2. Antecedentes de la investigación

En el ámbito internacional, Olorunnimbe y Viktor (2023), describen un análisis empírico sobre el uso de las técnicas de aprendizaje profundo en sistemas automatizados basados en algoritmos en la publicación "Deep Learning in the Stock Market: A Systematic Survey of

Practice, Backtesting, and Applications." El estudio describe las diversas metodologías para el procesamiento de datos históricos, así como los procedimientos de validación de modelos mediante pruebas retrospectivas, teniendo en cuenta la reproducibilidad de los resultados, la calidad de los datos y la robustez de los algoritmos. Los autores señalan la importancia de la aplicación rigurosa de marcos de evaluación a los sistemas automatizados. Este estudio respalda la evidencia del análisis técnico y práctico de los agentes automatizados, y por lo tanto, la relevancia dentro del alcance de la investigación.

Kong y So (2023), en su estudio "Análisis empírico del comercio automatizado de acciones usando aprendizaje profundo por refuerzo", construyen un análisis experimental detallado para evaluar el rendimiento de sistemas automatizados que utilizan aprendizaje profundo por refuerzo. Esta investigación investiga algoritmos individuales de actor-crítico y crea un conjunto de estrategias, implementándolos a través de simulaciones y pruebas retrospectivas en datos históricos de varios mercados. Además, se representan en sus evaluaciones el rendimiento acumulado, el ratio de Sharpe y la máxima caída. Los resultados muestran que el rendimiento de los sistemas automatizados depende en gran medida de los métodos del algoritmo y de las condiciones del entorno de prueba. El impacto significativo de este estudio se centra en proporcionar una línea de base para los métodos utilizados en el análisis experimental de agentes automatizados y destaca la necesidad de validaciones y evaluaciones de rendimiento exhaustivas.

En un contexto latinoamericano, la investigación realizada por De Castro (2025), en "AlphaX: Una estrategia de inversión en valor basada en IA para el mercado bursátil brasileño" examina la creación de modelos automatizados utilizando inteligencia artificial para el mercado bursátil brasileño. El estudio emplea métodos de aprendizaje automático, ejecuta simulaciones computacionales sobre conjuntos de datos históricos y evalúa el rendimiento de los sistemas automatizados mediante la técnica de backtesting. El estudio también resalta la

importancia de controlar el sesgo en los modelos automatizados y los procesos de validación de las estrategias de comercio automatizado, asegurando como mínimo la eliminación de sobreajuste y sesgos de anticipación, para lograr resultados más fiables y coherentes.

Los resultados indican que la validación empírica de experimentos y la utilización de métricas de rendimiento mejoran la robustez del modelo. En este sentido, este trabajo establece un precedente importante para la investigación actual, ya que ofrece una base en el análisis algorítmico, el procesamiento de datos históricos y la evaluación del rendimiento de sistemas automáticos mediante métodos de backtesting.

A nivel nacional, Zhinin Punin (2025), en la tesis "Evaluación de Bots de Trading Algorítmico bajo el Estándar ISO/IEC 29119: Un Enfoque Estratégico", desarrolla una investigación centrada en la evaluación funcional, eficiente y confiable de bots de trading basada en la norma ISO/IEC 29119. La investigación analiza el comportamiento de diferentes estrategias automatizadas basadas en volatilidad, rupturas de rango y escenarios de mercado lateral utilizando entornos simulados de MetaTrader 5 y procesos de backtesting.

Esta investigación muestra la necesidad de prácticas estandarizadas de prueba de software para evaluar el desempeño de sistemas automatizados para garantizar la calidad del software, la coherencia operativa y la fiabilidad de la respuesta de los algoritmos incorporados. Además, se utilizan métodos de medición de rendimiento y simulación para estudiar el comportamiento de los bots en diferentes entornos de mercado.

El estudio citado aborda la evaluación de agentes automatizados desde la perspectiva de la Ingeniería de Sistemas e integra automatización, backtesting, calidad del software y análisis de estrategias algorítmicas, por lo que constituye un marco de referencia directo para la presente investigación.

1.3. Justificación de la investigación

El análisis de agentes automatizados de trading desde una perspectiva tecnológica constituye un aporte relevante dentro del campo de la Ingeniería en Sistemas, debido a que estos sistemas representan una aplicación concreta de algoritmos, procesamiento de datos y automatización de procesos en entornos digitales. Este estudio adquiere importancia en este contexto ya que trata a los agentes automatizados como artefactos de software. Su evaluación no solo abarca escenarios de simulación financiera sino que también requiere la aplicación de criterios técnicos relacionados con el desempeño operativo y la calidad del sistema, así como la confiabilidad de los resultados generados (Olorunnimbe & Viktor, 2023). Por lo tanto, el estudio es relevante porque ayuda en la evaluación técnica de sistemas automatizados, los cuales actualmente presentan limitaciones en cuanto a validación, consistencia y evaluación computacional.

Desde una perspectiva de las TIC, la investigación proporciona la posibilidad de analizar de manera sistemática cómo funcionan los sistemas automatizados en grandes volúmenes de datos históricos. Esto es un componente clave en la construcción de sistemas basados en inteligencia algorítmica y automatización de procesos. La capacidad de usar TradingView como una herramienta significa que las pruebas retrospectivas pueden realizarse en un entorno controlado, permitiendo el análisis de la interacción de los algoritmos con los datos históricos y los datos resultantes, así como la evaluación de la reproducibilidad, estabilidad y comportamiento del sistema (TradingView, s. f.-a).

Además, el estudio ayuda a establecer estándares técnicos para evaluar agentes automatizados, particularmente aquellos relacionados con la identificación de limitaciones al detectar deficiencias en la ejecución algorítmica, la calidad de los datos, la trazabilidad de los

resultados y la falta de validación formal. Estas deficiencias influyen directamente en el rendimiento del sistema y pueden conducir a resultados no reproducibles, lo que exige un análisis más riguroso de la automatización del software y del procesamiento de datos.

En Ingeniería de Sistemas, especialmente en áreas de especialización que involucran algoritmos, análisis de datos, automatización y evaluación de software, la investigación constituye un punto de partida para estudiantes, investigadores y profesionales, permitiéndoles obtener una base conceptual y metodológica para estudios posteriores sobre sistemas automatizados y procesos de simulación computacional. Además, también fortalece el desarrollo y validación de soluciones tecnológicas aplicadas basadas en algoritmos en el ámbito de la Tecnología de la Información.

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo general

Analizar agentes automatizados de trading aplicados al mercado del oro mediante técnicas de backtesting en TradingView, con el fin de evaluar su comportamiento desde una perspectiva de sistemas, considerando su desempeño operativo, su confiabilidad y su comportamiento como software.

1.4.2. Objetivos específicos

- Analizar los fundamentos teóricos de los agentes automatizados, algoritmos y técnicas de backtesting, con el propósito de establecer una base conceptual desde el enfoque de la Ingeniería en Sistemas.
- Implementar agentes automatizados de trading en la plataforma TradingView mediante la programación de estrategias basadas en reglas, utilizando datos históricos del mercado del oro con el propósito de ejecutar procesos de backtesting en entornos de simulación controlados.

- Evaluar el desempeño de los agentes automatizados mediante métricas de análisis de resultados, con el fin de determinar su eficiencia, consistencia y comportamiento como sistemas de software.

1.5. Limitaciones

- Disponibilidad de tiempo, debido a que la investigación se desarrollará en un periodo académico limitado, lo que podría restringir la profundidad del análisis experimental de los agentes automatizados.
- Acceso y disponibilidad de datos históricos, ya que la calidad y cantidad de información utilizada en los procesos de backtesting dependerá del conjunto de datos históricos disponible para el par XAU/USD en la temporalidad seleccionada.
- Limitaciones tecnológicas y computacionales, considerando que el análisis y ejecución de estrategias automatizadas dependerán de las capacidades y funcionalidades disponibles dentro del entorno simulado de TradingView. En particular, la profundidad de historial intradiario accesible en la temporalidad de 15 minutos bajo el plan de suscripción utilizado delimita la ventana temporal sobre la cual es posible ejecutar el backtesting, lo que restringe la diversidad de regímenes de mercado observables y, por consiguiente, el alcance de las conclusiones.
- Ausencia de validación fuera de muestra, dado que la totalidad de la ventana histórica disponible se empleó en la evaluación de los agentes y no fue posible reservar un tramo de datos independiente para contrastar los resultados; los parámetros se fijaron a priori, sin optimización, lo que atenúa pero no elimina el riesgo de sobreajuste.

1.6. Delimitaciones

- El estudio se centrará en el análisis de agentes automatizados de trading aplicados al mercado XAU/USD mediante procesos de backtesting en TradingView.

- La investigación se limitará al análisis del comportamiento y desempeño de los agentes automatizados dentro de entornos simulados, sin contemplar operaciones financieras reales.
- El presente trabajo se enfocará en aspectos relacionados con algoritmos, automatización, procesamiento de datos y evaluación de sistemas desde la perspectiva de la Ingeniería en Sistemas.

CAPÍTULO II

2. MARCO TEÓRICO

2.1. Agentes automatizados y trading algorítmico

Los agentes automatizados de trading constituyen sistemas computacionales diseñados para procesar datos de mercado, aplicar reglas algorítmicas y generar decisiones de compra, venta o cierre de operaciones dentro de un entorno financiero. Desde la perspectiva de la Ingeniería de Sistemas, estos agentes deben analizarse como artefactos de software que reciben entradas, ejecutan una lógica programada, producen salidas observables y pueden ser evaluados mediante criterios de desempeño, confiabilidad, eficiencia y reproducibilidad. La literatura reciente sobre trading algorítmico sostiene que estos sistemas han adquirido relevancia en los mercados financieros modernos debido a su capacidad para automatizar transacciones, procesar grandes volúmenes de información y ejecutar estrategias complejas con mayor velocidad que la intervención manual (Jukl & Lansky, 2025).

El análisis de agentes automatizados no debe limitarse a observar si una estrategia genera ganancias en una simulación. También debe considerar si el algoritmo ejecuta correctamente las reglas definidas, si los datos históricos son tratados de forma adecuada, si los resultados pueden reproducirse bajo las mismas condiciones y si las métricas de desempeño reflejan una evaluación coherente del comportamiento del sistema. Olorunnimbe y Viktor (2023) resaltan que los estudios de aprendizaje profundo aplicados a mercados financieros deben prestar atención a la práctica de backtesting, debido a que la validación histórica es un requisito clave para valorar la aplicabilidad de los modelos en escenarios reales.

En el mercado del oro, representado comúnmente mediante el par XAU/USD, los agentes automatizados pueden utilizar reglas basadas en indicadores técnicos, estructuras de tendencia, rupturas de precio, medias móviles, osciladores o modelos predictivos. Sin embargo, la alta sensibilidad del oro frente a eventos macroeconómicos y cambios de volatilidad

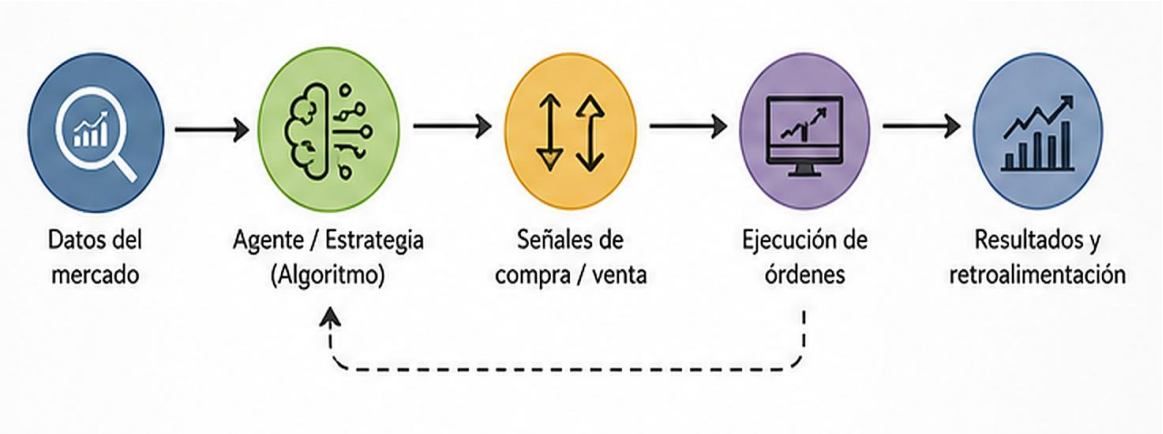
exige que la evaluación del agente sea rigurosa, especialmente cuando se utiliza una plataforma de simulación como TradingView (Harvey & Liu, 2015).

2.1.1. Concepto de agente automatizado de trading

Un agente automatizado de trading puede definirse como un programa que aplica reglas lógicas o modelos computacionales para analizar condiciones de mercado y producir señales operativas. A diferencia de una herramienta de visualización o un indicador técnico aislado, un agente automatizado incorpora una secuencia de decisiones que puede incluir condiciones de entrada, salida, gestión de riesgo, tamaño de posición, reglas de cierre, límites de pérdida y criterios de evaluación. En este sentido, el agente se comporta como un sistema basado en reglas que interactúa con datos históricos o datos en tiempo real. Kong y So (2023) explican que los sistemas automatizados de trading basados en aprendizaje por refuerzo deben evaluarse empíricamente en distintos mercados y periodos, debido a que su desempeño puede variar de forma significativa según el entorno de prueba.

Ilustración 1

Funcionamiento general de un agente automatizado de trading.



Fuente: Elaboración Propia.

2.1.2. Componentes de un agente automatizado de trading

Desde un enfoque de sistemas, un agente automatizado de trading se compone de varios módulos funcionales. Estos módulos permiten transformar datos históricos en decisiones

operativas y, posteriormente, en métricas de evaluación. En la Tabla 1 se describen los componentes principales que deben considerarse para analizar agentes automatizados aplicados al mercado del oro mediante TradingView.

Tabla 1

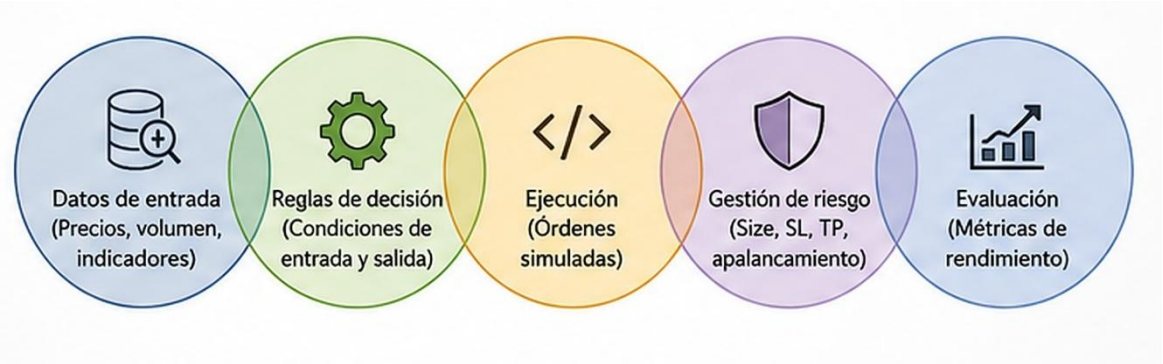
Componentes principales de un agente automatizado de trading

Componente	**Descripción**	**Aplicación en TradingView**	**Criterio de análisis**
Entrada de datos	Conjunto de precios históricos, volumen, temporalidad y valores OHLC utilizados por el algoritmo.	Datos históricos de XAU/USD cargados en el gráfico.	Calidad, disponibilidad y consistencia de los datos.
Lógica de decisión	Reglas que determinan cuándo abrir, cerrar o mantener una operación.	Condiciones programadas en Pine Script mediante funciones strategy.entry y strategy.exit.	Coherencia lógica y cumplimiento de reglas.
Gestión de riesgo	Parámetros que limitan pérdidas o definen tamaño de posición.	Configuración de stop loss, take profit, capital inicial, comisiones y deslizamiento.	Control de drawdown y exposición.
Ejecución simulada	Proceso por el cual el sistema aplica la estrategia sobre datos históricos.	Strategy Tester de TradingView.	Reproducibilidad del backtesting.
Evaluación de resultados	Conjunto de métricas que resumen el comportamiento del agente.	Reporte de rendimiento, lista de operaciones, curva de capital y drawdown.	Profit factor, porcentaje de aciertos, beneficio neto y drawdown.

Fuente: Elaboración propia con base en TradingView (s. f.-a), Kong y So (2023) y Jukl y Lansky (2025).

Ilustración 2

Componentes funcionales de una estrategia de trading algorítmico.



Fuente: Elaboración Propia.

2.2. Mercado del oro y par XAU/USD

El oro es un activo financiero de alta relevancia global, utilizado tanto como instrumento de inversión como activo refugio, reserva de valor y elemento de diversificación en portafolios. Su precio se encuentra influenciado por factores macroeconómicos, condiciones geopolíticas, expectativas de inflación, movimientos del dólar estadounidense, tasas de interés reales, demanda de bancos centrales, inversión en ETF y comportamiento de los mercados financieros. El World Gold Council (2026) reportó que la demanda total de oro en 2025 superó las 5.000 toneladas, mientras que el precio LBMA alcanzó múltiples máximos históricos, reflejando un entorno de alta actividad inversora y demanda por motivos de refugio y diversificación.

En los mercados de trading, el par XAU/USD expresa el precio del oro en dólares estadounidenses. Esto significa que su comportamiento combina la dinámica propia del metal precioso y la fortaleza relativa del dólar. Ryan et al. (2024) indican que el oro puede actuar como activo refugio, pero su capacidad protectora depende del contexto y de las causas que originan las caídas del mercado accionario. Por ello, su análisis técnico y algorítmico debe

considerar que no todos los eventos de volatilidad producen el mismo comportamiento en el precio del oro.

2.2.1. Características del oro como activo financiero

El oro presenta características que lo hacen atractivo para la construcción de estrategias automatizadas. Entre ellas se encuentran la liquidez, la sensibilidad frente a noticias macroeconómicas, la presencia de tendencias prolongadas en ciertos periodos, la reacción ante escenarios de incertidumbre y la disponibilidad de series históricas amplias. No obstante, también posee dificultades analíticas, debido a que su precio puede experimentar cambios abruptos o movimientos no lineales difíciles de capturar con reglas simples. Amini y Kalantari (2024) señalan que la predicción del precio del oro es compleja debido a su naturaleza no lineal, volatilidad y dependencia de múltiples factores económicos y políticos.

2.2.2. Factores que influyen en el comportamiento del XAU/USD

El comportamiento del XAU/USD puede estar asociado con variables como tasas de interés, inflación, índice del dólar, precios de commodities, indicadores bursátiles, volatilidad del mercado y expectativas macroeconómicas. Cohen y Aiche (2023) demuestran que la predicción del precio del oro puede beneficiarse de la incorporación de indicadores financieros externos, como índices bursátiles, volatilidad VIX, futuros de commodities y rendimientos de bonos. Esto respalda la idea de que el análisis de agentes automatizados aplicados al oro debe considerar que el activo no se mueve únicamente por patrones técnicos internos, sino también por información financiera contextual.

2.3. Análisis técnico aplicado al trading automatizado

El análisis técnico consiste en estudiar datos históricos de precio y volumen con el objetivo de identificar patrones, tendencias, zonas de soporte, resistencia, momentum o condiciones de sobrecompra y sobreventa. En sistemas automatizados, el análisis técnico se tra-

duce en reglas programables que permiten al agente identificar condiciones de entrada y salida de manera objetiva. Varela et al. (2025) utilizan indicadores técnicos como RSI y EMA dentro de un modelo automatizado de predicción y trading del oro, demostrando que estos indicadores pueden integrarse con modelos de series temporales y análisis de sentimiento para apoyar decisiones automatizadas.

En TradingView, los indicadores técnicos pueden ser implementados mediante Pine Script, permitiendo que una estrategia defina condiciones precisas de operación. Esto facilita el análisis de estrategias basadas en cruces de medias móviles, rupturas de precio, osciladores, bandas de volatilidad u otras reglas cuantificables (Rink, 2023).

2.3.1. Indicadores técnicos comunes

Los indicadores técnicos utilizados en estrategias automatizadas permiten transformar precios históricos en señales interpretables. En la Tabla 2 se presentan algunos indicadores frecuentemente empleados en agentes automatizados y su posible aplicación al mercado del oro.

Tabla 2

Indicadores técnicos aplicables al análisis automatizado de XAU/USD.

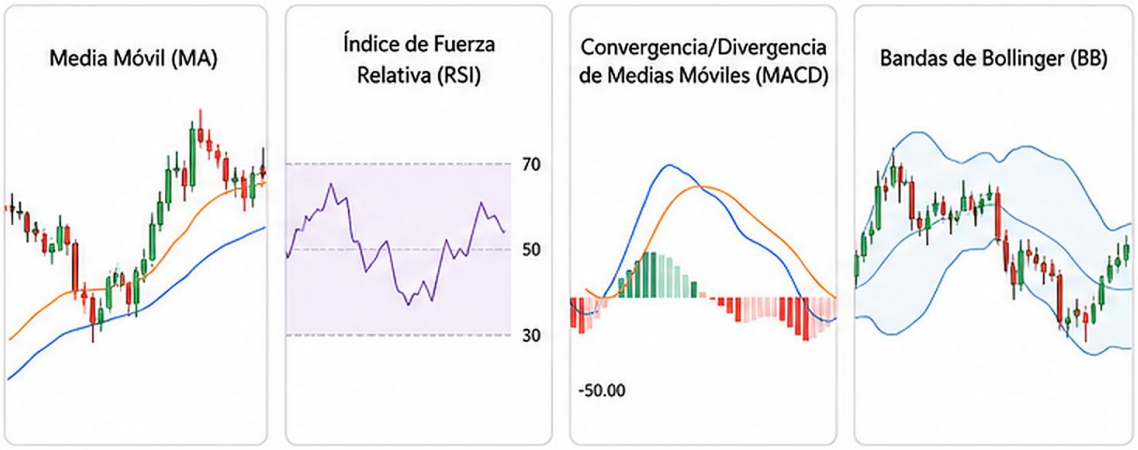
Indicador	**Función principal**	**Uso en una estrategia automatizada**	**Riesgo de interpretación**
Media móvil (MA/EMA)	Suaviza la serie de precios y permite identificar tendencias.	Entrada por cruce de medias o confirmación de dirección.	Puede generar señales tardías en mercados laterales.
RSI	Mide fuerza relativa y condiciones de sobrecompra o sobreventa.	Entrada cuando el precio sale de zonas extremas.	Puede permanecer en zonas extremas durante tendencias fuertes.
MACD	Evalúa cambios de momentum mediante medias móviles.	Entrada por cruces de línea MACD y señal.	Puede producir señales falsas en rangos estrechos.

Indicador	Función principal	Uso en una estrategia automatizada	Riesgo de interpretación
ATR	Mide volatilidad promedio del activo.	Definición dinámica de stop loss o filtros de volatilidad.	No indica dirección del precio.
Soportes y resistencias	Identifica zonas históricas de reacción del precio.	Rupturas o rebotes programados como reglas.	Puede depender de parametrización subjetiva.

Fuente: Elaboración propia con base en TradingView (s. f.-a), Varela et al. (2025) y Cohen y Aiche (2023).

Ilustración 3

Indicadores técnicos utilizados en estrategias automatizadas.



Fuente: Elaboración en base a Varela et al. (2025) y TradingView (s. f.-a).

2.3.2. Estrategias basadas en reglas

Las estrategias basadas en reglas son aquellas que utilizan condiciones explícitas, como "comprar cuando una media móvil rápida cruza por encima de una media móvil lenta" o "vender cuando el RSI supera un umbral definido". Estas estrategias son apropiadas para el análisis desde Ingeniería de Sistemas porque permiten observar con claridad la relación entre entrada, procesamiento y salida del agente. A diferencia de modelos de caja negra, las reglas

explícitas facilitan la revisión lógica, la depuración, la reproducibilidad y la comparación entre agentes (Rink, 2023).

No obstante, las estrategias basadas en reglas también pueden fallar cuando se aplican a mercados con cambios abruptos de régimen, alta volatilidad o condiciones laterales prolongadas. Kong y So (2023) muestran que el desempeño de agentes automatizados puede variar entre mercados y periodos, por lo que una estrategia debe evaluarse en distintos escenarios antes de extraer conclusiones sobre su estabilidad.

Ilustración 4

Ejemplo conceptual de entradas, salidas, stop loss y take profit.



Fuente: Elaboración en base TradingView (s. f.-a).

2.3.3. Familias de estrategias de trading algorítmico

Los indicadores técnicos descritos no operan de forma aislada, sino que se agrupan en familias de estrategias según el tipo de comportamiento del mercado que buscan aprovechar. La literatura sobre trading algorítmico organiza las estrategias basadas en reglas en un conjunto de enfoques recurrentes, cada uno asociado a un supuesto distinto sobre la dinámica del precio (Chan, 2021). Para el presente estudio se consideran cinco familias, seleccionadas por cubrir los principales regímenes de comportamiento que presenta el par XAU/USD:

Seguimiento de tendencia (trend-following). Parte del supuesto de persistencia direccional del precio: cuando se identifica una tendencia, se asume que tenderá a mantenerse. Se implementa típicamente mediante el cruce de medias móviles (MA/EMA) y resulta eficaz en

fases direccionales prolongadas, como las que el oro exhibe ante eventos macroeconómicos (Hurst et al., 2017; Rink, 2023).

