

INSTITUTO TECNOLÓGICO Y DE ESTUDIOS SUPERIORES DE OCCIDENTE

Departamento de Matemáticas y Física

Desarrollo tecnológico y generación de riqueza sustentable

PROYECTO DE APLICACIÓN PROFESIONAL (PAP)

**Programa de Modelación Matemática para el Desarrollo de Planes y
Proyectos de negocio**



4J05 Optimización de Programas de Inversión en Intermediarios Financieros

Estrategia de Rotación Sectorial

PRESENTAN

Programas educativos y Estudiantes

Ing. Financiera. Óscar Uriel Alvarado Garnica.

Ing. Financiera. Diego Emilio Enríquez Nares.

Ing. Financiera. José Alfonso Martínez Ramírez.

Ing. Financiera. Juan Antonio Múgica Liparoli.

Profesor PAP: Sean Nicolás González Vázquez

Tlaquepaque, Jalisco, noviembre de 2024

ÍNDICE

Contenido

REPORTE PAP	3
Presentación Institucional de los Proyectos de Aplicación Profesional	3
Resumen.....	3
1. Introducción	4
1.1. Objetivos	4
1.2. Justificación.....	5
1.3 Antecedentes.....	5
1.4. Contexto	6
2. Desarrollo	7
2.1. Sustento teórico y metodológico.....	7
2.2. Planeación y seguimiento del proyecto.....	8
Rotación Sectorial.....	11
Naturaleza de los Activos	12
Indicadores Económicos.....	13
Fases de la Economía	14
Asset Rotation	15
Metodología General	16
Análisis Exploratorio de Datos	17
3. Resultados del Trabajo Profesional	25
Modelo.....	25
Entrenamiento	28
Optimización de Hiper-parámetros.....	29
Optimización del modelo XGBoost	30
Optimización de la Red Neuronal Multicapa	31
Generalización de Modelos	32

Métricas de Desempeño.....	33
Selección del Modelo.....	40
Identificación de Tendencia Esperada.....	42
Selección de Estrategias de Inversión	43
Implementación	43
Backtesting Dinámico.....	44
4. Reflexiones del alumno o alumnos sobre sus aprendizajes, las implicaciones éticas y los aportes sociales del proyecto	56
• Innovación y Transformación Social	59
• Impacto y Beneficiarios	59
• Sostenibilidad y Futuro	60
5. Conclusiones.....	68
6. Bibliografía.....	69
Anexos	70

REPORTE PAP

Presentación Institucional de los Proyectos de Aplicación Profesional

Los Proyectos de Aplicación Profesional (PAP) son una modalidad educativa del ITESO en la que el estudiante aplica sus saberes y competencias socio-profesionales para el desarrollo de un proyecto que plantea soluciones a problemas de entornos reales. Su espíritu está dirigido para que el estudiante ejerza su profesión mediante una perspectiva ética y socialmente responsable.

A través de las actividades realizadas en el PAP, se acreditan el servicio social y la opción terminal. Así, en este reporte se documentan las actividades que tuvieron lugar durante el desarrollo del proyecto, sus incidencias en el entorno, y las reflexiones y aprendizajes profesionales que el estudiante desarrolló en el transcurso de su labor.

Resumen

Este proyecto de aplicación profesional (PAP), “Estrategias de rotación sectorial” presenta el desarrollo de un modelo matemático orientado a anticipar las fases del ciclo financiero y optimizar la rotación sectorial en estrategias de inversión, maximizando el rendimiento ajustado al riesgo. Para ello, se analiza la relación de indicadores económicos adelantados como el BCI, CCI, CLI y GDP con el índice S&P500 (SPY) como referencia de mercado.

La metodología empleada incluye un análisis exploratorio de datos para identificar patrones, la construcción de un modelo multiclase y la implementación de modelos predictivos, incluyendo Regresión Logística, XGBoost y una Red Neuronal Multicapa (MLP) con activación RELU. La implementación de parámetros e hiperparámetros se realizó mediante técnicas avanzadas, garantizando la precisión y capacidad predictiva de los modelos. Se implementó una estrategia de rotación sectorial que ajusta la exposición a activos pro-cíclicos y anti-cíclicos según las predicciones del modelo. El proceso de backtesting dinámico evaluó el desempeño de la estrategia en comparación con el

benchmark (S&P500) mediante diversas métricas de desempeño, optimizando el portafolio mediante el Ratio de Sharpe para gestionar eficientemente el riesgo y maximizar la relación entre riesgo y retorno. El proyecto busca comprender y analizar nuevas metodologías para la creación y modificación de estrategias de inversión que puedan predecir el comportamiento de activos financieros, con el objetivo de encontrar resultados más favorables que estrategias y métodos tradicionales.

1. Introducción

1.1. Objetivos

- Desarrollo de una estrategia de rotación sectorial, ajustando la ponderación del portafolio en activos pro-cíclicos y anti-cíclicos según las condiciones económicas previstas.
- Implementación de un modelo matemático basado en indicadores económicos adelantados, como el Business Confidence Index (BCI) y el Composite Leading Indicator (CLI), para determinar la sobre-ponderación, sub-ponderación o postura neutral en activos pro-cíclicos.
- Optimización de parámetros e hiperparámetros del modelo para maximizar el rendimiento, validando su eficacia mediante backtesting con datos históricos en comparación con el benchmark SPY, utilizando métricas de desempeño como el Ratio de Sharpe, volatilidad del portafolio, riesgo a la alza, riesgo a la baja, Ratio de Sortino y Alpha de Jensen para una gestión eficiente del riesgo y rendimiento.

1.2. Justificación

El desarrollo de este proyecto es importante tanto a nivel disciplinario como social; Disciplinariamente, ofrece un enfoque basado en modelos matemáticos y técnicas de aprendizaje automático para optimizar estrategias de inversión mediante la rotación sectorial, anticipando las fases del ciclo económico. Este enfoque es crucial en un entorno financiero complejo y volátil, donde los gestores de portafolios deben ajustar rápidamente la asignación de activos para maximizar el rendimiento y minimizar los riesgos.

A nivel social, se espera que el proyecto beneficie a inversores y organizaciones al proporcionar herramientas que optimicen el rendimiento ajustado al riesgo. La implementación de esta estrategia puede ayudar a mitigar riesgos durante períodos de crisis económica, ofreciendo soporte sólido para decisiones financieras informadas y promoviendo una gestión más segura de los recursos y del capital, con un impacto positivo en la estabilidad económica.

1.3 Antecedentes

En los últimos años, el entorno financiero ha mostrado una volatilidad creciente y cambios abruptos, impulsados por crisis globales, políticas monetarias fluctuantes y eventos con incertidumbre. Estas circunstancias han resaltado la necesidad de desarrollar estrategias de inversión más eficientes que permitan a los gestores de portafolios anticiparse a las fases del ciclo económico y ajustar las decisiones de inversión en consecuencia. Sin embargo, los métodos tradicionales a menudo no capturan completamente las interacciones complejas entre los indicadores económicos y el comportamiento del mercado.

Con los avances tecnológicos y el desarrollo de nuevas técnicas de análisis de datos, es posible mejorar la precisión y adaptabilidad de estas estrategias. Este proyecto se centra en abordar estas limitaciones mediante la implementación de un modelo que emplea indicadores económicos adelantados para guiar estrategias de rotación sectorial para

ponderar de una forma alternativa a lo convencional un portafolio. A lo largo de su evolución, se ha trabajado en identificar indicadores clave, optimizar modelos predictivos, y desarrollar una estrategia robusta que facilite una gestión más efectiva de riesgos y permita aprovechar oportunidades en un entorno económico dinámico.

1.4. Contexto

El proyecto se lleva a cabo en un entorno de alta incertidumbre y volatilidad en los mercados financieros globales, caracterizado por fluctuaciones económicas, políticas monetarias cambiantes, tensiones geopolíticas y crisis que afectan las inversiones. Estos eventos alteran la confianza de los consumidores y empresas, afectan las tasas de crecimiento económico y modifican las condiciones del mercado laboral, generando la necesidad de estrategias de inversión adaptativas.

En este contexto, los gestores de portafolios deben utilizar información económica relevante y modelos avanzados para anticipar las fases del ciclo económico y ajustar sus decisiones para minimizar riesgos. Aunque las tecnologías modernas han permitido el desarrollo de herramientas más precisas, muchas organizaciones aún enfrentan desafíos técnicos y de implementación.

Este proyecto se enfoca en ofrecer soluciones integradas que combinen predicciones precisas con un enfoque adaptativo, utilizando optimización de parámetros y backtesting con datos históricos. Esto permite gestionar de manera eficiente los riesgos y aprovechar las oportunidades en un entorno económico global en constante cambio.

2. Desarrollo

2.1. Sustento teórico y metodológico

El proyecto emplea indicadores económicos clave. El *Business Confidence Index* (BCI) mide la confianza de las empresas en la economía, lo que puede predecir cambios en la inversión empresarial. El *Consumer Confidence Index* (CCI) evalúa la percepción de los consumidores sobre la situación económica, influyendo en sus decisiones de gasto. El *Composite Leading Indicator* (CLI) es un índice compuesto de varios indicadores que tienden a cambiar antes que la economía general, proporcionando señales tempranas de expansión o contracción. El Producto Interno Bruto (GDP) mide el valor total de los bienes y servicios producidos en un país y actúa como un indicador rezagado, reflejando el estado pasado de la economía. En cuanto al enfoque metodológico, el proyecto utiliza técnicas de machine learning para desarrollar un modelo multiclase que clasifica las fases del ciclo económico. Se lleva a cabo un análisis exploratorio de datos (EDA) para detectar patrones y anomalías, proporcionando una base sólida para el modelado. Los modelos seleccionados incluyen:

- **Regresión Logística:** Un modelo estadístico simple y eficiente utilizado como benchmark. La Regresión Logística es ideal para problemas de clasificación y estima la probabilidad de que un evento pertenezca a una de varias categorías, basándose en la relación entre las variables predictoras y la variable objetivo.
- **XGBoost:** Un algoritmo basado en árboles de decisión que es altamente eficiente y se destaca en tareas de clasificación. XGBoost utiliza técnicas de boosting para combinar varios árboles débiles en un modelo más fuerte, mejorando la precisión y manejando eficientemente los datos complejos.
- **Red Neuronal Multicapa (MLP):** Un modelo avanzado de aprendizaje automático que es capaz de capturar relaciones no lineales complejas. Utiliza capas ocultas y una función de activación ReLU (Rectified Linear Unit) para aprender patrones de los datos de entrenamiento, haciendo que sea útil en problemas donde las relaciones entre las variables son intrincadas.

El proceso de entrenamiento y validación se lleva a cabo dividiendo los datos en conjuntos de entrenamiento y prueba. La precisión (accuracy) es la métrica principal utilizada para evaluar y comparar los modelos. Se emplean técnicas de validación cruzada (k-fold cross-validation) para asegurar que los modelos puedan generalizar bien en datos no vistos, minimizando el riesgo de sobreajuste. Además, se utilizan métricas adicionales como el F1-score, precision, recall, y curvas AUC-ROC para evaluar el rendimiento de los modelos en términos de clasificación de las fases económicas.

La optimización de la estrategia de inversión se realiza mediante el Ratio de Sharpe, que mide el rendimiento ajustado al riesgo de un portafolio. Esta métrica permite evaluar la eficiencia del portafolio en términos de retorno obtenido por unidad de riesgo asumido. La implementación incluye backtesting con datos históricos para comparar el desempeño de la estrategia frente al benchmark (el S&P 500), validando así la robustez y eficacia del modelo en diferentes escenarios económicos.

2.2. Planeación y seguimiento del proyecto

- Descripción del proyecto

El proyecto se enfoca en desarrollar un modelo que permita optimizar la rotación sectorial en estrategias de inversión, anticipando las fases del ciclo económico. La solución es pertinente debido a la necesidad de estrategias adaptativas en un entorno financiero caracterizado por alta volatilidad y cambios rápidos. Utilizando indicadores económicos adelantados como el Business Confidence Index (BCI), el Consumer Confidence Index (CCI), el Composite Leading Indicator (CLI) y el Producto Interno Bruto (GDP), el proyecto ajusta de manera eficiente la asignación de activos, maximizando el rendimiento ajustado al riesgo. El modelo predice cuándo sobreponderar sectores pro-cíclicos, mantenerse neutral o sub-ponderar, generando así decisiones de inversión más informadas.

La intervención incluye varias etapas: la recopilación y análisis de datos, el entrenamiento y validación de modelos (Regresión Logística, XGBoost, y Red

Neuronal Multicapa), y la implementación de un algoritmo de backtesting que simula la ejecución de estrategias de inversión. Se establecen proporcionalidades en la selección de activos, y la estrategia es ajustada y re-balanceada anualmente, mejorando así la eficiencia y pertinencia de las decisiones de inversión.

- Plan de trabajo

El plan de trabajo para este proyecto se estructuró en torno a una serie de actividades profesionales, técnicas y operativas que fueron esenciales para alcanzar los objetivos y productos diseñados. Entre estas actividades se incluyó la extensa extracción de información confiable y relevante, así como el aprendizaje y la implementación de codificación orientada a objetivos para optimizar y generar de forma adecuada y eficiente los resultados previstos en el proyecto. Se trabajó de manera continua semana a semana en la creación y desarrollo de partes clave del proyecto, cómo por ejemplo: Generar un análisis exploratorio de los indicadores económicos, comparar de forma gráfica los indicadores económicos vs S&P500, proponer un modelo para la estrategia de rotación sectorial usando los indicadores económicos dados, entrenar y validar el modelo, optimizar parámetros e hiperparámetros para encontrar el modelo más adecuado para nuestro conjunto de datos, seleccionar la estrategia de inversión, crear un backtesting dinámico con selección aleatoria de activos, calcular métricas de desempeño de la estrategia y comparar contra nuestro benchmark (S&P500). Estas acciones se llevaron a cabo de manera colaborativa por los cuatro integrantes del equipo, tanto de forma presencial en la biblioteca del ITESO como de manera remota, aprovechando al máximo los recursos disponibles, que incluyeron el uso del internet y nuestras computadoras personales.

En términos de recursos, además de las capacidades individuales del equipo, se utilizó la información recabada de diversas fuentes en línea y las herramientas disponibles en la web. No se requirieron recursos económicos adicionales para la realización del proyecto.

En cuanto a las fechas previstas, el equipo se reunió regularmente durante todo el semestre, aprovechando los martes o jueves de cada semana para discutir ideas, delegar responsabilidades y hacer seguimiento a las entregas predefinidas en el cronograma de la materia (PAP). Estas reuniones, tanto presenciales como virtuales, fueron cruciales para mantener la cohesión del equipo y asegurar el avance constante del proyecto.

- Desarrollo de propuesta de mejora

El siguiente diagrama de flujo (**imagen 1**), representa el proceso a seguir tanto en la parte de la documentación (teoría) como en la parte del código (aplicación práctica) que respalda el desarrollo e implementación del proyecto.

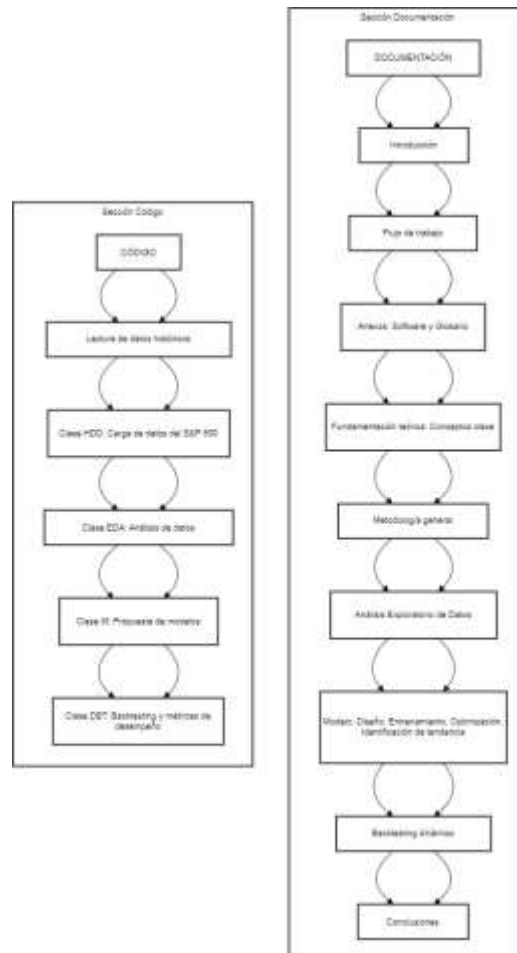


Imagen 1. Diagrama de flujo del proyecto

Rotación Sectorial

La rotación sectorial es una estrategia de inversión que consiste en ajustar portafolios cambiando la asignación de activos financieros entre sectores económicos según la fase del ciclo económico del momento. Imagina que eres un gestor de portafolios y observas que hay cambios en la economía, ya sea por cambios en las tasas de interés, nuevas políticas monetarias de diferentes bancos centrales o también por ser un gestor de portafolios que revisa de forma recurrente los indicadores económicos para entender qué es lo próximo que puede ocurrir en el mercado financiero en base a distintas métricas económicas. En base a un análisis, prevés que en los próximos meses es probable que la economía entre en recesión o que se experimente una expansión económica. Dependiendo de estas condiciones económicas, debes ajustar tu portafolio para maximizar los rendimientos, minimizar las pérdidas y ajustar el riesgo en base a la aversión al riesgo que tienen tus clientes.

