Análisis Visual de Sentimientos en Letras Musicales: Integración de VADER con Métricas de Valence y Arousal para una Interpretación Emocional Mejorada

Jheeremy Manuel Álvarez Astete Escuela de Ciencia de la Computación Universidad Nacional de San Agustín Arequipa, Perú jalvarezas@unsa.edu.pe

Resumen-En este trabajo se propone una metodología para el análisis de sentimientos en letras de canciones mediante el uso del analizador VADER, complementado con técnicas de visual analytics. A diferencia de los enfoques tradicionales basados únicamente en diccionarios de valencia y activación, VADER incorpora señales expresivas como mayúsculas, puntuación enfática y modificadores léxicos, permitiendo capturar matices emocionales más complejos. Se realiza una comparación entre los resultados obtenidos con VADER y los métodos léxicos convencionales, destacando las diferencias en la representación emocional. Además, se desarrollan visualizaciones interactivas para facilitar la interpretación y exploración de las emociones predominantes en distintos géneros, décadas o artistas. Este enfoque permite una comprensión más rica y accesible del contenido emocional presente en las letras musicales, con aplicaciones potenciales en musicología, recomendación musical y análisis cultural.

Palabras Clave—Análisis de sentimientos, letras musicales, VADER, visual analytics, procesamiento de lenguaje natural, emociones, música, NLP.

I. INTRODUCCION

A. Contexto y Motivacion

La música ha sido durante siglos una vía fundamental para la expresión humana de emociones, pensamientos y experiencias. Particularmente, las letras musicales actúan como un canal explícito de estos sentimientos, proporcionando una ventana rica y compleja hacia el estado emocional de sus autores. En la era digital, la disponibilidad masiva de letras ha motivado el desarrollo de técnicas de procesamiento de lenguaje natural (NLP) para analizar los sentimientos que estas transmiten [1].

El análisis de sentimientos en textos musicales ha evolucionado desde enfoques léxicos simples —basados en diccionarios como AFINN, NRC o LIWC— hacia métodos más sofisticados, como modelos basados en deep learning y transformers [2]. Sin embargo, los enfoques basados únicamente en diccionarios presentan limitaciones importantes: no logran capturar matices como la intensidad emocional, el sarcasmo, o el uso de mayúsculas y signos de exclamación como

refuerzo expresivo [3]. Esto reduce la precisión del análisis al tratar textos con una carga emocional rica y estilísticamente marcada, como las letras de canciones.

Frente a estas limitaciones, herramientas como VADER (Valence Aware Dictionary for Sentiment Reasoning) ofrecen una solución más adaptada al dominio musical y textual. VADER considera características como el uso de mayúsculas, la puntuación enfática y modificadores de intensidad léxica para proporcionar una puntuación compuesta más fiel al sentimiento real percibido [4]. Su uso ha demostrado ser efectivo especialmente en contextos informales y creativos como redes sociales, comentarios y textos con lenguaje emocionalmente cargado.

Además, la combinación del análisis sentimental con técnicas de *Visual Analytics* permite explorar de manera más comprensible las emociones representadas en grandes volúmenes de datos textuales. Herramientas visuales facilitan identificar tendencias, comparar artistas o géneros, y resaltar estructuras emocionales en las letras musicales, lo cual resulta especialmente útil para investigadores, musicólogos o incluso para aplicaciones comerciales y de recomendación musical [5].

Este proyecto, por tanto, busca llenar el vacío entre los enfoques tradicionales y modernos mediante la integración de análisis basado en VADER con visualizaciones interactivas y comparativas. Al hacerlo, se persigue una interpretación más rica, precisa y humanamente comprensible de las emociones expresadas en letras musicales contemporáneas.

B. Problema

Actualmente, el análisis de sentimientos en letras musicales basado en diccionarios de emociones presenta limitaciones para capturar matices emocionales como la intensidad y la expresividad (por ejemplo, uso de mayúsculas, signos de exclamación o palabras enfatizadas). Esto dificulta una interpretación profunda y precisa de las emociones transmitidas en las letras. Por lo tanto, es necesario evaluar cómo la incorporación de herramientas como VADER, que considera

estas sutilezas, puede mejorar el análisis de sentimientos y facilitar su visualización para una comprensión más clara y efectiva del contenido emocional de las canciones.