Reversión a la media (mean-reversion). Supone que, tras desviaciones extremas, el precio tiende a corregir hacia su valor medio. Se apoya en osciladores como el RSI, que señalan condiciones de sobrecompra o sobreventa, y rinde mejor en mercados sin una tendencia definida (Poterba & Summers, 1988).

Ruptura por volatilidad (breakout). Busca capturar cambios de régimen cuando el precio supera los límites de un rango definido por la volatilidad reciente. Emplea canales de Donchian y el rango verdadero medio (ATR), y es especialmente pertinente para el oro por su reacción a shocks e incrementos abruptos de volatilidad (Kaufman, 2013).

Momentum. Se fundamenta en la fuerza o aceleración del movimiento del precio más que en su sola dirección. Utiliza indicadores como el MACD, que evalúa la convergencia y divergencia de medias móviles para anticipar la continuación o el agotamiento de un movimiento (Hutchinson et al., 2022; Moskowitz et al., 2012).

Rango lateral u oscilación (range trading). Diseñada para mercados en consolidación sin tendencia definida, opera entre niveles de soporte y resistencia apoyándose en las Bandas de Bollinger. Es la familia que aborda el escenario lateral, en el que las estrategias de tendencia tienden a generar señales falsas (Kaufman, 2013).

Conviene precisar por qué los cinco agentes constituyen familias distintas aun cuando algunos comparten insumos. El Agente 4 (MACD) y el Agente 1 (cruce de EMA) utilizan medias móviles exponenciales, pero su regla de decisión es de naturaleza diferente: el Agente 1 opera cuando la EMA rápida cruza a la lenta, es decir, cuando la diferencia entre ambas cambia de signo (dirección del precio); el Agente 4 no opera en ese cruce, sino cuando la línea MACD (diferencia EMA 12 − EMA 26) cruza a su propia media de 9 periodos, lo que equivale a detectar un cambio en la velocidad con que las medias se separan o se acercan

(aceleración del movimiento). Por ello, el MACD suele anticiparse al cruce de medias, produce señales en momentos distintos y, además, ambos agentes emplean periodos diferentes (20/50 frente a 12/26/9), de modo que sus conjuntos de operaciones no coinciden, como confirman sus resultados (Tabla 10). De manera análoga, los Agentes 2 (RSI) y 5 (Bandas de Bollinger) son ambos contratendencia, pero responden a supuestos distintos: el RSI es un oscilador acotado que mide el impulso de los cierres en una ventana fija de 14 periodos y dispara en umbrales absolutos (30/70), con independencia de la dispersión del precio, y sale en el nivel neutro de 50; las Bandas de Bollinger, en cambio, definen la zona de entrada en función de la volatilidad reciente (SMA 20 ± 2 desviaciones estándar), de modo que la señal se adapta a la amplitud del rango, y la salida se produce al regresar el precio a la media. El primero responde a extremos de impulso y el segundo a extremos de dispersión, por lo que se los clasifica, respectivamente, como reversión a la media y rango lateral, siguiendo la taxonomía de (Kaufman, 2013).

Estas cinco familias constituyen el fundamento conceptual de los cinco agentes automatizados evaluados en el Capítulo III (véase la Sección 3.6.2), garantizando que cada agente responda a un enfoque teóricamente sustentado y no a una elección arbitraria. Su correspondencia se sintetiza en la siguiente tabla:

Tabla 3

Familias de estrategias, indicador asociado y régimen de mercado del par XAU/USD.

Familia de estrategia	**Indicador(es) asociado(s)**	**Régimen de mercado que aprovecha**	**Agente correspondiente (Cap. III)**
Seguimiento de tendencia	Media móvil (MA/EMA)	Tendencia direccional prolongada	Agente 1: Cruce de medias móviles
Reversión a la media	Índice de fuerza relativa (RSI)	Mercado sin tendencia;	Agente 2: RSI

Familia de estrategia	Indicador(es) asociado(s)	Régimen de mercado que aprovecha	Agente correspondiente (Cap. III)
		correcciones tras extremos	
Ruptura por volatilidad	Canales de Donchian; rango verdadero medio (ATR)	Cambios de régimen; alta volatilidad	Agente 3: Donchian/ATR
Momentum	MACD	Aceleración o continuación del movimiento	Agente 4: MACD
Rango lateral u oscilación	Bandas de Bollinger; soportes y resistencias	Consolidación lateral sin tendencia	Agente 5: Bandas de Bollinger

Fuente: Elaboración propia con base en Hurst et al. (2017), Poterba y Summers (1988), Deng et al. (2023), Moskowitz et al. (2012) y Kaufman (2013).

2.4. Backtesting

El backtesting es el proceso de aplicar una estrategia de trading sobre datos históricos para simular cómo habría funcionado en el pasado. Su finalidad es evaluar el comportamiento del sistema antes de ejecutarlo en escenarios reales (Harvey & Liu, 2015).

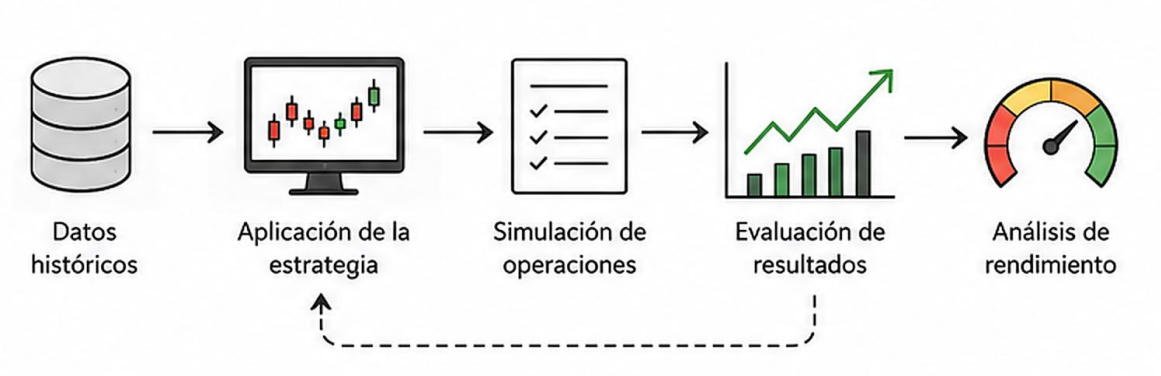
En el contexto de TradingView, el backtesting se realiza mediante estrategias escritas en Pine Script y evaluadas en el Strategy Tester, el cual muestra resultados hipotéticos de desempeño de la estrategia (TradingView, s. f.-b).

Desde la Ingeniería de Sistemas, el backtesting puede comprenderse como un mecanismo de verificación experimental del comportamiento algorítmico. Permite analizar si el agente ejecuta reglas correctamente, si produce resultados consistentes, si el desempeño cambia con los parámetros y si existen limitaciones de datos o simulación. Olorunnimbe y Viktor

(2023) enfatizan que la evaluación mediante backtesting es un requisito importante en investigaciones aplicadas a mercados financieros, debido a que permite observar si el modelo tiene potencial práctico más allá del diseño teórico.

Ilustración 5

Proceso general de backtesting de una estrategia automatizada.



Fuente: Elaboración propia

2.4.1. Importancia del backtesting en sistemas automatizados

La importancia del backtesting radica en que permite observar el comportamiento histórico del agente sin exponer capital real. En investigaciones académicas, este procedimiento facilita la comparación entre estrategias, la evaluación de métricas, la identificación de debilidades y la revisión de la robustez del algoritmo. Kong y So (2023) aplican experimentos repetidos de backtesting para evaluar agentes de trading en distintos mercados, lo que evidencia la utilidad de este método para estudiar estabilidad y variación del desempeño.

Sin embargo, el backtesting no garantiza resultados futuros. De Castro (2025) advierte que muchas estrategias muestran desempeños favorables en simulaciones históricas, pero se deterioran en mercados reales debido a problemas como sobreajuste, sesgo de anticipación y diferencias entre datos simulados y condiciones de ejecución real. Por ello, la interpretación de los resultados debe ser cuidadosa y debe enfocarse en el análisis técnico del comportamiento del agente, no en la promesa de rentabilidad futura.

2.4.2. Sesgos y limitaciones del backtesting

El backtesting puede verse afectado por diferentes sesgos. El sesgo de anticipación ocurre cuando la estrategia utiliza información que no estaba disponible en el momento simulado. El sobreajuste aparece cuando los parámetros se ajustan excesivamente a los datos históricos, produciendo resultados artificialmente buenos que no se generalizan. También existen limitaciones relacionadas con costos de transacción, deslizamiento, liquidez, calidad de datos y tipo de gráfico utilizado (Arian et al., 2024).

2.4.3. Backtesting en TradingView

TradingView define las estrategias como scripts escritos en Pine Script capaces de enviar, modificar, ejecutar y cancelar órdenes de compra o venta, además de simular operaciones directamente sobre el gráfico. La plataforma permite realizar backtesting sobre datos históricos y forward testing en tiempo real conforme se actualiza el gráfico (TradingView, s. f.-b).

El Strategy Tester de TradingView muestra información sobre el rendimiento hipotético de la estrategia. Según la documentación oficial, el informe de la estrategia se organiza en dos pestañas principales: Métricas (Metrics), que agrupa las secciones de estadísticas clave, detalle de retornos, análisis de operaciones, subidas y bajadas del capital y eficiencia del capital; y Operaciones (Trades), que lista cronológicamente cada operación simulada con su número, dirección, precios de entrada y salida y resultado. Además, permite visualizar la curva de capital, el drawdown y las operaciones cerradas directamente en el gráfico (TradingView, s. f.-a).

2.5. TradingView y Pine Script

TradingView es una plataforma de análisis financiero que permite visualizar gráficos, aplicar indicadores, programar estrategias y evaluar simulaciones históricas. Su importancia

para esta investigación se encuentra en que integra datos de mercado, entorno de programación y herramientas de backtesting dentro de una misma plataforma. Para crear estrategias automatizadas, TradingView utiliza Pine Script, un lenguaje diseñado para construir indicadores y estrategias aplicables sobre gráficos financieros (TradingView, s. f.-a).

La documentación oficial de TradingView señala que una estrategia se declara mediante la función strategy() y puede utilizar comandos especiales como strategy.entry y strategy.exit para definir órdenes y salidas. Esto permite programar reglas de entrada, salida y gestión del riesgo, generando un entorno adecuado para analizar agentes automatizados basados en reglas (TradingView, s. f.-b).

2.5.1. Pine Script como entorno de programación

Pine Script facilita la creación de algoritmos de trading mediante instrucciones orientadas al análisis de series temporales. Al ser un lenguaje integrado en TradingView, permite que el algoritmo interactúe directamente con el gráfico, los datos históricos y el Strategy Tester. Desde la Ingeniería de Sistemas, Pine Script puede considerarse un entorno de desarrollo específico para prototipar y evaluar estrategias algorítmicas (TradingView, s. f.-a).

2.5.2. Strategy Tester

El Strategy Tester es el módulo de TradingView encargado de visualizar el desempeño hipotético de una estrategia. Este módulo muestra la evolución de la curva de capital, el drawdown, el resumen de desempeño y la lista cronológica de operaciones simuladas. Según TradingView (s. f.-a), el reporte de desempeño permite examinar métricas separadas para operaciones largas, cortas y totales, lo que contribuye al análisis detallado del comportamiento del agente.

Ilustración 6

Ejemplo conceptual de un reporte de backtesting en el Strategy Tester de TradingView.



Fuente: Elaboración basada en TradingView (s. f.-a). Nota: representación conceptual; no corresponde a los resultados del Capítulo IV.

2.6. Calidad del software en agentes automatizados

Los agentes automatizados de trading pueden ser evaluados como productos de software. Esto implica analizar atributos como funcionalidad, rendimiento, confiabilidad, mantenibilidad, seguridad y compatibilidad. La norma ISO/IEC 25010:2023 define un modelo de calidad del producto aplicable a productos de software y productos TIC, estableciendo características que pueden utilizarse para especificar, medir y evaluar la calidad de un sistema (International Organization for Standardization; International Electrotechnical Commission, 2023).

2.6.1. Atributos de calidad aplicables al estudio

Los atributos de calidad más pertinentes para el análisis de agentes automatizados en TradingView son adecuación funcional, eficiencia de desempeño, fiabilidad y mantenibili-

dad. Estos atributos permiten evaluar si el agente cumple su lógica definida, si ejecuta la estrategia de forma eficiente, si produce resultados consistentes y si el código puede ser revisado o ajustado. En la Tabla 4 se presenta su relación con el estudio.

Tabla 4

Atributos de calidad aplicables a agentes automatizados de trading.

Atributo	**Interpretación en el agente de trading**	**Evidencia observable en TradingView**
Adecuación funcional	Capacidad del agente para ejecutar las reglas programadas.	Operaciones abiertas y cerradas según condiciones establecidas.
Eficiencia de desempeño	Capacidad de procesar datos y generar resultados sin errores visibles o retrasos relevantes en la simulación.	Ejecución correcta del script y resultados del Strategy Tester.
Fiabilidad	Consistencia de resultados bajo el mismo conjunto de reglas y datos.	Repetición del backtesting con iguales parámetros.
Mantenibilidad	Facilidad para modificar parámetros, depurar código o ajustar reglas.	Claridad del script y estructura del código Pine Script.

Fuente: Elaboración propia con base en ISO/IEC 25010:2023, TradingView (s. f.-a) y Olorunnimbe y Viktor (2023).

2.7. Métricas de desempeño en backtesting

Las métricas de desempeño permiten resumir el comportamiento de una estrategia automatizada durante una simulación histórica. Estas métricas no deben interpretarse de forma aislada, ya que una estrategia puede presentar alto porcentaje de operaciones ganadoras, pero pérdidas mayores en las operaciones negativas. Por ello, el análisis debe combinar rentabilidad, riesgo, estabilidad y cantidad de operaciones (Pardo, 2008).

TradingView (s. f.-b), presenta métricas como curva de capital, drawdown, resumen de desempeño y lista de operaciones. Kong y So (2023) emplean medidas como retorno acumulado, comparación con índices de referencia y análisis de estabilidad entre experimentos para evaluar agentes automatizados.

2.7.1. Métricas principales

Las principales métricas que pueden utilizarse en el análisis son beneficio neto, factor de beneficio, porcentaje de operaciones ganadoras, drawdown máximo, número total de operaciones, promedio por operación y evolución de la curva de capital. En la Tabla 5 se sintetiza su utilidad.

Tabla 5

Métricas de desempeño para evaluar agentes automatizados.

Métrica	**Descripción**	**Uso en el análisis**
Beneficio neto	Resultado acumulado de la estrategia al finalizar el backtesting.	Permite observar el resultado global de la simulación.
Factor de beneficio	Relación entre ganancias brutas y pérdidas brutas.	Evalúa si la estrategia produce más ganancias que pérdidas.
Porcentaje de aciertos	Proporción de operaciones ganadoras frente al total.	Permite medir frecuencia de operaciones exitosas.
Drawdown máximo	Mayor caída desde un pico de capital hasta un mínimo posterior.	Evalúa exposición al riesgo y estabilidad.
Número de operaciones	Cantidad total de operaciones generadas por el agente.	Permite identificar sobreoperación o baja actividad.
Curva de capital	Evolución acumulada del capital simulado.	Permite observar estabilidad o deterioro progresivo.

Fuente: Elaboración propia

2.8. Diseño de estrategias automatizadas para XAU/USD

El diseño de estrategias automatizadas para XAU/USD consiste en formalizar, como un conjunto de reglas explícitas y programables, las condiciones bajo las cuales un agente de software abre, gestiona y cierra posiciones sobre el par oro/dólar. Toda estrategia de este tipo se compone de una regla de entrada, una regla de salida, un mecanismo de gestión del riesgo y una temporalidad de análisis definida. La calidad del diseño no depende de la complejidad de las reglas, sino de que estas sean claras, verificables y reproducibles, de modo que la estrategia pueda evaluarse objetivamente mediante backtesting y sus resultados puedan replicarse bajo las mismas condiciones (Pardo, 2008).

En el caso particular del oro, el diseño debe tener en cuenta la elevada sensibilidad del activo frente a eventos macroeconómicos y a cambios de régimen de volatilidad, lo que exige que las reglas se fijen a priori y se documenten junto con sus parámetros, evitando ajustarlas repetidamente sobre los mismos datos históricos. Desde la Ingeniería de Sistemas, cada estrategia así definida constituye la especificación funcional del agente: el insumo a partir del cual se implementa el código y se verifica su comportamiento en un entorno de simulación controlado (Chan, 2021).

2.8.1. Tipos de agentes basados en reglas

Para el análisis experimental, pueden considerarse agentes basados en tendencias, reversión a la media, momentum o rupturas. Los agentes de tendencia buscan capturar movimientos direccionales prolongados; los agentes de reversión intentan operar retornos hacia valores medios; los agentes de momentum aprovechan aceleraciones del precio; y los agentes de ruptura operan cuando el precio supera niveles relevantes. La selección de estos agentes permite comparar distintos comportamientos algorítmicos sobre el mismo activo (Rink, 2023).

2.8.2. Control de parámetros

Los parámetros influyen directamente en el resultado del backtesting. Cambios en periodos de medias móviles, niveles de RSI, tamaño de stop loss o temporalidad pueden modificar el desempeño del agente. Por ello, el análisis debe registrar cada configuración utilizada (Arian et al., 2024). TradingView (s. f.-a) indica que los parámetros de una estrategia afectan el cálculo y los resultados, lo cual exige controlar las condiciones de prueba para asegurar la comparabilidad entre agentes.

2.9. Comparación de enfoques para evaluación de agentes automatizados

La evaluación de agentes automatizados puede abordarse desde diferentes enfoques: análisis financiero, análisis algorítmico, calidad del software y simulación histórica. En esta investigación, se prioriza el enfoque de Ingeniería de Sistemas, por lo que el análisis se concentra en el comportamiento del algoritmo, la consistencia de los resultados, las métricas de backtesting y la calidad del sistema como software.

Tabla 6

Enfoques de evaluación aplicables a agentes automatizados.

Enfoque	Propósito	Ventajas	Limitaciones
Financiero	Evaluar rentabilidad y riesgo de la estrategia.	Permite comparar resultados económicos.	Puede ignorar calidad del software y reproducibilidad.
Algorítmico	Analizar lógica, reglas, parámetros y comportamiento computacional.	Adecuado para Ingeniería de Sistemas.	No garantiza rentabilidad real.
Calidad del software	Evaluar atributos como funcionalidad, eficiencia y fiabilidad.	Permite valorar al agente como sistema.	Requiere criterios claros de medición.
Backtesting histórico	Simular el agente sobre datos pasados.	Permite experimentación controlada.	Puede sufrir sesgos y no predice resultados futuros.

Fuente: Elaborado en base a ISO/IEC 25010:2023, Olorunnimbe y Viktor (2023), Trading-View (s. f.-a) y de Castro (2025).

2.10. Fundamento metodológico: la Investigación en Ciencia del Diseño (DSR)

El presente estudio se sustenta metodológicamente en la Investigación en Ciencia del Diseño (Design Science Research, DSR) y en un procedimiento organizado por fases. Dado que las unidades de análisis son agentes automatizados, es decir, artefactos de software que se construyen y posteriormente se evalúan, resulta necesario justificar el marco metodológico que orienta ese proceso antes de describir su aplicación en el Capítulo III.

2.10.1. Justificación del uso de la Investigación en Ciencia del Diseño

La Investigación en Ciencia del Diseño, propuesta por Hevner et al. (2004), es un paradigma de investigación en Sistemas de Información orientado a generar conocimiento mediante la construcción y la evaluación rigurosa de artefactos tecnológicos. A diferencia de los enfoques puramente descriptivos o explicativos, la DSR se centra en resolver un problema práctico mediante el diseño de una solución y en analizar su comportamiento a través de una evaluación sistemática.

Su elección se justifica porque los agentes automatizados de trading constituyen artefactos de software que este estudio diseña, implementa y evalúa. El conocimiento no proviene de la observación de sujetos, sino del proceso de construir dichos agentes y de medir su desempeño mediante backtesting, lo que corresponde al propósito de la DSR y resulta coherente con la naturaleza aplicada de la Ingeniería de Sistemas. Peffers et al. (2007) operacionalizan este paradigma en un conjunto de actividades, identificación del problema, definición de objetivos, diseño y desarrollo, demostración, evaluación y comunicación que sirven de referencia general para estructurar la investigación.

2.10.2. Justificación del procedimiento por fases

Coherente con la lógica de construcción y evaluación de la DSR, el estudio organiza su desarrollo en fases secuenciales que van desde la fundamentación teórica hasta el análisis de los resultados. Este procedimiento por fases permite ordenar el trabajo, asegurar la trazabilidad entre el diseño de cada agente y su evaluación, y garantizar la reproducibilidad de las simulaciones, condición esencial cuando los objetos de estudio son sistemas de software (Olorunnimbe & Viktor, 2023).

El enfoque por fases es, además, práctica habitual en la evaluación de sistemas automatizados de trading, donde el comportamiento de los agentes se analiza de manera estructurada sobre datos históricos antes de extraer conclusiones (Kong & So, 2023). La descripción operativa de estas fases, con sus actividades y productos verificables, se detalla en el Capítulo III (Sección 3.5), mientras que en este apartado se establece únicamente su fundamento conceptual.

CAPÍTULO III

3. MARCO METODOLÓGICO

3.1. Enfoque de la investigación

La presente investigación adopta un enfoque cuantitativo, debido a que el análisis de los agentes automatizados de trading aplicados al mercado del oro (XAU/USD) se sustenta en la medición objetiva y numérica de su comportamiento durante los procesos de backtesting ejecutados en TradingView. Bajo este enfoque, el desempeño de cada agente se expresa mediante métricas verificables, tales como el beneficio neto, el factor de beneficio, la tasa de aciertos, la máxima caída y el número de operaciones, lo que permite caracterizar de manera precisa su eficiencia, consistencia y confiabilidad como sistemas de software.

La elección del enfoque cuantitativo resulta coherente con el problema de investigación planteado en el Capítulo I, puesto que la ausencia de un procedimiento estructurado para evaluar agentes automatizados exige la aplicación de criterios de medición estandarizados, susceptibles de comparación entre agentes y de repetición bajo las mismas condiciones de simulación. De este modo, los datos recolectados provienen de la ejecución controlada de las estrategias sobre datos históricos, y no de apreciaciones subjetivas sobre su funcionamiento.

3.2. Tipo y nivel de la investigación

Según su finalidad, la investigación es de tipo aplicada, ya que utiliza conocimientos consolidados de la Ingeniería de Sistemas, tales como algoritmos, automatización, simulación computacional y criterios de calidad del software, para resolver un problema concreto: la carencia de un procedimiento sistemático para analizar agentes automatizados de trading en entornos simulados. Según la fuente de los datos, corresponde a una investigación de campo desarrollada en un entorno digital controlado, dado que la información se obtiene directamente de la ejecución de los agentes en la plataforma TradingView, complementada con una fase documental orientada a la fundamentación teórica del estudio.

Asimismo, según la temporalidad de los datos analizados, el estudio posee un carácter retrospectivo, pues el backtesting consiste en aplicar las estrategias programadas sobre series históricas de precios del par XAU/USD, sin contemplar operaciones en tiempo real ni la utilización de recursos financieros reales, conforme a las delimitaciones establecidas en el Capítulo I.

El nivel de la investigación es descriptivo-analítico. Es descriptivo porque caracteriza técnicamente a los agentes automatizados de trading, detallando su lógica de decisión, sus reglas de entrada y salida, sus parámetros de gestión de riesgo y su comportamiento observable durante la simulación. Es analítico porque descompone el desempeño de cada agente en dimensiones e indicadores medibles, examina la relación entre la configuración algorítmica de las estrategias y los resultados obtenidos en el backtesting, y compara el comportamiento de los agentes entre sí bajo condiciones homogéneas de prueba.

Este nivel resulta pertinente frente a la pregunta de investigación, ya que permite explicar de qué manera puede analizarse el comportamiento de los agentes automatizados como sistemas basados en algoritmos, sin pretender establecer relaciones causales generalizables ni formular predicciones sobre el comportamiento futuro del mercado.

3.3. Población y muestra

La población de estudio está constituida por los agentes automatizados de trading basados en reglas que pueden implementarse y ejecutarse en la plataforma TradingView mediante el lenguaje Pine Script, y que resultan aplicables al análisis del par XAU/USD sobre datos históricos. Dado que se trata de sistemas de software y no de personas, la unidad de análisis corresponde a cada agente automatizado y a las ejecuciones de backtesting realizadas sobre él.

