



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales

¿Hasta qué punto están correlacionados la carga emocional y el éxito en el Festival de Eurovisión? Uso de herramientas de *Sentiment Analysis*

Clave: 202006867

Resumen

Este Trabajo de Fin de Grado analiza si existe una relación entre la carga emocional de las canciones presentadas en el Festival de Eurovisión y su posición final en el ranking del Festival. Para ello, se ha aplicado un enfoque cuantitativo basado en técnicas de *Text Mining* y Análisis de Sentimiento, empleando el algoritmo VADER. Las letras de las canciones clasificadas en los tres primeros puestos entre 2010 y 2024 fueron traducidas al inglés y analizadas para evaluar si su tono emocional (positivo, negativo o neutro) influía en su éxito competitivo.

Los resultados indican que, aunque VADER permitió identificar con eficacia la polaridad emocional de las canciones, no se halló una correlación estadísticamente significativa entre el sentimiento de las letras y la posición final. Además, la audiencia no reacciona de forma constante a los mismos estímulos emocionales: algunas canciones intensas han triunfado, mientras que otras no. Esto sugiere que el éxito también depende de factores como la escenografía, la interpretación o el contexto sociopolítico. El modelo predictivo *Random Forest* reforzó esta conclusión, mostrando dificultades para anticipar resultados basados solo en el sentimiento.

En definitiva, el Análisis de Sentimiento resulta útil para estudiar tendencias emocionales en Eurovisión, pero no basta para explicar ni predecir el éxito. Aunque el contenido emocional puede influir en parte del público, no garantiza la victoria. Se recomienda para futuras investigaciones ampliar la muestra, incorporar nuevas variables y combinar análisis cuantitativo y cualitativo para comprender mejor los múltiples factores que influyen en el triunfo en el Festival.

Palabras clave

Eurovisión, VADER, puntuación, canción, Análisis de Sentimiento, emoción.

Abstract

This Final Degree Project examines whether there is a relationship between the emotional content of songs presented at the Eurovision Song Contest and their final ranking. A quantitative approach was used, applying text mining and Sentiment Analysis techniques, specifically through the VADER algorithm. The lyrics of the top three songs from 2010 to 2024 were translated into English and analyzed to assess whether their emotional tone (positive, negative, or neutral) influenced their competitive success.

The results show that while VADER effectively identified the emotional polarity of the songs, no statistically significant correlation was found between sentiment scores and ranking position. Additionally, the audience does not consistently respond to the same emotional stimuli: some highly emotional songs have succeeded, while others have not. This suggests that success also depends on factors such as staging, performance, or the sociopolitical context. The Random Forest predictive model confirmed the challenge of forecasting results based solely on sentiment.

In conclusion, Sentiment Analysis is a useful tool for exploring emotional trends in Eurovision lyrics, but it is not sufficient to explain or predict success. Although emotional content may resonate with certain segments of the audience, it is no guarantee of victory.

Future research should consider expanding the sample, incorporating new variables, and combining quantitative and qualitative approaches to better understand the complex factors behind success in the contest.

Key Words

Eurovision, VADER, score, song, Sentiment Analysis, emotion

Índice

1. Introducción	2
1.1 Motivación del trabajo	2
1.2 Objetivos del trabajo	3
1.2.1 Objetivo principal	3
1.2.2 Objetivos secundarios	3
1.3 Metodología	3
1.3.1 Fuentes clave	4
1.3.2 Herramientas de análisis empleadas	5
2. Marco teórico	6
2.1 Historia del Festival de Eurovisión	6
2.2 Hipótesis sobre las tendencias premiadas en Eurovisión	8
2.3 Análisis de la literatura	9
2.4 Grandes debates sobre los resultados en Eurovisión	10
3. Análisis de los datos	11
3.1 Proceso de análisis de las letras	11
3.2 Procedimiento para correlacionar el sentimiento con el éxito	15
3.3 Uso de algoritmos predictivos	18
4. Conclusiones y discusión de resultados	22
5. Bibliografía	25
6. Declaración de Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial Generativa	27

1. Introducción

1.1 Motivación del trabajo

La motivación inicial para realizar este trabajo surge de una tradición familiar extendida en la que, como espectadores, se realizaban encuestas y sondeos antes y durante el Festival de Eurovisión (en adelante, Eurovisión) para determinar, siguiendo un criterio propio, quién iba a ser el ganador y los mejores clasificados. No es de extrañar que los resultados rara vez coincidieran, pero lo que siempre resultaba evidente era que había una tendencia a convertir a ciertos cantantes en una víctima del sistema para que los espectadores, tanto europeos como de fuera del continente, empatizaran con él.

Es importante destacar que se ha utilizado inteligencia artificial generativa a lo largo del Trabajo de Fin de Grado como se explicará más adelante.

Dicho esto, uno de los principales motivos para abordar este estudio es la posibilidad de identificar patrones en los resultados de Eurovisión. A lo largo de los años, se ha observado que ciertos estilos musicales, temáticas y estrategias escénicas tienen una mayor probabilidad de éxito. Estudiar qué características han sido más valoradas por el público y el jurado permite extraer conclusiones sobre los cambios en las preferencias musicales y sobre la evolución de las tendencias en la industria del entretenimiento.

Además, Eurovisión ha servido como plataforma para la representación de diversas identidades culturales y para la difusión de mensajes con un fuerte componente social. Muchas canciones que han tenido éxito en el Festival han abordado temas como la resiliencia, la unidad entre naciones o la importancia de la paz. Analizar cómo estas temáticas han influido en los resultados del concurso permite comprender el papel de la música en la construcción de narrativas colectivas y en la difusión de valores dentro de un contexto internacional.

Desde una perspectiva metodológica, este estudio también representa una oportunidad para aplicar técnicas innovadoras de análisis de datos. Gracias a herramientas como el Procesamiento del Lenguaje Natural (en adelante, con sus siglas en inglés, NLP) y el Análisis de Sentimiento, es posible examinar con rigor las letras de las canciones, identificando patrones en las emociones transmitidas y estableciendo correlaciones con los resultados obtenidos en el Festival. De este modo, el estudio no se basa únicamente en observaciones subjetivas, sino que incorpora un enfoque cuantitativo que refuerza su validez científica. Las herramientas de análisis utilizadas se explicarán con más detalle en el marco teórico del trabajo.

Por último, este Trabajo de Fin de Grado (TFG) tiene una dimensión aplicada que puede resultar de gran utilidad para profesionales de la industria musical, la producción televisiva y el marketing cultural. Identificar qué elementos influyen en el éxito de una canción dentro del Festival puede servir de referencia para artistas, compositores y productores que buscan optimizar su participación en el Festival. Además, los hallazgos pueden ofrecer información relevante para entender las tendencias emergentes en la industria del entretenimiento y la manera en que la audiencia responde a diferentes estímulos artísticos, y así intentar predecir las posibilidades de éxito de una canción.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo principal

El objetivo principal es, por lo tanto, investigar si Eurovisión, como concurso musical y fenómeno cultural, tiende a premiar canciones con temáticas de denuncia social, que incluyen las que abordan injusticias sociales o conflictos políticos, o sentimientos personales negativos como el desamor o la pérdida personal por encima de otras de tono más optimista, neutro y festivo. Así, se puede comprobar si el Festival ha evolucionado hacia una plataforma donde el contenido emocional y social tiene un impacto significativo en los resultados finales. Este estudio se elaborará identificando y clasificando las canciones que han alcanzado posiciones destacadas, especialmente las ganadoras y las que lograron posiciones en el *top 3*, para comprobar cuál fue el componente diferencial entre la canción que quedó clasificada en primer lugar y las inmediatamente siguientes. El periodo temporal estudiado es el que abarca desde el año 2010 hasta el año 2024, porque fue en el año 2010 cuando empezó a aplicarse el sistema de televoto combinado con el del jurado profesional.

1.2.2 Objetivos secundarios

Un objetivo secundario consistirá en evaluar cómo el contexto sociopolítico en el que se desarrolla cada edición del concurso influye en los resultados. En este sentido, se analizará si eventos globales o regionales, como crisis sociales, movimientos de derechos humanos o conflictos bélicos, tienen un impacto medible en la valoración de canciones que abordan temáticas relacionadas. Este objetivo busca arrojar luz sobre la interacción entre las dinámicas sociales y los resultados del Festival.

Por último, se pretende reflexionar sobre el papel de Eurovisión como espacio de representación cultural y emocional en Europa. A través de estos objetivos no solo se busca entender las dinámicas que llevan al éxito de ciertas canciones, sino también explorar si el concurso actúa como un espejo de las sensibilidades sociales y culturales de su audiencia.

1.3 Metodología

Para la elaboración de este estudio, ha sido fundamental la recopilación y el procesamiento de datos provenientes de fuentes fiables y reconocidas en el ámbito de Eurovisión. La base principal del análisis han sido las letras de las canciones participantes en el Festival, obtenidas de la web *Eurovisionworld.com*, una de las plataformas más completas y actualizadas sobre el Festival. Gracias a esta fuente, además, ha sido posible disponer de las letras en inglés de todas las canciones que han participado en Eurovisión desde 2010 hasta la actualidad, permitiendo así un análisis textual profundo y estructurado, con un total de cuarenta y dos canciones.

El estudio se basa en un enfoque cuantitativo, en el que se ha empleado *Python* como lenguaje de programación para el procesamiento y análisis de los datos; ha sido seleccionado debido a su versatilidad y la amplia disponibilidad de librerías especializadas en análisis de texto y aprendizaje automático. En particular, se ha utilizado el diccionario Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner (en adelante, VADER) para llevar a cabo

el análisis de sentimiento de las letras. VADER es un algoritmo ampliamente utilizado en el NLP que permite clasificar los textos según su carga emocional, distinguiendo entre sentimientos positivos, negativos y neutros con un alto grado de precisión.

Además del Análisis de Sentimiento, el estudio incluirá técnicas estadísticas avanzadas para comprender las tendencias en Eurovisión. Se emplearán modelos de predicción para estimar qué características líricas (a nivel emocional) podrían aumentar la probabilidad de éxito en futuras ediciones del Festival. Estos modelos permitirán explorar patrones ocultos en los datos y extraer conclusiones que podrían ser útiles tanto para investigadores como para profesionales de la industria musical.

