

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL ECUADOR

FACULTAD DE HÁBITAT, INFRAESTRUCTURA

Y CREATIVIDAD

CARRERA: INGENIERÍA EN SISTEMAS DE INFORMACIÓN

Trabajo de Titulación como requisito previo para la obtención del título de INGENIERO EN SISTEMAS DE LA INFORMACIÓN

DESARROLLO DE UN PROTOTIPO DE UN SISTEMA PARA LA EVALUACIÓN DE ESTRATEGIAS DE INVERSIÓN AUTOMATIZADAS. CASO DE ESTUDIO: BACKTESTING DE UN CRUCE DE MEDIAS MÓVILES EN QUANTCONNECT BAJO MULTIPLES ESCENARIOS

AUTOR: MATEO NICOLAS GUEVARA OLMEDO
DIRECTOR: HENRY NELSON ROA MARIN, PhD

QUITO DM, ABRIL DE 2026

DEDICATORIA

A mis padres, Mario y Tatiana y a mi hermana, Daniela.

Papá, gracias por aquellas charlas que me inspiraron en todo momento y que fueron el impulso para realizar este proyecto. Mamá, gracias por ser mi apoyo y estar al pendiente de mí durante esta etapa. A mi hermana, por ser esa pausa divertida y necesaria en la puerta de mi habitación durante mis días más pesados.

AGRADECIMIENTO

Agradezco profundamente a todos los docentes que me acompañaron durante mi formación universitaria, dejándome una gran satisfacción académica. De manera muy especial, extiendo mi gratitud a mis maestros en las ramas de programación, datos e inteligencia artificial. Su pasión por enseñar despertó mi mayor interés en estas áreas y me brindo la claridad necesaria para elegir mi rumbo profesional.

RESUMEN

El presente proyecto se centra en el desarrollo de un prototipo de sistema para la evaluación de una estrategia de inversión automatizada en la plataforma QuantConnect. El objetivo primordial de este trabajo no radica en el diseño de un modelo estrictamente rentable o de alta complejidad financiera, sino en automatizar una estrategia base de lógica clásica (el cruce de medias móviles) para configurar un entorno experimental que permita evaluar su funcionamiento, robustez y validez bajo distintas condiciones reales. Para ello, el prototipo fue sometido a simulaciones históricas (backtests) utilizando un conjunto de varios activos diferentes que abarcaron acciones, *commodities* y criptomonedas, analizados a través de periodos caracterizados por condiciones diferentes de mercado. Los resultados obtenidos demuestran que la robustez del algoritmo no es de carácter universal, sino que tiene cierta dependencia del activo y del régimen de mercado en el que opere, registrando los mejores rendimientos en sectores con tendencias claras y una degradación del capital en mercados laterales. Finalmente, este trabajo valida la utilidad técnica del prototipo como una herramienta transparente y libre de sobreajuste, idónea para la auditoría de riesgos y el análisis previo a la asignación de capital real en los mercados financieros.

ÍNDICE

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA 1
1.2 JUSTIFICACIÓN 1
1.3 OBJETIVOS 2
1.3.1 OBJETIVO GENERAL 2
1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS 2
1.4 ALCANCE 3
CAPÍTULO II: FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA 4
2.1 TRADING ALGORÍTMICO Y PLATAFORMA QUANTCONNECT 4
2.1.1 FUNDAMENTOS DEL TRADING ALGORÍTMICO 4
2.1.2 ARQUITECTURA DE SISTEMAS AUTOMÁTICOS 5
2.1.3 PLATAFORMA QUANTCONNECT 7
2.2 FUNDAMENTOS DE LA ESTRATEGIA DE MEDIAS MÓVILES 9
2.2.1 SEGUIMIENTO DE TENDENCIA 9
2.2.2 MEDIA MÓVIL SIMPLE VS MEDIA MÓVIL EXPONENCIAL 10
2.2.3 CRUCE DE MEDIAS 12
2.3 MÉTRICAS DE EVALUACIÓN DE RIESGO Y RENDIMIENTO 13
2.3.1 RENTABILIDAD ABSOLUTA Y CAGR 13
2.3.2 MAXIMUM DRAWDOWN 16
2.3.3 SHARPE RATIO 17
2.3.4 MÉTRICAS DE EFICIENCIA OPERATIVA 19
2.3.5 RELACIONES ENTRE MÉTRICAS 20
2.4 TEORÍA DE LA ROBUSTEZ Y VALIDACIÓN MULTIESCENARIO 21
2.4.1 SISTEMAS ROBUSTOS 21
2.4.2 EL PROBLEMA DEL OVERFITTING 23
2.4.3 VALIDACIÓN FUERA DE MUESTRA Y REGÍMENES DE MERCADO 25
CAPÍTULO III: DISEÑO DEL PROTOTIPO 26
3.1 ENTORNO OPERATIVO DEL PROTOTIPO 26
3.1.1 ENTORNO WEB VS LOCAL 26
3.1.2 AJUSTE DE PRECIOS 27
3.1.3 MANEJO DE COMISIONES 28
3.2 DESARROLLO DEL ALGORITMO EN LENGUAJE PYTHON 28
3.2.1 MÉTODO 'INITIALIZE' 29

3.2.2 MÉTODO 'ON_DATA' 30
3.2.3 MÉTODO 'COMPARARMEDIASMOVILES' 33
3.2.4 MÉTODO 'GRAFICAR' 34
3.2.5 MÉTODO 'ESCRIBIRARCHIVOCSV' 35
3.2.6 MÉTODO 'END_OF_ALGORITHM' 36
3.2.7 REPRESENTACIÓN GRÁFICA DEL ALGORITMO 36
3.3 CONFIGURACIÓN DE ESCENARIOS DE PRUEBA 38
3.3.1 CONJUNTO DE ACTIVOS 38
3.3.2 PERÍODOS DE TIEMPO 40
CAPÍTULO IV: PRUEBAS Y ANÁLISIS DE RESULTADOS 43
4.1 EJECUCIÓN DE BACKTESTING MULTI-ESCENARIO 43
4.2 INSPECCIÓN Y LIMPIEZA DE DATOS 48
4.2.1 IMPORTACIÓN DE ARCHIVOS 48
4.2.2 REVISIÓN DE CARACTERÍSTICAS DE DATOS 49
4.2.3 TRANSFORMACIÓN Y PREPROCESAMIENTO 53
4.3 ANÁLISIS COMPARATIVO DE MÉTRICAS POR ESCENARIO DE PRUEBA 55
4.3.1 ANÁLISIS VISUAL 55
4.3.1.1 CASOS DE ESTUDIO CONTRASTANTES: ANÁLISIS DE DISTRIBUCIÓN Y RIESGO 61
4.3.2 CONSOLIDADO GENERAL DE RENDIMIENTO 68
4.3.3 CASOS DE ESTUDIO DESTACADOS 73
4.4 EVALUACIÓN DE LA CONSISTENCIA Y ROBUSTEZ DEL ALGORITMO 80
CAPÍTULO V: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES 83
BIBLIOGRAFÍA 86
ANEXOS 88
ANEXO 1: COMPILACIÓN DE REPORTES DE LAS SIMULACIONES HISTÓRICAS 88
ANEXO 2: DISTRIBUCIÓN DE RETORNOS DIARIOS Y MÁXIMUM DRAWDOWN POR ESCENARIO 128
ANEXO 3: LINK AL REPOSITORIO EN GITHUB DEL CÓDIGO 136

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: SMA vs EMA 12
Figura 2: Indicadores generales de desempeño 31
Figura 3: Indicadores generales de desempeño sin condicional 31
Figura 4: Oscilación de medias móviles 35
Figura 5: Diagrama de flujo de estrategia de cruce de medias móviles 37
Figura 6: Consola de registro de QuantConnect confirmando la compilación exitosa y tiempo de procesamiento 44
Figura 7: Registro de órdenes de mercado ejecutadas por el algoritmo durante la simulación 44
Figura 8: Cruce de medias móviles en NVDA periodo 2010 – 2015 45
Figura 9: Fluctuación del capital durante el periodo de simulación 46
Figura 10: Resultados numéricos de la estrategia 47
Figura 11: Data Frame de NVDA en Google Colab 47
Figura 12: Revisión de tipos de datos 49
Figura 13: Cantidad de datos por activo 51
Figura 14: Revisión de estadísticas 52
Figura 15: Desempeño de la estrategia para GLD periodo 2024 - 2025 53
Figura 16: Cálculo de retornos diarios 54
Figura 17: Data Frame de rendimiento por periodo 54
Figura 18: Rentabilidad acumulada por periodo 56
Figura 19: Rendimiento anualizado de simulaciones 59
Figura 20: Distribución de retornos diarios y Maximum Drawdown - Caso de Éxito 62
Figura 21: Distribución de retornos diarios y Maximum Drawdown - Caso de Fracaso 64
Figura 22: Distribución de retornos diarios y Maximum Drawdown - Caso Especial 65
Figura 23: Riesgo vs Retorno 67
Figura 24: Resultados de QuantConnect - Caso de Éxito 74
Figura 25: Resultados de QuantConnect - Caso de Fracaso 76
Figura 26: Resultados de QuantConnect - Caso Especial 77
Figura 27: Desempeño de estrategia - SPY - Periodo 2010 a 2015 79

ÍNDICE DE FIGURAS DE ANEXO 1

Figura A1. 1: SPY (Periodo 2010–2015) 88
Figura A1. 2: SPY (Periodo 2016 - 2021) 90
Figura A1. 3: SPY (Periodo 2023 - 2024) 91
Figura A1. 4: SPY (Periodo 2024 - 2025) 93
Figura A1. 5: NVDA (Periodo 2010 - 2015) 95
Figura A1. 6: NVDA (Periodo 2016 - 2021) 96
Figura A1. 7: NVDA (Periodo 2022 - 2023) 98
Figura A1. 8: NVDA (Periodo 2024 - 2025) 100
Figura A1. 9: GLD (Periodo 2010 - 2015) 101
Figura A1. 10: GLD (Periodo 2016 - 2021) 103
Figura A1. 11: GLD (Periodo 2022 - 2023) 105
Figura A1. 12: GLD (Periodo 2024 - 2025) 107
Figura A1. 13: USO (Periodo 2010 - 2015) 109
Figura A1. 14: USO (Periodo 2016 - 2021) 110
Figura A1. 15: USO (Periodo 2022 - 2023) 112
Figura A1. 16: USO (Periodo 2024 - 2025) 113
Figura A1. 17: BTCUSD (Periodo 2010 - 2015) 115
Figura A1. 18: BTCUSD (Periodo 2016 - 2021) 117
Figura A1. 19: BTCUSD (Periodo 2022 - 2023) 119
Figura A1. 20: BTCUSD (Periodo 2024 - 2025) 120
Figura A1. 21: ETHUSD (Periodo 2016 - 2021) 121
Figura A1. 22: ETHUSD (Periodo 2022 - 2023) 123
Figura A1. 23: ETHUSD (Periodo 2024 - 2025) 125

ÍNDICE DE FIGURAS DE ANEXO 2

Figura A2. 1: Desempeño y perfil de riesgo BTCUSD (Periodo 2010 - 2015).....128
Figura A2. 2: Desempeño y perfil de riesgo GLD (Periodo 2010 - 2015).....128
Figura A2. 3: Desempeño y perfil de riesgo NVDA (Periodo 2010 - 2015) 128
Figura A2. 4: Desempeño y perfil de riesgo SPY (Periodo 2010 - 2015).....129
Figura A2. 5: Desempeño y perfil de riesgo USO (Periodo 2010 - 2015) 129
Figura A2. 6: Desempeño y perfil de riesgo BTCUSD (Periodo 2016 - 2021).....129
Figura A2. 7: Desempeño y perfil de riesgo ETHUSD (Periodo 2016 - 2021).....130
Figura A2. 8: Desempeño y perfil de riesgo GLD (Periodo 2016 - 2021).....130
Figura A2. 9: Desempeño y perfil de riesgo NVDA (Periodo 2016 - 2021) 130
Figura A2. 10: Desempeño y perfil de riesgo SPY (Periodo 2016 - 2021).....131
Figura A2. 11: Desempeño y perfil de riesgo USO (Periodo 2016 - 2021).....131
Figura A2. 12: Desempeño y perfil de riesgo BTCUSD (Periodo 2022 - 2023) 131
Figura A2. 13: Desempeño y perfil de riesgo ETHUSD (Periodo 2022 - 2023).....132
Figura A2. 14: Desempeño y perfil de riesgo GLD (Periodo 2022 - 2023).....132
Figura A2. 15: Desempeño y perfil de riesgo NVDA (Periodo 2022 - 2023) 132
Figura A2. 16: Desempeño y perfil de riesgo SPY (Periodo 2022 - 2023).....133
Figura A2. 17: Desempeño y perfil de riesgo USO (Periodo 2022 - 2023).....133
Figura A2. 18: Desempeño y perfil de riesgo BTCUSD (Periodo 2024 - 2025).....133
Figura A2. 19: Desempeño y perfil de riesgo ETHUSD (Periodo 2024 - 2025).....134
Figura A2. 20: Desempeño y perfil de riesgo GLD (Periodo 2024 - 2025).....134
Figura A2. 21: Desempeño y perfil de riesgo NVDA (Periodo 2024 - 2025) 134
Figura A2. 22: Desempeño y perfil de riesgo SPY (Periodo 2024 - 2025).....135
Figura A2. 23: Desempeño y perfil de riesgo USO (Periodo 2024 - 2025).....135

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Fluctuación de capital total con rendimientos de ETHUSD.....60
Tabla 2: Métricas de simulaciones 69

CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

La automatización de estrategias de inversión ha permitido a los traders ejecutar decisiones con mayor velocidad y precisión, pero también ha introducido riesgos técnicos asociados a la generalización errónea de resultados. Estrategias como el cruce de medias móviles, ampliamente utilizadas por su simplicidad y bajo costo computacional, pueden mostrar rendimientos positivos en ciertos activos o períodos, pero fallar en otros contextos si no se validan adecuadamente. El uso de backtesting sobre datos históricos sin una segmentación por tipo de activo ni por escenario de mercado puede inducir a conclusiones sesgadas, sobreajuste de parámetros y errores en las decisiones de inversión.

Actualmente es difícil encontrar un sistema que simule de forma estructurada y comparativa el comportamiento de una estrategia en acciones, commodities y criptomonedas, diferenciando entre entornos de alta volatilidad y estabilidad relativa. Esta limitación impide identificar patrones de comportamiento robustos y dificulta la construcción de portafolios automatizados adaptables. Por ello, se plantea como problema la necesidad de diseñar un prototipo que permita realizar backtesting multiescenario, con criterios técnicos y estadísticos que concluyan en qué tipo de activo y bajo qué condiciones la estrategia presenta mayor precisión operativa.

1.2 JUSTIFICACIÓN

En la última década, el sector financiero ha experimentado una gran transformación digital dando paso a lo que hoy se conoce como “trading algorítmico”. Actualmente el desarrollo de estrategias de inversión automatizadas ha dejado de ser exclusivo de las grandes empresas para pasar a

convertirse en algo que puede ser desarrollado por empresas pequeñas e incluso por inversores individuales con el conocimiento técnico necesario.

Sin embargo, esta accesibilidad ha presentado un desafío para todos aquellos que se adentran en este mundo de finanzas automatizadas, pues no todas las estrategias tienen éxito en el mercado real. La razón principal de esto es que no se realiza un correcto proceso de evaluación y validación antes de la implementación de un sistema con estas capacidades lo que puede llevar a riesgos financieros significativos y a ineficiencia de las inversiones.

Es por esto que en el presente proyecto se proporcionará una metodología estructurada y reproducible para medir el rendimiento y el riesgo de una estrategia de inversiones. Para ello se utilizará la técnica del Backtesting (también conocido como simulación histórica) con la finalidad de poder analizar el comportamiento del sistema bajo estrés.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 OBJETIVO GENERAL

Desarrollar un prototipo de sistema para la evaluación de estrategias de inversión automatizadas en QuantConnect, validando su funcionamiento y robustez mediante un cruce de medias móviles bajo distintos escenarios.

1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Implementar un prototipo de modelo en la plataforma QuantConnect que automatice la estrategia de inversión basada en el "Cruce de Medias Móviles"
- Definir los escenarios de prueba en los que se desenvolverá el modelo, seleccionando un conjunto de activos como: acciones, commodities y criptomonedas, además de períodos de tiempo como: mercados alcistas, mercados volátiles, etc.

- Realizar simulaciones históricas (backtesting) del prototipo para recopilar las métricas de rendimiento y riesgo.
- Analizar y comparar los resultados de las métricas obtenidos en los distintos escenarios para evaluar la robustez del prototipo de estrategia.

1.4 ALCANCE

El alcance de este proyecto comprende el diseño y la evaluación de un prototipo de un sistema para la evaluación de estrategias de inversión automatizadas utilizando la plataforma QuantConnect. El trabajo se centrará en la implementación de una única estrategia, cruce de medias móviles, con la finalidad de llevar a cabo un análisis de robustes multi escenario. El análisis constará en hacer simulaciones del modelo sobre datos históricos en diferentes clases de activos (específicamente acciones, commodities y criptomonedas) así también como en distintos regímenes de mercado (periodos alcistas y volátiles), todo ello con el fin de realizar un análisis comparativo de métricas de riesgo y rendimiento como lo son el Maximun Drawdown y el Sharpe Ratio.

Con el objetivo de mantener el proyecto enfocado se aclara que no es parte del mismo el encontrar una estrategia rentable, sino evaluar la metodología de prueba. Por consiguiente, quedan excluidos el desarrollo de estrategias complejas, optimización de parámetros (principalmente para evitar el sobreajuste), la construcción de un motor de backtesting desde cero ni la operación del algoritmo sobre activos en tiempo real.

CAPÍTULO II: FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

2.1 TRADING ALGORÍTMICO Y PLATAFORMA QUANTCONNECT

2.1.1 FUNDAMENTOS DEL TRADING ALGORÍTMICO

El trading algorítmico es un término relativamente nuevo, sobre todo en comparación con la extensa historia del mercado de valores. Es definido por Mirghaemi et al. (2011) como el hecho de automatizar una o más partes de lo que se conoce como proceso de trading mediante el uso de sistemas informáticos, destacan sobre todo (como procesos a automatizar) el análisis de datos previo a cualquier estrategia, la generación de recomendaciones de compra y venta según los movimientos del mercado y la ejecución de estas mismas acciones, pero hechas totalmente por la máquina.

Cabe recalcar que el hecho de que el "trading" se haga de forma automática no significa que se opere libre de riesgo y lo mejor es pasar por varias etapas previas a arriesgar dinero real, como lo es el backtesting (sobre el cual se profundizará más adelante), las cuentas de prueba, entre otros.

La definición anterior es una construcción compleja, basada en la evolución del trading algorítmico y en lo que este representa hoy en día. Como bien es sabido, todos los procesos humanos empezaron llevándose a cabo mediante interacciones físicas y manuales, y el trading no es ajeno a esto, pues como indica el recorrido histórico documentado por Lázaro (2018) dependía de un espacio físico y evolucionó desde la primera venta de acciones en Ámsterdam en 1602 hasta la creación de la bolsa en Nueva York en 1792, donde cualquier operación se hacía de forma manual y hablada. Este modelo empezó a ser cambiado en los años 70s con el avance de las telecomunicaciones y las computadoras, permitiendo la creación de dos ramas en las cuales operar:

el trading tradicional y el trading algorítmico. Siendo el primero aquel en el que el operador debe estar al pendiente de cualquier movimiento para realizar sus acciones, y el segundo, aquel cuya definición se dio anteriormente.

Se debe evidenciar, además, que el trading algorítmico presenta varias ventajas frente al trading tradicional. Primeramente, este modelo elimina las emociones que puede experimentar una persona al tener su dinero en juego, como el miedo, la codicia o la esperanza de ganar cuando todo indica lo contrario. En segundo lugar, está la velocidad, ya que una computadora puede realizar acciones en fracciones de segundo, superando ampliamente a los humanos. Finalmente, la reducción de costos operativos debido a la necesidad de menos personal para intervenir en la negociación de activos. (BBC News, 2018)

2.1.2 ARQUITECTURA DE SISTEMAS AUTOMÁTICOS

Previo a describir la plataforma en la que se llevará a cabo parte de este trabajo, es crucial primero entender cómo funcionan estos sistemas automáticos que interactúan con los datos de precios y toman decisiones con base a ellos. A pesar de ser bastante complejos, su funcionamiento puede ser descrito en tres o cuatro fases dependiendo del autor, en este caso se explicarán: la ingesta de datos, el motor y, finalmente, la ejecución.

En su libro "Quantitative Trading: How to Build Your Own Algorithmic Trading Business", Chan (2009) defiende que, si alguien tiene una estrategia en mente, lo primero que debe hacer es recolectar los datos, pero no cualquier tipo de dato sirve para estos procesos, se necesitan datos limpios y adaptados al tiempo actual. Esto significa la aplicación de dos filtros principales:

- **Ajuste de precios históricos:** Con el paso del tiempo, algunas empresas llegan a tener un valor muy alto en bolsa, por lo que optan por dividir el valor de sus acciones, haciendo que una acción que antes valía, por ejemplo, 100 dólares, pase a ser dos acciones de 50 dólares

cada una para hacer el activo más atractivo para un grupo más amplio de posibles compradores. En este sentido, resulta evidente que es importante ajustar este cambio antes de enviar los datos al motor, pues si el algoritmo detecta que, en cierto punto, el valor por acción cae un 50%, cerrará la posición, aunque no exista una señal real para hacerlo.

- **Mitigar el sesgo de supervivencia:** Cuando se crea un modelo que va a operar con dinero de verdad, lo que se espera es que sea lo suficientemente bueno no solo para no perder todo, sino para generar ganancias. Es por esto que debe ser entrenado sin sesgos de supervivencia, es decir, incluyendo tanto empresas que hayan desaparecido por entrar en bancarrota como aquellas que sobrevivieron y están triunfando. Este concepto se basa en la idea de que, si se entrena a un algoritmo solo con empresas que han sobrevivido (y son exitosas, como Microsoft o Apple), el algoritmo parecerá mejor de lo que realmente es, ya que la simulación histórica omitirá las pérdidas catastróficas derivadas de haber invertido en activos en quiebra. Como consecuencia, se presentaría un algoritmo con un rendimiento artificialmente inflado.

Una vez garantizada la integridad de los datos, estos fluyen al motor y al módulo de ejecución. Chan (2009) los detalla de forma conjunta refiriéndose al motor como la estrategia cuya lógica reposa en un lenguaje de programación, en él se crearán las reglas por las cuales el algoritmo abrirá y cerrará una posición, todo esto en base a lo que necesite o quiera la persona que lo esté programando. Además de ello, para la ejecución de las ordenes de compra y venta se aclara que la comunicación con el bróker (de la decisión algorítmica) se debe hacer mediante una API provista por el mismo. De esto último, el resultado sería un sistema de trading completamente automatizado que opera de forma continua y sin necesidad de intervención humana.

2.1.3 PLATAFORMA QUANTCONNECT

Para el desarrollo del algoritmo de cruce de medias móviles y su respectivo análisis de backtesting se usará la plataforma QuantConnect. En su documentación técnica oficial QuantConnect (s.f.) define a su componente central, conocido como LEAN Engine, como "un motor de comercio algorítmico de código abierto diseñado para facilitar la investigación de estrategias, las pruebas retrospectivas y el comercio en vivo." (sección Introducción, párr. 1).

A partir de esta definición, se pueden identificar cinco componentes clave de la arquitectura interna de LEAN que justifican su viabilidad para este proyecto:

- **Streaming:** QuantConnect usa procesamiento por streaming para cargar datos de precios de los activos en orden cronológico para realizar los backtestings a diferencia de otros sistemas tradicionales que utilizan carga de datos por lotes, lo que si bien almacena la matriz completa de datos antes del análisis, hace que el algoritmo corra el riesgo de "sesgo por anticipación", que en otras palabras es que el algoritmo "vea" los datos futuros por error, causando falsos resultados en simulaciones y por lo tanto un desempeño pobre en el mercado real.
- **Framework:** Esta herramienta tiene una clase base definida como "QCAlgorithm" que se encarga del procesamiento "pesado", como la sincronización de series de tiempo, el cálculo de márgenes, la actualización del valor del portafolio y la gestión de tarifas. Permitiendo, de este modo, al usuario enfocarse únicamente en la lógica de la estrategia que quiera aplicar.
- **Ciclo de vida de los eventos:** Antes de que el algoritmo pueda siquiera definir si debe comprar o vender un activo, LEAN procesa la información en una serie de varios pasos que pueden ser resumidos en los siguientes:

    - **Inicialización:** Se cargan el activo con sus datos históricos, el efectivo a utilizar en la estrategia y los modelos.
    - **Sincronización:** LEAN crea fragmentos de tiempo de forma cronológica
    - **Ajuste de precios históricos:** Antes de enviar la información al algoritmo, el motor ajusta los dividendos y las particiones de las acciones para evitar los problemas del primer filtro definido por (Chan, 2009), del que se habló anteriormente.
    - **Inyección de datos:** Los datos limpios se introducen en el algoritmo para tomar decisiones de compra y venta.
- **Código abierto:** Un punto a favor de QuantConnect es que es open source, lo que permite auditar el motor y elimina posibles "cajas negras" al ver los resultados de ejecutar una estrategia. El hecho de que sea de código abierto implica que puede ejecutarse sin problemas en servidores locales y en la nube, entre otros.
- **Arquitectura en hilos:** La plataforma utiliza una arquitectura multiproceso, lo que le permite procesar datos en paralelo antes de enviarlos al algoritmo. Cuando se está haciendo backtesting para probar estrategias el motor dispara los eventos de forma sincrónica para asegurar resultados consistentes, por otro lado, cuando se hacen operaciones en vivo, el funcionamiento pasa a ser asincrónico, lo que la reacción del algoritmo de forma inmediata y reduce latencia.

Además de todo lo previamente mencionado, la calidad de los datos es sumamente importante, pues, como también menciona Chan en su obra, si se introducen datos "sucios" en un modelo, los resultados no serán realistas. Sobre este tema, la documentación menciona que:

> Los conjuntos de datos vienen configurados y listos para integrarse en su investigación y en pruebas retrospectivas, sin necesidad de limpieza previa. El equipo de QuantConnect examina los conjuntos de datos de nuestro mercado para comprobar que sean de alta calidad, que contengan información útil y que estén libres de sesgos de supervivencia. Nuestro mercado de conjuntos de datos está creciendo rápidamente. Con frecuencia se agregan nuevos conjuntos de datos. (QuantConnect, 2026, párr. 2)

Al contrastar todas estas especificaciones de QuantConnect con los postulados de Chan (2009) se evidencia no solo el cumplimiento de los aspectos mencionados en el libro "Quantitative Trading: How to Build Your Own Algorithmic Trading Business", sino también una optimización general del diseño del sistema. De este modo, se garantiza que los resultados del backtesting se mantienen libres de sesgos de anticipación y de supervivencia, lo que permite validar cualquier estrategia conforme a los estándares de la industria.

2.2 FUNDAMENTOS DE LA ESTRATEGIA DE MEDIAS MÓVILES

2.2.1 SEGUIMIENTO DE TENDENCIA

La estrategia de seguimiento de tendencias ha sido un tanto controvertida entre quienes estudian los mercados financieros. Por un lado, hay quienes sostienen una idea, fruto de la literatura clásica (como el libro de Burton Malkiel (1973) titulado "A Random Walk Down Wall Street"), conocida como "Paseo aleatorio", que sostiene que los precios de los activos son totalmente aleatorios e imposibles de predecir con base en precios y movimientos de mercado anteriores al actual. Por otro lado, existen autores como Moskowitz, Ooi, & Pedersen (2012) que en su paper titulado "*Time series momentum*" empiezan definiendo al seguimiento de tendencia como una anomalía de precios cuya característica principal es que son fuertemente predecibles a partir de exclusivamente rendimientos pasados de un mismo activo. Además de ello, fundamentan en su investigación que

este fenómeno es bastante consistente, pues lo evalúan sobre 58 activos diferentes, contrastándolos con más de 25 años de datos, en donde, aplicando esta estrategia, se obtenían beneficios.

Contrario a lo que muchos piensan sobre el trading, que supone comprar barato y vender caro, el seguimiento de tendencia desafía un poco esa idea. Esta estrategia se basa en "detectar" la dirección en la que se está moviendo el mercado, proporcionando señales de compra o venta con el nacimiento o la finalización de tendencias. En pocas palabras, lo que se busca con esto es comprar caro y vender aún más caro.

2.2.2 MEDIA MÓVIL SIMPLE VS MEDIA MÓVIL EXPONENCIAL

Antes de poder diferenciar una media móvil simple (más conocida como SMA por sus siglas en inglés) de una media móvil exponencial (EMA) es necesario definir qué es una media móvil y su funcionamiento. De acuerdo con Murphy (1999) una media móvil es un mecanismo de seguimiento de tendencia, cuyo objetivo es identificar cuándo una tendencia empieza y termina. El autor señala que ella no nos ayuda, como tal, a predecir o anticiparnos a una tendencia, sino que solo "reacciona" al movimiento del mercado. También menciona que el "precio" más comúnmente utilizado en una media móvil es el precio de cierre.

Con esto en mente, se puede pasar a definir cómo funcionan tanto la SMA como la EMA, sus diferencias, ventajas y desventajas:

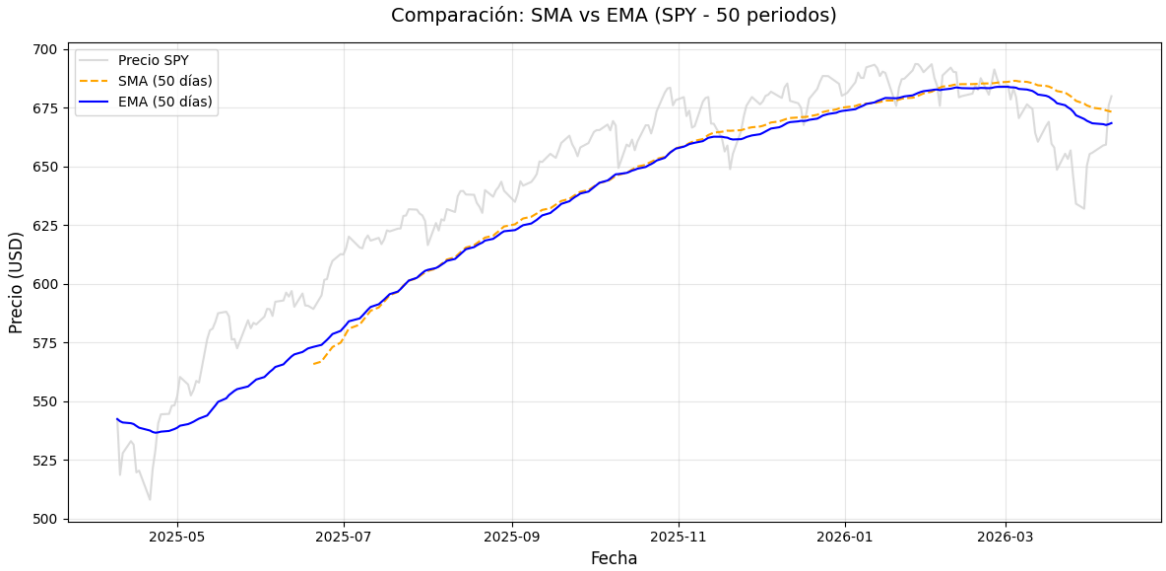
- **Media móvil simple:** Como señala Murphy (1999) la media móvil simple es utilizada por la mayoría de los analistas técnicos, pero esto no quiere decir que no tenga sus falencias. Existen dos principales defectos de esta media móvil, y son que: Solo toma en cuenta el periodo cubierto por la media, es decir, si se crea una SMA de 10 días, entonces esta solo tomará en cuenta los precios de los últimos 10 días; Otra critica que se le puede hacer es

que da un peso igual a todos los días que abarca, siendo igual de importante el primer día que el último.

- **Media móvil exponencial:** Murphy (1999) también habla de ella en su obra, aclarando que esta resuelve los dos grandes problemas descritos sobre la SMA, pues la EMA asigna un peso mayor a los precios de los días más recientes, y a pesar de que asigne un menor peso a los más antiguos, esta si los toma en cuenta para sus cálculos. Esto en otras palabras, permite asignar más importancia a los movimientos recientes del mercado.

Para demostrar las propiedades descritas anteriormente de ambas medias móviles, es relevante contrastar el comportamiento de cada una en el mercado actual y demostrar que, a pesar de la antigüedad del escrito de Murphy, estas definiciones y sus características siguen vigentes. En la Figura 1 se puede notar la principal debilidad de la SMA denotada por Murphy (1999) sobre la asignación igual de importancia a todas las fechas que abarca la media, frente a cómo mitiga este mismo problema la EMA asignando más importancia a fechas recientes. Este gráfico permite observar cómo la naturaleza de cada ecuación afecta en la velocidad de respuesta ante eventos del mercado (en este caso específico, la caída del índice S&P 500 al final del periodo)

Figura 1: SMA vs EMA



Nota: Elaboración propia

2.2.3 CRUCE DE MEDIAS

En el presente proyecto se utilizará el método del cruce de medias móviles para determinar los momentos en que se deba entrar y salir del mercado; antes de continuar, es esencial entender cómo funciona esta estrategia. En su libro, Murphy (1999) explica el funcionamiento de esto de forma muy sencilla. Lo primero que se necesita es definir dos medias móviles de diferentes periodos de tiempo, dependiendo del tipo de activo con el que se vaya a operar. Pueden ser medias móviles tan cortas como de cinco días y tan largas como de veinte días, así como otras más largas de diez y cincuenta días. El autor define la estrategia como "el método del doble cruce" debido a que una señal de compra se da cuando la media móvil de menor periodo de tiempo cruza por encima de la media móvil de más largo periodo de tiempo (conocido también como el "Cruce Dorado") y una señal de venta se da cuando ocurre completamente lo contrario, siendo que la media móvil "rápida" cruce hacia debajo de la media móvil "lenta" (también llamado "Cruce de la Muerte").

Si bien la literatura de Murphy (1999) definía el funcionamiento de esta estrategia con periodos cortos de tiempo; la evolución de los mercados y, sobre todo, el incremento de la volatilidad en el corto plazo ha hecho que estas medidas también cambien. Para los algoritmos y estrategias actuales, se considera pertinente definir la media móvil "rápida" de 50 días y la media móvil "lenta" de 200 días. Kaufman (2013) argumenta que establecer las medias móviles de esta amplitud es indispensable para automatizar estrategias y evitar, en la medida de lo posible, el efecto de "látigo" (entrar y salir del mercado debido a señales falsas provocadas por la volatilidad) y reducir al máximo los costos transaccionales.

2.3 MÉTRICAS DE EVALUACIÓN DE RIESGO Y RENDIMIENTO

Una vez definida la lógica de funcionamiento del algoritmo con medias móviles, es necesario establecer las métricas que nos permitan analizar su rendimiento histórico. Dado que en este trabajo el objetivo no es optimizar un algoritmo para garantizar ganancias, sino comparar esta misma estrategia en varios casos, no se puede observar solamente la rentabilidad de manera aislada, ya que por si misma carece de valor analítico y es necesario tomar en cuenta otros factores, como el riesgo al que se expone el algoritmo al llevar a cabo sus operaciones. Por lo tanto, en esta sección se detallarán más a fondo las principales métricas estándar que deben analizarse para diferenciar y concluir a partir de los resultados de los backtests en cada caso.

2.3.1 RENTABILIDAD ABSOLUTA Y CAGR

En el libro "Essentials of Investments: Global Edition" se presentan definiciones claras de ambos conceptos. Abordan la definición completa de la rentabilidad absoluta y, además, mencionan dos maneras de calcular los rendimientos de una estrategia: el rendimiento aritmético simple (también conocido como media aritmética) y el promedio geométrico.

Rentabilidad absoluta

El primer paso para evaluar el desempeño del modelo en cada activo consiste en determinar cuánto cambió la cuenta (la cantidad de dinero que se tiene) desde que se inicia el algoritmo hasta que se lo apaga durante el backtest. Para esto, se establece como línea de base la rentabilidad absoluta, mencionada por los autores como rendimiento del periodo de tenencia (en inglés, "Holding-Period Return"). Tal como indican Bodie, Kane, & Marcus (2013), esta métrica depende meramente del aumento o disminución del precio del activo sobre el que se operó después de haber pasado el periodo de tiempo definido para la estrategia, así también como cualquier dividendo provisto por este mismo activo. En palabras más simples, es definido como los dólares ganados por cada dólar invertido y se calcula en función de la siguiente fórmula:

$$RPT = \frac{Precio\ final - Precio\ Inicial\ [+Dividendos]}{Precio\ Inicial}$$

La justificación matemática de esta fórmula, como lo detallan Bodie, Kane, & Marcus (2013) radica en la estandarización del rendimiento, pues divide la ganancia total entre el saldo inicial y, de esta forma, se determina exactamente el porcentaje de rendimiento que generó cada dólar arriesgado.

Al evaluar una estrategia algorítmica, esta métrica es esencial, ya que permite auditar la calidad de las señales del modelo, independientemente del monto de dinero en la cuenta.

CAGR

De acuerdo con Bodie, Kane, & Marcus (2013), cuando se utiliza la media aritmética para una estrategia ejecutada durante cuatro años, su rentabilidad sería igual al porcentaje del rendimiento

obtenido en cada año, dividido entre el número de años que abarcó (en este caso, cuatro). La fórmula matemática para esto es la siguiente:

$$r_A = \frac{\sum_{i=1}^{n} R_i}{n}$$

Donde:

- r_A es el rendimiento promedio aritmético.
- $\sum_{i=1}^{n} R_i$ es la sumatorio de todos los rendimientos de cada periodo.
- n es el número total de periodos

Nótese que no necesariamente se requieren periodos anuales para aplicar la fórmula; se pueden usar días, meses, trimestres, etc., siempre y cuando se realice el mismo cálculo. Los autores aclaran que esta técnica ignora por completo el interés compuesto y, por lo tanto, no representa una tasa única y equivalente para el periodo considerado.