Dicha estrategia implica seleccionar y ponderar sectores económicos específicos en el portafolio según la fase del ciclo económico en la que se encuentra la economía. Los mercados financieros tienen tendencias alcistas y bajistas dependiendo las expectativas económicas que tienen los participantes. En base a esto, es importante tener en cuenta que hay momentos donde conviene estar overweight en activos financieros agresivos (pro-cíclicos) y underweight en activos financieros defensivos (anti-cíclicos). Una métrica interesante para saber cuándo un activo financiero es pro-cíclico o anti-cíclico se conoce, como: 'beta' (β), el cual es un indicador que nos alerta cuánto se mueve un activo financiero con respecto al mercado financiero (índice), el significado de la beta varía dependiendo su valor:

- **$\beta = 1$** : El activo se mueve igual que el mercado financiero.
- **$\beta < 1$** : El activo tiene una relación inversa al mercado financiero. Por ejemplo, una beta de 0.40 indica que, si el mercado sube 1, nuestro activo sube menos (0.40), lo que implica menor riesgo sistemático.

- **$\beta > 1$** : El activo se mueve en la misma dirección que el mercado financiero, pero con mayor fuerza, lo que conlleva mayor riesgo sistemático.

Conociendo el ciclo económico, podemos seleccionar activos financieros con alguna beta específica. En periodos de recesión económica, es conveniente optar por activos defensivos con una beta inferior a uno. En tiempos de expansión económica, es preferible elegir activos con una beta igual o superior a uno. Es por eso por lo que un gestor de portafolios puede superar al mercado financiero alternando entre posturas overweight, underweight o neutral en activos agresivos y defensivos, según el ciclo económico en el que se encuentre la economía.

Naturaleza de los Activos

- *Pro-cíclica*: Activo o estrategia financiera que tiende a beneficiarse durante periodos de expansión económica, como el sector industrial o tecnológico. Ponderación alta en activos pro-cíclicos. Este tipo de activos son elásticos, es decir, tienen un gran impacto respecto al cambio de precios o condiciones económicas; presentan una beta (β) > 0.7 . Algunos ejemplos de sectores: Tech, Consumer Discretionary, Financial y Real State.
- *Anti-cíclica*: Activo o estrategia financiera que tiende a tener un buen desempeño durante periodos de recesión económica, como el sector de consumo básico. Ponderación alta en activos anti-cíclicos. Este tipo de activos son inelásticos, es decir, no se ven afectados por cambios o alteraciones generales del mercado; presentan un rango de beta $0 < \beta < 0.70$. Algunos ejemplos de sectores: Consumer Staples, Healthcare, Utilities y Safe-Haven Commodities.

Indicadores Económicos

- 1- *Business Confidence Index (BCI)*: Este indicador económico mide la confianza de las empresas en la economía, lo que refleja su disposición a invertir en nuevos proyectos, contratar empleados, y expandir operaciones. Si las empresas son optimistas sobre el futuro, comenzarán a realizar inversiones antes de que se materialice el crecimiento económico, lo que puede hacer que el BCI se adelante al ciclo económico. Un aumento en la confianza empresarial sugiere un incremento en la actividad económica futura, mientras que una disminución podría indicar una desaceleración.
- 2- *Consumer Confidence Index (CCI)*: Este indicador económico mide la confianza de los consumidores en la economía, lo que afecta directamente sus decisiones de gasto y ahorro. Si los consumidores están confiados en su situación financiera y en el estado de la economía, es probable que aumenten su consumo, impulsando la demanda agregada antes de que se refleje en el crecimiento económico. Por otro lado, si la confianza disminuye, los consumidores pueden recortar sus gastos, lo que podría anticipar una recesión económica.
- 3- *Composite Leading Indicator (CLI)*: Este indicador económico es un índice compuesto que incluye varios indicadores económicos adelantados, como el empleo, los pedidos de manufactura, y los permisos de construcción, entre otros. Estos componentes están seleccionados porque tienden a moverse antes que el ciclo económico general. Al agrupar múltiples indicadores adelantados, el CLI proporciona una señal temprana de cambios en la actividad económica, permitiendo prever fases de expansión o recesión en la economía.
- 4- *Gross Domestic Product (GDP)*: Este indicador económico mide el valor total de los bienes y servicios producidos en una economía durante un período específico. Sin embargo, a diferencia de los otros indicadores, el GDP es un indicador rezagado, ya que refleja el resultado final de la actividad económica en lugar de preverla. Dicho esto, algunos componentes del GDP, como el gasto en inversión y el gasto de los consumidores, pueden contener información sobre tendencias futuras.

Fases de la Economía

- 1- *Macro Bottoming*: En esta fase existe un incremento en las ganancias o utilidades de una empresa o del mercado en general también conocido como 'earnings expansion'. También en el periodo de acumulación el mercado financiero está en una tendencia ascendente, donde los precios de las acciones están subiendo. Esto generalmente ocurre en respuesta a factores positivos como un crecimiento económico sólido, buenas noticias corporativas o políticas económicas favorables, a este término se le conoce como 'rising equity markets'. En esta temporada las condiciones macroeconómicas son desfavorables, existe un sentimiento positivo en el mercado financiero y es momento de inversión en activos financieros con beta alta (pro-cíclicos).
- 2- *Macro Improving*: La economía está en su mejor momento, altas ganancias corporativas, los bancos centrales comienzan a subir las tasas de interés, valuaciones elevadas, las acciones alcanzan su techo, también existe un sentimiento eufórico en el mercado financiero donde todos de recomiendan comprar. Se recomienda comenzar la transición de activos financieros pro-cíclicos a anti-cíclicos.
- 3- *Macro Peaking*: La economía tiene un crecimiento económico insostenible y hay una contracción de la demanda. Existe una disminución de las ganancias empresariales, las tasas de interés se encuentran en máximos históricos, caen los mercados financieros, los inversionistas tienen un sentimiento pesimista del mercado. Se recomienda tener el portafolio compuesto por activos financieros defensivos, es decir, un portafolio compuesto con activos de beta baja y empresas en sectores inelásticos.
- 4- *Macro Declining*: En esta fase económica comienza un período de recesión, caída de ganancias empresariales, se crean políticas económicas expansivas donde inician recortes en las tasas de interés, el mercado financiero alcanza su punto más bajo, las métricas fundamentales de las empresas comienzan a mejorar, el sentimiento en el mercado es mixto y se recomienda que el portafolio pase por una transición hacia activos más agresivos.

Asset Rotation

La rotación de activos, conocida como 'asset rotation', es una estrategia de inversión que busca maximizar los rendimientos mediante la diversificación sectorial económica. Esta estrategia se basa en la naturaleza pro-cíclica o anti-cíclica de los activos financieros, aprovechando las distintas fases del ciclo económico. En este proyecto, se propone una estrategia de rotación sectorial en la que se seleccionarán activos financieros de manera aleatoria y se ajustarán sus ponderaciones en el portafolio de inversión, de acuerdo con las características de cada activo y la postura determinada.

Posturas:

- a) *Overweight*: Ponderación alta en activos pro-cíclicos.
- b) *Neutral*: Ponderación combinada y/o equilibrada en activos pro-cíclicos y anti-cíclicos.
- c) *Underweight*: Ponderación alta en activos anti-cíclicos.

Para identificar si un activo es pro-cíclico o anti-cíclico, se utilizará la beta como medida de referencia.

$$\beta = \frac{Cov(R_i, R_m)}{Var(R_m)}$$

Donde:

- R_i : rendimiento del activo.
- R_m : rendimiento del mercado.
- $Cov(R_i, R_m)$: covarianza entre los rendimientos del activo y los rendimientos del mercado.
- $Var(R_m)$: varianza de los rendimientos del mercado.

Metodología General

Implementar un modelo matemático para predecir el ciclo económico, teniendo como base los indicadores económicos previamente mencionados. Aunque tienen distintos enfoques, metodologías y componentes, son indicadores seleccionados con el objetivo de anticiparse al mercado financiero con distintos factores económicos, como los datos de construcción de viviendas, expectativas empresariales, confianza del consumidor, expectativas de producción, entre otros. Debido a esto, pueden llegar a ir adelantados al índice seleccionado. Los indicadores representaran X en el modelo, mientras que se construirá Y, identificando con los siguientes valores: 1, 0 y -1, a cada registro, en función de los rendimientos históricos de dicho índice.

- a) *Overweight: 1.*
- b) *Neutral: 0.*
- c) *Underweight: -1.*

Posteriormente, se entrenará y testeará el modelo matemático inicialmente utilizando una regresión logística (modelo benchmark) para establecer un modelo de base que nos permita evaluar el rendimiento de este en la predicción del ciclo económico y en la clasificación de activos financieros pro-cíclicos o anti-cíclicos. Una vez obtenido este modelo benchmark, se comparará con un par de modelos, como: redes neuronales multicapa y XGBoost. Evaluando su desempeño y optimizando sus parámetros e hiper-parámetros solo si ofrecen una mejora significativa en las predicciones en relación con la regresión logística. La elección final del modelo se realizará en función de su capacidad para predecir con mayor precisión las fases del ciclo económico, así como su desempeño en el backtesting dinámico. Una vez identificada la postura económica esperada se seleccionará una estrategia de inversión, la cual será implementada siguiendo el concepto de rotación sectorial (una vez teniendo el modelo previamente entrenado y validado).

En este punto, se obtendrán los precios de los activos financieros que conforman el índice seleccionado, clasificándolos en pro-cíclicos o anti-cíclicos (según su beta). Se seleccionarán

aquellos que mejor se ajusten a la fase del ciclo económico. Una vez seleccionados, la optimización se llevará a cabo utilizando la estrategia de asset allocation propuesta. Posteriormente, se evaluarán distintas métricas de desempeño para compararlos con el índice.

Análisis Exploratorio de Datos

Mediante un análisis exploratorio de datos (EDA), se identificarán patrones, anomalías y relaciones en los indicadores económicos seleccionados y en el índice.

```
Summary statistics:
^GSPC CLOSE      CLI      BCI      GDP      CCI
count  289.000000  289.000000  289.000000  289.000000  289.000000
mean   1987.169547  99.779276  99.937007  99.900981  99.696149
std    1078.264977  1.271074  1.151665  1.206805  1.526347
min    735.090027  93.483700  95.797870  92.026080  96.201320
25%    1191.329956  99.188310  99.288160  99.556070  98.560120
50%    1454.599976  99.910780  99.956170  99.936840  99.904290
75%    2640.870117  100.657200  100.735500  100.521100  100.915900
max    4845.649902  101.954200  102.119800  101.872500  102.848900

Missing values:
^GSPC CLOSE      0
CLI              0
BCI              0
GDP              0
CCI              0
dtype: int64

Outliers
(array([106, 107, 108, 108, 109, 109, 110, 110, 111, 112, 242, 243, 243,
        244, 244, 245, 246]), array([2, 2, 1, 2, 1, 2, 1, 2, 1, 1, 3, 1, 3, 1, 3, 3, 3]))
```

Imagen 2. Comparativa del resumen estadístico, valores faltantes y outliers: indicadores económicos VS índice

En primera instancia, se calculó un conjunto de estadísticas descriptivas (**imagen 2**), lo que permitió observar que los indicadores económicos mantienen una estabilidad relativa con medias cercanas a 100, lo cual está alineado con la normalización base 100 aplicada previamente. Por otro lado, el índice mostró una mayor volatilidad, con una desviación estándar considerablemente alta, indicando fluctuaciones significativas en el

mercado durante el período analizado. Adicionalmente, se identificaron outliers en los indicadores económicos, específicamente en BCI, GDP y CCI, lo que sugiere la presencia de eventos atípicos o inusuales que podrían afectar la correlación entre estos indicadores y el comportamiento del mercado.

Además, la mediana de los indicadores es mayor que la media, lo que sugiere una asimetría positiva o una distribución sesgada a la izquierda. Esto implica que, aunque la mayoría de los valores tienden a ser altos, hubo algunos eventos negativos significativos (outliers) que redujeron las medias de los indicadores. Estos outliers negativos son cruciales para entender los períodos de recesión económica, que pueden haber afectado los niveles de confianza tanto empresarial como del consumidor.

Por otro lado, se identificaron outliers en algunos de los indicadores económicos, particularmente en el BCI, GDP y CCI. Estos outliers indican la presencia de eventos económicos inusuales que, en algunos casos, podrían estar relacionados con crisis económicas o períodos de recesión. Estos eventos pueden haber afectado significativamente la relación entre los indicadores económicos y el comportamiento del mercado financiero, alterando las expectativas de los inversores y generando una mayor volatilidad.

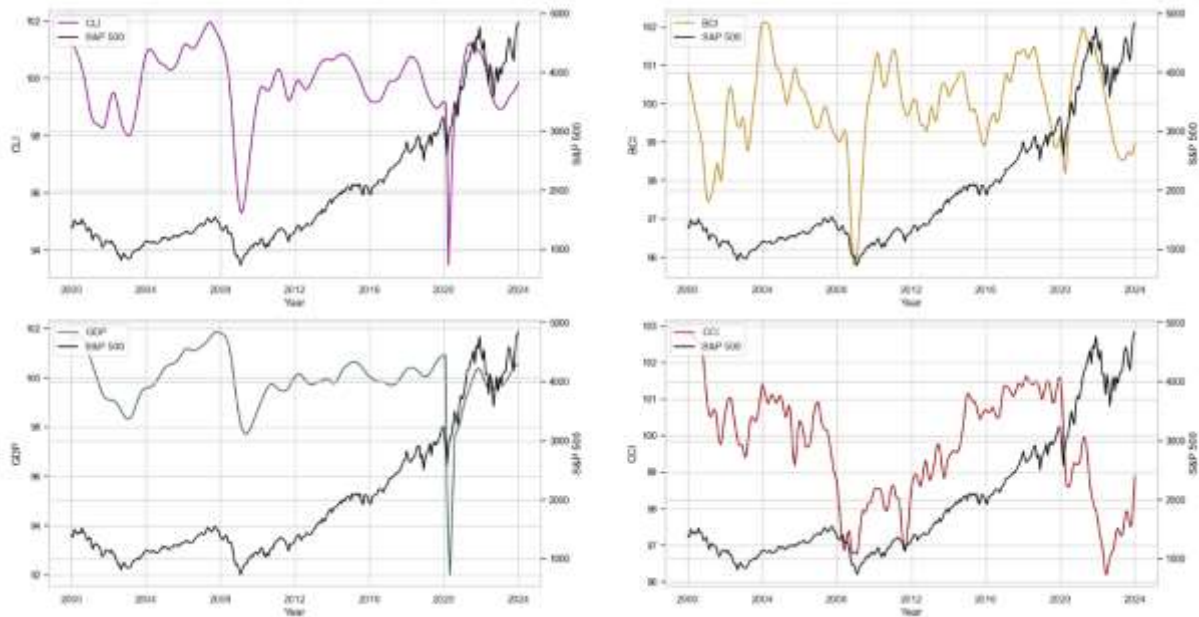


Imagen 3. Comparativa individual del comportamiento histórico: indicadores económicos VS índice.

El análisis gráfico (**imagen 3**) de la evolución del índice en comparación con los indicadores económicos seleccionados revela dinámicas interesantes que refuerzan la complejidad de la relación entre el mercado financiero y el ciclo económico. En particular, se observa que el índice muestra un patrón de crecimiento sostenido, especialmente a partir de la década de 2010, mientras que los indicadores económicos como el CLI y el BCI presentan fluctuaciones más volátiles. Este comportamiento sugiere que, aunque los indicadores económicos capturan las condiciones macroeconómicas en diferentes fases del ciclo, el mercado financiero parece estar más influenciado por las expectativas de futuro y no solo por la situación económica actual. Esto puede explicar por qué el mercado financiero anticipa movimientos importantes antes de que los indicadores reflejen cambios significativos.

En el caso del GDP, un indicador de naturaleza más rezagada, se observa una correlación menos directa con las fluctuaciones del índice. Esta falta de sincronización puede atribuirse a que el GDP refleja la actividad económica pasada, mientras que el mercado financiero generalmente reacciona a expectativas de la población. Este desfase temporal es clave para

entender cómo los inversores anticipan los movimientos del mercado, basándose en otros indicadores económicos más adelantados, como el CLI y el BCI, para tomar decisiones informadas.

Por otro lado, la relación entre el CCI y el índice, aunque es más consistente, presenta momentos de divergencia. Esto indica que la confianza del consumidor puede ser más volátil y estar sujeta a cambios abruptos en el entorno macroeconómico, como eventos políticos o globales, que afectan la percepción del mercado financiero. La volatilidad observada en el CCI puede también reflejar una mayor sensibilidad de los consumidores a factores externos, lo que genera oscilaciones en sus expectativas de gasto.