Con esta combinación de procesamiento de texto, análisis de sentimiento y modelado predictivo, el estudio busca ofrecer una visión integral y rigurosa sobre la evolución de Eurovisión. Más allá de un simple análisis descriptivo, el enfoque adoptado permitirá comprender las dinámicas subyacentes que influyen en los resultados del Festival y aportar conocimiento valioso sobre las tendencias musicales y culturales que han definido la competición en los últimos años.

Para garantizar la precisión y eficiencia en la implementación del análisis de datos, se ha recurrido al uso de herramientas de inteligencia artificial generativa que han facilitado tanto la programación en *Python* como la interpretación de los resultados obtenidos. En particular, se han utilizado para corregir errores en el código, optimizar los *scripts* y recibir sugerencias sobre la mejor forma de estructurar el estudio. Estas herramientas han sido de gran utilidad para depurar el código, mejorar la eficiencia de los algoritmos empleados y encontrar soluciones a posibles problemas técnicos que surgieron durante la ejecución de los análisis.

Además de la asistencia en programación, *ChatGPT* y *Blackbox* han sido clave en la fase de interpretación de los resultados. Una vez obtenidos los modelos de regresión y predicción, estas herramientas han permitido explorar diferentes enfoques para analizar los coeficientes, evaluar la significancia de las variables y mejorar la presentación de los hallazgos. Gracias a su capacidad para procesar información compleja y generar explicaciones detalladas, han ayudado a dar mayor claridad a los patrones detectados y a estructurar las conclusiones del estudio de manera más coherente y comprensible.

En este sentido, la combinación de técnicas estadísticas avanzadas con la asistencia de inteligencia artificial generativa ha permitido desarrollar un enfoque metodológico más coherente. No solo se ha mejorado la precisión de los análisis, sino que también se ha optimizado la manera en que los resultados son interpretados y comunicados. De este modo, el estudio no solo ofrece un análisis detallado de las tendencias en Eurovisión, sino que también representa un ejemplo del valor que la inteligencia artificial generativa puede aportar en el ámbito de la investigación académica.

1.3.1 Fuentes clave

Para llevar a cabo este análisis sobre la relación entre el sentimiento de las canciones de Eurovisión y su desempeño en la competición, se han utilizado diversas fuentes de datos y literatura académica. Estas fuentes han permitido establecer una base teórica sólida y obtener los insumos necesarios para el análisis cuantitativo. A lo largo del trabajo, se han empleado tanto bases de datos especializadas como estudios previos sobre Análisis de Sentimiento y competencia musical.

Para complementar este análisis, se ha consultado un estudio sobre la relación entre emoción y éxito en la música que han explorado cómo la tonalidad emocional de una canción puede influir en su recepción por parte del público y los jurados en competiciones musicales.

En términos metodológicos, el enfoque cuantitativo ha sido clave para interpretar los datos. Se han utilizado modelos de regresión lineal para evaluar la relación entre la puntuación de sentimiento y la clasificación en el ranking final. Para ello, se ha recurrido a bibliografía sobre regresión estadística y diversas técnicas de *Machine Learning*, lo que ha permitido mejorar la precisión de los análisis y garantizar su validez.

Otra fuente fundamental han sido estudios sobre *Random Forest*, un algoritmo ampliamente utilizado en la predicción de variables numéricas. A través de la literatura especializada en *Machine Learning*, se ha podido justificar su uso para complementar el análisis de regresión. Este método ha permitido explorar posibles relaciones no lineales entre el sentimiento y el ranking final de cada canción.

Los artículos sobre la influencia de los factores culturales en Eurovisión también han sido un pilar importante para contextualizar los hallazgos. Se ha revisado literatura sobre sesgos geopolíticos y patrones de votación en el concurso, lo que ha ayudado a interpretar mejor los resultados obtenidos. Estos estudios han proporcionado un marco teórico para entender por qué ciertos estilos musicales y temáticas pueden ser mejor recibidos en determinadas ediciones del Festival.

Asimismo, se han utilizado manuales y artículos técnicos sobre el uso de Python para el análisis de datos. En particular, se han empleado referencias sobre el uso de bibliotecas como *pandas*, *statsmodels* y *scikit-learn*, esenciales para la manipulación de datos y la construcción de modelos predictivos. Esta literatura, junto con un uso adecuado de *ChatGPT* han sido clave para garantizar la implementación correcta de los algoritmos y la interpretación de sus resultados.

Por último, se han tomado en cuenta estudios sobre la validez del Análisis de Sentimiento aplicado a la música. Aunque este tipo de técnicas se han desarrollado principalmente en contextos como redes sociales y reseñas de productos, investigaciones recientes han explorado su aplicación en letras de canciones. Estos trabajos han permitido abordar las limitaciones de la metodología y discutir posibles sesgos en la interpretación de los resultados.

1.3.2 Herramientas de análisis empleadas

La minería de textos (*Text Mining*) es un conjunto de técnicas orientadas a analizar grandes cantidades de texto no estructurado con el objetivo de extraer información útil, identificar patrones y comprender relaciones contextuales. En el contexto del presente TFG, estas técnicas han sido aplicadas al análisis de las letras de canciones del Festival de Eurovisión, donde el contenido emocional y temático juega un papel fundamental en la percepción del público y los jurados.

El proceso de análisis comenzó con una fase de limpieza del texto, imprescindible para garantizar la calidad de los datos. Esta etapa consistió en eliminar elementos que introducen ruido, como signos de puntuación, caracteres especiales o etiquetas HTML. También se normalizó el texto (por ejemplo, convirtiéndolo todo a minúsculas) y se

eliminaron las palabras vacías o *stop words*, como artículos o preposiciones, que no aportan valor semántico al análisis. Esta limpieza inicial permitió preparar el corpus textual para su posterior procesamiento.

Una vez depurado el texto, se aplicó la técnica de tokenización, que consiste en dividir las letras en unidades más pequeñas, como palabras individuales o grupos de palabras (n-gramas). Esta técnica facilita un análisis más detallado del contenido y permite identificar términos recurrentes. En el caso de Eurovisión, esto ayuda a detectar temas frecuentes como “esperanza”, “libertad” o “dolor”, que podrían tener relación con la carga emocional y el resultado de las canciones.

A continuación, se aplicó un análisis de frecuencia, que permite ordenar las palabras o combinaciones más repetidas dentro del conjunto de canciones. Esto ofrece una visión general de las temáticas más presentes en las letras, y permite comparar, por ejemplo, las canciones ganadoras con otras menos exitosas, en busca de patrones narrativos o estilísticos comunes.

Otra técnica aplicada ha sido la extracción de entidades nombradas, que permite identificar nombres de personas, lugares, organizaciones o eventos dentro del texto. Esta herramienta resulta útil para detectar referencias explícitas a contextos políticos, sociales o culturales en las canciones, lo que podría tener un impacto en la recepción emocional de la audiencia y, por tanto, en el éxito de la propuesta.

Finalmente, el Análisis de Sentimiento es la técnica más relevante de este trabajo. Esta permite clasificar cada letra según su polaridad emocional (positiva, negativa o neutra) y, en ocasiones, incluso en categorías emocionales más específicas como alegría, tristeza o ira. Esta herramienta es clave para establecer posibles vínculos entre la emoción transmitida por una canción y su posición final en el ranking de Eurovisión. Por su importancia central en este estudio, esta técnica se analiza con más detalle en el capítulo siguiente.

2. Marco teórico

2.1 Historia del Festival de Eurovisión

Eurovisión es uno de los eventos musicales más icónicos y globales, celebrado cada año desde 1956. Organizado por la Unión Europea de Radiodifusión (en adelante, UER), nació como una iniciativa para promover la unidad cultural y la cooperación en una Europa que se recuperaba de las secuelas de la Segunda Guerra Mundial. Inspirado en el Festival de San Remo de Italia, su primera edición contó con la participación de únicamente siete países europeos. Desde entonces ha crecido mucho, llegando a reunir hasta 43 países en algunas ediciones, y, más recientemente, de regiones como Australia.¹ Australia fue invitada a Eurovisión en 2015 como parte de la celebración del 60º aniversario del concurso. La decisión se tomó debido a la gran popularidad de Eurovisión en Australia, donde el Festival se ha transmitido desde 1983 y cuenta con una base de fans muy activa. La participación inicialmente iba a ser única, pero debido a su éxito, la UER permitió que Australia siguiera compitiendo en los años siguientes, aunque con la condición de que, si

¹ European Broadcasting Union. (n.d.). *Origins of Eurovision*. Recuperado de <https://eurovision.tv/history/origins-of-eurovision>

ganaba, el evento se celebraría en Europa. Por otro lado, Marruecos fue invitado a Eurovisión en 1980 como parte de un intento de UER por ampliar la diversidad del concurso e incluir más países del mundo árabe. Sin embargo, Marruecos sólo participó ese año, ya que no quedó satisfecho con los resultados (quedó en penúltimo lugar) y, además, la mayoría de los países árabes boicoteaban el evento debido a la participación de Israel. Desde entonces, Marruecos no ha vuelto a competir.²

Hasta 1999, las canciones debían ser interpretadas en el idioma oficial de cada país, lo que aportaba una gran riqueza lingüística. Actualmente, los artistas pueden elegir cualquier idioma, y el inglés es el más común. Este cambio ha permitido a muchos participantes llegar a un público más amplio, pero también ha generado debates sobre la pérdida de identidad cultural en el Festival.

El Festival ha sido el trampolín para muchos artistas que alcanzaron fama mundial. Entre los ganadores más destacados se encuentran el grupo ABBA, que ganó en 1974 con *Waterloo* y se convirtió en un fenómeno global, y Celine Dion, que representó a Suiza en 1988 antes de convertirse en una superestrella internacional. Otro caso emblemático es el de la cantante sueca Loreen, que ganó en 2012 y nuevamente en 2023, una de las pocas artistas en lograr dos victorias junto con Johny Logan.³

Eurovisión sigue una estructura claramente definida que combina música y espectáculo. Cada país participante selecciona una canción original a través de procesos nacionales o decisiones internas. Debido al aumento de participantes, desde 2004 se introdujeron dos semifinales, en las que los países compiten por un lugar en la gran final. En esta última fase, se reúnen los 20 clasificados de las semifinales junto con los miembros del denominado *Big Five* (Alemania, España, Francia, Italia y Reino Unido) y el país anfitrión, que tienen un pase directo a la final.⁴ El evento no solo destaca por su música, sino también por la espectacularidad de sus puestas en escena, que incluyen elaboradas coreografías, efectos visuales impactantes y escenografías muy llamativas.