Por otro lado, Bodie, Kane, & Marcus (2013) mencionan que el promedio geométrico (también conocido como rendimiento promedio ponderado en el tiempo) representa la tasa promedio de rendimiento por periodo que genera el mismo valor final que una serie de rendimientos reales, considerando el interés compuesto. En palabras más sencillas, este promedio sí tiene en cuenta el interés compuesto y, por lo tanto, considera que el dinero se va acumulando (cuando hay ganancias) y se resta (cuando hay pérdidas); por consiguiente, respeta el hecho de que tanto las ganancias como las pérdidas afectan al capital disponible para el periodo siguiente. En este caso, tomando en cuenta el ejemplo anterior de cuatro años, el promedio geométrico se calcularía sumándole 1 a cada rendimiento; en el paso siguiente, se multiplican estos resultados, se saca la raíz enésima (de acuerdo a la cantidad de periodos) y a este resultado se le resta 1. La fórmula matemática es la siguiente:

$$r_G = [\prod_{i=1}^{n}(1 + R_i)]^{\frac{1}{n}} - 1$$

Donde:

- r_G es el rendimiento promedio geométrico
- $\prod_{i=1}^{n}(1 + R_i)$ es el rendimiento de cada periodo, sumado 1 y multiplicado por el resto
- n es el número de periodos

Debido a las ventajas del cálculo real de las ganancias o pérdidas, para este trabajo se hará uso del promedio geométrico. Cabe recalcar que, si bien se puede usar esta fórmula para cualquier periodo de tiempo (días, meses, trimestres, etc.), el objetivo de este trabajo es evaluar una estrategia bajo el CAGR y, por definición, el CAGR requiere que el resultado del promedio geométrico se exprese de forma anualizada.

2.3.2 MAXIMUM DRAWDOWN

Si bien el CAGR nos permite analizar los rendimientos históricos de una inversión, no proporciona información sobre cómo se movió el capital ni sobre la magnitud de las pérdidas que se pudieron haber experimentado. Para poder observar que tanto riesgo se asumió por el modelo, se puede utilizar el Maximum Drawdown. De acuerdo con Magdon-Ismail & Atiya (2004) El Maximum Drawdown puede definirse como la caída más grande desde una cima hasta un valle.

Sigue esta ecuación:

$$MDD = \frac{Valor\ del\ valle - Valor\ del\ pico}{Valor\ del\ pico}$$

Magdon-Ismail & Atiya (2004) también mencionan que la recuperación tras una de estas caídas es asimétrica (es decir, reconstruir el capital después de una caída es mucho más difícil que perderlo). Por lo tanto, para una estrategia automatizada, es muy importante minimizar esta métrica.

2.3.3 SHARPE RATIO

En su publicación actualizada, para definir al Sharpe Ratio (o Ratio de Sharpe en español) Sharpe (1994) aborda tres conceptos esenciales para entender cómo funciona y por qué cosas se ve afectado:

- **Exceso de Retorno:** Sharpe (1994) menciona que realmente no importa cuánto dinero se gane, sino qué tan por encima está esta ganancia de lo que se habría obtenido con una inversión que garantiza el 100% de seguridad (llamada "tasa libre de riesgo").
- **Riesgo medido en volatilidad:** Sharpe (1994) usa la desviación estándar de los retornos de una inversión para penalizar la inconsistencia. Si al final de un periodo de tiempo se obtienen grandes ganancias, pero durante ese periodo se registraron subidas y bajadas bruscas del capital, la desviación estándar será alta. Esto simboliza que, para obtener la ganancia final, se asumió un alto riesgo de grandes pérdidas.
- **El ratio:** de acuerdo con Sharpe (1994) es meramente la división de las ganancias totales entre el riesgo asumido.

En este mismo escrito Sharpe (1994) da como definición del Sharpe Ratio al retorno esperado por unidad de riesgo asociada. En otras palabras, este ratio penaliza a las estrategias con rentabilidades elevadas cuando se obtienen a costa de grandes fluctuaciones del capital invertido. Matemáticamente, se expresa mediante la siguiente fórmula:

$$S = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p}$$

Donde:

- S es el Sharpe Ratio
- R_p es el rendimiento anualizado de la cuenta
- R_f es la tasa libre de riesgo
- σ_p es la desviación estándar anualizada de los excesos de retorno (la volatilidad del sistema)

Nótese que si la desviación estándar es muy alta, el resultado del Sharpe Ratio será muy bajo. También es necesario mencionar lo que pueden significar los valores resultantes de esta fórmula:

- Menor que 0: Una inversión (o, en el caso de este trabajo, un algoritmo) rindió menos que la tasa libre de riesgo o perdió dinero. Este resultado demostraría que no vale la pena abrir una posición.
- Entre 0 y 0,99: Se gana dinero y se supera la tasa libre de riesgo, pero, al hacerlo, se arriesga a una alta volatilidad y, por lo tanto, a un alto riesgo.
- Entre 1 y 1,99: Se alcanza un equilibrio en el que se gana al menos 1 unidad de rendimiento por cada unidad de riesgo asumida.
- Entre 2 y 2,99: La inversión gana dinero de forma consistente sin sufrir caídas considerables. Este tipo de valores los manejan los mejores fondos cuantitativos del mundo.
- Mayor a 3: Es básicamente perfecto y una señal de alarma para un algoritmo, pues puede indicar sobreajuste.

2.3.4 MÉTRICAS DE EFICIENCIA OPERATIVA

Para entender como se desempeña el algoritmo durante los backtests, es necesario analizar las métricas referentes a las ganancias o pérdidas generadas. De acuerdo con (Kaufman, 2013) las estrategias de seguimiento de tendencias, específicamente aquellas basadas en medias móviles presentan un patrón caracterizado por los valores dos métricas específicas:

- **Tasa de acierto:** Expresa el valor en porcentaje de todas las operaciones que hayan terminado con ganancias, es decir, si se abrieron diez operaciones en total de las cuales ocho cerraron con ganancias, la tasa de acierto sería del 80%. (Kaufman, 2013) sustenta que, para estrategias de este tipo, es normal que el valor de esta métrica sea bajo, usualmente oscilando entre el 30% y 40% debido a la cantidad de señales falsas que pueden ser provocadas por mercados laterales.
- **Ratio Ganancia-Pérdida:** Es el resultado de dividir las ganancias promedio entre las pérdidas promedio. (Kaufman, 2013) indica que, para estrategias de seguimiento de tendencia, lo ideal es que las operaciones ganadoras sean significativamente más grandes que aquellas donde se pierde dinero. El autor da el ejemplo de un sistema donde se tiene un 30% de tasa de acierto y menciona que en este escenario se necesitaría que el ratio ganancia-pérdida fuese superior a 3:1 para lograr rentabilidad. Los valores que puede asumir esta métrica y sus significados son:
    - **Menor a 1:** Significa que una estrategia pierda más en sus operaciones fallidas de lo que gana en las exitosas.
    - **Igual a 1:** Implica un valor igual de pérdidas que de ganancias.

- **Superior a 2:** Pueden ser números más grandes, pero este en general significa que en operaciones exitosas el algoritmo gana el doble de lo que pierde en operaciones que fracasan.

2.3.5 RELACIONES ENTRE MÉTRICAS

Las métricas expuestas a lo largo de esta sección no son analizadas de forma aislada en un entorno real, el verdadero valor detrás de ellas radica en la interpretación conjunta de las mismas. De esta manera podemos tener una visión general de cómo funciona un modelo y no quedarnos simplemente en cuánto ganó o perdió, para comparar los diferentes activos en distintos periodos de tiempo. Si se tomara la decisión de evaluar un algoritmo únicamente por su capacidad de ganancia absoluta (medida por el CAGR), se entraría en un entorno sesgado por el valor final, conocido como "sesgo por selección de métricas". Si el algoritmo da muy buenas ganancias pero no revisamos ninguna otra métrica, podríamos estar omitiendo el riesgo de ruina, representado por el Maximum Drawdown. Un rendimiento elevado no basta para arriesgar dinero que podría perderse ante fuertes caídas de precios, pues, como se indicó en la sección del Maximum Drawdown, hacer que un valor vuelva a un pico desde un valle es sumamente complejo.

Conocer estas dos métricas aún no es suficiente para realizar un análisis robusto, ya que no se puede llegar a conclusiones eligiendo solo el activo que mayor ganancia bruta haya obtenido (ignorando el riesgo) ni el que menor caída haya experimentado (sacrificando el potencial de retorno). Por estas razones, también se necesita analizar el Sharpe Ratio para poder sintetizar los resultados de ambas métricas. De esta manera es que realmente se puede llegar a una conclusión sobre qué activo realmente presenta un mejor balance entre el crecimiento de capital, riesgo máxima enfrentado y volatilidad soportada.

Por otro lado, tanto la tasa de aciertos como el ratio ganancia-pérdida están estrechamente relacionados entre sí, pues se puede decir que el valor del primero dictamina el mínimo valor del segundo para el cual la estrategia se puede considerar rentable.

2.4 TEORÍA DE LA ROBUSTEZ Y VALIDACIÓN MULTIESCENARIO

Una vez establecidas las métricas para definir el riesgo y el rendimiento de una estrategia algorítmica, es necesario entender que un caso aislado de ganancia con buenos resultados en las métricas no significa que un algoritmo sea bueno. Es necesario validar un modelo con ligeros cambios (o en este caso, en diferentes escenarios y activos) para poder encontrar si existe una ventaja estadística. Por consiguiente, esta sección expone los criterios necesarios para determinar que un sistema es robusto, así también como los posibles problemas a los que se puede enfrentar.

2.4.1 SISTEMAS ROBUSTOS

Antes de definir un sistema robusto, es necesario entender el término en sí. La robustez puede ser definida como algo que es "capaz de soportar o superar condiciones adversas" Pardo (2008). Cabe recalcar que, al hablar de sistemas robustos en esta sección del trabajo, a lo que se alude principalmente son los sistemas de trading y los algoritmos de estrategias de mercado. Este mismo autor aclara que esta es especialmente una gran definición para dicho término aplicado al trading en donde "soportar significa no perder una gran cantidad de capital, soportar significa generar ganancias y condiciones adversas se refiere a mercados extremadamente irregulares y sin tendencia o tensos y congestionados" (Pardo, 2008).

Para Pardo (2008) existen dos componentes principales que hacen a un sistema (de trading) robusto y son, la capacidad de sobrevivir a lo largo de periodos adversos en el mercado (los cuales no se

pueden evitar) y la habilidad de desempeñarse de una forma similar tanto en el mercado real como en las simulaciones históricas, obteniendo métricas positivas similares en ambos casos. Además de ello, destaca cuatro casos en los que un sistema que se considere robusto es rentable y consistente, ellos son: usando el rango más amplio de parámetros posibles, ejecutarse sobre todos los grandes mercados, enfrentarse a diferentes periodos de tiempo y sobrevivir a todos los tipos de mercados.

La idea propuesta en este trabajo es experimentar con un algoritmo de cruce de medias móviles, operando sobre distintos regímenes de mercado y activos, para comparar las métricas de cada caso y extraer conclusiones. Pardo (2008) da una definición de una idea sumamente similar a esta y la denomina "perfil de optimización". Menciona que el análisis estadístico de un perfil de optimización puede darnos una buena idea del nivel de robustez de un algoritmo. Asimismo, propone tres componentes para definir qué tan robusto es un sistema:

- **Descartar la suerte:** Pardo (2008) establece que una estrategia no se puede considerar válida al solo probarse rentable bajo un caso aislado, es necesario que exista consistencia estadística. Esto significa que, cuando se evalúe un sistema, debe haber una cantidad considerable de resultados favorables para poder descartar la "suerte" o el azar como explicación de que una estrategia haya resultado positiva en algún caso.
- **Consistencia con diferentes parámetros:** El segundo componente propuesto por Pardo (2008) es que un sistema debe demostrar integridad al variar ligeramente sus parámetros. En palabras sencillas, no deben existir grandes variaciones en los resultados al cambiar ligeramente los parámetros; de lo contrario, el sistema sería sumamente frágil y encontrar los parámetros adecuados para cada activo individual nos conduciría al overfitting (tema que se tratará más adelante).

- **Curva suave:** El último componente del que habla el autor está estrechamente relacionado con las métricas anteriormente definidas y con el componente anterior, Pardo (2008) menciona que, mientras más suave sea la curva (o cambio) de los resultados al modificar ligeramente los parámetros, mejor. Esto se contrasta sobre todo con el Maximum Drawdown, lo que el autor propone en esta parte es que un algoritmo "sea aburrido" en el sentido de que se prefiere que sea predecible y con ganancias no tan altas, a que, de muchas ganancias, pero sea inestable y se enfrente a subidas y bajadas abruptas en el capital de la cuenta.

2.4.2 EL PROBLEMA DEL OVERFITTING

En el campo del machine learning existe un concepto clave conocido como overfitting (o sobreajuste) que permite determinar si un modelo realmente predice en base a los datos o si es que solamente predice los datos. El overfitting "[…] se produce cuando un modelo se ajusta demasiado, o incluso exactamente, a sus datos de entrenamiento, de modo que no puede hacer predicciones o conclusiones precisas a partir de datos que no sean de entrenamiento." (IBM, 2025). Ahora bien, ¿de qué manera puede aplicarse este concepto a las estrategias de inversión automatizadas?

López de Prado (2018) el overfitting va de la mano con el backtesting, no porque esta técnica en sí venga acompañada de sobreajuste, sino por cómo se realizan estas simulaciones históricas. El autor expone 7 "sospechosos" comunes que guían a un backtesting a verse sobreajustado, estos son:

- Sesgo de supervivencia: Basarse solo en activos que siguen vigentes y no considerar aquellos que desaparecieron por entrar en bancarrota.

- Sesgo de mirar hacia el futuro: Usar información que conocemos ahora pero que en ese entonces no era conocimiento común.
- Contar historias: Crear justificaciones sobre por qué se programaron ciertos patrones no comunes para una estrategia.
- Minería de datos: Entrenar el modelo con los datos de prueba.
- Costos de transacciones: López de Prado (2018) menciona que simular el costo de las transacciones pasadas es sumamente complicado y, por lo tanto, no mucha gente lo hace bien.
- Datos extremos: Programar una estrategia basándonos en situaciones poco usuales que es posible que no se repitan
- Ventas en corto: Asumir que en el pasado siempre hubo disponibilidad para abrir posiciones cortas, sin considerar prestamistas, liquidez, etc.

López de Prado (2018) considera a ellos como los errores básicos que se cometen y que llevan a que un modelo no pueda desempeñarse correctamente en el mercado real. Aparte de ello, el autor también identifica que, centrándose en un activo y corriendo los backtesting hasta obtener una estrategia rentable, de igual modo, se trataría de sobreajuste, ya que quien programa la estrategia habría cambiado los parámetros tantas veces para llegar a ese resultado que lo más probable es que esos parámetros funcionen excepcionalmente bien solo en aquella simulación histórica.

Después de todo, la pregunta sobre cómo lidiar con el overfitting al hacer backtesting persiste, pero “si existiese una respuesta sencilla a esta pregunta, las firmas de inversiones lograrían altos rendimientos con certeza, ya que solo invertirían en los backtestings ganadores” (Prado, 2018).

2.4.3 VALIDACIÓN FUERA DE MUESTRA Y REGÍMENES DE MERCADO

En el presente trabajo, la idea es evaluar un mismo algoritmo tanto en diferentes activos como diferentes regímenes de mercado (alcistas, volátiles, etc.). De esta manera, lograremos analizar si el cruce de medias móviles, por sí mismo, constituye un modelo robusto, con métricas similares en las distintas pruebas. Esta técnica de validar un modelo con diferentes grupos de datos es conocida como "validación fuera de muestra", "[…] esto añade un paso muy importante al procedimiento de optimización tradicional. Evalúa el rendimiento de la estrategia de trading en datos de precios que no fueron parte del proceso de optimización." Pardo (2008). En palabras sencillas, lo que nos quiere decir es que probar el modelo con diferentes conjuntos de datos añade robustez a las pruebas, pues se evita sobreoptimizar una estrategia para un activo específico.

Con ello también seguimos las reglas de López de Prado (2018), ya que no nos detenemos a probar con un solo activo y en un cierto periodo, modificando parámetros hasta obtener un resultado bueno, sino que, sin tocar los parámetros definidos, probamos un mismo algoritmo en diferentes escenarios para ver realmente cómo se comporta y poder sacar conclusiones en caso de que veamos que en un caso le fue mejor que en otro.

CAPÍTULO III: DISEÑO DEL PROTOTIPO

En el presente capítulo se abordarán varios temas, desde una explicación de la plataforma de QuantConnect, donde se desarrollará la automatización de la estrategia de cruce de medias móviles, hasta el desarrollo del código que implemente esta estrategia, junto con la definición de sus parámetros y la explicación de cada uno, así como los métodos utilizados y el propósito de cada función definida. Finalmente, se definirán los escenarios de prueba a los que se enfrentará la estrategia, priorizando la diversificación en los activos para poder ver cómo se desenvuelve en la mayor cantidad posible de escenarios diferentes, variando también las fechas de las operaciones y procurando incluir tanto activos con alto crecimiento como aquellos que sufrieron grandes caídas.

3.1 ENTORNO OPERATIVO DEL PROTOTIPO

Dado que en el capítulo anterior se explicó detalladamente el funcionamiento de la plataforma QuantConnect, que integra el motor LEAN, en este apartado se abordarán la elección y justificación de la infraestructura tecnológica seleccionada, así como las ventajas de la plataforma y el modelo de comisiones que utiliza.

3.1.1 ENTORNO WEB VS LOCAL

Para poder escribir código y ejecutarlo sobre los servidores y bases de datos de QuantConnect, la plataforma nos brinda dos opciones principales, la primera es utilizar el IDE web de desarrollo que está integrado directamente en el sistema y al cual se puede acceder tras dar un par de clics, la segunda opción es utilizar LEAN CLI que es la forma de hacer el código de manera local con un IDE de desarrollo en la máquina a utilizar como Visual Studio. En este caso, la opción escogida fue utilizar el IDE web de desarrollo, ya que nos ofrece algunas ventajas y nos ahorra algunos pasos.

Cuando se utiliza el entorno web, se podría decir que todo está listo y configurado para empezar con la automatización de las estrategias, ya que se puede acceder de forma gratis a gran cantidad de conjuntos de datos históricos de activos, los cuales destacan por su confiabilidad puesto que son depurados y verificados por la plataforma, por otro lado, cuando se utiliza la versión local, es necesario descargarse los conjuntos de datos por separado (cabe aclarar que estos datos no están disponibles de forma gratuita para la descarga en QuantConnect), esto puede brindar mayor libertad, al permitir ocupar cualquier conjunto de datos que no exista en QuantConnect, sin embargo, en tiempos recientes el acceso a este tipo de datos se ha capitalizado (ej.: Yahoo Finance).

Otra de las ventajas que nos ofrece programar directamente en la web, y que está estrechamente relacionada con la anterior, es el ahorro de tiempo en el análisis y la corrección de datos históricos que tendríamos que realizar de no usar los datos de la plataforma.

Finalmente, el ahorro de espacio de almacenamiento es otro de los aspectos clave, ya que todos los algoritmos (y conjuntos de datos) están alojados directamente en los servidores de QuantConnect (su propia nube), por lo que no es necesario preocuparse por daños al equipo físico ni realizar respaldos constantes del programa, entre otros aspectos.

3.1.2 AJUSTE DE PRECIOS

Además de los beneficios descritos anteriormente, QuantConnect también cuenta con una funcionalidad nativa de ajuste de precios históricos, con esto nos aseguramos de que los datos sean coherentes con la manera en que las empresas manejan los valores de las acciones y cumplimos con lo estipulado por Chan (de lo que ya se habló en el capítulo 2) sobre la necesidad de que los datos estén adaptados a la actualidad antes de llevar a cabo cualquier codificación de una estrategia. Esto nos ahorra tiempo, ya que no es necesario realizar los ajustes por nuestra propia cuenta y,

además de ello, garantiza que los cruces de medias reflejen el rendimiento real de las operaciones y que no se vean saltos en los precios que nos puedan dar una impresión falsa de pérdidas.

3.1.3 MANEJO DE COMISIONES

QuantConnect también permite determinar el "bróker" específico en el que queremos probar nuestros algoritmos. Con la finalidad de evaluar la viabilidad real de cada uno de los backtests, se implementará un modelo que simule la fricción del mercado. Para todos los activos tradicionales, se hará uso de "Interactive Brokers" y para criptomonedas se utilizará Binance, de esta manera, durante la simulación histórica, el algoritmo descontará automáticamente las comisiones y el deslizamiento en cada transacción en base a los "brókeres" usados. Esto nos asegura que tanto el capital final, como las métricas resultantes sean totalmente acordes a la realidad y se evita el sesgo del optimismo en simulaciones teóricas (esto se refiere a simular escenarios sin tomar en cuenta el valor de cada transacción, o tomando en cuenta costos que benefician a la estrategia y que pueden no ser reales).

3.2 DESARROLLO DEL ALGORITMO EN LENGUAJE PYTHON

Una vez que se ha definido la forma en que trabaja la estrategia, así como el entorno en donde se llevará a cabo la automatización, se pasará de lleno a la forma en que está programada, abordando pasos clave como los métodos iniciales, métodos agregados, las tareas que cumple cada una de ellas y cómo se toma una decisión de compra o venta en base a datos.

Una vez que se crea un proyecto en QuantConnect, el entorno llega con un par de líneas de código sumamente básico, pero que son la raíz de donde nace cualquier algoritmo en esta plataforma; además de ello, también vienen dos métodos (propios de la plataforma) que son muy importantes por el rol que cumple cada uno.

3.2.1 MÉTODO 'INITIALIZE'

Primero se encuentra el método "initialize", aquí es donde se definen todos los datos esenciales para el funcionamiento del modelo, aquí es donde se definen las fechas tanto de inicio como de fin de la estrategia, con los métodos 'set_start_date() y set_end_date() respectivamente (los valores incluidos en estos métodos variarán para cambiar el entorno al que se enfrentará el algoritmo). Se incluye en esta sección también la cantidad de dinero con la que se desea realizar el backtesting (con el método set_cash()), esto es meramente simbólico, ya que su único propósito es mostrarnos que hubiese pasado con ese dinero aplicando el algoritmo en el periodo de tiempo definido. En este primer método también se incluyen el bróker que queremos utilizar para simular las operaciones y los costos por las transacciones y el ticker del activo con el que deseamos trabajar (este ticker también variará para cambiar de activo), junto con este último también se define la resolución de tiempo con la que se quiere trabajar, dependiendo de cual escojamos será la granularidad de los datos que el algoritmo va a recibir, se puede usar:

- 'TICK', es la resolución más pequeña, recibe datos cuando ocurren transacciones
- 'SECOND', los datos llegarán cada segundo
- 'MINUTE', llegan al algoritmo datos de los movimientos del valor del activo cada minuto
- 'HOUR', para recibir datos cada hora
- 'DAILY' para obtener los datos de cada día.

En el caso de este proyecto, se usará la resolución diaria, a parte de evitar la volatilidad de los activos a lo largo de las horas, minutos, segundos, etc. del día, QuantConnect proporciona una visualización mucho más clara de los datos si se usa esta resolución.

En ‘initialize’ también se definen otros tipos de datos que se necesitarán para el funcionamiento del modelo, como los valores de la media rápida y la media lenta (definidas como 50 y 200 días respectivamente para seguir el estándar mencionado por Kaufman (2013) y evitar el “efecto látigo), la configuración de las medias móviles en base al activo, se usa el método ‘set_warm_up()’ con el valor de la media móvil lenta para que el primer día definido como fecha de inicio ya tenga los datos necesarios para calcular ambas medias móviles. Además de todo lo anterior que es esencial para la toma de decisiones del algoritmo, aquí mismo también se incluye parte del código para la graficación de los movimientos de las medias móviles y que sea más sencillo identificar cuando se cruzaron, se define también una variable con los nombres de las columnas que exportaremos más adelante (ya que recordemos, los datos no se pueden descargar gratis en el plan gratis, pero usando esto se los puede “imprimir” para después copiarlos y pegarlos).

3.2.2 MÉTODO ‘ON_DATA’

El siguiente método vital se llama “on_data()”, este método es básicamente el cerebro de la programación, es el lugar donde evalúan los datos y se toman decisiones de compra o venta en base a datos que llegan todos los días (gracias a la resolución que escogimos en este caso) e indicadores derivados de estos. Algo primordial que se debe implementar en este método es el manejo de excepciones para evitar que el algoritmo falle en medio del backtest, ya sea por falta de datos, indecisión sobre qué hacer, entre otros motivos. Por ejemplo, aunque en ‘initialize’ se haya abordado el tema de contar con datos suficientes para que ambas medias móviles puedan comenzar desde el primer día definido, no está de más agregar una comprobación sencilla en ‘on_data()’ para asegurarse de que ambas medias móviles estén listas para ser utilizadas. Para poder saber cuando comprar, cuando vender y cuando no hacer nada, se necesita conocer el movimiento de las

medias móviles, para ello se hace uso de un método creado que tiene como nombre 'ComprarMediasMoviles' que se explicará con mayor detalle más adelante, lo que se necesita conocer por ahora es que este método nos retorna tres valores, uno de ellos para saber que acción realizar y los otros dos para poder armar un conjunto de datos completo para las visualizaciones más adelante. Antes de continuar con la lógica de compra o venta, se debe escribir la sección del archivo que se mencionó anteriormente, correspondiente al día que se está evaluando, para ello, se creó otro método llamado 'EscribirArchivoCSV' que de igual forma se explicará más adelante. También se creó un pequeño condicional antes de la lógica de compra y venta con la finalidad de vender todas las acciones que se posean (si es que se tiene abierta una operación) cuando estemos a una cantidad X de días (que en este caso está configurada como cuatro días) antes de la fecha de fin determinada en 'initialize', esto se hace meramente para tener todo el dinero ganado o perdido tras la aplicación de la estrategia bajo un mismo dato llamado "Net Profit" y tener el porcentaje de perdida o ganancia completo en "Return" como se ve en la siguiente figura:

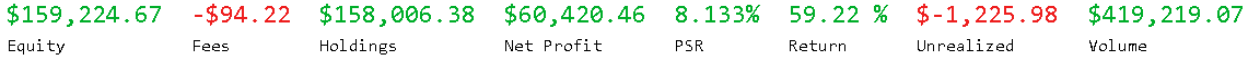
Figura 2: Indicadores generales de desempeño



Nota: Elaboración propia

A diferencia de cómo se verían estos indicadores en caso de no contar con ese condicional:

Figura 3: Indicadores generales de desempeño sin condicional



Nota: Elaboración propia

Con la finalidad de comprender esto mejor, se detalla a qué se refiere cada indicador, por qué varía entre ambas imágenes y por qué parecen haber más datos en una de ellas:

- **Equity:** Es la posición total del activo, equivale a la inversión inicial (en este caso $100000) más la ganancia (en el caso de la Figura 2 aproximadamente $59000)
- **Fees:** Son las comisiones que se pagan al bróker por abrir y cerrar posiciones
- **Holdings:** Equivale al "Equity" sumado o restado la porción de activos que no hemos logrado vender si es que hay una posición abierta (en el caso de la Figura 2 $-1225,98)
- **Net Profit:** Es la ganancia neta del portafolio en ese instante, es decir, si hay una posición abierta, ya sea ganando o perdiendo, ese valor no se toma en cuenta para calcular "Net Profit"
- **PSR:** Sus siglas significan Probabilistic Sharpe Ratio y mide el rendimiento del portafolio en relación con su desviación estándar. En otra palabras, es el rendimiento por unidad de riesgo.
- **Return:** Es el rendimiento en porcentaje de la estrategia durante el periodo de tiempo asignado
- **Unrealized:** Son las ganancias (o pérdidas) que existen debido a que no se ha cerrado una posición.
- **Volume:** Es la representación de la suma de todas las operaciones ejecutadas por el algoritmo, por ejemplo, si se compra una acción por $100000 y se la vende por $120000, el volumen sería de $220000.

Con todos estos datos en mente, queda la pregunta de por qué se observan más valores en la Figura 3 que en la Figura 2. La explicación de esto es que para la Figura 2 se aplicó el condicional para

cerrar la operación unos días antes de la fecha definida. Esto se hace porque los mercados de valores operan solamente durante los días laborables; es decir, si la fecha de fin está definida durante algún fin de semana o feriado internacional, la operación de cierre no se llevará a cabo (hasta el siguiente día laboral). Es por esto que en la Figura 3, sin condicional de cierre, los datos varían ligeramente, no solo porque el algoritmo ha operado por unos cuantos días más, sino también porque la operación no pudo ser cerrada en la fecha de fin definida; la existencia de datos en "Unrealized" y en "Holdings" además de un valor menor en "Fees" se debe a esto.

Continuando con los procesos que se llevan a cabo dentro de 'on_data' se debe hablar de la lógica para comprar, vender o no realizar ninguna acción. Para tomar la decisión se usa la primera variable retornada por el método 'CompararMediasMoviles' (la cual se explicará a continuación), con esta variable se conoce si es que la media rápida cruzó hacia arriba o hacia abajo a la media lenta. Con base en esto y en si se tiene o no una operación abierta, se abrirá o se cerrará una posición.

3.2.3 MÉTODO 'COMPARARMEDIASMOVILES'

En el método 'CompararMediasMoviles' es en donde realmente se lleva a cabo la comparación entre la media móvil rápida y media móvil lenta. Aquí se empiezan llenando dos de las estructuras de datos que fueron definidas en un principio en 'initialize', estas estructuras de datos se llaman "Rolling Window" en QuantConnect y su función es similar a la de una pila, que una vez que está llena y se intenta insertar otro dato, el valor de la última posición sale, y todo el resto de los datos se desplazan una posición hacia adelante.

Se usa esta estructura con un tamaño de máximo de dos valores para poder asegurar un "Cruce Dorado" o un "Cruce de la Muerte" (términos usados por Murphy) y no simplemente abrir posiciones si al iniciar con el backtest la media móvil rápida se encuentra por encima de la lenta, pero sin presentar un cruce, esto puede causar grandes pérdidas, pues se debe recordar que esta

estrategia busca detectar tendencias, comprar caro y vender aún más caro. Si se inicia abriendo una posición por la ubicación de las medias móviles, pero sin comprobar un cruce, se corre el riesgo de que la tendencia esté perdiendo fuerza y básicamente, de que se compre muy caro y se venda barato (casi asegurando una operación con pérdida).

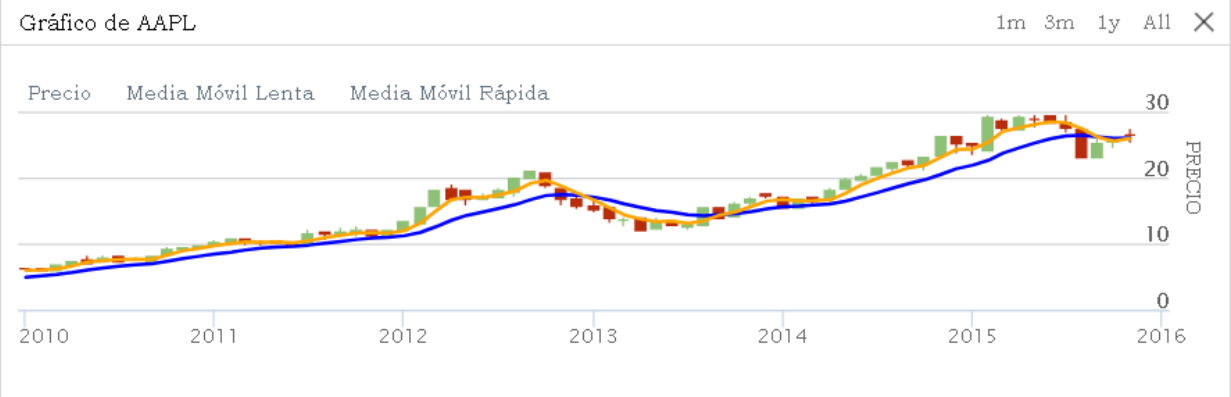
Como es necesario contar con datos de al menos dos días para comparar las medias móviles, debemos asegurarnos de que estas estructuras de datos estén completas antes de iniciar la comparación. Una vez se encuentren listas las "Rolling Window" se crean variables y se asigna el valor de cada posición de la estructura de datos para facilitar la comparación, en estas variables ahora se tienen los valores de las medias móviles tanto del día actual del backtest, como del día anterior. A continuación, finalmente llega la confrontación de datos, si la media móvil rápida (a la que definiremos como MR) del día actual es mayor que la media móvil lenta (a la que llamaremos ML) del mismo día y la MR del día anterior es menor a la ML del día anterior y no existe una posición abierta entonces se crea una señal que indica al algoritmo que existió un "Cruce Dorado" y que por lo tanto se debe comprar. Por otro lado, si MR del día actual es menor que la ML actual y MR del día anterior fue mayor que la ML del día anterior, además de existir una posición abierta, entonces se envía una señal de venta de la operación existente. En cada señal de operación se escribe un registro en los logs con la fecha de operación, y los valores de ambas medias móviles. Con los valores de las medias móviles se grafican los cruces.

3.2.4 MÉTODO 'GRAFICAR'

En este método se grafica la oscilación de las medias móviles para observar de forma sencilla cuándo ocurren los cruces y no basarnos únicamente en el registro de logs. Este método recibe, como se mencionó anteriormente, los valores de las medias móviles para poder hacer un gráfico de líneas, lo único necesario en esta sección es conocer también el nombre del ticker y utilizar el

método plot. El resultado de este método se puede observar en la Figura 4; allí se utiliza el ticker 'AAPL' durante el periodo comprendido entre inicios de 2010 y finales de 2015.

Figura 4: Oscilación de medias móviles



Nota: Elaboración propia

3.2.5 MÉTODO 'ESCRIBIRARCHIVOCSV'

El método 'EscribirArchivoCSV' actúa como el módulo de registro de los datos durante la ejecución del algoritmo. Su función principal es la captura continua del estado financiero y de los valores de los indicadores durante la simulación; se guardan: la fecha, el precio de cierre del activo, los valores de las medias móviles y el capital del portafolio. Con todos estos datos, se inicia la conversión en la que los valores con decimales se normalizan a dos cifras decimales. Una vez con los datos estandarizados, se concatenan estas variables en una cadena de texto estructurada con formato CSV. Este registro de datos es fundamental para permitir la exploración de la serie temporal, realizar evaluaciones estadísticas y gráficas fuera del entorno de simulación, esto es útil para llegar a comprender mejor los movimientos de los diferentes activos sin tener que analizarlos uno por uno y en vez de ello utilizar todos los datos para generar gráficas conjuntas más sencillas de leer e interpretar,

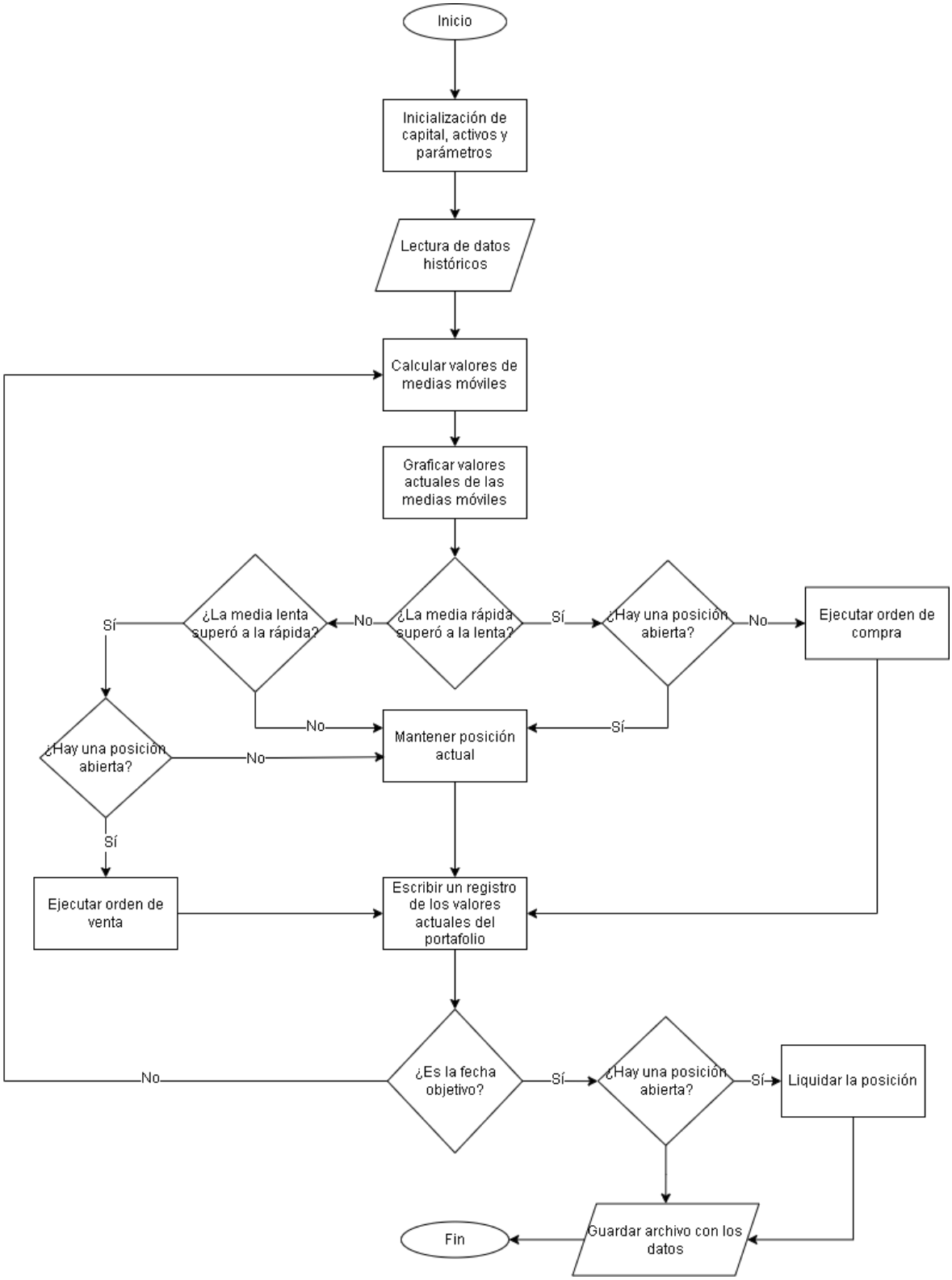
3.2.6 MÉTODO 'END_OF_ALGORITHM'

Este es el método final del algoritmo: 'end_of_algorithm', al igual que 'initialize' y 'on_data', es provisto por el entorno de QuantConnect; su propósito es ejecutar una serie de instrucciones programables cuando el algoritmo termine, es decir, cuando se llegue al día final del periodo de backtesting. En este caso particular, este método ha sido utilizado para guardar el registro de datos explicado en el método anterior en un archivo en formato CSV dentro de la 'Object Store' que se refiere al almacenamiento interno de archivos provisto por la plataforma.

