

Avance 6: Conclusiones Finales

Presentado por Equipo 15:

Jose Fabricio Barahona Amaya

Andrés Eduardo Figueroa García

Isaac Francisco Viramontes Castillo

Profesor Titular: Dr. Luis Eduardo Falcón Morales

Proyecto Integrador | Fecha: 09/06/2024

Índice

Índice	2
Optimización de Portafolio de Inversión.....	4
Antecedentes	4
Entendimiento del Negocio	4
Formulación del Problema.....	4
Contexto	5
Objetivos.....	6
General	6
Específicos	7
Preguntas de Negocio	7
Involucrados	7
Obtención de los Datos.....	7
Noticias.....	7
Bing News API	7
Google News Web Scrapping.....	11
Entendimiento de los Datos	14
Descripción de los datos	14
Identificación de variables	18
Análisis exploratorio de datos	19
Valores Faltantes:.....	19
Estadísticas resumidas del Conjunto de Datos.....	19
Valores Atípicos	20
Otras observaciones con respecto al análisis de datos.....	23
Registro de noticias.....	25
Ingeniería de Características.....	26
Análisis de Sentimientos	36
Conclusiones: Fase de Preparación de Datos.....	39
Modelos Base	39
Algoritmos base	39
Importancia del Modelo Seleccionado	39

Ajustes en el Modelo	40
Métrica del Modelo de Negocio	40
Desempeño Mínimo.....	40
Modelos Evaluados	40
Modelo Final: Evaluación de La Primera Semana	42
Conclusiones.....	44
Recomendaciones	45
Anexos.....	46
Github – Equipo 15.....	46
Script Python	46
CSV Generado	46
Bibliografía	47

Optimización de Portafolio de Inversión

Este proyecto pretende implementar una alternativa por medio del uso de los sistemas apoyados por la inteligencia artificial, para asistir en la toma de decisiones financieras orientadas a valorar acciones empresas, su utilidad y practicidad para áreas financieras y personas particulares que compran y venden acciones en mercados de valores para obtener beneficios sobre sus inversiones.

Antecedentes

- Empresa: TeamUp Costa Rica, está en búsqueda de implementar productos innovadores basados en inteligencia artificial, están interesados en poner el mercado los servicios de asesoría en inversiones financieras con instrumentos disponibles dentro y fuera del país en donde opera. Debido a que este proyecto no utiliza datos privados de la compañía, no se requerirá algún tipo de acuerdo de confidencialidad. La empresa se define como una empresa consultora con una red de profesionales con experiencia, conocimientos y la mejor actitud de servicio en servicios de asesoría estratégica, definición de propuestas ganadoras (concursos), arquitectura empresarial, asesoría en procesos de innovación y transformación digital.
- Sector Industrial al que Pertenece: Información en Medios Masivos - Edición de periódicos, revistas, libros, directorios, software y otros materiales
- Lugar de Aplicación: Belén, Heredia, Costa Rica.

Entendimiento del Negocio

Formulación del Problema

El problema está en implementar una solución por medio de la cual se pueda conformar un portafolio de inversión óptimo, el cual en la medida de lo posible pueda predecir comportamientos que se pueden acercar a la realidad en los mercados de capitales y dar soluciones en tiempos útiles emulando el comportamiento de un experto financiero y con la capacidad procesar la información histórica, proveniente de datos estructurados (precios de mercados) y no estructurados (noticias). El modelo de inteligencia artificial se implementará de forma en la que se pueda formular un portafolio en base a la asistencia del computador, en donde se pueda recomendar a los inversionistas un portafolio que les permita obtener mejores beneficios al menor riesgo. También se contextualizará la investigación a la utilidad en la práctica para inversionistas de Latinoamérica, una región en la que varios países carecen de mercados de capitales locales y opciones de inversión rentables.

Contexto

Los mercados de capitales son una opción de financiamiento para las empresas que desean financiarse vendiendo parte del capital de la empresa por medio de un instrumento llamado acción o por medio de la emisión de deuda. Por otro lado, el comprador o inversionista se vuelve parcialmente propietario de una parte de la compañía en vez de volverse un acreedor y representa una oportunidad de inversión como alternativa al mercado de dinero en el cual suele invertir en bonos que para el emisor son deuda. (Vázquez, 2012, pp. 55-79)

Para que una empresa pueda acceder a vender acciones o emitir deuda en un mercado organizado, esta debe cumplir con una serie de normas y certificaciones que el mercado exige con el fin de trasladar confiabilidad y atracción por para los inversionistas. Las empresas salen al mercado fijando un precio para cada acción el cual ha sido fijado mediante una serie de estudios y métodos de valuación que no siempre pueden ser el precio justo, en algunos casos el precio de la acción luego de la oferta pública inicial aumenta o disminuye drásticamente.

Cuando una corporación emite acciones o deuda por primera vez o agrega acciones al mercado (emite un nuevo paquete de acciones), estas se negocian en el mercado primario y son negociados al precio fijo que el emisor estimó “el más justo”. Una vez colocadas todas las acciones emitidas en el mercado los propietarios de las acciones pueden revenderlas, lo que se lleva a cabo en un mercado secundario.

Los precios de las acciones en mercados secundarios ya no son fijados en base a estudios de valoración si no que son establecidos mediante la oferta y la demanda de la misma, así como la decisión de la empresa de emitir o retirar acciones del mercado mediante la compra de acciones a los accionistas. Hay empresas que son oportunistas y hacen un seguimiento cercano del precio de mercado de sus acciones para emitir nuevas acciones y captar los recursos directamente y quitar esa cuota en parte el mercado secundario. Estas decisiones pueden saturar el mercado y hacer que las acciones bajen de precio.

El método de valoración en mercados secundarios por tanto en las bolsas de valores más importantes del planeta está dado por la negociación entre el que vende y el que compra, o también llamado método de subasta de doble punta. Este método de valuación de acciones es el implementado en las bolsas de valores más grandes del mundo incluyendo la bolsa NYSE (New York Stock Exchange) en la cual cotizan la mayoría de las empresas en Estados Unidos de América.

El riesgo juega un papel importante en el mercado de acciones ya que los dividendos de las acciones van acordes del éxito o el fracaso de la empresa. Por tanto, existe el peligro de perder en su totalidad una inversión realizada con alto riesgo, la cual pudo haber sido atractiva ya que a mayor riesgo mayor ganancias.

Un portafolio financiero es entonces la colección de activos con las cuales cuenta una persona o empresa de los cuales obtiene una utilidad financiera que podría provenir de varias fuentes: intereses en el caso de bonos, depósitos en mercados de dinero, dividendos pagados por acciones en mercados de capitales, la venta de acciones o transacciones en mercados de derivados.

Harry M. Markowitz planteó su teoría del portafolio, en la que, mediante datos históricos, aplicación de covarianzas estadísticas, evaluación de expectativas (ya que el precio de una acción va según lo que esta retornará en el futuro) y valoración del riesgo, optimiza un portafolio de inversión maximizando las ganancias y diversificando el riesgo.

La teoría del portafolio de Markowitz es utilizada por los inversionistas para ayudar a la toma de decisiones de inversión. Sin embargo, el saber las tendencias de los precios de las acciones, sería para los inversionistas una información valiosa para sus finanzas, ya que podrían tomar decisiones adecuadas en el momento indicado. El resultado de la aplicación de la teoría de Markowitz es determinístico ya que se basa en datos históricos y aplicación de estadística.

Los seres humanos generalmente toman decisiones no determinísticas y sorprendentes. Por ejemplo, un ser humano es capaz de identificar a una identidad de otro ser humano con solo mirar a los ojos, ver algún rasgo físico, un patrón de caminado, escuchar una voz o inclusive con solo ver una sombra. Esto es algo que definitivamente le da una ventaja grandísima al ser humano por sobre los sistemas computacionales y modelo matemático alguno. Las decisiones de compra de acciones en algunos casos se vuelven subjetivas.

En los últimos años las ciencias de la computación han sido responsables de representar comportamientos sociales complejos mediante simulaciones y aplicaciones que implementan inteligencia artificial. Los mercados financieros están en la mira de los científicos ya que representan un comportamiento fundamental en el sistema capitalista.

Objetivos

General

- Analizar la importancia y utilidad de invertir en mercados de capitales y la introducción de modelos de inteligencia artificial en la asistencia para la inversión en mercados financieros con el fin que los inversionistas puedan tomar decisiones oportunas y efectivas por medio de la elaboración un portafolio de inversión exitoso donde se maximizan las ganancias y se diversifica el riesgo y su aplicación en economías que carecen de mercados capitales como es caso de la economía hondureña.

Específicos

- Implementar un modelo para configurar un portafolio de inversión apoyado en teoría de portafolio elaborada por Harry M. Markowitz y evaluar su desempeño y utilización.
- Comparar los diferentes modelos de diseño de portafolio.
- Implementar ejecuciones prácticas asistidas por inteligencia artificial en un escenario al alcance.
- Evaluar los resultados de la implementación experimental asistida por computadora de los diferentes modelos.

Preguntas de Negocio

- ¿Qué tan confiables son los resultados de las simulaciones y aplicación de inteligencia artificial a los mercados bursátiles y como se comprueba su efectividad?
- ¿Cómo puede asistir la minería de texto o procesamiento de lenguaje natural en el comportamiento de los mercados financieros y en la toma de decisiones de inversión?

Involucrados

TeamUp:

- Luis Carlos Rivas García - Gerente General

Claustro de profesores:

- Dr. Luis Eduardo Falcón – Profesor Titular

Ejecutores:

- Equipo 15 de Proyecto Integrador

Obtención de los Datos

Noticias

Bing News API

Para la obtención de noticias en un primer momento se quiso hacer uso de un API dentro de Azure para Bing News. De esta prueba se obtuvieron datos preliminares para la entrega pasada. Sin embargo, los créditos de Azure consumidos fueron más de los esperados, por lo que se decidió cambiar de estrategia para la obtención de noticias. De las pruebas anteriores se comparte el siguiente código:

```
import requests
import json
```

```

import time
import pandas as pd
import yfinance as yf

from datetime import date, timedelta
from google.colab import userdata

df_SP500 = pd.read_csv('S&P500_List.csv')

SP500_symbol = df_SP500['Symbol'].to_list()
SP500_name = df_SP500['Security'].to_list()

daily_register_news = {
    'Symbol': [],
    'Name': [],
    'Source_1': [],
    'Name_1': [],
    'Description_1': [],
    'Source_2': [],
    'Name_2': [],
    'Description_2': [],
    'Source_3': [],
    'Name_3': [],
    'Description_3': [],
    'Status_News': []
}

subscription_key = userdata.get('api_key')
search_url = userdata.get('endpoint') + "/v7.0/search"
headers = {"Ocp-Apim-Subscription-Key" : subscription_key}

for i in range(len(SP500_symbol)):
    rankingResponse = {}
    time.sleep(0.02)
    stock = SP500_symbol[i]
    name = SP500_name[i]

    daily_register_news['Symbol'].append(stock)
    daily_register_news['Name'].append(name)

    # print(name)
    if i % 50 == 0:
        print(f"{int(i/5)}%")

    query = f'{name}'
    params = {
        'q': query,
        'count': 10,
        'offset': 0,
        'mkt': 'en-US',
        'freshness': 'Month',
        "responseFilter": "News",
        "sortBy": "Relevance "
    }
    response = requests.get(search_url, headers=headers, params=params)
    results = response.json()
    try:
        rankingResponse = results['rankingResponse']
        # print(f"query: {query}; rankingResponse: {rankingResponse}")

```



```

except:
    rankingResponse = {}

if rankingResponse == {}:
    query = f'{stock}'
    params = {
        'q': query,
        'count':10,
        'offset': 0,
        'mkt': 'en-US',
        'freshness': 'Month',
        "responseFilter": "News",
        "sortBy": "Relevance "
    }
    response = requests.get(search_url, headers=headers, params=params)
    results = response.json()
    try:
        rankingResponse = results['rankingResponse']
        # print(f"query: {query}; rankingResponse: {rankingResponse}")
    except:
        rankingResponse = {}

if rankingResponse == {}:
    query = f'{name} {stock}'
    params = {
        'q': query,
        'count':10,
        'offset': 0,
        'mkt': 'en-US',
        'freshness': 'Month',
        "responseFilter": "News",
        "sortBy": "Relevance "
    }
    response = requests.get(search_url, headers=headers, params=params)
    results = response.json()
    try:
        rankingResponse = results['rankingResponse']
        # print(f"query: {query}; rankingResponse: {rankingResponse}")
    except:
        rankingResponse = {}

if rankingResponse == {}:
    query = f'{stock} {name}'
    params = {
        'q': query,
        'count':10,
        'offset': 0,
        'mkt': 'en-US',
        'freshness': 'Month',
        "responseFilter": "News",
        "sortBy": "Relevance "
    }
    response = requests.get(search_url, headers=headers, params=params)
    results = response.json()
    try:
        rankingResponse = results['rankingResponse']

```

```

        # print(f"query: {query}; rankingResponse: {rankingResponse}")
    except:
        rankingResponse = {}

if rankingResponse == {}:
    query = f'NASDAQ {name}'
    params = {
        'q': query,
        'count':10,
        'offset': 0,
        'mkt': 'en-US',
        'freshness': 'Month',
        "responseFilter": "News",
        "sortBy": "Relevance "
    }
    response = requests.get(search_url, headers=headers, params=params)
    results = response.json()
    try:
        rankingResponse = results['rankingResponse']
        # print(f"query: {query}; rankingResponse: {rankingResponse}")
    except:
        rankingResponse = {}

if rankingResponse == {}:
    query = f'stocks {name}'
    params = {
        'q': query,
        'count':10,
        'offset': 0,
        'mkt': 'en-US',
        'freshness': 'Month',
        "responseFilter": "News",
        "sortBy": "Relevance "
    }
    response = requests.get(search_url, headers=headers, params=params)
    results = response.json()
    try:
        rankingResponse = results['rankingResponse']
        # print(f"query: {query}; rankingResponse: {rankingResponse}")
    except:
        rankingResponse = {}

if rankingResponse == {}:
    query = f'news {name}'
    params = {
        'q': query,
        'count':10,
        'offset': 0,
        'mkt': 'en-US',
        'freshness': 'Month',
        # "responseFilter": "News",
        "sortBy": "Relevance "
    }
    response = requests.get(search_url, headers=headers, params=params)
    results = response.json()
    try:

```

```

        rankingResponse = results['rankingResponse']
        # print(f"query: {query}; rankingResponse: {rankingResponse}")
    except:
        rankingResponse = {}

    if rankingResponse == {}:
        for j in range(0, 3):
            daily_register_news[f'Source_{j+1}'].append(' ')
            daily_register_news[f'Name_{j+1}'].append(' ')
            daily_register_news[f'Description_{j+1}'].append(' ')

            daily_register_news['Status_News'].append('NOK')
            print(f"{name}: {results}")

    else:
        for j in range(0, 3):
            try:
                top = results['news']['value'][j]

            daily_register_news[f'Source_{j+1}'].append(top['contractualRules'][0]['text'])
            daily_register_news[f'Name_{j+1}'].append(top['name'])
            daily_register_news[f'Description_{j+1}'].append(top['description'])
            except:
                daily_register_news[f'Source_{j+1}'].append(' ')
                daily_register_news[f'Name_{j+1}'].append(' ')
                daily_register_news[f'Description_{j+1}'].append(' ')

            daily_register_news['Status_News'].append('OK')

df_news = pd.DataFrame(daily_register_news)
df_news.to_csv('Register_240426.csv', index=False)

```

Google News Web Scrapping

Haciendo uso de Google News se puede hacer búsqueda de las noticias, incluso filtrando por el periodo de tiempo en que se desea hacer la búsqueda. Esto se hace con el siguiente query.

