



**FACULTAD DE POSTGRADO  
TESIS DE POSTGRADO**

**ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS EN NOTICIAS FINANCIERAS Y  
ECONÓMICAS HONDUREÑAS USANDO WEB SCRAPING E  
INTELIGENCIA ARTIFICIAL**

**SUSTENTADO POR:**

**SAMUEL ALBERTO GÓMEZ MEZA**

**PREVIA INVESTIDURA AL TÍTULO DE**

**MÁSTER EN  
ANALÍTICA DE NEGOCIOS**

**TEGUCIGALPA, FRANCISCO MORAZÁN, HONDURAS, C.A.**

**ENERO, 2025**

**UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA CENTROAMERICANA  
UNITEC**

**FACULTAD DE POSTGRADO**

**AUTORIDADES UNIVERSITARIAS**

**PRESIDENTE EJECUTIVO /  
RECTORA  
ROSALPINA RODRÍGUEZ**

**SECRETARIO GENERAL /  
PRORRECTOR  
ROGER MARTÍNEZ MIRALDA**

**VICERRECTOR ACADÉMICO NACIONAL  
JAVIER ABRAHAM SALGADO LEZAMA**

**DECANA FACULTAD DE POSTGRADO  
ANA DEL CARMEN RETTALLY VARGAS**

**ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS EN NOTICIAS FINANCIERAS Y  
ECONÓMICAS HONDUREÑAS USANDO WEB SCRAPING E  
INTELIGENCIA ARTIFICIAL**

**TRABAJO PRESENTADO EN CUMPLIMIENTO DE LOS  
REQUISITOS EXIGIDOS PARA OPTAR AL TÍTULO DE**

**MÁSTER EN**

**ANALÍTICA DE NEGOCIOS**

**ASESOR METODOLÓGICO**

**JOSÉ RODOLFO SORTO**

**ASESOR TEMÁTICO**

**BAYRON BARAHONA ALVAREZ**

**MIEMBROS DE LA TERNA:**

**MARIO ALBERTO GALLO SANDOVAL**

**JESÚS RICARDO RODRÍGUEZ**

**GERARDO LUJANO**

# **DERECHOS DE AUTOR**

© Copyright 2025  
Samuel Alberto Gómez Meza

Todos los derechos son reservados.



## **FACULTAD DE POSTGRADO**

# **ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS EN NOTICIAS FINANCIERAS Y ECONÓMICAS HONDUREÑAS USANDO WEB SCRAPING E INTELIGENCIA ARTIFICIAL**

**Samuel Alberto Gómez Meza**

### **Resumen**

El presente trabajo tiene como objetivo realizar un análisis de sentimientos en noticias relacionadas con finanzas, economía y estabilidad financiera, obtenidas de diversas fuentes en línea mediante técnicas de web scraping. Este enfoque mixto, que combina análisis cualitativo y cuantitativo, permite clasificar y comprender grandes volúmenes de datos no estructurados; Para el análisis de sentimientos, se utiliza un diccionario temático especializado en el ámbito económico y financiero, este estudio, automatizado y desarrollado en Python, facilita la recolección y procesamiento de datos, permitiendo identificar opiniones y emociones en los textos analizados, lo que ayuda a comprender la percepción pública sobre temas económicos clave y brinda información valiosa para la toma de decisiones. Los resultados obtenidos muestran que la percepción varía significativamente según la fuente de las noticias, el tema abordado, los eventos económicos y climatológicos registrados, destacándose las emociones relacionadas con la economía y finanzas, este tipo de análisis es crucial para las instituciones financieras, ya que les permite monitorear cómo los medios presentan la información y detectar posibles interpretaciones erróneas; por ello se recomienda a las instituciones financieras utilizar estas herramientas de análisis para identificar patrones en las noticias que afectan la toma de decisiones estratégicas, lo que les permitirá responder de manera proactiva a las dinámicas económicas y financieras.

**Palabras claves: (Análisis de Sentimientos, Aprendizaje Automático, Connotación, Polaridad, Web Scraping)**



**GRADUATE SCHOOL**

**ANALYSIS OF SENTIMENTS IN HONDURIAN FINANCIAL  
AND ECONOMIC NEWS USING WEB SCRAPING AND  
ARTIFICIAL INTELLIGENCE**

**Samuel Alberto Gómez Meza**

**Abstract**

The objective of this work is to carry out a sentiment analysis on news related to finance, economy and financial stability, obtained from various online sources using web scraping techniques. This mixed approach, which combines qualitative and quantitative analysis, makes it possible to classify and understand large volumes of unstructured data; For sentiment analysis, a dictionary specialized in the economic and financial field is used. This study, automated and developed in Python, facilitates the collection and processing of data, allowing opinions and emotions to be identified in the analyzed texts, which helps to understand public perception on key economic issues and provides valuable information for decision making. The results obtained show that perception varies significantly depending on the source of the news, the topic addressed, the economic and climatological events recorded, highlighting the emotions related to the economy and finances, this type of analysis is crucial for financial institutions, since allows them to monitor how the media presents information and detect possible misinterpretations; Therefore, financial institutions are recommended to use these analysis tools to identify patterns in the news that affect strategic decision-making, which will allow them to respond proactively to economic and financial dynamics.

**Keywords: (Sentiment Analysis, Machine Learning, Connotation, Polarity, Web Scraping)**

## **DEDICATORIA**

Dedico este trabajo con profundo cariño a la memoria del Ingeniero Alexis Quintín Gómez Meza, quien siempre me alentó, apoyó y creyó en mí durante todos estos años de estudio; Vivió su vida ayudando tanto a familiares como a desconocidos necesitados, enseñándome el verdadero significado y valor de la amistad; Sobre todo, me mostró que, sin importar cuán difícil sea la vida, siempre existen uno y mil motivos más para seguir adelante. A mi madre María Emperatriz Meza, Licenciada en Administración de Centros Educativos, y Quintín Gómez, Perito Mercantil y Contador Público, y a mis hermanos, quienes han sido mi mayor inspiración y apoyo en cada paso del camino.

## **AGRADECIMIENTO**

En primer lugar, quiero agradecer a Dios y a mi asesor, José Rodolfo Sorto, quien, con su conocimiento y apoyo, me guio en cada etapa de este proyecto de investigación, permitiéndome alcanzar los resultados que esperaba. También deseo agradecer al Máster en Ciencias Actuariales y Financieras Bayron Alexander Barahona Álvarez por brindarme todos los recursos y herramientas necesarios para llevar a cabo el proceso de investigación, no habría podido obtener estos resultados sin su incondicional ayuda. Por último, quiero expresar mi gratitud a mis padres y hermanos, quienes me apoyaron en todo momento. En especial, a mis padres: María Emperatriz Meza, Licenciada en Administración de Centros Educativos, y Quintín Gómez, Perito Mercantil y Contador Público, quienes siempre han estado a mi lado, brindándome palabras de aliento y un abrazo reconfortante.

# ÍNDICE DE CONTENIDO

DEDICATORIA .....	x
AGRADECIMIENTO .....	xi
ÍNDICE DE CONTENIDO .....	xii
ÍNDICE DE TABLAS .....	xvii
ÍNDICE DE FIGURAS.....	xvii
CAPÍTULO I. PLANTEAMIENTO DE LA INVESTIGACIÓN .....	1
1.1 INTRODUCCIÓN .....	1
1.2 ANTECEDENTES DEL PROBLEMA .....	3
1.3 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA .....	6
1.4 OBJETIVOS DEL PROYECTO.....	8
1.5 JUSTIFICACIÓN.....	8
CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO .....	10
2.1 ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN ACTUAL .....	10
2.1.1 ANÁLISIS MACROENTORNO .....	10
2.1.1.1 EL MONITOREO DE MEDIOS Y SU IMPORTANCIA EN LA PERCEPCIÓN DEL PANORAMA FINANCIERO .....	10
2.1.1.2 EL ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS Y SU UTILIZACIÓN EN EL MONITOREO DE MEDIOS AMÉRICA LATINA.....	15
2.1.1.3 EL ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS Y SU APLICACIÓN EN EL MONITOREO DE MEDIOS... 20	
2.1.1.4 TECNOLOGÍAS PARA EL ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS.....	21
2.1.2 ANÁLISIS DEL MICROENTORNO .....	23
2.1.2.1 EL ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS Y SU UTILIZACIÓN EN EL MONITOREO DE MEDIOS CENTROAMERICANOS.....	23
2.1.2.2 EL PAPEL DEL ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS EN INSTITUCIONES FINANCIERAS Y BANCOS CENTRALES .....	26
2.1.3 ANÁLISIS INTERNO .....	27
2.1.3.1 EL MONITORE DE MEDIOS EN HONDURAS.....	27
2.1.3.2 ORGANIZACIÓN DEL SISTEMA FINANCIERO HONDUREÑO.....	28
2.1.3.3 APLICACIÓN DEL ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS EN LA ECONOMÍA E INSTITUCIONES FINANCIERAS HONDUREÑAS .....	29
2.2 CONCEPTUALIZACIÓN .....	33
2.2.1 VARIABLES DEPENDIENTES .....	33
2.2.2 VARIABLES INDEPENDIENTES.....	33

2.2.2.1	ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS .....	34
2.2.2.2	VARIABLES MACROECONÓMICAS.....	34
2.2.2.3	VARIABLE TASA .....	34
2.2.3	TÉCNICAS Y CONCEPTOS CLAVE EN EL ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS Y PROCESAMIENTO DE TEXTO .....	35
2.2.3.1	POLARIDAD.....	35
2.2.3.2	SUBJETIVIDAD .....	35
2.2.3.3	STOPWORDS .....	36
2.2.3.4	TEXT MINING.....	36
2.2.3.5	WEB SCRAPING .....	36
2.2.3.6	CONNOTACIÓN .....	37
2.2.3.7	POSITIVIDAD.....	37
2.2.3.8	NEGATIVIDAD.....	37
2.2.3.9	APRENDIZAJE SUPERVISADO.....	38
2.2.3.10	APRENDIZAJE NO SUPERVISADO .....	38
2.3	TEORÍAS DE SUSTENTO .....	39
2.3.1	BASES TEÓRICAS.....	39
2.3.1.1	TECNOLOGÍAS EMERGENTES: EL ROL CRUCIAL DEL APRENDIZAJE AUTOMÁTICO EN EL ANÁLISIS DE TEXTOS .....	39
2.3.1.2	ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS .....	41
2.3.1.3	EXTRACCIÓN AUTOMATIZADA A TRAVÉS DEL WEB SCRAPING .....	42
2.3.2	METODOLOGÍAS DESARROLLADAS.....	44
2.3.2.1	ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS EN INFORMES FINANCIEROS Y SU EVOLUCIÓN: ENFOQUES, MÉTODOS Y APLICACIONES .....	44
2.3.3	INSTRUMENTOS UTILIZADOS .....	47
2.3.3.1	INSTRUMENTOS Y TÉCNICAS EN EL ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS Y PROCESAMIENTO DE LENGUAJE NATURAL PARA LA TOMA DE DECISIONES FINANCIERAS .....	47
2.4	MARCO LEGAL .....	49
2.4.1	DECLARACIÓN UNIVERSAL DE LOS DERECHOS HUMANOS .....	49
2.4.2	LEY ORGÁNICA DE COMUNICACIÓN .....	50
2.4.3	CONSTITUCIÓN DE LA REPUBLICA.....	50
2.4.4	LEY DEL PENSAMIENTO .....	51
2.4.5	CÓDIGO PROCESAL PENAL .....	51
2.4.6	LEY DE TRANSPARENCIA Y ACCESO A LA INFORMACIÓN PÚBLICA.....	52
CAPÍTULO III. METODOLOGÍA .....		53
3.1	CONGRUENCIA METODOLÓGICA.....	53

3.1.1	MATRIZ METODOLÓGICA.....	53
3.1.2	ESQUEMA DE VARIABLES DE ESTUDIO .....	56
3.1.3	OPERACIONALIZACIÓN DE LAS VARIABLES .....	58
3.1.4	HIPÓTESIS.....	62
3.1.4.1	HIPÓTESIS DE INVESTIGACIÓN .....	63
3.2	ENFOQUE Y MÉTODOS .....	63
3.2.1	ENFOQUE .....	64
3.2.1.1	ENFOQUE CUANTITATIVO.....	64
3.2.1.2	ENFOQUE CUALITATIVO.....	64
3.2.2	ALCANCE.....	64
3.2.3	DISEÑO .....	65
3.2.4	MÉTODO.....	65
3.3	DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN .....	65
3.3.1	POBLACIÓN .....	65
3.3.2	MUESTRA .....	66
3.3.3	TÉCNICAS DE MUESTREO .....	66
3.3.3.1	MUESTREO NO PROBABILÍSTICO POR CONVENIENCIA.....	66
3.4	TÉCNICAS, INSTRUMENTOS Y PROCEDIMIENTOS APLICADOS .....	67
3.4.1	TÉCNICAS.....	69
3.4.1.1	MACHINE LEARNING .....	69
3.4.1.2	ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA.....	69
3.4.1.3	ANÁLISIS TEMPORAL.....	70
3.4.1.4	WEB SCRAPING .....	70
3.4.1.5	COMPARATIVA DE TÉCNICAS DE WEB SCRAPING Y CRITERIOS PARA SU SELECCIÓN EN PROYECTOS DE RECOLECCIÓN DE DATOS .....	70
3.4.1.6	ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS .....	71
3.4.2	INSTRUMENTOS .....	71
3.4.2.1	PROGRAMACIÓN DE WEB SCRAPING .....	71
3.4.2.2	HERRAMIENTAS DE PROCESAMIENTO NATURAL DE LENGUAJE (PNL).....	71
3.4.3	PROCEDIMIENTOS.....	71
3.4.3.1	CONFIGURACIÓN DEL WEB SCRAPING.....	71
3.4.3.2	EXTRACCIÓN DE NOTICIAS .....	71
3.4.3.3	DICCIONARIO TÉCNICO .....	72
3.4.3.4	CÁLCULO DE POLARIDAD Y SINGULARIDAD.....	72
3.4.3.5	VALIDACIÓN E INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS.....	72

3.5	FUENTES DE INFORMACIÓN.....	72
3.5.1	FUENTES PRIMARIAS.....	73
3.5.1.1	ACLARACIÓN .....	73
3.5.2	FUENTES SECUNDARIAS.....	74
CAPÍTULO IV. RESULTADOS Y ANÁLISIS .....		75
4.1	INFORME DE PROCESO DE RECOLECCIÓN DE DATOS .....	75
4.1.1	RECOLECCIÓN DE LOS DATOS .....	75
4.1.2	DESCRIPCIÓN DE LOS DATOS .....	76
4.1.3	LIMPIEZA DE LOS DATOS.....	78
4.2	RESULTADOS Y ANÁLISIS DE LAS TÉCNICAS APLICADAS .....	80
4.2.1	RESULTADOS CUANTITATIVOS.....	80
4.2.1.1	DISTRIBUCIÓN DEL SENTIMIENTO POR CLASIFICACIÓN .....	81
4.2.1.2	DISTRIBUCIÓN DE NOTICIAS POR PERIÓDICO.....	82
4.2.1.3	DISTRIBUCIÓN DE NOTICIAS POR PERIÓDICO Y CLASIFICACIÓN DE SENTIMIENTO ...	83
4.2.1.4	FRECUENCIA DE PALABRAS CLAVE.....	84
4.2.1.5	DISTRIBUCIÓN DEL ÍNDICE DE SENTIMIENTO .....	85
4.2.2	ANÁLISIS CUALITATIVO .....	86
4.2.2.1	NUBE DE PALABRAS ANÁLISIS EXPLORATORIO.....	86
4.2.2.2	NUBE DE PALABRAS CON POLARIDAD .....	87
4.2.2.3	SERIE DE TIEMPO ÍNDICE DE SENTIMIENTO Y SINGULARIDAD POR DIA .....	89
4.2.2.4	SERIE DE TIEMPO ÍNDICE DE SENTIMIENTO Y SINGULARIDAD POR SEMANA.....	90
4.2.2.5	SERIE DE TIEMPO ÍNDICE DE SENTIMIENTO Y SINGULARIDAD POR MES.....	91
4.2.2.6	IMPACTO DE LOS EVENTOS ECONÓMICOS Y CLIMATOLÓGICOS EN EL ÍNDICE DE SENTIMIENTO.....	92
4.2.2.7	PALABRAS CLAVE Y SU RELACIÓN CON EVENTOS ECONÓMICOS Y CLIMATOLÓGICOS SIGNIFICATIVOS.....	93
4.3	ANÁLISIS INFERENCIAL Y MODELOS APLICADOS.....	102
4.3.1	MODELO DE ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS LÉXICO.....	103
CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....		105
5.1	CONCLUSIONES .....	105
5.2	RECOMENDACIONES .....	107
5.2.1	RECOMENDACIONES METODOLÓGICAS.....	107
5.2.2	RECOMENDACIONES PARA INVESTIGACIONES FUTURAS.....	107
5.2.3	RECOMENDACIONES DE APLICACIÓN PRÁCTICA.....	107

CAPÍTULO VI. APLICABILIDAD.....	108
6.1 NOMBRE DE LA PROPUESTA .....	108
6.2 JUSTIFICACIÓN DE LA PROPUESTA .....	108
6.3 ALCANCE DE LA PROPUESTA .....	109
6.3.1 OBJETIVO GENERAL DEL PROYECTO .....	109
6.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS DEL PROYECTO .....	109
6.4 DESCRIPCIÓN Y DESARROLLO .....	109
6.4.1 DESCRIPCIÓN.....	109
6.4.2 DESARROLLO .....	110
6.4.3 COMPRENSIÓN DEL NEGOCIO .....	110
6.4.4 COMPRENSIÓN DEL DATOS.....	111
6.4.5 RECOLECCIÓN Y PREPARACIÓN DE LOS DATOS .....	111
6.4.6 MODELADO .....	114
6.4.7 RESULTADOS FINALES .....	120
6.4.7.1 ANALISIS GRÁFICO.....	121
6.4.8 ESTRUCTURA MODULAR Y AUTOMATIZACIÓN DEL MODELO DE ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS LÉXICO .....	126
6.5 MEDIDAS DE CONTROL .....	127
6.6 CRONOGRAMA DE IMPLEMENTACIÓN Y PRESUPUESTO .....	128
6.6.1 RESUMEN DEL PRESUPUESTO.....	130
6.7 CONCORDANCIA DE LOS SEGMENTOS DE LA TESIS CON LA PROPUESTA	
131	
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	136
Bibliografía .....	136
ANEXOS .....	139
1. Carta de Compromiso para Asesoría Temática .....	139

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 . Matriz de Congruencia Metodológica .....	54
Continuación Tabla 1 Matriz de Congruencia Metodológica.....	55
Tabla 2 . Operacionalización de las Variables.....	59
Continuación Tabla 2 Operacionalización de las Variables .....	60
Continuación Tabla 2 Operacionalización de las Variables .....	61
Tabla 3 . Connotación y Polaridad de las Palabras del Diccionario .....	104
Tabla 4 . Descripción y Tipología de los Datos del Proyecto .....	111
Tabla 5 . Medidas de Control Modelo de Análisis de Sentimientos en Noticias Financieras y Económicas. ....	128
Tabla 6 . Tabla de Actividades del Cronograma de Implementación.....	129
Tabla 7 . Concordancia de los segmentos de la Tesis con la Propuesta .....	132

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 . Correlación entre los índices de sentimiento calculados para la introducción, el cuerpo y las noticias del Informe de Estabilidad. ....	11
Figura 2 . Índice de Sentimiento del Mercado en España (2012-2018).....	13
Figura 3 . Despidos masivos por empresa en Estados Unidos entre 2022 y 2023. ....	14
Figura 4 . Conversión de niveles de entrada a conjuntos difusos.....	15
Figura 5 . Tweets analizados por institución bancaria. ....	17
Figura 6 . Algoritmo para el análisis de sentimientos .....	19
Figura 7 . Fuentes utilizadas y funcionamiento del algoritmo .....	21
Figura 8 . Nube de palabras aspecto de precio .....	24
Figura 9 . Frases Idiomáticas Analizadas .....	26
Figura 10 . Mapa de Calor Cantidad de Tweets y Promedio de Sentimiento .....	31
Figura 11 . Nube de palabras de la Revisión Bibliográfica.....	39
.....	43
Figura 12 . Interacción entre Web Scraping, Análisis de Sentimientos y Machine Learning en la Extracción y Procesamiento de Datos.....	43

Figura 13 .	Análisis de Bigramas de la Revisión Bibliográfica .....	44
Figura 14 .	Esquema de Relación Multivariada .....	56
Figura 15 .	Diagrama de Variables.....	57
Figura 16 .	Enfoque y Método.....	63
Figura 17 .	Diagrama de flujo Técnicas, Instrumentos y Procedimientos para la extracción y análisis de noticias. ....	68
Figura 18 .	Conjunto de datos recopilado con información sobre noticias financieras, económicas y de estabilidad financiera.....	77
	Fuente: Elaboración Propia.....	77
Figura 19 .	Ejemplo de noticias que deben ser eliminadas de la base de datos debido a irrelevancia o contexto inapropiado.....	78
	.....	79
Figura 20 .	Ejemplo de contenido irrelevante para la investigación debido a contexto no relacionado con los temas financieros y económicos. ....	79
Figura 21 .	Distribución del sentimiento en las noticias por clasificación: negativa, positiva o neutra.	81
Figura 22 .	Cantidad de noticias recolectadas por periódico.....	82
Figura 23 .	Cantidad de Noticias y Clasificación por Periódico .....	83
Figura 24 .	Frecuencia de palabras clave en la investigación .....	84
Figura 25 .	Distribución del Índice de Sentimiento.....	85
Figura 26 .	Análisis exploratorio en el contenido de las noticias.....	87
Figura 27 .	Análisis exploratorio en el contenido de las noticias con polaridad (negativa, positiva)	87
Figura 28 .	Gráfico Serie de Tiempo Índice de Sentimiento y Singularidad diario.....	89
Figura 29 .	Gráfico Serie de Tiempo Índice de Sentimiento y Singularidad por semana. ....	90
Figura 30 .	Gráfico Serie de Tiempo Índice de Sentimiento y Singularidad por Mes. ....	91
Figura 31 .	Gráfico Serie de Tiempo Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos. ....	92
Figura 32 .	Gráfico Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos Palabra Clave: BCH .....	93
Figura 33 .	Gráfico Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y	

Climatológicos Palabra Clave: Remesas .....	94
Figura 34 . Gráfico Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos Palabra Clave: CNBS .....	95
Figura 35 . Gráfico Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos Palabra Clave: Inflación .....	97
Figura 36 . Gráfico Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos Palabra Clave: Tipo de Cambio.....	98
Figura 37 . Gráfico Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos Palabra Clave: Exportaciones.....	99
Figura 38 . Gráfico Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos Palabra Clave: PIB (Producto Interno Bruto).....	100
Figura 39 . Gráfico Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos Palabra Clave: Reservas Internacionales.....	101
Figura 40 . Gráfico Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos Palabra Clave: Inversión Extranjera Directa .....	102
Figura 41 . Bibliotecas y Librerías de Python Esenciales para el Análisis de Sentimientos	
Léxico	112
Figura 42 . Función en Python para crear el DataFrame que almacena la información recopilada mediante web scraping.....	113
Figura 43 . Función en Python para guardar el DataFrame creado como archivo de xlsx.....	114
Figura 44 . Diccionario Técnico y Librerías de Python. ....	115
Figura 45 . Función en Python para obtener la forma base (Lema) de una palabra en español	
116	
Figura 46 . Función en Python para buscar las noticias en el sitio Web de el Heraldo y Calcular el índice de sentimiento. ....	117
Figura 47 . Continuación de la Función en Python para buscar las noticias en el sitio Web de el Heraldo y Calcular el índice de sentimiento .....	118
Figura 48 . Llamado de las Funciones En Python.....	119
Figura 49 . Función en Python que envía el correo electrónico con la información del análisis de sentimientos en las noticias del día .....	120
Figura 50 . Clasificación y Visualización de Sentimientos en Noticias Económicas .....	122

Figura 51 .	Análisis de Frecuencia de Palabras Clave en Noticias .....	123
Figura 52 .	Análisis de Sentimientos por Periódico en Noticias .....	124
Figura 53 .	Código Grafico de Línea con Anotaciones .....	125
Figura 54 .	Continuación código Grafico de Línea con Anotaciones .....	126
Figura 55 .	Programación del Ejecutable .....	127
Figura 56 .	Cronograma con detalle de actividades y costos (Semana 1 – Semana 14) .....	130
Figura 57 .	Cronograma con detalle de actividades y costos (Semana 13 – Semana 30) .....	130

# **CAPÍTULO I. PLANTEAMIENTO DE LA INVESTIGACIÓN**

En los últimos años, el análisis cualitativo de grandes volúmenes de texto ha experimentado una notable transformación gracias al avance de tecnologías sofisticadas y el potencial del aprendizaje automático, este análisis ha evolucionado hacia una herramienta poderosa que permite extraer información estructurada a partir de datos no estructurados. En particular, el análisis de sentimientos ha abierto nuevas posibilidades para evaluar de manera automatizada percepciones y opiniones, lo cual es especialmente valioso en campos donde la interpretación de textos resulta esencial, como la economía y las finanzas. Dado que la estabilidad financiera y la confianza pública dependen en gran medida de la claridad y precisión en la transmisión de información reguladora, se plantea la necesidad de desarrollar un sistema integral de monitoreo y análisis de sentimientos en las noticias; este sistema permite a las instituciones reguladoras supervisar de manera continua el impacto de sus comunicaciones en la opinión pública, detectando posibles distorsiones o interpretaciones desfavorables.

## **1.1 INTRODUCCIÓN**

El análisis cualitativo ha sido una disciplina predominantemente practicada en las ciencias sociales, con el principal objetivo de clasificar textos, pero con la evolución de la tecnología, han surgido potentes herramientas de software que facilitan la automatización del análisis de grandes cantidades de texto a través de redes neuronales, lo que conocemos como aprendizaje automático; este avance se ha logrado gracias al considerable poder computacional disponible en la actualidad y se aborda desde una perspectiva cuantitativa, evolucionando con el tiempo para ser conocido como text mining o minería de texto.

El text mining nos permite extraer información estructurada de manera cuantitativa a partir de datos no estructurados, que pueden provenir de diversas fuentes como informes, noticias, páginas web, redes sociales y blogs; por otro lado, el análisis de sentimiento se sitúa en el ámbito del procesamiento natural del lenguaje (por sus siglas en inglés PNL) y se enfoca exclusivamente en comprender opiniones subjetivas o sentimientos expresados en diversas fuentes sobre un tema específico.

Dentro del PNL, se pueden medir diferentes indicadores, como la frecuencia de palabras,

que representa la cantidad de veces que una palabra aparece en un texto y dentro del análisis de sentimientos, se utiliza el índice de polaridad, que es la clasificación de una palabra en negativa, positiva o neutra; este índice se basa en la identificación de palabras y frases que transmiten emociones o sentimientos específicos, como optimismo o pesimismo; Además, el índice de subjetividad se refiere a la presencia de opiniones o creencias en un texto, un texto subjetivo expresa una perspectiva personal, mientras que un texto objetivo presenta hechos de manera neutral.

A nivel de procesamiento Python y R-Studio software de código abierto, están equipados con potentes bibliotecas especializadas para realizar análisis de sentimientos directamente en inglés; sin embargo, para el español, adaptan estas bibliotecas para llevar a cabo el análisis desde una perspectiva más coloquial, ya que la versatilidad del idioma presenta el principal desafío, la traducción directa de estos diccionarios no resulta siempre una opción favorable, ya que la connotación positiva, negativa o neutra no se traslada de manera precisa.

En este trabajo de investigación, se propone realizar un análisis de sentimientos en noticias económicas y financieras extraídas de diversas páginas web de medios escritos hondureños; el objetivo principal de este análisis es monitorear la percepción de los medios escritos sobre temas económicos, con el fin de integrar esta percepción en los reportes elaborados por la institución. Para llevar a cabo dicho análisis, se utiliza un diccionario que contiene palabras clasificadas como positivas, negativas o neutras en el contexto de la economía, finanzas y la estabilidad financiera; la razón detrás de esta elección radica en la falta de bibliotecas en español que aborden específicamente este tipo de análisis y contengan términos técnicos; en disciplinas como la economía y las finanzas, una palabra no siempre se clasifica de manera fija como positiva, negativa o neutra, ya que su evaluación depende del contexto en el que se utilice.

El algoritmo se desarrolla en Python, con la capacidad de realizar análisis de sentimientos en noticias, el cual incorpora la capacidad de identificar palabras clave de interés tanto en el título como cuerpo de las noticias. En primer lugar, se extrae el texto de diversos medios escritos, convirtiéndolo en una base de datos minable, luego, se calculan varios índices para evaluar los sentimientos expresados en el contenido y para facilitar la comprensión el algoritmo genera diversas visualizaciones gráficas. La recopilación de información noticiosa inicia en enero de 2024 y se mantiene vigente, facilitando un análisis continuo de la actualidad económica y financiera;

este análisis se ajusta a las exigencias particulares de la institución y a las demandas cambiantes del monitoreo.

Además, se implementa una funcionalidad que envía correos electrónicos con información relevante derivada del análisis, finalmente, el algoritmo se diseña para ser autoejecutable, lo que le confiere autonomía en su funcionamiento. Este desarrollo responde a la necesidad de conocer las opiniones generadas por diversos medios sobre temas relevantes para la institución donde actualmente se labora.

## **1.2 ANTECEDENTES DEL PROBLEMA**

A lo largo del tiempo, el análisis estructurado y cuantitativo de textos financieros en español ha enfrentado notables desafíos debido a la falta de una biblioteca especializada capaz de llevar a cabo este tipo de análisis desde una perspectiva técnica, específica de disciplinas como la economía, finanzas y la estabilidad financiera. Para superar esta limitación, diversos estudios han empleado diccionarios creados con este propósito, siendo uno de los primeros trabajos relevantes el titulado «Un enfoque computarizado al análisis de contenido» (Stone et al, 1966, citado en (Guerrero (2013), pág. 7), este estudio utiliza un diccionario de categorías para llevar a cabo el análisis; La creación de estos diccionarios puede seguir dos metodologías: incorporar técnicas de análisis de grado de acuerdo en el proceso de asignación de tonalidad, o desarrollar una herramienta específica para este propósito.

En 2014, Born et al. realizó un análisis de sentimiento al primer capítulo de los informes de estabilidad financiera de 37 países entre 1996 y 2009 (Guerrero (2013), pág. 9), aunque en su versión en inglés, utilizando una aplicación llamada DICTON 5.0; Entre 2000 y 2017, Guerrero (2013), pág. 9), estudia los informes de 64 países en su versión en inglés, basándose en un diccionario propio creado por los autores, el cual contenía 96 palabras positivas y 295 palabras negativas; (Loughran y McDonald, 2011 citado en Moreno, A., González, C., (2020), pág. 10 ) desarrollaron un diccionario específico para llevar a cabo análisis de textos financieros.

Es por ello que surge la necesidad de crear un diccionario debido a que, en términos generales, los textos financieros emplean un conjunto de palabras que no siempre tienen una connotación negativa, pero que los diccionarios generales clasificarían como tal (Moreno, A.,

González, C., (2020)); además, el utilizar la traducción directa de un diccionario en inglés no resulta totalmente fiable, ya que la connotación positiva o negativa no siempre se transfiere de manera precisa durante la traducción; además es importante tener en cuenta que, según comparaciones realizadas, el uso de diccionarios de uso general para textos que contienen lenguaje técnico en las disciplinas mencionadas anteriormente arroja resultados menos precisos que al utilizar diccionarios específicos del lenguaje técnico de estas disciplinas como lo muestran (Loughran y McDonald, 2011, Guerrero, 2013 citado en Henry y Leone, 2016).

Estudios recientes, como el de Pérez Albertos, Á. (2018), han demostrado que el análisis de sentimientos ha permitido la evolución de la teoría financiera, incorporando aspectos psicológicos en la toma de decisiones y facilitando la identificación de patrones en mercados emergentes, contribuyendo a prever fluctuaciones económicas. Sin embargo, también se han planteado preocupaciones sobre la precisión y el alcance de estas técnicas, ya que el auge del Big Data y la diversidad de fuentes pueden generar sesgos en los resultados. A pesar de estos desafíos, el análisis de sentimientos ofrece un potencial significativo para inversores, reguladores y tomadores de decisiones, al proporcionar una herramienta clave para entender cómo las emociones influyen en el comportamiento de la estabilidad financiera y los mercados (Roy Eduardo Coello Vallecillo (2023); Santos Villa, Y. S. (2024))

Application Programming Interfaces (por sus siglas en inglés API) son conjuntos de reglas y herramientas que permiten la comunicación entre diferentes software o aplicaciones (Aguirre 2022), es por ello que hay empresas que ofrecen API, estas proporcionan una interfaz estandarizada que permite a desarrolladores acceder y utilizar los datos o servicios ofrecidos por la plataforma sin tener que entender completamente el funcionamiento interno de dicha plataforma. En el caso de datos de texto, muchas empresas, plataformas o servicios proporcionan API que permiten acceder a información específica, como noticias, contenido web o datos relacionados con el lenguaje natural; estas API suelen ser de pago y brindan a los desarrolladores una forma estructurada y segura de obtener datos actualizados en tiempo real o de manera periódica.

Es por ello que surge la necesidad de buscar alternativas gratuitas debido a los costos asociados con algunas API y el deseo de acceder a datos de manera más económica; es aquí donde entran en juego herramientas y bibliotecas incluidas en lenguajes de programación como R y Python; ya que estos ofrecen una variedad de bibliotecas que permiten realizar solicitudes Hyper

Text Markup Language (por sus siglas en inglés HTML), para analizar datos web y extraer información de manera programática sin depender directamente de API de pago, una técnica muy utilizada en este contexto es el web scraping.

La práctica de web scraping ha evolucionado a lo largo del tiempo para convertirse en una herramienta esencial para la extracción automatizada de datos de la vasta red de información en internet (Jiménez Lozano, David, 2021). Se trata de un proceso que utiliza programas informáticos para simular la navegación humana en páginas web, posibilitando la recopilación y extracción sistemática de información valiosa de manera eficiente, la utilidad de esta técnica radica en su capacidad para recolectar grandes volúmenes de datos de forma automatizada y estructurada; mediante la identificación de patrones o la interacción con el código HTML de una página, es posible obtener textos, imágenes, tablas y otros contenidos de interés de manera precisa y efectiva, esta versatilidad hace que el web scraping sea una herramienta valiosa para acceder y procesar información de la web de manera automatizada y eficiente. Una ventaja destacada del web scraping es que no requiere una solicitud de acceso previa.

Sin embargo, presenta una desventaja: el código puede volverse más complejo, especialmente dependiendo de la estructura de programación HTML del sitio web al que se intenta acceder, esto implica que el desarrollador del algoritmo debe poseer conocimientos previos de la estructura HTML para optimizar el proceso de extracción de datos de manera eficiente. (Villamarín 2024, pág. 59). Para los seres humanos, procesar una gran cantidad de información se vuelve enormemente complejo, especialmente cuando el texto está redactado con tecnicismos que a menudo dificultan la comprensión del trasfondo y la evaluación precisa de si un mensaje tiene una connotación positiva, negativa o neutra (polaridad), y aún más cuando involucra los sentimientos personales del comunicador (subjetividad).

Muchas empresas e instituciones tienen un interés significativo en mantenerse informadas sobre temas críticos como remesas, índice de precios al consumidor (IPC), inflación, producto interno bruto (PIB), Índice Mensual de Actividad Económica (IMAE), entre otros. Sin embargo, a menudo carecen del tiempo necesario para buscar y analizar la información relacionada con estos temas en los medios de comunicación escritos. Para un algoritmo desarrollado con este propósito, la tarea de procesar una gran cantidad de información simultáneamente no representa ningún problema; es en este contexto que surge la necesidad de crear un algoritmo capaz de buscar noticias

económicas, financieras y de estabilidad, realizar análisis de sentimientos y proporcionar una gran cantidad de insight's que resultan fundamentales para la toma de decisiones en numerosas instituciones.

La combinación de herramientas importantes, como el análisis de sentimientos (parte del Procesamiento del Lenguaje Natural), un diccionario técnico en español y el web scraping, permite el desarrollo de un algoritmo potente para abordar esta tarea específica.

## **1.3 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA**

### **1.3.1 ENUNCIADO DEL PROBLEMA**

Antes de llevar a cabo un análisis de sentimientos en noticias económicas, financieras y de estabilidad financiera, es fundamental asegurar que temas de relevancia nacional y opiniones públicas sean efectivamente difundidos en los medios escritos del país. Muchos informes generados por entidades responsables de la supervisión y regulación, como la Comisión Nacional de Bancos y Seguros (CNBS), que vela por la estabilidad del sistema financiero, y el Banco Central de Honduras (BCH), encargado de preservar el valor de la moneda nacional, no siempre logran influir plenamente en la opinión pública; esta falta de alcance en la comunicación limita la comprensión general de los temas financieros críticos y la importancia de las decisiones regulatorias.

Es común que los medios de comunicación se basen en resúmenes ejecutivos de los informes de estas instituciones para elaborar sus noticias. Sin embargo, estos resúmenes no siempre representan con precisión el contenido completo, lo que puede llevar a interpretaciones incorrectas y a la desinformación colectiva; por ello, resulta esencial monitorear los medios y la opinión pública para asegurar una comprensión adecuada de la información que se difunde.

### **1.3.2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA**

El problema central se encuentra en la posible desconexión entre el contenido original de los informes emitidos por instituciones reguladoras y la interpretación que recibe el público en general a través de los medios de comunicación; esta brecha puede surgir debido a que los resúmenes ejecutivos o las partes de los informes que se transmiten en medios no siempre reflejan el contenido integral, contexto o matices de las evaluaciones y decisiones de las instituciones,

como la Comisión Nacional de Bancos y Seguros (CNBS) y el Banco Central de Honduras (BCH). La falta de precisión y contexto en la transmisión de esta información puede dar lugar a interpretaciones erróneas, generando desinformación y posibles reacciones negativas o inapropiadas de parte de la sociedad o del sector financiero.

Dado que la estabilidad financiera y la confianza pública en el sistema económico dependen en gran medida de la claridad y precisión de la información transmitida, se plantea la necesidad de crear un sistema que permita monitorear y analizar cómo se difunde la información reguladora en los medios. La implementación de un sistema de monitoreo y análisis de sentimientos en noticias representa una oportunidad de mejora que permitiría a estas instituciones supervisar de forma continua el impacto de sus comunicaciones en la opinión pública; este sistema ayuda a identificar rápidamente posibles distorsiones o interpretaciones desfavorables, permitiéndoles tomar medidas correctivas y ajustar su estrategia de comunicación para reducir el riesgo de malentendidos o desinformación.

Un análisis detallado de los sentimientos asociados a las noticias también ayudaría a identificar tendencias y patrones en la percepción pública sobre temas financieros y de estabilidad, generando alertas tempranas sobre posibles áreas de preocupación en la opinión pública, en este contexto, ¿Cómo puede un modelo de análisis de sentimientos basado en técnicas de procesamiento de natural lenguaje y machine learning ayudar a las instituciones financieras a monitorear la percepción pública sobre temas económicos, financieros y de estabilidad financiera en Honduras?

### 1.3.3 PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN

¿Cuáles son las emociones y opiniones predominantes en las noticias sobre economía, finanzas y estabilidad financiera en Honduras y cómo varían según la fuente y el tema?

¿Las noticias publicadas por los periódicos están redactadas principalmente de manera objetiva, reflejando un enfoque neutral y libre de sesgos positivos o negativos que puedan influir en la percepción del público?

¿Qué relación existe entre los eventos económicos y climatológicos significativos y las fluctuaciones en el índice de sentimiento de las noticias económicas en Honduras?

## **1.4 OBJETIVOS DEL PROYECTO**

### **1.4.1 OBJETIVO GENERAL**

Desarrollar una propuesta de modelo de análisis de sentimientos basado en técnicas de procesamiento natural de lenguaje (PNL) y machine learning para monitorear la percepción pública sobre temas económicos, financieros y de estabilidad financiera en Honduras, con el fin de proporcionar información precisa y relevante para la toma de decisiones estratégicas en instituciones financieras.

### **1.4.2 OBJETIVO ESPECÍFICOS**

1. Identificar y analizar las principales emociones y opiniones presentes en las noticias económicas, financieras y de estabilidad financiera en Honduras, considerando diferentes fuentes y temas para comprender cómo influyen en la percepción pública.
2. Evaluar el grado de objetividad en las noticias publicadas por los periódicos, identificando la presencia de sesgos positivos o negativos en su redacción y analizando su posible impacto en la percepción del público
3. Evaluar la capacidad del modelo para reflejar variaciones en el índice de sentimiento frente a eventos económicos y climatológicos relevantes en Honduras.

## **1.5 JUSTIFICACIÓN**

En el entorno informativo actual, los medios de comunicación, tanto escritos como electrónicos, juegan un papel clave en la formación de la opinión pública; la accesibilidad a la información a través de plataformas digitales ha ampliado significativamente su alcance, lo que resalta la importancia de monitorear la precisión de la información difundida. Esta transformación hacia la distribución masiva y gratuita de contenido ha permitido llegar a un mayor número de consumidores, haciendo imprescindible la capacidad de supervisar estos medios para garantizar la veracidad de la información sobre temas de interés nacional.

En Honduras, la diversidad de medios de comunicación presenta un desafío significativo en la recopilación y análisis de datos, lo que resalta la necesidad de contar con herramientas que faciliten esta labor. La implementación de un algoritmo especializado en el análisis de sentimientos

se convierte en una solución conveniente y necesaria; desde una perspectiva económica, este enfoque no solo reduce considerablemente los costos asociados con la recopilación y análisis manual de información, sino que también optimiza la utilización de recursos humanos, permitiendo que el personal se enfoque en actividades de mayor valor añadido; a nivel social, el monitoreo de la percepción pública a través de las noticias permite a las instituciones abordar de manera proactiva las preocupaciones ciudadanas, fomentando mayor transparencia y confianza en el sistema financiero.

