

CLASIFICACIÓN DE CANCIONES SEGÚN SU GÉNERO EN BASE A SUS CARACTERÍSTICAS

Classification of songs according to their genre based on their characteristics

Carlos Gila Blanco

cargi4@alumni.uv.es

Enrique Sayas Bailach

ensabai@alumni.uv.es

Escuela Técnica Superior de Tecnología (ETSE-UV), Ciencia de Datos

Resumen

En el presente artículo se exponen distintos modelos de clasificación que permiten la identificación de los géneros musicales de canciones a partir de sus diferentes características. El objetivo principal de este estudio es determinar qué modelo es capaz de clasificar mejor las diferentes canciones. Para ello, se divide la base de datos en un conjunto de entrenamiento y un conjunto de prueba, que servirá para comprobar la capacidad de clasificación de cada modelo. A continuación, se utilizan los modelos de análisis discriminante lineal, análisis discriminante cuadrático, k vecinos más cercanos y regresión logística multinomial y se observan sus resultados. A partir de éstos, se puede concluir que las mejores predicciones son aquellas realizadas por los métodos de k-vecinos más próximos y regresión logística multinomial, además de certificar la posibilidad de generar un buen modelo de predicción mediante estos métodos.

Palabras Clave: modelo de clasificación, géneros musicales, predicción

Abstract

Song Classification by Genre According to Their Characteristics

In this article, we display different classification models that allow the identification of music genres from the characteristics of the songs. The main goal of this study is to determine which model is capable of classifying the different songs better. To do so, we divide the database into a training set and a test set, which will provide us with information about the capability of classification of each method. Next, we utilize the following models: linear discriminant analysis, quadratic discriminant analysis, k-nearest neighbours and multinomial logistic regression, and we observe the results. From these results, we can conclude that the best predictions are made with the k-nearest neighbors and the multinomial logistic regression, and in addition, we can assure that it is possible to generate a good prediction model by using these methods.

Keywords: classification model, music genres, prediction

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Banco de datos

El banco de datos utilizado ha sido obtenido a través del repositorio de datos Kaggle, específicamente en Prediction of music genre¹. El dataset contiene 18 columnas:

Tabla 1. Columnas del dataset

Columna	Información	Columna	Información
instance_id :	Id del registro	key:	Clasifica el pitch o las notas de la canción.
artist_name:	Nombre del artista	liveness:	Este valor indica la presencia de audiencia.
track_name:	Nombre de la canción	loudness:	La presencia de ruido en decibeles (dB) .
popularity:	Nivel de popularidad	mode:	Indica la modalidad (mayor o menor) de una canción.
acousticness:	Nivel de confianza de que la canción sea acústica	speechiness:	Detecta la presencia de palabras .
danceability:	Indica qué tan bailable es una canción.	tempo:	La velocidad o el paso de una canción.
duration_ms:	El tiempo de duración de la canción en milisegundos.	obtained_date:	Fecha en la que se ha añadido la canción al dataset
energy:	Nivel de energía en la canción	valence:	Describe la positividad de la canción.
instrumentalness:	Predice si la canción no contiene vocales .	music_genre:	El género correspondiente a la canción

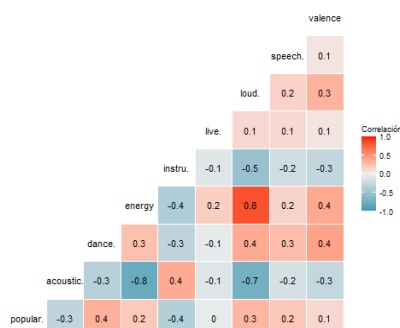
Fuente: Spotipy

Tras realizar un primer análisis del dataset, se observa que aquellas filas cuyo valor de `popularity` es NA están vacías, por lo que son descartadas. También se observa como hay canciones que tienen `duration_ms` igual -1 y un `tempo` con ?, estos valores serán reemplazados por NA. Por otro lado, se adecuará el tipo de variable, convirtiendo `instance_id` a tipo *character*, `key`, `mode` y `music_genre` a *factor* y `tempo` a *numeric* tras reemplazar ? por NA.

