Анализ аудиоданных

Contents:

- Исследование эхокардиограмм
- Знакомство с библиотекой librosa
 - Загрузка аудиофайла
 - Разделение на гармонические и перкуссионные формы волны
 - Извлечение нормализованной энергии цветности
 - Мел-кепстральные коэффициенты (МFCC)
 - Анализ спектрограммы
 - Спектральный центроид (Spectral Centroid)
 - Спектральный контраст (Spectral Contrast)
 - Спектральный спад (Spectral Rolloff)
 - Спектральная ширина (Spectral bandwidth)
 - Скорость пересечения нуля (Zero Crossing Rate)
- Извлечение данных для обучения модели

Исследование эхокардиограмм

Эхокардиография (эхокг или УЗИ сердца) — это исследование сердца с помощью ультразвука, позволяющее оценить структуру, размеры и состояние сердечной мышцы, клапанов и крупных сосудов. Этот метод дает возможность изучить работу сердца в режиме реального времени, проследить изменения скорости и особенности движения крови в предсердиях и желудочках.

Принцип эхокардиографии основан на регистрации ультразвуковых волн, отраженных от различных структур органа и кровеносных сосудов, имеющих разную плотность. При этом на экране создается подвижное изображение, которое можно записать на цифровой носитель. Врач может добиться изображения практически любых структур сердца при помощи изменения положения или угла наклона датчика ультразвуковых волн.

Метод дает полное представление о состоянии сердца: его анатомии, работе, структурах, сократимости, патологических изменениях, позволяет оценить скорость и направление движения крови в различных камерах сердца. При этом метод абсолютно безопасный для пациента, что позволяет проводить исследование многократно в целях динамического наблюдения, оценки эффективности проводимого лечения. Так, например, на сегодняшний день без этого вида исследований невозможна адекватная диагностика и ведение больных с сердечной недостаточностью.

Знакомство с библиотекой librosa

Каждый аудиосигнал содержит характеристики. Из MFCC (Мелкепстральных коэффициентов), Spectral Centroid (Спектрального центроида) и Spectral Rolloff (Спектрального спада) я провел анализ аудиоданных и извлек характеристики в виде среднего значения, стандартного отклонения и skew (наклон) с помощью библиотеки librosa. Для классификации аудиоданных я использовал алгоритм машинного обучения - SVM (Support Vector Machines)/машины опорных векторов. SVM работает путем сопоставления данных с многомерным пространством функций, чтобы точки данных можно было классифицировать, даже если данные не могут быть линейно разделены иным образом. В работе были применены математические функции, использующие для преобразования (известна как функция ядра) - RBF (радиальную базисную функцию).

Для начала обработки аудиоданных разберем аспекты по работе с библиотекой librosa:

- Загрузка аудиофайла;
- Разделение на гармонические и перкуссионные формы волны;
- Извлечение нормализованной энергии цветности;
- Мел-кепстральные коэффициенты (МFCC);
- Анализ спектрограммы;
- Спектральный центроид (Spectral Centroid);
- Спектральный контраст (Spectral Contrast);
- Спектральный спад (Spectral Rolloff);
- Спектральная ширина (Spectral bandwidth);
- Скорость пересечения нуля (Zero Crossing Rate)

Для анализа аудиоданных необходимо установить библиотеку librosa. В терминале прописываем команду:

pip install librosa

После установки всех зависимостей можно переходить к импортированию пакетов

```
import IPython.display as ipd
import librosa.display
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import sklearn
```

Загрузка аудиофайла

```
audio_path = './data_training/training-a/a0001.wav'
y, sr = librosa.load(audio_path)
print(f'Тип y: {type(y)} sr: {type(sr)}')
print(f'Размер аудиофайла: {y.shape}, Частота дискретизации: {sr
print(f'Переменные: y={y}, sr={sr}')
```