Q = StockName after:YYYY-MM-DD before:YYYY-MM-DD

Esto da como resultado algo similar a lo mostrado en la siguiente imagen:

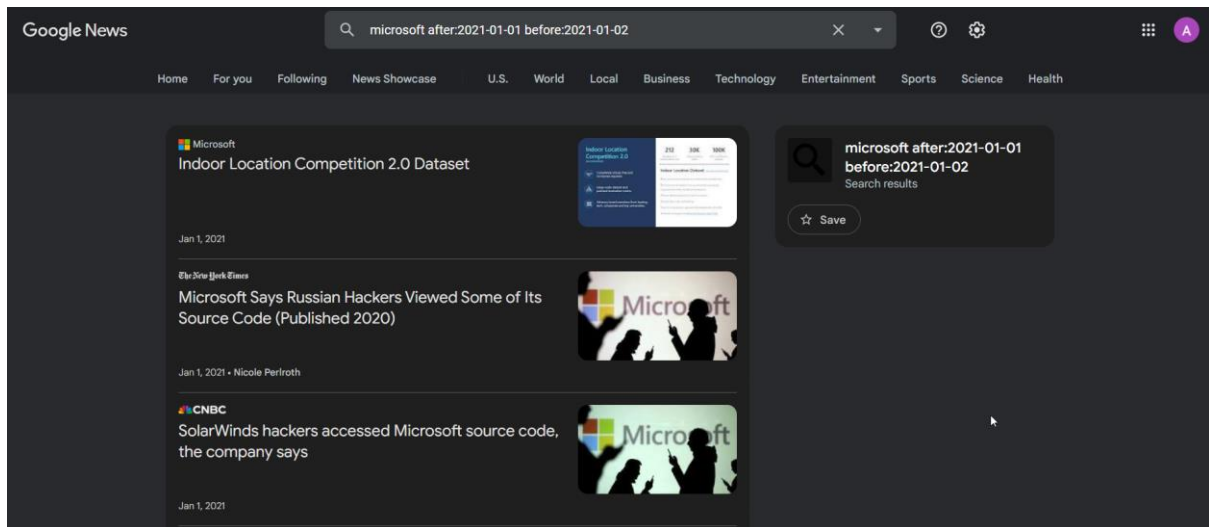


Fig. 1: Resultados Google News.

Como se puede observar, el filtro de la búsqueda se aplica de manera correcta, además de poder encontrar varios resultados pertinentes y estos se organizan por relevancia de manera automática.

Otra cuestión importante es que para poder hacer la búsqueda de las noticias en Google News no se podía hacer uso de un HTTP request de tipo GET con la librería estándar de Python, por lo que se recurrió a Selenium con Chrome Driver.

El registro se hace de manera similar a como se hizo el de las APIs, con el cambio que en esta ocasión se tiene que buscar la información de las noticias de manera manual. El código se incluye a continuación.

```
from selenium import webdriver
from selenium.webdriver.chrome.service import Service
from selenium.webdriver.common.by import By
from bs4 import BeautifulSoup
from newspaper import Article
import datetime
import datetime
import pandas as pd
import time

options = webdriver.ChromeOptions()
options.add_argument('--headless')
options.add_argument('--incognito')
options.add_argument('--ignore-certificate-errors')
options.add_argument('user-agent=Mozilla/5.0 (Windows NT 10.0; Win64; x64)
AppleWebKit/537.36 (KHTML, like Gecko) Chrome/122.0.0.0 Safari/537.36')

chrome_driver_path = r"C:\Users\aefig\Downloads\chromedriver-
win64\chromedriver.exe"

driver = webdriver.Chrome(service=Service(chrome_driver_path), options = options)
```

```

df_SP500 = pd.read_csv('S&P500_List.csv', encoding='utf8')
SP500_symbol = df_SP500['Symbol'].to_list()
SP500_name = df_SP500['Security'].to_list()

daily_register_news_clean = {
    'Symbol': [],
    'Name': [],
    'Source_1': [],
    'Name_1': [],
    'Text_1': [],
    'Source_2': [],
    'Name_2': [],
    'Text_2': [],
    'Source_3': [],
    'Name_3': [],
    'Text_3': [],
    'Source_4': [],
    'Name_4': [],
    'Text_4': [],
    'Source_5': [],
    'Name_5': [],
    'Text_5': [],
}

date = datetime.date.fromisoformat('2021-01-05')

while date < datetime.date.fromisoformat('2021-01-16'):
    i_date = str(date)
    e_date = str(date + datetime.timedelta(days=1))

    print(i_date)
    daily_register_news = daily_register_news_clean

    for i in range(len(SP500_symbol)):
        if i % 50 == 0:
            print(f"{int(i/5)}%")

        stock = SP500_symbol[i]
        name = SP500_name[i]

        daily_register_news['Symbol'].append(stock)
        daily_register_news['Name'].append(name)

        url = "https://news.google.com/search?q=" + name + "%20after%3A" + i_date
        + "%20before%3A" + e_date + "&hl=en-US&gl=US&ceid=US%3Aen"

        # time.sleep(0.01)
        driver.get(url)

        soup = BeautifulSoup(driver.page_source, 'html.parser')
        allData = soup.find_all("article", {"class": "IFHyqb DeXSAc"})

        for j in range(5):
            try:
                data = allData[j]
                source = data.find('a').get('href')
                source = f"https://news.google.com{source[1:]}"
                name = data.find('a', {'class': 'JtKRv'}).text
                name = name.replace(", ", "")

```

```

daily_register_news[f'Source_{j+1}'].append(source)
daily_register_news[f'Name_{j+1}'].append(name)
article = Article(source)
try:
    article.download()
    article.parse()
    text = article.text
    text = text.replace(", ", "")
    daily_register_news[f'Text_{j+1}'].append(text)
except Exception as error:
    text = F"ERROR: {error}"
    daily_register_news[f'Text_{j+1}'].append(text)
except:
    daily_register_news[f'Source_{j+1}'].append('')
    daily_register_news[f'Name_{j+1}'].append('')
    daily_register_news[f'Text_{j+1}'].append('')

file = fr"C:\Users\aefig\OneDrive\Escritorio\Tec\07_6to
Trimestre\02_ProyectoIntegrador\NewsRegister\{i_date}.csv"

df_news = pd.DataFrame(daily_register_news)
df_news.to_csv(file, index=False)

date += datetime.timedelta(days=1)

driver.close()

```

Se puede observar que se trata de un código mucho más resumido, ya que Google News considera varias cosas en la búsqueda que Bing News con el API lo hacía de manera distinta.

Además, gracias a la opción de establecer un rango temporal, nos permite poder acceder a noticias más viejas que lo que se podía esperar de Bing News, igualando así la granularidad de lo que se tendrá con los valores de las acciones.

Entendimiento de los Datos

Descripción de los datos

En el proyecto se incluirán los datos de alrededor de 500 activos que forman parte del índice S&P500, estos símbolos están descritos en la siguiente publicación de internet: https://en.wikipedia.org/wiki/List_of_S%26P_500_companies

Utilizando el API de Yahoo! Finance se obtendrán los precios diarios correspondientes a las 500 empresas que forman parte del índice.

```

!pip install yfinance

import yfinance as yf
import pandas as pd
from datetime import datetime, timedelta

```

```

def get_snp500_symbols():

table=pd.read_html('https://en.wikipedia.org/wiki/List_of_S%26P_500_com
panies')
    df = table[0]
    symbols = df['Symbol'].tolist()
    return symbols

def download_stock_prices(symbols, start_date, end_date):
    data = {}
    for symbol in symbols:
        try:
            stock = yf.download(symbol, start=start_date, end=end_date)
            if not stock.empty:
                data[symbol] = stock['Close']
        except Exception as e:
            print(f"Error downloading data for {symbol}: {e}")
    return data

if __name__ == "__main__":
    # ultimos tres a;os
    end_date = datetime.now()
    start_date = end_date - timedelta(days=3*365)

    # S&P500 symbols
    symbols = get_snp500_symbols()

    # descargar stock prices
    stock_data = download_stock_prices(symbols, start_date, end_date)

    # Save data to CSV files
    for symbol, data in stock_data.items():
        data.to_csv(f"{symbol}_prices.csv")

```

El siguiente gráfico describe los retornos diarios de todos los símbolos.

```

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd

snp500_index = pd.concat(stock_data.values(), axis=1,
keys=stock_data.keys()).mean(axis=1)

daily_returns = snp500_index.pct_change()

```

```

cumulative_returns = (1 + daily_returns).cumprod()

plt.figure(figsize=(10, 6))
cumulative_returns.plot()
plt.title('Retorno Acumulado del Indice S&P500 ')
plt.xlabel('Fecha')
plt.ylabel('Retorno Acumulado')
plt.grid(True)
plt.show()

total_return = cumulative_returns[-1] - 1
total_trading_days = len(snp500_index)
annualized_return = ((1 + total_return) ** (252 / total_trading_days))
- 1

volatility = np.std(daily_returns)

annual_volatility = volatility * np.sqrt(252)

risk_free_rate = 0.02
daily_rf_rate = (1 + risk_free_rate) ** (1/252) - 1
sharpe_ratio = (np.mean(daily_returns) - daily_rf_rate) /
annual_volatility

plt.figure(figsize=(10, 6))
daily_returns.plot(kind='hist', bins=50, alpha=0.6)
plt.title('Histograma de Retorno Diario del Indice S&P500 ')
plt.xlabel('Retorno Diario')
plt.ylabel('Frecuencia')
plt.grid(True)
plt.show()

print(f"Retorno Anualizado: {annualized_return:.4f}")
print(f"Volatilidad Anualizada: {annual_volatility:.4f}")
print(f"Sharpe Ratio: {sharpe_ratio:.4f}")

```

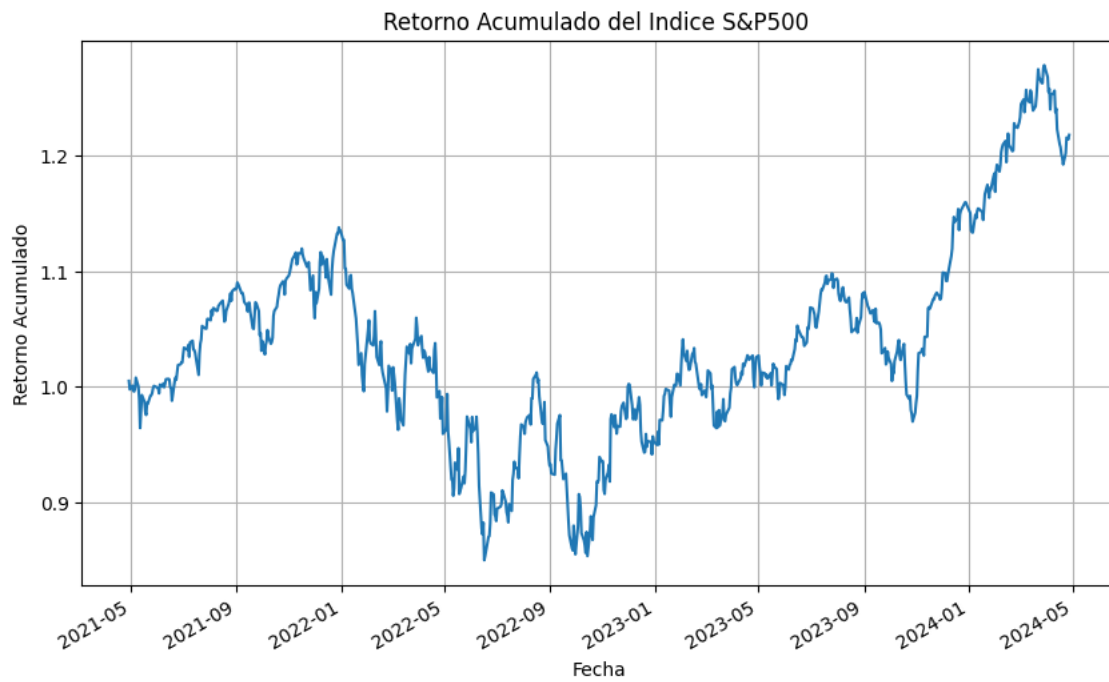



Fig.2: Histograma de los retornos diarios.