El objetivo es llegar a predecir adecuadamente la variable `music_genre` a partir de sus covariables. De este modo, se considerarán como covariables aquellas que proporcionen información acerca de las características de la canción. Debido a esto, se descartarán las columnas `instance_id`, `artist_name`, `track_name` y `obtained_data`. Sin embargo, a causa del alto número de NAs se descartarán también `duration_ms` (4939) y `tempo` (4980).

Ya seleccionadas las covariables se estudiará la correlación entre las covariables numéricas .

Figura 1. Correlación entre las covariables numéricas



De este modo, se observa una gran correlación directa entre `energy` y `loudness` y una correlación inversa entre `acousticness` y `energy` y `acousticness` y `loudness`.

1.2 Modelos de clasificación

Respecto a los modelos utilizados, se empleará el Análisis Discriminante Lineal (LDA), el Análisis Discriminante Cuadrático (QDA), el K-vecinos más próximos (KNN) y Regresión Logística Multinomial.

Por una parte, LDA asume que en cada una de las clases las covariables se distribuyen de forma normal y que la matriz de covarianza es común en todas. Si estas condiciones se cumplen, LDA es superior a la regresión logística. Por contra, si la condición de normalidad no se satisface, la regresión logística es más recomendable.

Por otra parte, el método KNN consiste en identificar las *k* observaciones más cercanas a la nueva observación, calcular la proporción de éstas que pertenece a cada clase y finalmente asignar la nueva observación a la clase más frecuente. Debido a esto, para calcular correctamente las distancias las covariables deberán estar estandarizadas ya que las escalas de los predictores difieren. En consecuencia, las variables `key` y `mode`, al ser de tipo factor, serán descartadas como covariables en el método KNN.

Finalmente, QDA se encuentra en un punto intermedio entre el método KNN y los métodos lineales LDA y regresión logística, ya que dispone de cierta curvatura que le permite ajustarse mejor a escenarios que se alejan moderadamente de la linealidad.

2. RESULTADOS

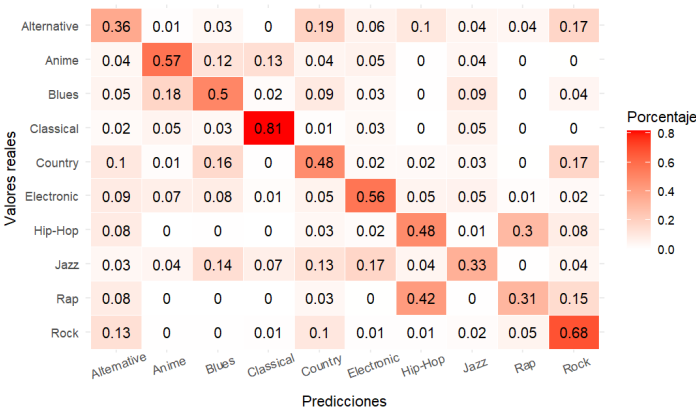
Tras realizar la adecuación de los datos y construir un conjunto de entrenamiento y uno de prueba, se han realizado las predicciones mediante los modelos de clasificación mencionados previamente.

2.1 Análisis discriminante lineal

El primer modelo estudiado ha sido el análisis discriminante lineal. Para la realización de este modelo, se utilizan todas las variables restantes tras eliminar aquellas que otorgaban poca información o tenían muchos datos faltantes.

La predicción por medio de este método es buena, pues identifica el género musical correcto un 50.7% de las veces. Dado que se está prediciendo sobre 10 géneros diferentes, obtener más de la mitad de canciones clasificadas correctamente es un resultado satisfactorio.

