

## Оглавление

1. Описание алгоритма.....	2
2. Другой вокализованный сегмент.....	15
3. Невокализованный сегмент .....	20
4. Вычисления для $M = 3$ .....	25

Александр Федотов

ПМик 1 маг. ФИиИТ

## 1. Описание алгоритма

Для начала работы со звуковым файлом воспользуемся функцией `read()` из пакета `scipy`:

```
Fs, data = scipy.io.wavfile.read('kdt_410_8.wav')
```

`Fs` – частота дискретизации (для данного файла `Fs = 8000`).

`data` – наш сигнал в виде массива значений.

Сделаем взаимно однозначное отображение в отрезок `[-1, 1]`:

```
data = data / data.max()
```

И возьмем 0.2 секунды вокализованного фрагмента.

То есть  $Fs * 0.02 = 8000 * 0.02 = 160$  отсчётов.

Выберем фрагмент, например с 6049 отсчёта и выведем график на экран:

```
N = Fs * 0.02
```

```
s = data[6049:6049 + N]
```

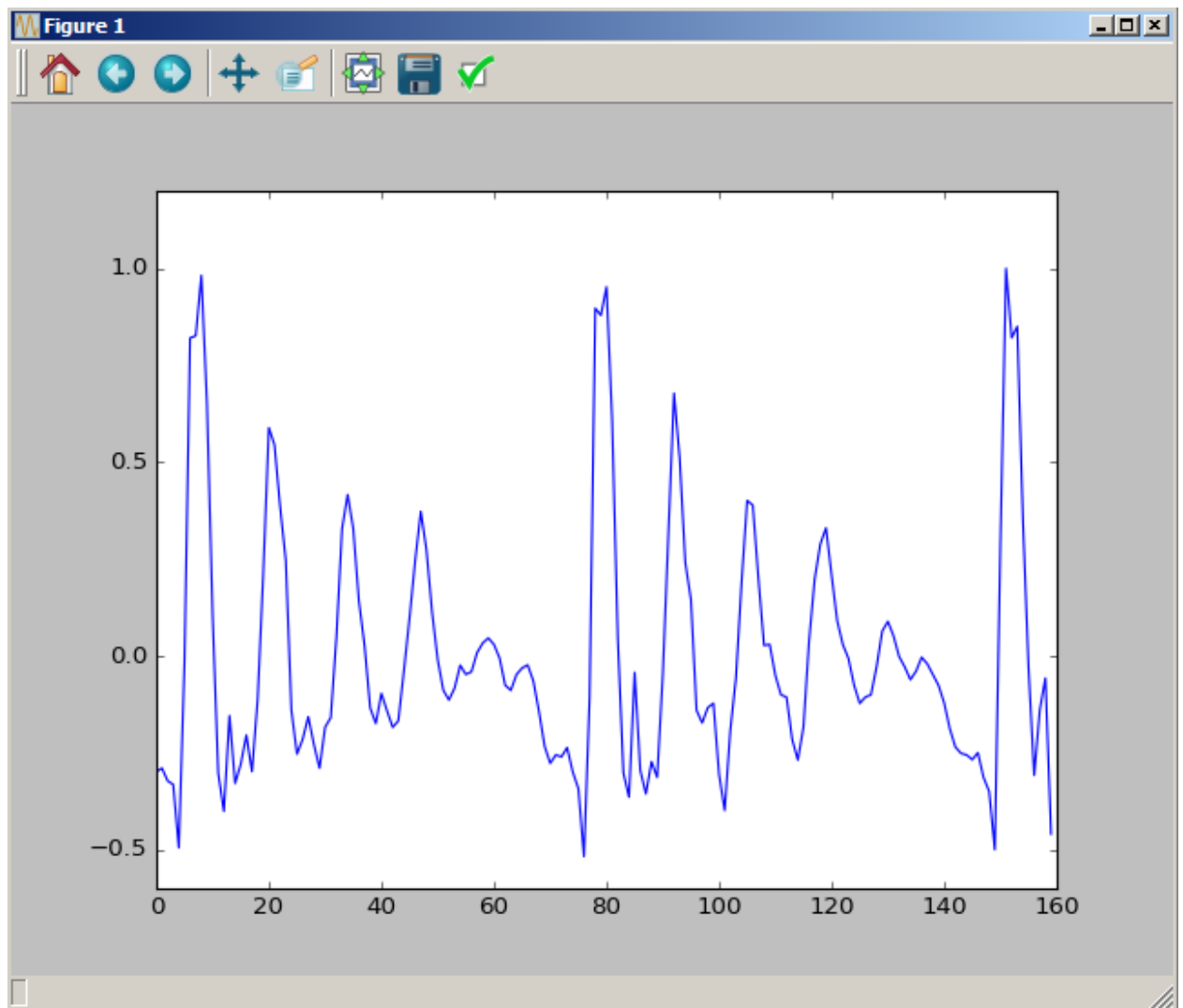


Рис. 1. Вокализованный фрагмент

Вычислим автокорреляционную функцию для полученного фрагмента. Возьмем значения  $\eta$  в отрезке целых чисел от -10 до 10.

$M = 10$

$r, \eta = \text{lpc.xcorr}(s, M, \text{'biased'})$

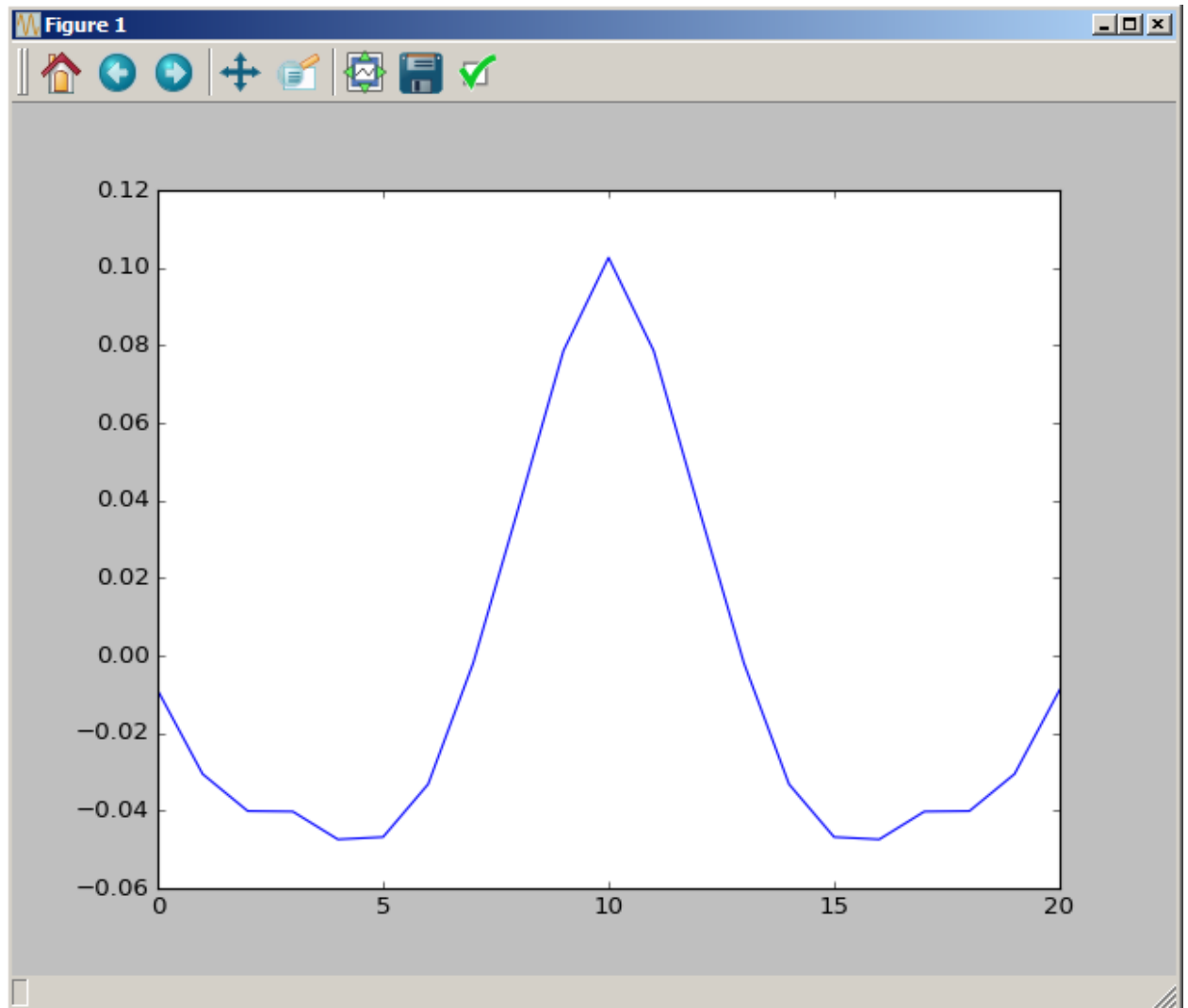


Рис. 2. Автокорреляционная функция

Теперь решим систему уравнений методом Левинсона-Дарбина, чтобы получить коэффициенты линейного предсказания и коэффициенты линейного отражения.

$a, e, k = \text{lpc.durbin}(r[M:], M)$

$a = [ 1.12786067 \ -0.52931605 \ 0.15143047 \ -0.43907405 \ 0.26618171 \ -$   
 $0.26093165 \ 0.54586437 \ -0.80841328 \ 0.27985128 \ 0.03085888 ]$

$e = [ 0.10260477 \ 0.04243206 \ 0.03081508 \ 0.02997817 \ 0.02893147$   
 $0.02892185 \ 0.0281549 \ 0.02775094 \ 0.02028457 \ 0.0182724 \ 0.018255 \ ]$

$k = [ 0.76580115 \ -0.52323822 \ -0.16480075 \ -0.18685668 \ 0.01823165 \ -$   
 $0.16284317 \ -0.11978206 \ -0.51869974 \ 0.31495572 \ 0.03085888 ]$

Рассмотрим как рассчитать частотный отклик.