A partir de esta población, se seleccionó una muestra mediante muestreo no probabilístico intencional, conformada por cinco (5) agentes automatizados de trading, cada uno representativo de una familia de estrategia técnica distinta: (1) agente seguidor de tendencia basado en cruce de medias móviles (EMA/SMA); (2) agente de reversión a la media basado en el índice de fuerza relativa (RSI); (3) agente de ruptura por volatilidad basado en canales de Donchian y el rango verdadero medio (ATR); (4) agente de momentum basado en el MACD; y (5) agente de rango lateral basado en Bandas de Bollinger. La selección intencional responde a la necesidad de contar con agentes representativos de distintos enfoques algorítmicos de trading, cuyas reglas puedan programarse, documentarse y verificarse en su totalidad dentro del entorno de TradingView.

Al tratarse de una muestra no probabilística, se reconoce que la validez externa del estudio es limitada: los hallazgos no son generalizables a todos los agentes automatizados existentes, sino que deben interpretarse como un análisis técnico detallado de los casos seleccionados, coherente con el alcance descriptivo-analítico de la investigación y con las delimitaciones establecidas en el Capítulo I.

La definición de al menos cinco agentes garantiza la cobertura de los principales regímenes de comportamiento que presenta el par XAU/USD tendencia, reversión a la media, ruptura por volatilidad, momentum y lateralidad, así como la comparabilidad entre las estrategias evaluadas. Cabe precisar que, al tratarse de un muestreo no probabilístico intencional aplicado sobre una población teórica de carácter infinito, no resulta pertinente la fórmula estadística de cálculo del tamaño muestral, propia de poblaciones finitas y de selección aleatoria; en su lugar, la suficiencia de la muestra se sustenta en la representatividad de las familias de estrategia seleccionadas y en la factibilidad del análisis técnico detallado de cada agente.

Para la conformación de la muestra se aplicaron los siguientes criterios:

Criterios de inclusión:

- Agentes cuya lógica de decisión pueda programarse íntegramente en Pine Script mediante las funciones de estrategia de TradingView (strategy.entry y strategy.exit).
- Estrategias basadas en reglas explícitas y verificables, con condiciones de entrada, salida y gestión de riesgo claramente definidas.
- Agentes ejecutables sobre el conjunto de datos históricos del par XAU/USD definido para el estudio, en el periodo y la temporalidad establecidos.
- Estrategias de lógica determinista, cuyos resultados sean estables al repetir la ejecución bajo la misma configuración; la verificación de esta condición se documenta en la Sección 4.7.

Criterios de exclusión:

- Agentes cuyo código fuente no sea accesible o cuya lógica interna no pueda documentarse, lo que impediría su análisis como sistemas de software.
- Estrategias que requieran datos, indicadores o servicios externos no disponibles dentro del entorno de simulación de TradingView.
- Agentes cuya lógica de decisión, por su propia naturaleza, no permita prever la generación de un número de operaciones suficiente en la ventana evaluada; el cumplimiento efectivo del umbral mínimo de treinta operaciones se verifica tras la primera ejecución, como criterio de validez del resultado y no como criterio de selección previa (véase la Sección 3.6).
- Sistemas orientados a la ejecución de operaciones con dinero real, por encontrarse fuera de las delimitaciones del estudio.

Complementariamente a la muestra de agentes, el estudio contempla una población y una muestra de datos. La población de datos está constituida por la totalidad de las observaciones históricas de precios del par XAU/USD en la temporalidad de 15 minutos. La muestra

corresponde al conjunto de datos efectivamente utilizado en la ejecución del backtesting, comprendido entre el 1 de febrero y el 17 de julio de 2026, esto es, una ventana continua de aproximadamente cinco meses y medio de cotizaciones en la temporalidad de 15 minutos. La delimitación de esta ventana obedece a la profundidad de historial intradiario efectivamente disponible en el Strategy Tester de TradingView para la temporalidad de 15 minutos bajo el plan de suscripción utilizado, y se asume de manera explícita como una restricción técnica del entorno de simulación. De forma complementaria, se dispone de una exportación de la plataforma MetaTrader 5 para el par XAU/USD en la misma temporalidad, con campos de fecha, hora, apertura, máximo, mínimo, cierre, volumen de ticks, volumen real y spread, empleada exclusivamente para la caracterización descriptiva del activo; cabe precisar que el campo de volumen real se encuentra en cero en la totalidad de los registros, por lo que el único volumen disponible para el análisis es el volumen de ticks. La ejecución de las estrategias, en cambio, se realiza sobre el flujo histórico de precios provisto por TradingView para el mismo activo y temporalidad, dado que el Strategy Tester opera sobre los datos de la propia plataforma. La ventana seleccionada garantiza que cada agente genere un número de operaciones muy superior al mínimo requerido (treinta) para el cálculo de sus métricas de desempeño; no obstante, se reconoce que, por su extensión acotada, no comprende una diversidad amplia de regímenes de mercado, circunstancia que se considera al interpretar los resultados en el Capítulo IV. Los parámetros del entorno de simulación se detallan en el Capítulo IV (Tabla 9).

3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos

La técnica principal de recolección de datos es la observación estructurada del comportamiento de los agentes automatizados durante la ejecución del backtesting en TradingView. Esta técnica permite registrar de manera sistemática el cumplimiento de las reglas programadas, las operaciones simuladas generadas y las métricas de desempeño producidas por

la plataforma, bajo condiciones controladas e idénticas para todos los agentes. De manera complementaria, se emplea el análisis documental para la revisión de la literatura especializada, de la documentación oficial de TradingView y Pine Script, y de los reportes generados por la plataforma.

Los instrumentos de recolección utilizados son los siguientes:

- **Strategy Tester de TradingView:** módulo de la plataforma que ejecuta las estrategias sobre los datos históricos y genera de forma automática el reporte de rendimiento, la lista de operaciones, la curva de capital y las métricas de desempeño de cada agente.
- **Scripts en Pine Script:** programas que materializan la lógica de cada agente y que constituyen, a la vez, el objeto de análisis y el medio para producir los datos de la simulación.
- **Fichas de registro de resultados:** matrices elaboradas por la investigadora para transcribir, por cada agente y cada ejecución, los valores de beneficio neto, factor de beneficio, tasa de aciertos, máxima caída y número de operaciones, junto con la configuración utilizada.
- **Matriz comparativa de desempeño:** instrumento de consolidación que organiza las métricas de todos los agentes en una estructura común, como insumo para el análisis comparativo del Capítulo IV. Esta matriz, ya aplicada, corresponde a la Tabla 10 (Sección 4.6) y, para la prueba de estabilidad, a la Tabla 11.

3.5. Fases de la investigación

El procedimiento se organiza en fases secuenciales, coherentes con el paradigma de la Investigación en Ciencia del Diseño fundamentado en la Sección 2.10 y con su lógica de construcción y evaluación de artefactos de software. Las siete fases descritas a continuación operacionalizan las actividades propuestas por Peffers et al. (2007): la Fase 1 corresponde a

la identificación del problema y a la definición de los objetivos de la solución; las Fases 2 y 3, al diseño y desarrollo del artefacto; las Fases 4 y 5, a su demostración en un entorno controlado; las Fases 6 y 7, a la evaluación del artefacto; y la redacción del presente informe, a la actividad de comunicación.

Las fases, sus actividades y sus productos verificables, alineados con los objetivos específicos y con el cronograma del proyecto aprobado, se detallan en la Tabla 7.

Tabla 7

Fases del procedimiento de la investigación.

Fase	**Descripción**	**Producto verificable**
Fase 1. Fundamentación teórica	Revisión bibliográfica sobre agentes automatizados, trading algorítmico, backtesting y criterios de calidad del software, desarrollada en los Capítulos I y II.	Matriz de revisión bibliográfica; marco teórico.
Fase 2. Diseño de las estrategias	Definición de las reglas de entrada, salida y gestión de riesgo de cada agente automatizado, a partir de indicadores técnicos aplicables al par XAU/USD.	Especificación de reglas por agente.
Fase 3. Implementación en TradingView	Programación de cada agente en Pine Script mediante las funciones de estrategia de la plataforma (strategy.entry, strategy.exit) y verificación de su compilación y ejecución.	Código fuente de los scripts; configuraciones registradas.
Fase 4. Configuración del entorno de simulación	Establecimiento de condiciones homogéneas de prueba: activo XAU/USD, periodo histórico, temporalidad, capital inicial, comisiones y deslizamiento, idénticas para todos los agentes.	Ficha de configuración del entorno.
Fase 5. Ejecución del backtesting	Ejecución de cada agente sobre los datos históricos provistos por la plataforma, mediante el Strategy Tester, con repetición de las ejecuciones para evaluar la estabilidad y la reproducibilidad de los resultados.	Reportes de rendimiento generados por TradingView.

Fase	Descripción	Producto verificable
Fase 6. Recolección y organización de resultados	Registro de las métricas de desempeño de cada agente en las fichas de observación estructurada y consolidación en una base de datos comparativa.	Base de datos de resultados; fichas de registro.
Fase 7. Análisis e interpretación	Procesamiento estadístico descriptivo y análisis comparativo del desempeño de los agentes, en función de las métricas de desempeño definidas para el estudio.	Tablas y gráficos comparativos; insumos del Capítulo IV.

Fuente: Elaboración propia.

El periodo, la temporalidad, el número de barras y la fuente de los datos, así como el capital inicial (10 000 USD), la comisión (0,02 % por operación), el deslizamiento (5 ticks) y la versión de Pine Script (v6), se detallan en el Capítulo IV (Tabla 9).

3.6. Tratamiento y análisis de la información

Los datos generados por el backtesting se procesan mediante estadística descriptiva, utilizando tablas de frecuencias, medidas de resumen y gráficos comparativos que permiten caracterizar el desempeño de cada agente en función de los indicadores de desempeño definidos para el estudio. El procesamiento se realiza a partir de los reportes exportados desde TradingView, organizados en las fichas de registro y consolidados en la matriz comparativa mediante una hoja de cálculo Microsoft Excel.

En relación con los atributos evaluados en el tercer objetivo específico, el beneficio neto y el factor de beneficio evidencian la eficiencia del agente; el número de operaciones y la estabilidad de la curva de capital reflejan su consistencia; y la estabilidad de las métricas al repetir la ejecución bajo la misma configuración da cuenta de su confiabilidad como sistema de software.

El análisis se desarrolla en dos niveles. En el nivel individual, se examina el comportamiento de cada agente, verificando la coherencia entre las reglas programadas y las operaciones ejecutadas, así como la estabilidad de sus métricas entre ejecuciones repetidas. En el nivel comparativo, se contrastan los resultados de todos los agentes bajo las mismas condiciones de simulación, con el propósito de identificar cuáles estrategias presentan mayor eficiencia, consistencia y confiabilidad como sistemas de software. Los resultados de este procesamiento se presentan y discuten en el Capítulo IV, evitando cualquier interpretación orientada a la recomendación de inversiones, en concordancia con el alcance del estudio.

CAPÍTULO IV

4. PROPUESTA

4.1. Introducción

El presente capítulo desarrolla la propuesta de la investigación, consistente en la aplicación del procedimiento por fases definido en la Sección 3.5 a los cinco agentes automatizados de trading seleccionados. A partir de la fundamentación teórica establecida en los Capítulos I y II (Fase 1), se abordan el diseño de las estrategias (Fase 2), su implementación en TradingView (Fase 3), la configuración del entorno de simulación (Fase 4), la ejecución del backtesting (Fase 5), la recolección y organización de los resultados (Fase 6) y su análisis e interpretación (Fase 7). Los apartados descriptivos presentan el planteamiento de cada fase, mientras que los resultados numéricos obtenidos en TradingView se presentan en las Tablas 10 y 11 y en las Ilustraciones 7 a 13.

4.2. Diseño de las estrategias (Fase 2)

En esta fase se definieron las reglas de entrada, salida y gestión de riesgo de cada uno de los cinco agentes, a partir de los indicadores técnicos y de las familias de estrategia descritas en el Capítulo II (Sección 2.3.3). Cada agente responde a un enfoque distinto, de modo que el conjunto cubre los principales regímenes de comportamiento del par XAU/USD. La Tabla 8 sintetiza la especificación de reglas por agente, con los valores concretos de los parámetros (periodos, umbrales y niveles) efectivamente empleados en TradingView.

Tabla 8

Especificación de reglas por agente.

Agente	Regla de entrada	Regla de salida	Gestión de riesgo
Agente 1: Cruce de medias móviles (EMA/SMA)	Compra cuando la EMA rápida (20 periodos) cruza por encima de la EMA lenta (50	Cruce inverso de las medias móviles.	Stop loss = 1,5×ATR(14); take profit = 3×ATR(14).

Agente	Regla de entrada	Regla de salida	Gestión de riesgo
	periodos); venta en el cruce inverso.		
Agente 2: RSI	Compra cuando el RSI (14) cruza al alza el nivel 30 (salida de sobreventa); venta cuando cruza a la baja el nivel 70 (salida de sobrecompra).	Cruce del RSI por el nivel medio (50): al alza para cerrar la posición larga y a la baja para cerrar la corta; la señal contraria no cierra la posición.	Stop loss = 1,5×ATR(14) calculado en la entrada; sin take profit.
Agente 3: Ruptura por volatilidad (Donchian/ATR)	Compra cuando el cierre cruza por encima del máximo del canal de Donchian de 20 periodos; venta cuando cruza por debajo del mínimo. Ambas con filtro de expansión de volatilidad (ATR de 14 periodos superior a su media simple de 20).	Cierre por debajo (posición larga) o por encima (posición corta) de la línea media del canal de Donchian.	Stop loss = 2,0×ATR(14) calculado en la entrada; sin take profit.
Agente 4: MACD	Compra cuando la línea MACD (12, 26, 9) cruza por encima de la línea de señal; venta en corto cuando cruza por debajo de la línea de señal.	Cruce inverso de MACD y señal (la entrada opuesta cierra la posición vigente).	Stop loss = 1,5×ATR(14); take profit = 3×ATR(14).
Agente 5: Bandas de Bollinger	Compra cuando el cierre cruza a la baja la banda inferior de Bollinger (20 periodos, 2,0 desviaciones); venta en corto cuando cruza al alza la banda superior.	Cruce del cierre por la banda central (SMA de 20): al alza para cerrar la posición larga y a la baja para cerrar la corta.	Stop loss = 1,5×ATR(14) calculado en la entrada; sin take profit.

Fuente: Elaboración propia.

4.3. Implementación en TradingView (Fase 3)

Cada agente se programó como una estrategia en Pine Script, empleando las funciones strategy.entry y strategy.exit para la apertura y el cierre de las operaciones simuladas, y

verificando su compilación y ejecución en el editor de la plataforma. El código fuente de cada agente y las capturas que evidencian su compilación correcta se registran como productos verificables de esta fase.

El código fuente completo de los cinco agentes se presenta en el Anexo 2, y las capturas que evidencian su ejecución en el Strategy Tester se incluyen en la Sección 4.5 (Ilustraciones 7 a 11) y, de forma íntegra, en el Anexo 3.

4.4. Configuración del entorno de simulación (Fase 4)

Con el fin de garantizar la comparabilidad entre agentes, todas las ejecuciones se realizaron bajo condiciones idénticas de prueba. La Tabla 9 presenta la ficha de configuración del entorno con los parámetros efectivamente utilizados en TradingView.

Tabla 9

Ficha de configuración del entorno de simulación.

Parámetro	**Valor**
Activo	XAU/USD
Fuente de los datos	Ejecución de los agentes: flujo histórico de TradingView, símbolo OANDA:XAUUSD. Caracterización descriptiva: exportación en CSV desde MetaTrader 5 (servidor MetaQuotes-Demo, símbolo XAUUSD, 2 decimales), temporalidad M15, del 22 de junio de 2023 al 22 de junio de 2026.
Número de barras (velas)	8 864 velas de 15 minutos registradas entre el 1 de febrero y el 22 de junio de 2026 según la exportación de MetaTrader 5 (unas 92 velas por sesión), lo que proyecta cerca de 10 600 velas para la ventana completa del 1 de febrero al 17 de julio de 2026
Periodo histórico (fechas de inicio y fin)	Del 1 de febrero al 17 de julio de 2026 (aproximadamente 5,5 meses)
Temporalidad (marco temporal)	15 minutos (M15)
Capital inicial	10 000 USD
Comisión	0,02 % por operación

Parámetro	Valor
Deslizamiento (slippage)	5 ticks
Tamaño de posición	10 % del capital disponible (equity) por operación, sin piramidación (default_qty_type = percent_of_equity, default_qty_value = 10, pyramiding = 0)
Valor del tick del símbolo	0,005 USD (OANDA:XAUUSD, cotización con 3 decimales); con ese valor, el deslizamiento de 5 ticks equivale a 0,025 USD por onza en cada entrada y salida.
Versión de Pine Script	Pine Script versión 6 (v6)

Fuente: Elaboración propia.

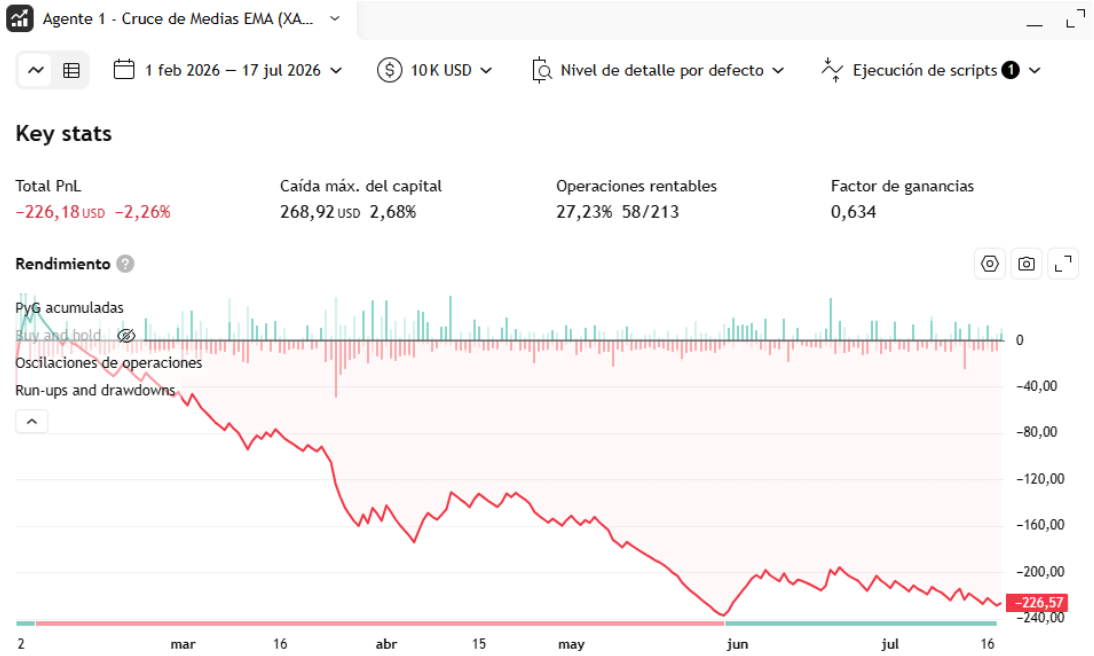
4.5. Ejecución del backtesting (Fase 5)

Cada agente se ejecutó sobre la ventana histórica definida en la Sección 3.3, empleando el flujo de datos históricos de la propia plataforma mediante el Strategy Tester de TradingView. Con posterioridad a esta primera ejecución se realizó una segunda ejecución de los cinco agentes, manteniendo idénticos el activo, la temporalidad, el capital inicial, la comisión, el deslizamiento y el código fuente, y extendiendo el extremo final de la ventana del 17 al 20 de julio de 2026. Esta segunda ejecución no constituye, por tanto, una réplica exacta de la primera, sino una prueba de estabilidad del comportamiento de los agentes ante la incorporación de nuevos datos, cuyos resultados se contrastan en la Sección 4.7. Los reportes generados por la plataforma (pestañas Métricas y Operaciones del informe de la estrategia) constituyen la fuente de las métricas de desempeño de cada agente.

Las Ilustraciones 7 a 11 presentan el reporte general (Key stats) del Strategy Tester para cada agente, con el beneficio total, la caída máxima del capital, el porcentaje de operaciones rentables, el factor de ganancias y la curva de capital de la ejecución. Cabe precisar que las Ilustraciones 7 a 11 reproducen la primera lámina del reporte de cada agente; los reportes completos (detalle de retornos, análisis de operaciones y riesgo) se incluyen de forma íntegra en el Anexo 3.

Ilustración 7

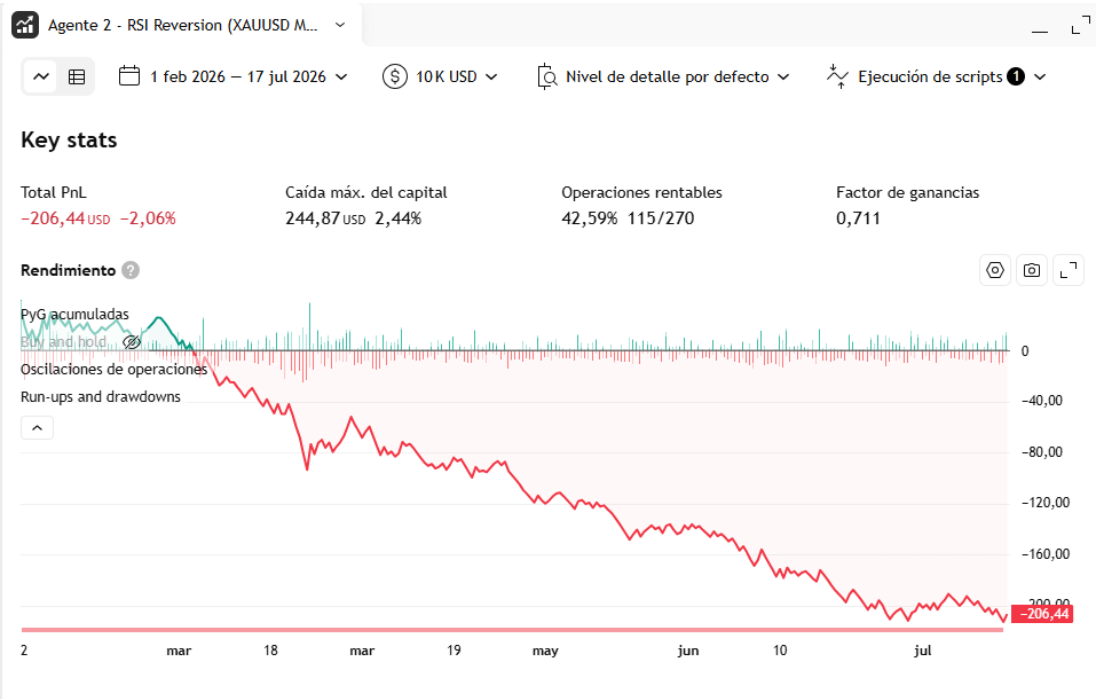
Reporte del Strategy Tester — Agente 1 — Cruce de medias (EMA).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 8

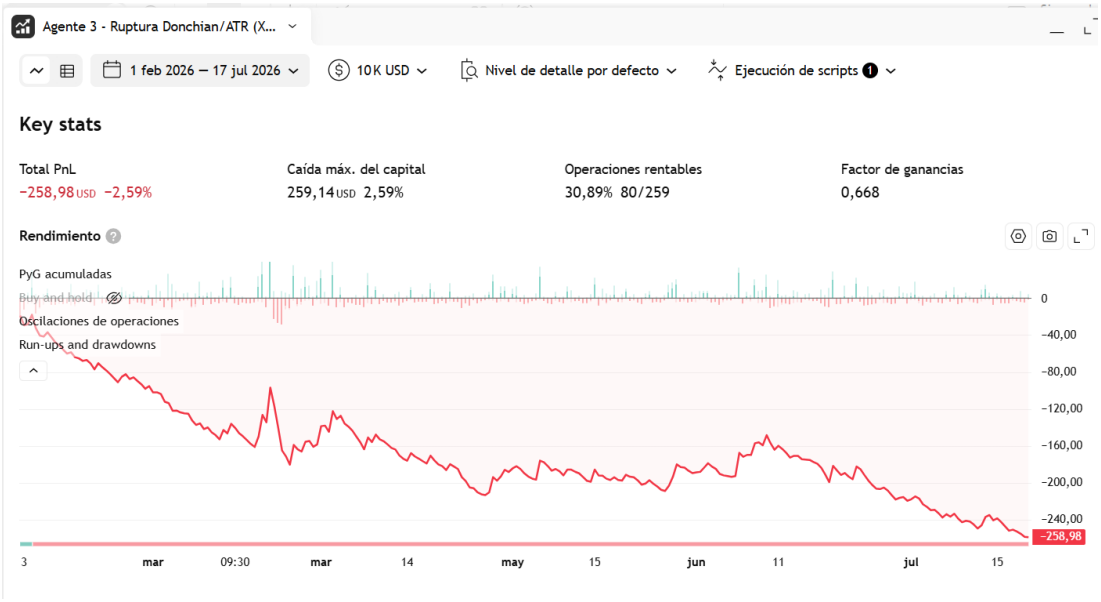
Reporte del Strategy Tester — Agente 2 — RSI.



