

Введение

Тема работы

Исследование особенностей и трендов в музыке с использованием данных Spotify.

Цели работы

1. Исследовать основные характеристики музыкальных композиций из датасета Spotify
2. Выявить закономерности и тренды в музыкальных данных
3. Разработать систему рекомендаций на основе полученных данных

В работе использован датасет, содержащий информацию о 30 000 песнях из платформы Spotify. Датасет доступен на платформе Kaggle по ссылке: [Kaggle](#).

Словаа данных можно рассмотреть в Анализ данных/Загрузка и обзор данных/Словарь данных

Импорт библиотек

```
In [2]: import os
import numpy as np
import pandas as pd

import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
import plotly.express as px
import plotly.io as pio
from sklearn.metrics.pairwise import cosine_similarity
from sklearn.cluster import KMeans
from sklearn.neighbors import NearestNeighbors
from sklearn.preprocessing import StandardScaler, OneHotEncoder
from sklearn.decomposition import PCA

import torch
import torch.nn as nn
import torch.optim as optim

import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")
```

Анализ данных

Загрузка и обзор данных

Загрузка данных

```
In [3]: loaded_df = pd.read_csv('data/spotify_songs.csv')
```

```
In [4]: loaded_df.head()
```

Out[4]:	track_id	track_name	track_artist	track_popularity	ti
0	6f807x0ima9a1j3VPbc7VN	I Don't Care (with Justin Bieber) - Loud Luxur...	Ed Sheeran	66	2oCs0DGTsR
1	0r7CVbZTWZgbTCYdfa2P31	Memories - Dillon Francis Remix	Maroon 5	67	63rPSO264uI
2	1z1Hg7Vb0AhHDIEmnDE79I	All the Time - Don Diablo Remix	Zara Larsson	70	1HoSmj2eL
3	75FpbthrwQmzHIBJLuGdC7	Call You Mine - Keanu Silva Remix	The Chainsmokers	60	1nqYsOef1yt
4	1e8PAfcKUYoKkxPhrHqw4x	Someone You Loved - Future Humans Remix	Lewis Capaldi	69	7m7vv9wLk

5 rows × 23 columns

Словарь данных

переменная	тип	описание
track_id	символьный	Уникальный ID песни
track_name	символьный	Название песни

переменная	тип	описание
track_artist	символьный	Исполнитель песни
track_popularity	числовой	Популярность песни (0-100), где выше - лучше
track_album_id	символьный	Уникальный ID альбома
track_album_name	символьный	Название альбома песни
track_album_release_date	символьный	Дата выпуска альбома
playlist_name	символьный	Название плейлиста
playlist_id	символьный	ID плейлиста
playlist_genre	символьный	Жанр плейлиста
playlist_subgenre	символьный	Поджанр плейлиста
danceability	числовой	Танцевальность описывает, насколько трек подходит для танцев, основываясь на комбинации музыкальных элементов, включая темп, стабильность ритма, силу бита и общую регулярность. Значение 0.0 наименее танцевальное, а 1.0 - наиболее танцевальное.
energy	числовой	Энергия - это мера от 0.0 до 1.0, представляющая воспринимаемую меру интенсивности и активности. Как правило, энергичные треки воспринимаются как быстрые, громкие и шумные. Например, дэт-метал имеет высокую энергию, в то время как прелюдия Баха получает низкую оценку по этой шкале. Воспринимаемые характеристики, влияющие на этот атрибут, включают динамический диапазон, воспринимаемую громкость, тембр, частоту начала и общую энтропию.
key	числовой	Предполагаемая общая тональность трека. Целые числа соответствуют высотам звука, используя стандартную нотацию Pitch Class. Например, 0 = C, 1 = C \sharp /D \flat , 2 = D и так далее. Если тональность не определена, значение равно -1.
loudness	числовой	Общая громкость трека в децибелах (дБ). Значения громкости усредняются по всему треку и полезны для сравнения относительной громкости треков. Громкость - это качество звука, которое является основным психологическим коррелятом

переменная	тип	описание
		физической силы (амплитуды). Значения обычно варьируются от -60 до 0 дБ.
mode	числовой	Режим указывает на модальность (мажор или минор) трека, тип гаммы, из которой происходит его мелодическое содержание. Мажор представлен 1, а минор - 0.
speechiness	числовой	Параметр определяет наличие разговорных слов в треке. Чем более исключительно речеподобна запись (например, ток-шоу, аудиокнига, поэзия), тем ближе к 1.0 значение атрибута. Значения выше 0.66 описывают треки, которые, вероятно, состоят полностью из разговорных слов. Значения между 0.33 и 0.66 описывают треки, которые могут содержать как музыку, так и речь, либо в отдельных секциях, либо наложенными, включая такие случаи, как рэп-музыка. Значения ниже 0.33 скорее всего представляют музыку и другие не речевые треки.
acousticness	числовой	Мера уверенности от 0.0 до 1.0 в том, является ли трек акустическим. 1.0 представляет высокую уверенность в том, что трек акустический.
instrumentalness	числовой	Предсказывает, содержит ли трек вокал. Звуки "У" и "А" в этом контексте рассматриваются как инструментальные. Рэп или треки с разговорной речью явно "вокальные". Чем ближе значение инструментальности к 1.0, тем выше вероятность того, что трек не содержит вокального контента. Значения выше 0.5 предназначены для представления инструментальных треков, но уверенность выше по мере приближения значения к 1.0.
liveness	числовой	Определяет присутствие аудитории в записи. Более высокие значения живости представляют повышенную вероятность того, что трек был исполнен вживую. Значение выше 0.8 дает сильную вероятность того, что трек живой.
valence	числовой	Мера от 0.0 до 1.0, описывающая музыкальную позитивность, передаваемую треком. Треки с высокой валентностью звучат более позитивно (например, счастливо, весело, эйфорично), в то время как треки с низкой валентностью звучат

переменная	тип	описание
		более негативно (например, грустно, подавленно, сердито).
tempo	числовой	Общий предполагаемый темп трека в ударах в минуту (BPM). В музыкальной терминологии темп - это скорость или ритм данного произведения и напрямую происходит от средней продолжительности удара.
duration_ms	числовой	Продолжительность песни в миллисекундах

Информация о данных

In [5]: `loaded_df.info()`

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 32833 entries, 0 to 32832
Data columns (total 23 columns):
#   Column                                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   track_id                             32833 non-null  object
1   track_name                           32828 non-null  object
2   track_artist                         32828 non-null  object
3   track_popularity                     32833 non-null  int64
4   track_album_id                      32833 non-null  object
5   track_album_name                    32828 non-null  object
6   track_album_release_date            32833 non-null  object
7   playlist_name                       32833 non-null  object
8   playlist_id                         32833 non-null  object
9   playlist_genre                      32833 non-null  object
10  playlist_subgenre                   32833 non-null  object
11  danceability                        32833 non-null  float64
12  energy                             32833 non-null  float64
13  key                                 32833 non-null  int64
14  loudness                           32833 non-null  float64
15  mode                               32833 non-null  int64
16  speechiness                        32833 non-null  float64
17  acousticness                       32833 non-null  float64
18  instrumentalness                   32833 non-null  float64
19  liveness                           32833 non-null  float64
20  valence                            32833 non-null  float64
21  tempo                              32833 non-null  float64
22  duration_ms                        32833 non-null  int64
dtypes: float64(9), int64(4), object(10)
memory usage: 5.8+ MB
```

Статистическая сводка для числовых признаков

In [6]: `def num_obj_cols(df):`
`return df.select_dtypes(['float64', 'int64']).columns.tolist(), df.select`

```
df_num_cols, df_obj_cols = num_obj_cols(loader_df)

loader_df[df_num_cols].describe()
```

Out[6]:

	track_popularity	danceability	energy	key	loudness	
count	32833.000000	32833.000000	32833.000000	32833.000000	32833.000000	3283
mean	42.477081	0.654850	0.698619	5.374471	-6.719499	
std	24.984074	0.145085	0.180910	3.611657	2.988436	
min	0.000000	0.000000	0.000175	0.000000	-46.448000	
25%	24.000000	0.563000	0.581000	2.000000	-8.171000	
50%	45.000000	0.672000	0.721000	6.000000	-6.166000	
75%	62.000000	0.761000	0.840000	9.000000	-4.645000	
max	100.000000	0.983000	1.000000	11.000000	1.275000	

Числовые признаки плохо нормированы и имеют разные распределения

Исследование на пропуски

In [7]: loader_df.isnull().sum()

Out[7]:

track_id	0
track_name	5
track_artist	5
track_popularity	0
track_album_id	0
track_album_name	5
track_album_release_date	0
playlist_name	0
playlist_id	0
playlist_genre	0
playlist_subgenre	0
danceability	0
energy	0
key	0
loudness	0
mode	0
speechiness	0
acousticness	0
instrumentalness	0
liveness	0
valence	0
tempo	0
duration_ms	0
dtype:	int64

В track_name, track_artist, track_album_name есть по 5 пропусков, скорее всего это 5 записей, где в каждой пропущено 3 значения.

Исследование на дублирование данных

```
In [8]: loaded_df.duplicated().sum()
```

```
Out[8]: 0
```

Подготовка данных

Избавимся от пропусков в данных самым простым способом, просто удалим их, так как пропусков совсем немного по сравнению с общим количеством данных, а так же пропущенные данные крайне не осмысленны и не идентифицируемы, ввиду пропусков вторичных ключей (названия песен, имена авторов и тд)

```
In [9]: df = loaded_df.dropna()  
df.isna().any().sum()
```

```
Out[9]: 0
```

Исправим неправильно заполненные значения даты, а так же создадим новые фичи: год и месяц