El sistema de votación ha evolucionado significativamente desde los inicios del concurso. Durante décadas, el jurado profesional de cada país otorgaba puntos a sus canciones favoritas. Sin embargo, desde 1998, se introdujo el televoto para incluir al público en el proceso de decisión. Actualmente, se utiliza un sistema mixto que combina los votos del público con la puntuación de un jurado profesional a partes iguales. Desde 2016, los resultados se presentan en dos fases: primero, se anuncian los puntos de los jurados nacionales, y después, los resultados del televoto⁵, lo que mantiene la emoción hasta el último momento y frecuentemente cambia radicalmente las posiciones finales, manteniendo a la audiencia pendiente hasta el final de la retransmisión.

A pesar de su naturaleza competitiva, el verdadero premio de Eurovisión es el prestigio y la exposición internacional que ofrece a los artistas. Además del codiciado

² European Broadcasting Union. (n.d.). *Morocco at Eurovision*. Recuperado de <https://eurovision.tv/country/morocco>

³ European Broadcasting Union. (n.d.). *Official website of the Eurovision Song Contest*. Recuperado de <https://eurovision.tv>

⁴ European Broadcasting Union. (n.d.). *Facts and figures about Eurovision*. Recuperado de <https://eurovision.tv/about/facts-and-figures>

⁵ European Broadcasting Union. (2024). *Voting system at Eurovision Song Contest 2024*. Recuperado de <https://eurovision.tv/about/voting-malmo-2024>

micrófono de cristal, el Festival representa una celebración de la unidad a través de la música, y reúne a millones de espectadores de todo el mundo cada año. Es mucho más que una competición: es un fenómeno cultural y un escaparate para la creatividad, la innovación y la diversidad.

2.2 Hipótesis sobre las tendencias premiadas en Eurovisión

El impacto cultural de Eurovisión va más allá de la música. Ha sido una plataforma para abordar temas sociales y políticos, como la inclusión, la igualdad y la tolerancia.⁶

La hipótesis que se plantea es que el Festival tiende a premiar canciones y artistas que abordan temas sensibles, como los relacionados con el colectivo LGTBI⁷, conflictos bélicos o injusticias sociales⁸, en lugar de limitarse exclusivamente a la calidad musical de las interpretaciones. Esta idea se sustenta en ejemplos recientes y en la evolución del concurso, que se ha convertido en un reflejo de las tensiones y aspiraciones sociales de Europa.

Eurovisión también ha premiado temas que, aunque no de forma explícita, tienen un fuerte simbolismo de reivindicación. Salvador Sobral, ganador en 2017 con *Amar pelos dois*, presentó una actuación que muchos interpretaron como una crítica a la superficialidad tecnológica y una llamada a recuperar la conexión humana genuina. Aunque no es una denuncia directa, su mensaje resonó profundamente en un momento en el que las tecnologías digitales ya dominaban las interacciones humanas.

Es importante considerar el contexto sociopolítico en el que se desarrolla cada edición de Eurovisión. Los eventos globales, como conflictos bélicos o controversias sobre los derechos humanos, pueden influir en la percepción de los votantes y en su disposición a premiar canciones con mensajes relacionados. Por ejemplo, en años de tensiones políticas significativas, es posible que canciones con mensajes de unidad o denuncia de dichas situaciones encuentren una mayor resonancia, como fue el caso de Ucrania en 2022, que se explicará más adelante.

Los resultados de este análisis pueden proporcionar evidencias para determinar si Eurovisión premia consistentemente estas temáticas o si, por el contrario, estos casos son excepciones en un concurso que sigue valorando principalmente los aspectos artísticos. También es relevante comparar el rendimiento de las canciones con temáticas de denuncia con las de carácter más festivo, para comprobar si existe una tendencia a priorizar unos mensajes sobre otros. Si los datos respaldan la hipótesis de que se premia el contenido de denuncia social o política, se concluirá que Eurovisión se ha convertido en

⁶ European Broadcasting Union. (n.d.). *Sanremo: The festival that inspired Eurovision*. Recuperado de <https://eurovision.tv/story/sanremo-the-festival-that-inspired-eurovision>

⁷ Por ejemplo, la victoria de Conchita Wurst no solo fue un triunfo musical para Austria en 2014, sino también un mensaje contundente de apoyo a la diversidad en un contexto internacional. De forma similar, la participación y victoria de Dana International en 1998 marcó un precedente en la representación de personas transgénero en los medios globales.

⁸ Ejemplos destacados incluyen, además de la comentada victoria de Conchita Wurst; la canción *1944* de Jamala, que trató sobre la deportación de los tártaros de Crimea durante el mandato de Stalin, un tema históricamente relevante y políticamente sensible en el contexto de la anexión rusa de Crimea, ganó en 2016. La elección de esta canción como ganadora refuerza la idea de que Eurovisión puede actuar como una plataforma de denuncia para injusticias históricas pasadas y contemporáneas.

un escaparate donde prima la propaganda ideológica sobre la calidad musical. Esto plantearía preguntas interesantes sobre el papel del Festival en la promoción de valores y su capacidad para influir en el debate público más allá del entretenimiento.

Como se mencionó en la introducción, la investigación que se realiza en este Trabajo de Fin de Grado no solo otorga información valiosa sobre las dinámicas de votación y preferencias en Eurovisión, sino que también contribuye a entender cómo los grandes eventos culturales reflejan y responden a los cambios en la sociedad. Eurovisión, como fenómeno global, puede ser visto como una muestra de las preocupaciones y prioridades de las audiencias europeas en cada época.

Por último, esta hipótesis resalta el potencial transformador de Eurovisión más allá de su faceta competitiva. Si se confirma, sugiere que el Festival no solo celebra la música y la diversidad cultural, sino que también actúa como un espacio de visibilidad para los temas que definen nuestra época.

2.3 Análisis de la literatura

La literatura utilizada para este trabajo se centra en estudios que exploran las dinámicas sociales, políticas y culturales reflejadas en Eurovisión, así como en los métodos de Análisis de Sentimientos aplicados a este contexto, hasta el momento, excluyendo *VADER*, que se utiliza por primera vez más allá de los comentarios en redes sociales en el presente trabajo como se adelantó en la introducción.

El estudio *Europe and nation in the Eurovision song contest – The Nordic*, cuyo autor es Dafni Tragaki (2013), examina cómo Eurovisión contribuye a la construcción de identidades nacionales y regionales, centrándose específicamente en los países nórdicos. Este trabajo es esencial para entender cómo el concurso no solo promueve la diversidad cultural, sino que también actúa como un vehículo de representación nacional. Su enfoque histórico y cultural es clave para este análisis, ya que muestra cómo las canciones y actuaciones pueden reflejar narrativas de autorrepresentación en un contexto internacional.

El artículo de García-Gámez y Moreno-Ortiz (2024), *The politics of Eurovision: A case study of the United Kingdom's 2021 and 2022 participations as expressed on social media*, analiza cómo el público percibe y reacciona a las participaciones del Reino Unido en el concurso, en un contexto marcado por el *Brexit*. Utilizando el análisis de redes sociales como metodología, este trabajo aporta una visión contemporánea sobre cómo las dinámicas políticas influyen en la recepción del concurso. Su enfoque metodológico, que combina análisis cualitativo y computacional, es relevante para explorar cómo se manifiestan las percepciones sociales en Eurovisión.

El trabajo de Kozolic, Thakkar y Preradovic (2024), *Revealing public opinion sentiment landscape: Eurovision Song Contest sentiment analysis*, utiliza herramientas avanzadas de análisis de sentimientos para clasificar la opinión pública sobre el concurso. Este estudio demuestra cómo el análisis computacional puede identificar patrones emocionales asociados a las canciones y artistas, lo que valida el uso de herramientas como *SentiStrength* en este contexto. Su contribución metodológica refuerza la relevancia de medir el impacto emocional de las canciones como un factor clave en su éxito.

El estudio de Kumpulainen et al. (2020), *Predicting Eurovision Song Contest results using sentiment analysis*, emplea el análisis de sentimientos para predecir los resultados de Eurovisión. Este artículo es crucial para este trabajo, ya que establece un precedente en el uso de herramientas analíticas para explorar la relación entre las emociones generadas por las canciones y los resultados oficiales. Además, conecta directamente la percepción del público con el éxito de las actuaciones, lo que resulta fundamental para este análisis.

El artículo de Panea y Cámara Rojo (2022), *Bielorrusia, Eurovisión y el debate internacional sobre la democracia: el impacto mediático de las candidaturas de la BTRC en el Festival de la Canción* examina cómo las tensiones políticas internacionales se reflejan en Eurovisión, utilizando el caso de Bielorrusia como ejemplo. Este trabajo subraya el papel del Festival como un espacio donde se debaten cuestiones de democracia y derechos humanos. Su enfoque en las candidaturas polémicas y su impacto mediático aporta un marco contextual relevante para analizar cómo la carga política de las canciones influye en su recepción.

2.4 Grandes debates sobre los resultados en Eurovisión

Eurovisión ha sido, desde sus inicios, un espacio de celebración cultural, pero también un escenario donde los resultados han generado intensos debates y controversias. A lo largo de las décadas, las puntuaciones y las posiciones finales de algunos países han dado lugar a sospechas de influencia de la política en las decisiones, y han reflejado desacuerdos entre el jurado y el público, evidenciando las tensiones producidas en un sistema de votación que combina criterios artísticos, sociopolíticos y emocionales. Estos debates no se limitan únicamente a los ganadores, sino que también abarcan cambios drásticos provocados por el televoto, que han transformado los resultados finales y desafiado las expectativas iniciales. Además del famoso caso de la victoria de Conchita Wurst, hay muchos otros resultados que han generado controversia y grandes debates sobre la fiabilidad de la posición final en el ranking.