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 9

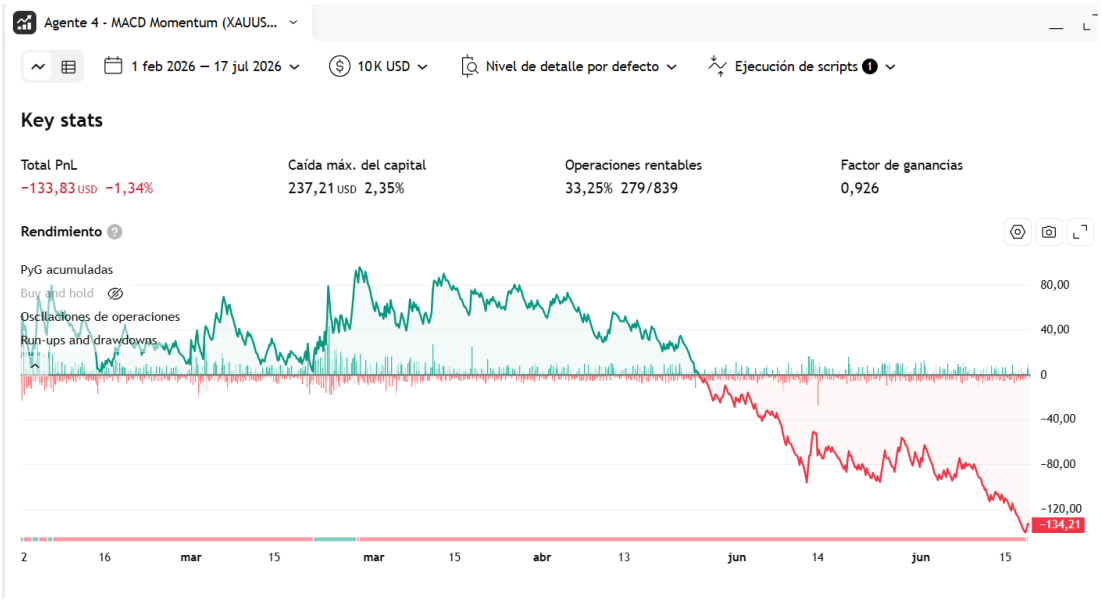
Reporte del Strategy Tester — Agente 3 — Ruptura por volatilidad (Donchian/ATR).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 10

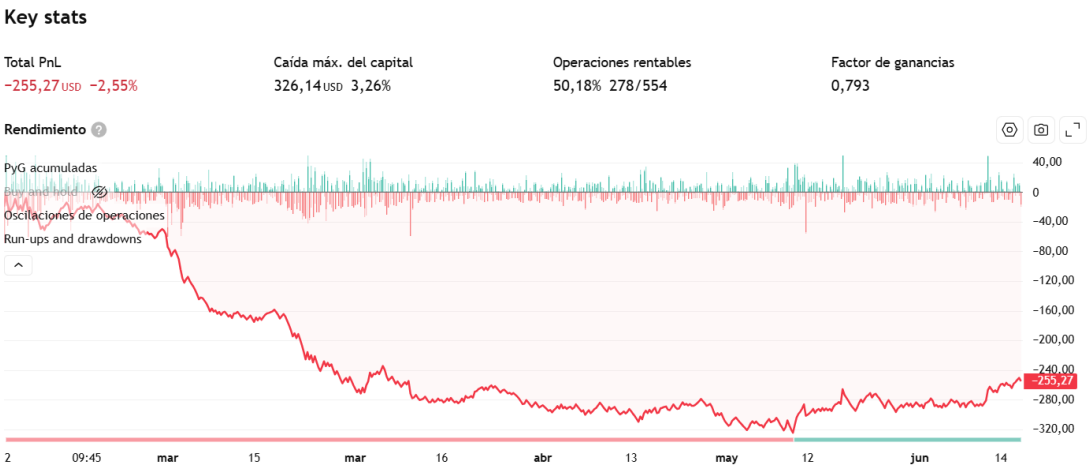
Reporte del Strategy Tester — Agente 4 — MACD.



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 11

Reporte del Strategy Tester — Agente 5 — Bandas de Bollinger.



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Las capturas correspondientes a esta segunda ejecución se presentan en el Anexo 4.

4.6. Recolección y organización de resultados (Fase 6)

Las métricas de desempeño de cada agente se registran y consolidan en la Tabla 10, que organiza los resultados de los cinco agentes bajo las mismas condiciones de simulación para permitir su comparación directa.

Tabla 10

Resultados comparativos del backtesting.

Métrica	Agente 1 (EMA/SMA)	Agente 2 (RSI)	Agente 3 (Donchian/ATR)	Agente 4 (MACD)	Agente 5 (Bollinger)
Beneficio neto	−226,18 USD (−2,26 %)	−206,44 USD (−2,06 %)	−258,98 USD (−2,59 %)	−133,83 USD (−1,34 %)	−255,27 USD (−2,55 %)
Factor de beneficio	0,634	0,714	0,668	0,926	0,793
Porcentaje de aciertos (%)	27,23	42,59	30,89	33,25	50,18
Drawdown máximo (%	2,68	2,44	2,59	2,35	3,26

Métrica	Agente 1 (EMA/SMA)	Agente 2 (RSI)	Agente 3 (Donchian/ATR)	Agente 4 (MACD)	Agente 5 (Bollinger)
sobre el pico de capital)					
Número de operaciones	213	270	259	839	554
Observación de la curva de capital	Descenso sostenido; estabilización parcial desde junio	Descenso gradual con oscilaciones moderadas	Descenso escalonado con recuperaciones breves	Oscilante en torno a cero; deterioro leve al final	Descenso progresivo con mayor amplitud de oscilación

Fuente: Elaboración propia. Nota: el drawdown máximo se expresa como porcentaje del máximo alcanzado por la curva de capital (pico), tal como lo reporta el Strategy Tester; por ello difiere ligeramente del porcentaje que resultaría de dividir el valor en USD de la Tabla 11 entre el capital inicial.

Los resultados consignados corresponden a la ventana de simulación definida en la Sección 3.3 y detallada en la Tabla 9, comprendida entre el 1 de febrero y el 17 de julio de 2026, bajo condiciones idénticas de capital inicial, comisión y deslizamiento para los cinco agentes.

4.7. Análisis e interpretación (Fase 7)

A partir de los resultados consolidados, el análisis se desarrolla en dos niveles, conforme a lo establecido en la Sección 3.6. En el nivel individual se examina la coherencia entre las reglas programadas y las operaciones ejecutadas por cada agente, así como la estabilidad de sus métricas entre ejecuciones repetidas. En el nivel comparativo se contrastan los cinco agentes con el propósito de determinar cuál presenta mayor eficiencia, consistencia y confiabilidad como sistema de software, relacionando cada métrica con dichos atributos y sin emitir recomendaciones de inversión, en concordancia con el alcance del estudio.

4.7.1. Análisis individual

Agente 1: Cruce de medias (EMA). El agente ejecutó 213 operaciones, cifra ampliamente superior al mínimo de treinta definido en la Sección 3.3, con un porcentaje de aciertos de 27,23 % y un factor de beneficio de 0,634. Este perfil baja tasa de aciertos con dependencia de operaciones ganadoras de mayor magnitud es característico de las estrategias de seguimiento de tendencia descritas en la Sección 2.3.3. En la ventana evaluada, el beneficio medio de las operaciones ganadoras no compensó la frecuencia de las perdedoras, lo que produjo un resultado neto de (−2,26 %). La curva de capital muestra un descenso sostenido con una estabilización parcial desde junio, y el drawdown máximo (2,68 % sobre el pico de capital) se mantuvo acotado, resultado atribuible tanto al tamaño de posición del 10 % del capital por operación como al stop loss basado en ATR.

Agente 2: RSI (reversión a la media). Con 270 operaciones y un porcentaje de aciertos de 42,59 %, el agente presentó el segundo menor drawdown del conjunto (2,44 %) y un factor de beneficio de 0,714. Su resultado neto (−2,06 %) refleja la dificultad estructural de operar reversiones en una ventana dominada por una corrección bajista con elevada volatilidad del activo subyacente, condición bajo la cual las señales de sobreventa tienden a anticiparse al agotamiento real del movimiento descendente, tal como advierte la literatura recogida en la Sección 2.3.1 respecto del comportamiento del RSI en tendencias fuertes.

Agente 3: Ruptura por volatilidad (Donchian/ATR). El agente generó 259 operaciones con un porcentaje de aciertos de 30,89 % y un factor de beneficio de 0,668, y registró el resultado neto más bajo del conjunto (−2,59 %). Este comportamiento sugiere que, en la ventana evaluada, una proporción relevante de las rupturas del canal de Donchian no tuvo continuidad direccional (rupturas falsas), pese al filtro de expansión de volatilidad por ATR.

El stop más amplio de esta familia (2,0×ATR) explica que su mayor pérdida individual supere a la de los agentes con stop de 1,5×ATR, sin que el drawdown agregado (2,59 %) excediera los niveles del resto del conjunto.

Agente 4: MACD (momentum). Fue el agente de mejor desempeño relativo: obtuvo la menor pérdida neta (−1,34 %), el mayor factor de beneficio (0,926) y el menor drawdown máximo (2,35 %). No obstante, generó 839 operaciones más del triple que los agentes 1 a 3, con un resultado promedio por operación cercano a cero. Esta combinación indica que la lógica del agente estuvo próxima al punto de equilibrio y que los costos de transacción configurados (comisión de 0,02 % y deslizamiento de 5 ticks) absorbieron una parte sustancial de su ventaja, hallazgo relevante desde la perspectiva de eficiencia del sistema: la frecuencia operativa constituye, en sí misma, un factor de costo económico y computacional.

Agente 5: Bandas de Bollinger (rango). El agente alcanzó el mayor porcentaje de aciertos del conjunto (50,18 % en 554 operaciones); sin embargo, su pérdida media por operación perdedora superó al beneficio medio de las ganadoras, lo que produjo una expectativa matemática negativa, un resultado neto de (−2,55 %) y el mayor drawdown del conjunto (3,26 %). Este caso ilustra empíricamente la advertencia formulada en la Sección 2.7: el porcentaje de aciertos, interpretado de forma aislada, resulta engañoso como criterio de evaluación, pues debe contrastarse con la relación entre ganancia y pérdida promedio.

4.7.2. Análisis comparativo

En relación con los tres atributos definidos en la Sección 3.6, los resultados permiten las siguientes lecturas. En cuanto a la eficiencia, medida por el beneficio neto y el factor de beneficio, el Agente 4 (MACD) presentó el mejor desempeño relativo (factor de beneficio de 0,926), seguido por el Agente 5 (0,793) y el Agente 2 (0,714), mientras que los agentes 1 y 3

mostraron los factores más bajos (0,634 y 0,668). Ningún agente alcanzó un factor de beneficio superior a la unidad en la ventana evaluada, por lo que ninguno resultó rentable en términos netos.

En cuanto a la consistencia, valorada mediante el número de operaciones y la estabilidad de la curva de capital, todos los agentes superaron con holgura el umbral mínimo de treinta operaciones, lo que otorga soporte muestral al cálculo de sus métricas. Las curvas de capital de los cinco agentes exhibieron trayectorias descendentes pero ordenadas, sin caídas abruptas ni discontinuidades, con drawdowns máximos contenidos entre 2,35 % y 3,26 % respecto del pico de capital y sin llamadas de margen. Esta acotación es atribuible de manera conjunta al tamaño de posición homogéneo (10 % del capital por operación), que limita la exposición de cada operación, y al stop loss basado en ATR; dado que el estudio no incluyó una ejecución de control sin stop, no es posible aislar la contribución de cada componente.

En cuanto a la confiabilidad, entendida como la estabilidad y la trazabilidad del comportamiento del sistema ante ejecuciones sucesivas, la evidencia disponible procede de la segunda ejecución descrita en la Sección 4.5. Dado que dicha ejecución amplió el extremo final de la ventana del 17 al 20 de julio de 2026, no permite verificar la reproducibilidad en sentido estricto esto es, la coincidencia exacta de métricas bajo condiciones idénticas, pero sí evaluar la estabilidad del comportamiento de los agentes ante la incorporación de datos adicionales. La Tabla 11 contrasta ambas ejecuciones.

Tabla 11

Contraste entre la primera y la segunda ejecución de los agentes.

Agente	**Operaciones (1.ª / 2.ª)**	**Operaciones ganadoras (1.ª / 2.ª)**	**Beneficio neto (1.ª / 2.ª) USD**	**Drawdown máx. (1.ª / 2.ª) USD**	**Factor de beneficio (1.ª / 2.ª)**
Agente 1: EMA	213 / 217	58 / 58	−226,18 / −242,61	268,92 / 273,07	0,634 / 0,620

Agente	Operaciones (1.ª / 2.ª)	Operaciones ganadoras (1.ª / 2.ª)	Beneficio neto (1.ª / 2.ª) USD	Drawdown máx. (1.ª / 2.ª) USD	Factor de beneficio (1.ª / 2.ª)
Agente 2: RSI	270 / 270	115 / 115	−206,44 / −206,44	244,87 / 244,87	0,714 / 0,711
Agente 3: Donchian/ ATR	259 / 262	80 / 80	−258,98 / −267,65	259,14 / 269,24	0,668 / 0,661
Agente 4: MACD	839 / 846	279 / 280	−133,83 / −144,56	237,21 / 241,07	0,926 / 0,921
Agente 5: Bollinger	554 / 558	278 / 280	−255,27 / −255,52	326,14 / 326,14	0,793 / 0,794

Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView. Primera ejecución: 1 de febrero al 17 de julio de 2026; segunda ejecución: 1 de febrero al 20 de julio de 2026.

El contraste evidencia un comportamiento estable y coherente con un sistema determinista. El Agente 2 no generó ninguna operación adicional en los tres días incorporados y arrojó métricas exactamente idénticas en beneficio neto (−206,44 USD), caída máxima del capital (244,87 USD) y número de operaciones ganadoras (115 de 270), lo que constituye la evidencia más directa de reproducibilidad disponible en el estudio. De forma consistente, el Agente 5 replicó al céntimo su caída máxima del capital (326,14 USD), y los agentes 1 y 3 conservaron sin variación su número de operaciones ganadoras (58 y 80, respectivamente) mientras únicamente aumentó el total de operaciones, lo que indica que el tramo temporal común a ambas ejecuciones se reprodujo de manera íntegra y que las diferencias observadas provienen exclusivamente de las operaciones incorporadas en el periodo adicional.

Las variaciones registradas en el resto de las métricas resultan, en consecuencia, atribuibles al cambio de la ventana y no a un comportamiento no determinista del sistema: se mantienen en magnitudes reducidas (el factor de beneficio varió como máximo 0,014 puntos

y el beneficio neto entre 0,25 y 16,43 USD) y no alteran el ordenamiento relativo de los agentes ni ninguna de las conclusiones del análisis comparativo.

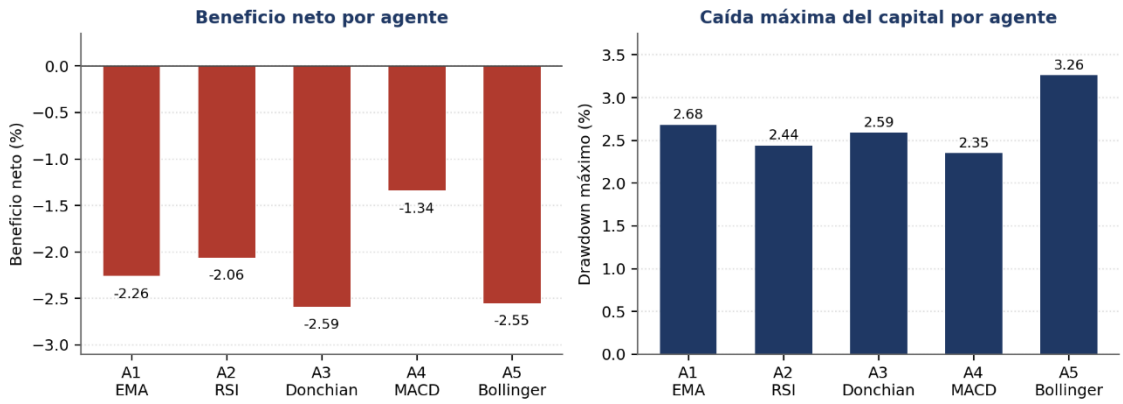
Resulta indispensable interpretar estos resultados a la luz del contexto de mercado de la ventana evaluada. El propio Strategy Tester calcula, sobre los datos de OANDA:XAUUSD, un punto de referencia de compra y mantenimiento (buy and hold) que, en la primera ejecución, arrojó −14,70 % para el Agente 1 y −11,24 % para el Agente 2 (Anexo 3), y entre −11,2 % y −14,1 % para los cinco agentes en la segunda ejecución (Anexo 4); las diferencias entre agentes obedecen a que la plataforma inicia el cómputo en la primera operación de cada estrategia. La exportación de MetaTrader 5 utilizada para la caracterización descriptiva (Tabla 9) corrobora esta lectura: el oro alcanzó un máximo de 5 598,03 USD el 29 de enero de 2026, cerró el 2 de febrero en 4 658,60 USD tras una caída superior al 15 % en tres sesiones, marcó un mínimo de 4 023,74 USD el 11 de junio y se situaba en 4 205,22 USD el 22 de junio, un 9,7 % por debajo del cierre del 2 de febrero. La ventana corresponde, por tanto, a una fase de corrección bajista con elevada volatilidad, iniciada tras el máximo histórico de finales de enero de 2026 y caracterizada por descensos prolongados interrumpidos por rebotes de corta duración (el punto de referencia registró alzas transitorias de hasta +14,65 % y +19,42 % antes de cerrar en negativo). Bajo dicho régimen, ninguna familia de estrategia resultó estructuralmente favorecida: las familias direccionales (agentes 1, 3 y 4) fueron penalizadas por las señales falsas que los rebotes generan en la temporalidad de 15 minutos, y las familias de reversión y de rango (agentes 2 y 5), cuyas entradas largas se activan en zonas de sobreventa o en la banda inferior, operaron reiteradamente contra la continuación del movimiento descendente. Este hallazgo es consistente con lo señalado por Kong y So (2023) respecto de la fuerte dependencia del desempeño frente a las condiciones del entorno de prueba, y con la advertencia de De Castro (2025) sobre la distancia entre los resultados simulados y la aptitud general de una estrategia.

Desde la perspectiva de la Ingeniería de Sistemas que orienta este estudio, los resultados no deben leerse como un juicio sobre la conveniencia financiera de las estrategias lectura expresamente excluida del alcance, sino como evidencia del comportamiento de los agentes en tanto sistemas de software: los cinco ejecutaron sus reglas de forma verificable, produjeron métricas trazables, mantuvieron el riesgo dentro de los límites programados y respondieron de manera diferenciada y explicable al régimen de mercado, conforme a los supuestos teóricos de cada familia de estrategia. En este sentido, el procedimiento aplicado cumplió su propósito: permitió caracterizar, comparar y explicar el comportamiento de los agentes bajo condiciones controladas y homogéneas.

Las Ilustraciones 12 y 13 sintetizan gráficamente los resultados de la Tabla 10 y permiten apreciar de forma comparativa las diferencias de desempeño entre los cinco agentes.

Ilustración 12

Beneficio neto y caída máxima del capital por agente.



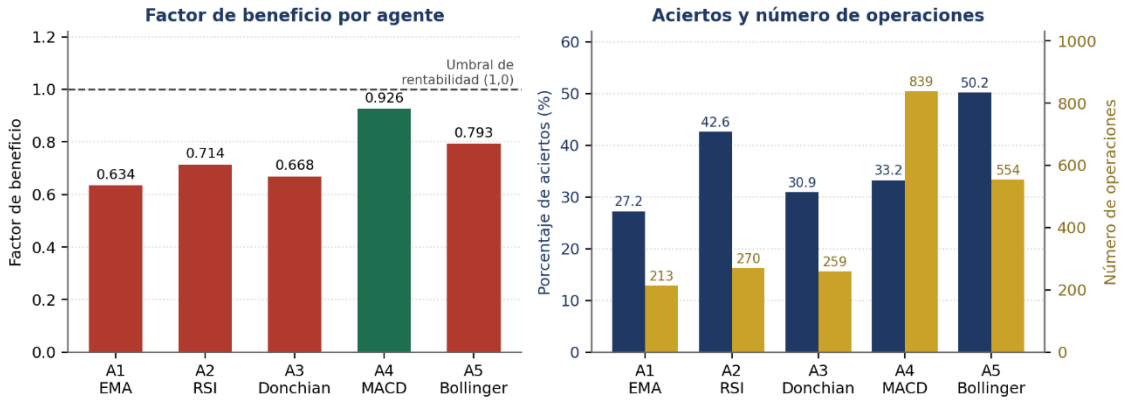
Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de la Tabla 10.

La Ilustración 12 evidencia que los cinco agentes cerraron la ventana con resultado negativo, en un rango estrecho comprendido entre −1,34 % y −2,59 %, y que sus caídas máximas de capital se mantuvieron igualmente acotadas, entre 2,35 % y 3,26 %. La homogeneidad de estas magnitudes es en sí misma un hallazgo: pese a responder a lógicas de decisión

estructuralmente distintas, todos los agentes operaron dentro de límites de riesgo comparables, coherentes con una capa común de gestión de riesgo que combina un tamaño de posición del 10 % del capital por operación con un stop loss basado en el ATR.

Ilustración 13

Factor de beneficio, porcentaje de aciertos y número de operaciones por agente.



Fuente: Elaboración propia a partir de los datos de la Tabla 10.

La Ilustración 13 resulta especialmente ilustrativa respecto de la interpretación de las métricas. En el panel izquierdo se observa que ningún agente superó el umbral de rentabilidad (factor de beneficio igual a 1,0), si bien el Agente 4 se aproximó de manera notable (0,926). El panel derecho revela la disociación entre el porcentaje de aciertos y el resultado económico: el Agente 5 alcanzó la mayor tasa de aciertos del conjunto (50,18 %) y, no obstante, obtuvo uno de los peores resultados netos, mientras que el Agente 4 logró el mejor desempeño relativo con una tasa de aciertos considerablemente menor (33,25 %). Asimismo, el contraste entre el elevado número de operaciones del Agente 4 (839) y su resultado promedio por operación, próximo a cero, permite visualizar el peso de los costos de transacción en las estrategias de alta frecuencia operativa.

Los resultados obtenidos pueden contrastarse con el estudio de Zhinin Punin (2025), el antecedente nacional más próximo, que evaluó tres bots de trading basados en reglas (un bot de cruce de medias móviles, un bot de ruptura de rango y un bot de reversión) sobre el par

EUR/USD en MetaTrader 5, aplicando el estándar ISO/IEC 29119. Existen similitudes relevantes: en ambos trabajos las estrategias evaluadas responden a reglas explícitas y no a modelos de aprendizaje automático; ambos concluyen que el desempeño de cada bot depende marcadamente de las condiciones del mercado en que se lo somete a prueba, con diferencias notables en la precisión de las señales de entrada; y ambos identifican el control del riesgo y el tratamiento de los parámetros como los aspectos determinantes de la confiabilidad del sistema. Las diferencias radican en el activo y la plataforma (EUR/USD en MetaTrader 5 frente a XAU/USD en TradingView), en el origen de los agentes (bots comerciales de terceros frente a agentes programados por la investigadora con parámetros fijados a priori) y en el enfoque de evaluación: mientras Zhinin Punin (2025) estructura las pruebas según el proceso normalizado de ISO/IEC 29119 y recomienda la optimización continua de parámetros, el presente estudio prioriza la comparabilidad entre familias de estrategia bajo condiciones homogéneas y evita deliberadamente la optimización sobre los datos de evaluación para reducir el riesgo de sobreajuste. En consecuencia, mientras aquel trabajo identifica áreas de mejora por optimización, este documenta que, incluso sin optimizar, los cinco agentes mantuvieron un comportamiento estable y explicable, lo que sitúa la ausencia de rentabilidad en las condiciones del mercado y no en fallos de implementación.

En síntesis, la importancia de estos hallazgos es doble. En el plano metodológico, demuestran que es posible analizar agentes automatizados de trading como artefactos de software mediante un procedimiento por fases, con reglas explícitas, condiciones homogéneas y métricas trazables, sin recurrir a juicios sobre la conveniencia de invertir. En el plano empírico, evidencian que métricas aisladas, como el porcentaje de aciertos, pueden inducir a conclusiones erróneas, y que el resultado de un backtesting es inseparable del régimen de mercado y de la estructura de costos bajo los que se ejecuta. Con ello se responde a la pregunta planteada en la Sección 1.1.1: el comportamiento de agentes automatizados aplicados a

XAU/USD puede analizarse, en el marco de la Ingeniería de Sistemas, integrando el diseño de reglas por familia de estrategia, su implementación en Pine Script, la configuración controlada del entorno de simulación y la lectura conjunta de las métricas de eficiencia, consistencia y confiabilidad que genera el Strategy Tester, procedimiento que quedó documentado y resulta replicable para otros activos, temporalidades y periodos.