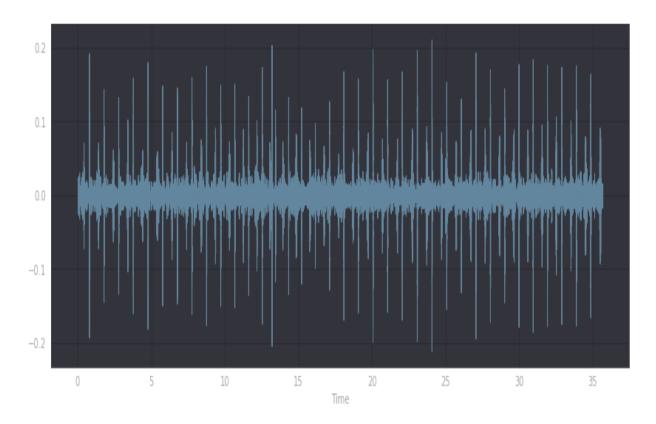
Используя библиотеку librosa мы подгружаем наш аудиосигнал эхокардиограммы и декодируем его как временной ряд.

- y представляет собой одномерный numpy-массив <class 'numpy.ndarray'>
- sr содержит в себе частоту дискретизации y, то есть количество отсчетов звука за одну секунду <class 'int'>.

По дефолту во время загрузки весь звук микшируется в моно и проходит передискретизацию до 22050 Гц. Рассмотрим вывод нашего кода:

```
Тип y: <class 'numpy.ndarray'> sr: <class 'int'> Размер аудиофайла: (786436,), Частота дискретизации: 22050 Переменные: y=[-0.00204706, -0.00228845, -0.00252952, ..., -0.06
```

С помощью утилиты IPython.display можно проигрывать аудио в Jupyter Notebook, а с помощью и display.waveshow() из библиотеки librosa. plt.figure(figsize=(14, 5))
librosa.display.waveshow(y, sr=sr)
ipd.Audio(audio_path)

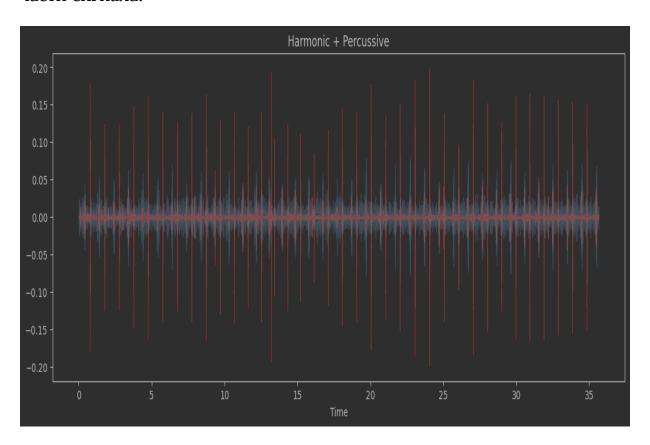


Разделение на гармонические и перкуссионные формы волны

На текущем этапе мы разделим входной аудиосигнал на дфе формы волны *гармоническую* и *ударную*. При этом исходный размер (форма и продолжительность) временного ряда сохраняется.

```
y_harmonic, y_percussive = librosa.effects.hpss(y)
plt.figure(figsize=(14, 5))
librosa.display.waveshow(y_harmonic, sr=sr, alpha=0.25)
librosa.display.waveshow(y_percussive, sr=sr, color='r', alpha=0.25)
plt.title('Harmonic + Percussive')
```

Как мы можем наблюдать, исходный аудиосигнал был разделен на два, которые содержат, соответственно, гармоническую и перкуссионную части сигнала.



Извлечение нормализованной энергии цветности

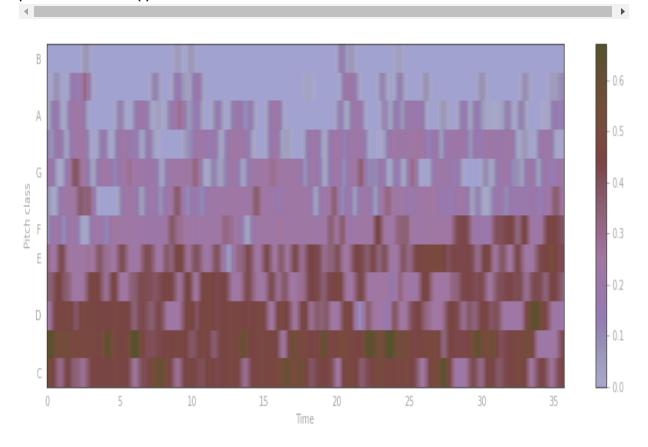
Chroma Energy Normalized (CENS) или нормализованная энергия цветности основного тона основана на двенадцати атрибутах написания основного тона в нотной записи. Соответственно, каждый вектор цветности показывает, как энергия в момент сигнала распределяется по двенадцати полосам цветности. Колебание таких изменений во времени представляет собой хромограмму, которая, в свою очередь, коррелирует с гармонической и мелодической составляющей аудиосигнала.

