AFI - ESCUELA DE FINANZAS

Máster en Data Science y Big Data

TFM - TRABAJO FIN DE MÁSTER

Modelo de clasificación de géneros musicales basado en recuperación de información musical (MIR) y análisis de espectrogramas.

Alumno: Ludwig Gerardo Rubio Jaime

Tutor AFI: Borja Foncillas García

Junio - 2019

Tabla de contenidos

Introducción

Aplicación de negocio

La aplicación de algoritmos de machine learning en la industria musical ha tenido un crecimiento considerable durante los últimos años, siendo integrados a distintos procesos de la industria, que van desde la composición, la mezcla, la producción, la re-masterización, la venta, la recomendación, etc.

Actualmente, las plataformas de music streaming son uno de los claros ejemplos de adaptación de la industria musical al contexto digital, y que, debido a su volumen de usuarios y contenido, se enfrentan a nuevos retos de organización y recomendación de contenido.

Aun cuando la tendencia de estas plataformas para recomendar música es la de utilizar sistemas de recomendación basado en filtros colaborativos, persiste la necesidad de contar con algoritmos que mejoren la organización, así como la recomendación de nueva música para la cual aún no se cuenta con datos colaborativos.

Por tal razón, en el este proyecto se exploran alternativas que faciliten la organización de música de forma más eficiente y automatizada basada en **algoritmos de aprendizaje automático**, que, además, utilicen características de la música que faciliten su escalabilidad a un sistema de recomendación musical.

Debido a que el género musical es un dato casi siempre intrínseco a los metadatos de archivos de música, y con el objetivo de contar con un criterio de evaluación del algoritmo, se propone generar:

Un modelo de clasificación de géneros musicales basado en recuperación de información musical (MIR) y análisis de espectrogramas.

Estado del Arte

El uso de algoritmos de machine learning se ha extendido de manera considerable en la industria musical, en la actualidad, no sólo se utilizan como un herramienta, sino que en algunos casos son el sustento de un modelo de negocio entero.

Algunos de los sus usos más comunes que podemos encontrar son:

- Sistemas de recomendación: Plataformas de streaming o redes sociales musicales que requieren de recomendación de contenido.
- Autotagging y organización: Tiendas de música, plataforma de streaming, bancos de música y letras, etc.
- Huella digital: Detección de derechos de autor, reconocimiento de música, etc.

- Filtrado y reconstrucción de audio: Producción musical, preservación de patrimonio inmaterial, remasterización, limpieza, separación de instrumentos, etc.
- Composición de música: Composición automática, producción musical, etc.
- Reconocimiento de acordes: Para la creación de tablaturas y hojas de acordes.

Algunos de las empresas más conocidas que utilizan algoritmos de machine learning en la industria musical son:

Shazam: Es una de las primeras empresas de la industria musical que se fundó con algoritmos de aprendizaje automático. Su función es la de reconocer una canción y entregar un conjunto de metadatos asociada a ella como lo es: El nombre de la canción y contenido relacionado como lo es información del artista, álbum, letra, vídeos, etc.

Algunos de los usos de algoritmos de machine learning son: Reconocimiento de la canción a través de Redes Neuronal, recomendación musical a través de técnicas de recuperación musical y filtros colaborativos.

Spotify: Es la plataforma de streaming musical con mayor número de audios y usuarios del mundo, con más de 35 millones de archivos de audio y más de 217 millones de usuarios, es de las principales referencias en uso de algoritmos de machine learning para la recomendación y organización de música.

Su sistema de recomendación utiliza modelos de machine learning basado en técnicas de recuperación de información musical, procesamiento de lenguaje natural, así como modelos de recomendación basados en factorización de matrices, con una compleja arquitectura que combina piezas del ecosistema hadoop con servicios de Google Cloud.

Para la solución de problemáticas llamadas como “Cold start”, para la cual no se cuenta con información colaborativa, utilizan técnicas de recuperación musical como el que se tratará en este proyecto.

Humtap: Es una aplicación móvil que mezcla interacción social con generación de música automatizada. A través de videos con audio que generan los usuarios, una mezcla de algoritmos de machine learning genera música a través del “humming” grabado, la cual es compartida y valorada por usuarios de la plataforma.

Watson Beat IBM: Es un proyecto que forma parte del proyecto Watson de IBM, su función es la de generar música nueva basado en algoritmos de machine learning, donde se utiliza un archivo en formato MIDI como entrada, y se obtiene como salida una composición musical basado en 8 modos distintos.
Cada modo está definido en términos de una combinación limitada de opciones a elegir de los siguientes parámetros: BPS, compás y distintos instrumentos musicales.

Pandora: Es un proyecto cuyo propósito es capturar la esencia de la música en su nivel más fundamental. Semejante al proyecto del genoma humano, su idea es clasificar de alguna forma (incluyendo algoritmos de aprendizaje automático) la música, analizando los "genes" de cada canción: melodía, armonía, ritmo, instrumentación, orquestación, arreglos, letra y otros.

Con la clasificación obtenida se generan “Cold start radio stations” basados en machine learning, que consisten en estaciones de radio por usuario, donde el usuario puede seleccionar gustos musicales como géneros, artistas, canciones, etc., y a través de sistemas de recomendación híbridos que incluyen sistemas de recomendación basados en filtros colaborativos y algoritmos de machine learning basados en contenido, crear dichas estaciones de radio.

Además, las listas de radio pueden ser personalizadas, y cada recomendación evaluada por el usuario permite una personalización y re-entrenamiento del modelo por cada usuario.

Contexto del proyecto

El sistema de clasificación que se propone explorar, toma características de sistemas actualmente utilizados en empresas como *Spotify* y *Pandora*, como parte de un sistema complejo de múltiples algoritmos que componen su sistema de recomendación.

Para conocer el contexto de aplicación, situaremos este modelo de clasificación y de recuperación de información musical en el contexto de flujo de datos utilizado por *Spotify* (2017).

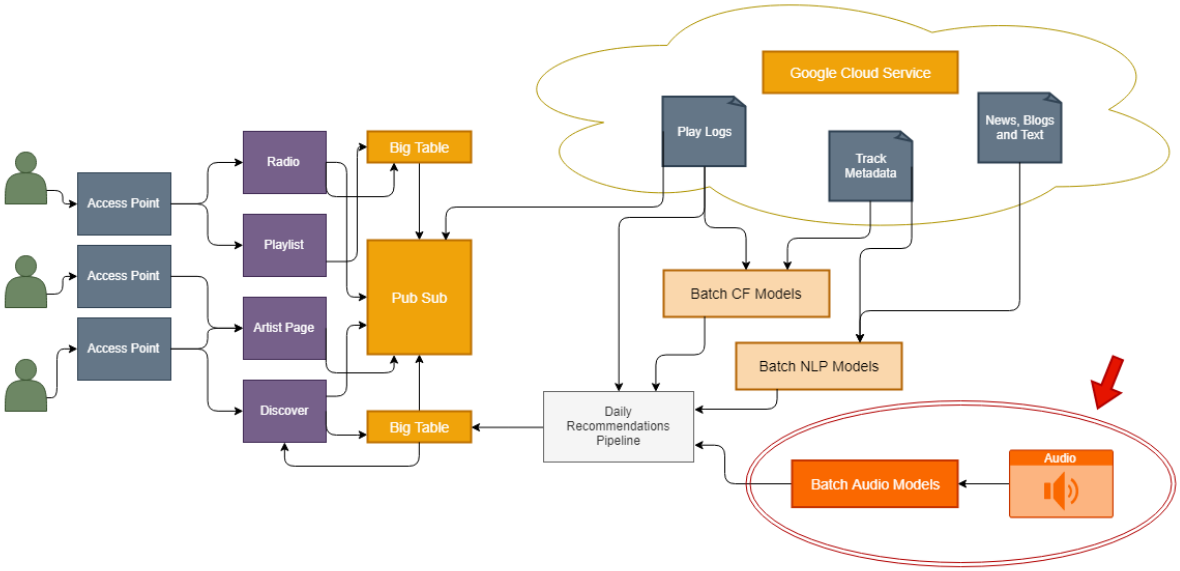


Imagen 1 – Contexto del proyecto en el diagrama de flujo de datos - Caso de uso Spotify.

En color rojo se observa el contexto de nuestro modelo el cual se utiliza como entrada directa a mecanismo de recomendación como el mecanismo *Daily recommendations* donde se añaden a listas de reproducción diarias, recomendaciones basadas en MIR por usuario.

Fases de Desarrollo

Selección de fuente de datos

El proceso de selección de fuentes de datos consistió principalmente en la investigación de distintos set de datos y bancos de música que pudieran ser utilizados de forma libre.

Para la selección final del conjunto de set de datos se consideraron los siguientes criterios:

- **Inclusión de archivos de audio:** Debido a que uno de los objetivos de este proyecto es el explorar técnicas de aprendizaje profundo, requerimos que incluya total o parcialmente un archivo de audio que podamos procesar.
- **Volumen de datos**: Un volumen de datos considerable que permita el aprendizaje de patrones a través de la red neuronal.
- **Actualización**: Considerar que el set de datos contenga géneros, artistas y archivos de audio contemporáneas que permitan incluir en el aprendizaje automático, patrones, estilos y tendencias actuales.
- **Artículos científicos relacionados**: La existencia de trabajo previo que permita tener un punto de partida con mayor credibilidad y certeza, además de poder considerarlo como punto de referencia a mejorar.
- **Escalabilidad**: Un set de datos cuya organización y lógica permita la inclusión de nuevos archivos de música para el entrenamiento y prueba del algoritmo.

A continuación, se listan algunos de los set de datos considerados:

Set de datos	Archivos de audio	Última actualización	Artículos científicos	Número de canciones	Volumen de datos
Million Song Dataset	No	2012	Sí	1’000,000	500 GB
Spotify	No	No aplica	Sí	No aplica	No aplica
FMA: A Dataset For Music Analysis	Sí	2017	Sí	106,000	879 GB
TagATune	Sí	2010	No	25,000	Desconocido
USPop2002	Sí	2010	No	8,764	Desconocido
Music Audio Benchmark Data Set	Sí	2005	No	1,886	2 GB

GTZAN	Sí	2002	Sí	1,000	1.2 GB
AudioSet	No	2019	Sí	2’042,985	Desconocido
Ballrom	Sí	2006	Sí	698	400MB

Como set de datos final hemos seleccionado **FMA: A Dataset For Music Analysis,** debido a que contiene archivos de audio, es el set de datos más actualizado, con artículos científicos relacionados y con un volumen de datos considerable para intentar hacer uso de algoritmo de aprendizaje profundo.

Algunas de las razones por las que eliminamos otros set de datos, es que no contienen archivos de audio, son demasiado pequeños, o tiene dependencia a librerías, API’s y otros servicios que han dejado de existir o han sido incluidas dentro de plataformas de streaming privativas, limitando su escalabilidad.

Otra de las opciones que ha sido descartadas como set de datos ha sido la inclusión de técnicas de text mining en las letra de las canciones, esto debido a múltiples factores:

- Artículos científicos demuestran el **poco aporte de técnicas de text mining** a la clasificación de música por género, siendo casos excepcionales como el RAP y el HIP HOP a los que se les aportaba una mejora predictiva.
- Debido a que requerimos de un set de datos robusto, nos enfrentamos a la **problemática de obtener un set de datos con un sólo lenguaje (inglés).**
- Al querer realizar el match del set de datos de audio con letras, se generan una gran cantidad de **missing values**, debido a que el set de datos contiene estilos musicales y música en general sin letra.
- Poca cantidad de texto final para entrenar, debido principalmente a pocas fuentes de información, limitadas además por **derechos de autor.**

Selección de tecnologías y ambiente de prueba

Tecnologías

Las tecnologías han sido seleccionadas con respecto al objetivo de este trabajo, conocimiento de la herramienta, capacidad computacional y naturales open source.

Entrenamiento y prueba de modelos:

- Python
    - Scikit-learn y scikit-optimize
    - Keras
    - Labrosa y ffmpeg
    - Imblearn

Visualización dinámica:

- HTML
- CSS
- Javascript

Visualización estática:

- Python
    - matplotlib
- R
    - ggplot2
    - dplyr

Ambiente de pruebas

Para el proceso de análisis descriptivo, generación de variables con técnicas MIR, así como la ejecución de algoritmos de machine learning, se configuró un ambiente Anaconda, que incluye librerías de codificación de audio, librerías MIR, y librerías de machine learning.

Para el entrenamiento de algoritmos de machine learning hacemos uso de un procesador **Core i5, de 4 núcleos** físicos (8 lógicos) a **1.80 GHz, 8 GB de memoria RAM**, con sistema operativo Windows 10. Esta información es relevante para conocer las limitaciones de recursos físicos y su implicación en los tiempos de entrenamiento en la sección “Análisis y resultados”.

Debido a la cantidad de procesamiento requerido y el volumen de información que se requiere procesar para la **extracción de features de los archivos de sonido, así como para el entrenamiento de algoritmos de aprendizaje profundo**, hacemos uso de servicios de almacenamiento y procesamiento de **AWS** (Amazon Web Services), para el entrenamiento de modelos de aprendizaje profundo.

Preprocesado

A continuación, se describe detalladamente la composición de creación del set de datos final, en algunos casos haremos diferencia entre los preprocesados llevados a cabo para **algoritmos basados en técnicas MIR,** y el preprocesado para el entrenamiento de algoritmos **de aprendizaje profundo** (**LSTM**). En caso de omitir su relación con alguno de los ámbitos, es debido a que se trata de un proceso utilizado para ambos casos.

El set de datos consiste en un conjunto de archivos de audio que han sido extraídos a través del **API: Free Music Archive**, la cual permite la descarga de metadatos asociados y su archivo de audio.

El dataset utilizado contiene un archivo origen raws_tracks.csv, al cual añadimos **9,342 archivos de música nuevos** que contiene metadatos acerca de los archivos de música. Los

más relevantes para el análisis realizado son: Nombre de la pieza musical, URL del archivo, Nombre del álbum, URL de álbum, nombre del artista, URL del artista, etc.

Con dicho archivo inicial hemos creado nuevos set de datos con información enriquecida, realizando consultas a FMA API, estos archivos han sido:

- **genre.csv**: Archivo que contiene información de lo distintos géneros musicales utilizados, la estructura de dichos géneros es jerárquica por lo que tenemos información que nos permitirá crear árboles.
    - **genre_id**: id único del género musical
    - **parent**: Id del género padre
    - **title**: Nombre del género
    - **top_level**: Id del padre más alto

- **tracks.csv**: Archivo que contiene información de cada pieza musical, que incluye campos como:
    - **tid**: Identificador numérico único del archivo
    - **title**: Título del archivo de música
    - **bit_rate**: La tasa de muestreo del archivo MP3
    - **date_created**: La fecha de creación de la pieza música
    - **duration**: La duración en segundos del archivo de música
    - **genre_top**: Nombre del género principal del archivo de música
    - **genres_all**: Nombre de todos los géneros musicales involucrados
    - **language_code**: Código ISO del lenguaje de la letra de la canción

El set de datos de archivos de música inicial consiste en **106,574 archivos en formato MP3** con un **peso total de 879 GB** , que han sido organizado en carpetas de 3 dígitos, que van desde el 000, hasta los tres primeros dígitos del último identificador único por archivo (tid), de esta manera contamos con un máximo de 1000 archivos por carpeta.

Toda esta información nos permitirá conocer información valiosa de cómo está compuesto el set de datos, así como detectar y corregir posibles sesgos. Sin embargo, el objetivo de este proyecto es el de crear un algoritmo cuyos datos de entrada se basen en técnicas de recuperación de información musical**,** por lo que estos datos no son parte del entrenamiento de modelos y requerimos de la creación de nuevas variables basadas en MIR.

Feature engineering

MIR - Music Information Retrieval

Por sus iniciales en inglés *Music Information Retrieval,* es una ciencia multidisciplinaria que recupera información de la música, regularmente se encuentra asociada a música en formato digital, donde a través de distintos procesos casi siempre asociados al procesamiento de señales y matemáticas en general, se obtienen patrones que representan las principales características de la música pasando por el ritmo, la armonía y la melodía.

Su uso está asociada a distintas disciplinas, que van desde el estudio de la música, la psicología, la musicología, el aprendizaje automático, etc., cuya aplicación puede ser la separación de pistas, reconocimiento de instrumentos, transcripción automática de música, creación de música, así como en sistemas de recomendación y categorización u organización de música.

Como parte de la creación de variables, haremos uso de técnicas de procesamiento de señales como lo son la Transformada de Fourier, y el análisis de señales en el domino del tiempo.

Para cada uno de los siguientes métodos de recuperación de información, haremos uso de distintos **momentos matemáticos,** y otras métricas de estadística univariante, como lo son:

- La media (Momento ordinal 1)
- La varianza (Momento ordinal 2)
- La simetría (Momento ordinal 3)
- El exceso de curtosis (Momento ordinal 4)
- El mínimo
- El máximo

En algunos de los siguientes métodos de recuperación de información tendremos más de un valor para cada momento estadístico, dependiendo de la forma de cálculo de cada método.

Transformada de Fourier

Es una transformación matemática empleada para transformar señales en el domino del tiempo a señales en el dominio de la frecuencia, una de sus principales bondades es que no sólo permite la descomposición de una señal al dominio de la frecuencia, sino su reconstrucción al dominio del tiempo sin pérdida de información.

La transformada de Fourier es básicamente el espectro de frecuencias de una señal, y un ejemplo de su funcionamiento es el oído humano, el cual percibe una onda auditiva y la transforma en una descomposición de distintas frecuencia que es lo que escuchamos.

Su definición formal es:

$$\mathcal{F}^{-1}\{\hat{f}\} = f(x) = \int_{-\infty}^{\infty} \hat{f}(\xi)\, e^{2\pi i \xi x}\, d\xi,$$

Formula 1 - Transformada de Fourier.

Espectrograma (STFT)

El espectrograma es el resultado gráfico de calcular el espectro de frecuencias de una señal, por ejemplo, a través de la transformada de Fourier, donde está representado el tiempo en el eje *x*, la frecuencia en el eje *y*. La energía o potencia de un espectro se representa a través de colores que representan mayor o menor intensidad en el tiempo *t*, y la frecuencia *f*.