```
In [10]: def convert_dates(date):  
    if len(date) == 4:  
        return date + '-01-01'  
    if len(date) == 7:  
        return date + '-01'  
    return date  
  
df['track_album_release_date'] = df['track_album_release_date'].apply(convert_dates)  
df['year'] = pd.DatetimeIndex(df['track_album_release_date']).year.astype(int)  
df['month'] = pd.DatetimeIndex(df['track_album_release_date']).month.astype(int)
```

```
In [11]: df['track_album_release_date'] = pd.to_datetime(df['track_album_release_date'])
```

```
In [12]: df.head(3)
```

Out[12]:

	track_id	track_name	track_artist	track_popularity	tra
0	6f807x0ima9a1j3VPbc7VN	I Don't Care (with Justin Bieber) - Loud Luxur...	Ed Sheeran	66	2oCs0DGTsRO!
1	0r7CVbZTWZgbTCYdfa2P31	Memories - Dillon Francis Remix	Maroon 5	67	63rPSO264uRj\
2	1z1Hg7Vb0AhHDIEmnDE79I	All the Time - Don Diablo Remix	Zara Larsson	70	1HoSmj2eLcs

3 rows × 25 columns

Получим списки числовых и текстовых фичей

```
In [13]: df_num_cols, df_obj_cols = num_obj_cols(df)
df_num_cols, df_obj_cols
```

```
Out[13]: (['track_popularity',
'danceability',
'energy',
'key',
'loudness',
'mode',
'speechiness',
'acousticness',
'instrumentalness',
'liveness',
'valence',
'tempo',
'duration_ms',
'year',
'month'],
['track_id',
'track_name',
'track_artist',
'track_album_id',
'track_album_name',
'track_album_release_date',
'playlist_name',
'playlist_id',
'playlist_genre',
'playlist_subgenre'])
```

Визуализация и исследование признаков

Построим набор гистограмм, отображающих распределение ключевых характеристик музыкальных треков: ритмичность, энергичность, настроение, темп и тд.

Ключевые тенденции в музыке

```
In [14]: music_features = ['danceability', 'energy', 'valence', 'tempo',
                           'duration_ms', 'speechiness',
                           'acousticness', 'loudness', 'instrumentalness', 'liveness']

n_rows = 4
n_cols = 3

fig, axes = plt.subplots(n_rows, n_cols, figsize=(20, 24))

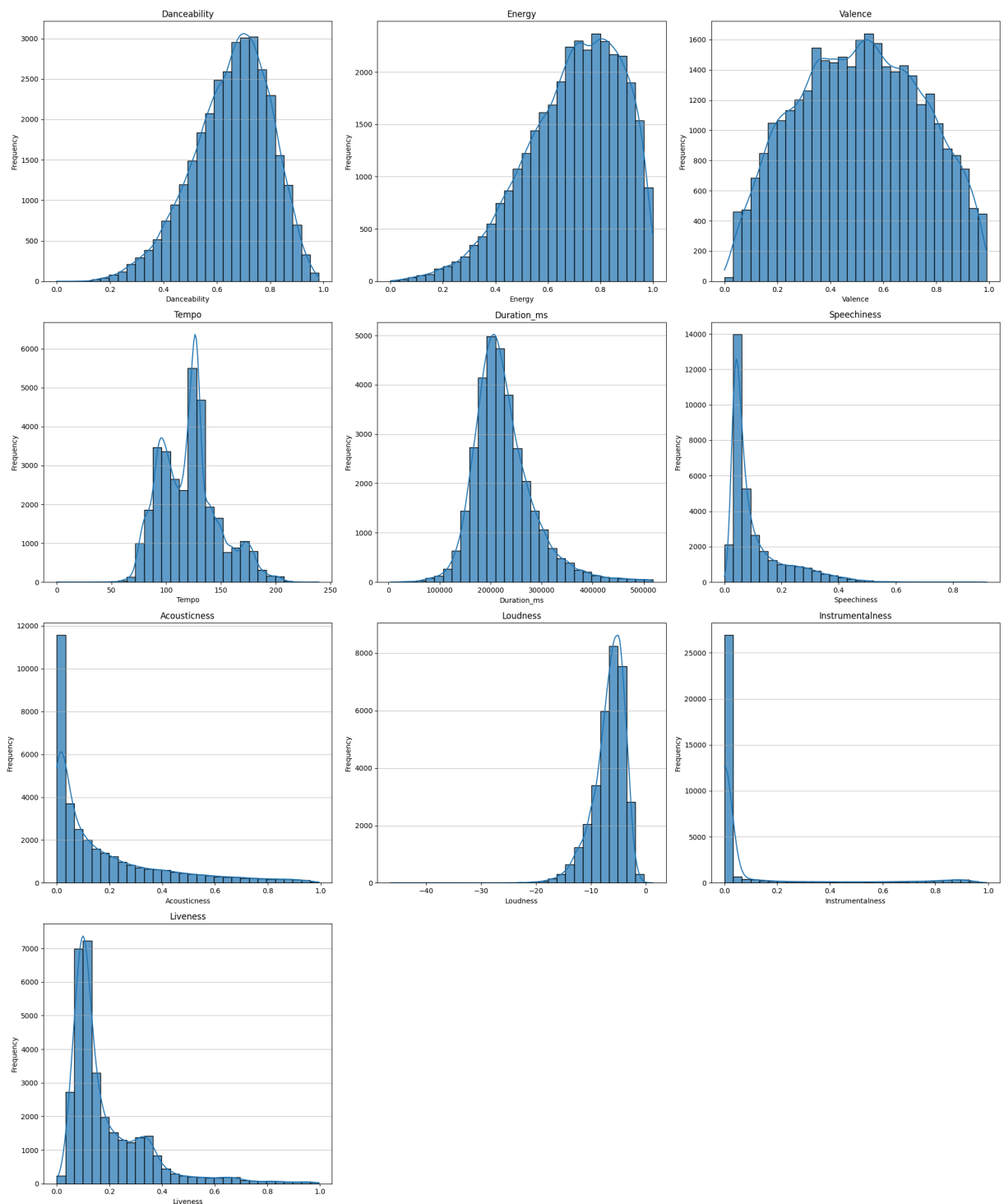
sns.set_palette('crest')

for i, feature in enumerate(music_features):
    row = i // n_cols
    col = i % n_cols
    ax = axes[row, col]

    sns.histplot(df[feature], kde=True, bins=30, edgecolor='black', alpha=0.7)
    ax.set_title(f'{feature.capitalize()}')
    ax.set_xlabel(feature.capitalize())
    ax.set_ylabel('Frequency')
    ax.grid(axis='y', alpha=0.7)

axes[-1, -1].remove()
axes[-1, -2].remove()

plt.tight_layout()
plt.show()
```



"Instrumentalness" показывает, содержит ли трек вокал, и можно заметить, что подавляющее большинство произведений в датасете его содержит (0), получается, что в данном контексте признак крайне слабо информативен.

Теперь построим ящики с усами для дополнительного анализа на выбросы

```
In [15]: n_features = len(music_features)
n_cols = 3
n_rows = (n_features + n_cols - 1) // n_cols
```

```

fig, axes = plt.subplots(n_rows, n_cols, figsize=(15, 5*n_rows))
fig.suptitle('Distribution of Music Features', fontsize=16)

sns.set_style("whitegrid")
sns.set_palette('crest')

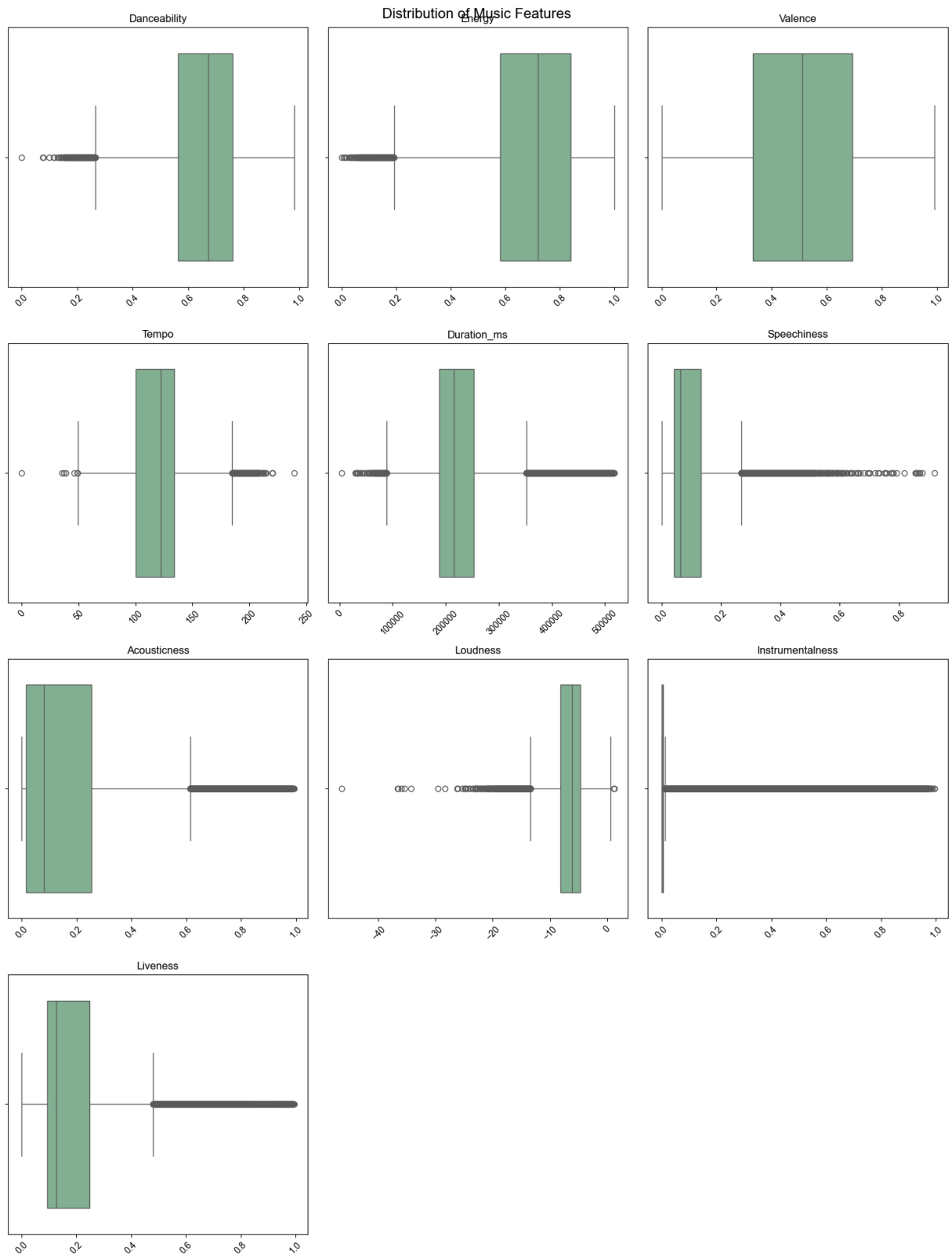
for i, feature in enumerate(music_features):
    row = i // n_cols
    col = i % n_cols
    ax = axes[row, col] if n_rows > 1 else axes[col]

