Reto_modelacion_estadisitica

October 7, 2023

1 Reto entregable 1

- Guillermo Villegas Morales A01637169
- Adara Luisa Pulido Sánchez A01642450
- Jorge Eduardo Guijarro Márquez A01563113
- Alan Rojas López A01706146
- Gabriel Eduardo Meléndez Zavala A01638293

Hay que dar un poco más del contexto del problema en la introducción

2 Introducción

En este entregable realizamos una fase exploratoria de una base de datos de canciones donde cada entrada es una canción y sus atributos constan del nombre del artista/s, nombre de la canción, tonalidad, popularidad, duración entre otros. La base de datos tiene problemas como datos basura ? o datos faltantes, limpiearemos la base de datos para obtener un análisis propio, además de que realizamos diferentes estadísticas descriptivas.

3 Objetivos

Nuestro objetivo principal es tener una base de datos limpia y completa. Adicional a esto empezamos con el análisis exploratorio. Realizamos un heatmap para detectar covarianzas ? dentro los atributos, un boxplot por columna para tener una mejor idea de la distribución de los datos de cada columna y un wordcloud para encontrar las palabras más frecuentes en los nombres de artistas y de canciones

4 Métodos

Descripción de lo que hicieron no el código. Ese pueden ponerlo en un anexo

4.0.1 Import Libraries

[189]:
```
import numpy as np # lots of math operations and matrices
import pandas as pd # data structures
import matplotlib.pyplot as plt # plot charts. More on this later
from scipy import stats as st
import seaborn as sns
from wordcloud import WordCloud
```

```
df=pd.read_csv("music.csv")
```

4.0.2 Información básica de la base de datos

[190]:
```
df.head()
```

[190]:
```
              Artist Name                                Track Name  Popularity  \
0             Bruno Mars  That's What I Like (feat. Gucci Mane)        60.0
1                 Boston                            Hitch a Ride        54.0
2          The Raincoats                     No Side to Fall In        35.0
3                   Deno             Lingo (feat. J.I & Chunkz)        66.0
4  Red Hot Chili Peppers      Nobody Weird Like Me - Remastered        53.0

   danceability  energy   key  loudness  mode  speechiness  acousticness  \
0         0.854   0.564   1.0    -4.964     1       0.0485      0.017100
1         0.382   0.814   3.0    -7.230     1       0.0406      0.001100
2         0.434   0.614   6.0    -8.334     1       0.0525      0.486000
3         0.853   0.597  10.0    -6.528     0       0.0555      0.021200
4         0.167   0.975   2.0    -4.279     1       0.2160      0.000169

   instrumentalness  liveness  valence    tempo  duration_in min/ms  \
0               NaN    0.0849   0.8990  134.071            234596.0
1          0.004010    0.1010   0.5690  116.454            251733.0
2          0.000196    0.3940   0.7870  147.681            109667.0
3               NaN    0.1220   0.5690  107.033            173968.0
4          0.016100    0.1720   0.0918  199.060            229960.0

   time_signature  Class
0               4      5
1               4     10
2               4      6
3               4      5
4               4     10
```

Buscamos los datos nulos dentro de la base de datos

[191]:
```
df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 17996 entries, 0 to 17995
Data columns (total 17 columns):
 #   Column              Non-Null Count  Dtype
---  ------              --------------  -----
 0   Artist Name         17996 non-null  object
 1   Track Name          17996 non-null  object
 2   Popularity          17568 non-null  float64
 3   danceability        17996 non-null  float64
 4   energy              17996 non-null  float64
```

```
 5   key                 15982 non-null  float64
 6   loudness            17996 non-null  float64
 7   mode                17996 non-null  int64
 8   speechiness         17996 non-null  float64
 9   acousticness        17996 non-null  float64
 10  instrumentalness    13619 non-null  float64
 11  liveness            17996 non-null  float64
 12  valence             17996 non-null  float64
 13  tempo               17996 non-null  float64
 14  duration_in min/ms  17996 non-null  float64
 15  time_signature      17996 non-null  int64
 16  Class               17996 non-null  int64
dtypes: float64(12), int64(3), object(2)
memory usage: 2.3+ MB
```

No nos sirve de nada el código si no haya una narrativa que describa lo que están haciendo

Análisis rápido de cada columna

[192]:
```
df.describe()
```

[192]:

	Popularity	danceability	energy	key	loudness	\
count	17568.000000	17996.000000	17996.000000	15982.000000	17996.000000	
mean	44.512124	0.543433	0.662777	5.952447	-7.910660	
std	17.426928	0.166268	0.235373	3.196854	4.049151	
min	1.000000	0.059600	0.000020	1.000000	-39.952000	
25%	33.000000	0.432000	0.509000	3.000000	-9.538000	
50%	44.000000	0.545000	0.700000	6.000000	-7.016000	
75%	56.000000	0.659000	0.860000	9.000000	-5.189000	
max	100.000000	0.989000	1.000000	11.000000	1.355000	

	mode	speechiness	acousticness	instrumentalness	\
count	17996.000000	17996.000000	17996.000000	13619.000000	
mean	0.636753	0.079707	0.247082	0.177562	
std	0.480949	0.083576	0.310632	0.304048	
min	0.000000	0.022500	0.000000	0.000001	
25%	0.000000	0.034800	0.004300	0.000089	
50%	1.000000	0.047400	0.081400	0.003910	
75%	1.000000	0.083000	0.434000	0.200000	
max	1.000000	0.955000	0.996000	0.996000	

	liveness	valence	tempo	duration_in min/ms	\
count	17996.000000	17996.000000	17996.000000	1.799600e+04	
mean	0.196170	0.486208	122.623294	2.007445e+05	
std	0.159212	0.240195	29.571527	1.119891e+05	
min	0.011900	0.018300	30.557000	5.016500e-01	
25%	0.097500	0.297000	99.620750	1.663370e+05	
50%	0.129000	0.481000	120.065500	2.091600e+05	
75%	0.258000	0.672000	141.969250	2.524900e+05	
max	1.000000	0.986000	217.416000	1.477187e+06	

	time_signature	Class
count	17996.000000	17996.000000
mean	3.924039	6.695821
std	0.361618	3.206073
min	1.000000	0.000000
25%	4.000000	5.000000
50%	4.000000	8.000000
75%	4.000000	10.000000
max	5.000000	10.000000

Dimensión de la matríz

[193]:
```
df.shape
```

[193]: (17996, 17)

4.0.3 Imputación Simple

Se detectaron valores faltantes en las columnas de "instrumentalness", "key" y "Popularity". Utilizando media y moda, se realizó una amputación simple de valores. Para los datos faltantes de 'instrumentalness' y 'popularity' introducimos el promedio de la columna. Para la columna de valores discretos 'key' introducimos el 0 donde faltaran valores ya que las columnas sin estos valores estaban en la toanlidad de C. → ¿cómo saber esto?

[194]:
```
df['instrumentalness'].fillna(np.mean(df.instrumentalness),inplace=True)
df['Popularity'].fillna(np.mean(df.Popularity),inplace=True)
df['key'].fillna(0, inplace = True)
```

4.0.4 Clasificación de variables

- Artist name: categórica
- Track name: categórica
- Popularity: numérica
- danceability: numérica
- energy: numérica
- key: numérica
- loudness: numérica
- mode: numérica
- speechiness: numérica
- acousticness: numérica
- instrumentalness: numérica
- liveness: numérica

- valence: numérica
- tempo: numérica
- duration_in min/ms: numérica
- time_signature:numérica
- Class: categórica

[195]:
```
df.info() #Show the changes that were made
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 17996 entries, 0 to 17995
Data columns (total 17 columns):
 #   Column              Non-Null Count  Dtype
---  ------              --------------  -----
 0   Artist Name         17996 non-null  object
 1   Track Name          17996 non-null  object
 2   Popularity          17996 non-null  float64
 3   danceability        17996 non-null  float64
 4   energy              17996 non-null  float64
 5   key                 17996 non-null  float64
 6   loudness            17996 non-null  float64
 7   mode                17996 non-null  int64
 8   speechiness         17996 non-null  float64
 9   acousticness        17996 non-null  float64
 10  instrumentalness    17996 non-null  float64
 11  liveness            17996 non-null  float64
 12  valence             17996 non-null  float64
 13  tempo               17996 non-null  float64
 14  duration_in min/ms  17996 non-null  float64
 15  time_signature      17996 non-null  int64
 16  Class               17996 non-null  int64
dtypes: float64(12), int64(3), object(2)
memory usage: 2.3+ MB
```

Como podemos ver, todas las columnas tienen 17996 datos no nulos

4.0.5 Creando nueva clase de Género

Al estar codificada la variable "Class" en números del 1 al 10 es necesario interpretar los números con respecto a cada uno de los géneros musicales. En Base a la tabla proporcionada se crea una nueva variable llamada "Genre" que representa explicítamente el género al que pertenece cada canción.