Debido a la naturaleza digital de los datos, utilizamos una transformada de Fourier de Tiempo Reducido (STFT), en la cual la información a ser transformada se divíde en pedazos o tramas (que usualmente se traslapan unos con otros, para reducir irregularidades en las frontera). Cada pedazo, una transformación de Fourier y el resultado complejo se agrega a una matriz, que almacena magnitud y fase para cada punto en tiempo y frecuencia.

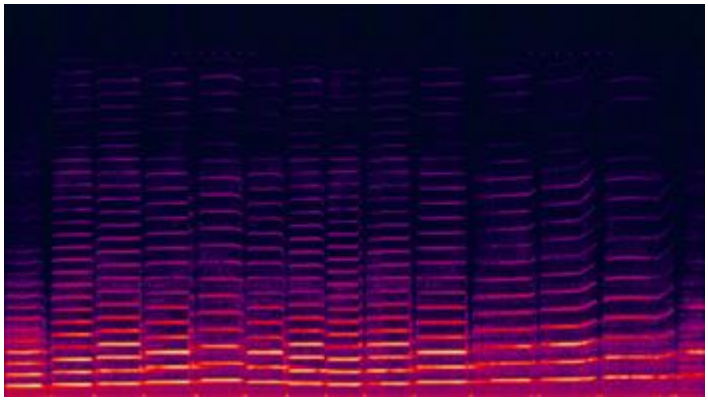


Imagen 2 - Espectrograma de un violín.

MEL – Espectrograma

Uno de los principales problemas en la interpretación de un espectrograma, es que el domino de frecuencias se representa de manera lineal, sin embargo, en el estudio de la audición suele no ser muy útil.

El oído humano suele percibir los cambios de frecuencia de una manera similar a un logaritmo, por lo que la escala Mel toma en cuenta esta percepción no lineal, permitiendo representar de una manera más sensible al contexto humano el dominio de frecuencias. Esto suele mejorar los resultados e interpretación del análisis de audio.

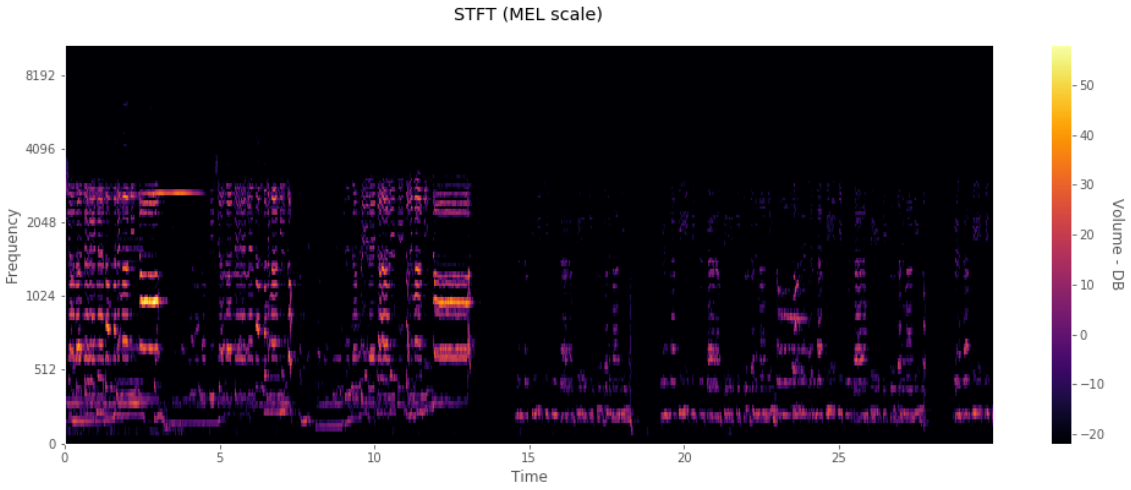


Imagen 3 - Escala Mel en un espectrograma.

Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCCs)

Estos coeficientes suelen utilizarse para la representación del habla basados en la percepción auditiva humana y el reconocimiento del timbre, se calculan con los siguientes pasos:

- Separar la señal en pequeños tramos regularmente
- A cada tramo se le aplicarle la Transformada de Fourier discreta y obtener la potencia espectral de la señal.
- Aplicar el banco de filtros correspondientes a la Escala Mel al espectro obtenido en el paso anterior y sumar las energías en cada uno de ellos.
- Tomar el logaritmo de todas las energías de cada frecuencia Mel
- Aplicarle la transformada de coseno discreta a estos logaritmos.

El número de coeficientes sueles definirse entre los 10 y 20. Para la exploración Enel proyecto utilizamos 20 coeficientes y por cada uno de ellos obtenemos los momentos matemáticos antes descritos.

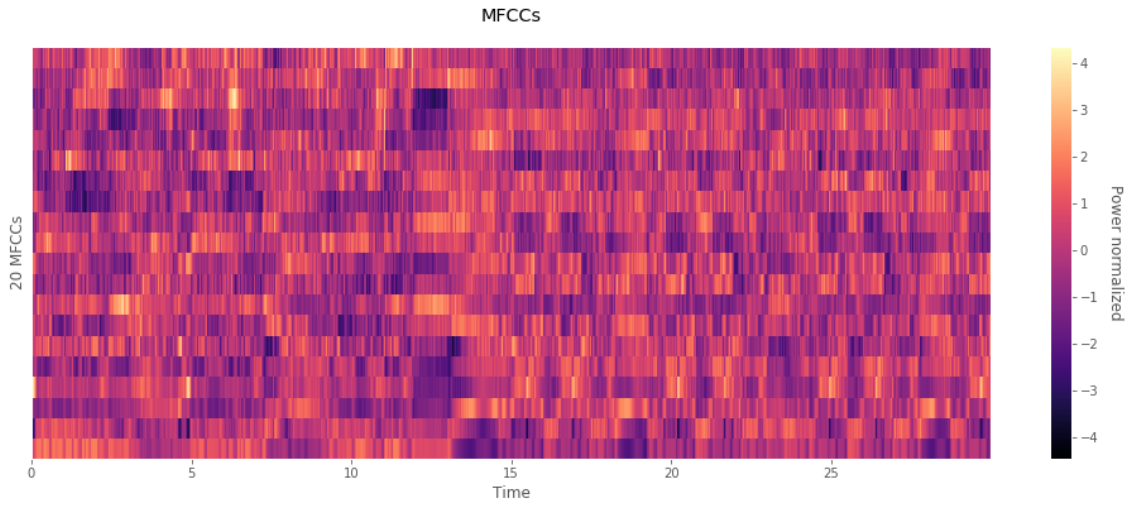


Imagen 4 - Representación de MFCCs.

Para su cálculo hacemos uso de la función librosa.feature.mfcc().

Chroma - Energy Normalized (Cens)

Chroma es una forma de representación basado en armonía musical de temperamento igual, por lo que consiste de 12 bloques de frecuencias que representa a cada semitono en el contexto del tiempo y su potencia o energía. Para su cálculo se requiere de STFT, y un agrupamiento de frecuencias múltiplos exactos de la frecuencia fundamental de cada semitono.

Por cada ventana calculada por STFT se suma la energía de todas las frecuencias pertenecientes a cada semitono, por ejemplo, la frecuencia 440Hz, y 880Hz representa la nota LA central de un piano y la de la siguiente escala a la derecha respectivamente. La energía de estas dos frecuencias es sumada y normalizada.

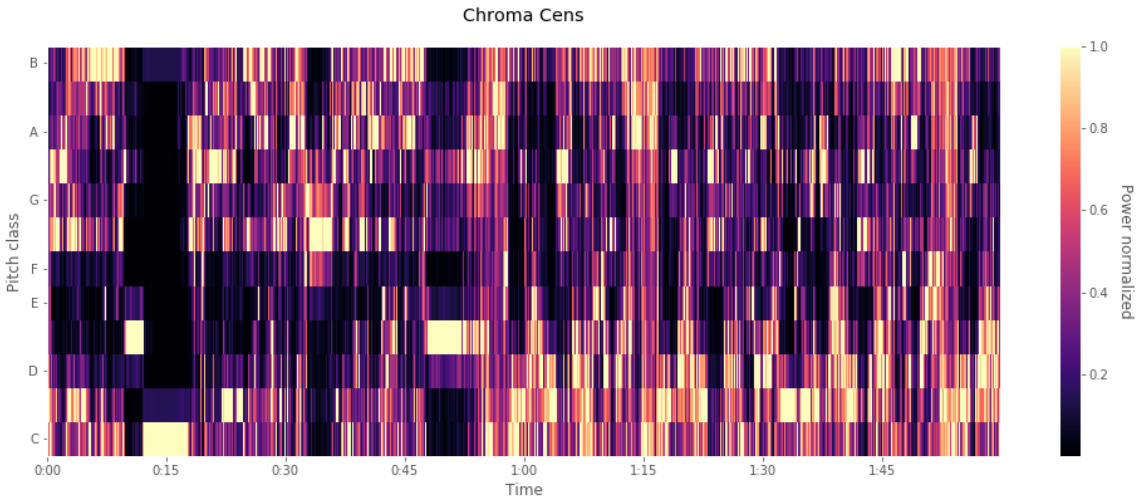


Imagen 5 - Chroma Cens de 12 semitonos.

Para su cálculo hacemos uso de la función librosa.feature.chroma_cens().

Tonnetz

Es una forma de representación armónica basada en cercanía y octavas, suele utilizarse para el reconocimiento armónico de acordes musicales.

Para el cálculo estamos haciendo uso de 7 octavas, por lo que obtendremos 7 vectores y sus momentos matemáticos antes mencionadas para cada uno de ellos.

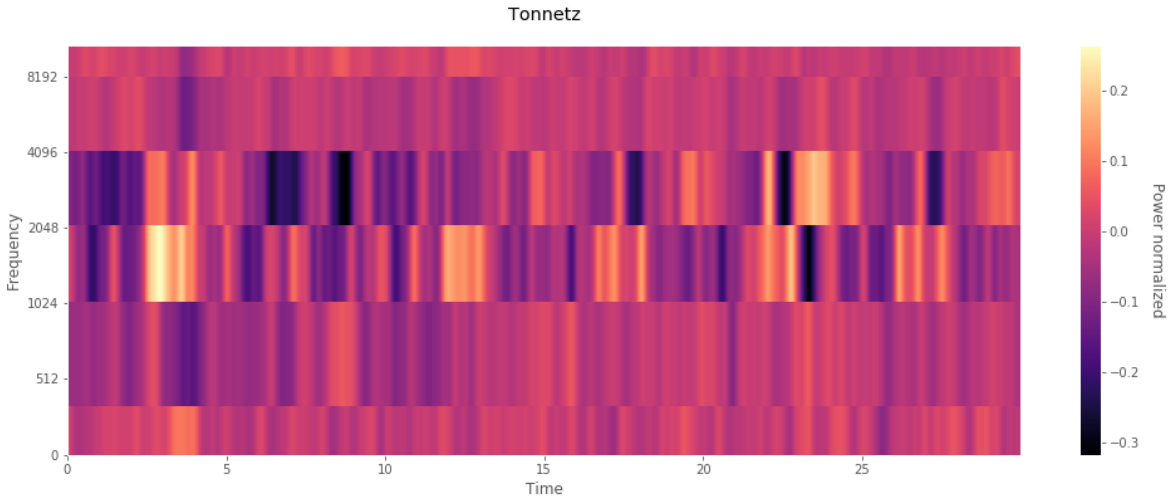


Imagen 6 - Representación de Tonnetz con escala de frecuencias lineal.

Para su cálculo hacemos uso de la función librosa.feature.tonnetz().

Contraste Espectral

Se trata de una novedosa forma de recuperación de información musical que toma en consideración lo picos y valles del espectro y su diferencia en un número de bandas definida.

Para la exploración estamos haciendo uso de 6 bandas + 1, para las cuales obtendremos los momentos matemáticos antes descritos.

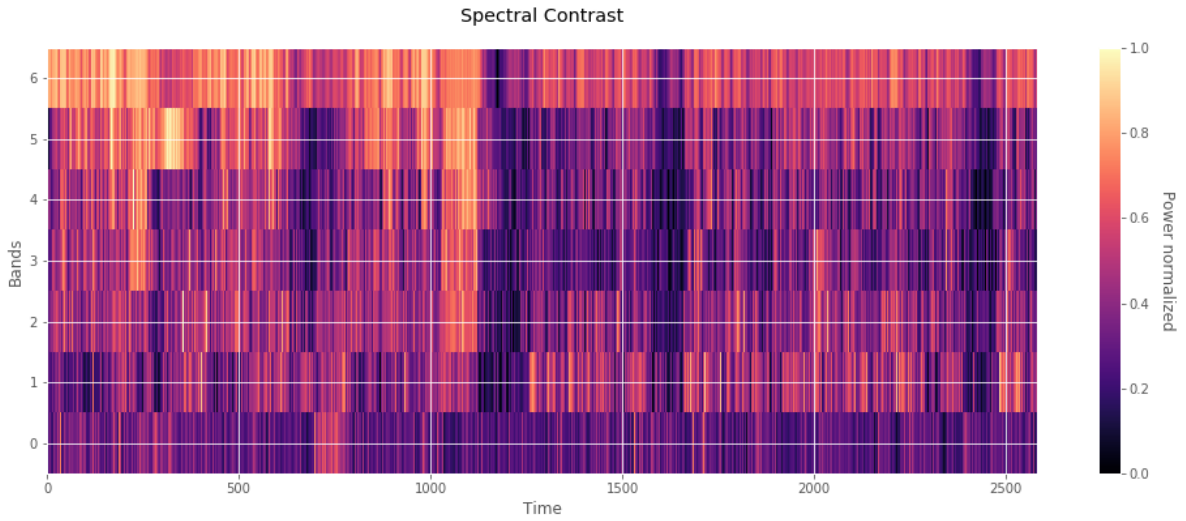


Imagen 7 - Representación de contraste espectral de 6 bandas.

Para su cálculo hacemos uso de la función librosa.feature.spectral_contrast().

Zero Crossing Rate - ZCR

A diferencia de los métodos anteriormente descritos, este método y los consecuentes se basan en el procesamiento de señales en el dominio del tiempo. Para la representación gráfica de estos métodos de recuperación de información musical, cabe aclarar que el eje *x* representa el dominio del tiempo, y el eje *y* la potencia o energía de la señal.

Si el audio en cuestión es monofónico, entonces por encima y por debajo del cero del eje *y* se visualiza una réplica exacta de la señal, por el contrario, si hablamos de un audio estéreo, entonces por debajo del 0 se visualiza la señal correspondiente al auricular izquierdo, y por encima del 0 correspondiente al auricular derecho.

Como su nombre lo indica, representa una taza del número de veces que una señal cruza por el eje en 0, a diferencia de las técnicas anteriores, para este método y para todos los que a continuación se describen, solo obtendremos un valor asociado a cada momento matemático.

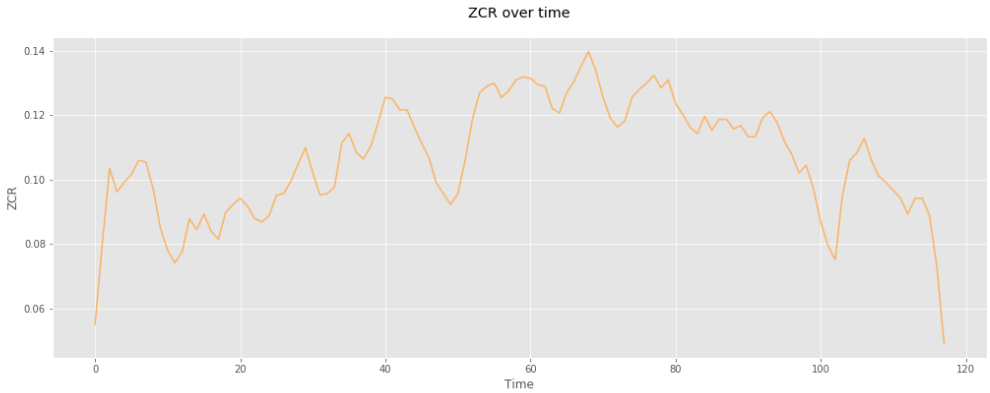


Imagen 8 - ZCR correspondiente a 120 ms.

Para su cálculo hacemos uso de la función librosa.feature.zero_crossing_rate().

RMSE – Energía

Por sus siglas en ingles Root Mean Square, es la suma de las medias aritméticas de un lapso elevando al cuadrado y dividido por la raíz cuadrática, asociado al nivel de ruido de una señal.

$$x_{\mathrm{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i^2} = \sqrt{\frac{x_1^2 + x_2^2 + \cdots + x_N^2}{N}}$$

Formula 2 – RMSE.

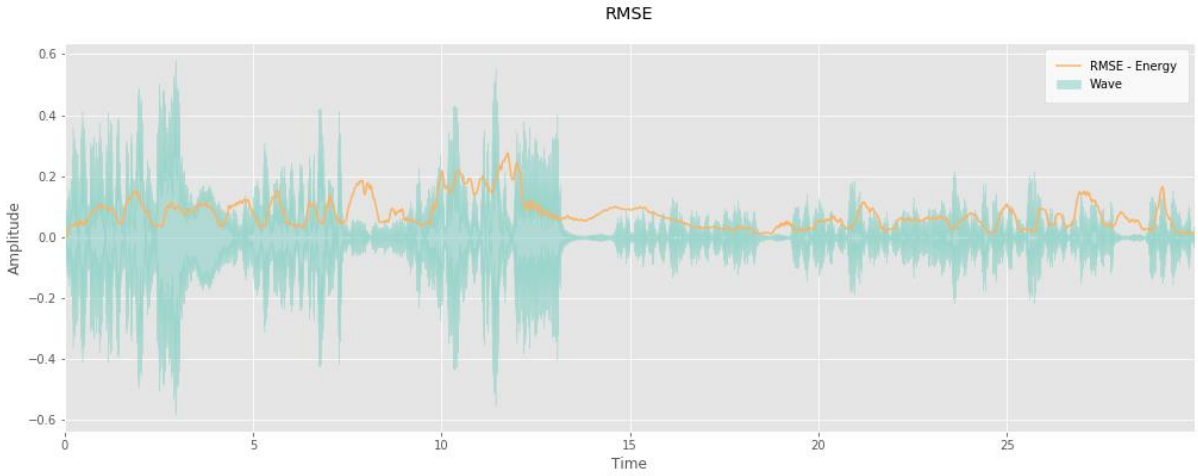


Imagen 9 - RMSE de una señal.

