Project - Datavisualisation - Spotify

Tristan Radulescu

2024-07-14

Datavisualisation - Spotify

Introduction

A-travers cette analyse statistique des données de Spotify, nous allons essayer de comprendre les tendances des chansons les plus populaires de 2010 à 2023. Nous allons essayer de repondre aux questions suivantes : Quelles musiques sont similaire dans ce dataset ? Comment evolue la musique au cours de ces dernieres annees ? Et a l'aide de la reponse a la question precedente nous en deduirons les criteres qui font qu'une musique est populaire.

Dataset

```
library(here)
## here() starts at /home/mihai/Cours/R/do3-dataviz/project
library(readr)
top50 <- read_csv(here("data", "playlist_2010to2023.csv"))</pre>
## Rows: 2399 Columns: 23
## -- Column specification -----
## Delimiter: ","
## chr (7): playlist_url, track_id, track_name, album, artist_id, artist_name,...
## dbl (16): year, track_popularity, artist_popularity, danceability, energy, k...
## i Use `spec()` to retrieve the full column specification for this data.
## i Specify the column types or set `show_col_types = FALSE` to quiet this message.
head(top50)
## # A tibble: 6 x 23
##
    playlist_url
                          year track_id track_name track_popularity album artist_id
     <chr>>
                         <dbl> <chr>
                                        <chr>>
                                                               <dbl> <chr> <chr>
## 1 https://open.spoti~
                                                                  81 Oops~ 26dSoYcl~
                          2000 6naxalm~ Oops!...I~
## 2 https://open.spoti~
                          2000 2m1hiOn~ All The S~
                                                                  83 Enem~ 6FBDaR13~
## 3 https://open.spoti~
                          2000 3y4LxiY~ Breathe
                                                                  66 Brea~ 25NQNriV~
## 4 https://open.spoti~
                          2000 Ov1XpBH~ It's My L~
                                                                  81 Crush 581V9VcR~
## 5 https://open.spoti~
                          2000 62b0mKY\sim Bye Bye B\sim
                                                                  75 No S~ 6Ff53Kvc~
## 6 https://open.spoti~ 2000 5Mmk2ii~ Thong Song
                                                                  71 Unle~ 6x9QLdzo~
## # i 16 more variables: artist_name <chr>, artist_genres <chr>,
       artist_popularity <dbl>, danceability <dbl>, energy <dbl>, key <dbl>,
       loudness <dbl>, mode <dbl>, speechiness <dbl>, acousticness <dbl>,
       instrumentalness <dbl>, liveness <dbl>, valence <dbl>, tempo <dbl>,
```

duration_ms <dbl>, time_signature <dbl>

Le dataset sur lequel nous travaillons a ete construit a partir de la plateforme Spotify. Il contient les 50 chansons les plus populaires de chaque annee de 2010 a 2023. Les variables presentes dans le dataset sont les suivantes : - year : l'annee de sortie de la chanson, variable qualitative - track_name : le titre de la chanson, variable qualitative - track_popularity : la popularite de la chanson, variable quantitative continue - album : le nom de l'album, variable qualitative - artist_name : le nom de l'artiste, variable qualitative - artist_popularity : la popularite de l'artiste, variable quantitative continue - danceability : la dansabilite de la chanson, variable quantitative continue - energy : l'energie de la chanson, variable quantitative continue - key : la tonalite de la chanson, variable qualitative - loudness : le volume de la chanson, variable quantitative continue - mode : le mode de la chanson, variable qualitative - speechiness : la presence de parole dans la chanson, variable quantitative continue - acousticness : le niveau d'acousticite de la chanson, variable quantitative continue - liveness : le niveau de presence de public dans la chanson, variable quantitative continue - valence : la positivite de la chanson, variable quantitative continue - tempo : le tempo de la chanson, variable quantitative continue - time_signature : la signature temporelle de la chanson, variable qualitative

Similarite entre les chansons

Pour repondre a la question de la similarite entre les chansons, nous allons utiliser TSNE pour visualiser les chansons en 2 dimensions. Nous allons utiliser les variables key, loudness, tempo et duration car ces variables n'ont pas ete calculees par Spotify et sont donc independantes.

