

El sentimiento de las letras de las canciones y su relación con las características musicales

The sentiment of the lyrics of the songs and their relationship with the musical characteristics

Marco Palomeque, Juan de Lucio,
Universidad de Alcalá, Madrid, España
marco.palomeque@uah.es, juan.delucio@uah.es

Resumen: El trabajo analiza el sentimiento de las letras de las canciones más exitosas semanalmente durante el periodo 1958-2020 con el propósito de captar el sentir social a lo largo del tiempo. Observamos que el conjunto de información recogido por las letras difiere de aquél que se refiere a la música, lo que nos indica que las letras aportan información complementaria a la extraída a partir de las características musicales.

Palabras clave: Letra, canción, música, sentimiento.

Abstract: The work analyzes the sentiment of the lyrics of the most successful songs on a weekly basis during the period 1958-2020 to capture the social sentiment over time. We observe that the set of information collected by the lyrics differs from that which refers to music, which indicates that the lyrics provide information that is complementary to that extracted from the musical characteristics.

Keywords: Lyric, song, music, sentiment.

1 Introducción

Las letras de las canciones reflejan el sentir de sus oyentes, sus preocupaciones y sus intereses. Por lo tanto, a nivel agregado, las canciones más consumidas reflejan el sentir mayoritario del conjunto de la sociedad. El Billboard Hot 100 es el ranking semanal de las 100 canciones más consumidas en Estados Unidos tanto en ventas de discos, como escuchas en radio y, más recientemente, en fuentes digitales como Youtube o Spotify. El Billboard Hot 100 comenzó a elaborarse en 1958. Es el registro más antiguo y constituye una referencia para otras listas de éxitos. Billboard Hot 100 configura así un registro del sentir social a lo largo del tiempo.

Las personas usan la música para aliviar el estrés y la ansiedad y para mejorar su bienestar emocional y mental. Park et al. (2019) y Heggli et al. (2021) muestran que se producen fluctuaciones en las preferencias musicales a lo largo del día y según el día de la semana. La música es particularmente efectiva para apoyar el bienestar emocional y regular las emociones durante las fluctuaciones relacionadas con

eventos con consecuencias emocionales durante ciertos períodos de la vida (Saarikallio, 2011), suponiendo un elemento de autorregulación. Hanser et al. (2016) muestra que la música es la fuente de consuelo más importante en comparación con otros comportamientos relajantes ofreciendo alivio en situaciones de pérdida y tristeza. La música, en sí misma, y la letra, en particular, son los aspectos más importantes de una canción.

Las letras de las canciones pueden generar datos que completen y validen resultados a partir de métodos puramente acústicos (Mahedero et al., 2005). Mihalcea y Strapparava (2012) proponen una clasificación de las emociones de 100 canciones anotadas, utilizando la música y las letras de las canciones. Pyrovolakis et al. (2020) muestran que, para la detección del estado de ánimo en el marco de la música, tanto la letra como el audio, contienen información útil.

Este trabajo pretende medir el sentimiento en las letras y compararlo con indicadores de las características musicales. El objetivo principal

de este artículo consiste en determinar si el sentir de la canción reflejado en las letras contiene información propia o se acomoda perfectamente a las características de la música que le acompaña.

El resto del trabajo se organiza de la siguiente manera. La próxima sección introduce las técnicas utilizadas. La sección 3 presenta la base de datos construida, mientras que en la sección 4 se ofrece evidencia de que el contenido informativo sobre el sentimiento de las canciones de la letra y la música no es exactamente el mismo, aunque están relacionados. La sección 5 concluye con algunas reflexiones adicionales.

2 *Técnicas utilizadas*

Para realizar el análisis serán necesarias varias técnicas. La primera, el llamado “web scrapping”, con el cual extraeremos las letras de las canciones del Billboard Hot 100. La segunda tarea será unificar el idioma de las canciones por medio de la librería para Python de Google Translate. La tercera será el análisis de sentimiento de cada texto, una técnica proveniente del campo del Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN). Este análisis se hará a través de la herramienta conocida como VADER, la cual analiza cada texto en términos de positividad, negatividad o neutralidad. También se ha descargado un indicador de “valencia”, a través de la API de Spotify. La valencia mide cómo de feliz o triste es una canción de acuerdo con sus características musicales (recabadas también por Spotify), sin tener en cuenta la letra de la canción. Además, se han utilizado otras herramientas que permiten analizar la positividad en textos para contrastar que la clasificación de VADER es correcta.