Para su cálculo hacemos uso de la función librosa.feature.rmse().

Centroide Espectral

Indica en que frecuencia, la energía del espectro se encuentra centrada, es parecido al cálculo de una media ponderada, y se calcula por cada ventana de un STFT.

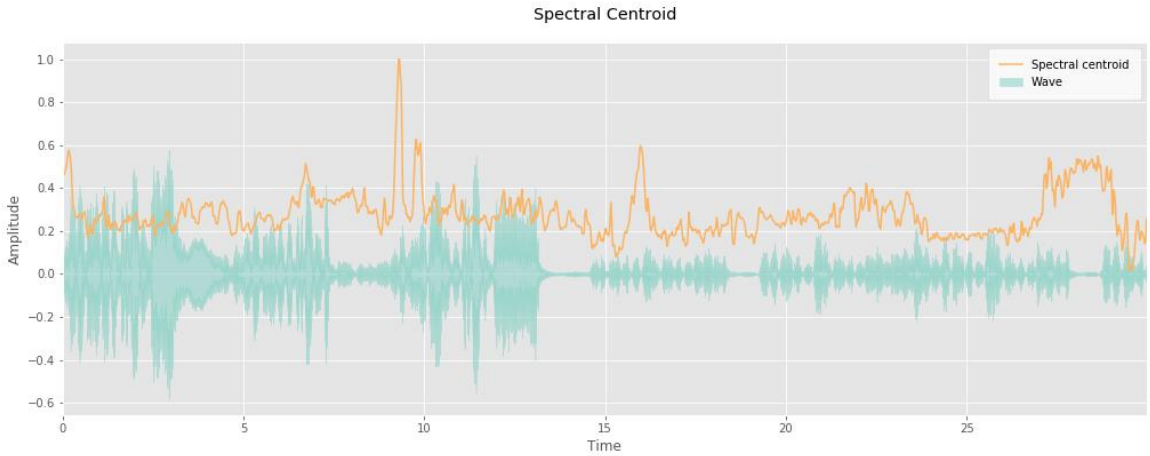


Imagen 10 - Spectral Centroid.

Para su cálculo hacemos uso de la función librosa.feature.spectral_centroid().

Ancho de Banda Espectral

Se calcula un orden P del ancho de banda. Para la generación de las variables hacemos uso de el orden p=2.

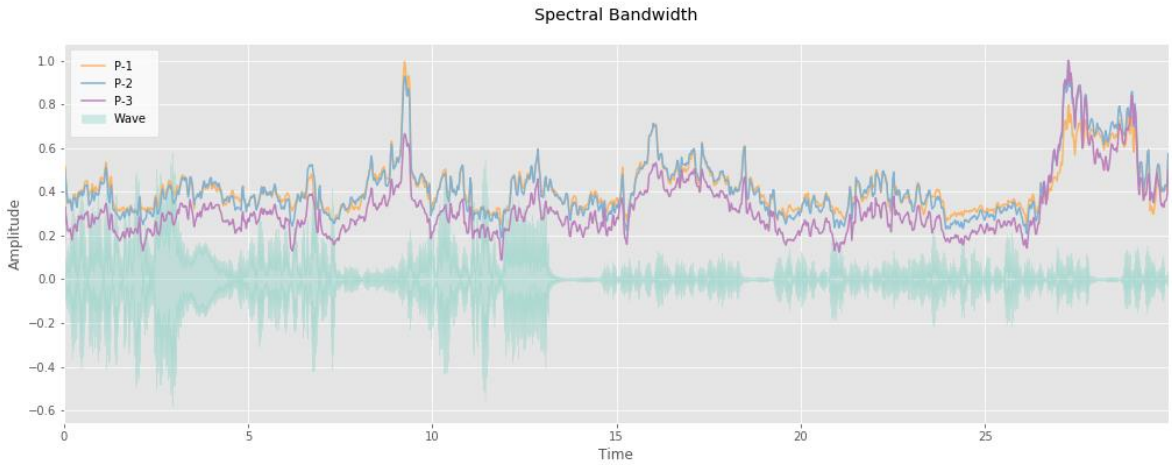


Imagen 11 - Spectral Bandwidth

Para su cálculo hacemos uso de la función librosa.feature.spectral_bandwidth().

Reducción Espectral

La reducción espectral es la frecuencia por debajo de la cual un porcentaje específico de la energía espectral total cae, por ejemplo, por debajo del 85%.

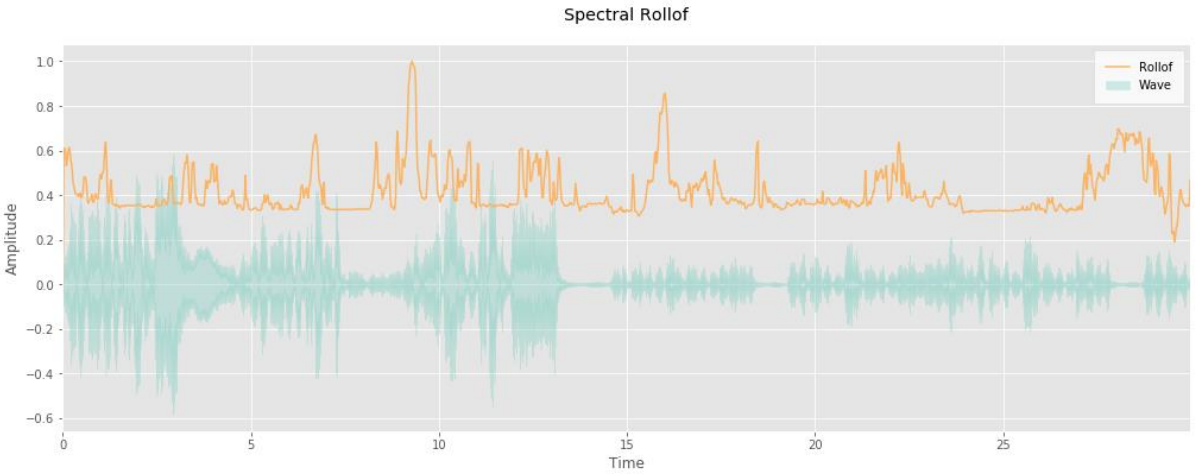


Imagen 12 - Spectral Roll-off

Para su cálculo hacemos uso de la función librosa.feature.spectral_rolloff().

El resultado final del uso de estas técnicas e es de **518 variables construidas**, asociados a 11 métodos distintos de recuperación de información musical, con el cálculo de 4 momentos estadísticos y 2 métricas estadísticas.

Limpieza y tratamiento de missing values

Parte de los metadatos obtenido contiene una cantidad considerable de missing values, pero debido a que el análisis se centra en recuperación de información musical y su uso para organización a través del género musical, es muy importante tratar el considerable número de missing values del campo **genre_top de casi el 54%** de los archivos de audio.

Archivo	*Feature*	*% NAN*
artista	active_year_begin	78.690
	active_year_end	94.957
	associated_labels	86.609
	bio	33.233
	date_created	0.803
	latitude	58.204
	location	34.121
	longitude	58.204
	members	56.041

track	related_projects	87.659
	website	25.633
	wikipedia_page	94.763
	composer	96.556
	date_recorded	94.221
	genre_top	53.461
	information	97.796
	language_code	85.903
	license	0.082
	lyricist	99.708
	publisher	98.815
	title	0.001

Tabla 1 - Missing values en metadatos.

Para su tratamiento usamos el campo **all_genres** el cual contiene todos los géneros asociados a cada archivo de música.

Exciten **2,231 registros con el campo all_genres vacío**, por lo que en este caso han sido eliminados y descartados del análisis.

Para el resto, hemos construido una función recursiva con la que obtenemos el padre de todos los géneros asociados y regresando aquel que se encuentre la mayor cantidad de veces, sí existe más de un padre con el mismo número de apariciones, se elige uno de manera aleatoria.

Para las variables obtenidas a través de MIR, no contamos con missing values, y además aplicamos un análisis de correlación en búsqueda de correlación perfectas, sin encontrar ningún caso.

El set de datos final después de la limpieza es de **104,343 archivos de música.**

Análisis exploratorio

Después del a limpieza de missing values realizamos un análisis exploratorio con los metadatos en búsqueda de patrones que nos permitan identificar sesgos, y con las variables creadas en búsqueda de patrones a través de análisis univariante y multivariante.

El análisis está compuesto por la descripción de los metadatos obtenidos a través de la API FMA, los aspectos técnicos relevantes asociados a los archivos de música, así como un análisis de las variables construidas a través de información de recuperación musical.

Metadatos

Tamaño del set de datos

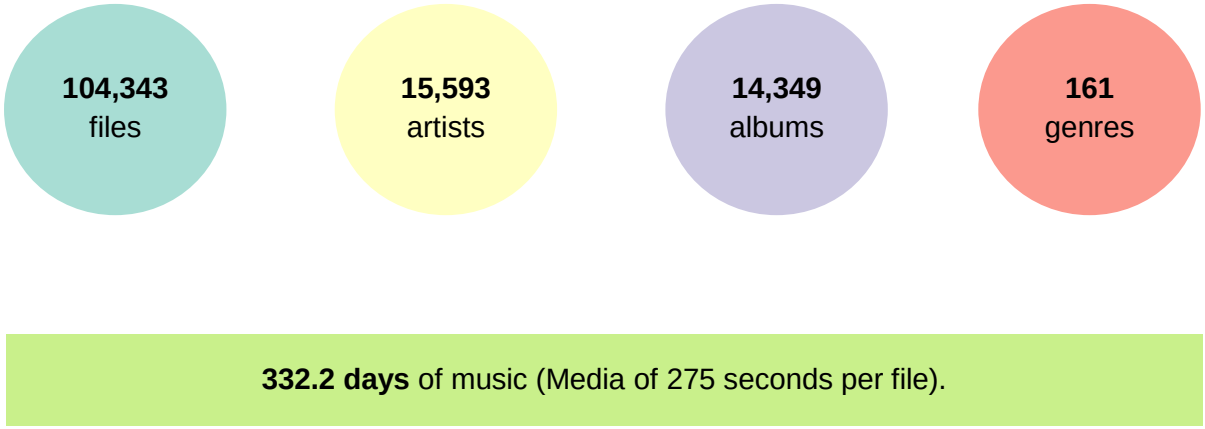
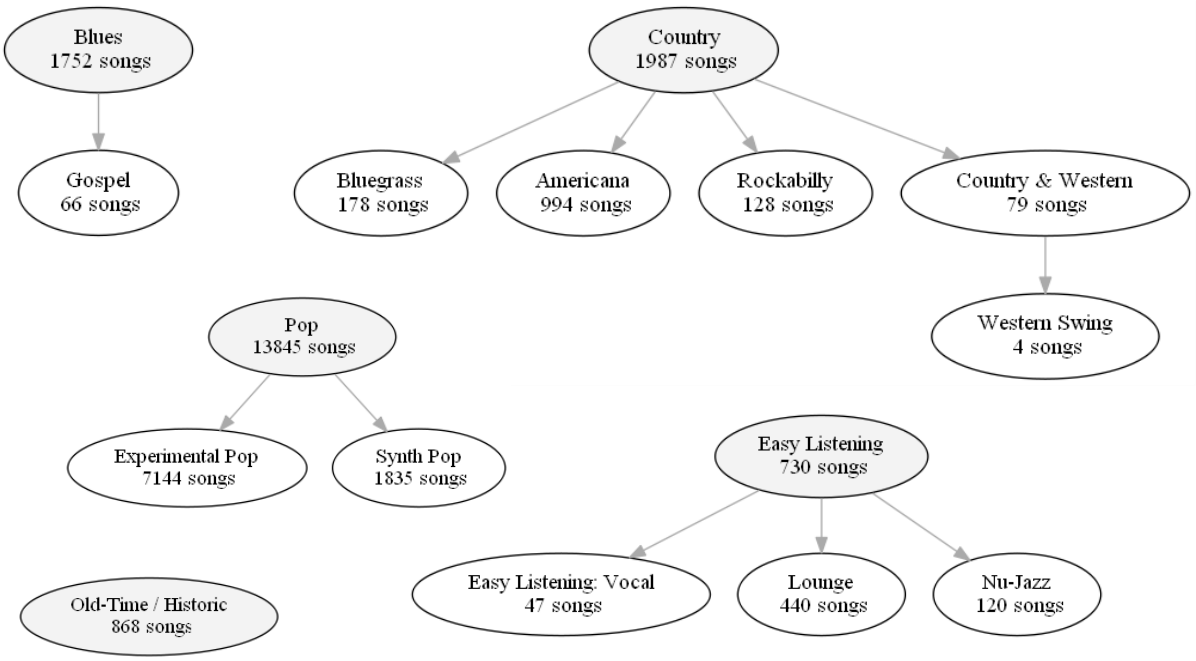


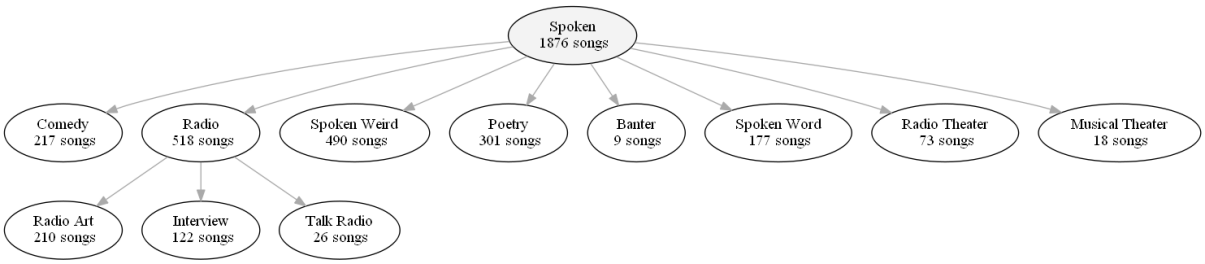
Imagen 13 - Tamaño de componentes del set de datos.

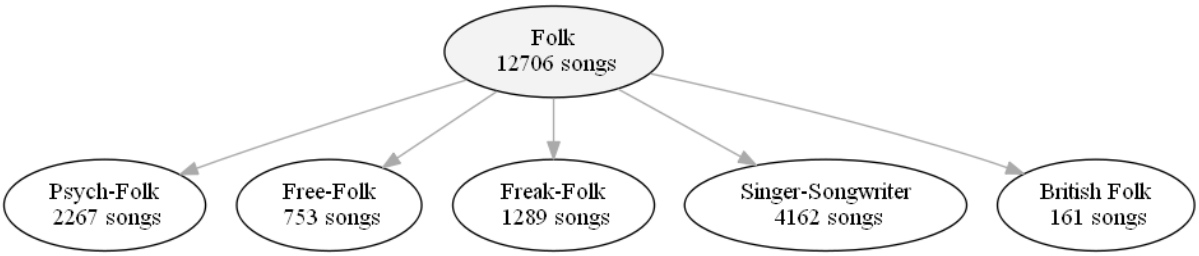
Géneros musicales

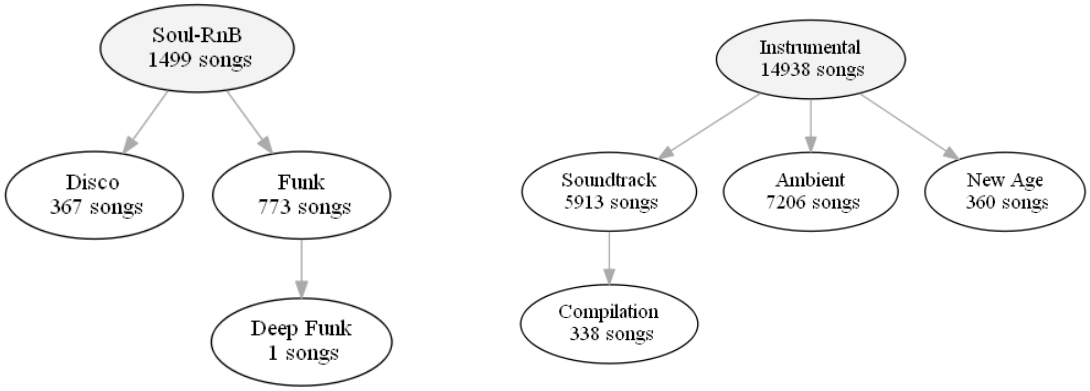
Los géneros musicales del set de datos se encuentran organizados como estructura de árbol, contando con 16 principales géneros de música, y con un total de 161 géneros.

