

**Trabajo Fin de Máster**

**Análisis de sentimiento en acciones americanas: una herramienta para la toma de decisiones informada en el mercado financiero**

**Javier Felipe Padilla Quintero**

Máster Universitario en Finanzas y Banca. Especialidad en Gestión del Riesgo.

**UPF Barcelona School of Management**

**Curso 2022-2023**

**Mentor:**

PhD. Xavier Brun



## Contenido

1. Introducción .....	8
1.1. Justificación .....	8
1.2. Pregunta de investigación.....	10
2. Objetivos.....	10
2.1. Objetivo General.....	10
3. Estado de la Cuestión .....	11
3.1. Revisión de la Literatura .....	11
4. Diseño Metodológico .....	15
4.1. Procedimiento.....	18
5. Resultados.....	21
6. Conclusiones .....	28
7. Bibliografía.....	29
8. Anexos.....	30

## Lista de Tablas

Tabla 1. Correlaciones GOOG. ....	23
Tabla 2. Correlación entre Rentabilidad de GOOG y el Compound. ....	24
Tabla 3. Correlaciones KHC. ....	24
Tabla 4. Correlaciones JPM. ....	25
Tabla 5. Correlaciones UWMC. ....	26
Tabla 6. Correlaciones DENN. ....	27
Tabla 7. Correlaciones TGLS. ....	27

## Lista de Ilustraciones

Ilustración 1. PBI Per Cápita a lo largo de la historia.....	8
Ilustración 2. Metodología .....	16
Ilustración 3. Página Web Finviz .....	18
Ilustración 4. Sección noticias Finviz.....	19
Ilustración 5. Análisis de Sentimiento VADER .....	19
Ilustración 6. Precio de acciones yFinance .....	20
Ilustración 7. Microsoft Azure .....	21
Ilustración 8. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento GOOG. (Finviz).....	30
Ilustración 9. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento GOOG. (Bing Search). .....	30
Ilustración 10. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento KHC. (Finviz). .....	31
Ilustración 11. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento KHC. (Bing Search). .....	31
Ilustración 12. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento JPM. (Finviz).....	32
Ilustración 13. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento JPM. (Bing Search). .....	32
Ilustración 14. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento UWMC. (Finviz). ...	33
Ilustración 15. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento UWMC. (Bing Search). .....	33
Ilustración 16. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento DENN. (Finviz).....	34
Ilustración 17. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento DENN. (Bing Search). .....	34
Ilustración 18. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento TGLS. (Finviz).....	35

Ilustración 19. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento TGLS. (Bing Search).

.....35

## **Resumen general de trabajo final de máster**

Este es un estudio de investigación cuyo objetivo es evaluar la efectividad del análisis de sentimiento en la determinación de la percepción del mercado sobre empresas específicas listadas en la bolsa de valores estadounidense. El estudio se centra en el uso del análisis de sentimiento en noticias recopiladas durante un período de tiempo definido. Los objetivos específicos incluyen recopilar noticias relevantes, aplicar técnicas de procesamiento de lenguaje natural para el análisis de sentimiento, obtener datos históricos de precios correspondientes al mismo período y calcular la correlación de Pearson entre el sentimiento de las noticias y los precios de las acciones. Se busca proporcionar una comprensión más profunda de cómo el análisis de sentimiento puede influir en la evaluación de las empresas y su desempeño en el mercado. Los resultados y el análisis de este estudio pueden ayudar a los inversores a tomar decisiones más informadas y respaldadas por datos al considerar la percepción del mercado en relación con los precios de las acciones.

**Palabras clave:** Análisis de sentimiento, Bolsa de valores, Lenguaje de programación, Inversión, Correlación, Compañías, Acciones, Python, HTML, Web scrapping.

## General summary of final master's thesis

This research study aims to assess the effectiveness of sentiment analysis in determining market perception of specific companies listed on the American stock market. The study focuses on employing sentiment analysis on collected news articles within a defined period. The specific objectives include gathering relevant news articles, employing natural language processing techniques for sentiment analysis, obtaining corresponding historical price data, and calculating the Pearson correlation between news sentiment and stock prices. The study endeavors to provide a deeper understanding of how sentiment analysis can impact the evaluation of companies and their market performance. The findings and analysis derived from this study can support investors in making more informed and data-driven decisions by considering market perception in conjunction with stock prices.

**Keywords:** Sentiment analysis, Stock market, Programming language, Investment, Correlation, Companies, Stocks, Python, HTML, Web scrapping.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License.



# 1. Introducción

## 1.1. Justificación

Desde la aparición de la burguesía en los siglos XI y XII, el intercambio comercial de productos y servicios se convirtió en una motivación para los seres humanos que interactuaban con aldeanos y otros en el burgo. En la historia posterior, Adam Smith, conocido como el padre del liberalismo, dejó una frase memorable en su obra "La Riqueza de las Naciones": "No es la benevolencia del carnicero, cervecero o panadero de donde obtenemos nuestra cena, sino de su preocupación por sus propios intereses". Fue gracias a Smith que se dio el primer paso hacia la transición al sistema capitalista, el cual fue adoptado en el siglo XIX y en la revolución industrial, lo que llevó al mayor crecimiento económico y financiero de la historia de la humanidad.