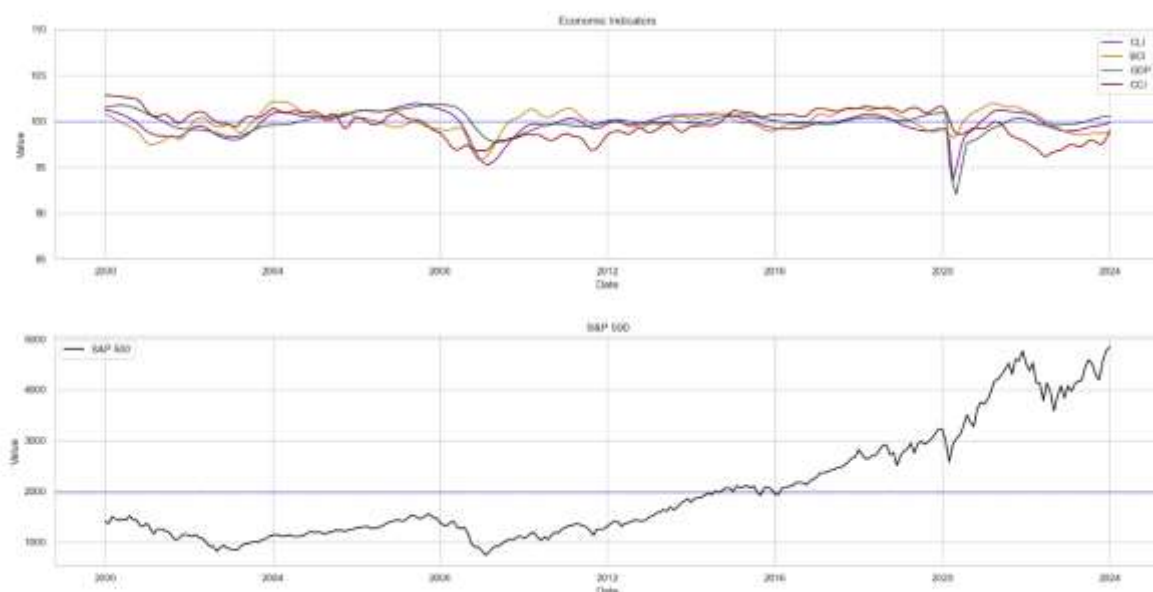


Imagen 4. Comparativa colectiva del comportamiento histórico: indicadores económicos VS índice.

Estos gráficos (**imagen 3 e imagen 4**) ponen como tema la necesidad de un enfoque más sofisticado para captar las relaciones temporales y la causalidad entre los indicadores económicos y el rendimiento del mercado financiero. La presencia de estas divergencias sugiere que el modelo deberá considerar la posibilidad de diferentes ventanas temporales

y técnicas de suavizado que permitan capturar mejor la dinámica entre los indicadores adelantados y el índice.

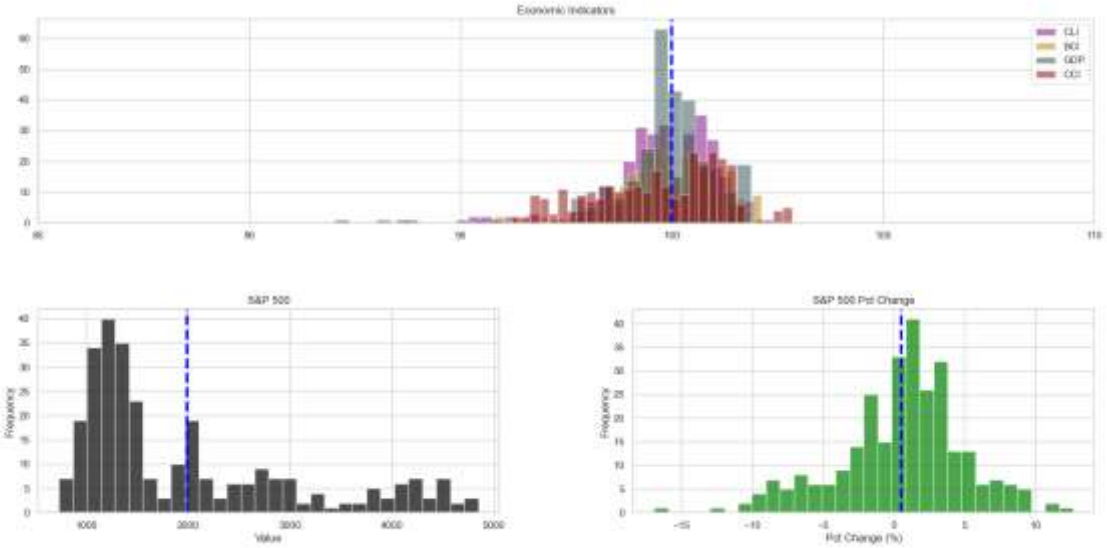


Imagen 5. Comparativa colectiva de las distribuciones históricas: indicadores económicos VS índice.

La distribución de los indicadores económicos (**imagen 5**) en comparación con el índice revela una notable diferencia en la variabilidad de los datos. Todos los indicadores económicos se agrupan estrechamente alrededor del valor de 100, lo que indica una estabilidad con fluctuaciones limitadas a lo largo del tiempo. Esta concentración en torno a 100 sugiere que estos tienden a mantenerse relativamente constantes, sin grandes variaciones extremas, lo que contrasta fuertemente con la mayor volatilidad del índice.

Por otro lado, el índice muestra una dispersión más amplia, lo cual es evidente en su distribución más extendida hacia valores más bajos. Este comportamiento refleja su alta volatilidad, que es característica de los mercados financieros, donde las fluctuaciones son más pronunciadas. La gráfica que muestra los cambios porcentuales en el índice refuerza esta idea, evidenciando desviaciones significativas tanto positivas como negativas, lo que

subraya la naturaleza impredecible y a menudo brusca del mercado financiero en comparación con los indicadores económicos que son más estables.

Esta divergencia entre la estabilidad de los indicadores económicos y la volatilidad del índice destaca cómo el mercado financiero reacciona no solo a las condiciones económicas actuales, sino también a las expectativas futuras y a eventos imprevistos, lo que provoca fluctuaciones más pronunciadas. En conjunto, la comparación refuerza la idea de que los mercados financieros tienden a ser más reactivos, mientras que los indicadores económicos reflejan una imagen más estable y moderada de la economía.

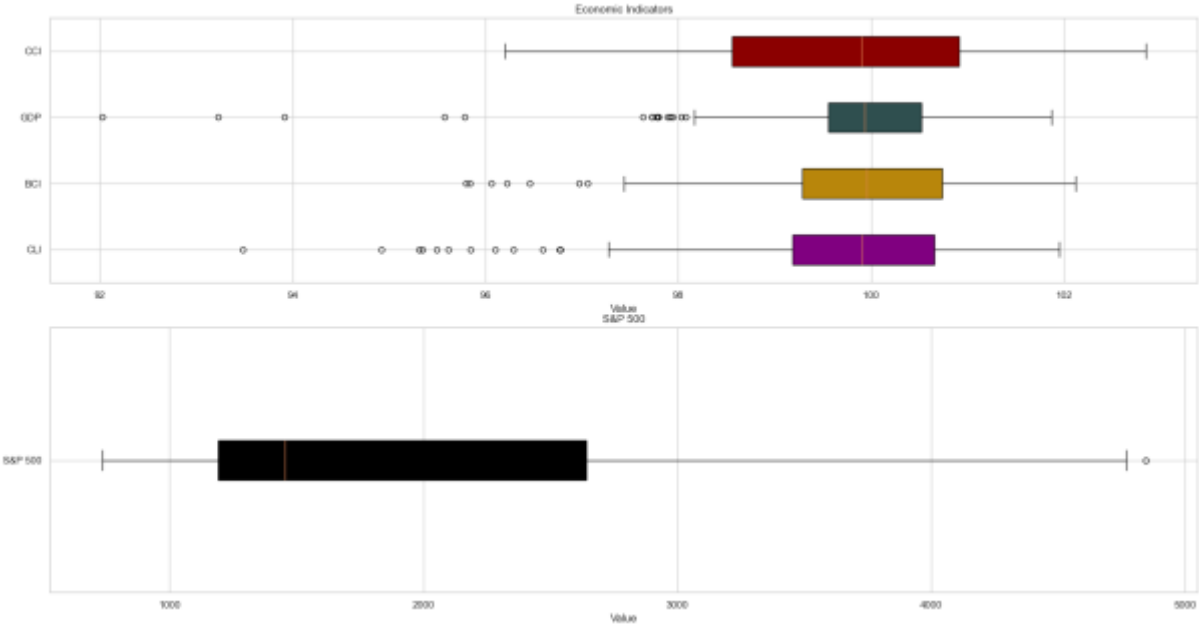


Imagen 6. Comparativa colectiva de los cuartiles históricos: indicadores económicos VS índice.

El análisis mediante los diagramas de caja (**imagen 6**) pone de relieve las diferencias en la dispersión y la presencia de outliers entre los indicadores económicos y el índice. En los indicadores económicos CCI, BCI y GDP, se observa una mayor concentración de los datos alrededor de sus medianas, lo que refleja una estabilidad relativa. Sin embargo, se identifican outliers, especialmente en el GDP y el BCI, lo cual sugiere episodios de

variabilidad anómala que pueden estar asociados a eventos económicos puntuales que afectaron de manera significativa estos, lo cual se ha venido comentando a lo largo de esta exploración.

Por otro lado, el índice muestra una mayor extensión en su rango intercuartílico, lo que evidencia una mayor volatilidad en comparación con los indicadores económicos. El amplio rango en el índice indica que el mercado financiero experimenta fluctuaciones mucho más extremas. Además, la presencia de un outlier significativo en el índice resalta la naturaleza impredecible del mercado financiero, subrayando que este puede estar influenciado por eventos extremos que afectan su comportamiento de manera considerable, contrastando con la estabilidad relativa de los indicadores económicos.

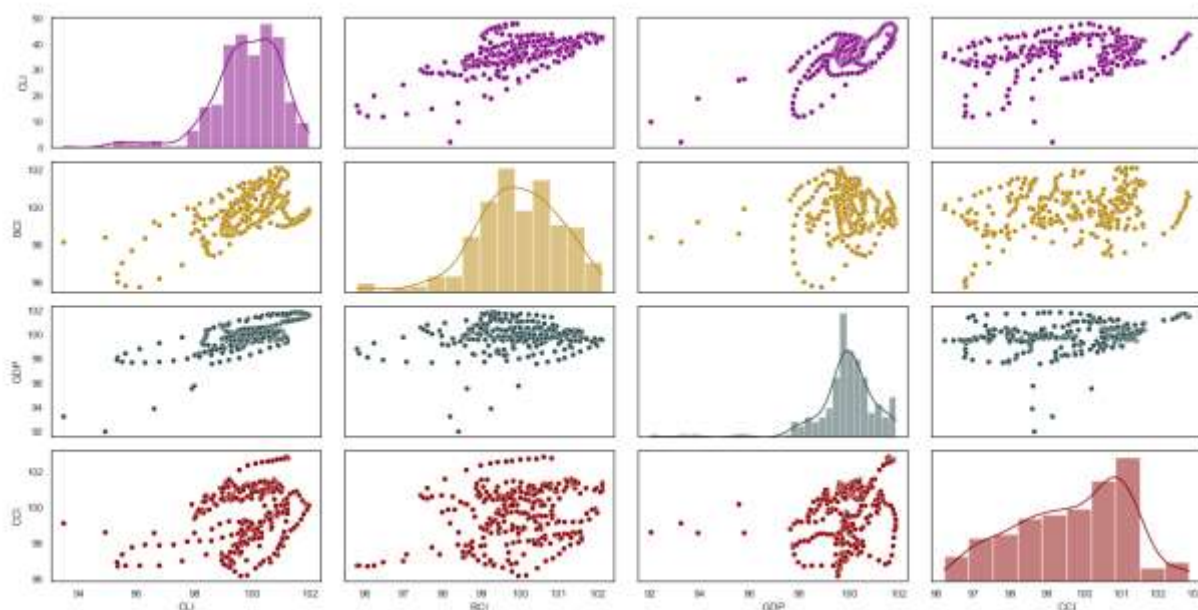


Imagen 7. Análisis colectivo de la dispersión histórica: indicadores económicos.

En el gráfico de pares (**imagen 7**), se puede observar que los indicadores económicos muestran una correlación positiva en la mayoría de los casos, lo que sugiere que en determinados contextos económicos tienden a reaccionar de manera similar. Sin embargo, no se aprecia una relación lineal clara, ya que la dispersión de los puntos y la estructura de los datos indican que las relaciones entre estos son más complejas de lo que una correlación

lineal simple podría describir. También se identifican outliers en algunas de las relaciones, lo que podría deberse a eventos económicos atípicos que alteraron las dinámicas entre los indicadores. Además, se puede notar la formación de clústeres en algunos gráficos, lo que podría indicar comportamientos diferenciados en ciertos períodos o bajo condiciones económicas específicas.

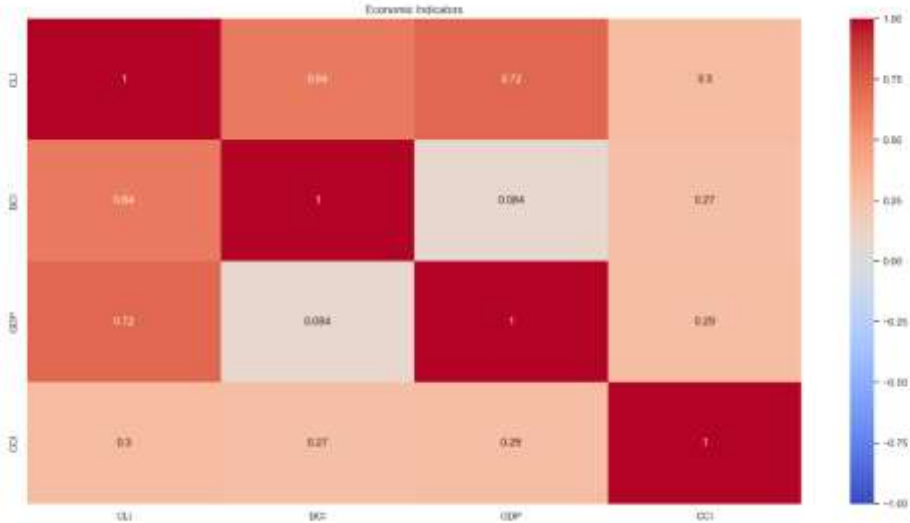


Imagen 8. Análisis colectivo de la correlación histórica: indicadores económicos.

La matriz de correlación (**imagen 8**) entre los indicadores económicos revela una relación moderada a fuerte entre la mayoría de ellos. En particular, destaca la alta correlación entre el CLI y el GDP (72%), lo que sugiere que estos indicadores suelen moverse en la misma dirección, aunque con distinta magnitud. Este nivel de correlación indica que, si bien estos pueden estar relacionados, la magnitud y el momento en que afectan la actividad económica pueden variar. No obstante, aún no se puede concluir si estas correlaciones serán útiles para anticipar cambios en el ciclo económico, ya que esto dependerá del comportamiento del modelo predictivo en etapas posteriores del análisis.

Por otro lado, la relación más débil se observa entre el BCI y los otros indicadores, especialmente con el GDP (0.084), lo que indica que la confianza empresarial puede estar

influenciada por factores independientes que no están necesariamente relacionados de manera directa con el crecimiento económico general. Esta falta de correlación sugiere que el BCI podría ser más volátil o responder a expectativas de corto plazo, en lugar de cambios estructurales en la economía.

En conjunto, estos patrones de correlación subrayan la importancia de considerar múltiples indicadores económicos para obtener una visión más completa y sus posibles impactos en el mercado financiero, ya que cada uno puede capturar diferentes aspectos del ciclo económico.

En resumen, el análisis exploratorio de datos ha revelado que mientras que los indicadores económicos muestran una estabilidad relativa y una agrupación cercana a sus valores normalizados, el índice refleja una mayor volatilidad y una sensibilidad a eventos extremos. Las divergencias observadas en los gráficos y la identificación de outliers subrayan la importancia de capturar las dinámicas temporales entre los indicadores económicos adelantados y los rezagados, lo que será crucial para desarrollar un modelo matemático predictivo complejo. Adicionalmente, las correlaciones entre indicadores económicos como el CLI y el GDP refuerzan su valor como señales complementarias en la anticipación del ciclo económico, mientras que otros, como el BCI, pueden estar influenciados por factores de corto plazo. Estos hallazgos proporcionan una base sólida para ajustar los parámetros del modelo matemático y asegurar que capture tanto la estabilidad económica subyacente como la volatilidad y las fluctuaciones del mercado financiero.

3. Resultados del Trabajo Profesional

Modelo

En esta fase del proyecto, se procede a la descarga de datos históricos del índice (S&P 500) y de los activos financieros que lo componen. Se obtienen los precios de cierre ajustados de cada uno de estos activos, descargando datos mensuales en el rango de fechas especificado (desde enero del 2020 hasta junio del 2024). Posteriormente, se consolida el precio de cierre ajustado de cada activo en particular. Esta recopilación de datos no solo proporciona

una base sólida para el análisis y modelado matemático posterior, sino que también permite comparar el rendimiento de los activos individuales con el índice, facilitando la evaluación de la estrategia de rotación sectorial futura.