[196]:
```
#Create a function that relates the numerical values of class to its␣
 ↪corresponding genre
def class_to_genre(row):
    if row == 0:
        return 'Acoustic/Folk'
```

```
    elif row == 1:
        return 'Alternative'
    elif row == 2:
       return 'Blues'
    elif row == 3:
       return 'Bollywood'
    elif row == 4:
       return 'Country'
    elif row == 5:
        return 'Hip-Hop'
    elif row == 6:
       return 'Indie'
    elif row == 7:
        return 'Instrumental'
    elif row == 8:
        return 'Metal'
    elif row == 9:
        return 'Pop'
    elif row == 10:
        return 'Rock'

df['Genre'] = df['Class'].apply(class_to_genre)
df.head()
```

[196]:

	Artist Name	Track Name	Popularity	\
0	Bruno Mars	That's What I Like (feat. Gucci Mane)	60.0	
1	Boston	Hitch a Ride	54.0	
2	The Raincoats	No Side to Fall In	35.0	
3	Deno	Lingo (feat. J.I & Chunkz)	66.0	
4	Red Hot Chili Peppers	Nobody Weird Like Me - Remastered	53.0	

	danceability	energy	key	loudness	mode	speechiness	acousticness	\
0	0.854	0.564	1.0	-4.964	1	0.0485	0.017100	
1	0.382	0.814	3.0	-7.230	1	0.0406	0.001100	
2	0.434	0.614	6.0	-8.334	1	0.0525	0.486000	
3	0.853	0.597	10.0	-6.528	0	0.0555	0.021200	
4	0.167	0.975	2.0	-4.279	1	0.2160	0.000169	

	instrumentalness	liveness	valence	tempo	duration_in min/ms	\
0	0.177562	0.0849	0.8990	134.071	234596.0	
1	0.004010	0.1010	0.5690	116.454	251733.0	
2	0.000196	0.3940	0.7870	147.681	109667.0	
3	0.177562	0.1220	0.5690	107.033	173968.0	
4	0.016100	0.1720	0.0918	199.060	229960.0	

	time_signature	Class	Genre
0	4	5	Hip-Hop

```
1               4     10     Rock
2               4      6    Indie
3               4      5  Hip-Hop
4               4     10     Rock
```

4.0.6 New class Key

Similar al proceso anterior, decodificamos el atributo 'key' de los registros donde el 0.0 recibe el la calsificación de C, 1.0 de C#, … y 11.0 de B. dentro de una nueva variable categórica 'Key'.

[197]:
```
def class_to_Key(row):
    if row == 0.0:
        return 'C'
    elif row == 1.0:
        return 'C#'
    elif row == 2.0:
       return 'D'
    elif row == 3.0:
       return 'D#'
    elif row == 4.0:
       return 'E'
    elif row == 5.0:
        return 'F'
    elif row == 6.0:
       return 'F#'
    elif row == 7.0:
        return 'G'
    elif row == 8.0:
        return 'G#'
    elif row == 9.0:
        return 'A'
    elif row == 10.0:
        return 'A#'
    elif row == 11.0:
        return 'B'

df['Key'] = df['key'].apply(class_to_Key)
df.head()
```