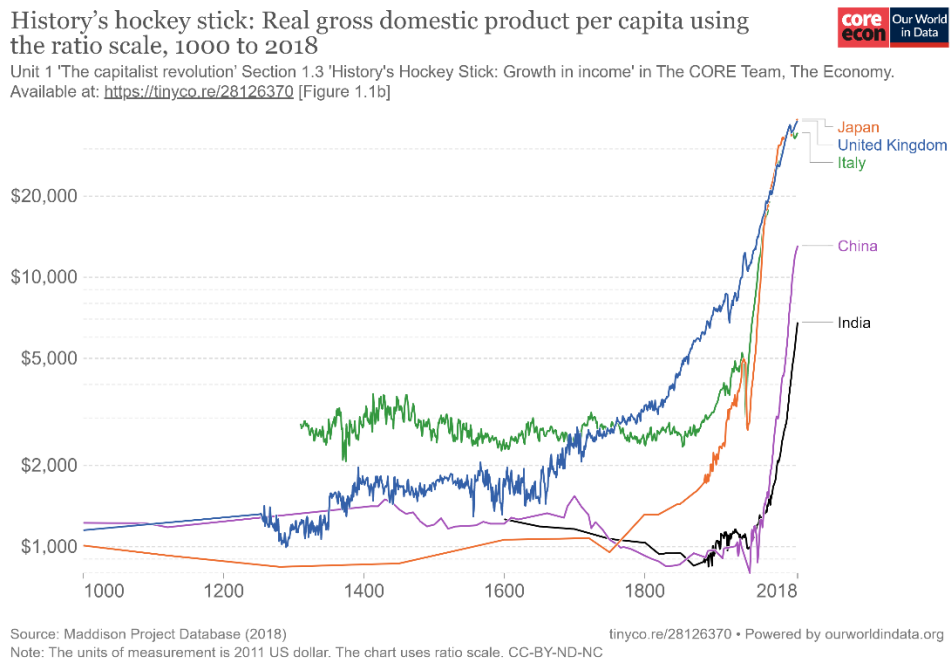


Ilustración 1. PBI Per Cápita a lo largo de la historia

Fuente: Our World in Data,

En la actualidad, es común que las personas creen empresas con el propósito de aumentar sus ingresos y utilidades, mientras compiten con otras del mismo sector. Desde 1460, cuando se creó la primera bolsa de valores en Amberes, Bélgica, se ha podido negociar y revender un título valor de una compañía. Actualmente, hay miles de empresas listadas en las diferentes bolsas de valores del mundo, y las personas discuten sobre cuál o cuáles son más convenientes para invertir. El ser humano busca hacer crecer su patrimonio evaluando el riesgo y la rentabilidad esperada, como cubrirse de la inflación o simplemente tener ahorros para la vejez.

En la era digital actual, las conversaciones sobre inversión se llevan a cabo en diversas plataformas virtuales, como redes sociales (Reddit, Twitter, YouTube) y medios de comunicación que generan noticias relevantes. Recientemente, en Colombia se generó un intenso debate sobre si la empresa local NUTRESA tenía un valor justo en la Bolsa de Valores de Colombia (BVC). Algunos argumentaban que la compañía mostraba un sólido desempeño financiero y que una Oferta Pública de Adquisición (OPA) ofrecía un precio superior al valor de negociación en la BVC. Por otro lado, se planteaban preocupaciones sobre si empresas tecnológicas como Tesla u otras listadas en NASDAQ estaban experimentando una burbuja que podría estallar en cualquier momento, afectando a numerosos inversores. También es importante mencionar la reciente crisis bancaria en Estados Unidos y a nivel global, involucrando a importantes entidades financieras como Silicon Valley Bank o First Republic Bank, lo que ha generado temor de una posible crisis similar a la ocurrida en 2008. Este escenario plantea la pregunta de si es posible recopilar información útil de los usuarios y evaluar su sentimiento y percepción hacia una empresa o incluso hacia un índice de mercado para predecir movimientos futuros de precios y

tomar decisiones de inversión más fundamentadas. En este sentido, la empresa Renaissance Technologies, liderada por su fundador Jim Simmons, se ha destacado por su capacidad para prever cambios en el mercado y superarlos mediante el uso de avanzados modelos cuantitativos.

## **1.2. Pregunta de investigación**

¿Es posible utilizar el análisis sentimental en noticias como una herramienta de inversión eficaz para empresas puntuales en la bolsa de valores americana?

## **2. Objetivos**

### **2.1. Objetivo General**

Evaluar la efectividad del análisis de sentimiento en la determinación de la percepción del mercado sobre un activo financiero listado en bolsa de valores, utilizando noticias escritas en un periodo de tiempo determinado, considerando la calidad de los datos y la precisión del algoritmo utilizado para el análisis.

### **2.2. Objetivos Específicos**

- ❖ Recopilar noticias relevantes sobre las acciones americanas en un periodo de tiempo determinado y realizar un análisis de sentimiento utilizando técnicas de procesamiento de lenguaje natural. Este análisis determinará el sentimiento general de los inversores hacia las acciones (positivo, negativo o neutral) basado en las noticias recopiladas.
- ❖ Obtener los datos históricos de precios de las acciones americanas correspondientes al mismo periodo de tiempo de las noticias recopiladas.

- ❖ Calcular la correlación de Pearson entre el sentimiento obtenido del análisis de noticias y los precios históricos de las acciones americanas. La correlación de Pearson medirá la fuerza y dirección de la relación lineal entre estas dos variables.
- ❖ Analizar los resultados obtenidos de la correlación de Pearson para determinar si existe una relación significativa entre el sentimiento expresado en las noticias y los movimientos de precios de las acciones americanas. Evaluar la magnitud de la correlación para comprender la fuerza de la relación.
- ❖ Considerar otros factores relevantes, como el contexto económico y eventos del mercado, para contextualizar los resultados y comprender mejor las posibles influencias en la relación entre el sentimiento de las noticias y los precios de las acciones.

### **3. Estado de la Cuestión**

#### **3.1. Revisión de la Literatura**

El artículo "Sentiment Analysis of Twitter Data for Predicting Stock Market Movements", publicado en octubre de 2016, se enfoca en el empleo del análisis de sentimientos en datos de Twitter para anticipar los cambios en el mercado de valores. El objetivo principal de este estudio consiste en investigar si los sentimientos expresados en los tweets pueden proporcionar señales útiles para prever las variaciones en el mercado financiero.

Con el fin de alcanzar dicho objetivo, los autores recolectaron datos de Twitter relacionados con eventos del mercado o compañías específicas, y aplicaron técnicas de procesamiento del lenguaje natural y aprendizaje automático para realizar un análisis de sentimientos. Posteriormente, emplearon modelos de aprendizaje automático para establecer conexiones entre los sentimientos expresados en los tweets y los movimientos subsiguientes del mercado de valores.

En cuanto a los resultados obtenidos, los autores encontraron que el análisis de sentimientos en datos de Twitter muestra cierta capacidad predictiva en la anticipación de los cambios en el mercado de valores. Se observó una correlación entre los sentimientos expresados en los tweets y las fluctuaciones en los precios de las acciones. Sin embargo, también se señaló que esta correlación no es perfecta y que existen dificultades en la interpretación precisa de los sentimientos debido a la naturaleza breve e informal de los tweets. Además, se reconoció que otros factores económicos y políticos también influyen en el mercado de valores, lo que limita la precisión de las predicciones basadas únicamente en el análisis de sentimientos en Twitter. (Pagolu, Panda, & Majhi, 2016)

En el estudio “Prediction of stock values changes using sentiment analysis of stock news headlines”, se aborda el objetivo de utilizar el análisis de sentimientos para predecir los cambios en el mercado de valores. Se mencionan diferentes herramientas disponibles para realizar este análisis, como TextBlob, BERT, una Red Neuronal Recurrente (RNN) y NLTK con VADER Lexicon.

Se destaca la importancia de los titulares de noticias económicas en el análisis de sentimientos, ya que juegan un papel crucial en la interpretación de los

movimientos del mercado. El estudio se centra en examinar el impacto de estos titulares en el mercado de valores, incluso sin tener en cuenta el contexto completo de las noticias.

Se menciona la importancia de los datos en el análisis, incluyendo los titulares de noticias económicas y los datos del mercado de valores específicos de las empresas. Se discuten diferentes enfoques de recopilación y análisis de datos, desde métodos basados en diccionarios realizados por humanos hasta el uso de redes neuronales.