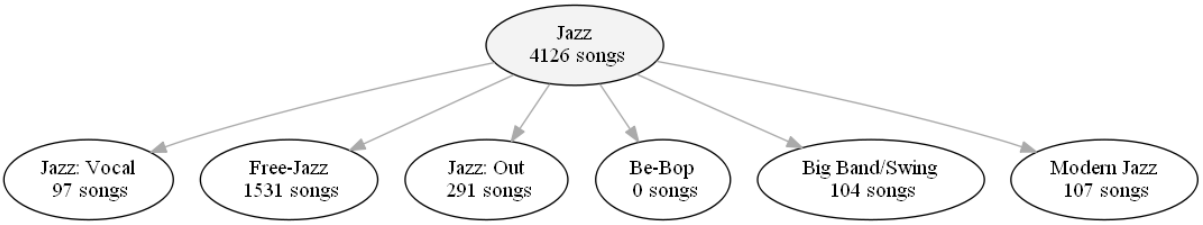
Los géneros se organizan en estructura de árbol, conociendo cuál es su género padre:

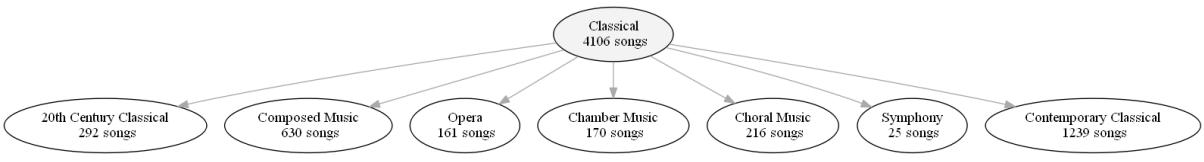


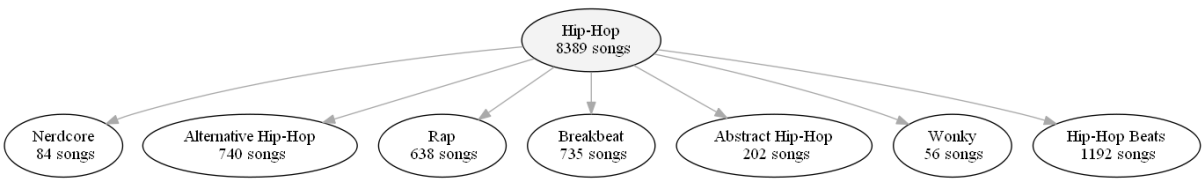

Spoken
1876 songs
Comedy
217 songs
Radio
518 songs
Spoken Weird
490 songs
Poetry
301 songs
Banter
9 songs
Spoken Word
177 songs
Radio Theater
73 songs
Musical Theater
18 songs
Radio Art
210 songs
Interview
122 songs
Talk Radio
26 songs


Folk
12706 songs
Psych-Folk
2267 songs
Free-Folk
753 songs
Freak-Folk
1289 songs
Singer-Songwriter
4162 songs
British Folk
161 songs


Soul-RnB
1499 songs
Disco
367 songs
Funk
773 songs
Deep Funk
1 songs
Instrumental
14938 songs
Soundtrack
5913 songs
Ambient
7206 songs
New Age
360 songs
Compilation
338 songs


Jazz
4126 songs
Jazz: Vocal
97 songs
Free-Jazz
1531 songs
Jazz: Out
291 songs
Be-Bop
0 songs
Big Band/Swing
104 songs
Modern Jazz
107 songs


Classical
4106 songs
20th Century Classical
292 songs
Composed Music
630 songs
Opera
161 songs
Chamber Music
170 songs
Choral Music
216 songs
Symphony
25 songs
Contemporary Classical
1239 songs


Hip-Hop
8389 songs
Nerdcore
84 songs
Alternative Hip-Hop
740 songs
Rap
638 songs
Breakbeat
735 songs
Abstract Hip-Hop
202 songs
Wonky
56 songs
Hip-Hop Beats
1192 songs

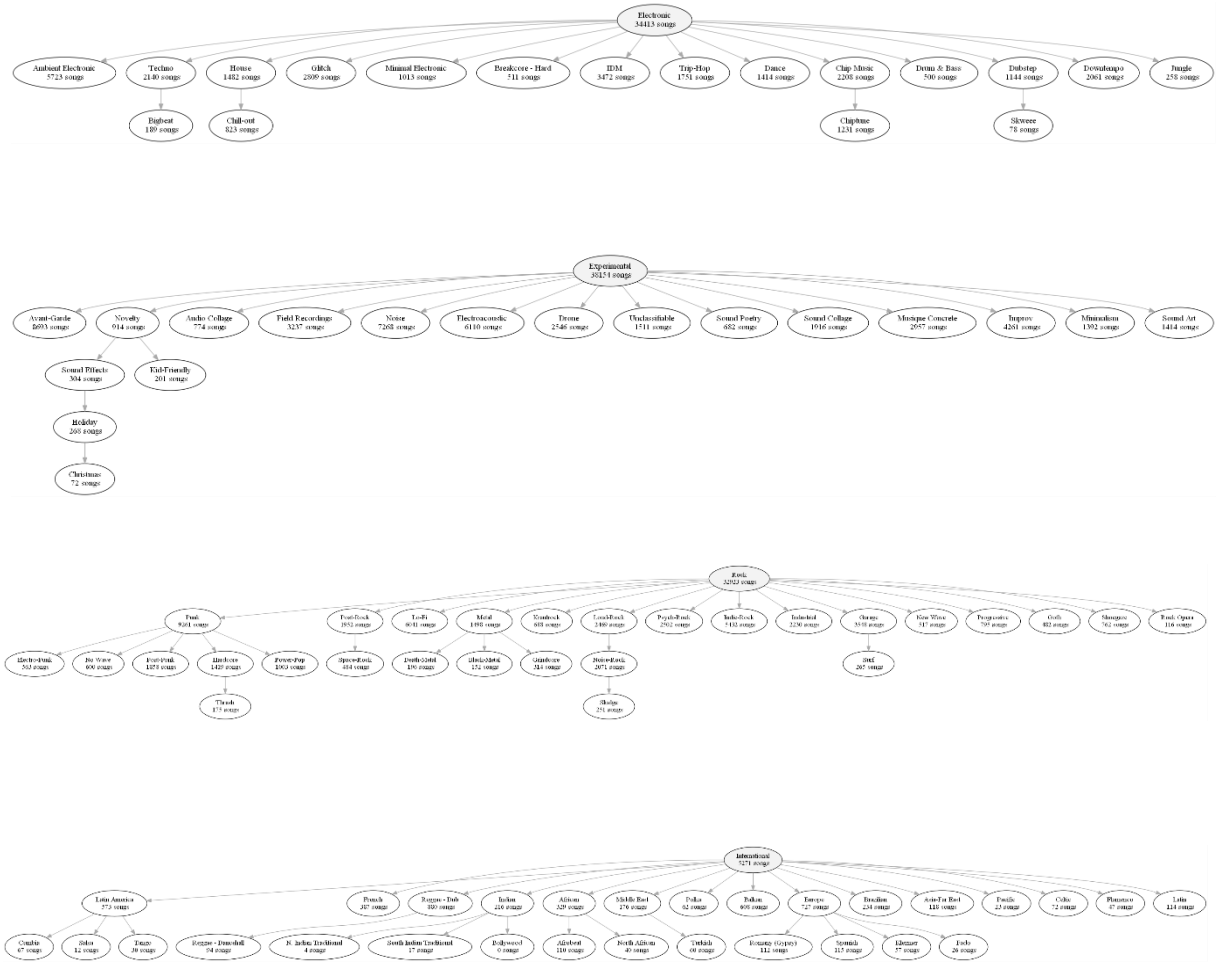


Imagen 14 - Árboles de géneros musicales.

Contamos con un set de datos muy desbalanceado, con 3 género predominantes: Experimental, Electrónica y Rock.

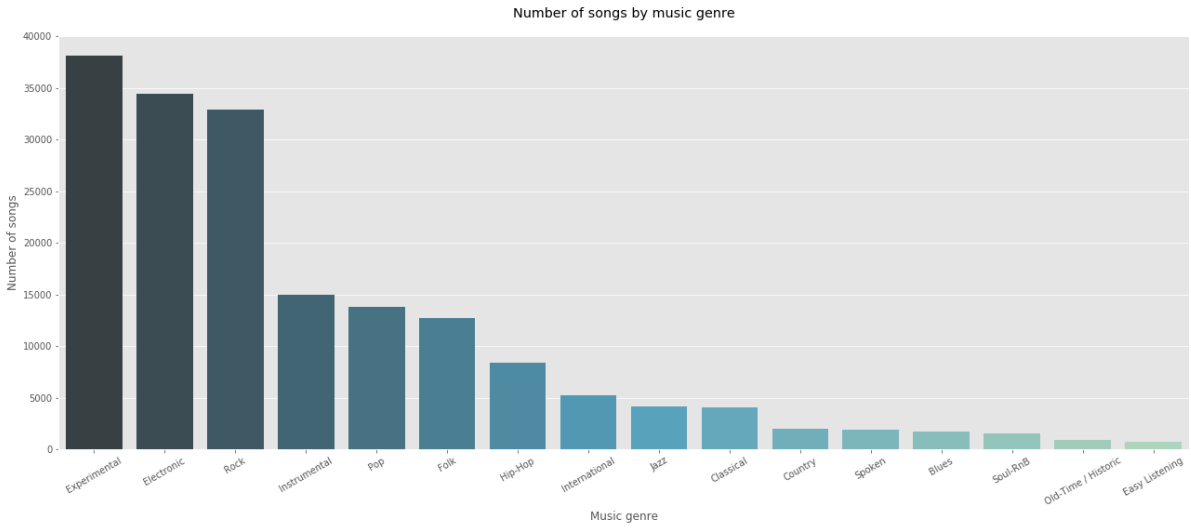


Imagen 15 - Número de archivos de música por género musical padre.

El desbalanceo se observa de igual manera clara tomando en cuenta los 161 géneros musicales.

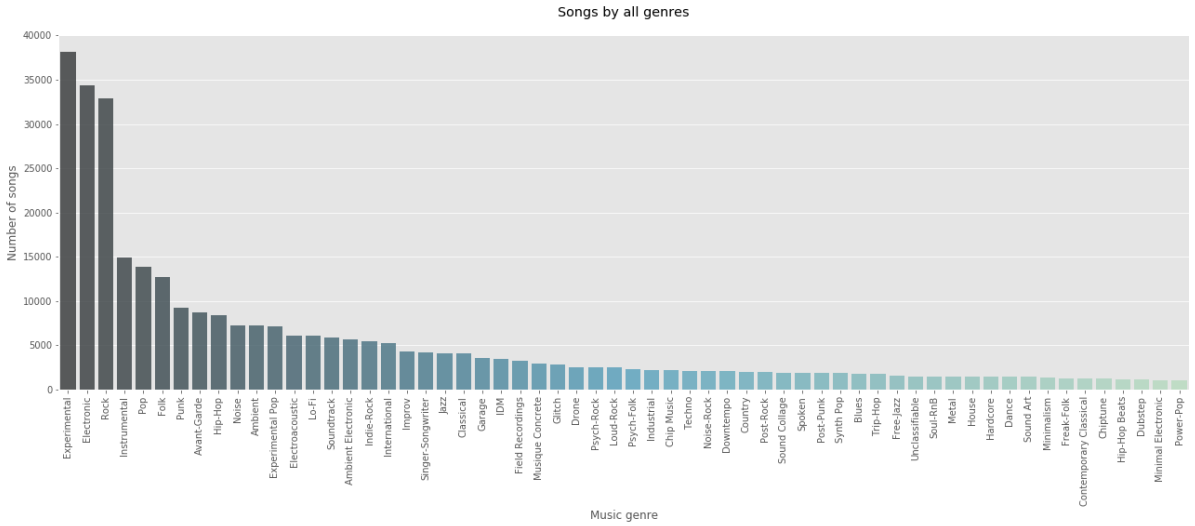


Imagen 16 - Número de archivos de música por género musical con más de 1,000 archivos.

En cuanto al número de artistas por género musical, se observa una mayor diversidad de los artsitas de música experimenta, rock y electronica.

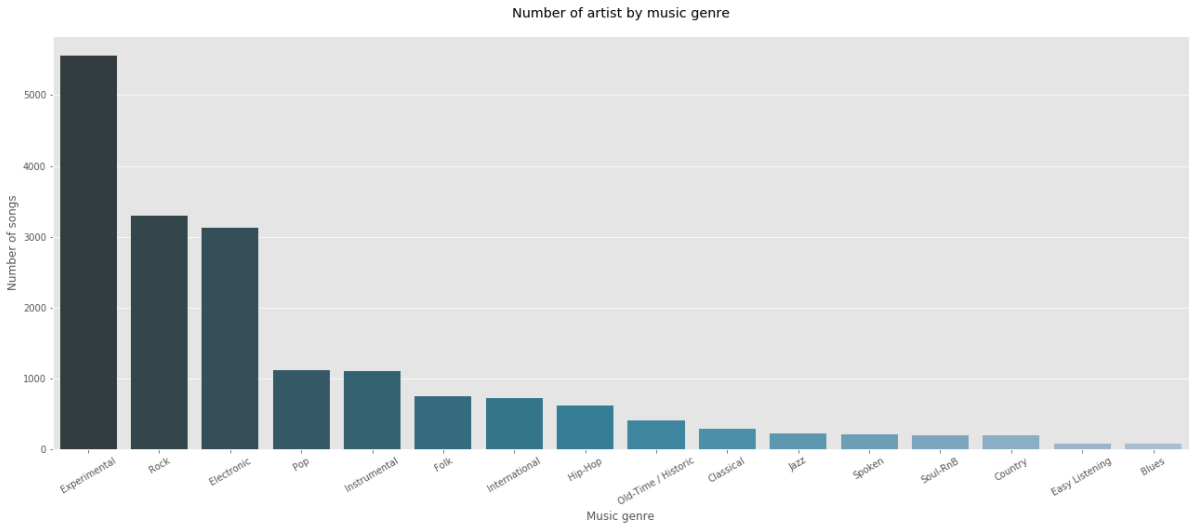


Imagen 17 - Número de artistas por género musical principal.

La distribución de géneros por cada archivo de música, podría considerarse como una distribución asimétric a la derecha, 25% de los archivos de música tiene 3 géneros de música asociados.

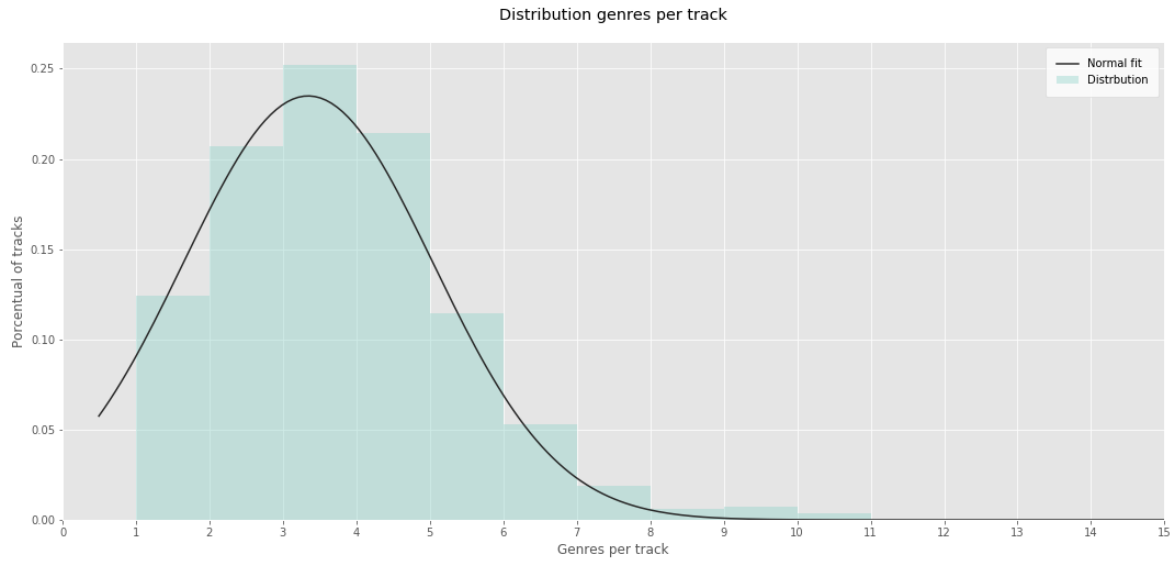


Imagen 18 - Distribución de número de género por canción.

Con el objetivo de encontrar una correlación entre los distintos 161 géneros musicales, realizamos un conteo cruzado escalado de 0 a 1 del número de veces que un género se ecuentra presente al mismo tiempo en el dataset.

Se puede observar:

- Géneros como el pop, el rock, el instrumental y el experimental se encuentran presentes en archivos de música con casi todos los géneros de el set de datos.

- La matriz tiene una clara carga en las filas y columnas superiores y a la izquierda debido a que la maoyria de estos son los géneros musicales padres, lo cual aumenta la probabilidad de que estos géneros se encuentren cruzados con sus géneros hijos.

- Los géneros tradicionales y asiáticos suelen no estar presente en otro tipo de géneros musicales.