CONCLUSIONES

En respuesta a la pregunta de investigación, el estudio evidencia que el comportamiento de agentes automatizados de trading aplicados al par XAU/USD puede analizarse de manera estructurada mediante un procedimiento por fases que integra el diseño de reglas explícitas por familia de estrategia, su implementación en Pine Script, la configuración de un entorno de simulación homogéneo y la ejecución de backtesting en el Strategy Tester de TradingView, evaluando a los agentes como sistemas basados en algoritmos a través de métricas trazables de eficiencia, consistencia y confiabilidad, y no como instrumentos de recomendación financiera.

Respecto del primer objetivo específico, la revisión teórica desarrollada en el Capítulo II permitió establecer una base conceptual sólida desde la Ingeniería de Sistemas: se caracterizaron los componentes de un agente automatizado, las cinco familias de estrategias y sus indicadores asociados, los sesgos del backtesting, anticipación, sobreajuste y los atributos de calidad del software aplicables, fundamentos que orientaron todas las decisiones metodológicas posteriores y otorgaron trazabilidad entre teoría, diseño y evaluación.

En relación con el segundo objetivo específico, los cinco agentes fueron implementados exitosamente como estrategias en Pine Script (versión 6), empleando las funciones strategy.entry y strategy.exit, con una capa de gestión de riesgo común basada en el ATR y parámetros fijados a priori, sin optimización sobre los datos de evaluación. Todos los agentes compilaron y se ejecutaron correctamente sobre la ventana de simulación definida, bajo condiciones idénticas de capital, comisión y deslizamiento, lo que garantizó la comparabilidad de los resultados.

En cuanto al tercer objetivo específico, la evaluación mediante métricas evidenció que ningún agente resultó rentable en la ventana analizada los factores de beneficio oscilaron entre 0,634 y 0,926, siendo el Agente 4 (MACD) el de mejor desempeño relativo y quedando su

ventaja absorbida en gran medida por los costos de transacción dada su alta frecuencia operativa. Los cinco agentes superaron ampliamente el mínimo de treinta operaciones, mantuvieron drawdowns contenidos entre 2,35 % y 3,26 % sin llamadas de margen, y exhibieron comportamientos coherentes con los supuestos teóricos de sus familias frente al régimen de corrección bajista y alta volatilidad que caracterizó al oro en el periodo, resultado que confirma la fuerte dependencia del desempeño respecto de las condiciones del mercado evaluado.

En síntesis, y en cumplimiento del objetivo general, el estudio analizó los cinco agentes automatizados desde una perspectiva de sistemas y constató que la ausencia de rentabilidad no equivale a un fallo del software: los cinco agentes compilaron y se ejecutaron sin errores sobre la totalidad de la ventana de simulación, produjeron métricas trazables y auditables a partir de los reportes del Strategy Tester (Anexo 3) y mantuvieron sus caídas máximas de capital dentro de límites acotados y homogéneos, coherentes con el tamaño de posición y el stop loss programados. El principal aporte del trabajo es, por tanto, metodológico: un procedimiento documentado, replicable y fundamentado para evaluar agentes de trading como artefactos de software en entornos simulados, junto con la evidencia empírica de que las métricas aisladas como el porcentaje de aciertos resultan insuficientes sin un análisis integral del sistema.

RECOMENDACIONES

Para trabajos futuros se recomienda, en primer lugar, ampliar la ventana temporal de evaluación mediante la función Deep Backtesting de TradingView o un plan de suscripción con mayor profundidad de historial intradiario, de modo que el análisis abarque múltiples regímenes de mercado, tendencia alcista, bajista y consolidación y permita contrastar la sensibilidad de cada familia de estrategia frente a condiciones diversas.

En segundo lugar, se recomienda incorporar un protocolo formal de validación fuera de muestra (out-of-sample), reservando un tramo de datos no utilizado en la definición de los

parámetros para verificar la capacidad de generalización de los agentes, así como técnicas de validación walk-forward, que reoptimizan y evalúan por ventanas sucesivas y constituyen la práctica de referencia para mitigar el sobreajuste identificado como riesgo en la Sección 2.4.2.

En tercer lugar, se sugiere extender el procedimiento a otros activos (índices bursátiles, divisas o criptoactivos) y a otras temporalidades (1 hora, 4 horas o diario), lo que permitiría examinar si los patrones observados en particular la penalización de las estrategias de cruce en marcos temporales cortos y el peso de los costos de transacción en agentes de alta frecuencia se mantienen o se modifican con la escala temporal.

En cuarto lugar, se recomienda profundizar el análisis de sensibilidad a los costos de transacción, evaluando distintos niveles de comisión y deslizamiento, dado que el caso del Agente 4 evidenció que la viabilidad de una estrategia de alta frecuencia puede depender más de la estructura de costos que de la calidad de sus señales.

Finalmente, como continuación natural del estudio, se propone avanzar hacia una etapa de paper trading (ejecución simulada en tiempo real), que permitiría contrastar los resultados del backtesting con el comportamiento de los agentes frente a datos en vivo, manteniendo el carácter no financiero del análisis y añadiendo evidencia sobre la brecha entre simulación histórica y operación en condiciones reales de mercado.

REFERENCIAS

Amini, A., & Kalantari, R. (2024). Gold price prediction by a CNN-Bi-LSTM model along with automatic parameter tuning. *PLOS ONE, 19*(3), e0298426. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0298426

Arian, H. R., Norouzi Mobarekeh, D., & Seco, L. (2024). Backtest overfitting in the machine learning era: A comparison of out-of-sample testing methods in a synthetic controlled environment. *Knowledge-Based Systems, 305*, 112477. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2024.112477

Bailey, D. H., Borwein, J. M., López de Prado, M., & Zhu, Q. J. (2014). Pseudo-mathematics and financial charlatanism: The effects of backtest overfitting on out-of-sample performance. *Notices of the American Mathematical Society, 61*(5), 458–471. https://doi.org/10.1090/noti1105

Chan, E. P. (2021). *Quantitative trading: How to build your own algorithmic trading business* (2.ª ed.). Wiley.

Cohen, G., & Aiche, A. (2023). Forecasting gold price using machine learning methodologies. *Chaos, Solitons & Fractals, 175*(Part 2), 114079. https://doi.org/10.1016/j.chaos.2023.114079

de Castro, P. A. L. (2025). *AlphaX: An AI-based value investing strategy for the Brazilian stock market*. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2508.13429

Deng, R., Wang, J., Dong, H., Lo, W., & Dong, H. (2023). The implementation and refinement of range breakout strategy in Chinese commodity market. *Advances in Economics, Management and Political Sciences, 18*, 27–45. https://doi.org/10.54254/2754-1169/18/20230053

Harvey, C. R., & Liu, Y. (2015). Backtesting. *The Journal of Portfolio Management, 42*(1), 13–28. https://doi.org/10.3905/jpm.2015.42.1.013

Hevner, A. R., March, S. T., Park, J., & Ram, S. (2004). Design science in information systems research. *MIS Quarterly, 28*(1), 75–105.

Hurst, B., Ooi, Y. H., & Pedersen, L. H. (2017). A century of evidence on trend-following investing. *The Journal of Portfolio Management, 44*(1), 15–29. https://doi.org/10.3905/jpm.2017.44.1.015

Hutchinson, M. C., Kyziropoulos, P. E., O'Brien, J., O'Reilly, P., & Sharma, T. (2022). Technical trading rule profitability in currencies: It's all about momentum. *Research in International Business and Finance, 63*, 101779. https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2022.101779

International Organization for Standardization & International Electrotechnical Commission. (2023). *Systems and software engineering—Systems and software quality requirements and evaluation (SQuaRE)—Product quality model* (ISO/IEC 25010:2023). ISO.

Jukl, D., & Lansky, J. (2025). Systematic review on algorithmic trading. *Acta Informatica Pragensia, 14*(3), 506–534. https://doi.org/10.18267/j.aip.276

Kaufman, P. J. (2013). *Trading systems and methods* (5.ª ed.). Wiley.

Kong, M., & So, J. (2023). Empirical analysis of automated stock trading using deep reinforcement learning. *Applied Sciences, 13*(1), 633. https://doi.org/10.3390/app13010633

Moskowitz, T. J., Ooi, Y. H., & Pedersen, L. H. (2012). Time series momentum. *Journal of Financial Economics, 104*(2), 228–250. https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2011.11.003

Olorunnimbe, K., & Viktor, H. (2023). Deep learning in the stock market—a systematic survey of practice, backtesting, and applications. *Artificial Intelligence Review, 56*, 2057–2109. https://doi.org/10.1007/s10462-022-10226-0

Pardo, R. (2008). *The evaluation and optimization of trading strategies* (2.ª ed.). Wiley.

Peffers, K., Tuunanen, T., Rothenberger, M. A., & Chatterjee, S. (2007). A design science research methodology for information systems research. *Journal of Management Information Systems, 24*(3), 45–77.

Poterba, J. M., & Summers, L. H. (1988). Mean reversion in stock prices: Evidence and implications. *Journal of Financial Economics, 22*(1), 27–59. https://doi.org/10.1016/0304-405X(88)90021-9

Rink, K. (2023). The predictive ability of technical trading rules: An empirical analysis of developed and emerging equity markets. *Financial Markets and Portfolio Management, 37*(4), 403–456. https://doi.org/10.1007/s11408-023-00433-2

Ryan, M., Corbet, S., & Oxley, L. (2024). Is gold always a safe haven? *Finance Research Letters, 64*, 105438. https://doi.org/10.1016/j.frl.2024.105438

TradingView. (s. f.-a). *Pine Script: Concepts / Strategies*. Recuperado el 3 de junio de 2026, de https://www.tradingview.com/pine-script-docs/concepts/strategies/

TradingView. (s. f.-b). *What are strategies, backtesting and forward testing?* Recuperado el 3 de junio de 2026, de https://www.tradingview.com/support/solutions/43000562362-what-are-strategies-backtesting-and-forward-testing/

Varela, A., Siam, M. K., Al Maruf, A., Gu, H., Cheng, J. Q., & Aung, Z. (2025). An analytical framework for real-time gold trading using sentiment and time-series forecasting. *Decision Analytics Journal, 17*, 100633. https://doi.org/10.1016/j.dajour.2025.100633

World Gold Council. (2026). *Gold demand trends: Q4 and full year 2025*. https://www.gold.org/goldhub/research/gold-demand-trends/gold-demand-trends-full-year-2025

Zhinin Punin, M. L. (2025). *Evaluación de bots de trading algorítmico bajo el estándar ISO/IEC 29119: un enfoque estratégico* [Tesis de grado, Universidad Católica de

Cuenca]. Repositorio Institucional de la Universidad Católica de Cuenca.

https://dspace.ucacue.edu.ec/handle/ucacue/21232

ANEXOS

Anexo 1: Protocolo de Investigación

Anexo: Formato del Anteproyecto.

A. TÍTULO
Análisis de agentes automatizados de trading aplicados al mercado del oro mediante backtesting en TradingView

B. DOMINIO, LÍNEA Y ÁMBITOS DE INVESTIGACIÓN			
Tecnologías de Información y Comunicación	**Ciencias exactas, naturales y tecnológicas**	Inteligencia de Negocios	
		Sistemas de Información	
		Gobierno y administración de tecnologías de información	
		Auditoría Informática	
		Seguridad Informática	
		Redes y comunicación	
		Arquitectura de Hardware	
		Arquitectura de desarrollo de software	
		Ingeniería de Software	
		Gestión y gobierno de proyectos de tecnología informática	
		Ingeniería de requerimientos	
		Algoritmos y programación	
		Ciencias exactas y naturales (Matemáticas, Física, Química, Biología, etc.)	
		Modelaje y simulación	x

C. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA
En el contexto actual de la transformación digital, los sistemas automatizados basados en algoritmos han adquirido una importancia creciente, en la medida en que responden a la necesidad de procesar con rapidez grandes volúmenes de datos. Los agentes de comercio automatizado, en este contexto, pertenecen a una categoría de sistemas informáticos que, mediante algoritmos, análisis de datos y simulaciones, son capaces de realizar tareas de acuerdo con reglas predefinidas de forma autónoma. Sin embargo, la

rápida adopción de esta tecnología no ha ido acompañada de una sistematización de los enfoques para su evaluación desde la Ingeniería de Sistemas, lo que dificulta su análisis como productos de software (Olorunnimbe & Viktor, 2023).

Las herramientas tecnológicas como TradingView permiten la implementación y ejecución de estrategias automatizadas mientras realizan pruebas retrospectivas con datos históricos. Estas herramientas principalmente sirven como entornos de simulación y no como un marco completo de aseguramiento de la calidad del software. Por lo tanto, aunque estas herramientas permiten la ejecución de algoritmos, no proporcionan criterios técnicos para validar la implementación lógica, la calidad de los datos, la validación de resultados y evaluar sistemáticamente el rendimiento computacional del sistema (Kowalkiewicz, 2024).

Este escenario evidencia una brecha en la Ingeniería de Sistemas: si bien las herramientas de simulación se encuentran disponibles, no existe un enfoque estructurado para el análisis técnico de agentes automatizados como sistemas de software. En ausencia de procesos estructurados, se pueden esperar dificultades relacionadas con la consistencia de los resultados, la reproducibilidad de las simulaciones, el tiempo de ejecución de los algoritmos y la fiabilidad del sistema en distintas situaciones de prueba. Además, la falta de criterios de evaluación técnica da lugar a interpretaciones arbitrarias del comportamiento del sistema y limita su comprensión como artefacto tecnológico.

Dentro de este marco, el principal problema es la escasez de metodologías sistemáticas para la evaluación de agentes automatizados de trading que integren el diseño del agente, el tratamiento de los datos y su comportamiento en entornos simulados como TradingView. Esta deficiencia dificulta describir objetivamente a los agentes de trading e identificar las limitaciones de los sistemas automatizados, lo que constituye una dificultad relevante en el ámbito de las Tecnologías de la Información y de la Ingeniería de Sistemas.

Este problema plantea la siguiente pregunta de investigación: ¿Cómo analizar el comportamiento de agentes automatizados de trading aplicados a XAU/USD mediante procesos de backtesting en TradingView, considerando su desempeño y funcionamiento como sistemas basados en algoritmos?

D. OBJETIVO GENERAL

Analizar agentes automatizados de trading aplicados al mercado del oro mediante técnicas de backtesting en TradingView, con el fin de evaluar su comportamiento desde

una perspectiva de sistemas, considerando su eficiencia algorítmica, confiabilidad y desempeño como software.

E. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

1. Analizar los fundamentos teóricos de los agentes automatizados, algoritmos y técnicas de backtesting, con el propósito de establecer una base conceptual desde el enfoque de la Ingeniería en Sistemas.
2. Implementar agentes automatizados de trading en la plataforma TradingView mediante la programación de estrategias basadas en reglas, utilizando datos históricos del mercado del oro con el propósito de ejecutar procesos de backtesting en entornos de simulación controlados.
3. Evaluar el desempeño de los agentes automatizados mediante métricas de análisis de resultados, con el fin de determinar su eficiencia, consistencia y comportamiento como sistemas de software.

F. JUSTIFICACIÓN

El análisis de agentes automatizados de trading desde una perspectiva tecnológica constituye un aporte relevante dentro del campo de la Ingeniería en Sistemas, debido a que estos sistemas representan una aplicación concreta de algoritmos, procesamiento de datos y automatización de procesos en entornos digitales. Este estudio adquiere importancia en este contexto ya que trata a los agentes automatizados como artefactos de software. Su evaluación no solo abarca escenarios de simulación financiera sino que también requiere la aplicación de criterios técnicos relacionados con la eficiencia algorítmica y la calidad del sistema, así como la confiabilidad de los resultados generados (Olorunnimbe & Viktor, 2023). Por lo tanto, el estudio es relevante porque ayuda en la evaluación técnica de sistemas automatizados, los cuales actualmente presentan limitaciones en cuanto a validación, consistencia y evaluación computacional.

Desde una perspectiva de las TIC, la investigación proporciona la posibilidad de analizar de manera sistemática cómo funcionan los sistemas automatizados en grandes volúmenes de datos históricos. Esto es un componente clave en la construcción de sistemas basados en inteligencia algorítmica y automatización de procesos. La capacidad de usar TradingView como una herramienta significa que las pruebas retrospectivas pueden realizarse en un entorno controlado, per-

mitiendo el análisis de la interacción de los algoritmos con los datos históricos y los datos resultantes, así como la evaluación de la reproducibilidad, estabilidad y comportamiento del sistema (Kowalkiewicz, 2024).

Además, el estudio ayuda a establecer estándares técnicos para evaluar agentes automatizados, particularmente aquellos relacionados con la identificación de limitaciones al detectar deficiencias en la ejecución algorítmica, la calidad de los datos, la trazabilidad de los resultados y la falta de validación formal. Estas deficiencias influyen directamente en el rendimiento del sistema y pueden conducir a resultados no reproducibles, lo que exige un análisis más riguroso de la automatización del software y del procesamiento de datos.

En Ingeniería de Sistemas, especialmente en áreas de especialización que involucran algoritmos, análisis de datos, automatización y evaluación de software, la investigación constituye un punto de partida para estudiantes, investigadores y profesionales, permitiéndoles obtener una base conceptual y metodológica para estudios posteriores sobre sistemas automatizados y procesos de simulación computacional. Además, también fortalece el desarrollo y validación de soluciones tecnológicas aplicadas basadas en algoritmos en el ámbito de la Tecnología de la Información.

G. ALCANCE

Desde una perspectiva de Ingeniería de Sistemas, este estudio examina agentes de trading automatizados y sistemas de trading algorítmico, incluyendo el comportamiento y los resultados en entornos simulados. La investigación implica un análisis paso a paso de la prueba retrospectiva de estrategias de trading de oro basadas en el comportamiento de los agentes de trading automatizados de TradingView. El estudio analiza el comportamiento algorítmico de los agentes de trading automatizados. Esto incluye la ejecución de reglas, el análisis de datos históricos y la fiabilidad de los resultados.

El enfoque se centra únicamente en el análisis y evaluación de agentes automatizados en el entorno controlado de TradingView. Por lo tanto, el estudio no considera la utilización real de recursos financieros ni su despliegue en escenarios del mundo real, sino que se concentra únicamente en el rendimiento y comportamiento del software en el entorno simulado.

H. CONCEPTOS RELACIONADOS

Agentes automatizados

Los agentes automatizados son programas creados para operar por sí mismos, utilizando reglas algorítmicas para tomar decisiones basadas en ciertas condiciones a partir de la entrada que recopilan. Desde la perspectiva de la Ingeniería de Sistemas, estos agentes representan una lógica determinada de los sistemas, ya que interactúan con su entorno virtual, ejecutan sus funciones y toman decisiones sin la intervención de un usuario. Han ganado popularidad en áreas que demandan una evaluación continua y automatizada de datos (Russell & Norvig, 2021).

Algoritmos y automatización de procesos

Un algoritmo se define como un conjunto específico de instrucciones utilizadas para completar una tarea en particular. En la informática, la automatización de procesos se basa en la creación de algoritmos, lo que permite que el software lleve a cabo tareas complejas o que requieren mucho tiempo con una mínima intervención del usuario. La automatización alivia la carga de trabajo del usuario y mejora la precisión y eficiencia de los sistemas digitales (Jaiswal, Mishra , & Singh, 2025).

Trading algorítmico (enfoque tecnológico)

El comercio algorítmico automatiza la aplicación a gran escala de algoritmos en la toma de decisiones y el comercio. Se basa en un marco de recopilación, análisis e interpretación de datos. Los sistemas de comercio rápido operan en plazos ajustados, por lo que la creación de estos sistemas enfrenta múltiples desafíos en términos de eficiencia, validación de datos y rendimiento general del sistema. Estas restricciones generan un espacio en auge para el diseño de sistemas de comercio, un espacio de significativa novedad y abundantes estudios de caso (Olorunnimbe & Viktor, 2023).

Backtesting

La prueba retrospectiva utiliza datos históricos para implementar una simulación por computadora de un algoritmo para ver cómo reacciona un sistema automatizado. Permite a los usuarios evaluar el rendimiento del sistema buscando errores de lógica en su comportamiento. En la ingeniería de sistemas, la prueba retrospectiva se trata como una verificación y validación experimental para evaluar cómo funciona el sistema (Carrascal, Hernampérez, Botella, & del Barrio, 2023).

Simulación computacional

La simulación computacional crea un entorno para modelar diferentes fenómenos, permitiendo el análisis de distintos elementos en función del comportamiento, real o racional, basado en la ejecución de programas informáticos específicos adaptados al entorno

simulado.Este enfoque es ampliamente utilizado en la evaluación de algoritmos y sistemas complejos, ya que permite realizar pruebas controladas sin necesidad de implementar soluciones en entornos reales. La simulación facilita la validación de modelos, la detección de errores y la optimización del rendimiento del sistema (Greasley, 2022).

Procesamiento de datos

El procesamiento de datos se refiere al conjunto de operaciones que permiten transformar datos en información útil mediante su recolección, organización, análisis e interpretación. En sistemas automatizados, el procesamiento de datos es fundamental, ya que los algoritmos dependen de la (International Organization for Standardization, 2022)calidad, integridad y estructura de los datos para generar resultados consistentes. La gestión eficiente de datos es un componente clave en el rendimiento de sistemas basados en automatización (Provost & Fawcett, 2023).

Calidad del software

La calidad del software se define como el grado en que un sistema cumple con los requisitos establecidos y satisface las necesidades del usuario, considerando atributos como funcionalidad, eficiencia, confiabilidad, mantenibilidad y usabilidad. En el análisis de sistemas automatizados, la calidad del software es un factor crítico, ya que influye directamente en la consistencia de los resultados y en el comportamiento del sistema bajo diferentes condiciones de ejecución (International Organization for Standardization, 2022).

Mercado del oro (XAU/USD)

El mercado del oro constituye uno de los segmentos más relevantes del sistema financiero global, ya que este metal precioso es considerado un activo refugio ampliamente utilizado por los inversionistas en periodos de incertidumbre económica, inflación o alta volatilidad. En el ámbito del trading, el par XAU/USD representa el precio del oro expresado en dólares estadounidenses y refleja la relación entre la demanda del metal y la fortaleza del dólar. El oro puede mostrar movimientos de precios interesantes, lo que lo hace muy atractivo para los analistas técnicos y traders por las siguientes razones: su alta liquidez, su sensibilidad a factores macroeconómicos (Brotons Canals, 2025).

TradingView

TradingView es una herramienta analítica digital que los traders pueden usar para ver diferentes gráficos interactivos. La plataforma también permite el uso de múltiples indicadores técnicos, simulaciones y estrategias como la prueba retrospectiva. A través

de TradingView, los traders tienen acceso a datos históricos de múltiples monedas, índices, acciones y diferentes commodities. Los commodities incluyen oro (XAU/USD). TradingView fomenta que los traders realicen sus propios análisis al hacer posible desarrollar análisis retrospectivos y análisis cuantitativos de sus propias estrategias. Uno de los activos más fuertes de TradingView es la capacidad de desarrollar y probar estrategias de trading automatizadas. Esto se logra mediante el propio lenguaje de programación de TradingView llamado Pine Script, en el que los usuarios pueden desarrollar estrategias avanzadas de trading y gestión de riesgos usando código. Los usuarios también pueden desarrollar reglas precisas relacionadas con la entrada y salida. Además de estos diferentes análisis y pruebas útiles, TradingView también proporciona a los usuarios diferentes informes estadísticos. Cada usuario está expuesto a diferentes métricas relacionadas con la operación, como la máxima caída, el factor de beneficio, el éxito en el trading y el retorno total. Estas estadísticas son esenciales para que los traders validen sus estrategias (Hong Jun Jie, 2025).

Análisis técnico

El análisis técnico es una técnica común en los mercados financieros. Se analiza la información histórica de precios para identificar tendencias y predecir futuros movimientos de precios con mayor precisión, con el fin de comprar o vender. Los patrones de precios observados pueden predecir otros movimientos de precios. En el comercio actual, el análisis técnico es una técnica clave para desarrollar señales de compra y venta basadas en los movimientos del mercado (Agudelo Aguirre, Duque Méndez, & Galvis Flórez, 2025).

Indicadores técnicos

Los indicadores técnicos cuantifican el precio y el volumen en los mercados financieros y analizan las tendencias, el impulso y la volatilidad. La característica más útil de los indicadores técnicos es que convierten datos históricos en señales reconocibles que los operadores pueden usar para identificar posibles oportunidades en el mercado de trading. Los indicadores más comunes que utilizan los operadores son las medias móviles, el RSI y el MACD. Estos indicadores se usan para analizar los mercados tanto cuando los operadores realizan análisis discrecionales por sí mismos como en el trading algorítmico que implementan para determinar cuándo el mercado está a punto de cambiar en cualquiera de las dos direcciones posibles o cuando el mercado ha sido llevado demasiado lejos en cualquiera de las dos direcciones posibles (Singh, 2025).