Para este punto, los datos de nuestros indicadores económicos funcionarían como las X (input) del modelo matemático. En el caso del output, es necesario la generación de nuestras Y, para contar con los datos completos y así entrenar el modelo. Estas Y, serán generadas a partir del comportamiento del precio ajustado de cierre del S&P500. Se calcula el rendimiento diario de este índice utilizando el método de cambio porcentual y se define en función de este rendimiento. Cabe recalcar que el 2% (umbral), es una variable posible para optimizar más adelante en el proceso de este modelo:

- $r_{S\&P\ 500} > 2\%$: Overweight.
- $2\% > r_{S\&P\ 500} > -2\%$: Neutral.
- $r_{S\&P\ 500} < -2\%$: Underweight.

Una vez definido los rangos para el rendimiento del S&P 500, se pueden generar los valores de las Y, los cuales serán:

- a) *Overweight*: 1.
- b) *Neutral*: 0.
- c) *Underweight*: -1.

Este enfoque permite categorizar el comportamiento del S&P 500 en tres posturas distintas, facilitando así la predicción del ciclo económico. Es importante mencionar que se ajustan los datos para que la Y refleje el rendimiento en el periodo que ocurrió, utilizando 1 rezago (shift), desplazando los valores hacia arriba, asegurando que el modelo matemático pueda anticipar cambios futuros en el mercado financiero. En esta parte del proyecto, así como se puede optimizar el umbral para el rendimiento del S&P 500, también se puede aplicar esta técnica de optimización para el número de rezagos por utilizar.

Una vez definidos los indicadores económicos adelantados al ciclo económico, así como la realización del análisis EDA de estos, la descarga de nuestros datos y la generación de nuestro output, completando así nuestra base de datos, se puede pasar a la propuesta de un modelo matemático que ayude a determinar a un gestor de portafolios, cuando es conveniente estar overweight, underweight o neutral, en activos financieros pro-cíclicos o anti-cíclicos. Los modelos propuestos son:

1. *Regresión Logística*: Este modelo matemático será empleado como modelo benchmark a superar por los demás modelos propuestos cuyo objetivo principal es analizar la relación entre los indicadores económicos adelantados y las decisiones de inversión en activos financieros pro-cíclicos o anti-cíclicos según la fase del ciclo económico. Este permite estimar la probabilidad de que un activo financiero se clasifique como overweight, underweight o neutral en función de las variables predictivas.
2. *XGBoost*: Algoritmo de aprendizaje automático basado en árboles de decisión que ha demostrado ser altamente eficaz en tareas de predicción y clasificación. XGBoost ofrece una serie de ventajas, como la capacidad de manejar datos faltantes y su eficiencia en términos de tiempo de entrenamiento y rendimiento. En el desarrollo de la estrategia de rotación sectorial, este modelo permitirá optimizar la selección de activos financieros pro-cíclicos o anti-cíclicos mediante la integración de múltiples indicadores económicos, proporcionando así una base sólida para tomar decisiones informadas y mejorar el rendimiento ajustado al riesgo frente al benchmark.
3. *Red Neuronal*: Esta herramienta es particularmente útil para modelar matemáticamente relaciones complejas y no lineales entre los indicadores económicos y las decisiones de inversión. Su capacidad para identificar patrones en grandes volúmenes de datos la convierte en una opción ideal para predecir la dinámica del ciclo económico a partir de múltiples variables. En el contexto de la rotación sectorial, las redes neuronales son capaces de capturar interacciones que otros modelos podrían pasar por alto, permitiendo una mayor precisión en las predicciones. Su flexibilidad en la arquitectura y la capacidad de ajustar hiper-parámetros contribuyen a la optimización

del rendimiento del modelo, lo que puede mejorar la efectividad de la estrategia de inversión.

En esta etapa del proyecto, los activos financieros se clasifican como pro-cíclicos o anti-cíclicos en función de su beta (β), que mide la sensibilidad de un activo frente a los movimientos del mercado financiero. Esta clasificación es fundamental para guiar las decisiones de inversión en la estrategia de rotación sectorial, permitiendo ajustar la exposición a los sectores económicos según las condiciones económicas previstas.

- $\beta > 0.7$: Pro-cíclico.
- $\beta \leq 0.7$: Anti-cíclico.

Donde, un activo financiero pro-cíclico, tiende a amplificar los movimientos del mercado financiero, en cambio, un activo financiero anti-cíclico, se mueve en la misma dirección que el mercado financiero, pero con menor intensidad. Con esta clasificación, más adelante, se podrá establecer una combinación óptima en función de la tendencia económica identificada.

Entrenamiento

Se pondrá en marcha el modelo matemático para predecir el valor de la variable objetivo (Y) con respecto al comportamiento de las variables predictoras (X), las cuales son los indicadores económicos definidos anteriormente (CLI, BCI, GDP, CCI); así como también, el comportamiento pasado de los rendimientos del S&P 500 (índice). La Y en base al modelo nos regresará una predicción donde puede almacenar alguno de los siguientes valores.

- a) *Overweight*: 1.
- b) *Neutral*: 0.
- c) *Underweight*: -1.

Para entrenar el modelo matemático, se dividirá el conjunto de datos en dos partes: 80% para el conjunto de entrenamiento y 20% para el conjunto de prueba. El entrenamiento se llevó a cabo utilizando distintos modelos de clasificación, nuestro modelo benchmark es

una regresión logística, que por más que sea un modelo clásico puede ajustarse de buena manera y no requiere de mucho poder computacional para arrojar un resultado interesante. Los otros dos modelos seleccionados para obtener posibles mejores resultados son: XGBoost y redes neuronales multicapa con una función de activación ReLU.

Posteriormente, se entrenaron estos otros dos modelos matemáticos con los datos de entrada (X), y la salida (Y). Cada modelo fue ajustado con sus respectivos parámetros e hiper-parámetros, y, luego, se realizó una optimización mediante búsquedas aleatorias y el uso de la librería “optuna” para encontrar los respectivos hiper-parámetros óptimos, mejorando así el accuracy de dichos modelos. Después, para validar el rendimiento de los modelos, se utilizó el conjunto de prueba previamente reservado. En esta fase, se calcularon métricas clave, como: precision (proporción de predicciones correctas entre todas las predicciones positivas realizadas por el modelo), recall (proporción de verdaderos positivos detectados por el modelo respecto al total de casos realmente positivos en los datos) y F1-Score; con el objetivo de evaluar la capacidad de cada modelo para clasificar correctamente los valores de salida.

A su vez, para garantizar la capacidad del modelo matemático y que pueda generalizarse (sin llegar a un sobreajuste), es decir, que pueda arrojar un buen accuracy para futuros datos aunque sean nuevos, se realizó la validación cruzada o mejor conocida como “cross-validation” con k-folds, donde el conjunto de datos se divide en 5 partes, cada modelo se entrena y valida en diferentes combinaciones de estos subconjuntos, mitigando así la variabilidad en los resultados y proporcionando una evaluación con mayor capacidad sobre el accuracy.

Optimización de Hiper-parámetros

Se aborda el proceso de optimización de los parámetros e hiper-parámetros utilizados en los distintos modelos matemáticos. La optimización es un paso crucial para mejorar el rendimiento predictivo de cada modelo, ya que, los parámetros e hiper-

parámetros determinan el comportamiento de los modelos de Machine Learning, como: la complejidad, la regularización y la tasa de aprendizaje.

Por su parte, indagando un poco sobre el concepto de la regularización, se refiere a la evaluación mediante métricas, como: el F1-Score y el F2-Score; los cuales son conceptos muy importantes para asegurar la precisión y la sensibilidad de la clasificación. El F1-Score (combinación de la precisión y el recall), se usa para medir la eficiencia del modelo al identificar correctamente las fases del ciclo económico, garantizando un equilibrio entre la detección de verdaderos positivos y la minimización de falsos positivos. Por otro lado, el F2-Score (pondera más el recall que la precisión), resulta ser una métrica valiosa en situaciones donde los costos de omitir casos positivos superan los de reconocer falsos positivos.

Optimización del modelo XGBoost

El modelo XGBoost se centró en la optimización de hiper-parámetros para mejorar de manera significativa el accuracy en comparación con el modelo benchmark. Se utilizaron técnicas avanzadas como la búsqueda aleatoria y una herramienta de optimización (librería optuna), la cual permitió una exploración eficiente y extensa de los hiper-parámetros, los cuales fueron ajustados debido a que influyen directamente en la capacidad del modelo para generalizar de mejor manera y aprender de forma efectiva. Algunos de los hiper-parámetros, son:

- *n_estimators*: Determina el número de árboles utilizados, afectando directamente la complejidad del modelo.
- *learning_rate*: Ajusta la contribución de cada árbol al resultado final, esencial para evitar el sobreajuste.
- *max_depth*: Limita la profundidad de cada árbol, proporcionando un control sobre la especialización del modelo.
- *subsample* y *colsample_bytree*: Estos parámetros controlan la fracción de muestras y características utilizadas por cada árbol, promoviendo la diversidad entre los árboles y evitando el sobreajuste.

- *gamma*, *reg_alpha*, y *reg_lambda*: Estos controlan la regularización del modelo, penalizando la complejidad para mejorar la generalización en datos no vistos.
- *min_child_weight* y *max_delta_step*: Ajustan el umbral para la creación de nodos adicionales y la estabilidad en la actualización de los pesos, respectivamente, lo que puede ayudar a prevenir cambios bruscos en las predicciones del modelo, favoreciendo un aprendizaje más suave y estable.

Se ejecutaron 100 iteraciones de búsqueda con la librería optuna para ajustar los hiper-parámetros anteriormente enlistados, en donde cada iteración se diseñó para maximizar el accuracy del modelo matemático, probando diferentes combinaciones y adaptando dinámicamente los hiper-parámetros basados en el rendimiento observado. El resultado fue un modelo XGBoost optimizado que demostró una precisión superior al modelo benchmark.

Optimización de la Red Neuronal Multicapa

Al elaborar la Red Neuronal Multicapa (MLP), se optimizó tanto la arquitectura del modelo como sus hiper-parámetros mediante el uso de la librería optuna. Dichos hiper-parámetros ajustados incluyen el número de unidades en cada una de las capas ocultas (*hidden_layer_sizes*), el parámetro de regularización L2 (*alpha*), y la tasa de aprendizaje inicial (*learning_rate_init*). A través de esta estructura de optimización, se definió la estructura óptima de la red, experimentando con diversas configuraciones de capas y unidades para cada capa. Este proceso implicó la evaluación de múltiples combinaciones, desde unidades mínimas hasta configuraciones más complejas en tres capas ocultas, con el objetivo de maximizar la precisión en la clasificación.

También, se utilizó la validación cruzada y una serie de 50 pruebas para ajustar dichos hiper-parámetros, maximizando el accuracy del modelo matemático en el conjunto de validación. La configuración final de la red demostró una mejora considerable comparada con los otros dos modelos anteriores. Además, se incorporó un análisis por medio de la gráfica AUC-ROC

(también implementado para los otros dos modelos) para cada clase, lo que nos permitió evaluar la capacidad de este para manejar clasificaciones multiclase de manera correcta.

Además, acerca de la optimización de nuestro modelo de Red Neuronal Multicapa (MLP), una consideración fundamental fue la definición de la arquitectura de la red, específicamente el número de capas ocultas y la cantidad de neuronas por capa. Esta estructura óptima encontrada incluye 3 capas ocultas, en donde, a lo largo del proceso de optimización por medio de la librería optuna, se experimentaron diferentes configuraciones, variando así el número de neuronas en cada capa (de 16 a 128). Esta diferencia de cantidad de neuronas permitió explorar de manera más compleja a la red, en donde influyó su capacidad de aprender y generalizar de mejor manera. Es por eso por lo que, la configuración final quedó determinada finalmente por la maximización del accuracy del modelo matemático, consistente en una primera capa con 64 neuronas, seguida por una segunda capa con 32 neuronas, y una tercera y última capa oculta con 32 neuronas.

Generalización de Modelos

Uno de los mayores retos en la construcción de modelos de Machine Learning es evitar el sobreajuste (overfitting). Para garantizar la capacidad de generalización del modelo matemático, se aplicaron técnicas de validación cruzada y estratificación en los conjuntos de entrenamiento y prueba. De esta manera, se asegura que cada modelo no solo se ajuste a los datos de entrenamiento, sino que también sea capaz de predecir correctamente datos no vistos.

Además, se utilizó regularización (L1-Score y L2-Score en la regresión logística, y regularización en XGBoost y MLP) para controlar la complejidad de cada modelo y prevenir el ajuste excesivo a los datos de entrenamiento. También se ajustaron las tasas de aprendizaje y otros hiper-parámetros para equilibrar la precisión de cada modelo y su capacidad de generalización.

Métricas de Desempeño

En esta sección, vamos a detallar el desempeño de los distintos modelos matemáticos, evaluados principalmente por sus curvas AUC-ROC que muestran la capacidad de cada uno de estos para distinguir entre las tres clases de predicción: overweight, underweight y neutral.

El gráfico AUC-ROC es una herramienta visual y analítica en la evaluación de modelos de clasificación, donde: AUC se refiere al Área Bajo la Curva, y ROC se refiere a la Curva de Característica Operativa del Receptor. Este gráfico representa la capacidad de un modelo para discriminar entre clases positivas y negativas a diversos umbrales de clasificación. La curva ROC traza la tasa de verdaderos positivos (sensibilidad) en el eje Y contra la tasa de falsos positivos (1 - especificidad) en el eje X para diferentes puntos de corte. Un AUC cercana a 1 indica un modelo altamente eficaz que distingue perfectamente entre las clases, mientras que un AUC de 0.5 sugiere un rendimiento no mejor que el azar.

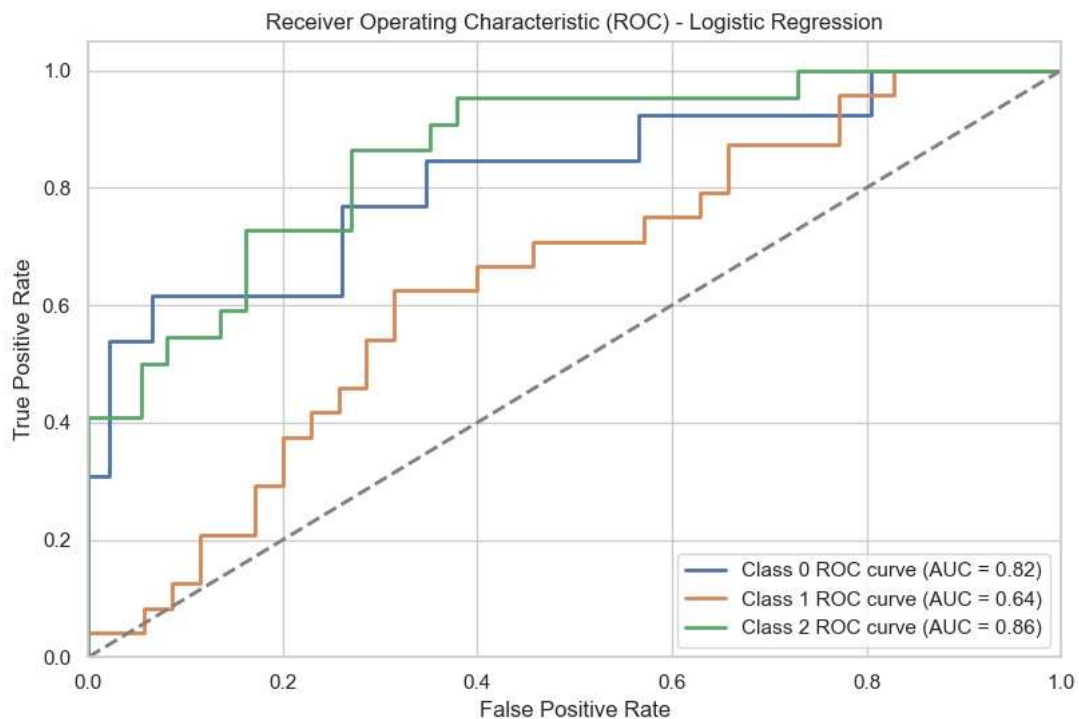


Imagen 9. Gráfica AUC-ROC para el modelo de Regresión Logística.

Accuracy: 0.1695

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
0	1.00	0.23	0.38	13
1	0.50	0.21	0.29	24
2	1.00	0.09	0.17	22
micro avg	0.67	0.17	0.27	59
macro avg	0.83	0.18	0.28	59
weighted avg	0.80	0.17	0.26	59
samples avg	0.17	0.17	0.17	59

Imagen 10. Reporte de clasificación para el modelo de Regresión Logística.