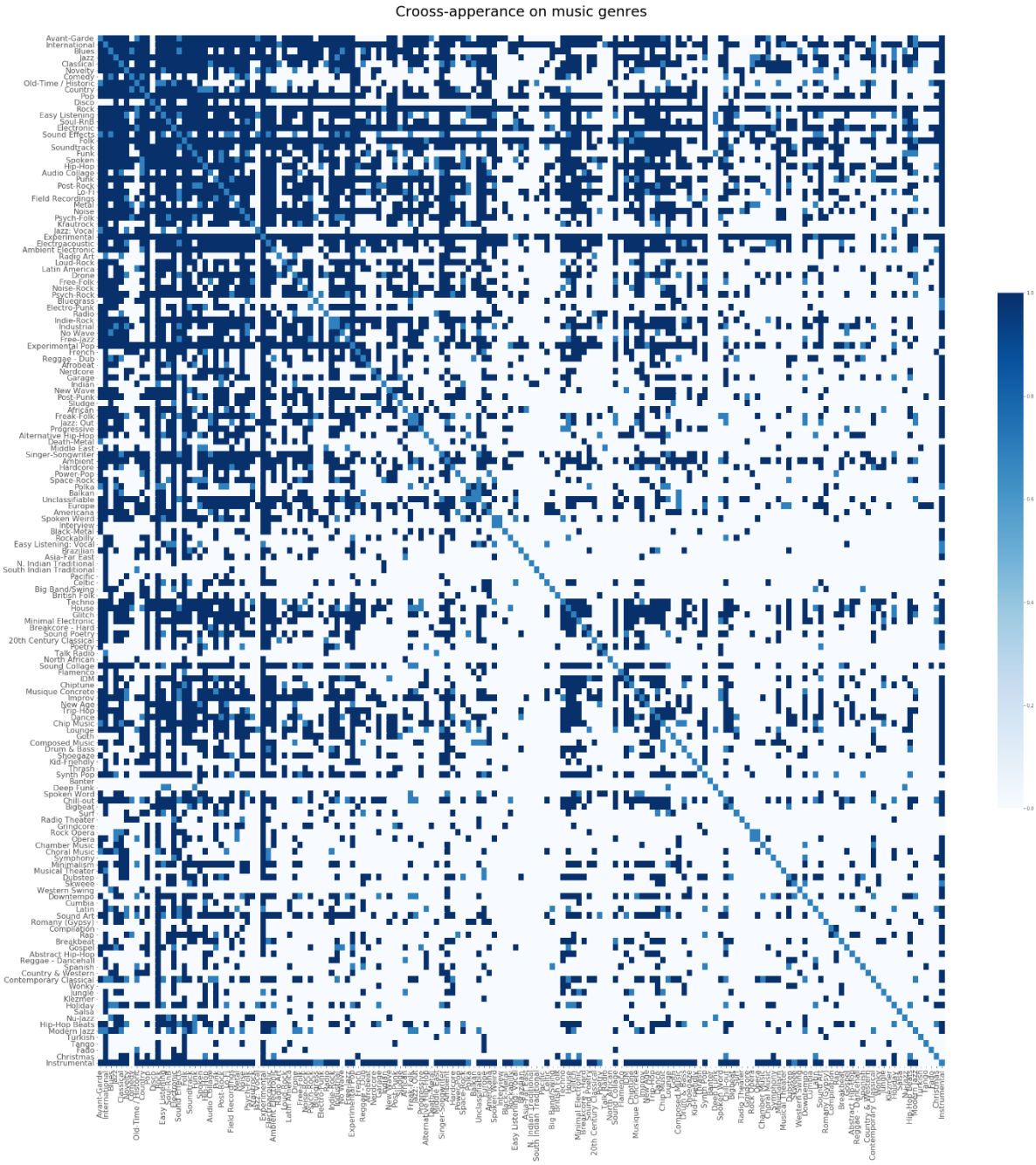


Imagen 19 - Matriz de aparición cruzada de géneros musicales.

Canciones por idioma

Sólo contamos con 15.18% de las canciones con este metadato, de las cuales más del 96% pertenecen al idioma inglés.

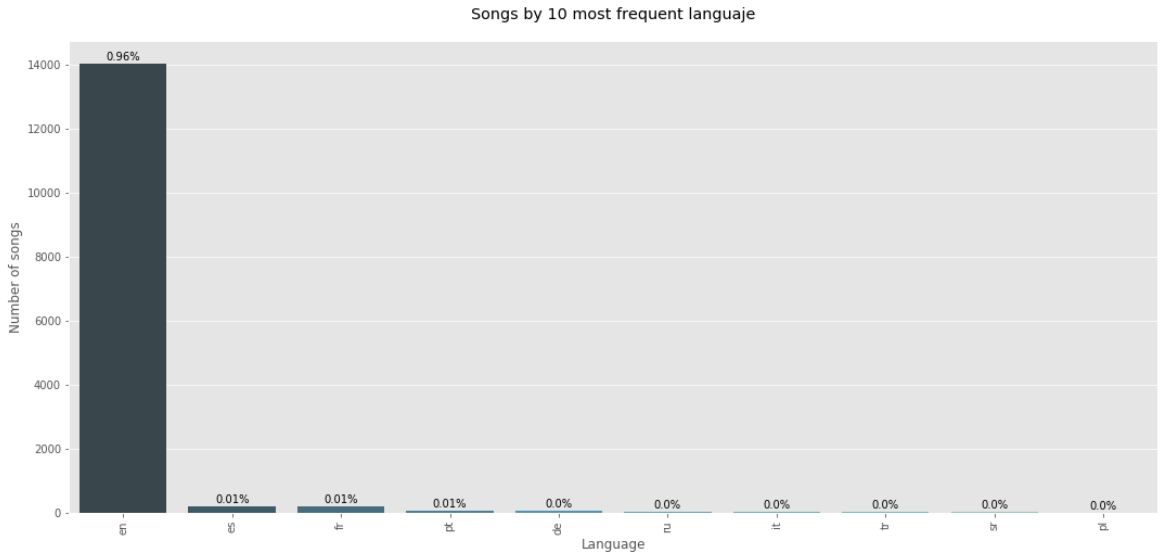


Imagen 20 - Porcentaje de canciones de los 10 idiomas más frecuentes.

País de origen de los artistas

Solo contamos con información del origen de los artistas de un **24%** de los archivos de música**,** se puede observar un claro sesgo del origen geográfico de los artistas incluidos en el set de datos, teniendo un sesgo de origen de América del norte y Europa (Se debe considerar que la industria de música comercial es la fuente de dicho sesgo), además, una considerable cantidad de artistas Rock provienen de Estados Unidos, y una considerable cantidad de artistas de música experimantal de Europa, principlamente del este.

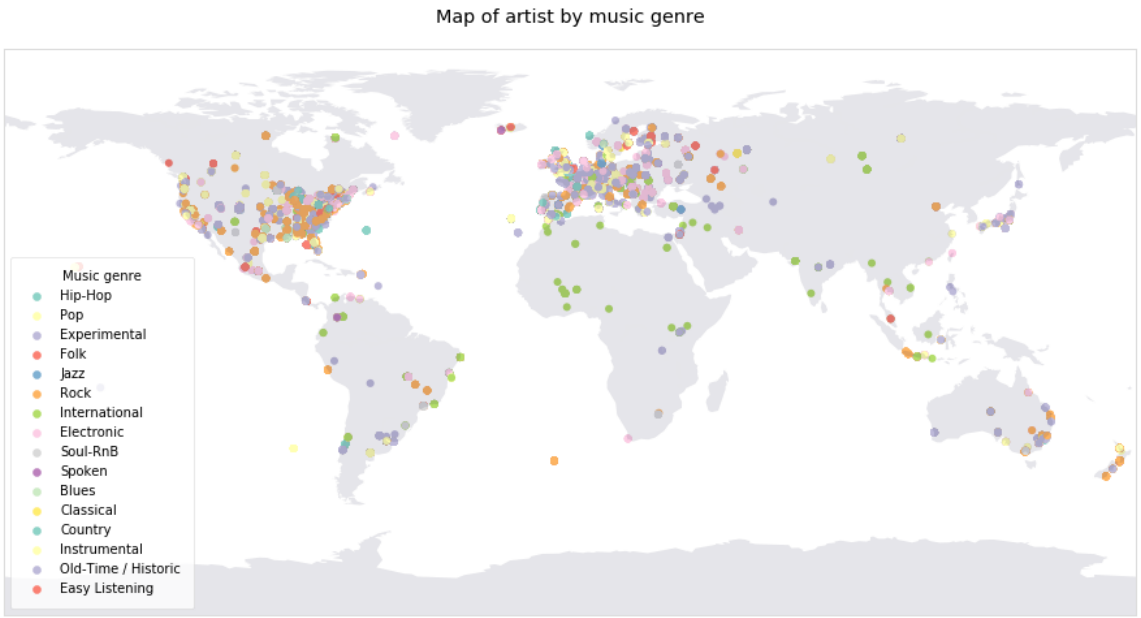


Imagen 21 - Mapa de origen de los artistas por género musical.

Fechas de lanzamiento

El set de datos contiene lanzamientos desde el año 1896 hasta el año 2017, con una clara tendencia de crecimiento desde el año 1995.

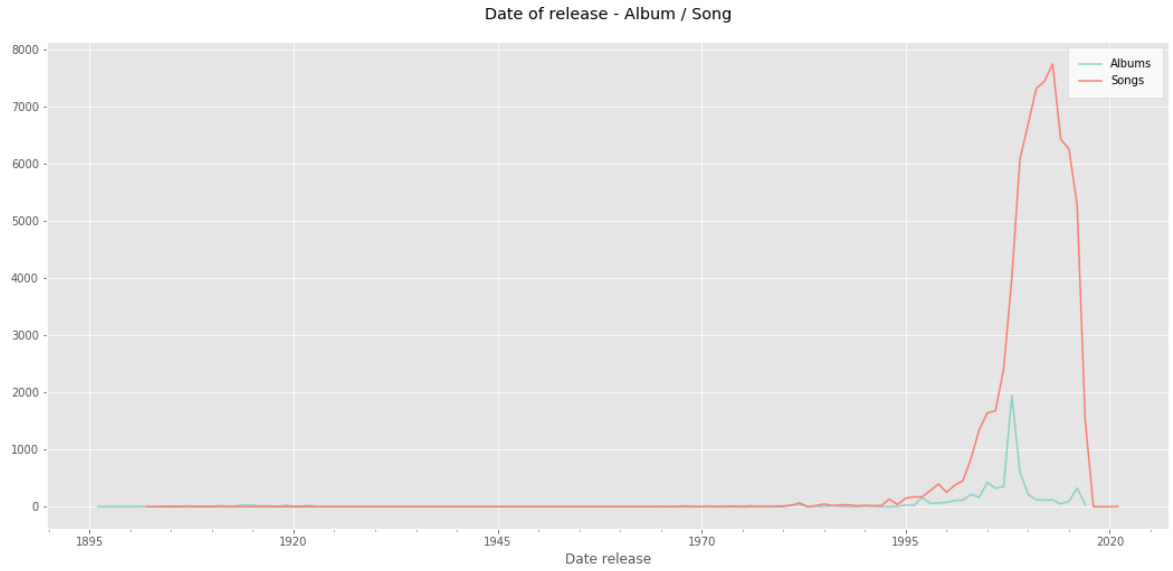


Imagen 22 - Fecha de lanzamiento de álbumes y archivos de música.

Técnicos

Es muy importante conocer algunos aspectos técnicos que nos permitan tomar decisiones de como trataremos los archivos antes de la generación de variables.

Duración de archivos de música

Se observa una distribución asimétrica a la derecha, leptocúrtica.

El archivo de música con **mayor duración es de 5 horas**, contamos con 16 archivos de audio con tamaño 0 los cuales verificamos y corregimos. Además, contamos con 1,986 archivos con tamaño menor a 30 segundos.

La media de tiempo del set de datos es de **241.16 segundos** y una mediana de **213.00 segundos.**

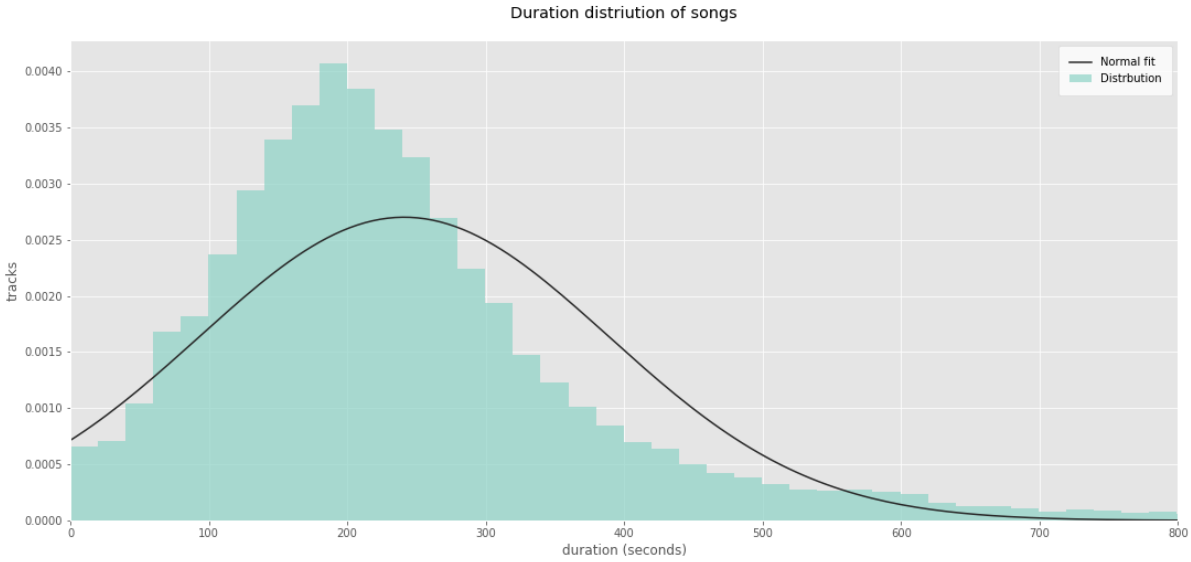


Imagen 23 - Distribución de duración de archivos de música.

Tasa de muestreo

La tasa de bits o tasa de muestreo es el número de bits por segundo que se guardan como muestra al convertir una señal analógica a digital.

Debido a que la creación de variables dependerá de este valor, es importante conocer la forma en la que se distribuyen. Regularmente es un estándar en música muestrear con 128, 248 o 320 Kbps, por lo que se puede observar son algunos de las tasas que se repiten con mayor frecuencia. Más de la mitad del set de datos tiene una excelente calidad.

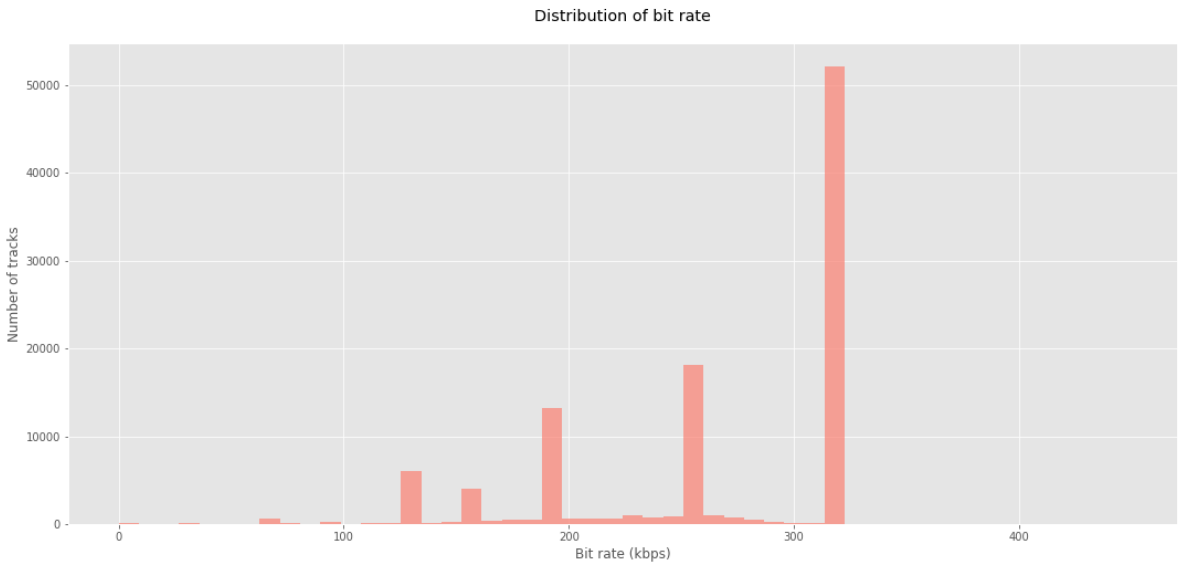


Imagen 24 - Distribución de tasa de bits.

Variables

Una vez creado y definido el set de variables basadas en MIR, realizamos un análisis univariante y multivariante del set de datos.

Del análisis multivariante podemos destacar que no existen correlaciones perfectas entre las variables, sin embargo, la correlación más alta es de 0.994, se observa poca correlación entre las variables, 90% de las variables tienen correlaciones por debajo del 0.5 en valor absoluto.

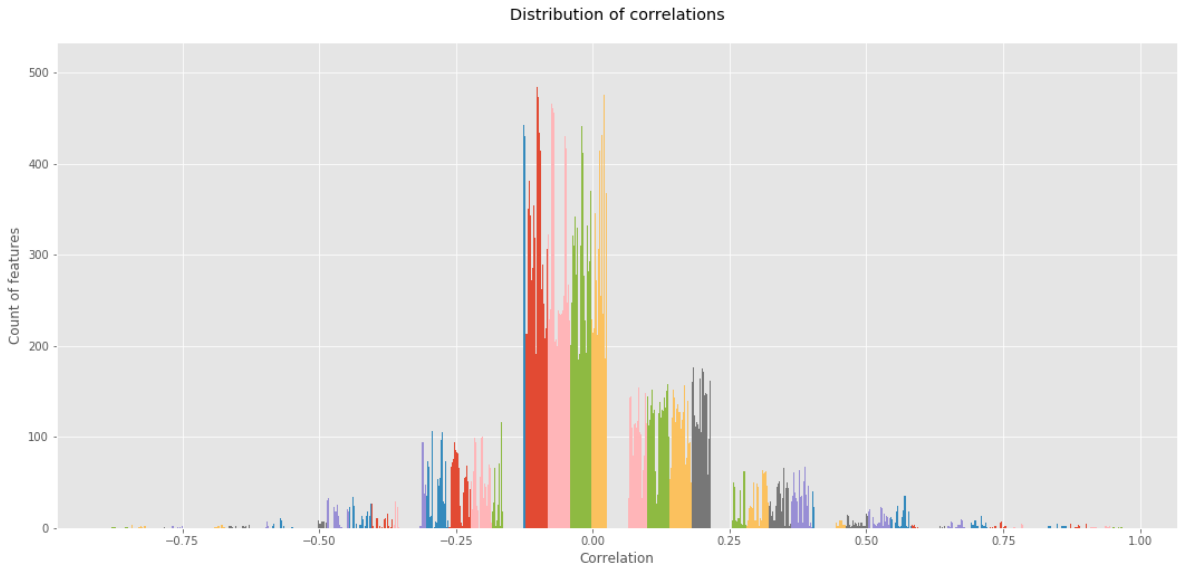


Imagen 25 - Distribución de correlaciones.

Debido a la alta dimensión del set de datos solo realizamos el análisis de distribución de algunas variables creadas y su relación lineal con valores del mismo método de recuperación de información musical.

Como ejemplo, tomamos la media de 6 de los 20 valores de MFCC para analizar su distribución y su relación lineal entre ellos. Podemos observar muy poca relación lineal entre ellas, lo cual podría indicarnos que el conjunto de variables de este método podría aportar más información diversa que nos permita la clasificación.