2.1 Web scrapping

Para realizar el análisis de sentimiento de las letras de las canciones más consumidas de cada semana lo primero que necesitaremos será construir nuestra base de datos. Como ya hemos explicado en la introducción, el Billboard Hot 100 es un ranking semanal que incluye las 100 canciones más consumidas de cada semana, desde agosto de 1958 hasta hoy en día, en Estados Unidos (existen rankings de otros países, pero su periodo temporal es mucho más corto). La medición del consumo de una canción

ha variado a lo largo del tiempo, ya que si bien cuando comenzó el registro la venta de discos y la emisión en la radio eran las dos formas más habituales de consumir canciones, actualmente esto ha cambiado, siendo Spotify y YouTube, entre otras plataformas, dos de los medios más comunes para escuchar una canción. De esta forma, para adaptarse a los cambios en el consumo, Billboard ha ido cambiando su forma de medir cada unidad de consumo, dando una ponderación distinta a cada forma de consumirla, dado que los beneficios económicos que genera son diferentes. Así mismo, cabe destacar que una canción puede aparecer en diferentes semanas en el ranking, siempre y cuando siga siendo una de las 100 canciones más consumidas. No obstante, existen ciertas reglas para que una canción no se repita un número excesivo de veces, endureciendo sus condiciones para llegar al top (normalmente a partir de la semana 20). A partir de este ranking, obtenemos el nombre de la canción y el de su intérprete para todas las canciones que han aparecido en el mismo. Para buscar la letra de las canciones necesitaremos de ambos, dado que existen muchas canciones con el mismo nombre, aunque sean distintas. Con esta información, diseñamos nuestro código de web scrapping, con el cual buscamos la letra en distintas páginas web (Google, AZ Lyrics y Songs Lyrics). Cada web requiere un código distinto que se adapte a la forma de escribir el enlace web en el que se almacena la letra de cada canción, así como para identificar dentro del código html la parte de texto que corresponde a la letra para poder extraerla, si bien es cierto que en el caso de Google el enlace admite pequeñas variaciones y sigue extrayendo el resultado adecuado. De esta forma obtenemos la letra de la gran mayoría de las canciones que han llegado hasta el Billboard Hot 100, como veremos en la sección 3.

2.2 Traducción de letras

Aunque, tratándose de las canciones más consumidas en Estados Unidos, la gran mayoría de canciones están en inglés, lo cierto es que no todas lo están. Para realizar el análisis de sentimiento de las letras armonizamos todas ellas al inglés. Para esto, utilizamos la librería de Google Translate para Python. Esta librería nos permite: primero, identificar el idioma de cada texto, con lo que encontramos que 143 canciones, un 0.5% del total, están en idiomas diferentes al inglés. En concreto, contamos con

119 canciones en castellano, 20 en coreano y 1 en portugués, italiano, francés y baeggu. Para la traducción de las canciones al inglés, utilizamos también Google Translate. Aunque las características y connotaciones de los idiomas no son iguales y la traducción automática no es perfecta, dado que el volumen de letras en otros idiomas es menor y un porcentaje elevado de oyentes estadounidense pueden entender el español, entendemos que esta falta de precisión no es preocupante en exceso.

2.3 2.3 Análisis de sentimiento VADER

El análisis de sentimiento lo llevamos a cabo con VADER (Hutto y Gilbert, 2015). VADER utiliza una combinación de métodos cualitativos y cuantitativos para construir una lista de características léxicas junto con sus medidas de intensidad de sentimiento asociadas. Luego, combina estas características con algunas reglas que incorporan convenciones gramaticales y sintácticas para expresar la intensidad del sentimiento. Esta herramienta se ha utilizado para diferentes propósitos, como analizar los sentimientos expresados en Twitter (Elbagir y Yang, 2020), o qué tan positivas o negativas son las evaluaciones de los estudiantes sobre la docencia (Newman, 2018).

En este trabajo estudiaremos qué tan positivas o negativas son las letras de las canciones que han llegado al Billboard Hot 100. VADER proporciona tres coeficientes, con valores comprendidos entre 0 y 1: uno de positividad, otro de negatividad y otro de neutralidad; sumando 1 entre los tres. Los valores cercanos a 1 indican que el texto está principalmente influenciado por el sentimiento que mide el coeficiente, y los valores cercanos a 0 indican lo contrario. Ejecutamos el análisis de sentimiento para todas las canciones de nuestro conjunto de datos. Los resultados se pueden observar en la sección 3.