Esto, a su vez, contribuye a la estabilidad social y económica, ya que una población bien informada es menos propensa a caer en desinformación y rumores que pueden afectar la confianza en el sistema financiero nacional; la capacidad de extraer datos en tiempo real mejora la eficiencia en la toma de decisiones, lo que es crucial para las instituciones encargadas de supervisar la estabilidad financiera.

Los beneficios del estudio abarcan tanto aspectos cuantitativos como cualitativos. En términos cuantitativos, se espera obtener datos precisos sobre la cobertura mediática y las tendencias en la percepción pública, que servirán de base para elaborar informes estadísticos que respalden la toma de decisiones informadas. Cualitativamente, el análisis de sentimientos permitirá identificar patrones en las narrativas mediáticas que influyen en la opinión pública, proporcionando a las instituciones herramientas clave para ajustar sus estrategias de comunicación y divulgación. En este proceso, los algoritmos de machine learning juegan un papel fundamental, ya que, gracias al poder computacional actual, permiten automatizar y optimizar estas tareas. Específicamente, el análisis de sentimientos, como parte del procesamiento natural del lenguaje (NLP) y el aprendizaje automático (ML), junto con herramientas como el web scraping, facilita la estructuración, transformación y análisis de textos, convirtiéndolos en datos minables para un análisis más profundo y preciso.

## **CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO**

El monitoreo de los medios de comunicación se ha convertido en una herramienta fundamental para comprender las percepciones financieras a nivel mundial; la información financiera difundida en los medios impacta de manera notable en la opinión pública, influyendo en la confianza de los inversionistas y, por ende, en la estabilidad del sistema financiero en distintas regiones. El análisis de sentimiento en medios digitales permite detectar patrones y tendencias emergentes que pueden señalar cambios en la percepción pública. Al seguir de cerca cómo se comunica la información financiera, las instituciones pueden prevenir posibles movimientos de mercado y adaptar sus estrategias en función de ello; así, el monitoreo de medios no solo brinda datos clave sobre la percepción pública, sino que también funciona como un indicador de la estabilidad financiera en un contexto global.

### **2.1 ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN ACTUAL.**

A continuación, se exponen el análisis del macroentorno a nivel internacional, el análisis del microentorno a nivel de América Latina, y, como análisis interno, se examina la situación en toda la región de Honduras.

#### **2.1.1 ANÁLISIS MACROENTORNO**

##### **2.1.1.1 EL MONITOREO DE MEDIOS Y SU IMPORTANCIA EN LA PERCEPCIÓN DEL PANORAMA FINANCIERO**

##### **2.1.1.1.1 ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS PARA EL MONITOREO DE LA ESTABILIDAD FINANCIERA EN ESPAÑA**

Europa ha liderado en la implementación de modelos de machine learning y herramientas de análisis de sentimientos en español, orientadas al monitoreo de la estabilidad financiera; la razón principal para desarrollar estos modelos en el contexto financiero es poder identificar y entender las percepciones públicas sobre temas económicos relevantes y la estabilidad del sistema financiero. Estos modelos permiten a las instituciones evaluar objetivamente cómo el público interpreta y percibe la información, lo que resulta fundamental para prevenir y reducir posibles reacciones adversas en el mercado, fortalecer la confianza de los inversores y ajustar las estrategias

de comunicación. Así, ofrecen una herramienta eficaz para detectar patrones, tendencias y señales de alerta que pueden influir en decisiones regulatorias y en la formulación de políticas macroeconómicas. (Moreno, A., González, C., (2020))

Moreno, A., González, C., (2020), señalan que, para realizar un análisis preciso de noticias relacionadas con temas de economía, finanzas y estabilidad financiera, es fundamental contar con un diccionario especializado en estos campos; este tipo de diccionario permite identificar las palabras con connotaciones específicas para el contexto financiero, distinguiendo, de términos que en un lenguaje general podrían percibirse como negativos, pero que en un contexto financiero tienen una connotación neutral o incluso positiva. Por esta razón, el enfoque léxico resulta particularmente adecuado para esta tarea, ya que este método asigna una polaridad predefinida a las palabras del diccionario dentro de este contexto, lo que ayuda a evitar interpretaciones erróneas o distorsionadas del sentimiento. Este enfoque léxico, adaptado a las especificidades del lenguaje económico, proporciona una base confiable para interpretar las emociones y opiniones en las noticias.

	<i>Positividad</i>	<i>Negatividad</i>	<i>Negatividad neta</i>	<i>ISEF</i>	<i>ISEF<sub>w</sub></i>
Introducción frente a cuerpo	0.52***	0.90***	0.91***	0.90***	0.73***
Periódicos frente a introducción	0.26	0.50**	0.62***	0.66***	0.59***
Periódicos frente a cuerpo	0.21	0.43**	0.52**	0.61***	0.44**

**Figura 1 . Correlación entre los índices de sentimiento calculados para la introducción, el cuerpo y las noticias del Informe de Estabilidad.**

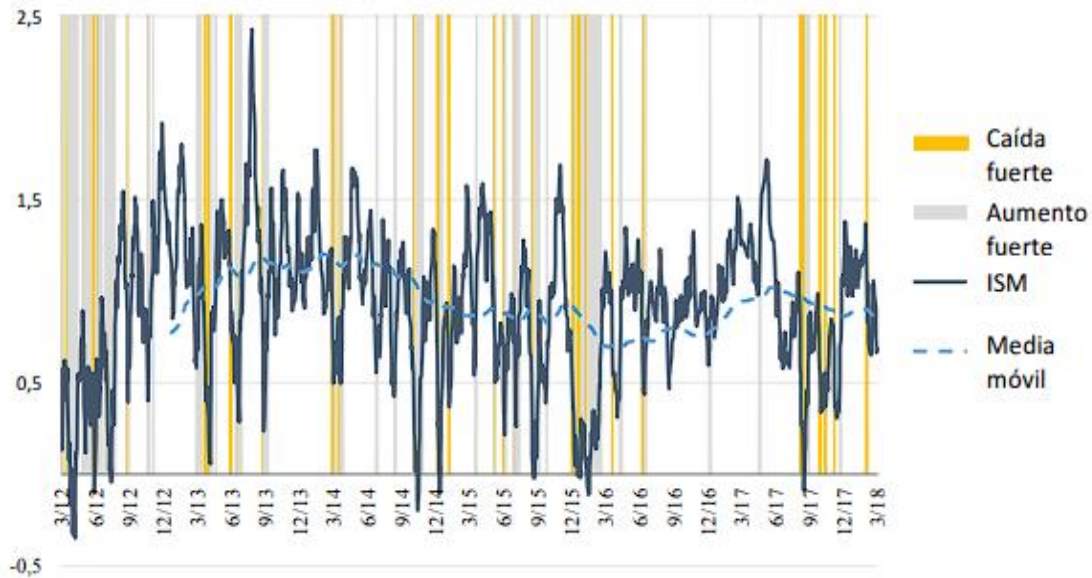
Fuente: (Moreno, A., González, C., (2020)).

Cada columna de la Figura 1 presenta las correlaciones (coeficientes de Pearson) entre dos índices distintos calculados para el mismo texto (introducción, cuerpo y noticias), se observa una discrepancia notable entre los índices de la introducción y el cuerpo del texto, mientras que las noticias muestran una fuerte orientación con la introducción, lo que sugiere una alineación en el tono o enfoque.

#### 2.1.1.1.2 USO DEL ANÁLISIS DE TEXTOS PARA MEDIR EL SENTIMIENTO DE MERCADO EN ESPAÑA

Pérez Albertos, Á. (2018) destaca que la principal ventaja del análisis de sentimientos radica en su capacidad para comprender de manera automatizada y en tiempo real las percepciones, opiniones y emociones de la población sobre diversos temas, esto resulta especialmente útil en el ámbito financiero, donde permite medir el sentimiento del mercado. Esta información facilita la toma de decisiones informadas y la formulación de estrategias de inversión basadas en la interpretación de grandes volúmenes de datos no estructurados. El estudio revela que el sentimiento de los inversores tiene un impacto significativo en la valoración de activos y en la volatilidad del mercado, lo que subraya la importancia de utilizar un diccionario financiero adecuado para el análisis de sentimientos. Además, demuestra que el uso de herramientas como Linguistic Inquiry and Word Count (LIWC) permite realizar un análisis más preciso del sentimiento en español, eliminando la necesidad de preprocesar manualmente el texto.

El análisis de sentimientos contribuye a la estabilidad financiera al proporcionar información sobre las expectativas y comportamientos de los inversores, lo que puede ayudar a anticipar movimientos del mercado y prevenir burbujas o caídas abruptas; al identificar tendencias en el sentimiento del mercado, tanto los reguladores como los participantes pueden tomar decisiones más informadas que fomentan un entorno financiero más equilibrado y menos volátil, lo que mejora la transparencia al permitir que los inversores comprendan mejor las dinámicas del mercado.



**Figura 2 . Índice de Sentimiento del Mercado en España (2012-2018)**

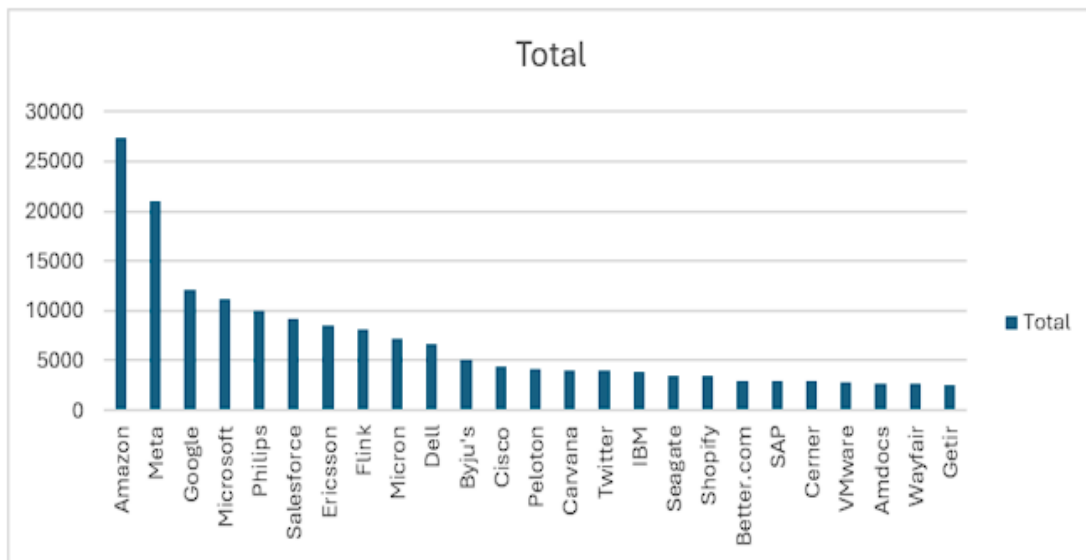
Fuente: Pérez Albertos, Á. (2018)

En la Figura 2 se puede observar que el índice de sentimiento del mercado se ajusta al comportamiento de la caída significativa, y que los medios móviles presentan un comportamiento similar tanto al índice de sentimiento del mercado (ISM)

#### 2.1.1.1.3 APLICACIÓN DEL DEEP LEARNING Y ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS EN EE.UU. PARA EVITAR DESPIDOS MASIVOS

Santos Villa, Y. S. (2024) señala que, el Deep Learning y el análisis de sentimientos son fundamentales en este contexto, ya que facilitan la identificación de las emociones y percepciones tanto de los empleados como del público en general acerca de decisiones empresariales, como los despidos masivos. Esta información es clave para anticipar reacciones negativas que podrían impactar la productividad, la reputación de la empresa y, en última instancia, su estabilidad financiera; asimismo, al relacionar estos sentimientos con indicadores financieros, es posible prever riesgos y tomar decisiones más informadas. Una de las principales contribuciones del análisis de sentimientos en el ámbito financiero es su capacidad para anticipar tendencias del mercado y el comportamiento del consumidor, lo que puede influir en decisiones de inversión, en el diseño de estrategias comerciales y en la estabilidad financiera de la organización.

Santos Villa, Y. S. (2024) hace mención que, al integrar estos datos sentimentales con indicadores financieros, se logra una mejor clasificación y predicción de las reacciones del mercado, lo que contribuye a la alta precisión del modelo Máquina de Soporte Vectorial (SVC); esto demuestra que el análisis de sentimientos es un componente valioso para anticipar cambios en el comportamiento financiero y la estabilidad de las empresas. La integración de datos sentimentales con indicadores económicos también permite detectar señales tempranas de crisis o cambios en la confianza del consumidor, lo que ayuda a las organizaciones a prevenir problemas financieros y ajustar sus estrategias para reducir riesgos.



**Figura 3 . Despidos masivos por empresa en Estados Unidos entre 2022 y 2023.**

Fuente: Santos Villa, Y. S. (2024)

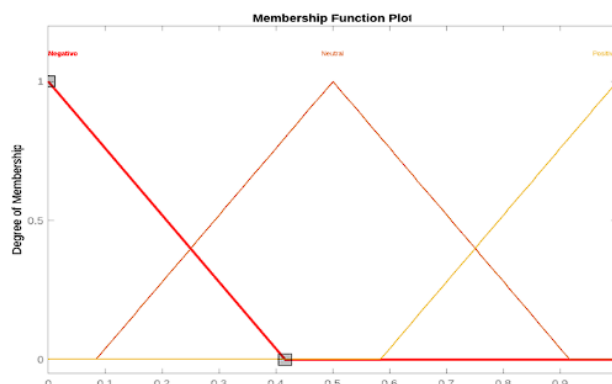
En la Figura 3 se puede observar que Amazon fue la empresa con el mayor número de despidos masivos, seguida por Meta, Google y Microsoft, es importante destacar que estas empresas son grandes actores en el mercado, por lo que los despidos masivos en ellas pueden tener un impacto significativo.

## 2.1.1.2 EL ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS Y SU UTILIZACIÓN EN EL MONITOREO DE MEDIOS AMÉRICA LATINA

### 2.1.1.2.1 ESTIMACIÓN DE LA CONFIABILIDAD DE CLIENTES POTENCIALES DEL SECTOR FINANCIERO MEDIANTE EL USO DE TÉCNICAS DE ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS Y LÓGICA DIFUSA EN CARTAGENA COLOMBIA

Moreno Peña et al. (2024) destaca que, en un contexto financiero en constante cambio, particularmente en regiones en desarrollo de Colombia, se ha vuelto crucial disponer de herramientas confiables para evaluar la confiabilidad de los prestatarios. El sistema financiero colombiano enfrenta desafíos significativos, especialmente en ciudades como Cartagena ya que una gran parte de la población, sobre todo aquella de bajos ingresos, enfrenta limitaciones en el acceso a la educación, lo cual repercute en su nivel de educación financiera y su capacidad para acceder a préstamos; los altos índices de pobreza y la falta de oportunidades de empleo agravan la situación, lo que contribuye a un incremento en los incumplimientos financieros, este aumento en la morosidad dificulta la evaluación de la confiabilidad de los clientes, obstaculizando la capacidad de las instituciones financieras para tomar decisiones informadas al otorgar préstamos.

En respuesta a estos desafíos, Moreno Peña et al. (2024) proponen el desarrollo de una herramienta que utiliza técnicas de análisis de sentimientos y lógica difusa; esta herramienta se orienta a estimar la confiabilidad de los clientes financieros en Cartagena, Colombia, recopilando datos de las percepciones que los prestamistas tienen sobre los prestatarios.



**Figura 4 . Conversión de niveles de entrada a conjuntos difusos**

Fuente: Moreno Peña et al. (2024)

En la Figura 4 se observa la conversión de los niveles de entrada relacionados con la responsabilidad en los pagos *client\_perc\_res* (línea color rojo) y la confiabilidad del cliente *client\_perc\_conf* (línea color amarillo), obteniendo los valores difusos mediante una función de membresía, Estos valores de entrada se representan a través de los conjuntos difusos de Negativo, Positivo y Neutro.

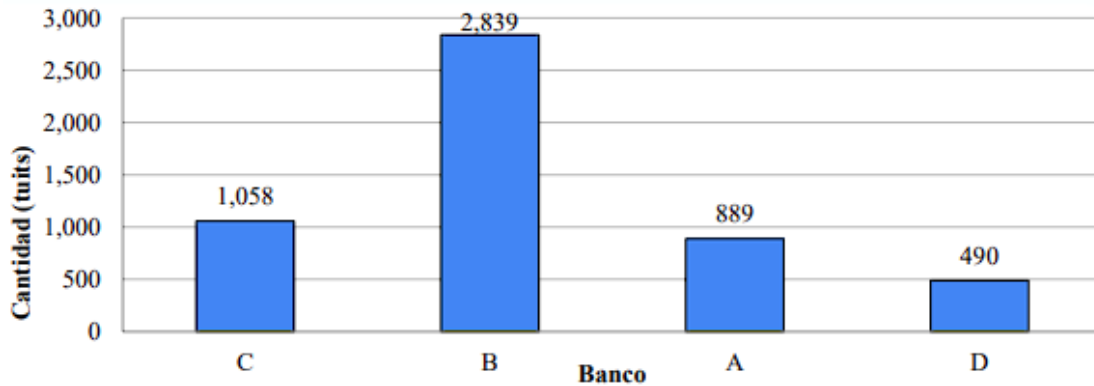
#### 2.1.1.2.2 MODELO DE MEDICIÓN DE DESEMPEÑO DE SERVICIOS FINANCIEROS EN PERÚ A TRAVÉS DE ANÁLISIS DE SENTIMIENTO UTILIZANDO MÉTODOS DE DECISIONES MULTICRITERIO

Cueva Mendoza et al. ,(2022) destacan la relevancia de las opiniones de los clientes en redes sociales, especialmente en Twitter, como un factor determinante que influye en las decisiones de compra en el sector de servicios financieros; en su Tesis proponen un modelo para evaluar el desempeño de dichos servicios mediante el análisis de sentimientos de los comentarios en Twitter, con el objetivo de ayudar a los clientes a elegir servicios bancarios adecuados a partir del análisis de grandes volúmenes de contenido generado por usuarios, optimizando así el proceso de toma de decisiones en el ámbito financiero, lo cual es fundamental para el crecimiento económico y la estabilidad financiera. Para desarrollar un modelo cuantitativo de desempeño de los servicios financieros en Perú a través del análisis de sentimientos y la toma de decisiones multicriterio (MCDM), analizan 15,546 tweets, de los cuales 5,276 mencionan aspectos específicos de los servicios financieros.

Para evaluar la polaridad de estos tweets, se implementan técnicas de análisis de sentimientos como Stanza, VADER, TextBlob y BETO (BERT), los resultados muestran que BETO fue el método más preciso para determinar la polaridad de los tweets, con un índice de precisión del 88 %.

Cueva Mendoza et al. ,(2022) destacan que, con el auge de los medios digitales, la relación entre clientes, empresas e instituciones financieras ha evolucionado hacia una comunicación bidireccional, lo que implica que las entidades financieras ya no deben limitarse a emitir mensajes, sino que también deben escuchar y responder en tiempo real a las inquietudes de sus clientes, además obtener un resumen de la polarización de las opiniones sobre los servicios financieros a partir de comentarios en redes sociales representa un paso fundamental para fortalecer esta

interacción y mejorar la comunicación con los usuarios.



**Figura 5 . Tweets analizados por institución bancaria.**

Fuente: Cueva Mendoza et al. ,(2022)

En la Figura 5 se puede ver que la institución bancaria con la mayor cantidad de tweets analizados es la Institución B. Aunque no se revela el nombre de la entidad por razones de confidencialidad, podemos inferir que se trata de una institución bancaria grande y ofrece más servicios financieros que las demás incluidas en el estudio.

#### 2.1.1.2.3 LA IMPORTANCIA DE LA GESTIÓN DE DATOS Y SU IMPACTO EN EL RIESGO DE CRÉDITO DE INSTITUCIONES FINANCIERAS EN ARGENTINA

Flavia Munafo (2019) resalta la relevancia del text mining en la evaluación de riesgos crediticios, enfatizando cómo la información textual, como noticias y reportes financieros, puede complementar y mejorar los modelos de calificación crediticia tradicionales, que suelen basarse únicamente en datos históricos y cuantitativos; al integrar información textual, los modelos de calificación se vuelven más precisos y pueden anticipar problemas financieros de manera oportuna. El text mining permite extraer información crítica de grandes volúmenes de texto incluyendo noticias financieras, reportes anuales y publicaciones en redes sociales, lo que facilita identificar cambios en la situación financiera de una empresa antes de que se reflejen en sus estados financieros.

Flavia Munafo (2019) también menciona estudios empíricos que han encontrado una correlación negativa entre la frecuencia de palabras con connotaciones negativas en noticias sobre una empresa y su desempeño financiero; esto evidencia el text mining como una herramienta

poderosa para la evaluación de riesgo crediticio, ya que permite a las instituciones financieras extraer información valiosa de datos textuales extensos, mejorando su capacidad para tomar decisiones fundamentadas y reducir riesgos. No obstante, la implementación efectiva de esta tecnología enfrenta desafíos técnicos y metodológicos, siendo uno de los mayores obstáculos en el procesamiento natural del lenguaje la clasificación automática de sentimiento en textos, esta tarea es crucial en aplicaciones como el análisis de opiniones en redes sociales y la evaluación del sentimiento de mercado, pero presenta complejidades que dificultan una implementación precisa y confiable.

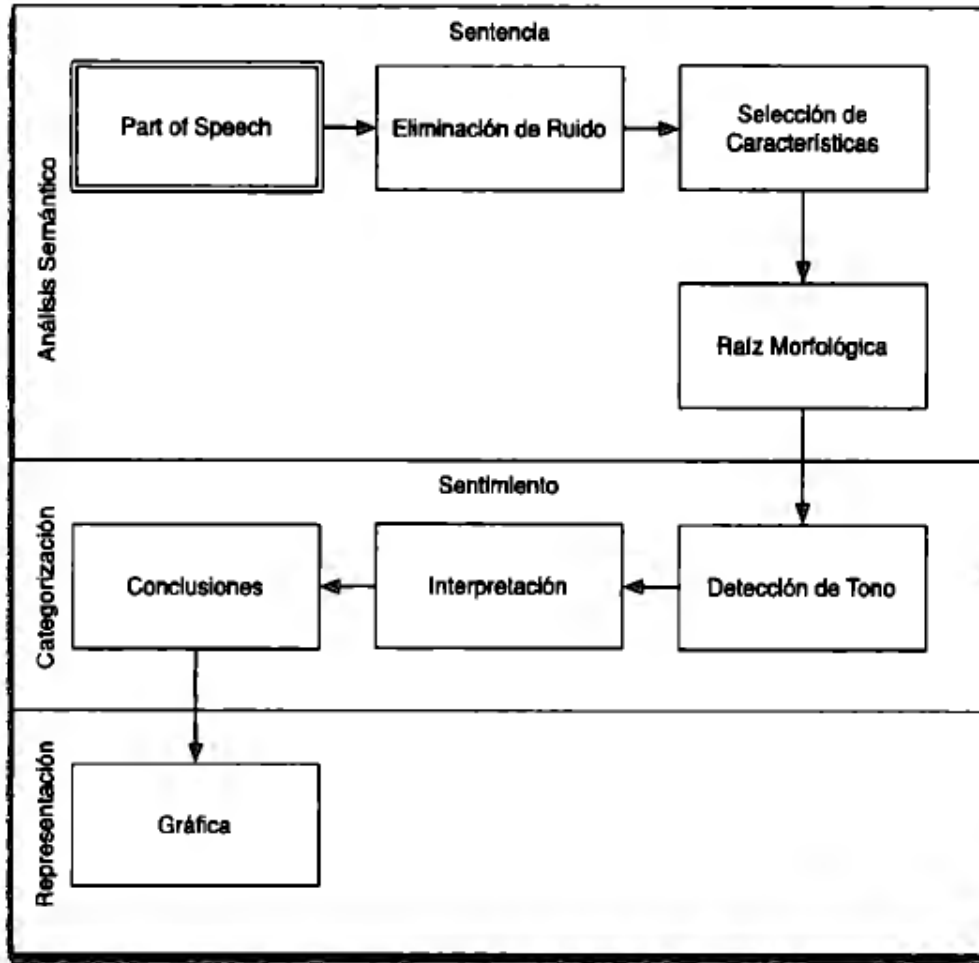
#### 2.1.1.2.4 ANÁLISIS DEL SENTIMIENTO PARA LA TOMA DE DECISIONES BURSÁTILES EN MÉXICO

Vázquez, J. R. (2013) menciona que la estabilidad financiera se refiere a la capacidad de una economía o entidad para resistir y adaptarse a shocks internos y externos, manteniendo su funcionalidad sin experimentar grandes fluctuaciones o crisis; el estudio de esta estabilidad es fundamental, ya que permite identificar factores de riesgo y comportamientos en los mercados financieros que podrían generar volatilidad o desestabilización. Al comprender estos elementos, las instituciones pueden anticiparse a problemas y tomar decisiones informadas, promoviendo así un crecimiento económico sostenible y evitando crisis que afecten tanto a los inversionistas como a la economía en general.

Vázquez, J. R. (2013) propone el desarrollo de un modelo computacional para el análisis de sentimientos en textos informativos, enfocado específicamente en el mercado financiero mexicano. El objetivo principal de este modelo es clasificar el tono de las noticias financieras mediante un sistema que utiliza análisis de texto y técnicas de procesamiento natural del lenguaje (PNL), la arquitectura del estudio incluye etapas de preprocesamiento, análisis gramatical y semántico, así como clasificación mediante modelos probabilísticos, como el clasificador Bayesiano. El estudio implementa herramientas que evalúan y cuantifican el sentimiento de los textos en categorías de tono positivo, negativo o incierto, utilizando datos históricos de precios bursátiles y noticias extraídas de plataformas como Reuters, el algoritmo establece una relación entre el tono de los textos y el comportamiento de las acciones, convirtiéndose en una herramienta útil para la toma de decisiones financieras.

El resultado más significativo del estudio es la posibilidad de extraer y cuantificar el

conocimiento cualitativo de los textos financieros, clasificando el sentimiento asociado para su aplicación en modelos financieros, lo que permite integrar variables basadas en el sentimiento de las noticias en el análisis del mercado, facilitando así la toma de decisiones en el ámbito bursátil.



**Figura 6 . Algoritmo para el análisis de sentimientos**

Fuente: Vázquez, J. R. (2013)

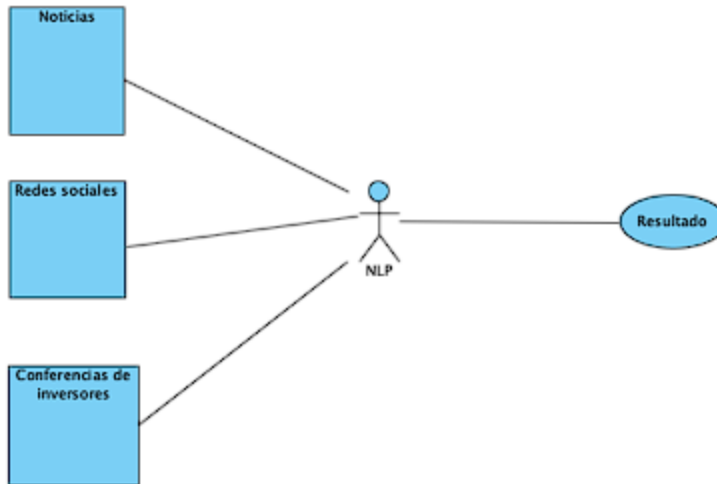
En el diagrama de la Figura 6 se ilustra la interacción entre el análisis de sentimientos, la categorización y la representación gráfica, que ofrece una forma intuitiva de comprender los sentimientos.

### 2.1.1.3 EL ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS Y SU APLICACIÓN EN EL MONITOREO DE MEDIOS

#### 2.1.1.3.1 PAPEL DE GESTIÓN Y DECISIÓN DE INVERSIONES FINANCIERAS EN ESPAÑA

Anta Félix, J. (2020) hace un análisis de cómo las noticias y las redes sociales moldean el sentimiento de mercado hacia una empresa ya que tanto las noticias como las plataformas sociales afectan significativamente la percepción de los inversores, quienes suelen reaccionar de forma impulsiva ante eventos que generan incertidumbre o entusiasmo, provocando variaciones marcadas en los precios de las acciones. A pesar de que la información en redes sociales suele ser breve, su capacidad de influir en decisiones de inversión a largo plazo es considerable, ya que los inversores frecuentemente responden emocionalmente sin realizar un análisis profundo, por otra parte, las noticias, en cambio, ofrecen una visión más detallada y completa de los acontecimientos, lo que las convierte en una fuente de información más confiable para decisiones de inversión en el corto plazo.

Anta Félix, J. (2020) menciona que el proceso de análisis del sentimiento de mercado parte de la interpretación de datos disponibles en noticias y redes sociales mediante técnicas de análisis de texto que permiten identificar patrones y emociones en el contenido; si bien el sentimiento de mercado es subjetivo y no puede medirse con exactitud, puede evaluarse para ofrecer información útil en el análisis, por lo que la influencia de las noticias y las redes sociales en el comportamiento de los inversores, destaca la necesidad de contar con herramientas y metodologías adecuadas para evaluar y comprender el sentimiento de mercado.



**Figura 7 . Fuentes utilizadas y funcionamiento del algoritmo**

Fuente: Anta Félix, J. (2020)

En la Figura 7 se observa que las fuentes de datos no estructurados para este estudio provienen de noticias, redes sociales y conferencias de inversores; posteriormente, se aplica el procesamiento natural del lenguaje para realizar el análisis de sentimientos, lo que permite obtener los resultados finales.

#### 2.1.1.4 TECNOLOGÍAS PARA EL ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS

Analizar grandes cantidades de texto ha representado un desafío significativo, lo que ha impulsado la necesidad de desarrollar algoritmos capaces de detectar patrones y palabras clave en volúmenes masivos de texto. Este avance ha dado lugar a lo que conocemos como "text mining" o minería de texto, una disciplina que encuentra sus raíces en diversas áreas y que se centra en extraer información con patrones específicos de grandes conjuntos de datos de texto (Alaminos Fernández 2023) . El análisis de texto, que ha evolucionado a lo largo del tiempo, se encuentra estrechamente vinculado con las ciencias sociales y se apoya principalmente en el procesamiento natural del lenguaje (PNL), una rama del aprendizaje automático que facilita la interacción entre el lenguaje humano y las computadoras, en términos simples, el PNL utiliza técnicas de aprendizaje automático para permitir que las computadoras comprendan, interpreten y generen lenguaje natural de manera similar a los seres humanos.

El análisis de sentimientos, una subdisciplina del text mining, se centra en extraer y clasificar las emociones y opiniones expresadas en datos de texto (Pang & Lee, 2008, citado en Alaminos Fernández 2023), como reseñas de productos, comentarios en redes sociales o artículos

de noticias. Este proceso es fundamental para comprender la percepción del público hacia ciertos temas, productos o servicios. Existen varios enfoques para llevar a cabo el análisis de sentimientos; los enfoques basados en léxico se apoyan en listas de palabras predefinidas o diccionarios de sentimientos, donde cada palabra tiene asociada una polaridad emocional, este enfoque permite asignar una puntuación emocional a un texto en función de las palabras que contiene. En contraste, los enfoques de aprendizaje supervisado requieren un conjunto de datos etiquetados previamente con sentimientos, que se utilizan para entrenar algoritmos de Machine Learning para reconocer patrones en el texto y clasificar automáticamente nuevos textos en categorías emocionales.

Por otro lado, los enfoques de aprendizaje no supervisado buscan identificar automáticamente patrones y agrupar textos en diferentes clases emocionales sin la necesidad de datos previamente etiquetados (Hu & Liu, 2004, citado en Alaminos Fernández 2023).

La extracción de texto es un paso crucial en el análisis de datos, permitiendo obtener información valiosa de diversas fuentes, los métodos de extracción de texto varían en complejidad y enfoque, adaptándose a las diferentes necesidades y contextos de análisis; algunos métodos se centran en la extracción de información estructurada, mientras que otros priorizan la captura de conocimiento semántico (Alaminos Fernández 2023). Es relevante destacar que las palabras pueden adquirir múltiples significados y usos en distintos contextos, lo que dificulta la interpretación precisa del sentimiento en un texto; esta ambigüedad y polisemia subrayan el desafío inherente al análisis de sentimientos, dado que la interpretación de las palabras puede variar según el contexto (Rosenbrock et al. 2021).

Por esta razón, al analizar contenido de noticias relacionadas con temas económicos, financieros y de estabilidad financiera, es imprescindible emplear un diccionario especializado en estas disciplinas; por ende, el enfoque más adecuado para este propósito es el enfoque léxico, donde las palabras de dicho diccionario ya cuentan con una polaridad asignada (Moreno, A., González, C., (2020)).

En el ámbito de la minería web, el web scraping juega un papel fundamental; esta técnica permite recopilar información de manera automatizada de diversas fuentes en línea, lo que resulta esencial para analizar y extraer conocimiento de los vastos contenidos disponibles en la web.

## 2.1.2 ANÁLISIS DEL MICROENTORNO

### 2.1.2.1 EL ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS Y SU UTILIZACIÓN EN EL MONITOREO DE MEDIOS CENTROAMERICANOS

En Centroamérica, los estudios sobre la percepción del público mediante el uso de machine learning y análisis de sentimientos se han enfocado principalmente en investigaciones de mercado, especialmente para evaluar la satisfacción del cliente o la aceptación de nuevos productos o servicios; sin embargo, no se ha profundizado en el análisis de la percepción pública desde una perspectiva financiera, ni se ha explorado a fondo el impacto que esta percepción puede tener en la economía, las finanzas y la estabilidad financiera de la región.

El monitoreo de medios en este contexto es crucial, ya que permite captar en tiempo real el sentimiento y las opiniones que afectan la confianza del público en instituciones financieras, políticas, económicas y eventos de mercado, al monitorear de forma continua, es posible detectar tendencias de opinión y evaluar el efecto de las políticas públicas o eventos económicos en la percepción del público, proporcionando un insumo valioso para la toma de decisiones estratégicas.

#### 2.1.2.1.1 ANÁLISIS DE SENTIMIENTO BASADO EN ASPECTOS DE RESEÑAS DE UNA CADENA DE RESTAURANTES EN HONDURAS

Coello & Roy, (2023) destaca que el análisis integral de los sentimientos de los clientes es especialmente relevante en un contexto donde la retroalimentación en línea influye cada vez más en el comportamiento del consumidor y en las estrategias comerciales; al comprender los sentimientos de los clientes, las empresas pueden optimizar sus servicios y fortalecer la lealtad del cliente, lo que, en última instancia, se traduce en mayores ganancias. Los resultados subrayan la importancia de que las empresas mantengan una presencia activa en línea y utilicen el análisis de sentimientos como una herramienta para interpretar los comentarios de los clientes, este enfoque proactivo no solo puede mejorar la lealtad del cliente, sino también aumentar la rentabilidad.

Coello & Roy, (2023) también menciona que Honduras enfrenta una brecha digital significativa: en 2019, solo el 19.3% de los hogares estaban conectados a Internet, y la mayoría de los ciudadanos accedieron a la red a través de dispositivos móviles; el gobierno está trabajando activamente para reducir esta brecha, proporcionando acceso gratuito a Internet en los hogares, lo que incrementa las oportunidades educativas y el acceso a información. La introducción de



emocionales que ayudan a identificar la orientación de una opinión. Los autores parten de la premisa de que la presencia de una frase idiomática negativa en un comentario influye directamente en la polaridad de todo el comentario; en su estudio, se abordan dos enfoques: el desarrollo de estrategias híbridas para el análisis de opiniones y la evaluación de algoritmos para el análisis de sentimientos, se identificaron formalmente 424 expresiones idiomáticas en un corpus de comentarios de Facebook en Costa Rica, y los resultados indican una alta transferencia de polaridad negativa de estas expresiones hacia los comentarios en los que aparecían.

De las 30 frases idiomáticas analizadas, todas mostraron una connotación negativa, reflejando una tendencia negativa en el uso de estas expresiones en los comentarios, lo cual subraya la complejidad del análisis de sentimientos y la necesidad de desarrollar métodos que aborden toda la gama de polaridades en comentarios en línea en español.

Casasola Murillo, E. y Leoni de León, J. A. (2016) concluyen que los comentarios en plataformas digitales pueden impactar de manera significativa en la percepción pública y, en consecuencia, en la estabilidad financiera de una entidad; las reacciones a estos comentarios, clasificadas como positivas, negativas o neutras, desempeñan un rol crucial: cuando los usuarios expresan opiniones desfavorables, pueden generar desconfianza entre consumidores e inversores, afectando así la estabilidad financiera de la institución.

1. a lajazo limpio	15. pura habladuría
2. cuatro gatos que estan en contra	16. qué payasada
3. digan lo que digan	17. que payasos
4. embarrialar la cancha	18. que pegas
5. hacerse el loco	19. saco charita saco
6. hasta aqui	20. salgo por dentro
7. hay gente que vive en la luna	21. se la pela
8. hilar muy fino	22. se pela el culo
9. huele a chorizo	23. siga soñando de ese lado
10. (les) vale culo	24. sin vergüenzas
11. más perdido que el chiquito de la llorona	25. son de la misma calaña
12. meterán las patas	26. tiran piedras
13. pidiendo cacao	27. todos los políticos son iguales
14. pocos gatos	28. tormenta vaso agua

**Figura 9 . Frases Idiomáticas Analizadas**

Fuente: Casasola Murillo, E. y Leoni de León, J. A. (2016)

En la Figura 9 podemos ver las frases idiomáticas analizadas; las frases idiomáticas son expresiones cuya significación no se puede deducir directamente de las palabras que las componen, ya que su significado se entiende en un contexto cultural específico.

#### 2.1.2.2 EL PAPEL DEL ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS EN INSTITUCIONES FINANCIERAS Y BANCOS CENTRALES

En la actualidad, muchas instituciones financieras y bancos centrales están adoptando el análisis de sentimientos como una herramienta estratégica para comprender la percepción pública en torno a temas de gran relevancia para su funcionamiento y toma de decisiones; esta práctica se ha vuelto crucial dado el crecimiento exponencial de la cantidad de información disponible en línea, que incluye desde noticias hasta publicaciones en redes sociales y comentarios en blogs. El desafío radica en que gran parte de esta información está redactada en un lenguaje técnico o especializado, lo que dificulta su interpretación precisa por parte de los humanos, en este contexto, el análisis de sentimientos se convierte en un recurso invaluable, ya que permite procesar grandes volúmenes de datos textuales y extraer información relevante sobre el tono emocional y las

actitudes hacia temas específicos.

Mediante esta técnica las instituciones pueden monitorear la percepción del público sobre políticas económicas, pronósticos financieros o la estabilidad del mercado a través del análisis de sentimientos en noticias financieras, informes económicos y discusiones en redes sociales (Tejedor Estupiñán 2024).

La inteligencia artificial (IA) ha transformado radicalmente la capacidad de los economistas para analizar datos en los campos de economía, finanzas y estabilidad financiera; al permitir el procesamiento de grandes volúmenes de información, identificar patrones complejos y realizar predicciones precisas, la IA ha dado lugar a una serie de aplicaciones innovadoras, estas incluyen desde la organización de reseñas de literatura, administración de citas, edición de texto, análisis de datos en tiempo real, evaluación económica, pronósticos y simulación de escenarios. Estas herramientas no solo impulsan la productividad en la investigación económica, sino que también respaldan a los tomadores de decisiones al diseñar políticas más equitativas y eficientes en los ámbitos económico y financiero.

A pesar de los numerosos beneficios, la integración de la inteligencia artificial (IA) en la investigación económica, financiera y de estabilidad financiera también plantea desafíos éticos y técnicos específicos; las preocupaciones sobre la privacidad de los datos y la necesidad de mitigar los sesgos algorítmicos son algunos de ellos. No obstante, el futuro de la investigación respaldada por la IA en estos campos parece prometedor, se espera que la evolución continua de los algoritmos mejore significativamente la comprensión y modelización de fenómenos económicos complejos, así como la toma de decisiones informadas en el ámbito financiero (Tasente et al. 2024).

### 2.1.3 ANÁLISIS INTERNO

#### 2.1.3.1 EL MONITOREO DE MEDIOS EN HONDURAS

El monitoreo de medios en Honduras ha sido fundamental para comprender la dinámica social y política del país, especialmente en momentos de crisis; este proceso permite a investigadores y formuladores de políticas captar la percepción pública y las reacciones ante eventos significativos. Sin embargo, el monitoreo enfrenta desafíos considerables, como la polarización política y la limitación de recursos, lo cual subraya la necesidad de un enfoque más sólido en la protección de la libertad de expresión y el acceso a la información.

Las redes sociales se han convertido en un canal fundamental para la recopilación de información sobre salud y economía en Honduras, reflejando el comportamiento y las opiniones de la población en tiempo real; estas plataformas permiten a las empresas y organizaciones acceder a datos valiosos sobre la satisfacción del cliente con respecto a los productos ofrecidos, así como entender mejor las preferencias y expectativas de los consumidores. (Acero J. P. C., (2023))

El análisis de la interacción y el feedback en redes sociales se ha vuelto esencial para evaluar la aceptación de nuevos productos en el mercado, las empresas pueden identificar tendencias, detectar áreas de mejora y ajustar sus estrategias comerciales de manera ágil y efectiva; esto no solo les ayuda a satisfacer mejor las necesidades de los clientes, sino que también les permite mantenerse competitivas en un entorno de mercado en constante cambio. (Coello & Roy ,2023)

Sin embargo, el monitoreo en redes sociales va más allá de los estudios de mercado, también proporciona información sobre la percepción pública de temas de salud, permitiendo a las autoridades y organizaciones de salud pública comprender mejor la opinión de la ciudadanía y diseñar campañas más efectivas. A medida que las redes sociales continúan evolucionando, su papel en la recopilación de datos y la toma de decisiones estratégicas se vuelve cada vez más relevante, haciendo de ellas una herramienta indispensable en el análisis de la dinámica social y económica del país.