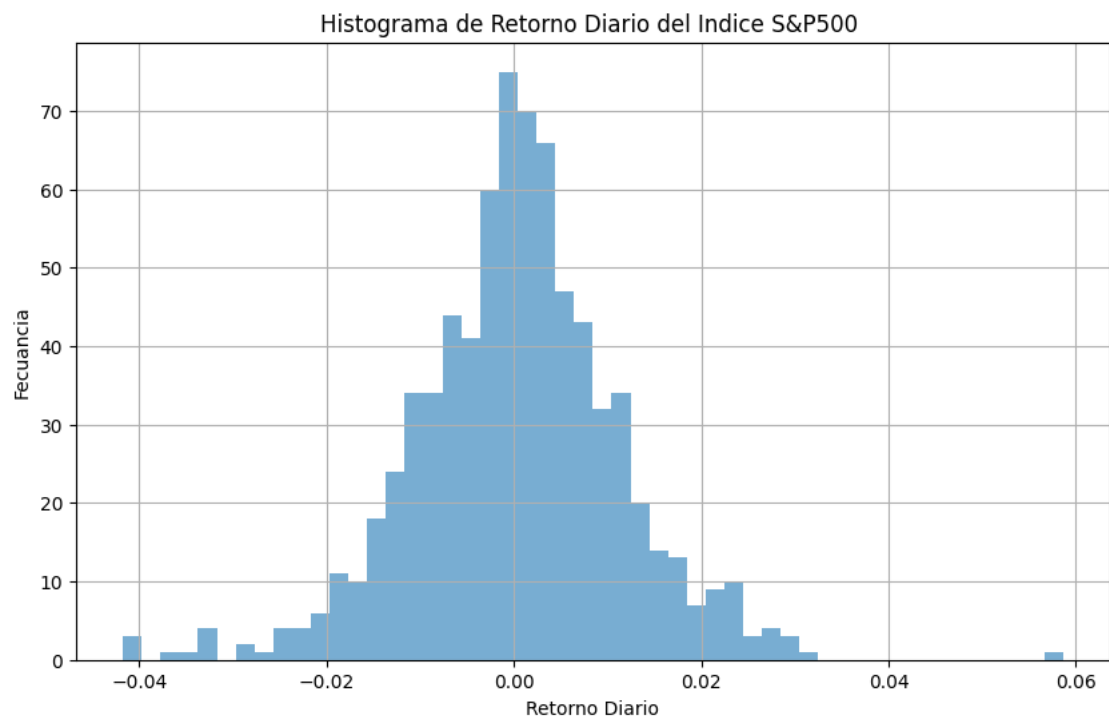


Fig.3: Histórico de retorno de inversión.

El retorno en los últimos tres años de las 500 empresas fue del aproximadamente un 6.8%, con una volatilidad o riesgo anualizado de un 17.5%. El modelo propuesto debe superar este retorno sin aumentar el riesgo del índice.

Identificación de variables

Se pretende tener información diaria (de lunes a viernes) para cada una de las acciones información del valor de la acción a la apertura de la bolsa, el valor más alto, el valor más bajo y el valor al cierre, así como noticias relacionadas con la acción en el último día en caso de existir.

De manera general las columnas que se van a incluir de manera diaria para cada acción incluyen:

- Symbol: Abreviatura con la que se presenta en la bolsa la empresa.
- Name: Nombre comercial con el que se conoce a la empresa.
- Open: Valor a la apertura.
- High: Valor más alto del día.
- Low: Valor más bajo del día.
- Close: Valor al cierre.
- Status_Stock: Estado de actualización de valores en base de datos en el día.
- Source_1,2,3: Fuente de la noticia.
- Name_1,2,3: Título de la noticia
- Description_1,2,3: Descripción de la noticia.
- Status_News: Estado de actualización de noticias en base de datos en el día.
- Retorno diario compuesto: se define como el cambio de precio diario de una acción.
- Riesgo: es la volatilidad de una acción se calcula por medio de la desviación estándar asociados a los retornos diarios.
- Sharpe Ratio: Retorno / Riesgo

Para el registro diario se trabajó en un script de Python en el cual se obtiene de manera independiente un Data Frame de las acciones y otro de las noticias. Posteriormente se realiza una unión de ambas estructuras y se guarda en un CSV para así poder formar el histórico de las acciones a través del tiempo.

En el alcance actual se trabaja para nutrir la base de datos con noticias previas. De lo contrario, se estaría trabajando con un mes de información y se dejaría el script de Python para la actualización diaria de noticias y acciones como legado para nutrir cada vez con más información para el entrenamiento del modelo.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q		
1	Symbol	Name	Open	High	Low	Close	Status	Stock	Source_1	Name_1	Description_1	Source_2	Name_2	Description_2	Source_3	Name_3	Description_3	Status_News	
2	MMM	3M	91.589996	92	90.65	91.410003	OK	YAHOO!Fi	Here's How Weakness in the	adexchang	MMM Is Ba	The democrati	Zacks.com	3M (MMM)	In the latest tra			OK	
3	AOS	A. O. Smith	83.9	83.910003	80.639999	82.819999	OK	YAHOO!Fi	Decoding #A.O. Smith Cor	Zacks.com	A. O. Smith	A. O. Smith	Cor Zacks.com	Why A.O. S	For new and ol			OK	
4	ABT	Abbott	106.65000	107.45999	106.13999	106.86000	OK	Newsweek	Greg Abbo	The Houston CI	USA Today	Marla Adar	Marla Adams, t	The Cincin Reds,	And Left-hander Ab			OK	
5	ABBV	AbbVie	167.66000	169.28999	165.57000	167.28999	OK	Reuters	Drugmaker	AbbVie raised i	Bloomberg	AbbVie Lift	AbbVie Inc.	lifts The Motley Better Divi	Founded in 199			OK	
6	ACN	Accenture	309.19000	310.24	305.35000	309	OK	YAHOO!Fi	Sharehold	If we want to fir	YAHOO!Fi	Meet the 9	We develop owt	Business L TCS, Infosy	Earnings seaso			OK	
7	ADBE	Adobe Inc.	468.41000	474.5	465.77999	473.44000	OK	Business I	New Buy R	Wells Fargo an	Reuters	Adobe to b	Adobe said on	Fox Busine	Adobe rele	Adobe's new Ar		OK	
8	AMD	Advanced Micro Devices	149.14999	155.13999	146.75	153.75999	OK	The Motley	3 Reasons	Advanced Micr	Seeking Al	Advanced	Advanced Micr	The Motley Is Advance	C hipmaker Ad			OK	
9	AES	AES Corporation	17.180000	17.360000	17.049999	17.13	OK	Seeking Al	The AES Cc	Learn about AE	WTTV	AES custor	Indianapolis M	WXIN-TV I	Whistleblo	A whistleblowe		OK	
10	AFL	Aflac	84.089996	84.339996	83.220001	83.73	OK	Forbes	President I	How a Little Le	Seeking Al	Aflac Inco	Aflac recently	CSR Wire	Aflac U.S. I	Imagine being		OK	
11	A	Agilent Technologies	137.05999	137.21000	134.11999	136.36999	OK	Benzinga.c	Here's How	Agilent Technol	YAHOO!Fi	Declining	Agilent Technol	USA Today	S&P 500 (S	The S&P 500 oc		OK	
12	APD	Air Products and Chemicals	234.47999	235.97999	233.47000	235.08000	OK	YAHOO!N	Armed sus	The Austin Poli	WSB Atlant	Man shot i	Around 11:10 p	WSB-TV	Suspects a	Atlanta Police		OK	
13	ABNB	Airbnb	161.50999	163.72999	159.5	163.00999	OK	Gizmodo	9 Disturbin	Airbnb announ	Business I	See inside	The 56-year-ol	The Motley I	Want to B	Airbnb rentals		OK	
14	AKAM	Akamai	101.62000	102.16000	100.29000	101.79000	OK	techline	Noname S	Noname Secur	Zacks.com	Akamai (AI	Akamai Technc	Business I	RBC Capit	RBC Capital an		OK	
15	ALB	Albemarle Corporation	113.52999	115.52999	111.05000	114.98000	OK	Barron's	EV Woes C	When the EV b	Mena FN	Multi-Billio	Melco Progress	Seeking Al	My Optimis	Weak lithium pi		OK	
16	ARE	Alexandria Real Estate Equities	117.45999	118.23999	115.48999	117.30000	OK	Seeking Al	Alexandria	Alexandria Rea	Seeking Al	Alexandria	Alexandria Rea	YAHOO!Fi	Alexandria	Alexandria Rea		OK	
17	ALGN	Align Technology	325	327.49	297.27999	310.5	OK	YAHOO!Fi	Align Tech	Align Technolo	YAHOO!Fi	Align Tech	Q1 2024 Eearnir	Reuters	Align Tech	Align Technolo		OK	
18	ALLE	Alliegon	126.54000	127.76999	123.16000	124.87000	OK	Yahoo	Fin	Alliegon plc	Last week saw	YAHOO!Fi	Alliegon (A	Q1 revenues	dr Zacks.com	What's in t	Alliegon plc ALL		OK
19	LNT	Alliant Energy	50.26	50.529999	49.700000	50.229999	OK	The Gazett	Google dat	As Google com	WKOW	More than	Over three hun	Madison.c	Sheriff: Ex	Law enforceme		OK	
20	ALL	Allstate	172.30000	173.08000	171.28999	172.33999	OK	YAHOO!Fi	Allstate sa	Amid the ongoi	Artemis	Allstate to	US insurer All	Chicago Tr	Logistics C	Post-pandemic		OK	
21	GOOGL	Alphabet Inc. A (Class A)	151.33000	156.49000	150.86999	156	OK	The Street	Analysts us	JPMorgan's Do	Inc	With 1 Sen	On Thursday,	C Forbes	Google Inti	Google launch		OK	
22	GOOG	Alphabet Inc. A (Class C)	153.36000	158.27999	152.76800	157.94999	OK	The Street	Analysts us	JPMorgan's Do	Forbes	Google Inti	Google launch					OK	
23	MO	Altria	43.25	43.650001	42.76	43.540000	OK	The Sun	Mo Salah	MO Salah	6's	YAHOO!N	MO House	The Missouri H	USA Today	Edge rushe	The Miami Dol		OK
24	AMZN	Amazon	169.67999	173.91999	166.32000	173.66999	OK	The Street	Jeff Bezos	Bezos has neve	NBC News	Missing Ut	A cat named G	Forbes	Amazon Pi	The best new si		OK	
25	AMCR	Amcor	9.0200004	9.1000003	8.9300003	9.9499998	OK	YAHOO!Fi	Amcor unw	The stock bott	l Broadway	The Fox Cit	The Fox Cities	F Nasdaq	Will Declin	The estimate h		OK	

Fig.4: Información diaria para el análisis de las acciones del S&P500.

Análisis exploratorio de datos

Valores Faltantes:

1. Algunos nombres o símbolos de acciones tenían valores faltantes debido a que el API reconoce otro tipo de caracteres. El incidente fue identificado y corregido.

```
symbols = df['Symbol'].str.replace('.', '-').values.tolist()
```

2. Por la naturaleza del mercado, no todas las empresas tienen asociadas noticias, por lo tanto no se podría hacer un análisis de sentimiento para todo el mercado

Estadísticas resumidas del Conjunto de Datos

1. Retorno diario de inversión de cada portafolio y del mercado
2. Riesgo o desviación estándar
3. Rendimientos diarios promedio
4. Riesgo diario promedio
5. Covarianza, varianza y desviación estándar
6. Razón de rendimiento sobre riesgo

```
def calculate_portfolio_return(self):

    self.portfolio_return = np.dot(self.avg_returns.mean(),
self.weights)
    #print("return")
    print(self.portfolio_return)
    #print(" end return")
    return self.portfolio_return

def calculate_sharpe_ratio(self):
    avg_returns = self.portfolio_return
    std_dev = self.calculate_risk_ratio()
    portfolio_return = self.calculate_portfolio_return()
```

```

        risk_free_rate = 0.02
        sharpe_ratio = (portfolio_return - risk_free_rate) /
std_dev.mean()
        return sharpe_ratio

def calculate_risk_ratio(self):
    cov_matrix = self.avg_returns.cov()

    weights = np.array(self.weights)
    portfolio_variance = np.dot(weights.T, np.dot(cov_matrix,
weights))
    portfolio_risk = np.sqrt(portfolio_variance)

    return portfolio_risk

```

Valores Atípicos

Los valores atípicos en los precios son parte de la naturaleza del negocio, se estudiaron por medio de comparar el comportamiento de empresas altamente volátiles con otros grupos, inclusive ya se hicieron algunos intentos de apoyar la toma de decisiones por medio de Inteligencia artificial implementando el algoritmo de k medias para encontrar 10 acciones que generen un mejor retorno con un menor riesgo.

A continuación, se incluyen los resultados:

Los marcados con la X son candidatos a ser estudiados como los activos más óptimos, dado que han generado mayor rentabilidad con riesgo bajo.