Drawdown

La caída en las finanzas cuantitativas se refiere a la disminución más significativa del capital disponible durante un período de tiempo específico, desde el máximo más reciente hasta el mínimo más reciente. Es útil para evaluar el riesgo de una estrategia financiera debido a su capacidad para demostrar la profundidad de las pérdidas que se pueden interpretar como el riesgo asequible antes de recuperar el capital. Durante el desarrollo de estrategias algorítmicas y la evaluación de estrategias de trading, muchas investigaciones pasadas han concluido que la caída es una métrica, si no la más, importante al evaluar la robustez y estabilidad de los algoritmos de trading, ya que la caída proporciona adversamente la información de pérdida máxima de capital en la historia, considerando el capital de patrimonio perdido en el peor caso (Mehta, 2022).

Factor de beneficio (Profit Factor)

El Factor de Beneficio evalúa el éxito de una estrategia de trading utilizando la relación entre las ganancias brutas y las pérdidas brutas en un período determinado. Al dividir las ganancias totales entre las pérdidas totales, esta métrica evalúa si se pueden obtener más ganancias que pérdidas incurridas. Valores mayores que uno generan beneficios, siendo mayores los valores que indican mayor eficiencia operativa. En el trading cuantitativo y las pruebas retrospectivas, el Factor de Beneficio es una métrica crucial para la comparación de estrategias y la evaluación del rendimiento de las estrategias de trading (Chan, 2021).

Tasa de aciertos (Win Rate)

La tasa de ganancia, o tasa de éxito, indica qué porcentaje de las operaciones completadas de una estrategia de trading fueron ganancias en comparación con todas las ejecuciones de operaciones en general. Esta medida intenta responder qué tan exitosa es una estrategia, en promedio, durante un período determinado de evaluación. Sin embargo, se entiende en el presente que la tasa de ganancia debe evaluarse junto con muchos otros parámetros de rendimiento. Esto incluye el drawdown y tanto las operaciones perdedoras como las ganadoras, ya que una estrategia de trading podría ser exitosa en un alto porcentaje del tiempo y aún así llevar a una pérdida neta si, en promedio, las operaciones perdedoras son de una magnitud considerablemente mayor. De ello se desprende que la tasa de ganancia no debe emplearse de forma aislada, sino como un componente más de la evaluación del rendimiento del sistema de trading (Medina Peschiutta, 2025).

I. TRABAJOS RELACIONADOS

En el ámbito internacional, Olorunnimbe y Viktor (2023), describen un análisis empírico sobre el uso de las técnicas de aprendizaje profundo en sistemas automatizados basados en algoritmos en la publicación "Deep Learning in the Stock Market: A Systematic Survey of Practice, Backtesting, and Applications." El estudio describe las diversas metodologías para el procesamiento de datos históricos, así como los procedimientos de validación de modelos mediante pruebas retrospectivas, teniendo en cuenta la reproducibilidad de los resultados, la calidad de los datos y la robustez de los algoritmos. Los autores señalan la importancia de la aplicación rigurosa de marcos de evaluación a los sistemas automatizados. Este estudio respalda la evidencia del análisis técnico y práctico de los agentes automatizados, y por lo tanto, la relevancia dentro del alcance de la investigación.

Kong y So (2023), en su estudio “Análisis empírico del comercio automatizado de acciones usando aprendizaje profundo por refuerzo”, construyen un análisis experimental detallado para evaluar el rendimiento de sistemas automatizados que utilizan aprendizaje profundo por refuerzo. Esta investigación investiga algoritmos individuales de actor-crítico y crea un conjunto de estrategias, implementándolos a través de simulaciones y pruebas retrospectivas en datos históricos de varios mercados. Además, se representan en sus evaluaciones el rendimiento acumulado, el ratio de Sharpe y la máxima caída. Los resultados muestran que el rendimiento de los sistemas automatizados depende en gran medida de los métodos del algoritmo y de las condiciones del entorno de prueba. El impacto significativo de este estudio se centra en proporcionar una línea de base para los métodos utilizados en el análisis experimental de agentes automatizados y destaca la necesidad de validaciones y evaluaciones de rendimiento exhaustivas.

En un contexto latinoamericano, la investigación realizada por de Castro (2025) (2025), en "AlphaX: Una estrategia de inversión en valor basada en IA para el mercado bursátil brasileño" examina la creación de modelos automatizados utilizando inteligencia artificial para el mercado bursátil brasileño. El estudio emplea métodos de aprendizaje automático, ejecuta simulaciones computacionales sobre conjuntos de datos históricos y evalúa el rendimiento de los sistemas automatizados mediante la técnica de backtesting. El estudio también resalta la importancia de controlar el sesgo en los modelos automatizados y los procesos de validación de las estrategias de comercio automatizado,

asegurando como mínimo la eliminación de sobreajuste y sesgos de anticipación, para lograr resultados más fiables y coherentes.

Los resultados indican que la validación empírica de experimentos y la utilización de métricas de rendimiento mejoran la robustez del modelo. En este sentido, este trabajo establece un precedente importante para la investigación actual, ya que ofrece una base en el análisis algorítmico, el procesamiento de datos históricos y la evaluación del rendimiento de sistemas automáticos mediante métodos de backtesting.

A nivel nacional, Zhinin (2025), en la tesis "Evaluación de Bots de Trading Algorítmico bajo el Estándar ISO/IEC 29119: Un Enfoque Estratégico", desarrolla una investigación centrada en la evaluación funcional, eficiente y confiable de bots de trading basada en la norma ISO/IEC 29119. La investigación analiza el comportamiento de diferentes estrategias automatizadas basadas en volatilidad, rupturas de rango y escenarios de mercado lateral utilizando entornos simulados de MetaTrader 5 y procesos de backtesting.

Esta investigación muestra la necesidad de prácticas estandarizadas de prueba de software para evaluar el desempeño de sistemas automatizados para garantizar la calidad del software, la coherencia operativa y la fiabilidad de la respuesta de los algoritmos incorporados. Además, se utilizan métodos de medición de rendimiento y simulación para estudiar el comportamiento de los bots en diferentes entornos de mercado.

El estudio citado aborda la evaluación de agentes automatizados desde la perspectiva de la Ingeniería de Sistemas e integra automatización, backtesting, calidad del software y análisis de estrategias algorítmicas, por lo que constituye un marco de referencia directo para la presente investigación.

J. METODOLOGÍA

Este estudio es cuantitativo y analiza agentes automatizados basándose en evaluaciones de su rendimiento después de operar en entornos simulados. El nivel de investigación es descriptivo-analítico, ya que caracteriza la funcionalidad del algoritmo y analiza el resultado de su ejecución en el proceso de backtesting.

La presente investigacion evaluará las estrategias automatizadas en la plataforma TradingView utilizando datos históricos del mercado del oro. Se crearán y comerciarán

varias estrategias usando la programación en TradingView para realizar pruebas retrospectivas de las estrategias automatizadas y entender cómo funciona el sistema. Los datos obtenidos serán evaluados en función del rendimiento, la consistencia y la eficiencia de los algoritmos.

K. CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES

N°	ACTIVIDAD	MES						MEDIOS DE VERIFICACIÓN
		I	II	III	IV	V	VI	
1	Revisión bibliográfica sobre agentes automatizados y trading algorítmico	x	x					Matriz de revisión bibliográfica
2	Análisis de algoritmos y estrategias de trading automatizado	x	x					Documento de análisis teórico
3	Investigación de técnicas de backtesting y entornos de simulación		x	x				Marco teórico (Capítulo II)
4	Diseño de estrategias automatizadas basadas en reglas			x	x			Scripts desarrollados
5	Programación de estrategias en TradingView mediante Pine Script			x	x			Código fuente y configuraciones
6	Ejecución de procesos de backtesting con datos históricos de XAU/USD				x	x		Reportes generados por TradingView
7	Recolección y organización de resultados obtenidos del backtesting					x		Base de datos de resultados
8	Análisis de métricas de desempeño y eficiencia de los agentes automatizados					x	x	Tablas y gráficos comparativos
9	Elaboración de conclusiones y redacción del informe final						x	Documento final de tesis

L. DECLARACIÓN FINAL

Los abajo firmantes declaramos bajo juramento que el proyecto descrito en este documento no ha sido presentado a otra institución nacional o internacional para su financiamiento, no causa perjuicio al ambiente, es de nuestra autoría y no transgrede norma ética alguna.

M. PARTICIPANTES	
DIRECTOR:	Ing. Cristhian Humberto Flores Urgiles
ESTUDIANTE 1	Jeaneth Carolina Delgado Cazho

N. FIRMAS DE RESPONSABILIDAD	
Lugar:	Cañar
Fecha:	28 de abril del 2026

Firmas:

Nombre: Ing. Cristhian Humberto Flores Urgiles CC: 0301638375 **Director del Proyecto**	Nombre: Jeaneth Carolina Delgado Cazho C.C.: 0302656301 **Estudiante / Egresado**

O. APROBACIÓN
Firmas:

Nombre:	Nombre:
CC:	C.C.:
Primer Par Revisor	**Segundo Par Revisor**

P. REFERENCIAS

Bibliografía

Amini, A., & Kalantari, R. (2024). Gold price prediction by a CNN-Bi-LSTM model along with automatic parameter tuning. PLOS ONE, 19(3), e0298426. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0298426

Cohen, G., & Aiche, A. (2023). Forecasting gold price using machine learning methodologies. Chaos, Solitons & Fractals, 175(Part 2), 114079. https://doi.org/10.1016/j.chaos.2023.114079

de Castro, P. A. L. (2025). AlphaX: An AI-based value investing strategy for the Brazilian stock market. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2508.13429

Hevner, A. R., March, S. T., Park, J., & Ram, S. (2004). Design science in information systems research. MIS Quarterly, 28(1), 75-105.

International Organization for Standardization & International Electrotechnical Commission. (2023). ISO/IEC 25010:2023 Systems and software engineering - Systems and software Quality Requirements and Evaluation (SQuaRE) - Product quality model. ISO.

Jukl, D., & Lansky, J. (2025). Systematic Review on Algorithmic Trading. Acta Informatica Pragensia, 14(3), 506-534. https://doi.org/10.18267/j.aip.276

Kong, M., & So, J. (2023). Empirical analysis of automated stock trading using deep reinforcement learning. Applied Sciences, 13(1), 633. https://doi.org/10.3390/app13010633

Olorunnimbe, K., & Viktor, H. (2023). Deep learning in the stock market-a systematic survey of practice, backtesting, and applications. Artificial Intelligence Review, 56, 2057-2109. https://doi.org/10.1007/s10462-022-10226-0

Peffers, K., Tuunanen, T., Rothenberger, M. A., & Chatterjee, S. (2007). A design science research methodology for information systems research. Journal of Management Information Systems, 24(3), 45-77.

Ryan, M., Corbet, S., & Oxley, L. (2024). Is gold always a safe haven? Finance Research Letters, 64, 105438. https://doi.org/10.1016/j.frl.2024.105438

TradingView. (s. f.-a). What are strategies, backtesting and forward testing? Recuperado el 3 de junio de 2026, de https://www.tradingview.com/support/solutions/43000562362-what-are-strategies-backtesting-and-forward-testing/

TradingView. (s. f.-b). Pine Script: Concepts / Strategies. Recuperado el 3 de junio de 2026, de https://www.tradingview.com/pine-script-docs/concepts/strategies/

Varela, A., Siam, M. K., Al Maruf, A., Gu, H., Cheng, J. Q., & Aung, Z. (2025). An analytical framework for real-time gold trading using sentiment and time-series forecasting. Decision Analytics Journal, 17, 100633. https://doi.org/10.1016/j.dajour.2025.100633

World Gold Council. (2026). Gold Demand Trends: Q4 and Full Year 2025. https://www.gold.org/goldhub/research/gold-demand-trends/gold-demand-trends-full-year-2025

Anexo 2: Código fuente de los agentes (Pine Script v6)

Agente 1 — Cruce de medias EMA

```
//@version=6
// ============================================================
// AGENTE 1 — Seguimiento de tendencia (cruce de medias EMA)
// XAU/USD · Temporalidad 15 min
// Parámetros fijados a priori (sin optimización sobre los datos de evaluación)
// ============================================================
strategy("Agente 1 - Cruce de Medias EMA (XAUUSD M15)",
     overlay              = true,
     initial_capital      = 10000,
     default_qty_type     = strategy.percent_of_equity,
     default_qty_value    = 10,
     commission_type      = strategy.commission.percent,
     commission_value     = 0.02,
     slippage             = 5,
     pyramiding           = 0,
     process_orders_on_close = true)


// --- Parámetros ---
fastLen = input.int(20,  "EMA rápida")
slowLen = input.int(50,  "EMA lenta")
atrLen  = input.int(14,  "Periodo ATR")
slMult  = input.float(1.5, "Stop Loss (x ATR)")
tpMult  = input.float(3.0, "Take Profit (x ATR)")


// --- Indicadores ---
fast = ta.ema(close, fastLen)
slow = ta.ema(close, slowLen)
atr  = ta.atr(atrLen)


// --- Señales (la reversión del cruce cierra vía entrada opuesta) ---
longSig  = ta.crossover(fast, slow)
shortSig = ta.crossunder(fast, slow)


var float entryAtr = na
if longSig
    strategy.entry("Long", strategy.long)
    entryAtr := atr
if shortSig
    strategy.entry("Short", strategy.short)
    entryAtr := atr


// --- Salidas protectoras por ATR ---
if strategy.position_size > 0
    strategy.exit("SL/TP L", from_entry = "Long",
         stop  = strategy.position_avg_price - slMult * entryAtr,
         limit = strategy.position_avg_price + tpMult * entryAtr)
if strategy.position_size < 0
    strategy.exit("SL/TP S", from_entry = "Short",
         stop  = strategy.position_avg_price + slMult * entryAtr,
         limit = strategy.position_avg_price - tpMult * entryAtr)


plot(fast, "EMA rápida", color.aqua)
plot(slow, "EMA lenta",  color.orange)
```

Agente 2 — RSI (reversión a la media)

```
//@version=6
// ============================================================
// AGENTE 2 — Reversión a la media (RSI)
// XAU/USD · Temporalidad 15 min
// Parámetros fijados a priori (sin optimización sobre los datos de evaluación)
// ============================================================
```

```
strategy("Agente 2 - RSI Reversion (XAUUSD M15)",
     overlay              = false,
     initial_capital      = 10000,
     default_qty_type     = strategy.percent_of_equity,
     default_qty_value    = 10,
     commission_type      = strategy.commission.percent,
     commission_value     = 0.02,
     slippage             = 5,
     pyramiding           = 0,
     process_orders_on_close = true)


// --- Parámetros ---
rsiLen = input.int(14, "Periodo RSI")
osLvl  = input.int(30, "Sobreventa")
obLvl  = input.int(70, "Sobrecompra")
midLvl = input.int(50, "Nivel medio (salida)")
atrLen = input.int(14, "Periodo ATR")
slMult = input.float(1.5, "Stop Loss (x ATR)")


// --- Indicadores ---
rsi = ta.rsi(close, rsiLen)
atr = ta.atr(atrLen)


// --- Señales de entrada ---
longSig  = ta.crossover(rsi, osLvl)   // sale de sobreventa
shortSig = ta.crossunder(rsi, obLvl)  // sale de sobrecompra


var float entryAtr = na
if longSig and strategy.position_size == 0
    strategy.entry("Long", strategy.long)
    entryAtr := atr
if shortSig and strategy.position_size == 0
    strategy.entry("Short", strategy.short)
    entryAtr := atr


// --- Salida primaria: retorno del RSI al nivel medio (50) ---
if strategy.position_size > 0 and ta.crossover(rsi, midLvl)
    strategy.close("Long", comment = "RSI=50")
if strategy.position_size < 0 and ta.crossunder(rsi, midLvl)
    strategy.close("Short", comment = "RSI=50")


// --- Salida protectora por ATR ---
if strategy.position_size > 0
    strategy.exit("SL L", from_entry = "Long",
         stop = strategy.position_avg_price - slMult * entryAtr)
if strategy.position_size < 0
    strategy.exit("SL S", from_entry = "Short",
         stop = strategy.position_avg_price + slMult * entryAtr)


plot(rsi, "RSI", color.purple)
hline(obLvl, "Sobrecompra", color.red)
hline(midLvl, "Medio", color.gray)
hline(osLvl, "Sobreventa", color.green)
```

Agente 3 — Ruptura Donchian/ATR

```
//@version=6
// ============================================================
// AGENTE 3 — Ruptura por volatilidad (Canales de Donchian + filtro ATR)
// XAU/USD · Temporalidad 15 min
// Parámetros fijados a priori (sin optimización sobre los datos de evaluación)
// ============================================================
strategy("Agente 3 - Ruptura Donchian/ATR (XAUUSD M15)",
     overlay              = true,
     initial_capital      = 10000,
     default_qty_type     = strategy.percent_of_equity,
     default_qty_value    = 10,
     commission_type      = strategy.commission.percent,
```

```
     commission_value     = 0.02,
     slippage             = 5,
     pyramiding           = 0,
     process_orders_on_close = true)

// --- Parámetros ---
donLen    = input.int(20, "Periodo Donchian")
atrLen    = input.int(14, "Periodo ATR")
atrSmaLen = input.int(20, "SMA del ATR (filtro)")
slMult    = input.float(2.0, "Stop Loss (x ATR)")

// --- Indicadores ---
// Se usa el canal de la barra anterior [1] para no incluir la barra actual (evita sesgo)
upper = ta.highest(high, donLen)[1]
lower = ta.lowest(low,  donLen)[1]
mid   = (upper + lower) / 2
atr   = ta.atr(atrLen)
volFilter = atr > ta.sma(atr, atrSmaLen)   // solo operar con expansión de volatilidad

// --- Señales de ruptura ---
longSig  = ta.crossover(close, upper) and volFilter
shortSig = ta.crossunder(close, lower) and volFilter

var float entryAtr = na
if longSig
    strategy.entry("Long", strategy.long)
    entryAtr := atr
if shortSig
    strategy.entry("Short", strategy.short)
    entryAtr := atr

// --- Salida primaria: retorno a la banda media del canal ---
if strategy.position_size > 0 and close < mid
    strategy.close("Long", comment = "Retorno a media")
if strategy.position_size < 0 and close > mid
    strategy.close("Short", comment = "Retorno a media")

// --- Salida protectora por ATR ---
if strategy.position_size > 0
    strategy.exit("SL L", from_entry = "Long",
         stop = strategy.position_avg_price - slMult * entryAtr)
if strategy.position_size < 0
    strategy.exit("SL S", from_entry = "Short",
         stop = strategy.position_avg_price + slMult * entryAtr)

plot(upper, "Donchian sup.", color.green)
plot(lower, "Donchian inf.", color.red)
plot(mid,   "Media",         color.gray)
```

Agente 4 — MACD (momentum)

```
//@version=6
// ============================================================
// AGENTE 4 — Momentum (MACD)
// XAU/USD · Temporalidad 15 min
// Parámetros fijados a priori (sin optimización sobre los datos de evaluación)
// ============================================================
strategy("Agente 4 - MACD Momentum (XAUUSD M15)",
     overlay              = false,
     initial_capital      = 10000,
     default_qty_type     = strategy.percent_of_equity,
     default_qty_value    = 10,
     commission_type      = strategy.commission.percent,
     commission_value     = 0.02,
     slippage             = 5,
     pyramiding           = 0,
     process_orders_on_close = true)
```

```
// --- Parámetros ---
fastLen   = input.int(12, "MACD rápida")
slowLen   = input.int(26, "MACD lenta")
signalLen = input.int(9,  "Señal")
atrLen    = input.int(14, "Periodo ATR")
slMult    = input.float(1.5, "Stop Loss (x ATR)")
tpMult    = input.float(3.0, "Take Profit (x ATR)")

// --- Indicadores ---
[macdLine, signalLine, _] = ta.macd(close, fastLen, slowLen, signalLen)
atr = ta.atr(atrLen)

// --- Señales (la reversión del cruce cierra vía entrada opuesta) ---
longSig  = ta.crossover(macdLine, signalLine)
shortSig = ta.crossunder(macdLine, signalLine)

var float entryAtr = na
if longSig
    strategy.entry("Long", strategy.long)
    entryAtr := atr
if shortSig
    strategy.entry("Short", strategy.short)
    entryAtr := atr

// --- Salidas protectoras por ATR ---
if strategy.position_size > 0
    strategy.exit("SL/TP L", from_entry = "Long",
         stop  = strategy.position_avg_price - slMult * entryAtr,
         limit = strategy.position_avg_price + tpMult * entryAtr)
if strategy.position_size < 0
    strategy.exit("SL/TP S", from_entry = "Short",
         stop  = strategy.position_avg_price + slMult * entryAtr,
         limit = strategy.position_avg_price - tpMult * entryAtr)

plot(macdLine,   "MACD",  color.blue)
plot(signalLine, "Señal", color.orange)
hline(0, "Cero", color.gray)
```

Agente 5 — Bandas de Bollinger (rango)

```
//@version=6
// ============================================================
// AGENTE 5 — Rango lateral / oscilación (Bandas de Bollinger)
// XAU/USD · Temporalidad 15 min
// Parámetros fijados a priori (sin optimización sobre los datos de evaluación)
// ============================================================
strategy("Agente 5 - Bandas de Bollinger (XAUUSD M15)",
     overlay              = true,
     initial_capital      = 10000,
     default_qty_type     = strategy.percent_of_equity,
     default_qty_value    = 10,
     commission_type      = strategy.commission.percent,
     commission_value     = 0.02,
     slippage             = 5,
     pyramiding           = 0,
     process_orders_on_close = true)

// --- Parámetros ---
bbLen  = input.int(20, "Periodo Bollinger")
bbMult = input.float(2.0, "Desviación (x sigma)")
atrLen = input.int(14, "Periodo ATR")
slMult = input.float(1.5, "Stop Loss (x ATR)")

// --- Indicadores ---
basis = ta.sma(close, bbLen)
dev   = bbMult * ta.stdev(close, bbLen)
```

```
upper = basis + dev
lower = basis - dev
atr   = ta.atr(atrLen)

// --- Señales de entrada (compra en banda inferior, venta en banda superior) ---
longSig  = ta.crossunder(close, lower)
shortSig = ta.crossover(close, upper)

var float entryAtr = na
if longSig and strategy.position_size == 0
    strategy.entry("Long", strategy.long)
    entryAtr := atr
if shortSig and strategy.position_size == 0
    strategy.entry("Short", strategy.short)
    entryAtr := atr

// --- Salida primaria: retorno del precio a la banda media (SMA 20) ---
if strategy.position_size > 0 and ta.crossover(close, basis)
    strategy.close("Long", comment = "Retorno a media")
if strategy.position_size < 0 and ta.crossunder(close, basis)
    strategy.close("Short", comment = "Retorno a media")

// --- Salida protectora por ATR ---
if strategy.position_size > 0
    strategy.exit("SL L", from_entry = "Long",
         stop = strategy.position_avg_price - slMult * entryAtr)
if strategy.position_size < 0
    strategy.exit("SL S", from_entry = "Short",
         stop = strategy.position_avg_price + slMult * entryAtr)

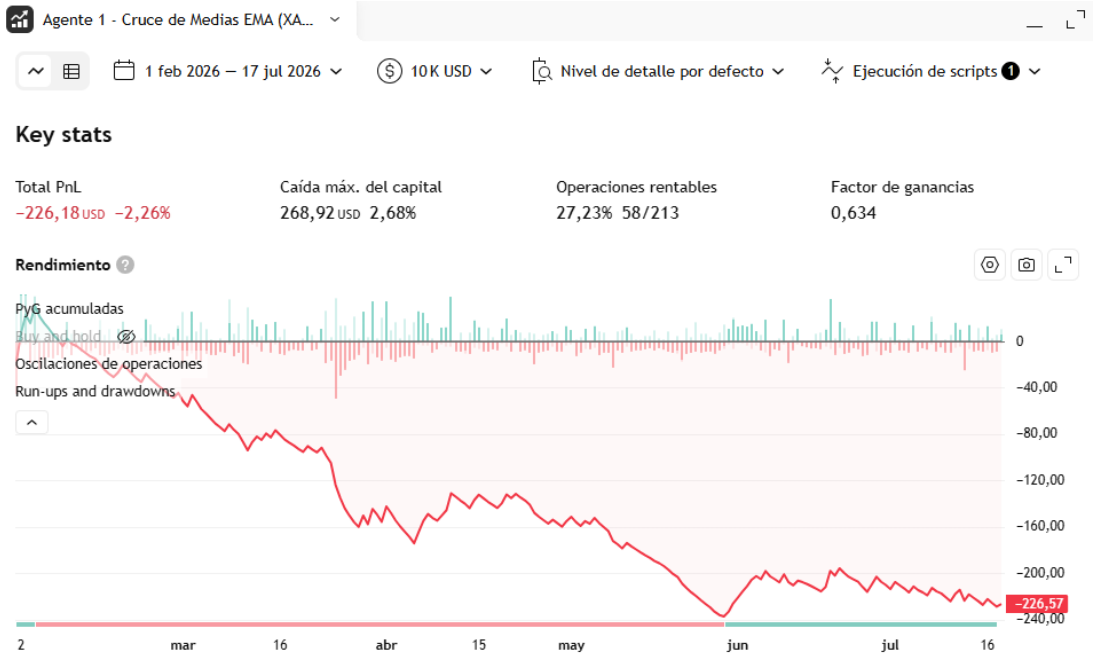
plot(basis, "Media (SMA 20)", color.gray)
plot(upper, "Banda superior", color.red)
plot(lower, "Banda inferior", color.green)
```