### 2.1.3.2 ORGANIZACIÓN DEL SISTEMA FINANCIERO HONDUREÑO

La Ley de la Comisión Nacional de Bancos y Seguros, promulgada el 18 de noviembre de 1995 mediante el Decreto Número 155-95 del Congreso Nacional de Honduras, establece el marco jurídico esencial para la regulación y supervisión de las instituciones financieras en el país; a través de esta ley, se crea la Comisión Nacional de Bancos y Seguros (CNBS) como una entidad independiente responsable de asegurar la estabilidad y la integridad del sistema financiero hondureño.

La CNBS supervisa aquellas instituciones que reciben depósitos del público, incluyendo bancos comerciales, bancos estatales, instituciones de banca de segundo piso, aseguradoras, fondos de pensiones públicos y privados, así como sociedades financieras; esta supervisión asegura que estas entidades operen conforme a las normativas vigentes, mitigando los riesgos inherentes y contribuyendo a la transparencia y solidez del sistema financiero, la CNBS cuenta con la autoridad

de informar sobre irregularidades y ordenar la sustitución de directores en caso de incumplimientos graves, salvaguardando así la integridad en la gestión de estas instituciones; la labor de la CNBS es fundamental para sostener la confianza del público y la estabilidad del sistema financiero en Honduras.

Las instituciones supervisadas por la CNBS, con excepción de las cooperativas de ahorro y crédito, que están bajo la supervisión de CONSUCOOP (Consejo Nacional Supervisor de Cooperativas), incluyen 15 bancos comerciales, 2 bancos estatales, 9 sociedades financieras, 10 fondos de pensiones públicos y privados, y 8 instituciones aseguradoras. Es importante destacar que, al referirse al Sistema Financiero Hondureño, se consideran únicamente los bancos comerciales y las sociedades financieras. (Comisión Nacional de Bancos y Seguros ,1995).

### 2.1.3.3 APLICACIÓN DEL ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS EN LA ECONOMÍA E INSTITUCIONES FINANCIERAS HONDUREÑAS

#### 2.1.3.3.1 PERCEPCIÓN DE LA ECONOMÍA DE AMÉRICA LATINA Y EL CARIBE POR COVID-19: UN ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS EN TWITTER.

Acero J. P. C., (2023) menciona que la pandemia de COVID-19 ha tenido un impacto profundo y devastador en las economías de todo el mundo, y América Latina y el Caribe se encuentran entre las regiones más afectadas. Las ramificaciones económicas de esta crisis sanitaria han exacerbado vulnerabilidades preexistentes, poniendo en evidencia las fragilidades de los sistemas económicos en estas áreas. Según el Banco Mundial, esta región ha sido identificada como la más perjudicada por la pandemia, con una proyección alarmante de una caída del PIB del 9,1%, esta drástica reducción resalta la necesidad de implementar estrategias efectivas para la recuperación económica. En este contexto, surge la importancia de monitorear los medios para comprender la percepción pública sobre temas relacionados con la salud, las finanzas y la economía, lo cual es crucial para informar y guiar las políticas de recuperación en esta nueva realidad.

La investigación realizada por Acero J. P. C. ,(2023) consiste en la recopilación de datos de Twitter entre el 13 de febrero de 2020 y el 10 de junio de 2020; analizando un total de 575,865 tweets utilizando herramientas de análisis de sentimientos en R, aplicando técnicas como bag-of-words y sentiment scoring, este enfoque riguroso facilita una evaluación exhaustiva del

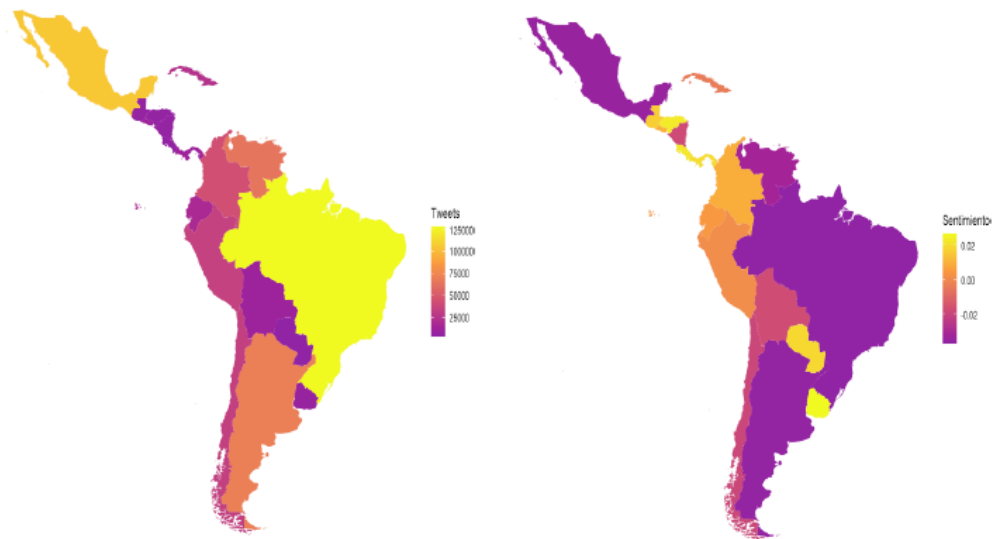
sentimiento público durante un período crítico. El estudio emplea un análisis de series temporales para seguir los cambios de sentimiento a lo largo del tiempo, vinculando el sentimiento en línea con los eventos fuera de línea; el análisis de sentimientos realizado revela una correlación significativa entre la actividad en Twitter y las percepciones negativas del panorama económico; Del total de comentarios analizados, el 46% expresó sentimientos negativos, mientras que el 39% fue optimista y el 14% se mantuvo neutral, estos datos subrayan la ansiedad e incertidumbre prevalecientes en torno a las condiciones económicas durante la pandemia.

#### 2.1.3.3.2 PERCEPCIÓN GENERAL DE LA ECONOMÍA EN HONDURAS

Acero J. P. C., (2023), destaca que la percepción general hacia el sistema financiero en Honduras ha sido levemente positiva, aunque persiste un trasfondo de pesimismo respecto a la recuperación económica. Mientras algunos países de la región muestran cierto optimismo, en Honduras y otros países predomina un sentimiento negativo, con un 46% de los comentarios en redes sociales reflejando desconfianza sobre la situación económica, sin embargo, Honduras y otros países de Centroamérica muestran un optimismo relativo, impulsado por proyecciones de crecimiento económico.

La crisis sanitaria provocada por la pandemia ha intensificado la desconfianza de la población hacia el sistema financiero, impulsada por factores como el aumento del desempleo y la pobreza, lo que genera una percepción económica negativa en Honduras, a pesar de ello, algunos sectores han logrado adaptarse y encontrar oportunidades, lo que indica resiliencia en ciertas áreas.

El análisis de sentimientos realizado por Acero J. P. C. ,(2023) también revela signos de incertidumbre en el sistema financiero de Honduras, en gran parte debido a la inestabilidad política y económica que ha generado un clima de desconfianza entre los inversionistas. Esta disminución en la confianza afecta la inversión extranjera y limita el crecimiento económico del país, sin embargo, se señala que las políticas gubernamentales han sido fundamentales para mitigar el impacto negativo en el sistema financiero, proporcionando un marco de apoyo para la recuperación.



a) Número de Tweets

b) Promedio de los sentimientos

**Figura 10 . Mapa de Calor Cantidad de Tweets y Promedio de Sentimiento**

Fuente: Acero J. P. C. ,(2023)

En la Figura 10 se observa que en Honduras la cantidad de tweets es alta, alcanzando aproximadamente los 2,500; Sin embargo, al analizar la relación entre estos tweets y el sentimiento que expresan, notamos que el rango se sitúa entre 0.00 y 0.02. Esto nos lleva a deducir que no existe una alta tensión emocional en los sentimientos reflejados en estos tweets.

**2.1.3.3.3 IMPORTANCIA DEL MONITOREO DE LA PERCEPCIÓN PÚBLICA POR LA CNBS PARA FORTALECER LA CONFIANZA Y ESTABILIDAD EN EL SISTEMA FINANCIERO HONDUREÑO**

Actualmente, en Honduras se carece de modelos de machine learning aplicados al análisis de sentimientos en temas de economía, finanzas y estabilidad financiera; tanto las instituciones financieras como los inversionistas y el público en general realizan este análisis de forma manual, basándose principalmente en noticias publicadas en diferentes medios de comunicación sobre estos temas de interés nacional. Cabe destacar que muchos de estos medios cuentan con secciones dedicadas exclusivamente a la economía, y sus noticias a menudo se fundamentan en los informes y boletines emitidos por la Comisión Nacional de Bancos y Seguros (CNBS) y el Banco Central de Honduras (BCH).

Sin embargo, en lugar de realizar una lectura y análisis exhaustivo de estos documentos, las publicaciones tienden a centrarse en los resúmenes ejecutivos e introducciones. Como señalan Moreno, A., González, C., (2020), estos resúmenes no siempre reflejan con precisión el contenido y el sentimiento completo de los informes, lo cual puede afectar la comprensión profunda de la situación económica y financiera del país.

El monitoreo de la percepción pública por parte de la Comisión Nacional de Bancos y Seguros (CNBS) es esencial para mantener la estabilidad y confianza en el sistema financiero hondureño. En un entorno financiero en el que la confianza de los consumidores y de los inversionistas puede influir drásticamente en el rendimiento de las instituciones financieras, es vital que el regulador esté atento a las opiniones, dudas y expectativas de la población la percepción pública refleja el grado de confianza que las personas tienen en el sistema financiero; un sentimiento generalizado de desconfianza o preocupación puede llevar a la retirada masiva de fondos, decisiones de inversión desfavorables, y una reducción de la actividad crediticia, afectando así la liquidez y la estabilidad del sistema.

Monitorear la percepción pública permite a la CNBS anticipar problemas de confianza y actuar de manera proactiva, implementando medidas de comunicación y ajustes normativos para tranquilizar al público; en el contexto de transparencia y rendición de cuentas, un monitoreo constante de la percepción pública permite a la CNBS ajustar sus políticas y prácticas de supervisión para responder mejor a las necesidades y expectativas de los ciudadanos, este enfoque genera un entorno en el que la CNBS no solo actúa como regulador, sino también como un agente de confianza que promueve la estabilidad y el crecimiento económico.

Por ello, es crucial desarrollar e implementar un algoritmo capaz de extraer y analizar el sentimiento de las noticias, no desde un análisis coloquial, sino desde un enfoque técnico que capture el lenguaje especializado de disciplinas como la economía, las finanzas y la estabilidad financiera. Debido a la complejidad del lenguaje técnico en estas áreas, resulta difícil para una persona analizar grandes volúmenes de datos no estructurados; en cambio, un algoritmo equipado con un diccionario especializado en estas disciplinas puede ofrecer resultados más precisos sobre el sentimiento transmitido en las noticias de diversos medios digitales escritos. (Moreno, A., González, C., (2020))

## 2.2 CONCEPTUALIZACIÓN

### 2.2.1 VARIABLES DEPENDIENTES

El concepto de variables dependientes tiene su origen en la teoría y metodología de la investigación científica, especialmente en los diseños experimentales y estudios correlacionales. Esta noción se desarrolla dentro de la metodología investigativa y la estadística, y sus raíces se remontan a los primeros estudios en el campo de la investigación científica.

Según Cauas ,(2015), las variables dependientes son aquellas que se desean explicar en una investigación. En este caso; según Vargas Melgarejo ,(1994), la percepción se define como un proceso cognitivo que permite interpretar y dar significado a las sensaciones del entorno físico y social, integrando otros procesos como el aprendizaje, la memoria y la simbolización. Para esta investigación la variable dependiente es la percepción pública, y el objetivo es analizar cómo esto se relaciona con la información sobre noticias financieras, económicas y de estabilidad financiera, además de comprender los factores que influyen en dicha percepción.

### 2.2.2 VARIABLES INDEPENDIENTES

El concepto de variables independientes tiene sus raíces en la metodología de la investigación científica, especialmente en los diseños experimentales, su origen remonta a los primeros avances en la metodología experimental durante el siglo XIX, cuando científicos, filósofos y estadísticos establecen los fundamentos del método científico y el análisis experimental; en sus investigaciones, surge la necesidad de identificar aquellas variables que podían ser manipuladas con el fin de probar hipótesis causales.

Según Cauas ,(2015), las variables independientes son los factores explicativos dentro de una investigación; Representan los elementos capaces de influir o provocar cambios en las variables dependientes, que en este caso es la percepción pública. A través de las variables independientes, se busca identificar y analizar los aspectos específicos que afectan la percepción pública sobre noticias financieras, económicas y de estabilidad financiera, estas variables permiten comprender cómo diferentes factores o condiciones externas pueden contribuir a moldear el comportamiento o la opinión pública sobre el tema en estudio.

### 2.2.2.1 ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS

El análisis de sentimientos tiene sus raíces en los primeros estudios de procesamiento de lenguaje natural (PNL) y minería de texto dentro del campo de la inteligencia artificial; hacia finales de la década de 1990 y principios de 2000, con el aumento significativo de los datos en línea y la expansión de las redes sociales, los investigadores comienzan a investigar métodos para identificar y analizar emociones o actitudes presentes en los textos. El análisis de sentimientos se refiere a un proceso que busca evaluar las emociones, actitudes y opiniones manifestadas en un texto determinado, asignando una polaridad a las palabras (Albán Morales y Gualoto Fuentes 2024).

### 2.2.2.2 VARIABLES MACROECONÓMICAS

El concepto de variables macroeconómicas surge con el desarrollo de la teoría macroeconómica en la primera mitad del siglo XX. A raíz de la Gran Depresión de los años 30, los economistas comienzan a investigar la interacción de los agregados económicos, como el Producto Interno Bruto (PIB), el desempleo, la inflación, las tasas de interés, y las políticas fiscales y monetarias en la dinámica global y nacional de la economía. Estas variables se consolidan como instrumentos esenciales para comprender y analizar el comportamiento económico a nivel global. Las variables macroeconómicas son indicadores clave que ayudan a medir la salud y el desempeño de una economía a gran escala, estas variables proporcionan información sobre el crecimiento económico (Cardona Echeverri et al. 2016).

### 2.2.2.3 VARIABLE TASA

El concepto de "tasa" en economía surge de la necesidad de medir y comparar diversas magnitudes económicas a lo largo del tiempo; específicamente, una "tasa" sirve como indicador de cambio, rendimiento o relación entre dos variables. Las primeras aplicaciones de este concepto en la economía moderna están asociadas con el desarrollo de la contabilidad y las finanzas, a lo largo del siglo XIX, cuando la economía se consolida como disciplina, las tasas quedan integradas en la teoría económica, convirtiéndose en herramientas esenciales para analizar la evolución de los mercados y el comportamiento económico. Según Carrizo ,(2013), una tasa es un indicador financiero o económico que refleja la relación entre dos magnitudes expresadas en términos porcentuales o como una proporción.

## 2.2.3 TÉCNICAS Y CONCEPTOS CLAVE EN EL ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS Y PROCESAMIENTO DE TEXTO

### 2.2.3.1 POLARIDAD

El concepto de polaridad en el análisis de sentimientos tiene sus orígenes en la lingüística y la psicología, particularmente en la manera en que las personas perciben y categorizan las emociones y actitudes expresadas a través del lenguaje. La noción de polaridad surge del estudio en psicología cognitiva y el análisis de emociones, donde se identifican respuestas emocionales extremas, como la felicidad o la tristeza, ante ciertos estímulos. A finales del siglo XX y principios del XXI, con el avance de las tecnologías de procesamiento natural de lenguaje (PNL), comienzan a emplearse algoritmos para evaluar la polaridad de los textos.

En el análisis de sentimientos, la polaridad se refiere a la clasificación del sentimiento general de un texto como positivo, negativo o neutro, es un aspecto esencial para la caracterización de las palabras en el conjunto de datos, ya que permite categorizarlas en función de su capacidad para transmitir emociones. En este contexto, se asigna un valor de 1 a las palabras positivas, -1 a las negativas y 0 a las neutras, lo que facilita la comprensión y el análisis del texto en términos de su carga emocional (Moreno, A., González, C., (2020)).

### 2.2.3.2 SUBJETIVIDAD

El concepto de subjetividad, tanto en el análisis de sentimientos como en otras áreas, está vinculado al estudio de cómo las personas perciben e interpretan el mundo de manera personal e interna. En el ámbito filosófico, la subjetividad se refiere a la experiencia individual y la forma en que se interpreta la realidad, en contraste con la objetividad, que se centra en una verdad externa y verificable; esta noción de subjetividad tiene una fuerte base en la tradición filosófica, y durante el siglo XIX, fue objeto de un análisis más profundo por parte de filósofos y psicólogos que investigan cómo los procesos mentales internos, como emociones, pensamientos y creencias, influyen en la manera en que las personas interpretan y reaccionan ante su entorno. La subjetividad en el análisis de sentimientos se refiere a la incorporación de emociones y sentimientos al expresar ideas, pensamientos o percepciones sobre objetos, experiencias, fenómenos o personas (Albán Morales y Gualoto Fuentes 2024).

### 2.2.3.3 STOPWORDS

El término stopwords proviene del procesamiento natural de lenguaje (PNL) y la lingüística computacional. En este contexto, las stopwords son palabras que poseen un valor semántico limitado y se excluyen del análisis debido a que no contribuyen de manera relevante al significado del texto. Estas palabras son tan frecuentes en un idioma que su presencia en un documento no brinda información relevante. (Artículos definidos e indefinidos, pronombres personales, pronombres demostrativos, conjugaciones verbales) (Albán Morales y Gualoto Fuentes 2024).

### 2.2.3.4 TEXT MINING

La minería de texto tiene su origen en los avances en procesamiento de datos e inteligencia artificial, especialmente dentro del campo del procesamiento natural de lenguaje (PNL). Inicialmente, se concibe como una técnica para identificar patrones y extraer información valiosa de grandes cantidades de datos textuales. Este campo comienza a cobrar relevancia a medida que, hacia finales del siglo XX y principios del XXI, aumentaba considerablemente la disponibilidad de datos digitales, como documentos, correos electrónicos y contenidos en línea. La minería de textos es un procedimiento que busca extraer información de calidad a partir de textos no estructurados, en el ámbito de la investigación y el análisis, se emplea para descubrir patrones, tendencias e ideas significativas presentes en extensas colecciones de datos textuales (Alaminos Fernández 2023).

### 2.2.3.5 WEB SCRAPING

El origen del web scraping se remonta a los primeros días de la web y al aumento del acceso a Internet en la década de 1990, a medida que más información comienza a estar disponible en línea, surge la necesidad de automatizar la extracción de datos de páginas web, lo que lleva al desarrollo de técnicas y herramientas para recopilar información de manera eficiente. En sus inicios, el web scraping era una práctica bastante rudimentaria, pero con el tiempo se fue perfeccionando, impulsado por el crecimiento exponencial de los datos en línea y el desarrollo de tecnologías como el procesamiento de HTML, JavaScript y CSS.

El web scraping consiste en la extracción de datos al descargar el código HTML de una página web y seleccionar los elementos específicos de interés; este proceso facilita a los investigadores la recopilación de información de fuentes en línea para su posterior análisis, es una

técnica empleada mediante programas de software diseñados para extraer datos de sitios web. Estos programas suelen simular la navegación humana en la World Wide Web, ya sea a través del protocolo HTTP (del inglés HyperText Transfer Protocol o Protocolo de Transferencia de Hiper Textos) manualmente o mediante la integración de un navegador en una aplicación; esta técnica es esencial para la extracción automatizada y eficiente de datos de la web (Guyt et al. 2024).

#### 2.2.3.6 CONNOTACIÓN

El concepto de "connotación" tiene su origen en la lingüística, particularmente en los estudios semánticos dedicados al análisis del significado de las palabras; desarrollado en el siglo XX, este término diferencia entre dos dimensiones del significado: la denotación, que alude al sentido literal y objetivo de una palabra, y la connotación, que se asocia con los significados adicionales y subjetivos que las palabras adquieren en función del contexto y de las experiencias culturales, emocionales y personales de las personas. Se refiere al conjunto de asociaciones, emociones o valores adicionales que se relacionan con un signo o símbolo, más allá de su significado denotativo o literal; es importante destacar que una misma palabra puede adquirir diferentes connotaciones según su forma o contexto específico (Moreno, A., González, C., (2020)).

#### 2.2.3.7 POSITIVIDAD

El concepto de "positividad" tiene sus raíces en la filosofía y la psicología, disciplinas que han estudiado la esencia de las emociones, actitudes y estados mentales. En filosofía, está asociado con el pensamiento positivo y la atención a los aspectos constructivos y significativos de la experiencia humana, su relevancia aumentó considerablemente en el siglo XX con la aparición de la psicología positiva. En el contexto de la economía, finanzas y estabilidad financiera, el término "Positividad" hace referencia a un índice calculado; este índice representa un aspecto positivo o favorable presente en los textos analizados, con una evaluación relevante en las mediciones efectuadas (Moreno, A., González, C., (2020)).

#### 2.2.3.8 NEGATIVIDAD

El concepto de "negatividad" tiene sus raíces en la filosofía y la psicología, disciplinas que lo han abordado como un aspecto de las emociones y actitudes humanas. En filosofía, se vincula con enfoques que enfatizan los retos, conflictos y elementos desfavorables de la experiencia humana, integrándolos en el estudio de la condición existencial; en el ámbito de la psicología, la

negatividad adquiere mayor importancia durante el siglo XX, con investigaciones enfocadas en emociones como el miedo, la tristeza y la ira, así como en su influencia sobre el comportamiento y el bienestar personal. Este índice señala la existencia de aspectos negativos o desfavorables en los textos analizados, reflejando una medida significativa en las evaluaciones llevadas a cabo (Moreno, A., González, C., (2020)).

#### 2.2.3.9 APRENDIZAJE SUPERVISADO

El aprendizaje supervisado tiene sus raíces en el avance de la inteligencia artificial y el aprendizaje automático, disciplinas que comenzaron a consolidarse en la segunda mitad del siglo XX. Este concepto se origina a partir de la necesidad de desarrollar algoritmos capaces de identificar patrones en datos previamente etiquetados, en los que cada entrada está asociada con un resultado esperado; su enfoque se basa en principios estadísticos y probabilísticos, complementados por técnicas matemáticas como la optimización. En el aprendizaje supervisado, el algoritmo se entrena utilizando un conjunto de datos etiquetados, esto implica que para cada punto de datos de entrada, se proporciona una salida o etiqueta correspondiente; el propósito del aprendizaje supervisado es que el algoritmo aprenda a asignar los datos de entrada a la salida correcta durante el proceso de entrenamiento (Alaminos Fernández 2023).

#### 2.2.3.10 APRENDIZAJE NO SUPERVISADO

El aprendizaje no supervisado tiene su origen en los campos de la inteligencia artificial y el aprendizaje automático, que experimentaron un notable desarrollo a partir de la segunda mitad del siglo XX. Este método se basa en fundamentos matemáticos y estadísticos, como el análisis de agrupamientos y la teoría de probabilidades, y ha sido esencial para resolver desafíos como la segmentación de datos, la detección de anomalías y la reducción de dimensionalidad en amplios conjuntos de información. En contraste, el aprendizaje no supervisado implica entrenar algoritmos con datos que no están etiquetados, en este caso, el algoritmo debe identificar patrones y relaciones a partir de los datos de entrada sin recibir una guía explícita en forma de etiquetas, la agrupación y la asociación son tareas comunes en el aprendizaje no supervisado (Alaminos Fernández 2023).



de análisis de datos que automatiza la construcción de modelos analíticos; sus raíces se remontan a los primeros días de la informática, cuando los investigadores empezaron a explorar cómo permitir que las máquinas aprendieran de los datos disponibles. A lo largo del tiempo, el campo ha experimentado un significativo desarrollo, influido por disciplinas como la estadística, la informática y la psicología cognitiva; por otra parte, la inteligencia artificial, cuyos orígenes se remontan a las teorías de Alan Turing y su famosa Máquina de Turing, abordada en su artículo "Computing Machinery and Intelligence" (Turing, 1950), representa un precursor importante del aprendizaje automático.

La inteligencia artificial inicialmente se centró en la creación de sistemas expertos y programas capaces de realizar tareas en diversas áreas tecnológicas, este enfoque llevó a la humanidad a considerar las posibilidades y las implicaciones de la inteligencia artificial, planteando interrogantes sobre el potencial de las máquinas para desarrollar inteligencia y su impacto en la sociedad. (Chavez Trigoso, Stephany de Jesús 2024)

A lo largo del tiempo, el concepto de Machine Learning ha experimentado una notable evolución en paralelo con el avance tecnológico, esta evolución ha sido esencial para el desarrollo de nuevas aplicaciones y avances en diversos campos; el progreso en el Machine Learning ha tenido un impacto significativo en áreas como la medicina y la tecnología, donde su implementación ha revolucionado procesos y simplificado tareas repetitivas. El constante avance en la capacidad de las máquinas para aprender y adaptarse ha contribuido de manera significativa al desarrollo económico y social, este progreso continuo en el Machine Learning ha generado beneficios tangibles que se reflejan en una mayor eficiencia, productividad y calidad de vida para las personas en todo el mundo (Hinestroza Ramírez 2018).

El valor añadido del Machine Learning en instituciones como la CNBS y el BCH se encuentra en su eficiencia para procesar grandes volúmenes de datos y tomar decisiones fundamentadas en ellos; además, su capacidad para emitir alertas de manera continua permite reaccionar de forma oportuna. En el análisis de textos financieros, el aprendizaje automático desempeña un papel crucial al extraer información valiosa y realizar predicciones basadas en extensas cantidades de datos no estructurados, dentro del ámbito del análisis financiero, es posible entrenar algoritmos de aprendizaje automático para identificar patrones, sentimientos y tendencias en datos textuales, como artículos de noticias, informes financieros y publicaciones en redes

sociales. Estas técnicas de aprendizaje automático permiten a las instituciones obtener insights más profundos y tomar decisiones más informadas en un entorno dinámico y competitivo (Moreno, A., González, C., (2020); Alaminos Fernández 2023).

### 2.3.1.2 ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS

El análisis de sentimientos es una técnica esencial para identificar, extraer y cuantificar opiniones y emociones expresadas en un texto, pudiendo estas ser positivas, neutrales o negativas; su relevancia abarca diversos ámbitos, como el marketing, el servicio al cliente, la gestión de la reputación y la investigación de mercado, entre otros. Al comprender las opiniones de los clientes o usuarios expresadas en redes sociales, encuestas, reseñas en línea, comentarios, noticias, etc., las organizaciones e instituciones pueden adaptar sus estrategias, mejorar productos o servicios, tomar decisiones fundamentadas y fortalecer la relación con su audiencia (Rosenbrock et al. 2021).

En relación con los enfoques del análisis de sentimientos, se destacan varios tipos:

- Análisis de Polaridad: Clasifica las opiniones como positivas, negativas o neutrales.
- Análisis de subjetividad: se refiere a la evaluación de si un texto contiene opiniones, evaluaciones o juicios subjetivos en lugar de información objetiva y factual. En otras palabras, busca determinar si el contenido de un texto está influenciado por la perspectiva o el punto de vista del autor.
- Análisis Emocional: Identifica y categoriza las emociones expresadas en un texto, como felicidad, tristeza, miedo, enojo, entre otras.
- Análisis de Aspectos: Se concentra en identificar opiniones en relación con aspectos específicos, como características de un producto o aspectos de un servicio.
- Análisis de Intensidad: Va más allá de la categorización de opiniones y busca cuantificar la intensidad de las emociones expresadas.
- Análisis de Opiniones Comparativas: Se enfoca en comparar las opiniones de diferentes entidades o productos para identificar preferencias o áreas de mejora.

Estos enfoques proporcionan a las organizaciones una comprensión más detallada de la percepción de los usuarios o consumidores, lo que les permite tomar decisiones informadas para mejorar sus productos, servicios y estrategias (Tasente et al. 2024; Moreno, A., González, C.,

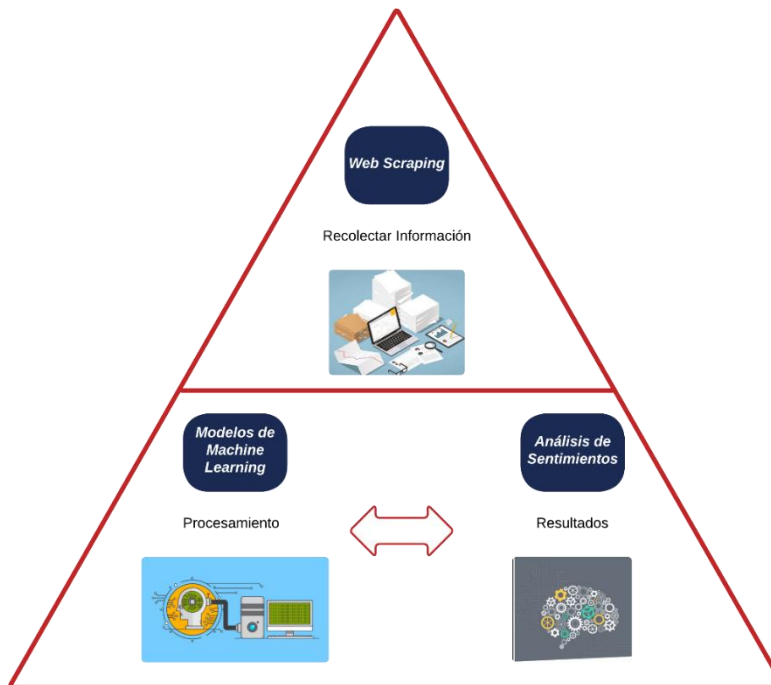
(2020)).

### 2.3.1.3 EXTRACCIÓN AUTOMATIZADA A TRAVÉS DEL WEB SCRAPING

El web scraping implica el uso de técnicas para analizar y manipular la estructura HTML de los sitios web, permitiendo la extracción automática de información, estas técnicas son esenciales para recuperar datos de manera automatizada, lo que facilita obtener información actualizada y relevante para diversos propósitos, como la investigación científica y el análisis de big data. La importancia del web scraping radica en su capacidad para automatizar la extracción de información de sitios web, lo que permite buscar, seleccionar y descargar bases de datos para su posterior análisis; esto simplifica la recolección de datos de manera eficiente, las fuentes de información web son fundamentales para el éxito del web scraping, ya que constituyen la base sobre la cual se realiza la extracción de datos.

Por lo tanto, la selección adecuada de dominios y fuentes de información es crucial para obtener datos relevantes, destacando la importancia de elegir correctamente las fuentes para configurar un proceso de web scraping efectivo y sistemático, esto permite crear un compendio de información que puede ser utilizado con fines de investigación y análisis de datos. (Mijangos-Espinosa et al. 2022)

El web scraping también se utiliza ampliamente para extraer información de páginas web de periódicos y medios de comunicación, esta técnica permite recopilar noticias, artículos y comentarios de forma automática, lo que resulta invaluable para analizar tendencias, opinión pública y la cobertura mediática sobre temas específicos. Al automatizar la extracción de datos de sitios web de periódicos, los investigadores pueden obtener un flujo constante de información actualizada para su análisis; esto permite estudiar la evolución de temas, identificar patrones en la cobertura mediática y evaluar la percepción pública sobre diversos asuntos. Además, el análisis de contenido de los artículos extraídos puede proporcionar insights valiosos sobre la narrativa y el tono utilizados por los medios de comunicación en relación con eventos y temas relevantes. (Mijangos-Espinosa et al. 2022).

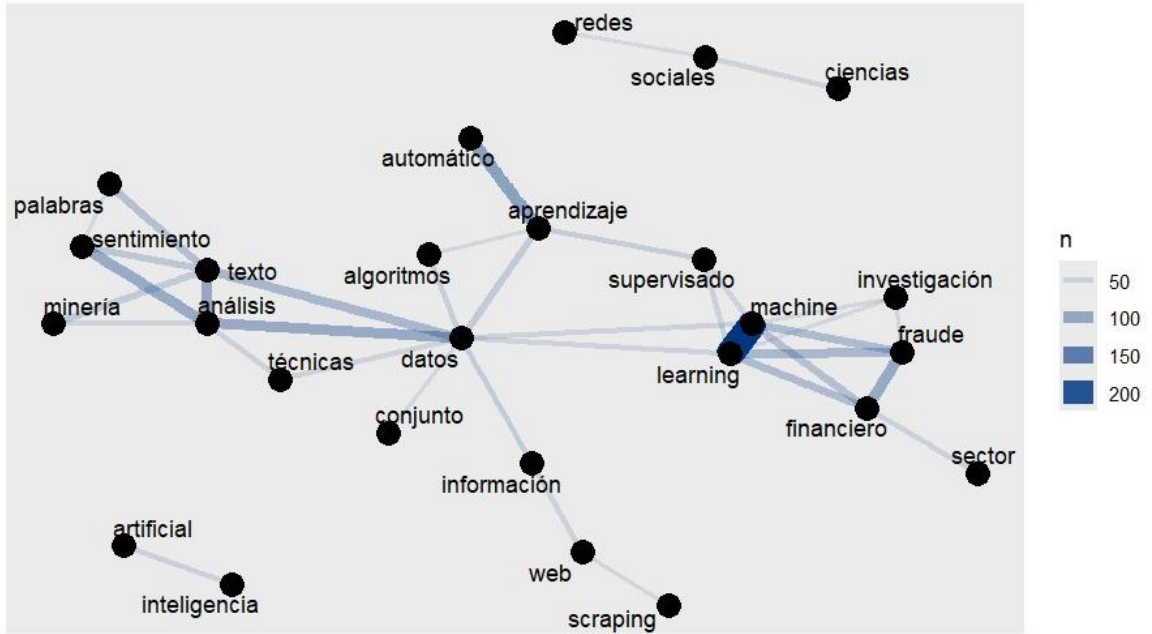


**Figura 12 . Interacción entre Web Scraping, Análisis de Sentimientos y Machine Learning en la Extracción y Procesamiento de Datos**

Fuente: Elaboración propia.

La Figura 12 muestra la relación entre las distintas disciplinas involucradas en el algoritmo para la extracción y análisis de noticias financieras, económicas y de estabilidad financiera; en la cúspide, se destaca el web scraping como el punto inicial del proceso, seguido de una interacción bidireccional entre los modelos de Machine Learning y el análisis de sentimientos, los cuales se retroalimentan para mejorar la precisión y profundidad del análisis.

El análisis de bigramas semánticos mostrado en la Figura 13 es una técnica en procesamiento natural del lenguaje (PNL) que consiste en identificar y analizar pares de palabras consecutivas en un texto (bigramas) para comprender mejor los patrones de significado y las relaciones contextuales entre términos



**Figura 13 . Análisis de Bigramas de la Revisión Bibliográfica**

Fuente: Elaboración Propia.

La Figura 13 ilustra la relación entre el aprendizaje automático supervisado, el Machine Learning y el análisis de sentimientos en la revisión bibliográfica, una técnica ampliamente utilizada en estudios orientados a comprender y analizar la percepción del público, esta metodología resulta fundamental para capturar y analizar opiniones en diversos contextos, ayudando a identificar patrones emocionales y tendencias en las percepciones de las personas.

### 2.3.2 METODOLOGÍAS DESARROLLADAS

#### 2.3.2.1 ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS EN INFORMES FINANCIEROS Y SU EVOLUCIÓN: ENFOQUES, MÉTODOS Y APLICACIONES

El análisis de sentimientos puede abordarse desde varios enfoques, entre ellos, el enfoque léxico se basa en listas predefinidas de palabras o diccionarios de sentimientos, donde cada palabra tiene asignada una polaridad emocional; este método permite asignar una puntuación emocional a un texto según las palabras que contiene. En contraposición, los enfoques de aprendizaje supervisado requieren un conjunto de datos previamente etiquetados con sentimientos, utilizados para entrenar algoritmos de machine learning que reconocen patrones y clasifican nuevos textos en categorías emocionales; por otro lado, los enfoques de aprendizaje no supervisado buscan identificar patrones automáticamente y agrupar textos en diferentes clases emocionales sin

necesidad de datos previamente etiquetados. (Hu & Liu, 2004 citado en Alaminos Fernández 2023)

El análisis de sentimientos en informes financieros, económicos y de estabilidad financiera se apoya en una variedad de enfoques y técnicas avanzadas, dentro de estos informes, se emplean métodos de procesamiento natural del lenguaje (PNL) y minería de texto para extraer información relevante de manera automatizada; estas técnicas permiten identificar el tono o sentimiento asociado con palabras, frases o secciones específicas del texto, brindando una comprensión más profunda de la percepción del mercado, las tendencias económicas y la estabilidad financiera. Además, mediante el análisis de sentimientos en estos informes, se puede evaluar la confianza del mercado, la percepción de riesgos y oportunidades, así como anticipar posibles cambios en el panorama económico, esta combinación de tecnologías y análisis de sentimientos proporciona a los analistas financieros y a las instituciones una valiosa herramienta para la toma de decisiones informadas y la gestión eficaz del riesgo en un entorno económico en constante cambio.

En el contexto del análisis de sentimientos como metodología, ha habido una evolución notable desde los primeros enfoques hasta los métodos actuales, uno de los primeros trabajos destacados en esta área fue el estudio titulado "Un enfoque computarizado al análisis de contenido" (Stone et al. 1966 citado en Moreno, A., González, C., (2020), pág. 7.) este estudio presenta y define un modelo de análisis de contenidos, comparando sus aplicaciones en varios campos y discutiendo las técnicas utilizadas, tanto en relación con el análisis de contenido como en alternativa a este; Además, considera los requisitos del análisis de contenido en relación con otras aplicaciones informáticas de "procesamiento de textos" y presenta los fundamentos y procedimientos del sistema general INQUIRER<sup>1</sup>, que es un conjunto de programas informáticos.

Este trabajo sienta las bases para el análisis de sentimientos utilizando computadoras, centrándose en la búsqueda de palabras en diccionarios de categorías para determinar el tono o sentimiento de un texto; aunque esta metodología inicial era rudimentaria en comparación con las técnicas modernas de procesamiento de natural del lenguaje y análisis de texto, sentó las bases para investigaciones posteriores en el campo. (Stone et al. 1966 citado en Moreno, A., González, C., (2020))

Entre los trabajos relevantes en el ámbito del análisis textual y la comunicación de banca

---

<sup>1</sup> Se refiere a un diccionario o herramienta específica desarrollada para el análisis de sentimientos.

central relacionados con la estabilidad financiera, destaca el estudio realizado por (Born et al. 2014 citado en Moreno, A., González, C., (2020), pág. 9), en este estudio, se lleva a cabo un análisis de sentimientos del primer capítulo de los informes de estabilidad financiera de 37 países entre 1996 y 2009 en su versión en inglés; para ello, utilizaron una herramienta de análisis de sentimientos denominada DICTION 5.03<sup>2</sup>, así como los informes publicados por el Banco Central Europeo y el Fondo Monetario Internacional.

En este análisis, se emplea un diccionario específico desarrollado por los autores (Correa et al. 2017 citado en Moreno, A., González, C., (2020), pág. 10), que consta de 96 palabras con connotaciones positivas y 295 palabras con connotaciones negativas, es importante destacar que la aplicación de diccionarios de uso general, como DICTION, para analizar textos financieros tiende a generar resultados menos precisos en comparación con el uso de diccionarios más especializados, como han demostrado análisis previos realizados por (Loughran y McDonald (2011), Henry y Leone (2016) citado en Moreno, A., González, C., (2020), pág. 10).

Es relevante considerar que Loughran y McDonald (2011) desarrollaron un diccionario específico para el análisis de informes financieros, dado que estos textos suelen contener términos que, aunque no tienen necesariamente una connotación negativa, podrían ser malinterpretados como tales por diccionarios generales; por ello, resulta imperativo disponer de diccionarios especializados para llevar a cabo este tipo de análisis de sentimientos. Cabe señalar que, hasta la fecha, el único diccionario disponible capaz de realizar este análisis en el ámbito técnico de la economía, finanzas y estabilidad financiera es el creado por el Banco de España (Moreno, A., González, C., (2020)), anteriormente, no existía un diccionario específico para este propósito, lo que llevaba a la adaptación de diccionarios en inglés; sin embargo, esto generaba sesgos significativos debido a las diferencias lingüísticas entre ambos idiomas.

La traducción de palabras del inglés al español no siempre conserva su connotación original, dada la naturaleza polisémica del español y las múltiples interpretaciones que pueden surgir de un mismo término.

El diccionario desarrollado por el Banco de España consta de 3,706 palabras, de las cuales

---

<sup>2</sup> Un producto comercial de análisis de textos asistido por ordenador [Digitext, Inc. (s.f.)]. Moreno, A., González, C., (2020).

376 son clasificadas como negativas y 189 como positivas, mientras que el resto se consideran neutrales; este recurso representa un hito significativo al ser el primer diccionario en español que clasifica las palabras según su polaridad dentro del ámbito de la economía, las finanzas y la estabilidad financiera. Este diccionario es crucial para calcular índices de sentimiento en textos financieros, lo que facilita una estimación objetiva del tono de los textos, para garantizar la precisión y fiabilidad del diccionario, se han utilizado métodos estadísticos no paramétricos para medir la concordancia entre los expertos en la connotación de las palabras. Es importante destacar que, aunque se encontraron discrepancias, estas fueron más comunes en palabras neutrales que en aquellas con polaridades positivas o negativas, la disponibilidad de este diccionario en español no solo permite analizar textos financieros en este idioma, sino que también facilita comparaciones objetivas con otros textos. (Moreno, A., González, C., (2020))

### 2.3.3 INSTRUMENTOS UTILIZADOS

Los métodos empleados para este tipo de análisis abarcan diversas técnicas avanzadas de procesamiento natural de lenguaje (PNL), como el análisis de sentimientos, que permite identificar y clasificar emociones en textos; el aprendizaje automático (machine learning), que potencia la capacidad de los modelos para aprender patrones a partir de datos no estructurados y mejorar sus predicciones de manera autónoma; y la minería de texto (text mining), que extrae información relevante de diferentes fuentes digitales a través de la identificación de tendencias, temas y relaciones en los datos, estas herramientas base se combinan con otras herramientas para proporcionar una comprensión más detallada y automatizada de datos no estructurados.