    sns.boxplot(x=df[feature], ax=ax)
    ax.set_title(f'{feature.capitalize()}', fontsize=12)
    ax.set_xlabel('')
    ax.tick_params(axis='x', rotation=45)

for i in range(n_features, n_rows * n_cols):
    row = i // n_cols
    col = i % n_cols
    fig.delaxes(axes[row, col] if n_rows > 1 else axes[col])

plt.tight_layout()
plt.show()

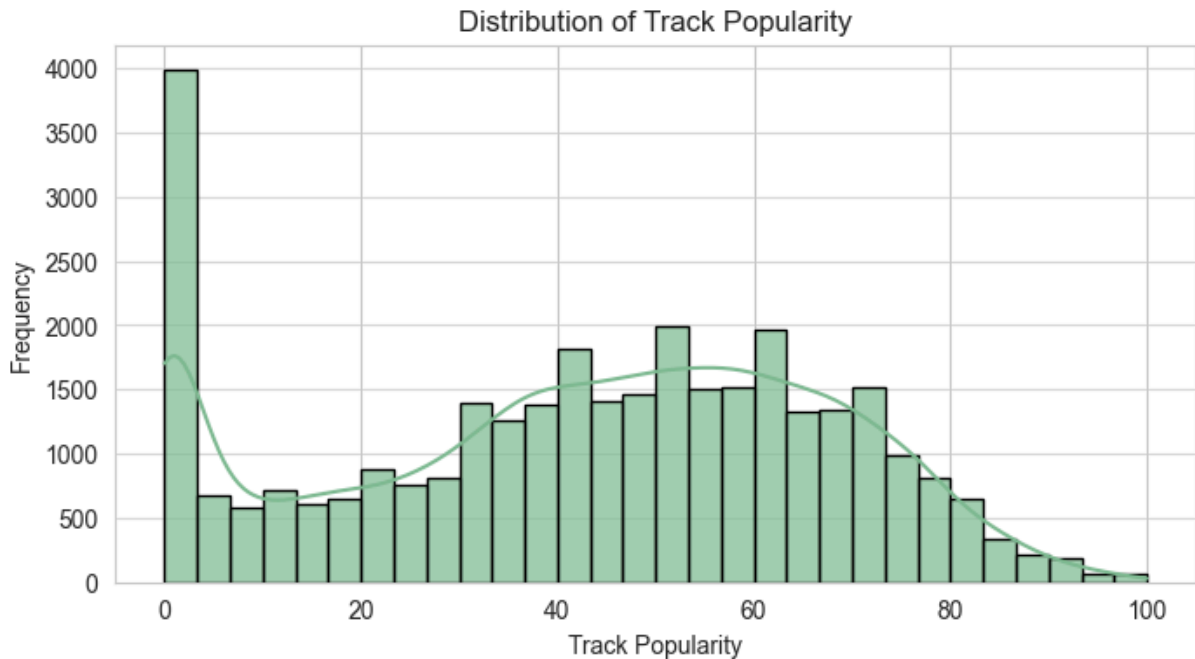
```



Как и было сказано, instrumentalness крайне плохая для работы с данными фича. Так же довольно много единичных значений в Speechiness, Liveness и Loudness что говорит о сильном преобладании каких то особых значений в данных признаках.

Отдельно рассмотрим частоту треков различной популярности, так как популярность трека - это ключевая фича, которая напрямую показывает насколько трек нравится среднему пользователю

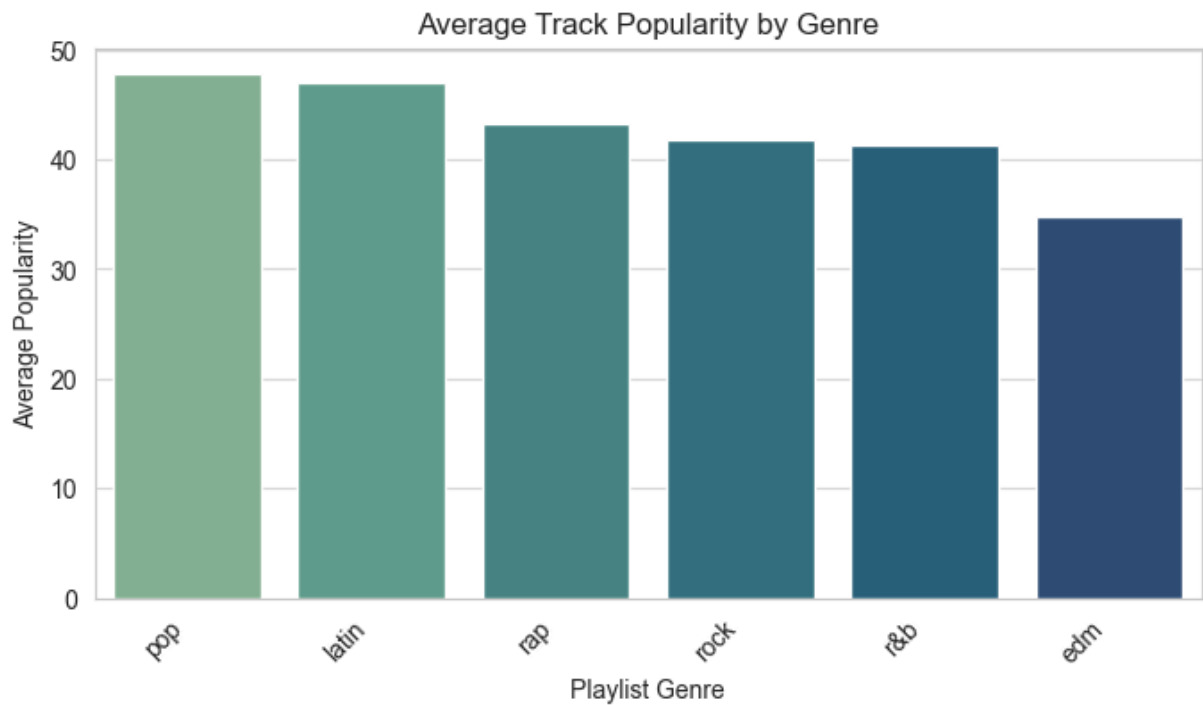
```
In [16]: plt.figure(figsize=(8, 4))
sns.histplot(df['track_popularity'], kde=True, bins=30, edgecolor='black', a
plt.title('Distribution of Track Popularity')
plt.xlabel('Track Popularity')
plt.ylabel('Frequency')
plt.grid(axis='y', alpha=0.7)
plt.show()
```



Распределение популярности довольно ровное, что дает нам на хорошую, в теории, рекомендательную систему с большой кокурентоспособностью треков.

Сделаем график средней популярности по жанрам

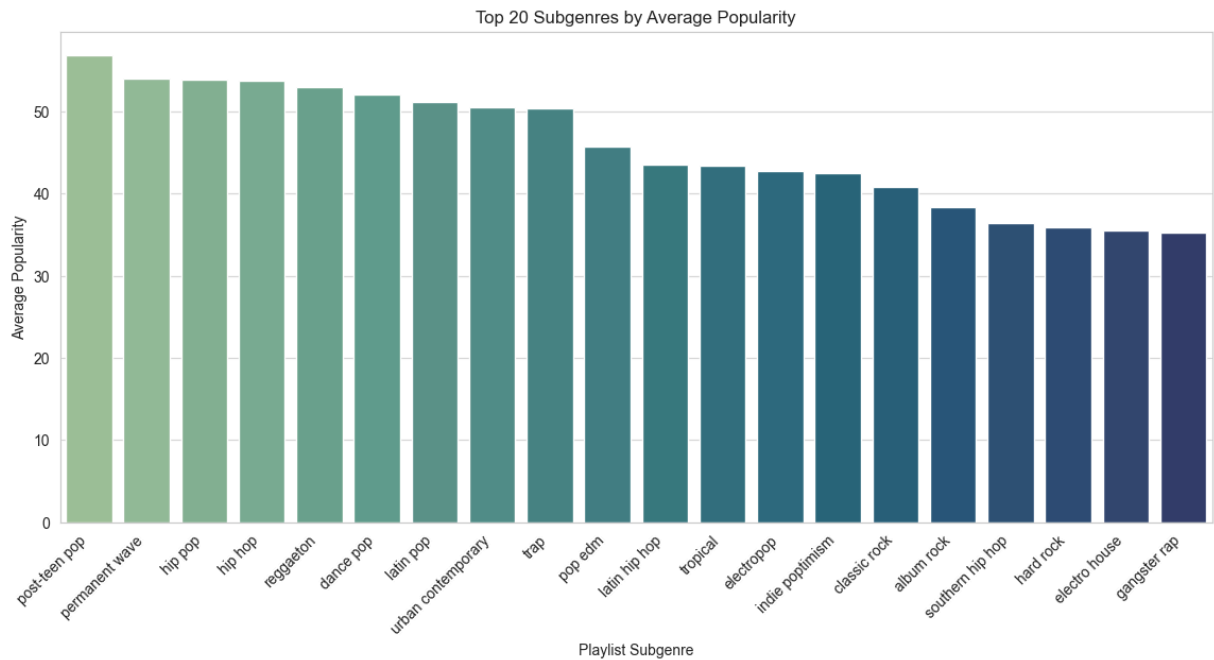
```
In [17]: plt.figure(figsize=(8, 4))
genre_popularity = df.groupby('playlist_genre')['track_popularity'].mean().s
sns.barplot(x=genre_popularity.index, y=genre_popularity.values, palette='cr
plt.title('Average Track Popularity by Genre')
plt.xlabel('Playlist Genre')
plt.ylabel('Average Popularity')
plt.xticks(rotation=45, ha='right')
plt.grid(axis='y', alpha=0.7)
plt.show()
```



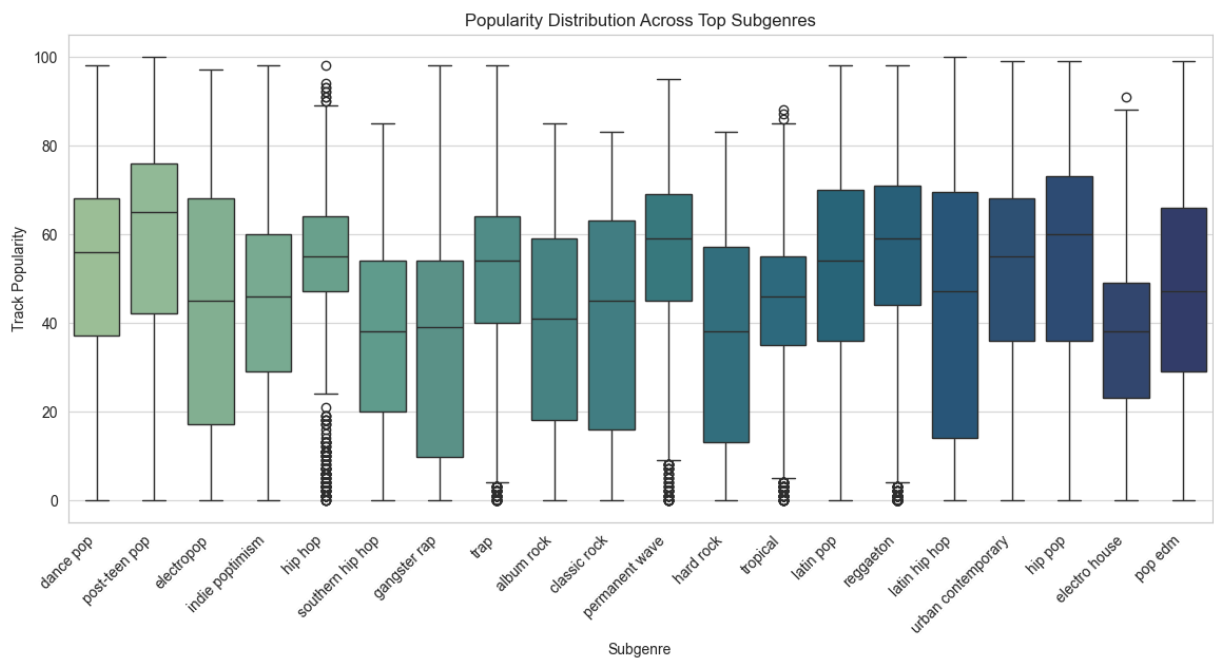
Наиболее популярный жанр музыки поп, что не удивительно, так как поп - popular music

Построим график популярности по поджанрам музыки