En la sección de conclusiones, se destaca que el modelo RNN desarrollado y enseñado superó a otras herramientas de análisis de sentimientos y se acercó a los resultados de BERT. Se concluye que los titulares de noticias económicas tienen un impacto en los valores del mercado de valores, incluso sin su contexto completo. También se mencionan diferencias significativas en las matrices de correlación entre las herramientas de análisis de sentimientos.

Para el trabajo futuro, se sugiere realizar análisis adicionales y agregar nuevas características. Además, se propone incluir otras herramientas para comparar las predicciones del mercado de valores con diferentes herramientas de análisis de sentimientos. Se plantea la posibilidad de desarrollar una plataforma que integre estos cambios futuros de TensorFlow de manera fácil de usar. (Nemes & Kiss, 2021)

En el artículo “Predicting Stock Market Behavior using Data Mining Technique and News Sentiment Analysis” nos habla sobre el contexto de la gestión del riesgo en el mercado de valores, el uso de big data puede ser

beneficioso para los gestores de riesgo al capturar el riesgo sistemático presente en los mercados. Sin embargo, la disponibilidad limitada de datos financieros de las empresas y el creciente trading de alta frecuencia han hecho que el análisis y la selección de activos sean más insensibles. En este sentido, el modelo propuesto considera diferentes enfoques para la predicción del mercado de valores, incluyendo enfoques fundamentales y enfoques técnicos.

Los enfoques fundamentales se basan en datos como información de acciones y parámetros de balance y estado de resultados, mientras que los enfoques técnicos se centran en el análisis de precios, sentimiento, volumen, ciclos y otros indicadores técnicos. Además, los enfoques modernos utilizan datos no estructurados obtenidos de fuentes como noticias financieras en la web, redes sociales, blogs y foros en línea. La extracción de información relevante de estas fuentes se realiza a través de técnicas de web scraping.

En este estudio, se destaca la técnica de minería de opiniones o análisis de sentimientos, que busca identificar el sentimiento expresado en textos. En el ámbito financiero, el análisis de sentimientos se utiliza para predecir movimientos de precios de acciones y optimizar carteras de inversión. Se mencionan técnicas específicas como el modelo BERT y el diccionario VADER, que se combinan con algoritmos de aprendizaje automático para realizar análisis de sentimientos.

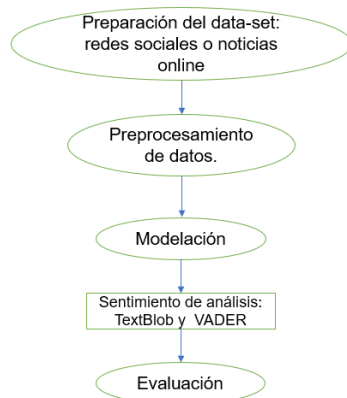
El estudio utiliza el modelo VADER para generar puntajes de sentimiento diarios basados en los titulares de noticias financieras proporcionadas por FinViz. Se realizan tres tipos de modelos de regresión (lineal, cuadrático y cúbico) y se encuentra que los modelos de regresión polinómicos tienen un ajuste mejor que el

lineal. Además, se demuestra que la inclusión del análisis de sentimientos como factor exógeno mejora el ajuste de los modelos de regresión. Estos resultados son consistentes con estudios anteriores y respaldan la idea de que el análisis de sentimientos puede mejorar la precisión de los modelos de predicción del mercado.

En conclusión, este estudio demuestra que la incorporación del análisis de sentimientos en modelos de regresión puede mejorar la predicción de los precios de las acciones. Los resultados respaldan la importancia del análisis de sentimientos como una herramienta útil en el análisis y la predicción del mercado de valores. Además, se destaca la relevancia de utilizar fuentes de datos no estructurados, como noticias financieras en la web, para capturar información valiosa y en tiempo real sobre el mercado. (Khedr, Salama, & Yaseen, 2017)

#### **4. Diseño Metodológico**

Este estudio propone utilizar una metodología mixta que combine tanto la investigación cuantitativa como la investigación cualitativa para alcanzar los objetivos específicos mencionados.



*Ilustración 2. Metodología*

La metodología constará de tres etapas principales:

*Investigación cuantitativa:*

Recolectar datos financieros y económicos públicamente disponibles de fuentes confiables, como plataformas de análisis financiero y bancos de datos económicos. Seleccionar indicadores financieros clave, como precios de las acciones, volúmenes de negociación y reportes de ganancias, para el análisis. Recopilar datos durante un período de tiempo específico y en función de la disponibilidad de datos relevantes.

*Investigación cualitativa (Análisis sentimental):*

Recopilar noticias y otras publicaciones relevantes en redes sociales que se refieran a la empresa. Utilizar herramientas de análisis de sentimiento, como TextBlob y VADER, para evaluar el sentimiento expresado en los textos recopilados. Aplicar el análisis de sentimiento para clasificar los textos en categorías de positivos, negativos o neutrales.

Calcular las puntuaciones de polaridad y subjetividad utilizando TextBlob, así como las puntuaciones de positividad, negatividad, neutralidad y compound score utilizando VADER.

*Análisis de correlación:*

Analizar los resultados obtenidos en las etapas de investigación cuantitativa y cualitativa para determinar la relación entre el análisis financiero cuantitativo y el análisis sentimental cualitativo.

Calcular el coeficiente de correlación de Pearson entre las puntuaciones de sentimiento asignadas a los textos y los indicadores financieros cuantitativos recolectados durante el mismo período de tiempo.

Interpretar el valor del coeficiente de correlación para identificar la fuerza y la dirección de la relación entre el sentimiento y el rendimiento financiero.

Es importante tener en cuenta que esta metodología requiere la utilización de fuentes de datos confiables y herramientas de análisis adecuadas para obtener resultados precisos y significativos. Además, se debe considerar el contexto específico de la empresa y el mercado en el que opera para una interpretación adecuada de los resultados obtenidos.

El análisis de sentimiento y la correlación de Pearson son herramientas y técnicas que brindan una perspectiva cuantitativa y estadística para evaluar la relación entre el sentimiento y el rendimiento financiero. Sin embargo, se requiere un enfoque riguroso y una interpretación cuidadosa de los resultados, considerando otros factores que pueden influir en los movimientos de precios en el mercado de valores.

#### 4.1. Procedimiento

El proceso para obtener los resultados se realizó utilizando el lenguaje de programación Python en el entorno JupyterLab. Se implementaron dos métodos con el objetivo de analizar las diferencias y evaluar los pros y contras de cada uno. El primer método consiste en extraer información de una página web específica, en este caso, [www.finviz.com](http://www.finviz.com), para obtener las últimas 100 noticias más relevantes de la compañía que se desea analizar.

En primer lugar, se realiza el web scraping para extraer el fragmento de código HTML que contiene la sección de noticias. A continuación, se crea una lista de noticias seleccionando el script y el ID adecuados en el código HTML, incluyendo la fecha de publicación de cada noticia.