#### 2.3.3.1 INSTRUMENTOS Y TÉCNICAS EN EL ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS Y PROCESAMIENTO DE LENGUAJE NATURAL PARA LA TOMA DE DECISIONES FINANCIERAS

Acero J. P. C., (2023) emplea herramientas avanzadas en Python y R para realizar un análisis exhaustivo de sentimientos; utiliza las librerías `sentimentry` y `syuzhet`, las cuales ofrecen un enfoque robusto para asignar clasificación continua a palabras y frases, así como para clasificar las emociones en categorías específicas como miedo, confianza, tristeza, entre otras. Esta clasificación le permite una visión detallada de las emociones predominantes en un texto y facilita la identificación de patrones de sentimientos que podrían influir en la interpretación del contenido.

Acero J. P. C., (2023) implementa técnicas de etiquetado gramatical (etiquetado de partes

del discurso) que permiten descomponer el texto y clasificar cada palabra según su rol gramatical (como sustantivos, verbos, adjetivos, etc.), esto ayuda a comprender cómo las palabras contribuyen a la estructura y el tono de cada oración, proporcionando una base para evaluar la relevancia de cada término en el análisis de sentimientos. Por otra parte, utiliza un análisis sintáctico avanzado para mapear las relaciones entre los diferentes tokens o componentes lingüísticos en el texto, lo que permite entender cómo se conectan las palabras y frases dentro de un contexto más amplio; este proceso facilita la detección de palabras clave y sus conexiones semánticas, también permite identificar estructuras como frases subordinadas o matices expresados a través de expresiones idiomáticas y modismos.

En su estudio, Cueva Mendoza et al. ,(2022) aplican técnicas de procesamiento natural de lenguaje (PNL) junto con métodos de decisión multicriterio (MCDM), como el análisis jerárquico (AHP) y el método VIKOR, para clasificar opiniones y evaluar productos y servicios bancarios en Perú; utilizando minería de texto, logran identificar y clasificar información subjetiva en redes sociales, específicamente en Twitter, acerca de servicios financieros, el análisis jerárquico (AHP) permite identificar y ponderar criterios clave que reflejan la polaridad del sentimiento (positivo, negativo o neutral) en los tweets.

En su investigación, Casasola Murillo, E. y Leoni de León, J. A. (2016) desarrollan un motor de búsqueda especializado, diseñado específicamente para indexar y extraer comentarios que contienen expresiones idiomáticas, permitiendo así una identificación más precisa de la polaridad en el texto (positivas, negativas o neutras); este enfoque permite captar el tono y la subjetividad inherentes a expresiones locales o culturales, que suelen ser más difíciles de interpretar mediante técnicas convencionales.

Para ello, utilizan librerías de código abierto avanzado para el procesamiento natural de lenguaje (PNL), como NLTK o SpaCy, que permiten descomponer y analizar las estructuras del lenguaje con precisión, implementan un algoritmo de clasificación computacional que categoriza automáticamente el contenido, aumentando la eficiencia en el análisis de grandes volúmenes de datos no estructurados, optimizando el análisis de opiniones y emociones en el texto, lo que mejora la capacidad de interpretar comentarios subjetivos y cargados de matices, especialmente en el contexto de plataformas de redes sociales y otros entornos digitales donde las expresiones idiomáticas son comunes.

En su estudio para el análisis de sentimientos para la toma de decisiones en el mercado bursátil, Vázquez, J. R. (2013) emplea varias herramientas fundamentales; entre ellas, destaca el uso del diccionario Harvard IV-4, que permite asignar ponderaciones específicas a las palabras y categorizar emociones en función del contenido textual, utiliza un método de selección estadística para identificar probabilidades contiguas que agrupan ideas y sentimientos expresados en el texto, facilitando su organización y comprensión, e implementa un clasificador bayesiano para categorizar los sentimientos en positivos, negativos o de incertidumbre, optimizando la interpretación de los datos, estas herramientas permiten una evaluación precisa y objetiva de la información financiera.

## **2.4 MARCO LEGAL**

En Honduras e internacionalmente, la regulación de los medios de comunicación, incluidos los periódicos, se basa en un conjunto de leyes que buscan equilibrar la libertad de expresión con la responsabilidad en el ejercicio del periodismo. Estas leyes garantizan el derecho de la población a acceder a la información, mientras imponen límites y sanciones en casos de difamación, calumnia o vulneración del honor; a través de la Constitución, la Ley de Emisión del Pensamiento y otras normativas relacionadas, se establece un marco legal que regula tanto los derechos de los periodistas como las obligaciones de los medios frente a la sociedad.

### **2.4.1 DECLARACIÓN UNIVERSAL DE LOS DERECHOS HUMANOS**

El Artículo 19 de la Declaración Universal de los Derechos Humanos, (1948), adoptado por la Asamblea General de las Naciones Unidas, es un pilar fundamental de la libertad de expresión a nivel mundial. Este artículo establece garantías esenciales para la comunicación, el intercambio de ideas y el acceso a la información, sirviendo como base para leyes y tratados internacionales que protegen la libertad de prensa, la diversidad de opiniones y el derecho de los ciudadanos a estar informados; si bien prohíbe a los gobiernos restringir de manera anticipada la publicación de información, salvo en casos excepcionales como la incitación a la violencia, también enfatiza las responsabilidades asociadas, como evitar discursos de odio, violencia o discriminación. También destaca la obligación de los Estados de crear un entorno en el que la

prensa opere con libertad y los ciudadanos accedan a información veraz y diversa.

#### 2.4.2 LEY ORGÁNICA DE COMUNICACIÓN

La Ley Orgánica de Comunicación, (2013) tiene como propósito principal garantizar y regular el ejercicio de los derechos relacionados con la comunicación, promoviendo la libertad de expresión mientras previene su uso indebido. Esta ley, que prevalece sobre normativas de menor jerarquía, regula la difusión de información restringida y fomenta la participación ciudadana en la supervisión del cumplimiento de los derechos comunicacionales, además de impulsar la mejora de la calidad de los contenidos mediáticos. En cuanto a los medios públicos, la ley establece objetivos claros: facilitar y fomentar el ejercicio de la libre expresión y el derecho a una comunicación democrática; crear espacios que permitan a la ciudadanía dialogar con el Estado sobre temas de interés prioritario; y promover la comunicación pública como herramienta para fortalecer las relaciones interculturales y la cohesión social.

#### 2.4.3 CONSTITUCIÓN DE LA REPUBLICA

La Constitución de la República de Honduras ,(1982), como norma fundamental del país, reconoce y protege el derecho a la libertad de expresión y el acceso a la información, considerados pilares esenciales para el fortalecimiento de la democracia y la participación ciudadana. En el artículo 72 garantiza a todas las personas el derecho a expresar sus pensamientos, opiniones e ideas sin ninguna forma de restricción previa, lo que implica un compromiso del Estado con la protección de la diversidad de voces en la sociedad, permitiendo que los ciudadanos puedan manifestarse libremente; el artículo 73 establece de manera clara la prohibición de la censura previa en los medios de comunicación, lo que significa que el Estado no puede intervenir de manera anticipada para impedir la publicación o difusión de información, ni siquiera con multas de control político o social.

Esta disposición refuerza la autonomía de los medios de comunicación y promueve un espacio abierto para el debate público, garantizando que los periodistas y los medios puedan operar sin presiones externas que limiten su labor informativa. Además, la misma Constitución, en sus disposiciones y en otras leyes relacionadas, establece que la libertad de expresión y la difusión de información deben ejercerse dentro de los límites del respeto al derecho al honor, la privacidad y el orden público.

#### 2.4.4 LEY DEL PENSAMIENTO

La Ley del Pensamiento DECRETO No. 6. ,(1958) esta ley establece el marco normativo para la libertad de expresión dentro de los medios de comunicación, garantizando que todas las personas puedan emitir sus opiniones y pensamientos sin restricciones indebidas; no obstante, aunque se protege el derecho a la libre emisión del pensamiento, la ley también introduce límites claros a fin de equilibrar este derecho con la protección de otros derechos fundamentales, como el honor y la reputación de las personas, la ley impone responsabilidades a los medios de comunicación, estableciendo sanciones en casos donde se vulneren estos derechos, tales como la difusión de injurias, calumnias o cualquier otra forma de daño que afecte la dignidad de los individuos. Esto asegura que el ejercicio de la libertad de expresión no sea utilizado para difamar o perjudicar injustamente a otras personas, y busca fomentar un uso responsable de los medios como un espacio para el debate y la información sin caer en excesos que puedan afectar la integridad de los demás.

#### 2.4.5 CÓDIGO PROCESAL PENAL

El Código procesal penal ,(2002) establece normas que tipifican y sancionan delitos como la difamación, la injuria y la calumnia, los cuales son de aplicación para cualquier persona, incluidos los periodistas, que difunden información que pueda dañar la reputación o el honor de otras personas; aunque estos delitos no están diseñados específicamente para regular a la prensa escrita, sí tienen un impacto directo sobre cómo los medios de comunicación, tanto escritos como electrónicos, pueden informar sobre temas que involucran a individuos o instituciones. Estos artículos buscan equilibrar el derecho a la libertad de expresión con la necesidad de proteger la dignidad de las personas, asegurando que las publicaciones no se conviertan en vehículos para la propagación de falsedades que puedan causar perjuicios injustos, esto significa que los periodistas deben ejercer su trabajo con responsabilidad y verificar la información antes de difundirla, para evitar caer en acusaciones infundadas que puedan desencadenar acciones legales.

De este modo, el Código Penal actúa como un mecanismo de control sobre la práctica del periodismo, fomentando una información más precisa y respetuosa, mientras establece límites claros a la libertad de expresión para evitar que se utilice como un medio para dañar injustamente a las personas. o instituciones.

#### 2.4.6 LEY DE TRANSPARENCIA Y ACCESO A LA INFORMACIÓN PÚBLICA

La Ley de Transparencia y Acceso a la Información Pública ,(2008) Aunque esta ley no se dirige específicamente a los medios de comunicación, fomenta el acceso a la información pública, permitiendo que tanto los ciudadanos como los periodistas puedan solicitar datos de las instituciones públicas; este derecho es esencial para el desarrollo del trabajo investigativo en el periodismo, ya que garantiza que los profesionales de los medios puedan obtener información oficial y relevante para investigar, analizar y divulgar asuntos de interés público, de esta forma, la ley contribuye a fortalecer la transparencia gubernamental y el rol del periodismo en la supervisión y fiscalización de las acciones del Estado.

## **CAPÍTULO III. METODOLOGÍA**

### **3.1 CONGRUENCIA METODOLÓGICA**

La congruencia metodológica desempeña un papel fundamental en cualquier investigación, ya que asegura que todas las etapas del proceso se desarrollen de manera coherente y lógica; Esto implica que cada paso, desde la identificación del problema de investigación hasta la interpretación de los resultados, esté interconectado de manera consistente. Cuando se logra una congruencia metodológica adecuada, se fortalece la validez interna del estudio, lo que significa que los resultados obtenidos son confiables y representativos de la realidad que se está investigando.

La congruencia metodológica se traduce en la coherencia entre la pregunta de investigación, los métodos utilizados para recopilar y analizar los datos, y las conclusiones extraídas de esos datos; esto implica que los métodos elegidos sean apropiados para abordar la pregunta de investigación y que los datos se recolecten y analicen de manera rigurosa y sistemática. La congruencia metodológica también abarca la alineación entre la teoría subyacente, el marco conceptual y el diseño de la investigación, asegurando así que todos los aspectos del estudio estén en armonía y contribuyan de manera significativa a responder la pregunta de investigación planteada (Coello & Roy ,2023).

#### **3.1.1 MATRIZ METODOLÓGICA**

El análisis de sentimientos en noticias financieras y económicas desempeña un papel crucial en la comprensión de la percepción del mercado y las tendencias económicas en una región determinada; en el contexto de Honduras, donde la información financiera y económica tiene un impacto significativo en diversos aspectos sociales y empresariales, es fundamental explorar cómo se presenta y se percibe esta información en los medios de comunicación escritos.

Esta matriz metodológica tiene como objetivo proporcionar un marco sólido para llevar a cabo un estudio sobre el análisis de sentimientos en las noticias financieras y económicas y de estabilidad financiera en Honduras.

**Tabla 1 . Matriz de Congruencia Metodológica**

<b>Formulación del Problema</b>	<b>Objetivo General</b>	<b>Objetivos Específicos</b>	<b>Preguntas de Investigación</b>	<b>Variables Independientes<sup>3</sup></b>	<b>Variables Dependientes<sup>4</sup></b>
¿Cómo puede un modelo de análisis de sentimientos basado en técnicas de procesamiento de natural lenguaje y machine learning ayudar a las instituciones financieras a monitorear la percepción pública sobre temas económicos, financieros y de estabilidad financiera en Honduras?	Desarrollar una propuesta de modelo de análisis de sentimientos basado en técnicas de procesamiento natural de lenguaje (PNL) y machine learning para monitorear la percepción pública sobre temas económicos, financieros y de estabilidad financiera en Honduras, con el fin de proporcionar información precisa y relevante para la toma de decisiones estratégicas en instituciones financieras.	Identificar y analizar las principales emociones y opiniones presentes en las noticias económicas, financieras y de estabilidad financiera en Honduras, considerando diferentes fuentes y temas para comprender cómo influyen en la percepción pública.	¿Cuáles son las emociones y opiniones predominantes en las noticias sobre economía, finanzas y estabilidad financiera en Honduras y cómo varían según la fuente y el tema?	Índice de Sentimiento  Variables Macroeconómicas  Variable Tasa	Percepción Pública

<sup>3</sup> Variable independiente: Palabras relacionadas con la economía, las finanzas y la estabilidad financiera.

<sup>4</sup> Variable dependiente: Índice de sentimiento estimado.

**Continuación Tabla 1 Matriz de Congruencia Metodológica**

Formulación del Problema	Objetivo General	Objetivos Específicos	Preguntas de Investigación	Variables Independientes <sup>5</sup>	Variables Dependientes <sup>6</sup>
		<p>Evaluar el grado de objetividad en las noticias publicadas por los periódicos, identificando la presencia de sesgos positivos o negativos en su redacción y analizando su posible impacto en la percepción del público</p>	<p>¿Las noticias publicadas por los periódicos están redactadas principalmente de manera objetiva, reflejando un enfoque neutral y libre de sesgos positivos o negativos que puedan influir en la percepción del público?</p>		
		<p>Evaluar la capacidad del modelo para reflejar variaciones en el índice de sentimiento frente a eventos económicos y climatológicos relevantes en Honduras.</p>	<p>¿Qué relación existe entre los eventos económicos y climatológicos significativos y las fluctuaciones en el índice de sentimiento de las noticias económicas en Honduras?</p>		

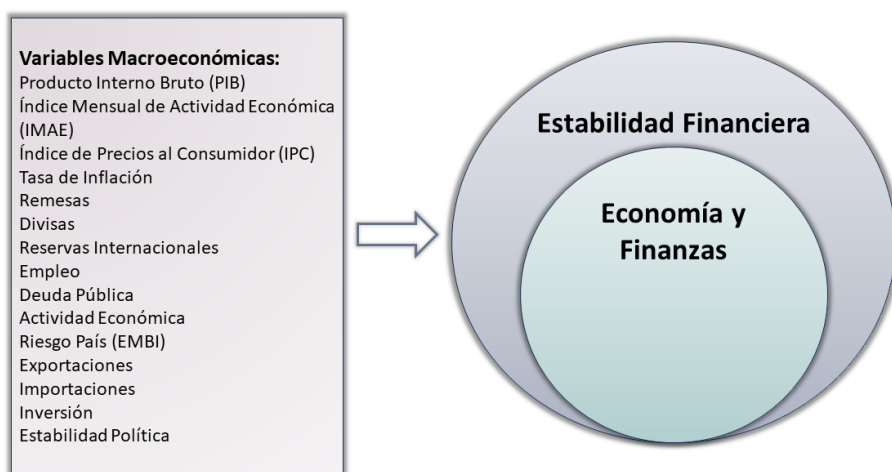
Fuente: Elaboración Propia.

<sup>5</sup> Variable independiente: Palabras relacionadas con la economía, las finanzas y la estabilidad financiera.

<sup>6</sup> Variable dependiente: Índice de sentimiento estimado.

### 3.1.2 ESQUEMA DE VARIABLES DE ESTUDIO

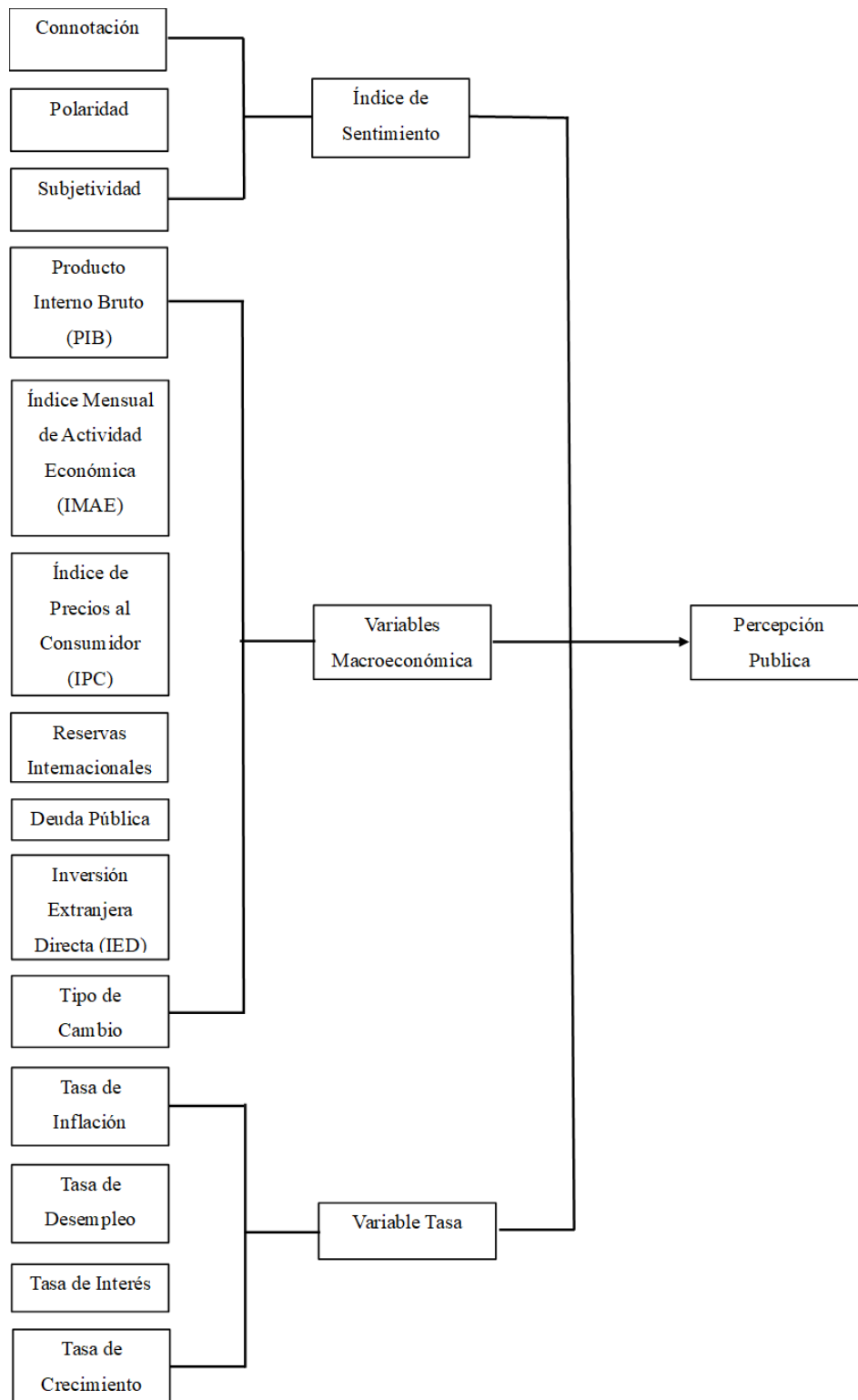
En el estudio de la economía de cualquier país, es esencial analizar variables que reflejen su salud financiera, estabilidad y perspectivas futuras, especialmente cuando se busca entender la percepción pública sobre estos aspectos; en el caso de Honduras, una economía en constante evolución y profundamente influenciada tanto por factores internos como externos, estas variables cobran aún más importancia. Desde el Producto Interno Bruto (PIB) hasta la estabilidad política, cada indicador ofrece una visión crítica para evaluar cómo la ciudadanía percibe el estado y las perspectivas de la economía nacional, este análisis no solo permite comprender la dinámica económica del país y detectar áreas de oportunidad y riesgo, sino que también facilita evaluar cómo las distintas variables impactan la percepción pública sobre la estabilidad financiera y el crecimiento.



**Figura 14 . Esquema de Relación Multivariada**

Fuente: Elaboración Propia

La Figura 14 presenta las variables macroeconómicas y su influencia en la estabilidad financiera, abarcando tanto la economía como las finanzas. Los medios de comunicación, tanto en plataformas impresas como digitales, suelen monitorear de cerca estos indicadores macroeconómicos para elaborar sus secciones de economía; estos indicadores proporcionan información clave que permite interpretar el contexto económico y financiero, lo cual resulta fundamental para informar al público sobre cambios relevantes y tendencias en el entorno financiero global y nacional.



**Figura 15 . Diagrama de Variables**

Fuente: Elaboración Propia

La Figura 15 muestra las relaciones entre la variable dependiente, independientes y sus dimensiones; para las variables independientes, Índice de Sentimiento, las dimensiones consideradas son la connotación, la polaridad y la subjetividad; las dimensiones de la variable macroeconómica incluyen el Producto Interno Bruto, el Índice Mensual de Actividad Económica, el Índice de Precios al Consumidor, las Reservas Internacionales, la Deuda Pública, la Inversión Extranjera Directa y el Tipo de Cambio; en cuanto a la variable independiente Tasa, las dimensiones abarcan la Tasa de Inflación, la Tasa de Desempleo, la Tasa de Interés y la Tasa de Crecimiento.

A través de estas variables, se busca analizar la variable dependiente Percepción Pública sobre temas de noticias financieras, económicas y de estabilidad financiera, es importante señalar que, aunque existen muchas otras variables macroeconómicas y tasas, las seleccionadas representan los factores más fundamentales para esta investigación en relación con la percepción de la estabilidad financiera.

### 3.1.3 OPERACIONALIZACIÓN DE LAS VARIABLES

La operacionalización de variables es el proceso mediante el cual se definen y transforman conceptos abstractos en indicadores concretos y medibles, facilitando así la aplicación y análisis en la investigación; en economía y finanzas, operacionalizar variables permite estructurar y cuantificar fenómenos complejos, este proceso no solo proporciona claridad conceptual, sino que también establece métodos y criterios específicos para recolectar datos de manera precisa y consistente, logrando que el análisis sea objetivo y replicable.

Mediante la operacionalización de estas variables, no solo se establece un marco analítico para su interpretación, sino que también se posibilita la evaluación de su impacto en decisiones políticas, en estrategias de inversión, y en la formulación de políticas públicas; este proceso es esencial para garantizar que los conceptos teóricos se conviertan en métricas accionables, proporcionando una base sólida para interpretar y responder a las dinámicas económicas y financieras.

**Tabla 2 . Operacionalización de las Variables**

Variable	Definición Conceptual	Definición Operacional	Dimensión de la variable	Indicador
Índice de Sentimiento <sup>7</sup>	Rosenbrock et al. (2021) señala que el índice o indicador de sentimientos es una métrica utilizada para medir el sentimiento general y cuantificar las opiniones y emociones expresadas en un texto, las cuales pueden ser positivas, neutrales o negativas; Su relevancia se extiende a diversos campos, como el marketing, el servicio al cliente, la gestión de la reputación, la investigación de mercado, las finanzas, la economía, entre otros, es importante comprender las opiniones de clientes o usuarios expresadas en redes sociales, encuestas, reseñas en línea, comentarios, noticias, etc., para que las organizaciones e instituciones pueden ajustar sus estrategias, mejorar productos o servicios y tomar decisiones informadas.	Evaluar y analizar de manera sistemática las opiniones y emociones expresadas por el público en medios escritos noticiosos, como artículos, columnas de opinión, reportajes y comentarios en periódicos, con el fin de identificar y cuantificar el sentimiento general hacia temas financieros y económicos, se busca comprender cómo los medios interpretan los distintos indicadores macroeconómicos y tasas, evaluados a través de la connotación, polaridad y subjetividad de las expresiones, para obtener una visión más precisa de la percepción pública.	Connotación Polaridad Subjetividad	El índice de sentimiento se mide en decimales entre -1 y 1, el indicador refleja el tono general de las opiniones o emociones expresadas en un conjunto de datos.  -1: Representa un sentimiento completamente negativo.  0: Indica un sentimiento neutral, sin inclinación hacia lo positivo ni lo negativo.  1: Refleja un sentimiento completamente positivo.

<sup>7</sup> Entre más cerca esté el valor de 1, más positivo será el sentimiento general, mientras que entre más cerca esté de -1, más negativo será el sentimiento.

**Continuación Tabla 2 Operacionalización de las Variables**

Variable	Definición Conceptual	Definición Operacional	Dimensión de la variable	Indicador
Variable Macroeconómica	Cardona Echeverri et al. (2016) menciona que las variables macroeconómicas son indicadores clave que ayudan a medir la salud y el desempeño de una economía a gran escala, estas variables proporcionan información sobre el crecimiento económico.	Medir y analizar el crecimiento económico, la estabilidad financiera y las condiciones generales del mercado a través de indicadores clave como el Producto Interno Bruto (PIB), el Índice de Actividad Económica (IMAE), el Índice de Precios al Consumidor (IPC), las Reservas Internacionales, la Deuda Pública, la Inversión Extranjera Directa (IED) y el Tipo de Cambio, estos indicadores permiten obtener una evaluación de la salud económica del país y su desempeño en el contexto global.	<p>Producto Interno Bruto (PIB)</p> <p>Índice de Actividad Económica (IMAE)</p> <p>Índice de Precios al Consumidor (IPC)</p> <p>Reservas Internacionales</p> <p>Deuda Pública</p> <p>Inversión Extranjera Directa (IED)</p> <p>Tipo de Cambio</p>	<p>Moneda nacional (millones o billones de la moneda nacional)</p> <p>Índice con base 100 en un año de referencia.</p> <p>Índice con base 100 en un año de referencia.</p> <p>Moneda extranjera, generalmente expresada en dólares estadounidenses (USD)</p> <p>Moneda nacional o moneda extranjera (dólares, euros, etc.)</p> <p>Moneda nacional o moneda extranjera (dólares, euros, etc.)</p> <p>Valor de una unidad de la moneda nacional frente a una unidad de una moneda extranjera (por ejemplo, lempira por dólar o euro).</p>

## Continuación Tabla 2 Operacionalización de las Variables

Variable	Definición Conceptual	Definición Operacional	Dimensión de la variable	Indicador
Variable Tasa	Carrizo ,(2013)) menciona que una tasa es un indicador financiero o económico que refleja la relación entre dos magnitudes expresadas en términos porcentuales o como una proporción.	Medir y calcular el porcentaje o la relación entre dos variables permite expresar la magnitud de un fenómeno o su evolución a lo largo de un período determinado, facilitando su comparación y análisis en contextos económicos, financieros y otros ámbitos; Estos indicadores, como la tasa de inflación, la tasa de desempleo, la tasa de interés y la tasa de crecimiento, son fundamentales para comprender las dinámicas de la economía.	Tasa de Inflación  Tasa de Desempleo  Tasa de Interés  Tasa de Crecimiento	Porcentaje (%), mide el cambio porcentual en el índice de precios al consumidor (IPC) entre dos períodos de tiempo.  Porcentaje (%), indica el porcentaje de la fuerza laboral que está buscando activamente empleo y no lo ha encontrado.  Porcentaje (%), refleja el costo del dinero prestado o el rendimiento sobre una inversión, expresado como un porcentaje anual.  Porcentaje (%), mide el cambio porcentual en una variable económica (como el PIB, la producción o las ventas) en comparación con un período anterior.

Fuente: Elaboración Propia.

### 3.1.4 HIPÓTESIS

De acuerdo con Espinoza Freire ,(2018), una hipótesis es una explicación provisional planteada como proposición sobre un fenómeno en estudio; al formularla, es esencial tener una actitud abierta y receptiva para evitar imponer ideas preconcebidas, lo cual sería un error metodológico. La hipótesis no necesita ser verdadera desde un principio; debe estructurarse tras una revisión detallada de la literatura existente sobre el tema, tomando como base los descubrimientos de investigaciones anteriores; en el proceso de investigación se determina si es válida o no, como declaración preliminar, la hipótesis establece una posible relación o predicción entre variables y guía tanto la recopilación de datos como su análisis, con el fin de poner a prueba dicha suposición.

En el análisis de sentimientos de noticias económicas, financieras y de estabilidad financiera, es fundamental evaluar la efectividad de los algoritmos empleados para identificar la polaridad de los sentimientos y comprender la percepción pública; estos algoritmos, basados en técnicas de procesamiento natural del lenguaje, buscan ofrecer perspectivas valiosas y apoyar la toma de decisiones en instituciones financieras; sin embargo, es esencial validar su precisión para captar la percepción pública sin depender únicamente de evaluaciones humanas. En este contexto, surge la necesidad de realizar pruebas de efectividad en la identificación de la polaridad de los sentimientos en noticias, estas pruebas permitirán comprender mejor la capacidad del algoritmo para procesar y analizar grandes volúmenes de datos no estructurados con precisión y confiabilidad.

Por ello es crucial formular hipótesis claras que orienten el proceso de evaluación y conduzcan a conclusiones significativas, estas hipótesis brindan un marco teórico sólido y ayudan a establecer criterios objetivos para medir la efectividad del algoritmo para capturar la percepción pública.

Por ello, se plantean hipótesis sobre la efectividad del modelo de análisis de sentimientos basado en PNL y machine learning para monitorear la percepción pública en temas económicos y financieros, así como su capacidad para generar información precisa y estratégica para las instituciones financieras; la realización de pruebas y la evaluación de estas hipótesis son pasos esenciales para validar la precisión y utilidad del modelo en el análisis de sentimientos en noticias económicas y financieras.

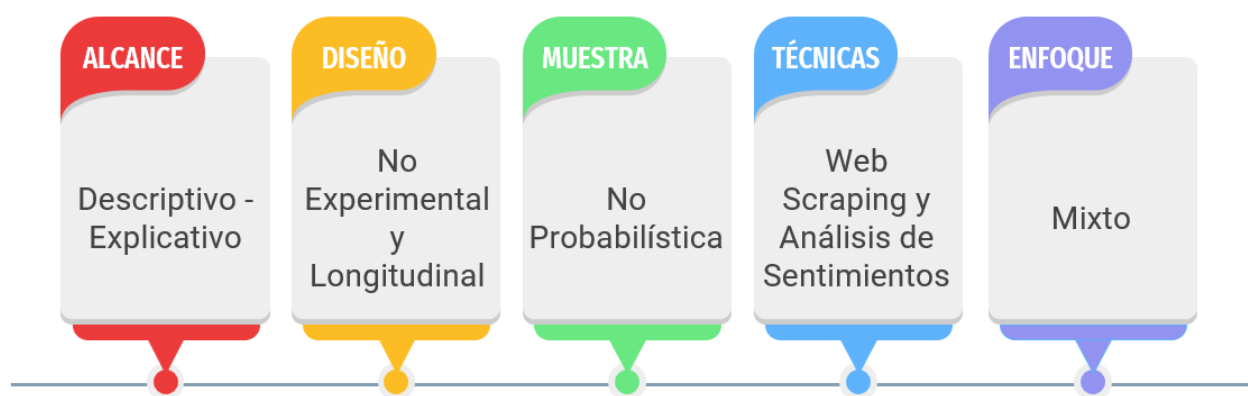
### 3.1.4.1 HIPÓTESIS DE INVESTIGACIÓN

$H_i$ : Un modelo de análisis de sentimientos utilizando PNL y machine learning es eficaz para monitorear la percepción pública y detectar patrones de sentimiento en noticias económicas y financieras.

$H_o$ : Un modelo de análisis de sentimientos utilizando PNL y machine learning no es eficaz para monitorear la percepción pública y detectar patrones de sentimiento en noticias económicas y financieras.

## 3.2 ENFOQUE Y MÉTODOS

La investigación cuantitativa se centra en la recopilación y el análisis de datos numéricos, siendo especialmente útil para identificar patrones, calcular promedios, realizar predicciones, establecer correlaciones y resultados a poblaciones amplias; este enfoque es ampliamente utilizado en disciplinas como psicología, economía, sociología, marketing y ciencias sociales, se trata de un proceso sistemático que estudia fenómenos mediante datos medibles y su análisis mediante herramientas estadísticas, matemáticas y computacionales, se recurre a métodos como el muestreo, encuestas en línea y minería de datos en redes sociales, permitiendo recopilar información estructurada.



**Figura 16 . Enfoque y Método**

Fuente: Elaboración Propia.

### 3.2.1 ENFOQUE

El enfoque de esta investigación es mixto; Combina análisis cuantitativo y cualitativo para examinar en profundidad el contenido de las noticias económicas, financieras y de estabilidad financiera; el objetivo es desarrollar una propuesta de modelo de aprendizaje automático capaz de evaluar la polaridad y singularidad del contenido de dos periódicos de circulación nacional, con el fin de conocer la percepción pública.

#### 3.2.1.1 ENFOQUE CUANTITATIVO

El enfoque cuantitativo se centra en la recopilación automatizada de grandes volúmenes de datos no estructurados mediante web scraping; estos datos se almacenan en una base de datos y luego se analizan estadísticamente para identificar patrones y tendencias entre las variables económicas y financieras presentes en las noticias. El objetivo es analizar la percepción pública mediante la identificación de relaciones cuantificables y significativas entre los datos, lo que permite comprender cómo los medios escritos hondureños perciben los temas económicos y financieros.

#### 3.2.1.2 ENFOQUE CUALITATIVO

El enfoque cualitativo se orienta en el análisis de sentimientos, buscando comprender la dimensión emocional y subjetiva del contenido de las noticias mediante técnicas de procesamiento natural de lenguaje, se identifican y categorizan los sentimientos expresados en las noticias como positivos, negativos o neutros, y se mide su singularidad; este enfoque profundiza en la percepción y la comunicación de los eventos económicos y financieros en los medios de comunicación escritos en Honduras, explorando cómo se transmiten las emociones y actitudes hacia estos temas.

### 3.2.2 ALCANCE

El alcance de esta investigación es descriptivo-explicativo, ya que se enfoca en describir cómo se abordan los temas económicos, financieros y de estabilidad financiera en los periódicos hondureños "El Heraldo" y "La Prensa", mediante la recopilación y análisis de noticias se busca identificar y comprender la percepción pública generada por las mismas; el estudio va más allá de la descripción al explorar las relaciones entre el contenido mediático y los eventos económicos significativos, explicando cómo las narrativas en los medios de comunicación pueden influir en la opinión pública y en el entendimiento de los temas financieros.

### 3.2.3 DISEÑO

El diseño de esta investigación es no experimental y longitudinal, ya que no se manipulan las variables, sino que se analizan las noticias económicas, financieras y de estabilidad financiera publicadas en los periódicos "El Herald" y "La Prensa" tal cómo se presentan en su contexto natural; este enfoque permite observar y analizar las noticias recopiladas a lo largo de un período determinado, lo que facilita la identificación de tendencias y cambios en la percepción pública reflejada en los medios de comunicación, este diseño permite un análisis detallado de la información, proporcionando una visión amplia y profunda de cómo los temas económicos y financieros son representados y percibidos en los principales medios escritos de Honduras.

### 3.2.4 MÉTODO

El enfoque metodológico de esta investigación se centra en el análisis de sentimientos como herramienta principal, complementado con técnicas de minería de datos para el análisis exploratorio (EDA). El proceso inicia con la recopilación de datos relevantes sobre noticias económicas, financieras y climáticas en Honduras, identificando patrones emocionales y su relación con eventos significativos. Posteriormente, se realiza el preprocesamiento de textos para extraer emociones y clasificar los datos en categorías como positivo, negativo o neutral, utilizando herramientas avanzadas de procesamiento de lenguaje natural (PNL).

## 3.3 DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN

La selección cuidadosa de la población y la muestra es un aspecto fundamental en cualquier investigación, ya que garantiza la validez y la representatividad de los resultados obtenidos, en esta investigación la selección de la población y la muestra, así como la aplicación de técnicas de muestreo apropiadas, son aspectos críticos para garantizar la validez y la fiabilidad sobre el análisis de sentimientos en noticias económicas, financieras y estabilidad financiera en Honduras.

### 3.3.1 POBLACIÓN

La selección de la población para esta investigación se basa en un enfoque específico que abarca varios aspectos importantes; la población objetivo comprende todos los periódicos hondureños que publican noticias relacionadas con economía, finanzas y estabilidad financiera, destacan seis medios escritos de circulación nacional en Honduras: Diario La Prensa, Diario

Tiempo, Diario La Tribuna, Diario El Herald, El Libertador y El País. Este enfoque asegura que las noticias seleccionadas sean actuales y pertinentes para el análisis, a incluir en un período determinado; se incluyen todas las noticias relacionadas con los temas mencionados, lo que puede abarcar una amplia variedad de asuntos dentro del ámbito económico y financiero, la extracción de noticias se realiza mediante la búsqueda de palabras clave en los títulos y el contenido de las noticias, los cuales sirven como criterios de selección para identificar las noticias relevantes para el análisis de la investigación.

### 3.3.2 MUESTRA

La muestra es de tipo no probabilística y está conformada por los periódicos "El Herald" y "La Prensa", seleccionados por su relevancia como medios de comunicación de circulación nacional y su accesibilidad para realizar el proceso de web scraping; la elección de estos periódicos responde tanto a su influencia en la cobertura de noticias económicas y financieras como a la facilidad para acceder al código HTML de sus sitios web, lo que permite extraer de manera eficiente la información necesaria para llevar a cabo el análisis propuesto. Estos periódicos se emplean para extraer noticias relacionadas con economía, finanzas y estabilidad financiera que cumplen con los criterios definidos en la población objetivo, esto permite realizar el análisis de sentimientos y calcular la polaridad y singularidad de las noticias publicadas en dichos medios, asegurando que los resultados sean representativos de la cobertura informativa en el ámbito económico y financiero.

### 3.3.3 TÉCNICAS DE MUESTREO

#### 3.3.3.1 MUESTREO NO PROBABILÍSTICO POR CONVENIENCIA

En este estudio, se emplea el muestreo no probabilístico por conveniencia, ya que la población de interés está claramente definida y restringida, y la muestra consiste en los dos periódicos seleccionados: "El Herald" y "La Prensa"; el objetivo es analizar todas las noticias relacionadas con economía, finanzas y estabilidad financiera publicadas en estos medios durante un período específico; dado que estos dos periódicos ya han sido predeterminados para el análisis, la selección de noticias se basa en criterios específicos que incluyen temas y palabras claves dentro del período de estudio, en lugar de una muestra probabilística.

Este enfoque asegura que el análisis sea exhaustivo y que abarque toda la cobertura

relevante de los temas económicos y financieros en los medios seleccionados, minimizando posibles sesgos y asegurando una representación completa de la percepción pública reflejada en "El Herald" y "La Prensa". Así, los resultados obtenidos serán directamente aplicables a estos medios y permitirán una evaluación precisa de cómo los temas económicos y financieros son transmitidos a la sociedad a través de sus contenidos.

### **3.4 TÉCNICAS, INSTRUMENTOS Y PROCEDIMIENTOS APLICADOS**

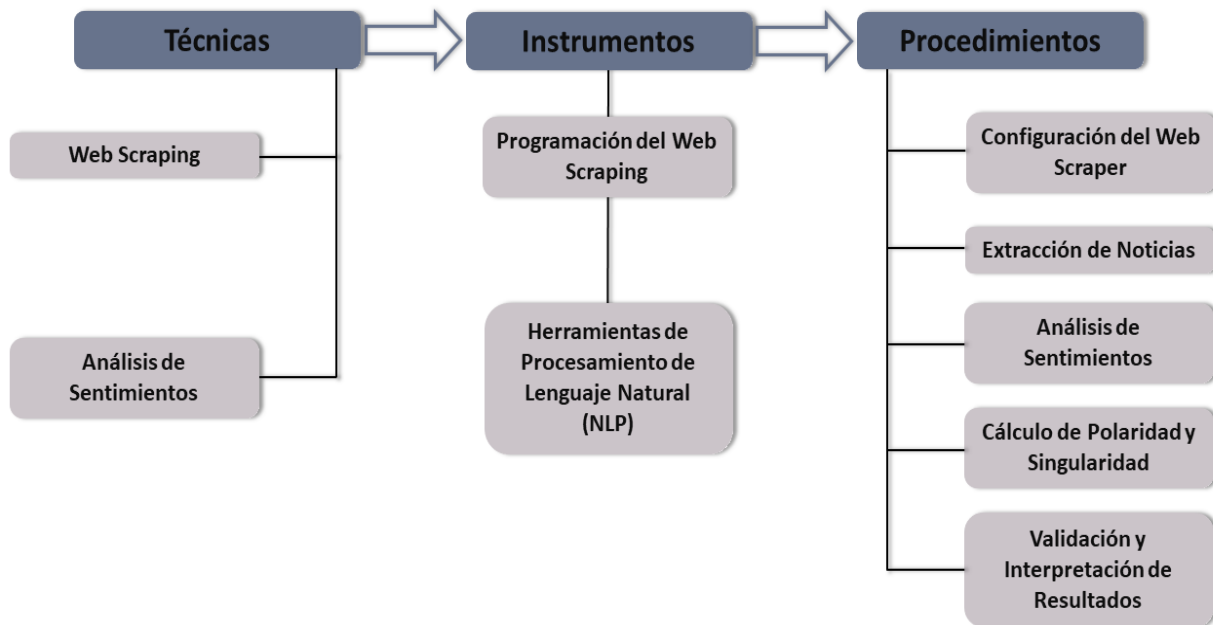
La recopilación eficiente de datos relevantes sobre noticias relacionadas con temas específicos de interés provenientes de fuentes confiables en línea se realiza a través del web scraping, se automatiza el proceso de recolección de información, lo que permite que cada noticia publicada en los sitios web de los periódicos seleccionados en la muestra, "El Herald" y "La Prensa", sea detectada y extraída automáticamente. Los datos recolectados se almacenan en una base de datos centralizada y estructurada, que actúa como un repositorio organizado y accesible para el análisis a lo largo del período de estudio.