```
In [18]: plt.figure(figsize=(14, 6))
subgenre_popularity = df.groupby('playlist_subgenre')['track_popularity'].me
sns.barplot(x=subgenre_popularity.index, y=subgenre_popularity.values, palet
plt.title('Top 20 Subgenres by Average Popularity')
plt.xlabel('Playlist Subgenre')
plt.ylabel('Average Popularity')
plt.xticks(rotation=45, ha='right')
plt.grid(axis='y', alpha=0.7)
plt.show()
```



```
In [19]: top_subgenres_data = df[df['playlist_subgenre'].isin(subgenre_popularity.index)]
plt.figure(figsize=(14, 6))
sns.boxplot(data=top_subgenres_data, x='playlist_subgenre', y='track_popularity')
plt.title('Popularity Distribution Across Top Subgenres')
plt.xlabel('Subgenre')
plt.ylabel('Track Popularity')
plt.xticks(rotation=45, ha='right')
plt.grid(axis='y', alpha=0.7)
plt.show()
```



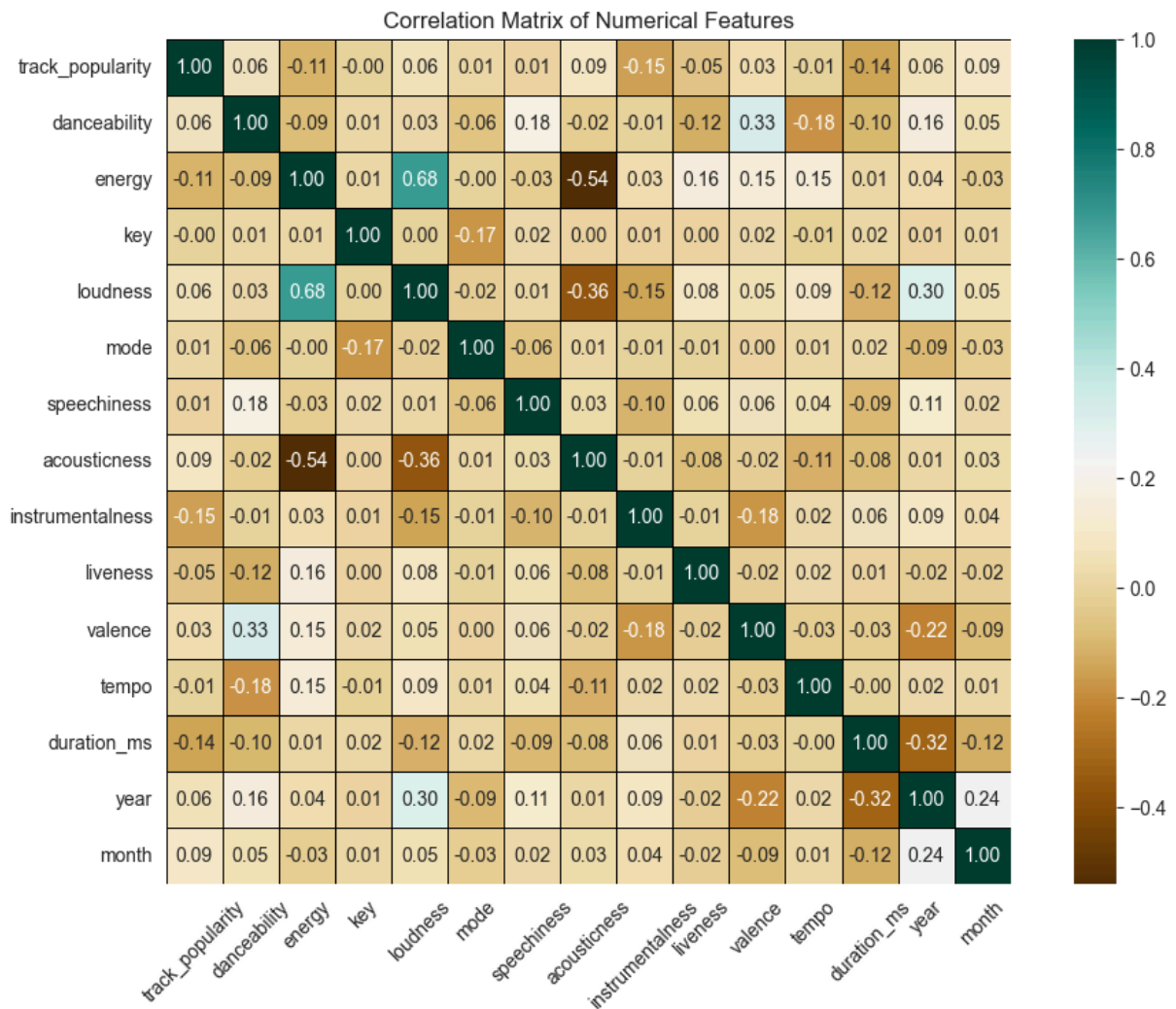
Можно заметить, что график почти полностью повторяет график обычных жанров, следовательно может быть излишне использовать данный признак при создании простых рекомендаций. График ящиков с усами же показывает

довольно плотное распределение без сильных выбросов, а значит каждый поджанр имеет свою ярко выраженную популярность

Создадим тепловую матрицу, чтобы определить корреляцию признаков

```
In [20]: corr_matrix = df[df_num_cols].corr()

plt.figure(figsize=(12, 8))
sns.heatmap(corr_matrix, annot=True, fmt=".2f", cmap='BrBG', cbar=True, square=True)
plt.title('Correlation Matrix of Numerical Features')
plt.xticks(rotation=45)
plt.show()
```



Предсказуемо, энергия и громкость, а так же энергия и акустичность имеют сильную корреляцию

Сделаем график изменения музыкальных фич по годам

```
In [21]: from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

music_features = ['danceability', 'energy', 'valence',
                  'duration_ms', 'speechiness',
```