Ilustración 3. Página Web Finviz

Date	Rating	Analyst	Sentiment	Score
Mar-19-23	Downgrade	Bull Securities	Buy → Neutral	881 → 854
Feb-19-23	Downgrade	Cligroup	Buy → Neutral	845 → 843
May-09-22	Downgrade	Deutsche Bank	Buy → Hold	846
May-19-22	Upgrade	Bull Securities	Neutral → Buy	841 → 839
Apr-08-22	Downgrade	Robert W. Baird	Outperform → Neutral	844
Mar-11-22	Initiated	Wells Fargo	Overweight	864
Jul-19-21	Upgrade	J.P. Morgan	Neutral → Overweight	861
Jul-09-21	Upgrade	Deutsche Bank	Hold → Buy	853 → 852
Apr-16-21	Upgrade	UBS	Neutral → Buy	845 → 842
Jan-20-21	Initiated	Vertical Research	Buy	

Ilustración 4. Sección noticias Finviz

Luego, se realiza el análisis de sentimiento utilizando la biblioteca NLTK VADER para determinar la polaridad (negativa, positiva o neutral) de los títulos de las noticias obtenidas anteriormente.

	title	compound
0	Analyst Report: Terex Corporation	0.0000
1	TEX or CAT: Which Is the Better Value Stock Ri...	0.6486
2	Terex and Stepan have been highlighted as Zack...	0.0000
3	Bull of the Day: Terex Corp. (TEX)	0.0000
4	How to Find Cheap Growth Stocks	0.3818
..	...	...
95	These S&P 500 Stocks Have A \$1 Trillion Govern...	-0.0772
96	Why Terex (TEX) is Poised to Beat Earnings Est...	0.2500
97	Should You Be Adding Terex (NYSE:TEX) To Your ...	0.0000
98	Terex, IBD Stock Of The Day, Clears Early Buy ...	0.0772
99	Should Value Investors Buy Terex (TEX) Stock?	0.3400

[100 rows x 5 columns]

Ilustración 5. Análisis de Sentimiento VADER

Posteriormente, se utilizó la biblioteca Yahoo Finance para obtener los precios de cierre de las acciones de la compañía.

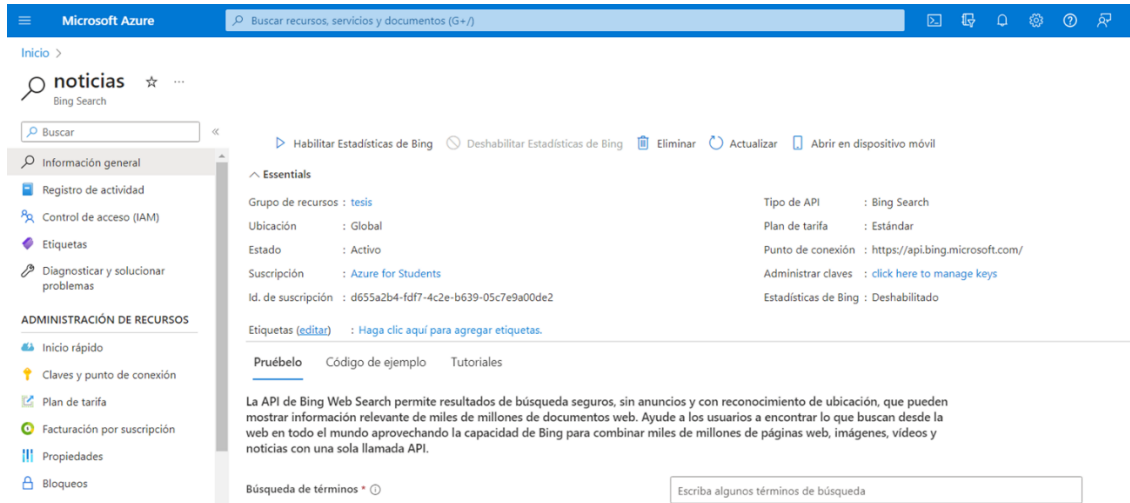
```
Date
2022-12-22    42.318386
2022-12-23    42.825615
2022-12-27    42.765942
2022-12-28    42.029964
2022-12-29    42.805721
...
2023-06-12    55.869999
2023-06-13    57.770000
2023-06-14    57.230000
2023-06-15    58.049999
2023-06-16    58.099998
Name: Adj Close, Length: 121, dtype: float64
```

*Ilustración 6. Precio de acciones yFinance*

Por último, se calcula la correlación entre el sentimiento (calculado mediante el análisis de VADER) y el precio de cierre de la acción utilizando el coeficiente de correlación de Pearson.

A continuación, se explica el segundo método:

En primer lugar, se crea una cuenta en Microsoft Azure para acceder a los recursos necesarios. Se selecciona la opción de API Bing Web Search y se obtiene una clave de acceso para utilizarla en el código. Esta API proporciona información relevante para el análisis.



*Ilustración 7. Microsoft Azure*

Después, se crea una lista de noticias y se utiliza la biblioteca TextBlob para realizar el análisis de sentimiento correspondiente.

Finalmente, al igual que en el primer método, se obtienen los precios de cierre de las acciones utilizando la biblioteca Yahoo Finance y se calcula la correlación de Pearson entre ambas variables.

## 5. Resultados

Para examinar la correlación entre variables como el precio de cierre de las acciones o la rentabilidad del precio de la acción, y el compound y el score medio del análisis de sentimiento de los titulares de noticias más recientes, se seleccionaron ocho empresas como referencia. Además, se realizaron tres correlaciones diferentes: la primera se hizo el mismo día entre el precio/rentabilidad y el score/compound del mismo día; la segunda se llevó a cabo con el precio/rentabilidad del día siguiente; y la tercera se realizó con el precio/rentabilidad

dos días después. Estas correlaciones se realizaron para determinar si existe una relación entre estas variables en los días posteriores a la publicación de la noticia.

La elección de ocho empresas como muestra permite obtener un panorama más amplio y diverso de los resultados, lo que contribuye a una evaluación más precisa de la correlación entre las variables mencionadas. Al realizar correlaciones en diferentes intervalos de tiempo después de la publicación de las noticias, se busca determinar si los efectos del análisis de sentimiento perduran en el tiempo y si existe una relación significativa entre el sentimiento expresado en los titulares de las noticias y el comportamiento del precio de las acciones o la rentabilidad.

#### *Alphabet, Inc. (GOOG)*

En el método Finviz, la correlación actual es cercana a cero (-0.0022), lo que sugiere una relación débil o prácticamente nula entre los precios de las acciones y el método utilizado. Sin embargo, después de 1 y 2 días, la correlación muestra un aumento gradual, indicando una relación más fuerte entre los precios de las acciones y el método Finviz.