Por ejemplo, en 2016, año en el que ganó Jamala con su mencionada *1944*, aunque su canción obtuvo una alta puntuación por parte del jurado, no lideró en el televoto, donde la interpretación de Rusia, *You Are the Only One* de Sergey Lazarev, fue la favorita del público. Este resultado dividió a los seguidores del concurso y generó debates sobre si Eurovisión estaba premiando canciones por su calidad musical o por su carga política. La victoria de Jamala fue vista por algunos como un posicionamiento político de Eurovisión, mientras que otros la consideraron un reconocimiento a la valentía de abordar temas históricos y controvertidos.⁹

En 2017, Portugal sorprendió con la victoria de Salvador Sobral¹ y su balada minimalista *Amar pelos dois*. Aunque su canción recibió el reconocimiento unánime de jurados y público, marcó un contraste radical con el estilo visual y musical que predominaba en Eurovisión. Este resultado generó un debate sobre la naturaleza del concurso, planteando si Eurovisión debiese premiar la innovación escénica y musical o priorizar la autenticidad y la emoción en las interpretaciones. La victoria de Sobral reavivó la discusión sobre los criterios que realmente definen el éxito en el Festival.

⁹ European Broadcasting Union. (2016). *Jamala wins Eurovision 2016 for Ukraine with 1944*.

En 2019, el sistema de votación volvió a estar en el centro de la polémica tras la victoria de Duncan Laurence, de los Países Bajos, con *Arcade*. Aunque su interpretación fue alabada por jurados y público, las posiciones de otros países generaron desconcierto. El televoto, en particular, mostró un notable desequilibrio al favorecer masivamente a países como Noruega, cuya canción *Spirit in the Sky* obtuvo el primer lugar en el televoto, pero terminó en una posición mucho más baja en la clasificación general debido al bajo apoyo del jurado. Este resultado alimentó el debate sobre la disparidad entre las preferencias del público y los criterios de los expertos, cuestionando si el sistema mixto es realmente representativo de las opiniones colectivas.¹⁰

Otro ejemplo de controversia significativa ocurrió en 2021, cuando el grupo Måneskin, de Italia, ganó con *Zitti e buoni*. Aunque su victoria fue ampliamente celebrada, la puntuación extremadamente baja del Reino Unido, que recibió cero puntos tanto del jurado como del televoto, generó un intenso debate en medios británicos.¹¹ Muchos interpretaron este resultado como una consecuencia del *Brexit* y una señal de aislamiento cultural de Reino Unido en Europa, en lugar de un juicio objetivo sobre la calidad de la canción.

El cambio radical que puede generar el televoto se vio claramente en 2022 con la participación de Ucrania, representada por la Kalush Orchestra con su canción *Stefania*. Mientras que el jurado profesional posicionó la canción en el cuarto lugar, el televoto masivo a favor de Ucrania impulsó al grupo al primer lugar, asegurando su victoria. Este resultado fue interpretado como un gesto de solidaridad hacia Ucrania en medio de la invasión rusa, pero también desató críticas sobre si el Festival estaba dejando de ser un concurso musical para convertirse en un espacio de manifestación política.¹²

Todas estas controversias evidencian cómo Eurovisión es mucho más que un concurso musical. Los resultados reflejan no solo las preferencias artísticas, sino también las dinámicas políticas, culturales y sociales de Europa y del mundo. Los debates que surgen año tras año subrayan la complejidad del concurso, que combina elementos de espectáculo, diplomacia cultural y competencia artística, creando un evento único que trasciende las barreras del entretenimiento para convertirse en un espacio de reflexión sobre la sociedad contemporánea.

3. Análisis de los datos

3.1 Proceso de análisis de las letras

Antes de realizar el análisis de las canciones, como se mencionó anteriormente, se explicará de dónde se han obtenido los datos y cuántas canciones son, así como el número total de palabras por canción.

Todas las canciones, así como su traducción al inglés, han sido extraídas de la web *Eurovisionworld.com* para obtener una mayor homogeneidad en el análisis y no caer en errores de traducción manual. La dificultad se presentaba porque hay algunas canciones

¹⁰ European Broadcasting Union. (2019). *Duncan Laurence wins Eurovision Song Contest 2019 for the Netherlands*.

¹¹ BBC News. (2021). *Eurovision 2021: Italy's Måneskin wins as UK gets nul points*.

¹² European Broadcasting Union. (2022). *Ukraine wins Eurovision Song Contest 2022*.

escritas en su totalidad bien en inglés bien en la lengua natal del cantante, mientras que hay otras que son una combinación de ambas lenguas.

El Análisis de Sentimiento se ha seleccionado como técnica principal en este estudio debido a su capacidad para proporcionar resultados claros y cuantificables. Dado que el objetivo principal es explorar si Eurovisión premia reiteradamente canciones con temáticas relacionadas con sentimientos negativos o de denuncia social, este método ofrece una forma objetiva de medir la intensidad emocional de las letras. Además, el Análisis de Sentimiento permite identificar patrones en los datos y establecer correlaciones entre la carga emocional de las canciones y su éxito en el concurso.

Otra razón para utilizar el Análisis de Sentimientos es su idoneidad para textos cortos, como las letras de canciones. Herramientas como *VADER* están diseñadas para manejar este tipo de contenido, ofreciendo resultados precisos incluso en textos con estructuras lingüísticas complejas. *VADER* también tiene la ventaja de considerar modificadores como negaciones o intensificadores, lo que lo hace especialmente útil para capturar matices en canciones con narrativas emocionales complejas.

Además, cada una de las cuarenta y dos canciones tienen una cantidad distinta de palabras, tal y como se muestra en la siguiente tabla.

Tabla 1: Primeros tres países clasificados por años y número de palabras de cada canción

PAÍS	AÑO	POSICIÓN	CANTIDAD DE PALABRAS
ALEMANIA	2010	1º	195
TURQUÍA	2010	2º	179
RUMANÍA	2010	3º	211
AZERBAIYÁN	2011	1º	184
ITALIA	2011	2º	198
SUECIA	2011	3º	188
SUECIA	2012	1º	239
RUSIA	2012	2º	220
SERBIA	2012	3º	224
DINAMARCA	2013	1º	211
AZERBAIYÁN	2013	2º	244
UCRANIA	2013	3º	203
AUSTRIA	2014	1º	218
PAÍSES BAJOS	2014	2º	255
SUECIA	2014	3º	204
SUECIA	2015	1º	230
RUSIA	2015	2º	266
ITALIA	2015	3º	211
UCRANIA	2016	1º	218
AUSTRALIA	2016	2º	202
RUSIA	2016	3º	177
PORTUGAL	2017	1º	168
BULGARIA	2017	2º	230
MOLDAVIA	2017	3º	209
ISRAEL	2018	1º	200
CHIPRE	2018	2º	201
AUSTRIA	2018	3º	221
PAÍSES BAJOS	2019	1º	201
ITALIA	2019	2º	211
RUSIA	2019	3º	226
ITALIA	2021	1º	228
FRANCIA	2021	2º	198
SUIZA	2021	3º	207
UCRANIA	2022	1º	219
REINO UNIDO	2022	2º	200
ESPAÑA	2022	3º	241
SUECIA	2023	1º	199
FINLANDIA	2023	2º	201
ISRAEL	2023	3º	189
SUIZA	2024	1º	212
CROACIA	2024	2º	207
UCRANIA	2024	3º	198

Fuente: Eurovisionworld.com

Tras obtener la letra de las primeras tres canciones clasificadas desde 2010 hasta 2024, se agruparon en un archivo Excel “*song_lyrics*”, que contiene información estructurada en seis columnas que abarcan datos esenciales relacionados con las canciones participantes en Eurovisión. Dichas columnas incluyen el año de participación (*Year*), la posición final obtenida por la canción en el Festival (*Rank*), el título de la canción (*Song*), el nombre del artista o grupo que la interpretó (*Artist*), el país que representó (*Country*) y la letra completa de la canción (*Lyrics*). Cada fila en la tabla corresponde a una canción específica, lo que proporciona un conjunto de datos detallado para análisis posteriores.

El archivo se convierte a formato CSV porque es más fácil de usar y procesar en el análisis de datos. Durante la conversión, se limpian los datos para evitar errores y se asegura que los caracteres especiales se lean correctamente (tildes, por ejemplo). Luego, el archivo se carga en una tabla para organizar la información y comprobar que todo esté en orden antes de analizarla.

En el siguiente paso, se emplea una herramienta especializada en Análisis de Sentimiento para evaluar las letras de las canciones. Esta herramienta está diseñada para medir la carga emocional de los textos, identificando si su tono es positivo, negativo o neutro. Antes de aplicarla, se importa una biblioteca que facilita la manipulación de datos en formato de tabla, junto con el módulo que permite realizar el Análisis de Sentimiento sobre los textos. De esta manera, se ha cargado un conjunto de datos que contiene las letras de las canciones en una estructura de tabla, lo que ha permitido organizarlas de manera accesible para su análisis. Este paso es fundamental para llevar a cabo el estudio de sentimiento, ya que facilita la aplicación de técnicas analíticas sobre el contenido textual.

A continuación, VADER evaluó la polaridad de los textos, determinando el nivel de emoción positiva, negativa, neutral y, además, una puntuación compuesta (*Compound*) que muestra el nivel de carga emocional total de cada canción. Este análisis se realizó de forma sistemática sobre cada letra de canción. Para ello, se definió un procedimiento que procesaba cada texto, aplicando el Análisis de Sentimiento. Si el contenido entraba dentro de los parámetros de análisis, se calculan las distintas puntuaciones emocionales; en caso contrario, se asignaron valores nulos para evitar errores en el procesamiento. Estas categorías permiten identificar la carga emocional de cada letra de manera estructurada.

A continuación, se filtraron únicamente las categorías esenciales para el análisis, incluyendo información sobre el año, la posición en la clasificación, el título de la canción, el artista y las puntuaciones compuestas obtenidas. Este paso permitió organizar los datos de manera más clara y enfocada, facilitando su interpretación y el desarrollo de conclusiones a partir de los resultados.

El conjunto de datos se ordenó según el año y la posición en la clasificación, asegurando que la información se presentara en orden cronológico y reflejara el nivel de éxito de cada canción en el Festival. Este orden facilita la identificación de tendencias a lo largo del tiempo. Además, para optimizar la visualización de los resultados, se ajustaron ciertos parámetros de presentación, permitiendo mostrar todas las categorías sin recortes y mejorando la legibilidad al estructurar la información de manera más clara en la salida de datos.