2.4 2.4. Características musicales

Para analizar si la emotividad que transmiten las canciones a nivel musical coincide con el sentimiento que transmite su letra necesitamos descargar esta información de Spotify. Para esto, utilizaremos la valencia de cada canción, se trata de un coeficiente entre 0 y 1 que mide cómo de alegre es una canción, teniendo en cuenta características musicales como pueden ser el modo, el ritmo o el tempo. De esta forma, si una

canción tiene una valencia de 0.5 se considerará una canción neutra, mientras que si tiene un valor mayor será considerada alegre y si es menor triste. También consideramos las siguientes características de las composiciones musicales: clave, duración, energía y tempo de las canciones.

2.5 2.5. Robustez

Para contrastar los resultados obtenidos por VADER, hemos utilizado tres métodos alternativos para medir la positividad en textos. En primer lugar, se utiliza el análisis de sentimiento de Textblob (Loria et al, 2014), que funciona de un modo similar a VADER. Textblob entrega un único coeficiente, entre -1 y 1, siendo un texto negativo cuanto más cercano a -1 y positivo cuanto más cercano a 1. El segundo método ha consistido en calcular el porcentaje de palabras positivas contenidas en cada letra, para lo cual se ha utilizado una lista de 265 palabras positivas en inglés. El tercer método ha sido la herramienta de análisis de sentimiento de Pytorch, la cual utiliza transformadores pre-entrenados (Cheng, 2020). Este método no admite textos con más de 512 tokens, por lo que hemos excluido de este método las canciones con más tokens.

Las correlaciones entre los indicadores extraídos de las distintas técnicas tienen los signos esperados y validan el uso de VADER, ver figura 1.

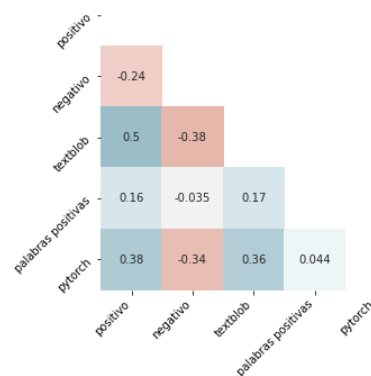


Figura 1: Coeficientes de correlación de los indicadores de sentimiento extraídos por distintas técnicas.

3 Base de datos

Una canción estará en la base de datos si se encuentra entre las 100 canciones más consumidas durante una determinada semana de

referencia. Disponemos de información desde la primera semana publicada, el 4 de agosto de 1958, hasta la última semana de 2020. Durante las 3258 semanas que transcurrieron en dicho periodo, 29663 canciones diferentes alcanzaron un puesto en la lista de canciones más demandadas. Una misma canción puede aparecer en el top varias semanas distintas, si bien Billboard endurece las condiciones para permanecer en el ranking cuando se alcanza la semana 20 semana de presencia en el ranking (estas condiciones no son siempre las mismas, actualmente solo se mantienen si están por encima del puesto 50). Por esta razón, observamos un escalón en la semana 20 en el histograma de la Figura 2 (nótese que el gráfico muestra el número máximo de semanas que estuvo cada canción, por lo que muchas canciones que podrían haber estado 21 o más semanas se acumulan en la semana 20). En promedio, una canción permanece en la lista durante 9 semanas.

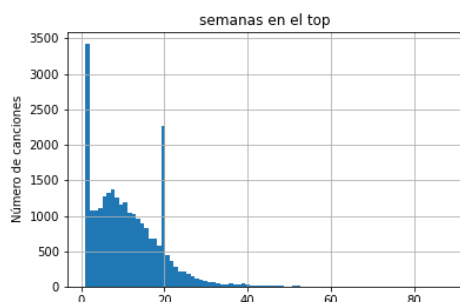


Figura 2: Número de canciones en función de las semanas que se mantienen en el ranking.