3.2.7 REPRESENTACIÓN GRÁFICA DEL ALGORITMO

Con el objetivo de unificar todos los métodos y la toma de decisiones en los que se basa el algoritmo descrito anteriormente, se presenta su estructura secuencial. En la Figura 5 se condensa la lógica operativa, desde la inicialización de las variables, pasando por la lógica de las condiciones del cruce de medias móviles, hasta la ejecución de la orden en el mercado y el registro de los datos en el archivo CSV.

Figura 5: Diagrama de flujo de estrategia de cruce de medias móviles



Nota: Elaboración propia

3.3 CONFIGURACIÓN DE ESCENARIOS DE PRUEBA

Es crucial en el proyecto garantizar la validez de las pruebas y evitar los sesgos de selección, por lo tanto, en esta sección se detallan tanto los activos que van a ser evaluados, como los periodos de tiempo, explicando las condiciones de mercado que existían en cada uno, con esto se podrá validar realmente la estrategia frente múltiples regímenes de mercado.

Previo a comenzar con la definición de activos y periodos se debe explicar que el capital con el que se iniciará serán 100 000 USD para ver los rendimientos de la forma más exacta y sin la necesidad de tener muchas cifras decimales, también cabe aclarar que la lógica detrás de la compra y la venta es que cuando se recibe una señal de compra se invierte la totalidad del capital que se tenga (es decir el 100% del capital) y de la misma manera cuando exista una señal de venta se liquida completamente la posición. Además, las pruebas que se llevarán a cabo no se realizarán mediante apalancamiento ni mediante ventas a corto plazo.

3.3.1 CONJUNTO DE ACTIVOS

Como se definió en un principio, el algoritmo se enfrentará a diferentes tipos de activos, no solo por su nivel de crecimiento o caída en sus valores, sino también por lo que describen; por ello, a continuación se listará un conjunto de activos que incluye acciones, commodities y criptomonedas, con la finalidad de probar la estrategia con una diversidad de activos con comportamientos diferentes. Los activos son:

- **S&P 500:** Cuyo ticker a utilizar será ‘SPY’. Esta acción es muy importante a tomar en cuenta pues es el estándar institucional y en de él nacen los rendimientos a superar por las estrategias para saber si son realmente útiles. El S&P 500 representa a las 500 empresas más grandes de Estados Unidos; su crecimiento anual promedio es de alrededor del 10%, presenta una volatilidad moderada y tiende a seguir tendencias a largo plazo.

- **NVIDIA:** Que es representada por el ticker ‘NVDA’, es un ejemplo perfecto a considerar puesto que en los últimos años ha experimentado un gran boom en cuanto a crecimiento gracias al desarrollo de la tecnología y la inteligencia artificial. También presenta características distintas a la anterior, lo que la hace ideal como segunda acción. Tiene alta volatilidad y tendencias direccionales pronunciadas.
- **Oro:** Cuenta con el ticker ‘GLD’ y es considerado un refugio macroeconómico. Es un caso especial, pues a lo largo de la historia tiende a cambiar su valor de forma opuesta a lo que hacen acciones de tecnología, cuando índices como el S&P 500 entran en crisis y experimentan caídas, el oro no solo suele mantenerse, sino que su precio sube. Además de lo descrito anteriormente, es un commodity, lo que también nos ayudará a verificar si el algoritmo funciona bien con algo externo a las acciones.
- **Fondo de Petróleo de Estados Unidos:** Tiene el ticker ‘USO’ y, entre sus características, es altamente cíclico e impulsado por las noticias mundiales. Además, es un commodity que puede permanecer durante largos periodos sin una tendencia clara. Es importante validar este activo por esto último, ya que como principalmente es movido por noticias se debe validar que tan rápido pueden reaccionar las medias móviles tanto a entradas al mercado, como al cierre de una operación.
- **Bitcoin:** Cuyo ticker es ‘BTCUSD’. Funcionará como principal representante de las criptomonedas, es importante aclarar que el mercado de valores tiene horas y días en los que está cerrado y no se puede operar, sin embargo, con las criptomonedas es diferente, pues se puede comerciar con ellas todo el tiempo. Es importante evaluar el algoritmo y las métricas resultantes con este activo, pues, si bien ha mostrado fuertes tendencias alcistas, también ha experimentado correcciones bajistas severas en sus precios.

- **Ethereum:** Representado por el ticker 'ETHUSD'. Es una criptomoneda, al igual que Bitcoin, y comparte la característica de operar de forma continua. Además, presenta cambios en sus precios de manera muy agresiva (es decir, con alta volatilidad). Si bien puede crecer mucho y muy rápido, también lo experimenta cuando su precio baja. También es importante señalar la diferencia con la que sus precios fluctúan en relación con otros activos, no funciona como empresas que cuando reportan grandes ganancias su precio sube, con Ethereum, los precios suben o bajan en base a la tasa de adopción en su red, también se mueve su precio gracias a las tendencias que existan en relación a otras criptomonedas.

3.3.2 PERÍODOS DE TIEMPO

El marco temporal de la simulación se estructurará en cuatro periodos de tiempo para la evaluación, estos consistirán en la totalidad de los años abarcados, por ejemplo, si se define el período 2010 – 2015, significa que el backtesting abarcará desde el 1 de enero del primer año hasta el 31 de diciembre del año final. Se priorizará tener diferentes estados del mercado; de esta manera se pondrá a prueba la estrategia sobre una gran cantidad de escenarios distintos. Los periodos de tiempo serán los siguientes:

- **2010 – 2015:** Se seleccionó este periodo ya que representa una etapa de recuperación constante del mercado después de la crisis financiera del 2008, este escenario se caracteriza por tener baja volatilidad y porque existió una tendencia alcista estable. Cabe aclarar que este es el primer periodo de prueba, ya que activos como el Bitcoin y Ethereum no tienen un historial de cotización previo a 2010. Este periodo permitirá evaluar la capacidad del modelo para generar ganancias al detectar la tendencia alcista y medir su adaptabilidad frente a activos que estaban iniciando su cotización en un mercado global (Bitcoin y Ethereum). Es importante precisar que, aunque las criptomonedas iniciaron con su

cotización a partir del 2010, su liquidez y volumen eran muy bajos, y su mercado se encontraba fragmentado. En otra palabras, sus datos iniciales no eran consistentes, razón por la cual QuantConnect omite el inicio de este periodo. Sin embargo, como este intervalo de tiempo presenta circunstancias y características tan importantes para el resto de activos, se optará por mantener este periodo de prueba aunque las criptomonedas tengan un historial tan corto.

- **2016 – 2021:** Este periodo será el principal entorno de estrés al que se enfrentará la estrategia. Dentro de este, se encuentran eventos grandes de impacto global que en su tiempo alteraron los valores de varios activos, así como la dirección del mercado (existieron principalmente tensiones comerciales y más importante aún la pandemia del COVID 19). Es vital analizar estos años para comprobar la eficiencia del modelo ante escenarios extremos, así se logrará determinar si solo el cruce de medias móviles hubiese sido lo suficientemente capaz de generar señales correctas tanto para la entrada como para la salida del mercado.
- **2022 – 2023:** Este bloque es más corto que los anteriores; sin embargo, no por ello es menos importante. Se destaca por haber existido una inflación global récord y varias políticas de incremento de tasas de interés. Esto provocó que muchos activos experimentaran fuertes caídas en sus precios. Este periodo servirá para evaluar la capacidad de la estrategia para preservar el capital del portafolio; de esta manera, se demostrará si es capaz de detectar los cambios de tendencia a tiempo y evitar abrir posiciones durante tendencias bajistas.
- **2024 - 2025:** Este último bloque tiene como objetivo comprobar la vigencia del prototipo frente al contexto más reciente de los mercados financieros. Este periodo se caracteriza por

un ciclo de recuperación acelerada gracias a la adopción de la inteligencia artificial. El propósito de este bloque es validar que las medias móviles sean capaces de identificar el inicio de nuevas tendencias tras haber superado la crisis representada en el bloque anterior, de esta manera, se demuestra la capacidad de la estrategia para detectar señales modernas de entradas y salidas del mercado.

CAPÍTULO IV: PRUEBAS Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

El objetivo del presente capítulo es, finalmente, ejecutar los backtests (uno a la vez) sobre los escenarios y con los activos definidos. Se revisarán los resultados de la plataforma QuantConnect y se generarán gráficos en Google Colab para facilitar la visualización de todas las pruebas en una única vista. Se dará gran importancia al análisis tanto de métricas como de gráficos (junto con su explicación) para llegar a conclusiones coherentes sobre la robustez del algoritmo y la viabilidad de aplicarlo en un escenario real.

4.1 EJECUCIÓN DE BACKTESTING MULTI-ESCENARIO

La fase inicial de este proceso consiste en asegurarse de la integridad del código fuente y de que el algoritmo se ejecute sin problemas, ya sea por posibles errores de sintaxis, o por una dimensión muy grande de los conjuntos de datos. El programa desarrollado en Python fue capaz de superar estas pruebas iniciales sin presentar ningún conflicto con ninguno de los casos; simplemente se evidencia que, al contar con el plan gratuito en la plataforma, cada ejecución de un backtest tiene un periodo de espera de 20 segundos antes de ejecutar realmente la simulación. Como se evidencia en la consola de la plataforma (Figura 6), el motor completó con éxito la compilación del código y la carga de todos los datos del primer periodo definido para NVDA, lo que confirma la estabilidad de la lógica diseñada.

Figura 6: Consola de registro de QuantConnect confirmando la compilación exitosa y tiempo de procesamiento

```
5 | 1:26:41 : Built project 'Tesis' in Cloud for Lean Engine 2.5.0.0.17756, with Id 'c63464-0e6597'
6 | 1:27:03 : Received backtest 'Crying Green Butterfly' request
7 | 1:27:16 : Initializing algorithm...
8 | 1:27:16 : Received algorithm status update for '1e2149218fb1f355c796e34a08fb3245': Initializing

25 | 1:27:18 : Algorithm Id:(1e2149218fb1f355c796e34a08fb3245) completed in 2.93 seconds at 1k data points per second. Processing total of 1,489 data points.
```

Nota: Elaboración Propia

Una vez inicializado el entorno, el procedimiento principal del algoritmo evaluó diariamente las condiciones matemáticas del cruce entre las medias móviles configuradas a 50 y 200 días. El motor de simulación logró traducir estas condiciones lógicas en eventos de mercado como compras y ventas de la posesión del activo. La validación de este proceso se demuestra en la pestaña “Orders” (Figura 7), donde se puede verificar que el sistema generó y ejecutó por sí mismo las órdenes de compra y venta en los momentos precisos en que se cumplieron los parámetros de la estrategia, sin necesidad de intervención manual.

Figura 7: Registro de órdenes de mercado ejecutadas por el algoritmo durante la simulación

Overview | Report | Orders | Trades | Insights | Logs | Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
+ 2010-12-02 16:00:00	NVDA	Buy Market On Open	Fill: $0.33 USD	301143	Filled	
+ 2011-07-12 16:00:00	NVDA	Sell Market On Open	Fill: $0.34 USD	-301143	Filled	
+ 2012-02-22 16:00:00	NVDA	Buy Market On Open	Fill: $0.36 USD	281908	Filled	
+ 2012-03-13 16:00:00	NVDA	Sell Market On Open	Fill: $0.34 USD	-281908	Filled	
+ 2013-05-02 16:00:00	NVDA	Buy Market On Open	Fill: $0.32 USD	295076	Filled	
+ 2015-12-28 16:00:00	NVDA	Sell Market On Open	Fill: $0.81 USD	-295076	Filled	Liquidated

Nota: Elaboración propia

Como se comentó anteriormente, el algoritmo también cuenta con un método diseñado específicamente para graficar los movimientos tanto del precio del activo como de las medias móviles a lo largo del periodo seleccionado, con la ayuda de este gráfico (Figura 8) resulta más sencillo analizar visualmente los momentos aproximados (al ser periodos de varios años el gráfico muestra una versión completa pero no tan a detalle como si la simulación fuese de tan solo un par de semanas) en los que las medias móviles se cruzan, con esto en mente y el registro de las órdenes de compra y venta se puede identificar claramente los momentos en el que el algoritmo decidió entrar y salir del mercado.

Figura 8: Cruce de medias móviles en NVDA periodo 2010 – 2015



Nota: Elaboración propia

Además de lo mencionado anteriormente, QuantConnect también es de gran ayuda, pues muestra más datos que serán importantes a la hora de comparar la estrategia entre distintos activos. Lo

primero es un gráfico que indica cómo fluctuó el dinero en la cuenta a lo largo de la simulación (Figura 9), donde se pueden evidenciar los máximos y mínimos a los que se llegó, los periodos durante los que subía y bajaba y finalmente aquellos momentos en donde la cuenta no se movió porque el indicador de medias móviles no activó ninguna señal.

Figura 9: Fluctuación del capital durante el periodo de simulación



Nota: Elaboración propia

La segunda representación gráfica, ya explicada, corresponde a los valores de *Equity, Fees, Holdings, Net Profit, PSR, Return, Unrealized* y *Volume* (Figura 10). Estos valores proporcionan una perspectiva comparativa inicial. Si bien las capturas originales de esta y del resto de las representaciones se compilan en el Anexo 1, más adelante en esta sección algunos de estos datos serán extraídos y organizados en tablas junto con otras métricas, con la finalidad de comprobar si esta primera impresión visual se sostiene en la realidad operativa.

Figura 10: Resultados numéricos de la estrategia



Nota: Elaboración propia

Finalmente, para garantizar que el análisis estadístico no estuviera condicionado por el motor de simulación, se exportaron los datos resultantes y se transformaron en un Data Frame en Google Colab (Figura 11). Este procedimiento tuvo como objetivo tanto asegurar la limpieza de los datos como generar gráficos que QuantConnect no proporciona de forma nativa. Se debe tener en cuenta que este mismo procedimiento se aplicará a todos los datos de los diferentes backtests que se realizarán.

Figura 11: Data Frame de NVDA en Google Colab

	Fecha	Precio	MediaRapida	MediaLenta	CapitalTotal
0	2010-01-04	0.423785	0.35	0.29	100000.0
1	2010-01-05	0.429973	0.36	0.29	100000.0
2	2010-01-06	0.432724	0.36	0.30	100000.0
3	2010-01-07	0.424243	0.36	0.30	100000.0
4	2010-01-08	0.425160	0.36	0.30	100000.0
5	2010-01-11	0.419201	0.37	0.30	100000.0
6	2010-01-12	0.404991	0.37	0.30	100000.0
7	2010-01-13	0.410492	0.37	0.30	100000.0
8	2010-01-14	0.404074	0.37	0.30	100000.0
9	2010-01-15	0.392156	0.37	0.30	100000.0

Nota: Elaboración propia

4.2 INSPECCIÓN Y LIMPIEZA DE DATOS

Continuando con lo dicho en la sección previa, el paso lógico a seguir es asegurarse de que los datos estén limpios (es decir, que no contengan valores nulos, errores, fechas fuera del periodo determinado, entre otros). Para ello, se utilizó Google Colab y la principal librería para trabajar con "tablas" de datos fue Pandas.

4.2.1 IMPORTACIÓN DE ARCHIVOS

Como en cualquier análisis de datos, lo primero que se tiene que hacer es la importación del archivo al entorno de trabajo, como en este caso, no se trataba de un archivo singular sino de varios archivos diferentes, la técnica de conversión de los datos a Data Frames no podía ser manual, pues a parte de tomar mucho tiempo en definir cada uno de los Data Frames con nombres distintos y asignar un archivo a cada uno de ellos, más adelante para las visualizaciones iba a ser sumamente complejo manejar todos los archivos y recordar todos los nombres asignados a las estructuras que los contenían. Para solucionar esto, se estandarizaron primero los nombres de los archivos extraídos de QuantConnect, para que todos sigan la siguiente estructura:

$$[Nombre\ del\ ticker]_[2\ últimos\ dígitos\ del\ año\ inicial]_[2\ últimos\ dígitos\ del\ año\ final].csv$$

El siguiente paso fue crear un diccionario que almacenaría los nombres de los Data Frames que se crearían dinámicamente con base en el nombre del archivo. Después se armó un bucle que busca todos los archivos terminados en ".csv" que hayan sido importados al entorno; a continuación, conforme se asigna cada "llave" al diccionario, se lee el contenido del archivo, se convierte en un Data Frame y este último se agrega como "valor" al diccionario. De esta manera, con un solo bucle se leen y se asignan los archivos a un diccionario, donde será más sencillo encontrarlos más adelante.

4.2.2 REVISIÓN DE CARACTERÍSTICAS DE DATOS

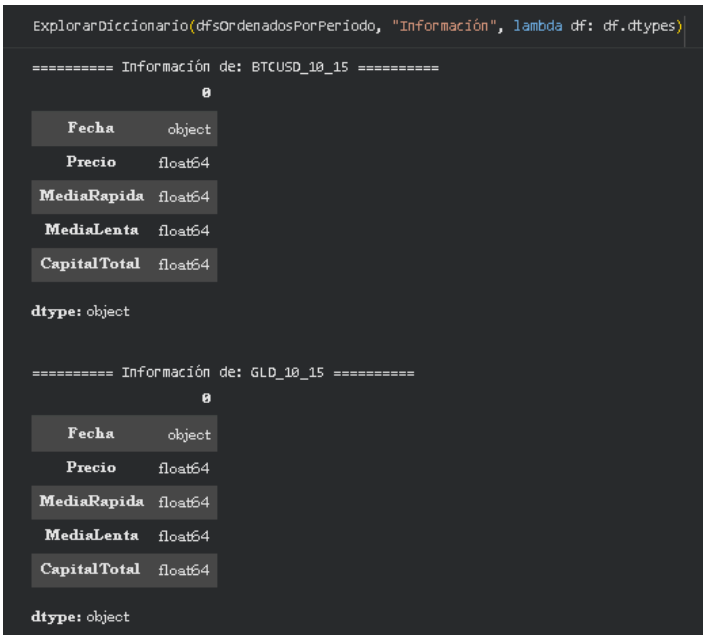
Se creó también una función llamada ExplorarDiccionario que recibe por parámetros:

- El diccionario donde están guardados todos los datos
- Un título que se escribirá sobre cada resultado arrojado por esta función
- Una operación a ejecutar sobre los DataFrames (como describe, count, etc.)

Esta función es clave para la inspección general de los datos y para evitar tener que escribir bucles diferentes todo el tiempo cuando se necesite realizar distintas operaciones de análisis sobre los conjuntos de datos.

Producto de lo anterior mencionado se puede revisar los tipos de datos de todos los archivos con solo una línea:

Figura 12: Revisión de tipos de datos

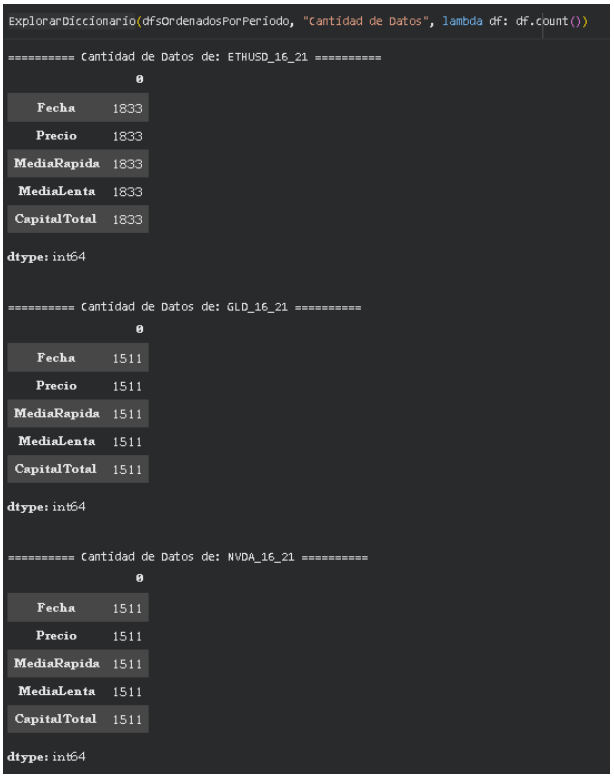


Nota: Elaboración propia

En la Figura 12 se puede observar la información referente a 2 de los 23 archivos generados y, como se puede notar, el campo Fecha es de tipo “object” por lo que deberá ser cambiado más adelante para que efectivamente represente una fecha.

A continuación, se revisó la cantidad de datos de cada Data Frame para identificar si existía alguna irregularidad entre ellos, ya que, al abarcar los mismos periodos de tiempo, lo coherente sería que todos tuvieran la misma cantidad de registros. Sin embargo, hay una excepción a esta regla, que se puede observar en la Figura 13, donde se nota que, a pesar de que el periodo es el mismo para todos los activos de la imagen (2016 – 2021), en ETHUSD (Ethereum) se visualiza una cantidad mayor de datos que en otros, como GLD (oro) y NVDA (Nvidia), donde la cantidad de datos sí es la misma. Esto se debe a que, como se explicó con anterioridad, el mercado de criptomonedas es diferente al mercado donde se cotizan acciones y commodities, ya que mientras el mercado de cripto opera todos los días sin detenerse, el resto del mercado tradicional se detiene durante los fines de semana y feriados internacionales.

Figura 13: Cantidad de datos por activo



```
ExplorarDiccionario(dfsOrdenadosPorPeriodo, "Cantidad de Datos", lambda df: df.count())

========== Cantidad de Datos de: ETHUSD_16_21 ==========
                  0
Fecha          1833
Precio         1833
MediaRapida    1833
MediaLenta     1833
CapitalTotal   1833
dtype: int64

========== Cantidad de Datos de: GLD_16_21 ==========
                  0
Fecha          1511
Precio         1511
MediaRapida    1511
MediaLenta     1511
CapitalTotal   1511
dtype: int64

========== Cantidad de Datos de: NVDA_16_21 ==========
                  0
Fecha          1511
Precio         1511
MediaRapida    1511
MediaLenta     1511
CapitalTotal   1511
dtype: int64
```

Nota: Elaboración propia

Este comportamiento se repite básicamente en todos los periodos (las criptomonedas tienen mayor cantidad de datos), mientras que el resto de los activos si mantienen integridad en cuanto a tener las mismas dimensiones, es por ello que, en este apartado, no se reporta ningún problema y por ende no es necesario realizar ajustes ni cambios a los datos.

El siguiente apartado a ser revisado son las estadísticas de cada conjunto de datos; con ellas se pueden detectar irregularidades de manera sencilla, si es que existiesen, ya que proporcionan, además de la cantidad de datos ya revisada, la media, la desviación estándar, el valor mínimo y el máximo, y el valor de cada cuartil. Si se observaran ceros o valores negativos en alguna de estas categorías, habría que indagar en el conjunto de datos específico para determinar la causa y, de ser necesario, aplicar las correcciones correspondientes. Se observa en la Figura 14 que uno de los

conjuntos de datos (específicamente GLD_24_25) presenta valores de cero en la desviación estándar de su “Capital Total”.

Figura 14: Revisión de estadísticas

```
ExplorarDiccionario(dfsOrdenadosPorPeriodo, "Estadisticas", lambda df: df.describe())
```

========== Estadísticas de: GLD_24_25 ==========

	Precio	MediaRapida	MediaLenta	CapitalTotal
count	502.000000	502.000000	502.000000	502.0
mean	269.307829	259.586096	238.518028	100000.0
std	59.433017	54.228705	43.573762	0.0
min	184.420000	185.990000	182.080000	100000.0
25%	220.570000	214.425000	200.962500	100000.0
50%	251.090000	244.175000	229.135000	100000.0
75%	308.267500	303.330000	273.625000	100000.0
max	416.740000	385.000000	337.330000	100000.0

========== Estadísticas de: NVDA_24_25 ==========

	Precio	MediaRapida	MediaLenta	CapitalTotal
count	502.000000	502.000000	502.000000	502.000000
mean	130.732155	124.072171	105.876992	109672.911175
std	36.562818	36.471292	34.840985	16131.606243
min	47.538270	47.270000	40.640000	99247.960000
25%	108.124546	110.655000	79.532500	100000.000000
50%	129.918371	124.235000	116.350000	100000.000000
75%	158.151211	138.110000	125.175000	119578.417500
max	207.017267	186.480000	165.960000	156521.150000

Nota: Elaboración propia

Al revisar el desempeño de la estrategia de este caso, se encuentra que esto no es un error en los datos, sino que este activo durante este periodo presenta un caso curioso que puede ser observado en la Figura 15. De acuerdo con la figura, a pesar de que la media móvil rápida (en naranja) está por encima de la media móvil lenta (en azul) durante toda la simulación, nunca se produce el “corte” que el algoritmo necesita para emitir una señal de compra. El razonamiento detrás de por qué no abrir una posición dadas estas condiciones se abordó en la sección MÉTODO ‘COMPARARMEDIASMOVILES’

Figura 15: Desempeño de la estrategia para GLD periodo 2024 - 2025



Nota: Elaboración propia

Hasta el momento, no hay nada que destaque como un error que deba abordarse; por ello, se procede a comprobar específicamente la presencia de valores nulos en los datos. Como se mencionó anteriormente, QuantConnect tiene la ventaja de contar con un repositorio de datos limpios; por ello, en este caso tampoco se observa ningún valor nulo entre los datos disponibles.

4.2.3 TRANSFORMACIÓN Y PREPROCESAMIENTO

Ya que el único error encontrado a lo largo de la fase anterior fue el del tipo de dato del campo "Fecha", se procedió a corregirlo y comprobar que los cambios hubieran surtido efecto. Es vital realizar esta conversión de tipo de dato, pues así el campo "Fecha" deja de ser un "texto" para el lenguaje de programación y se convierte en una representación de tiempo que servirá más adelante para la revisión de los gráficos sobre el desempeño de la estrategia en cada activo y periodo.

El preprocesamiento continúa con el cálculo de los retornos diarios de cada caso; con este valor se puede observar, en porcentaje, en qué medida el capital total varía a lo largo del tiempo, como se muestra en la Figura 16. Este cálculo también será importante más adelante para la graficación

tanto de la distribución de los retornos diarios, como para el cálculo y la representación precisa del Maximum Drawdown .

Figura 16: Cálculo de retornos diarios

	Fecha	Precio	MediaRapida	MediaLenta	CapitalTotal	RetornoDiario
1823	2021-12-22	3980.970	4118.66	3463.19	14199018.67	-0.008983
1824	2021-12-23	4113.435	4118.44	3469.65	14671399.69	0.033269
1825	2021-12-24	4049.450	4115.74	3475.43	14443223.95	-0.015552
1826	2021-12-25	4098.035	4115.02	3481.61	14616482.03	0.011996
1827	2021-12-26	4065.570	4113.10	3487.43	14500709.19	-0.007921
1828	2021-12-27	4038.405	4110.18	3492.91	14403836.58	-0.006681
1829	2021-12-28	3793.600	4097.77	3495.91	14388598.10	-0.001058
1830	2021-12-29	3629.765	4079.41	3497.24	14388598.10	0.000000
1831	2021-12-30	3709.835	4064.93	3499.35	14388598.10	0.000000
1832	2021-12-31	3675.735	4049.67	3501.11	14388598.10	0.000000

Nota: Elaboración propia

Para finalizar esta sección, lo último que se hizo fue crear un nuevo Data Frame con los nombres de los tickers como columnas y los años como filas. El objetivo de esta nueva estructura es representar el porcentaje de ganancias o pérdidas que experimentó el algoritmo en cada activo y en cada periodo. Para calcular esto, solo fue necesario conocer el capital del primer día de la simulación y el del último, y dividir ambos para obtener el porcentaje resultante. El nuevo Data Frame se muestra en la Figura 17.

Figura 17: Data Frame de rendimiento por periodo

Anio	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
Ticker																
BTCUSD (10-15)	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.630886	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
BTCUSD (16-21)	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	0.000000	-0.055276	0.412956	0.776010	0.228987	NaN	NaN	NaN	NaN
BTCUSD (22-23)	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	0.679223	NaN	NaN
BTCUSD (24-25)	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	0.000000
ETHUSD (16-21)	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	54.886467	-0.659130	-0.261366	0.828531	4.514866	NaN	NaN	NaN	NaN
ETHUSD (22-23)	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0.000000	0.228459	NaN	NaN
ETHUSD (24-25)	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.009759	-0.201915
GLD (10-15)	0.0	0.0	-0.03476	-0.023949	0.0	0.000000	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
GLD (16-21)	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.037397	-0.004604	-0.041622	0.173451	0.238676	-0.238286	NaN	NaN	NaN	NaN
GLD (22-23)	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	-0.020404	0.032078	NaN	NaN

Nota: Elaboración propia

Tras asegurar la integridad de los datos y realizar los cálculos necesarios, se inicia la etapa de representación visual. Los gráficos permitirán evaluar de forma intuitiva el desempeño de la estrategia de cruce de medias móviles en cada escenario, proceso que se desarrollará en la siguiente sección.

4.3 ANÁLISIS COMPARATIVO DE MÉTRICAS POR ESCENARIO DE PRUEBA

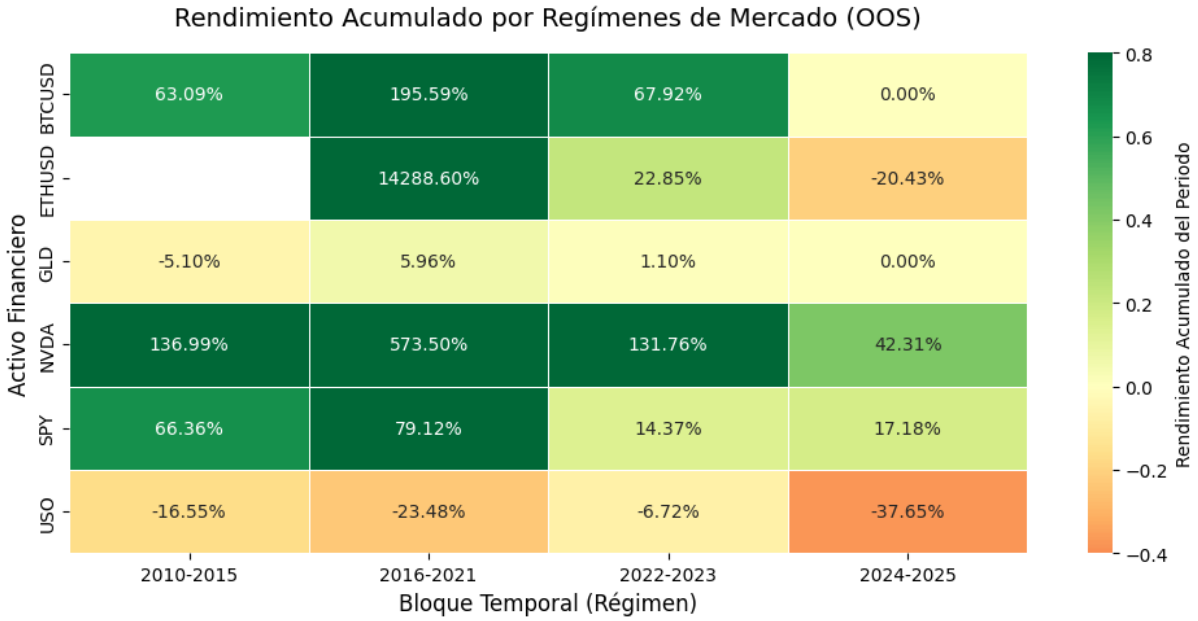
Con la finalidad de que esta sección no termine con una sobreacumulación de imágenes, en la presente se realizarán los análisis de algunos de los casos de manera resumida, se comenzará realizando la revisión de los gráficos resúmenes creados en Google Colab con la finalidad de tener una idea genera de los desempeños y riesgos asumidos por cada una de las simulaciones, a continuación se analizarán varias tablas por periodo, donde se encontrarán datos y métricas importantes sobre cada backtest que nos ayudarán a revisar el nivel de rentabilidad en contraste con el riesgo asumido en cada caso de forma resumida y en un solo lugar, finalmente se analizarán a profundidad aquellos casos que presenten resultados extraordinarios y casos especiales. El registro visual completo de todas las simulaciones ejecutadas puede consultarse en el Anexo 1.

4.3.1 ANÁLISIS VISUAL

Para iniciar el análisis comparativo visual, se crearon mapas de calor a partir del último DataFrame descrito en la sección anterior. Esta visualización permite revisar los rendimientos de cada activo en cada periodo de tiempo mediante una escala de colores, donde la intensidad de cada color refleja la magnitud, ya sea de ganancias o de pérdidas. De esta forma, se puede detectar con facilidad en qué escenarios la estrategia de cruce de medias móviles tuvo un mejor desempeño y en cuáles tuvo dificultades.

A continuación, se presentan dos perspectivas sobre el mismo rendimiento. En la Figura 18 se observa la rentabilidad acumulada en cada periodo de simulación, lo que ofrece una visualización general del comportamiento de la estrategia.

Figura 18: Rentabilidad acumulada por periodo



Nota: Elaboración propia

En esta primera representación se observan varios aspectos que llaman la atención; el primero es la ausencia de datos para el primer periodo de ETHUSD (Ethereum). Como se explicó anteriormente, las criptomonedas son relativamente nuevas. En este caso, ETHUSD comenzó a cotizar a mediados de 2015 y, como se aclaró con BTCUSD, al inicio los datos de mercado no son consistentes, por lo que QuantConnect los omite hasta que se estandarizan.

Lo segundo que destaca es que la estrategia tuvo años excepcionalmente buenos con algunos activos, como NVDA, mientras que con otros, como GLD, los resultados fueron un poco más neutrales; incluso con USO se puede ver que la estrategia solo registró pérdidas. Omitiendo la increíble subida de ETHUSD entre 2016 y 2021 causado por el auge de las criptomonedas, se puede notar que NVDA presentó grandes rendimientos de forma generalizada a lo largo de todas

las simulaciones, siendo su menor rendimiento del 42,31% (se debe tomar en cuenta que los primeros 2 periodos recorren 5 años cada uno mientras que los últimos 2, solo recorren 2 años) esto se debe principalmente a la compatibilidad de los movimientos del mercado de NVIDIA con la estrategia de medias móviles, como se explicó, esta estrategia es de seguimiento de tendencia y en el caso de NVIDIA su tendencia de crecimiento básicamente no ha parado desde hace más de una década, en el primer periodo esto se debe al auge de la industria de videojuegos, en el segundo periodo está un poco más relacionado con la minería de criptomonedas (es por ello que también se observan grandes rendimientos de criptomonedas en este segundo periodo) y en los últimos años ha estado estrechamente vinculado con la revolución de la inteligencia artificial.

En el caso de SPY (S&P 500), se presentan ganancias sólidas pero moderadas en relación con otros activos, esto se debe a que se encuentra en continuo crecimiento, pues es el estándar del mercado e históricamente ha tenido un rendimiento de aproximadamente el 10% anual. Destaca por presentar tendencias alcistas y una volatilidad baja en relación con las acciones individuales, lo cual va de la mano del seguimiento de tendencia aplicado por las medias móviles.

En las criptomonedas se observa un gran crecimiento concentrado principalmente en el periodo 2016 – 2021. Como es bien conocido, durante este periodo el precio de las criptomonedas aumentó enormemente y, si bien puede que el cruce de medias móviles no sea capaz de "predecir" el precio máximo que alcanzará un activo para maximizar las ganancias, sí fue capaz de detectar los comienzos de grandes tendencias alcistas y de entrar al mercado en un momento temprano de su desarrollo. Sin embargo, en este caso de criptomonedas existe un detalle que llama la atención: mientras que BTCUSD (Bitcoin) mantuvo una rentabilidad positiva, ETHUSD (Ethereum) creció inmensamente al inicio, para después presentar un incremento mucho menor y finalmente terminar con un descenso de su rentabilidad de poco más del 20%. Esto se debe a la alta volatilidad de

Ethereum, ya que durante el periodo 2024 – 2025 sufrió caídas abruptas y las medias móviles no fueron lo suficientemente rápidas como para identificar este cambio de tendencia y salir de la posición antes de empezar a perder dinero.