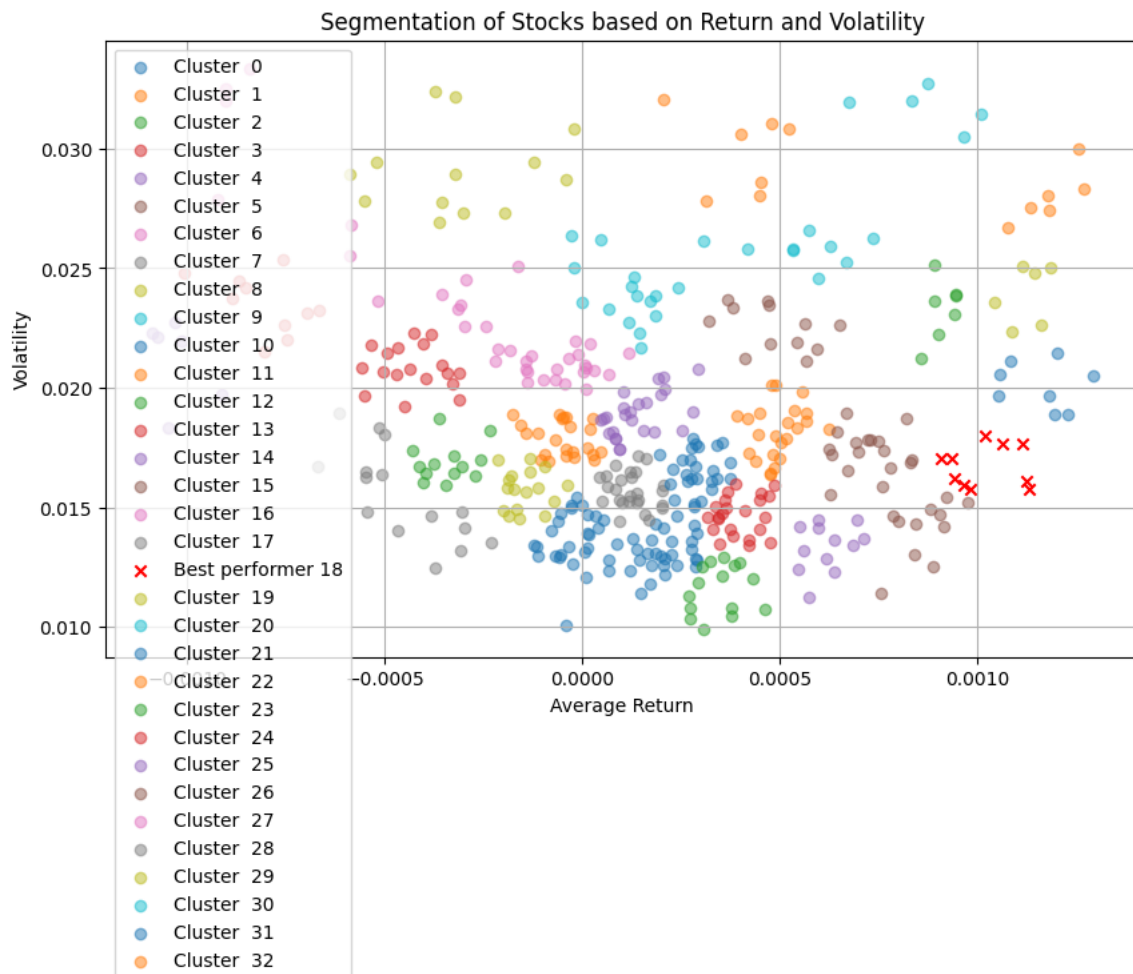


Fig.5: Gráfico de la volatilidad vs el retorno promedio.

```
import pandas as pd
from sklearn.cluster import KMeans
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

# Assuming normal_stocks_df contains historical returns for each stock
# Calculate the average return and standard deviation of returns for
# each stock
average_returns = normal_stocks_df.mean(axis=0)
volatility = normal_stocks_df.std(axis=0)

# Combine average returns and volatility into one DataFrame
features = pd.concat([average_returns, volatility], axis=1)
features.columns = ['Average Return', 'Volatility']

# Calculate return/risk ratio
features['Return/Risk Ratio'] = features['Average Return'] /
features['Volatility']

# Standardize the data
scaler = StandardScaler()
```

```

scaled_features = scaler.fit_transform(features)

i=11
j=0
while i>10:
    # Perform K-means clustering
    num_clusters = 10+j # You can adjust this parameter
    kmeans = KMeans(n_clusters=num_clusters, random_state=42)
    cluster_labels = kmeans.fit_predict(scaled_features)

    # Add cluster labels to the DataFrame
    features['Cluster'] = cluster_labels

    # Identify the cluster with the highest return/risk ratio
    cluster_with_highest_return_risk_ratio =
features.groupby('Cluster')['Return/Risk Ratio'].max().idxmax()

    # Select the stocks from that cluster
    selected_stocks = normal_stocks_df.columns[features['Cluster'] ==
cluster_with_highest_return_risk_ratio].tolist()
    i=len(selected_stocks)
    j=j+1

print("Selected Stocks with Highest Return/Risk Ratio:")
print(selected_stocks)

```

```

import matplotlib.pyplot as plt

# Plot the segmentation chart
plt.figure(figsize=(10, 6))
for cluster in range(num_clusters):
    cluster_data = features[features['Cluster'] == cluster]
    if cluster == cluster_with_highest_return_risk_ratio: # Compare
with the index of the series
        plt.scatter(cluster_data['Average Return'],
cluster_data['Volatility'], label=f'Best performer {cluster}',
color='red', marker='x')
    else:
        plt.scatter(cluster_data['Average Return'],
cluster_data['Volatility'], label=f'Cluster {cluster}', alpha=0.5)
plt.xlabel('Average Return')
plt.ylabel('Volatility')
plt.title('Segmentation of Stocks based on Return and Volatility')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.show()

```

Otras observaciones con respecto al análisis de datos

Los valores atípicos con los que están asociados a las mejores ganancias o peores pérdidas

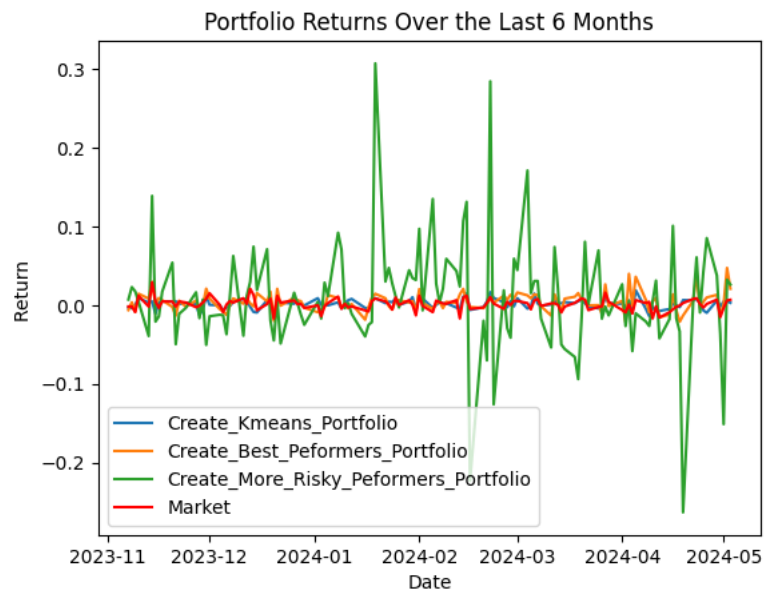


Fig.6: Gráfico del retorno del portafolio en los últimos 6 meses.

Cada línea representa un portafolio de inversión de 10 activos. La línea verde representa el portafolio con mayor riesgo, y la azul un portafolio sugerido por medio de aprendizaje no supervisado.

La siguiente gráfica es muestra la dispersión de los tres portafolios creados con respecto a cada uno de los activos del mercado.

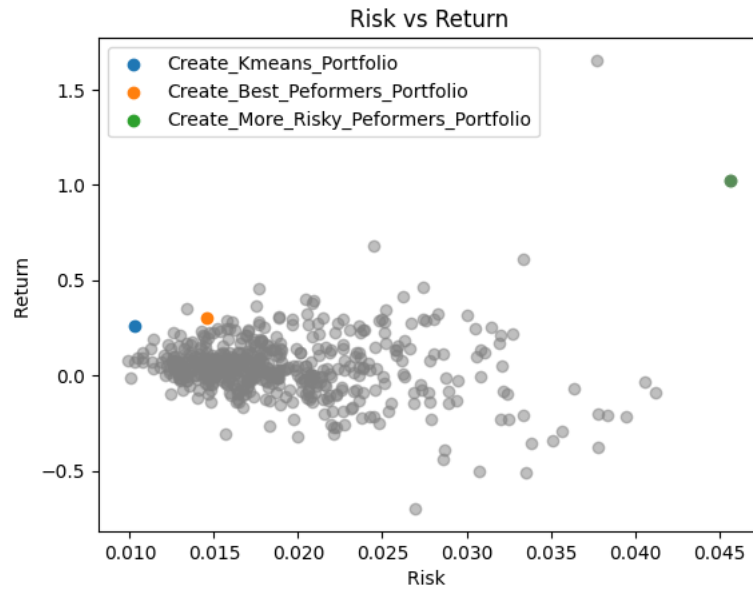


Fig.7: Obtención de agrupamientos con base en el retorno vs el riesgo.

Es muy interesante que el retorno promedio diario del portafolio por medio de aprendizaje no supervisado ofrece un rendimiento diario alto con una volatilidad que tiende a cero.

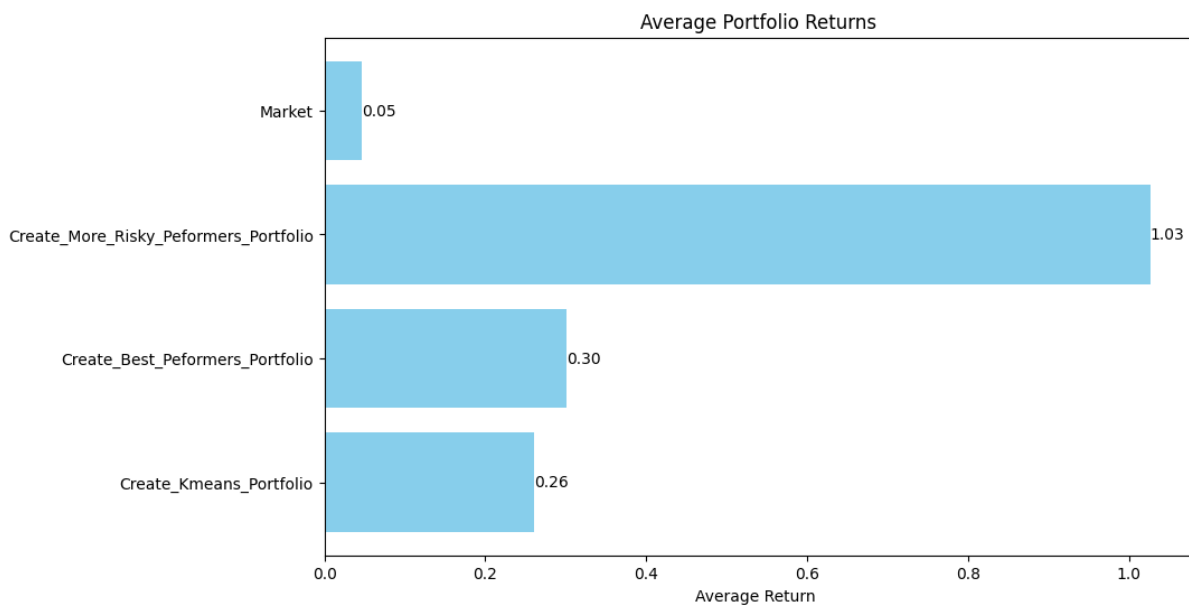


Fig.8: Retorno promedio por los grupo presentado en la gráfica anterior.

Los rendimientos que se presentan en la gráfica anterior son rendimientos anualizados, existe una posibilidad de poder generar un 26% de rendimiento sobre las inversiones.

En las siguiente gráfica se muestran las acciones seleccionadas por medio de analítica descriptiva y aprendizaje no supervisado o segmentación.

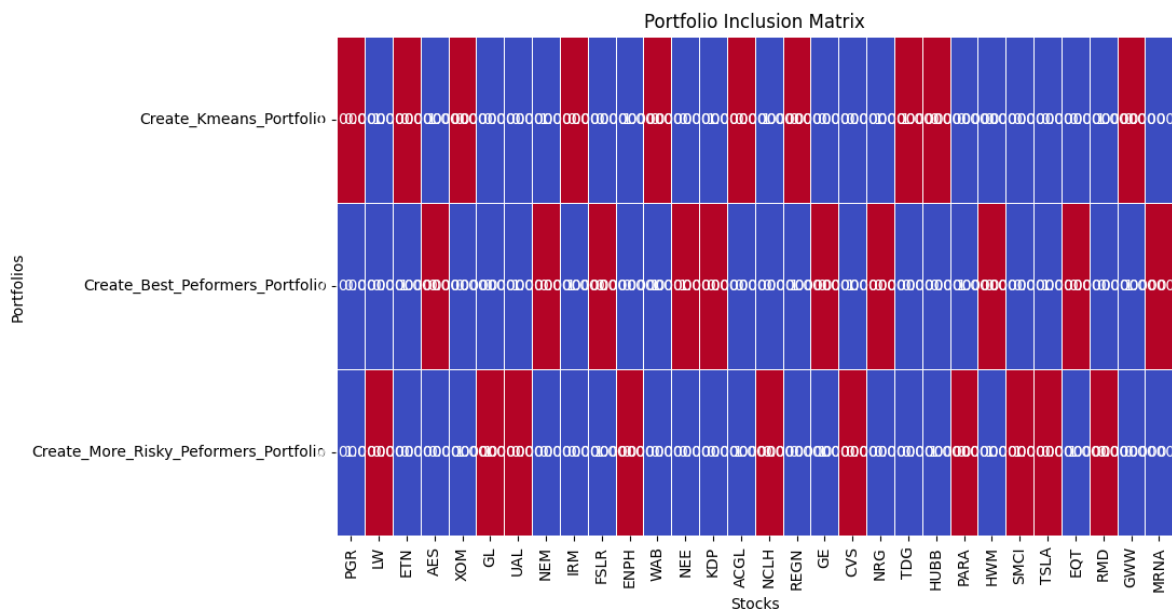


Fig.9: Representación de los portafolios en función de las acciones que incluyen.

