

Songs classifiers

Григорий Гладков
Алексей Зверев
Анна Квач
Маргарита Комарова
Анна Шемякина

Цель проекта / Что мы делали и зачем?

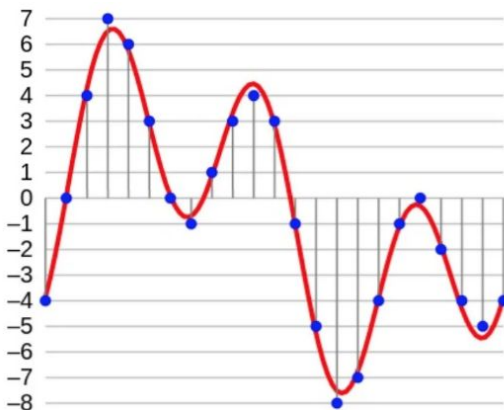
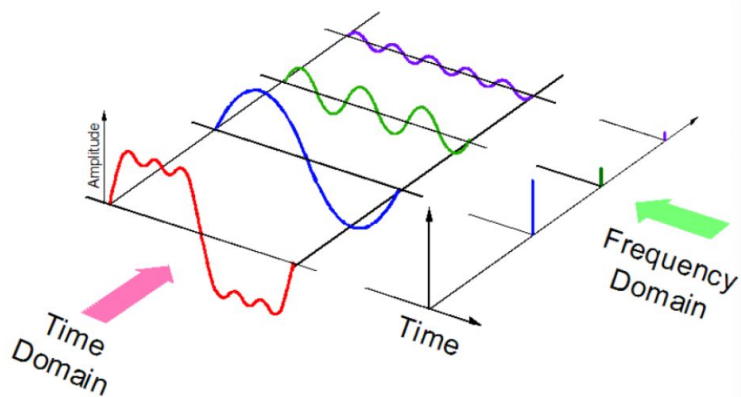
Написать классификатор для классификации песен по разным жанрам.

Задачи:

1. Обработать собранный студентами института биоинформатики датасет, содержащий название песни, жанр и поджанры
2. Дополнить датасет для уравнивания групп
3. Получить features для обучения классификатора по основным характеристикам сигнала
 - с использованием пакета Librosa в python
 - с использованием Spotify API (spotipy)
4. Обучить RandomForest + GridSearch

Введение / Как программа “видит” песню?

Звук представлен в виде аудиосигнала, который имеет такие параметры, как частота, ширина полосы, децибел и т. д. Типичный аудиосигнал может быть выражен как функция амплитуды и времени. С помощью вычисления основных характеристик сигнала (метрик) можно перевести звуковой сигнал в набор числовых характеристик, которые можно использовать для обучения классификатора.



Sound wave

[-4, 0, 4, 7, 6, 3, 0, -1, 1, 3, 4, 3,
-1, -5, -8, -7, -4, -1, 0, -2, -4, -5, -4]

Array

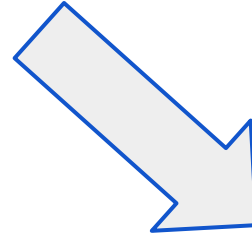
Наши классификаторы RandomForest



Spotify-based классификатор

Train: 5463 стандартных песен из спотифая

Test: 300 песен студентов



Librosa-based классификатор

Train/Test: 70/30 из датасета студентов

Spotify-based classifier

Spotify-based

API Spotify позволяет получить для трека несколько различных features. Что если использовать их для классификации?

- Для классификатора возьмем самые популярные жанры нашего датасета и составим обучающую выборку (по 1000 треков на жанр)
- Как искать треки? По запросу %genre% возьмем n плейлистов, из каждого из которых - m треков
- Полученные данные будут обучающей выборкой, собранные студентами треки будут тестовой