Finalmente, se encuentra el caso de los commodities, donde las noticias mundiales pueden variar enormemente los precios de estos activos, sin necesidad de que ello se refleje de forma alguna en los precios anteriores ni en las señales que puede identificar la estrategia de cruce de medias móviles. Específicamente el rendimiento de USO (petróleo) se muestra en números negativos durante todos los periodos, la explicación detrás de este comportamiento es que este es un tipo de activo cíclico y que opera en rangos laterales, esto quiere decir que el precio fluctúa entre un rango de valores sin que nunca exista una tendencia alcista o bajista clara y esto conlleva a que las medias móviles identifiquen varias señales falsas de compra y demora en identificar las señales de venta. Recordemos que la estrategia de medias móviles tiene como objetivo comprar caro y vender aún más caro. En este caso, las señales de compra se detectan cuando el precio es caro, pero como la tendencia alcista no sigue creciendo, se vende a un precio bajo y, finalmente, esto se traduce en rendimientos negativos para este activo. Por otro lado, se tiene a GLD (Oro), que igualmente se trata de un commodity, pero que presenta escenarios ligeramente inclinados hacia lo positivo, la diferencia es que el oro funciona como un activo de refugio y reserva de valor, por lo que su volatilidad es baja y tampoco presenta tendencias realmente claras que el algoritmo detecte y resulten en grandes ganancias, por lo tanto, esta estrategia no logra maximizar la ganancia en este caso.

A continuación, se presenta la Figura 19, en la que se detalla el mismo rendimiento (de la Figura 18), pero anualizado, lo que proporciona una versión específica en la que se puede analizar lo que la estrategia experimentó en años concretos del periodo completo.

Figura 19: Rendimiento anualizado de simulaciones



Nota: Elaboración propia

En los gráficos se puede observar como es que se llegó a la rentabilidad por periodos de la Figura 18, en la esquina superior izquierda se analiza el periodo 2010 – 2015 cuya característica principal (por lo menos de los primeros años) es la recuperación del mercado tras la crisis del 2008, es por ello que no se ven ni ganancias ni pérdidas muy grandes, realmente cuando el gráfico comienza a cambiar su tonalidad es cerca del final del periodo en 2015, además de ello también se distingue que BTCUSD solo tiene historial de un año y ETHUSD ni siquiera aparece, esto sigue el principio previo explicado.

En el segundo periodo (parte superior derecha) es donde realmente se empiezan a notar grandes fluctuaciones en los rendimientos anuales y donde se demuestra, entre otras cosas, la volatilidad

de ETHUSD, pues se observan años con porcentajes sumamente altos, pero, de la misma manera, otros que incluso superan el 60%. Este mismo periodo sirve como ejemplo de cómo se forman los porcentajes de rendimiento por periodo vistos en la Figura 18, pues si simplemente se sumaran y restaran los valores mostrados, no serían equivalentes a los de la imagen anterior. Para comprender cómo funciona esta parte, es necesario recordar el CAGR, que, en pocas palabras, indica que el dinero se acumula o se resta según el rendimiento del periodo siguiente.

Se explica el ejemplo con las rentabilidades de ETHUSD tomando como punto de partida un capital de 100 dólares. Obviando el 0% del año 2016, tenemos un aumento inicial del 5.488,65%, que resultaría en un capital de 5.588,65 dólares, tras ello vienen dos años con rentabilidades negativas de 65,91% y 26,14% respectivamente, esto convertiría al capital al final del 2018 en $1.905,17 y del 2019 en $1.407,16; Seguidamente se tienen dos años de grandes rendimientos, el primero con un 82,85% que convertiría al capital en $2.572,99 y tras esto el segundo con un 451,49% dejándonos con un capital final de $14.189,78. Esto equivale aproximadamente al rendimiento del 14.288,60% observado en este mismo periodo en el gráfico anterior. La fluctuación del capital y los porcentajes de ganancias y pérdidas pueden visualizarse mejor en la Tabla 1.

Tabla 1: Fluctuación de capital total con rendimientos de ETHUSD

Año	Rendimiento en Porcentaje	Capital Total
2016	0%	$ 100
2017	5.488,65%	$ 5.588,65
2018	- 65,91%	$1.905,17
2019	- 26,14%	$1.407,16
2020	82,85%	$2.572,99
2021	451,49%	$14.189,78

Nota: Elaboración propia

Un hallazgo notable del gráfico (de forma general) es el comportamiento de SPY, como se mencionó con anterioridad, este activo tiene un rendimiento histórico anual promedio de aproximadamente el 10% y a pesar de ello, en todos los años que contó con una rentabilidad positiva al usar esta estrategia, se consiguió una rentabilidad superior a ese 10%, esto no quita que existan años en los que también tiene pérdidas, pero que son relativamente bajas, con excepción de la presentada en el año 2020.

Para finalizar el análisis de este mapa de calor, es importante destacar por qué hay valores de 0%. Por ejemplo, para GLD en el periodo 2024 – 2025, esto no significa que la relación entre ganancias y pérdidas durante estos años haya sido igual; se debe a que directamente no existieron señales de compra (y, por lo tanto, tampoco de venta) durante este periodo para este activo.

4.3.1.1 CASOS DE ESTUDIO CONTRASTANTES: ANÁLISIS DE DISTRIBUCIÓN Y RIESGO

Como una segunda manera de validar el rendimiento de las estrategias con los diferentes activos, se crearon gráficos que representan la distribución de retornos diarios en cada periodo, así como su Maximum Drawdown, para contrastar cuánto se llegó a perder, es decir, el riesgo máximo al que se enfrentó la estrategia. Con la finalidad de mostrar cómo estos gráficos ayudarían al analizar el desempeño del algoritmo, se han seleccionado tres casos para presentar sus resultados. Los gráficos de todas las simulaciones están disponibles en el Anexo 2.

El primer caso puede dividirse en la Figura 20. Se trata de un caso de éxito del algoritmo, con NVIDIA en el periodo 2016 – 2021. Como se observó en la sección anterior, este es un prospecto ideal entre el conjunto de resultados obtenidos para representar el triunfo del algoritmo, pues en este periodo solo presentó rendimientos positivos.

Figura 20: Distribución de retornos diarios y Maximum Drawdown - Caso de Éxito



Nota: Elaboración propia

Se analizará primero la parte superior del gráfico. La parte principal de esta visualización es la línea roja entrecortada, ligeramente a la derecha del 0%, pues representa el promedio diario de ganancias obtenido por el algoritmo. Se debe tener en cuenta que este periodo abarca varios años y que el hecho de que la media sea positiva nos da una clara visión de que el algoritmo para este activo y en este periodo resultó ganador, capaz de obtener señales en los momentos adecuados para entrar y salir del mercado, así como de saber cuándo no debía realizar ninguna acción y simplemente esperar a que la situación fuera óptima.

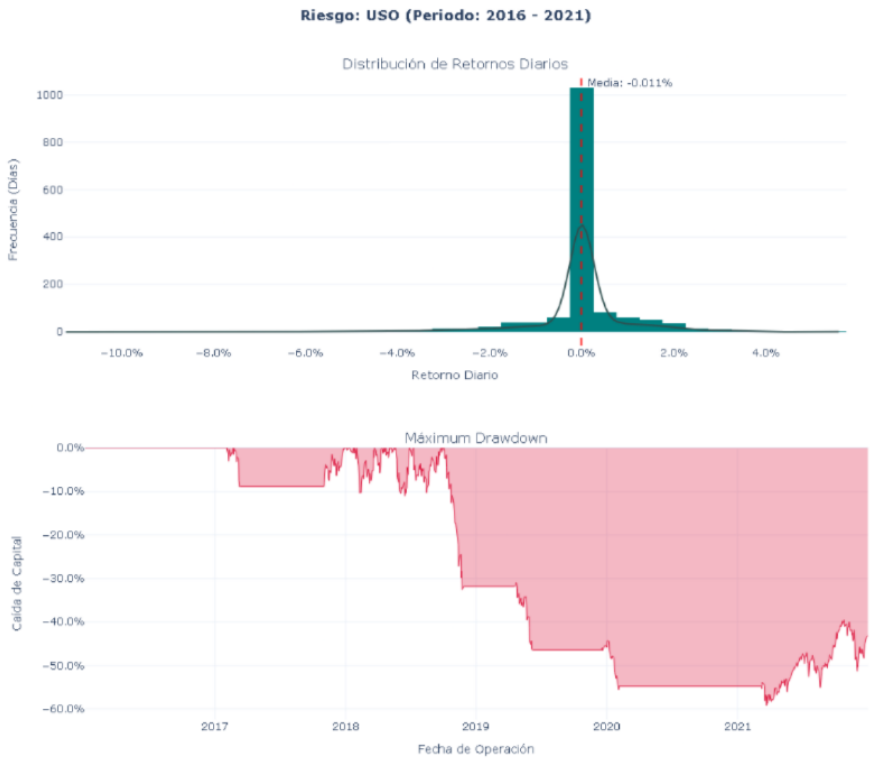
Las barras representan el número de días en los que el algoritmo obtuvo un porcentaje de retorno específico. Como se puede observar, la barra más alta se sitúa por encima del 0%, lo que confirma

lo dicho anteriormente: no abrir ninguna posición hasta que no exista una señal clara. También pueden distinguirse barras más bajas a los costados del 0%, a simple vista y solo comparando los bloques directamente junto a la barra principal se podría pensar que como la barra izquierda (de los negativos) es más alta, entonces que en general el algoritmo ha perdido por más días que los que ha ganado, sin embargo, al analizar el gráfico de forma más detallada, se logran observar varias barras dentro de los rendimientos positivos, con un tamaño superior a sus equivalentes negativas. Por ello, la media de los retornos diarios de este activo se encuentra sutilmente sesgada a la derecha.

En segunda instancia, se tiene el gráfico del Maximum Drawdown, que también presenta datos que, en general, pueden considerarse buenos. Que la estrategia haya logrado mantener al Maximum Drawdown en cero hasta aproximadamente el año 2020 es una gran señal de que el algoritmo durante todo ese tiempo estuvo aumentando el capital total de la cuenta, claro está que también existe un pico significativamente grande dentro de este gráfico, sobrepasando sutilmente el 35% de pérdida máxima del algoritmo, sin embargo, también se puede distinguir que este suceso es sumamente rápido por el ancho de ese valor mínimo, en otras palabras, el algoritmo en algún momento del 2020 cayó por debajo del 35% de pérdidas pero de manera casi instantánea se empezó a recuperar. Los diversos picos posteriores a este evento confirman este acontecimiento, pues, si bien representan caídas en el capital de la cuenta, también demuestran lo rápido que, en este caso, la estrategia recuperó ese dinero.

El segundo caso, mostrado en la Figura 21, se trata de un fracaso del algoritmo; en este gráfico se representa el desempeño de la estrategia de medias móviles durante el periodo 2016 – 2021 para USO (Petróleo), periodo en el cual, como se vio en el primer mapa de calor, se obtuvo poco menos del -23% de rendimiento.

Figura 21: Distribución de retornos diarios y Maximum Drawdown - Caso de Fracaso



Nota: Elaboración propia

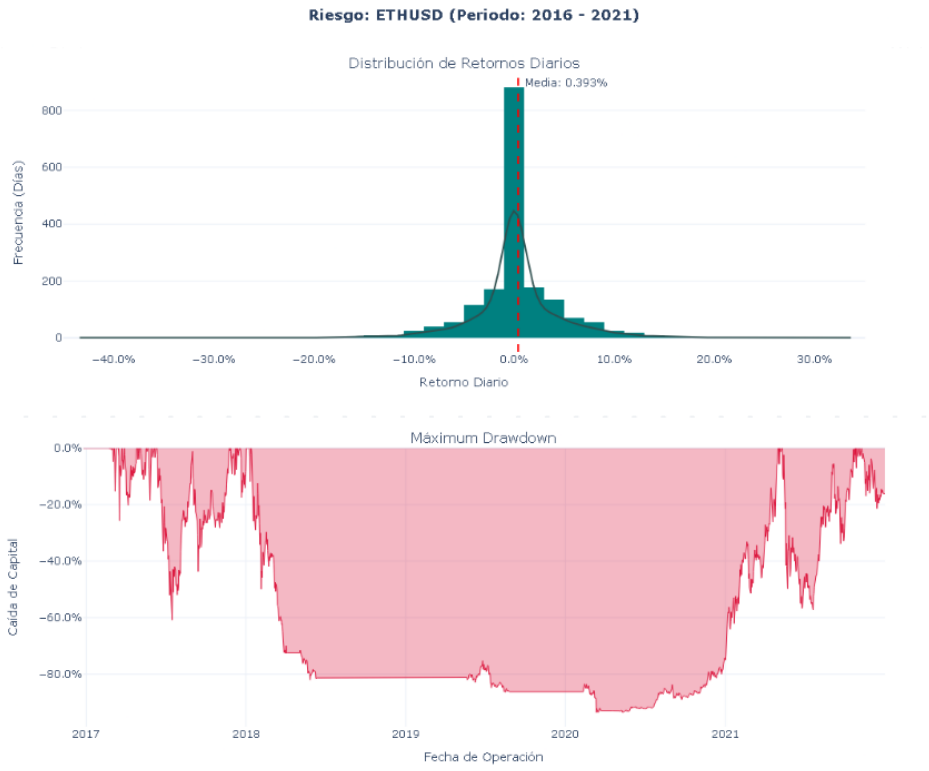
Al analizar el gráfico superior, se nota de inmediato una diferencia clara respecto a la visualización anterior: la barra más alta, a pesar de estar en el mismo 0%, se encuentra más a la derecha del gráfico. La explicación es que, en el lado de los porcentajes negativos, hay más días de los que el gráfico muestra. Al ser tan alta la barra del 0%, las barras de 1 o 2 días resultan casi imperceptibles, pero el hecho de que este bloque del 0% esté en la parte derecha del gráfico indica que estos días con pérdidas tan grandes sí existen. Además de ello, en este caso, la línea roja entrecortada presenta un porcentaje negativo de 0,011%; para ser precisos, esto implica que la estrategia perdía esa cantidad día a día durante todo el periodo de simulación.

En segundo lugar, se tiene el gráfico del Maximum Drawdown, que empieza a presentar valores distintos de 0 a inicios del año 2017 y, poco después, poco antes del 2019, entrar en una caída que

tocaría sus mínimos en casi un 60% y de la que la estrategia no se recuperaría por completo hasta la finalización de la simulación.

El tercer y último caso a analizar en esta sección presenta un análisis gráfico interesante. En esta sección se tratará el caso de ETHUSD en el periodo 2016 – 2021, pues, a pesar de que en la Figura 18 se observa una rentabilidad sumamente alta, la Figura 19 demuestra que también atravesó varios periodos en los que su capital estuvo muy bajo. Por ello, en la Figura 22 se analiza en detalle lo ocurrido durante este régimen.

Figura 22: Distribución de retornos diarios y Maximum Drawdown - Caso Especial



Nota: Elaboración propia

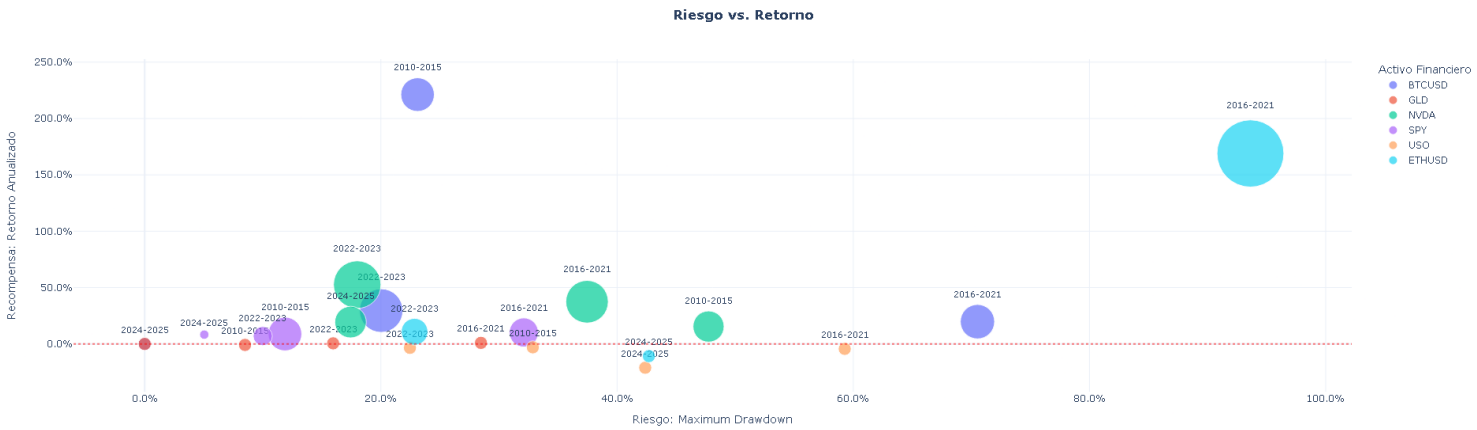
En el gráfico principal, lo primero que se puede notar es que la línea que representa el promedio de retornos diarios presenta un valor no solo positivo, sino también elevado, lo cual tiene sentido

respecto al rendimiento del activo durante este periodo, el más alto de las simulaciones realizadas, con más de 14.000%. El resto de esta visualización inicial parece tener las mismas características que la Figura 20, teniendo tanto barras en los números negativos como positivos, sin embargo, analizando detalladamente se puede notar que la barra principal (del 0%) se encuentra levemente posicionada un poco hacia la derecha del centro del gráfico, esto se puede comprobar de una forma sencilla, que sería revisando los valores del eje X tanto hacia los positivos como los negativos, allí destaca que mientras en los porcentajes negativos, el eje se extiende hasta -40%, dentro de los positivos solo avanza hasta el 30%. Esto significa que, aunque haya sido solo un día, hubo una caída sumamente grande.

Por otro lado, al revisar el gráfico del Maximum Drawdown, se observa un escenario totalmente distinto al del caso de éxito revisado (Figura 20): las caídas de precios se detectan prácticamente desde el inicio de la simulación y se repiten durante todo el tiempo de esta, hasta alcanzar un punto mínimo de poco más del 93% de pérdidas respecto del capital total. Este tipo de gráfico revela que, aunque al final de la simulación se obtuvieron ganancias extremadamente altas , también se asumió un riesgo muy elevado. Por consiguiente, para evaluar esta relación riesgo-beneficio (y la del resto de los backtests) con mayor detalle se requiere analizar las métricas obtenidas de cada simulación, proceso que se realizará en la siguiente sección.

Finalmente, para realizar un análisis visual del retorno obtenido por la estrategia frente al riesgo asumido, se presenta un gráfico de dispersión multivariable (Figura 23) que permite observar de manera sencilla la distribución del desempeño de las simulaciones. El eje de las ordenadas representa el retorno anualizado en porcentaje, mientras que las abscisas indican, mediante el Maximum Drawdown, el riesgo asumido en cada situación.

Figura 23: Riesgo vs Retorno



Nota: Elaboración propia

La distribución observada en los círculos del gráfico permite identificar rápidamente qué tan eficiente fue la estrategia en cada caso. Los escenarios óptimos se ubican en la parte superior izquierda, ya que son los que obtuvieron las mayores ganancias y enfrentaron el menor riesgo. Por otro lado, los gráficos ubicados en la parte inferior derecha son los que asumieron un alto riesgo y obtuvieron rendimientos muy bajos. Además, hay figuras por debajo de la línea entrecortada que representan los escenarios en los que la estrategia perdió dinero. Destacan los casos de Bitcoin (2010 – 2015) por su gran proporción riesgo-beneficio, Ethereum (2016 – 2021) por su tamaño a pesar de todo el riesgo que asume y aquellos círculos más pequeños que se encuentran por debajo de la línea entrecortada (Petróleo de 2016 a 2021 y el mismo activo junto a Ethereum de 2024 a 2025).

También cabe aclarar que el tamaño de cada figura es proporcional a su Sharpe Ratio, una métrica tomada directamente de los informes de rendimiento tras cada simulación. A diferencia del CAGR (eje de las ordenadas) y Maximum Drawdown (eje de las abscisas) que pueden calcularse de forma sencilla en base a los datos históricos que se exportaron de la plataforma, el sharpe ratio presenta un caso más complejo y que QuantConnect ya aborda. La plataforma contempla las variaciones

diarias de varios datos, como el descuento dinámico de la tasa libre de riesgo y el ajuste automático de los factores de anualización, dependiendo del activo (para activos tradicionales, 252, que son los días laborables de cada año, y para criptomonedas, 365, ya que su mercado no tiene pausa).Replicar este rigor directamente en Google Colab sería sumamente extenso y complejo. Por ello, para tener el gráfico más preciso, se optó por tomar los resultados para el valor del sharpe ratio provisto por QuantConnect.

Habiendo analizado las diversas visualizaciones del desempeño del algoritmo , es necesario revisar las métricas exactas de cada escenario con la finalidad de cuantificar de forma objetiva la rentabilidad y el riesgo asumido. De esta forma se podrán contrastar las gráficas con los resultados, posiblemente identificar algún patrón y verificar la viabilidad de la estrategia.

4.3.2 CONSOLIDADO GENERAL DE RENDIMIENTO

Con la finalidad de analizar los resultados de cada una de las simulaciones, así como sus métricas, se propone la Tabla 2 conformada por el nombre del ticker y el periodo del backtest para la identificación correcta de cada escenario, el retorno total de la estrategia y el CAGR para evaluar la rentabilidad de la estrategia, el Maximum Drawdown y el Sharpe Ratio para cuantificar el riesgo asumido en cada caso y finalmente para abordar la eficiencia operativa se incluirán la cantidad de órdenes ejecutadas, la tasa de acierto y el ratio ganancia-pérdida.

Tabla 2: Métricas de simulaciones

Ticker	Periodo	Retorno Total	CAGR	Max. Drawdown	Sharpe Ratio	# de órdenes	Tasa de acierto	Ratio ganancia-pérdida
SPY	2010 - 2015	$66.356,28	8,85%	11,9%	0,671	4	50%	40,54
NVDA		$136.993,82	15,461%	47,7%	0,574	6	67%	10,16
GLD		-$5.103,80	-0,869%	8,5%	-0,547	2	0%	-
USO		-$16.550,34	-2,97%	32,9%	-0,213	10	20%	0,85
BTCUSD		$63.085,43	8,486%	23,1%	0,668	2	100%	-
SPY	2016 - 2021	$79.123,65	10,195%	32,1%	0,499	6	67%	3,94
NVDA		$573.499,03	37,389%	37,5%	1,072	2	100%	-
GLD		$5.956,82	0,968%	28,5%	-0,025	25	33%	2,98
USO		-$23.481,14	-4,359%	59,3%	-0,228	10	40%	0,85
BTCUSD		$195.589,38	19,77%	70,5%	0,698	10	60%	4,26
ETHUSD		$14.288.598,72	128,67%	93,6%	2,662	10	40%	64,76
SPY	2022 - 2023	$14.373,32	6,968%	10%	0,217	6	33%	9,14
NVDA		$131.763,81	52,443%	18%	1,338	2	100%	-
GLD		$1.102	0,551%	16%	-0,28	6	33%	2,7
USO		-$6.719,59	-3,429%	22,5%	-0,502	2	0%	-
BTCUSD		$67,922.31	29,548%	20%	1,12	4	100%	-
ETHUSD		$22.845,91	10,824%	22,8%	0,421	4	50%	11,36

SPY	2024 - 2025	$17.177,97	8,241%	5%	0,051	2	100%	-
NVDA		$42.306,50	19,273%	17,4%	0,59	2	100%	-
GLD		-	-	-	-	-	-	-
USO		-$37.650,59	-21,021%	42,4%	-1,242	10	0%	-
BTCUSD		-	-	-	-	-	-	-
ETHUSD		-$20.426,76	-10,771%	42,7%	-0,255	4	50%	-

Nota: Elaboración propia

Con el objetivo de brindar una visión general de los resultados presentados en la Tabla 2, comenzaremos por mencionar los valores destacados. En términos de mejor desempeño, la mayoría de las métricas apuntan a ETHUSD en el periodo 2016 – 2021, pues presenta un retorno extremadamente elevado, acompañado de un CAGR igualmente elevado. El Sharpe ratio presenta un valor de 2,662 lo que quiere decir que el algoritmo ganó ese mismo valor por unidad de riesgo asumida. Además de ello sus métricas de eficiencia operativa van de acuerdo a lo mencionado por Kaufman (2013), ya que su tasa de acierto es exactamente del 40% y, como ya se vio, la estrategia ganó mucho; evidentemente, también tiene un ratio de ganancia-pérdida muy alto, lo que significa que, por cada dólar perdido en las operaciones fallidas, logró ganar 64,76 dólares en las operaciones exitosas. Sin embargo, hay un dato que llama la atención: su Maximum Drawdown supera el 93%; esto representa, en sí mismo, un riesgo muy alto (casi la extinción total del capital). Este tipo de casos expone ciertas limitaciones del Sharpe Ratio, pues, si bien mide el riesgo en función de la volatilidad, el riesgo asociado a su caída máxima también debería ser un factor importante al calcularlo.

Un caso más dentro de lo común es NVIDIA durante este mismo periodo, pues presenta métricas muy buenas en todos los aspectos, también incurre en una caída máxima de aproximadamente el 37%, pero, como se puede contrastar con la Figura 20, la recuperación tras esta caída fue casi inmediata. Además, presenta un Sharpe Ratio que supera ligeramente la unidad, lo que indica un equilibrio (simbólico) entre riesgo y retorno, pues se obtienen 1,072 unidades de rendimiento por unidad de riesgo.

En el otro extremo se encuentra USO durante el periodo 2024 – 2025, en el que se pierde casi un 40% del capital inicial. Lo que se destaca es la cantidad considerable de operaciones ejecutadas y

que ninguna de ellas haya logrado cerrarse con ganancias. Expone el valor más bajo del Sharpe Ratio entre todas las simulaciones, pues básicamente lo único que logró fue perder dinero.

Es interesante también el caso de GLD, ya que a lo largo de todos los periodos se podría decir que la cuenta a pesar de haber ejecutado 33 operaciones en total (la mayor cantidad de este apartado) el capital no se movió. En el último periodo ni siquiera recibió señales para abrir ninguna posición. Algo peculiar sobre este mismo caso es su Sharpe Ratio, pues siempre, gane o pierda, se encuentra en números negativos, lo que representa que este activo es altamente volátil y aún cuando se consiguen ganancias no se considera apropiado arriesgarse (con esta estrategia) a abrir posiciones..

Los resultados de las métricas de Bitcoin para el segundo periodo simulado destacan que aun cuando se puedan obtener ganancias muy grandes, el riesgo de ruina tiene un gran peso, arrastrando al Sharpe Ratio a un valor inferior a uno, donde se consideraría que se está arriesgando demasiado, en contraste con lo que se puede llegar a ganar.

También se puede notar que en varios de los activos no se presenta un valor para el ratio ganancia-pérdida; esto se debe a que o bien todas las operaciones ejecutadas por la estrategia cerraron con ganancias, o bien todas cerraron con pérdidas, sin contar con datos suficientes para mostrar un valor en este campo.

Esta tabla también nos permite analizar la naturaleza de los activos, pues se observa que, de forma general, hay muchas más órdenes ejecutadas para los commodities, seguidas de cerca por las criptomonedas y, en último lugar, por las acciones. Como se mencionó unas secciones atrás, el mercado de las materias primas puede tener largos periodos sin tendencias claras y experimentar lateralidad, lo que puede generar señales falsas de entrada o salida del mercado. El cruce de las medias móviles no fue capaz de identificarlo y, por lo tanto, estos resultaron ser los activos con mayores pérdidas.

Como se comentó, las criptomonedas son el segundo lugar en cuanto a cantidad de órdenes ejecutadas, esto se puede deber en parte a su volatilidad y se puede comprobar al revisar que, a pesar de en general presentar ganancias significativas, su Sharpe Ratio es la mayor cantidad de veces, inferior a uno.

Finalmente, se pueden analizar valores que podrían pasar por inconsistencias, basándonos en las cifras de las demás métricas. El ejemplo más claro es el activo SPY durante el primer periodo de simulación. Presenta un retorno considerablemente alto, un CAGR que, si bien no es muy elevado, no pierde dinero, su Maximum Drawdown es relativamente bajo, sobre todo al compararlo con el de otras simulaciones; y además de todo lo anterior, su ratio ganancia-pérdida supera con creces cualquier expectativa. Sin embargo, su Sharpe Ratio está lejos del umbral mínimo considerado "bueno" para no asumir tanto riesgo. Si bien esto podría deberse a la volatilidad, es muy poco probable dado el comportamiento histórico de este activo. El análisis de este escenario en particular también se desarrollará en la siguiente sección.

4.3.3 CASOS DE ESTUDIO DESTACADOS

Esta sección se centrará en analizar los resultados de QuantConnect para aquellas simulaciones en las que se haya detectado algún caso especial y para los extremos analizados en la sección de visualizaciones.

El primer caso para analizar es referente a la Figura 20, donde se representa un caso de éxito del algoritmo, esto se puede visualizar en la Figura 24.

Figura 24: Resultados de QuantConnect - Caso de Éxito

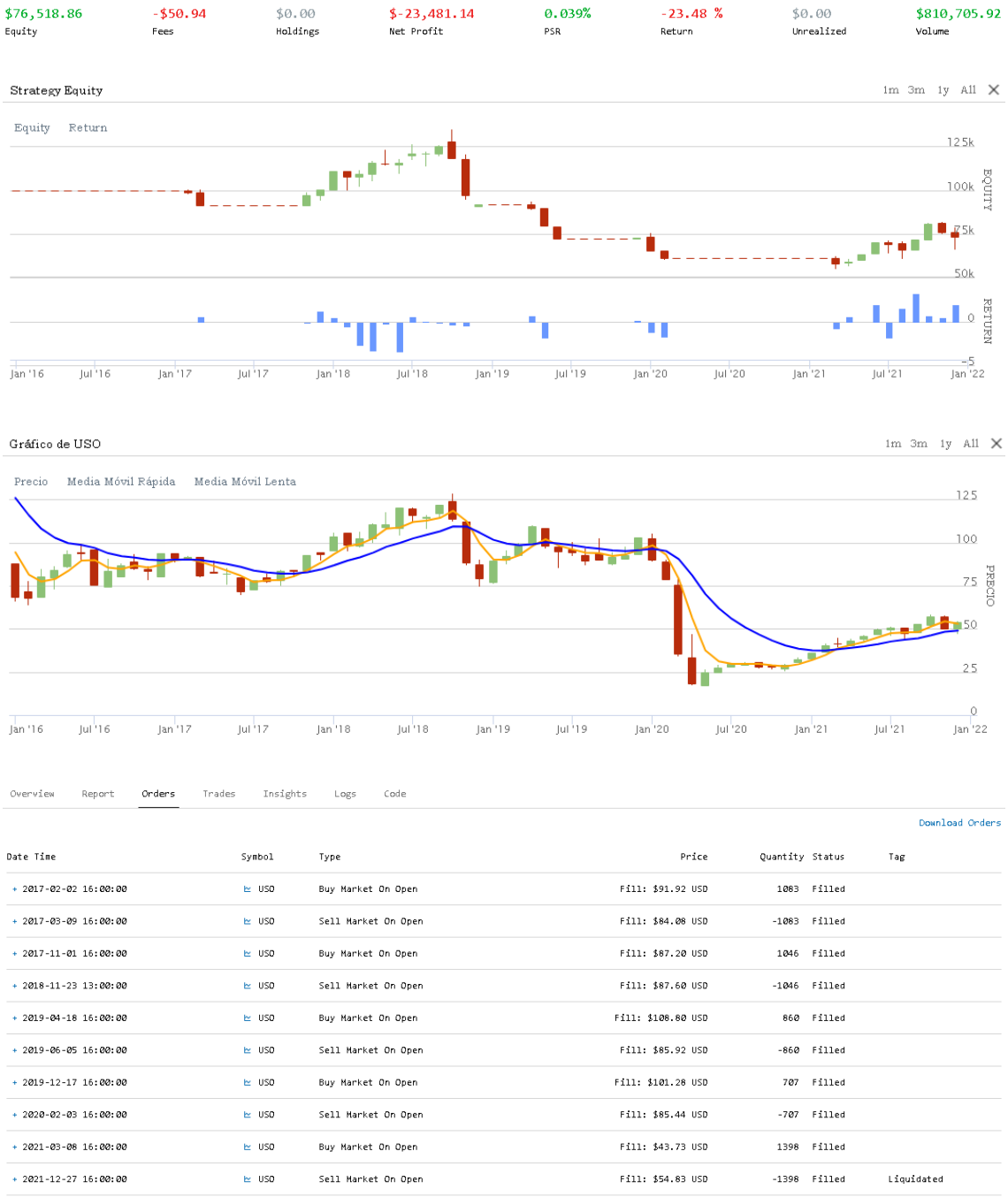


Nota: Elaboración propia

Se puede observar en la gráfica superior el movimiento del capital total de la cuenta, se pueden distinguir varios crecimientos y muy pocos descensos, sin nunca volver a estar cerca de los $100.000 iniciales con los que se programó la estrategia. Se puede contrastar con el segundo gráfico, donde se observa cómo fluctuó el precio del activo a lo largo de toda la simulación; allí también se distinguen los movimientos de las medias móviles, siendo la media móvil rápida (MMR) representada en color naranja y la media móvil lenta (MML) en color azul. A pesar de que al inicio de la simulación la MMR está por encima de la MML, el algoritmo no generó ninguna señal de compra (lo cual se puede corroborar con el historial de órdenes ejecutadas en la parte inferior de la imagen), gracias a la verificación de cruce programada en la estrategia. A simple vista podría parecer que esto no permitió maximizar las ganancias, pero se debe tomar en cuenta que este es un caso aislado y que pueden existir situaciones en las que, si no existiera esta comprobación, se entrara al mercado cuando esta finalizara una tendencia, lo que llevaría a perder dinero. Finalmente, se observa que la condición de venta programada antes de terminar el backtest también se ejecutó exitosamente, pues, a pesar de que la MMR sigue por encima de la MML al final del periodo, se vendieron todas las acciones en posesión.

En referencia al caso en el que la estrategia fracasó, se analizará, con la ayuda de la Figura 25, el escenario de USO del 2016 al 2021.

Figura 25: Resultados de QuantConnect - Caso de Fracaso



Nota: Elaboración propia

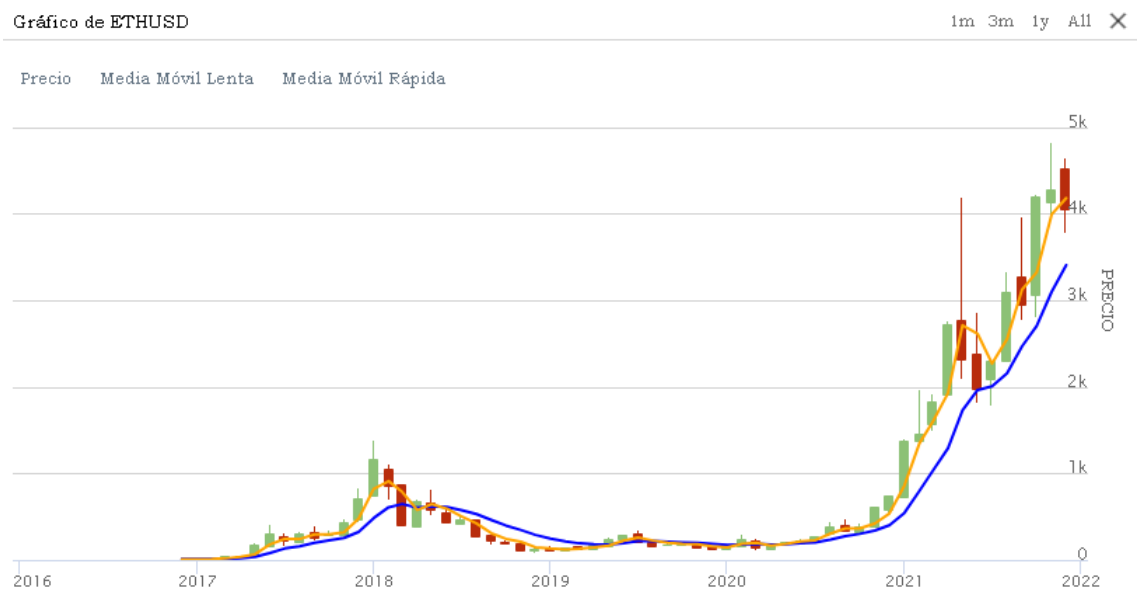
Este caso presenta características totalmente opuestas a las de la visualización anterior, pues no solo reporta una gran pérdida al terminar el periodo de simulación, sino que también se registran varios cruces entre las medias móviles y, por ende, varias ejecuciones de operaciones. Se destaca

que, a pesar de terminar en números negativos, la estrategia inició el periodo con ganancias que llevaron el capital por encima de los $125.000 y que, en los últimos meses del periodo, también registró cierto nivel de recuperación. Sin embargo, lo que más resalta son las señales falsas emitidas el 18 de abril y el 17 de diciembre de 2020 que son las principales causas de las pérdidas experimentadas. En el gráfico de medias móviles se puede apreciar que los cruces referentes a estas fechas, tanto cuando la MMR superó a la MML, como cuando ocurrió el cruce contrario suceden en un periodo de tiempo muy reducido, por lo que si bien, las medias móviles reaccionaron relativamente rápido, el precio del activo cayó con una velocidad aún mayor.

En la Figura 26 se observa el desempeño de la estrategia en un caso peculiar, en el que la caída máxima casi elimina por completo el capital, pero luego se recupera y supera cualquier expectativa.