El best portfolio es básicamente la selección de los activos más rentable durante los últimos tres años.

El more risky es el conjunto de activos con una mayor desviación estándar.

El portafolio seleccionado por medio de aprendizaje no supervisado es el que se realizó por medio de k medias

Registro de noticias

Dentro del registro de noticias se pudo observar que este era acumulativo en lugar de iniciar nuevamente de manera diaria. Eso es algo que se corregirá y trabajará en la semana.

```
[6]: for i in range(1,5):
      file = fr"C:\Users\aefig\OneDrive\Escritorio\Tec\07_6to Trimestre\02_ProyectoIntegrador\NewsRegister\2021-01-0{i}.csv"
      df_news = pd.read_csv(file, encoding='utf8')

      shape = df_news.shape
      print(shape)

(503, 17)
(1006, 17)
(1509, 17)
(2012, 17)
```

Fig.10: Análisis del tamaño de los registros de noticias.

Sin embargo, se puede proceder con un análisis de las noticias de esta manera y hacer un análisis exploratorio para análisis de sentimiento.

Ingeniería de Características

Para evaluar el desempeño de los modelos y portafolios de inversión se seleccionaron las características que se muestran a continuación:

```
Create_More_Risky_Peformers_Portfolio
from:
2024-04-30 00:00:00
to:
2024-05-10 00:00:00
Portfolio Name: Create_More_Risky_Peformers_Portfolio - Sum of Weighted Returns: -0.08
```

	Symbol	Avg Close Price	Last Close Price	Weight	Return	Weighted Return
1	SMCI	858.799988	798.500000	0.64	-7.021424	-0.044937
4	BLDR	182.820007	166.960007	0.36	-8.675200	-0.031231

</>



```
data['Avg Close Price'].append(avg_close_price)
data['Last Close Price'].append(last_close_price)
data['Weight'].append(weight)
data['Return'].append(pct_changes[symbol])
data['Weighted Return'].append(weighted_return)
```

Se utilizan las variables de retorno promedio diario y volatilidad para determinar los pesos más óptimos para el portafolio de inversión.

```
def efficient_frontier(self, num_portfolios=10000):
    returns_data=self.avg_returns
    returns_mean = returns_data.mean()
    returns_cov = returns_data.cov()

    portfolio_returns = []
    portfolio_risks = []

    for _ in range(num_portfolios):
```

```

weights = np.random.random(len(self.symbols))
weights /= np.sum(weights) # Normalize weights to ensure they sum up to 1

portfolio_return = np.dot(returns_mean, weights)
portfolio_risk = np.sqrt(np.dot(weights.T, np.dot(returns_cov, weights)))

portfolio_returns.append(portfolio_return)
portfolio_risks.append(portfolio_risk)

additional_return = self.calculate_portfolio_return()
additional_risk = self.calculate_risk_ratio()

plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.scatter(portfolio_risks, portfolio_returns, alpha=0.3)
plt.scatter(additional_risk, additional_return, color='red', marker='*', label='Additional Point')
plt.title('Efficient Frontier')
plt.xlabel('Risk')
plt.ylabel('Return')
plt.show()

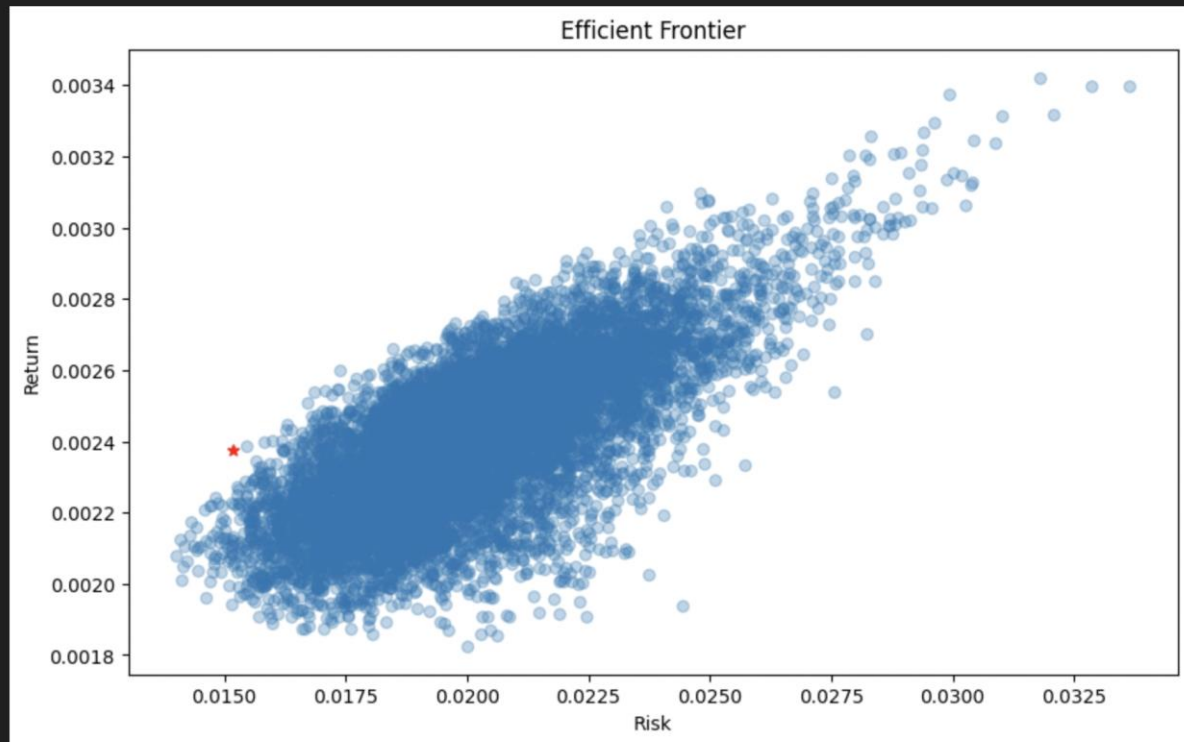
```

Estos son algunos de los resultados

```

Portfolio 1 weighted return: 59.88834865713352
Create_Kmeans_Portfolio
Portfolio Name: Create_Kmeans_Portfolio
Average Return Rate: 0.24%
Sharpe Ratio: -1.16
Weights per Symbol:
ANET: 3.00%
LLY: 44.00%
NVDA: 1.00%
SMCI: 12.00%
VST: 41.00%

```



El portafolio marcado con la estrella roja fue el seleccionado para optimizar el riesgo y el beneficio por medio de la maximización de la razón de Sharpe, esto quiere decir que el portafolio seleccionado se encuentra en la frontera eficiente, cualquier otra combinación de pesos para el portafolio podría generar mayores riesgos con menos beneficios.

```

def calculate_portfolio_return(self):

    self.portfolio_return = np.dot(self.avg_returns.mean(), self.weights)
    #print("return")
    #print(self.portfolio_return)
    #print(" end return")
    return self.portfolio_return

def calculate_sharpe_ratio(self):
    avg_returns = self.portfolio_return
    std_dev = self.calculate_risk_ratio()
    portfolio_return = self.calculate_portfolio_return()
    risk_free_rate = 0.02
    sharpe_ratio = (portfolio_return - risk_free_rate) / std_dev.mean()

```

```

    return sharpe_ratio

def calculate_risk_ratio(self):
    cov_matrix = self.avg_returns.cov()

    weights = np.array(self.weights)
    portfolio_variance = np.dot(weights.T, np.dot(cov_matrix, weights))
    portfolio_risk = np.sqrt(portfolio_variance)

    return portfolio_risk

```

Para calcular el riesgo del portafolio y en la selección de pesos para el portafolio óptimo se utilizó una matriz de covarianza para calcular el riesgo del portafolio combinado. Los pesos se maximizaron por medio de la utilización de un algoritmo genético.

```

def assign_weights_markowitz(self, population_size=50, num_generations=100):
    returns_data=self.avg_returns
    num_assets = len(self.symbols)
    creator.create("FitnessMax", base.Fitness, weights=(1.0,))
    creator.create("Individual", list, fitness=creator.FitnessMax)
    def evaluate(individual):
        portfolio_return = np.dot(returns_data.mean(), individual)
        portfolio_risk = np.sqrt(np.dot(individual, np.dot(returns_data.cov(), individual)))
        sharpe_ratio = portfolio_return / portfolio_risk
        return sharpe_ratio,

    toolbox = base.Toolbox()
    def mate(ind1, ind2):
        ind1, ind2 = tools.cxBlend(ind1, ind2, alpha=0.5)
        ind1 = creator.Individual([max(0, w) for w in ind1])
        ind2 = creator.Individual([max(0, w) for w in ind2])
        return ind1, ind2

    def mutate(individual):
        individual, = tools.mutGaussian(individual, mu=0, sigma=0.2, indpb=0.2)
        individual = creator.Individual([max(0, w) for w in individual])
        return individual,

    toolbox.register("attr_float", random.random)
    toolbox.register("individual", tools.initRepeat, creator.Individual, toolbox.attr_float, n=num_assets)
    toolbox.register("population", tools.initRepeat, list, toolbox.individual)
    #toolbox.register("mate", tools.cxBlend, alpha=0.5)
    #toolbox.register("mutate", tools.mutGaussian, mu=0, sigma=0.2, indpb=0.2)
    toolbox.register("mate", mate)
    toolbox.register("mutate", mutate)
    toolbox.register("select", tools.selTournament, tournsize=3)
    toolbox.register("evaluate", evaluate)

    #def enforce_non_negative(*individuals):
    # return [[max(0, w) for w in individual] for individual in individuals]

```

```

#toolbox.decorate("mate", enforce_non_negative)
#toolbox.decorate("mutate", enforce_non_negative)

population = toolbox.population(n=population_size)
algorithms.eaSimple(population, toolbox, cxpb=0.5, mutpb=0.2, ngen=num_generations, verbose=False)

best_individual = tools.selBest(population, k=1)[0]
total_weight = sum(best_individual)
self.weights = [round(w / total_weight, 2) for w in best_individual]

```

Para la realización de tareas de segmentación se utilizó el StandardScaler.

```

def Create_Kmeans_Portfolio_Second_Best(market_data):
    data_close=market_data.transpose().dropna().transpose()
    returns = np.log(data_close / data_close.shift(1))
    total_returns = returns.sum()
    current_year = pd.Timestamp.now().year
    df_current_year = returns[returns.index.year == current_year]

    normal_stocks = total_returns.index

    normal_stocks_df = returns[normal_stocks]

    average_returns = normal_stocks_df.mean(axis=0)
    volatility = normal_stocks_df.std(axis=0)

    # Combine average returns and volatility into one DataFrame
    features = pd.concat([average_returns, volatility], axis=1)
    features.columns = ['Average Return', 'Volatility']

    # Calculate return/risk ratio
    features['Return/Risk Ratio'] = features['Average Return'] / features['Volatility']

    # Standardize the data
    scaler = StandardScaler()
    scaled_features = scaler.fit_transform(features)

    i=11
    j=0
    while i>10:
    # Perform K-means clustering
        num_clusters = 2+j #
        kmeans = KMeans(n_clusters=num_clusters, random_state=42)
        cluster_labels = kmeans.fit_predict(scaled_features)

    # Add cluster labels to the DataFrame