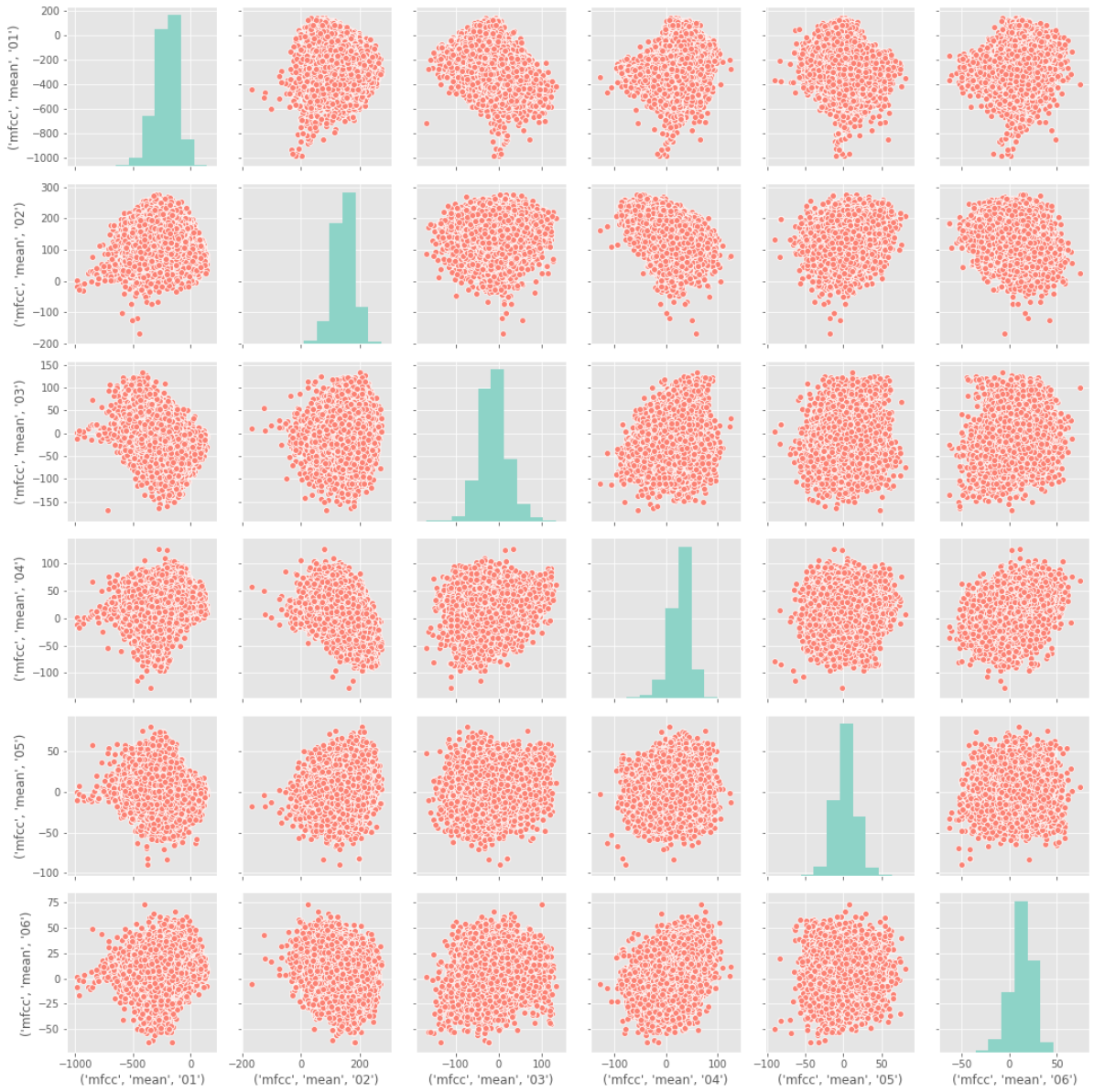


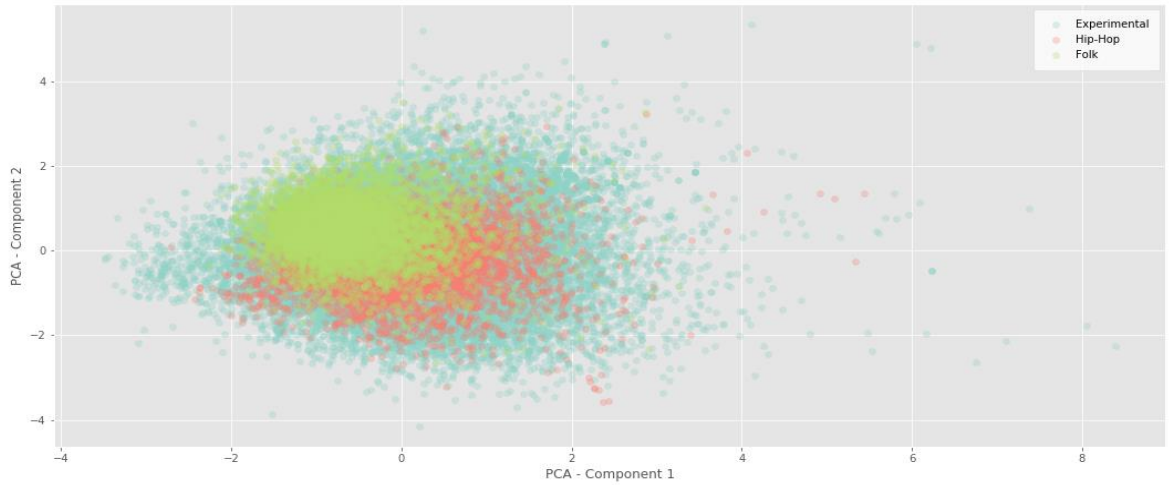
Imagen 26 - Relación lineal y distribución de media - MFCC.

Debido a la alta dimensión de nuestras variables, y con el objetivo de poder visualizar su posible aportación real en la clasificación de géneros musicales, hemos aplicado un algoritmo de **análisis de componentes principales** sobre nuestras variables, obteniendo las primeras dos componentes con el objetivo de visualizar, por cada método de MIR, su posible aporte a la discriminación o separación de clases objetivo.

Para su representación, hemos elegido las dos primeras componentes principales y 3 géneros musicales que permiten una más clara visualización del aporte de cada método a la separación de clases, estos géneros musicales son: Experimental, Folk y HipHop.

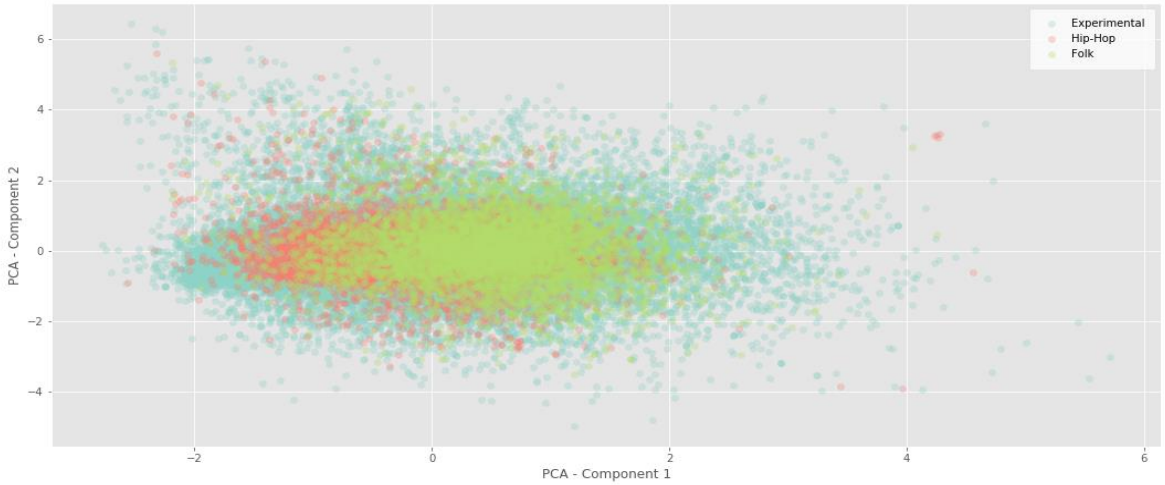
Con el análisis podemos observar que MFCC y contraste espectral, son los dos métodos que parecen aportar más a la separación de géneros musicales, y Tonnetz el que menos.

PCA: mfcc

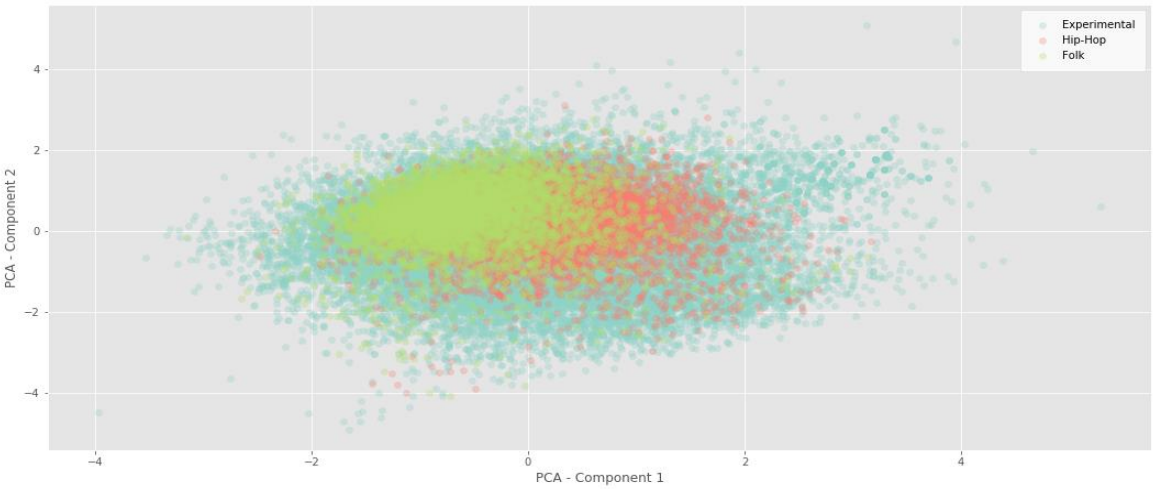


.

PCA: spectral_bandwidth



PCA: spectral_contrast



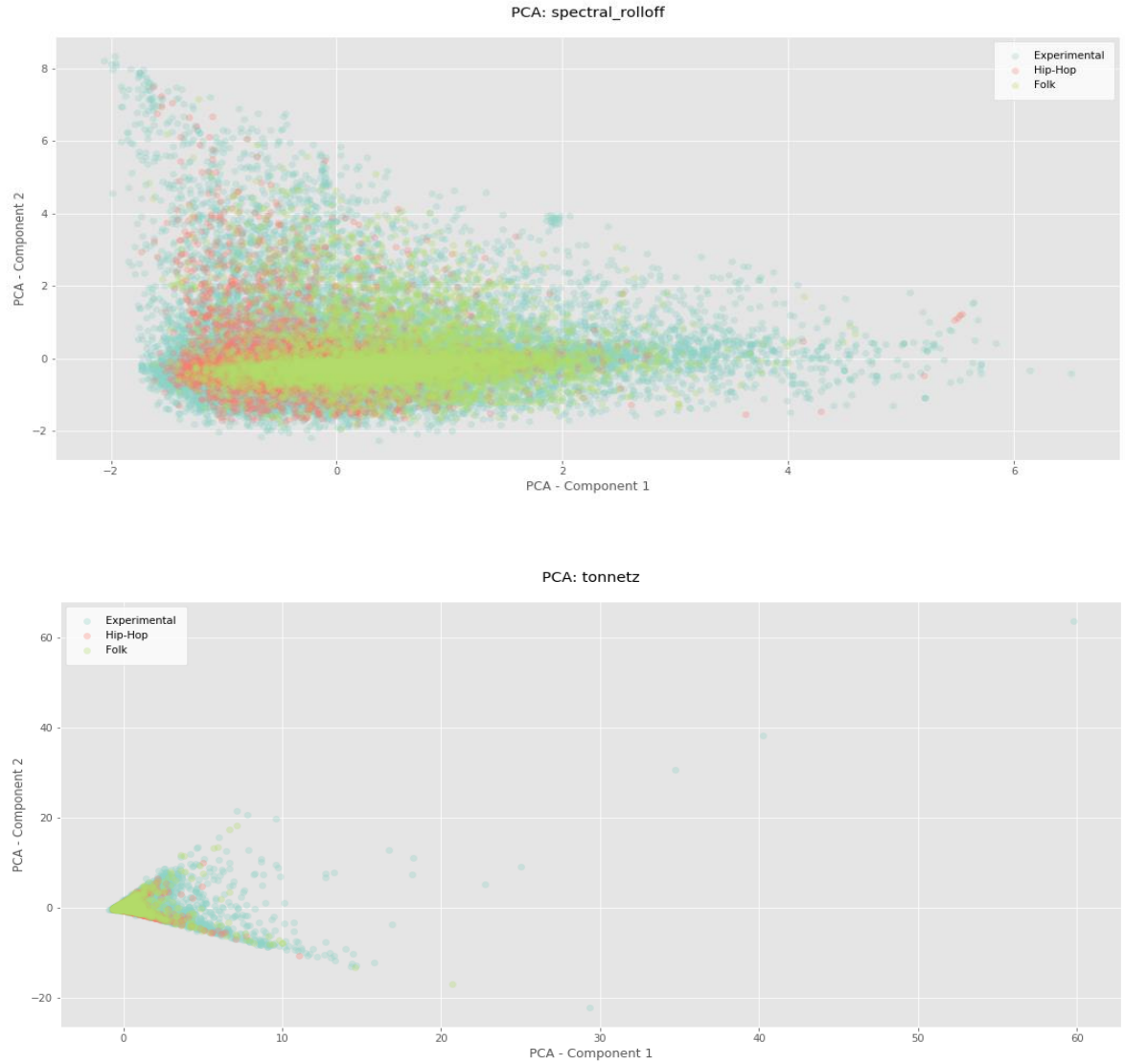


Imagen 27 - PCA de variables MIR proyectadas en 3 géneros musicales.

Selección de variables

Debido a la alta dimensionalidad de nuestras variables, y a los recursos físicos limitados, no exploramos la opción de selección de variables por métodos tipo *wrapper,* debido al tiempo de ejecución excesivo de algoritmos stepwise, *forward*, o *backward* con dimensiones tan altas.

Para la selección de variables exploramos 3 distintas estrategias:

PCA - Reducción de dimensionalidad

Aplicamos un análisis de componentes principales, y utilizamos la gráfica de codo para seleccionar el número de componentes de acuerdo a la inflexión que se visualiza como la que acumula la mayor cantidad de varianza.

Debido a la existencia de dos quiebres realizaremos pruebas con las **primeras 4 componentes**, ya que la primera componente explica un 86% de la varianza, y la suma de las primeras 4 componentes cerca del 95%.

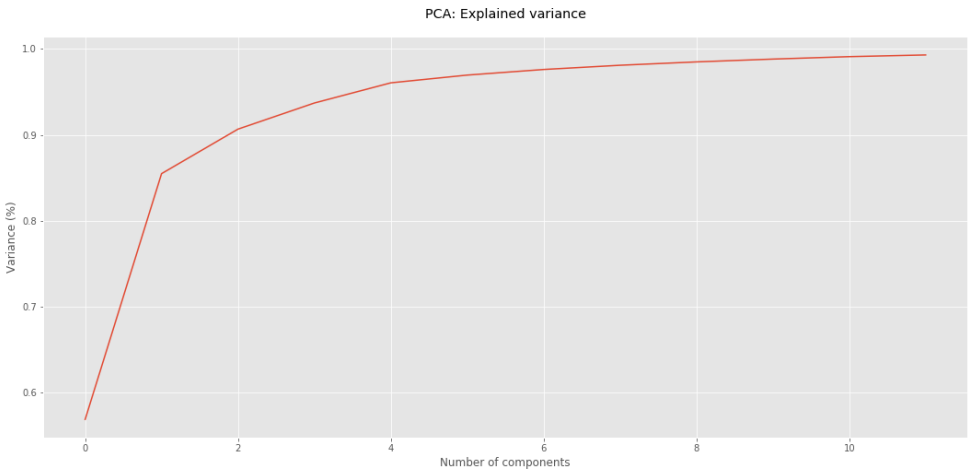


Imagen 28 - Gráfica de codo (Varianza explicada por componente principal).

MDA - Random Forest

Mean Decrease in Accuracy es un método que fue seleccionado tras una búsqueda de métodos eficientes para alta dimensionalidad, consiste en realizar N ejecuciones del algoritmo, tomando una variable de forma aleatoria, y permutando sus valores aleatoriamente. Se calcula la diferencia causado en el *accuracy* debido a la permutación, y al final de obtiene una media que permite calcular el peso de importancia de una variable.

Hacemos uso del algoritmo Random Forest debido a:

- Comprobada bondad de ajuste en problemas de los que se desconoce o es complejo conocer el valor de las variables en el negocio.
- Su fácil paralización.
- Su tiempo final de ejecución.