C. Objetivos

Objetivo General: Evaluar cómo la integración del analizador de sentimientos VADER ayuda a la mejora del análisis y la visualización de emociones en letras de canciones en comparación con métodos basados únicamente en diccionarios de valencia y activación.

2) Objetivos Especificos:

- Realizar un análisis de sentimientos de letras musicales usando diccionarios de valencia y activación (valence y arousal).
- Aplicar VADER para obtener puntuaciones de sentimiento que consideren matices como intensidad, uso de mayúsculas y signos de exclamación en las letras.
- Comparar los resultados obtenidos por VADER con los resultados del análisis basado en diccionarios tradicionales para identificar mejoras o diferencias.
- Desarrollar visualizaciones que faciliten la interpretación y comparación de los análisis de sentimiento realizados con ambos métodos.
- Evaluar la efectividad y utilidad de las visualizaciones para comunicar las emociones presentes en las letras de canciones.

II. TRABAJOS RELACIONADOS

Diversas investigaciones han abordado el análisis de sentimientos en letras musicales desde distintos enfoques. Esta sección revisa trabajos clave relacionados con la visualización de emociones, el tipo de modelos empleados y los datos utilizados.

A. Visualización de emociones en letras musicales

El uso de técnicas de Visual Analytics ha demostrado ser valioso para comprender la carga emocional en canciones. Maheshwari et al. (2021) desarrollaron un sistema interactivo que explora letras populares utilizando métricas de sentimientos y procesamiento de lenguaje natural, facilitando la identificación de patrones emocionales dominantes por artista o década [5]. Sus visualizaciones revelan cómo la música popular evoluciona en función del sentimiento expresado.

Asimismo, Zervakis et al. (2022) presentaron un dashboard que permite a usuarios explorar emociones en letras musicales mediante gráficos de radar y líneas temporales, enfocándose en la experiencia del usuario al comparar canciones y géneros [6].

B. Modelos utilizados para análisis emocional

Tradicionalmente, el análisis sentimental ha sido abordado con diccionarios léxicos como AFINN, NRC, y LIWC. Sin embargo, estos métodos muestran limitaciones frente a textos expresivos como las letras musicales. En respuesta, Hutto y Gilbert (2014) propusieron VADER, un modelo léxico-reglas

optimizado para detectar emociones en textos informales, incorporando factores como mayúsculas, puntuación y adverbios intensificadores [4].

Por otro lado, modelos de aprendizaje profundo como BERT o DistilBERT también han sido aplicados al análisis emocional en música. Jayanth (2021) desarrolló un sistema completo basado en transformers para la clasificación de emociones en letras, entrenado con datasets etiquetados y con resultados prometedores en precisión y sensibilidad [7].

C. Tipo de datos: letras musicales

La mayoría de los estudios coinciden en usar datasets públicos de letras musicales recopiladas de plataformas como Genius o Kaggle. Por ejemplo, el dataset de GoEmotions fue adaptado por Demszky et al. (2020) para etiquetas emocionales finas, y ha servido como base para modelar emociones en letras musicales multiclase [2]. Otros, como Sulun et al. (2022), también aplican análisis emocional a datos MIDI y lyrics para generar música condicionada emocionalmente [8].

III. VISION GENERAL

A. Description del Dataset

Este dataset contiene información sobre letras de canciones, extraída y procesada para estudiar aspectos emocionales, lingüísticos y musicales. Está diseñado para analizar cómo las características de las letras se relacionan con emociones, géneros musicales, y etapas históricas (décadas), lo que puede ser útil en áreas como musicología, análisis de sentimientos, procesamiento del lenguaje natural (NLP) o incluso en aplicaciones comerciales como recomendaciones musicales.

- Origen: Letra de canciones de diversos géneros y artistas.
- Total: 4,583 canciones.

