



**UCN CIENCIAS
EMPRESARIALES**

**UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL NORTE
ESCUELA DE CIENCIAS EMPRESARIALES
INGENIERÍA EN INFORMACIÓN Y CONTROL DE GESTIÓN**

"Análisis de emociones en Twitter a través del modelo Afectivo de MASOES"

*Seminario de Título, parte de la actividad de Titulación para
optar al Título profesional de Ingeniero en Información y
Control de Gestión.*

Profesora Guía: Niriaska Perozo

Giovanny Eduardo González Paredes
giovanny.gonzalez@alumnos.ucn.cl

Leonardo Antonio Rodríguez Vásquez
leonardo.rodriguez@alumnos.ucn.cl

Héctor Esteban Torrejón Cortés
hector.torreon@alumnos.ucn.cl

Coquimbo, Noviembre 2023.

ÍNDICE

1. IDENTIFICACIÓN DEL PROBLEMA	1
2. MARCO TEÓRICO	3
2.1. Procesamiento del Lenguaje Natural	3
2.1.1. Análisis de Emociones en textos	4
2.2. MASOES	5
2.2.1. Modelo afectivo de MASOES	5
2.4. Estado del Arte	6
3. DEFINICIÓN DE OBJETIVOS	9
3.1. Objetivo General	9
3.2. Objetivos Específicos	9
4. METODOLOGÍA DE TRABAJO	10
4.1. O.E.1 Recopilar datos no estructurados de publicaciones en idioma español de usuarios a nivel nacional en Twitter, que reflejen sus opiniones de distintos escenarios sociopolíticos en Chile, con el fin de crear un corpus de datos para el análisis.....	10
4.1.1. A.1 Creación de cuenta de desarrollador en la plataforma Twitter, obteniendo acceso a la API.	10
4.1.2. A.2 Elección de hashtags clave que estén relacionados con distintos escenarios sociopolíticos del país.	11
4.1.3. A.3 Elaboración de un código en Python que permita recopilar Tweets filtrándose por los hashtags seleccionados.....	13
4.2. O.E.2 Realizar pre-procesamiento de los datos, que incluya la lematización del texto, eliminación de palabras vacías y transformación de emoticones.	14
4.2.1. A.1 Transformación de las palabras a su raíz o forma base (“ <i>lematización</i> ”), utilizando Spacy.	14
4.2.2. A.2 Eliminación de signos y puntuaciones, por medio de la librería expresiones regulares Re.	15
4.2.3. A.3 Eliminación de conectores (“ <i>stopwords</i> ”), utilizando librería del procesamiento del lenguaje natural NLTK.	16
4.2.4. A.4 Transformación de emojis a su código en formato string, a través de la librería Emoji.	17
4.3. O.E.3 Utilizar técnicas de análisis de emociones para clasificar los datos procesados frente a las emociones contenidas en el modelo afectivo MASOES.	18
4.3.1. A.1 Creación de diccionario de puntuación de emoticones y palabras clave relacionados a las 8 emociones contenidas en el modelo MASOES, en idioma español.	18

4.3.2. A.2 Determinación de la emoción contenida de cada tweet, clasificando la emoción social de los escenarios a través de técnicas de análisis de emociones y el modelo afectivo de MASOES.....	22
4.4. O.E.4 Determinar el comportamiento individual y colectivo, de los usuarios por medio de las reglas establecidas en el modelo afectivo MASOES a través de los diferentes escenarios sociopolíticos.	23
4.4.1 A.1 Elaboración de código, para determinar la emoción predominante de cada tweet, en base al lexicón creado.	23
4.4.2 A.2 Análisis de los valores de cada emoción, en el modelo afectivo MASOES.	24
5. RESULTADOS	26
5.1. Escenario 1: #EstallidoSocial	26
5.2. Escenario 2: #Boric	29
5.3. Escenario 3: #NuevaConstitucion	31
6. CONCLUSIONES	34

ÍNDICE TABLAS

4.1: Tabla de Muestra de Tweets por cada hashtag seleccionado.....	13
4.2: Tabla de muestra de emojis y su emoción asociada.....	21
4.3: Tabla de muestra de palabras y su emoción asociada.....	21
4.4: Reglas de Priorización de Comportamiento del Modelo MASOES.....	24
5.1: Tabla comparativa del valor emocional y el comportamiento de los usuarios del escenario #EstallidoSocial.....	26
5.2: Tabla comparativa del valor emocional y el comportamiento de los usuarios del escenario #Boric.....	29
5.3: Tabla comparativa del valor emocional y el comportamiento de los usuarios del escenario #NuevaConstitucion.....	31

ÍNDICE FIGURAS

4.1: Entorno de programación de recopilado de tweets.....	14
4.2: Entorno de programación de lematizado de tweets.....	15
4.3: Entorno de programación de preprocesado de tweets.....	16
4.4: Entorno de programación de eliminación de stopwords.....	17
4.5: Entorno de programación de transformación de Emojis.....	18
4.6: Modelo afectivo de MASOES.....	19
4.7: Nube de palabras más frecuentes en los 3 escenarios propuestos.....	20
4.8: Entorno de programación del cálculo de emociones.....	23
5.1: Gráfico distribución individual de tweets del escenario #EstallidoSocial.....	25
5.2: Gráfico de la Emoción Social del escenario #EstallidoSocial.....	25
5.3: Gráfico distribución individual de tweets del escenario #Boric.....	28
5.4: Gráfico de la Emoción Social del escenario #Boric.....	28
5.5: Gráfico distribución individual de tweets del escenario #NuevaConstitucion.....	30
5.6: Gráfico de la Emoción Social del escenario #NuevaConstitucion.....	30

1. IDENTIFICACIÓN DEL PROBLEMA

En el panorama sociopolítico actual de Chile, han pasado cuatro años desde el estallido social y se está a la espera de un segundo plebiscito para aprobar o rechazar una propuesta de Nueva Constitución. Este período ha sido testigo de una transformación significativa en la manera en que la sociedad chilena se involucra y participa en asuntos políticos, donde las redes sociales se han establecido como un canal crucial para la expresión ciudadana. En donde, la digitalización de la comunicación ha permitido que los ciudadanos no solo compartan sus opiniones sobre distintos ámbitos económicos, políticos o sociales, sino que también expresen sus inquietudes personales de manera más inmediata y global.

En consecuencia, los medios en línea se convierten en una herramienta valiosa para analizar el comportamiento humano (Tiwari et al., 2021). En particular, Twitter se ha convertido en una plataforma popular para compartir opiniones, ya que los usuarios pueden publicar patrones de texto de forma rápida y sencilla, permitiendo acceder, manipular y recopilar la información publicada por estos, lo que ha permitido aplicar técnicas de análisis de emociones a partir de los datos que se generan en la red social. Estas técnicas son útiles para entender cómo se sienten las personas sobre ciertos temas.

En el campo de la computación afectiva, diferentes autores buscan mejorar la interacción entre agentes inteligentes en sistemas multiagente, un ejemplo es el modelo afectivo de MASOES, que a través de la generación de emociones promueve diferentes tipos de comportamientos (Piña y Perozo, 2018).

En este trabajo se aplica el análisis de emociones, complementándolo con el modelo afectivo MASOES, en la red social Twitter. Para de esta forma determinar no tan solo la emoción de los usuarios de esta red social, cosa que ya se ha realizado en variados estudios, sino también determinar el comportamiento de estos, a nivel

individual y colectivo. Implementando así el modelo MASOES en un ámbito que no se ha aplicado, y este a su vez siendo de utilidad para analizar distintos escenarios políticos del país.

2. MARCO TEÓRICO

2.1. Procesamiento del Lenguaje Natural

En las investigaciones de López (2019) se describe que, dentro del campo de las ciencias computacionales, el procesamiento del lenguaje natural se ocupa de la interacción entre los lenguajes utilizados por los seres humanos y las computadoras. Esta disciplina no se limita únicamente a comprender el lenguaje, sino que también abarca la organización de la memoria y los aspectos cognitivos propios de los seres humanos. En otras palabras, se trata de una disciplina que busca entender cómo las máquinas pueden comprender y procesar el lenguaje humano, teniendo en cuenta la forma en que los humanos percibimos, almacenamos y utilizamos la información lingüística.

En un sistema de Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN), se llevan a cabo diversas tareas de análisis del lenguaje para facilitar la comunicación entre el usuario y el sistema. Estas tareas se organizan en una arquitectura de niveles que se analizan y se interpretan secuencialmente, con el objetivo de que el sistema comprenda y asimile la información. En general, existen cuatro componentes principales o niveles de análisis, los cuales pueden ser implementados según las necesidades del sistema. Estos componentes, en orden creciente de complejidad, en donde según Sobrino (2018) son:

- **Nivel de análisis morfológico:** Examina las palabras para extraer su raíz, rasgos flexivos, sufijos, prefijos y otros elementos. Su objetivo es comprender cómo se construyen las palabras a partir de unidades de significado más pequeñas llamadas morfemas.