Figura 26: Resultados de QuantConnect - Caso Especial





Overview Report Orders Trades Insights Logs Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
+ 2017-02-23 19:00:00	ETHUSD	Buy Market	Fill: $13.22 USD	7543.56258243	Filled	
+ 2018-04-05 20:00:00	ETHUSD	Sell Market	Fill: $381.54 USD	-7536.01901984	Filled	
+ 2018-05-04 20:00:00	ETHUSD	Buy Market	Fill: $783.02 USD	3655.95766819	Filled	
+ 2018-06-11 20:00:00	ETHUSD	Sell Market	Fill: $531.67 USD	-3652.30171052	Filled	
+ 2019-05-20 20:00:00	ETHUSD	Buy Market	Fill: $252.37 USD	7703.85013089	Filled	
+ 2019-08-25 20:00:00	ETHUSD	Sell Market	Fill: $186.59 USD	-7696.14628076	Filled	
+ 2020-02-11 19:00:00	ETHUSD	Buy Market	Fill: $237.99 USD	6030.82138147	Filled	
+ 2020-03-22 20:00:00	ETHUSD	Sell Market	Fill: $122.29 USD	-6024.79056009	Filled	
+ 2020-05-04 20:00:00	ETHUSD	Buy Market	Fill: $206.87 USD	3569.65142433	Filled	
+ 2021-12-27 19:00:00	ETHUSD	Sell Market	Fill: $4,038.17 USD	-3566.08177291	Filled	Liquidated

Nota: Elaboración propia

El análisis principal que se puede realizar sobre este escenario es que comparte una característica clave con el anterior, en el que el capital comienza a crecer para después desplomarse. Sin embargo, a pesar de esto, presenta un caso inusual y muy posiblemente irrepetible, donde el precio del activo subió de poco más de doscientos dólares hasta superar la marca de los cuatro mil, lo que elevó el capital de la cuenta en más de un 14.000%

Para finalizar esta sección, se revisará en la Figura 27 el último escenario tratado en la sección anterior, donde, a pesar de contar con métricas relativamente buenas, su Sharpe Ratio es inferior a

lo esperado y es necesario analizar si realmente existió suficiente volatilidad para que se presentara ese valor.

Figura 27: Desempeño de estrategia - SPY - Periodo 2010 a 2015



Overview Report Orders Trades Insights Logs Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
+ 2011-12-23 16:00:00	SPY	Buy Market On Open	Fill: $98.21 USD	1013	Filled	
+ 2015-09-08 16:00:00	SPY	Sell Market On Open	Fill: $166.58 USD	-1013	Filled	
+ 2015-11-03 16:00:00	SPY	Buy Market On Open	Fill: $177.57 USD	952	Filled	
+ 2015-12-28 16:00:00	SPY	Sell Market On Open	Fill: $174.54 USD	-952	Filled	Liquidated

Nota: Elaboración propia

Analizando el historial de órdenes, se puede notar que existieron solamente cuatro operaciones, dos de compra y dos de venta, la primera resultando en el mayor desarrollo del capital y aunque la segunda haya terminado perdiendo dinero, no fue lo suficiente para afectar negativamente en gran medida a la cuenta. En el segundo gráfico se observa que la tendencia es meramente creciente y no hay gran volatilidad. Sin embargo, el Sharpe Ratio se ve afectado por la misma fórmula con la que se calcula. Al incluir la volatilidad en el denominador, el indicador matemático considera la dispersión de los rendimientos diarios generados por un crecimiento acelerado como un factor de riesgo general, sin diferenciar si la volatilidad es alcista o bajista. Esto da como resultado un valor inferior a uno, a pesar de la evidente solidez de la curva del capital.

4.4 EVALUACIÓN DE LA CONSISTENCIA Y ROBUSTEZ DEL ALGORITMO

La evaluación de los backtests y el contraste de las métricas resultantes demuestran que la robustez del algoritmo no es universalmente aplicable al mercado general, sino que su desempeño está condicionado en gran medida por la naturaleza del activo y del régimen del mercado en el que opera.

En primera instancia la estrategia da signos de limitaciones y pobre desempeño al aplicarse sobre commodities debido a la manera en la que funcionan, no solo el hecho de que los valores de estos activos puedan cambiar drásticamente en poco tiempo en función de noticias globales y sin dar indicios de ello en sus valores pasados sino también por lo propensos que son a presentar

lateralizaciones de sus precios e incluso llegar a pasar grandes periodos de tiempo sin mostrar realmente indicios de ninguna tendencia existente. Este tipo de movimiento en el precio de los activos resulta perjudicial para la lógica del cruce de medias móviles, lo que se traduce en métricas deficientes.

Por otro lado, se observa que el modelo logró generar ganancias en escenarios caracterizados por tendencias direccionales fuertes y prolongadas. En estos casos, el algoritmo fue capaz de captar las señales en momentos adecuados cuando las tendencias empezaban a crecer y logró salir de estas posiciones antes de que el capital máximo alcanzado sufriera caídas considerables.

Al analizar en detalle la consistencia de estos escenarios favorables, tanto los gráficos como los datos indican que el mercado de acciones ofrece el entorno más estable para la estrategia. Si bien se tomó en cuenta a NVIDIA y esta presentó un rendimiento fuera de lo normal debido a su crecimiento acelerado, otros activos, como en este caso SPY, también generaron estadísticas sólidas y consistentes a lo largo de los periodos de simulación, validando la fiabilidad de la lógica detrás de las reglas de entrada y salida del mercado.

Además de lo anterior, aunque los rendimientos de las criptomonedas hayan sido bastante altos, el pobre manejo del riesgo y la protección del capital frente a descensos masivos en los precios deja que desear la estrategia en estos escenarios y de manera general, las ganancias obtenidas en estos se atribuyen más bien al despegue en popularidad que ha experimentado este sector durante los últimos años.

También se considera necesario abordar el tema del overfitting, pues es uno de los sesgos más críticos al desarrollar estrategias para operar en mercados financieros. En el presente trabajo, la ausencia de sobreajuste queda demostrada al aplicar un único conjunto de parámetros para las medias móviles (50 y 200 días) en todas las simulaciones, independientemente del activo tratado.

En lugar de someter el código a procesos de optimización para encontrar resultados que muestren rendimientos positivos para cada activo, la configuración paramétrica se ajustó basándose en el argumento provisto por Kaufman (2013) para evitar el efecto de “látigo” y minimizar los costos transaccionales. Como consecuencia, la diferencia entre los resultados obtenidos comprueba la integridad del modelo. El hecho de que la estrategia haya ganado y perdido en diferentes escenarios valida que el código no fue manipulado para adaptarse a los datos históricos, sino que los evalúa de forma transparente.

CAPÍTULO V: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Conclusiones:

- La evaluación inicial mediante visualizaciones tales como los mapas de calor, la distribución de retornos diarios, y el gráfico de dispersión para contrastar el rendimiento con el riesgo, demostró ser una herramienta de diagnóstico preliminar sumamente efectiva. Se concluye que el análisis gráfico proporciona una perspectiva clara sobre el comportamiento de la automatización de una estrategia de trading, lo que permite validar la viabilidad general de esta misma, incluso antes de analizar el registro transaccional de las órdenes ejecutadas.
- Tras contrastar las métricas de rendimiento y riesgo de las diferentes simulaciones, se concluye que la estrategia del cruce de medias móviles no resulta robusta para el mercado en general. La estrategia demostró ser dependiente del régimen de mercado, lo que generó pérdidas considerables respecto del capital inicial en entornos de lateralización, alta volatilidad y ausencia de tendencias claras, como se evidenció en el caso de los commodities.
- A pesar de la falta de consistencia general, el prototipo se desempeñó con éxito en el mercado de acciones. Gracias a la naturaleza tendencial de este tipo de activos, el algoritmo logró generar ganancias, lo que lleva a concluir que este entorno es el ideal para esta estrategia específica, y que se requiere analizar este sector a detalle para validar la robustez del algoritmo en un escenario que da indicios de tener buenos resultados.
- Se logró construir con éxito el prototipo en el entorno de QuantConnect, el cual cumplió con la automatización de la estrategia de cruce de medias móviles. La estandarización de parámetros demostró que es posible ejecutar un conjunto de simulaciones rigurosas y libres

de sobreajuste, cumpliendo el objetivo de recopilar métricas históricas para su análisis detallado.

Recomendaciones:

- Para mitigar la pérdida de capital derivada de las entradas al mercado inducidas por señales falsas, se recomienda no depender exclusivamente del cruce de medias móviles. Es necesario integrar otros indicadores técnicos a la lógica del código, como el Índice de Fuerza Relativa (mejor conocido como RSI), que actúe como segundo filtro para no permitir la ejecución de órdenes de compra en momentos en que el activo no tenga una tendencia fuerte definida.
- Dadas las inconsistencias observadas en el Sharpe Ratio, que castigaba a los activos con crecimientos rápidos al confundir la volatilidad alcista con el riesgo, se recomienda incorporar, en futuras investigaciones, métricas alternativas como el Calmar Ratio o el Sortino Ratio, indicadores que penalizan únicamente la volatilidad negativa, lo que permite una evaluación más precisa.
- Dado que la estrategia presentó una mayor afinidad con las acciones, se recomienda que futuras optimizaciones o variaciones de este modelo se enfoquen exclusivamente en dicho sector del mercado. Se sugiere ampliar el universo de pruebas para evaluar la robustez real del modelo ante distintos sucesos económicos en la bolsa.
- Se recomienda establecer como norma estricta dentro de la práctica de las inversiones, la ejecución exhaustiva de backtests y evaluaciones de robustez antes de comprometer dinero real en el mercado. El uso de plataformas cuantitativas e investigaciones, como las de este trabajo, es un paso fundamental para validar que una estrategia proteja el capital ante riesgos invisibles a simple vista.

BIBLIOGRAFÍA

Amazon Web Services. (18 de Octubre de 2024). *¿Qué es el sobreajuste?* Obtenido de AWS: https://aws.amazon.com/es/what-is/overfitting/

Arias, A. S. (21 de Mayo de 2025). *Ratio de Sharpe: Qué es, fórmula y ejemplos*. Obtenido de Economipedia: https://economipedia.com/definiciones/ratio-de-sharpe.html

BBC News. (6 de Febrero de 2018). *"Trading algorítmico": cómo funcionan y qué tienen que ver los algoritmos con la caída de la bolsa de Wall Street*. Obtenido de https://www.bbc.com/mundo/noticias-42960565

Binance Academy. (23 de Julio de 2024). *¿Qué es trading algorítmico y cómo funciona?* Obtenido de Binance: https://www.binance.com/es/academy/articles/what-is-algo-trading-and-how-does-it-work

Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. (2013). *Essentials of Investments* (9na ed.). McGraw-Hill Education. Obtenido de https://books.google.com.ec/books?hl=en&lr=&id=1MovEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=investments+zvi+bodie&ots=gyXn45gQmg&sig=J8d_k2L2t1QbecuDnxei6YisJvQ&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false

Cano, M. (2026). *QuantConnect opiniones 2026: Qué es, cómo funciona, precios y más*. Obtenido de Finantres: https://finantres.com/quantconnect-opiniones/

Castaño, J. F., & Castillo, W. (23 de Diciembre de 2021). Metrics in the evaluation of software quality. *CESTA, 2*(2), 21-26. Obtenido de Revista Científica CESTA: https://revistascientificas.cuc.edu.co/CESTA/article/view/3960

Cattlin, B. (2020). *¿Qué es la Hipótesis del Mercado Eficiente (EMH)?* Obtenido de IG: https://www.ig.com/es/estrategias-de-trading/-que-es-la-hipotesis-del-mercado-eficiente--emh---200302

Chan, E. P. (2009). *Quantitative Trading: How to Build Your Own Algorithmic Trading Business.* Hoboken, Nueva Jersey: John Wiley & Sons, Inc.

EBC Financial Group. (6 de Junio de 2025). *¿Qué es un cruce de medias móviles y cómo funciona?* Obtenido de EBC: https://www.ebc.com/es/forex/221757.html

Hayes, A. (19 de Sempiembre de 2025). *Understanding Maximum Drawdown (MDD): Key Insights and Formula*. Obtenido de Investopedia: https://www.investopedia.com/terms/m/maximum-drawdown-mdd.asp

IBM. (27 de Noviembre de 2025). *¿Qué es el sobreajuste?* Obtenido de https://www.ibm.com/es-es/think/topics/overfitting

Kaufman, P. J. (2013). *Trading Systems and Methods.* John Wiley & Sons, Inc. Obtenido de https://dn790006.ca.archive.org/0/items/admin_pdfbooksfree_TSaM/TSaM.pdf

Lázaro, L. M. (Noviembre de 2018). *Evaluación de los rezagos temporales y las distintas estrategias de operación en el mercado cambiario [Tesis de posgrado, Universidad Autónoma de Querétaro].* Obtenido de Repositorio Institucional UAQ: https://ri-ng.uaq.mx/bitstream/123456789/8170/3/RI007326.pdf

López, J. F. (19 de Abril de 2024). *Drawdown*. Obtenido de Economipedia: https://economipedia.com/definiciones/drawdown.html

Magdon-Ismail, M., & Atiya, A. F. (2004). ON THE MAXIMUM DRAWDOWN OF A BROWNIAN MOTION. *Risk*, 99-102. Obtenido de https://work.caltech.edu/pub/Magdon-Ismail2004drawdown.pdf

Mirghaemi, M., Nuti, G., Treleaven, P., & Yingsaeree, C. (Noviembre de 2011). Algorithmic Trading. *IEEE, 44*(11), 61-69. doi:10.1109/MC.2011.31

Monsalve, J. C. (30 de Diciembre de 2024). *El trading algorítmico: Una oportunidad para optimizar el tiempo*. Obtenido de Investing.com: https://es.investing.com/analysis/el-trading-algoritmico-una-oportunidad-para-optimizar-el-tiempo-200474440

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

Muñoz, P. P. (2012). Sistemas robustos. *Revista de Marina*(6), 570-587. Obtenido de https://revistamarina.cl/revistas/2012/6/ponce.pdf

Murphy, J. J. (1999). *Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications.* New York Institute of Finance. Obtenido de https://dn710707.ca.archive.org/0/items/JohnJ.MurphyTechnicalAnalysisOfTheFinancialMarkets/John_J._Murphy_-_Technical_Analysis_Of_The_Financial_Markets.pdf

Ngubeni, N. (2022). *Backtesting: Cómo testear una estrategia de trading*. Obtenido de IG: https://www.ig.com/es/estrategias-de-trading/backtesting-como-testear-una-estrategia-de-trading-220720

Pardo, R. (2008). *The Evaluation and Optimization of Trading Strategies* (2da ed.). Nueva Jersey: John Wiley & Sons, Inc. Obtenido de https://www.arabictrader.com/cdn/application/2009/05/28/pdf/v202/07A60519-8570-744D-72D5-2C1D0C69349D.pdf

Prado, M. L. (2018). *Advances in Financial Machine.* John Wiley and Sons, Inc.

QuantConnect. (2026). *Cloud Platform - Datasets*. Obtenido de https://www.quantconnect.com/docs/v2/cloud-platform/datasets

QuantConnect. (s.f.). *Key Concepts - Algorithm Engine*. Obtenido de https://www.quantconnect.com/docs/v2/writing-algorithms/key-concepts/algorithm-engine

Rey, C. G. (1 de Octubre de 2024). *Que es la robustez en estadística*. Obtenido de Decisiones con Datos: https://www.decisionescondatos.com/que-es-la-robustez-en-estadistica

Ruiz Herrán, V., Pérez Martínez, M. A., & Olasolo Sogorb, A. (2008). Análisis de la eficacia de las medias móviles en el mercado intradiario de renta variable español. En E. J. Castro Silva, & F. J. Díaz de Castro (Ed.), *Universidad, Sociedad y Mercados Globales* (págs. 56-68). Salamanca: Asociación Española de Dirección y Economía de la Empresa (AEDEM). Obtenido de https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=2747743

Sharpe, W. F. (1994). The Sharpe Ratio. *The Journal of Portfolio Management*, 49-58. Obtenido de https://web.stanford.edu/~wfsharpe/art/sr/sr.htm

Zúñiga, E. D. (2019). *Guía y fundamentales para el análisis técnico*. Obtenido de IG: https://www.ig.com/es/estrategias-de-trading/guia-y-fundamentales-para-el-analisis-tecnico-190530

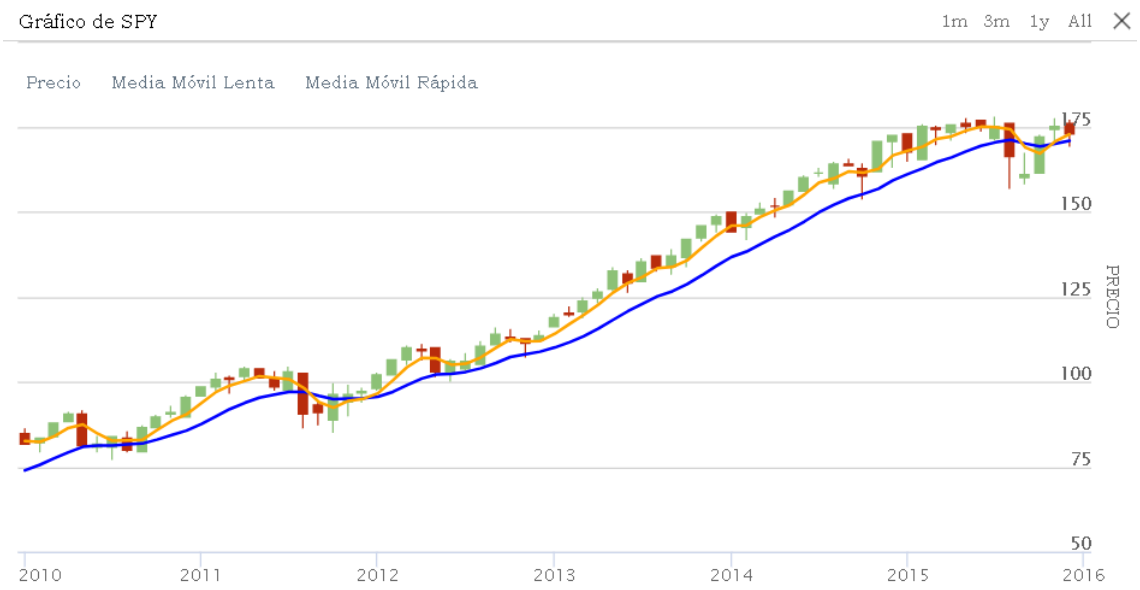
ANEXOS

ANEXO 1: COMPILACIÓN DE REPORTES DE LAS SIMULACIONES HISTÓRICAS

Nota aclaratoria sobre los reportes estadísticos: Los gráficos y paneles presentados en este anexo corresponden a las capturas nativas generadas por la plataforma QuantConnect. Si bien el sistema calcula de forma automática una gran cantidad de métricas (como Alpha, Beta, Sortino Ratio, etc.), para efectos de alcance y cumplimiento de objetivos del presente trabajo, el análisis se delimita estrictamente a las variables centrales de Rentabilidad (CAGR y Retorno), Riesgo (Maximum Drawdown y Sharpe Ratio) y Eficiencia Operativa (Win Rate y Ratio Ganacia-Pérdida). Las demás métricas se mantienen visibles únicamente con el propósito de preservar la integridad y transparencia de los reportes originales de la plataforma.

Figura A1. 1: SPY (Periodo 2010–2015)





PSR	21.969%	Sharpe Ratio	0.671
Total Orders	4	Average Win	69.25%
Average Loss	-1.71%	Compounding Annual Return	8.850%
Drawdown	11.900%	Expectancy	19.771
Start Equity	100000	End Equity	166356.28
Net Profit	66.356%	Sortino Ratio	0.626
Loss Rate	50%	Win Rate	50%
Profit-Loss Ratio	40.54	Alpha	0
Beta	0	Annual Standard Deviation	0.084
Annual Variance	0.007	Information Ratio	0.759
Tracking Error	0.084	Treynor Ratio	0
Total Fees	$19.65	Estimated Strategy Capacity	$840000000.00
Lowest Capacity Asset	SPY R735QTJ8XC9X	Portfolio Turnover	0.18%
Drawdown Recovery	135		

Overview Report Orders Trades Insights Logs Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
+ 2011-12-23 16:00:00	SPY	Buy Market On Open	Fill: $98.21 USD	1013	Filled	
+ 2015-09-08 16:00:00	SPY	Sell Market On Open	Fill: $166.58 USD	-1013	Filled	
+ 2015-11-03 16:00:00	SPY	Buy Market On Open	Fill: $177.57 USD	952	Filled	
+ 2015-12-28 16:00:00	SPY	Sell Market On Open	Fill: $174.54 USD	-952	Filled	Liquidated

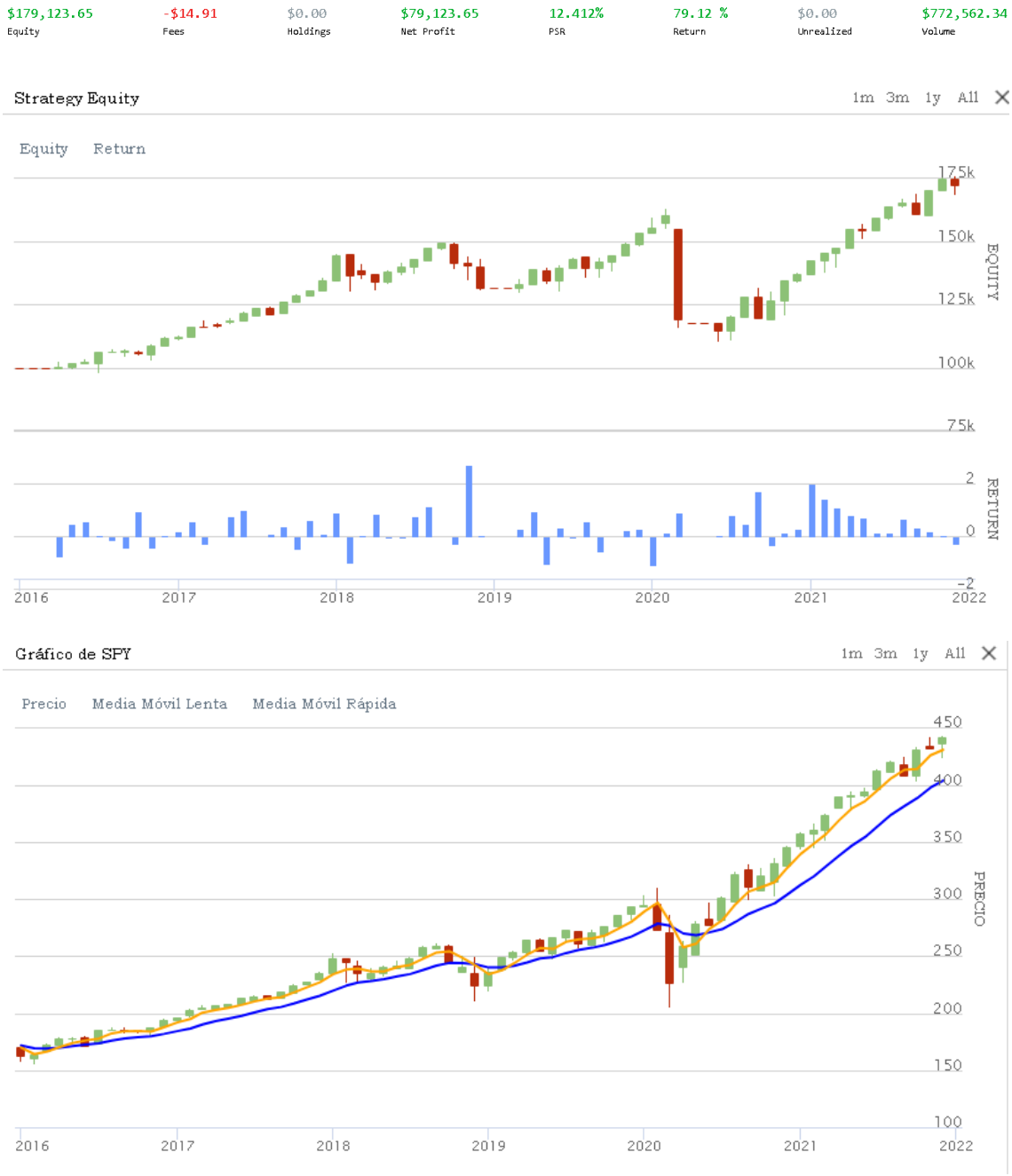
Backtest Logs

Filter logs

```
Launching analysis for da7abaec05519c2a4c88248f1d3026ff with LEAN Engine v2.5.0.0.17759
2009-03-19 00:00:00 :  Algorithm starting warm up...
2010-01-01 00:00:00 :  Algorithm finished warming up.
2011-12-23 16:00:00 :  La media móvil rápida superó a la lenta en: 2011-12-23. Se va a comprar a 98.401098807. Media Rápida: 95.24 | Media Lenta: 95.17
2015-09-08 16:00:00 :  La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2015-09-08. Se va a vender a 164.994837333. Media Rápida: 170.27 | Media Lenta: 170.41
2015-11-03 16:00:00 :  La media móvil rápida superó a la lenta en: 2015-11-03. Se va a comprar a 177.2584625. Media Rápida: 169.77 | Media Lenta: 169.65
2015-12-28 16:00:00 :  Se vende todo lo que se tiene
2015-12-28 16:00:00 :  Warning: all market orders sent using daily data, or market orders sent after hours are automatically converted into MarketOnOpen orders.
2015-12-31 16:00:00 :  Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2015-12-31 16:00:00 :  Algorithm Id:(da7abaec05519c2a4c88248f1d3026ff) completed in 2.03 seconds at 1k data points per second. Processing total of 1,739 data points.
```

Nota: Elaboración propia

Figura A1. 2: SPY (Periodo 2016 - 2021)



PSR	12.412%	Sharpe Ratio	0.499
Total Orders	6	Average Win	41.98%
Average Loss	-10.66%	Compounding Annual Return	10.195%
Drawdown	32.100%	Expectancy	2.292
Start Equity	100000	End Equity	179123.65
Net Profit	79.124%	Sortino Ratio	0.4
Loss Rate	33%	Win Rate	67%
Profit-Loss Ratio	3.94	Alpha	0
Beta	0	Annual Standard Deviation	0.128
Annual Variance	0.016	Information Ratio	0.612
Tracking Error	0.128	Treynor Ratio	0
Total Fees	$14.91	Estimated Strategy Capacity	$9900000000.00
Lowest Capacity Asset	SPY R735QTJ8XC9X	Portfolio Turnover	0.27%
Drawdown Recovery	508		

Overview Report Orders Trades Insights Logs Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
2016-04-08 16:00:00	SPY	Buy Market On Open	Fill: $174.34 USD	574	Filled	
2018-12-17 16:00:00	SPY	Sell Market On Open	Fill: $229.33 USD	-574	Filled	
2019-02-26 16:00:00	SPY	Buy Market On Open	Fill: $249.81 USD	523	Filled	
2020-03-19 16:00:00	SPY	Sell Market On Open	Fill: $223.00 USD	-523	Filled	
2020-06-08 16:00:00	SPY	Buy Market On Open	Fill: $294.40 USD	394	Filled	
2021-12-27 16:00:00	SPY	Sell Market On Open	Fill: $450.73 USD	-394	Filled	Liquidated

Backtest Logs

Filter logs

```
Launching analysis for 593341e649cdf3f1ce54e1bfb601672b with LEAN Engine v2.5.0.0.17759
2015-03-19 00:00:00 : Algorithm starting warm up...
2016-01-01 00:00:00 : Algorithm finished warming up.
2016-04-08 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2016-04-08. Se va a comprar a 173.700811584. Media Rápida: 169.81 | Media Lenta: 169.69
2018-12-17 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2018-12-17. Se va a vender a 227.69838336. Media Rápida: 242.46 | Media Lenta: 242.88
2019-02-26 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2019-02-26. Se va a comprar a 250.51777854. Media Rápida: 240.96 | Media Lenta: 240.68
2020-03-19 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2020-03-19. Se va a vender a 219.793887609. Media Rápida: 274.83 | Media Lenta: 275.46
2020-06-08 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2020-06-08. Se va a comprar a 297.0977216. Media Rápida: 269.53 | Media Lenta: 269.51
2021-12-27 16:00:00 : Se vende todo lo que se tiene
2021-12-27 16:00:00 : Warning: all market orders sent using daily data, or market orders sent after hours are automatically converted into MarketOnOpen orders.
2021-12-31 16:00:00 : Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2021-12-31 16:00:00 : Algorithm Id:(593341e649cdf3f1ce54e1bfb601672b) completed in 1.77 seconds at 1k data points per second. Processing total of 1,740 data points.
```

Nota: Elaboración propia

Figura A1. 3: SPY (Periodo 2023 - 2024)

$114,373.32	-$7.53	$0.00	$14,373.32	31.369%	14.37 %	$0.00	$597,466.05
Equity	Fees	Holdings	Net Profit	PSR	Return	Unrealized	Volume





PSR	31.369%	Sharpe Ratio	0.217
Total Orders	6	Average Win	19.40%
Average Loss	-2.12%	Compounding Annual Return	6.968%
Drawdown	10.000%	Expectancy	2.382
Start Equity	100000	End Equity	114373.32
Net Profit	14.373%	Sortino Ratio	0.187
Loss Rate	67%	Win Rate	33%
Profit-Loss Ratio	9.14	Alpha	0
Beta	0	Annual Standard Deviation	0.068
Annual Variance	0.005	Information Ratio	0.732
Tracking Error	0.068	Treynor Ratio	0
Total Fees	$7.53	Estimated Strategy Capacity	$1300000000.00
Lowest Capacity Asset	SPY R735QTJ8XC9X	Portfolio Turnover	0.82%
Drawdown Recovery	121		

Overview | Report | Orders | Trades | Insights | Logs | Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
+ 2023-02-09 16:00:00	SPY	Buy Market On Open	Fill: $389.07 USD	255	Filled	
+ 2023-03-17 16:00:00	SPY	Sell Market On Open	Fill: $376.05 USD	-255	Filled	
+ 2023-03-21 16:00:00	SPY	Buy Market On Open	Fill: $383.67 USD	251	Filled	
+ 2023-03-22 16:00:00	SPY	Sell Market On Open	Fill: $380.13 USD	-251	Filled	
+ 2023-03-29 16:00:00	SPY	Buy Market On Open	Fill: $388.78 USD	247	Filled	
+ 2023-12-27 16:00:00	SPY	Sell Market On Open	Fill: $464.04 USD	-247	Filled	Liquidated

Backtest Logs

Filter logs

```
Launching analysis for 71ae175c4ed05b27f508da78a3cc2b53 with LEAN Engine v2.5.0.0.17759
2021-03-19 00:00:00 : Algorithm starting warm up...
2022-01-01 00:00:00 : Algorithm finished warming up.
2023-02-09 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2023-02-09. Se va a comprar a 390.255647939. Media Rápida: 380.47 | Media Lenta: 380.41
2023-03-17 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2023-03-17. Se va a vender a 375.289794938. Media Rápida: 380.83 | Media Lenta: 380.83
2023-03-21 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2023-03-21. Se va a comprar a 383.873566242. Media Rápida: 380.88 | Media Lenta: 380.84
2023-03-22 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2023-03-22. Se va a vender a 377.329884082. Media Rápida: 380.74 | Media Lenta: 380.81
2023-03-29 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2023-03-29. Se va a comprar a 386.22159337. Media Rápida: 380.90 | Media Lenta: 380.85
2023-12-27 16:00:00 : Se vende todo lo que se tiene
2023-12-27 16:00:00 : Warning: all market orders sent using daily data, or market orders sent after hours are automatically converted into MarketOnOpen orders.
2023-12-29 16:00:00 : Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2023-12-29 16:00:00 : Algorithm Id:(71ae175c4ed05b27f508da78a3cc2b53) completed in 1.69 seconds at 0k data points per second. Processing total of 713 data points.
```

Nota: Elaboración propia

Figura A1. 4: SPY (Periodo 2024 - 2025)

$117,177.97	-$2.00	$0.00	$17,177.97	56.510%	17.18 %	$0.00	$215,909.65
Equity	Fees	Holdings	Net Profit	PSR	Return	Unrealized	Volume





PSR	56.510%	Sharpe Ratio	0.051
Total Orders	2	Average Win	17.18%
Average Loss	0%	Compounding Annual Return	8.241%
Drawdown	5.000%	Expectancy	0
Start Equity	100000	End Equity	117177.97
Net Profit	17.178%	Sortino Ratio	0.032
Loss Rate	0%	Win Rate	100%
Profit-Loss Ratio	0	Alpha	0
Beta	0	Annual Standard Deviation	0.051
Annual Variance	0.003	Information Ratio	1.13
Tracking Error	0.051	Treynor Ratio	0
Total Fees	$2.00	Estimated Strategy Capacity	$1600000000.00
Lowest Capacity Asset	SPY R735QTJ8XC9X	Portfolio Turnover	0.27%
Drawdown Recovery	41		

Overview Report Orders Trades Insights Logs Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
2025-05-15 16:00:00	SPY	Buy Market On Open	Fill: $584.50 USD	170	Filled	
2025-12-29 16:00:00	SPY	Sell Market On Open	Fill: $685.56 USD	-170	Filled	Liquidated

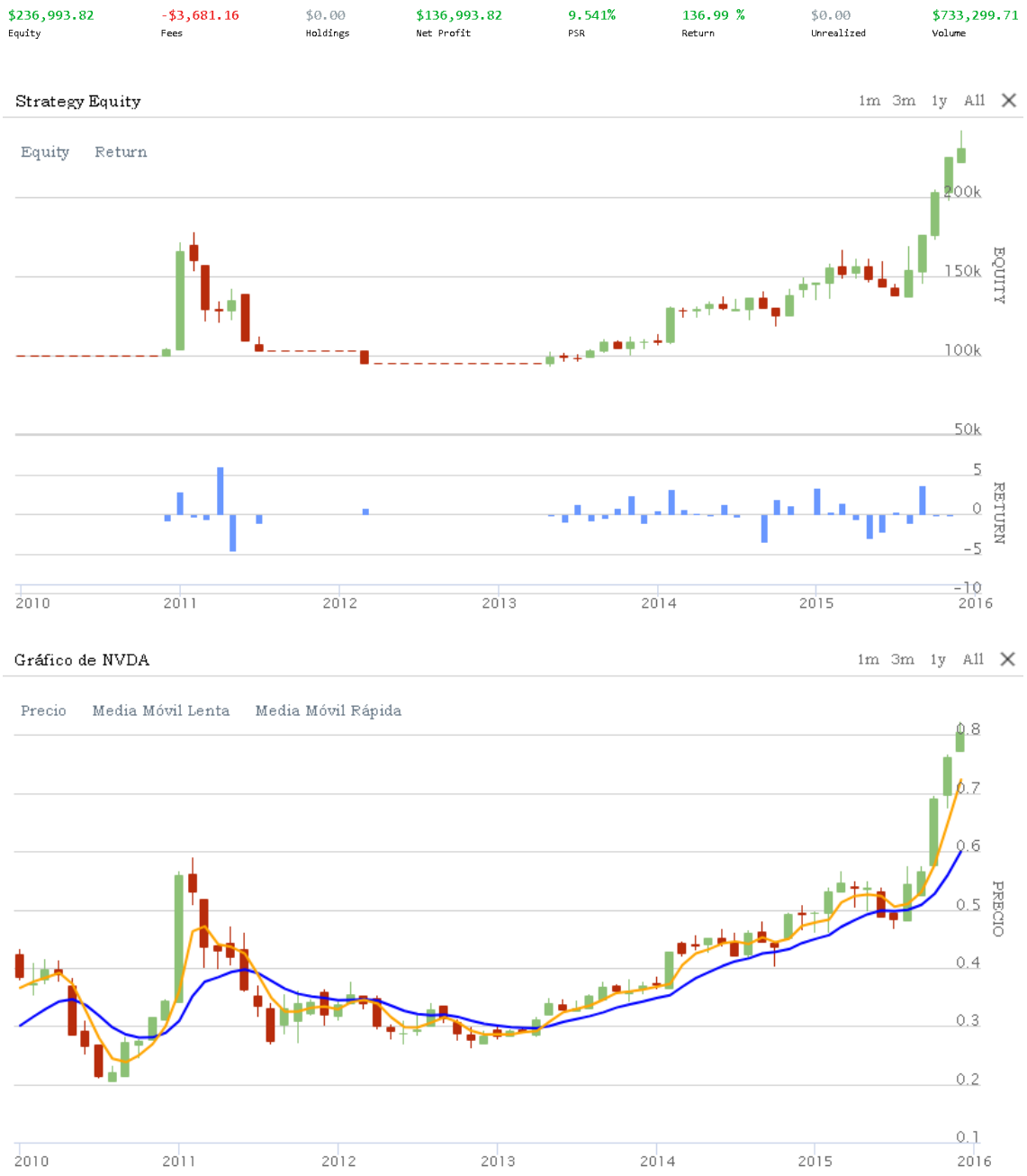
Backtest Logs

Filter logs

```
Launching analysis for ee5becb561f7dc5964a890b4793f39f9 with LEAN Engine v2.5.0.0.17759
2023-03-16 00:00:00 :  Algorithm starting warm up...
2024-01-01 00:00:00 :  Algorithm finished warming up.
2025-05-15 16:00:00 :  La media móvil rápida superó a la lenta en: 2025-05-15. Se va a comprar a 583.76743113. Media Rápida: 554.77 | Media Lenta: 554.43
2025-12-29 16:00:00 :  Se vende todo lo que se tiene
2025-12-29 16:00:00 :  Warning: all market orders sent using daily data, or market orders sent after hours are automatically converted into MarketOnOpen orders.
2025-12-31 16:00:00 :  Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2025-12-31 16:00:00 :  Algorithm Id:(ee5becb561f7dc5964a890b4793f39f9) completed in 1.51 seconds at 0k data points per second. Processing total of 715 data points.
```

Nota: Elaboración propia

Figura A1. 5: NVDA (Periodo 2010 - 2015)