- **Gráfica AUC-ROC:** Como se puede observar en la **imagen 9**, la curva ROC muestra un AUC 82%, 64% y 86% para las clases 0, 1 y 2 respectivamente. El modelo de regresión logística predice y clasifica de forma adecuada para la clase underweight ($y = -1$) y para la clase overweight ($y = 1$), lo esperado por nuestro modelo es que todas las clases tengan un AUC lo más cercano a 1 donde 1 significa que predice correctamente los verdaderos positivos con respecto los falsos positivos que presenta por cada predicción. En la gráfica el valor optimo es llegar al extremo izquierdo, es decir (0,1) en el plano cartesiano el cual representa que por cada verdadero positivo no tenemos ningun falso positivo. La regresión logística es un modelo clásico el cual es nuestro benchmark y es un modelo eficiente computacionalmente para predecir comportamientos sin embargo para este caso de clasificación de 3 clases observamos que ninguna de las clases se aproxima al resultado deseado.
- En la **imagen 10**, se puede ver el desempeño detallado del modelo con las métricas de precisión, recall y F1-score. A continuación, un resumen de las métricas clave:

- *Clase -1 (underweight)*: La clase identifica de manera correcta todas las predicciones que realmente fueron correctas, es decir los verdaderos positivos (Precision = 100%), sin embargo son 13 casos los que predice de forma correcta, la sensibilidad de la clase (Recall) tiene un bajo desempeño de 23% , este indicador nos dice que solo el 23% de los verdaderos positivos fueron identificados de forma correcta, en cuanto el f1-score que hace referencia al promedio entre precision y recall, donde un valor más alto nos indica que para ambos indicadores el modelo clasifico de forma correcta, para nuestra clase de recesión economica el f1-score es de 0.38 lo que indica que nuestra clase tiene un bajo desempeño tanto para identificar verdaderos positivos y consigue identificar pocos casos que fueron verdaderos positivos.
- *Clase 0 (neutral)*: Siguiendo con el analisis anterior en este caso tenemos una precisión de 50% es decir que la mitad de los casos que identifica la clase fueron verdaderos positivos en los datos reales, al igual que la anterior clase aquí conseguimos un bajo desempeño de 21%, viendo el desempeño de estos dos indicadores, podemos inferir que el f1-score es bajo, debido a que el f1-score es una media armónica o promedio entre los otros dos indicadores pasados. Nuestra clase tiene 29% de f1-score.
- *Clase 1 (overweight)*: La clase identifica de manera adecuada los verdaderos positivos teniendo una precisión del 100%, el modelo tiene una precisión de 9% lo que indica que comete muchos errores a la hora de predecir algo como positivo, en cuanto al f1-score obtuvo un 17%, este indicador nos dice el rendimiento del modelo considerando tanto los falsos positivos como los falsos negativos, observamos que consiguio un valor con bajo desempeño.

Promedios (micro, macro, weighted, samples):

- **Micro avg:**

- **Precisión, Recall, F1-Score: 0.67, 0.17, 0.27:** Aquí se suman los verdaderos positivos, falsos negativos y falsos positivos para todas las clases. La precisión es moderada (67%), pero el recall es muy bajo (17%), lo que indica que el modelo está fallando en capturar la mayoría de los ejemplos positivos.
- **Macro avg:**
 - **Precisión, Recall, F1-Score: 0.83, 0.18, 0.28:** Este promedio da igual peso a cada clase. La precisión es alta, lo que significa que en promedio el modelo es preciso en sus predicciones. Sin embargo, el recall es bajo, ya que el modelo tiene problemas para identificar correctamente ejemplos de cada clase.
- **Weighted avg:**
 - **Precisión, Recall, F1-Score: 0.80, 0.17, 0.26:** Este promedio está ponderado por el número de instancias de cada clase. Es similar al promedio macro, pero toma en cuenta que hay más ejemplos de algunas clases (como la clase 1).
- **Samples avg:**
 - **Precisión, Recall, F1-Score: 0.17, 0.17, 0.17:** Esta métrica es útil en casos de clasificación multietiqueta, donde una muestra puede pertenecer a más de una clase a la vez. En este caso, parece reflejar el rendimiento general bastante bajo del modelo.

En general, en base al anterior análisis, el modelo de regresión logística presenta un bajo rendimiento. Esto sugiere que un modelo más avanzado, capaz de capturar interacciones más complejas entre los indicadores económicos, sería necesario para mejorar la clasificación.

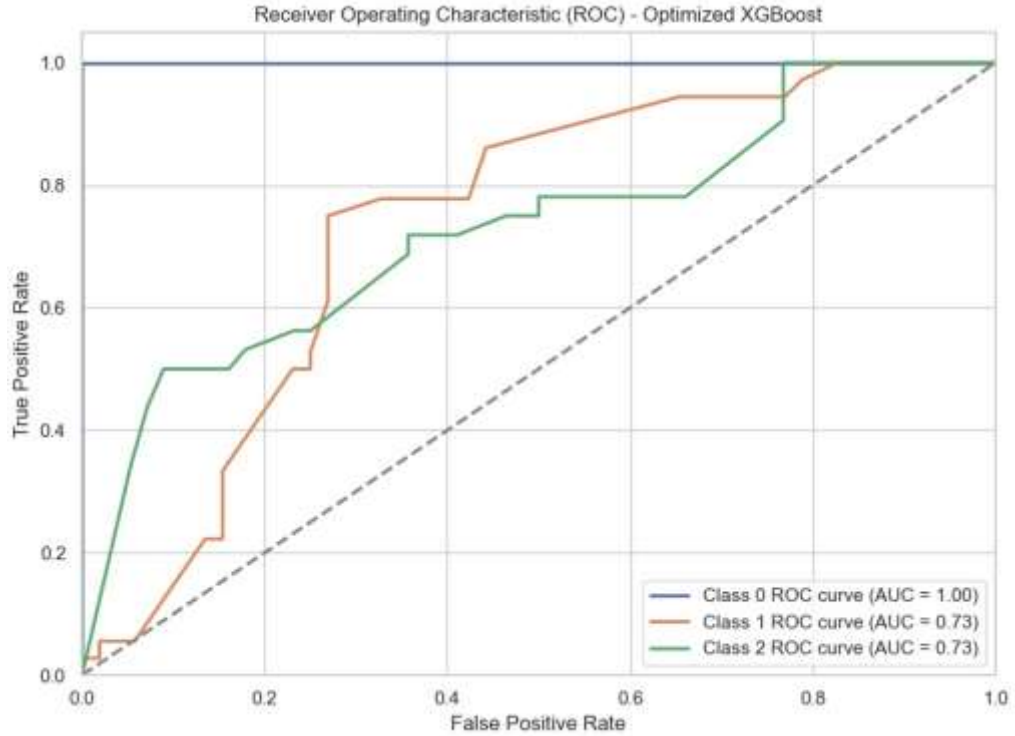


Imagen 11. Gráfica AUC-ROC para el modelo de XGBoost.

Accuracy: 0.6705

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
-1.0	1.00	0.60	0.75	20
0.0	0.57	0.83	0.67	36
1.0	0.74	0.53	0.62	32
accuracy			0.67	88
macro avg	0.77	0.65	0.68	88
weighted avg	0.73	0.67	0.67	88

Imagen 12. Reporte de clasificación para el modelo de XGBoost.

- *Gráfica AUC-ROC*: El modelo XGBoost (**imagen 11**) muestra una mejora significativa, con un AUC de 0.82 para cada clase. Esto refleja una mejora en la capacidad de predicción para las tres categorías, con un aumento notable en la detección de fases económicas.
- En la **imagen 12**, podemos observar algunas de las métricas clave:
 - *Clase -1 (underweight)*: F1-Score y Recall de 1.00, lo que indica que el modelo clasifica de buena manera las fases de la economía con un comportamiento anticíclico.
 - *Clase 0 (neutral)*: F1-Score de 0.68, con un Recall de 0.75. Esto refleja que el modelo es relativamente eficaz en predecir fases neutrales, aunque con cierto margen para mejorar su precisión. El desempeño del modelo en esta clase es bueno, pero no sólido como en la clase recesiva, lo que sugiere que podría haber una mejora en la clasificación en estas fases.
 - *Clase 1 (overweight)*: F1-Score de 0.56, con un recall de 0.50. El modelo tiene dificultades para predecir con exactitud las fases expansivas, lo cual es un aspecto para mejorar para lograr mejores predicciones en tiempos de crecimiento económico. Si bien el modelo tiene un desempeño razonable, no logra captar completamente las señales de expansión, lo que podría limitar su utilidad para identificar oportunidades de inversión.

El AUC de 0.82 indica que XGBoost tiene un mejor desempeño en la clasificación, logrando una mayor precisión en comparación con la regresión logística. En general, presenta un buen rendimiento, con una precisión global del 71.59% y un F1-Score ponderado de 0.71. Aunque el modelo logra identificar con gran precisión las fases recesivas, su capacidad para diferenciar entre fases neutrales y expansivas aún tiene espacio para mejorar. Esto sugiere que, aunque el modelo es una herramienta robusta para decisiones económicas, una mayor optimización podría mejorar su utilidad en contextos de crecimiento económico.

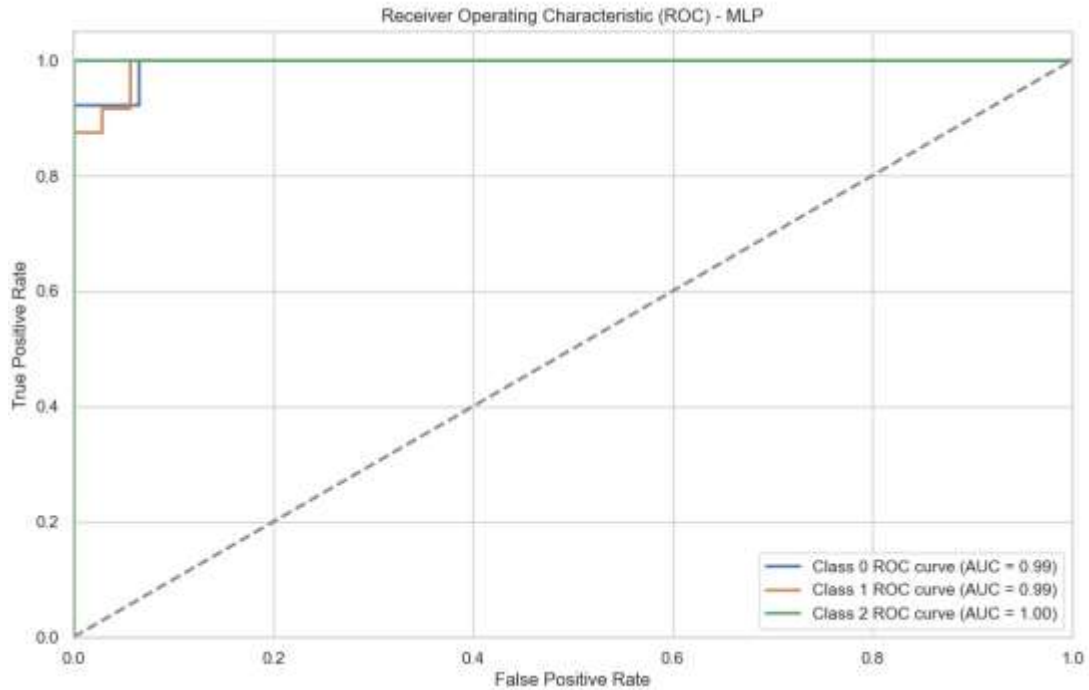


Imagen 13. Gráfica AUC-ROC para la Red Neuronal Multicapa (MLP).

```

MLP Neural Network (ReLU) Accuracy: 0.8813559322033898
      precision    recall  f1-score   support

-1.0      0.80      0.92      0.86         13
 0.0      0.87      0.83      0.85         24
 1.0      0.95      0.91      0.93         22

 accuracy          0.88         59
 macro avg         0.87         59
 weighted avg      0.89         59

```

Imagen 14. Reporte de clasificación para la Red Neuronal Multicapa.

- **Gráfica AUC-ROC:** La red neuronal multicapa (MLP) con activación ReLU (**imagen 13**) muestra un AUC de 0.99 para cada una de las clases (Clase 0: Underweight, Clase 1: Neutral, Clase 2: Overweight), un desempeño bastante bueno. Esto indica que el MLP es muy preciso para clasificar las diferentes fases del ciclo económico, superando con

creces a los modelos previos como la regresión logística y XGBoost. El modelo tiene una capacidad elevada para diferenciar entre las clases.

- **Reporte:** En la **imagen 14**, se pueden observar las métricas detalladas de precisión, recall y F1-score para cada clase. El modelo MLP ha alcanzado una precisión general del 88% y un F1-Score ponderado de 0.88, mostrando un gran desempeño en la clasificación de todas las fases económicas:
 - **Clase 1 (underweight):** F1-Score de 0.86, con un recall de 0.92. El modelo predice de forma precisa las fases anticíclicas.
 - **Clase 0 (neutral):** F1-Score de 0.85, con un recall de 0.83. El modelo identifica con buen desempeño las fases neutrales.
 - **Clase 1 (overweight):** F1-Score de 0.93, con un recall de 0.91. El rendimiento en la identificación de fases expansivas es sobresaliente, siendo el mejor entre las tres clases, lo que sugiere que el modelo tiene un mejor rendimiento en las fases procíclicas del mercado.

El MLP con activación ReLU mantiene un gran equilibrio en las métricas de precisión, recall y F1-Score. La capacidad del MLP para capturar relaciones no lineales complejas entre los indicadores económicos permite realizar predicciones confiables.

Selección del Modelo

Desempeño del Modelo MLP con ReLU: La Red Neuronal Multicapa (MLP) con función de activación ReLU tiene un rendimiento notable entre los modelos analizados, como evidencian los resultados obtenidos. Este modelo alcanzó una precisión global del 88%, un F1-Score ponderado de 0.88 y un buen desempeño en cada una de las tres categorías:

Underweight (-1): Logró un F1-Score de 0.86, indicando una alta precisión en la predicción de situaciones de tendencia anticíclica.

Neutral (0): Obtuvo un F1-Score de 0.85, mostrando un buen desempeño en la predicción de fases neutras, fundamental para una diversificación óptima del portafolio.

Overweight (1): Con un F1-Score de 0.93, el modelo demostró gran precisión al anticipar expansiones económicas, facilitando decisiones estratégicas en tendencias procíclicas.

El modelo MLP tiene el AUC más alto, y maneja un equilibrio robusto en las métricas clave de precisión, recall y F1-Score en todas las categorías. Esto implica que es el modelo que mejor generaliza y maneja las complejidades de los datos económicos y de mercado.

Regresión Logística y XGBoost: Tanto la Regresión Logística como XGBoost mostraron un rendimiento aceptable, sus AUC más bajos (0.73 y 0.82 respectivamente) demuestran sus limitaciones para capturar patrones no lineales y complejos en los indicadores económicos. La Regresión Logística tuvo dificultades para diferenciar entre las tres clases, lo que la convierte en una opción menos eficiente. Aunque XGBoost mostró mejoras significativas, no alcanzó el nivel de precisión y estabilidad logrado por el MLP, especialmente en la predicción de fases expansivas.

Selección del Modelo MLP con ReLU: Dado que el MLP con activación ReLU ha demostrado su capacidad para capturar las interacciones complejas entre los indicadores económicos y el mercado, es la opción más sólida para guiar las decisiones de inversión. Este modelo fue seleccionado por su capacidad para predecir con mayor exactitud los movimientos del ciclo económico, lo cual es crucial para implementar una estrategia de rotación sectorial exitosa.

Identificación de Tendencia Esperada

El modelo multiclase desarrollado en este proyecto permite identificar la tendencia económica y ajustar la composición del portafolio con base en las predicciones del modelo. El objetivo es optimizar la ponderación de los activos en función de las fases del ciclo económico, dividiendo las acciones en dos categorías:

- *Pro-cíclicas*: Empresas que tienden a tener un mejor desempeño en fases expansivas de la economía. Estos activos tienen una beta mayor a 0.7, lo que implica que tienden a amplificar los movimientos del mercado.
- *Anti-cíclicas*: Empresas que se comportan mejor en periodos de recesión, con una beta entre 0 y 0.7, lo que indica que su rendimiento es menos sensible a las fluctuaciones del mercado.

La decisión del modelo influye directamente en la ponderación de estos tipos de activos, lo cual se puede observar en la composición del portafolio en función de tres estados:

1. *Underweighted Portfolio*: Cuando el modelo predice una recesión económica (valoración -1), el portafolio se pondera en un 75% hacia activos anti-cíclicos, priorizando la estabilidad y la menor exposición a riesgo. Mientras que el 25% del portafolio está asignado a activos pro-cíclicos.
2. *Neutral Portfolio*: En una fase neutral del ciclo económico (valoración 0), el portafolio se distribuye equitativamente, con un 50% en activos pro-cíclicos y 50% en anti-cíclicos. Esto refleja un equilibrio entre sectores que podrían beneficiarse de condiciones económicas moderadas o volátiles.
3. *Overweighted Portfolio*: Durante una fase expansiva del ciclo económico (valoración 1), el modelo indica que se debería ponderar un 75% de los activos en empresas pro-cíclicas, buscando aprovechar el crecimiento económico. Mientras que un 25% del portafolio se mantiene en sectores defensivos o anti-cíclicos.