Хромограммы часто схожи для различных вариантов записи одного звука с некоторыми помехами. Таким образом, нормализованная

энергия цветности применяется для сопоставления звука, в котором могут допускаться некоторые вариации.

Как пример, несколько исполнений одного и того же музыкального произведения разными людьми может показывать значительные глобальные и локальные нелинейные различия в темпе, артикуляции и фразировке.

```
chroma = librosa.feature.chroma_cens(y=y_harmonic, sr=sr)
plt.figure(figsize=(15, 5))
librosa.display.specshow(chroma, y_axis='chroma', x_axis='time')
plt.colorbar()
```



Мел-кепстральные коэффициенты (MFCC)

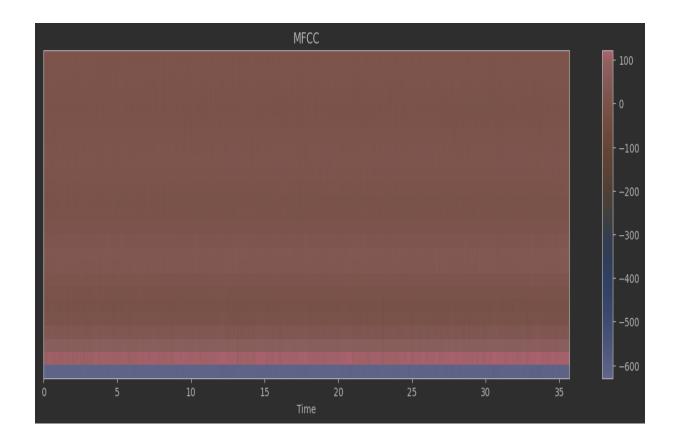
Мел-кепстральные коэффициенты (MFCC) являются одними из основных инструментов в обработке аудиофайлов. MFCC представляют собой матрицу значений, которая отражает тембральные

аспекты аудиосигнала и описывает общую форму спектральной огибающей. MFCC - коэффициенты частотной капсулы, суммируют частотное распределение по размеру окна. Поэтому можно анализировать как частотные, так и временные характеристики звука. Перед построением графика коэффициенты нормализуются.

```
mfcc = librosa.feature.mfcc(y=y_harmonic, sr=sr, n_mfcc=20)
plt.figure(figsize=(15, 5))
librosa.display.specshow(mfcc, x_axis='time')
plt.colorbar()
plt.title('MFCC')
```

Мел-кепстральные коэффициенты (MFCC) в виде массива numpy:

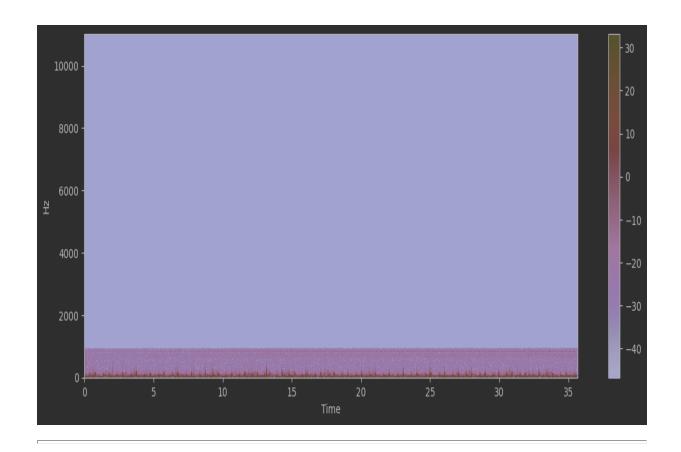
```
array([[ -612.0665
                      -619.62604
                                   -621.37067
                                                . . .
                                                      -615.0938
                       107.38798
          112.0748
                                    105.51049
                                                     112.157196
          66.56882
                        72.43051
                                    71.998856
                                                       73.17801
          9.509214
                       10.496708
                                     9.088776
                                                ... 8.135908
         11.212017
                       11.970604
                                    12.332018
                                                      8.739999
           9.782471
                        9.649057
                                     11.94758
                                                      4.923766
```