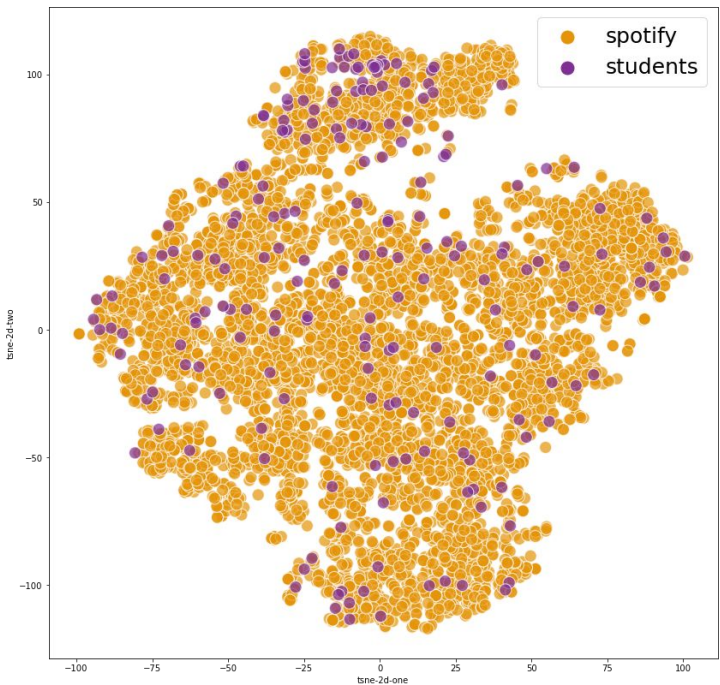
danceability	energy	key	loudness	speechiness	acousticness	instrumentalness	liveness	valence	tempo	duration_ms	genre	playlist	track
0.586	0.350	3	-10.414	0.0279	0.7940	0.000173	0.1200	0.359	132.980	208800	folk	Folk Rock Favorites	Kitchen Table
0.731	0.451	5	-12.621	0.0300	0.4820	0.022500	0.0890	0.890	120.055	266756	folk	Folk Rock Favorites	Sanctuary
0.491	0.809	10	-7.680	0.0332	0.3300	0.158000	0.0874	0.656	74.008	177366	folk	Folk Rock Favorites	Not Dead Yet
0.512	0.563	0	-6.552	0.0261	0.2020	0.001920	0.0794	0.471	94.050	291615	folk	Folk Rock Favorites	I Wanna Make Promises (That I Can't Keep)

Spotify generated features:

- **danceability** насколько трек пригоден для танца
- **energy** насколько активным воспринимается трек
- **key** тональность
- **loudness** громкость в дБ
- **mode** лад (мажор / минор)
- **speechiness** присутствие речи
- **acousticness** присутствие акустических инструментов
- **instrumentalness** отсутствие вокала
- **liveness** присутствие публики (живое исполнение)
- **valence** настроение
- **tempo** темп в ударах в минуту
- **duration_ms** длина трека в мс

source: <https://developer.spotify.com/documentation/web-api/reference/#object-audiofeaturesobject>

