# Лабораторная работа 6

Луняк Николай

11 апреля 2021 г.

## Оглавление

1	Асимптотика	4
2	Сжатие	9
3	Влияние фазы	<b>12</b>

# Список иллюстраций

1.1	Сравнение											•	8
2.1	Спектр «до» и «после»												1(

# Листинги

1.1	Импорты											4
1.2	Замеры											5
1.3	Лог											6
2.1	Сжатие сегмента											9
2.2	Сжатие сегмента											6
2.3	Сжатие длинного звука											10

## Глава 1

#### Асимптотика

Нужно оценить асимптотику analyze1, analyze2 и fftpack.dct. Чтобы это сделать, подадим на вход scipy.stats.linregress логарифмированные значения размера текущей выборки и затраченного времени (потому что, например,  $x \to x^k \Rightarrow \log(x) \to k \cdot \log(x)$ ).

Сначала импортируем накопленные человечеством знания:

```
1 from thinkdsp import Signal, Sinusoid, SquareSignal,
     TriangleSignal, SawtoothSignal, ParabolicSignal
2 from thinkdsp import normalize, unbias, PI2, decorate
3 from thinkdsp import Chirp
4 from thinkdsp import read_wave
5 from thinkdsp import Spectrum, Wave,
     UncorrelatedGaussianNoise
7 import numpy as np
8 import pandas as pd
10 from matplotlib import pyplot
12 import thinkstats2
14 from scipy.stats import linregress
16 import scipy
17 import scipy.fftpack
19 def analyze1(ys, fs, ts):
      """Analyze a mixture of cosines and return amplitudes.
      Works for the general case where M is not orthogonal.
   ys: wave array
      fs: frequencies in Hz
```

```
ts: times where the signal was evaluated
27
      returns: vector of amplitudes
28
      11 11 11
      args = np.outer(ts, fs)
30
      M = np.cos(PI2 * args)
31
      amps = np.linalg.solve(M, ys)
      return amps
33
34
35 def analyze2(ys, fs, ts):
      """Analyze a mixture of cosines and return amplitudes.
37
      Assumes that fs and ts are chosen so that M is orthogonal
38
      ys: wave array
40
      fs: frequencies in Hz
      ts: times where the signal was evaluated
      returns: vector of amplitudes
44
      11 11 11
45
      args = np.outer(ts, fs)
      M = np.cos(PI2 * args)
      amps = np.dot(M, ys) / 2
      return amps
49
51 def scipy_dct(ys, freqs, ts):
      return scipy.fftpack.dct(ys, type=3)
54 loglog = dict(xscale='log', yscale='log')
56 PI2 = np.pi * 2
```