En el método Bing Search, la correlación actual es ligeramente negativa (-0.0853), lo que sugiere una relación débilmente inversa entre los precios de las acciones y el método utilizado. Después de 1 día, la correlación aumenta a 0.1514, lo que indica una relación positiva débil entre los precios de las acciones y el método Bing Search. Sin embargo, después de 2 días, la correlación se establece en -1.0, lo cual puede indicar una relación fuertemente inversa o datos insuficientes.

	Método Finviz	Método Bing Search
Correlación	-0.0022395051321487604	-0.08531522355785849
Correlación 1 día después	0.17386612992709058	0.15148362359721518
Correlación 2 días después	0.41746365293563736	-1.0

*Tabla 1. Correlaciones GOOG.*

Se realizó una prueba para el caso de Alphabet (GOOG) utilizando las rentabilidades de la acción en lugar de los precios de cierre. El objetivo era determinar si existía alguna variación en la correlación entre la rentabilidad y el compound del análisis de sentimiento por el método de Finviz.

Los resultados mostraron que la correlación entre las rentabilidades de los activos según el método Finviz es de -0.1344. Esta correlación indica una relación negativa y débil entre las rentabilidades de los activos. En otras palabras, los activos tienden a moverse en direcciones opuestas en términos de sus rendimientos.

Además, se examinaron las correlaciones 1 día después y 2 días después:

La correlación 1 día después es de 0.6688, lo que indica una relación positiva y relativamente fuerte entre las rentabilidades de los activos después de un día.

La correlación 2 días después es de -0.2271, lo que indica una relación negativa y débil entre las rentabilidades de los activos después de dos días.

En resumen, los resultados sugieren que las rentabilidades de los activos pueden mostrar patrones de correlación diferentes dependiendo del intervalo de tiempo

considerado, siendo más fuerte la relación positiva a corto plazo y más débil la relación negativa a largo plazo.

	Método Finviz
Correlación	-0.13438460090967913
Correlación 1 día después	0.6687515686075169
Correlación 2 días después	-0.2270950258070572

Tabla 2. Correlación entre Rentabilidad de GOOG y el Compound.

#### *The Kraft Heinz Company (KHC)*

En el método Finviz, la correlación actual es positiva pero baja (0.0516), lo que sugiere una relación débil entre los precios de las acciones de The Kraft Heinz Company y el método utilizado. Después de 1 día, la correlación se vuelve negativa (-0.0905), lo que indica una relación inversa débil entre los precios de las acciones y el método Finviz. Después de 2 días, la correlación vuelve a ser positiva pero muy baja (0.0155), lo que indica una relación prácticamente nula o insignificante.

En el método Bing Search, la correlación actual es positiva y más alta (0.2375) en comparación con el método Finviz. Esto sugiere una relación moderada entre los precios de las acciones y el método Bing Search. Después de 1 día, la correlación se mantiene prácticamente igual (0.2390). Después de 2 días, la correlación aumenta ligeramente (0.3558), lo que indica una relación positiva moderada entre los precios de las acciones y el método Bing Search.

	Método Finviz	Método Bing Search
Correlación	0.051571462157094176	0.23751720898176681
Correlación 1 día después	-0.09045687020929359	0.23898052372744297
Correlación 2 días después	0.015521540327253898	0.3558279725445505

Tabla 3. Correlaciones KHC.

#### *JPMorgan Chase & Co. (JPM)*

En el método Finviz, la correlación actual es negativa (-0.1757), lo que sugiere una relación débilmente inversa entre los precios de las acciones de JPMorgan Chase & Co. y el método utilizado. Después de 1 día, la correlación se vuelve más negativa (-0.3581), indicando una relación inversa más fuerte entre los precios de las acciones y el método Finviz. Después de 2 días, la correlación continúa siendo negativa y más pronunciada (-0.5945), lo que indica una relación inversa significativa.

En el método Bing Search, la correlación actual es positiva y alta (0.8240), lo que sugiere una relación positiva fuerte entre los precios de las acciones y el método Bing Search. Después de 1 día, la correlación disminuye, pero sigue siendo positiva (0.4316), lo que indica una relación positiva más débil entre los precios de las acciones y el método Bing Search. Después de 2 días, la correlación disminuye aún más (0.1091), aunque todavía es positiva, lo que sugiere una relación más débil entre los precios de las acciones y el método Bing Search.

	Método Finviz	Método Bing Search
Correlación	-0.17566860631360431	0.8239787351929602
Correlación 1 día después	-0.35811638314835087	0.43155598139086226
Correlación 2 días después	-0.5945160630962435	0.1090757853082327

*Tabla 4. Correlaciones JPM.*

#### *UWM Holdings Corporation (UWMC)*

En el método Finviz, la correlación actual es positiva pero muy baja (0.0137), lo que sugiere una relación débil entre los precios de las acciones de UWM Holdings Corporation y el método utilizado. Después de 1 día, la correlación se vuelve negativa (-0.0082), indicando una relación inversa débil entre los precios de las acciones y el método Finviz. Después de 2 días, la correlación vuelve a ser positiva (0.0355), aunque sigue siendo muy baja.

En el método Bing Search, la correlación actual es positiva pero también muy baja (0.0558), lo que sugiere una relación débil entre los precios de las acciones y el método Bing Search. Después de 1 día, la correlación aumenta a 0.2786, lo que indica una relación positiva más fuerte entre los precios de las acciones y el método Bing Search. Sin embargo, después de 2 días, la correlación se vuelve negativa y muy pronunciada (-0.7218), lo que sugiere una relación inversa significativa entre los precios de las acciones y el método Bing Search.

	Método Finviz	Método Bing Search
Correlación	0.013663255401376705	0.05584780445676404
Correlación 1 día después	-0.008185294529861876	0.27860517951099995
Correlación 2 días después	0.03545902062197937	-0.7217639221300787

Tabla 5. Correlaciones UWMC.

#### *Denny's Corporation (DENN)*

En el método Finviz, la correlación actual indica una relación débilmente inversa (-0.0666) entre los precios de las acciones de Denny's Corporation y el método utilizado. Después de 1 día, la correlación se vuelve débilmente positiva (0.0349), sugiriendo una relación ligeramente positiva entre los precios de las acciones y el método Finviz. Sin embargo, después de 2 días, la correlación vuelve a ser negativa (-0.0354), aunque sigue siendo débil.

Por otro lado, en el método Bing Search, la correlación actual muestra una relación moderada y positiva (0.3505) entre los precios de las acciones y el método Bing Search. Después de 1 día, la correlación disminuye, pero aún es positiva (0.2271), indicando una relación positiva más débil entre los precios de las acciones y el método Bing Search. Sin embargo, después de 2 días, la correlación se vuelve

negativa y significativa (-0.6487), lo que sugiere una relación inversa fuerte entre los precios de las acciones y el método Bing Search.