Selección de Estrategias de Inversión

Una vez que el modelo identifica la tendencia esperada del mercado, es posible construir un portafolio otorgando mayor peso a los activos que se beneficien más de la fase económica en la que se encuentre. Existen diversas estrategias de inversión que permiten optimizar un portafolio, como el Ratio de Sharpe, la Mínima Varianza o el Ratio de Sortino. Sin embargo, dado el enfoque de este proyecto, basado en la rotación sectorial a partir de indicadores adelantados del mercado, se considera que el Ratio de Sharpe es la estrategia más adecuada. A continuación, se define la estrategia:

Un portafolio con el Ratio de Sharpe es una estrategia que, mide el rendimiento de una inversión, ajustando el riesgo y comparándola con la rentabilidad de activo libre de riesgo. Esta razón se cuestiona si el rendimiento adicional de una inversión compensa lo suficiente al riesgo adicional que se asume. Históricamente, el Máximo Ratio de Sharpe ha ganado mucha popularidad, hasta convertirse en una de las herramientas más comunes para la evaluación de portafolios formando parte de los conceptos básicos de todo inversor. Fue desarrollado por el Premio Nobel William F. Sharpe de la Universidad de Stanford. Introducido en 1966 por Sharpe en un artículo publicado en el Journal of Business, “Mutual Fund Performance”, con el objetivo principal de proporcionar una estrategia que ayudara a los inversionistas a evaluar la rentabilidad de un activo en relación con el riesgo asumido. Sharpe desarrolló esta estrategia como parte de su trabajo en el campo de la teoría moderna de portafolios, que incluye otros modelos como CAPM (Modelo de Valoración de Activos Financieros).

Implementación

Para la implementación de la estrategia de inversión se utilizó el algoritmo planteado para predecir la tendencia esperada, este algoritmo está diseñado para evaluar y optimizar la rotación sectorial de un portafolio de inversión utilizando datos históricos. La rotación sectorial se basa en adaptar la selección de activos a las condiciones económicas,

clasificando los activos como “anticíclicos” o “procíclicos” según su comportamiento frente a los ciclos económicos que vimos anteriormente.

Backtesting Dinámico

El backtesting es un método de simulación de portafolios que permite evaluar de forma estadística la efectividad de una estrategia de inversión. Este proceso implica simular la estrategia (En este caso de rotación sectorial) utilizando los pesos y datos históricos del portafolio, para, en función de un horizonte temporal, analizar cómo se habría comportado.

Realizaremos un backtesting dinámico donde se actualizan las ponderaciones periódicamente mediante la re-optimización del portafolio. Para este proyecto se descargaron los precios de cierre de las 500 empresas que forman parte del S&P500 y el precio de cierre del índice, desde 01/01/2000 hasta 31/05/2024. Para analizar el desempeño de nuestra estrategia contra el benchmark (S&P500). A continuación, se desglosará el flujo de trabajo que se realizó para el backtesting:

1. Con nuestra base de datos, seleccionamos aleatoriamente 20 acciones, donde en el primer periodo a optimizar serán 10 procíclicas y 10 anticíclicas. Con una asignación equitativa del 50% para cada tipo, esta estructura busca evitar sesgos hacia una sola categoría de activos, estableciendo un punto de referencia neutral que permita analizar de manera objetiva el desempeño de ambos segmentos en el contexto del ciclo económico.
2. Se define la periodicidad del rebalanceo, la cual es anual.
3. Se parte la base de datos en función de las ventanas de tiempo y de los años de información disponibles.
4. Se optimizan las ponderaciones utilizando la primera ventana de tiempo t_0 y se realiza la simulación para el periodo posterior, es decir de t_1 hasta t_2 , una vez finalizada la ventana, se optimizan de nuevo las ponderaciones, ahora usando la información de t_1 hasta t_2 y se simula utilizando desde t_2 a t_3 , este proceso se repite iterativamente hasta llegar a t_n .

5. Con la evolución histórica del portafolio, obtenemos las métricas de desempeño.

De esta manera, pondremos a prueba el modelo generado anteriormente, el cual predice la tendencia esperada del ciclo económico. Un buen desempeño del modelo, en teoría, ayudará a tener mejores resultados en el backtest, ya que los activos seleccionados se ajustarán de mejor manera a cada momento del mercado.

El backtesting dinámico permitirá evaluar el modelo predictivo del mercado, así como generar datos y resultados que permitan mostrar de una mejor manera, si el portafolio gestionado con la estrategia de rotación sectorial es viable, cumple con los objetivos y supera al benchmark. Para esto se generarán 2000 simulaciones, y posteriormente se utilizarán estos escenarios para calcular métricas de desempeño del portafolio.

Para evaluar el desempeño de estrategias de inversión mediante backtesting dinámico, es fundamental contar con métricas que ofrezcan una evaluación objetiva y completa del rendimiento del portafolio en comparación con un benchmark de referenciam como el índice S&P 500. Entre las métricas más relevantes para este tipo de análisis se encuentran Ratio de Sharpe y la comparación del rendimiento del portafolio vs el benchmark.

- I. Ratio de Sharpe: Mide la eficiencia de una estrategia de inversión en relación con el riesgo asumido, se define como el retorno promedio excedente del portafolio (el retorno por encima de la tasa libre de riesgo) dividido por la desviación estándar de estos retornos. Un ratio de sharpe alto indica que la estrategia está generando mayores retornos ajustados por riesgo. Esta métrica permite a los inversores evaluar si un rendimiento elevado se justifica por el nivel de riesgo asumido.

$$\text{Ratio de Sharpe} = \frac{E(R_p) - R_f}{\sigma_p}$$

Dónde:

- $E(R_p)$: Rendimiento promedio del portafolio.
- R_f : Tasa libre de riesgo.
- σ_p : Desviación estándar de los rendimientos del portafolio.

II. Rendimiento del portafolio vs Benchmark (S&P500): Comparar directamente el rendimiento del portafolio contra el benchmark permite evaluar si la estrategia cumple o supera el comportamiento de un índice de referencia. Esta métrica se basa en analizar el rendimiento acumulado del portafolio frente al rendimiento acumulado del benchmark, observando si la estrategia logra añadir valor consistente a lo largo del tiempo.

$$\text{Exceso de Rendimiento} = E(R_p) - E(R_b)$$

Dónde:

- $E(R_p)$: Rendimiento promedio del portafolio.
- $E(R_b)$: Rendimiento promedio del benchmark.

III. Upside Risk: El riesgo al alza mide la variabilidad de los rendimientos de un portafolio que exceden un umbral de referencia. Este indicador se centra en las ganancias, proporcionando información sobre el potencial positivo de un portafolio. Un upside elevado indica que el portafolio tiene una mayor capacidad de generar rendimientos significativamente superiores al umbral definido.

$$\text{UpsideRisk} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (R_i - T)^2 * I(R_i > T)}{n}}$$

Dónde:

- (R_i) : Rendimiento observado del portafolio en el período i .

- T : Umbral de referencia (por ejemplo, R_f).
- $I(R_i > T)$: Indicador que toma el valor 1 si $(R_i > T)$ y 0 en caso contrario.
- n : Número total de observaciones.

IV. **Downside Risk:** El riesgo a la baja mide la variabilidad de los rendimientos de un portafolio que se encuentran por debajo de un umbral de referencia. Este indicador se enfoca únicamente en las pérdidas potenciales, ignorando los rendimientos positivos, lo que lo convierte en una métrica relevante para los inversionistas aversos al riesgo. Un downside elevado indica que el portafolio tiene una mayor exposición a rendimientos inferiores al umbral definido, reflejando un mayor riesgo de pérdida.

$$DownsideRisk = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (R_i - T)^2 * I(R_i < T)}{n}}$$

Dónde:

- (R_i) : Rendimiento observado del portafolio en el período i .
- T : Umbral de referencia (por ejemplo, R_f).
- $I(R_i < T)$: Indicador que toma el valor 1 si $(R_i < T)$ y 0 en caso contrario.
- n : Número total de observaciones.

V. **Ratio de Sortino:** El ratio de Sortino mide la eficiencia de una estrategia de inversión considerando solo el riesgo a la baja, es decir, el downside risk. A diferencia de Sharpe, este indicador excluye la variabilidad causada por los rendimientos positivos, centrándose únicamente en las pérdidas potenciales. Un ratio de Sortino alto indica que el portafolio está generando mayores rendimientos ajustados por riesgo a la baja, siendo especialmente útil para

inversionistas que buscan minimizar las pérdidas mientras maximizan los retornos.

$$\text{Sortino Ratio} = \frac{R_p - R_f}{\sigma_d}$$

Dónde:

- (R_p) : Rendimiento promedio del portafolio.
- (R_f) : Tasa libre de riesgo.
- (σ_d) : Desviación estándar a la baja.

VI. Alpha de Jensen: El alpha de Jensen mide la capacidad de un portafolio para generar rendimientos superiores a los esperados en función de su nivel de riesgo sistemático, según lo definido por el modelo CAPM. Este indicador representa el retorno adicional obtenido por el portafolio después de ajustar por el riesgo asumido frente al benchmark. Un alpha de Jensen positivo indica que el portafolio ha superado el rendimiento ajustado por riesgo del benchmark, lo que sugiere un desempeño superior. Por otro lado, un alpha negativo refleja un rendimiento inferior al esperado dado el nivel de riesgo.

$$\text{Alpha de Jensen} = R_p - [R_f + \beta (R_m - R_f)]$$

Dónde:

- $E(R_p)$: Rendimiento promedio del portafolio.
- $E(R_m)$: Rendimiento promedio del benchmark.
- $E(R_f)$: Tasa libre de riesgo.
- β : Sensibilidad del portafolio a los movimientos del mercado.

El análisis de desempeño de la estrategia de rotación sectorial se basó en la simulación de 20,000 portafolios, cuyos resultados se presentan a continuación. En la Imagen 15, que corresponde al histograma de retornos de las simulaciones, se observa una distribución con un marcado sesgo positivo hacia la derecha. Este comportamiento indica una tendencia a obtener resultados superiores al valor esperado, con un rendimiento promedio de 77.55% y una mediana de 63.89%. Sin embargo, como se muestra en la Imagen 16 (*boxplot de los retornos*), se identificaron múltiples datos fuera del rango intercuartílico. Esto motivó un análisis adicional para excluir estos "outliers" y obtener una representación más precisa del desempeño de la estrategia.

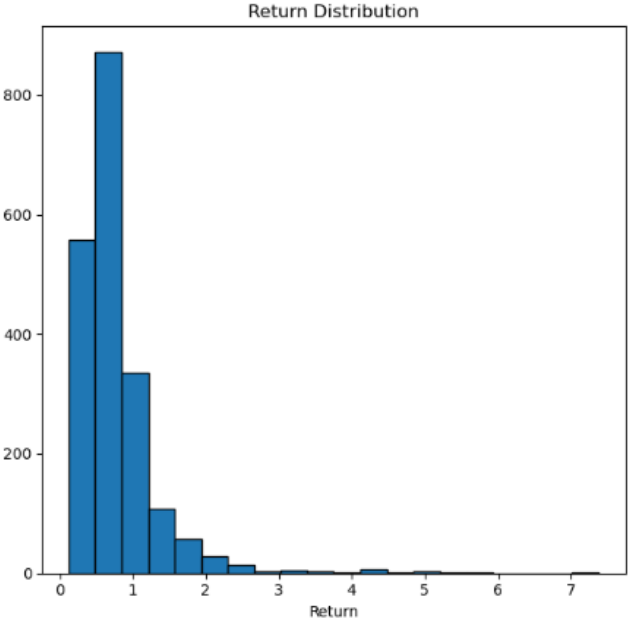


Imagen 15. Histograma de Retornos de Simulaciones.

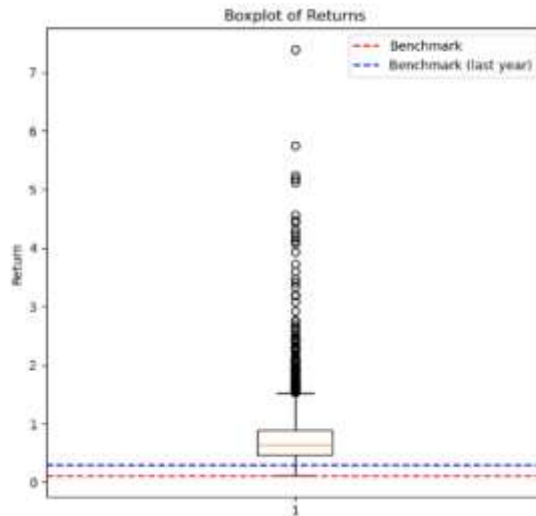


Imagen 16. *Boxplot de Retornos de Simulaciones.*

Tras aplicar el criterio del rango intercuartílico, considerando un factor de 1.5 para los límites superior e inferior, los datos se ajustaron para eliminar los valores atípicos. Los resultados refinados se resumen en la Imagen 17 (*histograma ajustado*) y la Imagen 18 (*boxplot ajustado*). Sin los outliers, el rendimiento esperado disminuyó a un 66.20%, con una mediana de 61.27%. Además, se determinó que este rendimiento esperado se supera en un 42.93% de las simulaciones, lo que refuerza la confiabilidad de la estrategia.

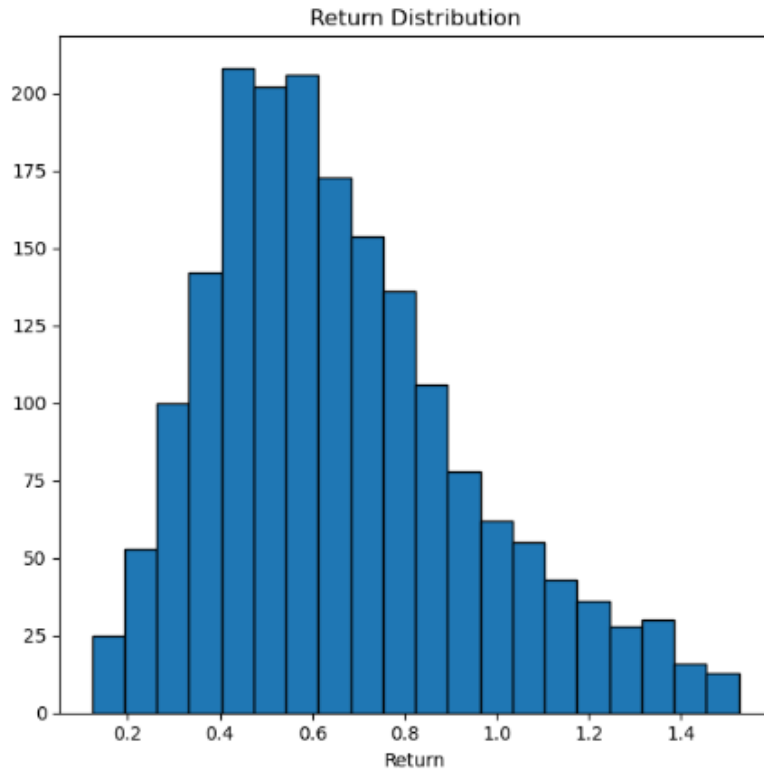


Imagen 17. Histograma de Retornos de Simulaciones sin Atípicos.

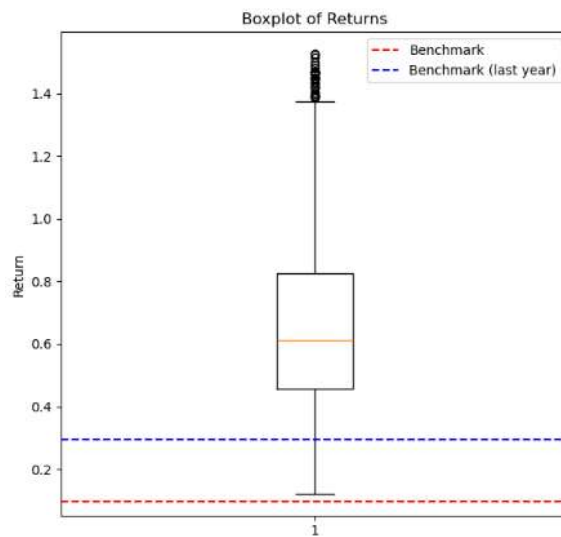


Imagen 18. Boxplot de Retornos de Simulaciones sin Atípicos.

La estrategia de rotación sectorial presentó un desempeño sólido, respaldado por métricas clave que evidencian su capacidad para generar rendimientos ajustados por riesgo de manera eficiente. En términos de Sharpe Ratio, se obtuvo un valor de 3.90, lo cual es significativamente superior al umbral considerado como bueno (mayor a 1). Este resultado sugiere que el portafolio se gestiona de manera efectiva, logrando rendimientos atractivos en relación con el riesgo asumido, un aspecto esencial en cualquier estrategia de inversión bien estructurada.

<i>- Métrica</i>	<i>Rotación Sectorial</i>
<i>Sharpe</i>	3.90
<i>Volatility</i>	15.51%
<i>Upside</i>	11.93%
<i>Downside</i>	10.15%
<i>Sortino</i>	5.97
<i>Jensen Alpha</i>	0.025

Tabla 1. Métricas de desempeño.

La volatilidad del portafolio, que mide la variabilidad de los rendimientos, alcanzó un nivel moderado de 15.51%. Este grado de riesgo es razonable, especialmente considerando los rendimientos obtenidos, lo que lo hace aceptable para inversionistas que buscan un equilibrio entre riesgo y recompensa. Adicionalmente, el riesgo al alza (Upside Risk) del portafolio fue de 11.93%, lo que indica un potencial positivo significativo para generar rendimientos superiores, un aspecto sumamente atractivo para los inversionistas.

Por otro lado, el riesgo a la baja (Downside Risk) del portafolio se situó en 10.15%, evidenciando una exposición controlada a las pérdidas. Este resultado muestra que el portafolio logra mantener una mayor inclinación hacia el potencial de ganancias, con una exposición limitada a resultados negativos, algo crucial en la construcción de estrategias conservadoras pero rentables.