- **Nivel de análisis sintáctico:** Analiza la estructura de las oraciones según el modelo gramatical utilizado, con el propósito de comprender cómo se combinan las palabras para formar oraciones coherentes.

- **Nivel de análisis semántico:** Otorga significado a las oraciones, proporcionándoles sentido y resolviendo ambigüedades léxicas y estructurales que puedan presentarse.

- **Nivel de análisis pragmático:** Se encarga de analizar el texto más allá de una oración aislada, considerando las oraciones anteriores, la relación entre ellas y el contexto en el que se desarrollan.

Estos niveles de análisis son determinados por las funciones que debe desempeñar el sistema PLN, y no todos necesariamente deben ser implementados en todos los casos de investigación.

2.1.1. Análisis de Emociones en textos

El análisis de emociones es un área de investigación que se desenvuelve en dentro del campo del procesamiento natural del lenguaje y cuyo objetivo principal es el tratamiento computacional de opiniones, sentimientos y subjetividad dentro de un patrón de un conjunto de datos (Sobrino, 2018).

Tradicionalmente, se ha utilizado el análisis de sentimientos, el cual se centra en determinar la polaridad de la opinión, es decir, si alguien tiene una opinión positiva, neutral o negativa sobre algo. En la actualidad, se han logrado avances significativos en el ámbito de las emociones, superando la simple detección de polaridad para adentrarse en la comprensión de matices emocionales más complejos. Ahora se está logrando diferenciar entre distintas

emociones negativas, como la ira y el dolor, brindando una mayor precisión en el análisis emocional. Estos esfuerzos están abriendo nuevas posibilidades para comprender y abordar de manera más efectiva el amplio espectro de experiencias emocionales humanas (Mäntylä, 2018).

2.2. MASOES

La arquitectura multiagente para sistemas emergentes y auto-organizados, conocida como MASOES, constituye una herramienta integral en el diseño no formal de sistemas. Su enfoque se centra en la generación de un estado auto-organizado a partir de las interacciones locales entre agentes y las variaciones en el entorno. En el marco de esta arquitectura, cada agente tiene la capacidad de ajustar dinámicamente su comportamiento, guiado por su estado emocional, con el propósito de alcanzar los objetivos del sistema a través de la auto-organización de sus actividades (Piña y Perozo, 2018).

2.1.1. Modelo afectivo de MASOES

En el modelo afectivo de MASOES, se examinan diversas emociones tanto positivas como negativas que surgen a nivel individual o colectivo. El objetivo es fomentar comportamientos individuales (ya sea reactivos o cognitivos) o colectivos (imitativos) entre los agentes involucrados. Las emociones individuales que se tienen en cuenta en este modelo afectivo son: alegría, felicidad, tristeza y depresión. Y en cuanto a las emociones colectivas, estas son: admiración, compasión, rechazo e ira (Piña y Perozo, 2018).

2.4. Estado del Arte

El análisis de emociones se enfoca en identificar a los usuarios a través de reseñas textuales en redes sociales, tweets, blogs, foros y actualizaciones de estado para comprender sus emociones y opiniones. (Patel, 2020).

Un aspecto importante es la necesidad de abordar los desafíos relacionados con la privacidad y la ética en el análisis de emociones en redes sociales. Dado que el uso de datos de usuarios puede plantear preocupaciones en términos de confidencialidad y consentimiento informado, es fundamental desarrollar enfoques que protejan la privacidad de los usuarios y garanticen un uso ético de los datos.

El sarcasmo representa un desafío para el análisis de emociones, ya que puede afectar los resultados obtenidos. Sin embargo, se ha demostrado que el rendimiento de este análisis puede mejorar cuando se logra identificar el sarcasmo. En el marco de una investigación llevada a cabo en la sección de comentarios de la cuenta de Instagram de un político indonesio, se comparó la precisión del análisis de emociones con y sin detección de sarcasmo. Los resultados revelaron que el análisis de emociones sin detección de sarcasmo alcanzó una precisión ligeramente menor al análisis de emociones con detección de sarcasmo (Muhaddisi et al., 2019).

Para realizar un análisis de emociones de manera efectiva dentro de cualquier red social, es necesario complementar los análisis cuantitativos con consideraciones cualitativas. Debido al gran volumen de tweets que se manejan en Twitter, se hace importante desarrollar métodos automatizados para procesar el texto con una precisión aceptable. De esta manera, el investigador podría calificar mejor las opiniones y datos extraídos de la conversación entre los usuarios. Para abordar esta necesidad, ha surgido el análisis de emociones en Twitter (Baviera, 2017).

Gracias a las variadas opciones que ofrecen las técnicas de procesamiento, se han llevado a cabo diversas investigaciones académicas y científicas en el área del análisis de sentimientos en ámbitos sociales, políticos o culturales para la predicción de patrones de comportamiento del campo a investigar. Por ejemplo, dentro de los estudios realizados por Tiwari et al. (2021), se realizó los sentimientos en los campos de salud mental de un segmento de usuarios de la famosa red social de Twitter, para detectar en estos distintos trastornos mentales de depresión y anorexia en base a distintas publicaciones realizadas por los usuarios, dejando en evidencia la necesidad del entendimiento y procesamiento de los emojis, ya que juegan un papel importante en la determinación de del estado anímico del usuario, por lo que también deben analizarse. Además, en este trabajo no se puede detectar el sarcasmo. Por lo tanto, plantean realizar más investigaciones, para enseñar al analizador a comprender la intención real del tweet del usuario.

En los últimos años, se ha observado un creciente interés en la aplicación de técnicas de análisis de emociones en el campo de la detección de opiniones o patrones en ámbitos variados. Las reacciones a nuestro entorno son subjetivas y abarcan un amplio espectro que varía en términos de la intensidad del estímulo y la valencia, ya sea positiva o negativa. Específicamente en el ámbito político, se concibe la emoción como el resultado de un proceso mediante el cual las personas evalúan el significado de una situación o decisión política, y actúan de acuerdo con su percepción de esta. Por ejemplo, frente a un resultado electoral, un individuo podría experimentar sorpresa, mientras que otros podrían sentir ansiedad o felicidad. (Fernandez, 2018).

En el estudio realizado por Marrocchi (2019), el cuál utilizó el modelo de Plutchik, que consiste en 8 emociones básicas y que se implementó con un lexicon en idioma español. Se concluye que, a pesar de los desafíos asociados con un lenguaje informal, lleno de errores ortográficos y abreviaciones en Twitter, se lograron resultados esperados. Se sugiere mejorar los resultados mediante la implementación de herramientas de procesamiento de lenguaje

natural más avanzadas. Aunque la aplicación se diseñó para analizar las emociones durante las elecciones, se destaca su capacidad para abordar temas diversos en la sociedad. Como desafíos plantean mejorar la accesibilidad a tweets antiguos y en mayores cantidades mediante la utilización de la API paga de Twitter. También se considera la posibilidad de incorporar técnicas de Machine Learning, pero se señala la limitación actual debido a la falta de un Corpus etiquetado en español para el enfoque de análisis de emociones adoptado.

Por todo lo mencionado anteriormente, estas investigaciones y artículos proporcionan información relevante sobre el análisis de emociones en la red social Twitter, abarcando la extracción de datos, y la implementación del análisis de emociones Presentando hallazgos y limitaciones importantes que podrían ser relevantes para el futuro desarrollo de esta investigación. Cabe mencionar que con el tiempo se ha podido determinar o clasificar los textos en diferentes emociones, lo cual es aún más preciso si se quiere comprender el estado emocional de los usuarios. Por otro lado, como limitaciones, se encuentra la inferencia que tienen el sarcasmo, el contexto y los emoticones que forman parte de las publicaciones de los usuarios.

Finalmente, la contribución del seminario de título consiste en recopilar datos reales de publicaciones no estructuradas en idioma español de la red social Twitter en donde los usuarios reflejan sus opiniones en los diferentes escenarios establecidos, determinando la emoción predominante, con la finalidad de obtener el comportamiento de los usuarios en base a su estado emocional por medio del modelo afectivo MASOES. Esta investigación busca aplicar este modelo en la red social Twitter, y así comprender mejor la interacción entre los usuarios.

3. DEFINICIÓN DE OBJETIVOS

3.1. Objetivo General

- Analizar las emociones en los usuarios en Twitter a nivel individual y colectivo a través del modelo afectivo de MASOES.

3.2. Objetivos Específicos

O.E.1 Recopilar datos no estructurados de publicaciones en idioma español de usuarios a nivel nacional en Twitter, que reflejen sus opiniones de distintos escenarios sociopolíticos en Chile, con el fin de crear un corpus de datos para el análisis.