A través del web scrapping, hemos podido recopilar la letra de 26250 canciones, un 88.5% del total de canciones que han aparecido en la lista. El porcentaje medio de canciones que se dispone en cada semana es del 94%. Esto supone que las canciones con mayor permanencia tienen una probabilidad mayor de estar recogidas en la base de datos de letras. El porcentaje de canciones para las cuales hemos obtenido letra en relación con el total de letras posibles aumenta cada año, tal y como se puede observar en la Figura 3 en la que se presenta el porcentaje de canciones que contiene de la base de datos tanto para el top 50 como para el top 100 durante el periodo de publicación de la clasificación de canciones. Esto se debe a que algunas canciones antiguas son más difíciles de encontrarse actualmente y no se encuentran en ninguna de las páginas web que hemos utilizado. Otra razón que

explica la no identificación de la letra se deriva de la formulación específica del título de la canción o de los artistas responsables de la misma. En el periodo más reciente se observa una mayor frecuencia de canciones con colaboraciones de diversos artistas, lo cual dificulta la obtención de la letra por medios automáticos.

El éxito de una canción también determina la facilidad para encontrar su letra en la web. Si nos ceñimos al top 50 de cada año, nos encontramos con que el porcentaje obtenido anual nunca baja del 87.5%, mientras que en el caso del top 100 completo hay algún año en el que solo obtenemos un 80% del total, ver Figura 3.

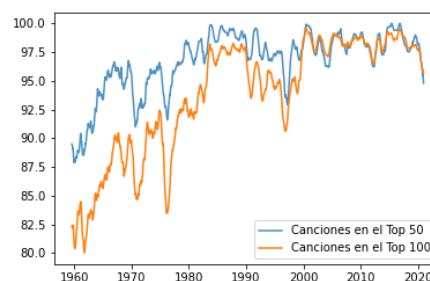


Figura 3: Porcentaje de canciones obtenidas por año.

Para observar de forma más clara el efecto de la posición del ranking en la trascendencia a largo plazo de la canción (considerando que una canción ha sido más trascendente si es fácil encontrar su letra en la web), en la Figura 4 vemos cómo el porcentaje de canciones para las cuales hemos encontrado letra va disminuyendo de forma clara conforme baja la posición de la canción en el ranking, desde un máximo cercano al 99% para aquellas canciones que han estado en los primeros puestos.

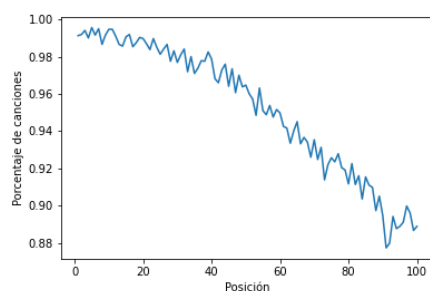


Figura 4: Porcentaje de canciones con letra obtenida por posición.

En cuanto a la medición de consumo de letras positivas y negativas, utilizaremos dos métodos.

El primero se trata simplemente del promedio semanal de los coeficientes positivo y negativo obtenidos mediante VADER para las canciones que se encuentran en el Billboard Hot 100. Podemos observar la distribución de estos promedios en la Figura 5, en la que se representa tanto el valor medio por semana y una media móvil de anual (52 semanas). Nos encontramos con que la mayor parte de las letras de las canciones tienen un mensaje principalmente neutral, dado que la suma de los coeficientes positivo y negativo suele estar por debajo de los 0.3 juntos, por lo que el coeficiente neutro de las letras gira entorno al 0.7.

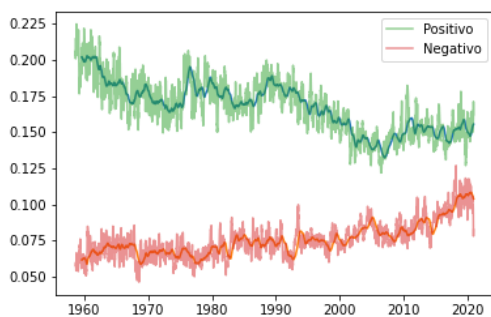


Figura 5: Evolución del sentimiento positivo y negativo por semana y media móvil de 52 semanas.

En la Figura 5 se observa que el consumo de letras positivas está disminuyendo y el consumo de letras negativas está creciendo, aunque no es una tendencia exenta de fluctuaciones.

Otro descriptivo relevante es el análisis de la positividad / negatividad de las letras en función de su posición. En la figura 6 se observa que las canciones positivas alcanzan posiciones más elevadas en los rankings.