	Método Finviz	Método Bing Search
Correlación	-0.0665775579172635	0.3504949377254464
Correlación 1 día después	0.03492855741353163	0.22711160761771576
Correlación 2 días después	-0.03544868886876207	-0.6486686938738265

Tabla 6. Correlaciones DENN.

#### *Tecnoglass, Inc. (TGLS)*

En el método Finviz, la correlación actual es positiva pero moderada (0.1326), lo que sugiere una relación moderada entre los precios de las acciones de Tecnoglass, Inc. y el método utilizado. Después de 1 día, la correlación disminuye ligeramente (0.1184), indicando una relación positiva más débil entre los precios de las acciones y el método Finviz. Después de 2 días, la correlación continúa disminuyendo (0.1005), aunque sigue siendo positiva.

En el método Bing Search, la correlación actual es muy baja (0.0035), lo que sugiere una relación débil entre los precios de las acciones y el método Bing Search. Después de 1 día, la correlación se vuelve aún más baja (-8.386382272669013e-05), prácticamente nula. Después de 2 días, la correlación se vuelve negativa y más pronunciada (-0.1259), indicando una relación inversa entre los precios de las acciones y el método Bing Search.

	Método Finviz	Método Bing Search
Correlación	0.13259850627550115	0.0035008089939359537
Correlación 1 día después	0.11837958977752128	-8.386382272669013e-05
Correlación 2 días después	0.1005115652647856	-0.12591143810218203

Tabla 7. Correlaciones TGLS.

## 6. Conclusiones

- Existen diversas formas de obtener noticias de diferentes canales, pero la opción más conveniente y completa es suscribirse a una API, como Zenserp o NewsApi.
- A menudo, los medios de comunicación no publican noticias diariamente y puede haber días en los que no se encuentren noticias relevantes, especialmente en el caso de empresas más pequeñas y con menos impacto. Esta falta de noticias puede distorsionar los datos de sentimiento y afectar la precisión de las imágenes recreadas por los algoritmos de análisis de sentimiento, lo que a su vez puede conducir a resultados erróneos.
- Al realizar el análisis de sentimiento en los titulares de las noticias obtenidas, es común que se obtenga un sentimiento neutral. Esto se debe a que las bibliotecas como NLTK Vader o Textblob requieren una mayor diversidad de palabras en su conjunto de datos o simplemente los titulares de las noticias no transmiten un sentimiento real.
- El análisis de sentimiento se recomienda principalmente para un análisis interno de la compañía, como para evaluar su competitividad frente a otras empresas o para comprender cómo son percibidos desde la perspectiva de terceros. Sin embargo, no se aconseja utilizarlo para predecir las fluctuaciones de una acción específica en la bolsa de valores estadounidense, ya que no ofrece un patrón, una correlación o una alta precisión en dicha proyección o predicción.

## 7. Bibliografia

Khedr, A., Salama, & Yaseen, N. (2017). Predicting Stock Market Behavior using Data. *MECS*.

Nemes, L., & Kiss, A. (2021). Prediction of stock values changes using. *Journal of Information and Telecommunication*.

Pagolu, S., Panda, G., & Majhi, B. (2016). Sentiment Analysis of Twitter Data for Predicting Stock Market Movements. *SCOPES*.

Cristescu, M., Nerisanu, R., Mara, D., & Oprea, S. (2022). Using Market News Sentiment Analysis for Stock. *MDPI*.

Our World in Data. (s.f.). Our World in Data. Recuperado el 10 de junio de 2023, de Oxford Martin School: <https://ourworldindata.org/grapher/historys-hockey-stick-gross-domestic-product-per-capita-using-the-ratio-scale-1990>

## 8. Anexos

Movimientos sobre las correlaciones entre los precios de cierre de la acción y el score o compound del análisis de sentimiento de los titulares de las noticias diarias.

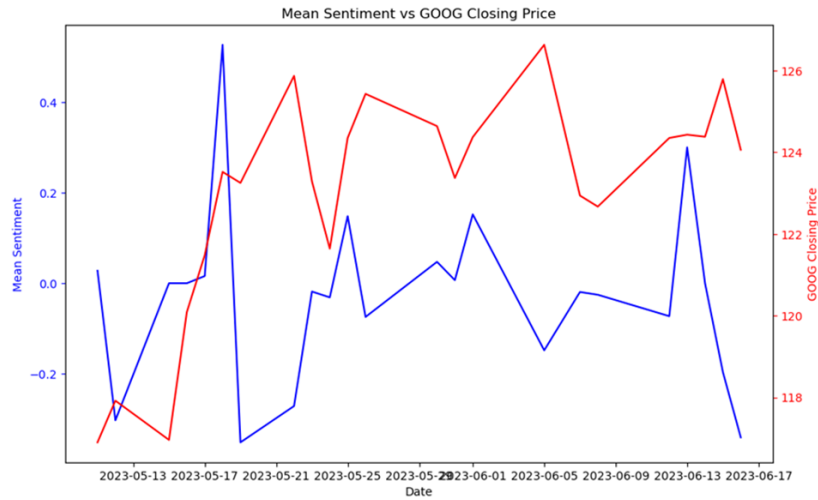


Ilustración 8. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento GOOG. (Finviz).

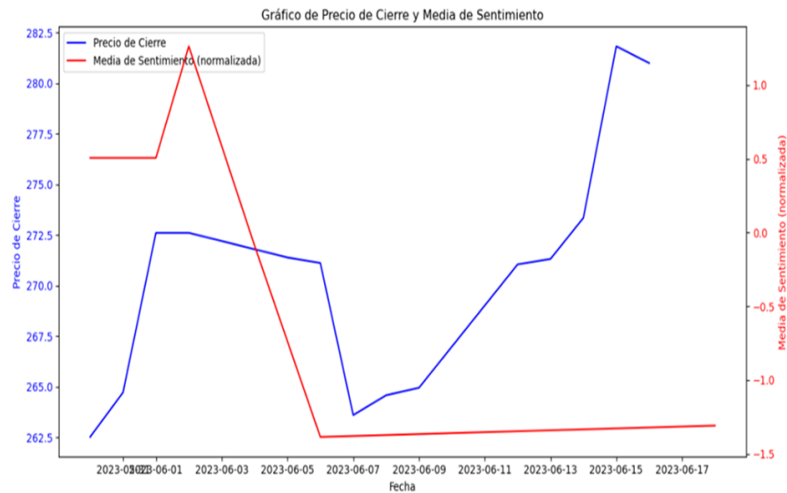


Ilustración 9. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento GOOG. (Bing Search).