O.E.2 Realizar pre-procesamiento de los datos, que incluya la lematización del texto, eliminación de palabras vacías y transformación de emoticones.

O.E.3 Utilizar técnicas de análisis de emociones para clasificar los datos procesados frente a las emociones contenidas en el modelo afectivo MASOES.

O.E.4 Evaluar el comportamiento individual y colectivo, de los usuarios por medio de las reglas establecidas en el modelo afectivo MASOES a través de los diferentes escenarios sociopolíticos.

4. METODOLOGÍA DE TRABAJO

4.1. O.E.1 Recopilar datos no estructurados de publicaciones en idioma español de usuarios a nivel nacional en Twitter, que reflejen sus opiniones de distintos escenarios sociopolíticos en Chile, con el fin de crear un corpus de datos para el análisis.

4.1.1. A.1 Creación de cuenta de desarrollador en la plataforma Twitter, obteniendo acceso a la API.

El desarrollo de esta actividad constituye un paso fundamental para la investigación, centrado en la creación de una cuenta de desarrollador en la plataforma para obtener acceso a la información necesaria a través de la API de Twitter. Las API, o Interfaces de Programación de Aplicaciones, son esenciales en este proceso, ya que se emplean para integrar nuevas aplicaciones con los sistemas de software existentes. Este enfoque estratégico aumenta significativamente la velocidad de desarrollo, evitando la necesidad de escribir cada funcionalidad desde cero. En este contexto, la API de Twitter ofrece distintas versiones (V.1 y V.2) con diversas funcionalidades y niveles de acceso a la información, las cuales en el presente año han experimentado cambios significativos que han restringido la funcionalidad de la versión gratuita de la API, excluyendo la capacidad de recopilar tweets. Como respuesta a esta limitación, se ha optado por el uso de la versión Basic de la API, permitiendo así la recopilación de tweets. Sin embargo, esta solución presenta una restricción temporal, ya que solo se accede a la sección reciente de cada búsqueda, limitando la extracción de tweets a aquellos publicados en los últimos 7 días. Este proceso se ha convertido en un elemento crucial para la investigación, requiriendo una cuidadosa consideración de las limitaciones temporales para garantizar la obtención de datos oportunos para el análisis de emociones.

4.1.2. A.2 Elección de hashtags clave que estén relacionados con distintos escenarios sociopolíticos del país.

La elección de hashtags en la investigación se realiza considerando su función como etiquetas identificadoras de las publicaciones de Twitter. Un hashtag es una cadena de caracteres precedida por el símbolo de almohadilla (#) que se utiliza en redes sociales para etiquetar o categorizar temas específicos (Escobar, 2020).

En el contexto de nuestra investigación, hemos seleccionado tres hashtags para la recolección de tweets relacionados a la opinión o preferencia de los usuarios frente a distintos escenarios sociopolíticos contextualizados de nuestro país, siendo estos *#Boric*, *#EstallidoSocial* y *#NuevaConstitucion*.

El primer hashtag seleccionado, está intrínsecamente vinculado al apellido del actual presidente de la República de Chile Gabriel Boric, ya que el apellido del presidente se utiliza comúnmente como etiqueta en publicaciones que lo mencionan o discuten temas relacionados con su liderazgo, políticas y eventos relevantes actuales en los que participa. Por lo tanto, la elección de este hashtag permite rastrear de manera efectiva la conversación y el comportamiento en torno al presidente Boric y comprender las diversas perspectivas y emociones asociadas a su figura en el contexto sociopolítico chileno.

Por otra parte, el hashtag *#EstallidoSocial* se asocia al acontecimiento ocurrido en Chile en Octubre del año 2019, en donde el término hace referencia a la serie de protestas y manifestaciones masivas que se desencadenaron en todo el territorio nacional, inicialmente en respuesta al aumento del precio del transporte público, pero que rápidamente evolucionaron hacia un movimiento más amplio que expresa descontento social con diversas problemáticas, incluyendo desigualdades económicas, acceso a servicios básicos, y demandas

por cambios estructurales en el sistema político y económico del país, en donde se busca rastrear las expresiones emocionales y las opiniones de los usuarios en torno a los eventos y las consecuencias del Estallido Social, permitiendo así analizar la percepción y el comportamiento emocional asociada a este acontecimiento sociopolítico.

Y en último lugar, el hashtag *#NuevaConstitucion* está directamente vinculado al proceso constituyente que se avecina en Chile, específicamente al Plebiscito Constitucional programado para el año 2023. Este término se ha convertido en una etiqueta clave para agrupar conversaciones y contenido relacionado con la discusión del posible resultado y los procesos llevados a cabo para la redacción de la posible nueva Constitución para el país, buscando recopilar las percepciones y las reacciones emocionales de los usuarios respecto a este proceso constitucional.

Finalmente, los hashtags seleccionados no solo representan puntos candentes en el entorno sociopolítico chileno, sino que también ejercen un impacto significativo en la sociedad al suscitar discusiones profundas y reflexiones sobre la dirección y el futuro del país. Estos temas, como el liderazgo del presidente Gabriel Boric, el recuerdo y las secuelas del Estallido Social de 2019, así como el proceso constituyente en curso, han permeado las conversaciones en Twitter, convirtiéndose en verdaderos puntos focales para la expresión pública y el debate colectivo. Asimismo, el análisis emocional de los mensajes vinculados a estos hashtags se vuelve crucial, ya que va más allá de las opiniones explícitas y permite explorar las actitudes, sentimientos y percepciones arraigadas en la comunidad digital (Torres, 2021). Estas expresiones emocionales ofrecen una ventana a la comprensión más profunda de la psicología social, revelando el pulso emocional de la sociedad chilena frente a estos temas trascendentales, abriendo así un panorama para interpretar las reacciones, implicaciones y la resonancia que tienen estos escenarios en el contexto nacional.

Hashtags	Tweet ejemplo
#Boric	“#Gobierno #Boric Todos estos #Delincuentes extranjeros son indocumentados y más encima los protegen 👤👤👤”
#EstallidoSocial	“Gracias al llamado #EstallidoSocial 🤔 hoy estamos a punto de tener una #Constitución de #ultraderecha 🤖”
#NuevaConstitucion	“Solo lean 🗨️🗨️ no dejarse llevar por las mentiras #NuevaConstitucion #EnContradeLaKastitucion #AFavorEnDiciembre #LaTVmiente”

Tabla 4.1: Tabla de Muestra de Tweets por cada hashtag seleccionado.

4.1.3. A.3 Elaboración de un código en Python que permita recopilar Tweets filtrándose por los hashtags seleccionados.

Para la elaboración de una herramienta de recopilación de tweets se utiliza lenguaje de programación Python, llevado a cabo en el entorno de programación de Google Colab.

Mediante el uso de tokens y keys brindados por la API de Twitter, se permite la conexión a Tweepy, la librería de Python para acceder a la información contenida en la plataforma de Twitter, teniendo acceso a todos los métodos de modificación y búsqueda, incluyendo la lectura, recopilación y escritura de tweets, en donde mediante la conexión a la API dentro del entorno de Colab, se genera la conexión principal a la librería Tweepy y adicionalmente la librería Pandas, específicamente para la manipulación, almacenamiento y el análisis de datos en el lenguaje Python.

La lógica del código se centró en un request de búsqueda en la sección de tweets recientes al cliente de la API de Twitter, filtrando únicamente tweets en idioma español con los hashtags específicos para cada búsqueda en los distintos escenarios propuesto con un máximo de 100 tweets por consulta y contando los retweets de una publicación como un tweet único debido a las limitaciones de la versión, almacenando la respuesta del código en una lista de tweets dentro de un DataFrame con el fin de exportarlo en un archivo Excel para el posterior preprocesamiento de los datos. Cabe destacar que la recopilación de los tweets se realizó durante el mes de octubre del presente año.

```

import pandas as pd
import tweepy

client = tweepy.Client(bearer_token='AAAAAAAAAAAAAAAAAAHJqmwEAAAAArLPyVniTYSC
query = '#NuevaConstitucion -is:retweet lang:es'
tweets = client.search_recent_tweets(query=query, max_results=100)
lista_tweets = [tweet.text for tweet in tweets.data]

df = pd.DataFrame(lista_tweets, columns=['Tweets'])
df.to_excel('tweets_preprocesados.xlsx', index=False)
print("Tweets preprocesados guardados en 'tweets_NuevaCons.xlsx'")
df

```

Tweets preprocesados guardados en 'tweets_NuevaCons.xlsx'

	Tweets
0	@ipoduje @MaturanaRM Así fue pero el proceso q...
1	En el comparador de constitución de la BCN del...
2	@Gustavo75346311 @elcomercio_peru Miserable co...
3	#NuevaConstitucion\nilegitimidad por naturaleza...
4	#NuevaConstitucion\nEstado social a la chilena...
...	...
95	4 Años eternos, agotadores, duros, y de una to...
96	Hoy en el centro vendían el texto d la propues...
97	#URGENTE chilenos.Los #animales no fueron reco...
98	Este jueves 9 de noviembre, Espejo Constitucio...
99	@GabrielBoric parece que vas a tener un buen a...