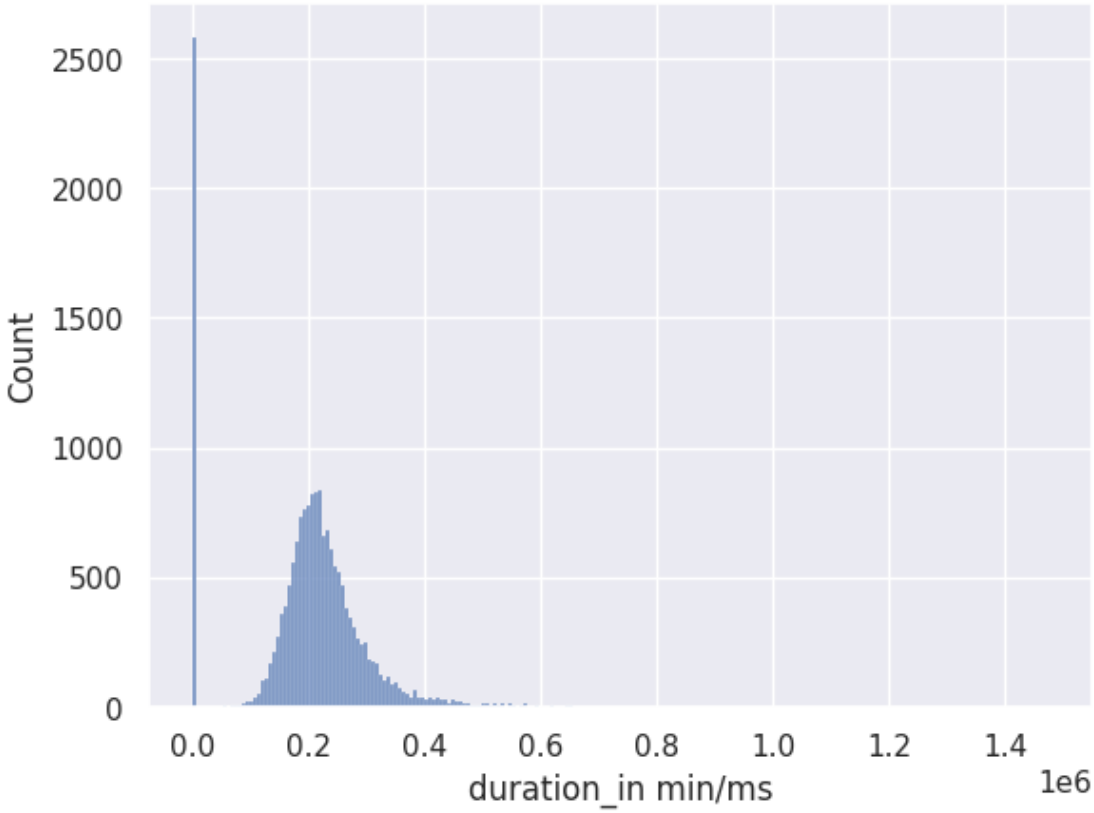
[197]:
```
              Artist Name                              Track Name  Popularity  \
0             Bruno Mars  That's What I Like (feat. Gucci Mane)        60.0
1                 Boston                          Hitch a Ride        54.0
2          The Raincoats                   No Side to Fall In        35.0
3                   Deno           Lingo (feat. J.I & Chunkz)        66.0
4  Red Hot Chili Peppers     Nobody Weird Like Me - Remastered        53.0

   danceability  energy   key  loudness  mode  speechiness  acousticness  \
```

```
0         0.854   0.564   1.0    -4.964     1       0.0485       0.017100
1         0.382   0.814   3.0    -7.230     1       0.0406       0.001100
2         0.434   0.614   6.0    -8.334     1       0.0525       0.486000
3         0.853   0.597  10.0    -6.528     0       0.0555       0.021200
4         0.167   0.975   2.0    -4.279     1       0.2160       0.000169

   instrumentalness  liveness  valence    tempo  duration_in min/ms  \
0          0.177562    0.0849   0.8990  134.071            234596.0
1          0.004010    0.1010   0.5690  116.454            251733.0
2          0.000196    0.3940   0.7870  147.681            109667.0
3          0.177562    0.1220   0.5690  107.033            173968.0
4          0.016100    0.1720   0.0918  199.060            229960.0

   time_signature  Class    Genre Key
0               4      5  Hip-Hop  C#
1               4     10     Rock  D#
2               4      6    Indie  F#
3               4      5  Hip-Hop  A#
4               4     10     Rock   D
```

4.0.7 Histogramas

[198]:
```
sns.histplot(data=df,x="duration_in min/ms")
```

[198]:
```
<Axes: xlabel='duration_in min/ms', ylabel='Count'>
```



Con el fin de observar la distribución de frecuencias del tiempo en cada una de las canciones se genera un histograma de la variable "duration in min/ms". Sin embargo, al revisar la gráfica se observa una gran cantidad de datos en la duración 0.0, al corroborar con la base de datos se encontró que algunas canciones estaban en minutos mientras que otras estaban escritas como milisegundos. Por lo tanto se comprueba la medida de la duración en cada una de las canciones, aquellas con valores menores a 100 se multiplican por 60000 para convertirlos a minutos. Una vez se tiene todos los datos de la duración en minutos se vuelve a generar un histograma de la misma variable con los datos correctamente medidos.

[199]:
```
df.loc[df['duration_in min/ms']<100, 'duration_in min/ms']=df.
  ↪loc[df['duration_in min/ms']<100, 'duration_in min/ms']*60000
df.head()
```

[199]:

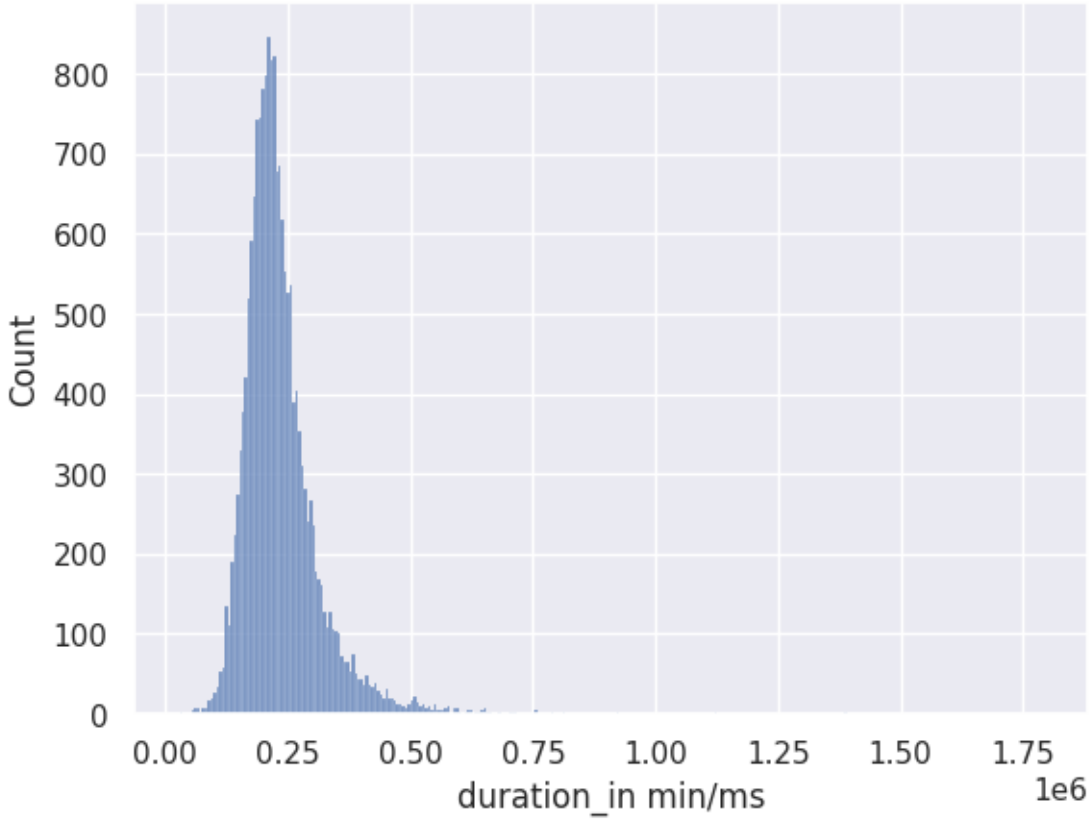
	Artist Name	Track Name	Popularity	\
0	Bruno Mars	That's What I Like (feat. Gucci Mane)	60.0	
1	Boston	Hitch a Ride	54.0	
2	The Raincoats	No Side to Fall In	35.0	
3	Deno	Lingo (feat. J.I & Chunkz)	66.0	
4	Red Hot Chili Peppers	Nobody Weird Like Me - Remastered	53.0	

	danceability	energy	key	loudness	mode	speechiness	acousticness	\

```
0         0.854   0.564   1.0    -4.964     1       0.0485       0.017100
1         0.382   0.814   3.0    -7.230     1       0.0406       0.001100
2         0.434   0.614   6.0    -8.334     1       0.0525       0.486000
3         0.853   0.597  10.0    -6.528     0       0.0555       0.021200
4         0.167   0.975   2.0    -4.279     1       0.2160       0.000169

   instrumentalness  liveness  valence    tempo  duration_in min/ms  \
0          0.177562    0.0849   0.8990  134.071            234596.0
1          0.004010    0.1010   0.5690  116.454            251733.0
2          0.000196    0.3940   0.7870  147.681            109667.0
3          0.177562    0.1220   0.5690  107.033            173968.0
4          0.016100    0.1720   0.0918  199.060            229960.0

   time_signature  Class    Genre Key
0               4      5  Hip-Hop  C#
1               4     10     Rock  D#
2               4      6    Indie  F#
3               4      5  Hip-Hop  A#
4               4     10     Rock   D
```

[200]:
```
sns.histplot(data=df,x="duration_in min/ms")
```

[200]:
```
<Axes: xlabel='duration_in min/ms', ylabel='Count'>
```



¿Interpretación, discusión?

4.0.8 Nueva variable "collab"

Aquí creamos una nueva variable booleana 'collab' donde 1 significa que la canción es una colaboración entre artistas y 0 es que no lo es. Para hacer esto definimos que hay dos posible casos que indiquen esto: cuando la canción tiene una ',' en el atributo 'Artist Name' o cuando contiene la palabra 'feat.' dentro de 'Track Name'. En total encontramos 1202 canciones con colaboración.