```

```

features['Cluster'] = cluster_labels
#cluster_counts = features['Cluster'].value_counts()
#small_clusters = cluster_counts[cluster_counts < 10].index
#features = features[~features['Cluster'].isin(small_clusters)]

# Identify the cluster with the highest return/risk ratio
#print(features.groupby('Cluster')['Return/Risk Ratio'].max().nlargest(2).index[1])
cluster_with_highest_return_risk_ratio = features.groupby('Cluster')['Return/Risk Ratio'].max().idxmax()

selected_max_stocks = normal_stocks_df.columns[features['Cluster'] ==
cluster_with_highest_return_risk_ratio].tolist()

cluster_with_second_highest_ratio = features.groupby('Cluster')['Return/Risk Ratio'].max().nlargest(2).index[1]

# Select the stocks from that cluster
selected_stocks = normal_stocks_df.columns[features['Cluster'] == cluster_with_second_highest_ratio].tolist()

# Select the stocks from that cluster
#i=len(selected_stocks)

i=len(selected_max_stocks)
# if i<10:
# j=j-1
# else:
j=j+1

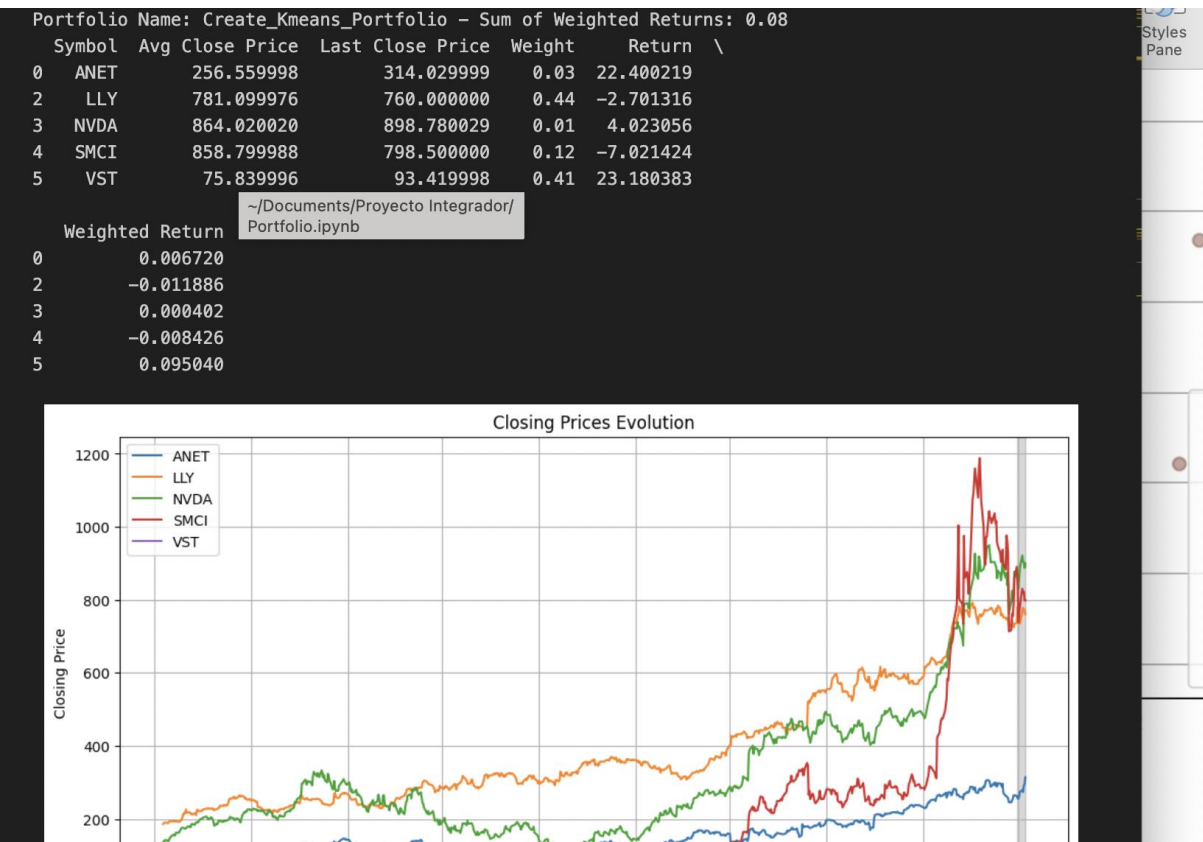
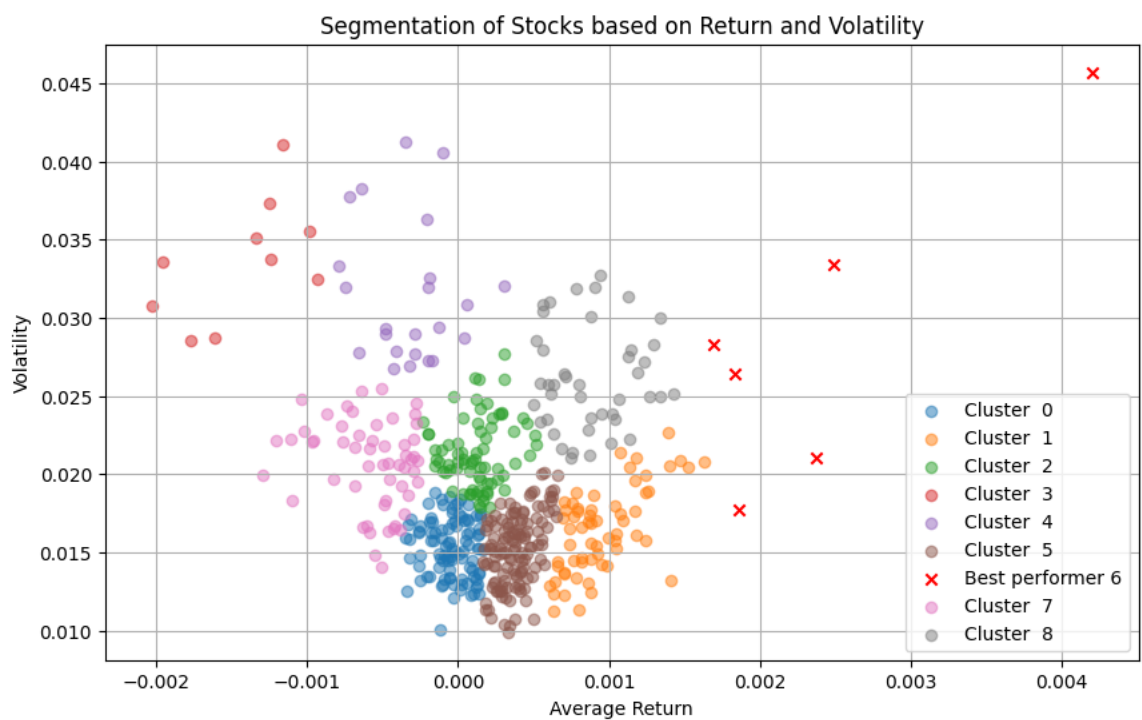
print("Selected Stocks with Highest Return/Risk Ratio:")
print (cluster_with_second_highest_ratio)
retVal = Portfolio(market_data[selected_stocks],selected_stocks)
plt.figure(figsize=(10, 6))
for cluster in range(num_clusters):
    cluster_data = features[features['Cluster'] == cluster]
    if cluster == cluster_with_second_highest_ratio: # Compare with the index of the series
        plt.scatter(cluster_data['Average Return'], cluster_data['Volatility'], label=f'Second BEST performer {cluster}',
color='red', marker='x')
    else:
        plt.scatter(cluster_data['Average Return'], cluster_data['Volatility'], label=f'Cluster {cluster}', alpha=0.5)
plt.xlabel('Average Return')
plt.ylabel('Volatility')
plt.title('Segmentation of Stocks based on Return and Volatility')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.show()
return retVal

```

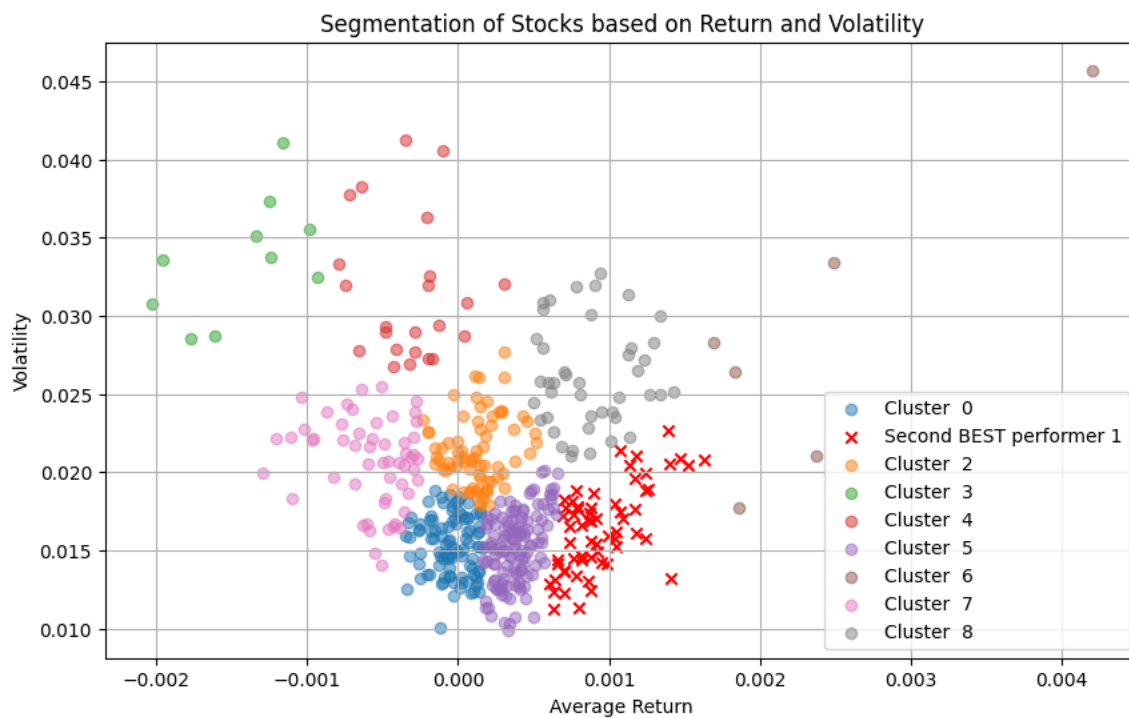
Se utilizaron las variables de retorno, riesgo y razón de retorno sobre riesgo para poder generar una segmentación adecuada. Los valores atípicos juegan un papel importante en este caso de uso, dado que por medio de ellos se pueden obtener mayores

beneficios, en tal sentido se estudiarán estos fenómenos. Se seleccionarán los dos mejores segmentos, incluido un segmento de valores atípicos

Segmento de valores atípicos

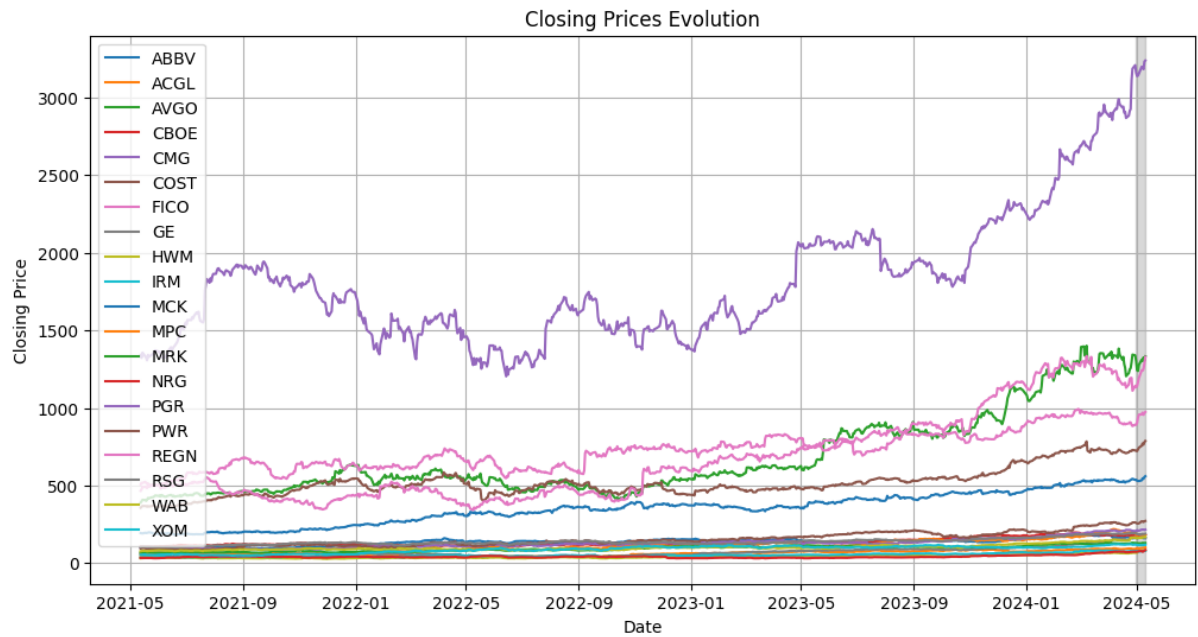


A continuación, se presenta un segmento más conservador, es decir que le representará menos riesgo al inversionista. Esto se logró por medio seleccionar el siguiente modelo más óptimo después del más riesgoso.