100 rows x 1 columns

Figura 4.1: Entorno de programación de recopilado de tweets.

4.2. O.E.2 Realizar pre-procesamiento de los datos, que incluya la lematización del texto, eliminación de palabras vacías y transformación de emoticones.

4.2.1. A.1 Transformación de las palabras a su raíz o forma base (“*lematización*”), utilizando Spacy.

La transformación de las palabras a su raíz o forma base, conocida como "lematización", constituye un proceso crucial en el análisis lingüístico. La lematización implica reducir las palabras a su forma más fundamental, eliminando variaciones gramaticales y contextuales. Esto es vital para que así las palabras de cada tweet puedan coincidir mejor con las palabras del lexicon.

La librería de Spacy posibilita el hecho de lematizar en idioma español, cosa que la librería de NLTK no permite. En el código del proyecto, se creó una función para lematizar cada texto entregado cuando esta sea llamada.

```

import es_core_news_md

nlp = es_core_news_md.load()

# Tokeniza y lematiza el texto en español
def lematizar(texto):

    texto_lematizado = ""
    doc = nlp(texto)

    for token in doc:

        texto_lematizado = texto_lematizado + token.lemma_

        if doc[-1] != token and ("#" != str(token)):

            texto_lematizado += " "

    return texto_lematizado

# Texto de Ejemplo:
lematizar("Hoy fui al mercado y compré frutas frescas y verduras para la semana.")

'hoy ir al mercado y comprar fruta fresco y verdura para el semana .'

```

Figura 4.2: Entorno de programación de lematizado de tweets.

4.2.2. A.2 Eliminación de signos y puntuaciones, por medio de la librería expresiones regulares Re.

La eliminación de signos y puntuaciones es un paso esencial en la preparación de datos para el análisis, y se lleva a cabo mediante el uso de la librería de expresiones regulares (Regex). Esta técnica implica la identificación y supresión de caracteres de puntuación, signos y otros elementos no alfabéticos en un texto. Con la ayuda de la librería Regex, se implementan patrones específicos que permiten la detección y remoción eficiente de estos elementos. Este proceso es fundamental para asegurar la coherencia y uniformidad en el análisis de texto, ya que elimina elementos que no contribuyen significativamente al contenido semántico. La aplicación de expresiones regulares en este contexto simplifica la manipulación de cadenas de texto, contribuyendo así a la precisión y eficiencia en la posterior evaluación de datos textuales.

En concreto, aparte de eliminar puntuaciones y signos, se buscó eliminar los @ en conjunto del nombre de los usuarios mencionados, además del # y su contenido, para de esta manera quitar el ruido que puedan generar

```
import re

def preprocess_text(text):

    text = re.sub("RT", "", text)
    text = text.lower()
    text = re.sub("@[\w]*", "", text)
    text = re.sub("#\w+", "", text)
    text = re.sub("[A-Z#]", "", text)
    text = re.sub("\s+", " ", text)
    text = re.sub("([()~])", "", text)
    text = re.sub("[.]", "", text)
    text = re.sub('[!;?&]', "", text)
    text = re.sub('[,]', "", text)
    text = re.sub('[>]', "", text)
    text = re.sub('[\|]', "", text)
    text = re.sub('[$.%]', "", text)
    text = re.sub('http\S+|www\S+|https\S+', '', text)
    text = re.sub('\d+', '', text)
    text = re.sub(r'["\']', '', text)
    text = re.sub(
        r"([\u0300-\u036f]|n(?:\u0303(?:[\u0300-\u036f])))[\u0300-\u036f]+", r"\1",
        normalize("NFD", text), 0, re.I)
    text = normalize("NFC", text)

    return text

# Ejemplo:
preprocess_text("¡¡Hola Chile!! #NuevaConstitucion @isidoraalcalde http\asies.com")

'hola chile '
```

estos.

Figura 4.3: Entorno de programación de preprocesado de tweets.

4.2.3. A.3 Eliminación de conectores (“stopwords”), utilizando librería del procesamiento del lenguaje natural NLTK.

La eliminación de conectores, también conocidos como "stopwords", se realiza mediante la librería de procesamiento del lenguaje natural NLTK (Natural Language Toolkit). Esta actividad implica la exclusión de palabras comunes que aportan poco significado al análisis, como preposiciones, conjunciones y artículos. Al utilizar NLTK, se accede a una lista predefinida de stopwords que abarca términos frecuentes y contextualmente neutrales. Este proceso de eliminación contribuye a la claridad y precisión en el análisis de texto, ya que se centra en las palabras sustantivas y descriptivas más relevantes. La utilización de NLTK facilita la implementación eficiente de esta técnica,

optimizando la calidad del análisis al despojar el texto de elementos lingüísticos redundantes o poco informativos.

```
from nltk.corpus import stopwords
from nltk.tokenize import word_tokenize, sent_tokenize

def funcion_stop_words(text):

    stop_words = set(stopwords.words('spanish'))
    en_stops = set(stopwords.words('spanish'))
    word_tokens = word_tokenize(text)
    filtered_sentence = [w for w in word_tokens if not w in stop_words]
    filtered_sentence = []
    cadena = ""

    for w in word_tokens:
        if w not in stop_words:

            if cadena == "":
                cadena = w

            else:
                cadena = cadena + " " + w

    return cadena

# Ejemplo:
funcion_stop_words("si quieres informar deberias poner el articulo donde sale eso")

'si quieres informar deberias poner articulo sale'
```

Figura 4.4: Entorno de programación de eliminación de stopwords.

4.2.4. A.4 Transformación de emojis a su código en formato string, a través de la librería Emoji.

La transformación de emojis a su código en formato de cadena se lleva a cabo mediante la librería Emoji. Este proceso implica la conversión de los emojis presentes en un texto a su representación codificada específica, facilitando así su manejo y análisis. Utilizando la librería Emoji, se logra asignar a cada emoji un código único en formato de cadena, lo que simplifica su interpretación y procesamiento dentro del análisis de texto. Esto nos permite tener en cuenta la emoción expresada por medio de los emojis, ya que al convertirlo en formato texto, este se puede agregar al lexicón que crearemos posteriormente.

```

import re

def emoji_a_unicode(texto):
    texto_unicode = emoji.demojize(texto)
    texto_unicode = re.sub(":", " ", texto_unicode)

    return texto_unicode

# Ejemplo de uso:
texto_con_emojis = "Así estoy ahora mismo 🥳"
texto_unicode = emoji_a_unicode(texto_con_emojis)
print(texto_unicode)

Así estoy ahora mismo partying_face

```

Figura 4.5: Entorno de programación de transformación de Emojis.

4.3. O.E.3 Utilizar técnicas de análisis de emociones para clasificar los datos procesados frente a las emociones contenidas en el modelo afectivo MASOES.

4.3.1. A.1 Creación de diccionario de puntuación de emoticones y palabras clave relacionados a las 8 emociones contenidas en el modelo MASOES, en idioma español.

Durante esta fase del proyecto, se emprendió la tarea de confeccionar un recurso valioso para el análisis emocional de los tweets procesados, centrado en la creación de un lexicón en idioma español que asigna puntuaciones a palabras y emojis vinculados a las 8 emociones delineadas por el modelo afectivo MASOES, siendo este representado por un espacio bidimensional, en donde el eje X representa el nivel de activación conductual del usuario y el eje Y representa el nivel de satisfacción emocional del mismo, considerando emociones positivas y negativas de impacto individual y colectivo (alegría, felicidad, admiración, compasión, tristeza, depresión, ira y rechazo), en donde el espacio afectivo posee 4 cuadrantes (Figura x), en donde el cuadrante I (alegría-felicidad) y III (tristeza-depresión) representan

emociones positivas y negativas dirigidas a metas o logros personales, y los cuadrantes II (admiración-compasión) y IV (rechazo-ira), representan emociones positivas y negativas de tono social o interpersonal, dirigidas por acciones de otros usuarios o cambios en el entorno (Piña y Perozo, 2018).