[201]:
```
df['collab'] = df['Artist Name'].str.contains(',') + df['Track Name'].str.
↪contains('feat.')
df['collab'].sum()
```

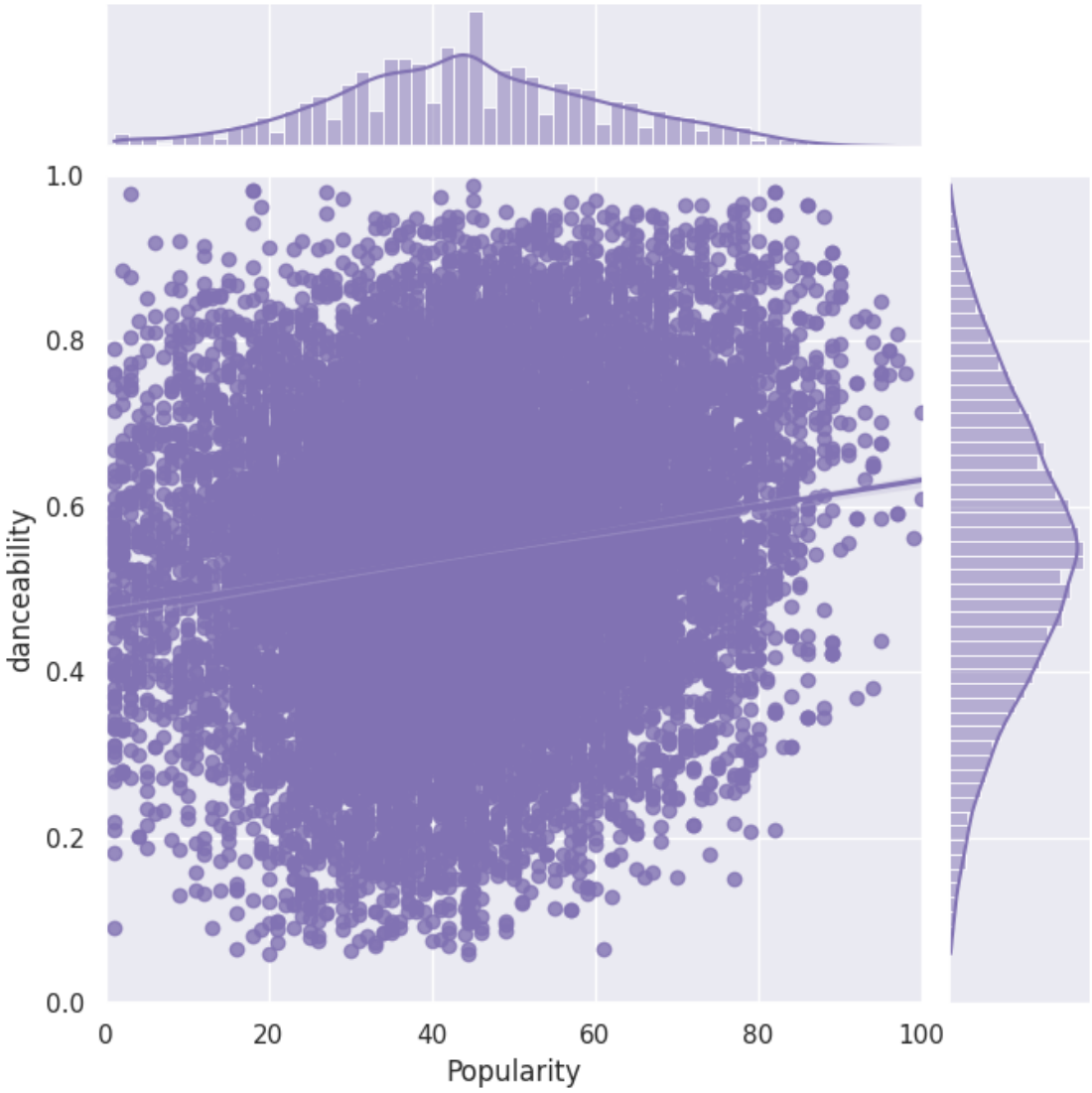
[201]: 1202

5 Fase 2

Falta mucho contexto. Describan lo que van a hacer y por qué

5.0.1 Exploración de los datos y Análisis descriptivo

[202]:
```
sns.set_theme(style="darkgrid")
g = sns.jointplot(x="Popularity", y="danceability", data=df,
                  kind="reg", truncate=False,
                  xlim=(0, 100), ylim=(0, 1),
                  color="m", height=7)
```



¿Interpretación? ¿Qué observan?