Формируем сигнал с помощью окна Хэмминга и преобразования Фурье:

```
NFFT = 1024
```

```
X = np.abs( fft(s * hamming(N), NFFT) )
```

Получается следующий сигнал:

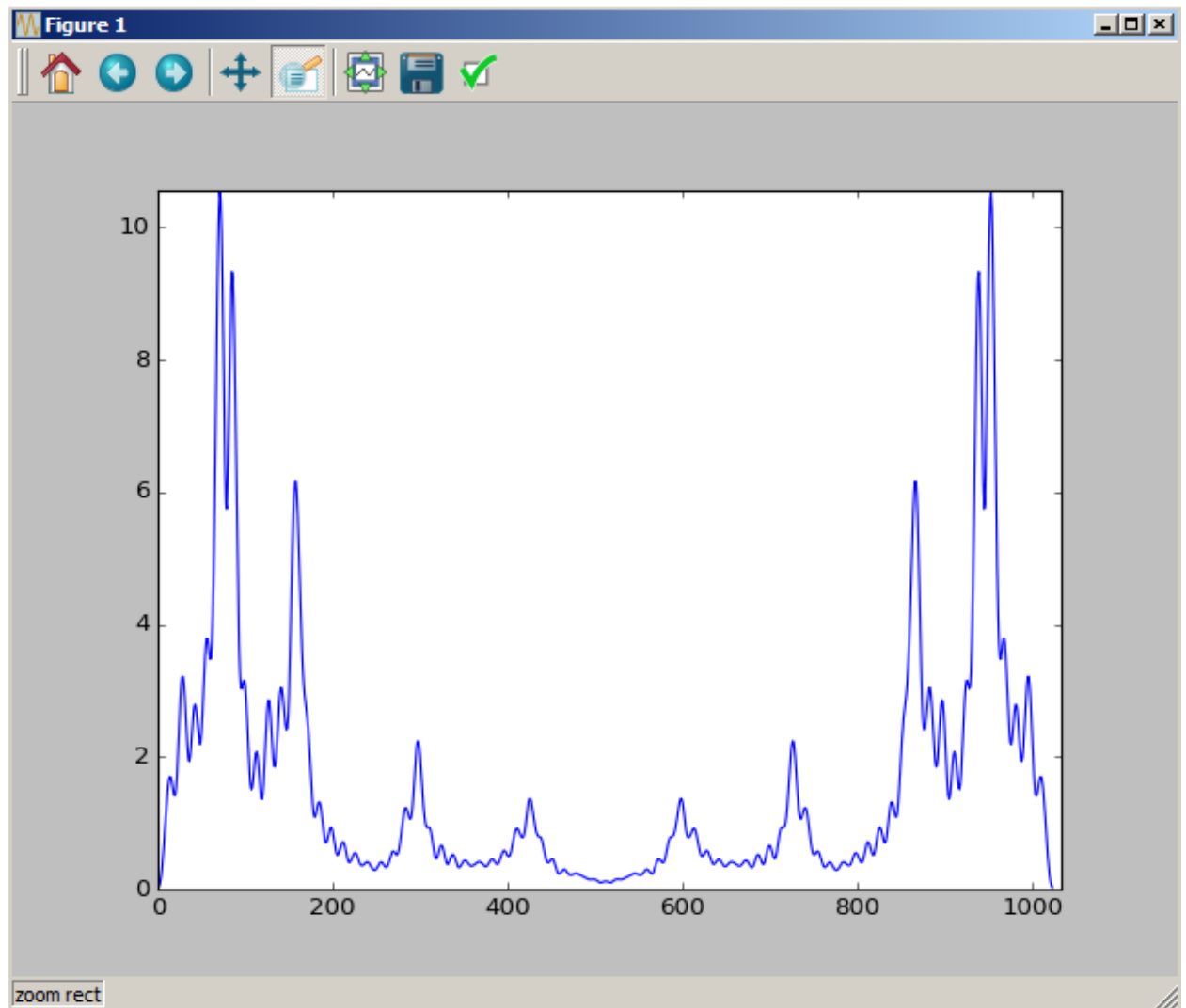


Рис. 3. Сигнал после преобразования Фурье

Создадим массив на 512 элементов:

```
k = np.arange(0, NFFT//2)
```

Делаем конкатенацию матрицы  $\begin{bmatrix} 1 \end{bmatrix}$  с элементами матрицы  $a$ , взятых с обратным знаком:

```
denum = np.hstack( [np.matrix(1), -np.matrix(a)] )
```

```
Theta = 1 * np.abs( 1 / fft(denum, NFFT) )
```

Рисуем график:

```
fig,ax = plt.subplots()  
ax.plot( 2*k / NFFT * Fs/2, 20 * np.log10(Theta[0,k]) )
```

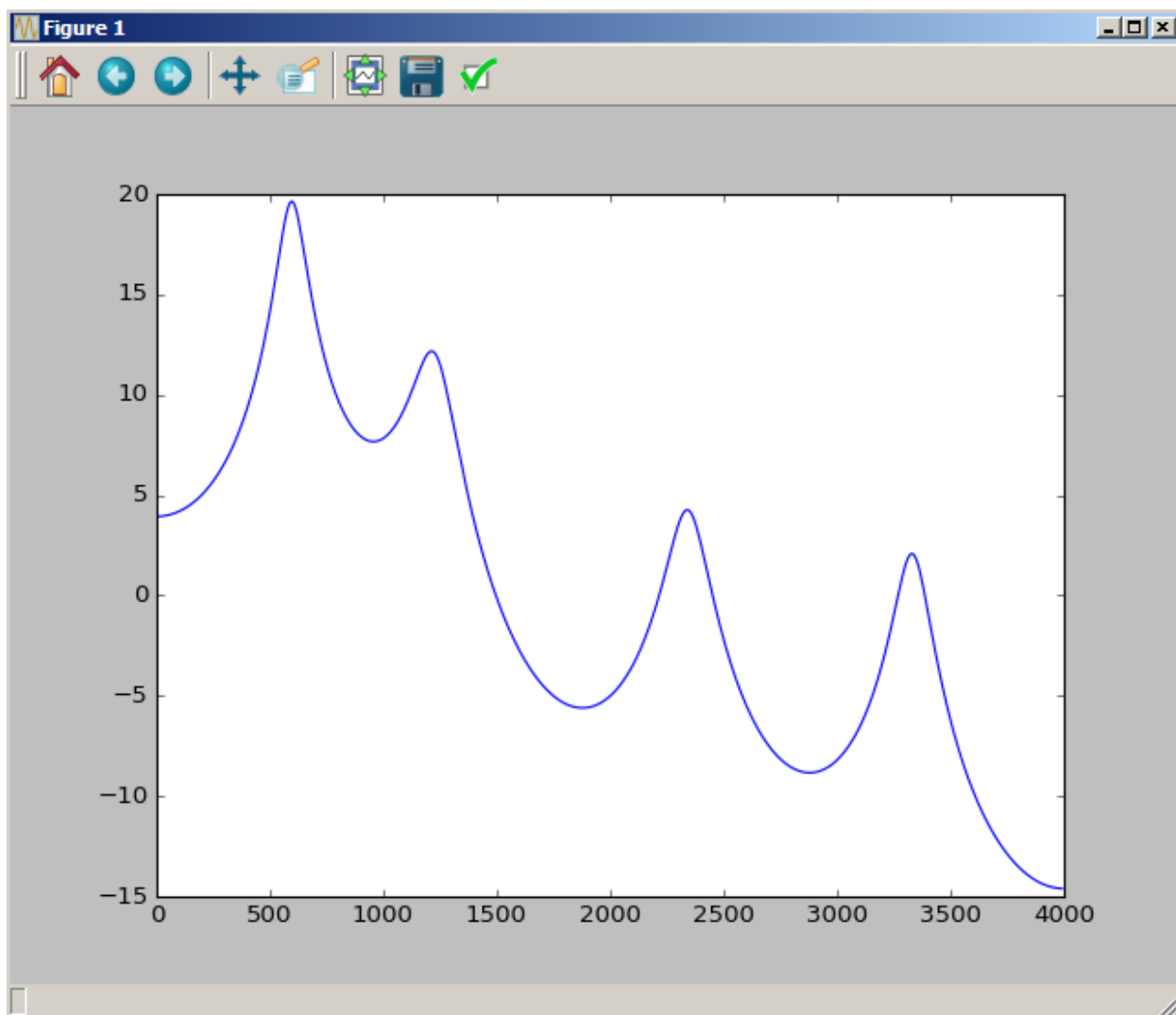


Рис. 4. Частотный отклик

Теперь вычислим частотный отклик с помощью функции `freqz` из пакета `scipy`:

```
w, h = scipy.signal.freqz(np.array([1]), np.hstack([1, -a]))  
ax.plot(w/np.pi*Fs/2, 20*np.log10(np.abs(h)), 'r')
```

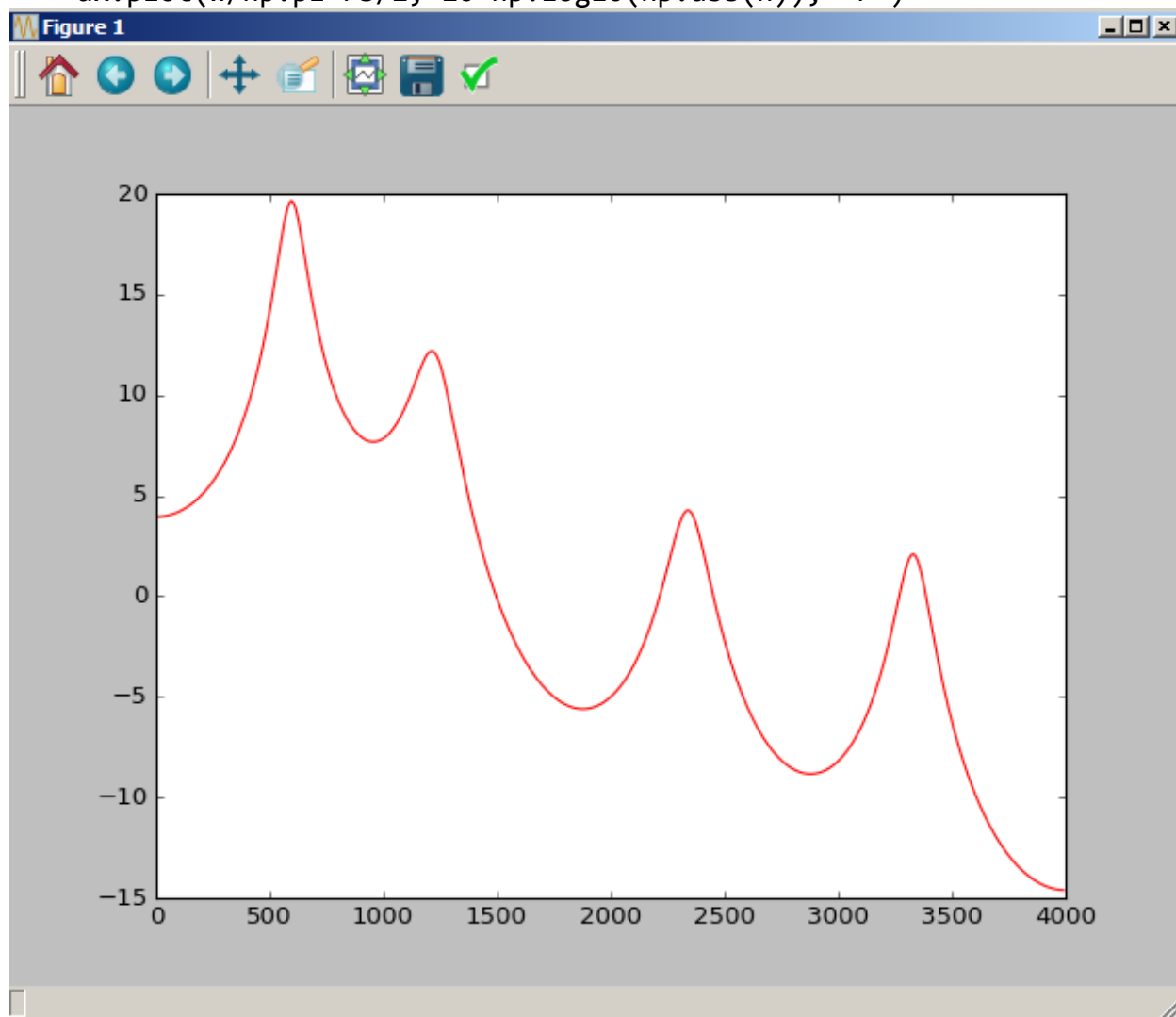


Рис. 5. Частотный отклик с помощью функции `freqz`

Сравним два варианта получения частотного отклика и увидим, что они одинаковы:

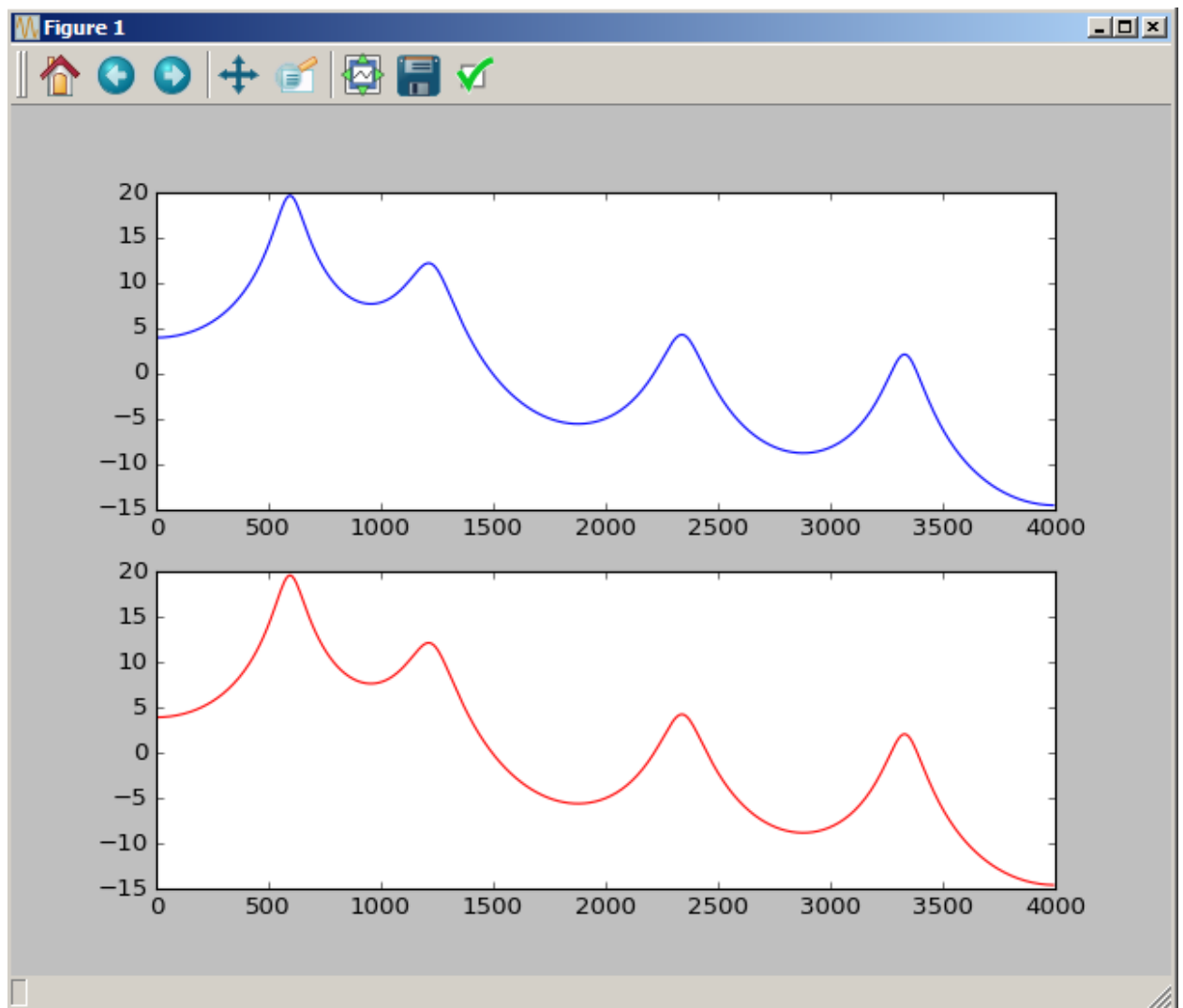


Рис. 6. Сравнение частотных откликов

Теперь искажим параметры и посмотрим, что происходит с сигналом:

1. Искажим параметры на 0.1:

```
w,h=scipy.signal.freqz(np.array([1]), np.hstack([1, -a]))  
ax.plot(w/np.pi*Fs/2,20*np.log10(np.abs(h)), 'b')
```

```
a1 = a + 0.1  
w,h1=scipy.signal.freqz(np.array([1]),np.hstack([1,-a1]))  
ax.plot(w/np.pi*Fs/2,20*np.log10(np.abs(h1)), 'r')
```

Посчитаем спектральное искажение между исходным  $h$  и измененным  $h_1$ :

```
sd = np.sum(
(10*np.log10(np.abs(h)) - 10*np.log10(abs(np.abs(h1))))**2)/len(h)
```

При изменении параметров на 0.1, спектральное искажение между  $h$  и  $h_1$  получилось равным 2.04024893718.

Обернем расчеты спектрального искажения в функцию, чтобы проще было обращаться к ней:

```
def spectral_distortion(h, h1):
    return np.sum(
(10*np.log10(np.abs(h)) - 10*np.log10(abs(np.abs(h1))))**2 ) / len(h)
```

Теперь можем вызывать функцию подсчета спектрального искажения следующим образом:

```
sd = spectral_distortion(h, h1)
```

2. Искazим параметры на 0.05:

```
a_005 = a + 0.05
w_005, h_005 = scipy.signal.freqz(
    np.array([1]), np.hstack([1, -a_005]))
ax.plot(w_005/np.pi*Fs/2, 20*np.log10(np.abs(h_005)), 'r')
sd_005 = spectral_distortion(h, h005)
```

$sd_{005}$  получился равным 2.02643318853.

3. Искажение параметров на 0.2:

```
a_02 = a + 0.2
w_02, h_02 = scipy.signal.freqz(
    np.array([1]), np.hstack([1, -a_02]))
ax.plot(w_02/np.pi*Fs/2, 20*np.log10(np.abs(h_02)), 'r')
sd_02 = spectral_distortion(h, h02)
```

$sd_{02}$  получился равным 6.3038777342.



Получили следующие отклонения:

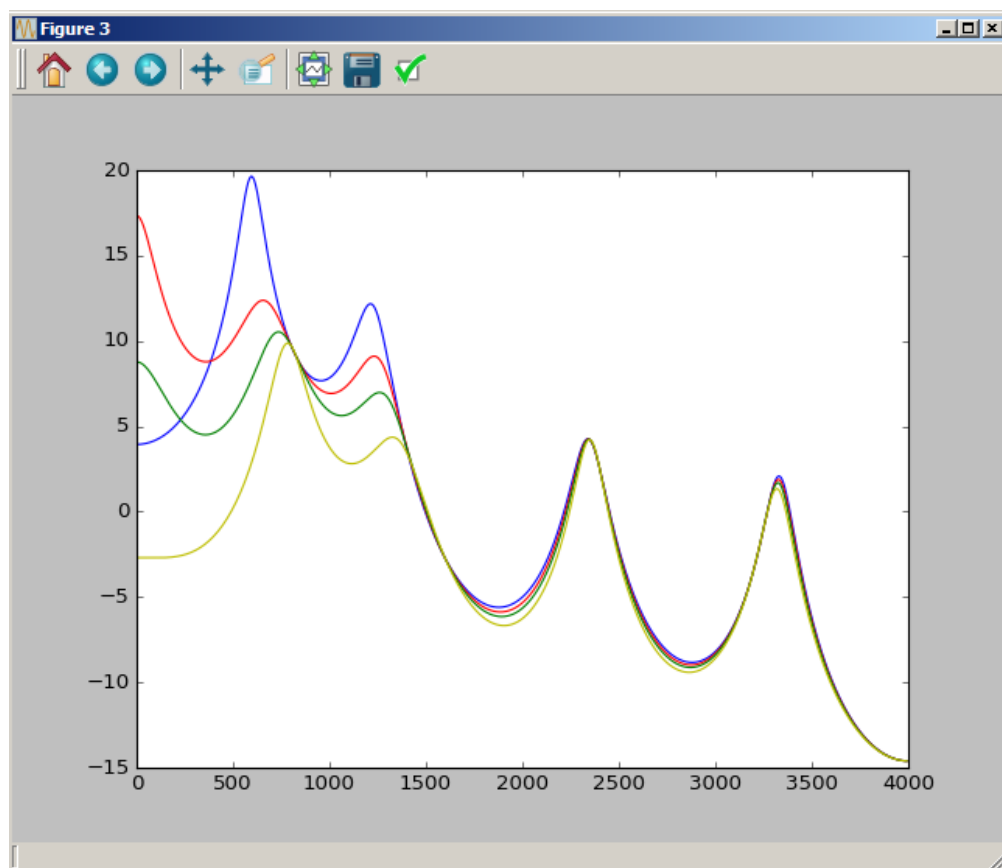


Рис. 7. Исходный и искаженные отклики

Вычислим теперь корни полинома и выделим положительные:

```
w,h=scipy.signal.freqz(np.array([1]),np.hstack([1,-a]))  
ax.plot(w/np.pi*Fs/2,20*np.log10(np.abs(h)),'b')
```

Найдем корни с помощью функции roots из пакета numpy:

```
aa=np.roots(np.hstack([1, -a]))
```

Преобразуем получившийся результат так, чтобы получились единица измерения Герц:

```
ffreq = np.arctan2(aa.imag, aa.real)*Fs/(2*np.pi)
```

Выделим только положительные:

```
ffreq = ffreq[(ffreq>0)]  
oy=20*np.log10(np.abs(h))  
ax.stem(ffreq,np.max(oy)*np.ones(len(ffreq)))  
ax.grid()
```

Посмотрим на результат:

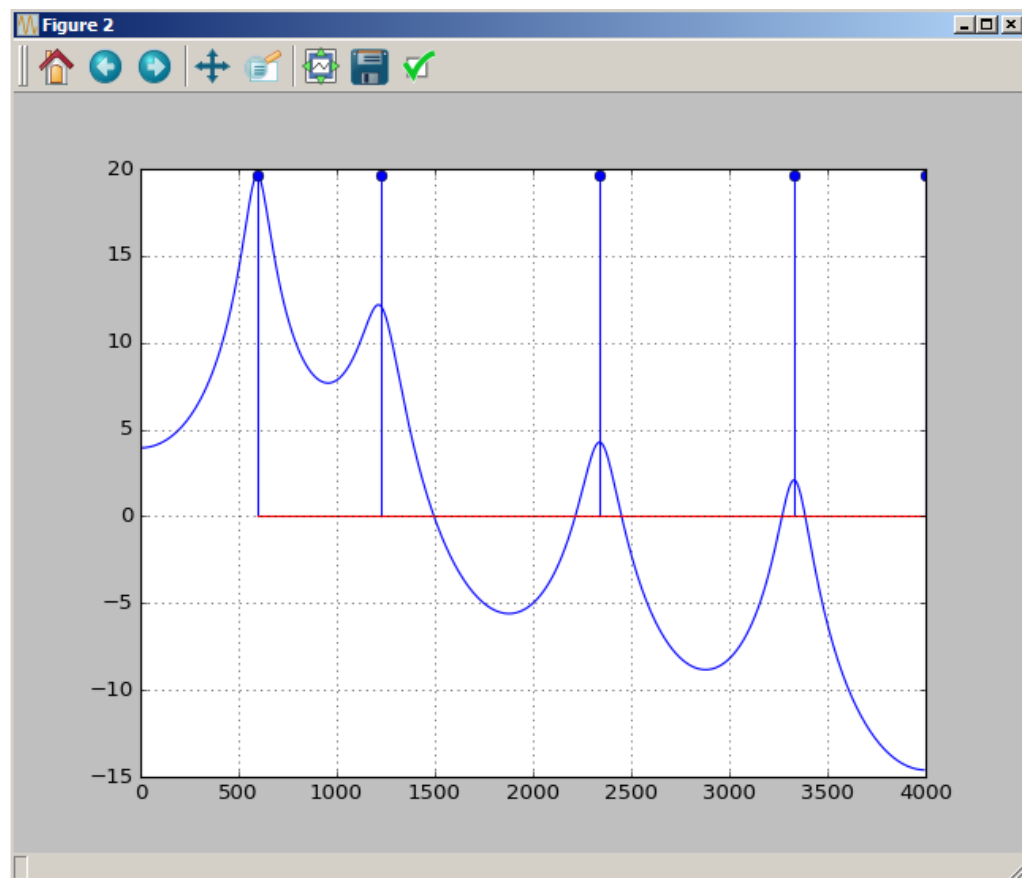


Рис. 8. Корни полинома

Рассмотрим алгоритм вычисления линейных спектральных параметров:

```
pf,qf,lsf = lpc.generate_lsp(np.hstack([1,-a]),M)
print('pf=',pf)
print('qf=',qf)
print('lsf1=',lsf)
>>>
pf= [ 1. ; -1.15871955 ; 0.24946477 ; 0.65698281 ; -0.10679032 ;
-0.00525006 ; -0.00525006 ; -0.10679032 ; 0.65698281 ; 0.24946477 ;
-1.15871955 ; -1. ]
qf= [ 1. ; -1.09700179 ; 0.80916733 ; -0.95984375 ; 0.98493842 ;
-0.52711336 ; 0.52711336 ; -0.98493842 ; 0.95984375 ; -0.80916733 ;
1.09700179 ; -1. ]
lsf1= [ 0.06153832 ; 0.07657221 ; 0.10793556 ; 0.14935472 ; 0.1708007;
0.26167752 ; 0.29317542 ; 0.32781268 ; 0.40723917 ; 0.42328628]
```

Линейные спектральные частоты можем также получить:

```
aa=np.hstack([1,-a])
lsf = lpc.poly2lsf(aa)
print('lsf2=',lsf)
>>>
lsf2= [ 0.06153832 ; 0.07657221 ; 0.10793556 ; 0.14935472 ; 0.1708007
; 0.26167752;
0.29317542 ; 0.32781268 ; 0.40723917 ; 0.42328628],
сравнивая с lsf1 видим, что элементы одинаковые.
```

Функция poly2lsf возвращает вектор lsf линейных спектральных частот, рассчитанный на основе вектора коэффициентов линейного предсказания.

Воспользуемся обратной функцией и сравним исходные данные с получившимися:

```
aa_ = lpc.lsf2poly(lsf*(2*np.pi))
print(aa)
print(aa_)
>>>
[ 1.; -1.12786067 ; 0.52931605 ; -0.15143047 ; 0.43907405 ;
-0.26618171; 0.26093165 ; -0.54586437 ; 0.80841328 ; -0.27985128 ;
-0.03085888]
[ 1. ; -1.12786067 ; 0.52931605 ; -0.15143047 ; 0.43907405 ;
-0.26618171; 0.26093165 ; -0.54586437 ; 0.80841328 ; -0.27985128 ;
-0.03085888]
```

Функция lsf2poly возвращает вектор, содержащий коэффициенты линейного предсказания, рассчитанные на основе вектора линейных спектральных частот lsf.

Рассмотрим квантизационную матрицу:

```
lspQ = np.array([
    [100, 170, 225, 250, 280, 340, 420, 500, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0],
    [210, 235, 265, 295, 325, 360, 400, 440, 480, 520, 560, 610, 670,
     740, 810, 880],
    [420, 460, 500, 540, 585, 640, 705, 775, 850, 950, 1050, 1150,
     1250, 1350, 1450, 1550],
    [620, 660, 720, 795, 880, 970, 1080, 1170, 1270, 1370, 1470,
     1570, 1670, 1770, 1870, 1970],
    [1000, 1050, 1130, 1210, 1285, 1350, 1430, 1510, 1590, 1670,
     1750, 1850, 1950, 2050, 2150, 2250],
    [1470, 1570, 1690, 1830, 2000, 2200, 2400, 2600, 0, 0, 0, 0, 0,
     0, 0, 0 ],
    [1800, 1880, 1960, 2100, 2300, 2480, 2700, 2900, 0, 0, 0, 0, 0,
     0, 0, 0 ],
    [2225, 2400, 2525, 2650, 2800, 2950, 3150, 3350, 0, 0, 0, 0, 0,
     0, 0, 0 ],
    [2760, 2880, 3000, 3100, 3200, 3310, 3430, 3550, 0, 0, 0, 0, 0,
     0, 0, 0 ],
    [3190, 3270, 3350, 3420, 3490, 3590, 3710, 3830, 0, 0, 0, 0, 0,
     0, 0, 0 ]
])
```

Для каждого элемента из массива `lsf` делаем сравнение с элементами квантизационной матрицы и если элемент из массива `lsf` оказался наиболее близким к какому-то элементу из `lspQ`, то запоминаем номер строки и формируем массив битов:

```
bits = np.array([3, 4, 4, 4, 4, 3, 3, 3, 3, 3])
findex = lpc.lsp_quant(lsf, M, bits, lspQ)
freq_q = lpc.findex2lsp(findex, lspQ)
```

Получаем коэффициенты линейного предсказания после квантования:

```
aq = lpc.lsf2poly(freq_q/Fs*(2*np.pi))
```

Построим частотную характеристику и оценим искажение:

```
fig, ax = plt.subplots()
w, h_ = scipy.signal.freqz(np.array([1]), np.hstack([1, -a]))
ax.plot(w/np.pi*Fs/2, 20*np.log10(np.abs(h_)), 'b')

w, h_1 = scipy.signal.freqz(np.array([1]), -aq)
ax.plot(w/np.pi*Fs/2, 20*np.log10(np.abs(h_1)), 'r')

sd_ = spectral_distortion(h_, h_1)
print(sd_)
>>> sd_ = 0.648854763685
```

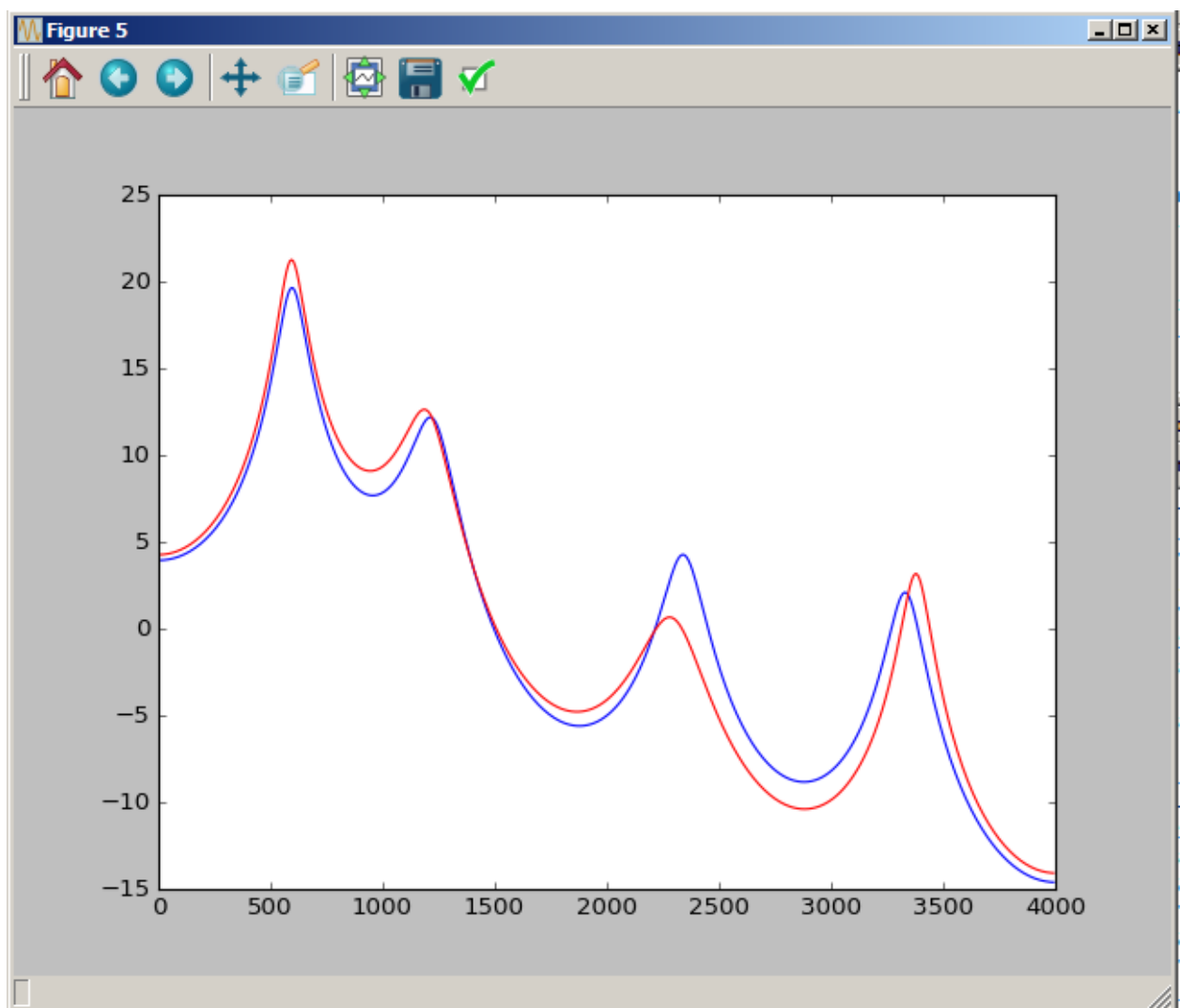


Рис. 9. Искажение

Синтезируем сигнал до и после квантования:

```
s_a = scipy.signal.lfilter(np.array([1]), np.hstack([1, -a]), e)  
s_aq = scipy.signal.lfilter(np.array([1]), -aq, e)
```