El Sortino Ratio alcanzó un nivel de 5.97, un indicador que refuerza el desempeño positivo de la estrategia al considerar únicamente el riesgo a la baja. Esto demuestra que el portafolio no solo está diseñado para mitigar pérdidas potenciales, sino que también

maximiza los rendimientos ajustados por este tipo de riesgo. Finalmente, el Alpha de Jensen, con un valor de 0.025, confirma que la estrategia genera rendimientos por encima de lo esperado, considerando el riesgo sistemático frente al benchmark. Este resultado resalta la capacidad del portafolio para agregar valor más allá de las expectativas del mercado.

En conjunto, el portafolio generado mediante la estrategia de rotación sectorial demuestra un desempeño notable. Su capacidad para gestionar eficientemente las pérdidas potenciales, junto con un sólido potencial de ganancias y un Alpha positivo, lo posiciona como una alternativa interesante para los inversionistas que buscan maximizar retornos sin asumir riesgos excesivos. Esto lo convierte en una herramienta valiosa para quienes desean combinar estabilidad con resultados superiores frente al benchmark.

Posteriormente, al comparar los resultados obtenidos con un benchmark, se logran desarrollar múltiples observaciones, las cuales van desde los resultados del modelo entrenado y el comportamiento del mercado, hasta comprender cual fue el desempeño de la estrategia de inversión y generación de portafolios.

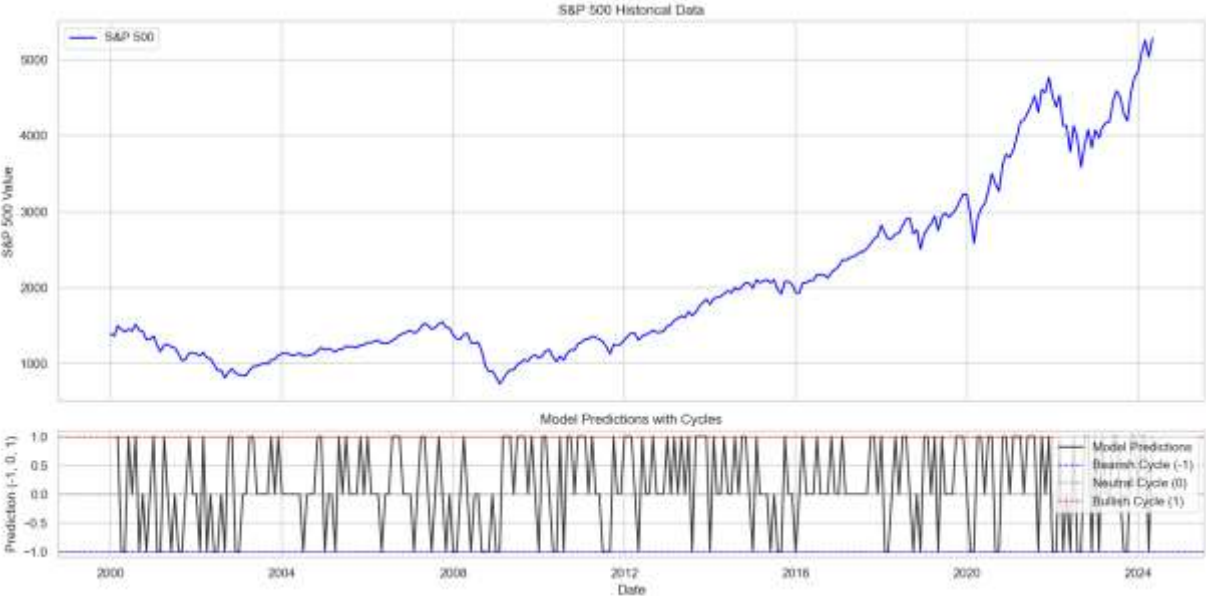


Imagen 19. Relación entre Predicciones del Modelo y Comportamiento del S&P 500.

Al generar las gráficas de los resultados del modelo y del benchmark, se permite entender la interacción entre la predicción del ciclo económico (según el modelo) y el comportamiento del S&P 500, en donde se observa:

1. **Comportamiento histórico del Benchmark:** La primera gráfica muestra cómo se ha comportado a lo largo del periodo establecido el valor del mercado (S&P500), en donde se aprecia un comportamiento alcista en la mayoría del periodo.
2. **Predicciones del Modelo y Ciclos Económico:** La segunda gráfica muestra cómo el modelo clasifica los ciclos económicos en categorías de tendencia: -1 (recesión), 0 (neutral), y 1 (expansión), reflejando una correlación entre el estado anticipado del mercado y la categoría económica estimada.

Estas gráficas permiten analizar las similitudes entre las predicciones del modelo y el comportamiento del S&P 500, mostrando que las concentraciones en las predicciones tienden a coincidir con movimientos importantes en el índice, se puede apreciar cómo en etapas donde el índice tiende a subir se concentran las predicciones en 1.

Mientras que en el análisis comparativo del rendimiento del portafolio frente al benchmark, el S&P 500, revela diferencias significativas en términos de retorno ajustado al riesgo y estabilidad. El S&P 500 ha registrado un rendimiento total del 278.46%, lo que evidencia un crecimiento sustancial durante el período evaluado. Con un Sharpe Ratio de 1.84, se demuestra una gestión eficiente del riesgo, generando retornos sólidos por cada unidad de volatilidad. Adicionalmente, el Omega Ratio de 1.37 destaca una proporción alta de rendimientos positivos frente a los negativos, subrayando la fiabilidad de este índice como punto de referencia.

En contraste, los portafolios desarrollados presentan un valor final promedio de \$19,610,992.08, con un rendimiento promedio de 18.61%. El Sharpe Ratio general del portafolio es de 2.64, lo cual indica que, en promedio, los rendimientos son suficientes para compensar el riesgo asumido, lo que puede traducirse en ganancias ajustadas al riesgo. El Omega Ratio general de 2.35 mejor que en algunos escenarios anteriores, señala un

FO-DGA-CPAP-001

desequilibrio considerable en la distribución de rendimientos, con una mayor probabilidad de resultados positivos.

En los extremos, los resultados del portafolio varían ampliamente. El mejor caso, con un valor final de \$178,181,409.00 y un rendimiento máximo del 177%, muestra un desempeño destacable. Este escenario tiene un Sharpe Ratio de 3.62, lo que indica una gestión más eficiente del riesgo cuando las condiciones del mercado son favorables, y un Omega Ratio de 2.55, reflejando una buena proporción de rendimientos positivos. No obstante, tales resultados no son la norma y dependen de circunstancias específicas.

Por otro lado, el peor escenario del portafolio termina con un valor final de \$3,932,604.78, equivalente a un rendimiento mínimo de 2.9%. En este caso, el Sharpe Ratio cae a un alarmante -1.40, lo que señala un manejo del riesgo deficiente. El Omega Ratio es de 0.20, reafirmando el desequilibrio en los rendimientos, con una probabilidad de pérdidas significativas en situaciones adversas.

En resumen, el portafolio muestra un rango amplio de resultados, desde rendimientos excepcionalmente altos hasta mínimos debajo del benchmark. Aunque el S&P 500 mantiene un desempeño consistente y ajustado al riesgo, la estrategia del portafolio generó una mejora en su eficiencia y fiabilidad, especialmente en términos de la relación riesgo-retorno.

4. Reflexiones del alumno o alumnos sobre sus aprendizajes, las implicaciones éticas y los aportes sociales del proyecto

Impacto Académico y Profesional

Este proyecto nos ha brindado un aprendizaje en aspectos importantes de distintas disciplinas. Nos permitió adentrarnos en temas económicos, y el funcionamiento de las tendencias del mercado y fases de su ciclo. Así como en la generación de modelos lo suficientemente robustos, para poder tener resultados coherentes y significativos con la teoría que se propone. Además, de darnos la oportunidad de desarrollar una metodología innovadora, mediante un trabajo en equipo, desarrollando fuertes habilidades de comunicación y socialización en un ambiente similar al mundo laboral, recibiendo siempre retroalimentación valiosa de nuestros profesores, permitiéndonos mejorar en cada sesión como estudiantes, compañeros de trabajo y personas en general.

Contribuciones Sociales y Económicas

El enfoque primario del proyecto es académico, sin embargo, la metodología propuesta tiene un gran potencial y sustento para ser utilizado en el sector financiero, ofreciendo a gestores de carteras de inversión una alternativa atractiva y diferente a lo tradicional.

Desafíos y Superaciones

Nos enfrentamos a la necesidad de generar modelos lo suficientemente robustos para tener un nivel de predicción que pueda generar un impacto significativo en la metodología propuesta, así como la comprensión profunda de librerías de Python usadas en el mundo de las finanzas. A través del trabajo en equipo, la búsqueda de información y la asesoría constante de nuestros profesores logramos superar estos obstáculos.

- Aprendizajes profesionales
 - Ingeniero Financiero. Diego Emilio Enriquez Nares.

Como reflexión personal, podría comenzar diciendo que con respecto a un aprendizaje de conocimiento fue, el entendimiento del ciclo de la economía y todo lo relacionado a este concepto y al producto final como tal, es decir, ahora puedo decir con certeza que existen indicadores que van adelantados al mercado y que, además, se pueden generar estrategias de inversión que sigan esta misma tendencia por medio de la aplicación de análisis cuantitativos y la generación de un modelo de ML (y su respectiva validación) para ofrecer estrategias de inversión y métricas que confirmen la buena rentabilidad que ofrece este producto final.

Ahora bien, con relación a un aprendizaje ético o social, podría mencionar el hecho de que este proyecto (el producto final), ofrece al usuario o al inversionista una opción, aunque más riesgosa, en la que podría hacer uso de su dinero de manera más rentable. Por otro lado, adentrándome en el ámbito social, creo que podría mencionar que este PAP, nos impulsó a hacer que el proyecto no sólo fuera entendible para un ingeniero financiero o alguna persona relacionada con el medio, sino también que fuera un proyecto en el que si una persona al momento de leerlo tuviera alguna duda sobre algún concepto, por ejemplo, pudiera ir al apartado de “Anexos” y ahí hay una lista de conceptos que, seguramente, defina el concepto del que tiene duda, además, se buscó la explicación detallada de cada término financiero importante y relacionado con el producto final del mismo con el objetivo de hacer el proyecto más completo y ameno.

- Ingeniero Financiero. Juan Antonio Múgica Liparoli:

El proyecto realizado me ha ayudado a comprender de una forma más amplia y precisa cómo se implementan nuevas estrategias de inversión en el mundo financiero. El mundo financiero tiene un sinnúmero de temas y conceptos interesantes, complejos y retadores que requieren tiempo, esfuerzo, compromiso y de estar constantemente actualizándose sobre nuevos modelos financieros/económicos, estrategias financieras, modelos predictivos. Fue muy interesante usar métricas para evaluar la calidad de los modelos para predecir el comportamiento del mercado usando indicadores económicos y el comportamiento pasado del S&P500. Aplicando estas metodologías y las entregas planteadas en diferentes fechas

del semestre me doy cuenta de que es de vital importancia estar actualizado con lo más nuevo en tecnología y ciencia de datos para optimizar procesos financieros y encontrar soluciones más adecuadas en el tiempo. Un reto fue generar y aplicar todos estos conceptos clave dentro de un backtesting dinámico, afortunadamente conté con un equipo excepcional para poder llevar a cabo los objetivos previstos en el proyecto. Este PAP no solo ha sido un reto académico significativo, sino también un catalizador para mi desarrollo personal y profesional. Ha preparado el terreno para futuros desafíos y oportunidades, solidificando mi deseo de continuar mi educación y carrera en un campo que es tanto dinámico como vitalmente importante para la sociedad moderna.

- Ingeniero Financiero. José Alfonso Martínez Ramírez.

A lo largo de este proyecto, desarrollé competencias fundamentales como el análisis crítico, la resolución de problemas y el trabajo en equipo, junto con habilidades técnicas específicas en modelado predictivo, interpretación de métricas financieras y gestión de riesgos. Estas capacidades se complementaron con el enfoque interdisciplinario, integrando conocimientos de economía, estadística y programación para abordar una problemática compleja de manera innovadora.

- Ingeniero Financiero. Óscar Uriel Alvarado Garnica.

Entendí el papel crítico que las decisiones financieras tienen en contextos sociopolíticos y económicos, así como la necesidad de actuar de forma ética para generar un impacto positivo y sostenible. La experiencia también me permitió cuestionar supuestos, fortalecer mi capacidad de adaptación y reflexionar sobre la importancia de soluciones orientadas al bienestar social.

Finalmente, este aprendizaje reafirma mi compromiso de combinar innovación y responsabilidad social en mi carrera profesional, al tiempo que reconozco la importancia de mantener una mejora constante para enfrentar los retos de un entorno económico en constante cambio.

- Aprendizajes sociales

El desarrollo de este proyecto representa una iniciativa orientada a transformar la realidad financiera y económica a través de la creatividad, la innovación y un enfoque profesional colaborativo. Mediante la estrategia de rotación sectorial y el uso de modelos predictivos avanzados, se busca optimizar decisiones de inversión, aportando un beneficio tanto a los gestores de portafolios como a los sectores económicos relacionados. Este enfoque, además de mejorar la gestión de riesgos, se orienta hacia la mejora de la calidad de vida social al facilitar herramientas para la estabilidad financiera y la generación de riqueza.

- **Innovación y Transformación Social**

El proyecto combina creatividad y tecnología en el ámbito financiero para abordar la volatilidad de los mercados y las decisiones de inversión. Con esta iniciativa, hemos desplegado una estrategia innovadora basada en el análisis de datos, lo que genera oportunidades de mejora en los portafolios de inversión y fomenta prácticas económicas más resilientes. Esta propuesta tiene el potencial de aplicarse en otros contextos sociales y económicos, extendiendo sus beneficios más allá del ámbito académico.

- **Impacto y Beneficiarios**

Entre los impactos identificados, destaca la creación de un modelo que no solo permite superar benchmarks tradicionales, sino que también contribuye a una mayor estabilidad en la asignación de recursos. Los principales beneficiarios son inversionistas institucionales, pequeños inversionistas y sectores económicos dependientes de la confianza financiera. Aunque no se observaron impactos directos en grupos vulnerables, los beneficios indirectos, como el fortalecimiento económico y la eficiencia en los mercados, son palpables. Este impacto, esperado desde el inicio, subraya la capacidad del proyecto para generar bienes públicos de carácter financiero.

- Sostenibilidad y Futuro

El enfoque colaborativo y profesional del proyecto asegura su transferibilidad a otras áreas del conocimiento y aplicación económica. Al emplear saberes técnicos y prácticos, se puede replicar en diferentes escenarios, desde estrategias empresariales hasta políticas públicas. La sostenibilidad del impacto social depende de su capacidad de implementación continua y del fortalecimiento de alianzas entre actores clave del mercado financiero.

Este proyecto nos permitió reflexionar sobre nuestra capacidad de incidir en el bienestar social a través de soluciones financieras innovadoras. El análisis del impacto nos motiva a seguir contribuyendo con proyectos que, además de ser técnicamente sólidos, sean socialmente responsables y orientados hacia un cambio positivo.

- Aprendizajes éticos
 - Equipo:

La experiencia vivida a lo largo del desarrollo de este proyecto permitió enfrentar decisiones críticas, reflexionar sobre sus implicaciones éticas y evaluar nuestro impacto como futuros profesionales en un entorno real. Entre las principales decisiones tomadas, destacó la elección de priorizar modelos que no solo fueran técnicamente eficientes, sino también responsables en términos de riesgo y beneficio para los inversionistas. Esta decisión fue impulsada por un compromiso con la transparencia y el bienestar económico de los usuarios finales, evitando caer en prácticas que priorizaran únicamente la maximización de ganancias sin considerar las consecuencias sociales. Las implicaciones de esta elección se reflejan en un modelo más balanceado y ético, enfocado en generar valor sostenible.

Esta experiencia nos invita a ejercer nuestra profesión con un enfoque que integre tanto la excelencia técnica como la responsabilidad social. Aprendimos que las herramientas financieras y tecnológicas, cuando son diseñadas y aplicadas con un sentido ético, pueden tener un impacto positivo en el bienestar colectivo. Además, comprendimos que cada

decisión profesional no solo afecta a los clientes inmediatos, sino también al entorno económico y social más amplio.

En el futuro, nuestra profesión estará marcada por un compromiso con la ética y la innovación responsable. Buscaremos aplicar nuestras habilidades para diseñar soluciones que mejoren la calidad de vida de las personas, considerando tanto sus implicaciones económicas como sociales. Esta experiencia también nos enseñó la importancia de trabajar colaborativamente, valorando la diversidad de perspectivas dentro de un equipo para tomar decisiones informadas y justas. La meta será ejercer con integridad, contribuyendo al desarrollo de un mundo financiero más equitativo y sostenible.

- Ingeniero Financiero. Diego Emilio Enriquez Nares.