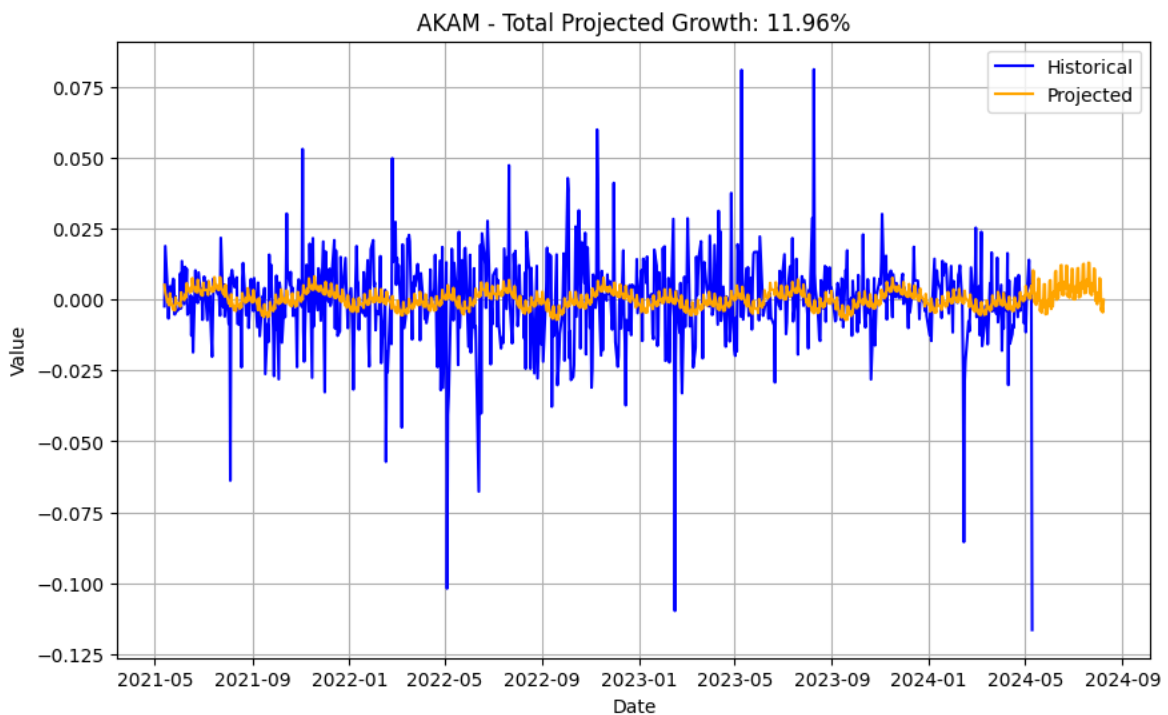


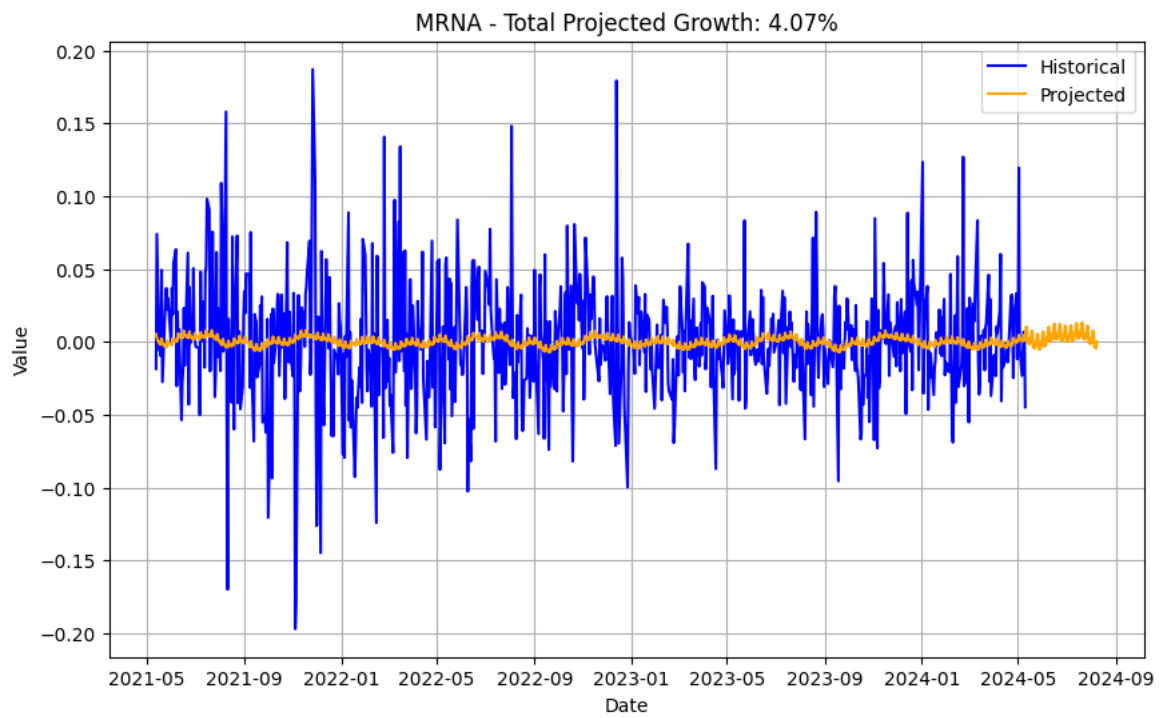
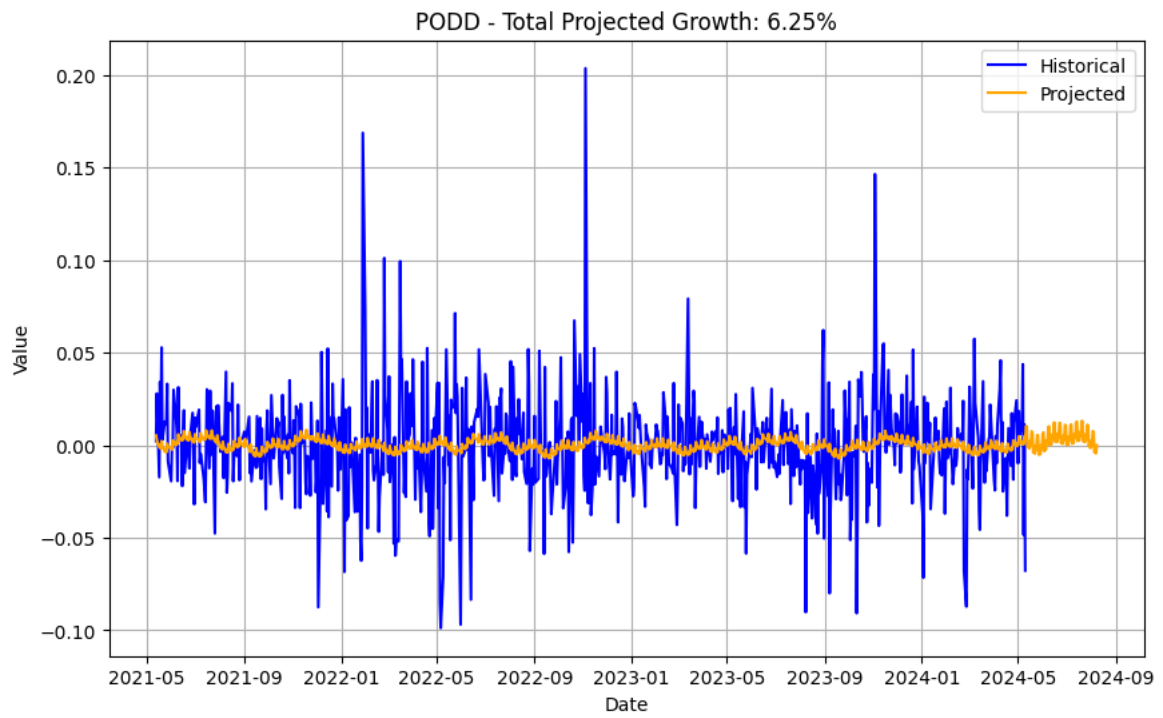
Portfolio Name: Create_Kmeans_Portfolio_Second_Best - Sum of Weighted Returns: 0.04

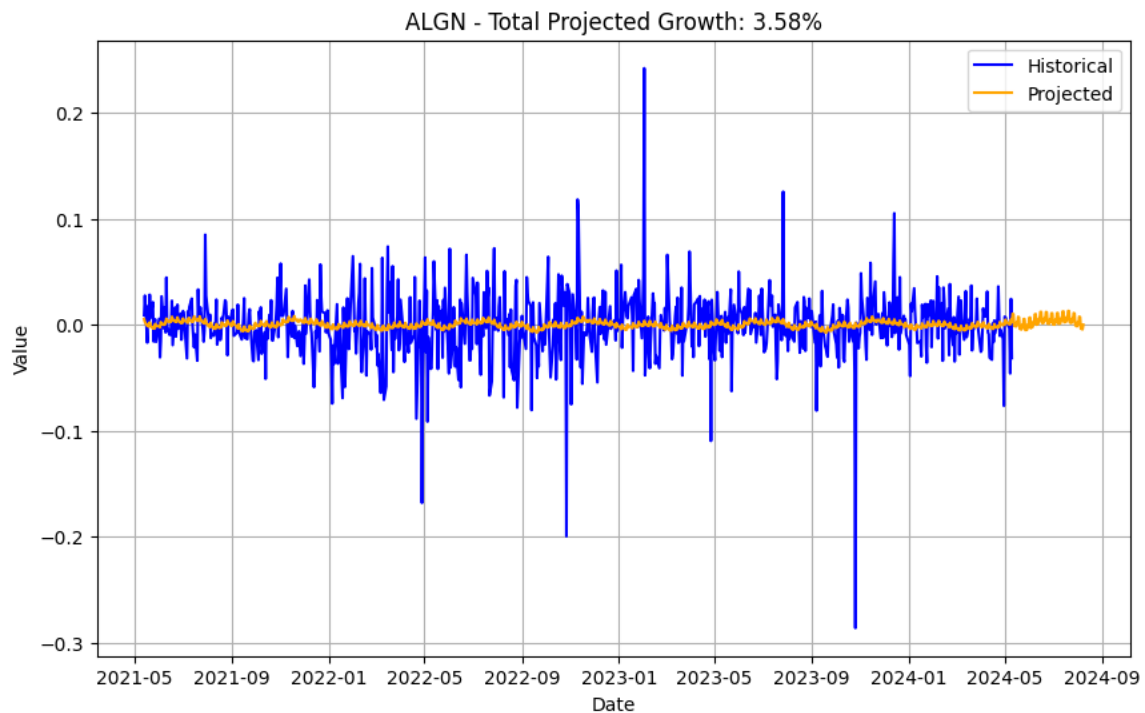
	Symbol	Avg Close Price	Last Close Price	Weight	Return \
0	ABBV	162.639999	160.750000	0.01	-1.162075
1	ACGL	93.540001	100.050003	0.04	6.959592
7	AVGO	1300.270020	1332.800049	0.11	2.501790
13	CBOE	181.149994	181.059998	0.03	-0.049681
15	CMG	3159.600098	3239.229980	0.03	2.520252
18	COST	722.900024	787.190002	0.01	8.893343
23	FICO	1133.329956	1328.609985	0.04	17.230642
25	GE	161.820007	163.380005	0.01	0.964033
30	HWM	66.750000	80.870003	0.01	21.153562
32	IRM	77.519997	79.769997	0.01	2.902477
35	MCK	537.210022	559.909973	0.32	4.225526
38	MPC	181.720001	179.559998	0.07	-1.188644
39	MRK	129.220001	130.059998	0.15	0.650051
42	NRG	72.669998	83.650002	0.03	15.109404
47	PGR	208.250000	215.759995	0.03	3.606240
49	PWR	258.559998	271.480011	0.01	4.996911
50	REGN	890.659973	973.799988	0.01	9.334653
51	RSG	191.699997	189.240005	0.03	-1.283251
...					
50		0.000933			
51		-0.000385			
57		0.000451			
61		-0.000052			



Además de los modelos de correlación entre riesgo y beneficio, se estará evaluando el modelo Prophet para proyección en series de tiempo. Estos son algunos resultados preliminares de la selección de un portafolio de inversión basado en proyecciones de beneficios:







En entregas futuras se estarán generando modelos de portafolio de inversión con los resultados de los análisis de sentimientos, además de generar portafolios con la mezcla de métodos para probar cuales son los más eficiente, emulando la dinámica de algoritmos genéticos.

Análisis de Sentimientos

Por parte de las noticias se pretende hacer análisis de sentimiento con el modelo de HuggingFace `distilbert-base-uncased-finetuned-sst-2-english`.

```
import numpy
from transformers import pipeline
import pandas as pd
import os
from datetime import datetime

model_id = "distilbert-base-uncased-finetuned-sst-2-english"
# model_id = "cardiffnlp/twitter-roberta-base-sentiment-latest"

sentiment_pipeline = pipeline("sentiment-analysis", model=model_id)
```

Se toman los archivos obtenidos a través de Web Scrapping.

```

path = r'C:\Users\aefig\OneDrive\Escritorio\Tec\07_6to Trimestre\02_ProyectoIntegrador\NewsRegister'

files = []

for directory in os.listdir(path):
    if directory[-4:] != '.csv' and directory in ['2021']: #ONLY 1 YEARS
        for file in os.listdir(path + '\\' + directory):
            files.append(path + '\\' + directory + '\\' + file)

```

Se incluye una función para poder hacer el análisis de sentimiento.

```

# Function to obtain sentiment analysis
def sentimentNews_text(row):
    text1 = row[f'Text_1'] if row[f'Text_1'][:5] != 'ERROR' else ''
    text2 = row[f'Text_2'] if row[f'Text_2'][:5] != 'ERROR' else ''
    text3 = row[f'Text_3'] if row[f'Text_3'][:5] != 'ERROR' else ''
    text4 = row[f'Text_4'] if row[f'Text_4'][:5] != 'ERROR' else ''
    text5 = row[f'Text_5'] if row[f'Text_5'][:5] != 'ERROR' else ''

    text = []

    if text1 != '':
        text.append(text1)
    if text2 != '':
        text.append(text2)
    if text3 != '':
        text.append(text3)
    if text4 != '':
        text.append(text4)
    if text5 != '':
        text.append(text5)

    AddedSentiment = 0

```

Dentro de esta función se agrega un try para identificar archivos con más de 512 caracteres.

```

try:
    results = sentiment_pipeline(text)

    for result in results:
        if result['label'] == 'POSITIVE':
            AddedSentiment += result['score']
        elif result['label'] == 'NEGATIVE':
            AddedSentiment -= result['score']
except:
    AddedSentiment = 999

return AddedSentiment

```

El modelo de HuggingFace solo puede aceptar textos de hasta 512 caracteres. Por tal motivo, se tuvieron que hacer las siguientes transformaciones.

```
file = r"C:\Users\aefig\OneDrive\Escritorio\Tec\07_6to  
Trimestre\02_ProyectoIntegrador\NewsRegister\2021\2021-01-01.csv"  
df = pd.read_csv(file)  
  
# Chnage NaN for ''  
df = df.fillna('')  
  
# Limit  
for i in range(1, 6):  
    df[f"Text_{i}"] = df[f"Text_{i}"].str[:512]
```

Adicional a esta transformación de los diferentes textos de las noticias, se puede apreciar cómo se realiza un cambio de valores nulos (NaN) por strings vacíos. De esta manera se todos los elementos de las columnas serían de tipo object (string).

Adicional a esto se realizaron las siguientes funciones con las cuales se podrán aplicar funciones de tipo lambda a los data frames.