Figura 2. Resultados de la predicción mediante análisis lineal discriminante



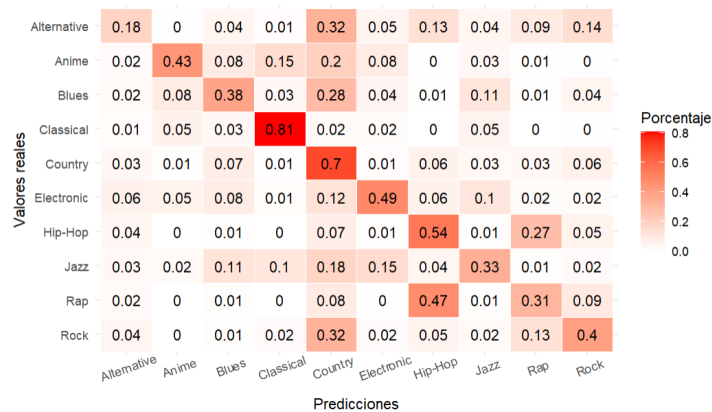
De esta manera, se puede observar un gran acierto en el género musical ‘Classical’ y un acierto bastante elevado en otros géneros como ‘Rock’, ‘Anime’ o ‘Electronic’. En lo que respecta a otros géneros, a pesar de que el acierto sea ligeramente inferior, se puede comprobar que la predicción es bastante buena. Los únicos fallos destacados son los que se producen entre los géneros ‘Hip-Hop’ y ‘Rap’. Este fallo es inevitable, puesto que estos dos géneros musicales son muy similares², siendo el rap muchas veces considerado un subgénero del hip-hop³, y por ello, esta inexactitud se convertirá en una constante a lo largo del estudio.

2.2 Análisis discriminante cuadrático

El siguiente modelo utilizado es el análisis discriminante cuadrático. Para este modelo, se utilizan las mismas covariables que en el análisis lineal discriminante.

La predicción realizada mediante este modelo es bastante inferior al resultado obtenido utilizando el análisis discriminante lineal, puesto que el análisis discriminante cuadrático solamente identifica de manera correcta el 45.61% de las canciones del conjunto de prueba.

Figura 3. Resultados de la predicción mediante análisis discriminante cuadrático



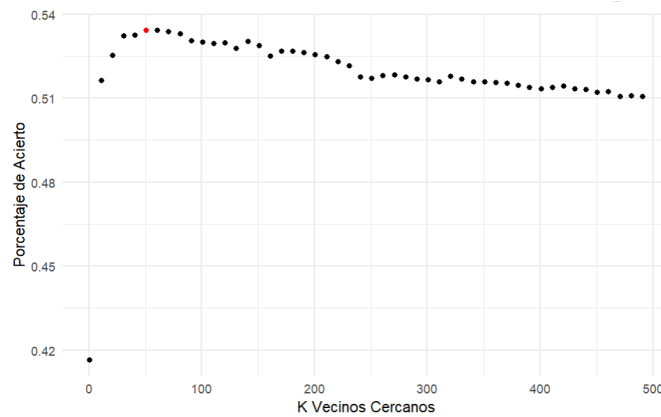
Este modelo identifica, como el anterior, muy bien el género ‘Classical’, así como el género ‘Country’, pero el acierto en los géneros ‘Rock’ y ‘Alternative’ principalmente, se ve reducido de manera notable, pues el modelo confunde estos géneros con el ‘Country’. Es especialmente deficiente la predicción del género ‘Alternative’, el cual es acertado por el modelo en un escaso 18% de las ocasiones.

2.3 K-vecinos más próximos

El siguiente modelo es el realizado por los *k*-vecinos más próximos (KNN). Para la realización de este modelo, se utilizan únicamente las variables numéricas, que son aquellas que pueden ser utilizadas en este método.

Para comprobar qué valor del parámetro *k* funciona mejor en el modelo, se itera sobre distintos posibles valores para encontrar el valor con el porcentaje de aciertos más elevado.

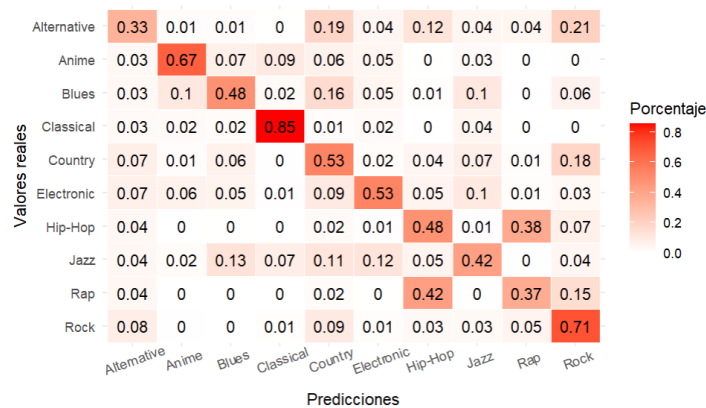
Figura 4. Resultado de la iteración sobre posibles valores de k



A partir de este resultado, se concluye que el valor mediante el cual se obtiene el mejor resultado es $k = 51$, que es el valor que se utiliza finalmente en el modelo.

