# **Trabajo Práctico**Análisis Predictivo

Makk - Gonzalez - Virgili









### Índice

Objetivo
Caso de negocios.

Análisis de variables Correlaciones.

Análisis preliminarInformación exploratoria.

Conclusión

Reflexiones fina

Reflexiones finales. Links de Interés.



03













= Objetivos I Preliminar I Correlaciones I Conclusión ♀



### Objetivo

Caso de negocio. Motivación.













### Caso de negocio

Predecir qué contenidos son explícitos en función a sus características para el desarrollo del segmento Spotify Kids.

El mismo implica:

- Entorno seguro y adecuado
- Contenido curado y apropiado para la edad

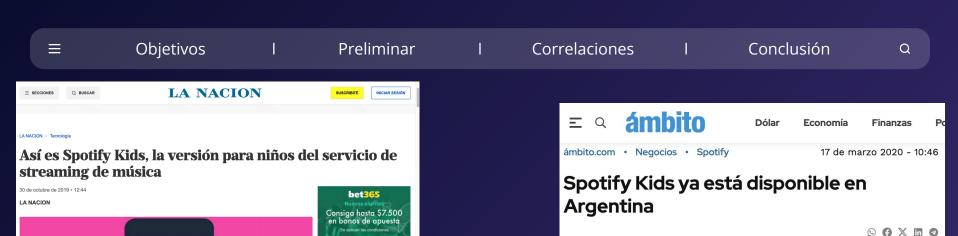












Se trata de una nueva aplicación, independiente de la tradicional de Spotify. Es libre de avisos publicitarios y con contenidos cuidadosamente seleccionados.

- Devaluación: a cuánto subirán los abonos de Netflix, Apple TV, y Spotify
- Tener un Smart Home a bajo costo, ya no es una misión imposible





Las playlist incluirán bandas sonoras de películas de Disney e incluso algunos éxitos pop de artistas que son muy sequidos por este sector de la población. Por el momento, sólo está disponible en



Irlanda

Hi Rob













02

### Análisis preliminar

Información exploratoria





Análisis Preliminar





### Base de datos



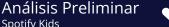
El dataset analizado contiene canciones de Spotify en una variedad de 114 géneros musicales. Cada género incluye 1000 registros e incluye las características sonoras del mismo.

Considerando la divergencia que pueden presentar individualmente cada uno de los géneros, hemos decidido hacer una selección de 10 a fines de especializar el análisis. Los elegidos fueron:

- Clasico
- Metal
- lazz
- Punk-Rock
- Techno

- Reggae
- Sleep
- Trance
- Hip-Hop
- Study

















### **Variables**

#### **Extras**

- Track\_id
- Artista
- Album Name
- Track Name

### Categóricas

- Explicit T/F
- Key
- Genre
- Mode 0/1
- Time Signature

#### Numéricas

- Speechiness [0-1]
- Acousticness [0-1]
- Instrumentalness [0-1]
- Liveness [0-1]
- Valence [0-1]
- Tempo
- Popularidad [0-100]
- Duración en milisegundos
- Danceability [0-1]
- Energy [0-1]
- Loudness (dB)



### Missings

Ninguna de las variables presenta valores nulos (NAs)















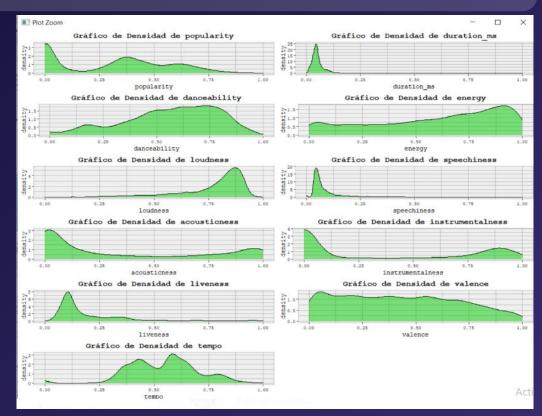




### Distribución de las variables numéricas

Se observa que hay pocas canciones con 60 minutos. La distribución más simétrica es loudness, valence o danceability. El tempo parece tener 2 modas.