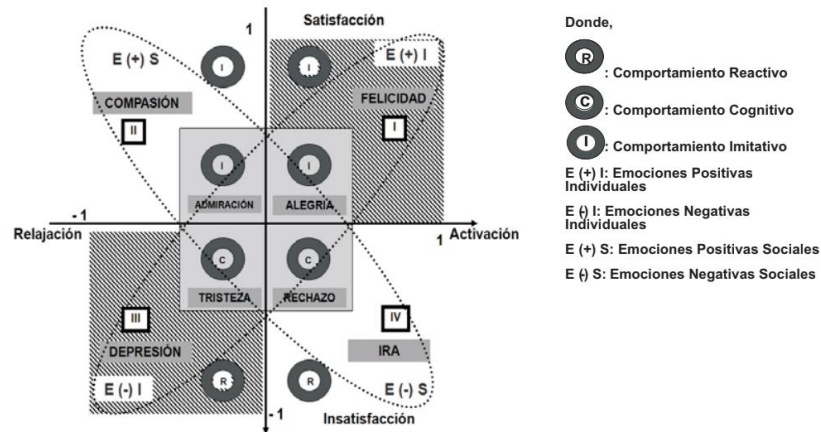


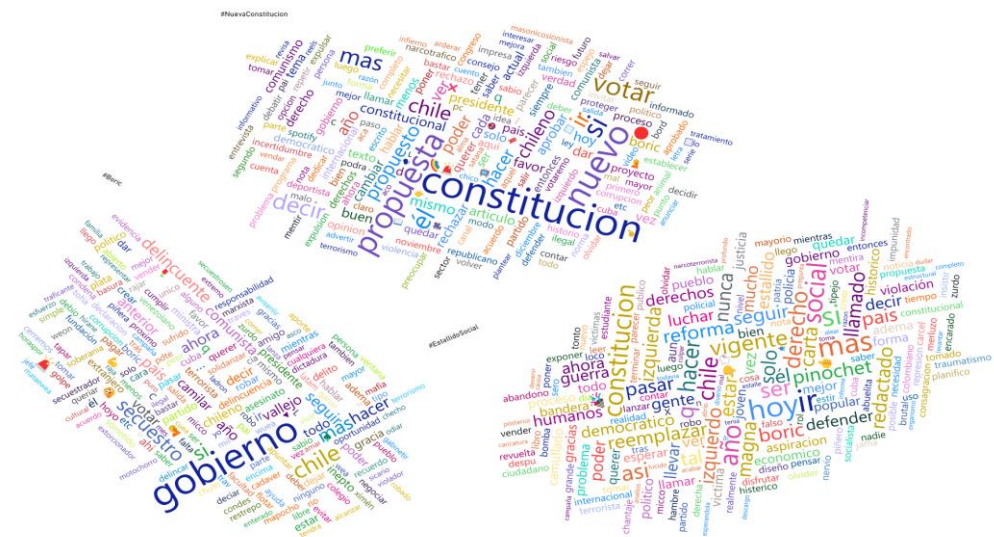
Figura 4.6: Modelo afectivo de MASOES.

Con el propósito de alcanzar este objetivo, se llevó a cabo una exhaustiva recopilación y exploración de un lexicón existente relacionado con emociones similares a las contenidas en el modelo MASOES. El lexicón de referencia, conocido como NRC Affect Intensity Lexicón, se presenta en formato de tabla Excel y comprende alrededor de 10,000 palabras traducidas en 105 idiomas automáticamente. Cada palabra en este lexicón está asociada con ocho atributos correspondientes a las ocho emociones del modelo de Plutchik, proporcionando así un recurso completo para el análisis emocional en diversos contextos lingüísticos (Marrocchi, 2019).

Este lexicón nos proporciona una base sólida de palabras previamente asociadas a diversas emociones. En este proceso, se llevó a cabo una selección manual de grupos de palabras presentes en el lexicón de referencia, clasificándolas en un nuevo lexicón y estableciendo conexiones entre estas palabras y las emociones individuales o colectivas contenidas en el modelo afectivo. Para enriquecer aún más el lexicón y adaptarlo al contexto específico de la investigación, se incorporaron palabras que no figuraban en el lexicón de

referencia, incluyendo modismos y expresiones utilizadas comúnmente en Chile. Además, como parte de esta mejora contextual, se agregaron emojis empleados en las redes sociales, relacionándolos manualmente con las emociones existentes en el modelo afectivo de MASOES. Este enfoque integral busca capturar de manera precisa las sutilezas emocionales presentes en el lenguaje natural, especialmente en el contexto específico de las interacciones en las redes sociales.

Luego de las diversas adaptaciones y refinamientos realizados en el lexicón, se ha consolidado un lexicón final compuesto por alrededor de 1500 palabras distintas y 150 emojis, cada uno de los cuales ha sido meticulosamente seleccionado y asociado con emociones específicas del modelo afectivo MASOES. Para mejorar la precisión y relevancia de este lexicón, se ha asignado a cada palabra y emoji una puntuación, considerando su peso en una emoción individual o colectiva. Las palabras identificadas como representativas de emociones individuales de un usuario, tales como alegría, admiración, tristeza o rechazo, han sido valoradas con un puntaje de 0.1, mientras que aquellas relacionadas con emociones colectivas como felicidad, compasión, depresión o ira, han recibido un puntaje de 0.3. En el caso de los emojis, se ha asignado una puntuación de 0.2 para las emociones individuales y de 0.6 para las emociones colectivas. Esta asignación de puntajes tiene como objetivo reflejar el grado de relevancia y fuerza emocional de cada palabra o



emoji en el análisis de emociones, proporcionando así un marco de referencia para una interpretación más precisa de las emociones expresadas en el lenguaje natural y en el contexto de las interacciones en línea.

Figura 4.7: Nube de palabras más frecuentes en los 3 escenarios propuestos.

Se realizó un gráfico de nube de palabras en el programa Power BI, para cada escenario propuesto. En los gráficos se pueden observar las palabras más recurrentes de los usuarios, e identificar nuevas palabras para agregar al lexicon de emociones.









Emotición	Formato String	Emoción
	grinning_face_with_big_eyes	Alegría
	partying_face	Felicidad
	smiling_face_with_heart_eyes	Admiración
	folded_hands	Compasión
	pensive_face	Tristeza
	loudly_crying_face	Depresión
	angry_face	Ira
	face_with_symbols_on_mouth	Rechazo

Tabla 4.2: Tabla de muestra de emojis y su emoción asociada.

Palabras	Emoción
“bueno” - “motivación” - “placer”	Alegría
“amigos” - “celebración” - “ganancia”	Felicidad
“adorar” - “preferir” - “dedicar”	Admiración
“admitir” - “considerar” - “paz”	Compasión
“apenado” - “lamentar” - “llorar”	Tristeza
“confinamiento” - “desesperanza” - “dolor”	Depresión
“enojo” - “furia” - “guerra”	Ira
“acoso” - “indigno” - “desastre”	Rechazo

Tabla 4.3: Tabla de muestra de palabras y su emoción asociada.

4.3.2. A.2 Determinación de la emoción contenida de cada tweet, clasificando la emoción social de los escenarios a través de técnicas de análisis de emociones y el modelo afectivo de MASOES.

En la fase de determinación de la emoción contenida en cada tweet, se emplearon técnicas de análisis de emociones para la clasificación y etiquetado de las emociones y se utilizó el diseño del modelo afectivo de MASOES para la representación gráfica de los resultados.

Dentro de los tres escenarios propuestos, se clasificaron las emociones de 110 tweets dentro del escenario *#EstallidoSocial*, 151 tweets referentes al escenario de *#NuevaConstitucion* y 302 tweets dentro del escenario de *#Boric*.

Esta actividad implicó la creación de un algoritmo a través del lenguaje Python que realizará la búsqueda de cada una de las palabras contenidas en el lexicón dentro de un tweet, las cuales se encuentran procesadas a través de tokenización para lograr la asignación de las puntuaciones correspondientes a cada una de ellas y la sumatoria total y normalización de todas las puntuaciones obtenidas por cada palabra o emoji dentro de un tweet para determinar la

emoción individual y social predominante en cada uno de los escenarios propuestos, evaluando las expresiones y contextos emocionales de estos.

El modelo afectivo de MASOES, diseñado para comprender las complejidades emocionales, se utiliza como un recurso fundamental en este proceso. Mediante su capacidad para clasificar las emociones sociales específicas, el modelo MASOES facilitó la identificación precisa de las emociones contenidas en los tweets, permitiendo así asignar a cada uno una etiqueta emocional acorde con el conjunto de emociones definido. Este enfoque de análisis de emociones no solo potenció la capacidad de discernir las emociones subyacentes en el contenido textual, sino que también dotó a la investigación de una base robusta para comprender las dinámicas emocionales en los escenarios sociales examinados a través de la plataforma Twitter.

4.4. O.E.4 Determinar el comportamiento individual y colectivo, de los usuarios por medio de las reglas establecidas en el modelo afectivo MASOES a través de los diferentes escenarios sociopolíticos.

4.4.1 A.1 Elaboración de código, para determinar la emoción predominante de cada tweet, en base al lexicón creado.

Una vez teniendo el lexicón y los tweets procesados, se procede a realizar el cálculo de las emociones en el entorno de programación. El siguiente código realiza la iteración de cada una de las palabras y los emojis a través de la tokenización de cada texto contenido en un tweet, buscando cada token y relacionándolo con las puntuaciones de cada emoción asignada en el lexicón, resultando la sumatoria y normalización de las distintas puntuaciones asignadas para cada una de las palabras y emojis, creando un Data Frame final con los valores asignados y priorizando la emoción de mayor valor para todos los tweets en los distintos escenarios analizados.