```

        'acousticness', 'instrumentalness',
        'liveness', 'track_popularity']

avg_features_by_year = df.groupby('year')[music_features].mean()

scaler = MinMaxScaler()
normalized_avg_features = pd.DataFrame(scaler.fit_transform(avg_features_by_
                                     columns=music_features,
                                     index=avg_features_by_year.index)

normalized_avg_features.reset_index(inplace=True)
melted_data = normalized_avg_features.melt(id_vars='year', var_name='feature

pio.templates.default = "seaborn"
fig = px.line(melted_data, x='year', y='normalized_value', color='feature',
             markers=True, title='Trends of Normalized Musical Features Over

fig.update_layout(xaxis_title='Year',
                  yaxis_title='Normalized Average Value',
                  legend_title='Features')

fig.show()

```

Вывод из графика:

- До 1970 года данные крайне хаотичны, скорее всего, не соответствуют действительности и не могут быть взяты для анализа
- Энергичность всегда была одним из важнейших аспектов музыки
- Наличие слов в песне и ее танцевальность до 1990 года не были популярны, однако в наше время это не так
- В последнее время выпускаются довольно короткие треки, по сравнению с прошлым

Рассмотрим некоторые музыкальные признаки в контексте жанров

```

In [22]: top_genres = df['playlist_genre'].value_counts().index
         filtered_genres = df[df['playlist_genre'].isin(top_genres)]

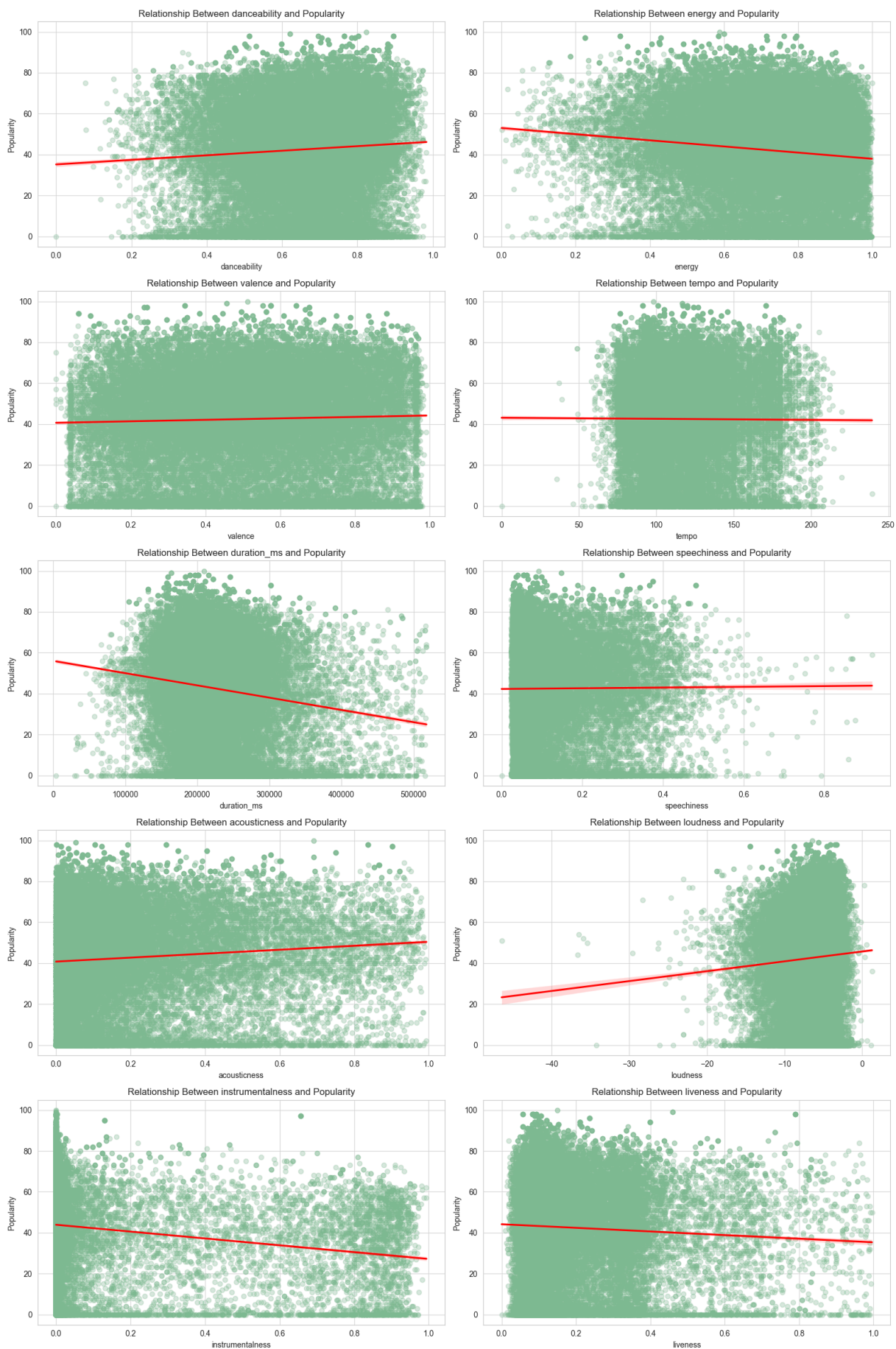
plt.figure(figsize=(8, 4))
sns.boxplot(data=filtered_genres, x='playlist_genre', y='danceability', palette=
plt.title('Danceability Distribution Across Genres')
plt.xlabel('Genre')
plt.ylabel('Danceability')
plt.xticks(rotation=45, ha='right')
plt.grid(axis='y', alpha=0.7)
plt.tight_layout()
plt.show()

```



```
        'acousticness', 'loudness', 'instrumentalness', 'liveness'

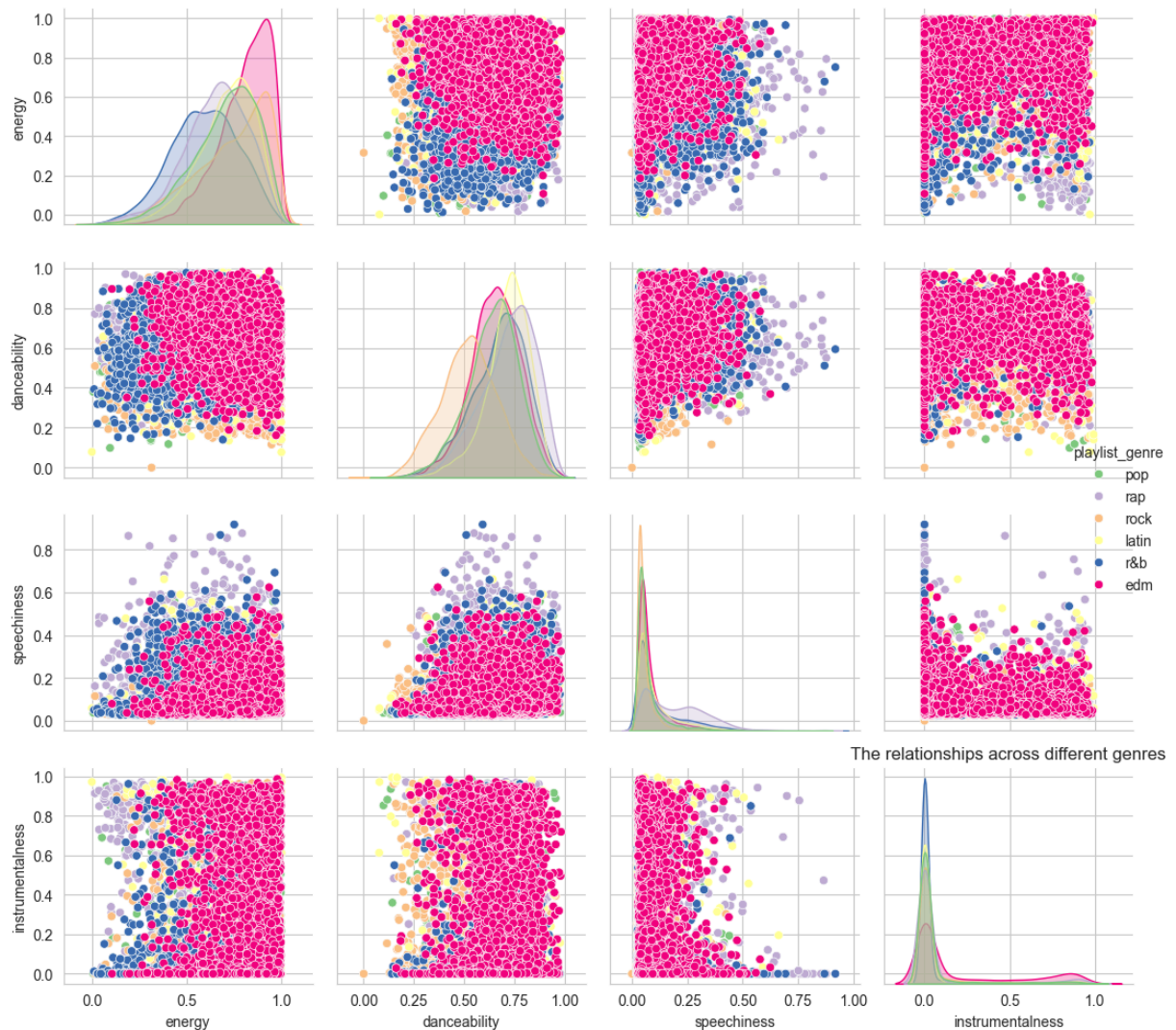
plt.figure(figsize=(16, 24))
for i, feature in enumerate(music_features, 1):
    plt.subplot(5, 2, i)
    sns.regplot(data=df, x=feature, y='track_popularity',
                scatter_kws={'alpha': 0.3}, line_kws={'color': 'red'})
    plt.title(f'Relationship Between {feature} and Popularity')
    plt.xlabel(feature)
    plt.ylabel('Popularity')
    plt.grid(axis='both', alpha=0.7)
plt.tight_layout()
plt.show()
```



Построим график распределения жанров на стыке различных музыкальных фич