Análisis Preliminar











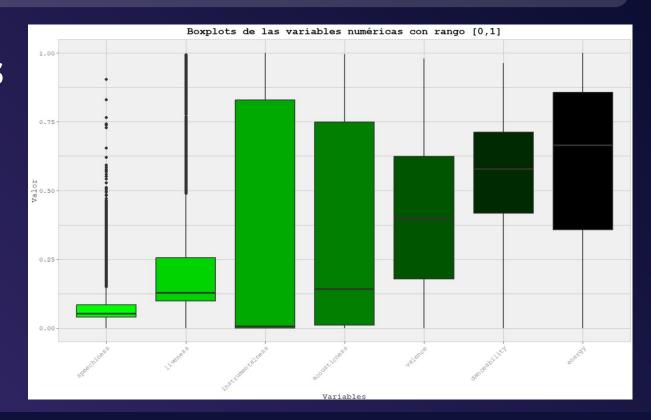








### **Outliers**







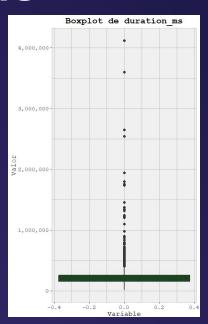


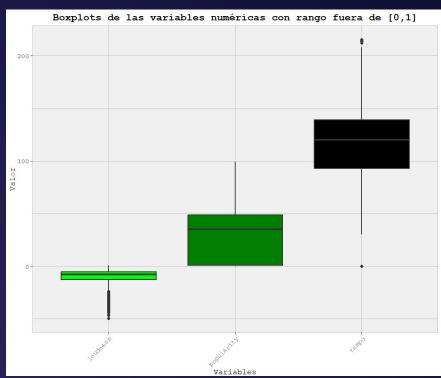






### **Outliers**





4,000,000ms = 66.6667 minutos



















# Análisis de variables

Correlaciones. Variable Objetivo.









### Transformación de los datos

Para la fase de análisis de variables se ha realizado una transformación de los datos. Esta decisión se ha optado basado en el hecho de que cada variable posee su propia escala, siendo que algunas toman valores negativos, otras entre [0-1] y otras en escalas positivas mayores. Para ello se ha optado por el método **min-max** 

$$\frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$$

Todas las variables quedan expresadas en el rango 0-1. Las medias y los desvíos de las variables no son iguales, a diferencia de la estandarización convencional.









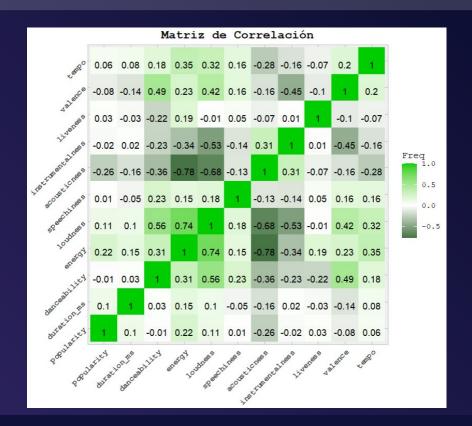


### Matríz de correlación

Realizamos un gráfico de correlación de Pearson con las variables numéricas.

Popularity, duration, speechiness y liveness parecen no tener ninguna correlación lineal.

Análisis de Variables











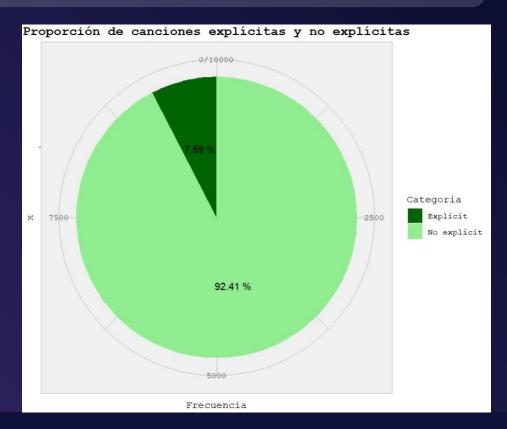






### **Analizando Explicit**

Realizamos un gráfico de tortas para ver la proporción de canciones explícitas y no explícitas en nuestros datos.

















 $\equiv$ 

### **Analizando Explicit**

Se realizó un test de comparación de medias de las variables numéricas en los casos de canciones explícitas y no explícitas.

Las únicas variables en las que explicit no tiene inferencia es en popularity y en liveness.

En algunas variables, como energy, acousticness y loudness, el impacto que tiene es considerablemente alto.