Finalmente, los datos se ordenaron según la puntuación compuesta, mostrando primero las canciones con los sentimientos más intensos, ya sean positivos o negativos. Este ordenamiento facilita la comparación entre las canciones con más carga emocional y su posición final en la clasificación del Festival. El conjunto de datos ordenado se guardó en un nuevo archivo, que servirá para un posterior análisis de regresión lineal múltiple; también permite conservar los resultados para futuras consultas o análisis. Además, se mostró un mensaje para confirmar que el archivo se había creado correctamente, y así garantizar que los datos procesados se habían exportado de manera exitosa.

Tabla 2: Canciones con sus valores de carga emocional

Resultados ordenados por 'Compound' de mayor a menor:

Year	Rank	Song	Artist	Positive	Neutral	Negative	Compound	
0	2010	1	Satellite	Lena	0.302	0.649	0.049	0.9990
15	2015	1	Heroes	Mans Zernerlow	0.315	0.657	0.028	0.9987
25	2018	2	Fuego	Eleni Foureira	0.386	0.588	0.026	0.9986
17	2015	3	Grande Amore	Il Volo	0.355	0.600	0.045	0.9985
7	2012	2	Party For Everybody	Buranovskiye Babushki	0.211	0.789	0.000	0.9953
5	2011	3	Popular	Eric Saade	0.232	0.751	0.017	0.9951
8	2012	3	Nije Ljubav Stvar	Zeljko Joksimovic	0.279	0.721	0.000	0.9942
6	2012	1	Euphoria	Loreen	0.257	0.680	0.062	0.9924
21	2017	1	Amar pelos dois	Salvador Sobral	0.271	0.691	0.038	0.9908
20	2016	3	Your Are the Only One	Sergey Lazarev	0.118	0.863	0.019	0.9874
16	2015	2	A Million Voices	Polina Gagarina	0.191	0.784	0.026	0.9870
28	2019	2	Soldi	Mahmood	0.132	0.787	0.082	0.9764
10	2013	2	Hold Me	Farid Mammadov	0.129	0.842	0.029	0.9762
37	2023	2	Cha Cha Cha	Kaarija	0.127	0.795	0.078	0.9675
18	2016	1	1944	Jamala	0.185	0.770	0.044	0.9520
27	2019	1	Arcade	Duncan Laurence	0.165	0.733	0.103	0.9403
35	2022	3	SloMo	Chanel	0.117	0.816	0.068	0.9209
30	2021	1	Zitti e buoni	Maneskin	0.084	0.850	0.067	0.8444
26	2018	3	Nobody But You	Cesar Sampson	0.104	0.819	0.077	0.8239
13	2014	2	Calm After The Storm	The Common Linnets	0.091	0.851	0.058	0.8081
12	2014	1	Rise Like a Phoenix	Conchita Wurst	0.097	0.837	0.066	0.7992
4	2011	2	Madness Of Love	Raphael Gualazzi	0.140	0.761	0.099	0.7963
31	2021	2	Voilà	Barbara Pravi	0.136	0.750	0.114	0.4919
19	2016	2	Sound Of Silence	Dami Im	0.063	0.878	0.059	0.4451
38	2023	3	Unicorn	Noa Kirel	0.035	0.917	0.047	0.2429
39	2024	1	The Code	Nemo	0.151	0.712	0.138	0.2347
11	2013	3	Gravity	Zlata Ognevic	0.179	0.640	0.181	0.1586
1	2010	2	We Could Be The Same	mal'nga	0.112	0.719	0.169	-0.0241
32	2021	3	Tout l'univers	Gjon's Tears	0.039	0.901	0.059	-0.4215
40	2024	2	Rim Tim Tagi Dim	Baby Lasagna	0.129	0.701	0.170	-0.6624
3	2011	1	Running Scared	Ell/Nikki	0.153	0.668	0.179	-0.7003
2	2010	3	Playing With Fire	Paula Seling & Ovi	0.101	0.780	0.119	-0.7550
24	2018	1	Toy	Netta	0.076	0.826	0.097	-0.7858
34	2022	2	Space Man	Sam Ryder	0.013	0.940	0.047	-0.8338
33	2022	1	Stefania	Kalush Orchestra	0.095	0.793	0.112	-0.8617
41	2024	3	Teresa & Maria	alyona alyona & Jerry Heil	0.080	0.811	0.108	-0.8940
9	2013	1	Only Teardrops	Emmelie de Forest	0.060	0.818	0.122	-0.9381
36	2023	1	Tattoo	Loreen	0.195	0.553	0.252	-0.9608
14	2014	3	Undo	Sanna Nielsen	0.039	0.709	0.252	-0.9875
29	2019	3	Scream	Sergey Lazarev	0.067	0.666	0.267	-0.9889
22	2017	2	Beautiful Mess	Kristian Kostov	0.046	0.720	0.234	-0.9918
23	2017	3	Hey Mamma	Sunstroke Project	0.033	0.816	0.152	-0.9936

Resultados ordenados guardados en 'eurovision_sentiment_results_sorted.csv'

Esta tabla 2 muestra la salida de Python y, más concretamente en la primera columna simplemente muestra el orden en el que se introdujeron los datos, siendo la número cero la primera canción introducida en el archivo Excel, en este caso, *Satellite*, de Lena.

Se inició el análisis explorando la relación entre la puntuación compuesta y la posición final en la clasificación de las canciones. Este enfoque permitió observar si existía una correlación entre la intensidad emocional de las letras y el éxito obtenido en el Festival. Se importaron las herramientas necesarias para realizar el análisis. Una de ellas se utilizó para generar gráficos visuales, mientras que otra se empleó para calcular las correlaciones estadísticas entre las variables. Esto permitió tanto representar gráficamente la relación entre las variables como evaluar su vínculo de manera cuantitativa.

Más tarde, se cargó el archivo procesado que contiene los resultados del análisis de sentimiento y las posiciones finales de las canciones. Este archivo permitió explorar cómo las emociones de las letras se relacionaban con su resultado en el Festival. Después,

se generó un gráfico de dispersión que muestra la relación entre la puntuación emocional y la clasificación final de las canciones. Para mejorar la visualización, se ajustó la transparencia de los puntos, lo que facilitaría la interpretación en caso de que los puntos se superpusieran. También se agregaron etiquetas a los ejes y un título para contextualizar el gráfico. Además, se invirtió el eje de la posición en la clasificación para que los mejores resultados aparecieran en la parte superior del gráfico, reflejando así cómo se espera visualizar los primeros puestos y no los últimos.

3.2 Procedimiento para correlacionar el sentimiento con el éxito

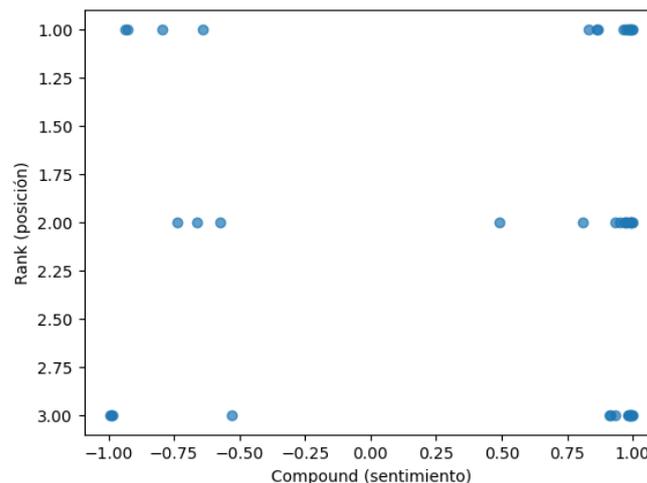
A continuación, se calculó la correlación entre la puntuación emocional y la posición en la clasificación. Primero, se evaluó la relación lineal entre ambas variables (correlación de Pearson), lo que proporcionó un coeficiente que indica la fuerza y dirección de la conexión, así como un valor que ayuda a determinar si esta relación es estadísticamente significativa. Los resultados se presentaron con precisión para facilitar su interpretación. Luego, se calculó otro tipo de correlación que se basa en los rangos de las variables (correlación de Spearman), lo que permitió identificar relaciones no lineales. Al igual que con la primera correlación, se muestran debajo los resultados clave para facilitar su análisis, así como el gráfico de dispersión que los permite analizar de una manera visual.

Tabla 3: Resultados obtenidos de correlación de Pearson y Spearman

```
Coeficiente de correlación de Pearson: 0.002
P-valor de Pearson: 0.989
Coeficiente de correlación de Spearman: 0.051
P-valor de Spearman: 0.751
```

Salida de Python

Gráfico 1: Relación entre puntuación compuesta (*Compound*) y Posición final (*Rank*)



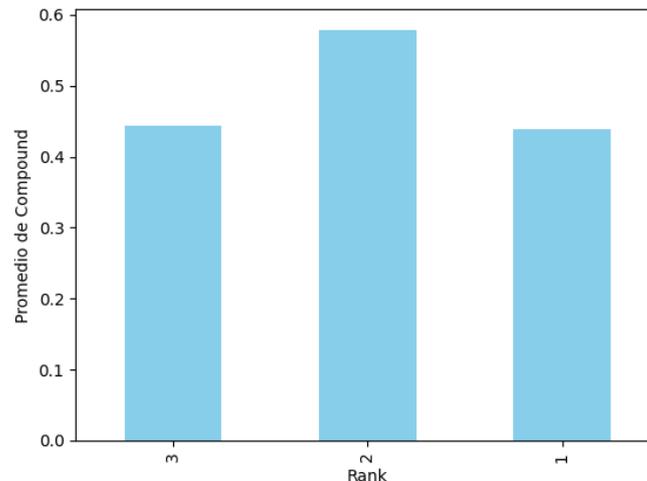
Salida de Python

Posteriormente, y para seguir reafirmando este resultado, se calculó el promedio de la puntuación emocional para cada posición en la clasificación, lo que permitió observar si existía una tendencia entre el sentimiento general de las canciones y su

desempeño en el concurso. Para visualizar esta relación, se generó un gráfico de barras, que facilitara la interpretación de cómo varía el sentimiento de las canciones en función de su posición final en el ranking.

Usando los datos de la última columna de la tabla 2, se generó un gráfico de barras para representar visualmente la relación entre cada posición en la clasificación y las puntuaciones compuestas, donde cada barra corresponde a una posición en el *ranking*. Esta representación facilita la identificación de posibles tendencias o patrones entre el éxito de una canción y el tono emocional de su letra.