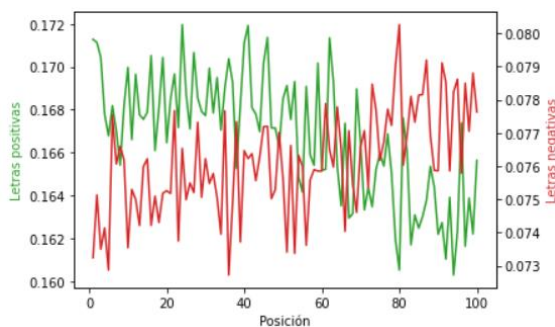


Figura 6: Evolución del sentimiento positivo y posición en el ranking.

Proponemos un segundo método para medir el consumo de letras positivas y negativas. Consideraremos que una canción es positiva si el coeficiente positivo es superior al doble del negativo, mientras que clasificaremos negativas a aquellas en las que ocurra lo contrario. De esta forma, el valor semanal ahora será el porcentaje de canciones clasificadas como positivas o negativas respecto al total. En la Figura 7 podemos observar los resultados de esta medida. Vemos cómo, de nuevo, las canciones positivas están disminuyendo y las negativas aumentando, aunque ahora se observa de manera más clara la diferencia entre el consumo de canciones positivas y negativas, ya que hay años en los que casi el 80% de las canciones tienen un mensaje el doble de positivo que de negativo mientras que las que tienen un mensaje el doble de negativo que de positivo apenas superan el 10% en su pico.

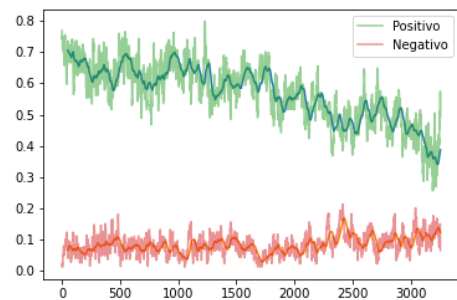


Figura 7: Evolución del porcentaje de canciones positivas y negativas, indicador alternativo.

La Figura 8 presenta la positividad de las canciones en relación con la posición ordinal en la clasificación. Se observa que las canciones con un coeficiente de positividad más alto llegan a puestos más altos.

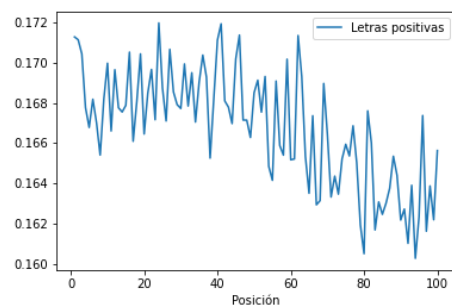


Figura 8: Coeficiente medio de positividad por posición.

A continuación, en la base de datos introducimos el indicador de valencia facilitado

por Spotify. Como se dijo anteriormente, la valencia toma valores entre 0 y 1, a mayor valor mayor alegría de la canción según sus características musicales. En la Figura 9 observamos que el valor de valencia está disminuyendo, al igual que en el caso de las letras positivas, por lo que la clasificación musical del estado de ánimo de Spotify parece coincidir parcialmente con nuestro análisis de texto (hay que tener en cuenta que Spotify no usa letras para estimar la valencia).

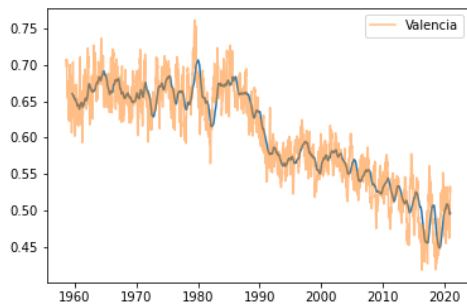


Figura 9: Evolución de la valencia por semana.

De la misma forma, observamos en la Figura 10 cómo la valencia es más alta en los puestos más altos del ranking.

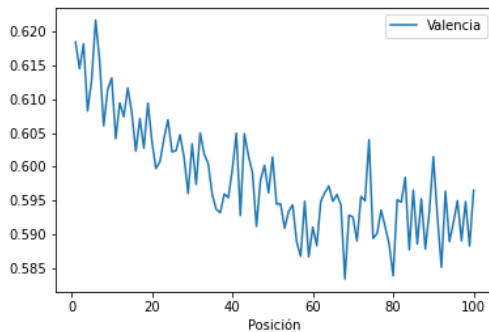


Figura 10: Coeficiente medio de valencia por posición.