```
In [25]: plt.figure(figsize=(16, 24))
selected_columns = ['energy', 'danceability', 'speechiness', 'instrumentalness']
sns.pairplot(df[selected_columns], hue='playlist_genre', palette='Accent')
plt.title('The relationships across different genres')
plt.grid(axis='y', alpha=0.7)
plt.tight_layout()
plt.show()
```

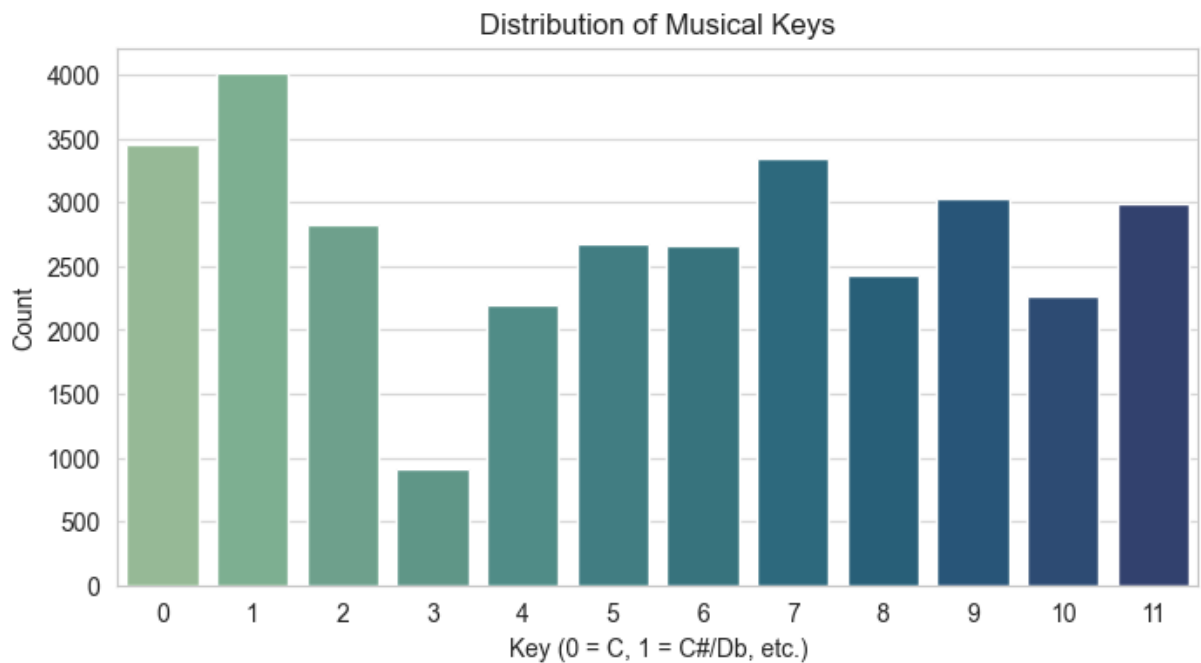
<Figure size 1600x2400 with 0 Axes>



Заметим, что энергетика и танцевальность неплохо разделяют выборку.

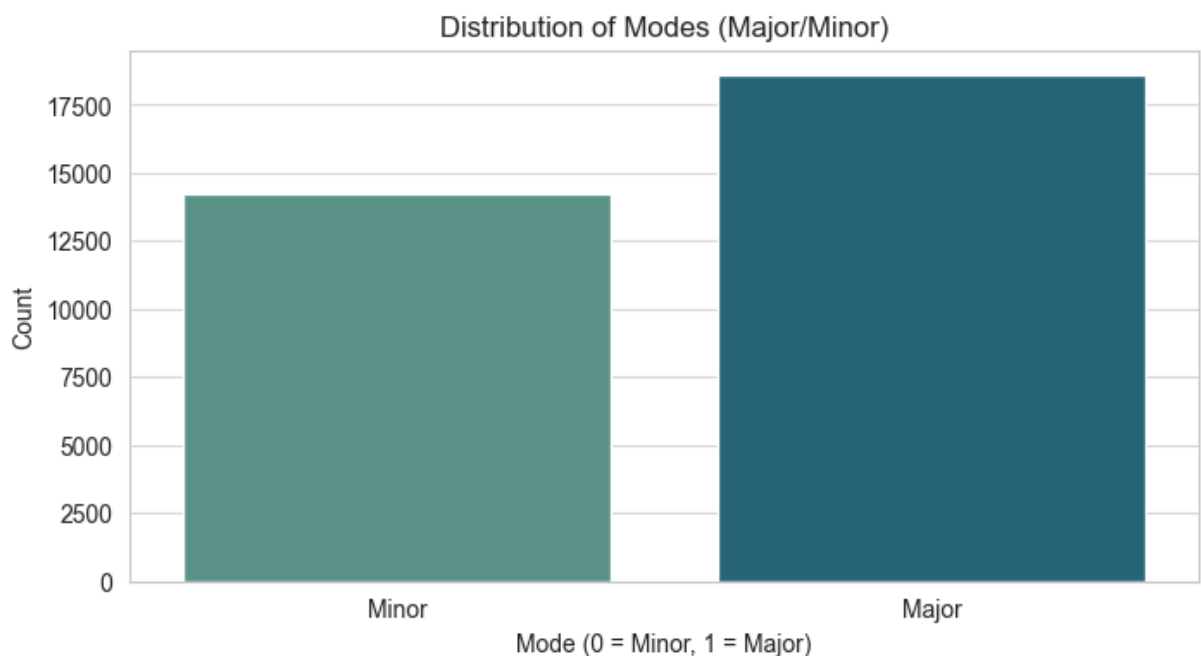
Построим графики оставшихся, по предположению, не сильно важных фич

```
In [26]: plt.figure(figsize=(8, 4))
sns.countplot(x='key', data=df, palette='crest', order=sorted(df['key'].unique()))
plt.title('Distribution of Musical Keys')
plt.xlabel('Key (0 = C, 1 = C#/Db, etc.)')
plt.ylabel('Count')
plt.grid(axis='y', alpha=0.7)
plt.show()
```



Тональность довольно ровно распределена относительно всех видов, однако в количество треков в 3 типе значительно меньше, трудно объяснить причину данного спада

```
In [27]: plt.figure(figsize=(8, 4))
sns.countplot(x='mode', data=df, palette='crest')
plt.title('Distribution of Modes (Major/Minor)')
plt.xlabel('Mode (0 = Minor, 1 = Major)')
plt.ylabel('Count')
plt.xticks(ticks=[0, 1], labels=['Minor', 'Major'])
plt.grid(axis='y', alpha=0.7)
plt.show()
```



Большая часть треков сделана в мажоре, что значит преобладание веселых и бодрых треков

1. Энергичность и громкость: Современная музыка становится всё более энергичной, что выражается в увеличении значения показателей energy и loudness. Особенно это заметно с конца 1990-х годов. Музыка с высокой энергичностью ассоциируется с быстрыми и яркими жанрами, такими как рор, гар и EDM.
2. Танцевальность: В последние десятилетия танцевальные треки приобрели большую популярность. Жанры гар и latin лидируют по танцевальности (danceability), что объясняет их высокую востребованность на вечеринках и мероприятиях.
3. Сокращение продолжительности треков: Анализ показал, что современные треки в среднем короче, чем в предыдущие десятилетия. Это может быть связано с трендом на быстрое потребление контента и популярностью стриминговых платформ.
4. Популярные жанры: Жанр рор остаётся самым популярным, демонстрируя наивысшие значения популярности (track_popularity). За ним следуют такие жанры, как гар и dance, которые часто используют высокую танцевальность и энергичность для привлечения слушателей.
5. Позитивное настроение треков: Музыка с высокой валентностью (valence), выражающая позитивные эмоции, такие как радость и веселье, остаётся наиболее востребованной. Большая часть популярных треков написана в мажоре (mode), что подчёркивает предпочтение слушателей к бодрым и весёлым композициям.
6. Эволюция музыкальных характеристик:
 - До 1970-х годов наблюдаются хаотичные данные, что объясняется ограниченностью информации.
 - С конца 20-го века усилилась роль лирики и танцевальности в треках.
 - Сложные треки с высоким уровнем акустичности постепенно теряют популярность, уступая место более динамичным и электронным композициям.
7. Особенности поджанров:
 - Поджанры, такие как electropop и trap, показывают ярко выраженную популярность среди молодежи, благодаря своим танцевальным ритмам и энергичности.

- Более медленные и продолжительные треки характерны для жанров, таких как rock и classical, которые сохраняют аудиторию с классическими вкусами.

Система Рекомендаций

Было подготовлено 3 системы рекомендации от самой простой к самой сложной. Затем приведен пример работы на основе трека Басты "Выпускной"

Подготовка данных

Создадим функцию для преобразования данных к одному масштабу и преобразовании нужных категориальных фич в числовой формат

```
In [28]: def preprocess_data(data):
    feature_columns = data.select_dtypes(include=['float64', 'int64']).columns
    scaler = StandardScaler()
    scaled_features = scaler.fit_transform(data[feature_columns])

    if 'genre' in data.columns:
        encoder = OneHotEncoder(sparse=False, handle_unknown='ignore')
        genre_encoded = encoder.fit_transform(data[['genre']])
        processed_features = np.hstack([scaled_features, genre_encoded])
    else:
        processed_features = scaled_features

    return processed_features
```

```
In [29]: processed_features = preprocess_data(df)
```

"Наивная" рекомендация на основе косинусной похожести

Для начала стоит объяснить работу данного алгоритма, и почему я называю данный подход "наивным"

Рекомендации на основе косинусной похожести — это метод, основанный на вычислении угла между векторами, представляющими объекты в многомерном пространстве признаков. Чем меньше угол, тем больше схожесть.

Особенности:

1. Одномерный подход: Косинусная схожесть измеряет только угол между векторами, игнорируя их длину. Это упрощает анализ, но может упустить

важные аспекты, например, разницу в важности признаков или масштабах данных.

2. Невключение контекста: Такой подход не учитывает динамические аспекты
3. Отсутствие персонализации: Косинусная схожесть больше подходит для измерения сходства между объектами (например, фильмами или товарами), но она не учитывает уникальные предпочтения конкретного пользователя. Однако данную проблему невозможно решить в контексте выбранного датасета, так как нет данных пользователей и не с кого строить u2
4. Линейность: Косинусная схожесть не способна улавливать нелинейные зависимости между объектами, что делает её недостаточно эффективной в сложных сценариях.