[203]:
```
df2=df[['Popularity','danceability','energy','loudness','speechiness','acousticness','instrume
 ↪min/ms']]
df2.head()
```

[203]:

	Popularity	danceability	energy	loudness	speechiness	acousticness	\
0	60.0	0.854	0.564	-4.964	0.0485	0.017100	
1	54.0	0.382	0.814	-7.230	0.0406	0.001100	
2	35.0	0.434	0.614	-8.334	0.0525	0.486000	
3	66.0	0.853	0.597	-6.528	0.0555	0.021200	
4	53.0	0.167	0.975	-4.279	0.2160	0.000169	

	instrumentalness	liveness	valence	tempo	duration_in min/ms
0	0.177562	0.0849	0.8990	134.071	234596.0

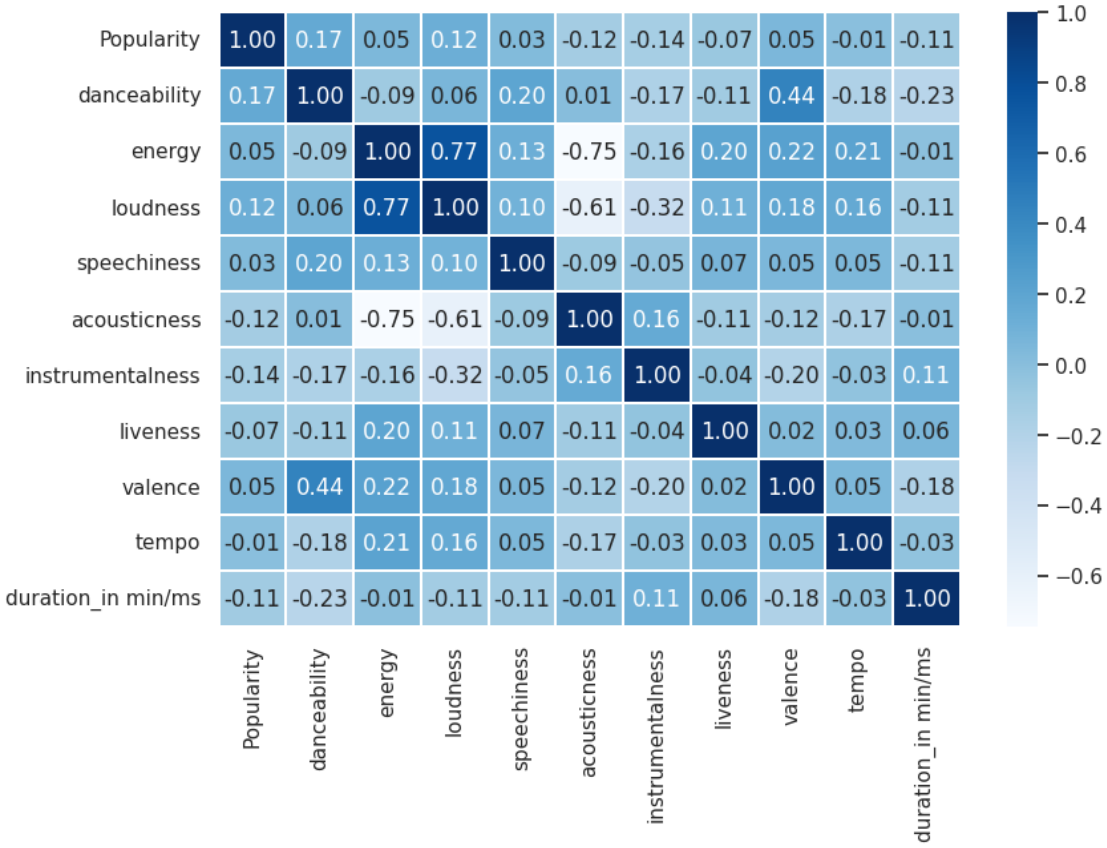
1	0.004010	0.1010	0.5690	116.454	251733.0
2	0.000196	0.3940	0.7870	147.681	109667.0
3	0.177562	0.1220	0.5690	107.033	173968.0
4	0.016100	0.1720	0.0918	199.060	229960.0

5.0.2 Correlation Heatmap

En cuanto a la visualización de la correlación que tienen las variables de "Popularity", "danceability", "energy", "loudness", "speechiness", "acousticness", "instrumentalness", "liveness", "valence", "tempo" y "duration_in min/ms" se produce un mapa de calor de correlación. Se analizó que como resultado las variables que tienen mayor correlación con la variable "Popularity" son "danceability" y "loudness".