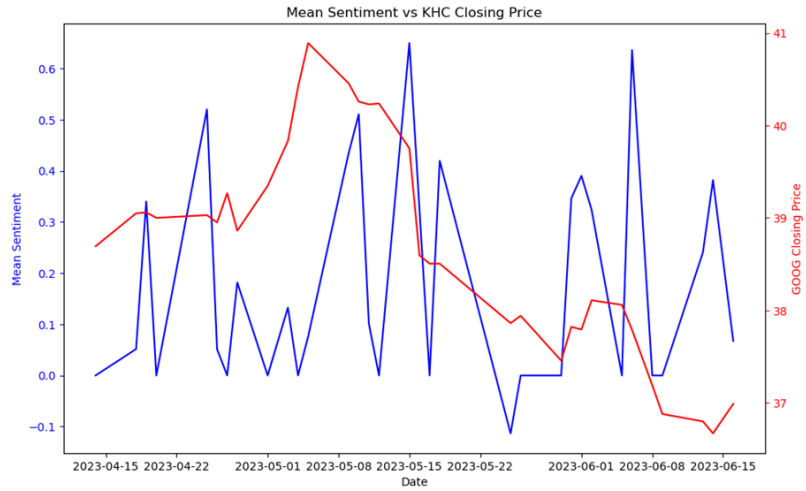


Ilustración 10. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento KHC. (Finviz).

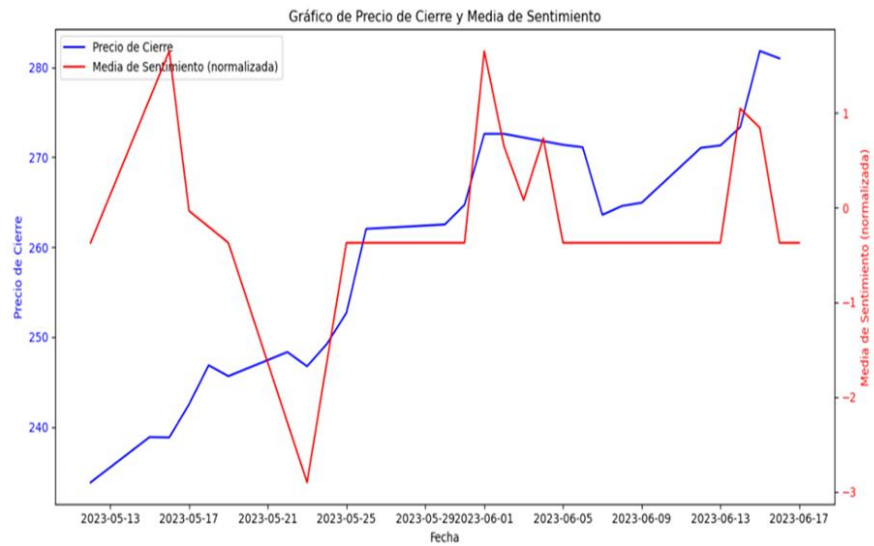


Ilustración 11. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento KHC. (Bing Search).

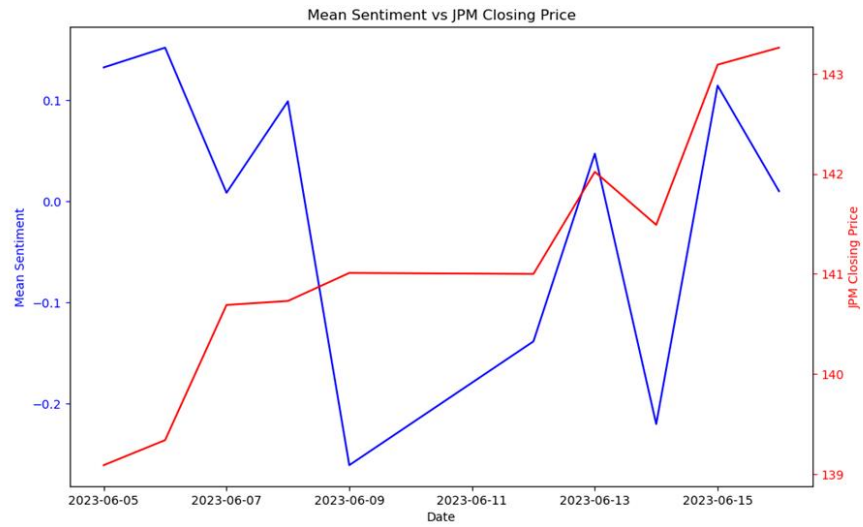


Ilustración 12. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento JPM. (Finviz).

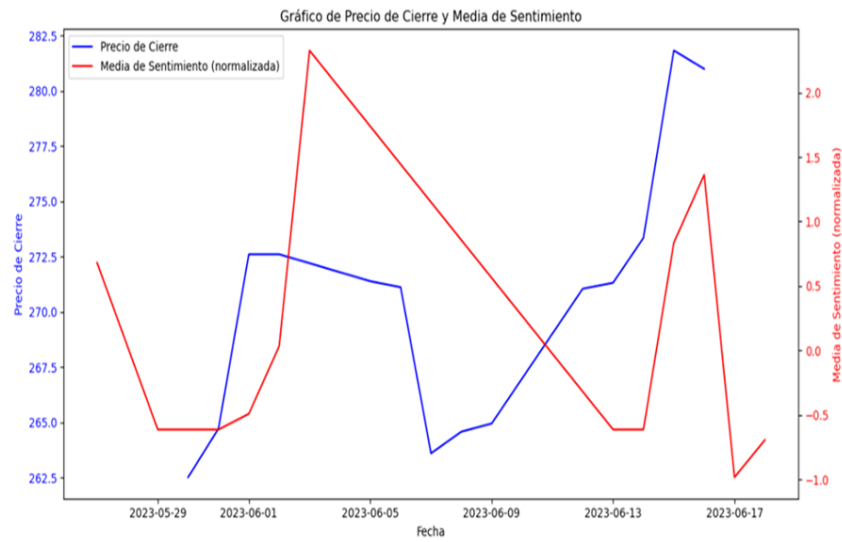


Ilustración 13. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento JPM. (Bing Search).

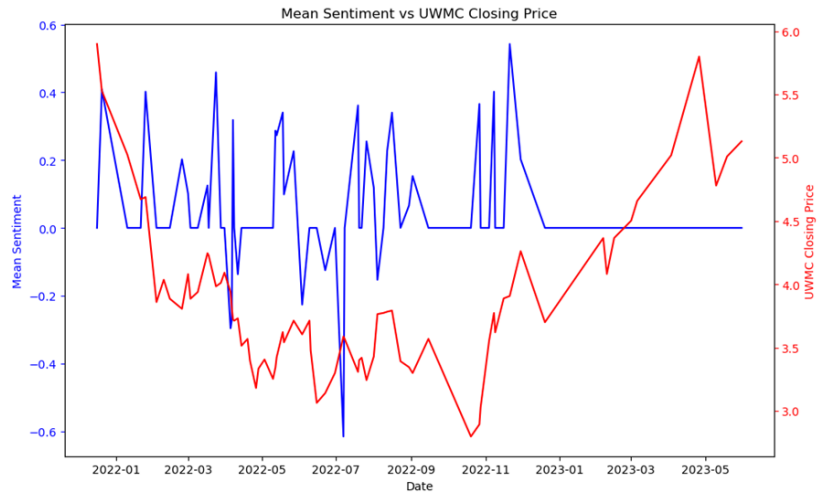


Ilustración 14. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento UWMC. (Finviz).