Gráfico 2: Promedio de Compound distribuido por posición final



Salida de Python

Este gráfico 2, de elaboración propia, muestra el promedio de la puntuación compuesta (*Compound*) de las canciones que han ocupado el primer, segundo y tercer puesto en Eurovisión. El eje horizontal representa el *Rank* (las posiciones finales de las canciones) y el eje vertical muestra el valor promedio del sentimiento emocional asociado a las letras de las canciones que lograron esas posiciones. En términos sencillos, lo que se analiza es si las canciones más exitosas suelen tener mensajes más o menos negativos.

Lo primero que destaca es que las canciones que quedaron en segundo lugar tienen, en promedio, la puntuación compuesta más alta. Esto significa que, en general, estas canciones tienden a ser más emocionalmente intensas que las que ganaron o quedaron terceras. Por otro lado, las canciones ganadoras y las que quedaron en tercer lugar tienen valores similares entre ellas, ambas ligeramente por debajo del segundo puesto. Esto podría indicar que las canciones más positivas no necesariamente son las que ganan, aunque sí parecen estar asociadas con buenos resultados.

Sin embargo, en Eurovisión, aunque el tono positivo puede ser un factor favorable, seguramente no es el único determinante del éxito. Hay canciones con letras menos positivas o más neutrales que igualmente logran el primer puesto. Esto refuerza la idea de que, además de la letra, influyen otros factores como la puesta en escena, la originalidad, el impacto visual y la conexión emocional que generan en el público y el jurado. En resumen, el gráfico indica que las canciones con letras más emocionales suelen quedar bien clasificadas, pero el primer puesto no depende únicamente de ello.

Para terminar el análisis y conseguir una respuesta lo más definitiva posible, se concluyó con un análisis t-test, que es una prueba estadística que se utiliza para analizar si hay una diferencia significativa entre las medias (promedios) de dos grupos. En otras palabras, sirve para responder a preguntas como: ¿son realmente diferentes estos dos grupos o cualquier diferencia que vemos es producto del azar? Esta prueba es especialmente útil cuando se trabaja con muestras relativamente pequeñas y se quiere saber si una diferencia observada es lo suficientemente grande como para considerarla significativa.

En este caso concreto, el objetivo era comparar el promedio de la puntuación compuesta (*Compound*) entre dos grupos: las canciones ganadoras de Eurovisión y las canciones que quedaron en segundo y tercer lugar.

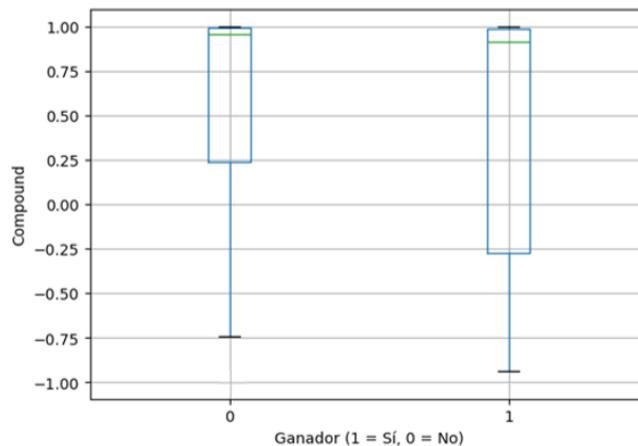
Para hacerlo, se plantearon dos hipótesis. La hipótesis nula (H_0) dice que no hay diferencia en la puntuación compuesta entre las canciones ganadoras y las segundas y terceras clasificadas. En cambio, la hipótesis alternativa (H_1) dice que sí hay una diferencia significativa entre estos dos grupos. El t-test calcula si la diferencia que se observa entre las puntuaciones compuestas es suficientemente grande como para rechazar la hipótesis nula, o si es tan pequeña que es probable que haya ocurrido por simple casualidad.

El resultado clave de un t-test es el p-valor, que evalúa cuánta evidencia hay en contra de la hipótesis nula. Cuanto más pequeño es el p-valor, más fuerte es la evidencia de que hay una diferencia real entre los grupos.

En este caso, el t-test arrojó un p-valor aproximadamente de 0,78. Este es un resultado muy alto. En general, se considera que un p-valor por debajo de 0,05 es necesario para rechazar la hipótesis nula y afirmar que hay una diferencia significativa. Un p-valor de 0,78 significa que hay un 78% de probabilidad de que la diferencia observada entre las puntuaciones compuestas de ganadores y no ganadores sea simplemente producto del azar.

En términos prácticos, estos resultados sugieren también que el tono emocional de las letras (ya sea positivo, negativo o neutro) no parece ser un factor determinante para que una canción logre ganar el Festival. Aunque es posible que las canciones ganadoras presenten ciertas características emocionales particulares, este análisis específico no ha encontrado evidencias suficientes para confirmar que exista una diferencia sistemática entre ganadoras y no ganadoras en cuanto al sentimiento expresado en sus letras. El alto resultado del p-valor obtenido también pone de manifiesto que el sentimiento de las letras, por sí solo, no es un predictor fiable del éxito en el Festival. Si bien las emociones transmitidas pueden desempeñar un papel relevante en la experiencia general de la audiencia, no parecen ser un elemento distintivo entre las canciones que ganan y las que no. Por lo tanto, el éxito en Eurovisión no puede explicarse únicamente a través de un Análisis de Sentimiento textual.

Gráfico 3: Diagrama de caja y bigotes agrupando canciones ganadoras frente a segundo y tercer puesto



Salida de Python

El gráfico 3 sirve para añadir más evidencia a lo ya expuesto. El diagrama de caja y bigotes (*boxplot*) muestra que no hay diferencias significativas en la distribución de la puntuación compuesta entre las canciones ganadoras y no ganadoras en Eurovisión (segundo y tercer puesto). Las medianas son similares, y ambos grupos presentan una amplia gama de valores, desde muy positivos hasta negativos, lo que sugiere que los extremos emocionales no son determinantes para ganar. Aunque el promedio de las ganadoras es ligeramente menor que el de las no ganadoras, la diferencia es pequeña y, siguiendo la línea del resto de resultados, no parece suficiente para concluir que el sentimiento tenga un impacto relevante en el resultado.

3.3 Uso de algoritmos predictivos

En este capítulo se explica cómo se han aplicado dos algoritmos predictivos para el posible análisis de futuras canciones en Eurovisión: el análisis de regresión lineal múltiple y el *Random Forest*. En primer lugar, se realizó un análisis de regresión lineal múltiple con el objetivo de evaluar si la puntuación compuesta, obtenida tras el análisis de las letras de las canciones, puede actuar como un predictor del ranking obtenido en el Festival de Eurovisión. Esta técnica estadística permite analizar la relación entre una variable dependiente, en este caso el ranking, y una o más variables independientes, como la carga emocional, con el fin de estimar si existe un patrón predecible entre ambas.

Como parte del proceso, se generó una visualización de los residuos, es decir, la diferencia entre los valores reales del ranking y los valores estimados por el modelo de regresión. Este análisis gráfico es fundamental para comprobar si los residuos se distribuyen de manera aleatoria, lo que indicaría que el modelo es apropiado y que no existen patrones ocultos no capturados por la regresión.

El análisis de regresión lineal múltiple requiere definir claramente cuál es la variable dependiente y cuáles son las variables independientes. En este caso, el ranking obtenido por cada canción representa la variable dependiente, es decir, el resultado que se pretende explicar. Por otro lado, la puntuación compuesta, que resume el tono

emocional de cada letra, actúa como la variable independiente cuyo efecto sobre el ranking se desea estudiar.

Así, el modelo generado no solo aporta un coeficiente que indica la magnitud y dirección de esta relación, sino que también permite evaluar el grado de ajuste general y la significación estadística de los resultados. Junto con la ejecución del modelo, se generan representaciones gráficas de los residuos que son esenciales para verificar la calidad del ajuste y detectar posibles patrones no capturados, lo que ayudaría a determinar si el modelo es válido o si es necesario considerar otros factores explicativos adicionales. El conjunto de resultados, que incluye los coeficientes estimados, los indicadores de significancia y las métricas de ajuste, se recopila y exporta para facilitar un análisis más detallado y poder contrastar estos hallazgos con los obtenidos previamente mediante otras técnicas estadísticas, como correlaciones simples y pruebas de hipótesis.

En este caso, la variable independiente o predictora seleccionada es la puntuación compuesta, que se considera potencialmente explicativa de la variable dependiente, que es el puesto obtenido en el *ranking* final de Eurovisión. Es importante resaltar que, aunque en este análisis se utilizó únicamente la puntuación compuesta como predictor, el enfoque podría ser fácilmente adaptable para incorporar variables adicionales en futuros estudios, como el idioma de la canción, el número de intérpretes o la nacionalidad.

Para que el modelo de regresión esté correctamente especificado, se añade un término de intercepción o constante. Este término permite en este caso que el modelo pueda representar adecuadamente la relación entre las variables, incluso si la puntuación es cero, es decir, esta constante asegura que el modelo no esté forzado a pasar por el origen (un ranking igual a cero cuando la puntuación compuesta es cero), permitiendo un mejor ajuste y una interpretación más realista de los resultados.

Una vez definidas las variables y agregada la constante, se construyó el modelo de regresión lineal. El procedimiento empleado se basó en la técnica de mínimos cuadrados ordinarios, que consiste en encontrar la línea recta que minimiza la suma de los cuadrados de las diferencias entre los valores observados de la variable dependiente (el *ranking* real) y los valores predichos por el modelo. Este método es uno de los más utilizados en análisis de datos por su sencillez y eficacia en contextos donde se analiza la relación lineal entre variables cuantitativas.

Al ajustar el modelo, se obtuvieron los coeficientes de regresión, que indican la magnitud y la dirección de la relación entre la puntuación compuesta y el ranking de las canciones. Un coeficiente positivo indicaría que puntuaciones más altas (canciones más positivas) tienden a asociarse con rankings más altos (peores resultados), y que un coeficiente negativo indicaría que un mayor sentimiento negativo se asocia con mejores posiciones. Además de los coeficientes, el ajuste del modelo proporciona otros indicadores clave, como el valor *p* asociado a cada coeficiente, que permite evaluar si la relación observada es estadísticamente significativa. También se obtiene el coeficiente de determinación (R^2), que refleja el porcentaje de variabilidad del ranking que puede explicarse a partir de la puntuación compuesta.