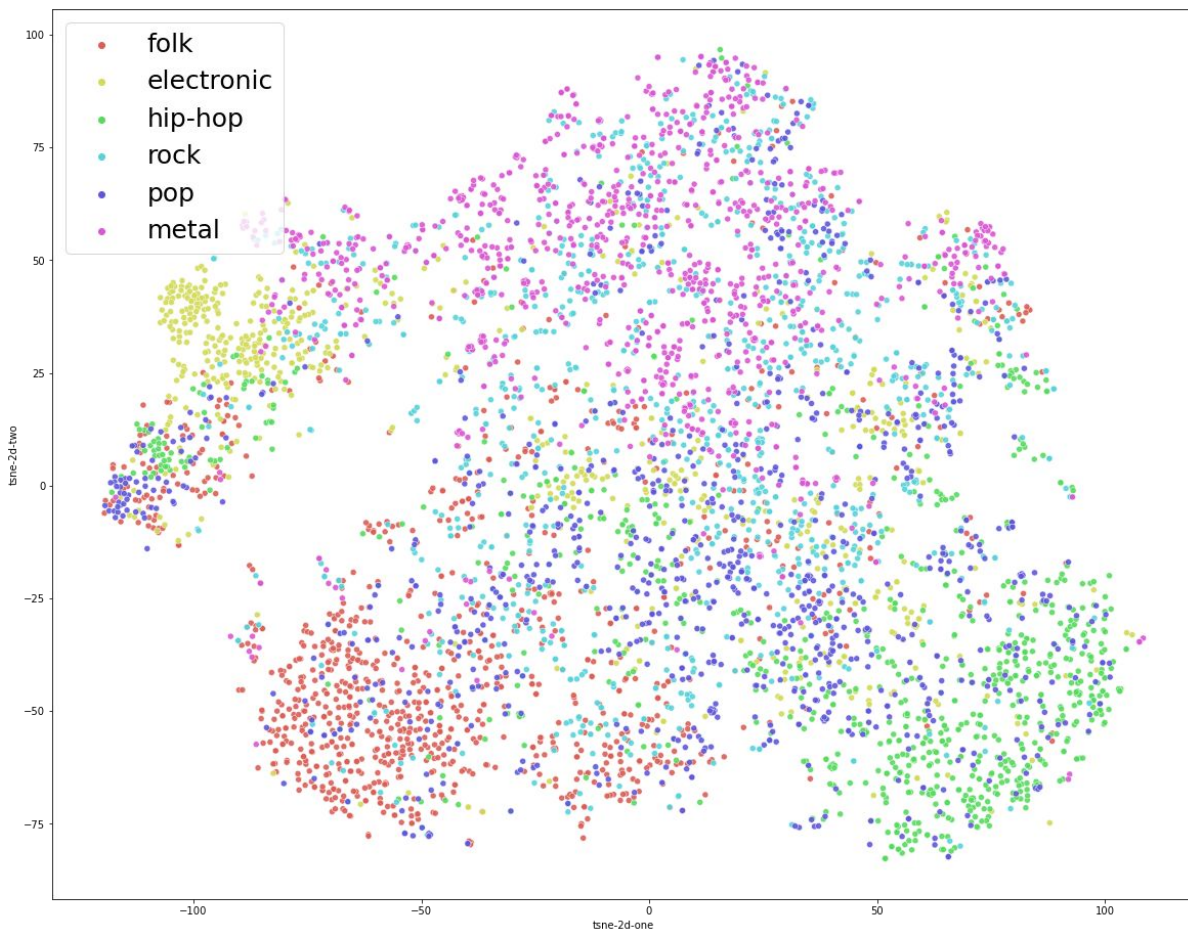
Spotify-based



t-SNE. Датасеты:

5463 (оранжевые), 300 (синие)

Features от спотифая



t-SNE. Датасет: 5463 треков со спотифая.

Цвета обозначают жанры

Spotify-based

В качестве классификатора использовался RandomForest

train/test - 5463 стандартных песен из
спотифая, разбиение 80% - 20%

Классификатор собрался, на тестовой
подвыборке умеет отличать нужные жанры

	precision	recall	f1-score	support
electronic	0.68	0.75	0.71	128
folk	0.74	0.74	0.74	210
hip-hop	0.75	0.74	0.74	163
metal	0.79	0.76	0.77	214
pop	0.47	0.50	0.48	170
rock	0.55	0.51	0.53	208
accuracy			0.66	1093
macro avg	0.66	0.67	0.66	1093
weighted avg	0.67	0.66	0.66	1093

	precision	recall	f1-score	support
electronic	0.49	0.85	0.62	39
folk	0.45	0.14	0.22	35
hip-hop	0.62	0.56	0.59	27
metal	0.97	0.58	0.73	48
pop	0.13	0.11	0.12	18
rock	0.26	0.42	0.33	33
accuracy			0.48	200
macro avg	0.49	0.44	0.43	200
weighted avg	0.55	0.48	0.48	200

	precision	recall	f1-score	support
electronic	0.95	0.68	0.79	28
folk	0.00	0.00	0.00	0
hip-hop	0.86	0.67	0.75	9
metal	0.78	0.88	0.82	8
pop	0.00	0.00	0.00	0
rock	0.50	0.53	0.52	15
accuracy			0.67	60
macro avg	0.51	0.46	0.48	60
weighted avg	0.80	0.67	0.72	60