PSR	9.541%	Sharpe Ratio	0.574
Total Orders	6	Average Win	75.42%
Average Loss	-7.43%	Compounding Annual Return	15.461%
Drawdown	47.700%	Expectancy	6.438
Start Equity	100000	End Equity	236993.82
Net Profit	136.994%	Sortino Ratio	0.578
Loss Rate	33%	Win Rate	67%
Profit-Loss Ratio	10.16	Alpha	0
Beta	0	Annual Standard Deviation	0.212
Annual Variance	0.045	Information Ratio	0.609
Tracking Error	0.212	Treynor Ratio	0
Total Fees	$3681.16	Estimated Strategy Capacity	$5700000.00
Lowest Capacity Asset	NVDA RHM8UTD8DT2D	Portfolio Turnover	0.27%
Drawdown Recovery	1701		

Overview Report Orders Trades Insights Logs Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
2010-12-02 16:00:00	NVDA	Buy Market On Open	Fill: $0.33 USD	301143	Filled	
2011-07-12 16:00:00	NVDA	Sell Market On Open	Fill: $0.34 USD	-301143	Filled	
2012-02-22 16:00:00	NVDA	Buy Market On Open	Fill: $0.36 USD	281908	Filled	
2012-03-13 16:00:00	NVDA	Sell Market On Open	Fill: $0.34 USD	-281908	Filled	
2013-05-02 16:00:00	NVDA	Buy Market On Open	Fill: $0.32 USD	295076	Filled	
2015-12-28 16:00:00	NVDA	Sell Market On Open	Fill: $0.81 USD	-295076	Filled	Liquidated

Backtest Logs

Filter logs

```
Launching analysis for 424fbde4dbc6b6dce1e241ccee7a48c3 with LEAN Engine v2.5.0.0.17756
2009-03-19 00:00:00 : Algorithm starting warm up...
2010-01-01 00:00:00 : Algorithm finished warming up.
2010-12-02 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2010-12-02. Se va a comprar a 0.3295850703. Media Rápida: 0.28 | Media Lenta: 0.28
2011-07-12 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2011-07-12. Se va a vender a 0.3369193695. Media Rápida: 0.39 | Media Lenta: 0.39
2012-02-22 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2012-02-22. Se va a comprar a 0.3625894167. Media Rápida: 0.35 | Media Lenta: 0.35
2012-03-13 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2012-03-13. Se va a vender a 0.33898214115. Media Rápida: 0.35 | Media Lenta: 0.35
2013-05-02 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2013-05-02. Se va a comprar a 0.320517291225. Media Rápida: 0.30 | Media Lenta: 0.30
2015-12-28 16:00:00 : Se vende todo lo que se tiene
2015-12-28 16:00:00 : Warning: all market orders sent using daily data, or market orders sent after hours are automatically converted into MarketOnOpen orders.
2015-12-31 16:00:00 : Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2015-12-31 16:00:00 : Algorithm Id:(424fbde4dbc6b6dce1e241ccee7a48c3) completed in 1.63 seconds at 1k data points per second. Processing total of 1,724 data points.
```

Nota: Elaboración propia

Figura A1. 6: NVDA (Periodo 2016 - 2021)

Equity	Fees	Holdings	Net Profit	PSR	Return	Unrealized	Volume
$673,499.03	-$215.43	$0.00	$573,499.03	49.253%	573.50 %	$0.00	$772,622.80





PSR	49.253%	Sharpe Ratio	1.072
Total Orders	2	Average Win	573.50%
Average Loss	0%	Compounding Annual Return	37.389%
Drawdown	37.500%	Expectancy	0
Start Equity	100000	End Equity	673499.03
Net Profit	573.499%	Sortino Ratio	0.779
Loss Rate	0%	Win Rate	100%
Profit-Loss Ratio	0	Alpha	0
Beta	0	Annual Standard Deviation	0.253
Annual Variance	0.064	Information Ratio	1.129
Tracking Error	0.253	Treynor Ratio	0
Total Fees	$215.43	Estimated Strategy Capacity	$230000000.00
Lowest Capacity Asset	NVDA RHH8UTD8DT2D	Portfolio Turnover	0.09%
Drawdown Recovery	93		

Overview Report Orders Trades Insights Logs Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
+ 2019-10-11 16:00:00	NVDA	Buy Market On Open	Fill: $4.62 USD	21543	Filled	
+ 2021-12-27 16:00:00	NVDA	Sell Market On Open	Fill: $31.25 USD	-21543	Filled	Liquidated

Backtest Logs

Filter logs

```
                    Launching analysis for 034f67b3900bd6404caad024c6b0a666 with LEAN Engine v2.5.0.0.17756
2015-03-19 00:00:00 : Algorithm starting warm up...
2016-01-01 00:00:00 : Algorithm finished warming up.
2019-10-11 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2019-10-11. Se va a comprar a 4.625246282475. Media Rápida: 4.32 | Media Lenta: 4.31
2021-12-27 16:00:00 : Se vende todo lo que se tiene
2021-12-27 16:00:00 : Warning: all market orders sent using daily data, or market orders sent after hours are automatically converted into MarketOnOpen orders.
2021-12-31 16:00:00 : Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2021-12-31 16:00:00 : Algorithm Id:(034f67b3900bd6404caad024c6b0a666) completed in 2.00 seconds at 1k data points per second. Processing total of 1,741 data points.
```

Nota: Elaboración propia

Figura A1. 7: NVDA (Periodo 2022 - 2023)

$231,763.81	-$45.98	$0.00	$131,763.81	69.541%	131.76 %	$0.00	$324,384.76
Equity	Fees	Holdings	Net Profit	PSR	Return	Unrealized	Volume





PSR	69.541%	Sharpe Ratio	1.338
Total Orders	2	Average Win	131.76%
Average Loss	0%	Compounding Annual Return	52.443%
Drawdown	18.000%	Expectancy	0
Start Equity	100000	End Equity	231763.81
Net Profit	131.764%	Sortino Ratio	1.714
Loss Rate	0%	Win Rate	100%
Profit-Loss Ratio	0	Alpha	0
Beta	0	Annual Standard Deviation	0.259
Annual Variance	0.067	Information Ratio	1.474
Tracking Error	0.259	Treynor Ratio	0
Total Fees	$45.98	Estimated Strategy Capacity	$470000000.00
Lowest Capacity Asset	NVDA RHM8UTD8DT2D	Portfolio Turnover	0.27%
Drawdown Recovery	74		

Overview Report Orders Trades Insights Logs Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
2023-02-02 16:00:00	NVDA	Buy Market On Open	Fill: $20.94 USD	4598	Filled	
2023-12-27 16:00:00	NVDA	Sell Market On Open	Fill: $49.61 USD	-4598	Filled	Liquidated

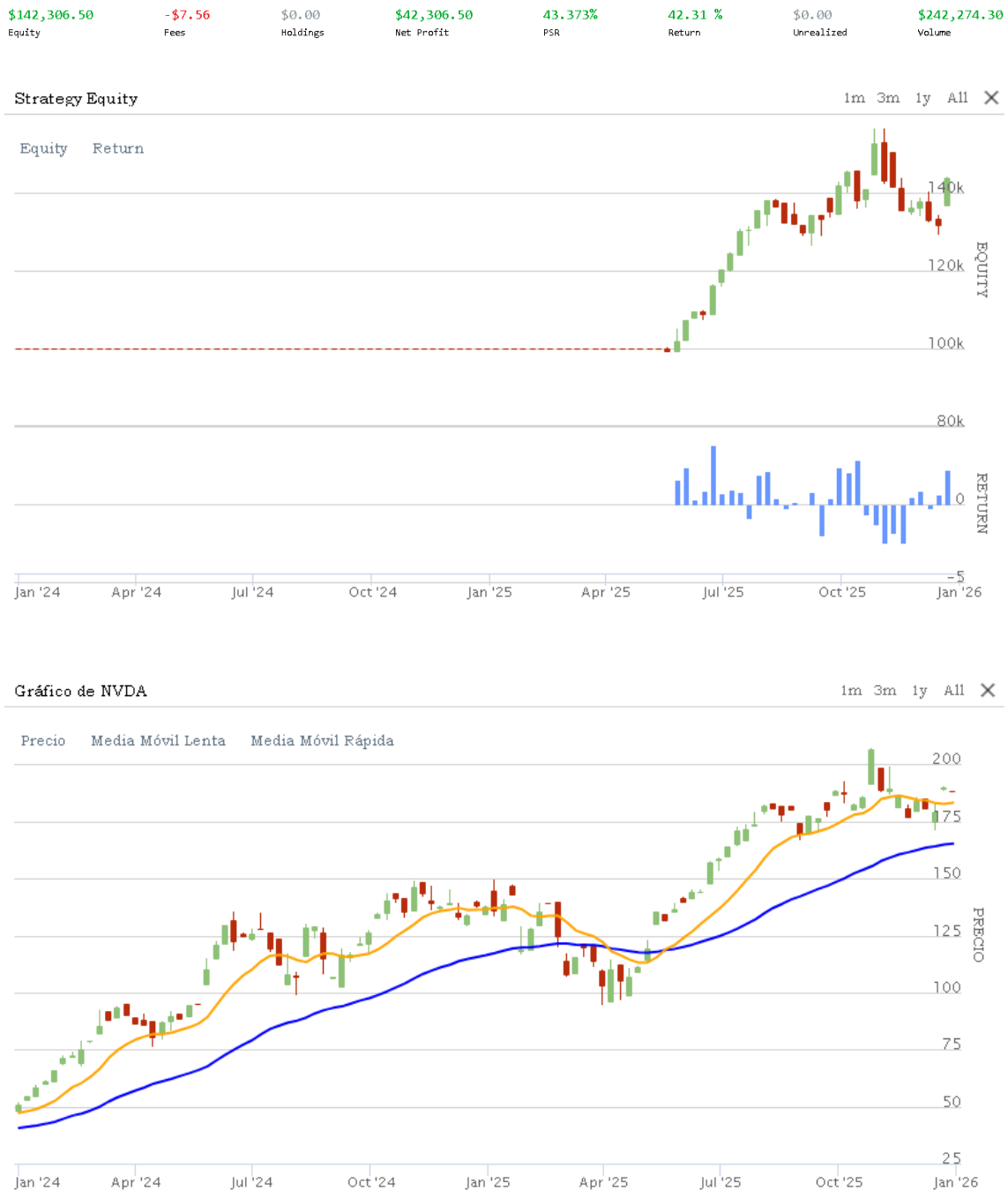
Backtest Logs

Filter logs

```
Launching analysis for 3ed82794e4d9b4be9334c552996016ef with LEAN Engine v2.5.0.0.17756
2021-03-19 00:00:00 :  Algorithm starting warm up...
2022-01-01 00:00:00 :  Algorithm finished warming up.
2023-02-02 16:00:00 :  La media móvil rápida superó a la lenta en: 2023-02-02. Se va a comprar a 21.6853545572. Media Rápida: 17.02 | Media Lenta: 16.93
2023-12-27 16:00:00 :  Se vende todo lo que se tiene
2023-12-27 16:00:00 :  Warning: all market orders sent using daily data, or market orders sent after hours are automatically converted into MarketOnOpen orders.
2023-12-29 16:00:00 :  Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2023-12-29 16:00:00 :  Algorithm Id:(3ed82794e4d9b4be9334c552996016ef) completed in 1.57 seconds at 0k data points per second. Processing total of 715 data points.
```

Nota: Elaboración propia

Figura A1. 8: NVDA (Periodo 2024 - 2025)



PSR	43.373%	Sharpe Ratio	0.59
Total Orders	2	Average Win	42.31%
Average Loss	0%	Compounding Annual Return	19.273%
Drawdown	17.400%	Expectancy	0
Start Equity	100000	End Equity	142306.50
Net Profit	42.307%	Sortino Ratio	0.429
Loss Rate	0%	Win Rate	100%
Profit-Loss Ratio	0	Alpha	0
Beta	0	Annual Standard Deviation	0.147
Annual Variance	0.022	Information Ratio	0.965
Tracking Error	0.147	Treynor Ratio	0
Total Fees	$7.56	Estimated Strategy Capacity	$1000000000.00
Lowest Capacity Asset	NVDA RHM8UTD8DT2D	Portfolio Turnover	0.27%
Drawdown Recovery	40		

Overview Report Orders Trades Insights Logs Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
+ 2025-05-21 16:00:00	NVDA	Buy Market On Open	Fill: $132.25 USD	756	Filled	
+ 2025-12-29 16:00:00	NVDA	Sell Market On Open	Fill: $188.22 USD	-756	Filled	Liquidated

Backtest Logs

Filter logs

```
                    Launching analysis for 291a67a87f773ae8cab4444648a37f51 with LEAN Engine v2.5.0.0.17759
2023-03-16 00:00:00 : Algorithm starting warm up...
2024-01-01 00:00:00 : Algorithm finished warming up.
2025-05-21 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2025-05-21. Se va a comprar a 131.76894792. Media Rápida: 118.75 | Media Lenta: 118.57
2025-12-29 16:00:00 : Se vende todo lo que se tiene
2025-12-29 16:00:00 : Warning: all market orders sent using daily data, or market orders sent after hours are automatically converted into MarketOnOpen orders.
2025-12-31 16:00:00 : Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2025-12-31 16:00:00 : Algorithm Id:(291a67a87f773ae8cab4444648a37f51) completed in 1.00 seconds at 1k data points per second. Processing total of 717 data points.
```

Nota: Elaboración propia

Figura A1. 9: GLD (Periodo 2010 - 2015)

$94,896.20	-$6.04	$0.00	$-5,103.80	0.013%	-5.10 %	$0.00	$197,556.32
Equity	Fees	Holdings	Net Profit	PSR	Return	Unrealized	Volume





PSR	0.013%	Sharpe Ratio	-0.547
Total Orders	2	Average Win	0%
Average Loss	-5.10%	Compounding Annual Return	-0.869%
Drawdown	8.500%	Expectancy	-1
Start Equity	100000	End Equity	94896.2
Net Profit	-5.104%	Sortino Ratio	-0.187
Loss Rate	100%	Win Rate	0%
Profit-Loss Ratio	0	Alpha	0
Beta	0	Annual Standard Deviation	0.024
Annual Variance	0.001	Information Ratio	-0.237
Tracking Error	0.024	Treynor Ratio	0
Total Fees	$6.04	Estimated Strategy Capacity	$110000000.00
Lowest Capacity Asset	GLD T3SKPOF94JFP	Portfolio Turnover	0.09%
Drawdown Recovery	5		

Overview Report Orders Trades Insights Logs Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
+ 2012-09-06 16:00:00	GLD	Buy Market On Open	Fill: $167.76 USD	604	Filled	
+ 2013-02-13 16:00:00	GLD	Sell Market On Open	Fill: $159.32 USD	-604	Filled	

Backtest Logs

Filter logs

```
                    Launching analysis for 0e56bcd7758c82a17ea77d630a3be101 with LEAN Engine v2.5.0.0.17759
2009-03-19 00:00:00 : Algorithm starting warm up...
2010-01-01 00:00:00 : Algorithm finished warming up.
2012-09-06 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2012-09-06. Se va a comprar a 164.9. Media Rápida: 158.19 | Media Lenta: 158.08
2013-02-13 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2013-02-13. Se va a vender a 159.05. Media Rápida: 162.38 | Media Lenta: 162.43
2015-12-31 16:00:00 : Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2015-12-31 16:00:00 : Algorithm Id:(0e56bcd7758c82a17ea77d630a3be101) completed in 1.92 seconds at 1k data points per second. Processing total of 1,711 data points.
```

Nota: Elaboración propia

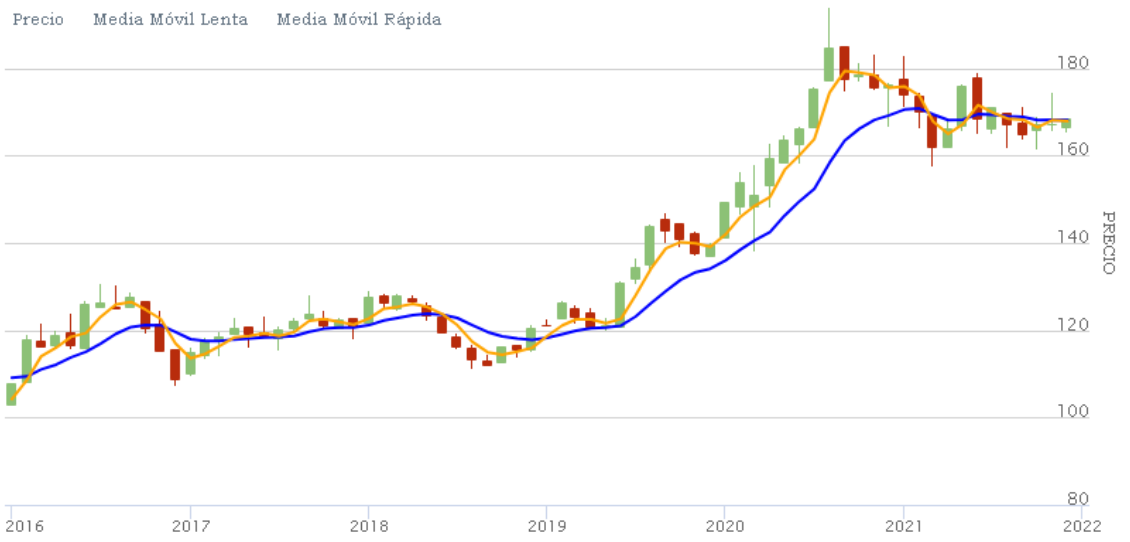
Figura A1. 10: GLD (Periodo 2016 - 2021)

$105,956.82	-$44.99	$0.00	$5,956.82	0.463%	5.96 %	$0.00	$1,233,995.43
Equity	Fees	Holdings	Net Profit	PSR	Return	Unrealized	Volume



Gráfico de GLD

1m 3m 1y All



PSR	0.463%	Sharpe Ratio	-0.025
Total Orders	12	Average Win	15.90%
Average Loss	-5.33%	Compounding Annual Return	0.968%
Drawdown	28.500%	Expectancy	0.327
Start Equity	100000	End Equity	105956.82
Net Profit	5.957%	Sortino Ratio	-0.023
Loss Rate	67%	Win Rate	33%
Profit-Loss Ratio	2.98	Alpha	0
Beta	0	Annual Standard Deviation	0.102
Annual Variance	0.01	Information Ratio	0.117
Tracking Error	0.102	Treynor Ratio	0
Total Fees	$44.99	Estimated Strategy Capacity	$56000000.00
Lowest Capacity Asset	GLD T3SKPOF94JFP	Portfolio Turnover	0.55%
Drawdown Recovery	1142		

Overview Report Orders Trades Insights Logs Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
2016-02-24 16:00:00	GLD	Buy Market On Open	Fill: $117.63 USD	848	Filled	
2016-11-25 13:00:00	GLD	Sell Market On Open	Fill: $113.23 USD	-848	Filled	
2017-04-12 16:00:00	GLD	Buy Market On Open	Fill: $122.54 USD	786	Filled	
2017-07-14 16:00:00	GLD	Sell Market On Open	Fill: $117.42 USD	-786	Filled	
2017-07-24 16:00:00	GLD	Buy Market On Open	Fill: $118.99 USD	771	Filled	
2018-06-20 16:00:00	GLD	Sell Market On Open	Fill: $119.92 USD	-771	Filled	
2019-01-10 16:00:00	GLD	Buy Market On Open	Fill: $121.74 USD	762	Filled	
2021-03-04 16:00:00	GLD	Sell Market On Open	Fill: $159.59 USD	-762	Filled	
2021-05-21 16:00:00	GLD	Buy Market On Open	Fill: $176.15 USD	689	Filled	
2021-08-09 16:00:00	GLD	Sell Market On Open	Fill: $161.41 USD	-689	Filled	
2021-11-16 16:00:00	GLD	Buy Market On Open	Fill: $174.27 USD	643	Filled	
2021-12-02 16:00:00	GLD	Sell Market On Open	Fill: $165.49 USD	-643	Filled	

Backtest Logs

Filter logs

```
                    Launching analysis for 88b1b63a2cd4c0efceb82016076f1466 with LEAN Engine v2.5.0.0.17759
2015-03-19 00:00:00 : Algorithm starting warm up...
2015-03-30 16:00:00 : Processing algorithm warm-up request 4%...
2016-01-01 00:00:00 : Algorithm finished warming up.
2016-02-24 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2016-02-24. Se va a comprar a 117.61. Media Rápida: 109.74 | Media Lenta: 109.66
2016-11-25 13:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2016-11-25. Se va a vender a 112.61. Media Rápida: 120.49 | Media Lenta: 120.72
2017-04-12 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2017-04-12. Se va a comprar a 122.02. Media Rápida: 117.79 | Media Lenta: 117.74
2017-07-14 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2017-07-14. Se va a vender a 116.77. Media Rápida: 118.28 | Media Lenta: 118.30
2017-07-24 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2017-07-24. Se va a comprar a 119.31. Media Rápida: 118.31 | Media Lenta: 118.31
2018-06-20 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2018-06-20. Se va a vender a 120.26. Media Rápida: 123.54 | Media Lenta: 123.54
2019-01-10 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2019-01-10. Se va a comprar a 121.59. Media Rápida: 118.24 | Media Lenta: 118.15
2021-03-04 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2021-03-04. Se va a vender a 159.04. Media Rápida: 170.12 | Media Lenta: 170.16
2021-05-21 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2021-05-21. Se va a comprar a 176.04. Media Rápida: 168.54 | Media Lenta: 168.52
2021-08-09 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2021-08-09. Se va a vender a 161.72. Media Rápida: 169.11 | Media Lenta: 169.23
2021-11-16 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2021-11-16. Se va a comprar a 172.92. Media Rápida: 168.27 | Media Lenta: 168.26
2021-12-02 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2021-12-02. Se va a vender a 165.24. Media Rápida: 168.25 | Media Lenta: 168.29
2021-12-31 16:00:00 : Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2021-12-31 16:00:00 : Algorithm Id:(88b1b63a2cd4c0efceb82016076f1466) completed in 2.77 seconds at 1k data points per second. Processing total of 1,712 data points.
```

Nota: Elaboración propia

Figura A1. 11: GLD (Periodo 2022 - 2023)



Gráfico de GLD

1m 3m 1y All

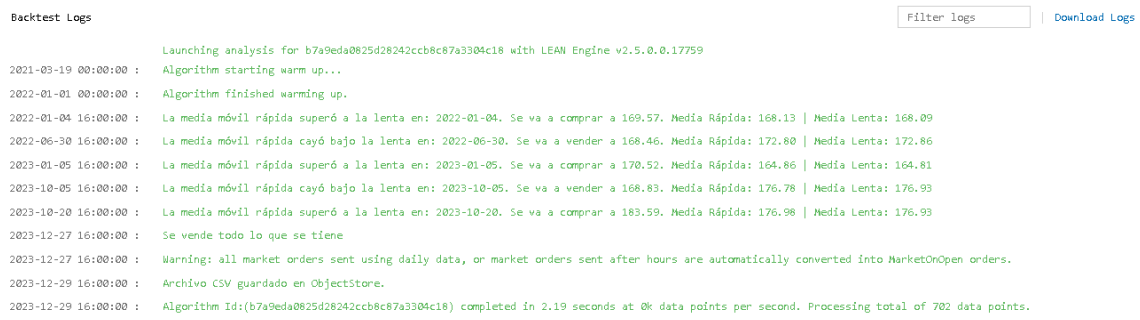


PSR	6.073%	Sharpe Ratio	-0.28
Total Orders	6	Average Win	4.80%
Average Loss	-1.78%	Compounding Annual Return	0.551%
Drawdown	16.000%	Expectancy	0.232
Start Equity	100000	End Equity	101102
Net Profit	1.102%	Sortino Ratio	-0.301
Loss Rate	67%	Win Rate	33%
Profit-Loss Ratio	2.70	Alpha	0
Beta	0	Annual Standard Deviation	0.096
Annual Variance	0.009	Information Ratio	0.088
Tracking Error	0.096	Treynor Ratio	0
Total Fees	$16.85	Estimated Strategy Capacity	$72000000.00
Lowest Capacity Asset	GLD T3SKPOF94JFP	Portfolio Turnover	0.83%
Drawdown Recovery	16		

Overview Report Orders Trades Insights Logs Code

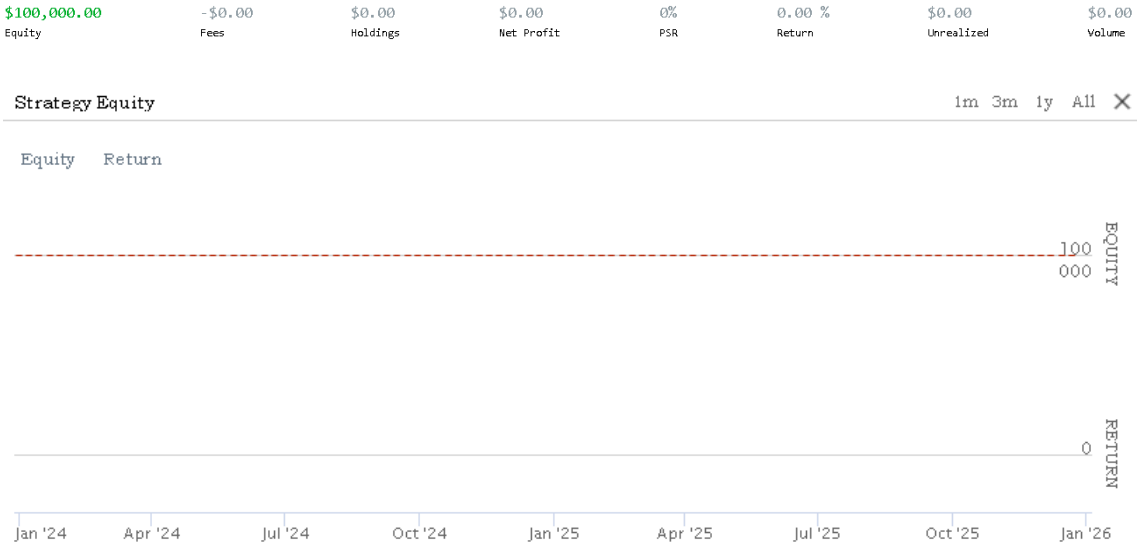
Download Orders

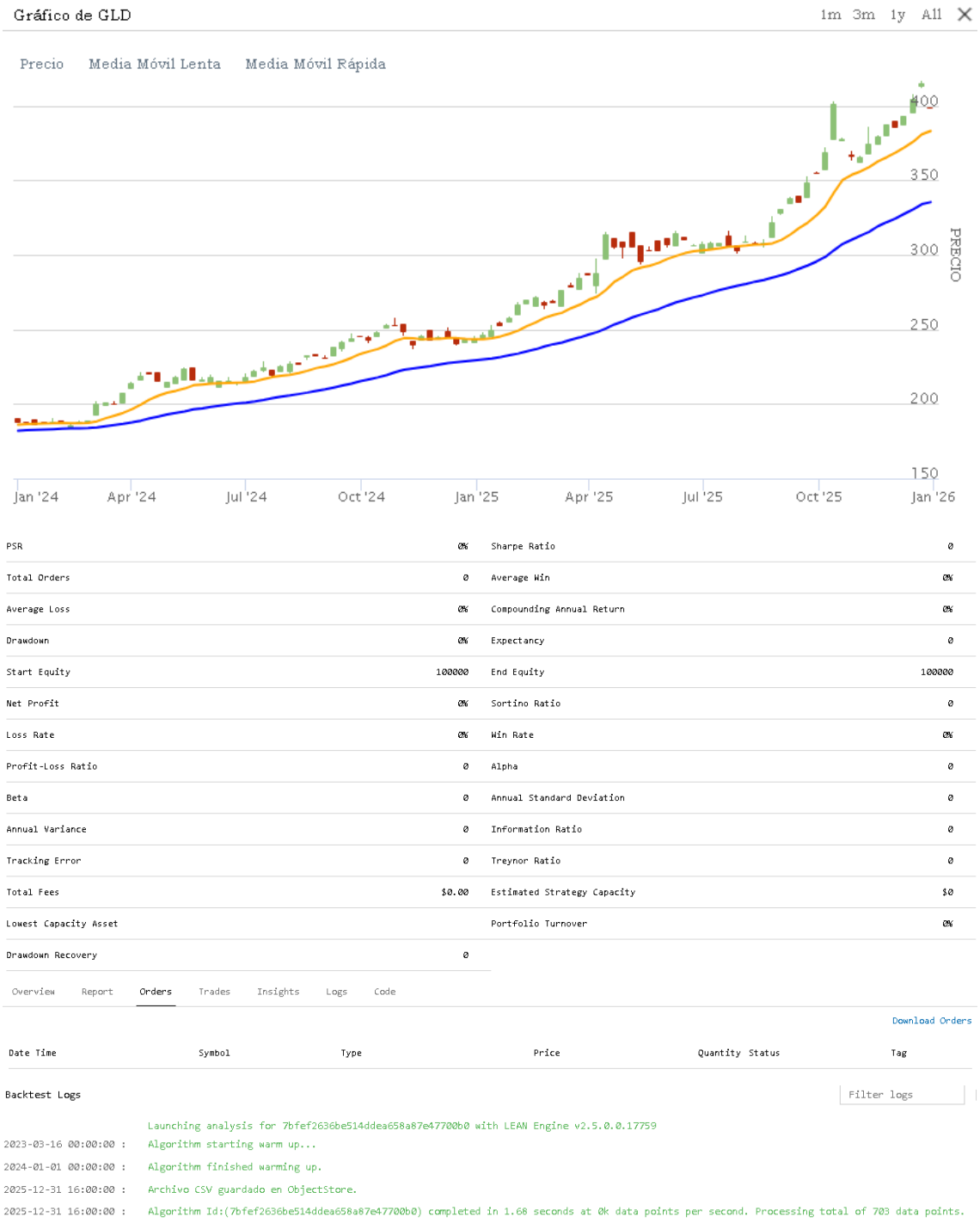
Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
+ 2022-01-04 16:00:00	GLD	Buy Market On Open	Fill: $170.59 USD	588	Filled	
+ 2022-06-30 16:00:00	GLD	Sell Market On Open	Fill: $167.13 USD	-588	Filled	
+ 2023-01-05 16:00:00	GLD	Buy Market On Open	Fill: $171.76 USD	573	Filled	
+ 2023-10-05 16:00:00	GLD	Sell Market On Open	Fill: $169.17 USD	-573	Filled	
+ 2023-10-20 16:00:00	GLD	Buy Market On Open	Fill: $183.49 USD	524	Filled	
+ 2023-12-27 16:00:00	GLD	Sell Market On Open	Fill: $192.34 USD	-524	Filled	Liquidated



Nota: Elaboración propia

Figura A1. 12: GLD (Periodo 2024 - 2025)





Nota: Elaboración propia

Figura A1. 13: USO (Periodo 2010 - 2015)



PSR	0.036%	Sharpe Ratio	-0.213
Total Orders	10	Average Win	4.62%
Average Loss	-5.44%	Compounding Annual Return	-2.970%
Drawdown	32.900%	Expectancy	-0.630
Start Equity	100000	End Equity	83449.66
Net Profit	-16.550%	Sortino Ratio	-0.144
Loss Rate	80%	Win Rate	20%
Profit-Loss Ratio	0.85	Alpha	0
Beta	0	Annual Standard Deviation	0.106
Annual Variance	0.011	Information Ratio	-0.142
Tracking Error	0.106	Treynor Ratio	0
Total Fees	$16.10	Estimated Strategy Capacity	$4700000.00
Lowest Capacity Asset	USO THORT68ZZSYT	Portfolio Turnover	0.45%
Drawdown Recovery	50		

Overview | Report | Orders | Trades | Insights | Logs | Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
2010-11-15 16:00:00	USO	Buy Market On Open	Fill: $288.48 USD	341	Filled	
2010-11-17 16:00:00	USO	Sell Market On Open	Fill: $282.32 USD	-341	Filled	
2010-11-29 16:00:00	USO	Buy Market On Open	Fill: $290.64 USD	331	Filled	
2011-07-12 16:00:00	USO	Sell Market On Open	Fill: $304.32 USD	-331	Filled	
2011-12-07 16:00:00	USO	Buy Market On Open	Fill: $308.16 USD	329	Filled	
2012-05-22 16:00:00	USO	Sell Market On Open	Fill: $275.36 USD	-329	Filled	
2013-07-03 13:00:00	USO	Buy Market On Open	Fill: $288.32 USD	318	Filled	
2013-11-19 16:00:00	USO	Sell Market On Open	Fill: $270.24 USD	-318	Filled	
2014-02-26 16:00:00	USO	Buy Market On Open	Fill: $293.12 USD	291	Filled	
2014-08-28 16:00:00	USO	Sell Market On Open	Fill: $284.80 USD	-291	Filled	

Backtest Logs

Filter logs

```
                    Launching analysis for cc5297403d6d735d4773d8ac4bf50f1a with LEAN Engine v2.5.0.0.17759
2009-03-19 00:00:00 : Algorithm starting warm up...
2010-01-01 00:00:00 : Algorithm finished warming up.
2010-11-15 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2010-11-15. Se va a comprar a 292.0. Media Rápida: 284.76 | Media Lenta: 284.69
2010-11-17 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2010-11-17. Se va a vender a 277.84. Media Rápida: 284.45 | Media Lenta: 284.61
2010-11-29 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2010-11-29. Se va a comprar a 294.24. Media Rápida: 284.70 | Media Lenta: 284.65
2011-07-12 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2011-07-12. Se va a vender a 303.36. Media Rápida: 309.44 | Media Lenta: 309.51
2011-12-07 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2011-12-07. Se va a comprar a 310.48. Media Rápida: 292.52 | Media Lenta: 292.21
2012-05-22 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2012-05-22. Se va a vender a 275.84. Media Rápida: 303.77 | Media Lenta: 304.20
2013-07-03 13:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2013-07-03. Se va a comprar a 286.72. Media Rápida: 271.40 | Media Lenta: 271.03
2013-11-19 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2013-11-19. Se va a vender a 269.76. Media Rápida: 284.20 | Media Lenta: 284.52
2014-02-26 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2014-02-26. Se va a comprar a 294.0. Media Rápida: 282.26 | Media Lenta: 281.94
2014-08-28 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2014-08-28. Se va a vender a 282.56. Media Rápida: 291.83 | Media Lenta: 292.01
2015-12-31 16:00:00 : Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2015-12-31 16:00:00 : Algorithm Id:(cc5297403d6d735d4773d8ac4bf50f1a) completed in 1.27 seconds at 1k data points per second. Processing total of 1,711 data points.
```

Nota: Elaboración propia

Figura A1. 14: USO (Periodo 2016 - 2021)

$76,518.86	-$50.94	$0.00	$-23,481.14	0.039%	-23.48 %	$0.00	$810,705.92
Equity	Fees	Holdings	Net Profit	PSR	Return	Unrealized	Volume



Gráfico de USO

1m 3m 1y All



PSR	0.039%	Sharpe Ratio	-0.228
Total Orders	10	Average Win	12.93%
Average Loss	-15.15%	Compounding Annual Return	-4.359%
Drawdown	59.300%	Expectancy	-0.259
Start Equity	100000	End Equity	76518.86
Net Profit	-23.481%	Sortino Ratio	-0.14
Loss Rate	60%	Win Rate	40%
Profit-Loss Ratio	0.85	Alpha	0
Beta	0	Annual Standard Deviation	0.149
Annual Variance	0.022	Information Ratio	-0.131
Tracking Error	0.149	Treynor Ratio	0
Total Fees	$50.94	Estimated Strategy Capacity	$9700000.00
Lowest Capacity Asset	USO THORT68ZZSYT	Portfolio Turnover	0.46%
Drawdown Recovery	309		

Overview Report Orders Trades Insights Logs Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
+ 2017-02-02 16:00:00	USO	Buy Market On Open	Fill: $91.92 USD	1083	Filled	
+ 2017-03-09 16:00:00	USO	Sell Market On Open	Fill: $84.08 USD	-1083	Filled	
+ 2017-11-01 16:00:00	USO	Buy Market On Open	Fill: $87.20 USD	1046	Filled	
+ 2018-11-23 13:00:00	USO	Sell Market On Open	Fill: $87.60 USD	-1046	Filled	
+ 2019-04-18 16:00:00	USO	Buy Market On Open	Fill: $108.80 USD	860	Filled	
+ 2019-06-05 16:00:00	USO	Sell Market On Open	Fill: $85.92 USD	-860	Filled	
+ 2019-12-17 16:00:00	USO	Buy Market On Open	Fill: $101.28 USD	707	Filled	
+ 2020-02-03 16:00:00	USO	Sell Market On Open	Fill: $85.44 USD	-707	Filled	
+ 2021-03-08 16:00:00	USO	Buy Market On Open	Fill: $43.73 USD	1398	Filled	
+ 2021-12-27 16:00:00	USO	Sell Market On Open	Fill: $54.83 USD	-1398	Filled	Liquidated