Анализ спектрограммы

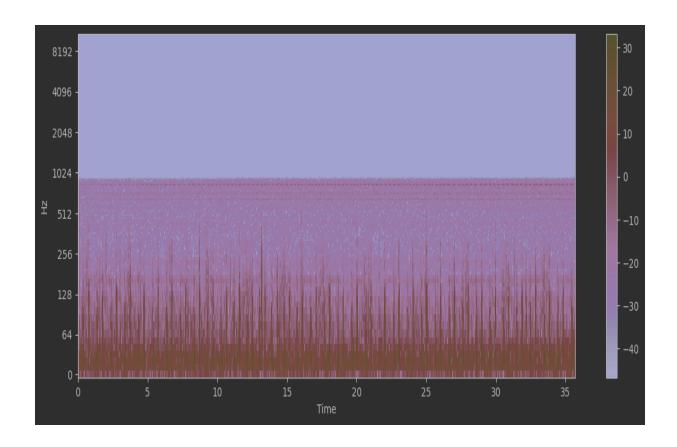
Спектрограмма - это способ визуализировать уровни сигнала во времени на определенных частотах, присутствующих в файле. Обычно изображается в виде тепловой карты. Функция librosa.stft() преобразует данные в кратковременные преобразования Фурье. С помощью данной функции так же можно определить амплитуду различных частот, воспроизводимых в данный момент времени аудиосигнала.

```
y_stft = librosa.stft(y)
y_stft_db = librosa.amplitude_to_db(abs(y_stft))
plt.figure(figsize=(14, 5))
librosa.display.specshow(y_stft_db, sr=sr, x_axis='time', y_axis
plt.colorbar()
```



Можем заметить, что практически все значения располагаются в нижней части спектра. Для этого преобразуем ось частот в логарифмическую.

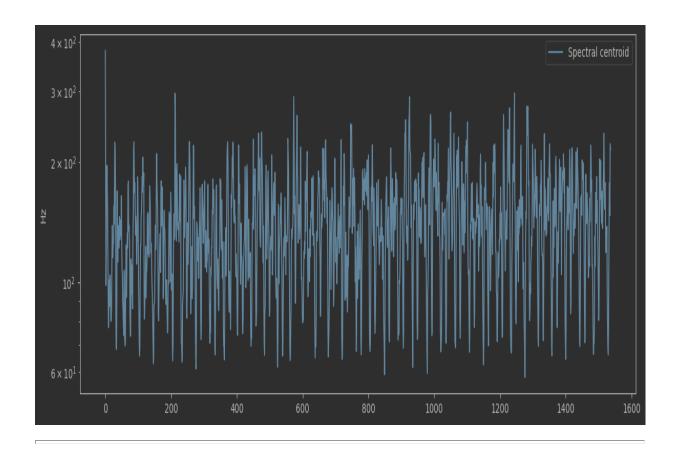
```
y_stft = librosa.stft(y)
y_stft_db = librosa.amplitude_to_db(abs(y_stft))
plt.figure(figsize=(14, 5))
librosa.display.specshow(y_stft_db, sr=sr, x_axis='time', y_axis
plt.colorbar()
```



Спектральный центроид (Spectral Centroid)

Спектральный центроид указывает, на какой частоте находится основная энергия спектра, то есть, где находится центр масс аудиофайла. Функция librosa.feature.spectral_centroid() вычисляет спектральный центроид для каждого фрейма в сигнале.

```
centroid = librosa.feature.spectral_centroid(y=y, sr=sr)
plt.figure(figsize=(14, 5))
plt.semilogy(centroid.T, label='Spectral centroid')
plt.ylabel('Hz')
plt.legend()
```