TSNE est une methode de reduction de dimension qui permet de visualiser des donnees en 2 dimensions et de voir les similarites entre les donnees. Plus les points sont proches, plus les donnees sont similaires.

Dans un premier temps, nous allons standardiser les variables pour qu'elles aient une moyenne de 0 et un ecart-type de 1.

```
normalize <- function(x) {
    return((x - min(x)) / (max(x) - min(x)))
}

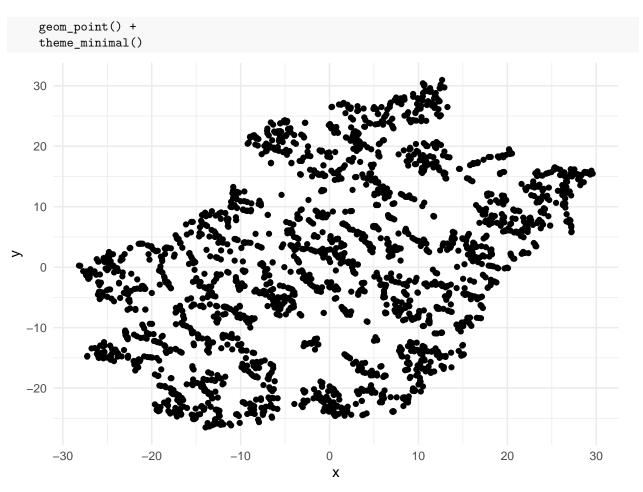
dataset_track_name <- data.frame(
    track_name = paste0(top50$artist_name, " - ", top50$track_name),
    key = normalize(top50$key),
    loudness = normalize(top50$loudness),
    tempo = normalize(top50$tempo),
    duration_ms = normalize(top50$duration_ms)
)</pre>
```

Ensuite, nous allons utiliser la fonction Rtsne du package Rtsne pour calculer les coordonnees des chansons en 2 dimensions.

```
library(Rtsne)
dataset_track_name <- unique(dataset_track_name)
tsne <- Rtsne(as.matrix(dataset_track_name[, -1]), dims = 2, perplexity = 30, max_iter = 500, check_dup
tsne_df <- data.frame(
    track_name = dataset_track_name$track_name,
    x = tsne$Y[, 1],
    y = tsne$Y[, 2]
)</pre>
```

Enfin, nous allons visualiser les chansons en 2 dimensions.

```
library(ggplot2)
ggplot(tsne_df, aes(x = x, y = y, label = track_name)) +
```



Pour voir les noms des chansons, rendez-vous sur le projet ShinyR.

Nous pouvons egalement definir des clusters de chansons en fonction de leur genre musicale a l'aide de la modalite artist_genres.

```
dataset_genres <- data.frame(
    artist_genres = top50$artist_genres,
    key = normalize(top50$key),
    loudness = normalize(top50$tempo),
    duration_ms = normalize(top50$duration_ms)
)

tsne_genres <- Rtsne(as.matrix(dataset_genres[, -1]), dims = 2, perplexity = 30, max_iter = 500, check_
tsne_genres_df <- data.frame(
    artist_genres = dataset_genres$artist_genres,
    x = tsne_genres$Y[, 1],
    y = tsne_genres$Y[, 2]
)

colors <- rainbow(length(unique(dataset_genres$artist_genres)))
names(colors) <- unique(dataset_genres$artist_genres)

ggplot(tsne_genres_df, aes(x = x, y = y, color = artist_genres)) +</pre>
```

```
geom_point() +
     theme_minimal() +
     scale_color_manual(values = colors)
'hip hop', 'hip pop', 'pop rap', 'queens hip hop', 'rap', 'urban contemporary']
                                                                                            ['dance pop', 'girl group', 'post-
op', 'pop rap', 'r&b', 'rap', 'southern hip hop', 'trap queen', 'urban contemporary']
                                                                                            ['dance pop', 'hip hop', 'hip pop
op', 'pop rap', 'rap']
                                                                                            ['dance pop', 'hip pop', 'neo sou
, 'pop dance', 'progressive house', 'uk dance']
                                                                                            ['dance pop', 'hip pop', 'neo sou
1', 'pop', 'pop dance']
                                                                                            ['dance pop', 'hip pop', 'pop rap
                                                                                            ['dance pop', 'hip pop', 'pop', 'r&
                                                                                            ['dance pop', 'hip pop', 'r&b', 'ra
lipop', 'swedish electropop', 'swedish pop']
                                                                                            ['dance pop', 'hip pop', 'r&b', 'ur
                                                                                            ['dance pop', 'idol', 'pop', 'post-
rap', 'post-teen pop']
                                                                                            ['dance pop', 'latin pop', 'mexica
                                                                                            ['dance pop', 'metropopolis', 'pc
                                                                                            ['dance pop', 'miami hip hop', 'r
'ock']
                                                                                            ['dance pop', 'miami hip hop', 'r
                                                                                            ['dance pop', 'neo mellow', 'pop
                                                                                            ['dance pop', 'neo mellow', 'pop
&b', 'rap', 'southern hip hop', 'trap', 'urban contemporary']
                                                                                            ['dance pop', 'neo soul', 'pop ra
ap', 'st louis rap', 'urban contemporary']
                                                                                            ['dance pop', 'pop dance', 'uk d
ontemporary']
                                                                                            ['dance pop', 'pop rap', 'post-te
mporary'l
                                                                                            I'dance pop', 'pop rap', 'reggae
```