Este enfoque metodológico permite un monitoreo continuo y exhaustivo de las noticias relacionadas con economía, finanzas y estabilidad financiera, además, brinda la capacidad de realizar análisis comparativos y longitudinales, identificando patrones, tendencias y cambios en las narrativas mediáticas sobre estos temas. La automatización garantiza la consistencia en la recolección de datos y minimiza el margen de error humano, asegurando que la información relevante se capture de manera sistemática y oportuna. Este enfoque no solo optimiza la eficiencia del proceso de recolección de datos, sino que también fortalece la capacidad de evaluar de manera precisa la percepción pública reflejada en las publicaciones de estos dos medios influyentes.

El uso de Python en la implementación de estos procesos responde a su capacidad para manejar grandes volúmenes de datos no estructurados y al acceso a múltiples librerías especializadas; para la extracción de noticias, se utiliza una combinación de librerías como BeautifulSoup y Scrapy, que permiten navegar y recopilar el contenido de los sitios web de forma automatizada, extrayendo la información de interés y almacenándola en una base de datos estructurada, este enfoque permite asegurar la integridad y coherencia de los datos, y permite aplicar un filtro basado en palabras clave relacionadas con los temas económicos y financieros específicos de la investigación.

Una vez extraídas, las noticias se someten a un análisis de sentimientos, cuyo objetivo es determinar la polaridad emocional del contenido (clasificado como positivo, negativo o neutro) para comprender mejor la percepción pública; este proceso se lleva a cabo mediante técnicas de procesamiento natural de lenguaje (PNL), utilizando bibliotecas avanzadas de Python como NLTK, spaCy y TextBlob, estas herramientas facilitan la eliminación de ruido textual (stopwords, puntuación y otros elementos no informativos) y la normalización del texto, lo cual permite un análisis más preciso y centrado en el contenido relevante de las noticias.

Para captar el contexto específico de términos técnicos en el ámbito económico y financiero, se emplea un diccionario especializado en español desarrollado por el Banco de España; este ofrece un recurso detallado que ayuda a desambiguar y categorizar términos especializados, permitiendo un análisis más preciso de los sentimientos que rodean temas complejos como la inflación, el crecimiento económico, y las políticas fiscales y monetarias. Al integrar este diccionario, el modelo de análisis de sentimientos puede diferenciar matices en las noticias y proporcionar resultados más representativos de la percepción pública en Honduras.



**Figura 17 . Diagrama de flujo Técnicas, Instrumentos y Procedimientos para la extracción y análisis de noticias.**

Fuente: Elaboración Propia.

En la Figura 17 se ilustra la relación entre las técnicas, instrumentos y procedimientos empleados para la extracción y análisis de sentimientos de las noticias; el proceso comienza con la extracción del contenido de las noticias, seguido del análisis de sentimientos, cuyo objetivo es obtener una comprensión clara de la percepción pública, este flujo se desarrolla utilizando el lenguaje de programación Python y sus diversas librerías especializadas, que optimizan tanto la recopilación como la evaluación precisa de los datos.

Este enfoque permite identificar patrones y tendencias en el tiempo, correlacionando la polaridad de las noticias con eventos económicos significativos para comprender cómo las narrativas mediáticas pueden influir en la opinión pública y, potencialmente, en la toma de decisiones de instituciones financieras y otros actores económicos, esta metodología garantiza que los datos sean recopilados y analizados con precisión, proporcionando insights sólidos y basados en evidencia para mejorar la comprensión de la percepción pública en temas financieros y económicos.

### 3.4.1 TÉCNICAS

#### 3.4.1.1 MACHINE LEARNING

Se desarrolla un modelo de aprendizaje automático para calcular la polaridad y singularidad del contenido de las noticias, utilizando los datos previamente recopilados; esta propuesta de modelo tiene como objetivo automatizar y mejorar la precisión del análisis de sentimientos, permitiendo identificar de manera más efectiva las emociones y actitudes expresadas en las noticias, el modelo facilita la evaluación de la percepción pública, proporcionando información más precisa sobre cómo los temas económicos, financieros y de estabilidad financiera son percibidos por la sociedad hondureña a través de los medios de comunicación escritos.

#### 3.4.1.2 ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA

Se aplican técnicas estadísticas descriptivas para analizar los datos cuantitativos obtenidos, lo que incluye la identificación de tendencias y patrones entre las variables económicas y financieras; el análisis permite comprender mejor las relaciones y comportamientos de las variables, proporcionando una visión clara sobre los aspectos más relevantes en el contexto de las noticias económicas.

#### 3.4.1.3 ANÁLISIS TEMPORAL

Se realiza un análisis temporal detallado para comprender la evolución de los sentimientos en las noticias económicas a lo largo del tiempo, lo que facilita la identificación de patrones y su evaluación con eventos económicos clave, este enfoque permite obtener una visión más profunda de cómo los sentimientos cambian en respuesta a acontecimientos importantes en el ámbito económico.

#### 3.4.1.4 WEB SCRAPING

En esta investigación, el web scraping se utiliza como herramienta clave para la recolección de datos, permitiendo una extracción automatizada, eficiente y sistemática de textos de noticias desde múltiples plataformas digitales, incluyendo sitios web de medios informativos y blogs especializados. Este proceso garantiza la recopilación de grandes volúmenes de datos en tiempo real y facilita la obtención de información actualizada y relevante sobre temas económicos y financieros.

Los datos extraídos mediante web scraping son procesados y estructurados en conjuntos organizados utilizando Microsoft Excel que es crucial para convertir información no estructurada, como contenido web en formato HTML, en tablas y matrices ordenadas que pueden ser analizadas fácilmente. La organización en Excel incluye la clasificación de variables como la fecha de publicación, el titular, el cuerpo de la noticia y las etiquetas relacionadas, proporcionando una base sólida para el análisis posterior.

#### 3.4.1.5 COMPARATIVA DE TÉCNICAS DE WEB SCRAPING Y CRITERIOS PARA SU SELECCIÓN EN PROYECTOS DE RECOLECCIÓN DE DATOS

Existen diversas técnicas para realizar web scraping, cada una con ventajas y desventajas según el contexto del proyecto; las bibliotecas y frameworks como BeautifulSoup y Scrapy son opciones para proyectos que requieren personalización y flexibilidad. BeautifulSoup es ideal para sitios con estructura sencilla, pero puede ser más lento con grandes volúmenes de datos, mientras que Scrapy es más eficiente y escalable para proyectos más grandes. Si el sitio web presenta contenido dinámico o interactivo, herramientas como Selenium permiten interactuar con JavaScript, pero son más complejas y consumen más recursos.

Algunos sitios ofrecen API que proporcionan acceso estructurado y legal a los datos,

aunque a menudo con restricciones en la cantidad y tipo de información disponible. La elección de la técnica depende de varios factores, como el volumen y la complejidad de los datos, el presupuesto, la estructura del sitio web, el conocimiento técnico del usuario, la legalidad del scraping y la necesidad de escalabilidad y mantenimiento del proyecto. Con base en estos criterios, se elige el web scraping como la técnica de recolección de datos debido a su capacidad para adaptarse eficientemente a la estructura HTML de los periódicos seleccionados en la muestra.

#### 3.4.1.6 ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS

Se aplica el análisis de sentimientos para evaluar la polaridad (positiva, negativa o neutra) de las noticias extraídas, esto implica el uso de algoritmos de procesamiento natural de lenguaje (PNL) para determinar la orientación emocional de cada noticia en relación con los temas económicos y financieros haciendo uso del diccionario creado por el Banco de España.

### 3.4.2 INSTRUMENTOS

#### 3.4.2.1 PROGRAMACIÓN DE WEB SCRAPING

Se utilizan librerías como BeautifulSoup, Scrapy u otras similares para extraer las noticias de los sitios web de los periódicos de manera automatizada y estructurada.

#### 3.4.2.2 HERRAMIENTAS DE PROCESAMIENTO NATURAL DE LENGUAJE (PNL)

Se emplean herramientas y bibliotecas de PNL como NLTK (Natural Language Toolkit), spaCy, TextBlob, entre otras, para llevar a cabo el análisis de sentimientos de las noticias extraídas, estas bibliotecas o librerías se utilizan con el fin de hacer limpieza de texto antes de continuar con el análisis de sentimientos.

### 3.4.3 PROCEDIMIENTOS

#### 3.4.3.1 CONFIGURACIÓN DEL WEB SCRAPING

Se definen los parámetros y criterios de búsqueda para el web scraping, incluyendo las palabras clave relacionadas con economía, finanzas y estabilidad financiera, así como la estructura de las páginas web de los periódicos de interés.

#### 3.4.3.2 EXTRACCIÓN DE NOTICIAS

Se ejecuta el web scraping para extraer las noticias relevantes de los sitios web de "El

Heraldo" y "La Prensa", basadas en las palabras clave definidas, garantizando la recolección de datos actualizados y pertinentes a la investigación planteada.

#### 3.4.3.3 DICCIONARIO TÉCNICO

Además de las técnicas mencionadas anteriormente, esta investigación también emplea un diccionario en español creado por el Banco de España; como mencionan Moreno, A., González, C., (2020), este diccionario contiene términos específicos relacionados con la economía, las finanzas y la estabilidad financiera, y es utilizado como una herramienta adicional para el análisis de sentimientos en las noticias recopiladas. El diccionario proporciona una base sólida para la interpretación precisa del contenido de las noticias, especialmente en lo que respecta a términos técnicos y especializados.

Al combinar estas técnicas, la investigación no solo permite identificar cómo se transmiten los eventos económicos y financieros en los medios escritos en Honduras, sino también cómo estos mensajes influyen en las decisiones financieras, esta comprensión integral brinda a las instituciones financieras la capacidad de tomar decisiones más informadas y estratégicas.

#### 3.4.3.4 CÁLCULO DE POLARIDAD Y SINGULARIDAD

Se calcula la polaridad y singularidad de las noticias mediante algoritmos específicos, considerando factores como la orientación emocional de la noticia y su contenido único en comparación con otras noticias.

#### 3.4.3.5 VALIDACIÓN E INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS

Se validan los resultados obtenidos y se interpretan en el contexto de la investigación, identificando patrones, tendencias y relaciones relevantes entre las noticias y los temas económicos y financieros analizados.

### 3.5 FUENTES DE INFORMACIÓN

En esta investigación, se opta por utilizar como fuentes de información las noticias directamente extraídas de los periódicos de muestra "El Herald" y "La Prensa", lo que garantiza la integridad y la autenticidad de los datos recopilados; sin embargo, es importante destacar que estas noticias están sustentadas por información proporcionada por instituciones clave en el ámbito

financiero y económico, como la Comisión Nacional de Bancos y Seguros (CNBS) y el Banco Central de Honduras (BCH); estas instituciones difunden información relevante a través de boletines, informes, redes sociales y otros canales de comunicación, que a su vez son utilizados por los periódicos para elaborar sus noticias; por lo tanto, aunque nos centramos en noticias como fuentes primarias, es crucial reconocer que estas están respaldadas por datos y análisis provenientes de instituciones confiables como la CNBS y el BCH.

### 3.5.1 FUENTES PRIMARIAS

#### 3.5.1.1 ACLARACIÓN

En el contexto de la investigación sobre el análisis de sentimientos en noticias económicas, financieras y de estabilidad financiera, es esencial distinguir entre fuentes primarias y secundarias; Aunque los diferentes informes y boletines emitidos por la Comisión Nacional de Bancos y Seguros (CNBS) y el Banco Central de Honduras (BCH) constituyen fuentes primarias de información, los diversos medios de comunicación, incluyendo periódicos, revistas y sitios web, se consideran fuentes secundarias; esto se debe a que los medios basan sus noticias y reportajes en los informes presentados por estas instituciones financieras, interpretándolos, analizándolos y presentándolos al público de manera más accesible.

Sin embargo, en el contexto específico de la investigación de noticias económicas, financieras y de estabilidad financiera, se considerarán las noticias publicadas por estos medios escritos como fuentes primarias; esto se debe a que estas noticias ofrecen una visión directa y en tiempo real de los acontecimientos económicos y financieros, reflejando la interpretación y la perspectiva de los periodistas sobre la información presentada en los informes y boletines de la CNBS y el BCH.

Las fuentes primarias representan la información que se obtiene directamente de las noticias extraídas de los periódicos "El Herald" y "La Prensa" mediante el web scraping, estas noticias proporcionan una visión directa de los eventos, tendencias y desarrollos económicos y financieros tal como fueron presentados por los medios de comunicación. Al obtener las noticias directamente de los periódicos, se asegura la frescura y autenticidad de los datos, lo que es fundamental para realizar un análisis preciso y confiable.

Utilizar fuentes primarias como estas garantiza que la investigación esté fundamentada en

información original y actualizada, evitando sesgos; además, al extraer directamente las noticias de los periódicos se obtiene una cantidad significativa de datos que puede ser analizada en detalle para identificar patrones, tendencias y relaciones importantes en el ámbito económico y financiero.

### 3.5.2 FUENTES SECUNDARIAS

Las fuentes secundarias consisten en investigaciones y estudios previos que abordan temas relacionados con el objeto de estudio y que son referenciados y analizados en el marco teórico; estas fuentes proporcionan un contexto amplio y fundamentado, permitiendo identificar antecedentes, teorías, enfoques metodológicos y hallazgos relevantes que enriquecen la comprensión del fenómeno en cuestión, además, las fuentes secundarias contribuyen a establecer un marco conceptual sólido, delimitando el alcance de la investigación actual y facilitando la comparación de resultados con estudios anteriores, lo que potencia la validez y relevancia del trabajo académico.

## **CAPÍTULO IV. RESULTADOS Y ANÁLISIS**

El presente capítulo detalla los resultados obtenidos a lo largo de la investigación, enfocándose en el análisis de la percepción pública frente a noticias económicas, financieras y de estabilidad financiera publicadas en los periódicos El Herald y La Prensa durante el período de estudio; los hallazgos reflejan cómo diferentes eventos y temas abordados en estas publicaciones influyen en los índices de sentimiento y polaridad, ofreciendo una visión integral de la relación entre los mensajes mediáticos y la percepción ciudadana.

### **4.1 INFORME DE PROCESO DE RECOLECCIÓN DE DATOS**

La recolección de datos es una etapa esencial en el desarrollo de investigaciones que buscan analizar fenómenos sociales, económicos y financieros a través de medios de comunicación, en este contexto, se ha llevado a cabo un proceso exhaustivo de recopilación de noticias publicadas en los periódicos El Herald y La Prensa, dos de los principales medios informativos en Honduras, reconocidos por su cobertura en temas de interés nacional e internacional.

El enfoque de esta recolección se centra en identificar noticias relacionadas con economía, finanzas y estabilidad financiera, permitiendo establecer una base de datos sólida que sirva como insumo para el análisis de sentimientos y la evaluación de percepciones públicas frente a eventos trascendentales; para garantizar la representatividad y calidad de los datos, las noticias fueron seleccionadas bajo criterios predefinidos, considerando términos clave relacionados con los temas de interés, se analizaron tanto los titulares como el contenido principal de los artículos, asegurando que la información recolectada tuviera relevancia directa con los indicadores de interés.

#### **4.1.1 RECOLECCIÓN DE LOS DATOS**

Para el proceso de recolección de datos, se emplea una combinación de funciones diseñadas dentro del algoritmo específicamente para realizar web scraping en los sitios web de los periódicos El Herald y La Prensa; en la etapa inicial de recolección, no se desarrolló un límite temporal para los datos recopilados, la recolección se realiza de manera diaria y se extiende hasta el período estimado para la investigación.

La función obtener forma singular reduce una palabra en español a su raíz o tronco<sup>8</sup> utilizando el algoritmo SnowballStemmer de la biblioteca nltk en Python; este proceso, conocido como stemming, no busca identificar la forma gramaticalmente correcta de la palabra (como lo haría un lematizador), sino derivar una raíz común que representa a palabras relacionadas. Este enfoque es especialmente útil en tareas de análisis de texto, búsqueda de información y procesamiento de lenguaje natural, donde es necesario tratar palabras derivadas de una misma base como equivalentes para simplificar el análisis. (Ver Anexo 3)

La búsqueda de noticias mediante web scraping se realiza enviando solicitudes HTTP a cada URL proporcionada utilizando la biblioteca requests de Python, para descargar el contenido HTML de las páginas; posteriormente, se emplea la librería BeautifulSoup para analizar este HTML y localizar elementos que contienen las noticias, como etiquetas <div> con la clase headline, en este proceso, la búsqueda de palabras clave se realiza tanto en el título de la noticia como en el cuerpo de la misma; si alguna de las palabras clave es encontrada, se extraen los elementos necesarios, como el título, el enlace y el texto completo de la noticia, para su posterior análisis, este proceso automatizado permite recopilar información de múltiples noticias, organizándola de manera estructurada para facilitar su análisis posterior. (Ver Anexo 4 y 5)

Las funciones crear dataframe y guardar dataframe a Excel trabajan juntas para estructurar y almacenar información de noticias obtenida mediante web scraping; la función crear dataframe organiza los datos de un conjunto de resúmenes, extrayendo elementos clave como fecha, enlace, título, palabras clave, índice de sentimiento e índice de singularidad, y los almacena en un DataFrame de pandas con columnas bien definidas; por su parte, la función guardar dataframe toma este DataFrame y lo guarda en un archivo Excel, cuyo nombre se genera dinámicamente según la fecha y hora actual, asegurando que los datos queden almacenados de manera ordenada y accesibles para análisis posteriores, juntas, estas funciones facilitan la estructuración y conservación de grandes volúmenes de información de noticias de forma automatizada. (Ver Anexo 1 y 2)

#### 4.1.2 DESCRIPCIÓN DE LOS DATOS

La información de las noticias extraídas diariamente y almacenadas en un archivo de Excel

---

<sup>8</sup> Al aplicar esta función a las palabras: "corriendo", "corre", y "corrí" podrían reducirse a la raíz "corr".

está estructurada en un conjunto de datos compuesto por 7 campos clave, diseñado para capturar y organizar los aspectos más relevantes de cada noticia. Estos campos incluyen:

1. Fecha de extracción: registra el momento exacto en que se realiza la recolección de la noticia, lo que permite rastrear la temporalidad de los datos.
2. Enlace (link): contiene la URL específica que lleva directamente a la noticia en el sitio web del periódico, facilitando la verificación y el acceso al contenido original.
3. Título: presenta el encabezado o título de la noticia, proporcionando un resumen inicial del contenido.
4. Periódico: identifica la fuente del contenido (El Heraldo o La Prensa), útil para diferenciar entre las distintas publicaciones.
5. Índice de sentimiento: representa un análisis cuantitativo que evalúa el tono emocional del contenido, categorizándolo como positivo, negativo o neutral según su polaridad.
6. Índice de singularidad: mide la diversidad lingüística del texto, basado en la relación entre palabras únicas y el total de palabras, lo que ayuda a evaluar la riqueza del vocabulario empleado.
7. Palabras clave encontradas: enumera las palabras relevantes detectadas en el contenido de la noticia, que coinciden con los términos definidos previamente para el análisis.

A continuación, se presenta una vista previa del conjunto de datos, destacando cómo estos campos estructuran la información para facilitar el análisis detallado y la identificación de tendencias en los datos recopilados.

fecha	link	título	periodico	indice_sentimiento	indice_singularidad	palabra_clave
2024-01-31 14:35:53	<a href="https://www.elheraldo.hn/elheraldoplus/data/estafas-electronicas-phishing-honduras-robo-dinero-HF16203477">https://www.elheraldo.hn/elheraldoplus/data/estafas-electronicas-phishing-honduras-robo-dinero-HF16203477</a>	Así se cometen las estafas electrónicas en Honduras, ¿cómo evitar ser víctima?	El Heraldo	0.0042	0.4164	['cnbs', 'CNBS']
2024-01-31 14:35:53	<a href="https://www.elheraldo.hn/brandedcontent/deinteres/digitalizacion-remesas-inclusion-financiera-usuarios-CO17192022">https://www.elheraldo.hn/brandedcontent/deinteres/digitalizacion-remesas-inclusion-financiera-usuarios-CO17192022</a>	Digitalización de remesas: Inclusión financiera para los usuarios	El Heraldo	-0.0053	0.3596	['remesas']
2024-01-31 14:35:53	<a href="https://www.elheraldo.hn/economia/bch-retrocedio-quitar-banca-casas-cambio-venta-dolares-AD17272354">https://www.elheraldo.hn/economia/bch-retrocedio-quitar-banca-casas-cambio-venta-dolares-AD17272354</a>	BCH retrocedió al quitar a la banca y casas de cambio la venta de dólares	El Heraldo	0	0.4719	['inflación', 'remesas']
2024-01-31 14:35:53	<a href="https://www.elheraldo.hn/economia/canasta-basica-cerro-2023-costo-12-240-tempiras-CF17215689">https://www.elheraldo.hn/economia/canasta-basica-cerro-2023-costo-12-240-tempiras-CF17215689</a>	La canasta básica cerró 2023 con un costo de L12,240.1	El Heraldo	0	0.5844	['inflación']
2024-01-31 14:35:53	<a href="https://www.elheraldo.hn/economia/sin-avances-en-la-negociacion-del-ajuste-al-salario-minimo-de-este-ano-GA17170574">https://www.elheraldo.hn/economia/sin-avances-en-la-negociacion-del-ajuste-al-salario-minimo-de-este-ano-GA17170574</a>	Sin avances en la negociación del ajuste al salario mínimo de este año	El Heraldo	0	0.5546	['inflación']
2024-01-31 14:35:53	<a href="https://www.laprensa.hn/economia/dineroynegocios/honduras-solido-crecimiento-sistema-financiero-hondureno-cnbs-G17228077">https://www.laprensa.hn/economia/dineroynegocios/honduras-solido-crecimiento-sistema-financiero-hondureno-cnbs-G17228077</a>	Sólido crecimiento en el sistema financiero hondureño, según CNBS	La Prensa	0	0.5189	['cnbs', 'CNBS']
02/02/2024 14:35	<a href="https://www.elheraldo.hn/economia/cual-es-el-monto-que-cubre-el-seguro-de-deposito-para-2024-BG17334410">https://www.elheraldo.hn/economia/cual-es-el-monto-que-cubre-el-seguro-de-deposito-para-2024-BG17334410</a>	¿Cuál es el monto que cubre el seguro de depósito para 2024?	El Heraldo	0.0059	0.5799	['Seguro']
2024-02-13 13:05:58	<a href="https://www.elheraldo.hn/hondurenoseneimundo/busca-trabajo-hondurenos-empiezan-salir-texas-florida-FA17535356">https://www.elheraldo.hn/hondurenoseneimundo/busca-trabajo-hondurenos-empiezan-salir-texas-florida-FA17535356</a>	Hondureños empiezan a salir de Texas y de Florida	El Heraldo	0	0.5735	['remesas']
2024-02-16 11:12:35	<a href="https://www.elheraldo.hn/economia/ajuste-salario-minimo-oscilara-5-19-y-7-19-DK17596137">https://www.elheraldo.hn/economia/ajuste-salario-minimo-oscilara-5-19-y-7-19-DK17596137</a>	El ajuste al salario mínimo oscilará entre 5.19% y 7.19%	El Heraldo	0.0042	0.5612	['IPC', 'inflación']

**Figura 18 .Conjunto de datos recopilado con información sobre noticias financieras, económicas y de estabilidad financiera.**

Fuente: Elaboración Propia.

En la Figura 18 se presenta la estructura final de los datos recopilados mediante web scraping y análisis de sentimientos; cabe señalar que, aunque los datos ya están organizados, aún no han sido completamente procesados y limpiados, por lo que algunos elementos podrían requerir ajustes adicionales antes de proceder con un análisis detallado de la información recolectada.

#### 4.1.3 LIMPIEZA DE LOS DATOS

El proceso de recolección de datos mediante web scraping está diseñado para identificar noticias relacionadas con temas financieros, económicos y de estabilidad financiera, a partir de un conjunto de palabras claves previamente definidas; cuando el algoritmo encuentra una de estas palabras clave en una noticia, extrae automáticamente la información asociada, sin embargo, es importante señalar que la presencia de estas palabras no garantiza que la noticia esté directamente relacionada con el tema de interés. A menudo, las palabras clave pueden ser utilizadas en contextos más generales o ajenos a la economía, lo que podría generar datos irrelevantes o incluso confusos para la investigación; por lo tanto, aunque los datos extraídos son inicialmente útiles, es fundamental realizar una limpieza profunda para filtrar la información que realmente aporta valor al análisis, este proceso de depuración implica revisar y eliminar las noticias que no cumplen con los criterios específicos del estudio, asegurando así que solo se trabaje con datos pertinentes y de alta calidad antes de proceder con el análisis detallado.

2024-03-15 13:09:22	<a href="https://www.elheraldo.hn/economia/dialogo-cohesion-promovera-anabel-gallardo-cohep-P218170960">https://www.elheraldo.hn/economia/dialogo-cohesion-promovera-anabel-gallardo-cohep-P218170960</a>	Anabel Gallardo impulsará diálogo y cohesión en el Cohep	El Heraldo	-0.005	0.566	['COHEP']
2024-03-15 13:09:22	<a href="https://www.elheraldo.hn/economia/mateo-yibrin-discursos-despedida-presidencia-cohep-M118154097">https://www.elheraldo.hn/economia/mateo-yibrin-discursos-despedida-presidencia-cohep-M118154097</a>	Mateo Yibrin: "Me voy con la certeza de que el compromiso, la innovación y la colaboración se fortalecerán"	El Heraldo	0.0053	0.5506	['COHEP']
2024-03-15 13:09:22	<a href="https://www.elheraldo.hn/economia/quien-es-anabel-gallardo-perfil-nueva-presidenta-cohep-honduras-M118153779">https://www.elheraldo.hn/economia/quien-es-anabel-gallardo-perfil-nueva-presidenta-cohep-honduras-M118153779</a>	¿Quién es Anabel Gallardo, la nueva presidenta del Cohep?	El Heraldo	0	0.6952	['COHEP']
2024-03-15 13:09:22	<a href="https://www.elheraldo.hn/economia/anabel-gallardo-asume-presidencia-cohep-M118153091">https://www.elheraldo.hn/economia/anabel-gallardo-asume-presidencia-cohep-M118153091</a>	Anabel Gallardo asume la presidencia del Cohep	El Heraldo	0	0.6077	['COHEP']
15/03/2024 13:09	<a href="https://www.elheraldo.hn/economia/banco-central-asignacion-divisas-M118146602">https://www.elheraldo.hn/economia/banco-central-asignacion-divisas-M118146602</a>	Banco Central no cambiará la asignación de divisas	El Heraldo	0.0081	0.5289	['BCH']
2024-03-18 14:43:12	<a href="https://www.elheraldo.hn/economia/ingreso-divisas-honduras-caida-333-6-millones-dolares-comparacion-GL18204332">https://www.elheraldo.hn/economia/ingreso-divisas-honduras-caida-333-6-millones-dolares-comparacion-GL18204332</a>	¿Por qué ha caído en 333.6 millones de dólares ingreso de divisas a Honduras?	El Heraldo	0.003	0.4354	['remesas', 'BCH']
2024-03-18 14:43:12	<a href="https://www.elheraldo.hn/economia/conozca-cinco-productos-que-lideraron-exportaciones-hondureñas-2023-honduras-BL18200980">https://www.elheraldo.hn/economia/conozca-cinco-productos-que-lideraron-exportaciones-hondureñas-2023-honduras-BL18200980</a>	Conozca los cinco productos que lideraron las exportaciones hondureñas en 2023	El Heraldo	0.0058	0.4415	['BCH']
2024-03-18 14:43:12	<a href="https://www.elheraldo.hn/economia/anabel-gallardo-cohep-gobierno-deberia-ser-un-facilitador-inversionistas-empresas-B18199550">https://www.elheraldo.hn/economia/anabel-gallardo-cohep-gobierno-deberia-ser-un-facilitador-inversionistas-empresas-B18199550</a>	Anabel Gallardo: "Gobierno debe ser facilitador para inversionistas"	El Heraldo	0.0015	0.4699	['COHEP']
2024-03-20 13:20:16	<a href="https://www.elheraldo.hn/honduras/aumento-empleados-publicos-salario-FJ18228409">https://www.elheraldo.hn/honduras/aumento-empleados-publicos-salario-FJ18228409</a>	Aumento a empleados públicos tendrá un impacto de L915 millones	El Heraldo	0	0.4724	['inflación']
2024-03-20 13:20:16	<a href="https://www.elheraldo.hn/economia/escasez-dolares-afecta-produccion-cohep-MJ18227913">https://www.elheraldo.hn/economia/escasez-dolares-afecta-produccion-cohep-MJ18227913</a>	Gallardo dice que escasez de dólares afecta producción	El Heraldo	-0.0106	0.554	['COHEP']
2024-03-21 13:10:43	<a href="https://www.elheraldo.hn/economia/honduras-fmi-definiran-revision-acuerdo-stand-by">https://www.elheraldo.hn/economia/honduras-fmi-definiran-revision-acuerdo-stand-by</a>	Honduras y FMI a definir la revisión del acuerdo Stand-By	El Heraldo	0.0037	0.5713	['Monetaria']

**Figura 19 .Ejemplo de noticias que deben ser eliminadas de la base de datos debido a irrelevancia o contexto inapropiado.**

Fuente: Elaboración Propia.



**Figura 20 .Ejemplo de contenido irrelevante para la investigación debido a contexto no relacionado con los temas financieros y económicos.**

Fuente: El Heraldo.

En las Figuras 19 y 20 se ilustran ejemplos de noticias que no aportan valor a la investigación, ya que su contenido no está relacionado directamente con los temas financieros, económicos ni de estabilidad financiera; estas noticias, aunque pueden contener palabras clave relevantes, no cumplen con los criterios esenciales para el análisis, lo que las convierte en datos irrelevantes para los objetivos del estudio. Por lo tanto, es fundamental llevar a cabo el proceso de limpieza exhaustiva en los datos recolectados, asegurando que solo se conserven las noticias que realmente contribuyen al análisis, este proceso de depuración no solo mejora la calidad de los datos, sino que también optimiza la precisión y la efectividad del análisis posterior.

Inicialmente, la base de datos contiene un total de 342 observaciones; sin embargo, tras realizar un riguroso proceso de limpieza y depuración de los datos, se obtuvieron 309 observaciones finales, que son las que se utilizan para llevar a cabo el análisis del estudio; Las noticias recopiladas abarcan un intervalo de tiempo que va desde el 31 de enero de 2024 hasta el 26 de noviembre de 2024.

La elección de esta fecha de cierre no fue arbitraria; se fundamenta en la relevancia de los acontecimientos económicos recientes en Honduras, los cuales fueron reportados ampliamente en medios locales; el objetivo de delimitar este período fue establecer una conexión entre estos

eventos económicos y la percepción pública reflejada en los principales periódicos del país: El Heraldito y La Prensa, de esta manera, se busca analizar cómo estos medios de comunicación interpretaron y transmitieron la información económica, así como explorar cómo esta narrativa pudo haber influido en la opinión pública o en el sentimiento general frente a dichos eventos, este enfoque contextualizado permite extraer conclusiones más relevantes sobre la relación entre la cobertura mediática y la percepción social en el ámbito económico.

## **4.2 RESULTADOS Y ANÁLISIS DE LAS TÉCNICAS APLICADAS**

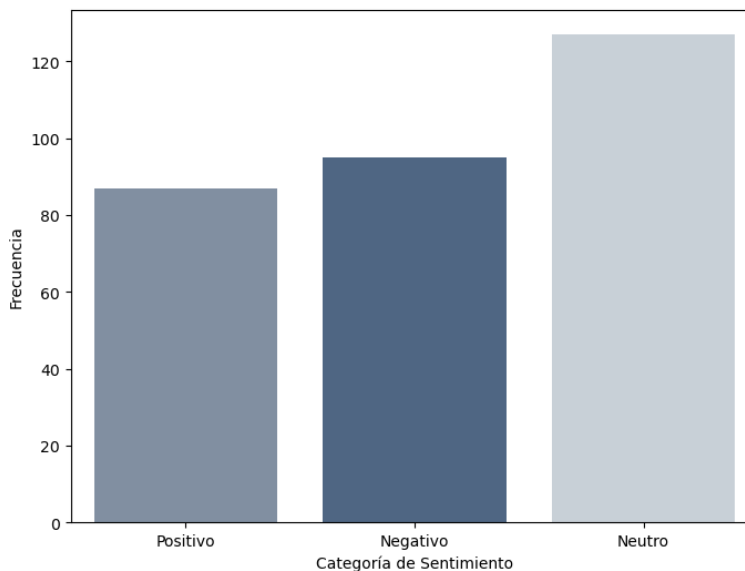
En este apartado se presentan los resultados obtenidos del Análisis Exploratorio de Datos (EDA, por sus siglas en inglés) aplicado a las noticias relacionadas con temas económicos, financieros y de estabilidad financiera de Honduras; este análisis tiene como objetivo principal comprender el comportamiento y las tendencias de la percepción pública sobre estos tópicos durante el período de estudio, para ello, se han incorporado diferentes herramientas visuales y métricas que permiten una exploración profunda de los datos; las herramientas de visualización como Matplotlib, Plotly y WordCloud han sido esenciales para representar los datos de manera intuitiva y atractiva, estas librerías permiten generar gráficos dinámicos que facilitan la interacción con los datos, mejorando la comprensión de los resultados obtenidos. (Ver Anexo 11).

En conjunto, este análisis explora cómo los medios de comunicación, representados por los periódicos El Heraldito y La Prensa, han informado sobre temas económicos y financieros, y cómo estas noticias han moldeado o reflejado la percepción pública a lo largo del tiempo; este enfoque proporciona una base sólida para interpretar no solo las tendencias observadas, sino también su relación con los eventos clave que marcaron el panorama económico durante el período en estudio.

### **4.2.1 RESULTADOS CUANTITATIVOS**

Los resultados del análisis cuantitativo se centran en la descripción y evaluación exhaustiva de los datos recolectados, proporcionando una visión clara y estructurada de la información obtenida; este análisis permite identificar patrones, tendencias y relaciones clave dentro de las noticias recopiladas, con el objetivo de ofrecer una perspectiva fundamentada sobre el panorama mediático en torno a temas económicos, financieros y de estabilidad en Honduras.

#### 4.2.1.1 DISTRIBUCIÓN DEL SENTIMIENTO POR CLASIFICACIÓN



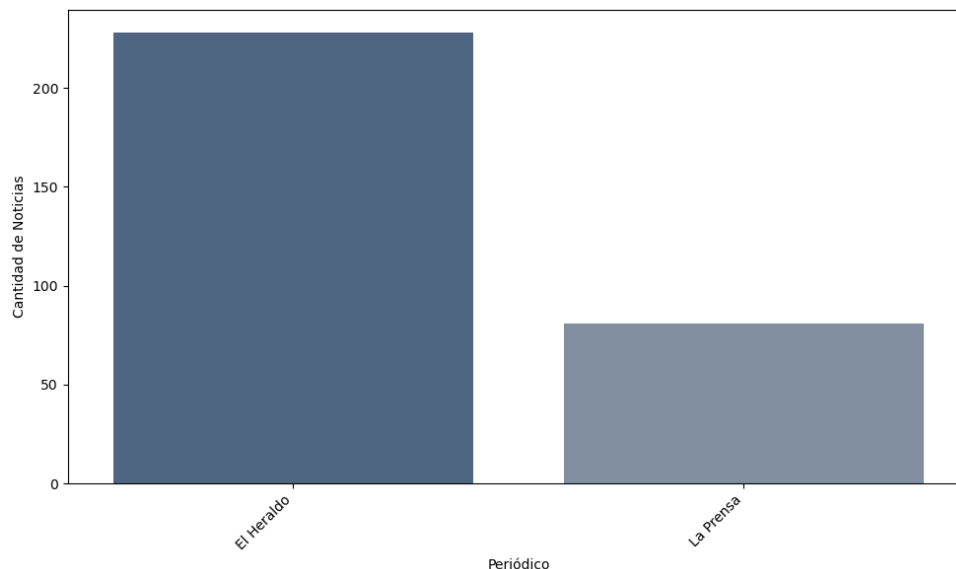
**Figura 21 . Distribución del sentimiento en las noticias por clasificación: negativa, positiva o neutra.**

Fuente: Elaboración Propia.

En la Figura 21 se presenta la distribución del sentimiento clasificado de las 309 noticias analizadas; De estas, 127 noticias (equivalentes al 41% del total) reflejan un sentimiento neutro, lo que indica que gran parte del contenido informativo se mantiene en una narrativa objetiva o carente de carga emocional significativa; por otro lado, 100 noticias (32%) están clasificadas con un sentimiento positivo, lo que sugiere que aproximadamente un tercio de las noticias proyectan una percepción favorable o alentadora sobre los temas abordados; finalmente, 82 noticias, que representan el 27%, muestran un sentimiento negativo, evidenciando una menor pero significativa proporción de contenido con connotaciones desfavorables o críticas.

Este análisis permite identificar cómo los medios representaron las noticias durante el período de estudio, destacando que la mayoría de las publicaciones tienden hacia la neutralidad o una ligera inclinación positiva, sin embargo, el porcentaje notable de noticias con sentimiento negativo subraya la presencia de narrativas críticas o preocupantes, probablemente relacionadas con eventos económicos o financieros específicos, esto refuerza la importancia de contextualizar estos resultados con los eventos clave anotados a lo largo de las series de tiempo.

#### 4.2.1.2 DISTRIBUCIÓN DE NOTICIAS POR PERIÓDICO



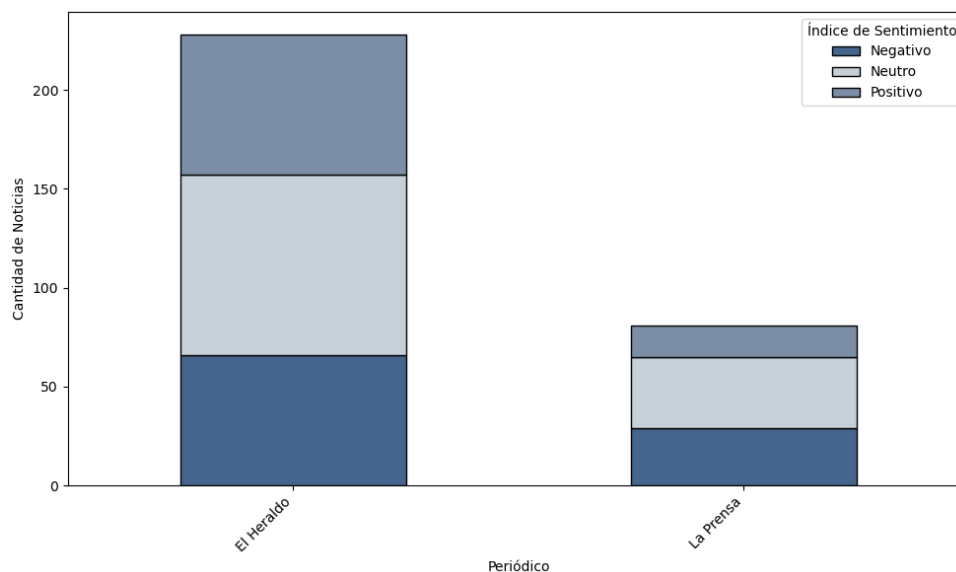
**Figura 22 . Cantidad de noticias recolectadas por periódico.**

Fuente: Elaboración Propia.

En la Figura 22 se detalla la cantidad de noticias recolectadas por cada periódico de la muestra, abordando temas financieros, económicos y de estabilidad financiera en Honduras; el Heraldo destaca con 228 noticias, representando un 74% del total, mientras que La Prensa contribuye con 81 noticias, lo que equivale al 26%, esta notable diferencia en el volumen de publicaciones podría sugerir que El Heraldo actualiza con mayor frecuencia su sección económica en su edición digital, posicionándose como una fuente más dinámica y prolífica en la cobertura de estos temas.

La disparidad también puede reflejar diferencias en la prioridad editorial de cada periódico respecto a los temas económicos, la disponibilidad de recursos para el área financiera o el enfoque hacia su audiencia objetivo; este hallazgo subraya la relevancia de considerar las características de cada medio en el análisis de contenido, ya que la frecuencia de publicación y la extensión de la cobertura pueden influir significativamente en la percepción pública de los eventos económicos reportados, el predominio de El Heraldo como fuente de noticias financieras destaca su potencial impacto en modelar la narrativa económica y financiera en el país, dada su mayor participación en el total de noticias analizadas, La Prensa, aunque con menor volumen, podría reflejar un enfoque más selectivo o específico hacia estos temas, lo que también merece un análisis más profundo.