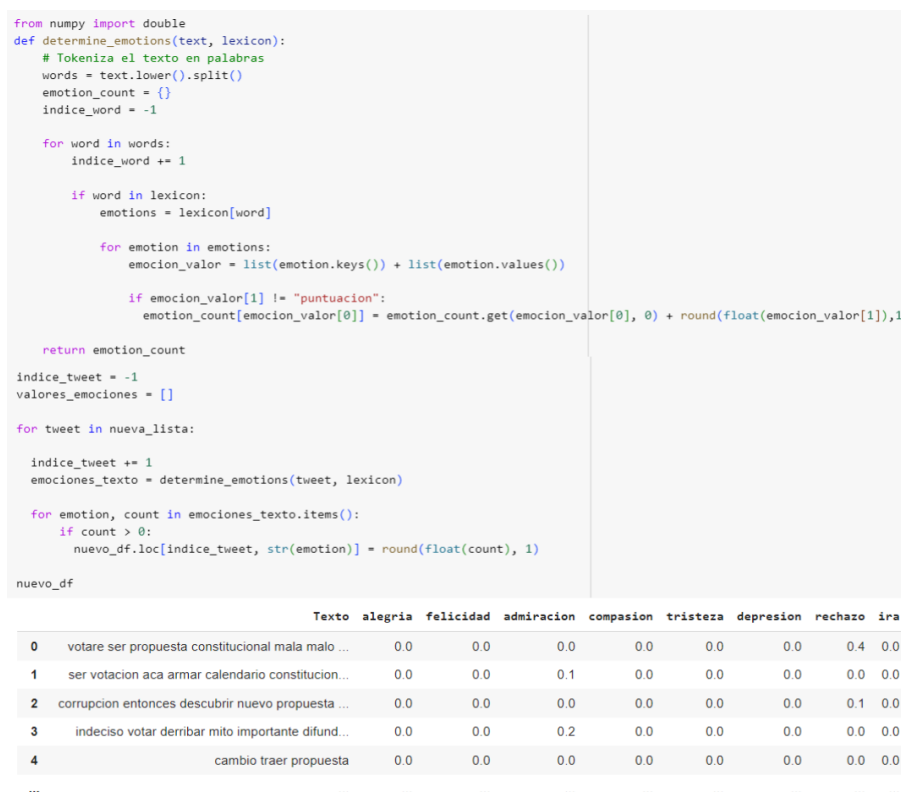


Figura 4.8: Entorno de programación del cálculo de emociones.

4.4.2 A.2 Análisis de los valores de cada emoción, en el modelo afectivo MASOES.

Mediante las reglas establecidas en el modelo afectivo MASOES implica analizar y comprender las reacciones emocionales de los usuarios en dos niveles: el comportamiento emocional a nivel individual y el comportamiento emocional a nivel colectivo. Esta tarea se lleva a cabo mediante la aplicación de las reglas y principios definidos en el modelo afectivo MASOES.

En el nivel individual, se examina cómo reacciona cada usuario en particular ante ciertos eventos, temas o situaciones. Se analizan las emociones predominantes de cada individuo, identificando si predominan emociones como alegría, tristeza, ira, miedo y cómo estas influyen en su percepción y respuesta ante lo que está sucediendo. Por otro lado, en el nivel colectivo, se evalúa la emoción social compartida por un grupo de usuarios o una comunidad

en torno a un evento en específico. Se examina si hay emociones predominantes que se extienden a un grupo más amplio, cómo estas emociones colectivas pueden influir en la interacción entre los usuarios y cómo afectan la percepción general de un tema o situación en la esfera social.

Las reglas y principios establecidos en el modelo afectivo MASOES proporcionan un marco de referencia para discernir y clasificar estas emociones individuales y colectivas, permitiendo así comprender mejor el comportamiento emocional de los usuarios en entornos digitales, así como sus interacciones con eventos, temas o situaciones específicas.

Regla 1	Si el Estado Emocional es Positivo entonces priorizar el Comportamiento imitativo.
Regla 2	Si el Estado Emocional es Ligeramente negativo entonces priorizar el Comportamiento cognitivo.
Regla 3	Si el Estado Emocional es Altamente negativo entonces priorizar el Comportamiento reactivo.

Tabla 4.4: Reglas de Priorización de Comportamiento del Modelo MASO

5. RESULTADOS

5.1. Escenario 1: #EstallidoSocial

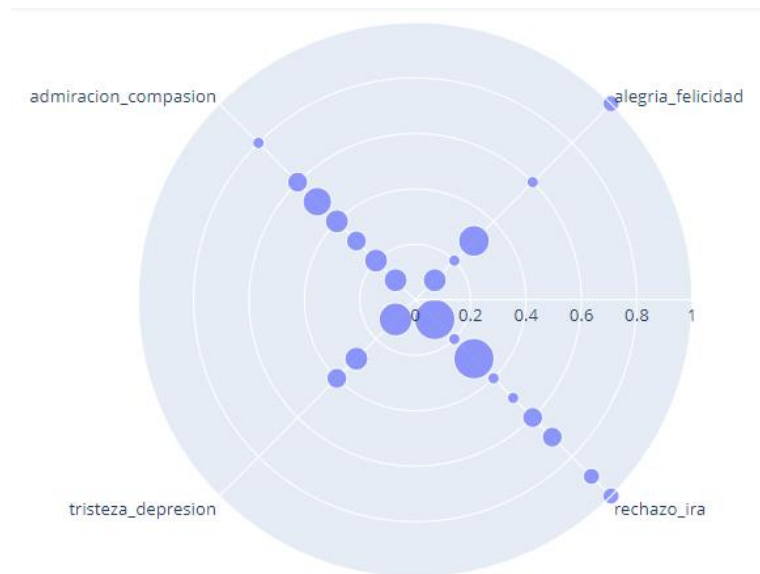


Figura 5.1: Gráfico distribución individual de tweets del escenario #EstallidoSocial.

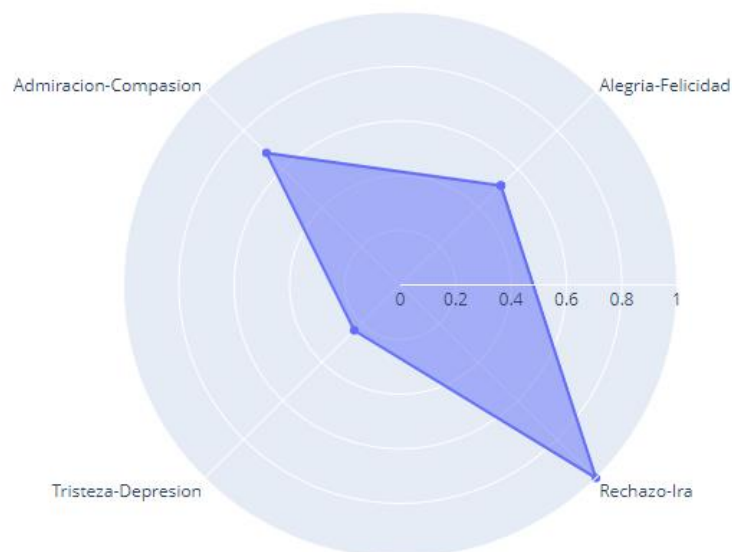


Figura 5.2: Gráfico de la Emoción Social del escenario #EstallidoSocial.

Valor	Emoción	Nivel	Estado de Activación	Estado de Satisfacción	Comportamiento
0.389706	Alegría (Positiva)	Individual	Activado	Satisfecho	Imitativo
- 0.235294	Tristeza (Ligeramente Negativa)	Individual	Relajado	Insatisfecho	Cognitivo
0.683824	Compasión (Positiva)	Social	Relajado	Satisfecho	Imitativo
-1.000000	Ira (Altamente Negativa)	Social	Activado	Insatisfecho	Reactivo

Tabla 5.1: Tabla comparativa del resultado del valor emocional y el comportamiento de los usuarios del escenario #EstallidoSocial.

A partir del análisis realizado, se observa una clara polarización en las emociones de los usuarios con relación al escenario de #EstallidoSocial. En el gráfico proporcionado, se distingue en primera instancia la presencia de la emoción de alegría con un puntaje de 0.49, que corresponde a una emoción individual, y se evidencia también una dosis de tristeza con un puntaje de - 0.24, la cual también se clasifica como una emoción individual. Estas emociones individuales sugieren una gama diversa de respuestas emocionales por parte de los usuarios con relación al Estallido Social, destacando tanto emociones positivas como negativas que se experimentan a nivel individual.