On voit qu'il n'y a pas de groupes de points clairs se formant dans le graphique. Cela signifie que les chansons ne sont pas regroupees en fonction de leur genre musical, ainsi un genre musical n'est pas defini par les variables key, loudness, tempo et duration.

Evolution de la musique

Pour repondre a la question de l'evolution de la musique, nous allons d'abord visualiser l'evolution de la popularite des chansons au cours des annees.

```
library(dplyr)
```

```
##
## Attaching package: 'dplyr'

## The following objects are masked from 'package:stats':
##
## filter, lag

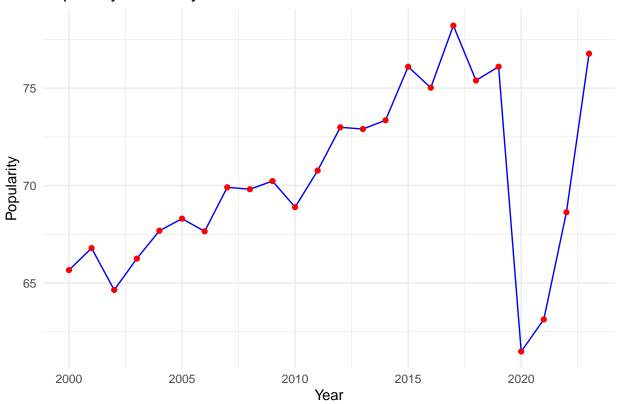
## The following objects are masked from 'package:base':
##
## intersect, setdiff, setequal, union

dataset <- data.frame(
    year = top50$year,
    popularity = top50$track_popularity</pre>
```

```
aggregated_data <- dataset %>%
    group_by(year) %>%
    summarise(avg_popularity = mean(popularity)) %>%
    ungroup()

ggplot(aggregated_data, aes(x = year, y = avg_popularity)) +
    geom_line(color = "blue") +
    geom_point(color = "red") +
    labs(
        title = "Popularity over the years",
        x = "Year",
        y = "Popularity"
    ) +
    theme_minimal()
```

Popularity over the years



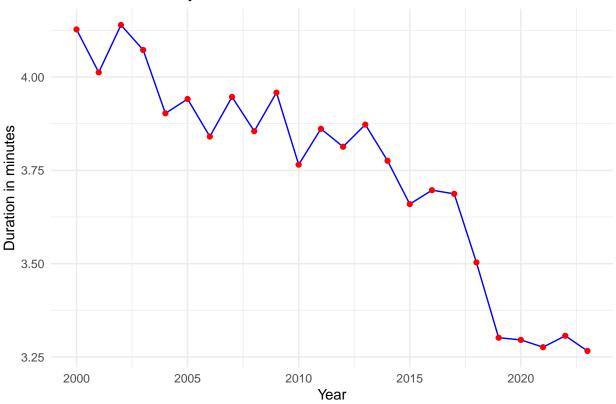
On voit que la popularite des chansons a tendance a augmenter au cours des annees. Cela peut etre du a l'augmentation du nombre d'utilisateurs de Spotify au cours des annees. Neanmoins en 2019, on observe une baisse de la popularite des chansons. Cela peut etre du a la pandemie de Covid-19 et donc a une baisse de l'ecoute de musique. Ceci reste une hypothese que nous ne chercheons pas a verifier dans cette analyse.