Anexo 3: Reportes completos del Strategy Tester por agente

Agente 1 — Cruce de medias (EMA)

Ilustración 14

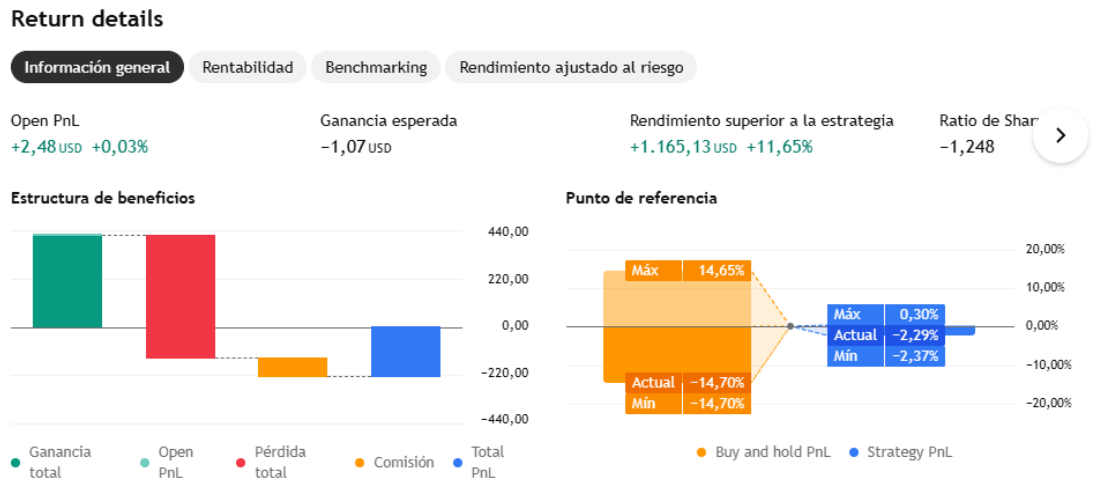
Reporte del Strategy Tester — Agente 1 — Cruce de medias (EMA) (detalle 1).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 15

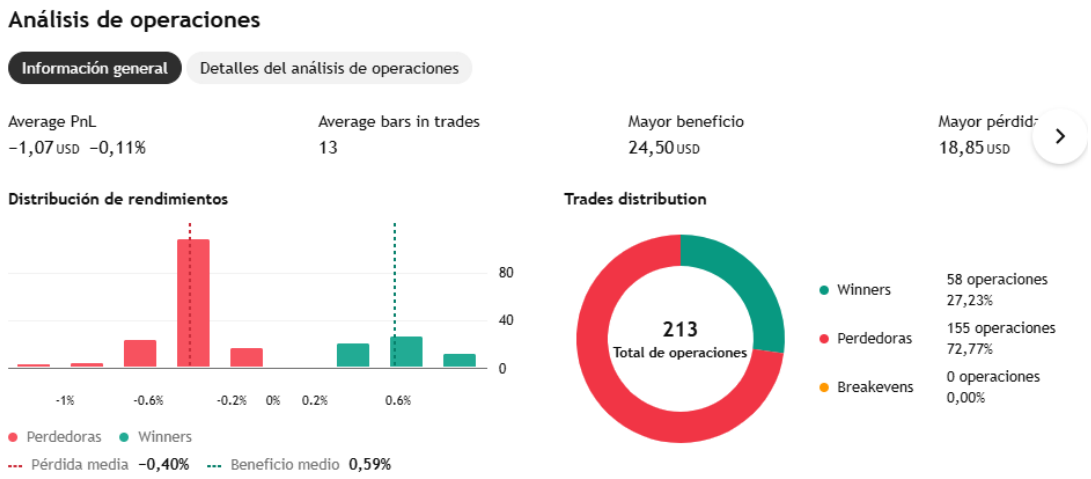
Reporte del Strategy Tester — Agente 1 — Cruce de medias (EMA) (detalle 2).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 16

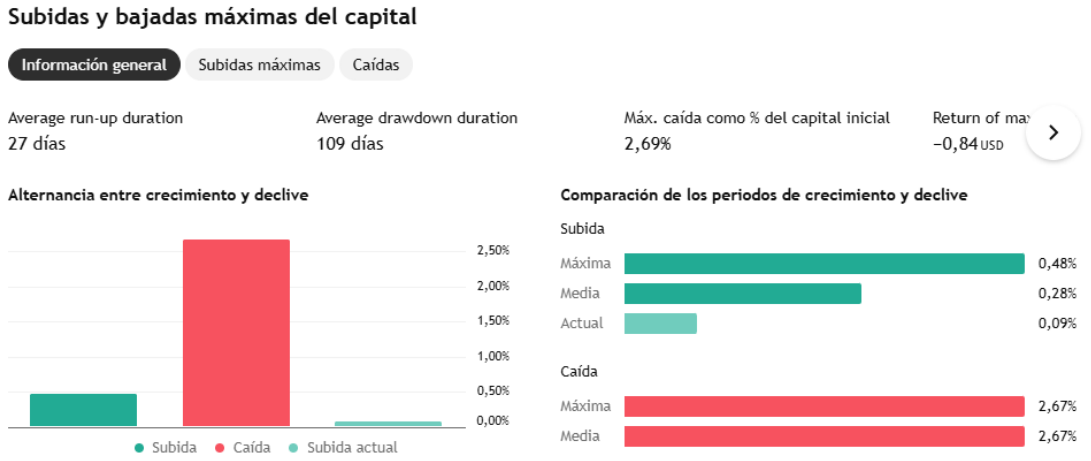
Reporte del Strategy Tester — Agente 1 — Cruce de medias (EMA) (detalle 3).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 17

Reporte del Strategy Tester — Agente 1 — Cruce de medias (EMA) (detalle 4).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 18

Reporte del Strategy Tester — Agente 1 — Cruce de medias (EMA) (detalle 5).

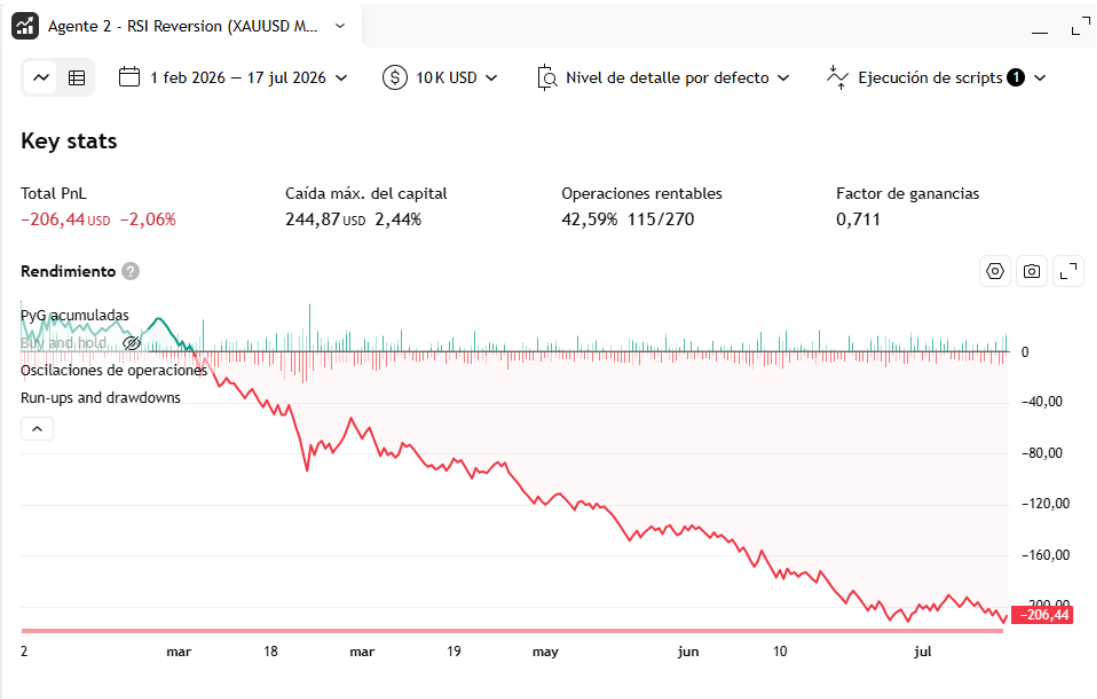


Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Agente 2 — RSI

Ilustración 19

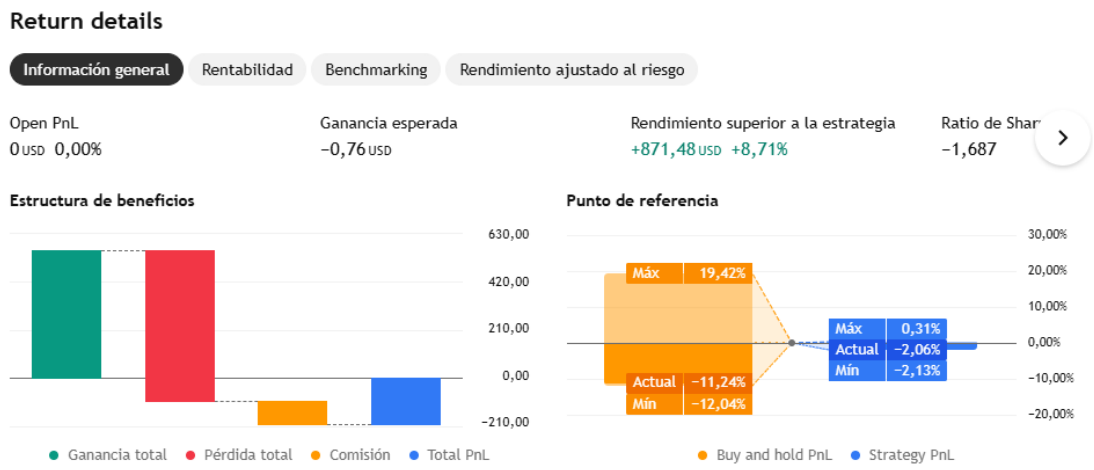
Reporte del Strategy Tester — Agente 2 — RSI (detalle 1).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 20

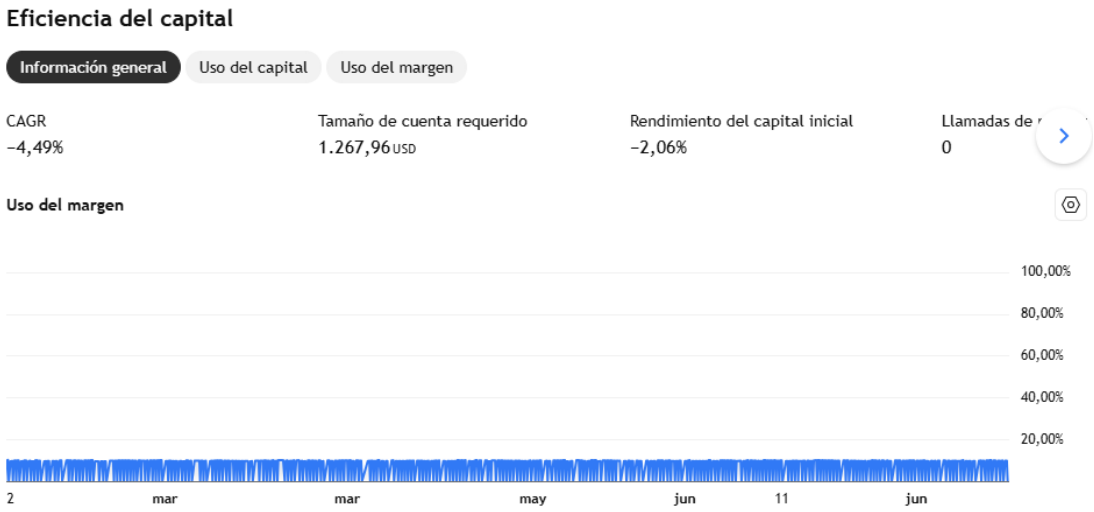
Reporte del Strategy Tester — Agente 2 — RSI (detalle 2).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 21

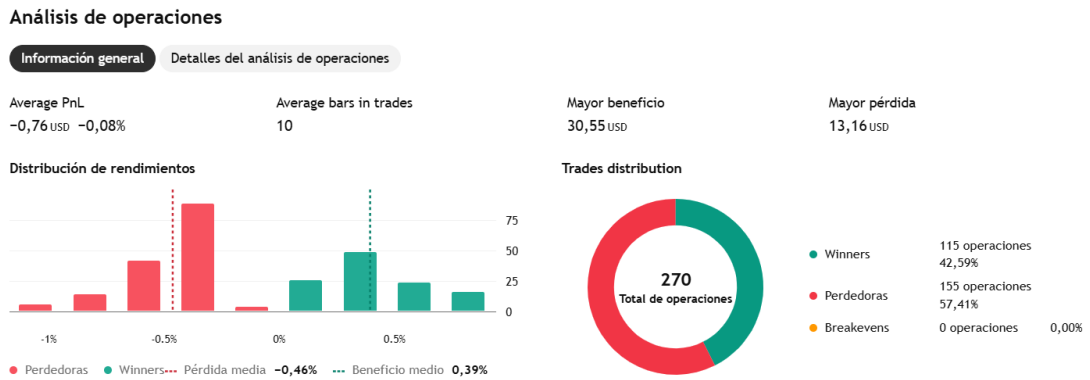
Reporte del Strategy Tester — Agente 2 — RSI (detalle 3).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 22

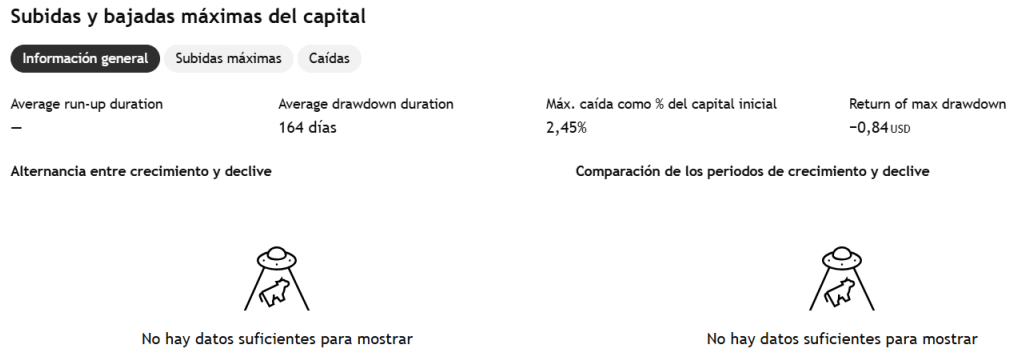
Reporte del Strategy Tester — Agente 2 — RSI (detalle 4: análisis de operaciones).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView (captura tomada en la ejecución del 1 de febrero al 20 de julio de 2026; el Agente 2 no registró operaciones adicionales, por lo que los datos coinciden exactamente con la primera ejecución).

Ilustración 23

Reporte del Strategy Tester — Agente 2 — RSI (detalle 5: subidas y bajadas máximas del capital).

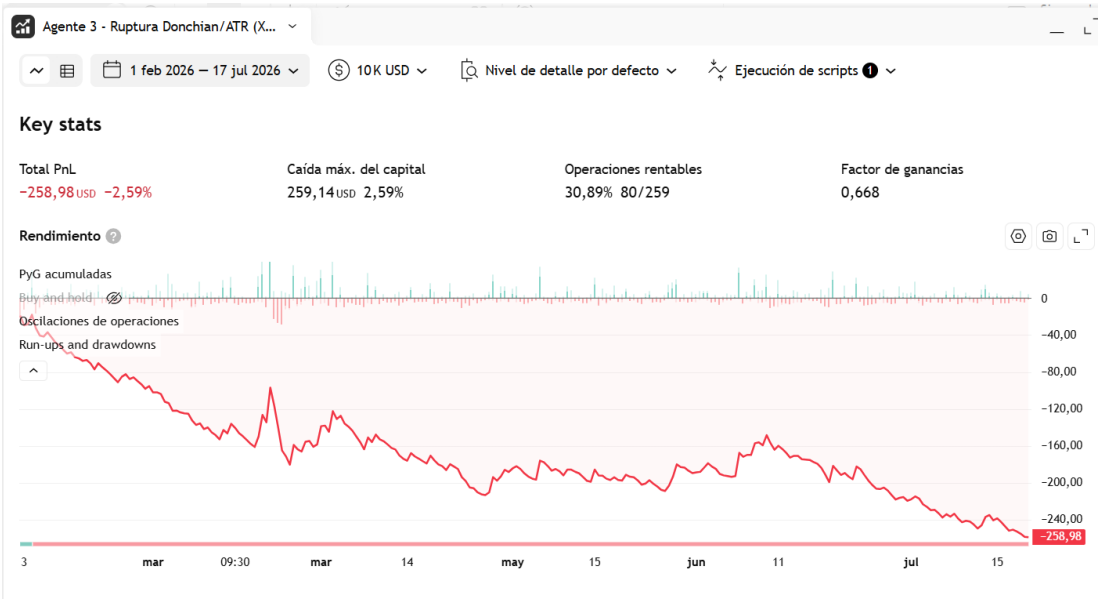


Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView (captura tomada en la ejecución del 1 de febrero al 20 de julio de 2026; el Agente 2 no registró operaciones adicionales, por lo que los datos coinciden exactamente con la primera ejecución).

Agente 3 — Ruptura por volatilidad (Donchian/ATR)

Ilustración 24

Reporte del Strategy Tester — Agente 3 — Ruptura por volatilidad (Donchian/ATR) (de-talle 1).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 25

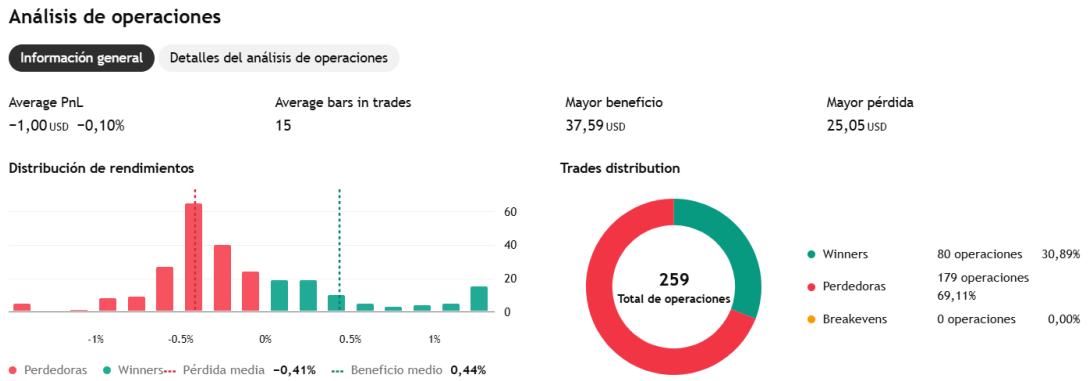
Reporte del Strategy Tester — Agente 3 — Ruptura por volatilidad (Donchian/ATR) (detalle 2).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 26

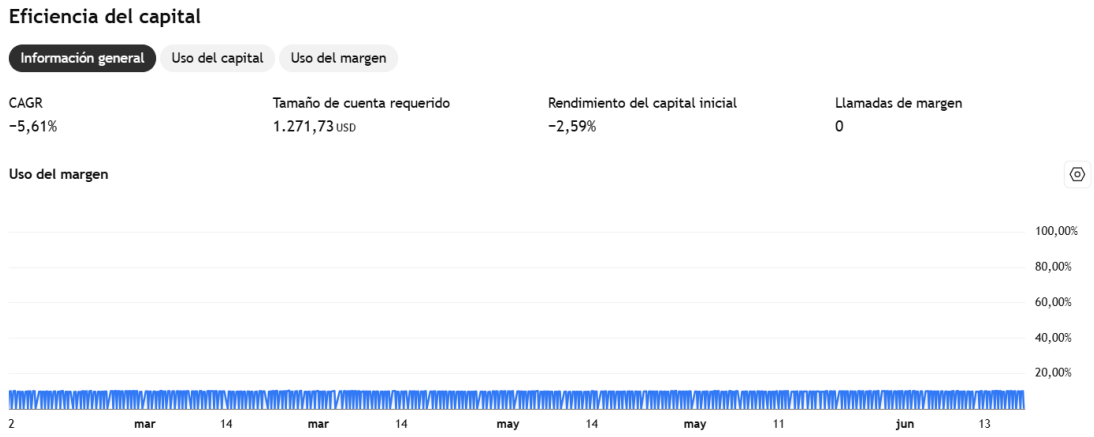
Reporte del Strategy Tester — Agente 3 — Ruptura por volatilidad (Donchian/ATR) (detalle 3).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 27

Reporte del Strategy Tester — Agente 3 — Ruptura por volatilidad (Donchian/ATR) (detalle 4).

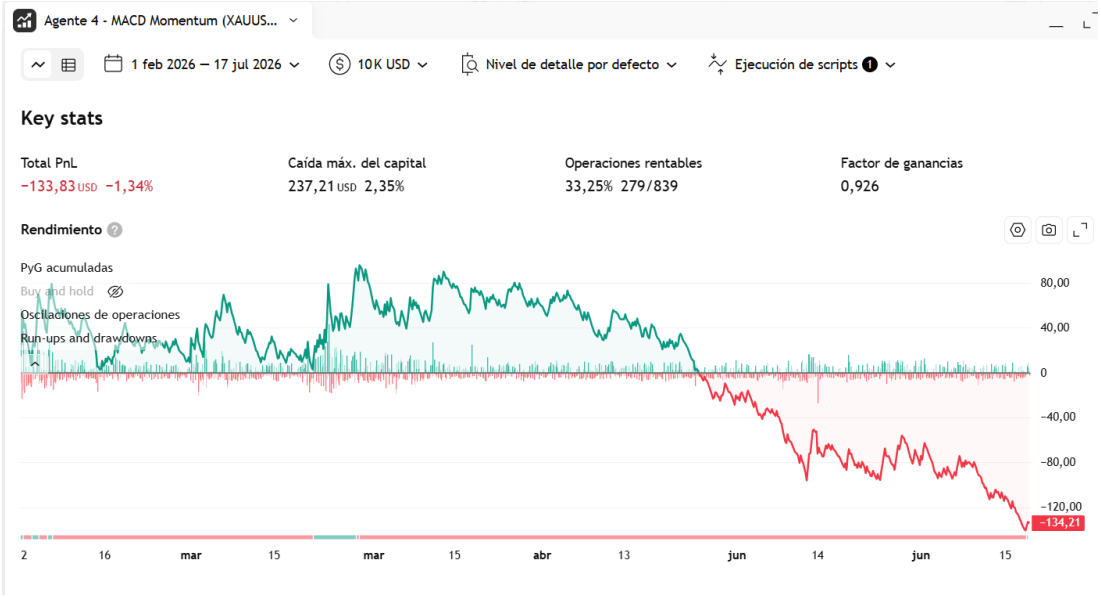


Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Agente 4 — MACD

Ilustración 28

Reporte del Strategy Tester — Agente 4 — MACD (detalle 1).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 29

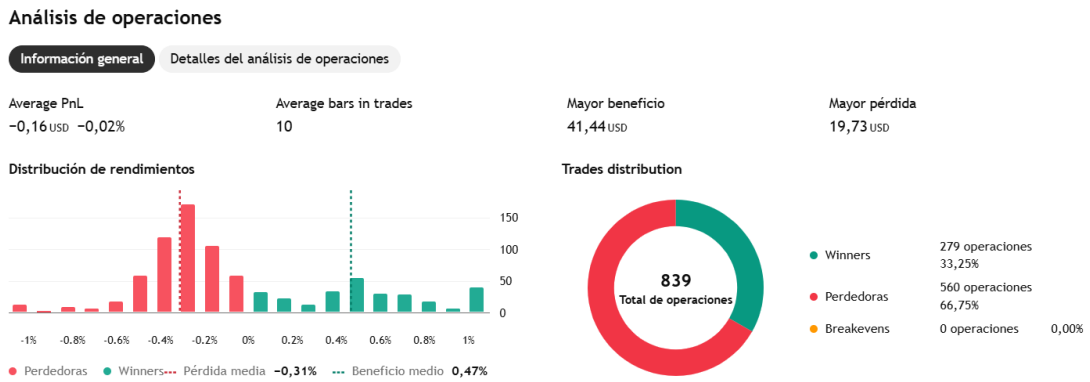
Reporte del Strategy Tester — Agente 4 — MACD (detalle 2).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 30

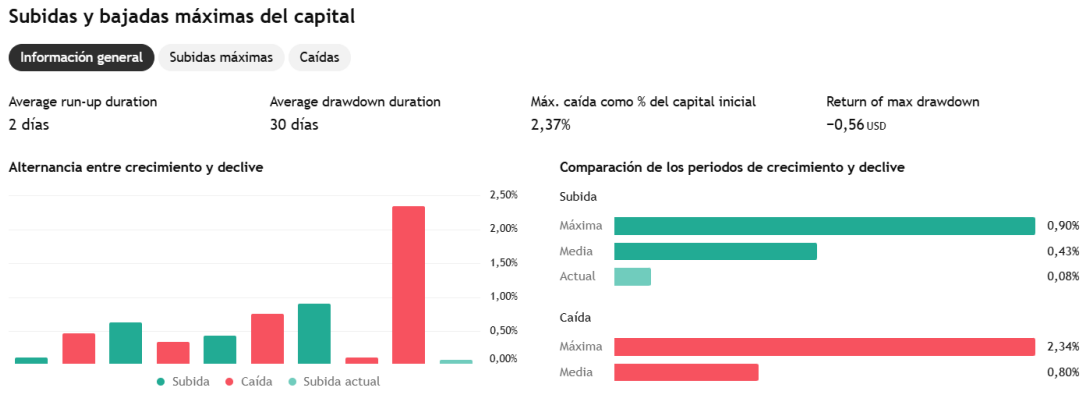
Reporte del Strategy Tester — Agente 4 — MACD (detalle 3).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 31

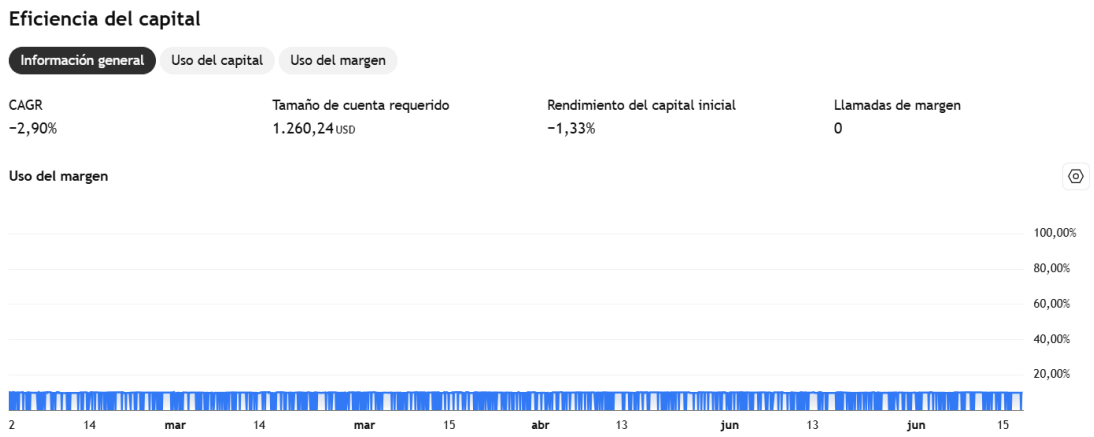
Reporte del Strategy Tester — Agente 4 — MACD (detalle 4).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 32

Reporte del Strategy Tester — Agente 4 — MACD (detalle 5).