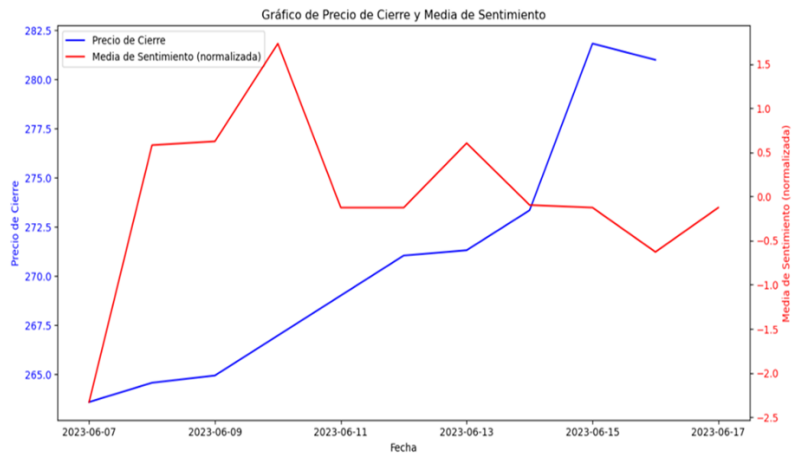


Ilustración 15. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento UWMC. (Bing Search).

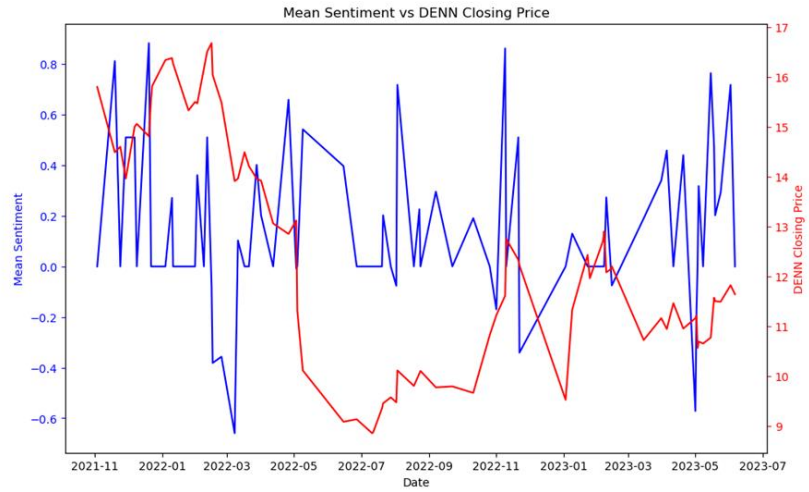


Ilustración 16. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento DENN. (Finviz).

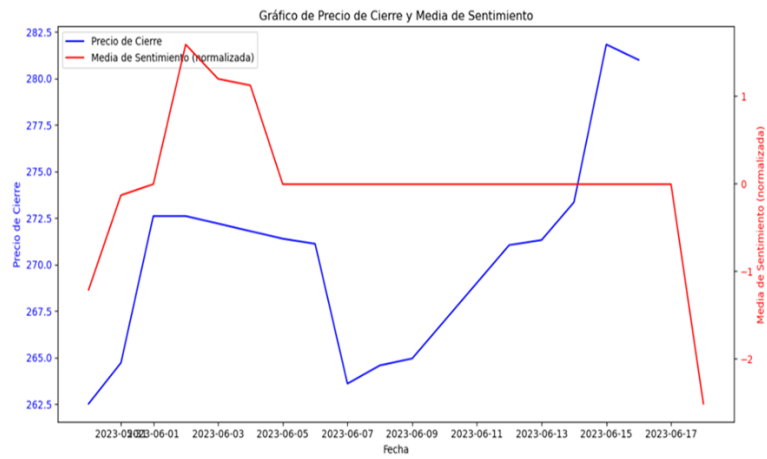


Ilustración 17. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento DENN. (Bing Search).

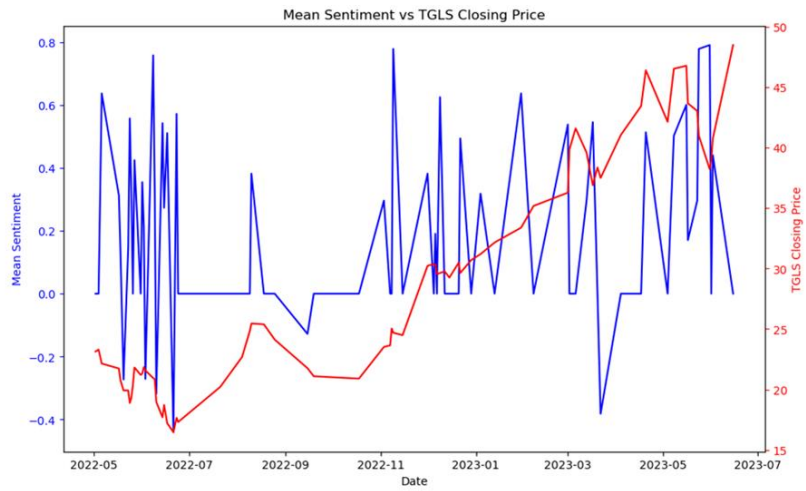


Ilustración 18. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento TGLS. (Finviz).

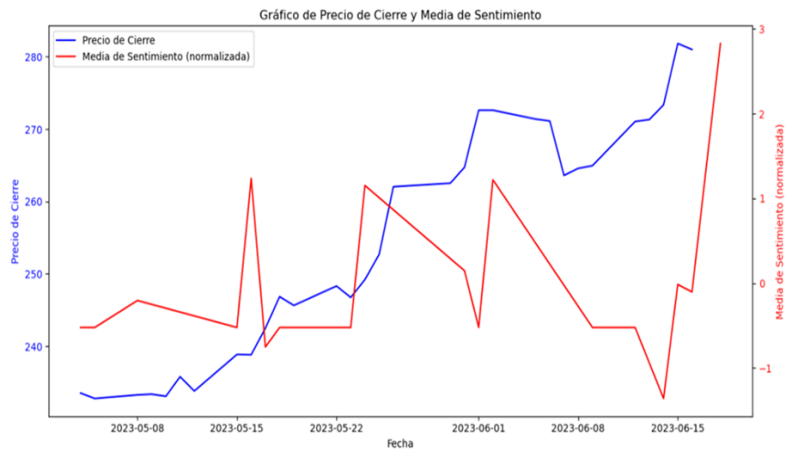


Ilustración 19. Correlación entre Precio de cierre y Análisis de sentimiento TGLS. (Bing Search).