#### 4.2.1.3 DISTRIBUCIÓN DE NOTICIAS POR PERIÓDICO Y CLASIFICACIÓN DE SENTIMIENTO



**Figura 23 . Cantidad de Noticias y Clasificación por Periódico**

Fuente: Elaboración Propia.

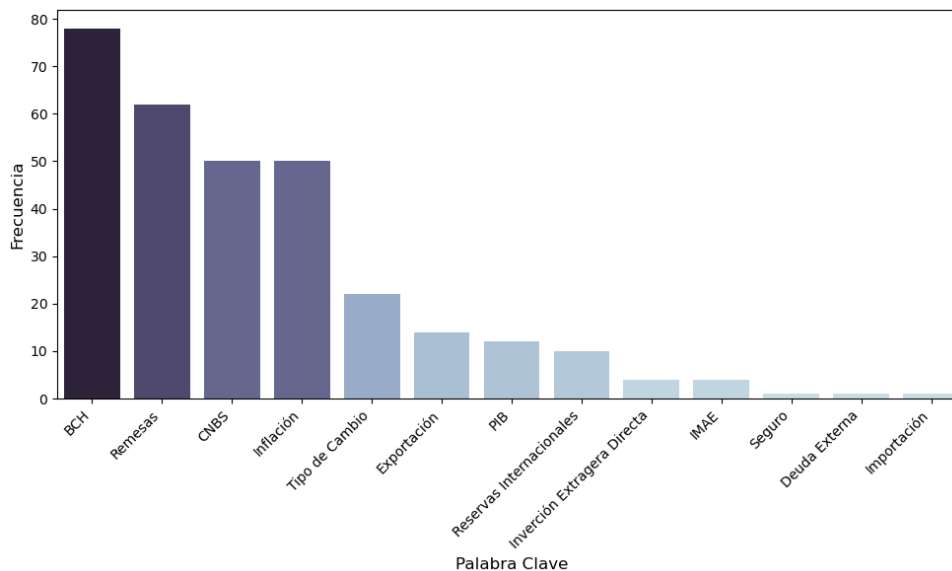
En la Figura 23 se presenta un análisis detallado de la clasificación de sentimientos de las noticias por periódico; El Heraldo, con un total de 228 noticias recolectadas, muestra la siguiente distribución: 66 noticias (29%) tienen una clasificación negativa, 91 noticias (40%) se clasifican como neutras, y 71 noticias (31%) se consideran positivas; por otro lado, La Prensa, con un total de 81 noticias recolectadas, presenta una distribución ligeramente diferente: 16 noticias (20%) tienen una clasificación negativa, 36 noticias (44%) son neutras, y 29 noticias (36%) son positivas.

Aunque La Prensa recopila un volumen significativamente menor de noticias en comparación con El Heraldo, el análisis revela una tendencia consistente en ambos periódicos: la mayoría de las noticias tienden a clasificarse como neutras o positivas, dejando a las noticias negativas con una menor proporción en ambas publicaciones. Este patrón podría estar relacionado con el enfoque editorial de los periódicos, que podrían preferir mantener un tono informativo neutral o destacar los aspectos positivos de los acontecimientos económicos y financieros; sin embargo, también es posible que las noticias negativas se traten con más cuidado o se publiquen con menor frecuencia debido a su potencial impacto en la percepción pública.

El contraste entre los porcentajes de noticias negativas y positivas en ambos medios

también podría ser indicativo de diferencias en las líneas editoriales o en los públicos objetivo de los periódicos. Mientras que El Heraldo muestra una proporción relativamente más alta de noticias negativas (29% frente al 20% de La Prensa), esto podría sugerir un enfoque más crítico o una cobertura más amplia de temas controversiales en comparación con La Prensa, que parece inclinarse hacia una representación más equilibrada entre las noticias positivas y neutras, este análisis subraya la importancia de considerar no solo el volumen total de noticias, sino también su clasificación de sentimientos al evaluar cómo los medios comunican y moldean la percepción pública de los temas económicos y financieros en Honduras.

#### 4.2.1.4 FRECUENCIA DE PALABRAS CLAVE



**Figura 24 . Frecuencia de palabras clave en la investigación**

Fuente: Elaboración Propia.

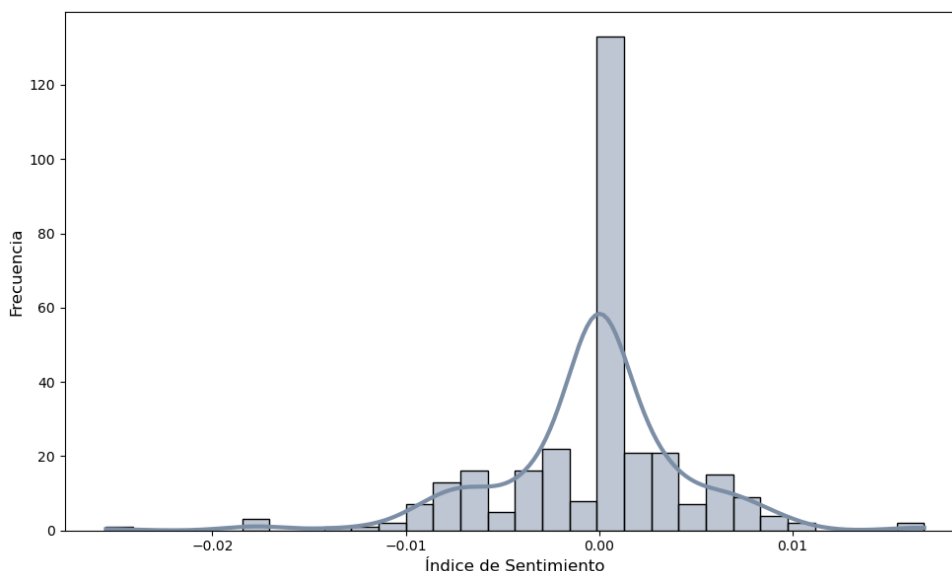
En la Figura 24 se presenta la frecuencia de palabras clave identificadas durante el periodo de investigación; Como se mencionó en capítulos anteriores, los medios de comunicación en Honduras fundamentan gran parte de sus noticias, reportes o blogs, informes, boletines y publicaciones oficiales de instituciones como el Banco Central de Honduras (BCH) y la Comisión Nacional de Bancos y Seguros (CNBS), o bien hacen mención explícita de estas en sus contenidos.

El análisis revela que la palabra clave con mayor frecuencia es BCH, mencionada en 78 noticias (25%), seguida de Remesas con 68 menciones (22%), en tercer lugar, con 50 menciones cada una (16%), se encuentran CNBS e Inflación, esta última medida a través del índice de precios

al consumidor (IPC), otras palabras clave relevantes incluyen Tipo de Cambio con 22 menciones (7%), Exportaciones con 14 menciones (5%) y PIB con 12 menciones (4%), asimismo, se observan términos como Reservas Internacionales (10 menciones, 3%), Inversión Extranjera Directa (4 menciones, 1%), y el IMAE (4 menciones, 1%) y finalmente, con una sola mención cada una (0.3%), figuran términos como Seguro, Deuda Externa e Importación.

Este desglose evidencia cómo los temas económicos y financieros destacados son el rol del BCH, las remesas y la inflación, dominan la narrativa mediática, reflejando su relevancia en el discurso público y las prioridades económicas del país.

#### 4.2.1.5 DISTRIBUCIÓN DEL ÍNDICE DE SENTIMIENTO



**Figura 25 . Distribución del Índice de Sentimiento**

Fuente: Elaboración Propia.

Al analizar la Figura 21, se destaca que la mayor parte de las noticias se clasifica como neutral, lo que refleja un predominio de percepciones equilibradas o sin una inclinación clara hacia lo positivo o negativo; este hallazgo resalta la importancia de examinar cómo se distribuyen los valores del índice de sentimiento calculado, ya que proporciona una visión más profunda de la percepción pública en relación con los temas tratados en las noticias.

En este contexto, la Figura 25 ofrece una visualización detallada de esta distribución, los datos muestran una distribución relativamente normal, con una clara concentración de valores alrededor de 0, lo que indica que la mayoría de las noticias presentan un índice de sentimiento

cercano a cero, es decir, una percepción neutral, este comportamiento sugiere que, en términos generales, los medios de comunicación tienden a mantener un tono moderado y equilibrado al informar sobre los temas económicos y financieros. La presencia de esta distribución normal, con su pico en torno a cero, también puede reflejar que los periodistas y los reportes analizados no tienen una inclinación notoria hacia perspectivas demasiado optimistas ni excesivamente críticas, sino que proporcionan una representación más neutral de los hechos.

Es fundamental considerar este patrón para entender cómo la audiencia recibe y procesa la información en relación con los eventos económicos y financieros en Honduras, y cómo estos se reflejan en los medios de comunicación.

#### 4.2.2 ANÁLISIS CUALITATIVO

El análisis cualitativo se enfoca en examinar el contenido de las noticias relacionadas con temas económicos, financieros y de estabilidad financiera presentadas por los periódicos El Herald y La Prensa, este análisis comienza con una exploración del lenguaje utilizado por estos medios al abordar las distintas noticias o comentarios sobre dichos temas, utilizando herramientas como Word Cloud para identificar las palabras clave y patrones lingüísticos predominantes. Además, el análisis busca entender cómo ha evolucionado la percepción pública en relación con estos temas a lo largo del tiempo, lo cual se realiza mediante el estudio de series de tiempo relacionadas con el índice de sentimiento, al observar la fluctuación de este índice, es posible comprender cómo los cambios en el contexto económico, las políticas financieras y los eventos relevantes afectan la interpretación y valoración de la audiencia sobre los temas tratados.

Este enfoque permite no solo analizar el lenguaje, sino también captar la dinámica de la percepción pública a lo largo del tiempo, brindando una visión más completa de la influencia de los medios sobre la opinión colectiva.

##### 4.2.2.1 NUBE DE PALABRAS ANÁLISIS EXPLORATORIO

En la Figura 26 se presenta el Word Cloud (nube de palabras) que visualiza las palabras más frecuentes en el contenido de las noticias relacionadas con temas económicos, tomadas de los periódicos seleccionados como muestra; esta herramienta es útil para identificar qué términos se emplean con mayor frecuencia en los reportes y artículos económicos de los medios, proporcionando una representación visual clara de los conceptos y temas predominantes.



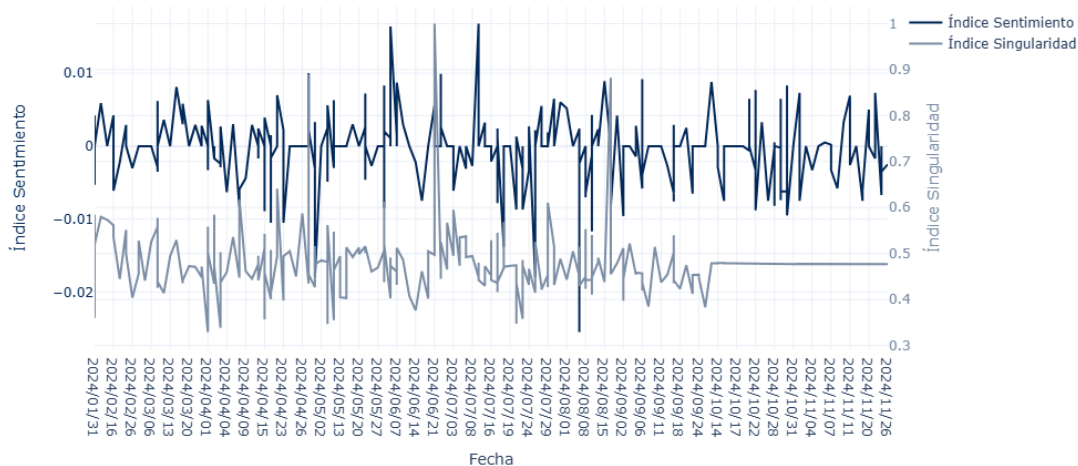
En la Figura 27 se presenta el Word Cloud (nube de palabras) que visualiza el contenido de las noticias clasificado según su polaridad emocional, es decir, las palabras que tienen connotaciones negativas y positivas, en esta representación, las palabras en color rojo indican aquellas con polaridad negativa, mientras que las palabras en color verde reflejan aquellas con polaridad positiva; esta distinción facilita la identificación visual de los términos que generan una percepción desfavorable o favorable en el contexto de las noticias económicas, financieras y de estabilidad financiera.

Es importante recalcar, como se menciona en capítulos anteriores, que en disciplinas como economía y finanzas, el significado y la connotación de una palabra no son absolutos; su carga emocional depende en gran medida del contexto en el que se utilicen, un mismo término puede tener connotaciones<sup>9</sup> distintas dependiendo de su uso en un enunciado o de la interpretación que se le dé; Este Word Cloud se genera a partir de un diccionario temático que clasifica las palabras con una polaridad ya definida según su uso habitual en el ámbito de la economía y las finanzas, este enfoque permite un análisis más preciso de las emociones reflejadas en las noticias, al basarse en una categorización previa de las palabras, lo que aporta una mayor objetividad al estudio de la percepción pública expresada en los medios.

---

<sup>9</sup> La palabra "inflación" podría ser percibida de manera negativa cuando se refiere a un aumento inesperado de los precios, pero podría tener una connotación positiva si se discute en el contexto de una economía en crecimiento.

#### 4.2.2.3 SERIE DE TIEMPO ÍNDICE DE SENTIMIENTO Y SINGULARIDAD POR DIA



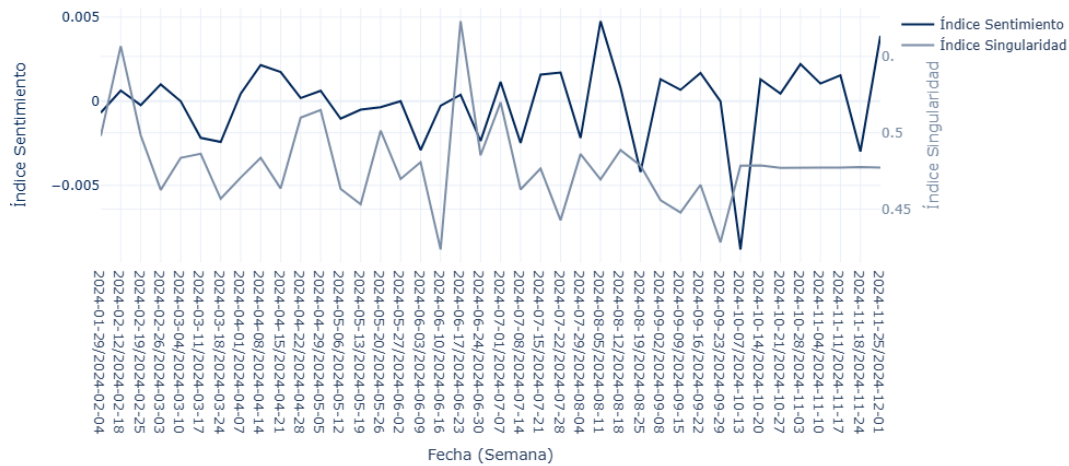
**Figura 28 . Gráfico Serie de Tiempo Índice de Sentimiento y Singularidad diario.**

Fuente: Elaboración Propia.

En la Figura 28 el Índice de Sentimiento (línea azul) varía entre valores negativos y positivos, el gráfico muestra fluctuaciones constantes, lo que indica que las noticias analizadas tienen sentimientos mixtos a lo largo del tiempo, los picos positivos y negativos reflejan momentos en los que la percepción pública sobre los temas analizados fue muy positiva o negativa, respectivamente; índice de Singularidad (línea roja) presenta variaciones más suaves que el índice de sentimiento, mide cuán "singular" o único es el contenido de las noticias en términos de sus palabras o términos utilizados, los valores más altos indican que las noticias tienen un contenido más único o específico, mientras que los valores más bajos sugieren que las noticias son más similares entre sí.

Las fluctuaciones del índice de sentimiento y el índice de singularidad no siguen una correlación directa y tienen comportamientos diferentes a lo largo del tiempo, por ejemplo, durante ciertos períodos donde el índice de sentimiento es muy negativo (como en los picos rojos bajos), el índice de singularidad no sigue el mismo patrón, esto sugiere que, aunque las noticias pueden tener una carga emocional negativa en ciertos momentos, no necesariamente están usando un lenguaje único o distinto.

#### 4.2.2.4 SERIE DE TIEMPO ÍNDICE DE SENTIMIENTO Y SINGULARIDAD POR SEMANA



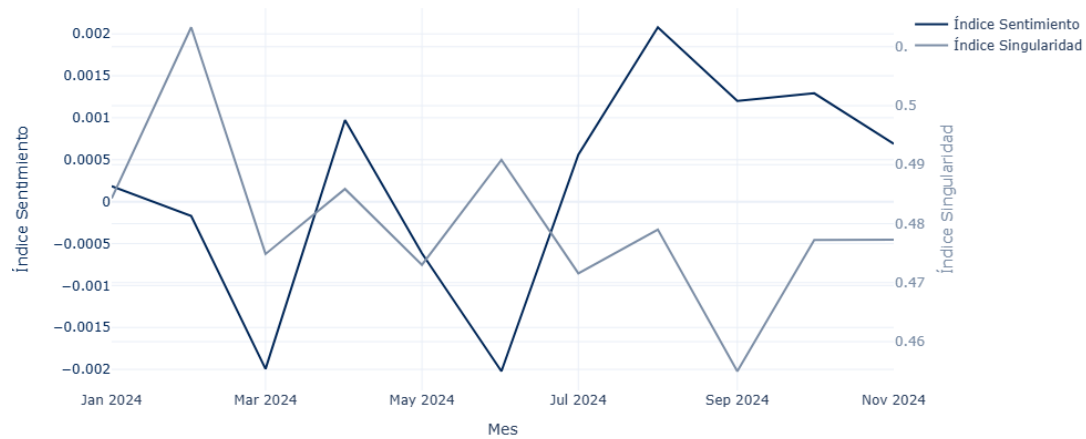
**Figura 29 . Gráfico Serie de Tiempo Índice de Sentimiento y Singularidad por semana.**

Fuente: Elaboración Propia.

En la Figura 29 se observa que en la mayoría de las semanas, el índice de sentimiento y el índice de singularidad siguen patrones similares, con picos y valles en sincronía, lo que sugiere que durante esos períodos, las noticias no solo son emocionalmente más intensas (positivas o negativas), sino también más únicas o específicas en su contenido, se pueden observar picos altos tanto en el índice de sentimiento como en el de singularidad en semanas específicas, lo que puede indicar que esas semanas tuvieron un alto volumen de noticias emocionalmente cargadas (positivas o negativas) con un contenido más distintivo o único, en algunas semanas donde el índice de sentimiento muestra caídas, el índice de singularidad se mantiene relativamente estable, lo que podría sugerir que las noticias en esas semanas eran de naturaleza más repetitiva o estándar, aunque aún mantenían una carga emocional negativa.

Las fluctuaciones indican que las semanas con un sentimiento más intenso (positivo o negativo) no siempre están alineadas con un contenido más singular, pero en general, ambas variables parecen estar vinculadas en varias semanas clave del período analizado.

#### 4.2.2.5 SERIE DE TIEMPO ÍNDICE DE SENTIMIENTO Y SINGULARIDAD POR MES



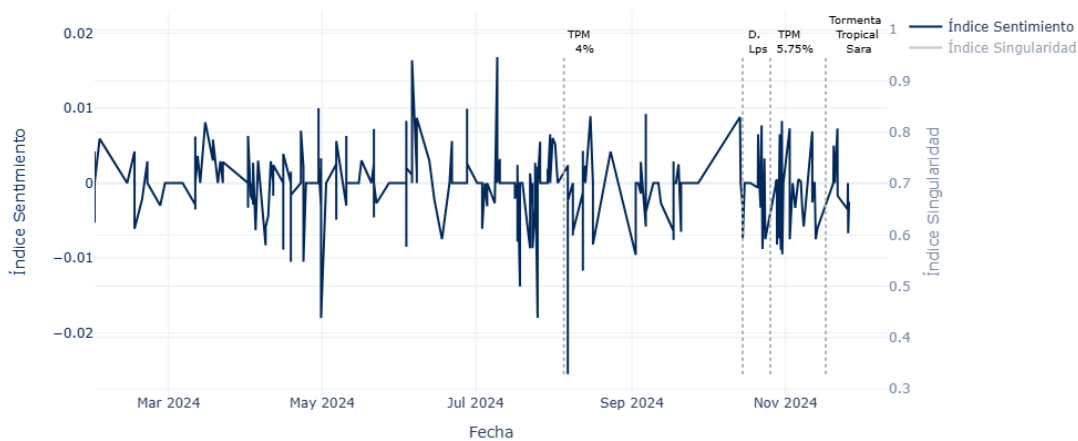
**Figura 30 . Gráfico Serie de Tiempo Índice de Sentimiento y Singularidad por Mes.**

Fuente: Elaboración Propia.

La Figura 30 muestra la evolución de los índices a lo largo de los meses, desde enero hasta noviembre de 2024, se observa que el índice de sentimiento fluctúa entre valores negativos y positivos, pero con mayor presencia de variabilidad en los primeros meses del año (enero, marzo y mayo), el índice de singularidad también tiene un pico negativo significativo en marzo de 2024, aunque no tan pronunciado como el del índice de sentimiento, esto indica que, aunque las noticias de ese mes tuvieron un sentimiento negativo, su contenido no es especialmente único o singular. Los picos y valles en ambos índices a menudo coinciden, aunque no siempre de manera exacta, en marzo, ambos índices caen, lo que refleja un mes con noticias emocionalmente negativas y de contenido menos singular.

Sin embargo, en meses como agosto, cuando el índice de sentimiento es positivo, el índice de singularidad también muestra una ligera mejora, sugiriendo que las noticias de ese mes no solo fueron emocionalmente favorables, sino que también contenían más información única.

#### 4.2.2.6 IMPACTO DE LOS EVENTOS ECONÓMICOS Y CLIMATOLÓGICOS EN EL ÍNDICE DE SENTIMIENTO



**Figura 31 . Gráfico Serie de Tiempo Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos.**

Fuente: Elaboración Propia.

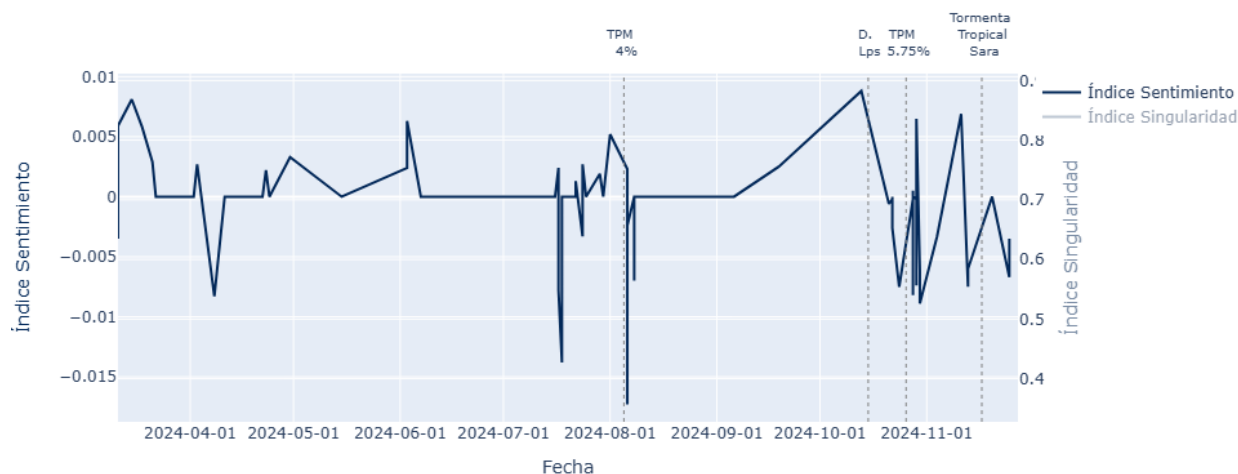
En la Figura 31 se presenta la serie temporal del índice de sentimiento, la cual se correlaciona con los eventos económicos recientes que han afectado la percepción pública; en el mes de agosto, se observa una caída brusca en el índice, la cual está asociada con el aumento de la Tasa de Política Monetaria (TPM) del 3% al 4% el 5 de agosto, un evento que genera incertidumbre y afecta negativamente el sentimiento general, a medida que avanzan los meses de septiembre y octubre, se observa una mayor fluctuación en el índice este aumento de la volatilidad en el índice refleja cómo las decisiones de política monetaria impactan en las expectativas económicas y, por ende, en la percepción pública.

Particularmente en octubre, el índice experimenta una nueva caída significativa, lo cual está relacionado con la devaluación del lempira frente al dólar, superando los 25 Lps por dólar, lo que genera inquietud sobre la estabilidad económica del país; en el mismo mes, el índice se mantiene fluctuante, lo que coincide con el ajuste en la TPM de 4% a 5.75%, un incremento que sigue generando un ambiente de incertidumbre económica. Sin embargo, después de estos eventos, el índice muestra una recuperación, especialmente después de los impactos climatológicos generados por la Tormenta Tropical Sara, a pesar de los efectos negativos inmediatos de los fenómenos naturales, el índice de sentimiento experimenta un comportamiento positivo, lo cual sugiere que otros factores, como la resiliencia ante desastres naturales, también juegan un rol en

la percepción pública.

Esto refuerza la idea de que la opinión pública está fuertemente influenciada por eventos económicos y políticos significativos, destacando la sensibilidad de la población ante las fluctuaciones económicas y sus efectos en el bienestar percibido.

#### 4.2.2.7 PALABRAS CLAVE Y SU RELACIÓN CON EVENTOS ECONÓMICOS Y CLIMATOLÓGICOS SIGNIFICATIVOS



**Figura 32 . Gráfico Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos Palabra Clave: BCH**

Fuente: Elaboración Propia.

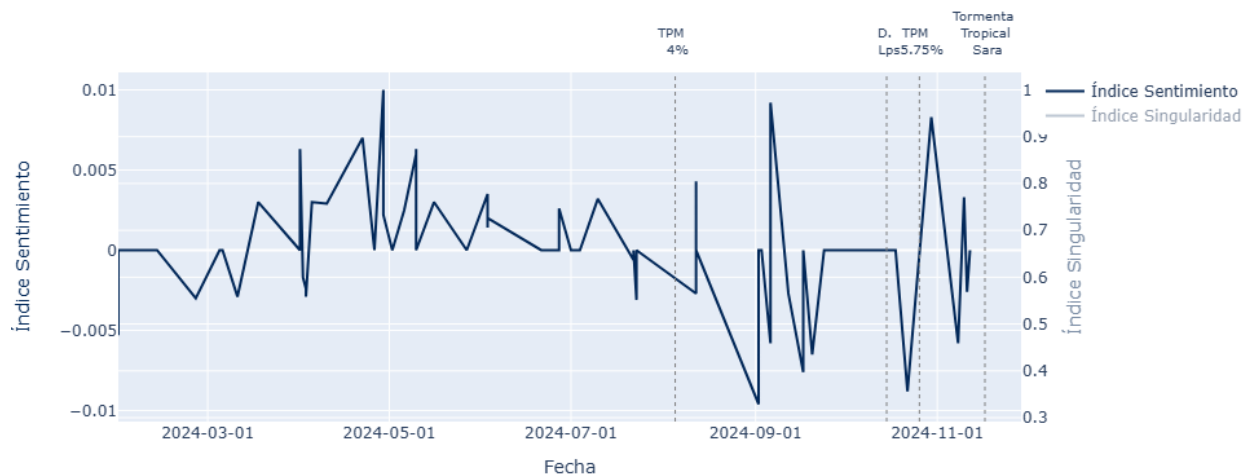
Este análisis se centra en las palabras clave más frecuentes en la Figura 32, con el objetivo de obtener una comprensión más profunda de cómo los eventos económicos y climatológicos influyen en la percepción pública; este enfoque permite no solo rastrear las palabras más mencionadas, sino también analizar su relación con los eventos externos que podrían estar moldeando la narrativa mediática y, en consecuencia, la percepción del público sobre temas económicos y sociales.

El Banco Central de Honduras, al ser el principal regulador de la Tasa de Política Monetaria (TPM), ejerce un impacto significativo en la percepción pública reflejada en el índice de sentimiento; este impacto es especialmente evidente en el mes de agosto, cuando el índice presenta una caída abrupta, coincidiendo con el aumento de la TPM, lo que genera un sentimiento negativo que se extiende desde agosto hasta principios de septiembre, este cambio en la política monetaria

parece influir en la percepción pública, que se torna más pesimista debido a las expectativas sobre las consecuencias de dicho ajuste en la economía.

Sin embargo, a partir de mediados de septiembre, el índice experimenta una tendencia positiva, lo que sugiere que inicialmente hubo una adaptación del público a los cambios en la política económica, no obstante, esta recuperación se ve interrumpida el 15 de octubre, cuando la devaluación del lempira frente al dólar causa una nueva caída en el índice, reflejando nuevamente un sentimiento negativo; a partir de esa fecha, el índice muestra una fluctuación constante, influenciada por una combinación de factores, incluidos los incrementos adicionales de la TPM y los eventos climáticos significativos, como la Tormenta Tropical Sara, este fenómeno natural parece generar un repunte temporal en el índice, lo que sugiere que, en ciertos momentos, la percepción pública puede verse impulsada por eventos que no están directamente relacionados con la economía, pero que aún tienen un impacto significativo en la población.

A lo largo del período de análisis, el índice de sentimiento ha mostrado una tendencia más negativa que positiva, esto subraya la compleja relación entre las políticas económicas y las percepciones de la ciudadanía, que responden de manera dinámica a diversos eventos significativos.



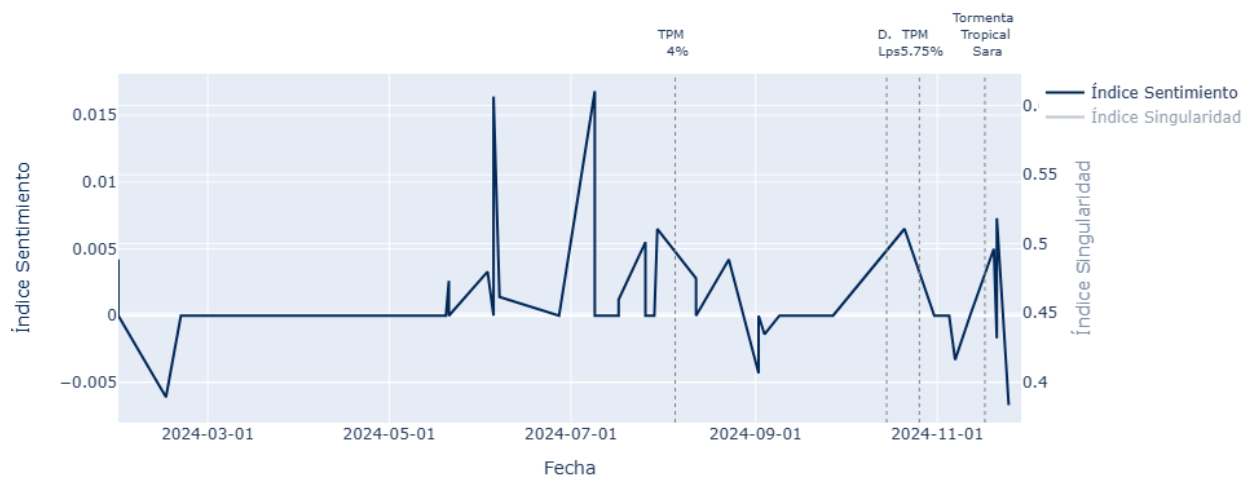
**Figura 33 . Gráfico Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos Palabra Clave: Remesas**

Fuente: Elaboración Propia.

En la Figura 33 se evidencia el comportamiento del índice de sentimiento relacionado con

el tema de remesas, destacándose una predominancia positiva desde enero hasta mediados de julio; durante este período, el flujo continuo y consistente de remesas parece haber generado una percepción favorable, reflejada en un índice mayoritariamente positivo, este comportamiento sugiere que las remesas, al representar una fuente importante de ingresos para los hogares y de estabilidad económica en general, han sido interpretadas como un factor positivo en la percepción pública. Sin embargo, a partir de agosto, el índice comienza a mostrar una alta fluctuación, marcada por variaciones abruptas que reflejan cambios significativos en la percepción pública; esta inestabilidad se correlaciona con eventos económicos trascendentales que podrían generar incertidumbre en torno a la estabilidad macroeconómica y sus posibles repercusiones en las remesas, además, la devaluación del lempira frente al dólar durante este período pudo haber tenido un efecto ambivalente, dado que si bien incrementa el valor nominal de las remesas recibidas en moneda nacional, también podría ser percibida como un indicativo de debilidad económica.

Los eventos climatológicos también desempeñaron un papel relevante en la fluctuación del índice, dichos fenómenos podrían haber impactado la percepción pública al afectar tanto la capacidad de las familias receptoras de remesas para cubrir necesidades básicas como el flujo mismo de estas transferencias desde el extranjero, al generarse necesidades económicas adicionales relacionadas con la reconstrucción y el alivio del desastre.



**Figura 34 . Gráfico Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos Palabra Clave: CNBS**

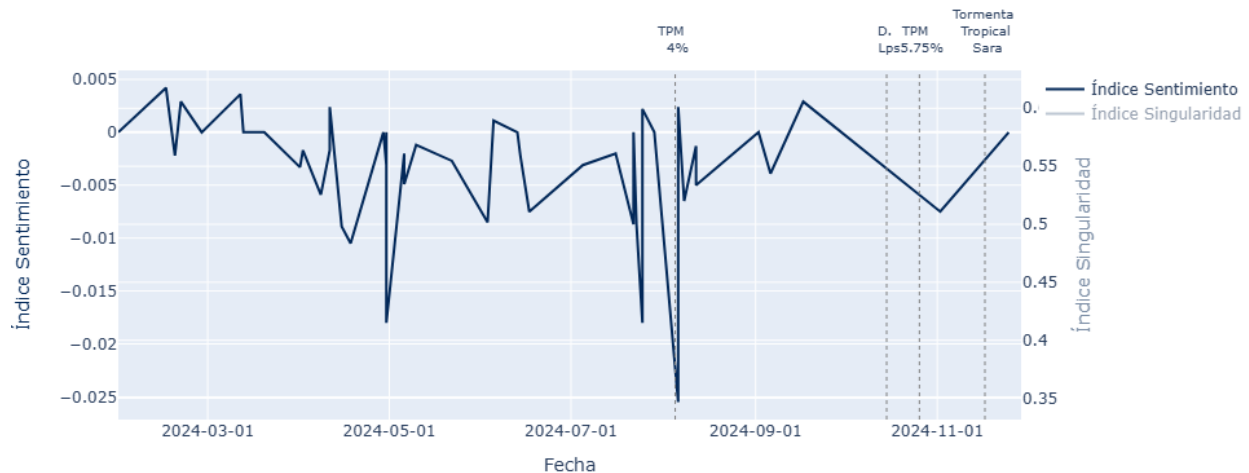
Fuente: Elaboración Propia.

En la Figura 34 se analiza el sentimiento asociado a la Comisión Nacional de Bancos y

Seguros (CNBS) en relación con temas económicos, financieros y de estabilidad financiera, es relevante destacar que la CNBS, como ente regulador, desempeña un papel clave en la supervisión y preservación de la estabilidad financiera en el país, lo que la convierte en un actor central en la percepción pública sobre estos temas.

A lo largo del período de análisis, se observa que el índice de sentimiento atribuido a la CNBS ha sido predominantemente positiva, reflejando la percepción de sus esfuerzos por mantener la confianza en el sistema financiero hondureño; sin embargo, entre los meses de agosto y octubre, el índice de sentimiento experimenta una caída significativa, indicando un cambio hacia una polaridad negativa. Este descenso coincide con eventos económicos importantes los cuales pudieron haber generado incertidumbre en la percepción pública sobre la capacidad del sistema financiero para absorber estos choques.

Posteriormente, el índice de sentimiento muestra una recuperación destacada durante el impacto del fenómeno climatológico de la Tormenta Tropical Sara, este cambio positivo en la percepción pública coincide con la emisión de una circular por parte de la CNBS dirigida a bancos comerciales, sociedades financieras y OPDF (Organizaciones Privadas de Desarrollo Financiero), dicha circular anunciaba medidas de alivio crediticio destinadas a apoyar a las personas afectadas por el desastre natural, lo que probablemente generó una percepción favorable hacia la institución al posicionarse como un actor proactivo y sensible frente a las necesidades de la población en momentos de crisis.

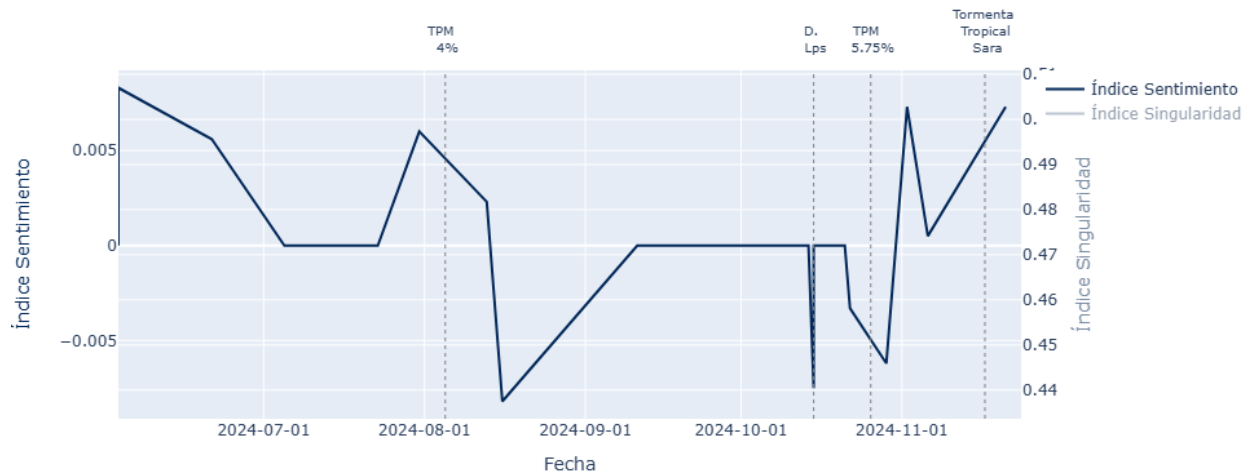


**Figura 35 . Gráfico Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos Palabra Clave: Inflación**

Fuente: Elaboración Propia.

En la Figura 35 se analiza el sentimiento público relacionado con la inflación, el cual ha mostrado una notable fluctuación a lo largo del período de estudio, este comportamiento refleja la sensibilidad de la percepción pública frente a las dinámicas de precios y las medidas económicas adoptadas para su control. En agosto, se registra una caída significativa en el índice de sentimiento asociado a la inflación, coincidiendo con el aumento de la Tasa de Política Monetaria (TPM) implementada por el Banco Central de Honduras, este incremento, como parte de una estrategia para controlar las presiones inflacionarias, probablemente generó incertidumbre entre los actores económicos y la población, dada su repercusión en el costo del crédito y, en última instancia, en el poder adquisitivo.

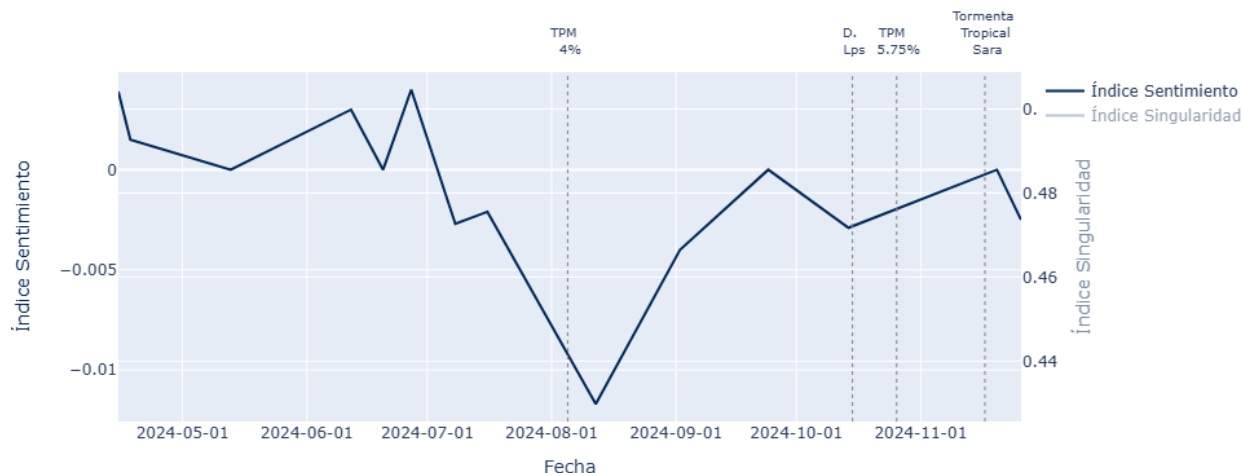
Desde ese punto, el índice ha mostrado oscilaciones constantes, reflejando un equilibrio entre las preocupaciones por el impacto de la inflación en los precios de bienes y servicios esenciales y las expectativas de estabilización a medida que las políticas monetarias hacen efecto, este patrón se extiende hasta noviembre, período marcado por un entorno económico en el que las decisiones de política monetaria, como los incrementos adicionales en la TPM, continuarán influyendo en las expectativas inflacionarias.



**Figura 36 . Gráfico Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos Palabra Clave: Tipo de Cambio**

Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 36 se observa que el índice de sentimiento asociado al Tipo de Cambio experimenta una caída significativa a partir de agosto, alcanzando un pronunciado nivel negativo en octubre, en estrecha limitación con la devaluación de la moneda nacional frente al dólar, este comportamiento refleja la percepción pública frente a un factor clave de la economía que impacta directamente en el poder adquisitivo y en las relaciones comerciales internacionales. Es relevante destacar que, a lo largo del año, el tipo de cambio ha mostrado un incremento continuo, lo cual se traduce en una creciente inquietud económica que queda evidenciada en el índice de sentimiento; este resultado resalta cómo el comportamiento del tipo de cambio, especialmente en eventos críticos como la devaluación de octubre, genera un impacto significativo en la percepción pública, lo que lo convierte en un indicador clave para analizar la estabilidad económica durante el período de investigación.