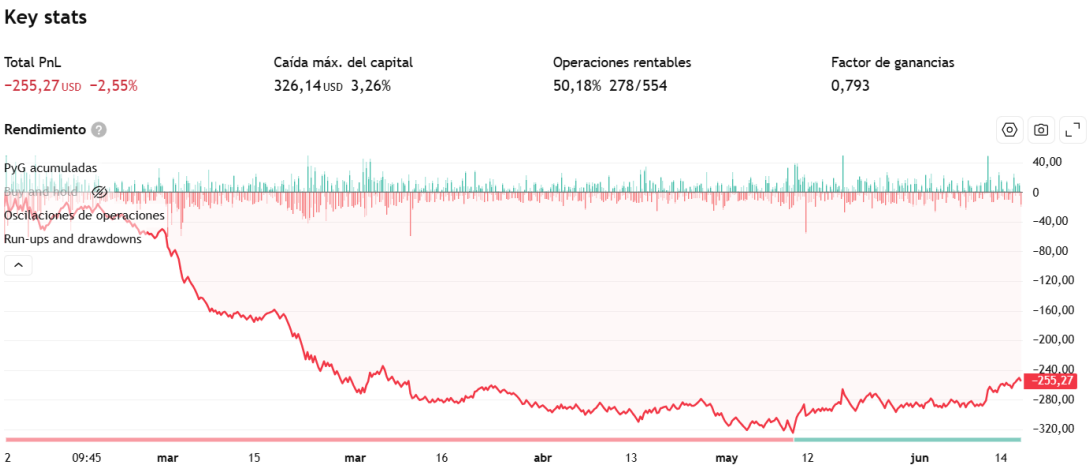


Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Agente 5 — Bandas de Bollinger

Ilustración 33

Reporte del Strategy Tester — Agente 5 — Bandas de Bollinger (detalle 1).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 34

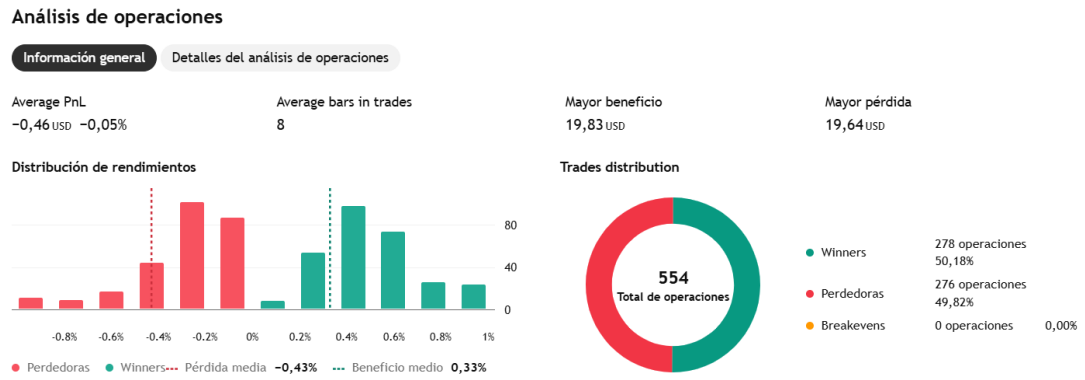
Reporte del Strategy Tester — Agente 5 — Bandas de Bollinger (detalle 2).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 35

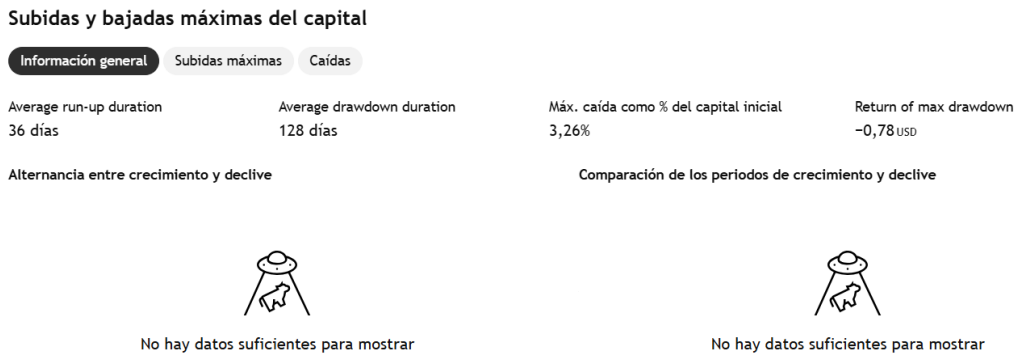
Reporte del Strategy Tester — Agente 5 — Bandas de Bollinger (detalle 3).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 36

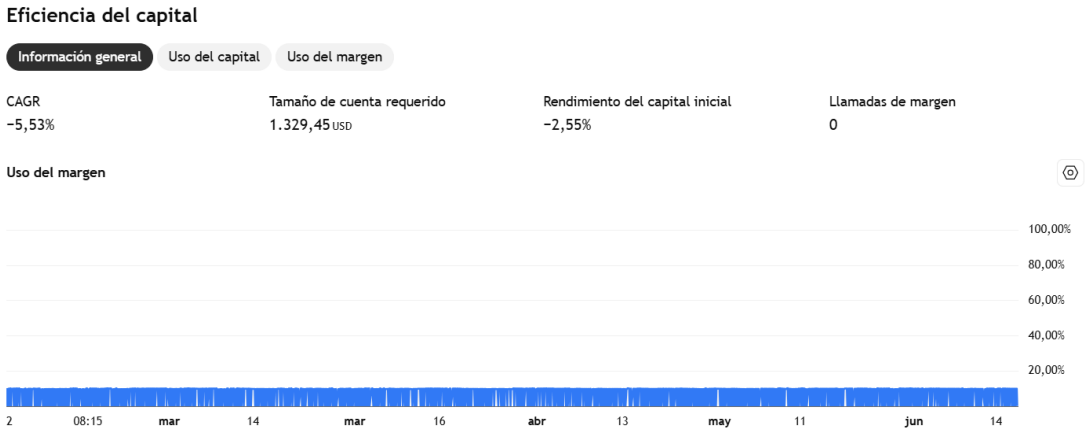
Reporte del Strategy Tester — Agente 5 — Bandas de Bollinger (detalle 4).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Ilustración 37

Reporte del Strategy Tester — Agente 5 — Bandas de Bollinger (detalle 5).



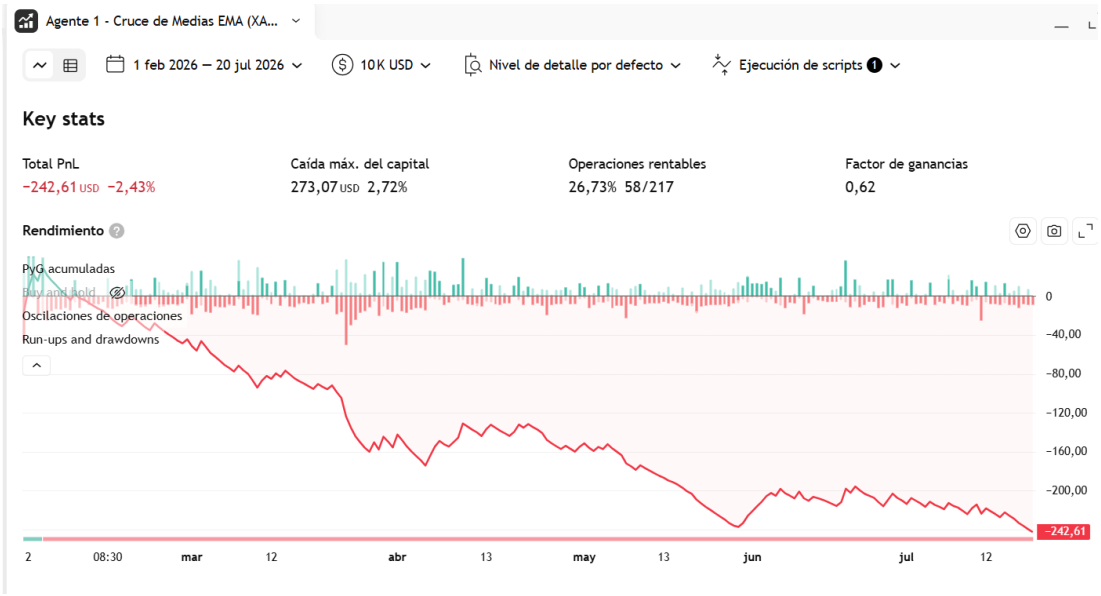
Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView.

Anexo 4: Evidencia de la segunda ejecución (prueba de estabilidad)

Se presentan los reportes generales del Strategy Tester correspondientes a la segunda ejecución de los cinco agentes, realizada bajo idéntica configuración de activo, temporalidad, capital, comisión, deslizamiento y código fuente, con la ventana extendida hasta el 20 de julio de 2026. El contraste de estas métricas con las de la primera ejecución se analiza en la Sección 4.7 (Tabla 11).

Ilustración 38

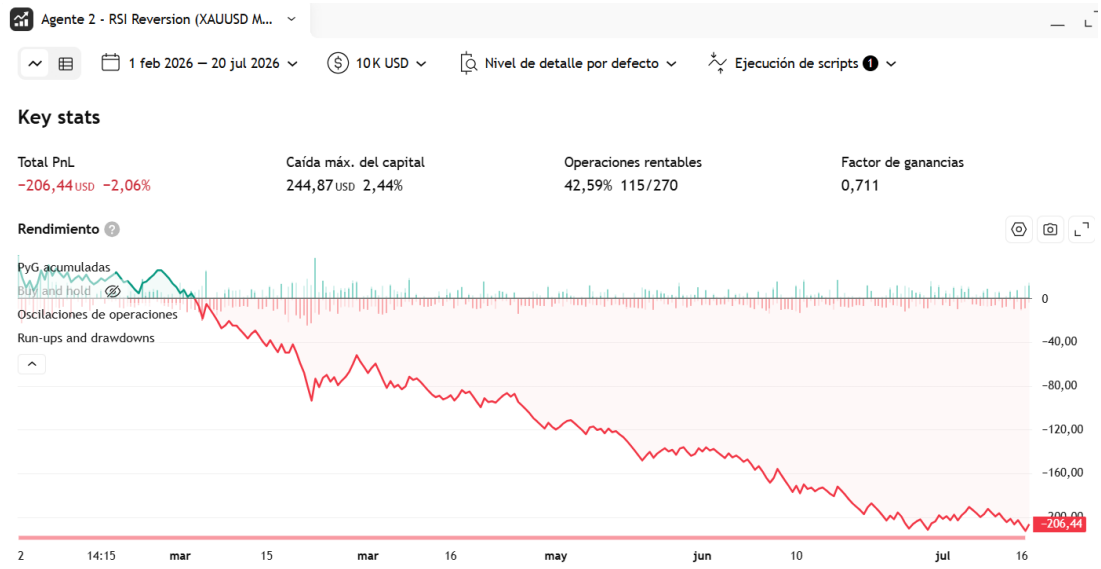
Reporte del Strategy Tester (segunda ejecución)— Agente 1 — Cruce de medias (EMA).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView. (segunda ejecución, 1 de febrero al 20 de julio de 2026).

Ilustración 39

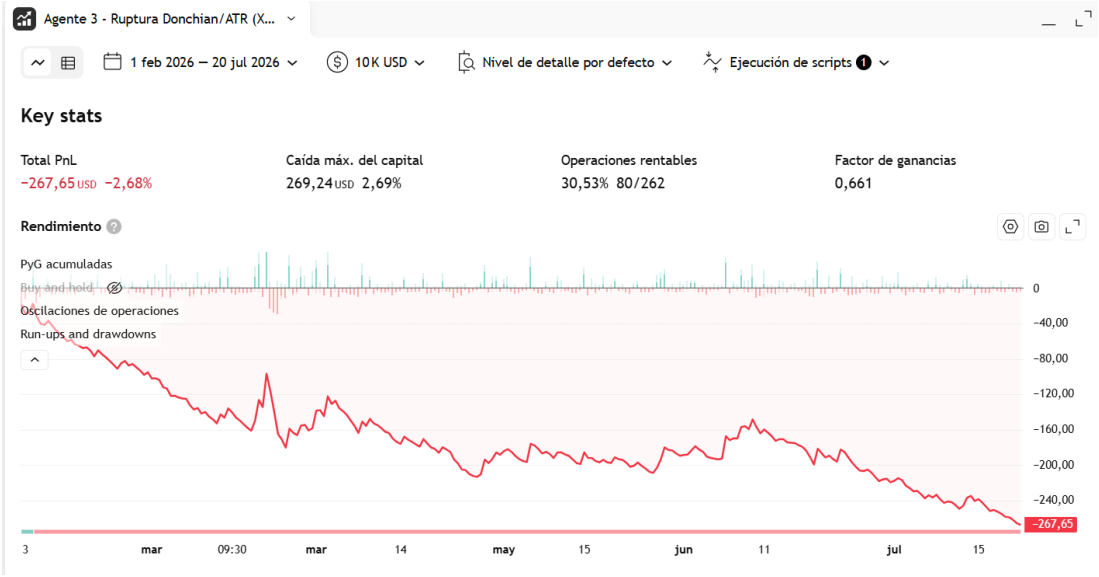
Reporte del Strategy Tester (segunda ejecución)— Agente 2 — RSI.



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView. (segunda ejecución, 1 de febrero al 20 de julio de 2026).

Ilustración 40

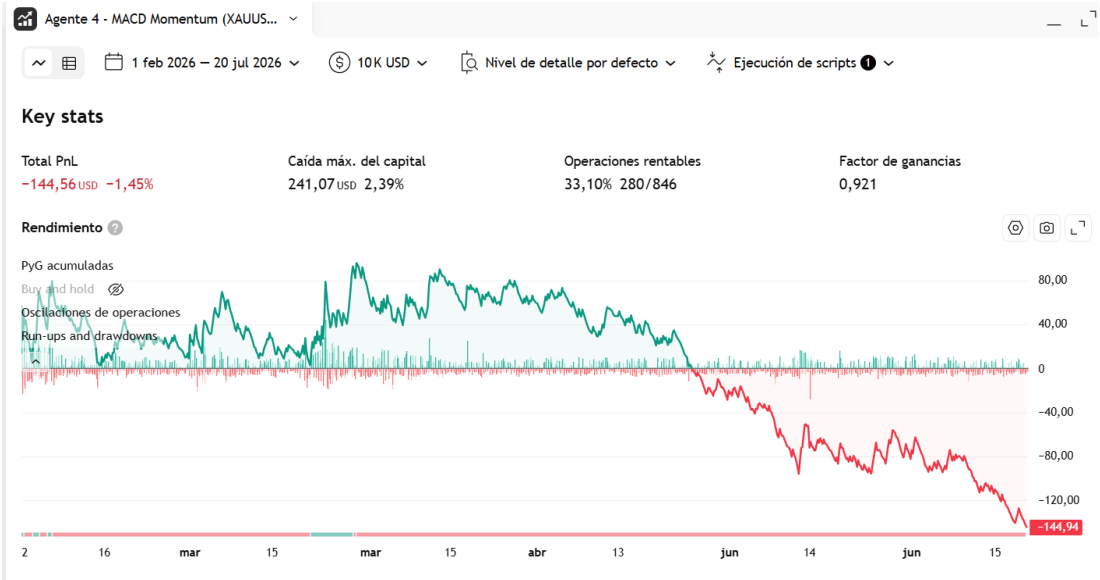
Reporte del Strategy Tester (segunda ejecución)— Agente 3 — Ruptura por volatilidad (Donchian/ATR).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView. (segunda ejecución, 1 de febrero al 20 de julio de 2026).

Ilustración 41

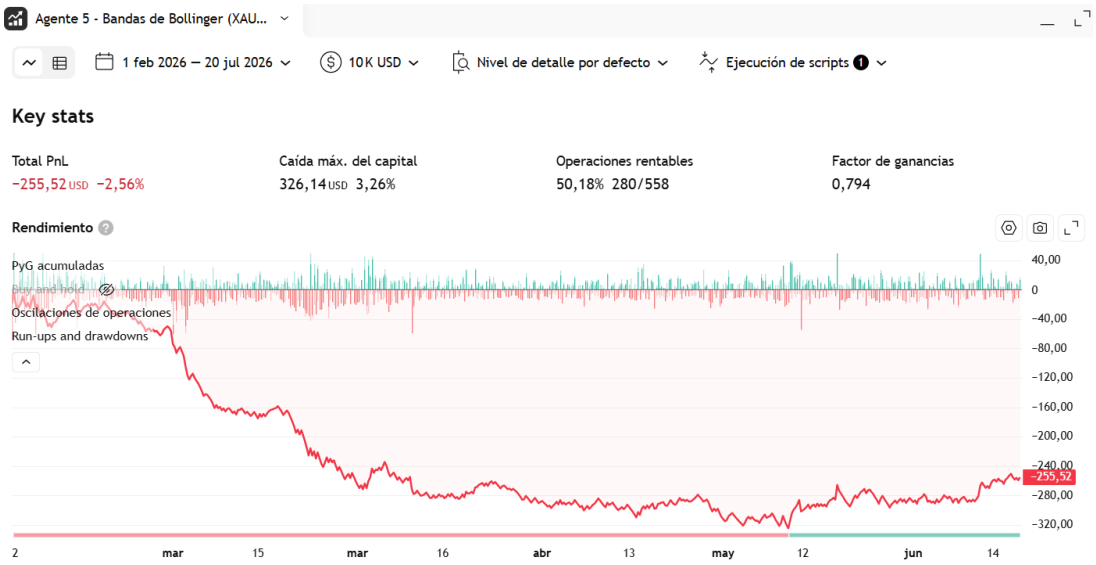
Reporte del Strategy Tester (segunda ejecución)— Agente 4 —MACD.



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView. (segunda ejecución, 1 de febrero al 20 de julio de 2026).

Ilustración 42

Reporte del Strategy Tester (segunda ejecución)— Agente 5 — Bandas de Bollinger.



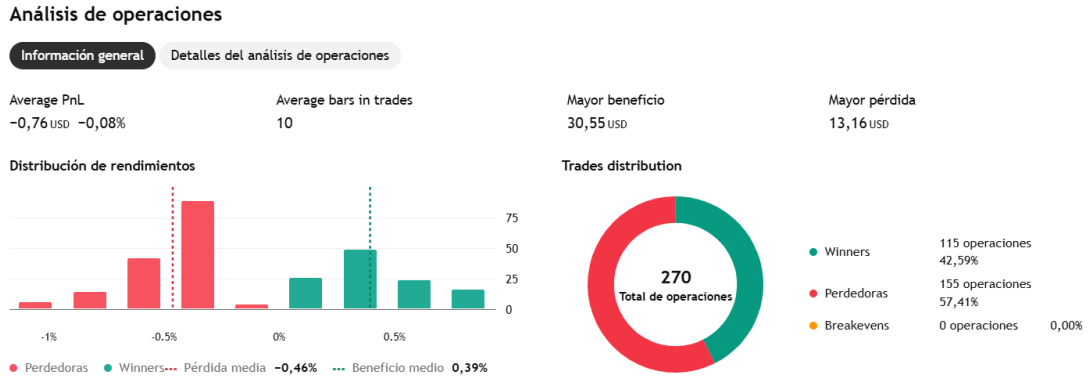
Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView. (segunda ejecución, 1 de febrero al 20 de julio de 2026).

Paneles complementarios del Agente 2

Se incorporan las pestañas de "Análisis de operaciones" y "Subidas y bajadas" del Agente 2, no registradas durante la primera ejecución, con lo que se completa la evidencia de este agente en igualdad de condiciones con los demás.

Ilustración 43

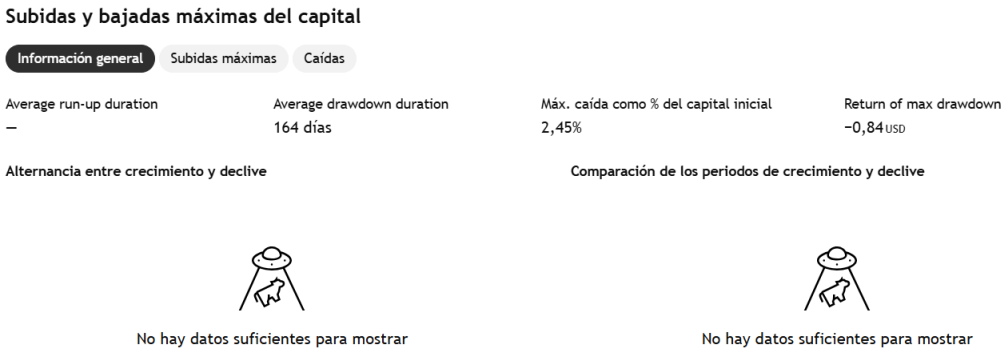
Agente 2 — Análisis de operaciones (segunda ejecución).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView. (segunda ejecución, 1 de febrero al 20 de julio de 2026).

Ilustración 44

Agente 2 — Subidas y bajadas máximas del capital (segunda ejecución).



Fuente: Elaboración propia a partir del Strategy Tester de TradingView. (segunda ejecución, 1 de febrero al 20 de julio de 2026).

AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL

Jeaneth Carolina Delgado Cazho portador de la cédula de ciudadanía N.º **0302656301**. En calidad de autor y titular de los derechos patrimoniales del trabajo de investigación "**Análisis de agentes automatizados de trading aplicados al mercado del oro mediante backtesting en tradingview**" de conformidad a lo establecido en el artículo 114 Código Orgánico de la Economía Social de los Conocimientos, Creatividad e Innovación, reconozco a favor de la Universidad Católica de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos y no comerciales. Autorizo además a la Universidad Católica de Cuenca, para que realice la publicación de este trabajo de investigación en el Repositorio Institucional de conformidad a lo dispuesto en el artículo 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cañar, 29 de septiembre 2026



Jeaneth Carolina Delgado Cazho

C.I. 0302656301