Para facilitar la selección de variables, se tomaron aquellas cuyo peso fueran mayor a 0.001, finalizando con 40 variables seleccionadas, las cuales son:

Variable	***Weight***
mfcc_max_04	0.005383
mfcc_max_01	0.002876
mfcc_mean_03	0.002526
mfcc_mean_04	0.002341

mfcc_max_03	0.002305
mfcc_std_14	0.002286
spectral_contrast_median_04	0.002194
spectral_contrast_mean_02	0.002157
spectral_contrast_mean_03	0.002102
spectral_contrast_mean_04	0.002065
rmse_median_01	0.001936
mfcc_mean_01	0.001936
spectral_contrast_median_02	0.001881
spectral_contrast_skew_03	0.001881
mfcc_median_06	0.001862
mfcc_std_16	0.001825
mfcc_median_20	0.001715
mfcc_std_12	0.001641
mfcc_mean_06	0.001622
spectral_rolloff_skew_01	0.001567
mfcc_std_10	0.001549
mfcc_max_07	0.001530
mfcc_std_20	0.001530
mfcc_std_02	0.001493
mfcc_std_06	0.001493
tonnetz_std_06	0.001401
tonnetz_std_03	0.001383
mfcc_std_04	0.001309
mfcc_median_03	0.001272
spectral_centroid_mean_01	0.001254
spectral_contrast_skew_01	0.001254
mfcc_skew_07	0.001235
mfcc_std_15	0.001217
chroma_cens_max_12	0.001180
spectral_contrast_max_07	0.001162
mfcc_std_09	0.001143
mfcc_median_18	0.001143
spectral_centroid_skew_01	0.001051
mfcc_median_01	0.001032
spectral_contrast_min_02	0.001014

Tabla 2 - Pesos de variables en MDA - Random Forest.

Combinatoria de métodos MIR

Para la obtención de nuestras variables más significativas, tratamos cada método MIR como un conjunto de variables atómicas, probando distintos métodos de clasificación sobre cada set de variables de cada método MIR de forma independiente.

Con aquellos métodos que mostraron un mejor resultado, realizamos distintas combinatorias en búsqueda de la mejor combinación, simulando un método *wrapper* de selección de variables, los resultados pueden ser observados en la siguiente sección.

Selección de métricas

Para la selección de la métrica utilizada para los modelos, hemos tomada las siguientes consideraciones:

- El set de datos está desbalanceado, la clase minoritaria representa apenas el 0.4% del total de archivos de música, mientras que la clase mayoritaria tiene el 21% del total de archivos.
- Se trata de un problema de clasificación multiclase, donde no tenemos prioridad por ninguna de las clases de forma teórica, pero debería de analizarse el peso positivo de clasificar de forma adecuado una canción de la clase mayoritaria al ser alcanzable por un mayor número de usuarios.
- El desbalanceo reflejado en el set de datos, existe como un caso real en la industria, la cantidad de música de algún género en particular en cualquier plataforma de streaming dependerá de las tendencias del mercado y de su público meta.

Con base a estos criterios se entrenará el modelo sin realizar un balance de clases, considerando que este escenario pondera de forma natural la importancia de la aparición de una clase.

Para tener un mejor entendimiento de las métricas exploradas, se sintetiza la investigación de métricas aplicadas a problemas de clasificación multiclase desbalanceados.

Métrica	*Pros*	*Contras*
Accuracy	Sencilla de entender. Se puede establecer un modelo base para conocer la mejora predictiva de los modelos.	No refleja la realidad predictiva del modelo, pues si se asigna una nueva observación a las clases mayoritarias, existirá una alta probabilidad de acertar.
F1 - Micro	Pondera su resultado a la clase más grande.	En realidad, se obtiene el mismo resultado que el accuracy.
F1 - Macro	Pondera su resultado a la clase más pequeña.	Su comportamiento no es del interés real del caso de uso final.
ROC	Se puede conocer un comportamiento por clase.	Ha demostrado poca eficacia con desbalanceo de clases por no tomar en cuenta la aleatoriedad.
Kappa	Toma en cuenta la aleatoriedad por cada clase.	Su naturaleza no es de uso de predicciones, pero puedo adaptarse con cierta prudencia.

Con base a el análisis de métricas vamos a utilizar:

- **Kappa**: Nos permite conocer el nivel de acuerdo entre dos anotadores o expertos, el cual en este caso será utilizado entre la predicción y la etiqueta real, será la métrica que nos permita decidir entre lo que consideraremos un mejor modelo en comparación a otro. Con el objetivo de conocer su mejoramiento respecto a un modelo base utilizaremos además el **accuracy** como una forma de comparación.

- **Matriz de confusión**: Para analizar con detenimiento el comportamiento del modelo final, utilizaremos la matriz de confusión para obtener algunos resultados.

Análisis y resultados

Machine learning

Los algoritmos que se utilizan fueron seleccionados en base a algoritmos que han demostrado eficacia en la clasificación multi clase, así como por criterios de diversidad en la forma de resolver un problema de clasificación, por lo que se omiten pruebas de algunos algoritmos de machine learning de poca eficacia parea problemas de clasificación multiclase o por su parecido a otro algoritmo seleccionado.

Los algoritmos podrán ser identificados de la siguiente manera:

- **LR**: Regresión logística (LBFGS)
- **Knn**: Vecinos próximos
- **SVC**: Clasificador por vector de soportes
- **linSVC**: Clasificador por vector de soportes lineal
- **RF**: Forest
- **NB**: Naybe Bayes Gaussiano
- **QDA**: Análisis discriminante cuadrático
- **XGB**: Extreme Gradient Boosting Classifier
- **GBC**: Gradient Boosting Classifier

En el conjunto de métodos de recuperación MIR, pueden ser identificados por:

- **ctr**: Spectral contrast.
- **chr**: Chroma cens.
- **cen**: Spectral centroid.
- **ton**: Tonnetz.
- **all**: Todos los métodos MIR explorados.
- **columns_mda**: selección de variables por MD.
- **pca:** 4 componentes como selección de variables.

Como una estrategia de selección de modelos y al mismo tiempo de selección de variables realizamos una prueba independiente de cada uno del conjunto de variables obtenidas en cada método de recuperación de información musical.

Los resultados obtenidos son:

	dim	LR	kNN	SVC	linSVC	RF	NB	QDA	XGB	GBC	media
mfcc	140	42.31	42.37	46.45	42.06	42.79	23.97	24.73	45.32	44.12	*39.35*
spectral_contrast	49	36.99	38.05	42.57	36.89	39.83	24.89	20.10	41.30	40.09	*35.64*
spectral_centroid	7	30.95	35.39	35.42	30.77	33.80	19.98	22.01	36.32	35.47	*31.12*
zcr	7	30.27	34.66	34.69	30.44	33.26	22.28	22.53	36.00	35.38	*31.06*
spectral_rolloff	7	31.14	35.20	35.39	31.42	33.57	17.25	18.71	35.65	34.92	*30.36*
spectral_bandwidth	7	30.40	33.92	33.77	30.65	32.68	20.19	21.80	34.29	33.58	*30.14*
tonnetz	42	32.06	33.29	36.00	31.94	34.12	15.48	14.84	35.13	33.84	*29.63*
rmse	7	31.93	34.66	35.01	32.04	33.24	9.92	9.81	35.00	34.69	*28.48*
chroma_stft	84	32.96	34.56	37.74	33.25	35.65	1.95	2.17	37.87	36.34	*28.05*
chroma_cens	84	32.34	32.12	36.42	32.37	33.47	6.89	10.27	34.56	33.55	*28.00*
chroma_cqt	84	29.73	31.74	36.38	29.69	33.11	1.81	2.03	35.39	33.95	*25.98*
mean_algorithm	-	*37.26*	*36.98*	*35.99*	*35.09*	*35.05*	*32.87*	*32.82*	*15.36*	*14.96*	-

Tabla 3 - Porcentaje de aciertos por método MIR y algoritmo ML con valores en media por algoritmo y por método MIR.

Con una media de 39.35% de accuracy, el método Mel *Frequency Cepstral Coefficients* demostró ser el mejor método de recuperación de información musical para la clasificación por género, siendo el algoritmo *Support Vector Classificator* con 46.45% de accuracy, el mejor algoritmo.

	LR	kNN	SVC	linSVC	RF	NB	QDA	XGB	GBC
chroma_cens	0.07	10.66	55.01	12.24	0.59	0.02	0.04	18.02	40.30
chroma_cqt	0.04	8.94	37.42	9.42	0.59	0.02	0.04	18.37	39.77
chroma_stft	0.04	8.14	35.50	8.89	0.55	0.03	0.04	18.44	38.94
mfcc	0.06	13.52	44.32	11.28	0.55	0.04	0.07	34.60	55.64
rmse	0.02	0.19	7.60	2.73	0.50	0.00	0.00	1.75	10.20
spectral_bandwidth	0.01	0.16	10.05	3.05	0.54	0.00	0.00	2.04	10.55
spectral_centroid	0.01	0.14	8.92	3.05	0.53	0.00	0.00	2.02	10.52
spectral_contrast	0.02	5.61	20.48	6.08	0.52	0.01	0.02	12.13	30.59
spectral_rolloff	0.01	0.14	8.57	2.93	0.47	0.00	0.00	1.52	9.14
tonnetz	0.02	5.07	25.72	5.85	0.57	0.01	0.02	10.42	28.47
zcr	0.01	0.13	7.84	2.94	0.47	0.00	0.00	1.56	9.22

Tabla 4 - Tiempo de ejecución en minutos por método MIR y por algoritmo ML.

Con un **tiempo total de ejecución de 13.22 horas,** podemos observar que algoritmos como *Support Vector Machine* o *Gradient Boosting* consumen un excesivo tiempo de entrenamiento.

Con la información obtenida en el entrenamiento de diversos modelos para cada método de recuperación de información musical y conociendo la diversidad de información que podemos obtener de cada técnica MIR, configuramos algunas combinaciones, así como utilizamos los métodos de selección de variables antes explorados, en búsqueda de mejorar el *número de aciertos.*

	dim	LR	kNN	SVC	linSVC	RF	NB	QDA	XGB	mean
columns_mda	40	41.79	42.60	45.96	41.34	43.36	29.22	34.10	44.64	*40.38*
mfcc/ctr	189	44.31	42.24	48.30	43.84	43.49	24.75	27.97	46.95	*40.23*
mfcc/ctr/cen	196	44.60	42.16	48.15	43.93	43.57	24.71	27.78	46.86	*40.22*
mfcc/ctr/chr/cen/ton	322	45.90	41.49	49.11	45.21	42.41	20.74	27.96	47.78	*40.08*
mfcc/ctr/chr/cen/rmse	287	45.77	41.48	48.82	45.10	43.15	20.21	26.91	47.52	*39.87*
mfcc/ctr/chr/cen	280	45.31	41.26	48.47	44.41	42.27	20.53	27.27	47.28	*39.60*
mfcc/ctr/chr	273	44.98	41.26	48.30	44.46	42.54	20.35	26.96	47.23	*39.51*
all	518	46.97	40.80	49.40	43.74	42.16	4.60	10.69	47.91	*35.78*
pca	4	23.51	24.13	24.83	23.58	21.37	23.96	24.03	24.49	*23.74*
mean_algorithm		*45.7*	*44.52*	*42.57*	*41.73*	*40.48*	*39.71*	*25.96*	*21.01*	-

Tabla 5 - Porcentaje de aciertos por combinatorias MIR y algoritmo ML con valores en media por algoritmo y por combinatorias MIR.

Se observa que, nuestra selección de variables por MDA obtuvo el mejor resultado con 40.38% de aciertos en media, sin embargo, SVC logró obtener con una combinatoria de todos los métodos MIR, un nivel de acierto de **49.40%,** en media por algoritmo, el mejor ha sido Regresión Logística con un **44.53**%.

	LR	kNN	SVC	linSVC	RF	NB	QDA	XGB
mfcc/ctr	0.07	16.85	51.27	11.87	0.54	0.05	0.09	45.78
mfcc/ctr/chr	0.11	24.50	73.10	15.03	0.56	0.07	0.16	67.78
mfcc/ctr/cen	0.07	17.49	52.83	12.31	0.56	0.05	0.10	51.27
mfcc/ctr/chr/cen	0.11	24.87	75.13	15.45	0.56	0.07	0.16	70.62
mfcc/ctr/chr/cen/ton	0.13	28.67	87.29	17.09	0.57	0.08	0.20	73.21
mfcc/ctr/chr/cen/rmse	0.11	25.93	77.01	15.54	0.56	0.08	0.18	64.30
all	0.22	41.10	128.33	26.65	0.62	0.15	0.45	118.42
columns_mda	0.03	4.89	17.59	6.22	0.52	0.01	0.02	10.08
pca	0.01	0.09	9.37	2.67	0.55	0.00	0.00	1.42

Tabla 6 - Tiempo de ejecución en minutos de algoritmos ML por combinatoria de métodos MIR.

El **tiempo total de ejecución total es de 23.16 horas,** donde algoritmos como SVC y XGB, demostraron un costoso tiempo de entrenamiento por encima de las 2 horas de ejecución con todas las variables obtenidas de las técnicas MIR.

Cabe destacar que debido al excesivo tiempo de ejecución del algoritmo Gradient Boosting y su similitud con Extreme Gradient Boosting, hemos descartado dicho algoritmo para este análisis de combinatoria de métodos MIR.

Hiper-parametrización y Ensemble

Con los datos obtenidos en el análisis anteriores se tomaron las siguientes consideraciones para la construcción de un ensemble y la hiper-parametrización de 3 modelos:

- **Tipo de ensemble**: Se ha elegido un **ensemble por votación** donde la predicción de cada modelo tendrá el mismo peso. La selección de este tipo de ensemble se debe a que es sencillo de entender, poco costoso y permite la integración de algoritmos diversos al no requerir de cálculo de probabilidades por parte de los algoritmos.
- **Algoritmos**: Se seleccionaron 3 algoritmos basados **en su nivel de acierto, su tiempo de ejecución y su diversidad de construcción**. Además, para lograr tener un ensemble por votación se seleccionó un número impar:
    - Xtreme Gradient Boosting
    - Logistic Regresion
    - Linear Support Vector Machine
- **Variables seleccionadas**: En base a los 3 algoritmos seleccionados, seleccionamos el conjunto de técnicas MIR con mayor media en aciertos.
- **Hiper-parametrización**: Se seleccionaron hiperparámetros específicos para cada modelo, tomando en cuenta recomendaciones de hiper-parametrización optimizada con aspectos como:
    - Selección de hiperparámetro más significativos
    - Rango de valores con crecimiento logarítmico
- **Validación cruzada**: Se utiliza el método de *RandomizedSearchCV,* con una estrategia de *cross validation* estratificada k=3, y la obtención de 10 modelos Random. Se utiliza la métrica **Kappa** para obtener el mejor modelo tomando en cuenta el desbalanceo de clases y la probabilidad por azar.
- **Train**: Para la construcción de muestras estratificadas se tiene una base de 93,222 archivos de audio.
- **Test**: Se utiliza un set de datos excluido de todo el análisis, que consiste en 11,121 archivos de audio (15% aproximado del total).

El ensemble obtiene un **46.32% de aciertos**, y un *kappa* de 33.22%, lo cual demuestra que se logra un ajuste por encima del modelo base definido.

Music Genre	*Accuracy %*
Blues	0
Classical	23.97
Country	0
Easy Listening	2.27
Electronic	55.2
Experimental	66
Folk	27.99
Hip-Hop	38.98
Instrumental	7.17
International	9.72
Jazz	4.55
Old-Time / Historic	74.24
Pop	1.59
Rock	71.84
Soul-RnB	0
Spoken	6.45

Tabla 7 - Porcentaje de aciertos por género musical del set de prueba.

Observaciones:

- Se puede concluir que el modelo tiene un valor predictivo malo en las clases minoritarias, obtenido en 3 de ellas 0% de aciertos.
- Las 3 clases mayoritarias *Experimental, Rock y Electrónica* ejercen una clara tendencia a que otros géneros sean clasificados como de estas 3 clases prioritarias.
- El género *Old-time / Historic*, a pesar de ser una clase minoritaria tiene el más alto ajuste predictivo de todo los géneros musicales.
- El género *Hip - Hop* tiene un nivel de confusión alto con géneros como electrónica y experimental.

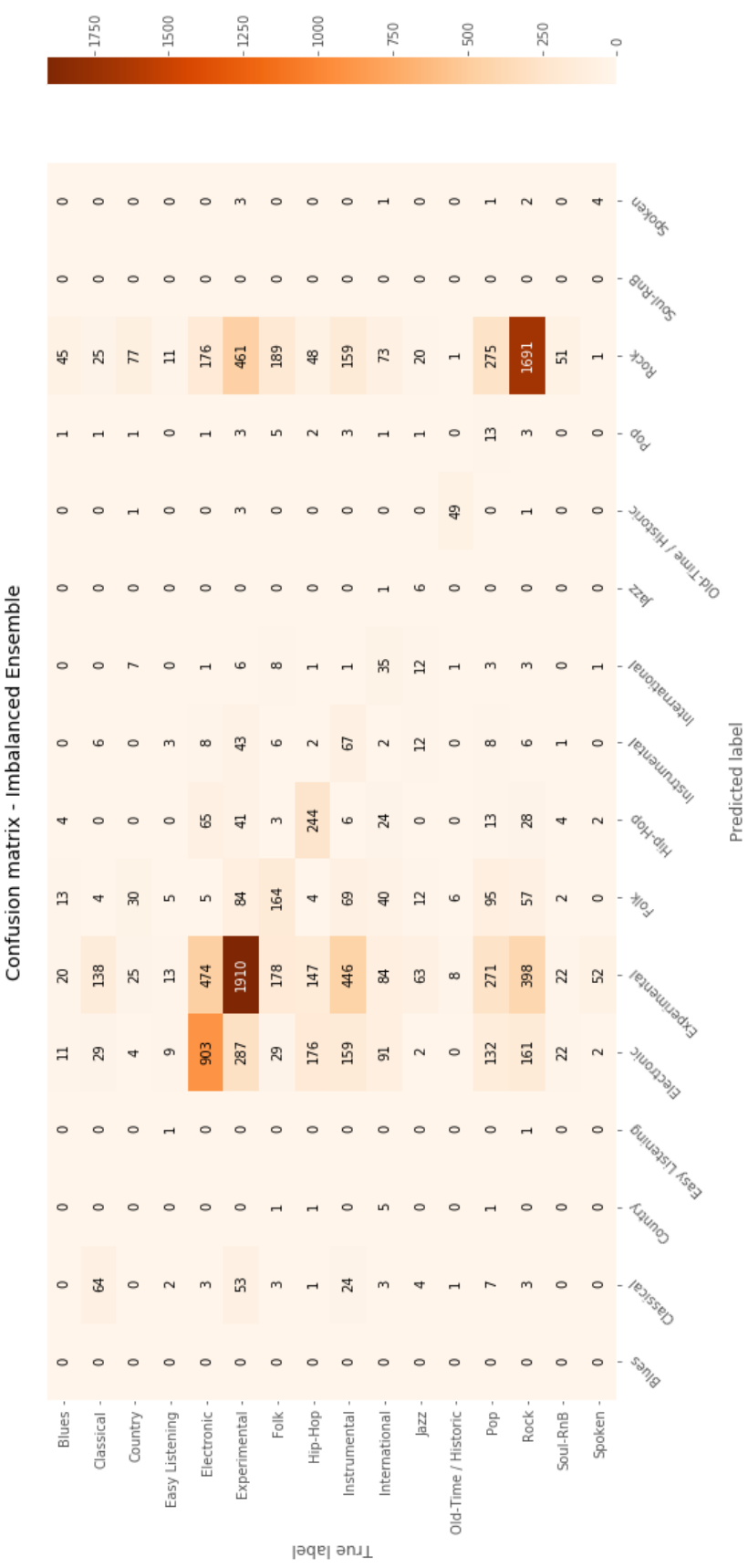


Imagen 29 - Matriz de confusión – Ensemble de datos desbalanceados.