Desde una perspectiva ética, abordar este proyecto me ha llevado a una profunda reflexión sobre el impacto que nuestras decisiones financieras pueden tener, no solo en los rendimientos económicos, sino también en el ámbito social y ético de nuestras comunidades. El uso de modelos avanzados de ML para predecir ciclos económicos y desarrollar estrategias de inversión basadas en indicadores adelantados ofrece, sin duda, oportunidades para maximizar la rentabilidad. Sin embargo, también implica una responsabilidad considerable. Estos modelos, si bien son herramientas poderosas, deben manejarse con un alto grado de integridad y transparencia para asegurar que no solo beneficien a un grupo selecto de inversores, sino que contribuyan al bienestar económico general.

Por otro lado, este proyecto ha enfatizado la importancia de la accesibilidad y la inclusión en el ámbito financiero. A medida que desarrollábamos el modelo y la estrategia, fue crucial considerar cómo presentar esta información de manera que fuera comprensible no solo para expertos en finanzas, sino también para el público general. Esto no solo ayuda a democratizar el acceso a estrategias de inversión avanzadas, sino que también fomenta un entorno financiero más equitativo. Al integrar explicaciones claras y accesibles en nuestro proyecto, buscamos asegurar que cualquier persona interesada pueda entender los riesgos

y las oportunidades involucradas, lo cual es fundamental para tomar decisiones informadas y éticamente responsables.

Finalmente, al reflexionar sobre este proyecto, me he dado cuenta de que la ética en las finanzas va más allá de cumplir con las regulaciones; se trata de fomentar una cultura de honestidad y responsabilidad. En la práctica, esto significa ser transparentes sobre las limitaciones y posibles sesgos de nuestros modelos y estrategias, y esforzarnos por mejorar continuamente nuestras prácticas para asegurar que sean justas y beneficiosas para todos. Al compartir abiertamente nuestro conocimiento y experiencia, y al colaborar con otros en la comunidad financiera, podemos trabajar hacia soluciones que no solo promuevan el éxito financiero, sino también el progreso social y ético. Este proyecto no solo ha sido una oportunidad para crecer profesionalmente, sino también para contribuir a un diálogo más amplio sobre cómo la tecnología y las finanzas pueden trabajar juntas para crear un futuro más inclusivo y ético.

- Ingeniero Financiero. José Alfonso Martínez Ramírez.

Durante el desarrollo del proyecto, uno de los aspectos más relevantes fue la necesidad de tomar decisiones con implicaciones tanto técnicas como éticas. Entre las principales decisiones estuvo la elección de los modelos y la metodología utilizada para el backtesting. Estas elecciones no solo respondieron a la necesidad de precisión técnica, sino también a un compromiso ético por garantizar que las herramientas desarrolladas fueran confiables (dentro de lo que se puede afirmar) y pudieran proporcionar resultados útiles para los usuarios. Aseguramos de validar cada paso con métricas rigurosas para evitar cualquier sesgo que pudiera afectar la objetividad del modelo.

La experiencia nos invita a reflexionar sobre el impacto que tienen nuestras decisiones en el bienestar de los futuros usuarios de nuestras estrategias. En el caso de este proyecto, aunque trabajamos con datos históricos y simulaciones, comprendimos que detrás de cada estrategia de inversión hay personas y organizaciones que confían en que estas herramientas les ayuden a gestionar su patrimonio y minimizar riesgos. Este reconocimiento nos motiva a actuar con un alto sentido de responsabilidad, asegurándonos

de que nuestras propuestas sean transparentes, éticas y centradas en el beneficio de la sociedad.

Este proyecto refuerza la manera en que entendemos nuestra profesión: como un medio para aportar valor tanto a nivel técnico como social. Después de esta experiencia, me queda claro que ejerceré mi profesión no solo con un enfoque en la optimización financiera (con las oportunidades laborales que me estoy abriendo en mi actual trabajo en GBM), sino también con una visión que considere el impacto social de cada decisión. Este aprendizaje me lleva a un compromiso renovado de desarrollar herramientas y estrategias que no solo sean eficaces, sino que también promuevan equidad y sostenibilidad en el ámbito financiero.

- Ingeniero Financiero. Juan Antonio Múgica Liparoli.

El desarrollo de este proyecto a lo largo del semestre me permitió explorar una metodología innovadora que amplió mi perspectiva personal, académica y profesional. A través de técnicas distintas a las tradicionales en el ámbito financiero, profundicé en disciplinas como la economía, el análisis de mercados, las estrategias de inversión y la programación de modelos predictivos. Este enfoque integral fortaleció mis habilidades técnicas y mi capacidad de colaboración.

El proceso incluyó etapas clave como la investigación independiente, la formación de equipos, la implementación de estrategias y la retroalimentación constante, lo que fomentó un desarrollo equilibrado tanto individual como colectivo. Además, este proyecto me demostró que la creatividad, combinada con fundamentos sólidos, puede abrir nuevas oportunidades de innovación. Más allá del ámbito técnico, reflexiono sobre cómo los aprendizajes adquiridos pueden aplicarse en la vida diaria. Este proyecto reafirmó dos lecciones principales: primero, el conocimiento fundamentado es clave para generar resultados de calidad que hablen por sí mismos; segundo, el éxito a largo plazo depende de trabajar en equipo y rodearse de mentores que impulsen el crecimiento. En definitiva, este

ejercicio me enseñó que el aprendizaje multidisciplinario y colaborativo es esencial para generar impactos positivos y sostenibles.

- Ingeniero Financiero. Óscar Uriel Alvarado Garnica.

El desarrollo de este PAP a lo largo del semestre me ha permitido aprender una metodología completamente nueva e innovadora para mi desarrollo personal, académico y profesional. Con técnicas distintas a lo que se usa en el mundo de las finanzas, ampliando así mi conocimiento como ingeniero financiero. Es un proyecto que me permitió adentrarme en distintas disciplinas, desde la economía, en el ciclo del mercado y sus tendencias, las finanzas con la implementación de una estrategia de inversión, ponderando un portafolio en base a una lógica previamente razonada, hasta la creación y programación de modelos que permitan predecir ciertas características, para poder obtener buenos resultados. La metodología propuesta por mis profesores me permitió desarrollarme en habilidades fundamentales para mi crecimiento, con múltiples etapas como la búsqueda de información por mi cuenta, la organización y formación de un equipo de trabajo, el estudio y desarrollo de metodologías propuestas y la retroalimentación y acompañamiento constante. Esto permitió un desarrollo completo desde lo individual hasta lo colectivo. El desarrollo de una metodología nueva me permite entender que siempre se puede innovar y buscar una alternativa diferente. Un poco de creatividad y una base sólida de sustento es lo que se necesita. Reflexionando de una forma más personal, fuera de las finanzas o la economía, un proyecto multidisciplinario como este, me permitió darme cuenta de que estos conocimientos pueden ser aplicados a la vida cotidiana. Como personas, necesitamos enriquecernos de distintos ramos y buscar ayuda de otras personas, para poder lograr impactos más grandes y positivos en la sociedad. Hay dos aprendizajes principales con los que me quedo. El primero es que el conocimiento es poder. Sustentar las cosas es lo mejor que puedes hacer, porque cuando haces un trabajo bueno y de calidad, las cosas hablan por sí solas. El segundo es que, para poder llegar más lejos, es necesario rodearte de un buen equipo de trabajo, así como buenos mentores. Si quieres llegar rápido ve solo, si quieres llegar lejos ve acompañado.

- Aprendizajes en lo personal

- Ingeniero Financiero. Diego Emilio Enriquez Nares.

Este PAP, la verdad es que, desde un principio, me impulsó a adentrarme aún más en el ámbito financiero, ya que, aumentó en mí ese gusto no sólo en el área de la programación (análisis y ciencia de datos), sino también, despertó en mí el gusto o interés por aplicar y relacionar esta área que ya venía desarrollando de a poco con otra área como lo es la bursátil. Por otro lado, este PAP, continuó brindándome aprendizajes sobre lo que es trabajar en equipo y, a su vez, saber trabajar de manera autónoma, es decir, fue un esfuerzo constante entre el ir trabajando de manera separada y estructurada individualmente, pero, al mismo tiempo, comunicando y entrelazando ideas con los demás integrantes del equipo con el objetivo de no perder el hilo del producto final.

También, este PAP, me ayudó a abrirme mentalmente a nuevas fuentes de conocimiento, es decir, no sólo investigación en páginas de internet, sino también, en documentos oficiales de investigación generados por otras personas del medio o, en su defecto, teniendo un acercamiento a exalumnos o personas que ya cuentan con experiencia similar o muy acercada a lo que se buscaba desarrollar en este PAP. Por lo que, finalmente, puedo decir que el aprendizaje más importante de este proyecto, a parte del objetivo logrado con el producto final de este PAP, es justamente ese, el buscar aprender no sólo de lo que se investiga en internet o de lo que se le pueda preguntar a chat GPT, sino el tener esa seguridad y confianza de acercamiento a personas experimentadas o que está también en proceso de crecimiento, con el objetivo de sacar provecho de su conocimiento y experiencia para poder desarrollar mi propio camino como ingeniero financiero.

- Ingeniero Financiero. José Alfonso Martínez Ramírez.

El PAP me permitió profundizar en el autoconocimiento y reflexionar sobre mis fortalezas, debilidades y áreas de mejora (como el trabajo con anticipación siendo un área de oportunidad y el buen manejo de presión siendo una fortaleza). A través del trabajo

colaborativo, me di cuenta de mi capacidad para enfrentar retos técnicos y mi disposición para aprender continuamente en un entorno cambiante. Este proyecto me enseñó a ser más paciente y resiliente frente a situaciones complejas, como resolver problemas técnicos o buscar consensos dentro del equipo. Además, reforzó mi convicción de que la disciplina y la organización son esenciales no solo para lograr objetivos profesionales, sino también para mantener un equilibrio en lo personal.

En cuanto al conocimiento de la sociedad y de los demás, este proyecto me permitió reconocer la importancia de comprender las necesidades y preocupaciones de quienes se beneficiarán de nuestro trabajo. Aunque nuestro enfoque fue técnico, entendí que detrás de los números y las simulaciones hay personas con objetivos, miedos y esperanzas que confían en nuestros resultados, hoy en día en GBM como asesor, me siento más comprometido a poder manejar de la manera más consciente la confianza y capital de las personas con quienes trabajo. Este aprendizaje me ayudó a valorar más las distintas perspectivas que cada integrante del equipo aportó, enriqueciendo el proceso y demostrando que la diversidad de opiniones es clave para generar soluciones más integrales.

Para mi proyecto de vida, el PAP dejó aprendizajes significativos. Me reafirmó la importancia de tener una visión clara de mis objetivos y de trabajar en ellos con esfuerzo y compromiso. También me recordó que el éxito no es solo un resultado técnico, sino el impacto positivo que puedo generar en mi entorno. Entendí que mi carrera no solo debe centrarse en obtener logros personales, sino también en cómo mis habilidades pueden contribuir al bienestar colectivo. Esto me motiva a seguir desarrollándome como un profesional que busca equilibrar el progreso técnico con la responsabilidad social.

- Ingeniero Financiero. Juan Antonio Mugica Liparoli.

El PAP me ha ayudado a entender de mejor manera como trabajo en situaciones diversas, tanto en momentos donde tengo todo bajo control y llevo un orden en mis procesos, hasta en esos momentos donde no encuentro soluciones y me encuentro trabajando bajo presión, el proyecto de aplicación profesional me ayudó a colaborar de forma más efectiva

con mis compañeros y a encontrar soluciones ante las adversidades. Me doy cuenta que en la sociedad sobre todo en México hay poca población que se preocupa por sus finanzas y por invertir a largo plazo, lo cual este PAP me ayudó a ser más consciente al respecto y encontrar formas para ayudar a la sociedad a brindarles soluciones más accesibles para tener mejor cultura financiera en México. Aprendí a ser más retador y desafiante conmigo mismo y a darme cuenta de que si bien la carrera nos enseña muchos conocimientos importantes y las bases para ser un buen ingeniero financiero, ocupo poner más de mi parte para poder llegar a soluciones más novedosas e interesantes en el ambito laboral y educativo.

- Ingeniero Financiero. Óscar Uriel Alvarado Garnica.

Reflexionando de una forma más personal, fuera de las finanzas o la economía, un proyecto multidisciplinario como este, me permitió darme cuenta de que estos conocimientos pueden ser aplicados a la vida cotidiana. Como personas, necesitamos enriquecernos de distintos ramos y buscar ayuda de otras personas, para podres lograr impactos más grandes y positivos en la sociedad. Hay dos aprendizajes principales con los que me quedo. El primero es que el conocimiento es poder. Sustentar las cosas es lo mejor que puedes hacer, porque cuando haces un trabajo bueno y de calidad, las cosas hablan por sí solas. El segundo es que, para poder llegar más lejos, es necesario rodearte de un buen equipo de trabajo, así como buenos mentores. Si quieres llegar rápido ve solo, si quieres llegar lejos ve acompañado.

5. Conclusiones

La metodología implementada en este proyecto cumplió en gran medida con los objetivos iniciales, logrando desarrollar un modelo capaz de anticipar las fases del ciclo económico y emplear estas predicciones para guiar decisiones de inversión a través de una estrategia de rotación sectorial. Los logros obtenidos, como el desempeño superior del modelo MLP con activación ReLU frente a las alternativas de regresión logística y XGBoost, refuerzan su potencial como herramienta en la gestión de portafolios. Asimismo, el análisis de backtesting dinámico confirmó la capacidad de la estrategia para superar al benchmark (S&P 500) en términos de rendimiento ajustado por riesgo.

Sin embargo, persisten áreas de mejora que deben ser consideradas en etapas futuras del proyecto. Una de ellas es la dependencia del modelo en las relaciones históricas identificadas, lo que puede limitar su eficacia en escenarios con dinámicas económicas atípicas. Para abordar este desafío, será fundamental establecer un esquema de reentrenamiento periódico del modelo, idealmente cada trimestre o después de eventos económicos disruptivos, asegurando que las predicciones se mantengan.

Además, el análisis evidenció un sesgo positivo en los histogramas de simulaciones, lo que podría indicar sensibilidad de la estrategia a condiciones económicas específicas. Aunque se incluyeron métricas avanzadas como el Ratio de Sharpe y el Alpha de Jensen para evaluar el desempeño, sería recomendable incorporar herramientas adicionales, como la estimación de densidad Kernel (KDE), para entender mejor los riesgos asociados a rendimientos negativos. Asimismo, explorar modelos con mayor interpretabilidad, como Random Forest, podría priorizar la toma de decisiones y aumentar la confianza en las predicciones generadas.

En términos prácticos, este proyecto representa un avance importante hacia la implementación de estrategias de inversión basadas en datos y aprendizaje automático. Sin embargo, se recomienda dar seguimiento al ajuste de los umbrales

de rendimiento utilizados en la clasificación de posturas económicas y ampliar el análisis a otras condiciones del mercado. El éxito a largo plazo dependerá de la capacidad del modelo para adaptarse a un entorno económico en constante cambio, por lo que la siguiente etapa del proyecto debería enfocarse en garantizar su resiliencia y flexibilidad.

6. Bibliografía

Model Investing. (s. f.). "Asset Rotation Model". Recuperado el 2 de noviembre del 2024, de: <https://modelinvesting.com/investment-models/asset-rotation-model/>

Netwealth. (2022.). "What is rotation in investing and why and when does it matter?". Recuperado el 2 de noviembre del 2024, de: <https://www.netwealth.com/ourviews/what-is-rotation-in-investing-and-why-and-when-does-it-matter/>

Kenton, W. (2023). "Economic Indicator". Recuperado el 2 de noviembre del 2024, de: https://www.investopedia.com/terms/e/economic_indicator.asp

Investopedia. (2022). "Cyclical vs. Non-Cyclical Stocks: What's the Difference?". Recuperado el 2 de noviembre del 2024, de: <https://www.investopedia.com/articles/00/082800.asp>

Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). "Applied Logistic Regression". Recuperado el 2 de noviembre del 2024, de: <https://www.wiley.com/en-us/Applied+Logistic+Regression-p-9780470582473>

Chen, T., & Guestrin, C. (2016). "XGBoost: A Scalable Tree Boosting System". Recuperado el 2 de noviembre del 2024, de: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2939672.2939785>

Nwankpa, C., Ijomah, W., Gachagan, A., & Marshall, S. (2018). "Activation Functions: Comparison of Trends in Practice and Research for Deep Learning". Recuperado el 2 de noviembre del 2024, de: <https://arxiv.org/abs/1811.03378>

Bailey, D. H., Borwein, J., de Prado, M. L., & Zhu, Q. J. (2014). "The Probability of Backtest Overfitting". *Journal of Computational Finance*, 20(4), 39-70. Recuperado el 2 de noviembre del 2024, de: <https://doi.org/10.2139/ssrn.232625>

Chen, J. (2023). "Backtesting". Recuperado el 2 de noviembre del 2024, de: <https://www.investopedia.com/terms/b/backtesting.asp>

Chen, J. (2023). "Jensen's Measure". Recuperado el 2 de noviembre del 2024, de: <https://www.investopedia.com/terms/j/jensensmeasure.asp>

Hayes, A. (2023). "Sharpe Ratio". Recuperado el 2 de noviembre del 2024, de: <https://www.investopedia.com/terms/s/sharperatio.asp>

Anexos

ANEXO 1: "Repositorio de GitHub del producto final de este proyecto": <https://github.com/diegotita4/PAP-ERS>