Теперь отобразим спектральный центроид вместе с формой волны

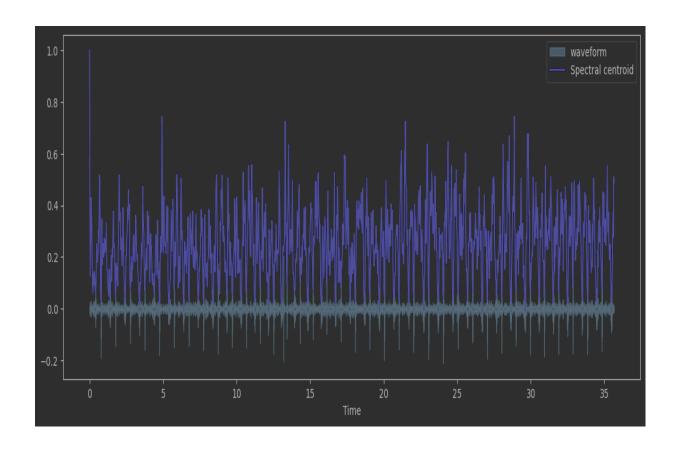
```
# Функция для нормализации спектрального центроида
def normalize(input_array, axis=0):
    return sklearn.preprocessing.minmax_scale(input_array, axis=

centroid = librosa.feature.spectral_centroid(y=y, sr=sr)[0]
audio_frames = range(len(centroid))

split_audio = librosa.frames_to_time(audio_frames)

plt.figure(figsize=(14, 5))
librosa.display.waveshow(y, sr=sr, alpha=0.5, label='waveform')
plt.plot(split_audio, normalize(centroid), color='b', label='Speplt.legend()

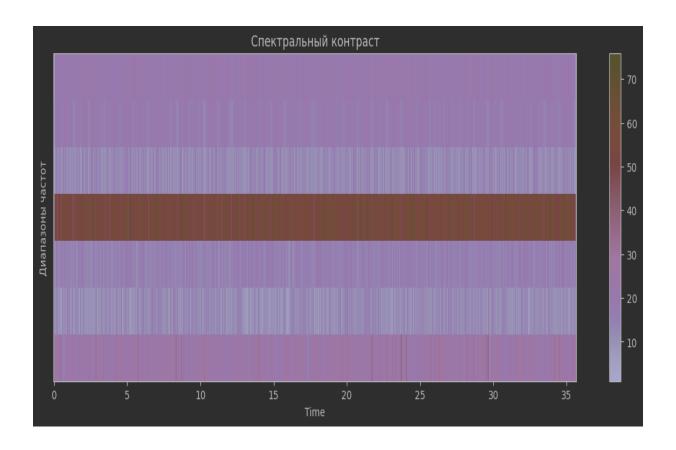
1
```



Спектральный контраст (Spectral Contrast)

Каждый фрейм спектрограммы делится на поддиапазоны. В свою очередь, каждый такой поддиапазон оценивается энергетический контраст путем сравнения средней энергии в верхнем квантиле (энергия пика) со среднем значением энергии в нижнем квантиле (энергия впадины). Высокие значения контрастности обычно соответствуют четким узкополосными сигналами, а низкие значения контрастности соответствуют широкополосным шумам.

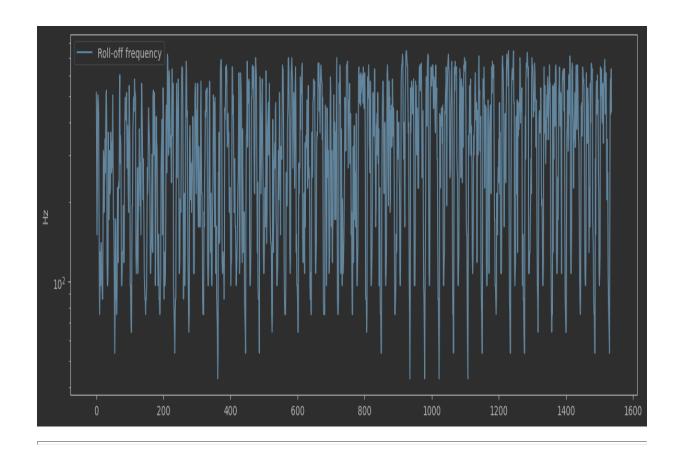
```
contrast = librosa.feature.spectral_contrast(y=y_harmonic, sr=sr
plt.figure(figsize=(14, 5))
librosa.display.specshow(contrast, x_axis='time')
plt.colorbar()
plt.ylabel('Диапазоны частот')
plt.title('Спектральный контраст')
```