[204]:
```
fig, ax = plt.subplots(figsize = (9, 6))
sns.heatmap(data = df2.corr(), cmap ='Blues', linewidths = 0.30, annot␣
↪=True,fmt='.2f')
```

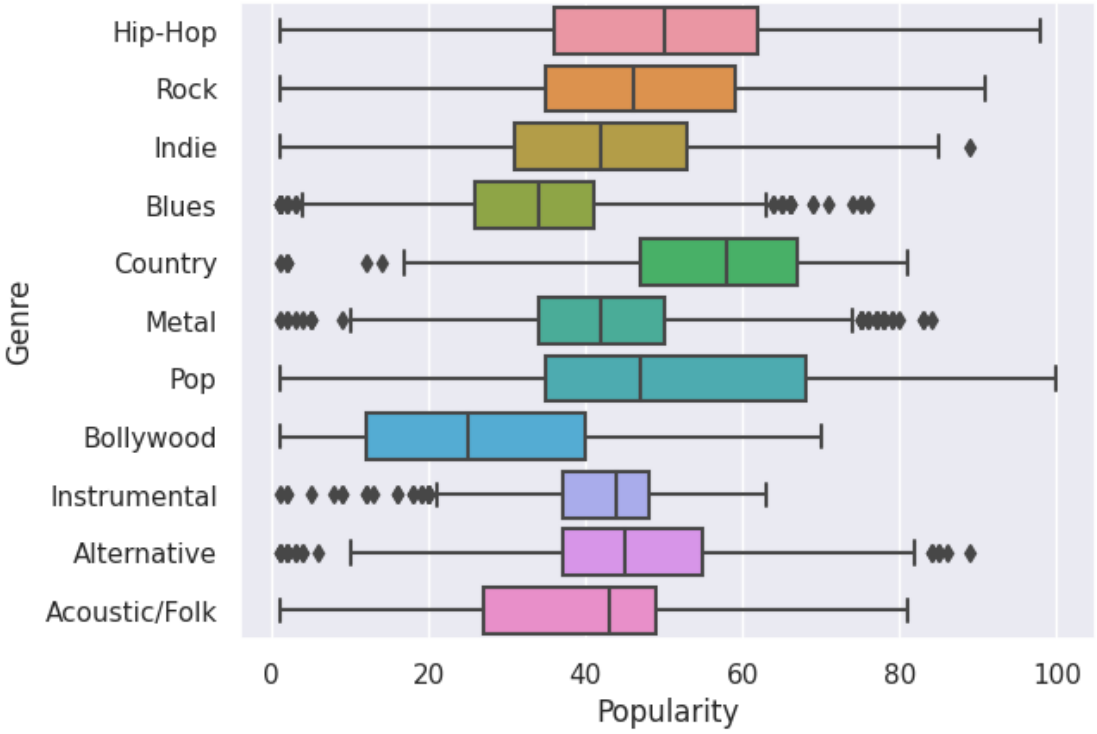
[204]: <Axes: >



5.0.3 Boxplot

Con el objetivo de ver la relación que tienen el género de las canciones con su popularidad se genera un boxplot. En el eje horizontal de la visualización se representa la popularidad de las canciones, mientras que en el eje vertical se observan cada una de las categorías de género. Esta gráfica presenta información acerca del rango intercuartil, la mediana, la cual indica la variabilidad en la popularidad dentro de cada género, así como los valores atípicos. Al examinar los datos proporcionados por el boxplot se resalta que el género "Country" tiende a ser más popular, pues presenta una mediana más alta que el resto, mientras que "Indie" y "Alternative" tienen canciones excepcionalmente populares. Por otro lado, el género con menor popularidad es el de "Bollywood" con una mediana menor.

[205]:
```
sns.boxplot(x=df['Popularity'],y=df['Genre']) #Distribución de popularidad por␣
↪Género musical
plt.show()
```



5.0.4 Worldcloud de artistas

Palabras más comunes en los nombres de artistas, por alguna razón resalta "Ben".

[206]:
```
# Create the wordcloud object
artist_array = ''.join(df['Artist Name'])
wordcloud = WordCloud(width=480, height=480, margin=0).generate(artist_array)
```

```
# Display the generated image:
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.margins(x=0, y=0)
plt.show()
#sns.violinplot(x=df["species"], y=df["sepal_length"])
```

5.0.5 Worldcloud de nombres de canciones

Palabras más comunes en nombres de canciones, resaltan feat, Love ,remastered y live. A su vez, ecnontramos caracteres inusuales que corresponden en buena parte a los datos basura dentro de la columna

[207]:
```
# Create the wordcloud object
track_array = ''.join(df['Track Name'])
wordcloud = WordCloud(width=480, height=480, margin=0).generate(track_array)

# Display the generated image:
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.margins(x=0, y=0)
plt.show()
```


feat
Remastered
Love
Live
Acoustic
Want
Way
Remix
Single
Version
Radio
Heart
Little
Never
One
Blue
Girl
Know
World
Day
Man
Rock
Time
Night
Back
Go
Song
Feel
Life
Baby
Wanna
Good
Make
Got
Thing
Friend
Need
New
Boy
Will