Листинг 1.1: Импорты

А теперь создадим список проверяемых размеров входных данных, посчитаем время и отобразим все вместе на одном графике.

```
def run_speed_test(counts, code, noise):
    results = []

for count in counts:
    print(f'For {count} samples:')
    ts = (0.5 + np.arange(count)) / count
    freqs = (0.5 + np.arange(count)) / 2
    ys = noise.ys[:count]
    result = %timeit -r1 -o code(ys, freqs, ts)
    results.append(result)

return [result.best for result in results]
```

```
14 def fit_slope(counts, results):
      x = np.log(counts)
      y = np.log(results)
      return linregress(x, y).slope
17
19 signal = UncorrelatedGaussianNoise()
20 noise = signal.make_wave(duration=1.0, framerate=16384)
22 print('Testing analyze1...')
23 counts = 2 ** np.arange(6, 13)
24 results1 = run_speed_test(counts, analyze1, noise)
25 slope1 = fit_slope(counts, results1)
26 print('')
28 print('Testing analyze2...')
29 results2 = run_speed_test(counts, analyze2, noise)
30 slope2 = fit_slope(counts, results2)
31 print('')
32
33 print('Testing scipy_dct...')
34 results3 = run_speed_test(counts, scipy_dct, noise)
35 slope3 = fit_slope(counts, results3)
37 pyplot.plot(counts, results1, label=f'analyze1 (slope: {
     slope1})')
38 pyplot.plot(counts, results2, label=f'analyze2 (slope: {
     slope2})')
39 pyplot.plot(counts, results3, label=f'fftpack.dct (slope: {
     slope3})')
40 decorate(xlabel='Wave length (N)', ylabel='Time (s)', **
     loglog)
                         Листинг 1.2: Замеры
1 Testing analyze1...
2 For 64 samples:
_3 2 ms \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 100 loops
     each)
4 For 128 samples:
_{5} 4.41 ms \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 100
     loops each)
6 For 256 samples:
_{7} 13.7 ms \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 100
     loops each)
8 For 512 samples:
_{9} 18.5 ms \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 10
     loops each)
10 For 1024 samples:
```

```
_{11} 62.2 ms \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 10
      loops each)
12 For 2048 samples:
_{13} 253 ms \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 1 loop
      each)
14 For 4096 samples:
_{15} 1.64 s \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 1 loop
      each)
17 Testing analyze2...
18 For 64 samples:
19 74.3~\mu 	ext{s} \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 10000
     loops each)
20 For 128 samples:
_{21} 479 \mus \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 1000
     loops each)
22 For 256 samples:
_{23} 1.97 ms \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 1000
      loops each)
24 For 512 samples:
_{25} 5.46 ms \,\pm\, 0 ns per loop (mean \,\pm\, std. dev. of 1 run, 100
      loops each)
26 For 1024 samples:
_{27} 19.6 ms \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 100
     loops each)
28 For 2048 samples:
_{29} 74.1 ms \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 10
     loops each)
30 For 4096 samples:
_{
m 31} 287 ms \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 1 loop
     each)
33 Testing scipy_dct...
34 For 64 samples:
_{35} 9.48 \mus \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 100000
      loops each)
36 For 128 samples:
_{37} 9.93 \mu \mathrm{s} \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 100000
      loops each)
38 For 256 samples:
_{\rm 39} 10.8 \mu {
m s} \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 100000
     loops each)
40 For 512 samples:
_{41} 12.9 \mus \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 100000
     loops each)
42 For 1024 samples:
_{43} 16.5 \mus \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 100000
      loops each)
44 For 2048 samples:
```

```
_{45} 25.8 \mu s \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 10000 loops each) _{46} For 4096 samples: _{47} 53.7 \mu s \pm 0 ns per loop (mean \pm std. dev. of 1 run, 10000
```

 $_{47}$   $53.7~\mu ext{s}~\pm~0$  ns per loop (mean  $\pm~ ext{std}$ . dev. of 1 run, 10000 loops each)



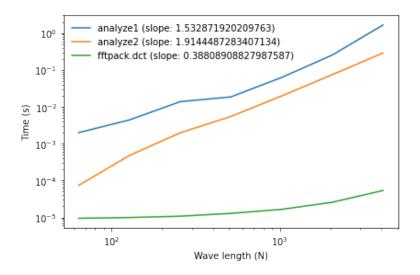


Рис. 1.1: Сравнение

Похоже, что analyze1 не получилось оценить (возможно, из-за малых размеров выборки), а analyze2 дает ожидаемое значение наклона.

Последняя функция, ffpack.dct, оказывается заметно более быстрой по времени, потому что ее сложность пропорциональна  $n\log(n)$ . analyze1

## Глава 2

## Сжатие

Сначаал реализуем простое сжатие для одного небольшого сегмента некоторого звука.

```
def compress(dct, threshold=1, log=False):
    count = 0

for i, amp in enumerate(dct.amps):
    if np.abs(amp) < threshold:
        dct.hs[i] = 0
        count += 1

total = len(dct.amps)

if log:
    print(f'Total: {total}, Removed: {count} = {100 * count / total:.1f}%', sep='\t')

return 100 * count / total

Листинг 2.1: Сжатие сегмента
```

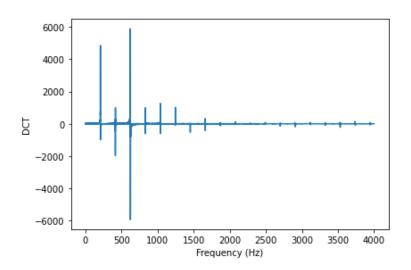
Тут просто происходит зануление компонент со «слишком» малыми амплитудами.