Backtest Logs

Filter logs

```
                    Launching analysis for 516a926e7f1a238d5eb49193d480d4c4 with LEAN Engine v2.5.0.0.17759
2015-03-19 00:00:00 : Algorithm starting warm up...
2015-12-31 16:00:00 : Processing algorithm warm-up request 100%...
2016-01-01 00:00:00 : Algorithm finished warming up.
2017-02-02 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2017-02-02. Se va a comprar a 92.08. Media Rápida: 90.26 | Media Lenta: 90.21
2017-03-09 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2017-03-09. Se va a vender a 84.24. Media Rápida: 90.22 | Media Lenta: 90.26
2017-11-01 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2017-11-01. Se va a comprar a 87.2. Media Rápida: 82.30 | Media Lenta: 82.28
2018-11-23 13:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2018-11-23. Se va a vender a 86.64. Media Rápida: 108.14 | Media Lenta: 108.45
2019-04-18 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2019-04-18. Se va a comprar a 106.56. Media Rápida: 99.50 | Media Lenta: 99.37
2019-06-05 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2019-06-05. Se va a vender a 86.16. Media Rápida: 99.45 | Media Lenta: 99.81
2019-12-17 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2019-12-17. Se va a comprar a 101.76. Media Rápida: 95.70 | Media Lenta: 95.52
2020-02-03 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2020-02-03. Se va a vender a 83.92. Media Rápida: 95.89 | Media Lenta: 96.03
2021-03-08 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2021-03-08. Se va a comprar a 43.5. Media Rápida: 37.98 | Media Lenta: 37.92
2021-12-27 16:00:00 : Se vende todo lo que se tiene
2021-12-27 16:00:00 : Warning: all market orders sent using daily data, or market orders sent after hours are automatically converted into MarketOnOpen orders.
2021-12-31 16:00:00 : Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2021-12-31 16:00:00 : Algorithm Id:(516a926e7f1a238d5eb49193d480d4c4) completed in 2.02 seconds at 1k data points per second. Processing total of 1,714 data points.
```

Nota: Elaboración propia

Figura A1. 15: USO (Periodo 2022 - 2023)

$93,280.41	-$13.63	$0.00	$-6,719.59	2.273%	-6.72 %	$0.00	$192,891.76
Equity	Fees	Holdings	Net Profit	PSR	Return	Unrealized	Volume





PSR	2.273%	Sharpe Ratio	-0.502
Total Orders	2	Average Win	0%
Average Loss	-6.72%	Compounding Annual Return	-3.429%
Drawdown	22.500%	Expectancy	-1
Start Equity	100000	End Equity	93280.41
Net Profit	-6.720%	Sortino Ratio	-0.262
Loss Rate	100%	Win Rate	0%
Profit-Loss Ratio	0	Alpha	0
Beta	0	Annual Standard Deviation	0.107
Annual Variance	0.011	Information Ratio	-0.171
Tracking Error	0.107	Treynor Ratio	0
Total Fees	$13.63	Estimated Strategy Capacity	$8700000.00
Lowest Capacity Asset	USO THORT68ZZSYT	Portfolio Turnover	0.27%
Drawdown Recovery	22		

Overview Report Orders Trades Insights Logs Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
2023-08-03 16:00:00	USO	Buy Market On Open	Fill: $73.22 USD	1363	Filled	
2023-12-18 16:00:00	USO	Sell Market On Open	Fill: $68.30 USD	-1363	Filled	

Backtest Logs

Filter logs

```
Launching analysis for 52fc8e892936215e09f48c8f99a14363 with LEAN Engine v2.5.0.0.17759
2021-03-19 00:00:00 :  Algorithm starting warm up...
2022-01-01 00:00:00 :  Algorithm finished warming up.
2023-08-03 16:00:00 :  La media móvil rápida superó a la lenta en: 2023-08-03. Se va a comprar a 73.14. Media Rápida: 67.26 | Media Lenta: 67.17
2023-12-18 16:00:00 :  La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2023-12-18. Se va a vender a 68.09. Media Rápida: 71.19 | Media Lenta: 71.25
2023-12-29 16:00:00 :  Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2023-12-29 16:00:00 :  Algorithm Id:(52fc8e892936215e09f48c8f99a14363) completed in 1.26 seconds at 1k data points per second. Processing total of 702 data points.
```

Nota: Elaboración propia

Figura A1. 16: USO (Periodo 2024 - 2025)

Equity	Fees	Holdings	Net Profit	PSR	Return	Unrealized	Volume
$62,349.41	-$57.07	$0.00	$-37,650.59	0.030%	-37.65 %	$0.00	$822,636.44





PSR	0.030%	Sharpe Ratio	-1.242
Total Orders	10	Average Win	0%
Average Loss	-8.92%	Compounding Annual Return	-21.021%
Drawdown	42.400%	Expectancy	-1
Start Equity	100000	End Equity	62349.41
Net Profit	-37.651%	Sortino Ratio	-1.082
Loss Rate	100%	Win Rate	0%
Profit-Loss Ratio	0	Alpha	0
Beta	0	Annual Standard Deviation	0.157
Annual Variance	0.025	Information Ratio	-0.891
Tracking Error	0.157	Treynor Ratio	0
Total Fees	$57.07	Estimated Strategy Capacity	$23000000.00
Lowest Capacity Asset	USO THORT68ZZSYT	Portfolio Turnover	1.36%
Drawdown Recovery	43		

Overview | Report | Orders | Trades | Insights | Logs | Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
+ 2024-01-30 16:00:00	USO	Buy Market On Open	Fill: $72.32 USD	1369	Filled	
+ 2024-02-02 16:00:00	USO	Sell Market On Open	Fill: $67.83 USD	-1369	Filled	
+ 2024-02-09 16:00:00	USO	Buy Market On Open	Fill: $71.53 USD	1305	Filled	
+ 2024-09-11 16:00:00	USO	Sell Market On Open	Fill: $69.07 USD	-1305	Filled	
+ 2025-01-10 16:00:00	USO	Buy Market On Open	Fill: $81.51 USD	1120	Filled	
+ 2025-03-19 16:00:00	USO	Sell Market On Open	Fill: $72.23 USD	-1120	Filled	
+ 2025-03-31 16:00:00	USO	Buy Market On Open	Fill: $77.60 USD	1034	Filled	
+ 2025-04-04 16:00:00	USO	Sell Market On Open	Fill: $65.64 USD	-1034	Filled	
+ 2025-07-09 16:00:00	USO	Buy Market On Open	Fill: $75.35 USD	879	Filled	
+ 2025-10-15 16:00:00	USO	Sell Market On Open	Fill: $69.12 USD	-879	Filled	

Backtest Logs

Filter logs

```
                    Launching analysis for 5d6a6561eb8b3d650936d0fdefd065f8 with LEAN Engine v2.5.0.0.17759
2023-03-16 00:00:00 : Algorithm starting warm up...
2024-01-01 00:00:00 : Algorithm finished warming up.
2024-01-30 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2024-01-30. Se va a comprar a 72.81. Media Rápida: 69.89 | Media Lenta: 69.83
2024-02-02 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2024-02-02. Se va a vender a 67.51. Media Rápida: 69.80 | Media Lenta: 69.81
2024-02-09 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2024-02-09. Se va a comprar a 71.67. Media Rápida: 69.84 | Media Lenta: 69.82
2024-09-11 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2024-09-11. Se va a vender a 67.85. Media Rápida: 74.61 | Media Lenta: 74.71
2025-01-10 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2025-01-10. Se va a comprar a 80.64. Media Rápida: 74.07 | Media Lenta: 73.93
2025-03-19 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2025-03-19. Se va a vender a 72.42. Media Rápida: 74.63 | Media Lenta: 74.66
2025-03-31 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2025-03-31. Se va a comprar a 77.33. Media Rápida: 74.76 | Media Lenta: 74.69
2025-04-04 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2025-04-04. Se va a vender a 67.92. Media Rápida: 74.59 | Media Lenta: 74.65
2025-07-09 16:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2025-07-09. Se va a comprar a 76.93. Media Rápida: 72.97 | Media Lenta: 72.86
2025-10-15 16:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2025-10-15. Se va a vender a 68.99. Media Rápida: 73.41 | Media Lenta: 73.51
2025-12-31 16:00:00 : Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2025-12-31 16:00:00 : Algorithm Id:(5d6a6561eb8b3d650936d0fdefd065f8) completed in 1.67 seconds at 0k data points per second. Processing total of 703 data points.
```

Nota: Elaboración propia

Figura A1. 17: BTCUSD (Periodo 2010 - 2015)

Equity	Fees	Holdings	Net Profit	PSR	Return	Unrealized	Volume
$163,088.63	-$259.06	$0.00	$63,085.43	21.916%	63.09 %	$0.00	$255,759.65

Strategy Equity

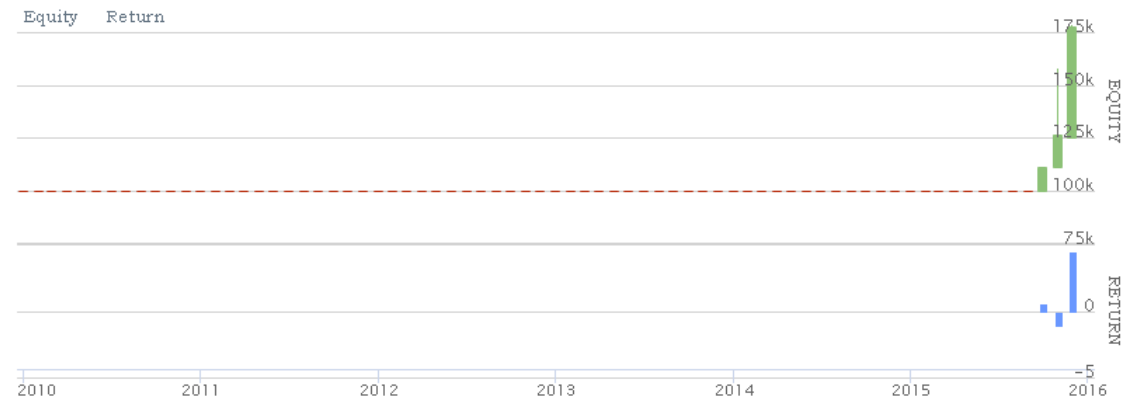
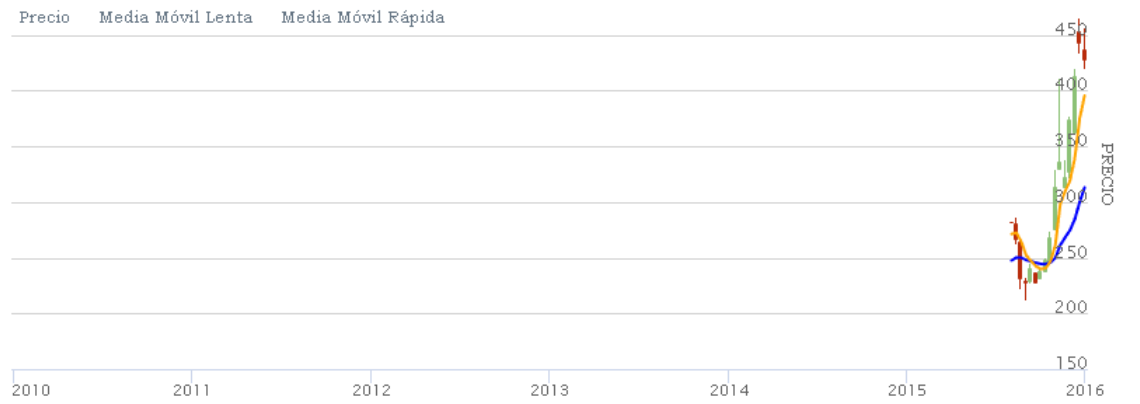


Gráfico de BTCUSD



PSR	21.916%	Sharpe Ratio	0.668
Total Orders	2	Average Win	63.03%
Average Loss	0%	Compounding Annual Return	8.486%
Drawdown	23.100%	Expectancy	0
Start Equity	100000	End Equity	163088.63
Net Profit	63.089%	Sortino Ratio	0.172
Loss Rate	0%	Win Rate	100%
Profit-Loss Ratio	0	Alpha	0
Beta	0	Annual Standard Deviation	0.129
Annual Variance	0.017	Information Ratio	0.726
Tracking Error	0.129	Treynor Ratio	0
Total Fees	$259.06	Estimated Strategy Capacity	$140000000000000.00
Lowest Capacity Asset	BTCUSD 2XR	Portfolio Turnover	0.09%
Drawdown Recovery	33		

Overview Report Orders Trades Insights Logs Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
+ 2015-10-18 20:00:00	BTCUSD	Buy Market	Fill: $256.10 USD	376.04017286	Filled	
+ 2015-12-27 19:00:00	BTCUSD	Sell Market	Fill: $424.72 USD	-375.66413268	Filled	Liquidated

Backtest Logs

Filter logs | Download Logs

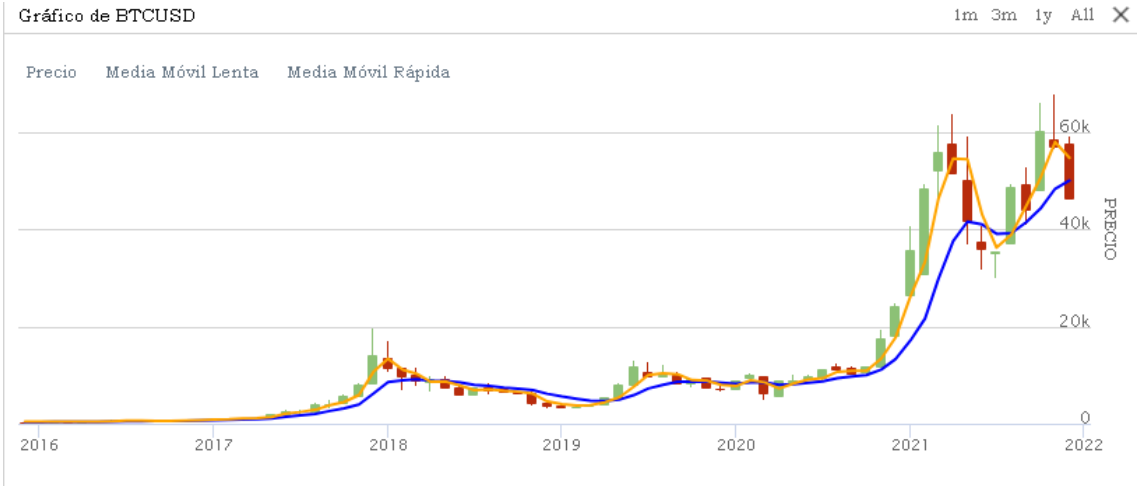
```
                       Launching analysis for 4f3d1591dc0b0938766de9f63f91a22a with LEAN Engine v2.5.0.0.17759
2009-06-14 20:00:00 :  Algorithm starting warm up...
2010-01-01 00:00:00 :  QCAlgorithm.PostInitialize(): Warning: Using a security benchmark of a different timezone (UTC) than the algorithm TimeZone (America/New_York) may lead to skewed and incorrect statistics. Use a higher resolution than daily to minimize.
2010-01-01 00:00:00 :  Algorithm finished warming up.
2015-10-18 20:00:00 :  La media móvil rápida superó a la lenta en: 2015-10-18. Se va a comprar a 265.0. Media Rápida: 245.31 | Media Lenta: 245.17
2015-10-18 20:00:00 :  When buying currency pairs, using Cash account types, fees in base currency will be deducted from the filled quantity so virtual positions reflect actual holdings.
2015-12-27 19:00:00 :  Se vende todo lo que se tiene
2015-12-27 19:00:00 :  Warning: Due to brokerage limitations, orders will be rounded to the nearest lot size of 0.00000001
2016-01-01 19:00:00 :  Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2016-01-01 19:00:00 :  Algorithm Id:(4f3d1591dc0b0938766de9f63f91a22a) completed in 0.50 seconds at 1k data points per second. Processing total of 584 data points.
```

Nota: Elaboración propia

Figura A1. 18: BTCUSD (Periodo 2016 - 2021)

$295,589.37	-$1,550.97	$0.00	$195,589.38	18.426%	195.59 %	$0.00	$1,550,306.05
Equity	Fees	Holdings	Net Profit	PSR	Return	Unrealized	Volume





PSR	18.426%	Sharpe Ratio	0.698
Total Orders	10	Average Win	102.71%
Average Loss	-24.10%	Compounding Annual Return	19.770%
Drawdown	70.500%	Expectancy	2.157
Start Equity	100000.0	End Equity	295589.37
Net Profit	195.589%	Sortino Ratio	0.615
Loss Rate	40%	Win Rate	60%
Profit-Loss Ratio	4.26	Alpha	-0.163
Beta	0.617	Annual Standard Deviation	0.479
Annual Variance	0.229	Information Ratio	-1.189
Tracking Error	0.397	Treynor Ratio	0.542
Total Fees	$1550.97	Estimated Strategy Capacity	$81000000000000000.00
Lowest Capacity Asset	BTCUSD 2XR	Portfolio Turnover	0.45%
Drawdown Recovery	552		

Overview Report Orders Trades Insights Logs Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
+ 2018-05-08 20:00:00	BTCUSD	Buy Market	Fill: $9,177.82 USD	10.85775265	Filled	
+ 2018-05-13 20:00:00	BTCUSD	Sell Market	Fill: $8,686.09 USD	-10.84689489	Filled	
+ 2019-04-27 20:00:00	BTCUSD	Buy Market	Fill: $5,171.91 USD	18.20720878	Filled	
+ 2019-11-23 19:00:00	BTCUSD	Sell Market	Fill: $7,329.28 USD	-18.18900157	Filled	
+ 2020-01-31 19:00:00	BTCUSD	Buy Market	Fill: $9,334.98 USD	14.24949863	Filled	
+ 2020-03-15 20:00:00	BTCUSD	Sell Market	Fill: $5,345.34 USD	-14.23524913	Filled	
+ 2020-05-13 20:00:00	BTCUSD	Buy Market	Fill: $9,320.86 USD	8.1765107	Filled	
+ 2021-06-23 20:00:00	BTCUSD	Sell Market	Fill: $33,688.51 USD	-8.16833419	Filled	
+ 2021-08-14 20:00:00	BTCUSD	Buy Market	Fill: $47,109.65 USD	5.82073243	Filled	
+ 2021-12-27 19:00:00	BTCUSD	Sell Market	Fill: $50,718.32 USD	-5.8149117	Filled	Liquidated

Backtest Logs

Filter logs | Download Logs

```
                    Launching analysis for bb25fc12ce444174a9bd4c6964ae131e with LEAN Engine v2.5.0.0.17759
2015-06-14 20:00:00 : Algorithm starting warm up...
2016-01-01 00:00:00 : QCAlgorithm.PostInitialize(): Warning: Using a security benchmark of a different timezone (UTC) than the algorithm TimeZone (America/New_York) may lead to skewed and incorrect statistics. Use a higher resolution than daily to minimize.
2016-01-01 00:00:00 : Algorithm finished warming up.
2018-05-08 20:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2018-05-08. Se va a comprar a 9177.82. Media Rápida: 8822.01 | Media Lenta: 8814.61
2018-05-08 20:00:00 : When buying currency pairs, using Cash account types, fees in base currency will be deducted from the filled quantity so virtual positions reflect actual holdings.
2018-05-13 20:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2018-05-13. Se va a vender a 8686.1. Media Rápida: 8810.98 | Media Lenta: 8812.51
2018-05-13 20:00:00 : Warning: Due to brokerage limitations, orders will be rounded to the nearest lot size of 0.00000001
2019-04-27 20:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2019-04-27. Se va a comprar a 5170.6. Media Rápida: 4745.33 | Media Lenta: 4739.23
2019-11-23 19:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2019-11-23. Se va a vender a 7329.29. Media Rápida: 8628.17 | Media Lenta: 8639.94
2020-01-31 19:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2020-01-31. Se va a comprar a 9334.98. Media Rápida: 8272.61 | Media Lenta: 8261.52
2020-03-15 20:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2020-03-15. Se va a vender a 5345.35. Media Rápida: 8379.20 | Media Lenta: 8464.98
2020-05-13 20:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2020-05-13. Se va a comprar a 9321.26. Media Rápida: 8073.55 | Media Lenta: 8047.67
2021-06-23 20:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2021-06-23. Se va a vender a 33688.35. Media Rápida: 40441.14 | Media Lenta: 40498.63
2021-08-14 20:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2021-08-14. Se va a comprar a 47109.65. Media Rápida: 39444.05 | Media Lenta: 39233.76
2021-12-27 19:00:00 : Se vende todo lo que se tiene
2022-01-01 19:00:00 : Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2022-01-01 19:00:00 : Algorithm Id:(bb25fc12ce444174a9bd4c6964ae131e) completed in 1.35 seconds at 23k data points per second. Processing total of 30,726 data points.
```

Nota: Elaboración propia

Figura A1. 19: BTCUSD (Periodo 2022 - 2023)

$167,922.31	-$479.37	$0.00	$67,922.31	53.957%	67.92 %	$0.00	$479,164.06
Equity	Fees	Holdings	Net Profit	PSR	Return	Unrealized	Volume





PSR	53.957%	Sharpe Ratio	1.12
Total Orders	4	Average Win	32.10%
Average Loss	0%	Compounding Annual Return	29.548%
Drawdown	20.000%	Expectancy	0
Start Equity	100000.00	End Equity	167922.31
Net Profit	67.922%	Sortino Ratio	1.182
Loss Rate	0%	Win Rate	100%
Profit-Loss Ratio	0	Alpha	0.301
Beta	0.246	Annual Standard Deviation	0.279
Annual Variance	0.078	Information Ratio	0.581
Tracking Error	0.457	Treynor Ratio	1.267
Total Fees	$479.37	Estimated Strategy Capacity	$210000000000000000.00
Lowest Capacity Asset	BTCUSD 2XR	Portfolio Turnover	0.55%
Drawdown Recovery	101		

Overview Report Orders Trades Insights Logs Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
+ 2023-02-18 19:00:00	BTCUSD	Buy Market	Fill: $24,636.24 USD	4.04487618	Filled	
+ 2023-09-24 20:00:00	BTCUSD	Sell Market	Fill: $26,248.16 USD	-4.0408313	Filled	
+ 2023-10-03 20:00:00	BTCUSD	Buy Market	Fill: $27,428.96 USD	3.86220386	Filled	
+ 2023-12-27 19:00:00	BTCUSD	Sell Market	Fill: $43,469.06 USD	-3.85834165	Filled	Liquidated

Backtest Logs

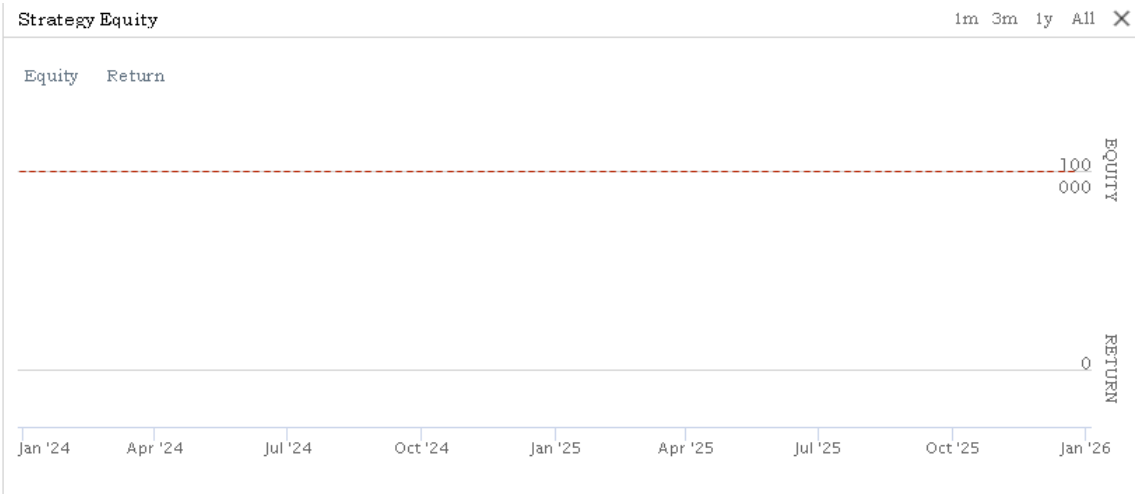
Filter logs | Download Logs

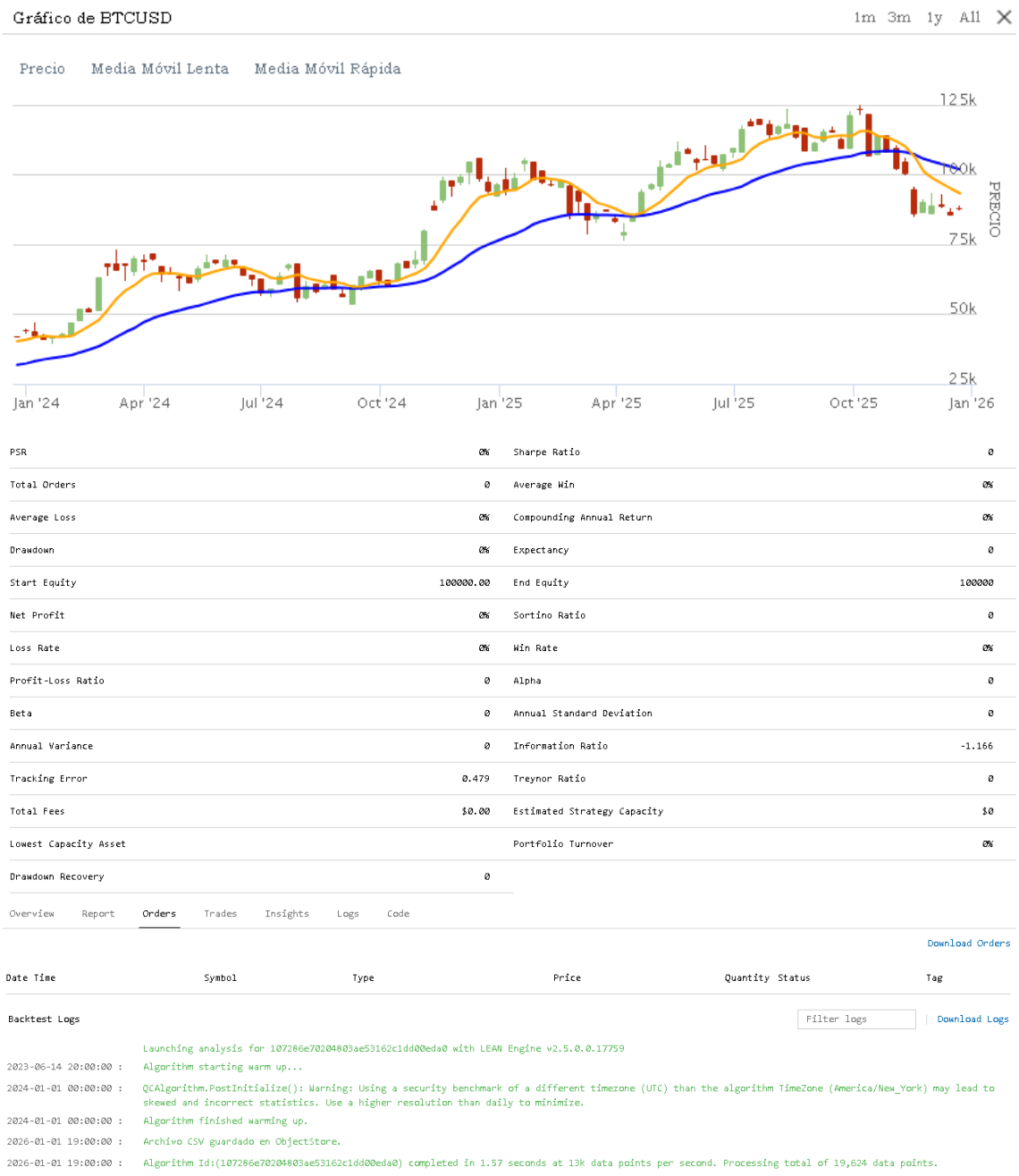
```
                    Launching analysis for 02bb30e9f008debf7361e73cfa68803f with LEAN Engine v2.5.0.0.17759
2021-06-14 20:00:00 : Algorithm starting warm up...
2022-01-01 00:00:00 : QCAlgorithm.PostInitialize(): Warning: Using a security benchmark of a different timezone (UTC) than the algorithm TimeZone (America/New_York) may lead to skewed and incorrect statistics. Use a higher resolution than daily to minimize.
2022-01-01 00:00:00 : Algorithm finished warming up.
2023-02-18 19:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2023-02-18. Se va a comprar a 24636.23. Media Rápida: 21545.44 | Media Lenta: 21477.02
2023-02-18 19:00:00 : When buying currency pairs, using Cash account types, fees in base currency will be deducted from the filled quantity so virtual positions reflect actual holdings.
2023-09-24 20:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2023-09-24. Se va a vender a 26250.24. Media Rápida: 26954.48 | Media Lenta: 26967.62
2023-09-24 20:00:00 : Warning: Due to brokerage limitations, orders will be rounded to the nearest lot size of 0.00000001
2023-10-03 20:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2023-10-03. Se va a comprar a 27428.96. Media Rápida: 26973.18 | Media Lenta: 26968.51
2023-12-27 19:00:00 : Se vende todo lo que se tiene
2024-01-01 19:00:00 : Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2024-01-01 19:00:00 : Algorithm Id:(02bb30e9f008debf7361e73cfa68803f) completed in 2.07 seconds at 8k data points per second. Processing total of 15,636 data points.
```

Nota: Elaboración propia

Figura A1. 20: BTCUSD (Periodo 2024 - 2025)

Equity	Fees	Holdings	Net Profit	PSR	Return	Unrealized	Volume
$100,000.00	-$0.00	$0.00	$0.00	0%	0.00 %	$0.00	$0.00

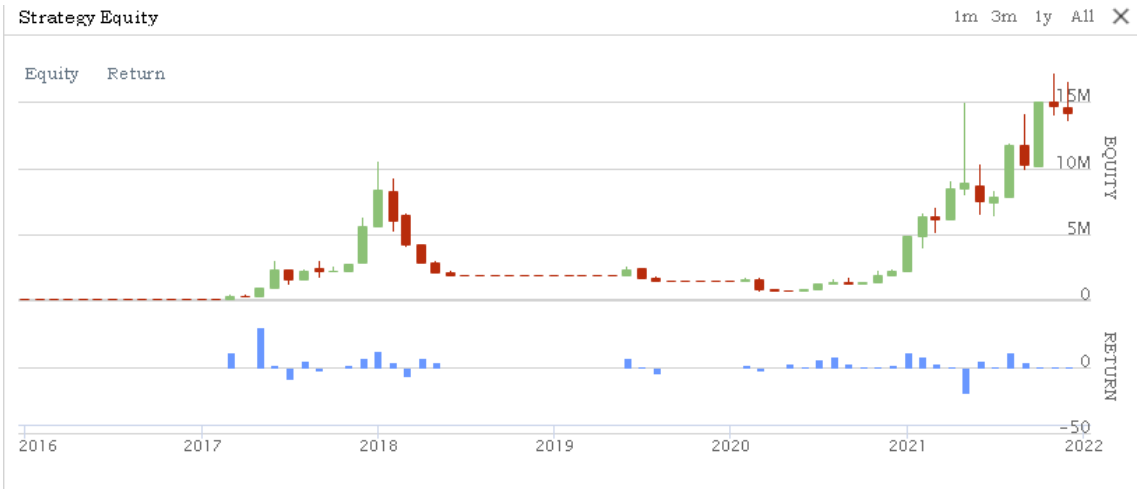


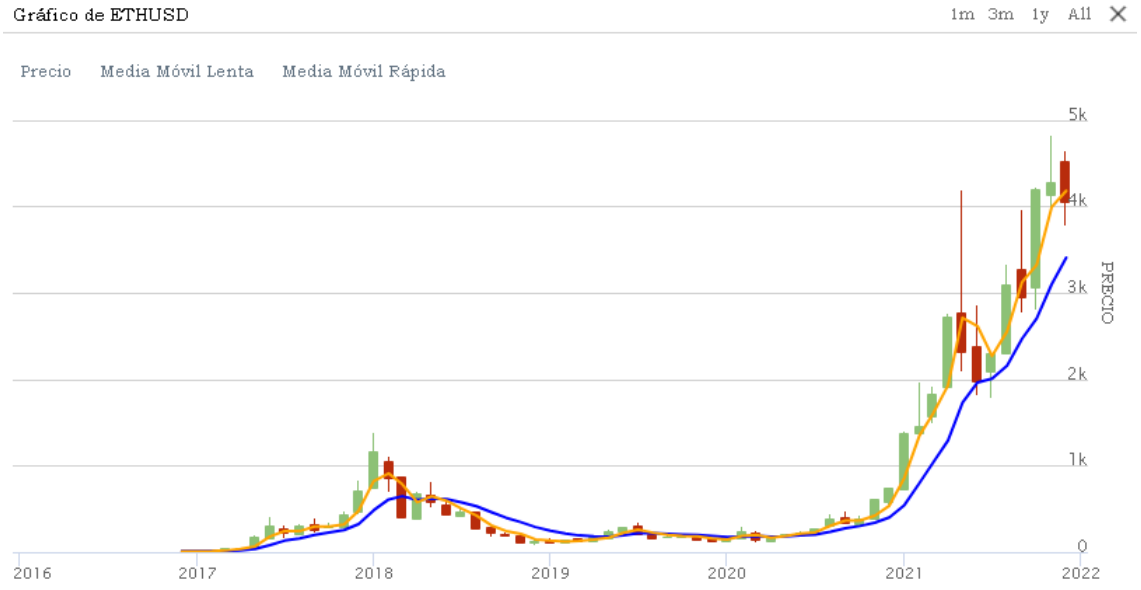


Nota: Elaboración propia

Figura A1. 21: ETHUSD (Periodo 2016 - 2021)







PSR	83.359%	Sharpe Ratio	2.662
Total Orders	10	Average Win	2305.72%
Average Loss	-35.60%	Compounding Annual Return	128.671%
Drawdown	93.600%	Expectancy	25.306
Start Equity	100000	End Equity	14388598.10
Net Profit	14288.598%	Sortino Ratio	2.945
Loss Rate	60%	Win Rate	40%
Profit-Loss Ratio	64.76	Alpha	1.83
Beta	0.576	Annual Standard Deviation	0.862
Annual Variance	0.743	Information Ratio	1.783
Tracking Error	0.835	Treynor Ratio	3.983
Total Fees	$28470.10	Estimated Strategy Capacity	$13000000000000000000.00
Lowest Capacity Asset	ETHUSD 2XR	Portfolio Turnover	0.45%
Drawdown Recovery	1203		

Overview | Report | Orders | Trades | Insights | Logs | Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
+ 2017-02-23 19:00:00	ETHUSD	Buy Market	Fill: $13.22 USD	7543.56258243	Filled	
+ 2018-04-05 20:00:00	ETHUSD	Sell Market	Fill: $381.54 USD	-7536.01901984	Filled	
+ 2018-05-04 20:00:00	ETHUSD	Buy Market	Fill: $783.02 USD	3655.95766819	Filled	
+ 2018-06-11 20:00:00	ETHUSD	Sell Market	Fill: $531.67 USD	-3652.30171052	Filled	
+ 2019-05-20 20:00:00	ETHUSD	Buy Market	Fill: $252.37 USD	7703.85013089	Filled	
+ 2019-08-25 20:00:00	ETHUSD	Sell Market	Fill: $186.59 USD	-7696.14628076	Filled	
+ 2020-02-11 19:00:00	ETHUSD	Buy Market	Fill: $237.99 USD	6030.82138147	Filled	
+ 2020-03-22 20:00:00	ETHUSD	Sell Market	Fill: $122.29 USD	-6024.79056009	Filled	
+ 2020-05-04 20:00:00	ETHUSD	Buy Market	Fill: $206.87 USD	3569.65142433	Filled	
+ 2021-12-27 19:00:00	ETHUSD	Sell Market	Fill: $4,038.17 USD	-3566.08177291	Filled	Liquidated

Backtest Logs

Filter logs | Download Logs

```
                    Launching analysis for 7d29f2a710a386952b172b9e055c8d53 with LEAN Engine v2.5.0.0.17759
2015-06-14 20:00:00 : Algorithm starting warm up...
2016-01-01 00:00:00 : QCAlgorithm.PostInitialize(): Warning: Using a security benchmark of a different timezone (UTC) than the algorithm TimeZone (America/New_York) may lead to skewed and incorrect statistics. Use a higher resolution than daily to minimize.
2016-01-01 00:00:00 : Algorithm finished warming up.
2017-02-23 19:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2017-02-23. Se va a comprar a 13.21. Media Rápida: 11.22 | Media Lenta: 11.18
2017-02-23 19:00:00 : When buying currency pairs, using Cash account types, fees in base currency will be deducted from the filled quantity so virtual positions reflect actual holdings.
2018-04-05 20:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2018-04-05. Se va a vender a 381.55. Media Rápida: 615.91 | Media Lenta: 619.14
2018-04-05 20:00:00 : Warning: Due to brokerage limitations, orders will be rounded to the nearest lot size of 0.00000001
2018-05-04 20:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2018-05-04. Se va a comprar a 783.01. Media Rápida: 611.07 | Media Lenta: 609.72
2018-06-11 20:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2018-06-11. Se va a vender a 531.68. Media Rápida: 616.24 | Media Lenta: 618.42
2019-05-20 20:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2019-05-20. Se va a comprar a 252.22. Media Rápida: 182.98 | Media Lenta: 182.03
2019-08-25 20:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2019-08-25. Se va a vender a 186.59. Media Rápida: 217.05 | Media Lenta: 217.34
2020-02-11 19:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2020-02-11. Se va a comprar a 237.98. Media Rápida: 176.32 | Media Lenta: 176.17
2020-03-22 20:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2020-03-22. Se va a vender a 122.42. Media Rápida: 183.68 | Media Lenta: 185.24
2020-05-04 20:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2020-05-04. Se va a comprar a 206.86. Media Rápida: 180.36 | Media Lenta: 180.08
2021-12-27 19:00:00 : Se vende todo lo que se tiene
2022-01-01 19:00:00 : Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2022-01-01 19:00:00 : Algorithm Id:(7d29f2a710a386952b172b9e055c8d53) completed in 1.97 seconds at 16k data points per second. Processing total of 30,836 data points.
```

Nota: Elaboración propia

Figura A1. 22: ETHUSD (Periodo 2022 - 2023)