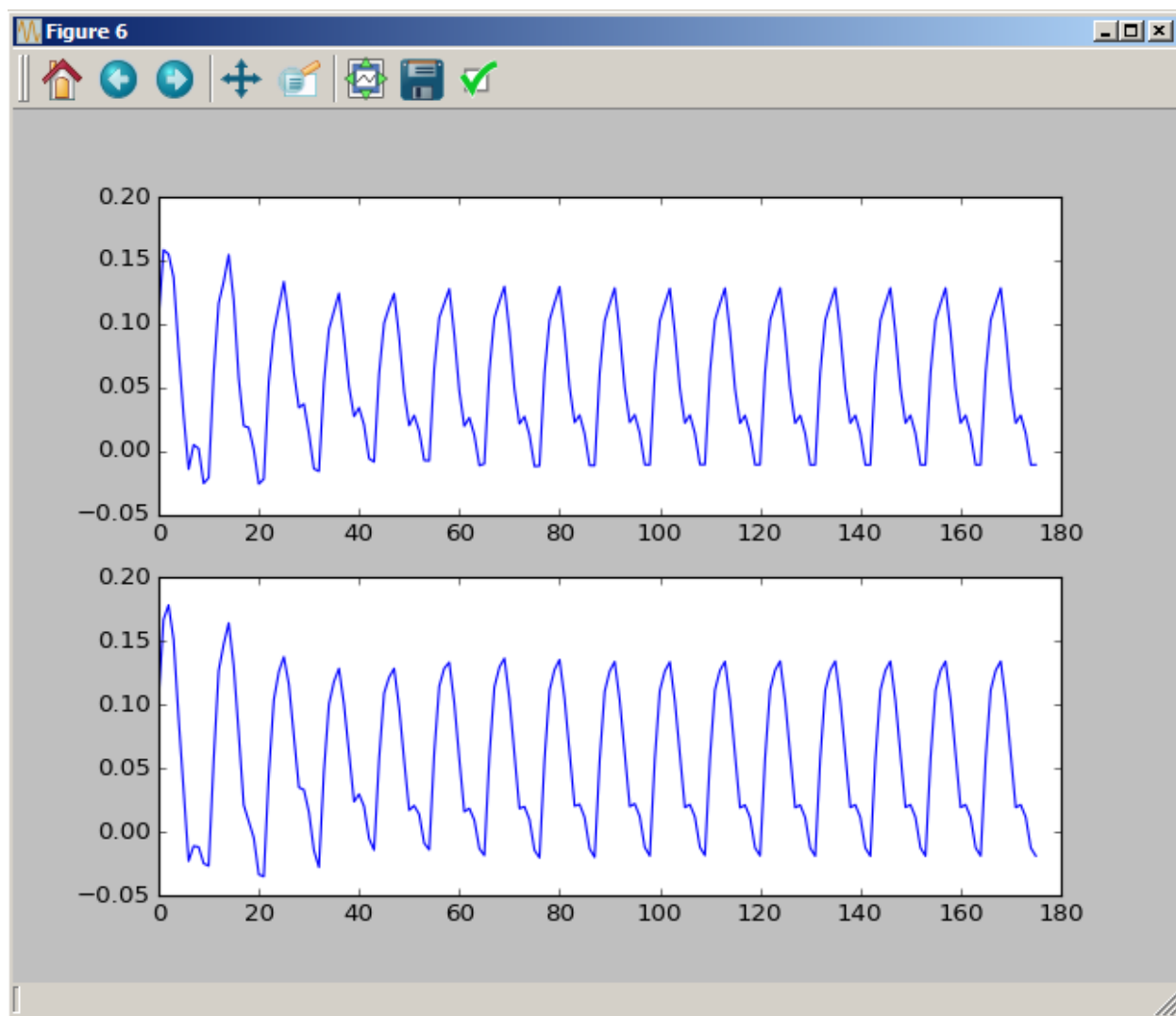


Рис. 10. Синтезированный сигнал до и после квантования

## 2. Другой вокализованный сегмент.

Рассмотрим сегмент, который начинается с 14105:

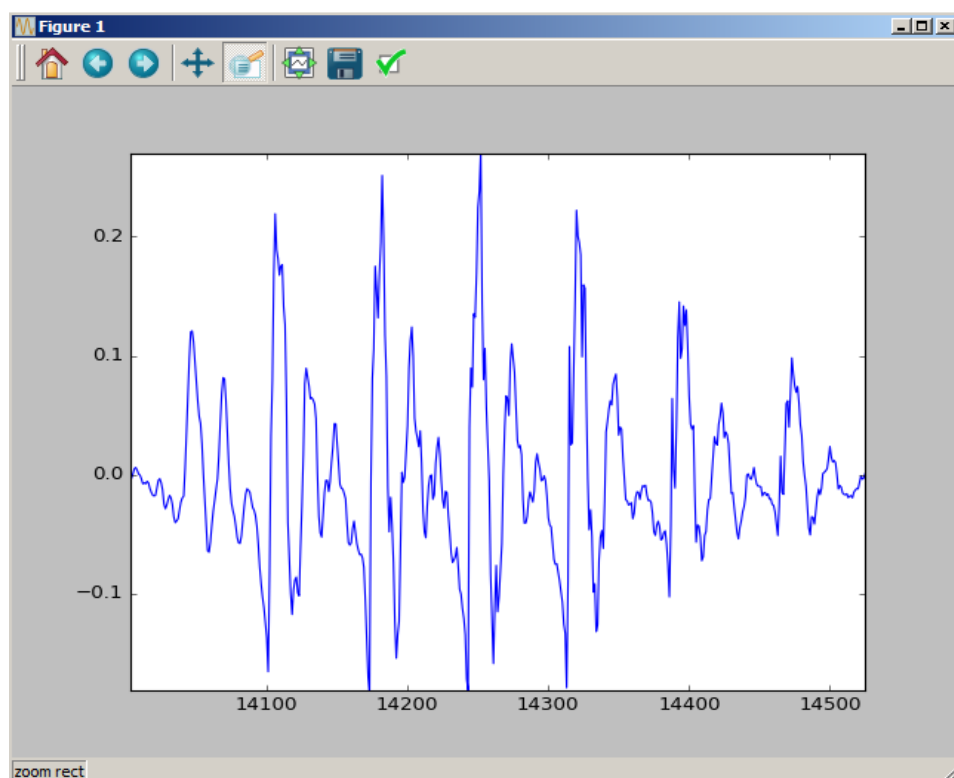


Рис. 11. Вокализованный сегмент

Выделим 160 отсчётов:

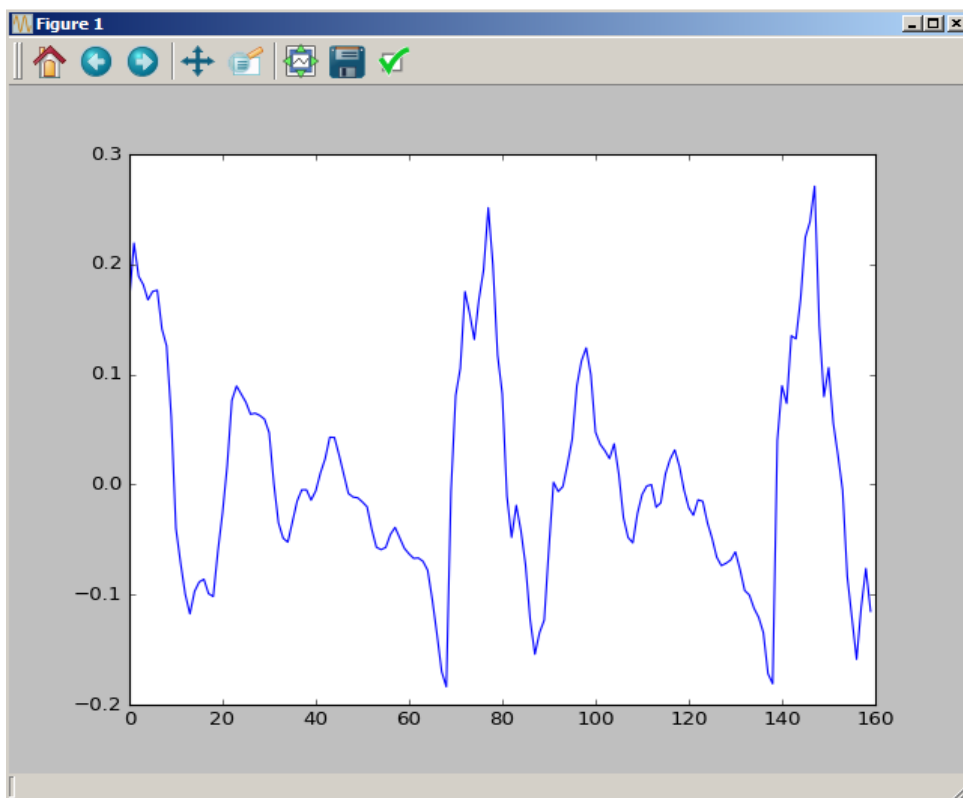


Рис. 12. Вокализованный сегмент(160 отсчётов)

Построим автокорреляционную функцию:

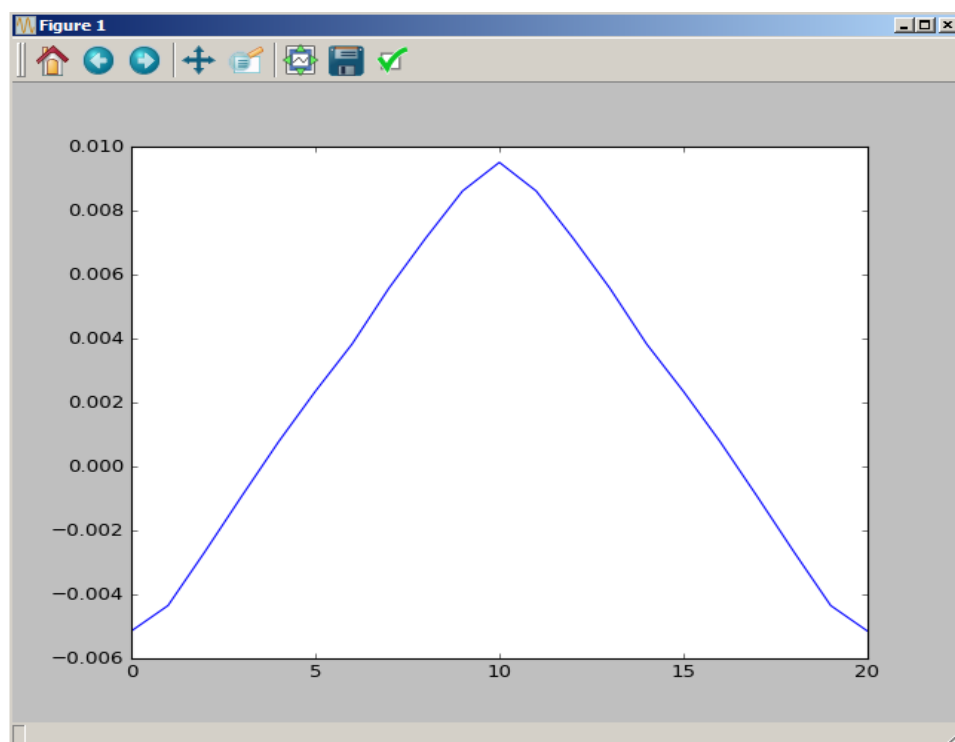


Рис. 13. Автокорреляционная функция

Вычисляем частотный отклик:

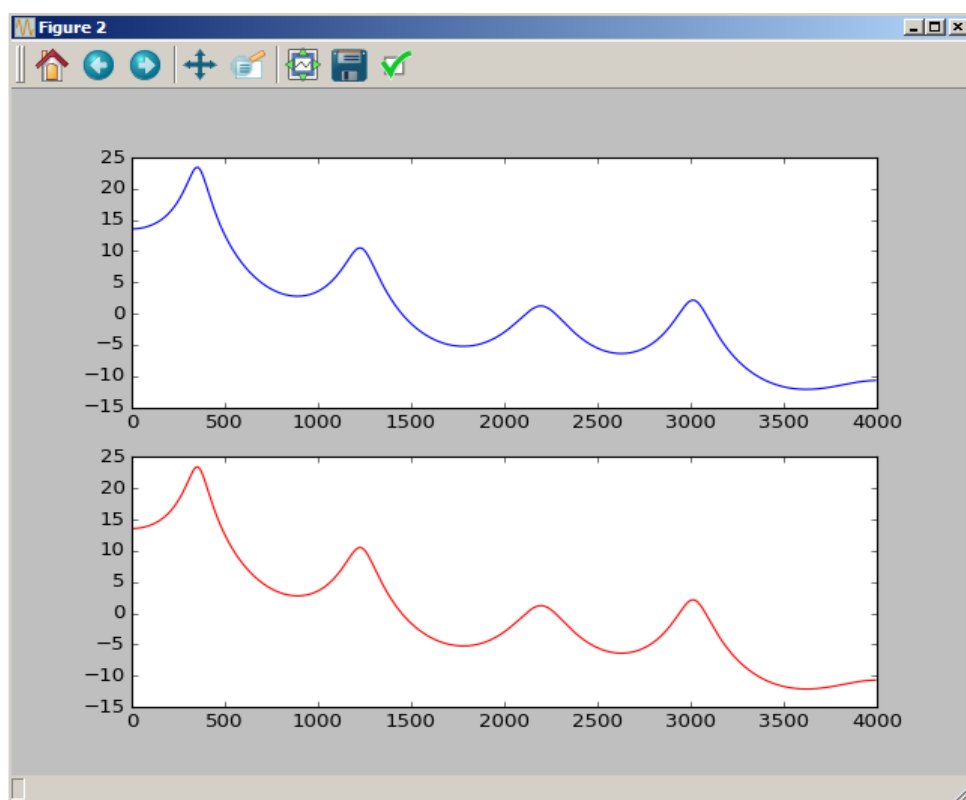


Рис. 14. Сравнение частотных откликов



Искажем параметры и посмотрим, как влияет изменение:

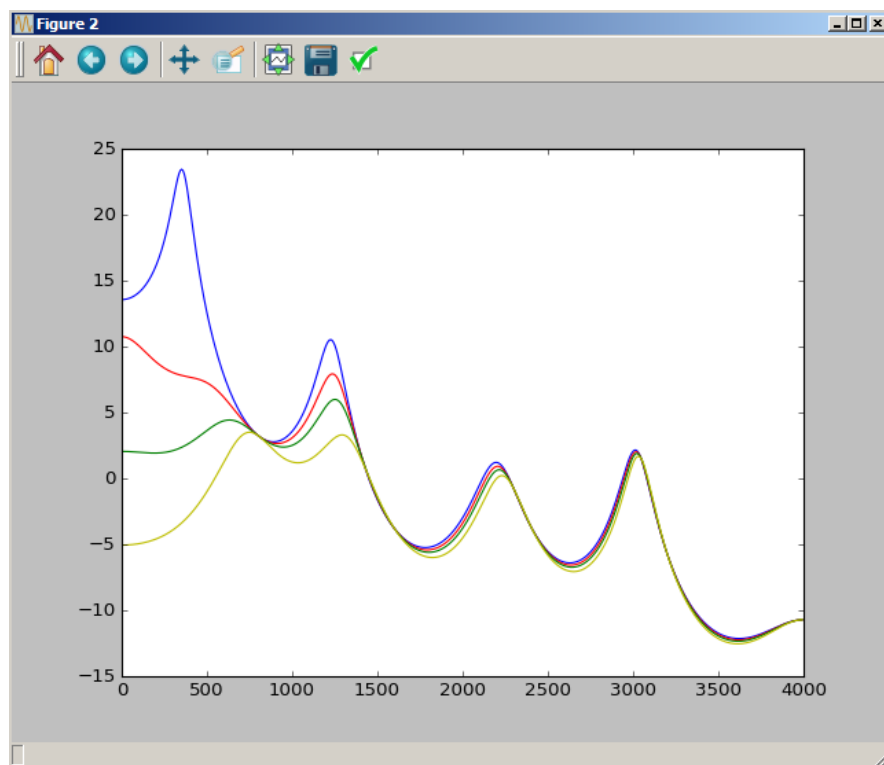


Рис. 15. Исходный и искаженные отклики

Считаем корни полинома:

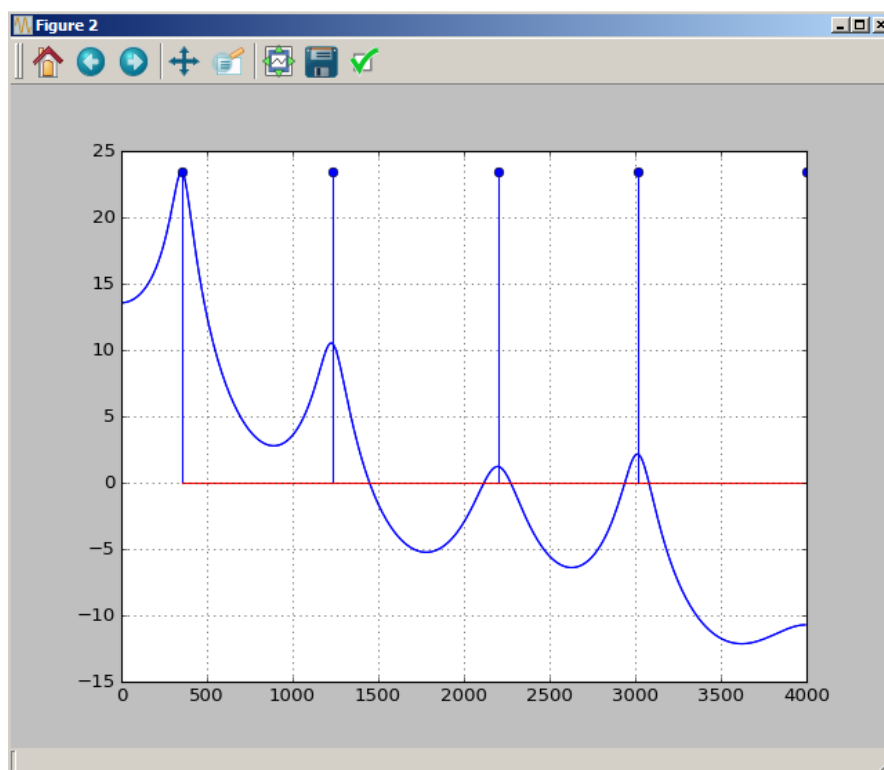


Рис. 16. Корни полинома

Вычислим линейные спектральные параметры:

```
pf= [ 1. -1.55521685  0.94754859 -0.33571506  0.39257714 -0.23923509  
      -0.23923509  0.39257714 -0.33571506  0.94754859 -1.55521685  1.  
      ]  
qf= [ 1. -0.90074958  0.00632388 -0.42457246  0.59001106 -0.51146848  
      0.51146848 -0.59001106  0.42457246 -0.00632388  0.90074958 -1.  
      ]  
lsf1= [ 0.03824816  0.04917077  0.10252782  0.15123963  0.17336698  
0.25954968  
        0.28639948  0.35671702  0.38015283  0.42909191]  
lsf2= [ 0.03824816  0.04917077  0.10252782  0.15123963  0.17336698  
0.25954968  
        0.28639948  0.35671702  0.38015283  0.42909191]
```

Вычислим коэффициенты линейного предсказания до и после квантования:

```
aa = [ 1. -1.22798322  0.47693623 -0.38014376  0.4912941  -0.37535178  
0.1361167  -0.09871696  0.0444287  0.47061236 -0.32723364]  
aa_ = [ 1. -1.22798322  0.47693623 -0.38014376  0.4912941  -  
0.37535178  
0.1361167  -0.09871696  0.0444287  0.47061236 -0.32723364]  
aq = [ 1. -1.38122883  0.69516973 -0.47591087  0.61278629 -0.51290072  
0.14635192 -0.03915901 -0.01958667  0.39000495 -0.23737675]
```

Оценим искажение:

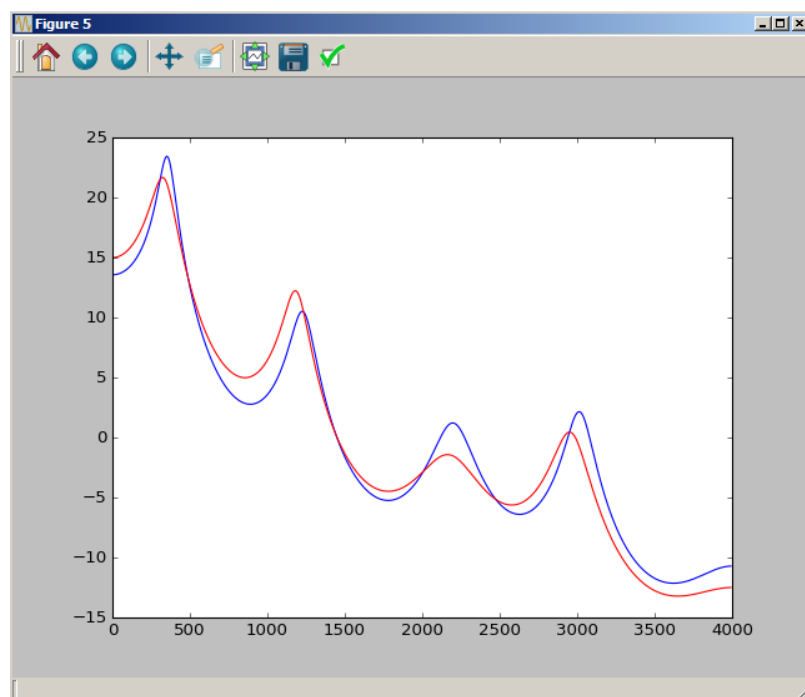


Рис. 17. Искажение

$sd\_ = 0.670742057706$ .