Проверим его на некотором звуке.

```
wave = read_wave('Sounds/100475__iluppai__saxophone-weep.wav'
)
segment = wave.segment(start=1.2, duration=0.5)
segment.normalize()
seg_dct = segment.make_dct()
seg_dct.plot(high=4000)
decorate(xlabel='Frequency (Hz)', ylabel='DCT')
pyplot.show()
```

```
10 seg_dct = segment.make_dct()
11 compress(seg_dct, threshold=100, log=True)
12 seg_dct.plot(high=4000)
```

Листинг 2.2: Сжатие сегмента



Total: 22050, Removed: 21919 = 99.4%

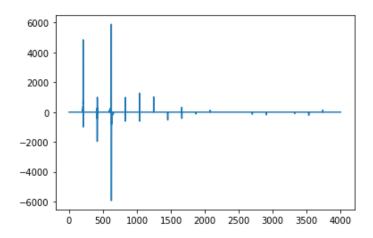


Рис. 2.1: Спектр «до» и «после»

Чтобы сжать длинный изменяющийся во времени звук, нам необходимо брать его спектры в течение некоторых сегментов по аналогии с тем, как это делается для спектрограмм. Отсюда следует, что удобно реализовать себе DCT-спектрограмму.

```
def make_dct_spectrogram(wave, segment_length):
    window = np.hamming(segment_length)
```

```
i, j = 0, segment_length
      step = segment_length // 2
      spectrums = {}
      while j < len(wave.ys):</pre>
          segment = wave.slice(i, j)
          segment.window(window)
10
          t = (segment.start + segment.end) / 2
          spectrums[t] = segment.make_dct()
          i += step
          j += step
      return Spectrogram(spectrums, segment_length)
19 def compress_by_parts(wave, segment_length):
      spectrogram = make_dct_spectrogram(wave, segment_length=
     segment_length)
21
      average = 0
22
      for t, dct in sorted(spectrogram.spec_map.items()):
          average += compress(dct, threshold=0.2)
      average /= len(spectrogram.spec_map)
      print(f'Average: {average:.1f}%', sep='\t')
      return spectrogram
32 wave2 = compress_by_parts(wave, 512).make_wave()
33 wave2.make_audio()
```

Листинг 2.3: Сжатие длинного звука

После запуска лог дает Average: 80.9%. На слух звучит примерно так же.

#### Глава 3

## Влияние фазы

Теперь нам нужно запустить готовый phase.ipynb и посмотреть, что там происходит.

Так как вставлять подробные картинки из notebook'а сюда долго, я лишь опишу процесс словами.

Если мы посмотрим на фазовые сдвиги каждой компоненты некоторого звука, то мы будем видеть только «нагромождение» случайных значений, однако если отфильтровать частоты с «незначительными» амплитудами, то начнет вырисовываться струкутра. Величина фазы от частоты компоненты может зависеть как линейно, так и случайно, однако в подавляющем большинстве случаев ухо не будет способно это воспринять. Отсутствие зависимости и «рандомизацию» уловить еще можно кое-как, но не сдвиг всех компонент по фазе (что в принципе логично, нам не важно, «когда» мы начали слушать звук).

Для звуков с «пропавшей» частотой наблюдается особенность: фазовую структуру таких звуков ухо может воспринимать, однако автор предположил, что это связано с тем, что мозг «пытается» учесть автокорреляцию.