Спектральный спад (Spectral Rolloff)

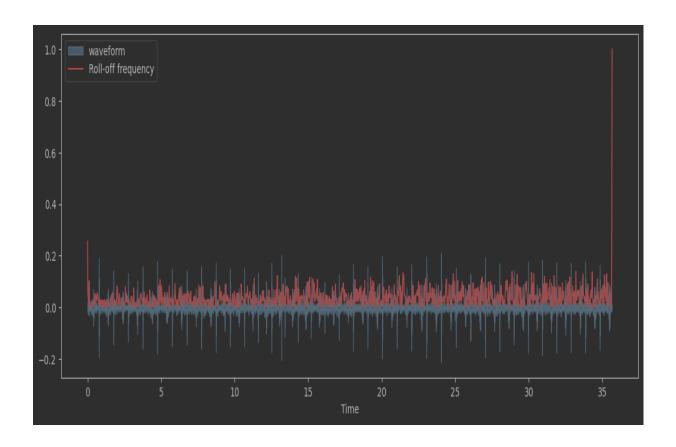
Эта мера формы сигнала, представляющая собой частоту, в которой высокие частоты снижаются до 0. Что бы получить ее, нужно рассчитать долю элементов в спектре мощности, где 85% ее мощности находится на более низких частотах. Функция librosa.feature.spectral_rolloff() вычисляет частоту спада для каждого фрейма в сигнале

```
rolloff = librosa.feature.spectral_rolloff(y=y, sr=sr)
plt.figure(figsize=(14, 5))
plt.semilogy(rolloff.T, label='Roll-off frequency')
plt.ylabel('Hz')
plt.legend()
```



Теперь покажем спектральный спад ете с формой волны

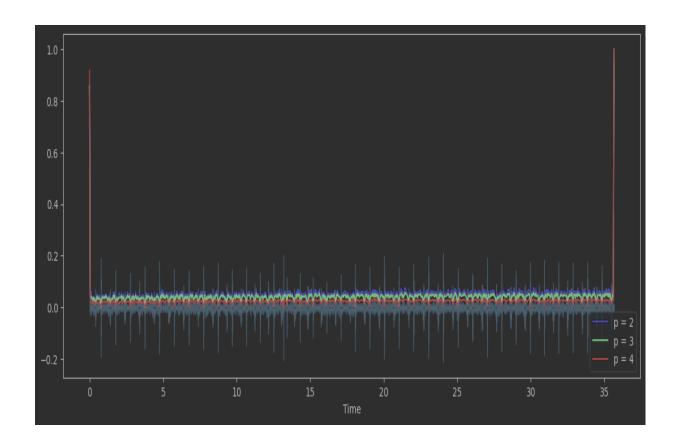
```
rolloff = librosa.feature.spectral_rolloff(y=(y + 0.01), sr=sr)[
plt.figure(figsize=(14, 5))
librosa.display.waveshow(y, sr=sr, alpha=0.5, label='waveform')
plt.plot(split_audio, normalize(rolloff), color='r', label='Roll
plt.legend()
```



Спектральная ширина (Spectral bandwidth)

Спектральная ширина определяется как ширина полосы света на половине максимальной точки. Спектральная полоса пропускания в кадре *frame*. Результат - полоса частот p-го порядка для каждого кадра.