A nivel colectivo, se destaca la preponderancia emocional de la ira con un puntaje de -1.00, seguida por la compasión con un puntaje de 0.68. Estas dos emociones, catalogadas como emociones sociales, reflejan el sentir general compartido por los usuarios en relación con el tema del #EstallidoSocial.

Esta heterogeneidad emocional señala la complejidad de las respuestas de los usuarios ante eventos de gran impacto social como el Estallido, reflejando así la diversidad de perspectivas y experiencias en el contexto de este fenómeno social.

Además, se observa una tendencia en la forma en que estas emociones influyen el comportamiento de los usuarios: aquellos que experimentan alegría y compasión tienden a mostrar un comportamiento imitativo, posiblemente reflejando la solidaridad o el apoyo colectivo. En contraste, los usuarios que expresan emociones de ira tienden a presentar un comportamiento reactivo, posiblemente manifestando disconformidad o protesta frente al escenario analizado. Por último, aquellos usuarios que exhiben emociones de tristeza tienden a adoptar un comportamiento más reflexivo y cognitivo, sugiriendo una internalización de los eventos del estallido social para su análisis y comprensión personal. Esta relación entre las emociones y los comportamientos observados añade una dimensión adicional a la complejidad del impacto emocional y conductual de los usuarios frente a este contexto social específico.

5.2. Escenario 2: #Boric

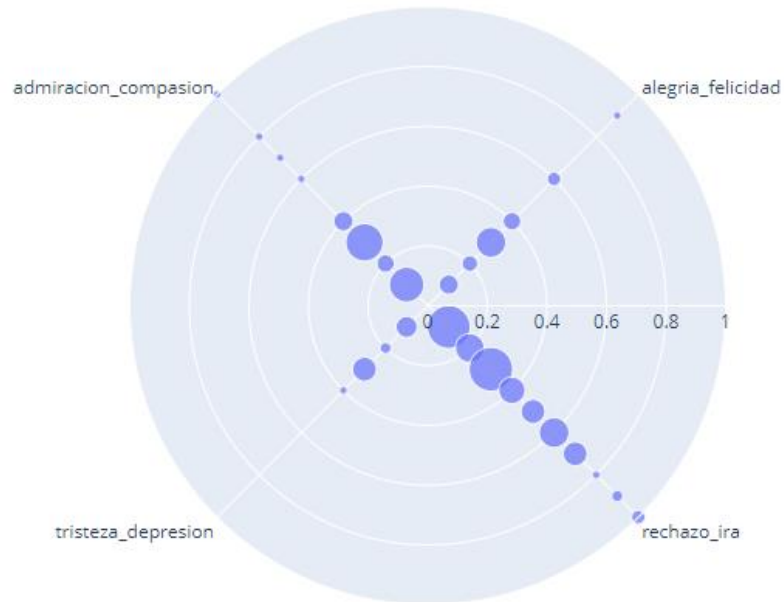


Figura 5.3: Gráfico distribución individual de tweets del escenario #Boric.

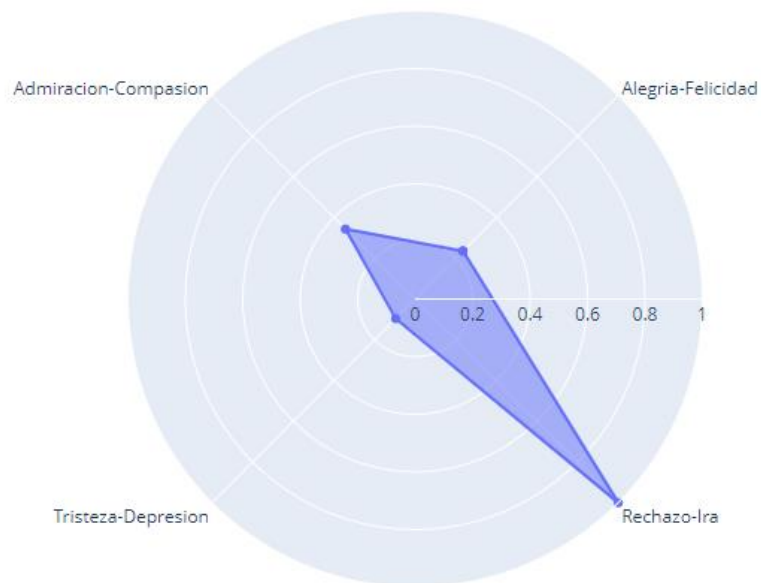


Figura 5.4: Gráfico de la Emoción Social del escenario #Boric.

Valor	Emoción	Nivel	Estado de Activación	Estado de Satisfacción	Comportamiento
0.235698	Alegría (Positiva)	Individual	Activado	Satisfecho	Imitativo
- 0.096110	Tristeza (Ligeramente Negativa)	Individual	Relajado	Insatisfecho	Cognitivo
0.343249	Admiración (Positiva)	Social	Relajado	Satisfecho	Imitativo
-1.000000	Ira (Altamente Negativa)	Social	Activado	Insatisfecho	Reactivo

Tabla 5.2: Tabla comparativa del resultado del valor emocional y el comportamiento de los usuarios del escenario #Boric.

El análisis del escenario relacionado con #Boric indica una marcada inclinación en las emociones de los usuarios con respecto a la aprobación del actual presidente de la República. En el gráfico proporcionado, resaltan dos emociones como predominantes: la ira, con un puntaje de 1.00, que emerge como la emoción colectiva más expresada por los usuarios en este contexto, y su contraparte, la admiración, con un puntaje menor de 0.34, seguida de la alegría con un puntaje de 0.23 y la tristeza con un puntaje negativo de -0.09, estas últimas consideradas como emociones individuales de poco valor dentro del análisis emocional de los usuarios.

Aquellos que experimentan la emoción colectiva de ira suelen mostrar un comportamiento reactivo frente al escenario analizado, posiblemente reflejando disconformidad o desaprobación hacia el presidente y sus políticas. Por otro lado, aquellos usuarios que manifiestan emociones de alegría y admiración tienden a basar su comportamiento en un patrón más imitativo e individualizado, probablemente representando la identificación o apoyo hacia el presidente. En menor medida, los usuarios que experimentan la emoción de

tristeza tienden a tener un comportamiento más reflexivo y cognitivo, indicando una posible evaluación crítica o preocupación sobre el escenario presentado.

5.3. Escenario 3: #NuevaConstitucion

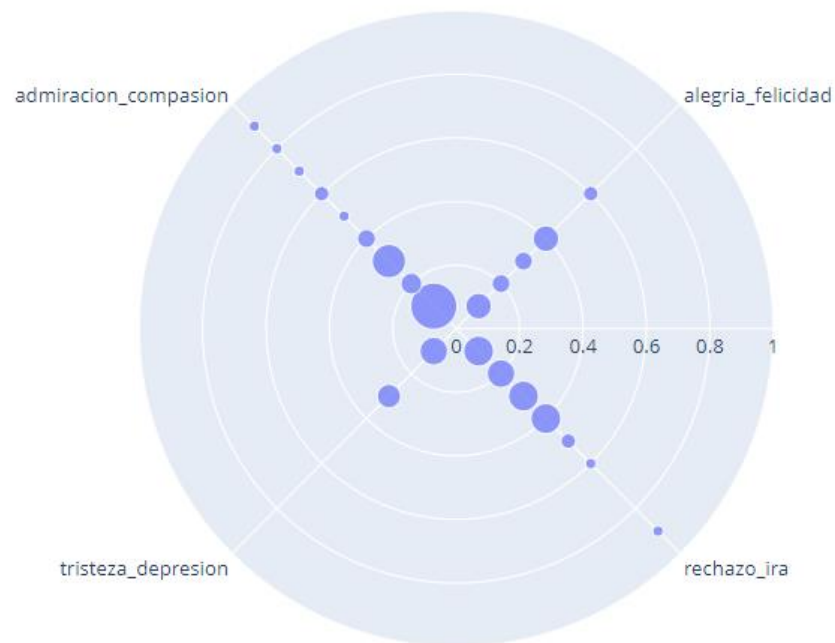


Figura 5.5: Gráfico distribución individual de tweets del escenario #NuevaConstitucion.