```
In [30]: def recommend_songs(song_name, data, processed_features, n_recommendations=5):
    if song_name not in data['track_name'].values:
        return f"Песня '{song_name}' не найдена. Проверьте правильность назва

    song_index = data[data['track_name'] == song_name].index[0]
    song_features = processed_features[song_index].reshape(1, -1)

    similarity_scores = cosine_similarity(song_features, processed_features)

    data['similarity'] = similarity_scores

    recommendations = data[data['track_name'] != song_name].sort_values(by='
    recommendations = recommendations.drop_duplicates(subset=['track_name',
    return recommendations[['track_name', 'track_artist', 'similarity']].head
```

Пример работы

```
In [31]: song_to_recommend = "Выпускной (Медлячок)"
recommended_songs = recommend_songs(song_to_recommend, df, processed_features)

if isinstance(recommended_songs, str):
    print(recommended_songs)
else:
    print(f"Песни, похожие на: {song_to_recommend}, автора: {df[df.track_name
    print(recommended_songs)
```

```
Песни, похожие на: Выпускной (Медлячок), автора: Basta
      track_name  track_artist  similarity
7870  Gangsta's Paradise    Coolio    1.000000
22379   If I Were a Boy    Beyoncé    0.860757
25083   Bump n' Grind     R. Kelly    0.837990
12356         Cocaine  Eric Clapton    0.832467
21837  How Do I Breathe     Mario    0.825705
```

Кластеризация и выбор ближайших соседей в кластере

Основная идея подхода — уменьшить размерность исходной выборки, то есть группировать песни по схожим характеристикам (кластеризация), а затем искать наиболее близкие композиции к выбранной песне в пределах её кластера.

Основные характеристики системы:

1. Кластеризация песен: Используется алгоритм K-Means для разделения всех песен на кластеры на основе их обработанных признаков (например, аудио характеристик: темпа, тональности, энергии и т. д.). Каждая песня принадлежит одному из заранее определённых кластеров.
2. Рекомендации в пределах кластера: После выбора песни система определяет её кластер. С помощью алгоритма Nearest Neighbors находятся песни из того же кластера, которые наиболее близки к выбранной композиции по характеристикам.
3. Визуализация кластеров: Для наглядности используется метод снижения размерности (PCA) для отображения кластеров в двухмерном пространстве. Каждому кластеру присваивается свой цвет для удобства анализа и интерпретации.

Преимущества системы:

- Эффективность: Кластеризация позволяет сузить выбор похожих песен, что ускоряет процесс рекомендаций.
- Наглядность: Визуализация кластеров даёт пользователям и разработчикам интуитивное понимание структуры музыкального пространства.
- Гибкость: Система поддерживает настройку количества кластеров и рекомендуемых песен.

Недостатки системы:

- Ограниченность кластеров: Требуется заранее задавать число кластеров, что может привести к слишком общим или слишком узким группам.
- Игнорирование пользовательских предпочтений: Рекомендации строятся только на характеристиках песен, без учёта истории прослушиваний и поведения пользователя. Данную проблему так же нельзя решить в контексте данного проекта из-за ограниченности датасета.
- Границы кластеров: Песни на границе между кластерами могут быть отнесены неверно, что снижает точность рекомендаций.
- Сферическая форма: Кластеры KNN предполагают сферическую форму, что далеко не всегда лучшим образом описывает разделение.

```
In [32]: def recommend_songs_with_clustering(song_name, data, processed_features, n_r
         if song_name not in data['track_name'].values:
             return f"Песня '{song_name}' не найдена в данных. Проверьте правильн
         data = data.reset_index(drop=True)
```

```

kmeans = KMeans(n_clusters=n_clusters, random_state=42)
data['cluster'] = kmeans.fit_predict(processed_features)

song_cluster = data[data['track_name'] == song_name]['cluster'].iloc[0]

cluster_songs = data[data['cluster'] == song_cluster]
cluster_indices = cluster_songs.index

cluster_features = processed_features[cluster_indices]

nbrs = NearestNeighbors(n_neighbors=min(n_recommendations + 1, len(cluster_songs)))
song_index = data[data['track_name'] == song_name].index[0]
song_features = processed_features[song_index].reshape(1, -1)

distances, indices = nbrs.kneighbors(song_features)

recommendations_indices = cluster_indices[indices[0][1:]]
recommendations = data.loc[recommendations_indices]

return recommendations[['track_name', 'track_artist', 'cluster']]

def plot_clusters(data, processed_features, n_clusters=10):
    data = data.reset_index(drop=True)

    kmeans = KMeans(n_clusters=n_clusters, random_state=42)
    clusters = kmeans.fit_predict(processed_features)

    pca = PCA(n_components=2)
    pca_features = pca.fit_transform(processed_features)

    plt.figure(figsize=(10, 6))
    scatter = plt.scatter(pca_features[:, 0], pca_features[:, 1], c=clusters)
    plt.colorbar(scatter, label='Cluster Label')
    plt.title('Визуализация кластеров с помощью PCA')
    plt.xlabel('PCA Feature 1')
    plt.ylabel('PCA Feature 2')
    plt.show()

```

Пример работы

```

In [33]: song_to_recommend = "Выпускной (Медлячок)"
recommended_songs_cluster = recommend_songs_with_clustering(song_to_recommen

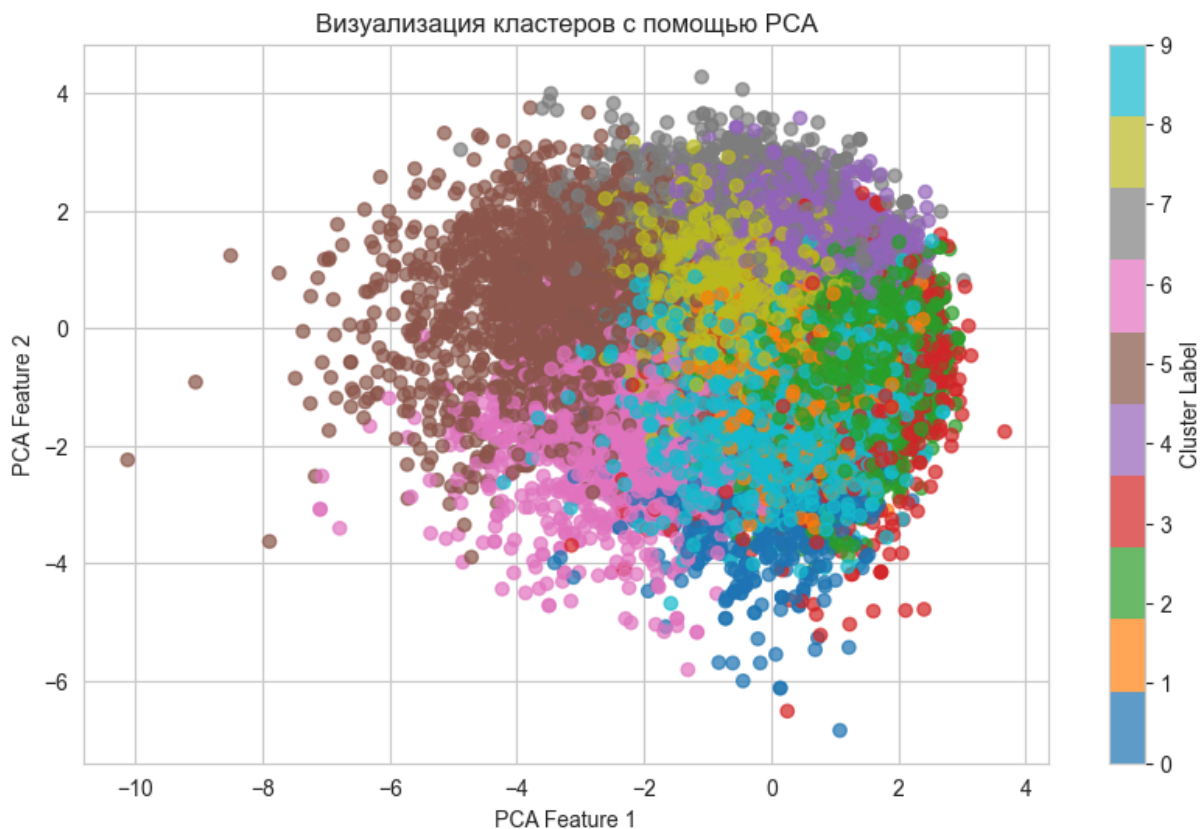
if isinstance(recommended_songs_cluster, str):
    print(recommended_songs_cluster)
else:
    print(f"Песни, похожие на: {song_to_recommend}, автора: {df[df.track_name == song_to_recommend].track_artist}")
    print(recommended_songs_cluster)

```

Песни, похожие на: Выпускной (Медлячок), автора: Basta

	track_name	track_artist	cluster
12857	Smell the Roses	Roger Waters	3
28525	Gold Skies	Sander van Doorn	3
8494	Lady Karma	Sonny Bama	3
10113	La Ocasión	DJ Luian	3
31099	Wasted - Ummet Ozcan Remix	Tiësto	3