Análisis de Variables

Variable1	Variable2	p-valor	Límite inferior	Límite superior	Media explicit	Media no explicit
explicit	energy	≈ 0	0.144	0.170	0.740	0.583
	tempo	∞ 0	0.021	0.042	0.574	0.543
	loudness	≈ 0	0.099	0.018	0.087	0.067
	popularity	0.81	-0.021	0.028	0.311	0.308
	speechiness	≈ 0	0.051	0.066	0.141	0.082
	duration_ms	≈ 0	-0.004	0.002	0.048	0.050
	liveness	0.86	-0.011	0.014	0.021	0.208
	valence	<i>⊗</i> 0	0.078	0.112	0.057	0.413
	acousticness	≈ 0	-0.2731	-0.246	0.105	0.364
	danceability	≈ 0	0.140	0.167	0.709	0.555
	instrumentalness	≈ 0	-0.337	-0.313	0.028	0.353







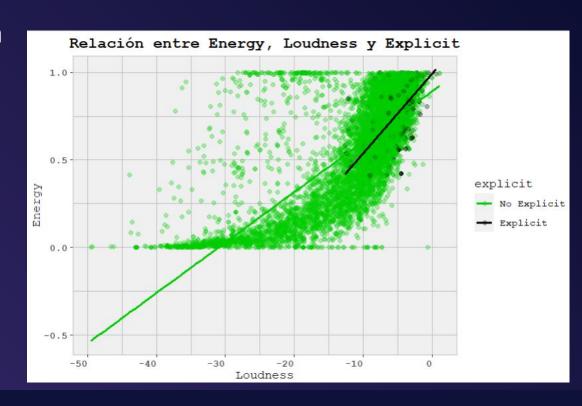






### **Explicit en relación** a otras variables

Las canciones Explícitas son las que tienen mayor Loudness y Energy.













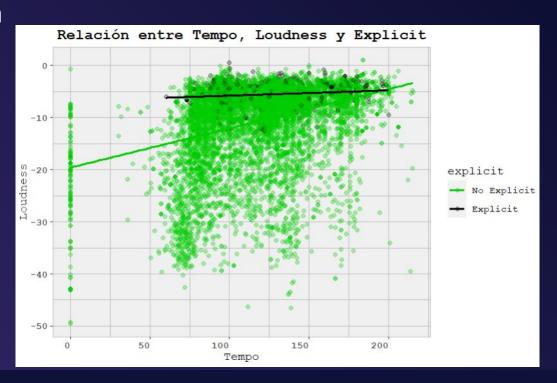




### Explicit en relación a otra<u>s variables</u>

Las canciones Explícitas son las que tienen mayor Loudness y Tempo mayor a 55.

Análisis de Variables

















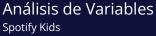
### Asociación con las categóricas y explicit

Para medir el nivel de asociación entre las variables categóricas con explicit se utilizó el valor de la V de Cramer.

Las variables que dan cercanas a cero indican una falta de asociación. El género es la única variable que si se asocia con explicit.

Variable1	Variable2	V-Cramer
	key	0.08
explicit	mode	0.02
	time_signature	0.07
	genre	0.38













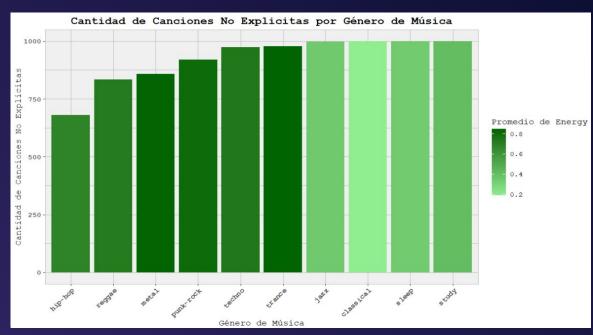




#### Explicit en relación a otras variables

Los géneros que menos canciones explícitas tienen son jazz, classical, sleep y study. A su vez, son los que tienen un menor promedio de energy.

Análisis de Variables













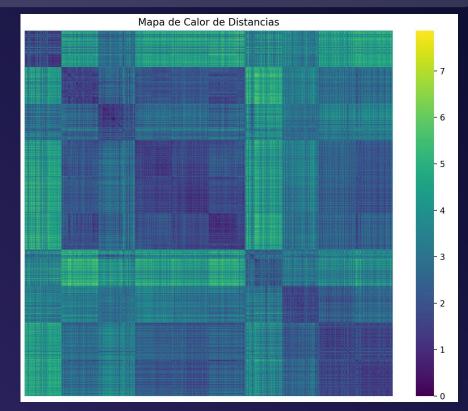


#### Matriz de distancias

La disposición de la matriz conserva un formato de cuadrícula al estar los datos ordenados en función a su género.

Clustering heatmap muestra la posibilidad de la existencia de diversos grupos de clusters, ya que las regiones más amarillas indican una mayor distancia entre los datos.