Equity	Fees	Holdings	Net Profit	PSR	Return	Unrealized	Volume
$122,845.90	-$417.18	$0.00	$22,845.91	23.927%	22.85 %	$0.00	$416,986.40

Strategy Equity



Gráfico de ETHUSD



PSR	23.927%	Sharpe Ratio	0.421
Total Orders	4	Average Win	25.66%
Average Loss	-2.26%	Compounding Annual Return	10.824%
Drawdown	22.800%	Expectancy	5.182
Start Equity	100000.00	End Equity	122845.90
Net Profit	22.846%	Sortino Ratio	0.39
Loss Rate	50%	Win Rate	50%
Profit-Loss Ratio	11.36	Alpha	0.11
Beta	0.179	Annual Standard Deviation	0.28
Annual Variance	0.079	Information Ratio	0.144
Tracking Error	0.495	Treynor Ratio	0.661
Total Fees	$417.18	Estimated Strategy Capacity	$110000000000000000.00
Lowest Capacity Asset	ETHUSD 2XR	Portfolio Turnover	0.55%
Drawdown Recovery	21		

Overview | Report | Orders | Trades | Insights | Logs | Code

Download Orders

Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
+ 2023-02-19 19:00:00	ETHUSD	Buy Market	Fill: $1,680.39 USD	59.30764988	Filled	
+ 2023-08-31 20:00:00	ETHUSD	Sell Market	Fill: $1,645.57 USD	-59.24834223	Filled	
+ 2023-11-08 19:00:00	ETHUSD	Buy Market	Fill: $1,888.85 USD	51.56509684	Filled	
+ 2023-12-27 19:00:00	ETHUSD	Sell Market	Fill: $2,380.49 USD	-51.51353174	Filled	Liquidated

Backtest Logs — Filter logs — Download Logs

```
                    Launching analysis for 5f9b717386ec3c5918ff66d83b5f0975 with LEAN Engine v2.5.0.0.17759
2021-06-14 20:00:00 : Algorithm starting warm up...
2022-01-01 00:00:00 : QCAlgorithm.PostInitialize(): Warning: Using a security benchmark of a different timezone (UTC) than the algorithm TimeZone (America/New_York) may lead to skewed and incorrect statistics. Use a higher resolution than daily to minimize.
2022-01-01 00:00:00 : Algorithm finished warming up.
2023-02-19 19:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2023-02-19. Se va a comprar a 1680.23. Media Rápida: 1533.52 | Media Lenta: 1532.60
2023-02-19 19:00:00 : When buying currency pairs, using Cash account types, fees in base currency will be deducted from the filled quantity so virtual positions reflect actual holdings.
2023-08-31 20:00:00 : La media móvil rápida cayó bajo la lenta en: 2023-08-31. Se va a vender a 1645.58. Media Rápida: 1771.39 | Media Lenta: 1773.32
2023-08-31 20:00:00 : Warning: Due to brokerage limitations, orders will be rounded to the nearest lot size of 0.00000001
2023-11-08 19:00:00 : La media móvil rápida superó a la lenta en: 2023-11-08. Se va a comprar a 1888.84. Media Rápida: 1729.36 | Media Lenta: 1726.94
2023-12-27 19:00:00 : Se vende todo lo que se tiene
2024-01-01 19:00:00 : Archivo CSV guardado en ObjectStore.
2024-01-01 19:00:00 : Algorithm Id:(5f9b717386ec3c5918ff66d83b5f0975) completed in 1.04 seconds at 16k data points per second. Processing total of 16,573 data points.
```

Nota: Elaboración propia

Figura A1. 23: ETHUSD (Periodo 2024 - 2025)

$79,573.24	-$337.64	$0.00	$-20,426.76	5.804%	-20.43 %	$0.00	$337,463.16
Equity	Fees	Holdings	Net Profit	PSR	Return	Unrealized	Volume



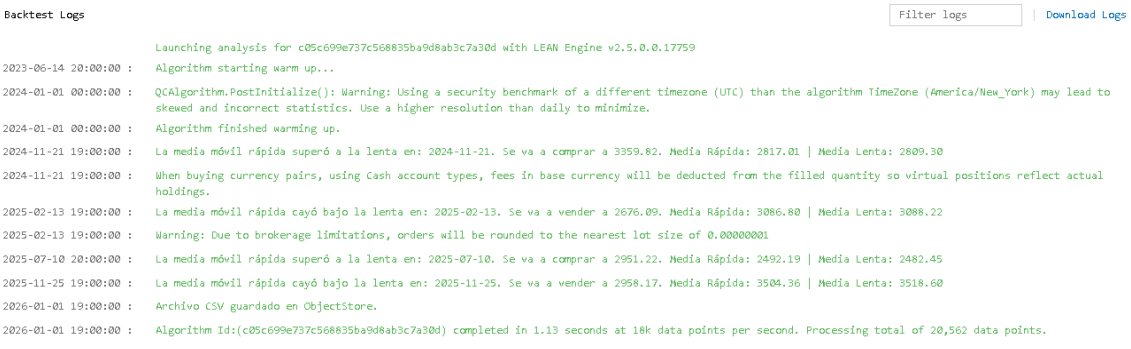


PSR	5.804%	Sharpe Ratio	-0.255
Total Orders	4	Average Win	0.01%
Average Loss	-20.42%	Compounding Annual Return	-10.771%
Drawdown	42.700%	Expectancy	-0.500
Start Equity	100000.00	End Equity	79573.24
Net Profit	-20.427%	Sortino Ratio	-0.229
Loss Rate	50%	Win Rate	50%
Profit-Loss Ratio	0.00	Alpha	-0.214
Beta	0.234	Annual Standard Deviation	0.379
Annual Variance	0.143	Information Ratio	-1.164
Tracking Error	0.515	Treynor Ratio	-0.414
Total Fees	$337.64	Estimated Strategy Capacity	$43000000000000000.00
Lowest Capacity Asset	ETHUSD 2XR	Portfolio Turnover	0.54%
Drawdown Recovery	246		

Overview Report Orders Trades Insights Logs Code

Download Orders

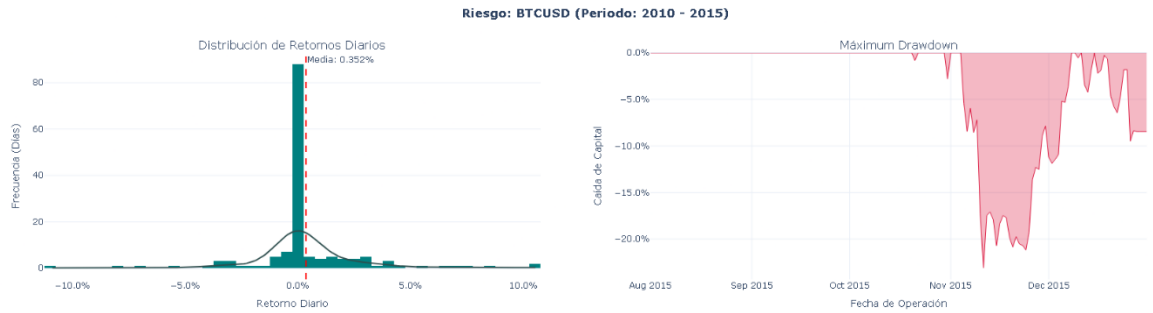
Date Time	Symbol	Type	Price	Quantity	Status	Tag
+ 2024-11-21 19:00:00	ETHUSD	Buy Market	Fill: $3,359.90 USD	29.65947526	Filled	
+ 2025-02-13 19:00:00	ETHUSD	Sell Market	Fill: $2,676.19 USD	-29.62981578	Filled	
+ 2025-07-10 20:00:00	ETHUSD	Buy Market	Fill: $2,951.87 USD	26.86507979	Filled	
+ 2025-11-25 19:00:00	ETHUSD	Sell Market	Fill: $2,958.17 USD	-26.83821471	Filled	



Nota: Elaboración propia

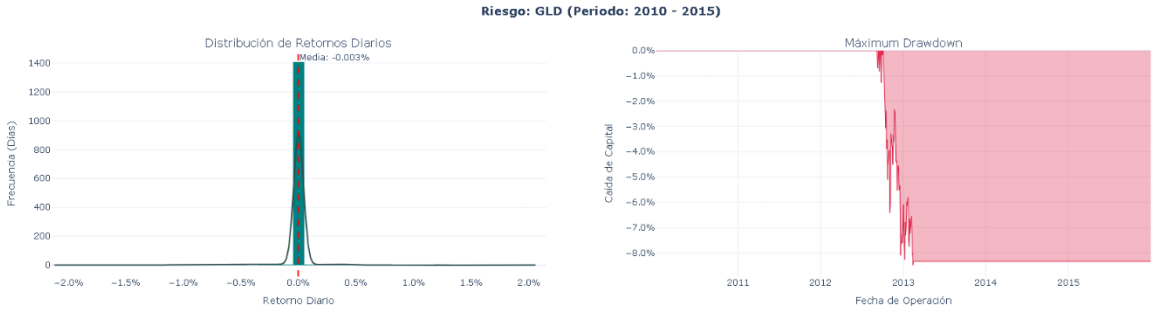
ANEXO 2: DISTRIBUCIÓN DE RETORNOS DIARIOS Y MÁXIMUM DRAWDOWN POR ESCENARIO

Figura A2. 1: Desempeño y perfil de riesgo BTCUSD (Periodo 2010 - 2015)



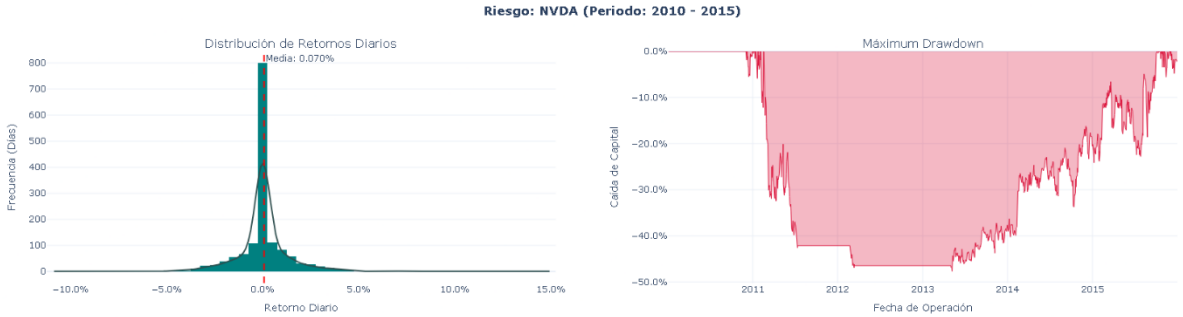
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 2: Desempeño y perfil de riesgo GLD (Periodo 2010 - 2015)



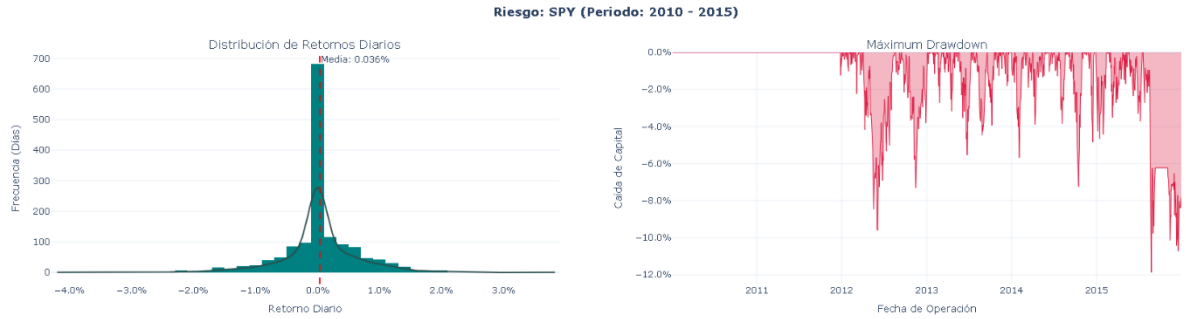
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 3: Desempeño y perfil de riesgo NVDA (Periodo 2010 - 2015)



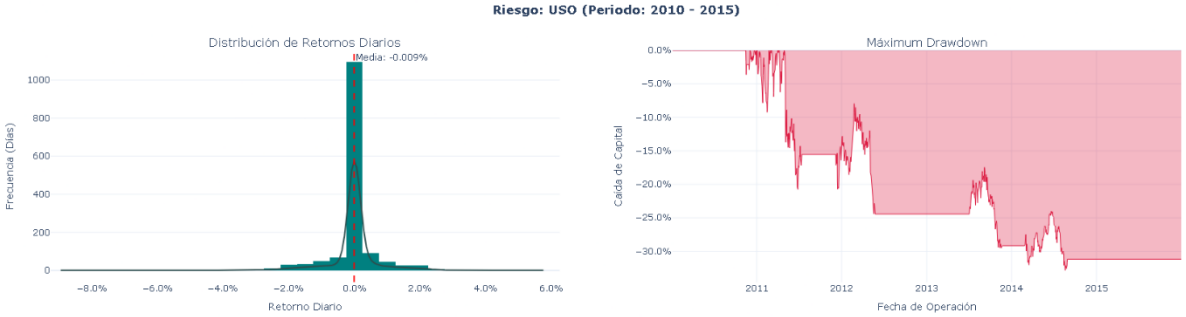
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 4: Desempeño y perfil de riesgo SPY (Periodo 2010 - 2015)



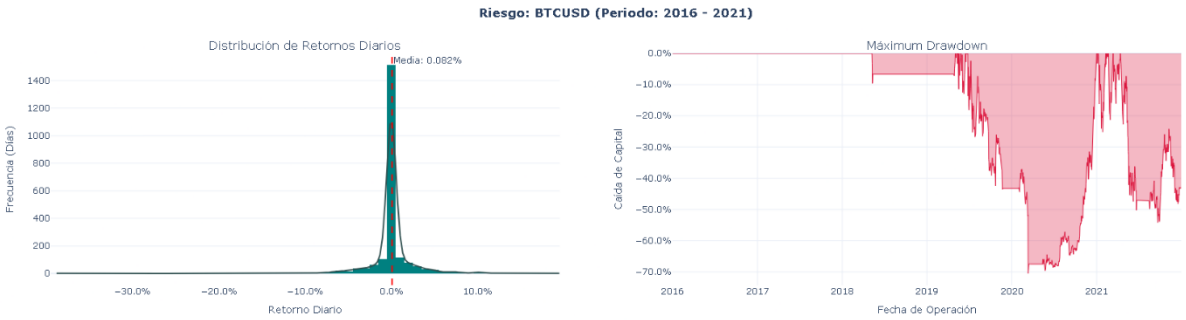
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 5: Desempeño y perfil de riesgo USO (Periodo 2010 - 2015)



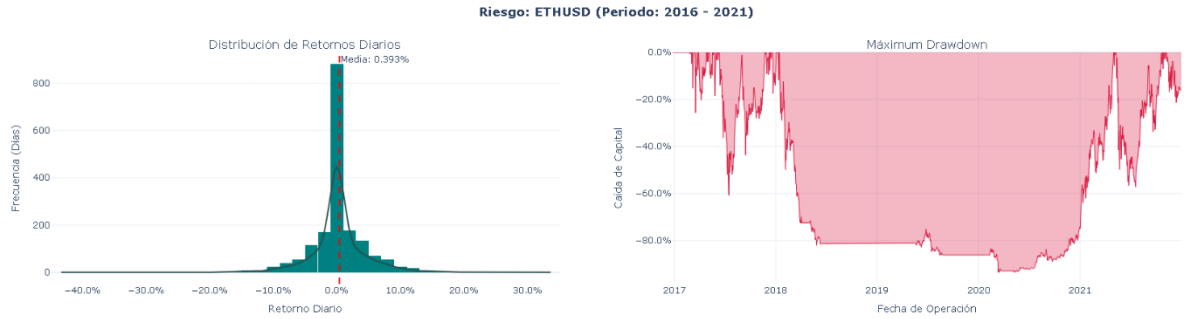
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 6: Desempeño y perfil de riesgo BTCUSD (Periodo 2016 - 2021)



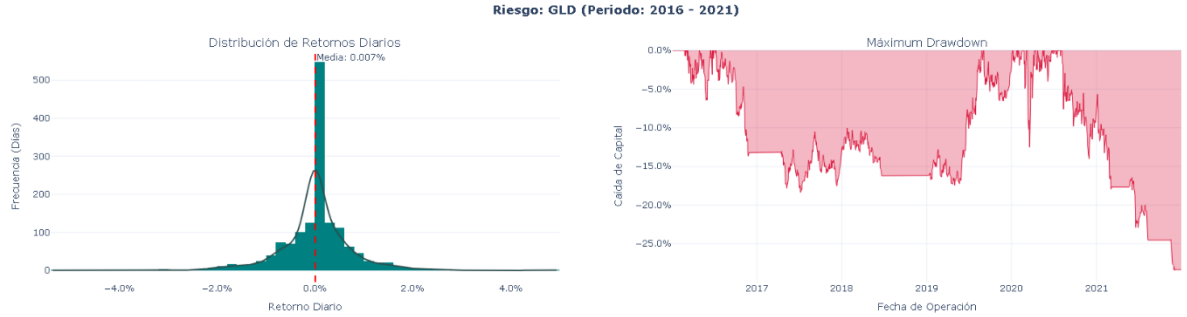
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 7: Desempeño y perfil de riesgo ETHUSD (Periodo 2016 - 2021)



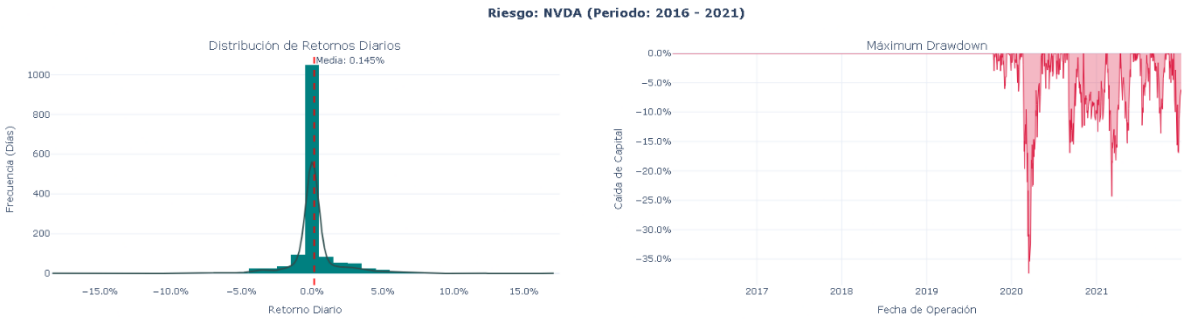
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 8: Desempeño y perfil de riesgo GLD (Periodo 2016 - 2021)



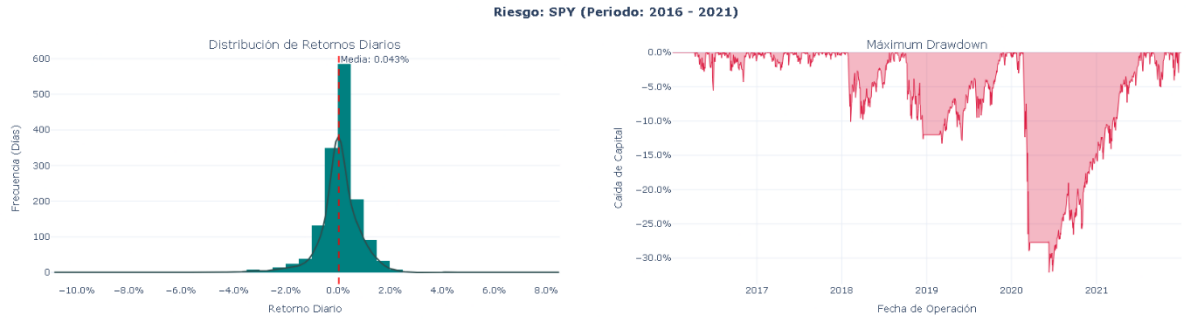
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 9: Desempeño y perfil de riesgo NVDA (Periodo 2016 - 2021)



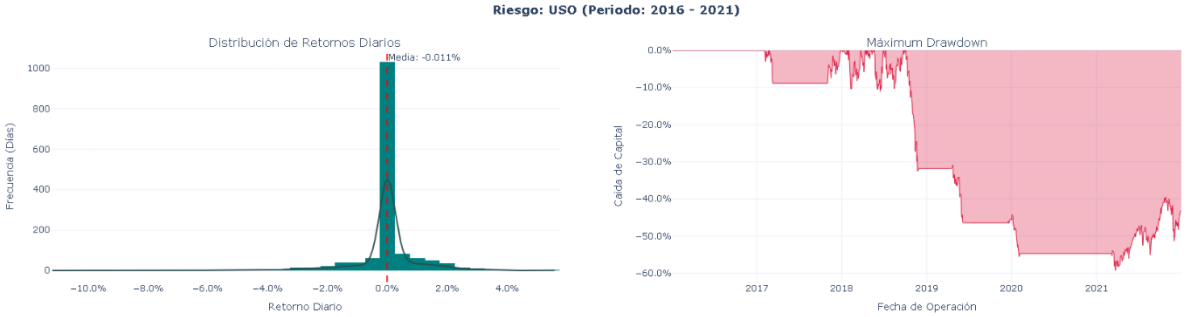
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 10: Desempeño y perfil de riesgo SPY (Periodo 2016 - 2021)



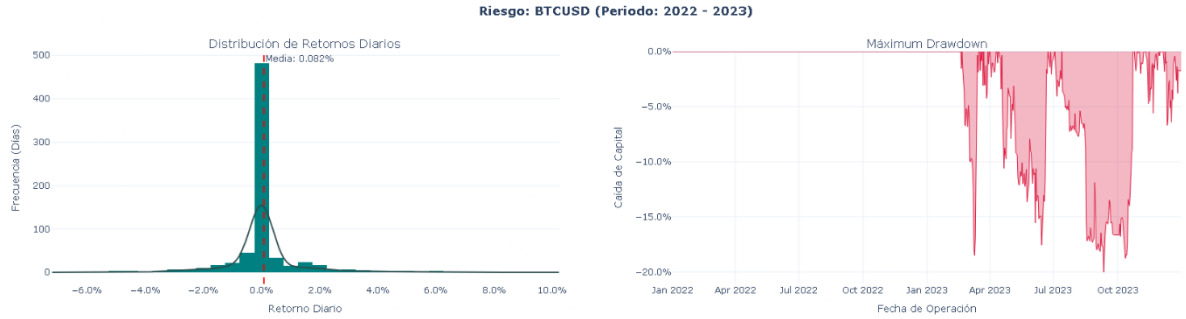
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 11: Desempeño y perfil de riesgo USO (Periodo 2016 - 2021)



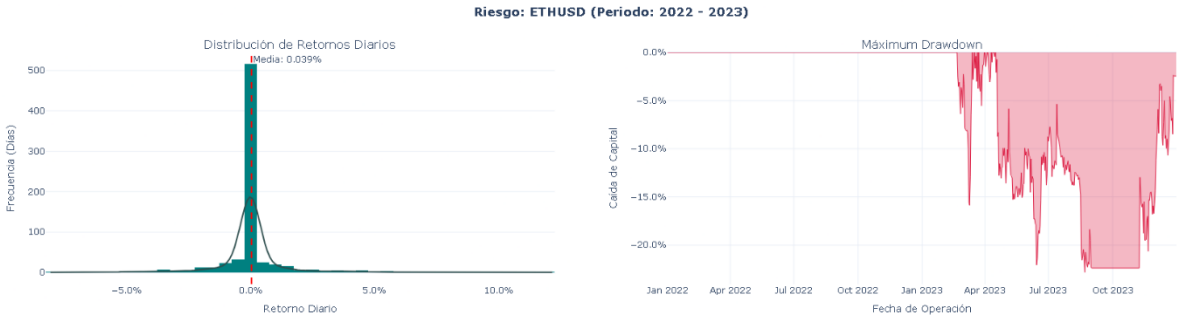
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 12: Desempeño y perfil de riesgo BTCUSD (Periodo 2022 - 2023)



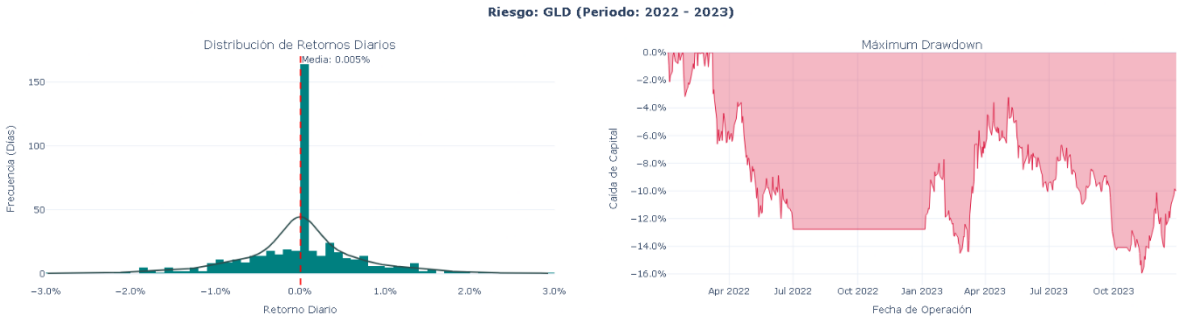
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 13: Desempeño y perfil de riesgo ETHUSD (Periodo 2022 - 2023)



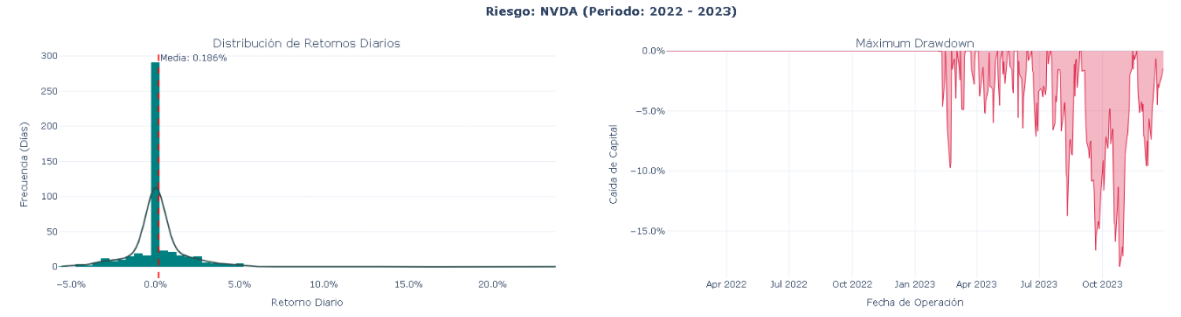
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 14: Desempeño y perfil de riesgo GLD (Periodo 2022 - 2023)



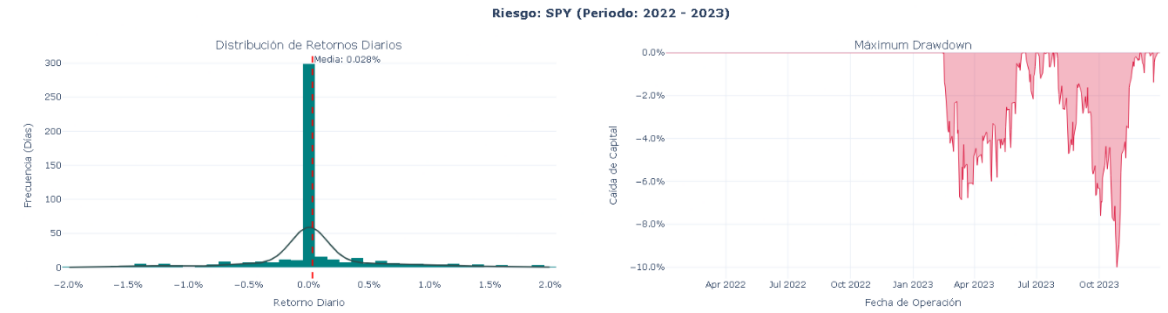
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 15: Desempeño y perfil de riesgo NVDA (Periodo 2022 - 2023)



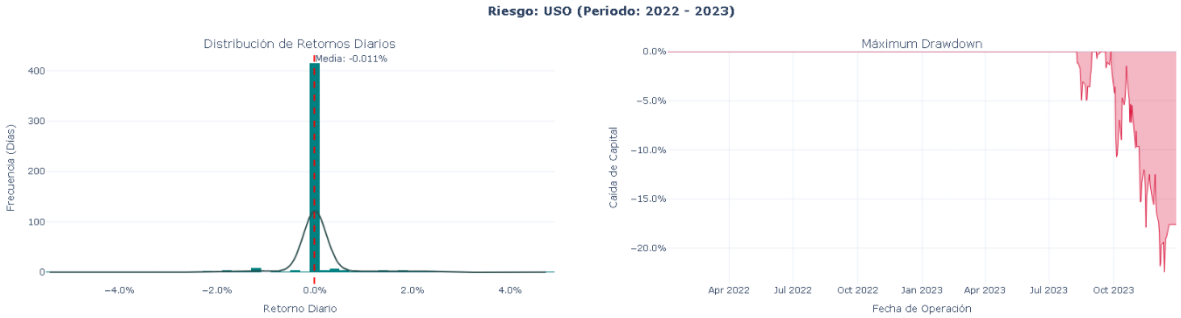
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 16: Desempeño y perfil de riesgo SPY (Periodo 2022 - 2023)



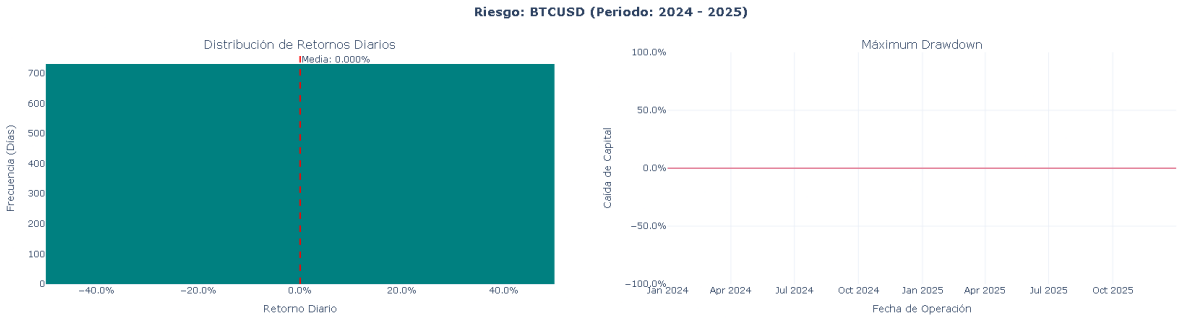
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 17: Desempeño y perfil de riesgo USO (Periodo 2022 - 2023)



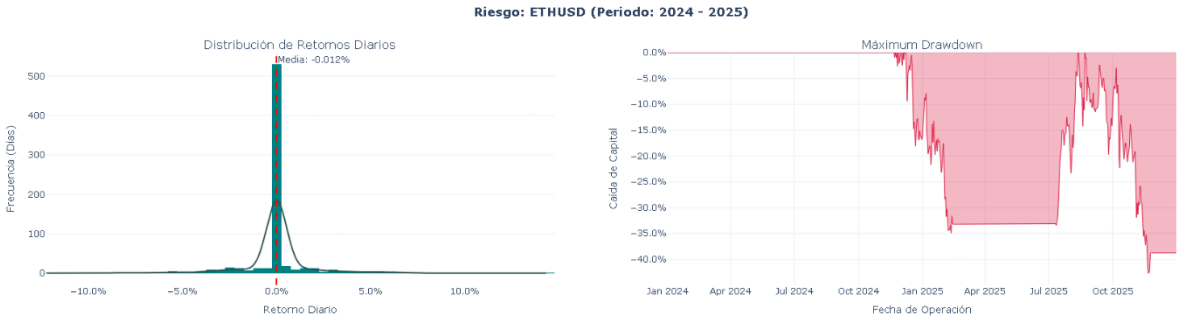
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 18: Desempeño y perfil de riesgo BTCUSD (Periodo 2024 - 2025)



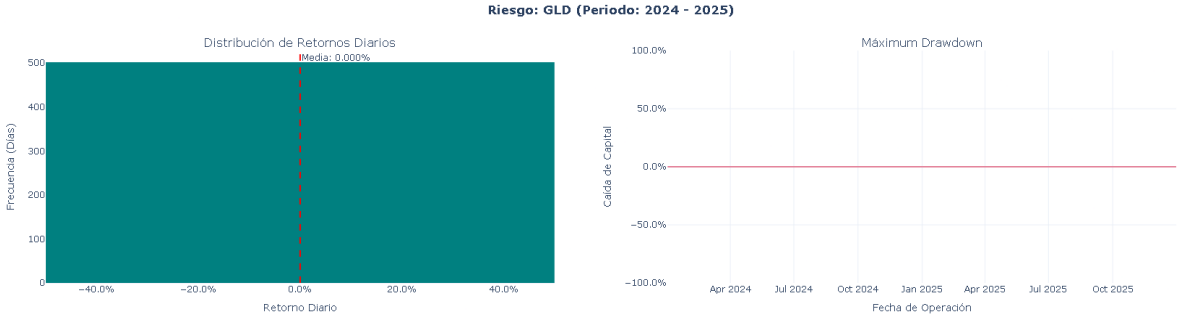
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 19: Desempeño y perfil de riesgo ETHUSD (Periodo 2024 - 2025)



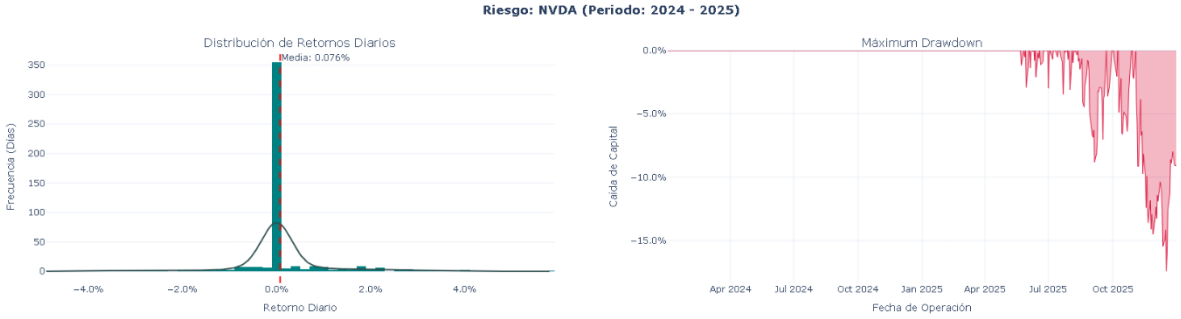
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 20: Desempeño y perfil de riesgo GLD (Periodo 2024 - 2025)



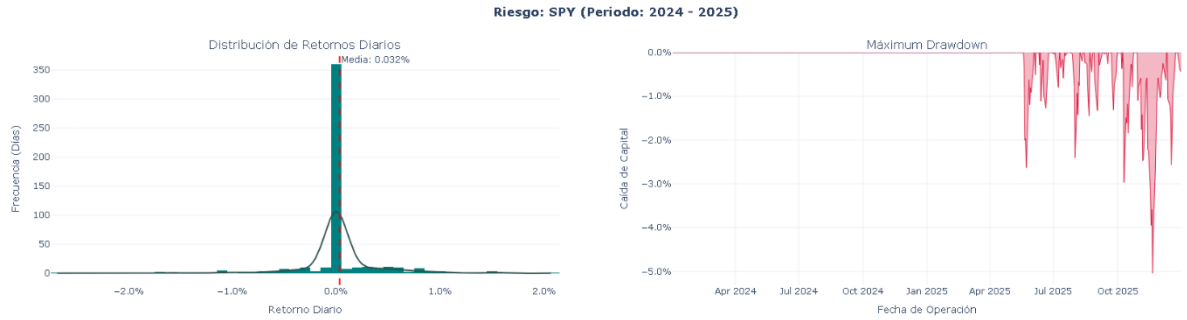
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 21: Desempeño y perfil de riesgo NVDA (Periodo 2024 - 2025)



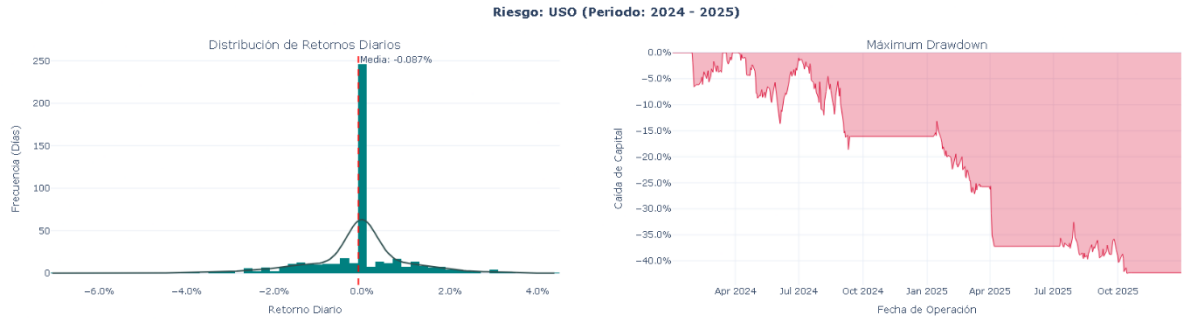
Nota: Elaboración propia

Figura A2. 22: Desempeño y perfil de riesgo SPY (Periodo 2024 - 2025)



Nota: Elaboración propia

Figura A2. 23: Desempeño y perfil de riesgo USO (Periodo 2024 - 2025)



Nota: Elaboración propia

ANEXO 3: LINK AL REPOSITORIO EN GITHUB DEL CÓDIGO

Link: https://github.com/NicoGuevara20/TesisGrado.git