Ensuite, nous allons visualiser l'evolution de la duree des chansons au cours des annees.

```
ms_to_min <- function(ms) {
   return(ms / 60000)
}</pre>
```

```
dataset <- data.frame(</pre>
    year = top50$year,
    duration = ms_to_min(top50$duration_ms)
)
aggregated_data <- dataset %>%
    group_by(year) %>%
    summarise(avg_duration = mean(duration)) %>%
    ungroup()
ggplot(aggregated_data, aes(x = year, y = avg_duration)) +
    geom_line(color = "blue") +
    geom_point(color = "red") +
    labs(
        title = "Duration over the years",
        x = "Year",
        y = "Duration in minutes"
    theme_minimal()
```

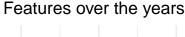
Duration over the years

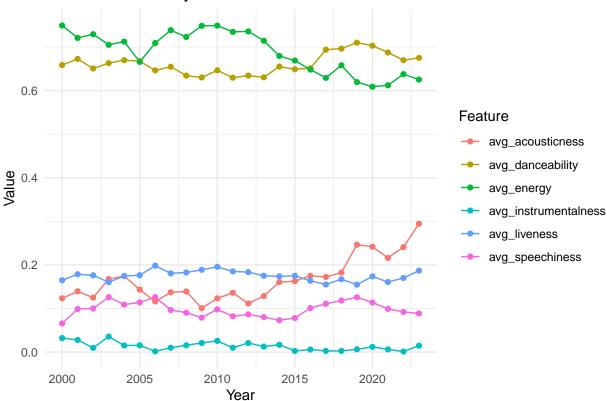


On voit que la duree des chansons a tendance a diminuer au cours des annees. Cela peut etre du a l'evolution des gouts musicaux des auditeurs. En effet, les chansons plus courtes sont plus faciles a ecouter et a retenir. En tout cas il s'agit de la reflexion des maisons de disques qui produisent les chansons.

Enfin nous allons visualiser le reste des modalites pour voir l'evolution de la musique au cours des annees.

```
library(tidyr)
dataset <- data.frame(</pre>
    year = top50$year,
    danceability = top50$danceability,
    energy = top50$energy,
    speechiness = top50$speechiness,
    acousticness = top50$acousticness,
    instrumentalness = top50$instrumentalness,
    liveness = top50$liveness
)
aggregated_data <- dataset %>%
    group_by(year) %>%
    summarise(
        avg_danceability = mean(danceability),
        avg_energy = mean(energy),
        avg_speechiness = mean(speechiness),
        avg_acousticness = mean(acousticness),
        avg_instrumentalness = mean(instrumentalness),
        avg_liveness = mean(liveness)
    ) %>%
    ungroup()
aggregated_data <- pivot_longer(aggregated_data, cols = c("avg_danceability", "avg_energy", "avg_speech
ggplot(aggregated_data, aes(x = year, y = value, color = feature)) +
    geom_line() +
    geom_point() +
    labs(
        title = "Features over the years",
        x = "Year",
        y = "Value",
        color = "Feature"
    theme_minimal()
```





Nous voyons que toutes ces modalites n'evoluent pas.

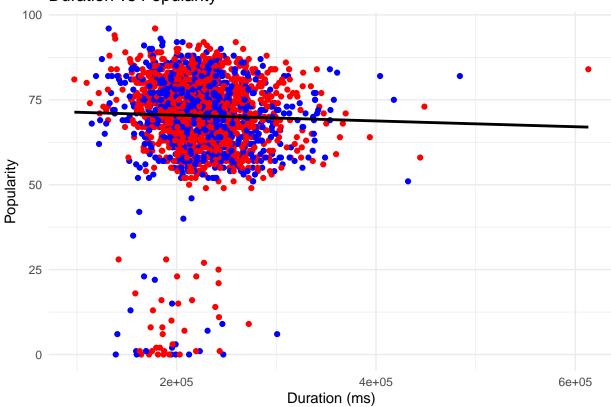
Qu'est ce qui rend une musique populaire?