También hemos obtenido otras variables musicales, procedentes de Spotify, que serán objeto del análisis de correlación con nuestros coeficientes positivo y negativo. Estas variables: la “duración” (cuánto tiempo dura la canción, en milisegundos), el “tempo” (la velocidad a la que está tocada la canción, medido en beats-per-minute, BPM), la “clave” (indica la tonalidad en la que está compuesta la canción, tomando el valor “1” si está en modo mayor y “0” si está en modo menor) y la “energía” (un coeficiente entre 0 y 1 que mide la intensidad de la canción,

tomando valores altos las canciones rápidas y ruidosas). La evolución temporal de estos indicadores se presenta en la Figura 11.

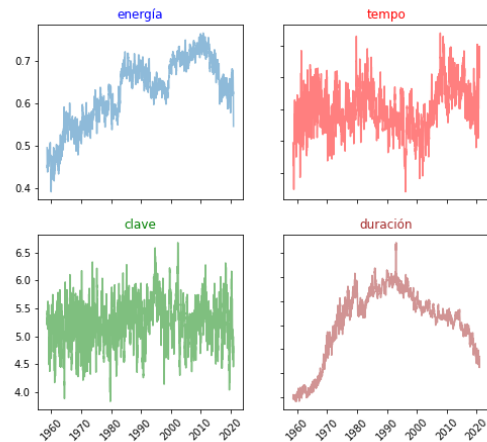


Figura 11: Otras características acústicas de las canciones.

4 Relaciones entre indicadores

En la Figura 12 se pueden observar las correlaciones entre las variables musicales procedentes de Spotify y los coeficientes positivo y negativo calculados por VADER para cada canción. La primera observación es que la correlación entre el coeficiente positivo y la valencia es positiva, mientras que entre el negativo y la valencia es negativo, siendo ambas significativas al 1%. Esto es una demostración de que, de acuerdo con lo que Spotify considera una canción positiva según sus características musicales y lo que VADER considera como un texto positivo, los compositores tienden a componer música positiva para acompañar a letras positivas. Esta afirmación, aunque pueda parecer obvia, hasta donde conocemos, es la primera vez que se analiza cuantitativamente. Es un primer paso para realizar análisis basados en el comportamiento del consumidor de música y de qué contextos provocan que prefieran consumir canciones que expresan un sentimiento u otro, pudiendo analizarse de manera independiente tanto la letra como la música.

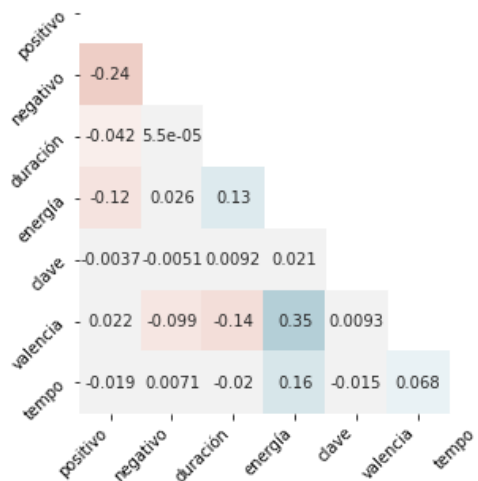


Figura 12: Coeficientes de correlación por canción entre las distintas variables.

Teniendo en cuenta el resto de las variables, podemos destacar las siguientes correlaciones entre las letras positivas y negativas y las características musicales:

- Las canciones positivas son significativamente más cortas (correlación del -4.2%). Podría estar reflejando que la expresión musical de problemas requiere de más tiempo que transmitir ideas alegres. Por su parte la valencia también tiene una correlación negativa con la duración (correlación del -14%).
- La energía se relaciona de manera clara con la valencia (correlación del 35%). Sin embargo, las canciones negativas son algo más enérgicas (correlación del 2.6%) que las positivas (correlación del -12%) que parecen ser algo más relajadas. Las canciones enérgicas son canciones más ruidosas, por lo que pueden ser canciones más enfocadas a la protesta o a géneros que tratan temáticas más pesimistas u oscuras como el heavy metal.
- Que una canción esté compuesta en una tonalidad mayor o menor no indica que su mensaje sea positivo o negativo (correlación nula). La relación tampoco es significativa con la valencia, por lo que es algo que coincide tanto a nivel de letra como musical.
- El tempo es algo más lento en canciones positivas, pero sobre todo el tempo se incrementa con la energía de la canción. Esto se puede deber a que un mensaje positivo

casa con música relajada, mientras que uno negativo puede requerir de más potencia.