Tabla 4: Resumen del modelo de regresión múltiple

```

=====
                        OLS Regression Results
=====
Dep. Variable:                Rank      R-squared:                0.000
Model:                        OLS      Adj. R-squared:           -0.025
Method:                       Least Squares  F-statistic:              0.0001754
Date:                         Wed, 20 Nov 2024  Prob (F-statistic):       0.989
Time:                         16:10:54    Log-Likelihood:          -51.081
No. Observations:             42      AIC:                     106.2
Df Residuals:                 40      BIC:                     109.6
Df Model:                     1
Covariance Type:             nonrobust
=====
                        coef      std err      t      P>|t|      [0.025      0.975]
-----
const                1.9989      0.153      13.107      0.000      1.691      2.307
Compound             0.0022      0.167      0.013      0.989     -0.335      0.339
=====
Omnibus:                29.933    Durbin-Watson:           2.072
Prob(Omnibus):          0.000    Jarque-Bera (JB):        3.937
Skew:                   0.000    Prob(JB):                0.140
Kurtosis:               1.500    Cond. No.                1.82
=====

```

Notes:
[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.

Salida de Python

Esta tabla 4 muestra los resultados obtenidos una vez ajustado el modelo de regresión lineal múltiple. Estos resultados se organizaron después en un nuevo conjunto de datos. Este conjunto recopila información clave sobre las variables incluidas en el modelo, entre ellas, el nombre de cada variable, el coeficiente estimado, el valor p asociado y los intervalos de confianza tanto superior como inferior. Esta organización facilita la interpretación de los resultados, permitiendo identificar fácilmente qué variables tienen una relación significativa con el ranking y con qué nivel de certeza. La inclusión de los intervalos de confianza añade valor al análisis, ya que permite observar el rango dentro del cual es probable que se encuentre el verdadero valor de cada coeficiente en la población. Esto proporciona una visión más completa y matizada de la incertidumbre asociada a cada estimación, complementando la simple interpretación de los coeficientes y los valores p.

Para asegurar la trazabilidad y la facilidad de consulta, este conjunto de resultados se guardó en un archivo nuevo con un formato estándar y accesible. Gracias a esto, los resultados podrán ser revisados, compartidos o incorporados a futuras investigaciones sin dificultad, asegurando la transparencia y reproducibilidad del proceso de análisis.

El coeficiente de determinación es prácticamente cero, lo que implica que la variabilidad en el ranking no puede explicarse en absoluto a través de las puntuaciones compuestas. En otras palabras, el modelo no logra capturar ninguna relación lineal entre el sentimiento de las canciones y su desempeño en el concurso.

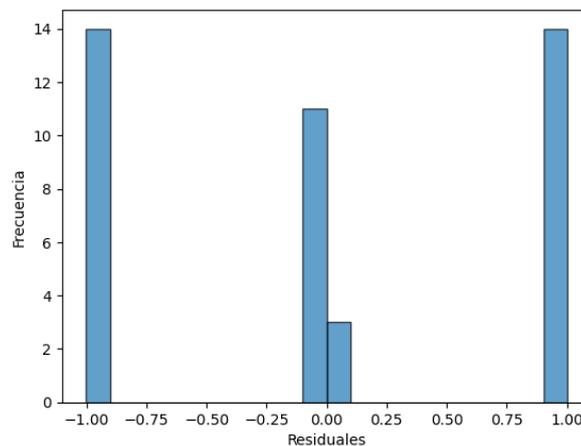
El coeficiente asociado a la variable *Compound* es de 0,0022, un valor extremadamente bajo que refleja un efecto prácticamente nulo sobre el ranking. Esto significa que, incluso en el caso de que existiera alguna relación, el impacto de un cambio en el sentimiento sobre el puesto obtenido sería insignificante. Este resultado refuerza la

idea de que el sentimiento positivo o negativo expresado en las letras de las canciones no es un factor relevante a la hora de determinar el éxito competitivo en Eurovisión.

El p-valor correspondiente a *Compound* es de 0,989, muy superior al umbral comúnmente aceptado de 0,05. Este valor confirma que no hay evidencia estadística suficiente para rechazar la hipótesis nula, es decir, no se puede concluir que el sentimiento (medido por *Compound*) tenga un efecto significativo sobre el ranking. La falta de significación estadística es coherente con el valor prácticamente nulo del coeficiente y el R^2 de 0, indicando que la variable *Compound* carece de poder predictivo en este contexto.

El intercepto o constante del modelo es de 1,9989, lo que representa el valor promedio esperado de la variable Rank cuando *Compound* es igual a cero. Si bien este valor es un componente necesario del modelo, su interpretación tiene poco valor práctico dado el pésimo ajuste general. El modelo completo, evaluado a través de la estadística F y su p-valor (0,989), también confirma que no hay evidencia de que la regresión aporte información significativa para explicar el ranking de las canciones.

Gráfico 4: Distribución de residuos



Salida de Python

Este gráfico 4, de elaboración propia, demuestra, como se explicó con anterioridad, que los residuos sí se distribuyen de manera aleatoria y no hay patrones ocultos no capturados en la regresión.

El segundo algoritmo aplicado a este análisis, como se ha citado anteriormente, es otro modelo de regresión basado en *Random Forest*. Este modelo tiene como objetivo predecir el puesto final (*Rank*) de las canciones a partir de un puntaje compuesto (*Compound*), el cual se obtiene mediante un análisis de sentimiento de las letras de manera similar al anterior, pero desde otra perspectiva.

El conjunto de datos se divide en dos partes: una para entrenar el modelo y otra para probarlo. Esto se hace mediante un procedimiento que asigna el 80% de los datos al entrenamiento y el 20% restante a la evaluación. Este paso es fundamental para medir el desempeño del modelo y evitar problemas de sobreajuste, es decir, que el modelo funcione bien solo con los datos con los que fue entrenado y no con datos nuevos. Además, se utiliza un parámetro fijo para asegurar que los resultados sean consistentes y se puedan reproducir en futuras pruebas. A continuación, se crea el modelo *Random Forest* utilizando

un conjunto de “árboles de decisión”. Este modelo utiliza 100 árboles para hacer predicciones, combinando los resultados de todos los árboles para minimizar posibles errores. El modelo se prepara con el conjunto de datos de entrenamiento, lo que significa que los árboles se ajustan a los datos para aprender patrones. Una vez entrenado, el modelo realiza predicciones sobre el conjunto de prueba, generando valores predichos de ranking basados en las puntuaciones compuestas. Estas predicciones se comparan con los valores reales del ranking para evaluar cómo ha funcionado el modelo.

El rendimiento del modelo se evalúa mediante dos métricas principales. El Error Cuadrático Medio (en adelante, por sus siglas en inglés, MSE) mide el tamaño promedio de los errores en las predicciones. Un valor más bajo de MSE indica un mejor desempeño del modelo, ya que significa que las predicciones están más cerca de los valores reales. Por otro lado, el coeficiente de determinación (R^2) mide cómo explica el modelo la variabilidad de los datos. Un valor cercano a 1 sugiere que el modelo tiene una alta capacidad para explicar los resultados, mientras que valores bajos o negativos indican que el modelo tiene un rendimiento deficiente.

Tabla 5: Resumen de resultados de *Random Forest*

Mean Squared Error (MSE): 0.72
R-squared (R^2): -0.32

Salida de Python

Esta tabla, de elaboración propia, muestra los resultados obtenidos usando este algoritmo predictivo. En este caso, un MSE de 0,72 indica que, de media, las predicciones del modelo están a una distancia cuadrática de 0,72 de los valores reales. Aunque no existe un valor "ideal" para el MSE, cuanto más cercano sea a 0, mayor será la precisión del modelo. Sin embargo, este valor de MSE es relativamente alto, especialmente considerando que los valores del *ranking* son pequeños (1, 2 o 3). Esto sugiere que el modelo tiene dificultades para predecir correctamente el ranking de las canciones, lo que podría indicar que no ha capturado adecuadamente los patrones subyacentes en los datos.

Por otro lado, R^2 es de -0,32, esto indica que el modelo no solo no explica ninguna variación en el ranking, sino que su rendimiento es incluso peor que un modelo que simplemente prediga el valor promedio del ranking.

Las razones del bajo rendimiento del modelo pueden estar asociadas a varios factores. En primer lugar, el uso exclusivo de la puntuación compuesta (*Compound*) como variable predictora resulta ser demasiado limitada para abordar un problema tan complejo como la predicción del ranking de las canciones en Eurovisión. En segundo lugar, la muestra utilizada es pequeña, con solo cuarenta y dos observaciones, lo que limita la capacidad del modelo para aprender patrones significativos y generalizar adecuadamente.

4. Conclusiones y discusión de resultados

Este Trabajo de Fin de Grado ha demostrado la viabilidad y eficacia de la implementación de VADER como herramienta de Análisis de Sentimiento en las canciones de Eurovisión. A través de este enfoque, ha sido posible cuantificar la carga emocional de

cada una de las canciones, proporcionando una perspectiva objetiva sobre los sentimientos predominantes en las letras del certamen a lo largo de los años. Al aplicar VADER, se han obtenido puntuaciones que reflejan el grado de positividad, negatividad y neutralidad en las letras, lo que ha permitido posteriormente demostrar si existen patrones recurrentes en la elección de temas y emociones expresadas en Eurovisión o no.

Asimismo, el uso de VADER ha demostrado ser una herramienta eficiente y accesible para el Análisis de Sentimiento en textos en inglés, proporcionando resultados coherentes con el contexto de cada canción. Dado que las letras fueron traducidas, se ha podido minimizar el impacto de las diferencias lingüísticas en la detección del sentimiento, lo que refuerza la validez de los resultados obtenidos.

Sin embargo, es importante señalar que, si bien VADER es una herramienta optimizada para textos informales y con presencia de emociones explícitas, su aplicación en el ámbito musical plantea ciertos desafíos. Las metáforas, la ironía y otros recursos poéticos pueden influir en la interpretación automática del sentimiento, lo que abre la puerta a futuras investigaciones que complementen este tipo de análisis con modelos más avanzados o técnicas híbridas. En términos metodológicos, también se ha evidenciado la importancia de combinar enfoques cuantitativos y cualitativos para obtener una visión más completa de los datos analizados.

Por lo tanto, la implementación de VADER ha sido exitosa en el Análisis de Sentimiento de las canciones de Eurovisión, proporcionando una base sólida para estudios posteriores en este ámbito. El presente Trabajo de Fin de Grado también sienta las bases para futuras investigaciones que exploren con mayor profundidad la relación entre el contenido lírico y el impacto en la audiencia.