Primero se aplica una función que obtiene la cantidad de noticias por cada Symbol.

```
def countNews(row):  
    if len(row['Text_5']) > 0:  
        return 5  
    elif len(row['Text_4']) > 0:  
        return 4  
    elif len(row['Text_3']) > 0:  
        return 3  
    elif len(row['Text_2']) > 0:  
        return 2  
    elif len(row['Text_1']) > 0:  
        return 1  
    else:  
        return 0
```

En base a lo mencionado, se realiza el código para la obtención del análisis de sentimiento de las noticias de un año, las cuales se registran en el documento NewsRegisterSentiment.csv.

```

day = 0
for file in files:
    day += 1
    if day % 36 == 0:
        print(f"{int(day/36)}%")

    print(f"\t{file}")

    df = pd.read_csv(file)
    df = df.fillna('')
    for i in range(1, 6):
        df[f"Text_{i}"] = df[f"Text_{i}"].str[:512]
        df[f"Name_{i}"] = df[f"Name_{i}"].str[:512]

    df['AddedSentiment_text'] = df.apply(lambda x: sentimentNews_text(x), axis=1)

    df_count = df[['Symbol', 'AddedSentiment_text']]
    df_count = df_count.set_index('Symbol')
    df_count = df_count.T
    df_count.insert(loc=0, column='Date', value=file[-14:][:10])

    path = r'C:\Users\aefig\OneDrive\Escritorio\Tec\07_6to Trimestre\02_ProyectoIntegrador\
    if 'NewsRegisterSentiment.csv' in os.listdir(path):
        header_flag = False
    else:
        header_flag = True

    df_count.to_csv(r"C:\Users\aefig\OneDrive\Escritorio\Tec\07_6to Trimestre\02_ProyectoIntegrador\NewsRegisterSentiment.csv", mode='a', index=False, header=header_flag)

```

Conclusiones: Fase de Preparación de Datos

1. Se concluyó la configuración para la extracción de datos cualitativos, se identificaron datos faltantes, se completaron y se identificaron datos atípicos.
2. Los datos atípicos serán estudiados y evaluados dado que estos pueden resultar en mayores beneficios en la vida real.
3. Las métricas clave para la definición de portafolios óptimos están listas para ser colocadas y refinadas dentro de los modelos.
4. Se incorporó un modelo en series de tiempo ya que los datos se prestan para ese tipo de aplicación.
5. Se estará completando el análisis de sentimientos para poder crear modelos basados en sentimientos provenientes de las noticias asociadas a las empresas que forman parte del S&P 500.

Modelos Base

Algoritmos base

Se pondrán a prueba varios algoritmos, entre ellos segmentación por medio de k medias, proyección en series de tiempo y análisis de sentimientos. El modelo base que se utilizará para determinar la efectividad de los demás será el modelo de K Medias.

Importancia del Modelo Seleccionado

La importancia del modelo seleccionado viene dada por la capacidad de hacer segmentar los stocks de acuerdo con la relación entre el riesgo y el beneficio y de esta forma seleccionar a aquellos individuos que obtuvieron la mejor razón de relación. El análisis de sentimientos pondrá a prueba la volatilidad de los mercados en función de

noticias, es un experimento interesante y será un caso de estudio para ponerlo a prueba con un modelo básico basado en datos cuantitativos y no cualitativos.

Ajustes en el Modelo

Se realizó un ajuste al modelo de segmentación de forma tal que no se tomará en cuenta el portafolio con el mejor indicador, si no que el segundo mejor, dada la elevada volatilidad de los resultados. Esto es una forma de eliminar datos atípicos, sin embargo, en este caso de uso, los atípicos se tienen que estudiar, dado que por medio de ellos se generan rendimientos importantes.

Métrica del Modelo de Negocio

La métrica para medir la efectividad de los modelos será la de rendimiento, el algoritmo con el mejor rendimiento en un lapso de tiempo será que el que mejor resuelva el problema en cuestión.

Desempeño Mínimo

El desempeño mínimo a obtener es el asociado a los rendimientos de todo el mercado, si se logra obtener un rendimiento que mejore la decisión de inversión más básica entonces se puede concluir que se está obteniendo un valor agregado.

Modelos Evaluados

En el proyecto se implementan varios modelos de Machine Learning (ML) que sirvieron para producir el análisis de sentimiento de las noticias y para seleccionar los pesos en el portafolio de inversión de forma tal que se maximicen los retornos para el riesgo del portafolio, es decir para seleccionar la mayor utilidad para el nivel de riesgo del portafolio.

Para la selección de portafolios de inversión se seleccionaron y probaron los siguientes modelos:

Algoritmo	Mejoras	Resultados	Conclusión
K Medias	Se están probando segmentos que excluyen datos extremos	Se estará midiendo el desempeño de estos portafolios, sin embargo, no se	Actualmente en medición de desempeño

		espera que los retornos sean los mejores	
Regresión LASSO	No se obtuvieron las mediciones de desempeño esperadas	Se descartó el modelo	No se generó un portafolio por medio de este modelo
PyTorch, red neuronal	No se obtuvieron las mediciones de desempeño esperadas	Se descartó el modelo	No se generó un portafolio por medio de este modelo
Modelo de Clasificación Random Forest	Se utilizó este modelo para analizar la propensión para que una acción incremente de precio en el futuro según el sentimiento de las noticias y la volatilidad	Se obtuvo una efectividad mayor del 70%, tomando en cuenta el sentimiento y la volatilidad de los últimos 30 días	Se generó un portafolio basado en este modelo portafolio y se espera que por medio de este se obtengan los mejores retornos en los próximos días
Modelo de proyección en series de tiempo Prophet	Se utilizó este modelo para proyectar rendimientos futuros en series de tiempo	No se obtuvieron valores satisfactorios, pero se generaron modelos para ser evaluados	La hipótesis es que este tipo de modelo no son aptos para este caso de uso, debido a que la volatilidad en los mercados no necesariamente está asociado a estacionalidad
Análisis de sentimientos	Se utilizó HuggingFace distilbert-base-uncased-finetuned-sst-2-english.	Se obtuvieron datos diarios para la mayoría de los “stocks”, y posteriormente se combinó con K medias para seleccionar los mejores individuos en el subconjunto de elementos con noticias positivas	
Algoritmo genético	Se utilizó para seleccionar el	Se obtuvieron portafolios que se	

	mejor portafolio en la frontera eficiente	encuentran en la frontera eficiente	
--	---	-------------------------------------	--

En el caso particular de este proyecto, se estarán utilizando algoritmos genéticos y de análisis de sentimiento para optimizar y generar información que alimenta a los demás modelos.

Se estarán evaluando portafolios que fueron generados por medio de k-medias, random forest (en combinación con análisis de sentimiento) y Prophet. Se espera que el mejor modelo, es decir que genera mayores retornos en los próximos días sea el que implementa análisis de sentimientos.

Modelo Final: Evaluación de La Primera Semana

Una Semana Después

Después de una semana se puede concluir que hasta el momento el modelo con el mejor retorno de inversión es en que maximiza los stocks con mejores rendimientos, ha generado un retorno de 7% en la primera semana, el segundo portafolio más rentable es el seleccionado por medio de K-Medias, dado que ha generado un rendimiento del 3% en una semana.

El modelo basado en análisis de sentimiento ha generado bastantes movimientos, debido a la diversificación del mismo no ha generado ni pérdidas ni ganancias, sin embargo es muy importante destacar que el modelo fue probado con datos al 4 de mayo y que los stocks o activos seleccionados generaron un rendimiento muy interesante en las siguientes 2 semanas, por lo tanto se puede concluir que este modelo podría funcionar para inversiones a corto plazo, es decir utilizar las noticias para invertir por dos semanas en los stocks, después que pasa la noticia las acciones tienden a bajar de precio.

```
Create_Kmeans_Portfolio
from:
2024-05-23 00:00:00
to:
2024-05-31 00:00:00
Portfolio Name: Create_Kmeans_Portfolio - Sum of Weighted Returns: 0.03
Symbol Avg Close Price Last Close Price Weight Return Weighted Return
0 LLY 807.780029 820.340027 0.47 1.554878 0.007308
1 NVDA 1039.860718 1096.329956 0.11 5.430462 0.005974
2 VST 96.199997 99.080002 0.42 2.993768 0.012574
/var/folders/8n/v5h632s55pg_d9cy6vpflhw00000gn/T/ipykernel_77096/2299061108.py:165: UserWarning: Pa
max_date_before_begin = self.market_data[self.market_data.index < pd.to_datetime(pdate)].index.max
```



```
Create_Kmeans_Portfolio
from:
2024-05-23 00:00:00
to:
2024-05-31 00:00:00
Portfolio Name: Create_Kmeans_Portfolio - Sum of Weighted Returns: 0.03
Symbol Avg Close Price Last Close Price Weight Return Weighted Return
0 LLY 807.780029 820.340027 0.47 1.554878 0.007308
1 NVDA 1039.860718 1096.329956 0.11 5.430462 0.005974
2 VST 96.199997 99.080002 0.42 2.993768 0.012574
/var/folders/8n/v5h632s55pg_d9cy6vpflhw00000gn/T/ipykernel_77096/2299061108.py:165: UserWarning: Pa
max_date_before_begin = self.market_data[self.market_data.index < pd.to_datetime(pdate)].index.max
```



El portafolio generado por medio de K-Medias ha generado un retorno de 3% sobre la inversión

```
Create_Sentiment_Performance_Model
from:
2024-05-23 00:00:00
to:
2024-05-31 00:00:00
Portfolio Name: Create_Sentiment_Performance_Model - Sum of Weighted Returns: 0.00
```

	Symbol	Avg Close Price	Last Close Price	Weight	Return \
0	ANET	301.550995	297.649994	0.08	-1.293646
1	AVGO	1393.948853	1328.550049	0.27	-4.691621
2	BLDR	166.490005	160.789993	0.02	-3.423636
4	DECK	905.164978	1093.920044	0.11	20.853112
5	FICO	1356.604980	1289.930054	0.11	-4.914837
7	NRG	81.320000	81.000000	0.23	-0.393507
8	PWR	277.529999	275.940002	0.19	-0.572910

```

Weighted Return
0      -0.001035
1      -0.012667
2      -0.000685
4       0.022938
5      -0.005406
7      -0.000905
8      -0.001089
/var/folders/8n/v5h632s55pg_d9cy6vpflhw00000gn/T/ipykernel_77096/2299061108.py:165: UserWarning: Par
max_date_before_begin = self.market_data[self.market_data.index < pd.to_datetime(pdate)].index.max

```



El portafolio basado en análisis de sentimiento no ha generado ni pérdidas ni ganancias

Conclusiones

1. Los modelos que son más aptos para resolver el problema de encontrar un conjunto de acciones y sus pesos con fines de inversión a mediano y largo plazo son los que se implementan por modelos de aprendizaje no supervisado, en este caso el modelo de K-Medias. En lo que va de la evaluación de los modelos estos modelos han generado un retorno de 1% a 2%, que en términos prácticos son retornos muy atractivos.
2. El modelo que implementó un análisis de sentimiento, en combinación con árboles de decisión para determinar identificar el conjunto de acciones que son propensas a incrementar de precio demostró ser tener una efectividad interesante a corto plazo, es decir en plazos no mayores a 7 días, después de 15 días estas acciones volvieron a su estado normal. En tal sentido sería muy interesante implementar este modelo como una estrategia de inversión a corto plazo, es decir ejecutar el modelo de forma continua y cambiar la configuración del portafolio de forma semanal. Según las pruebas que se realizaron esta

estrategia podría generar un retorno del 7% semanal, estos retornos son extremadamente atractivos, pero a su vez riesgosos.

3. Los modelos autorregresivos en series de tiempo, regresión, así como modelos basados en redes neuronales, no demostraron tener efectividades relevantes para poder ser utilizadas para resolver este problema.
4. Los algoritmos genéticos son una herramienta poderosa para resolver problemas de optimización.
5. Es muy importante considerar que el problema que se pretende resolver no es un problema fácil, dado que los mercados se mueven en función de muchas variables y la especulación de las personas, por lo tanto no son necesariamente predecibles. La inteligencia artificial puede dotar a los inversionistas de capacidades que al humano promedio le costaría mucho trabajo analizar, pero esto no significa que los resultados siempre serán favorables, al igual que las asesorías de expertos en la materia no necesariamente serán favorables.

Recomendaciones

Se recomienda que se lleven a cabo futuras investigaciones y mejoras en el modelo de análisis de sentimiento, para lograr aún más precisión en la selección de noticias que impactan en la selección del portafolio. Se espera también que se realice un análisis más profundo de los datos atípicos y se generen mejores prácticas para la eliminación o tratamiento de estos.

La solución se puede implementar en cualquiera de los tres líderes de servicios en la nube, dado que todos ellos implementan Python como lenguaje para flujos de Machine Learning, la automatización de la ingesta y análisis de noticias, así como la de la configuración de portafolio y en un futuro la integración con plataformas de compra y venta de activos en mercados puede generar automatización en el proceso de toma de decisiones.

Anexos

Github – Equipo 15

[AEFiGa/MNA_ProyectoIntegrador_Equipo15 \(github.com\)](https://github.com/AEFiGa/MNA_ProyectoIntegrador_Equipo15)

Script Python

<https://drive.google.com/file/d/1lciy8nmrmK336EYHE3BRIUnA-hBcpRhB/view?usp=sharing>

CSV Generado

<https://drive.google.com/file/d/19QOfnopVT4sy-Du4OwbCIIt1TvLQhKHg/view?usp=sharing>

Bibliografía

- Baldrige, R. (2023, 26 de junio) Understanding Modern Portfolio Theory. Forbes. <https://www.forbes.com/advisor/investing/modern-portfolio-theory/>
- Granieri, M. (2023, 13 de septiembre) *Text Mining: Qué es, para qué sirve y principales técnicas.* OBS Business School. <https://www.obsbusiness.school/blog/text-mining-que-es-para-que-sirve-y-principales-tecnicas>
- Tretina, K. (2023, 9 de agosto). *What is the S&P 500? How does it work?* Forbes. <https://www.forbes.com/advisor/investing/what-is-sp-500/>
- Vázquez, I. (2012). Bolsa de Valores “¿Cómo? ¿Por qué? Y ¿Para qué?”. *Tiempo económico*, 7(21), 55-79. <https://tiempoeconomico.azc.uam.mx/wp-content/uploads/2017/07/21te4.pdf>
- Wikipedia (2024). *List of S&P 500 companies.* Wikipedia. https://en.wikipedia.org/wiki/List_of_S%26P_500_companies