Deep learning

AQUÍ DEEP LEARNING

Princípales obstáculos enfrentados

- **Tiempo de procesamiento**: En general los tiempos de procesamiento han sido un obstáculo debido principalmente a la capacidad física del equipo de cómputo o a la imposibilidad o falta de implementación de algoritmos que pueden ser ejecutados de manera paralela.

- **Falta de memoria:** Algunos de los casos exploratorio que no pudieron ser concretados se debieron a la falta de memoria volátil del equipo disponible, algunos lograban realizar paginado en memoria física como es el caso del método *smote* del paquete *imbalaced-learn*, sin embargo, esto ralentizaba los procesos de manera que no fue sostenible continuar con las pruebas, algunos de las estrategias de muestreo que se probaron son:

    - Balanceo de clases por oversamplig - Smote
    - Balanceo de clases por undersamplig – Edited y Condensed Nearest Neighbors
    - Balaceo de cargas mixto – Smoteen (Mezcla de los anteriores)

- **Errores de servicios de servicios de almacenamiento en la nube:** En el caso de servicio en la nube de almacenamiento, nos encontramos con dos problemas principales:
    - Falta de integración de servicio para la carga de archivos de manera sencilla desde archivos disponibles vía HTTP.
    - Problemas de integridad de datos al querer utilizar herramientas de línea de comando en ambientes HDFS. Una de las soluciones encontradas para lograr la carga de datos masivos desde servicio HTTP, no pudieron concretar tareas secundarias como el descomprimido de información y relocalización en el servicio de almacenamiento en la nube.

Sesgos

El sesgo algorítmico ocurre cuándo un sistema informático refleja la cultura de los humanos que están implicados en la codificación y recolección de datos usados para entrenar un algoritmo.

Es importante destacar que en los modelos utilizados hemos identificado un conjunto de sesgos considerable que a continuación se describen y cuya finalidad es la de visibilizar algunas problemáticas derivadas del sesgo algorítmico.

Género musical: Aun cuando regularmente un pieza musical suele estar asociada a un sólo género musical, se debe considerar que las fronteras entre los distintos géneros musicales son más de naturaleza cultural, y que no existe una sola forma de homologación de criterios para definir un género musical.

A su vez, una pieza musical puede tener características de dos o más géneros musicales en el mismo lapso, o dos o más géneros en distintos tiempos que componen la pieza musical. Se debe tomar a consideración que los criterios de asignación a un sólo género musical son muy diversos, ya que puede definirse en términos del estilo del álbum al que pertenece, el compositor, el músico o cantante que lo ejecuta, así como por aquel género que sea predominante durante más tiempo en la pieza musical.

Música comercial: Debido a que el objetivo de aplicación fijado para esta exploración es el de que pueda ser escalado a un sistema de recomendación, debe tomarse en cuenta que el set de datos utilizado contiene principalmente música comercial-occidental, por lo que un considerable número de patrones que hemos obtenido a través de técnicas de recuperación de información musical o aprendizaje profundo en la red neuronal, se encuentran sesgadas.
Algunas de las características que son diferentes en la música no comercial (música autóctona, tradicional, ritual, oriental, etc.) son:

- Uso de ritmos musicales complejos cuyos patrones de repetición son diversos en el dominio del tiempo.
- Uso de instrumentos musicales no convencionales, fabricados de manera artesanal, instrumentos únicos, construidos localmente con materia no convencional para la construcción de instrumentos occidentales.
- Reglas armónicas diversas que desde la cultura occidental pueden ser consideradas como disonantes.
- Creación de escalas musicales propias, que no son construidas en términos del sistema de temperamento igual, cuya nota base no se encuentra en la frecuencia de los 440 Hz.

Conclusiones y trabajo futuro

Los algoritmos de machine learning están transformando la industria musical, su aplicación se encuentra actualmente en todos los procesos de la industria; desde el reconocimiento de talento artístico, pasando por la composición y la producción, y como es nuestro caso de estudio, en la venta y recomendación de contenido en plataformas digitales.

La investigación y el trabajo realizado demuestran que las técnicas de recuperación musical basadas en tratamiento de señales, así como el aprendizaje a través de redes profundas, nos dan valiosa información acerca de los patrones musicales. Su utilización es muy diversa por lo que existen múltiples áreas de oportunidad para la aplicación del trabajo realizado.

La complejidad computacional de tratar con archivos de audio, y las dimensiones reales utilizadas en la industria requieren de la búsqueda e implementación de las mejores prácticas, así como de la utilización de infraestructura y servicios escalables que soporten el almacenamiento y procesamiento de Big Data.

Trabajo futuro

Como parte de trabajos futuros identificamos 5 ejes de trabajo:

- Generar un set de datos más robusto y confiable que nos permita explorar tiempos de entrenamiento y complejidad más cercana a la industria.
- En el contexto de entrenamiento de modelos, lograr alternativas de entrenamiento del modelo con cargas balanceadas sin un costo de recursos excesivo.
- Explorar más o nuevas arquitecturas Deep Learning que permitan recuperar más y mejores patrones musicales.
- Integración de capas entrenadas de un modelo Deep learning a un sistema de recomendación basado en filtros colaborativos, mapeando así una mezcla de patrones musicales con información de usuarios.
- Explorar, definir e implementar pipelines que permitan el uso de los algoritmos entrenados de forma eficiente y escalable para ambientes productivos basados en tecnologías Big Data.

Bibliografía y referencias

Artículos científicos

Music information retrieval

Kaminskas, M., y Ricci, F. (2012). *Contextual music information retrieval and recommendation: State of the art and challenges*.

Sched, M., Emilia Gómez, E., y Urbano, J. (2014). *Music Information Retrieval: Recent Developments and Applications.*

Defferrard, M., Benzi, K., Vandergheynst, P., y Bresson X. (2017). *FMA: A dataset for music analysis.*

Machine and Deep learning

Sergey S., Hamza G., y Alexei A. (*2017*). *Representations of Sound in Deep Learning of Audio Features from Music.*

Keunwoo C., György F., Kyunghyun C., y Mark S. (2017). *A Tutorial on Deep Learning for Music Information Retrieval.*

Zhang, W., Wenkang, L., Xiangmin, X., y Xiaofeng, X. (2016). *Improved Music Genre Classification with Convolutional Neural Networks.*

Irvin, J., Chartock, E., Nadav Hollander, N. (2016). *Recurrent Neural Networks with Attention for Genre Classification.*

Choi, K., Fazekas, G., Sandler M., y Cho, K. (2017). *Transfer learning for music classification and regression tasks.*

Valerio, V., Pereira, R., Costa, Y., Bertolini, D., y Silla Jr. C. (2018). *A Resampling Approach for Imbalanceness on Music Genre Classification Using Spectrograms.*
Pui C., Long K., Kin, Y., Zeng, Z. y Hong, K. (2018). *Music Genre classification using a hierarchical Long Short-Term Memory (LSTM) model.*

Bahuleyan, H. (2018). *Music Genre Classification using Machine Learning Techniques.*

Artículos y Notas

Smith, Z. (18 de diciembre del 2016). Hacker Noon. Medium. (https://hackernoon.com/artificial-intelligence-in-the-music-industry-43e809ecbcde).

Despois, J. (21 de noviembre de 2016) Finding the genre of a song with Deep Learning. (https://medium.com/@juliendespois/finding-the-genre-of-a-song-with-deep-learning-da8f59a61194)
Dwivedi, P. (13 de diciembre del 2018). *Using CNNs and RNNs for Music Genre Recognition*. (https://towardsdatascience.com/using-cnns-and-rnns-for-music-genre-recognition-2435fb2ed6af)

Pandey, P. (13 de diciembre del 2018). *Music Genre Classification with Python*. https://towardsdatascience.com/music-genre-classification-with-python-c714d032f0d8

Lerch, A. (5 de noviembre de 2018), *List of MIR Datasets*. http://www.audiocontentanalysis.org/data-sets/

Giacaglia, G. (10 de marzo de 2019), Spotify's Recommendation Engine. https://medium.com/datadriveninvestor/behind-spotify-recommendation-engine-a9b5a27a935

Videos

Rackspace Developers. (25 de septiembre de 2014). *Music Information Retrieval Using Locality Sensitive Hashing.* [Archivo de vídeo]. Recuperado de: https://www.youtube.com/watch?v=SghMq1xBJPI

Data Council. (10 de noviembre de 2014). *Music Information Retrieval using Scikit-learn.* [Archivo de vídeo]. Recuperado de: https://www.youtube.com/watch?v=oGGVvTgHMHw

Cognitive Builder. (10 de mayo de 2017). *Machine Learning & Big Data for Music Discovery presented by Spotify.* [Archivo de vídeo]. Recuperado de: https://www.youtube.com/watch?v=HKW_v0xLHH4

Repositorios

Guimarães, H., *Music Genre classification on GTZAN dataset using CNNs*, Consultado en: https://github.com/Hguimaraes/gtzan.keras

Despois, J., *Finding the genre of a song with Deep Learning.* Consultado en: https://github.com/despoisj/DeepAudioClassification

DeepSound. *CNN for Live Music Genre Recognitio*n. Consultado en: https://github.com/deepsound-project/genre-recognition

Pandey, P. *Music-Genre-Classification-with-Python.* Consultado en: https://github.com/parulnith/Music-Genre-Classification-with-Python

Defferrard, M. *Dataset for Music Analysis*. Consultado en: https://github.com/mdeff/fma

Choi, K. *Transfer learning for music classification and regression tasks.* Consultado en: https://github.com/keunwoochoi/transfer_learning_music

Bayle, Y. *Deep Learning for Music (DL4M).* Consultado en: https://github.com/ybayle/awesome-deep-learning-music

Ruotsi, R. *Music Genre Classification with LSTMs.* Consultado en: https://github.com/ruohoruotsi/LSTM-Music-Genre-Classification

Anexos

Diagrama de proceso

El total de horas invertida es de **160 horas** donde se incluye el tiempo invertido en la memoria técnica, limpieza de código y documentación en general.

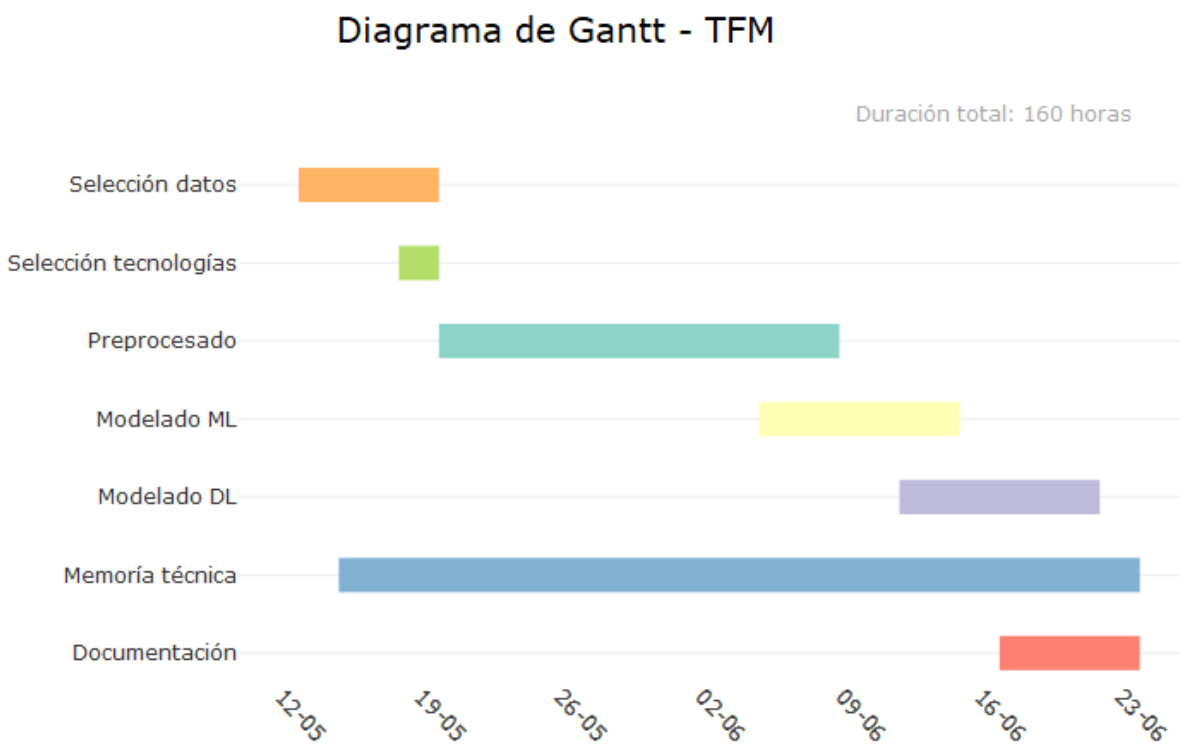


Imagen 30 - Diagrama de Gantt proceso TFM.

Glosario

Acorde: En música es un conjunto de notas que se producen o generan al mismo tiempo, guardan una relación matemática entre ellas, tal que se complementan y tienen un sonido agradable para la cultura occidental.

Disonancia: Es la falta de armonía entre 2 o más notas, se dice que un sonido es disonante si no tiene una relación de frecuencia múltiple con otro sonido.

Humming: Conocido también como tarareo, es la imitación de patrones musicales asociados a la melodía con distintas sílabas o sonidos que no son palabras.

MIDI: Es un estándar tecnológico que describe un protocolo, una interfaz digital y conectores que permiten que varios instrumentos musicales electrónicos, ordenadores y otros dispositivos relacionados se conecten y comuniquen entre sí.

MP3: Es un formato de compresión de audio, que permite entre otras cosas, disminuir el tamaño de un archivo de audio a través de técnicas de muestreo con pérdida.

Muestreo (Digital): Es un proceso de digitalización de señales, que toma muestras de una señal analógica a una tasa de muestreo constante.

Nota fundamental: En un acorde, es la nota base con la cual se construye un acorde, suele ser predominante al oído por lo que suele llamársele a un acorde por el mismo nombre de la nota fundamental.

Sistema de temperamento igual: Es el sistema de normalización música occidental creado por la ISO, por el cual se crean y estandarizan las frecuencias de una nota musical. La nota fundamental está basada en una frecuencia de 440Hz, y 12 semitonos. La relación existente entre un semitono y el siguiente es de $F_n = F_{n-1} * \sqrt[12]{2}$, es decir dado un semitono, se puede obtener el siguiente multiplicando por la raíz decimosegunda de 2.

Tasa de bits: Define el número de bits que se transmiten por unidad de tiempo, es la velocidad de transferencia de datos, la unidad de medida suele presentarse como kbit/s, es decir en cientos de bits por segundo, para archivos de audio.

Timbre: Cualidad del sonido de la voz de una persona o de un instrumento musical permite distinguirlo de otro sonido del mismo tono, está asociado a la combinación de diferentes frecuencias y efectos acústicos como el eco, y la reverberación.

Índice de imágenes

Índice de tablas

Código

Para la consulta del código de los procesos descritos anteriormente, se anexan 3 *jupyter* notebooks y script de *python* con la siguiente estructura:

Scripts

1. **webapi.py:** Archivo de prueba para utilizar la API FMA.

2. **creation.py:** Es el archivo que crea los archivos de metadatos utilizados.

3. **features.py:** Es el archivo que calcula y organiza la información recuperada a través de técnicas de recuperación musical (MIR).

4. **utils.py:** Contiene un conjunto de funciones que son utilizadas de forma horizontal en todos los archivos de código.

Notebooks

1. **Exploration and cleaning:** Se puede consultar la exploración de los archivos de metadatos construidos a través de las llamadas a distintos APIs, además del proceso de limpieza de missing values para los campos de género musical.

2. **Descriptive analysis**: Es una análisis descriptivo detallado de los metadatos y el feature engineering obtenido en los archivos de audio.

3. **Machine learning:** Se muestran el conjunto de exploraciones realizadas para la selección del que consideramos mejor modelo, así como 2 archivos con la hiper-parametrización y generación de ensembles con y sin balanceo de clases.

Además, se incluye un archivo **environment_mir.yml** que contiene la configuración del ambiente *Anaconda* para la configuración de dependencias necesarias para ejecutar el código con éxito.

Mini APP

Como parte de la visualización dinámica se realizó la adaptación de la aplicación *CNN for Live Music Genre Recognition* la cual permite visualizar en tiempo real la clasificación de tramos de un archivo de audio.

Las modificaciones realizadas consisten en un cambio visual, entrenamiento de modelo propio, exportación a formato h5 para su utilización del lado del cliente, así como cambios relacionado a los 16 géneros musicales a visualizar.

Como parte de las tecnologías utilizadas se encuentran:

- HTML
- CSS
- Javascript
- Python
    - h5py
    - librosa
    - numpy
    - scipy
    - tensorflow
    - tensorflowjs

La aplicación puede ser consultada en el dominio:

https://music.datalud.com