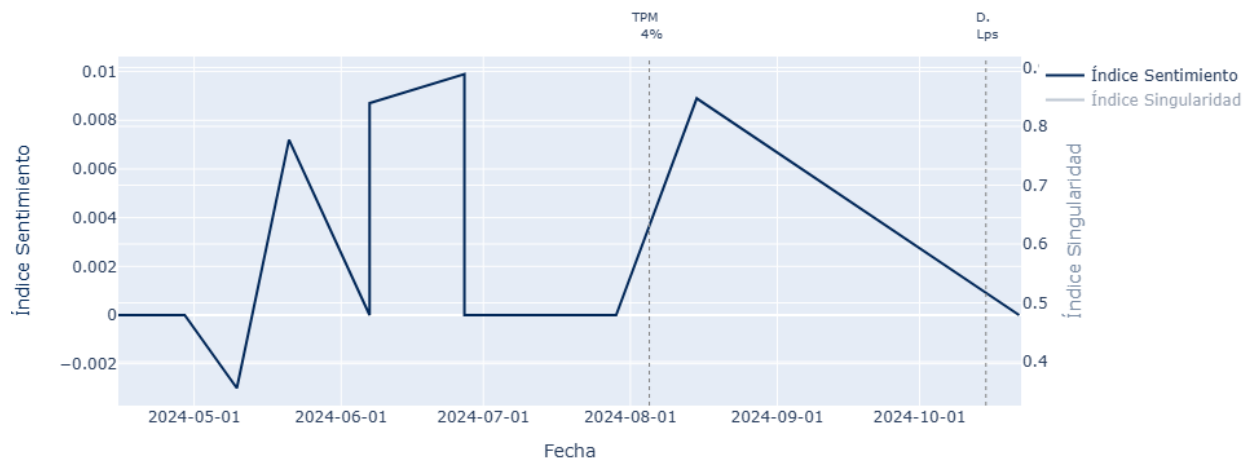


**Figura 37 . Gráfico Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos Palabra Clave: Exportaciones**

Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 37 se observa la evolución del índice de sentimiento asociado a las exportaciones, el cual muestra un predominio positivo hasta julio, reflejando un período de estabilidad y optimismo relacionado con este sector clave de la economía nacional; sin embargo, a partir de agosto, el índice experimenta un cambio significativo, adoptando una tendencia negativa que se ha mantenido hasta la fecha. Este cambio en la percepción pública está directamente relacionado con eventos económicos críticos, como el cierre de maquilas y camaroneras en el país, que representan un golpe considerable para la generación de empleo y los ingresos por exportaciones, estos sectores no solo son fundamentales para el comercio internacional, sino que también tienen un impacto directo en las comunidades locales y en la economía interna del país.

La persistencia de este sentimiento negativo subraya la importancia de las exportaciones como un termómetro de la salud económica nacional y destaca cómo la incertidumbre en torno a la estabilidad de los sectores exportadores puede influir en la percepción general del público.

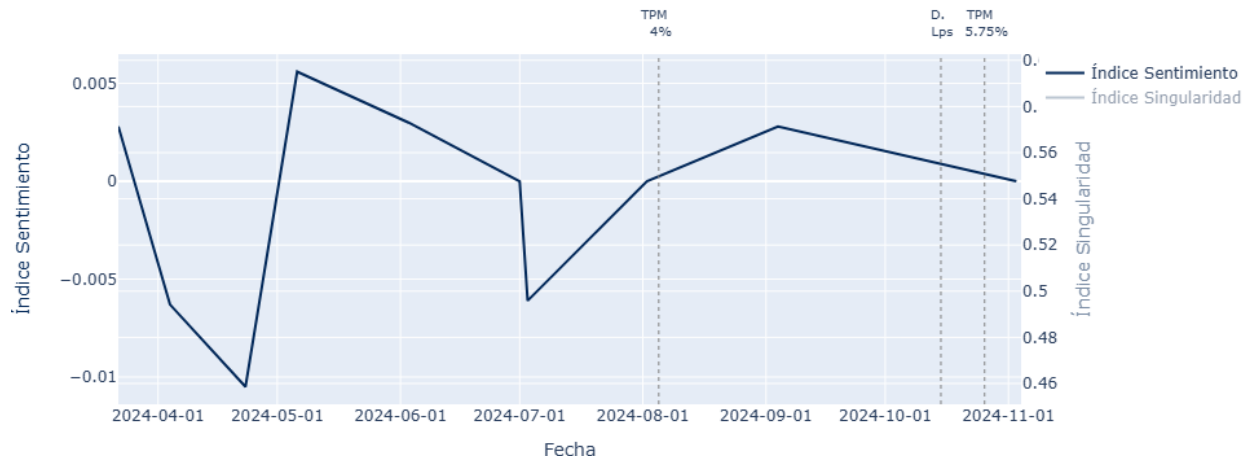


**Figura 38 . Gráfico Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos Palabra Clave: PIB (Producto Interno Bruto)**

Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 38 se presenta la evolución del índice de sentimiento asociado al Producto Interno Bruto (PIB), el cual muestra una caída inicial en enero que refleja un marcado sentimiento negativo en torno a este indicador clave de la economía nacional; esta caída puede interpretarse como una respuesta a percepciones públicas adversas relacionadas con el desempeño económico al inicio del año, posiblemente influenciadas por informes o expectativas económicas que generaron preocupación. A partir de febrero, el índice de sentimiento muestra una recuperación significativa, manteniéndose mayoritariamente en terreno positivo a lo largo del período de estudio, este comportamiento positivo puede estar relacionado con una percepción de estabilidad o crecimiento moderado del PIB en respuesta a medidas económicas adoptadas o a la recuperación de ciertos sectores económicos.

Sin embargo, también se observan períodos de sentimiento neutral, lo cual sugiere momentos de incertidumbre o una falta de eventos significativos que impactan la percepción pública de manera contundente, estos periodos podrían coincidir con momentos de espera de resultados económicos trimestrales o con la ausencia de cambios sustanciales en la política económica.

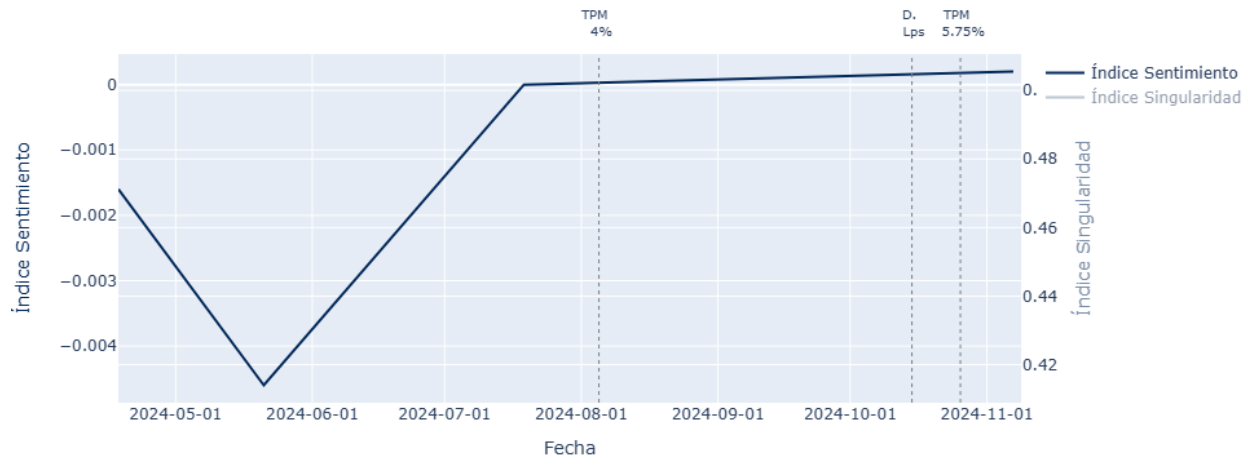


**Figura 39 . Gráfico Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos Palabra Clave: Reservas Internacionales**

Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 39 se presenta la evolución del índice de sentimiento asociado a las reservas internacionales, un indicador crucial para evaluar la capacidad de un país de cumplir con sus obligaciones externas y garantizar la estabilidad cambiante. Al inicio del período de análisis, en enero, el índice refleja un sentimiento negativo, lo cual podría estar vinculado a preocupaciones públicas o mediáticas sobre la suficiencia de las reservas para enfrentar posibles presiones económicas o financieras, este resultado puede haber sido amplificado por comentarios en los medios sobre la estabilidad económica o por informes negativos relacionados con el balance externo del país. En mayo, el índice experimenta un incremento significativo hacia una percepción positiva, lo que sugiere una mejora en las expectativas o en la confianza pública respecto a la gestión de las reservas internacionales.

Posteriormente, el índice muestra un patrón de oscilación, alternando entre períodos de sentimiento positivo y neutral hasta la actualidad, este comportamiento indica una percepción pública que responde de manera dinámica a los acontecimientos económicos y financieros que impactan las reservas, como fluctuaciones en los precios de las materias primas, movimientos en el tipo de cambio, o ajustes en la política monetaria.



**Figura 40 . Gráfico Índice de Sentimiento e Impacto de los Eventos Económicos y Climatológicos Palabra Clave: Inversión Extranjera Directa**

Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 40 se analiza el índice de sentimiento asociado a la Inversión Extranjera Directa (IED), mostrando un comportamiento mayormente negativo hasta mediados de julio, este sentimiento desfavorable podría estar vinculado a percepciones negativas sobre el clima de inversión en el país, como inestabilidad política, incertidumbre regulatoria o preocupaciones sobre la competitividad económica, dichos factores suelen influir directamente en la atracción de capital extranjero, afectando tanto el volumen de inversiones como la percepción de los agentes económicos; a partir de mediados de julio, se observa un leve repunte hacia un sentimiento positivo, que podría interpretarse como una respuesta a posibles anuncios para incentivar la inversión extranjera, sin embargo, este optimismo es efímero, ya que el índice rápidamente se estabiliza en un nivel cercano a la neutralidad.

### 4.3 ANÁLISIS INFERENCIAL Y MODELOS APLICADOS

El modelo utilizado es el análisis de sentimiento, que forma parte del procesamiento de lenguaje natural (PLN), una rama del aprendizaje automático y se basa en el enfoque léxico, el cual es altamente relevante en contextos financieros y económicos debido a la naturaleza técnica y específica del lenguaje utilizado en estos campos.

### 4.3.1 MODELO DE ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS LÉXICO

El modelo sigue una metodología sugerida por el Banco de España, que emplea un diccionario temático diseñado específicamente para evaluar el sentimiento en disciplinas como economía, finanzas y estabilidad financiera; este diccionario contiene una lista de palabras clave con connotaciones previamente definidas (positivas, negativas o neutras) que permiten identificar el tono de los textos relacionados con estos temas, las palabras del diccionario son seleccionadas cuidadosamente para reflejar los términos más relevantes y significativos en estos sectores, lo que ayuda a mantener la precisión del análisis. Una vez identificadas las palabras dentro de un texto que coinciden con las del diccionario, el modelo calcula el índice de sentimiento basándose en la cantidad y el tipo de palabras detectadas, la polaridad del sentimiento se determina sumando las connotaciones de las palabras en el texto y dividiéndolas entre el total de palabras, lo que resulta en un índice que varía entre positivo, negativo o neutral, dependiendo del contexto.

Este enfoque léxico tiene la ventaja de ser transparente y relativamente fácil de implementar, ya que no requiere grandes cantidades de datos etiquetados para entrenar el modelo; en cambio, depende de un diccionario predefinido, lo que lo convierte en una herramienta útil para analizar grandes volúmenes de texto con rapidez, sin embargo, su efectividad depende de la calidad y la cobertura del diccionario, ya que no siempre puede captar matices complejos o contextos más específicos que los modelos basados en Deep Learning (aprendizaje profundo) pueden identificar. Para garantizar que el análisis se centre únicamente en términos significativos, se utiliza una lista de stopwords en español proporcionada por la biblioteca nltk de Python, estas stopwords incluyen palabras comunes como preposiciones, conjunciones y artículos que no contribuyen al significado semántico del texto, al filtrar estas palabras irrelevantes, se logra una evaluación más precisa y representativa del sentimiento expresado en el contenido analizado.

Para realizar este cálculo primero se definen las funciones de tonalidad, sentimiento global en el tiempo “t” (Negatividad y Positividad).

$$\text{Negatividad}_t = \left( \frac{\text{número de palabras negativas}}{\text{número de palabras totales}} \right)_t \quad (1)$$

$$\text{Positividad}_t = \left( \frac{\text{número de palabras positivas}}{\text{número de palabras totales}} \right)_t \quad (2)$$

Finalmente se define el índice de sentimiento como:

$$IS_t = \left( \frac{\#positivas - \#negativas}{\#negativas + \#positivas} \right)_t \quad (3)$$

**Tabla 3 . Connotación y Polaridad de las Palabras del Diccionario**

Palabra	Connotación	Polaridad		
		Positivo	Negativo	Neutro
abandonado	*			0
abiertos	*			0
absorber	*			0
absorberlas	*			0
absorbidas	+	1		
vulnerabilidades	-		-1	
abandonar	*			0
abordan	*			0
abusivo	-		-1	
voluntad	*			0
vulnerables	-		-1	
vulneraciones	*			0

La Tabla 3 presenta cómo las palabras del diccionario temático pasan de tener una connotación (\*: neutral, +: positiva, -: negativa) a una polaridad, este proceso es fundamental en el análisis de sentimientos, ya que la connotación se refiere al conjunto de asociaciones y significados adicionales que una palabra puede evocar, más allá de su definición literal, en el contexto de la economía y las finanzas, algunas palabras pueden tener una connotación específica que varía según el contexto, la coyuntura o incluso el grupo que las usan, como se menciona en capítulos anteriores; mientras que la polaridad se refiere a la clasificación de la palabra en términos de su influencia emocional ( ya sea positiva , negativa o neutra ).

## **CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES**

En este apartado se presentan las conclusiones generales derivadas de los resultados analizados en el capítulo IV, que abordan la percepción pública promedio respecto a las noticias económicas, financieras y de estabilidad financiera difundidas durante el período de estudio por los periódicos El Heraldo y La Prensa; este análisis sintetiza cómo los temas tratados en estas publicaciones han influido en las expectativas, el sentimiento y la confianza de la población hacia la economía y el sistema financiero hondureño. Asimismo, se exploran las dinámicas entre eventos económicos significativos, como decisiones de política monetaria, fluctuaciones en el tipo de cambio y fenómenos climáticos, y su repercusión en la percepción pública, destacando la relevancia de los medios de comunicación como agentes clave en la formación de opiniones y la interpretación social de dichos acontecimientos.

Además, se presentan recomendaciones específicas para futuras investigaciones, orientadas a mejorar la comprensión de la relación entre las noticias económicas y la percepción pública, enfatizando la necesidad de incorporar análisis más detallados sobre el impacto de los discursos mediáticos, así como estrategias para evaluar el rol de los medios en la generación de confianza o incertidumbre económica durante períodos de inestabilidad, estas recomendaciones buscan enriquecer el enfoque metodológico y contribuir al desarrollo de estudios más profundos en esta área.

### **5.1 CONCLUSIONES**

1. El análisis de las noticias económicas y financieras publicadas en El Heraldo y La Prensa evidencia un predominio de narrativas neutrales (41%) y positivas (32%), reflejando una tendencia editorial que evita la polarización emocional; el Heraldo contribuye con la mayoría de las publicaciones (74%) y muestra un enfoque ligeramente más crítico con un mayor porcentaje de noticias negativas (29% frente al 20% de La Prensa), ambos medios presentan patrones consistentes en la distribución de sentimientos. La centralidad de instituciones como el Banco Central de Honduras (BCH), mencionada en el 25% de las noticias, y temas clave como remesas, inflación y tipo de cambio, resalta su importancia en la agenda informativa y su impacto en la

percepción pública de la economía hondureña.

2. El análisis de los índices de sentimiento y singularidad pone en evidencia una dinámica compleja en la narrativa mediática sobre temas económicos y financieros, mientras el índice de sentimiento fluctúa entre valores positivos y negativos, reflejando variaciones constantes en las percepciones públicas, el índice de singularidad mantiene variaciones más suaves, indicando niveles de originalidad y especificidad en el contenido noticioso. La falta de una relación directa entre ambos índices sugiere que la intensidad emocional de las noticias no siempre está vinculada con su carácter único o distintivo; sin embargo, en semanas clave, picos simultáneos en ambos índices marcan momentos de alta relevancia informativa, en los que un volumen significativo de noticias combina carga emocional intensa y contenido único.
3. El análisis del índice de sentimiento revela la complejidad y la sensibilidad de la percepción pública en Honduras ante una diversidad de factores económicos, climáticos y regulatorios. La fluctuación constante del índice durante el período analizado pone de manifiesto un entorno marcado por la incertidumbre económica, impulsado principalmente por ajustes en la Tasa de Política Monetaria, la devaluación del lempira y la inestabilidad cambiaria, que generan caídas significativas en el sentimiento público y reflejando preocupaciones sobre la estabilidad económica; sin embargo, eventos como la recuperación tras la Tormenta Tropical Sara destacan la capacidad de resiliencia social y económica del país, influenciada por respuestas institucionales proactivas, como las lideradas por la CNBS, que contribuyen a contrarrestar parcialmente los efectos negativos.

## **5.2 RECOMENDACIONES**

### **5.2.1 RECOMENDACIONES METODOLÓGICAS**

1. Se recomienda incorporar una mayor variedad de medios de comunicación nacionales con difusión digital para obtener una perspectiva más diversa y representativa de las noticias económicas que moldean la percepción pública, es fundamental realizar estudios de mayor duración que permitan identificar tendencias a largo plazo y ciclos recurrentes frente a eventos económicos. Además, la implementación de técnicas avanzadas de análisis de sentimientos, como modelos de aprendizaje profundo (Deep Learning), contribuye a mejorar la precisión y profundidad de los resultados, fortaleciendo así la capacidad de análisis y comprensión de la percepción pública.

### **5.2.2 RECOMENDACIONES PARA INVESTIGACIONES FUTURAS**

2. Se recomienda analizar el impacto de las plataformas digitales, como Facebook y Twitter, en la amplificación y el modelado de las percepciones económicas en comparación con los medios tradicionales, considerando además la inclusión de variables clave como eventos políticos, cambios regulatorios y fenómenos internacionales, que pueden influir significativamente en la percepción económica y financiera.

### **5.2.3 RECOMENDACIONES DE APLICACIÓN PRÁCTICA**

3. Se recomienda implementar un monitoreo continuo y en tiempo real del índice de sentimiento público como una herramienta clave para anticipar posibles crisis de percepción relacionadas con eventos económicos; realizado en colaboración con diversas instituciones, permite generar informes regulares y alertas tempranas sobre cambios significativos en la percepción pública, contribuyendo a una respuesta más oportuna y eficaz frente a dinámicas económicas y financieras.

## **CAPÍTULO VI. APLICABILIDAD**

### **6.1 NOMBRE DE LA PROPUESTA**

Plan de implementación de Análisis de Sentimientos en Noticias Económicas y Financieras de Honduras para Medir y Estudiar la Percepción Pública en el país.

### **6.2 JUSTIFICACIÓN DE LA PROPUESTA**

En el contexto actual, donde los medios de comunicación juegan un papel crucial en la formación de la percepción pública, se hace imprescindible contar con herramientas que permitan medir de manera eficiente y precisa cómo las noticias financieras y económicas impactan en la opinión de la sociedad; en Honduras, la diversidad de plataformas mediáticas y la creciente accesibilidad a contenido digital han ampliado el alcance de la información, lo que subraya la necesidad de supervisar las narrativas mediáticas que influyen en el sistema financiero.

La implementación de un modelo de análisis de sentimientos, basado en inteligencia artificial y web scraping, representa una solución innovadora y práctica, este enfoque no solo optimiza los recursos asociados con el monitoreo manual de noticias, sino que también permite a las instituciones anticipar preocupaciones y reaccionar de manera proactiva ante posibles desafíos; desde una perspectiva económica, el análisis automatizado de noticias reduce costos operativos y mejora la eficiencia en la recopilación de datos, mientras que a nivel social, fortalece la confianza pública al promover la transparencia informativa.

Los beneficios de este enfoque abarcan múltiples dimensiones:

1. Cuantitativa: La extracción de datos estructurados en tiempo real permite identificar tendencias en la cobertura mediática y generar informes estadísticos para respaldar decisiones estratégicas en el sector financiero.
2. Cualitativa: El análisis de sentimientos facilita la detección de patrones narrativos en las noticias que moldean la percepción pública, proporcionando herramientas para que las instituciones adapten sus estrategias de comunicación.

El proyecto se basa en el uso de algoritmos avanzados de procesamiento natural de lenguaje (PNL) y aprendizaje automático (ML) para analizar grandes volúmenes de datos no estructurados,

estas herramientas, combinadas con técnicas de web scraping, transforman texto no estructurado en datos analíticos, optimizando la supervisión informativa en tiempo real lo que contribuye a mejorar la toma de decisiones en el ámbito financiero y también refuerza la estabilidad social y económica al garantizar que la información pública sea precisa, accesible y analizable, sentando las bases para una mejor comprensión del impacto mediático en la percepción pública hondureña.

## **6.3 ALCANCE DE LA PROPUESTA**

### **6.3.1 OBJETIVO GENERAL DEL PROYECTO**

Implementar un modelo de análisis de sentimientos léxico para medir la percepción pública en noticias financieras y económicas hondureñas durante un período de tiempo definido.

### **6.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS DEL PROYECTO**

1. Describir los pasos necesarios para desarrollar un modelo de análisis de sentimientos léxico capaz de clasificar sentimientos en categorías como positivo, negativo o neutral a partir de noticias financieras y económicas.
2. Diseñar un cronograma de actividades que detalle las fases del proyecto, los responsables y las herramientas necesarias para la implementación del modelo de análisis de sentimientos léxico.
3. Establecer el periodo de tiempo requerido para el desarrollo e implementación del modelo, incluyendo recursos tecnológicos, humanos y computacionales.

## **6.4 DESCRIPCIÓN Y DESARROLLO**

### **6.4.1 DESCRIPCIÓN**

La propuesta del proyecto se centra en el desarrollo de un modelo diseñado específicamente para analizar sentimientos en noticias financieras y económicas de Honduras, este análisis tiene como objetivo principal medir la percepción pública a través de un análisis detallado de los textos provenientes de medios escritos en su versión digital; para lograrlo, se implementa una solución integral utilizando el lenguaje de programación Python, conocido por su robustez y amplia gama de bibliotecas especializadas en tareas de análisis de datos, procesamiento natural de lenguaje

(PNL) y aprendizaje automático (ML), el proceso de desarrollo sigue la metodología CRISP-DM.

Se presenta un cronograma de actividades que detalla las tareas específicas de cada fase, incluyendo actividades preliminares necesarias antes del desarrollo del modelo, como la selección de fuentes de noticias y la configuración del entorno de desarrollo en Python, el cronograma incluye un desglose de los costos asociados a cada actividad, considerando los recursos tecnológicos, humanos y computacionales necesarios para la implementación y ejecución del proyecto.

#### 6.4.2 DESARROLLO

El desarrollo del proyecto se basa en la metodología CRISP-DM, que se organiza en seis fases fundamentales, este enfoque sistemático permite detallar, de manera ordenada, cada paso necesario para implementar un modelo de análisis de sentimientos léxico; este modelo tiene como objetivo clasificar el contenido de noticias financieras y económicas hondureñas según su percepción pública (positiva, negativa o neutral), utilizando técnicas de procesamiento natural de lenguaje natural y aprendizaje automático.

#### 6.4.3 COMPRENSIÓN DEL NEGOCIO

Como primer paso, es fundamental comprender la importancia del análisis de sentimientos en noticias financieras y económicas y su contribución a la medición de la percepción pública en Honduras, este análisis permite evaluar cómo las narrativas mediáticas influyen en la opinión pública, un aspecto crítico para instituciones financieras, reguladores y tomadores de decisiones; cabe destacar que el análisis de sentimientos proporciona información valiosa sobre el estado de confianza y preocupación de la ciudadanía respecto al entorno financiero, ya que identificar un predominio de sentimientos negativos en las noticias puede reflejar incertidumbre económica, falta de confianza en las instituciones o preocupación ante eventos específicos, a su vez, un predominio de sentimientos positivos puede señalar optimismo en la población, estabilidad financiera o expectativas favorables sobre el futuro.

Este análisis es relevante en un contexto donde las noticias juegan un papel clave en la formación de opiniones y expectativas económicas, al medir la percepción pública a través de este análisis, se pueden identificar áreas críticas que requieren atención por parte de las instituciones, así como ajustar estrategias de comunicación para fomentar la confianza y la estabilidad en el

sistema financiero.

#### 6.4.4 COMPRENSIÓN DEL DATOS

Es fundamental comprender la composición de los datos necesarios detallados en la Tabla 4 para el análisis requerido; este conocimiento permite identificar y recopilar de manera precisa los elementos clave que sustentan el desarrollo del proyecto, asegurando la calidad y relevancia de la información utilizada.

**Tabla 4 . Descripción y Tipología de los Datos del Proyecto**

Campo	Tipo de Dato	Descripción
Fecha	Date, Time	Indica el día, mes y año en el que se publica la noticia o el artículo, este dato permite contextualizar el contenido en un momento específico del tiempo, lo cual es relevante para analizar su impacto y clasificación con eventos económicos o sociales.
Link	Hipervínculo	Es la dirección URL que redirige al artículo o noticia original; Proporciona acceso directo al contenido, permitiendo su revisión, validación o lectura detallada.
Titulo	Text	Es el encabezado principal del artículo o noticia; Resume el tema o idea central del contenido, facilitando la identificación de los tópicos tratados.
Periódico	Text	Refleja el medio de comunicación que publicó la noticia, como "El Herald" o "La Prensa"; Este dato es crucial para analizar la perspectiva editorial y la credibilidad de la fuente.
Índice de Sentimiento	Float	Es una métrica que refleja la percepción emocional general del contenido (positiva, negativa o neutral); Este índice se calcula a partir del análisis de palabras y frases en el texto.
Índice de Polaridad	Float	Representa la intensidad de la opinión expresada en el contenido, evaluando si esta es marcadamente positiva o negativa; Permite identificar la fuerza del sentimiento en el artículo
Palabras Clave	Text	Son los términos más relevantes o representativos del contenido, que reflejan los temas principales abordados en la noticia; Facilitan la categorización y búsqueda de artículos relacionados con temas específicos.

Fuente Elaboración Propia.

#### 6.4.5 RECOLECCIÓN Y PREPARACIÓN DE LOS DATOS

Durante el proceso de recolección y preparación de los datos, se realizan los siguientes pasos utilizando Python y técnicas de web scraping:

1. Extracción de datos: se emplea la biblioteca BeautifulSoup para recopilar información desde sitios web relevantes; dependiendo de la estructura HTML de la página, se

- seleccionan las etiquetas específicas que contienen los encabezados, el contenido principal y los metadatos de las noticias financieras y económicas.
2. Transformación inicial: los datos extraídos se procesan para convertirlos en estructuras tabulares utilizando la biblioteca Pandas, esto incluye la creación de un DataFrame donde cada fila representa una noticia y cada columna contiene los atributos descritos en la Tabla 4.
  3. Configuración de los datos: se asegura que las columnas tengan encabezados claros y significativos; en caso de que los datos no contengan una estructura predefinida, se realizan ajustes para asignar nombres apropiados a las columnas, facilitando el análisis posterior.

```
!pip install textblob
import nltk
nltk.download('punkt')
nltk.download('stopwords')
!pip install --upgrade nltk textblob
from nltk.data import find
print(find('tokenizers/punkt.zip'))
from textblob.download_corpora import download_all
download_all()
```

#### **Figura 41 . Bibliotecas y Librerías de Python Esenciales para el Análisis de Sentimientos Léxico**

Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 41 se presentan las bibliotecas necesarias para llevar a cabo el análisis de sentimientos léxico en Python. El código configura el entorno para realizar análisis de texto utilizando las bibliotecas TextBlob y NLTK (Natural Language Toolkit); en primer lugar, se instala TextBlob librería que facilita el procesamiento de texto, luego se descargan dos recursos esenciales de NLTK: el tokenizer de punkt, que permite dividir el texto en unidades más pequeñas (como palabras o frases), y las stopwords, que son palabras comunes que suelen eliminarse durante el análisis de texto, a continuación se actualizan las versiones de las bibliotecas NLTK y TextBlob, además se verifica la disponibilidad de los recursos de punkt utilizando la función find.

```

# Función que crea un dataframe
def crear_dataframe_noticias(resumenes, periodico):
    fecha_actual = datetime.now().strftime("%Y-%m-%d %H:%M:%S")

    # Crear listas para almacenar la información
    fechas = [fecha_actual] * len(resumenes)
    links = []
    titulos = []
    periodicos = [periodico] * len(resumenes)
    indices_sentimiento = [] # Nueva columna para el índice de sentimiento
    indices_singularidad = [] # Nueva columna para el índice de singularidad
    palabras_clave = [] # Nueva columna para las palabras clave

    for resumen in resumenes:
        # Separar el resumen por líneas
        lineas = resumen.split('\n')

        # Buscar la línea que contiene el enlace
        enlace_linea = next((linea for linea in lineas if 'Enlace:' in linea), None)
        link = enlace_linea.split('Enlace: ')[1].strip() if enlace_linea else "No se pudo encontrar el enlace."
        links.append(link)

        # Buscar la línea que contiene el título
        titulo_linea = next((linea for linea in lineas if 'Titulo:' in linea), None)
        titulo = titulo_linea.split('Titulo: ')[1].strip() if titulo_linea else "No se pudo encontrar el título."
        titulos.append(titulo)

        # Extraer el índice de sentimiento de la línea del resumen
        indice_linea = next((linea for linea in lineas if 'Indice de sentimiento:' in linea), None)
        indice_sentimiento = float(indice_linea.split(':')[1].strip()) if indice_linea else 0.0
        indices_sentimiento.append(indice_sentimiento)

        # Extraer el índice de singularidad de la línea del resumen
        indice_singularidad_linea = next((linea for linea in lineas if 'Indice de singularidad:' in linea), None)
        indice_singularidad = float(indice_singularidad_linea.split(':')[1].strip()) if indice_singularidad_linea else 0.0
        indices_singularidad.append(indice_singularidad)

        # Extraer las palabras clave de la línea del resumen
        palabras_clave_linea = next((linea for linea in lineas if 'Palabras clave encontradas:' in linea), None)
        palabras_clave_noticia = palabras_clave_linea.split(':')[1].strip().split(', ') if palabras_clave_linea else []
        palabras_clave.append(palabras_clave_noticia)

    # Crear el DataFrame
    data = {'fecha': fechas,
           'link': links,
           'titulo': titulos,
           'periodico': periodicos,
           'indice_sentimiento': indices_sentimiento,
           'indice_singularidad': indices_singularidad,
           'palabra_clave': palabras_clave}

    df = pd.DataFrame(data)
    return df

```

**Figura 42. Función en Python para crear el DataFrame que almacena la información recopilada mediante web scraping.**

Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 42 se presenta una función llamada `crear_dataframe_noticias`, la cual recibe como parámetros un listado de resúmenes de noticias y el nombre de un periódico. Esta función procesa cada resumen y extrae información clave para construir un DataFrame; en primer lugar, obtiene la fecha actual y la asigna a todas las filas del DataFrame, posteriormente, recorre cada resumen y extrae el enlace, el título, los índices de sentimiento y singularidad, así como las palabras clave asociadas a cada noticia. Toda esta información se organiza en un diccionario, que luego se convierte en un DataFrame de Pandas; este DataFrame resultante contiene columnas para

la fecha, el enlace, el título, el periódico, los índices de sentimiento y singularidad, y las palabras clave correspondientes a cada noticia.

```
# Funcion que guarda el data_frame
def guardar_dataframe_a_excel(df):
    # Obtener la fecha actual
    fecha_actual_str = datetime.now().strftime("%Y%m%d_%H%M%S")

    # Construir el nombre del archivo Excel
    nombre_archivo = f"noticias_{fecha_actual_str}.xlsx"

    # Guardar el DataFrame en el archivo Excel
    df.to_excel(nombre_archivo, index=False)

    print(f"DataFrame guardado en el archivo: {nombre_archivo}")
```

**Figura 43 . Función en Python para guardar el DataFrame creado como archivo de xlsx**

Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 43 se define la función `guardar_dataframe_a_excel`, cuyo objetivo es guardar un DataFrame en un archivo Excel; primero, la función obtiene la fecha y hora actuales en formato `YYYYMMDD_HHMMSS`, lo que asegura que el nombre del archivo sea único, luego, construye el nombre del archivo Excel incorporando esta fecha y hora actual para finalmente guardar el DataFrame en el archivo Excel con el nombre generado, utilizando la función `to_excel` de Pandas, y asegurándose de que el índice del DataFrame no se incluya en el archivo guardado.

#### 6.4.6 MODELADO

El modelado del análisis de sentimientos léxico se lleva a cabo en Python, utilizando un enfoque sistemático que combina diversas bibliotecas especializadas en procesamiento natural de lenguaje (PNL); en primer lugar, se emplean NLTK y spaCy para realizar una tokenización eficiente, dividiendo el texto en palabras individuales y reduciéndolas a sus raíces mediante técnicas de stemming o lematización, proceso que permite estandarizar las palabras, eliminando variaciones morfológicas que pueden introducir ruido en el análisis. Posteriormente, se filtran las palabras vacías, es decir, palabras comunes que no aportan significado relevante al análisis (como preposiciones, artículos y pronombres), con la finalidad de centrarse únicamente en los términos que tienen impacto semántico en el contexto de las noticias económicas y financieras.

Una vez limpios y preprocesados los datos, se procede al análisis léxico utilizando un diccionario de sentimientos previamente definido, el cual contiene palabras etiquetadas con valores de positividad y negatividad que reflejan su carga emocional; cada palabra del texto se

evalúa en función de este diccionario, asignando puntajes que se acumulan para calcular un índice general de sentimiento para cada noticia. El índice de sentimiento resultante clasifica las noticias en categorías como positivas, negativas o neutrales, proporcionando una métrica cuantificable del tono general de las publicaciones, el cual permite identificar patrones en las narrativas mediáticas y facilita el análisis longitudinal de cómo las percepciones públicas pueden variar en respuesta a eventos económicos específicos.

```
In [13]: from bs4 import BeautifulSoup
        from urllib.parse import urljoin
        import requests
        from colorama import Fore, Style
        from textblob import TextBlob
        from email.mime.multipart import MIMEMultipart
        from email.mime.text import MIMEText
        import smtplib
        from wordcloud import WordCloud
        import matplotlib.pyplot as plt
        from nltk.corpus import stopwords
        import re
        import nltk
        import pandas as pd
        from datetime import datetime

        # Definir diccionario de sentimientos
        diccionario_sentimientos = {
            'abandonado':0,
            'abandonan':0,
            'abandono':0,
            'abierta':0,
            'abiertas':0,
            'abierto':0,
            'abiertos':0,
            'abordándose':0,
            'absorber':0,
            'absorberlas':0,
            'absorbería':0,
            'absorbida':0,
            'absorbidas':1,
            'absorbidos':0,
            'absorbiendo':0,
            'absorbió':0,
            'absorción':0,
            'abultadas':0,
            'abultado':0,
            'abultados':0,
            'abundancia':1,
            'abundante':1,
            'abusen':0,
            'abusos':0,
            'aceleraciones':0,
            'aceleración':0,
            'aceleradamente':0,
            'aceleradas':0,
            'acelerado':0,
            'aceleran':0,
            'acelerando':0,
            'acelerar':0,
            'aceleraran':0,
            'aceleraron':0,
```

**Figura 44 . Diccionario Técnico y Librerías de Python.**

Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 44 se presenta el diccionario desarrollado por el Banco de España, que es utilizado para calcular el índice de sentimiento en noticias económicas y financieras, este diccionario constituye una herramienta clave para identificar y clasificar términos asociados a emociones positivas, negativas o neutras en los textos, facilitando así un análisis más preciso de la

percepción del contenido.

```
# Función para obtener la forma base (Lema) de una palabra en español
def obtener_forma_singular(palabra):
    stemmer = nltk.stem.SnowballStemmer('spanish')
    return stemmer.stem(palabra)
```

**Figura 45 . Función en Python para obtener la forma base (Lema) de una palabra en español**

Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 45 se define la función `obtener_forma_singular`, cuyo objetivo es obtener la forma base o raíz de una palabra en español. Para lograr esto, utiliza el módulo `SnowballStemmer` de la biblioteca NLTK, configurado específicamente para el idioma español; el `SnowballStemmer` es un algoritmo de "stemming" que elimina los sufijos de las palabras, reduciéndolas a su raíz, finalmente la función toma una palabra como entrada y devuelve su forma singular o raíz, eliminando variaciones derivadas de conjugaciones, declinaciones u otras modificaciones morfológicas.

```

# Función para buscar noticias con palabras clave el heraldo
def buscar_noticias_heraldo(lista_palabras, urls):

    for url in urls:
        response = requests.get(url)
        soup = BeautifulSoup(response.content, 'html.parser')

        noticias = soup.find_all('div', class_='headline')

        for noticia in noticias:
            titulo = noticia.find('h2').text.strip()
            enlace = noticia.find('a')['href']
            url_noticia = urljoin(url, enlace)

            response_noticia = requests.get(url_noticia)
            soup_noticia = BeautifulSoup(response_noticia.content, 'html.parser')

            contenido_element = soup_noticia.find('div', {'class': ['text', 'tbody-detail-ehp', 'lead', 'card-text']})
            if contenido_element:
                contenido = contenido_element.text.strip()
            else:
                contenido = "No se pudo encontrar el contenido de la noticia."

            palabras_texto = contenido.lower().split()
            palabras_singular_plural = [obtener_forma_singular(p) for p in palabras_texto]

            total_palabras = len(palabras_texto)
            palabras_unicas = len(set(palabras_singular_plural))
            indice_singularidad = palabras_unicas / total_palabras if total_palabras > 0 else 0

            if indice_singularidad <= 0.3:
                clasificacion_singularidad = "Baja"
            elif indice_singularidad <= 0.7:
                clasificacion_singularidad = "Moderado"
            else:
                clasificacion_singularidad = "Alta"

            palabras_encontradas = []
            for palabra in lista_palabras:
                if obtener_forma_singular(palabra.lower()) in palabras_singular_plural:
                    palabras_encontradas.append(palabra)

```

**Figura 46 . Función en Python para buscar las noticias en el sitio Web de el Heraldo y Calcular el índice de sentimiento.**

Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 46 se define la función `buscar_noticias_heraldo`, la cual busca noticias en el sitio web del periódico El Heraldo utilizando una lista de palabras clave y un conjunto de URL proporcionadas; para cada URL, la función realiza una solicitud HTTP y emplea BeautifulSoup para extraer los títulos y enlaces de las noticias, luego, accede a cada noticia de manera individual, obtiene su contenido y calcula el índice de singularidad basado en el número de palabras únicas. Dependiendo de este índice, clasifica la noticia como de singularidad baja, moderada o alta; la función también verifica si las palabras clave proporcionadas están presentes en el contenido de la noticia, si se encuentran, se lleva a cabo un análisis de sentimientos utilizando TextBlob y un diccionario de sentimientos predefinido.

El puntaje de este análisis determina si la noticia se clasifica como positiva, negativa,

neutral, muy positiva o muy negativa, finalmente, la función imprime un resumen detallado que incluye el título, el enlace, las palabras clave encontradas, la clasificación de singularidad, el índice de singularidad, el sentimiento y el índice de sentimiento de cada noticia.