TABLE I: Descripción de los atributos del dataset de letras musicales

Atributo	Tipo de Dato	Rango / Únicos	Clasificación
Singer	object	1368 únicos	Categórica nominal
Song	object	4507 únicos	Texto libre / categórica extensa
Genre	object	6 únicos	Categórica nominal
Vader_Score	object	4570 únicos (JSON)	Texto libre / categórica extensa
Valence	float64	3.11 - 7.41	Numérica continua
Arousal	float64	3.20 - 6.42	Numérica continua
Decade	object	10 únicos	Categórica nominal
Sentiment	object	4 únicos	Categórica nominal
Total_Word_Count	int64	52 - 2828	Numérica discreta
Unique_Word_Count	int64	5 – 1027	Numérica discreta
Fraction_Unique_Words	float64	0.025 - 0.873	Numérica continua
Numer_Unique_Word_Lengths	int64	4 – 16	Numérica discreta
Min_Word_Length	int64	1 – 3	Numérica discreta
Max_Word_Length	int64	5 – 119	Numérica discreta
Average_Word_Length	float64	2.74 - 6.99	Numérica continua
Sum_All_Word_Lengths	int64	220 - 10794	Numérica discreta
Cluster_Label	object	4 únicos	Categórica nominal
Vader_Compound	float64	-0.9999 – 0.9999	Numérica continua

B. Preprocesamiento de Datos

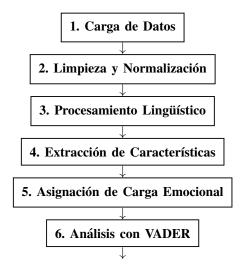
Para preparar los datos antes del análisis y visualización de sentimientos musicales, se implementó una serie de transformaciones utilizando Python y bibliotecas como pandas, spaCy, VADER y scikit-learn. A continuación, se detallan las etapas principales del preprocesamiento:

 Carga de datos: Se importaron tres archivos CSV: songs_dataset.csv, parts_dataset.csv (con letras de canciones) y Ratings_Warriner_et_al.csv (con puntuaciones afectivas de palabras).

- Limpieza de columnas innecesarias: Se eliminaron atributos irrelevantes como Album, Featuring, Tags, Producers y Writers mediante la función drop().
- Normalización de géneros: Se implementó una función personalizada llamada clean_genre() que limpia los valores de la columna Genre, eliminando caracteres como corchetes y comillas, y seleccionando el género más representativo cuando hay múltiples etiquetas.
- Limpieza de letras: Se diseñó la función clean_lyrics() que:
 - Convierte todo el texto a minúsculas.
 - Elimina palabras como "verse", "chorus", "hook" e "intro".
 - Usa expresiones regulares para remover anotaciones v símbolos.
 - Tokeniza y lematiza las letras usando spaCy, filtrando palabras vacías y caracteres no alfabéticos.
- Separación análisis léxico: La separate_words() cada canción procesa transformada, asignando recuentos de frecuencia, extrayendo puntuaciones de valence, las arousal У dominance desde el recurso Ratings_Warriner_et_al.csv.
- Análisis de sentimiento: Se utiliza el analizador VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner) para calcular los puntajes de sentimiento (compound, pos, neu, neg) para cada letra.
- Agrupamiento por similitud emocional: Finalmente, se aplica KMeans para generar etiquetas de agrupamiento (Cluster_Label) sobre métricas como valencia, excitación y sentimientos, permitiendo segmentar canciones por patrones afectivos.

Este preprocesamiento asegura que las letras estén estandarizadas, sin ruido lingüístico y enriquecidas con métricas emocionales confiables para análisis posteriores.

C. Vista General del Sistema (Pipeline)





IV. DISEÑO DEL SISTEMA

La herramienta de visualización fue implementada utilizando Streamlit, combinando gráficos interactivos generados con Plotly y procesamiento de datos mediante pandas y numpy. Esta aplicación permite explorar sentimientos en letras musicales de manera intuitiva y flexible mediante filtros dinámicos, gráficos seleccionables y descarga personalizada de resultados.

A. Cargado y Preparación de Datos

Al iniciar la aplicación, se carga el archivo processed_lyrics_sample.csv, el cual contiene las letras procesadas y anotadas con atributos como Valence, Arousal, Sentiment, métricas de complejidad lingüística y puntuaciones de VADER. El campo Vader_Score, originalmente almacenado como string, se convierte a un diccionario utilizando la función json.loads() para extraer la puntuación compound de forma numérica.

B. Panel de Filtros Interactivo (Sidebar)

En la barra lateral se presentan filtros interactivos que permiten al usuario:

- Seleccionar géneros musicales.
- Filtrar artistas (con botones para seleccionar o deseleccionar todos).
- Limitar por sentimiento categórico (Positive, Negative, Neutral, Relaxed, etc.).
- Ajustar los rangos numéricos de Valence y Arousal mediante sliders.