```
In [34]: plot_clusters(df, processed_features)
```



Если посмотреть на распределение по кластерам, то визуально оно неплохое, кластеры выделяются довольно четко, за исключением пересечения некоторых отдельных групп.

Автоэнкодер

Основная идея подхода - создание системы рекомендаций, основанной на использовании автоэнкодера для снижения размерности данных и дальнейшего поиска наиболее похожих треков с помощью вычисления косинусного сходства между их зашифрованными представлениями. Это позволяет находить треки, которые звучат похоже, на основе их аудиохарактеристик.

Основные характеристики системы:

1. Модель автоэнкодера: Для снижения размерности данных применяется нейронная сеть автоэнкодер. Она состоит из двух частей:

- Энкодер: Сжимает исходные данные в более компактное представление (вектор меньшей размерности).
- Декодер: Восстанавливает данные из зашифрованного представления.

В процессе обучения автоэнкодер минимизирует ошибку восстановления, что помогает улучшить качество представления данных.

2. Рекомендации на основе сходства

Преимущества системы:

- Гибкость и масштабируемость: Подход подходит для работы с большими наборами данных и позволяет эффективно обрабатывать разнообразные музыкальные характеристики.
- Автоматическое извлечение признаков: Автоэнкодер сам находит скрытые представления данных, что уменьшает зависимость от ручного выбора признаков.
- Скорость работы: Для каждого трека быстро находят похожие композиции благодаря вычислению косинусного сходства в пространстве с пониженными размерами.

Качественное отличие от косинусной похожести:

- Косинусная похожесть в своем базовом варианте обычно работает с оригинальными признаками (например, с аудиохарактеристиками вроде темпа, громкости, акустичности и других). Однако эти признаки могут быть шумными или избыточными. Простое вычисление косинусной похожести может не всегда учитывать сложные зависимости между признаками.
- Автоэнкодер, с другой стороны, обучается извлекать наиболее важные и скрытые признаки данных, сокращая их размерность до компактного представления. Это представление (или код) является более информативным и отражает глубокие, скрытые структуры данных, которые могут быть трудны для прямого захвата с помощью традиционных методов.

Допустим, у нас есть два трека с одинаковым темпом, но один — с яркой акустической составляющей, а другой — с электронной музыкой.

Классическая косинусная похожесть может посчитать их разными, потому что некоторые аудиохарактеристики могут сильно отличаться. Однако автоэнкодер, скорее всего, учтет их схожесть по более высокоуровневым признакам, таким как эмоциональное восприятие или жанровая принадлежность, что сделает рекомендацию более точной

Автокодировщик (англ. autoencoder) — специальная архитектура искусственных нейронных сетей, позволяющая применять обучение без учителя при использовании метода с обратного распространения ошибки. Простейшая

архитектура автокодировщика — сеть прямого распространения, без обратных связей, наиболее схожая с перцептроном и содержащая входной слой, промежуточный слой и выходной слой. В отличие от перцептрона, выходной слой автокодировщика должен содержать столько же нейронов, сколько и входной слой.

Автокодировщик состоит из двух частей: энкодера g и декодера f . Энкодер переводит входной сигнал в его представление (код): $h=g(x)$, а декодер восстанавливает сигнал по его коду: $x=f(h)$.

Автокодировщик, изменяя f и g , стремится выучить тождественную функцию $x=f(g(x))$, минимизируя какой-то функционал ошибки. $L(x, f(g(x)))$



Источник: <https://neerc.ifmo.ru/wiki/index.php?>

title=%D0%90%D0%B2%D1%82%D0%BE%D0%BA%D0%BE%D0%B4%D0%B8%D1%80%D0%

```
In [42]: features = ['tempo', 'loudness', 'acousticness', 'valence', 'duration_ms', 'X = df[features].values
encoder = OneHotEncoder(handle_unknown='ignore')
mode_encoded = encoder.fit_transform(df[['mode']])
X = np.hstack([X, mode_encoded.toarray()])

scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)

X_tensor = torch.tensor(X_scaled, dtype=torch.float32)

class Autoencoder(nn.Module):
    def __init__(self, input_dim, encoding_dim):
        super(Autoencoder, self).__init__()

        self.encoder = nn.Sequential(
            nn.Linear(input_dim, 512),
            nn.ReLU(),
            nn.BatchNorm1d(512),
            nn.Dropout(0.3),
            nn.Linear(512, 256),
            nn.ReLU(),
            nn.BatchNorm1d(256),
            nn.Dropout(0.3),
            nn.Linear(256, encoding_dim)
        )

        self.decoder = nn.Sequential(
            nn.Linear(encoding_dim, 256),
            nn.ReLU(),
            nn.BatchNorm1d(256),
            nn.Linear(256, 512),
            nn.ReLU(),
            nn.BatchNorm1d(512),
            nn.Linear(512, input_dim),
```

```

        nn.Sigmoid()
    )

    def forward(self, x):
        encoded = self.encoder(x)
        decoded = self.decoder(encoded)
        return decoded

input_dim = X_tensor.shape[1]
encoding_dim = 64

model = Autoencoder(input_dim=input_dim, encoding_dim=encoding_dim)

criterion = nn.MSELoss()
optimizer = optim.Adam(model.parameters(), lr=0.001)

epochs = 50
for epoch in range(epochs):
    model.train()

    output = model(X_tensor)

    loss = criterion(output, X_tensor)

    optimizer.zero_grad()
    loss.backward()
    optimizer.step()

    if (epoch + 1) % 10 == 0:
        print(f'Epoch [{epoch+1}/{epochs}], Loss: {loss.item():.4f}')

model.eval()
encoded_X = model.encoder(X_tensor).detach().numpy()

similarity_matrix = cosine_similarity(encoded_X)

```

```

Epoch [10/50], Loss: 0.6431
Epoch [20/50], Loss: 0.5890
Epoch [30/50], Loss: 0.5710
Epoch [40/50], Loss: 0.5630
Epoch [50/50], Loss: 0.5587

```

```

In [47]: def recommend_tracks_autoencoder(track_index, similarity_matrix, df, top_n=5):
    similar_tracks = similarity_matrix[track_index].argsort()[::-1][1:]
    recommended_set = set()
    recommendations = []

    for idx in similar_tracks:
        if idx == track_index or df.iloc[idx]['track_name'] in recommended_set:
            continue

        recommended_set.add(df.iloc[idx]['track_name'])

        recommendations.append({
            'track_name': df.iloc[idx]['track_name'],

```

```

        'track_artist': df.iloc[idx]['track_artist'],
        'track_popularity': df.iloc[idx]['track_popularity'],
        'track_album_name': df.iloc[idx]['track_album_name'],
    })
    if len(recommendations) == top_n:
        break

    return recommendations

```

Пример работы

```

In [49]: song_to_recommend = "Выпускной (Медлячок)"
song_index = df[df['track_name'] == song_to_recommend].index[0]
recommended_tracks = recommend_tracks_autoencoder(song_index, similarity_mat)

print(f"Песни, похожие на: {song_to_recommend}, автора: {df[df.track_name ==
for track in recommended_tracks:
    print(f"{track['track_name']} - {track['track_artist']} - {track['track_

```

Песни, похожие на: Выпускной (Медлячок), автора: Basta
 Gangsta's Paradise - Coolio - 80
 Troubled World (feat. Kelly Price & Jessica Reedy) - Faith Evans - 7
 Summertime - DJ Jazzy Jeff & The Fresh Prince - 44
 I'd Love You to Want Me - Lobo - 51
 Mean It - Lauv - 85

Сравнение результатов

Трек взятый за пример - Баста "Выпускной"

	Cos Similarity	Clusterisation	Autoencoder
1	Gangsta's Paradise	Smell the Roses	Gangsta's Paradise
2	If I Were a Boy	Gold Skies	Troubled World (feat. Kelly Price & Jessica Reedy)
3	Bump n' Grind	Lady Karma	Summertime
4	Cocaine	La Ocasión	I'd Love You to Want Me
5	How Do I Breathe	Wasted - Ummet Ozcan Remix	Mean It

Можно заметить, что и в первом подходе, и в последнем, самым похожим на Баста - "Выпускной" является трек Gangsta's Paradise. Это может говорить о сильной линейной зависимости между данными треками, а так же о некоторой схожести двух алгоритмов ввиду использования косинусной похожести в обоих. Однако во 2 алгоритме такого трека впринципе нет, что показывает сильное отличие в принципе отбора подходящих треков от двух других.

Прослушав большинство треков из представленных, по моей субъективной оценке, в них действительно есть некоторое сходство с исследуемой песней, а наиболее подходящая подборка в 3 варианте, что показывает, пусть и субъективно, что написанные алгоритмы для рекомендаций работают

Результат проекта

В рамках проекта был проведён анализ и визуализация датасета 30000 музыкальных треков с платформы Spotify с целью создания системы рекомендаций.

Проект включал несколько этапов:

1. Анализ данных:

Данный этап включал в себя загрузку, первичную обработку и анализ всего массива данных по различным фичам и их совокупностям, а затем выделение ключевых тенденций в современной музыке

2. Построение системы рекомендаций

Было написано 3 вида рекомендаций:

- На основе обычной косинусной похожести
- На основе кластеризации
- На основе dl, в частности такой архитектуры, как Autoencoder

Проведено сравнение результатов данных алгоритмов на примере одной песни из датасета

Направления для улучшения:

1. Для построения более серьезной, персонализированной системы рекомендаций крайне не хватило данных пользователей
2. Увеличение в целом количества произведений в исходных данных
3. Использование гибридных подходов построения систем рекомендаций, включающих в себя сразу несколько алгоритмов сразу