Nota: Dada la dimensión de nuestro dataset filtrado, RStudio ha presentado dificultad de realizar esta visualización. Alternativamente, se ha realizado con Python.













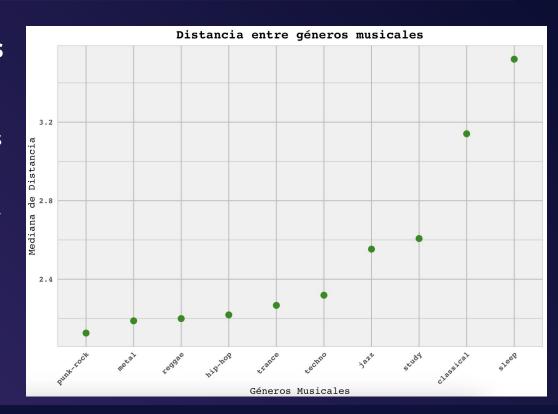




### Distancias medianas entre géneros

Podemos identificar que puntualmente los generos classical y sleep se comportan de manera notablemente distinta al resto de los géneros, lo que señala que podrían ser outliers.

Por eso, decidimos tratar la muestra con y sin ellos en el heat map y de manera diferenciada en el gráfico de coordenadas paralelas a continuación.













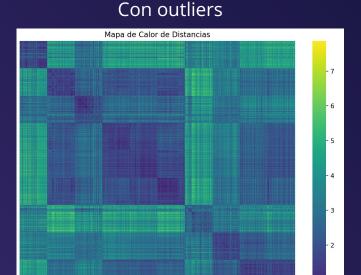




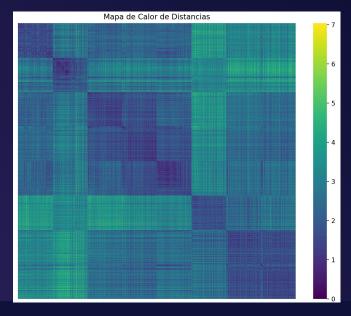


#### Matriz de distancias

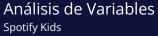
Se observa que,
efectivamente las
distancias entre las
canciones decrecen
dado a que hay menor
presencia de distancias
cuyos valores se
asemejan a 7.



#### Sin outliers





















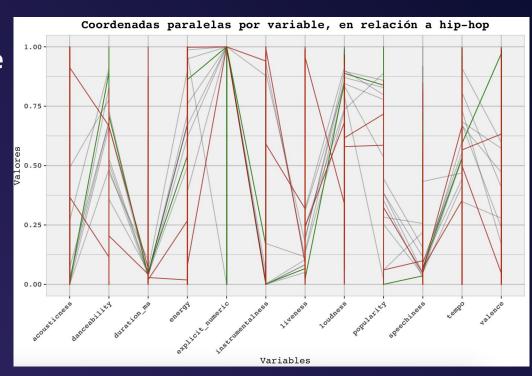


### Coordenadas paralelas por variable

En el siguiente gráfico, a fines de poder hacer un seguimiento de los géneros y sus diferenciaciones, marcamos en color rojo los generos classical y sleep -que conservan mayores diferencias-.

Por otro lado, se marco en color verde al género musical hip-hop, ya que es el que posee mayor proporción de explicit -variable de interés- con un 31,9%.

Análisis de Variables















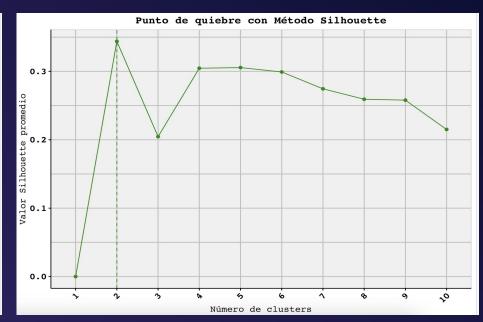
≡ObjetivosIPreliminarICorrelacionesIConclusiónQ

### Clusters óptimos

Elbow Method Silhouette



Análisis de Variables







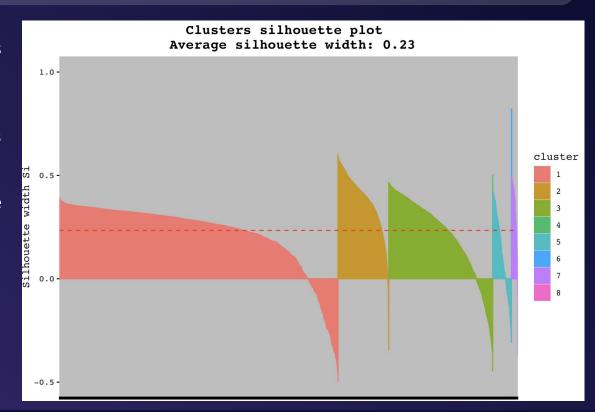




Optamos por utilizar 8 clusters en los cuales se identifican 3 principales. En estos casos, no tenemos una gran confianza en que las canciones que exhiben un valor negativo en el índice Silhouette sean realmente similares al resto del conjunto.