Para adaptar la función `buscar_noticias_heraldo` a otro sitio web, se deben realizar varias modificaciones; en primer lugar, es necesario ajustar las URL de entrada a las correspondientes al nuevo sitio web, luego, se debe modificar el código de BeautifulSoup para adecuarse a la estructura HTML específica del nuevo sitio. Esto implica identificar las etiquetas y clases que contienen los títulos, enlaces y contenido de las noticias ya que es posible que las clases de los elementos HTML sean diferentes, por lo que se tendría que cambiar el código de búsqueda de los títulos de noticias (`soup.find_all('div', class_='headline')`), y también las líneas que obtienen los enlaces y el contenido de la noticia.

```
if palabras_encontradas:
    analysis = TextBlob(contenido)
    palabras_noticia = analysis.words
    sentimiento_score_textblob = analysis.sentiment.polarity

    sentimiento_score = sum(diccionario_sentimientos.get(word.lower(), 0) for word in palabras_noticia)
    num_palabras_noticia = len(palabras_noticia)
    if num_palabras_noticia > 0:
        sentimiento_score /= num_palabras_noticia

    #sentimiento_score = (sentimiento_score_textblob + sentimiento_score) / 2
    sentimiento_score = (sentimiento_score)

    if sentimiento_score > 0.3:
        sentimiento = "Muy positivo"
    elif sentimiento_score > 0:
        sentimiento = "Positivo"
    elif sentimiento_score < -0.3:
        sentimiento = "Muy negativo"
    elif sentimiento_score < 0:
        sentimiento = "Negativo"
    else:
        sentimiento = "Neutral"

    stopwords_es = set(stopwords.words('spanish'))

    def filter_stopwords(text):
        words = text.split()
        return ' '.join([word for word in words if word.lower() not in stopwords_es])

    print("=" * 50)
    print("Finalizado Analisis Heraldo")
    print("=" * 50)
    resumen_analisis = f"Título: {titulo}\n\nEnlace: {url_noticia}\n\nPalabras clave encontradas: {' '.join(palabras)}\n\nSentimiento: {sentimiento}\n\nÍndice de sentimiento: {sentimiento_score}"
    resmenes_heraldo.append(resumen_analisis)
```

**Figura 47 . Continuación de la Función en Python para buscar las noticias en el sitio Web de el Heraldo y Calcular el índice de sentimiento**

Fuente: Elaboración Propia

En cuanto al análisis de singularidad, la lógica para contar las palabras únicas y calcular el índice de singularidad puede mantenerse igual, pero también se debe validar que el contenido de

la noticia se extrae correctamente de la nueva estructura HTML; si el nuevo sitio web usa un sistema de categorización diferente, es necesario ajustar la forma de analizar las palabras clave y cómo estas se encuentran dentro del contenido, el análisis de sentimientos puede requerir la inclusión o modificación de un diccionario de sentimientos o adaptar el modelo de análisis si se usan diferentes parámetros para el análisis de sentimientos.

```
# Lista para almacenar Los resúmenes de noticias encontradas del heraldo
resumenes_heraldo = []

# Lista para almacenar Los resúmenes de noticias encontradas de la prensa
resumenes_prensa = []

# Lista de URLs a buscar
urls_heraldo = ['https://www.elheraldo.hn', 'https://www.elheraldo.hn/economía']

#, 'https://www.elheraldo.hn/economía/', 'https://www.elheraldo.hn/economía/dineroynegocios',
# 'https://www.elheraldo.hn/economía/cafehonduras'

urls_prensa = ['https://www.laprensa.hn/', 'https://www.laprensa.hn/economía', 'https://www.laprensa.hn/economía/dineroynegocios',
               'https://www.laprensa.hn/economía/sendadelcafe', 'https://www.laprensa.hn/economía/marketingempresas',
               'https://www.laprensa.hn/especiales/comerciales']

# Lista de destinatarios
destinatarios = ["samuel.gomez@cnbs.gob.hn"]

# Palabras clave
palabras_clave = ['Inflación', 'Remesas', 'Inversión Extrajera Directa', 'Importación', 'Tipo de Cambio', 'PIB', 'IMAE', 'BCH',
                  'CNBS', 'Tasa de Inflación', 'Tasa de Empleo']
# 'cnbs', 'CNBS', 'inflación', 'remesas', 'IMAE', 'BCH', 'BID', 'IPC'

# Llamada a La función para buscar noticias con Las palabras preestablecidas en Las URLs de El Heraldo
buscar_noticias_heraldo(palabras_clave, urls_heraldo)

# Llamada a La función para buscar noticias con Las palabras preestablecidas en Las URLs de La Prensa
buscar_noticias_Prensa(palabras_clave, urls_prensa)

# Crear DataFrames para cada fuente de noticias
df_heraldo = crear_dataframe_noticias(resumenes_heraldo, 'El Heraldo')
df_prensa = crear_dataframe_noticias(resumenes_prensa, 'La Prensa')

# Concatenar Los DataFrames si es necesario
df_total = pd.concat([df_heraldo, df_prensa], ignore_index=True)

# Llamada a La función para guardar el DataFrame en un archivo Excel
guardar_dataframe_a_excel(df_total)

#Una vez que has iterado sobre todas Las noticias, envías un correo con Los resúmenes a todos Los destinatarios
enviar_correo(resumenes_heraldo, resumenes_prensa, destinatarios)
```

## Figura 48 . Llamado de las Funciones En Python

Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 48 se presenta el código que implementa un flujo integral para la recopilación, análisis y distribución de noticias económicas y financieras provenientes de los sitios web de El Heraldo y La Prensa. A partir de una lista de palabras clave predefinidas, el código busca noticias relevantes en las URL especificadas de ambos medios, analiza su contenido para detectar la presencia de dichas palabras clave y evalúa métricas como el sentimiento y la singularidad del texto, los resúmenes de las noticias procesadas se envían por correo electrónico a una lista de

destinatarios, permitiendo una distribución eficiente de la información analizada.

#### 6.4.7 RESULTADOS FINALES

Los resultados del análisis de sentimientos léxico se consolidan en un informe detallado que se envía diariamente por correo electrónico a los destinatarios relevantes; este informe incluye un resumen del análisis realizado sobre las noticias económicas y financieras recopiladas, proporcionando una visión clara y estructurada de las tendencias de sentimiento detectadas durante el día. El contenido del correo electrónico se organiza de manera que facilita la comprensión inmediata de los hallazgos, incluye métricas clave junto con gráficos que muestran la distribución del sentimiento y su evolución a lo largo del día, se destacan noticias específicas que tuvieron un impacto significativo en el análisis, con enlaces a las fuentes originales para un análisis más detallado.

El envío se automatiza utilizando bibliotecas de Python `smtplib` y `email`, lo que garantiza la puntualidad y consistencia del informe, esta funcionalidad asegura la entrega eficiente de los resultados y contribuye a la toma de decisiones informadas, ya que los destinatarios pueden evaluar de manera rápida y precisa el tono general de las noticias que influyen en la percepción pública sobre temas económicos y financiero.

```
# Función que envía el correo electrónico con el análisis a múltiples destinatarios y un resumen general
def enviar_correo(resumenes_heraldo, resumenes_prensa, destinatarios):
    password = "leif hqws jpnv vcjy"

    # Eliminar duplicados en los resúmenes
    resumenes_heraldo = list(set(resumenes_heraldo))
    resumenes_prensa = list(set(resumenes_prensa))

    # Verificar si hay resúmenes para enviar
    if not resumenes_heraldo and not resumenes_prensa:
        print("No se encontraron noticias. El correo no será enviado.")
        return

    # Combina los resúmenes de ambas fuentes
    resumenes_combinados = resumenes_heraldo + resumenes_prensa

    for destinatario in destinatarios:
        mensaje = MIME multipart()
        mensaje['From'] = "sammygom3z@gmail.com"
        mensaje['To'] = destinatario
        mensaje['Subject'] = "Alerta Análisis de Sentimientos Noticias"

        # Combinar todos los resúmenes en un solo mensaje
        contenido = '\n\n'.join(resumenes_combinados)
        mensaje.attach(MIMEText(contenido, 'plain', 'utf-8'))

        servidor = smtplib.SMTP('smtp.gmail.com', 587)
        servidor.starttls()
        servidor.login(mensaje['From'], password)
        servidor.send_message(mensaje)
        servidor.quit()
```

**Figura 49 . Función en Python que envía el correo electrónico con la información del análisis de sentimientos en las noticias del día**

Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 49 se presenta la función `enviar_correo`, cuyo propósito es enviar correos electrónicos con un resumen del análisis de noticias a Múltiples destinatarios; en primer lugar, elimina cualquier duplicado en los resúmenes de noticias obtenidos de El Herald y La Prensa para garantizar la claridad del contenido, posteriormente, verifica si existen resúmenes disponibles; de no ser así, detiene el proceso, en caso de haber contenido, combina los resúmenes de ambas fuentes en un único texto consolidado. Para cada destinatario de la lista, genera un correo electrónico utilizando el protocolo SMTP, especificando el remitente, destinatario y asunto del mensaje, el cuerpo del correo incluye todos los resúmenes concatenados en un formato claro y organizado, finalmente, utiliza las credenciales proporcionadas para iniciar sesión en el servidor de Gmail y enviar el mensaje y cierra la conexión de manera segura al completar el envío.

#### 6.4.7.1 ANALISIS GRÁFICO

Una vez completado el proceso de limpieza del DataFrame, que incluye la eliminación de valores nulos, duplicados y datos irrelevantes, así como la normalización de texto para un análisis más efectivo, se procede a realizar un análisis exploratorio de datos (EDA, por sus siglas en inglés), etapa crucial para comprender la estructura, las características y los patrones generales presentes en los datos recopilados.

El análisis EDA se complementa con una serie de visualizaciones generadas en Python utilizando bibliotecas especializadas como `matplotlib.pyplot`, `Plotly` y `Seaborn`, herramientas que permiten representar gráficamente los hallazgos del EDA, facilitando la comprensión más clara y accesible de los datos, se presta especial atención a las variables textuales, evaluando la frecuencia de palabras clave, términos más utilizados y tendencias de tono en las noticias; estas métricas ilustran patrones en la cobertura mediática, como el predominio de palabras asociadas a sentimientos positivos, negativos o neutros, se examinan correlaciones entre diferentes variables, como la fecha de publicación y la intensidad del sentimiento, lo que ofrece información sobre cómo ciertos eventos afectan la percepción pública.

```

import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

# Cargar los datos desde el archivo Excel
df = pd.read_excel('noticias_20240131_143553.xlsx')

# Clasificar el índice de sentimiento en tres categorías: Negativo, Neutro, Positivo
def clasificar_sentimiento(valor):
    if valor < 0:
        return 'Negativo'
    elif valor == 0:
        return 'Neutro'
    else:
        return 'Positivo'

# Aplicar la función de clasificación al índice de sentimiento
df['sentimiento_clasificado'] = df['indice_sentimiento'].apply(clasificar_sentimiento)

# Ver la distribución de las categorías
print(df['sentimiento_clasificado'].value_counts())

# Definir una paleta personalizada
palette = {'Negativo': '#46658C', 'Positivo': '#7C8EA6', 'Neutro': '#C5D0D9'}

# Graficar la distribución de las categorías
plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.countplot(data=df, x='sentimiento_clasificado', palette=palette)
plt.title('')
plt.xlabel('Categoría de Sentimiento')
plt.ylabel('Frecuencia')
plt.grid(axis='y', linestyle='', alpha=0.7)
plt.show()

```

### Figura 50 . Clasificación y Visualización de Sentimientos en Noticias Económicas

Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 50 el código realiza un análisis de datos enfocado en la clasificación y visualización del índice de sentimiento de noticias económicas, primero, carga un archivo Excel llamado noticias\_20240131\_143553.xlsx en un DataFrame de Pandas; luego, se define una función personalizada, clasificar\_sentimiento que categoriza los valores del índice de sentimiento en tres clases: Negativo (si el valor es menor a 0), Neutro (si el valor es igual a 0) y Positivo (si el valor es mayor a 0), esta función se aplica a la columna indice\_sentimiento, creando una nueva columna llamada sentimiento\_clasificado y posteriormente, imprime la distribución de estas categorías en la consola.

Para visualizar los resultados, se utiliza una paleta de colores personalizada y Seaborn para generar un gráfico de barras que muestra la frecuencia de cada categoría de sentimiento, el gráfico tiene un diseño claro y profesional, con etiquetas descriptivas en los ejes y una rejilla sutil para facilitar la interpretación de los datos, esto permite identificar rápidamente las tendencias generales del sentimiento en las noticias analizadas.

```

import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

# Cargar los datos desde el archivo Excel
df = pd.read_excel('noticias_20240131_143553.xlsx')

# Contar la frecuencia de cada palabra clave
palabra_frecuencia = df['palabra_clave'].value_counts()

# Imprimir las frecuencias por palabra clave
print("Frecuencia de cada palabra clave:")
for palabra, frecuencia in palabra_frecuencia.items():
    print(f"{palabra}: {frecuencia}")

# Graficar la frecuencia de palabras clave
plt.figure(figsize=(10, 6))
sns.barplot(x=palabra_frecuencia.index, y=palabra_frecuencia.values, palette='viridis')
plt.title('Frecuencia de Palabra Clave en el Dataset', fontsize=14)
plt.xlabel('Palabra Clave', fontsize=12)
plt.ylabel('Frecuencia', fontsize=12)
plt.xticks(rotation=45, ha='right', fontsize=10) # Rotar las etiquetas de las palabras clave
plt.grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.7)
plt.tight_layout() # Ajustar el gráfico para que no se corte
plt.show()

```

### Figura 51 . Análisis de Frecuencia de Palabras Clave en Noticias

Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 51 el código analiza la frecuencia de palabras clave en un conjunto de datos extraídos de un archivo Excel que contiene noticias; primero, carga los datos en un DataFrame y calcule la frecuencia de cada palabra clave en la columna correspondiente, imprime los resultados en la consola para su revisión y genera un gráfico de barras utilizando Seaborn, visualizando la frecuencia de cada palabra clave. El gráfico incluye etiquetas legibles y está estilizado para destacar las palabras más relevantes en el conjunto de datos, facilitando el análisis y la interpretación de los datos.

```

import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

# Cargar los datos desde el archivo Excel
df = pd.read_excel('noticias_20240131_143553.xlsx')

# Clasificar el índice de sentimiento
df['sentimiento_clasificado'] = df['indice_sentimiento'].apply(
    lambda x: 'Negativo' if x < 0 else 'Positivo' if x > 0 else 'Neutro'
)

# Contar la cantidad de noticias por periódico y clasificación de sentimiento
conteo = df.groupby(['periodico', 'sentimiento_clasificado']).size().unstack(fill_value=0)

# Imprimir la cantidad de noticias por periódico e índice de sentimiento
print("Cantidad de noticias por periódico e índice de sentimiento:")
print(conteo)

# Graficar la cantidad de noticias por sentimiento y periódico
conteo.plot(
    kind='bar',
    stacked=True,
    figsize=(10, 6),
    color=['#46658C', '#C5D0D9', '#7C8EA6'],
    edgecolor='black'
)

plt.title('')
plt.xlabel('Periódico')
plt.ylabel('Cantidad de Noticias')
plt.xticks(rotation=45, ha='right')
plt.legend(title='Índice de Sentimiento')
plt.tight_layout()
plt.show()

```

## Figura 52 . Análisis de Sentimientos por Periódico en Noticias

Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 52 el código analiza y visualiza la distribución del sentimiento de las noticias por periódico en un conjunto de datos; comienza cargando los datos desde un archivo Excel y clasifica el índice de sentimiento en tres categorías: Negativo , Neutro , y Positivo, luego, agrupa los datos por periódico y categoría de sentimiento, calculando la cantidad de noticias en cada combinación. La información resultante se imprime en la consola y se representa gráficamente en un gráfico de barras apiladas, el gráfico permite observar cómo se distribuyen las noticias clasificadas por sentimientos en cada periódico, proporcionando una vista clara y estructurada del análisis.

```

import pandas as pd
import plotly.graph_objects as go

# Cargar el archivo de Excel
df = pd.read_excel('noticias_20240131_143553.xlsx')

# Asegurarse de que la columna 'fecha' esté en formato de fecha
df['fecha'] = pd.to_datetime(df['fecha'], errors='coerce')

# Agregar una columna auxiliar para el mes y ordenar por mes y fecha
df['mes'] = df['fecha'].dt.month
df = df.sort_values(by=['mes', 'fecha'])

# Multiplicar la columna 'indice_sentimiento' por -1 (si es necesario)
df['indice_sentimiento'] = df['indice_sentimiento'] * 1

# Crear el gráfico de líneas combinado
fig = go.Figure()

# Agregar la línea para 'indice_sentimiento' con el primer eje Y
fig.add_trace(go.Scatter(
    x=df['fecha'],
    y=df['indice_sentimiento'],
    mode='lines',
    name='Índice Sentimiento',
    yaxis='y1'
))

# Agregar la línea para 'indice_singularidad' con el segundo eje Y
fig.add_trace(go.Scatter(
    x=df['fecha'],
    y=df['indice_singularidad'],
    mode='lines',
    name='Índice Singularidad',
    yaxis='y2'
))

# Lista de eventos con fechas y descripciones
eventos = [
    {'fecha': pd.to_datetime('2024-08-05'), 'descripcion': 'TPM <br /> 4%'},
    {'fecha': pd.to_datetime('2024-10-15'), 'descripcion': 'D. <br /> Lps'},
    {'fecha': pd.to_datetime('2024-10-26'), 'descripcion': 'TPM <br /> 5.75%'},
    {'fecha': pd.to_datetime('2024-11-17'), 'descripcion': 'Tormenta <br /> Tropical<br /> Sara'}
]

```

**Figura 53 . Código Grafico de Línea con Anotaciones**

Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 53 el código genera un gráfico interactivo utilizando Plotly que muestra la evolución de dos índices, Índice de Sentimiento e Índice de Singularidad, a lo largo del tiempo, primero, carga un archivo Excel con datos y convierte la columna de fechas en un formato adecuado para su análisis, luego, organiza los datos por mes y fecha, y se ajustan los valores del índice de sentimiento.

El gráfico combina dos líneas en un solo gráfico: una línea representa el Índice de Sentimiento en el primer eje Y, mientras que la otra línea muestra el Índice de Singularidad en un segundo eje Y; además, se agregan eventos específicos a fechas determinadas, que se marcan con líneas punteadas y anotaciones explicativas, como cambios en la Tasa de Política Monetaria (TPM) y eventos climáticos, finalmente, el gráfico se configura con un diseño que tiene un fondo blanco para resaltar los colores de las líneas, y se muestra de manera interactiva.

```

# Agregar líneas punteadas y anotaciones para los eventos
for evento in eventos:
    fecha = evento['fecha']
    # Agregar una línea punteada en la fecha del evento
    fig.add_trace(go.Scatter(
        x=[fecha, fecha],
        y=[df['indice_sentimiento'].min(), df['indice_sentimiento'].max()],
        mode='lines',
        line=dict(dash='dot', color='gray'),
        name=evento['descripcion'],
        showlegend=False
    ))
    # Agregar anotación en la fecha exacta del evento
    fig.add_annotation(
        x=fecha,
        y=df['indice_sentimiento'].max(),
        text=evento['descripcion'],
        showarrow=False,
        font=dict(color='black', size=10),
        xanchor='left',
        yanchor='bottom'
    )

# Configurar el diseño del gráfico con dos ejes Y
fig.update_layout(
    title='Evolución del Índice de Sentimiento y Singularidad en Respuesta a los Eventos Económicos',
    xaxis_title='Fecha',
    yaxis_title='Índice Sentimiento',
    yaxis=dict(
        title='Índice Sentimiento',
        titlefont=dict(color='blue'),
        tickfont=dict(color='blue')
    ),
    yaxis2=dict(
        title='Índice Singularidad',
        titlefont=dict(color='red'),
        tickfont=dict(color='red'),
        overlaying='y',
        side='right'
    ),
    template='plotly'
)

# Mostrar el gráfico
fig.show()

```

**Figura 54.** Continuación código Gráfico de Línea con Anotaciones

Fuente: Elaboración Propia

#### 6.4.8 ESTRUCTURA MODULAR Y AUTOMATIZACIÓN DEL MODELO DE ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS LÉXICO

El modelo de análisis de sentimientos léxico está diseñado de manera modular y estructurada, empleando funciones bien definidas para cada etapa del proceso; esta arquitectura permite una alta flexibilidad y facilidad de mantenimiento, ya que cualquier modificación en la lógica del algoritmo, como ajustes en el preprocesamiento del texto, la actualización del diccionario léxico o la configuración de métricas de sentimiento, puede implementarse sin afectar otras partes del código, la separación de responsabilidades dentro del código garantiza que cada componente sea independiente, facilitando su depuración, mejora y escalabilidad.

Una vez desarrollado, el código completo se empaqueta en un archivo ejecutable el que

encapsula todas las dependencias necesarias para la ejecución del modelo, eliminando la necesidad de configurar entornos complejos de Python en cada sistema donde se implementa lo que asegura que el modelo sea fácilmente distribuible y ejecutable en cualquier máquina con el sistema operativo adecuado. Para automatizar su ejecución, el archivo ejecutable se programa como una tarea diaria en el sistema operativo, utilizando gestores de tareas como el Programador de tareas en Windows, que garantiza que el modelo se ejecute a una hora predeterminada todos los días, sin necesidad de intervención manual, permitiendo que el análisis de sentimientos se realice de manera constante y confiable. Esta estrategia optimiza el uso del modelo al integrarlo en flujos de trabajo regulares y proporciona una solución robusta y adaptable que puede escalarse o ajustarse según las necesidades futuras del proyecto.

```
@ECHO OFF
CHCP 65001 > NUL

call C:\Users\samuel.gomez\AppData\Local\anaconda3\Scripts\activate.bat
cd "C:\Users\samuel.gomez\OneDrive - Comisión Nacional de Bancos y Seguros (CNBS)\Documentos\CNBS\Python\WEB SCRAPING"

python Eje_NewsDataIo.py

exit

PAUSE > nul
```

### **Figura 55 . Programación del Ejecutable**

Fuente: Elaboración Propia

En la Figura 55 se muestra la ejecución automática de un script de Python dentro de un entorno Anaconda, comienza cambiando la página de códigos de la consola a UTF-8 para asegurar una correcta interpretación de los caracteres, luego, activa el entorno de Anaconda necesario para ejecutar el script, y cambia al directorio donde se encuentra el archivo Python que se desea ejecutar. Una vez allí, ejecuta el script específico Eje\_NewsDataIo.py y, al finalizar, cierra la consola, este proceso permite ejecutar el script de manera eficiente y controlado sin necesidad de intervención manual.

## **6.5 MEDIDAS DE CONTROL**

Para medir la implementación y efectividad del modelo de análisis de sentimientos basado en PNL y machine learning, se deben definir KPIs (Indicadores Clave de Desempeño) relevantes que permitan evaluar su desempeño técnico, su impacto en el proceso de monitoreo y su valor

práctico para la toma de decisiones; en la Tabla 5 se describen los KPIs como medidas de control, así como la definición, y la frecuencia para la medición.

**Tabla 5. Medidas de Control Modelo de Análisis de Sentimientos en Noticias Financieras y Económicas.**

KPI	Definición	Medición	Frecuencia
Cobertura de noticias procesadas	Porcentaje de noticias económicas y financieras de los periódicos analizadas por el modelo.	Número de noticias procesadas dividido por el total disponible.	Trimestral.
Proporción de noticias categorizadas	Distribución porcentual de noticias clasificadas como positivas, negativas o neutras.	Analizar la salida del modelo y comparar con períodos anteriores.	Mensual.
Variabilidad del índice de sentimiento	Grado de fluctuación del índice de sentimiento mensual o trimestral.	Calcular un índice compuesto basado en la clasificación del modelo y graficar tendencias.	Trimestral.
Relación con eventos clave	Correlación entre las fluctuaciones en el índice de sentimiento y eventos económicos importantes.	Analizar eventos como aumentos en la Tasa de Política Monetaria o fluctuaciones en el tipo de cambio.	Trimestral.
Dashboards automatizados	Implementar herramientas como Tableau, Power BI o Python Dash para visualizar los KPIs.	-	-

Fuente: Elaboración Propia.

## 6.6 CRONOGRAMA DE IMPLEMENTACIÓN Y PRESUPUESTO

El cronograma de actividades propuesto detalla una ruta crítica cuidadosamente diseñada para garantizar el desarrollo exitoso del proyecto de análisis de sentimientos léxico; a través de cuatro fases fundamentales: preparación, selección, desarrollo y entrega, se organiza cada tarea en un orden lógico y cronológico, asignando responsables específicos y recursos necesarios para su ejecución, asegurando así una planificación que facilite el cumplimiento de los objetivos establecidos.

**Tabla 6 . Tabla de Actividades del Cronograma de Implementación**

ACTIVIDADES	RESPONSABLE	TAREAS	PRESUPUESTO
<b>Preparación y Planificación (Semana 1 - Semana 2)</b>			
Definición del alcance del proyecto	Gerente del proyecto	Establecer objetivos claros del proyecto, definir habilidades requeridas del personal (experiencia en Python, PNL, análisis de sentimientos, web scraping), y determinar métricas de evaluación del desempeño.	-
<b>Configuración inicial, recopilación y diseño. (Semana 1 - Semana 5)</b>			
Configuración del entorno y recopilación de datos	Especialista y Análista de Datos	Configurar el entorno de trabajo Definir fuentes de datos Diseñar la estructura de datos Almacenar datos en un archivo centralizado	-
<b>Procesamiento y categorización del sentimiento. (Semana 6 - Semana 12)</b>			
Procesamiento y preprocesamiento de datos	Especialista y Análista de Datos	Preprocesamiento del texto Categorización del sentimiento Enriquecimiento de datos Validación de datos	-
<b>Exploración y visualización de resultados. (Semana 13 - Semana 19)</b>			
Análisis y visualización de resultados	Especialista y Análista de Datos	Análisis exploratorio de datos Desarrollo de visualizaciones avanzadas Incorporación de eventos económicos clave	-
<b>Creación de scripts y notificaciones. (Semana 20 - Semana 26)</b>			
Automatización y despliegue	Especialista y Análista de Datos	Automatización del flujo de trabajo Implementación de notificaciones por correo Pruebas del sistema	-
<b>Verificación y optimización. (Semana 27 - Semana 30)</b>			
Validación y mejora continua	Gerente del proyecto, Especialista y Análista de Datos	Validación de precisión Optimización del sistema	-

En la Tabla 6 se enumeran las actividades incluidas en el cronograma representado en las Figuras 56 y 57; estas actividades deben completarse dentro de las semanas definidas para garantizar la correcta implementación del modelo de análisis de sentimientos en noticias económicas y financieras. El cronograma está diseñado para iniciar el 3 de marzo y tendrá una duración de 7 meses y medio, asegurando así el tiempo necesario para completar todas las etapas del proyecto de manera eficiente.

**CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES**

ACTIVIDADES	RESPONSABLE	TAREAS	PRESUPUESTO	FASE UNO			FASE DOS			TERCERA FASE			FASE CUATRO		
				SEMANA 1	SEMANA 2	SEMANA 3	SEMANA 4	SEMANA 5	SEMANA 6	SEMANA 7-10	SEMANA 11-14	SEMANA 15-18	SEMANA 19-22	SEMANA 23-26	SEMANA 27-30
Definición del alcance del proyecto	Gerente del proyecto	Establecer objetivos claros del proyecto, definir habilidades requeridas del personal (experiencia en Python, PNL, análisis de sentimientos, web scraping), y determinar métricas de evaluación del desempeño.	-	█	█										
Configuración inicial, recopilación y diseño. (Semana 1 - Semana 5)															
Configuración del entorno y recopilación de datos	Especialista y Analista de Datos	Configurar el entorno de trabajo Definir fuentes de datos Diseñar la estructura de datos Almacenar datos en un archivo centralizado	-	█	█	█									
Procesamiento y categorización del sentimiento. (Semana 6 - Semana 12)															
Procesamiento y preprocesamiento de datos	Especialista y Analista de Datos	Preprocesamiento del texto Categorización del sentimiento Enriquecimiento de datos Validación de datos	-					█	█	█					

**Figura 56 . Cronograma con detalle de actividades y costos (Semana 1 – Semana 14)**

Fuente: Elaboración Propia

**CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES**

ACTIVIDADES	RESPONSABLE	TAREAS	PRESUPUESTO	FASE UNO			FASE DOS			TERCERA FASE			FASE CUATRO		
				SEMANA 1	SEMANA 2	SEMANA 3	SEMANA 4	SEMANA 5	SEMANA 6	SEMANA 7-10	SEMANA 11-14	SEMANA 15-18	SEMANA 19-22	SEMANA 23-26	SEMANA 27-30
Exploración y visualización de resultados. (Semana 13 - Semana 19)															
Análisis y visualización de resultados	Especialista y Analista de Datos	Análisis exploratorio de datos Desarrollo de visualizaciones avanzadas Incorporación de eventos económicos clave	-								█	█	█		
Creación de scripts y notificaciones. (Semana 20 - Semana 26)															
Automatización y despliegue	Especialista y Analista de Datos	Automatización del flujo de trabajo Implementación de notificaciones por correo Pruebas del sistema	-											█	█
Verificación y optimización. (Semana 27 - Semana 30)															
Validación y mejora continua	Gerente del proyecto, Especialista y Analista de Datos	Validación de precisión Optimización del sistema	-												█

**Figura 57 . Cronograma con detalle de actividades y costos (Semana 13 – Semana 30)**

Fuente: Elaboración Propia

**6.6.1 RESUMEN DEL PRESUPUESTO**

Este proyecto se caracteriza por su sostenibilidad y eficiencia en el uso de recursos, ya que no requiere un presupuesto adicional para su implementación. Python, el lenguaje de programación utilizado, es un software de código abierto y de uso libre, reconocido mundialmente por su versatilidad y amplia comunidad de soporte; al no depender de herramientas comerciales, se evita la compra de licencias de software, lo que reduce significativamente los costos de desarrollo.

Para la recopilación de noticias económicas y financieras, se implementan técnicas de web scraping que permiten extraer información directamente de los sitios web seleccionados, como El Herald y La Prensa; esto elimina la necesidad de adquirir APIs comerciales o suscripciones de pago para acceder a los datos, ya que se aprovechan las estructuras públicas de los sitios web.

El proyecto aprovecha los recursos tecnológicos existentes, como equipos de cómputo y servidores, que ya están disponibles dentro de la institución; el personal involucrado en el proyecto cuenta con la experiencia y las habilidades necesarias para llevar a cabo todas las actividades planificadas, desde el desarrollo del código hasta el análisis de los resultados. De esta manera, el enfoque en herramientas de código abierto, junto con la utilización de infraestructura y talento interno, garantiza que el proyecto no sea solo económicamente viable, sino también autosuficiente en su desarrollo y ejecución.

## **6.7 CONCORDANCIA DE LOS SEGMENTOS DE LA TESIS CON LA PROPUESTA**

Este apartado tiene como objetivo establecer la relación entre los segmentos desarrollados en la tesis y los elementos propuestos en la solución planteada; Se describe en la Tabla 7 cómo los capítulos y secciones de la tesis respaldan teórica y metodológicamente cada aspecto de la implementación del modelo de análisis de sentimientos. Asimismo, se destacan las conexiones entre los fundamentos conceptuales, los resultados obtenidos y las actividades definidas para lograr una ejecución efectiva y alineada con los objetivos del proyecto.

**Tabla 7. Concordancia de los segmentos de la Tesis con la Propuesta**

Título Investigación	Objetivo General	Objetivos Específicos	Teorías/Metodologías de sustento	Variables	Población	Técnicas	Conclusiones	Nombre de la propuesta	Objetivos propuesta
Análisis De Sentimientos En Noticias Financieras Y Económicas Hondureñas Usando Web Scraping E Inteligencia Artificial	Desarrollar una propuesta de modelo de análisis de sentimientos basado en técnicas de procesamiento natural de lenguaje (PNL) y machine learning para monitorear la percepción pública sobre temas económicos, financieros y de estabilidad financiera en Honduras, con el fin de proporcionar información precisa y relevante para la toma de decisiones	1) Identificar y analizar las principales emociones y opiniones presentes en las noticias económicas, financieras y de estabilidad financiera en Honduras, considerando diferentes fuentes y temas para comprender cómo influyen en la percepción pública.	Análisis Mixto	Independientes: Índice de Sentimiento, Variables Macroeconómicas, Variable Tasa  Dependientes: Percepción Pública	La población objetivo comprende todos los periódicos hondureños que publican noticias relacionadas con economía, finanzas y estabilidad financiera, destacan seis medios escritos de circulación nacional en Honduras: Diario La Prensa, Diario Tiempo, Diario La Tribuna, Diario El Heraldo, El	Muestreo no probabilístico por conveniencia	El análisis de las noticias recolectadas en los periódicos El Heraldo y La Prensa revelan patrones significativos en la narrativa mediática sobre temas económicos y financieros en Honduras; La distribución general de sentimientos muestra que la mayoría de las noticias tienden a ser neutrales (41%), seguidas de un porcentaje considerable de noticias positivas (32%) y un porcentaje menor pero	Plan de implementación de Análisis de Sentimientos en Noticias Económicas y Financieras de Honduras para Medir y Estudiar la Percepción Pública en el país.	1. Implementar un modelo de análisis de sentimientos léxico para medir la percepción pública en noticias financieras y económicas hondureñas durante un período de tiempo definido.

	estratégicas en instituciones financieras.				Libertador y El País	relevante de noticias negativas (27%), esta tendencia hacia la neutralidad y el optimismo destaca un enfoque editorial que, en gran medida, evita la polarización emocional en la cobertura informativa.	
	2) Evaluar el grado de objetividad en las noticias publicadas por los periódicos, identificando la presencia de sesgos positivos o negativos en su redacción y analizando su posible impacto en la percepción del público.	Analisis Cuantitativo				El análisis de los índices de sentimiento y singularidad refleja una dinámica compleja en la cobertura mediática de noticias económicas y financieras, mientras que el índice de sentimiento o muestra fluctuaciones constantes entre valores positivos y negativos, indicando una mezcla de percepciones públicas a lo largo del tiempo, el índice de singularidad presenta variaciones más suaves,	2.Describir los pasos necesarios para desarrollar un modelo de análisis de sentimientos léxico capaz de clasificar sentimientos en categorías como positivo, negativo o neutral a partir de noticias financieras y económicas.

							evaluando la originalidad y especificidad del contenido noticioso.	
		3) Evaluar la capacidad del modelo para reflejar variaciones en el índice de sentimiento frente a eventos económicos y climatológicos relevantes en Honduras .	Análisis Cualitativo				La serie temporal del índice de sentimiento revela una estrecha relación entre la percepción pública y los eventos económicos significativos en Honduras; Acontecimientos como el aumento de la Tasa de Política Monetaria (TPM) en agosto y octubre, así como la devaluación del lempira frente al dólar, generan caídas marcadas en el índice, evidenciando cómo las decisiones de política monetaria y la volatilidad cambiaria afectan directamente las expectativas económicas y el sentimiento general	3. Diseñar un cronograma de actividades que detalle las fases del proyecto, los responsables y las herramientas necesarias para la implementación del modelo de análisis de sentimientos léxico.  4. Establecer el presupuesto requerido para el desarrollo e implementación del modelo, incluyendo recursos tecnológicos y computacionales.

							de la población.		
--	--	--	--	--	--	--	------------------	--	--

Fuente: Elaboración Propia.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

### Bibliografía

- Acero J. P. C. ,(2023)): Percepción de la economía de América Latina y el Caribe por COVID-19: un análisis de sentimientos en Twitter.
- Aguirre, Santiago (2022): Crea tu API: RedUSERS.
- Alaminos Fernández, Antonio Francisco (2023): Introducción a la minería de texto y análisis de sentimiento con R. En: 84094945.
- Albán Morales, María Fernanda; Gualoto Fuentes, Bryan Xavier (2024): Desarrollo de un algoritmo para el análisis de sentimientos de textos en Kichwa en el ámbito ecuatoriano.
- Anta Félix, J. (2020): Panel de gestión y decisión de inversiones financieras. Universitat Oberta de Catalunya (UOC). Disponible en línea en <https://openaccess.uoc.edu/handle/10609/118386>.
- Cardona Echeverri, Daniel; Gaitán Riaño, Sandra; Velásquez Ceballos, Hermilson (2016): Variables macroeconómicas y microeconómicas que influyen en la estimación del costo de capital: un estudio de caso. En: Rev. fac. cien. econ. 25 (1). DOI: 10.18359/rfce.2657.
- Carrizo, José Fernando ,(2013)): La Tasa de Interés. En: REyE 21 (1-2-3-4), pág. 81–118. DOI: 10.55444/2451.7321.1977.v21.n1-2-3-4.3729.
- Casasola Murillo, E. y Leoni de León, J. A. (2016): Transferencia de la polaridad semántica de frases idiomáticas a comentarios de opinión. Káñina, 40, 65-76.
- Cauas, D. ,(2015)): Definición de las variables, enfoque y tipo de investigación. Bogotá: biblioteca electrónica de la universidad Nacional de Colombia, 2, 1-11. Disponible en línea en <https://gc.scalahed.com/recursos/files/r161r/w24762w/definiciondelasvariables,enfoqueyti podeinvestigacion.pdf>.
- Chavez Trigoso, Stephany de Jesús (2024): Machine learning y el fraude financiero: percepción de profesionales del sector financiero en Lima Metropolitana, 2013–2023.
- Código procesal penal ,(2002)): Código procesal penal.
- Coello & Roy ,(2023): Análisis de sentimiento basado en los aspectos de las reseñas de una cadena de restaurantes en Honduras.
- Coello & Roy ,(2023): Análisis de sentimiento basado en los aspectos de las reseñas de una cadena de restaurantes en Honduras.
- Comisión Nacional de Bancos y Seguros ,(1995): Microsoft Word - ley cnbs.doc. Ley de la Comisión Nacional de Bancos y Seguros.
- Constitución de la República de Honduras ,(1982)): La Constitución Política de la República de Honduras.
- Cueva Mendoza et al. ,(2022)): Modelo de medición de desempeño de servicios financieros en Perú a través de análisis de sentimiento utilizando métodos de decisiones multicriterio.

- Espinoza Freire, E. E. (2018): La hipótesis en la investigación (Revista de Educación, 16(1), 122-139.). Disponible en línea en [http://scielo.sld.cu/scielo.php?pid=s1815-76962018000100122&script=sci\\_arttext](http://scielo.sld.cu/scielo.php?pid=s1815-76962018000100122&script=sci_arttext).
- Flavia Munafo ((2019)): LA IMPORTANCIA DE LA GESTIÓN DE DATOS Y SU IMPACTO EN EL RIESGO DE CRÉDITO DE INSTITUCIONES FINANCIERAS. En: 1 2, pág. 25–38. Disponible en línea en <https://ojs.econ.uba.ar/index.php/rimf/article/view/1603>.
- Guerrero, Juan Carlos ((2013)): El análisis cualitativo de textos asistido por computador. En: Cultura de la investigación para los estudios urbanos, políticos e internacionales, pág. 327.
- Guyt, Jonne; Datta, Hannes; Boegershausen, Johannes (2024): Unlocking the Potential of Web Scraping for Retailing Research. En: Available at SSRN 4701901.
- Hinestroza Ramírez, Denniye (2018): El Machine Learning a través de los tiempos, y los aportes a la humanidad.
- Jiménez Lozano, David, 2021: Desarrollo de técnicas del Web Scraping.
- Ley de Transparencia y Acceso a la Información Pública (2008): Ley de transparencia y acceso a la información pública.
- Ley del Pensamiento DECRETO No. 6. (1958): DECRETO No. 6. Ley del Pensamiento.
- Luz María Vargas Melgarejo (1994): Sobre el concepto de percepción. En: Alte (8), pág. 47–53. Disponible en línea en <https://alteridades.izt.uam.mx/index.php/alte/article/view/588>.
- Mijangos-Espinosa, Rogelio; Rebolgar, Alicia Martínez; Estrada-Esquivel, Hugo; Pérez, Yasmín Hernández (2022): Uso de técnicas de Web Scraping para obtención automática de bases de datos en la Web. En: Res. Comput. Sci. 151 (5), pág. 143–157.
- Moreno Peña, Cristian David; Vega Yanes, Alvaro; Chanchí Golondrino, Gabriel Elías ((2024)): Herramienta de estimación de la confiabilidad de clientes potenciales del sector financiero mediante el uso de técnicas de análisis de sentimientos y lógica difusa. En: RCTA 1 (43), pág. 24–34. DOI: 10.24054/rcta.v1i43.2801.
- Moreno, A., González, C., (2020): Análisis del sentimiento del Informe de Estabilidad Financiera. En: Documento de Trabajo, n°2011, Banco de España.
- Pérez Albertos, Á. (2018): Leyendo más allá de las palabras: uso del análisis de textos para medir el sentimiento de mercado en España.
- Rosenbrock, Germán; Trossero, Sebastián; Pascal, Andrés (2021): Técnicas de análisis de sentimientos aplicadas a la valoración de opiniones en el lenguaje español. En: XXVII Congreso Argentino de Ciencias de la Computación (CACIC) (Modalidad virtual, 4 al 8 de octubre de 2021). Disponible en línea en <https://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/130344>, Última comprobación el 02/02/2022.
- Roy Eduardo Coello Vallecillo (2023): Análisis de sentimiento basado en los aspectos de las reseñas de una cadena de restaurantes en Honduras.
- Santos Villa, Y. S. (2024): Modelo de Deep Learning integrando índices macroeconómicos, índices internos empresariales y el análisis sentimental de las personas para predecir los despidos masivos en los Estados Unidos.
- Tasente, Tānase; Alina Carataş, Maria; Alabdullah, Tariq Tawfeeq Yousif (2024): Análisis del

sentimiento en la actividad del Banco Central Europeo en las redes sociales durante la pandemia del Covid-19 y la guerra de Ucrania: una comunicación de crisis navegante. En: *Doxa Comunicación* (38).

Tejedor Estupiñán, Joan Miguel (2024): Inteligencia artificial para la investigación económica. En: *Finanz. polit. econ* 16 (1), pág. 9–16. DOI: 10.14718/revfinanzpolitecon.v16.n1.2024.1.

Vázquez, J. R. (2013): Análisis del sentimiento para la toma de decisiones bursátiles.

Villamarín, Alba Taboada (2024): Big data en ciencias sociales. Una introducción a la automatización de análisis de datos de texto mediante procesamiento de lenguaje natural y aprendizaje automático. En: *Revista CENTRA de Ciencias Sociales* 3 (1).

## ANEXOS

### 1. Carta de Compromiso para Asesoría Temática



#### Carta de compromiso para asesoría temática

Señores Facultad de Postgrado UNITEC.

Por este medio yo BAYRON ALEJANDRO BARAHONA ÁLVAREZ

Identidad No. 0801-1990-21988, Licenciado en ECONOMÍA

Con Maestría en Ciencias Actuariales y Financieras

Con Doctorado en \_\_\_\_\_

Hago constar que asumí la responsabilidad de asesorar el trabajo de Tesis de

Maestría denominado ANÁLISIS DE SENTIMIENTOS EN NOTICIAS

FINANCIERAS Y ECONÓMICAS HONDUREÑAS USANDO WEB SCRAPING  
E INTELIGENCIA ARTIFICIAL.

A ser desarrollado por el (los) estudiante(s):

SAMUEL ALBERTO GÓMEZ MEZA

Para lo cual me comprometo a realizar de manera oportuna las revisiones y facilitar las observaciones que considere pertinentes a fin de que se logre finalizar el trabajo de tesis en el plazo establecido por la Facultad de Postgrado.

Nombre BAYRON ALEJANDRO BARAHONA ÁLVAREZ

Número de teléfono/correo electrónico: 31486933 / barahona0773@unitec.honduras

Firma: 