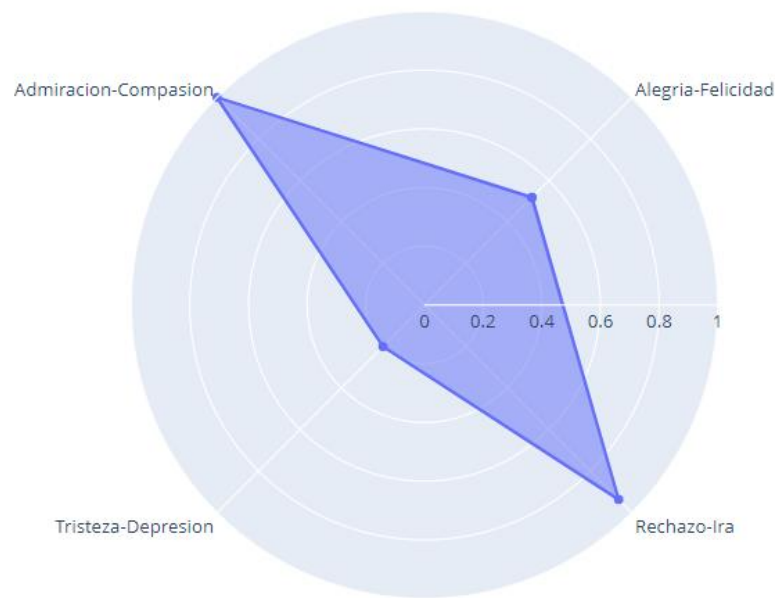


Figura 5.6: Gráfico de la Emoción Social del escenario #NuevaConstitucion.

Valor	Emoción	Nivel	Estado de Activación	Estado de Satisfacción	Comportamiento
0.518182	Felicidad (Positiva)	Individual	Activado	Satisfecho	Imitativo
- 0.200000	Tristeza (Ligeramente Negativa)	Individual	Relajado	Insatisfecho	Cognitivo
1.000000	Compasión (Positiva)	Social	Relajado	Satisfecho	Imitativo
-0.936364	Ira (Altamente Negativa)	Social	Activado	Insatisfecho	Reactivo

Tabla 5.3: Tabla comparativa del resultado del valor emocional y el comportamiento de los usuarios del escenario #NuevaConstitucion.

Como se puede apreciar en la tabla 5.3, y en los gráficos, nivel individual, predomina la felicidad (0.52) sobre la tristeza (0.2) con respecto al proceso constituyente. Lo cual se puede interpretar como una aceptación del proceso constituyente, y de cómo se está abordando en general. Este panorama emocional puede atribuirse a diversos factores. La presencia de emociones individuales como la felicidad y la tristeza podría estar vinculada a

percepciones personales sobre el resultado y su impacto en la vida cotidiana de los usuarios.

A nivel colectivo, se puede observar claramente una polarización en las emociones de los usuarios. Predominando la compasión (1.0), siendo usuarios que tienden a mostrar un comportamiento imitativo en este escenario, lo cual puede reflejar un sentimiento general de solidaridad o empatía en relación con la situación y al resultado que rodea el Plebiscito Constitucional, ya que hay usuarios que realizan tweets informativos y de ayuda para otros usuarios. En contraste, la emoción colectiva de Ira (-0.93), la cuál es levemente más baja, refleja la inquietud de los usuarios con el proceso constituyente, y también con las opiniones de otros usuarios. Estas emociones y comportamientos diversificados demuestran la complejidad y variedad de respuestas emocionales de los usuarios frente a este escenario.

6. CONCLUSIONES

La aplicación del modelo afectivo MASOES en conjunto con el análisis de emociones ha demostrado ser una herramienta invaluable en el contexto dinámico de una red social como Twitter. El enfoque de MASOES brinda una comprensión más profunda de los usuarios y sus comportamientos en relación con temas políticos. En este estudio, se ha evidenciado su precisión al reflejar la polarización existente en el país en torno a estos temas cruciales.

El trabajo de investigación ha culminado con la creación de un lexicón de emociones en español, cuidadosamente alineado con el modelo MASOES. Este lexicón, complementado con el código desarrollado, integra la interpretación de emojis utilizados por los usuarios, enriqueciendo así la clasificación de las emociones al reconocer la capacidad expresiva de los emojis, a menudo más allá de las palabras.

Es fundamental reconocer que la efectividad de este modelo puede ser aún mayor si se consideran otros parámetros como la viralidad de los contenidos (retweets), la interacción (números de "me gusta"), y otras variables que podrían enriquecer el análisis de emociones en Twitter. Sin embargo, se debe tener en cuenta una limitación importante: la versión de la API de Twitter utilizada restringe la recopilación de tweets a un máximo de siete días previos, lo que limita el análisis de escenarios que ocurrieron fuera de este marco temporal.

Por otro lado, desafíos significativos como la interpretación del sarcasmo y el contexto en el análisis de emociones requieren una mayor atención en futuras investigaciones en el ámbito del procesamiento del lenguaje natural. Estos aspectos representan áreas de mejora y desarrollo futuro para lograr una comprensión más profunda y precisa de las emociones expresadas en plataformas como Twitter. En última instancia, la combinación de

herramientas como MASOES con mejoras en la interpretación contextual y la inclusión de datos adicionales podría potenciar aún más la capacidad de comprensión de las emociones en entornos sociales en línea.

BIBLIOGRAFÍA

- Baviera, T. (2017). Técnicas para el análisis del sentimiento en twitter: aprendizaje automático supervisado y sentistrength. *Dígitos*, 1(3), 33-50. Doi: <https://doi.org/10.7203/rd.v1i3.74>
- Escobar, M., Gil, E. & López, C (2021). Análisis de la dinámica, la estructura y el contenido de los mensajes de Twitter: violencia sexual en #Cuéntalo. *Empiria, Revista de Metodología de Ciencias Sociales*, 53(1), 89-199. Doi: <https://doi.org/10.5944/empiria.53.2022.32614>
- Fernández, A.. (2018). Comunicar emociones en el discurso metapolítico de twitter: el caso de #MADURO versus @NICOLASMADURO. *Observatorio (OBS)*, 12(3), Doi: <https://doi.org/10.15847/obsOBS12320181214>
- Fernández, J. (2022) *Gabriel Boric y su victoria en las elecciones presidenciales chilenas de 2021. El uso de instagram como herramienta de comunicación política*. [Máster de Comunicación Institucional y Política, Universidad de Sevilla]. <https://idus.us.es/handle/11441/134813>
- Garcés, T. (2019). *Análisis de sentimientos en redes sociales orientado a la percepción de la calidad de servicios de internet, redes móviles, tv cable y electricidad*. [Proyecto de Titulación, Universidad Andres Bello]. Repositorio Institucional UNAB. Doi: <http://repositorio.unab.cl/xmlui/handle/ria/17963>
- López, R. (2019). Análisis de sentimientos en textos de opinión: Una evaluación práctica. *Plaza y Valdés Editores*.

- Mäntylä, M., Graziotin, D. & Kuuttila, M. (2018). The evolution of sentiment analysis—A review of research topics, venues, and top cited papers, *Elsevier*, 27, 16-32. Doi: <https://doi-org.ezproxy2.ucn.cl/10.1016/j.cosrev.2017.10.002>
- Marrocchi, F., Rapetti, C., Maguitman, A. & Estevez, E. (2019). Minería de Emociones y Análisis Visual Aplicado a la Red Social Twitter. XXV Congreso Argentino de Ciencias de la Computación, 1, 1354-1363. <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/91386>
- Muhaddis, A., Patroswo, B. & Kusumaning, D. (2021). Sentiment analysis with sarcasm detection on Politician's Instagram, *Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems*, 15(4), 349-358. Doi: <https://doi-org/10.22146/ijccs.66375>
- Panico, C. (2018) *La eficacia del análisis de sentimientos para la empresa: el caso de estudio Dell Technologies Inc* [Tesis de Fin de Grado, Universidad Complutense de Madrid] https://www.ucm.es/data/cont/docs/758-2019-01-04-TFG_Panico_Chara_TFG.pdf
- Piña, S, J. & Perozo, N. (2018). Verificación de la implementación del modelo afectivo para MASOES: Casos de estudios. *Publicaciones en Ciencia y Tecnología*, 12(1), 19-3. <https://revistas.uclave.org/index.php/pcyt/article/view/1046>
- Rovira, C. (2020). El error de diagnóstico de la derecha chilena y su encrucijada actual. *Estudios Públicos*, 158(1), 31-59. Doi: <https://doi.org/10.38178/07161115/2020.002>
- Smith, J. D. (2022). El análisis de sentimiento en twitter: complementando análisis cuantitativos con consideraciones cualitativas. *Revista de Investigación Social*, 10(2), 45-62. Doi: <https://doi.org/10.7203/rd.v1i3.74>

- Sobrino, J. (2018). *Análisis de sentimientos en twitter* [Magister de Licenciatura, Universidad de Catalunya]. Repositorio Institucional Universidad Oberta de Catalunya. <http://hdl.handle.net/10609/81435>
- Tiwari, P., Sharma, M., Garg, P., Jain, T., Verma V. & Hussain A. (2021). A study on sentiment analysis of mental illness using machine learning techniques, *IOP Science*, 1099, 1-10, Doi: <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1099/1/012043>
- Torres, C., & Carranza Alcántar, M. D. (2021). Uso de las redes sociales como estrategias de aprendizaje. ¿Transformación educativa? *Apertura*, 3(2), 1-20. <https://www.redalyc.org/pdf/688/68822737001.pdf>