5 Conclusiones

El análisis de las letras de las canciones contiene información sobre las preferencias de sus oyentes. A escala agregada refleja las preferencias musicales de la sociedad y de su estado de ánimo. Los rankings musicales, como el Billboard Hot 100, acumulan el sentir social reflejado en la música, que se recoge tanto en las características musicales como en las letras que incorporan.

Las técnicas de análisis de texto nos han permitido construir un indicador del sentimiento positivo / negativo de las canciones. Con él, hemos podido comprobar cómo el consumo de mensajes positivos en las canciones está decayendo con el paso de los años, lo cual es la primera conclusión del estudio.

Este indicador de sentimiento se correlaciona con indicadores construidos a partir de las características musicales de las canciones como es el indicador de valencia de Spotify. Esta correlación nos indica una concordancia limitada entre la música y la letra. Aunque se observa una relación positiva con las letras positivas y negativa con las negativas, los coeficientes de correlación son reducidos.

También hemos mostrado la existencia de una relación entre el sentimiento expresado en las letras con otras características musicales. Los resultados muestran que el análisis de los textos de las canciones proporciona indicadores adicionales a los que ya se elaboran enfocándose en las características de la música. Este tipo de análisis puede ayudar, por ejemplo, a los sistemas de recomendación.

Por último, el objetivo de este estudio es servir de primer paso para estudios futuros. Ahora sabemos que el consumo de canciones con mensajes positivos está disminuyendo, pero nos falta un por qué. Es aquí donde entran estudios centrados en el bienestar del individuo basado en la situación socioeconómica general, ya que este cambio en el consumo musical es agregado. Esperamos pues que la implementación de herramientas de NLP en aspectos como la industria musical pueda no solo

ayudar a la propia industria musical o a la investigación centrada en el lenguaje, sino también a otros campos como pueden ser la psicología o la economía.

Agradecimientos

Los autores agradecen la financiación recibida por la Comunidad de Madrid y la UAH (ref: EPU-INV/2020/006).

Bibliografía

- Cheng, R. 2020. Sentiment Analysis with Pretrained Transformers Using Pytorch. *Towards Data Science*.
- Elbagir, S., y J. Yang. 2020. Sentiment Analysis on Twitter with Python's Natural Language Toolkit and VADER Sentiment Analyzer. En *Iaeng Transactions on Engineering Sciences: Special Issue For The International Association Of Engineers Conferences 2019* (p. 63). World Scientific.
- Hanser, W. E., T. F. ter Bogt, A. J. Van den Tol, R. E. Mark y A. J. Vingerhoets. 2016. Consolation through music: A survey study. *Musicae Scientiae*, 20(1), 122-137.
- Heggli, O. A., J. Stupacher, y P. Vuust. 2021. Diurnal fluctuations in musical preference. *PsyArXiv*.
- Hutto, C. y E. Gilbert. 2015. Vader: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text. *Conference: Proceedings of the Eighth International AAI Conference on Weblogs and Social Media*.
- Loria, S., P. Keen, M. Honnibal, R. Yankovsky, D. Karesh, y E. Dempsey. 2014. Textblob: simplified text processing. *Secondary TextBlob: simplified text processing*, 3.
- Mahedero, J. P., A. Martínez, P. Cano, M. Koppenberger, y F. Gouyon. 2005. Natural language processing of lyrics. En *Proceedings of the 13th annual ACM international conference on Multimedia*, pp. 475-478.
- Mihalcea, R., y C. Strapparava. 2012. Lyrics, music, and emotions. In *Proceedings of the 2012 Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning*, pp. 590-599.
- Newman, H. y D. Joyner. 2018. Sentiment analysis of student evaluations of teaching. En *Lecture Notes in Computer Science*, pages 246–250. Springer International Publishing.
- Park, M., J. Thom, S. Mennicken, H. Cramer, y M. Macy. 2019. Global music streaming data reveal diurnal and seasonal patterns of affective preference. *Nature human behaviour*, 3(3), 230-236.
- Pyrovolakis, K., P. Tzouveli, y G. Stamou. 2020. "Mood detection analyzing lyrics and audio signal based on deep learning architectures," *2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, 2021, pp. 9363-9370, doi: 10.1109/ICPR48806.2021.9412361.
- Saarikallio, S. 2011. Music as emotional self-regulation throughout adulthood. *Psychology of music*, 39(3), 307-327.