train - 5463 стандартных песен из спотифая
test - 300 песен студентов

На собранных студентами ИБ треках
классификатор хорошо узнает метал

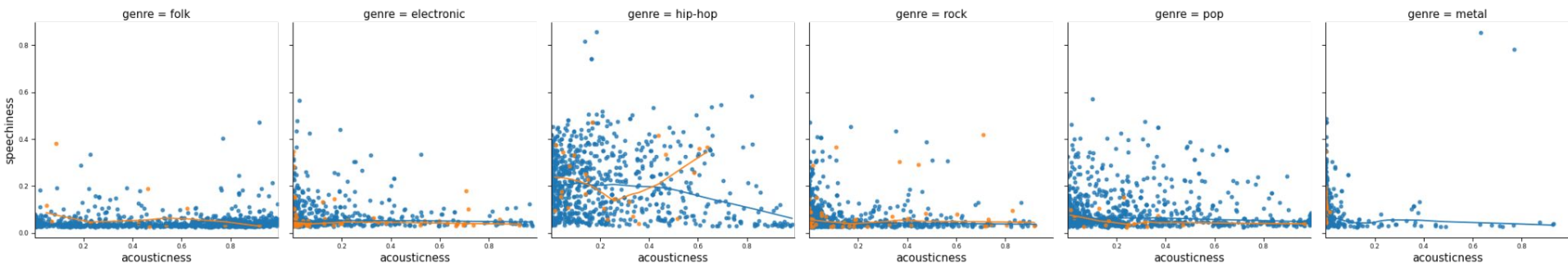
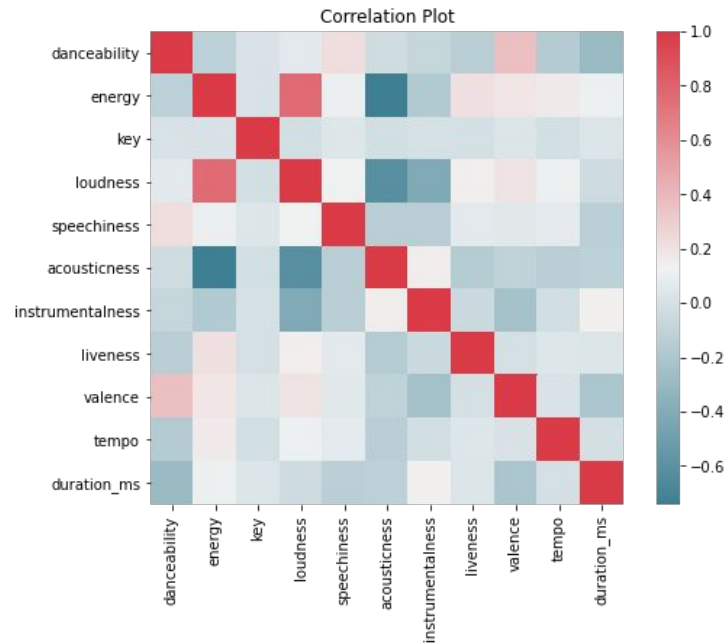
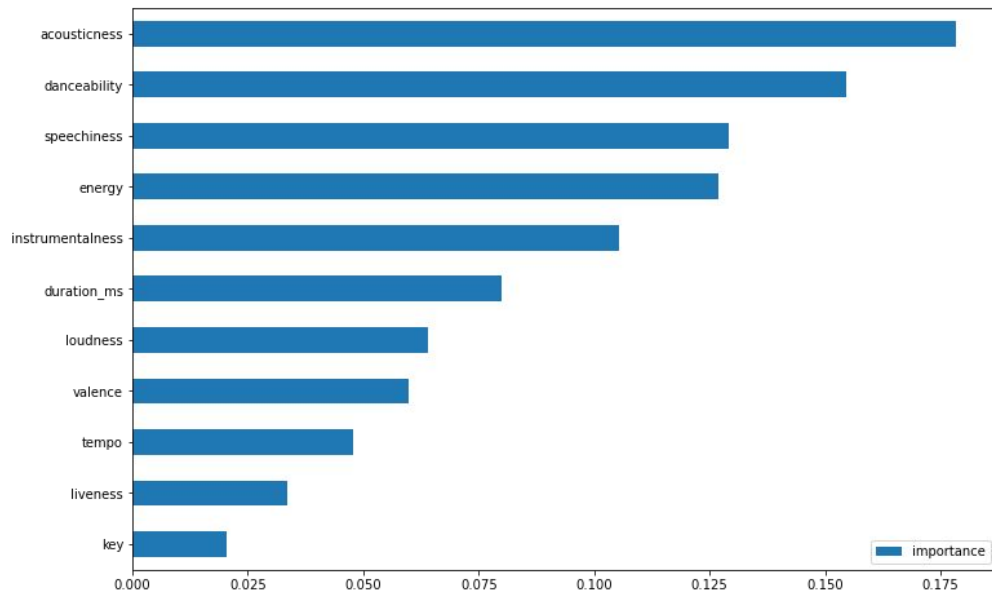
*criterion='entropy', max_depth=10, max_features='sqrt', min_samples_split=3,
n_estimators=6100*

train/test - 300 песен студентов (соответствие со
Spotify), разбиение стратифицированное 70% - 30%

criterion='entropy', max_depth=6, max_features='log2', min_samples_split=5

Spotify-based

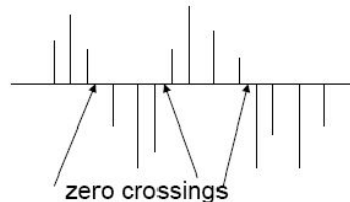
Значимость фичей для классификатора:



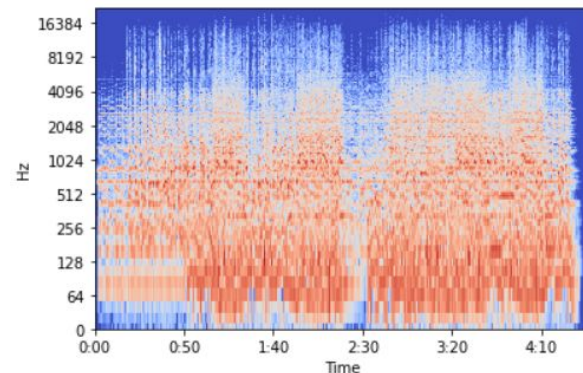
Librosa-based classifier

Librosa generated features:

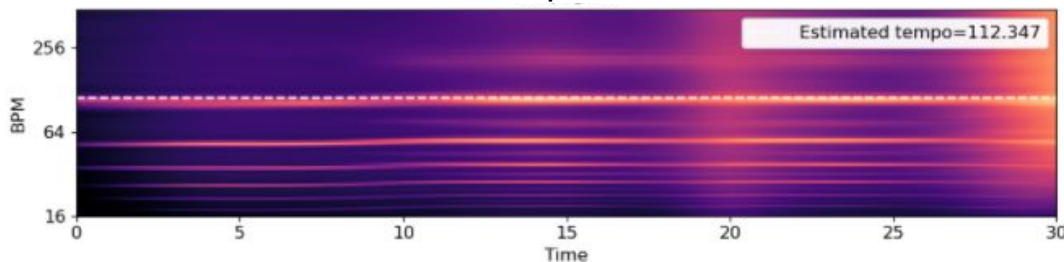
- zero crossing rate (частота пересечения нуля)
- spectral centroid (спектральный центрорид)
- spectral roll-off (спектральный спад)
- spectral bandwidth (спектральная ширина)
- onset strength (огибающая сила начала спектрального потока)



Спектрограмма



Темпограмма



- chroma stft (вектор цветности)
- tempogram (темпограмма)
- mfcc (мел-частотные кепстральные коэффициенты)

Librosa-based features

В качестве классификатора использовался RandomForest

Данные
=
табличка студентов
+
наше дополнение по следующим жанрам:
Pop, Symphonic_Metal, Indie, Folk, Jazz, Indie_Rock, Instrumental
-
минорные жанры

song	
coarse_genre	
Electronic	66
Rock	54
Metal	31
Folk	26
Indie_Rock	24
Indie	23
Pop	23
Hip-Hop	22
Symphonic_Metal	20
Instrumental	18

Train - ~200 песен

Test - ~100 песен студентов

	importance
chroma_stft	0.075350
tempogram	0.060405
mfcc2	0.055918
oenv	0.051317
mfcc10	0.048403
mfcc5	0.042222
zero_crossing_rate	0.041435
spectral_centroid	0.040539
mfcc4	0.037994
mfcc18	0.036147
spectral_bandwidth	0.035638
mfcc3	0.033145
mfcc21	0.032587
mfcc7	0.032326
rolloff	0.031343

	precision	recall	f1-score	support
Electronic	0.71	0.63	0.67	27
Folk	0.11	0.25	0.15	4
Hip-Hop	0.29	0.67	0.40	3
Indie	0.00	0.00	0.00	1
Indie_Rock	0.40	0.29	0.33	7
Instrumental	0.56	1.00	0.71	5
Metal	0.92	0.86	0.89	14
Pop	0.12	0.50	0.20	2
Rock	0.67	0.25	0.36	32
Symphonic_Metal	0.71	0.71	0.71	7
accuracy			0.52	102
macro avg	0.45	0.52	0.44	102
weighted avg	0.64	0.52	0.54	102

{'max_depth': 11, 'min_samples_leaf': 2, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 120}

Выводы: / Каков итог нашего проекта?

- Мы сделали два классификатора, используя комплексные метрики Spotify и базовые метрики Librosa.
- Протестировали Spotify-based классификатор на Test выборке из самого Spotify и на датасете студентов
- Обучили и протестировали Librosa-based классификатор на датасете студентов
- Наши классификаторы лучше всего научились вычленять песни жанра металл, что позволяет заключить, что металл - наиболее устойчивый и хорошо очерченный жанр
- Лучшие результаты по определению основных жанров были получены при обучении Spotify-based классификатора на данных Spotify и тестировании на датасете студентов
- Датасет студентов содержит специфические песни, что не позволят хорошо обучить классификатор