Además, analizando a dicha audiencia, se ha comprobado que esta no siempre responde de manera uniforme a los mismos estímulos emocionales. A pesar de que las canciones con una fuerte carga emocional y temáticas sociales profundas han sido premiadas en numerosas ocasiones, el análisis de correlación entre la puntuación de sentimiento y la clasificación final en el concurso ha demostrado que no existe una relación lineal o constante entre ambos factores.

En algunos años, las canciones con una fuerte carga emocional lograron una gran aceptación por parte del público y los jurados, alcanzando posiciones destacadas en el Festival, como es el caso de Conchita Wurst en 2014, Jamala en 2016 o Salvador Sobral en 2017. Sin embargo, en otras ediciones, temas con características similares pasaron desapercibidos o este factor fue irrelevante, como es el caso de Lena en 2010 o Måns Zelmerlöw en 2015. Esto sugiere que la valoración de una canción no depende exclusivamente de su contenido emocional, sino también probablemente de otros factores contextuales, como el estado de ánimo social del momento, la puesta en escena, la estrategia de votación y la narrativa construida en torno a cada actuación.

Otro aspecto importante que se infiere del análisis es la dificultad para obtener una predicción satisfactoria sobre el éxito de una canción basándose únicamente en el Análisis de Sentimiento. Tras correlacionar la carga emocional de las letras con los resultados en la competencia, los altos p-valores obtenidos (por ejemplo, 0,78, muy por encima del umbral de significancia de 0,05) indican que la relación no es estadísticamente significativa dentro de la muestra utilizada. Esto sugiere que el tamaño de la muestra puede haber sido un factor determinante en la falta de una correlación clara.

El reducido número de observaciones, al centrarse exclusivamente en la comparación entre la canción ganadora y las que quedaron en segundo y tercer lugar, podría haber limitado la capacidad del modelo para identificar patrones consistentes. La variabilidad en los resultados año tras año y la influencia de otros factores no considerados en este estudio pueden haber diluido cualquier posible relación entre la carga emocional de las letras y la posición final en el Festival. En este sentido, ampliar la muestra hubiera sido una estrategia más efectiva para fortalecer el análisis. Incluir las canciones que ocuparon las cinco primeras posiciones o incluso las diez primeras de cada edición podría haber permitido detectar tendencias más claras y reducir el impacto del azar en los resultados. Si bien el objetivo principal del estudio era identificar qué diferenciaba a la canción ganadora de las que quedaron en segundo y tercer lugar, puesto que, en la mayor parte de las competiciones de todo tipo se otorgan tres premios y no más, incorporar un mayor número de observaciones habría aportado más consistencia a la investigación, permitiendo evaluar si existen patrones generales entre las canciones mejor valoradas por la audiencia y los jurados profesionales.

Además, con una muestra más amplia, habría sido posible explorar otros factores que influyen en el éxito de una canción, como la evolución de las preferencias del público a lo largo del tiempo o la posible existencia de distintos "tipos" de éxito en Eurovisión (por ejemplo, canciones ganadoras por impacto emocional frente a canciones que triunfan por su atractivo comercial o puesta en escena). De esta manera, el estudio podría haberse beneficiado de una mayor profundidad en el análisis y una mejor capacidad predictiva.

En concreto, el análisis mediante el modelo de *Random Forest* ha revelado importantes limitaciones en la capacidad de predicción del ranking de las canciones en Eurovisión. Uno de los principales indicadores de este desempeño ha sido el Error Cuadrático Medio (MSE), que en este caso ha resultado ser 0,72. Si bien no existe un umbral fijo para determinar si un MSE es aceptable, un valor más cercano a 0 indicaría una mayor precisión en las predicciones, como se explicó anteriormente.

Además, el coeficiente de determinación (R^2) obtenido ha sido de -0,32, lo cual es un resultado particularmente problemático. En este caso, el hecho de que el R^2 sea negativo implica que el modelo tiene un rendimiento peor que una simple predicción basada en el promedio de los rankings. Esto sugiere que *Random Forest* no ha logrado identificar patrones útiles en los datos y que su capacidad predictiva es algo limitada en este contexto.

Estos resultados muestran de nuevo la idea de que el éxito en Eurovisión no puede explicarse únicamente mediante el Análisis de Sentimiento de las canciones. La falta de correlaciones significativas y el bajo rendimiento del modelo de predicción indican que otros factores, como los ya mencionados, deberían haberse tenido en cuenta. Es posible que el Análisis de Sentimiento aporte información interesante sobre la naturaleza de las canciones, pero no parece ser suficiente para predecir con total precisión su posición en la competencia. Para futuras investigaciones, sería recomendable explorar modelos más complejos, incorporar más variables y utilizar conjuntos de datos más amplios para mejorar la capacidad de predicción con este modelo.

A partir de estos hallazgos, se concluye que la alta carga emocional y el éxito de la canción en Eurovisión es un fenómeno que se da en casos puntuales y no puede generalizarse como una regla fija. Si bien una canción con una fuerte carga emocional puede movilizar a los sectores más empáticos de Europa, no puede considerarse una

garantía de éxito. El Festival es un evento dinámico, en el que la música, la *performance* y el contexto sociocultural también pueden jugar un papel determinante en la respuesta del público.

En definitiva, aunque el Análisis de Sentimiento mediante VADER ha resultado útil para comprender mejor las características emocionales de las canciones de Eurovisión, los resultados obtenidos indican que el éxito en el Festival no se basa únicamente en la emoción expresada en la letra. Para futuras investigaciones, sería recomendable ampliar la muestra, incorporar variables adicionales y considerar enfoques más integrados que tengan en cuenta la interacción entre la música, la puesta en escena y la percepción del público.

5. Bibliografía

- BBC News. (2021). *Eurovision 2021: Italy's Måneskin wins as UK gets nul points*. <https://www.bbc.com/news/entertainment-arts-57208436> (recuperado el 25-01-2025)
- Eurovisionworld. (s. f.). *Eurovision Song Contest*. <https://eurovisionworld.com/>
- Bird, S., Klein, E., & Loper, E. (2009). *Natural language processing with Python*. O'Reilly Media.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32.
- Feldman, R., & Sanger, J. (2007). *The text mining handbook: Advanced approaches in analyzing unstructured data*. Cambridge University Press.
- Fenn, D., Suleman, O., Efstathiou, J., & Johnson, N. F. (2006). How does Europe make its mind up? Connections, cliques, and compatibility between countries in the Eurovision Song Contest. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 360(2), 576–598. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2005.04.029>
- García-Gámez, M., & Moreno-Ortiz, A. (2024). *The politics of Eurovision: A case study of the United Kingdom's 2021 and 2022 participations as expressed on social media*. Universidad de Málaga.
- Ginsburgh, V., & Noury, A. G. (2008). The Eurovision Song Contest: Is voting political or cultural? *European Journal of Political Economy*, 24(1), 41–52. <https://doi.org/10.1016/j.ejpoleco.2007.05.003>
- Hutto, C. J., & Gilbert, E. (2014). VADER: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 8(1), 216–225.

- Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2022). *Speech and language processing: An introduction to natural language processing, computational linguistics, and speech recognition* (3rd ed.). Pearson.
- Kozolic, K., Thakkar, G., & Preradovic, N. M. (2024). *Revealing public opinion sentiment landscape: Eurovision Song Contest sentiment analysis*. Manuscrito inédito.
- Kumpulainen, I., Praks, E., Korhonen, T., Ni, A., Rissanen, V., & Vankka, J. (2020). *Predicting Eurovision Song Contest results using sentiment analysis*. Departamento de Tecnología Militar, Universidad de Defensa Nacional, Helsinki, Finlandia.
- Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2008). *Introduction to information retrieval*. Cambridge University Press.
- Nadeau, D., & Sekine, S. (2007). A survey of named entity recognition and classification. *Lingvisticae Investigationes*, 30(1), 3–26. <https://doi.org/10.1075/li.30.1.03nad>
- Panea, J. L., & Cámara Rojo, Á. (2022). *Bielorrusia, Eurovisión y el debate internacional sobre la democracia: El impacto mediático de las candidaturas de la BTRC en el Festival de la Canción*. Manuscrito inédito.
- Pang, B., & Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, 2(1–2), 1–135. <https://doi.org/10.1561/1500000011>
- Schafer, T., Sedlmeier, P., Städtler, C., & Huron, D. (2013). The psychological functions of music listening. *Frontiers in Psychology*, 4, 511. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2013.00511>
- Tragaki, D. (2013). *Europe and nation in the Eurovision song contest – The Nordic*. Routledge.
- VanderPlas, J. (2016). *Python data science handbook: Essential tools for working with data*. O’Reilly Media.

6. Declaración de Uso de Herramientas de Inteligencia Artificial Generativa

Por la presente, yo, Tomás Montilla García, estudiante de ADE y Business Analytics, de la Universidad Pontificia Comillas al presentar mi Trabajo Fin de Grado titulado “¿Hasta qué punto están correlacionados la carga emocional y el éxito en el Festival de Eurovisión? Uso de herramientas de Sentiment Analysis”, declaro que he utilizado la herramienta de Inteligencia Artificial Generativa ChatGPT u otras similares de IAG de código sólo en el contexto de las actividades descritas a continuación:

1. Brainstorming de ideas de investigación: Utilizado para idear y esbozar posibles áreas de investigación.
4. Metodólogo: Para descubrir métodos aplicables a problemas específicos de investigación.
5. Interpretador de código: Para realizar análisis de datos preliminares.
8. Corrector de estilo literario y de lenguaje: Para mejorar la calidad lingüística y estilística del texto.
13. Revisor: Para recibir sugerencias sobre cómo mejorar y perfeccionar el trabajo con diferentes niveles de exigencia.

Afirmo que toda la información y contenido presentados en este trabajo son producto de mi investigación y esfuerzo individual, excepto donde se ha indicado lo contrario y se han dado los créditos correspondientes (he incluido las referencias adecuadas en el TFG y he explicitado para que se ha usado ChatGPT u otras herramientas similares). Soy consciente de las implicaciones académicas y éticas de presentar un trabajo no original y acepto las consecuencias de cualquier violación a esta declaración.

Fecha: 9 de abril de 2025

Firma: **Tomás Montilla García**