Estos filtros permiten una personalización avanzada del subconjunto de canciones a analizar, facilitando el enfoque exploratorio por artista, género o emociones.

C. Visualización de Datos Filtrados

La aplicación muestra un resumen de la cantidad de canciones tras los filtros aplicados y permite al usuario seleccionar qué visualizaciones desea explorar. Cada gráfica posee un **encoding** específico:

- Distribución de Sentimientos: Histograma agrupado (barmode='group') por Singer, con el eje X como tipo de sentimiento (Sentiment) y altura de barra como cantidad de canciones.
- Valence vs Arousal (Scatter): Gráfico de dispersión con cada punto representando una canción. El eje X codifica Valence, el eje Y Arousal, el color representa el Sentiment y el símbolo representa al Singer.
- Palabras Totales vs Emoción: Dos gráficos de dispersión con líneas de tendencia (trendline='ols')

que muestran la relación entre el total de palabras en una canción (Total_Word_Count) y las métricas de emoción (Valence y Arousal).

- VADER Compound Score vs Sentiment: Boxplot que muestra la distribución del valor compound de VADER para cada clase de sentimiento. El eje X representa el sentimiento categórico y el eje Y la puntuación de VADER.
- Complejidad Lingüística: Dos gráficos de caja que codifican:
 - Unique Word Count por Singer.
 - Average_Word_Length por Singer.

Estos gráficos permiten comparar la riqueza léxica entre artistas.

- Mapa de Correlación: Gráfico de calor generado con px.imshow que muestra la matriz de correlación entre variables numéricas (Valence, Arousal, Word Counts, etc.). Se utiliza un esquema de color para codificar la fuerza y dirección de la relación lineal entre pares de atributos.
- Comparación de Métricas entre Artistas: Gráfico de caja para una métrica seleccionada por el usuario (como Vader_Compound, Valence, etc.) contra el eje X que representa cada artista (Singer), permitiendo análisis comparativo de métricas emocionales.

D. Exploración Individual por Variable Principal

Se incluye una sección adicional donde el usuario puede seleccionar variables específicas para explorar en detalle. Por ejemplo:

- Distribuciones de Vader_Compound, Valence y Arousal por género o clúster.
- Histogramas de canciones por Singer o Genre según etiquetas de Cluster_Label.

E. Exportación de Resultados

La aplicación ofrece una opción para descargar el subconjunto de datos filtrado en formato CSV, permitiendo que el análisis sea reutilizado o compartido fuera de la plataforma.

REFERENCIAS

- S. Saarikallio, "Music as emotional self-regulation throughout adulthood," *Psychology of Music*, vol. 39, no. 3, pp. 307–327, 2011.
- [2] D. Demszky, D. Movshovitz-Attias, J. Ko, A. Cowen, G. Nemade, and S. Ravi, "Goemotions: A dataset of fine-grained emotions," arXiv preprint arXiv:2005.00547, 2020.
- [3] S. M. Mohammad, "Practical and ethical considerations in the effective use of emotion and sentiment lexicons," arXiv preprint arXiv:2011.03492, 2020.
- [4] C. Hutto and E. Gilbert, "Vader: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text," in *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, vol. 8, no. 1, 2014, pp. 216–225.
- [5] T. Maheshwari, T. N. Bhaveshbhai, and M. Halder, "The power of visual analytics and language processing to explore the underlying trend of highly popular song lyrics," *Engineering and Applied Science Letters*, vol. 4, no. 3, pp. 19–29, 2021.
- [6] N. Zervakis, D. T. Le, and T. Schreck, "Lyricmood: An interactive visual analytics tool for sentiment analysis of song lyrics," in 2022 IEEE Visualization Conference (VIS), 2022, pp. 31–35.

- [7] V. Jayanth, "Emotion recognition in lyrics using transformers," GitHub repository, 2021. [Online]. Available: https://github.com/jayanth9676/emorec
- [8] S. Sulun, B. Guney, and Z. Tufekci, "Emotion-conditioned music generation using midi and lyrics," arXiv preprint arXiv:2202.04725, 2022.