La predicción mediante KNN con $k = 51$ es muy buena, puesto que mediante este modelo se obtiene un 53.42% de acierto en la clasificación por género musical.

Figura 5. Resultados de la predicción mediante k vecinos más próximos



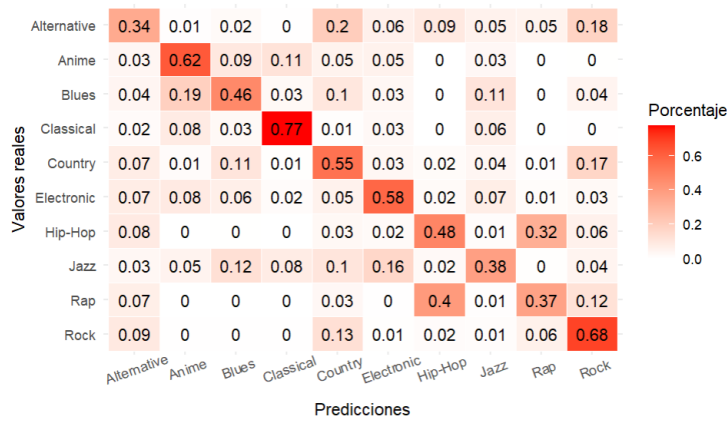
Como se puede observar, el porcentaje de acierto aumenta en la gran mayoría de los géneros. Este aumento es principalmente notable en el género 'Anime', así como en 'Classical', 'Country' y 'Rock'. El único género con valores correctos de predicción relativamente bajos es 'Alternative'. Esto se debe a la definición del propio género, que debido a su propia definición, puede abarcar muchos estilos musicales distintos⁴.

2.4 Regresión multinomial

El último modelo que se tiene en cuenta en este estudio es el modelo de regresión multinomial, para el cual se utilizan las mismas variables que en el análisis discriminante lineal y el análisis discriminante cuadrático.

Este modelo consigue una predicción bastante buena, obteniendo correctamente el género del 52.22% de las canciones contenidas en el conjunto de prueba.

Figura 6. Resultados de la predicción mediante regresión multinomial



El modelo de regresión multinomial obtiene resultados muy positivos en la mayoría de géneros, pero en el género mejor predicho, 'Classical', se observa una diferencia notable en su predicción con respecto a los otros modelos, que obtenían un resultado mejor para este género.

3. CONCLUSIONES

En base a lo visto previamente, se puede concluir que el mejor modelo de clasificación es el modelo KNN con $k = 51$ y un porcentaje de acierto del 53.42%. La comparación entre los porcentajes de acierto de los diferentes modelos se puede observar en la siguiente tabla:

Tabla 2. Aciertos por Modelo

MODELO	% ACIERTO
Análisis Discriminante Lineal	50.7%
Análisis Discriminante Cuadrático	45.61%
K Vecinos Más Próximos	53.42%
Regresión Lineal Multinomial	52.22%

Sin embargo, cabe destacar que el conjunto de datos utilizado tiene varios errores a la hora de clasificar las canciones y que la selección de géneros es particular, ya que incluye géneros como Anime, el cual no es un género musical real, pero no incluye el Pop, que es el género más popular a nivel mundial. Así pues, una muestra de ello sería Hung Up de Madonna que está etiquetada como Rock cuando podría haberse etiquetado como Electrónica o la canción Never Gonna Give You Up de Rick Astley que también está etiquetada como Rock pero debería etiquetarse como Pop. También llaman la atención la inclusión de Alternative como género dado que debido a su propia definición, puede abarcar muchos estilos musicales distintos⁴ o de Hip-Hop y Rap como categorías diferentes, cuando estos dos géneros musicales son muy similares², siendo el rap muchas veces considerado un subgénero del hip-hop³.

De esta manera, el modelo podría mejorarse si se llegaran a solucionar estos problemas.

4. REFERENCIAS

1. <https://www.kaggle.com/datasets/vicsuperman/prediction-of-music-genre>
2. <https://www.digitalmusicnews.com/2020/09/25/difference-between-rap-and-hip-hop/>
3. https://los40.com/los40/2019/01/18/musica/1547812925_031177.html
4. <https://www.musicgrotto.com/what-is-alternative-music/>