Los clusters 6 y 7 presentan un alto grado de similitud entre las canciones que los componen.

El cluster 8 no se ve porque contiene una sola canción (Ocean Waves Sounds to Relax and Sleep - Ocean Sounds, dura 1,14 horas, es el mayor outlier dentro de la variable duration ms)





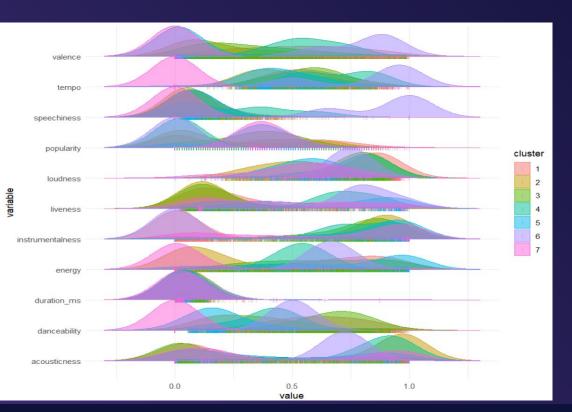












Se observa que las variables musicales en todos los clusters exhiben distribuciones bastante similares en términos generales. Esto sugiere que las características musicales que hemos evaluado tienden a mantener una coherencia relativa y un comportamiento consistente en todos los grupos.

Se muestra cómo cambian las variables en cada cluster (las características por cluster).

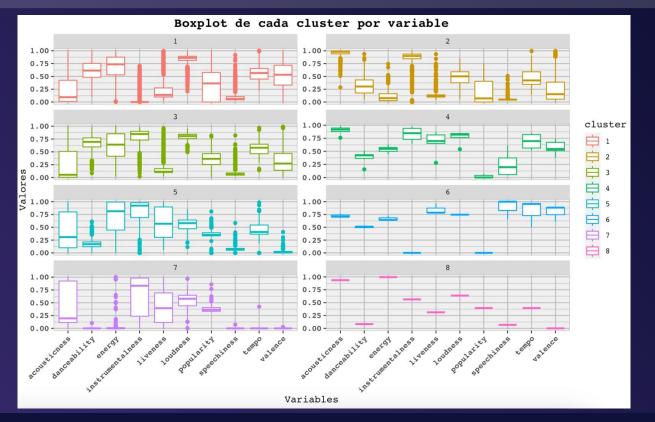
- El cluster 6 es el que más se diferencia del resto ya que es el que menos superpuesto está.
- El cluster 1 tiene mayor loudness.
- La duración de todos los





















 $\equiv$ 

### Porcentaje de explícitas por cluster

Los clusters 1 y 3 son los que mayor porcentaje de canciones explícitas tienen.

Cluster	Tamaño	Porcentaje Explícito
1	6079	12%
3	2265	1%
2	1109	0%
5	405	0%
7	128	0%
6	7	0%
4	6	0%
8	1	0%



Análisis de Variables











### Conclusión

Reflexiones finales. Links de Interés.









### **Reflexiones Finales**

- Sólo el 7,59% de las canciones son explícitas, por lo que no habría que filtrar tantas canciones para el armado del Spotify Kids.
- Si bien el género de la canción tiene cierta inferencia en sí la canción es explícita o no, hay otras variables que tienen mayor peso, asi como su loudness o spcheechiness.
- Una canción movida, enérgica y bailable tienden más a ser explícitas que una canción tranquila y acústica.
- De los 8 clusters identificados, solo 2 contienen canciones explícitas, lo que sugiere que sería preferible considerar los otros clusters al crear Spotify Kids.











### Links de Interés

#### Repositorio de GitHub

https://github.com/azulamakk/analisisPredictivo/tree/master/Entrega%201

#### **Base de datos -Google Drive-**

https://drive.google.com/file/d/112y\_xKu2a1d4qpejeFHKB8UrvzLDowjQ/view?us\_p=sharing

#### Documentación en Kaggle

https://www.kaggle.com/datasets/maharshipandya/-spotify-tracks-dataset









## Muchas gracias!