On deduit de la question precedente que le seul critere qui a evolue au cours des annees est la duree des chansons. Nous allons donc verifier si la duree des chansons est correlee a la popularite des chansons.

```
dataset <- data.frame(</pre>
    title = top50$track_name,
    duration = top50$duration_ms,
    popularity = top50$track_popularity,
    modes = top50$mode
)
dataset$color <- ifelse(dataset$mode == 1, "red", "blue")</pre>
ggplot(dataset, aes(x = duration, y = popularity, color = color)) +
    geom_point() +
    geom_smooth(method = "lm", se = FALSE, color = "black") +
    scale_color_identity() +
    labs(
        title = "Duration vs Popularity",
        x = "Duration (ms)",
        y = "Popularity",
        color = "Mode"
    ) +
    theme_minimal()
```

`geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'

Duration vs Popularity

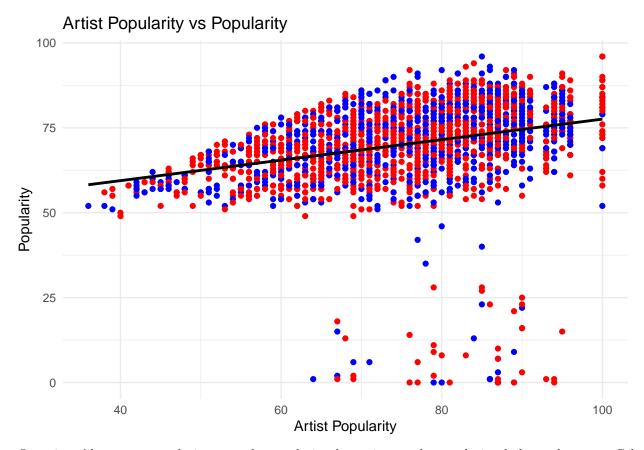


On voit qu'il n'y a pas de correlation entre la duree des chansons et leur popularite. Cela signifie que la duree des chansons n'est pas un critere determinant pour la popularite des chansons.

Pour verifier si toute fois il existe un critere determinant pour la popularite des chansons, nous allons tracer une regression lineaire entre la popularite des chansons et la popularite des artistes.

```
dataset <- data.frame(</pre>
    title = top50$track_name,
    artist_popularity = top50$artist_popularity,
    popularity = top50$track_popularity,
    modes = top50$mode
)
dataset$color <- ifelse(dataset$mode == 1, "red", "blue")</pre>
ggplot(dataset, aes(x = artist_popularity, y = popularity, color = color)) +
    geom_point() +
    geom_smooth(method = "lm", se = FALSE, color = "black") +
    scale_color_identity() +
    labs(
        title = "Artist Popularity vs Popularity",
        x = "Artist Popularity",
        y = "Popularity",
        color = "Mode"
    theme_minimal()
```

`geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'



On voit qu'il y a une correlation entre la popularite des artistes et la popularite de leurs chansons. Cela signifie que la popularite des artistes est un critere determinant pour la popularite des chansons.

Conclusion

Nous pouvons conclure de cette analyse que la musique est quelque chose de tres subjectif. En effet, il n'y a pas de critere determinant pour la popularite des chansons. Cependant, nous avons vu que la popularite des artistes est un critere determinant pour la popularite des chansons. Cela signifie que les auditeurs de Spotify ont tendance a ecouter les chansons des artistes les plus populaires. Il est donc essentiel pour un artiste de chercher a construire une communaute autour de sa musique pour augmenter sa popularite au lieu d'essayer de construire sa musique autour de criteres generaux. Il n'existe pas de recette miracle pour creer une chanson populaire, il faut simplement creer de la musique qui nous plait et qui plait a notre communaute.