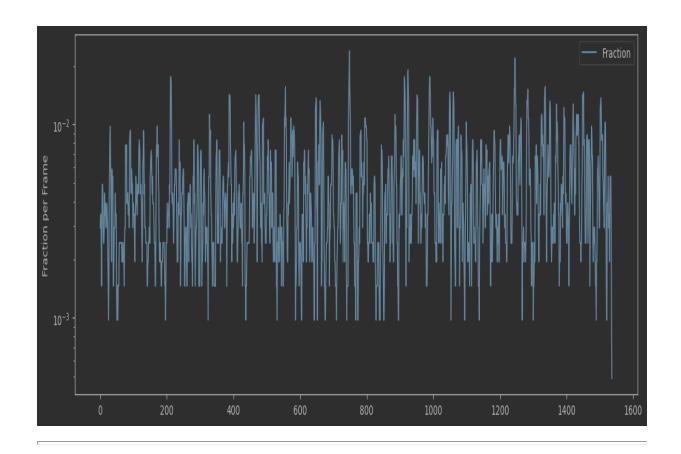
```
spectral_bandwidth_2 = librosa.feature.spectral_bandwidth(y=(y + spectral_bandwidth_3 = librosa.feature.spectral_bandwidth(y=(y + spectral_bandwidth_4 = librosa.feature.spectral_bandwidth(y=(y + plt.figure(figsize=(14, 5))
plt.plot(split_audio, normalize(spectral_bandwidth_2), color='b'
plt.plot(split_audio, normalize(spectral_bandwidth_3), color='g'
plt.plot(split_audio, normalize(spectral_bandwidth_4), color='r'
plt.legend(('p=2', 'p=3', 'p=4'))
librosa.display.waveshow(y, sr=sr, alpha=0.4)
```



Скорость пересечения нуля (Zero Crossing Rate)

Простой способ измерения гладкости сигнала — вычисление числа пересечений нуля в пределах сегмента этого сигнала. Голосовой сигнал колеблется медленно. Например, сигнал 100 Гц будет пересекать ноль 100 раз в секунду, тогда как «немой» фрикативный сигнал может иметь 3000 пересечений нуля в секунду

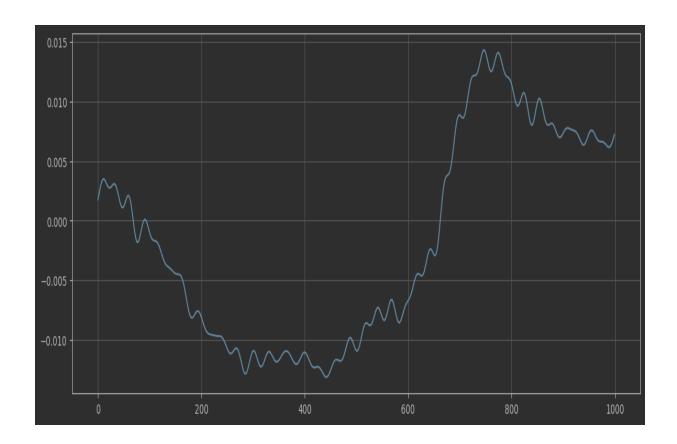
```
zc_rate = librosa.feature.zero_crossing_rate(y_harmonic)
plt.figure(figsize=(14, 5))
plt.semilogy(zc_rate.T, label='Fraction')
plt.ylabel('Fraction per Frame')
plt.legend()
```



Скорость пересечения нуля - Zero Crossing Rate (увеличенный масштаб)

```
# рассматриваются 1000 фреймов аудиофайла (с 11_000 по 12_000)
n0 = 11_000
n1 = 12_000
plt.figure(figsize=(14, 5))
plt.plot(y[n0:n1])
plt.grid()

# вычислим количество пересечений на заданном интервале
zero_crossings = librosa.zero_crossings(y[n0:n1], pad=False)
print(sum(zero_crossings)) # -> 4
```



Извлечение данных для обучения модели

```
import std.stdio;
import yaml;

void main()
{
    //Read the input.
    Node root = Loader("input.yaml").load();

    //Display the data read.
    foreach(string word; root["Hello World"])
    {
        writeln(word);
    }
    writeln("The answer is ", root["Answer"].as!int);

    //Dump the loaded document to output.yaml.
    Dumper("output.yaml").dump(root);
}
```

Алфавитный указатель