Синтезируем сегмент сигнала по коэффициентам линейного предсказания до и после квантования:

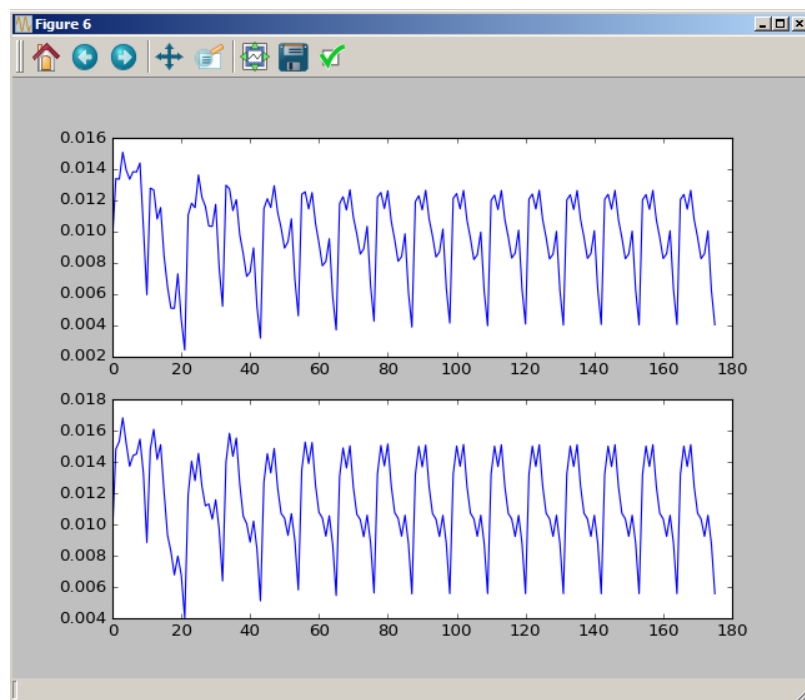


Рис. 18. Синтезированный сигнал до и после квантования

### 3. Невокализованный сегмент

Выберем невокализованный сегмент, например с 12130 отсчёта:

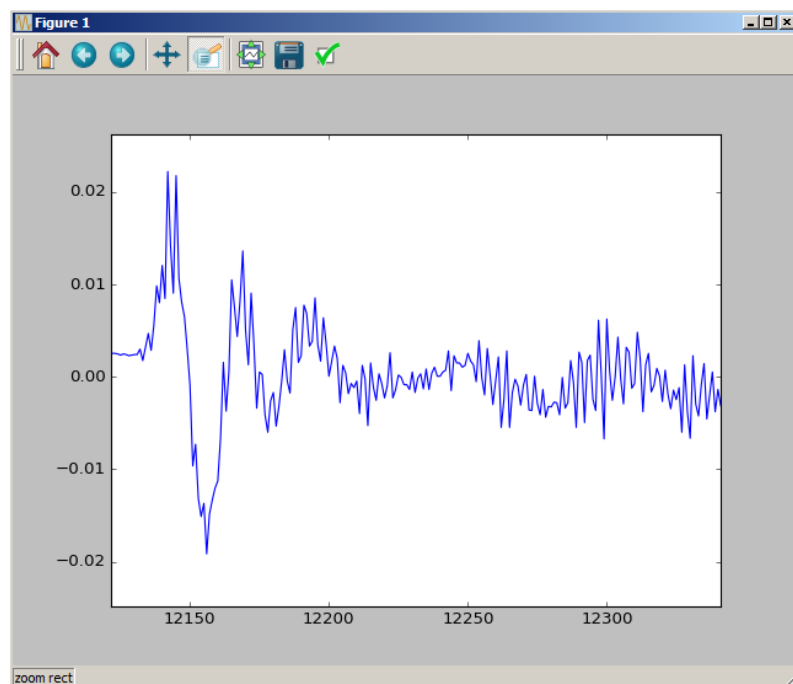


Рис. 19. Невокализованный сегмент

Вычислим автокорреляционную функцию:

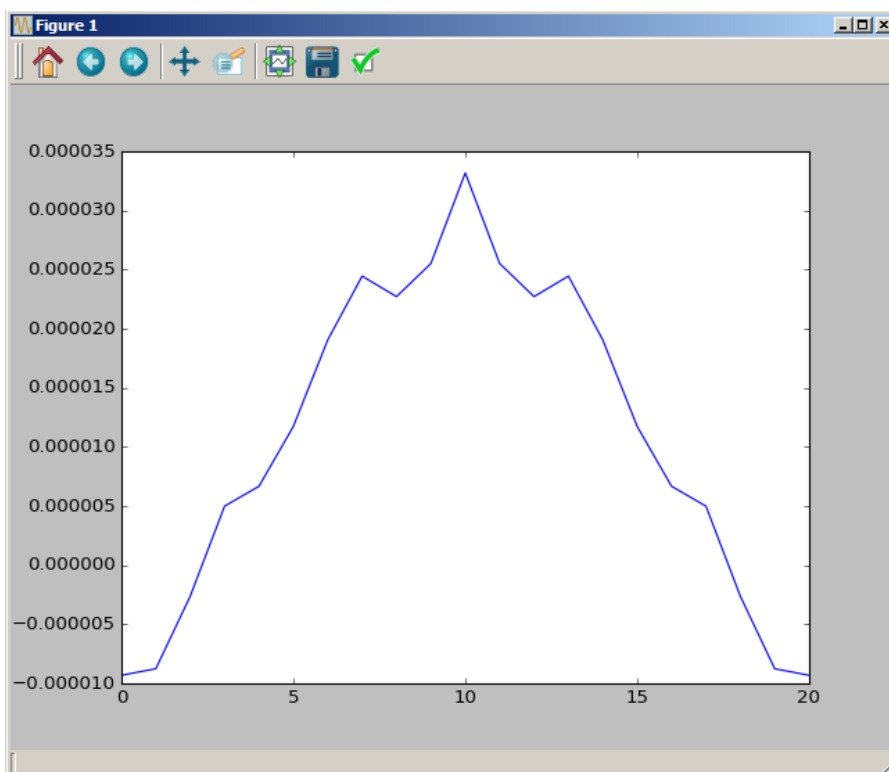


Рис. 20. Автокорреляционная функция для невокализованного сегмента

Построим частотные отклики:

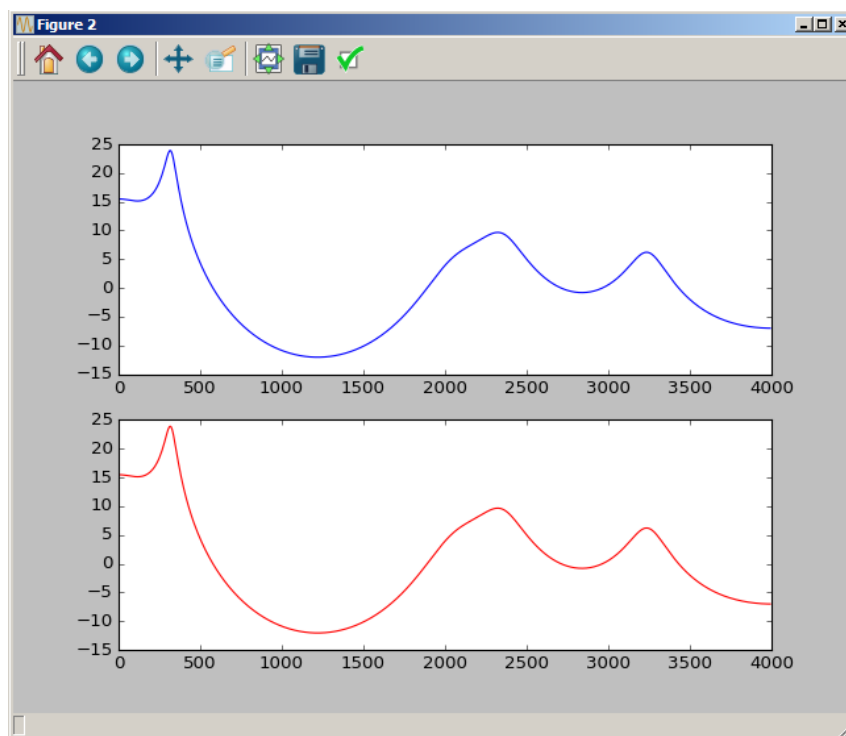


Рис. 21. Сравнение частотных откликов невокализованного сегмента

Искажаем параметры:

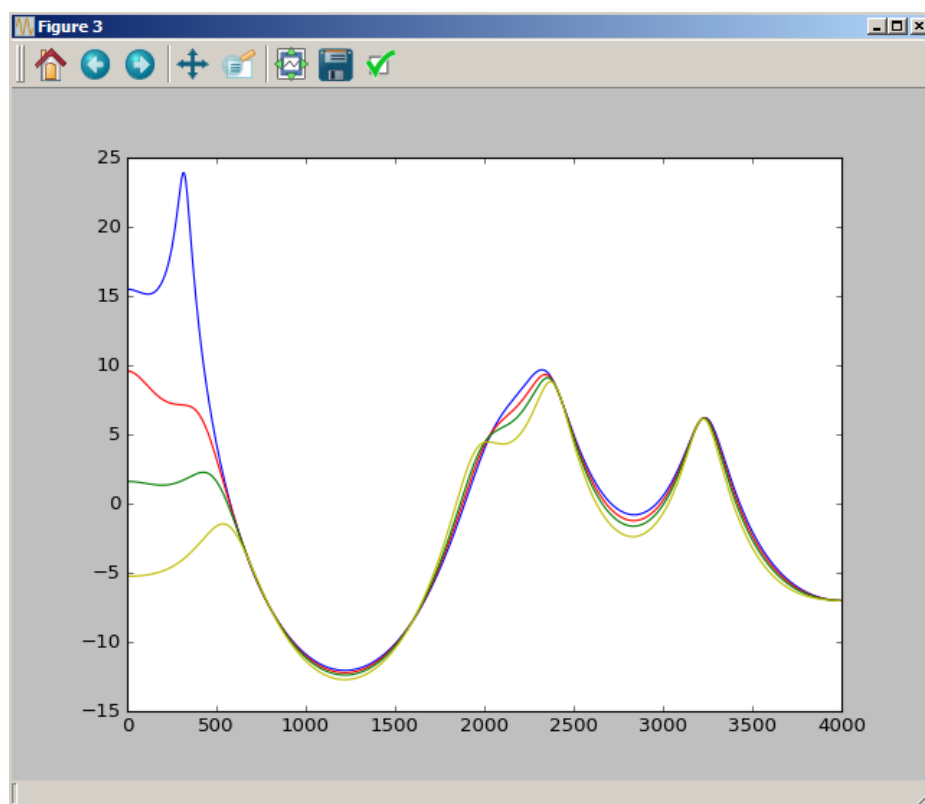


Рис. 22. Искажение параметров невокализованного сегмента

Находим корни полинома:

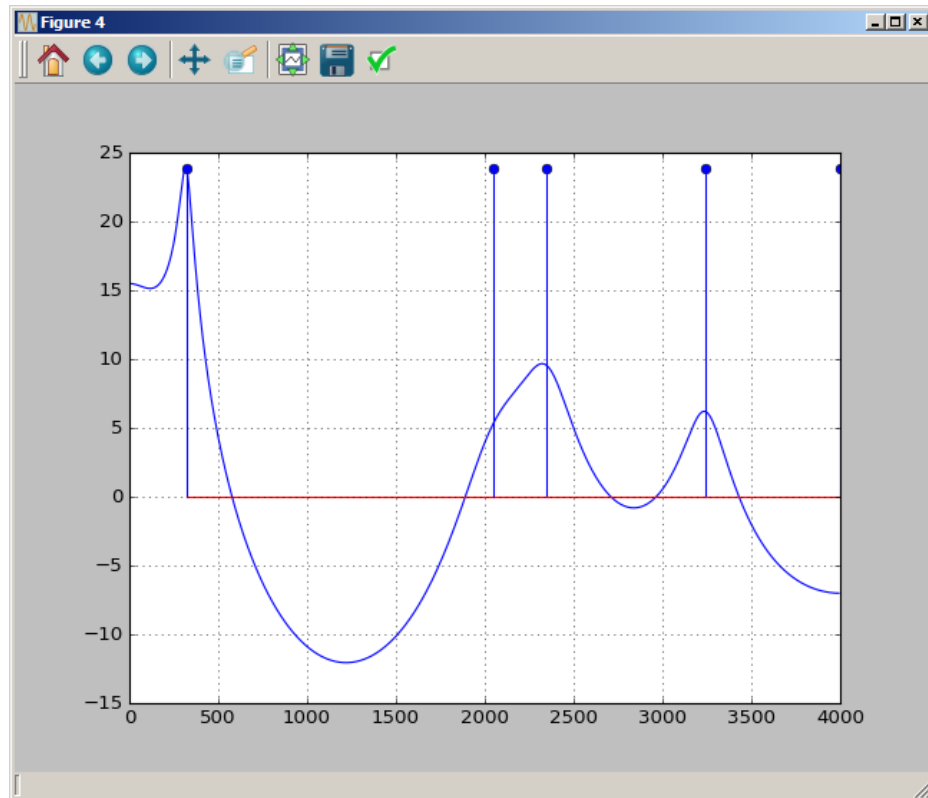


Рис. 23. Корни полинома

Вычисляем линейные спектральные параметры:

```
pf= [ 1. -0.36750933 -0.52210656 -0.96875864 -0.10140517 1.12788678  
1.12788678 -0.10140517 -0.96875864 -0.52210656 -0.36750933 1. ]  
qf= [ 1. 0.09754076 0.00722851 -1.21190723 -0.66790625  
-0.78884854 0.78884854 0.66790625 1.21190723 -0.00722851 -0.09754076  
-1. ]  
lsf1= [ 0.03195916 0.04114896 0.07307802 0.21300987 0.25636283  
0.28299112 0.30459233 0.36092291 0.40198381 0.42755254]  
lsf2= [ 0.03195916 0.04114896 0.07307802 0.21300987 0.25636283  
0.28299112 0.30459233 0.36092291 0.40198381 0.42755254]
```

Вычисляем коэффициенты линейного предсказания до и после квантования:

```
aa_ = [ 1. -0.13498428 -0.25743903 -1.09033293 -0.38465571  
0.16951912 0.95836766 0.28325054 0.1215743 -0.26466753 -0.23252504]  
aq = [ 1. -0.15130262 -0.32456947 -1.04162014 -0.30290684  
0.15482808 0.97504628 0.26483769 -0.00275711 -0.23748929  
-0.17005126]  
sd_ = 0.448581841971
```

Оцениваем искажение:

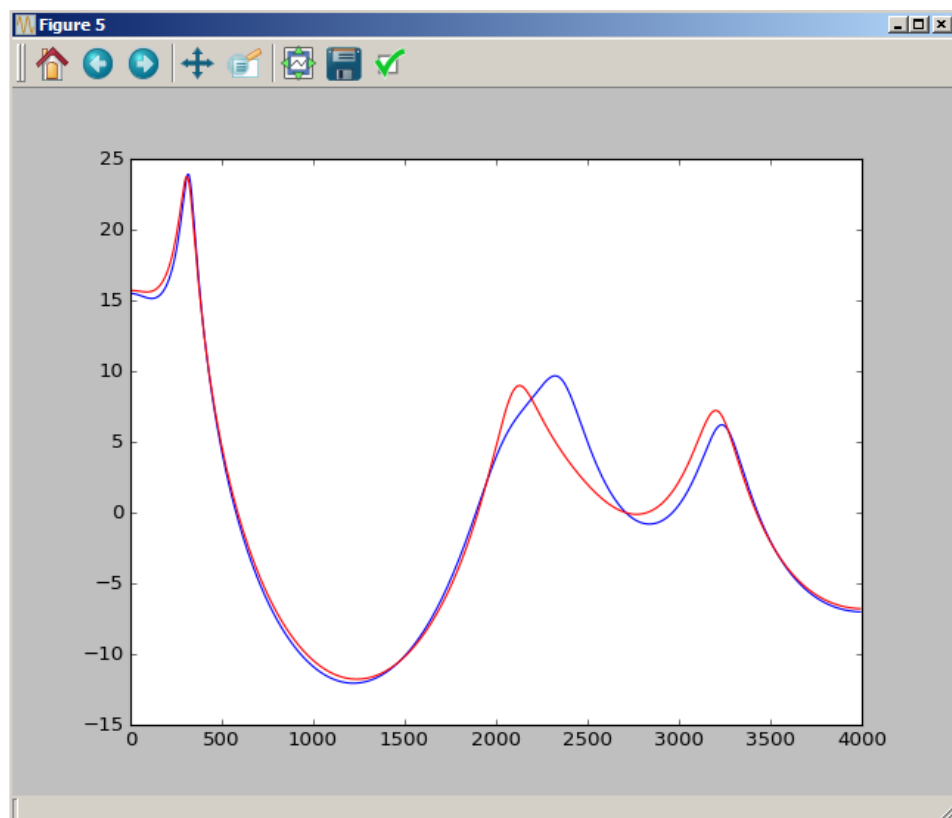


Рис. 24. Искажение

Для невокализованного сегмента сгенерируем «белый шум» и синтезируем сегмент сигнала по коэффициентам линейного предсказания до и после квантования:

```
e_wn = np.sqrt(30)*np.random.randn(160)
s_a = scipy.signal.lfilter(np.array([1]), np.hstack([1, -a]),
e_wn)
s_aq = scipy.signal.lfilter(np.array([1]), -aq, e_wn)
```

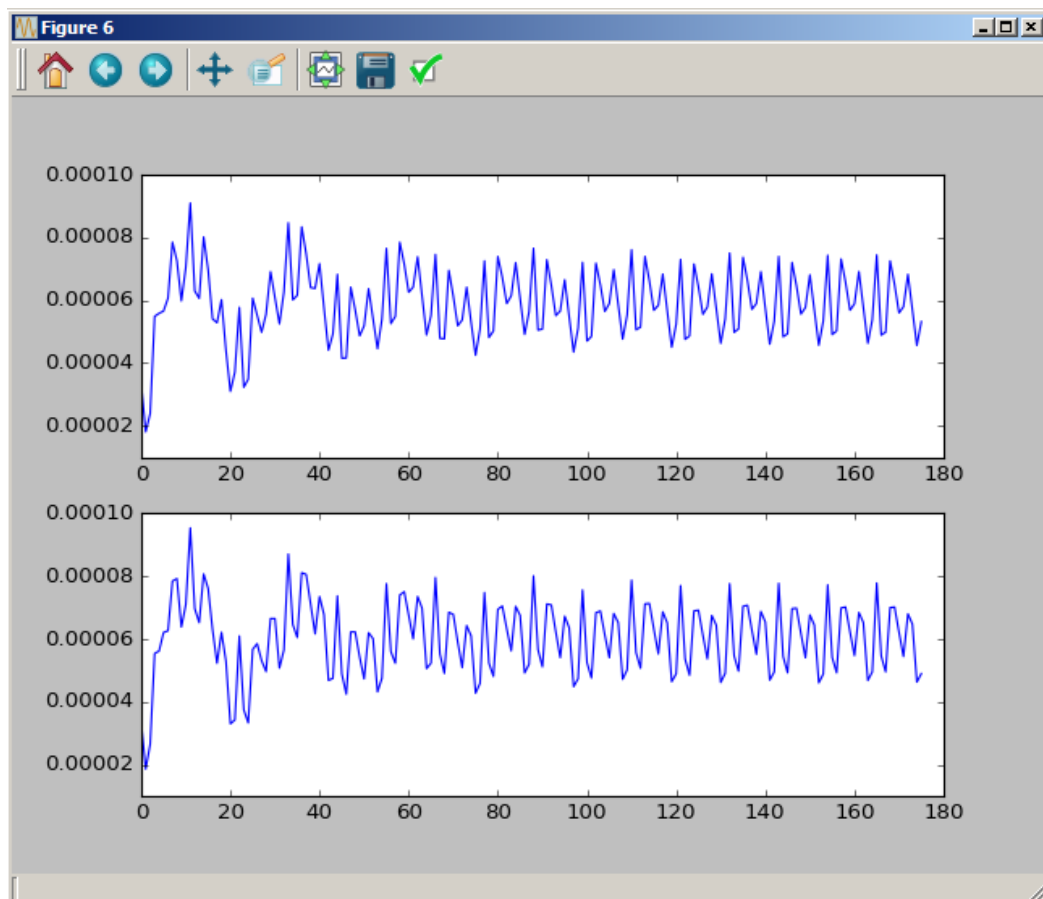


Рис. 25. Синтезированный сигнал до и после квантования



#### 4. Вычисления для $M = 3$ .

Теперь вычислим для вокализованного сигнала с  $M = 3$ :

Автокорреляционную функцию:

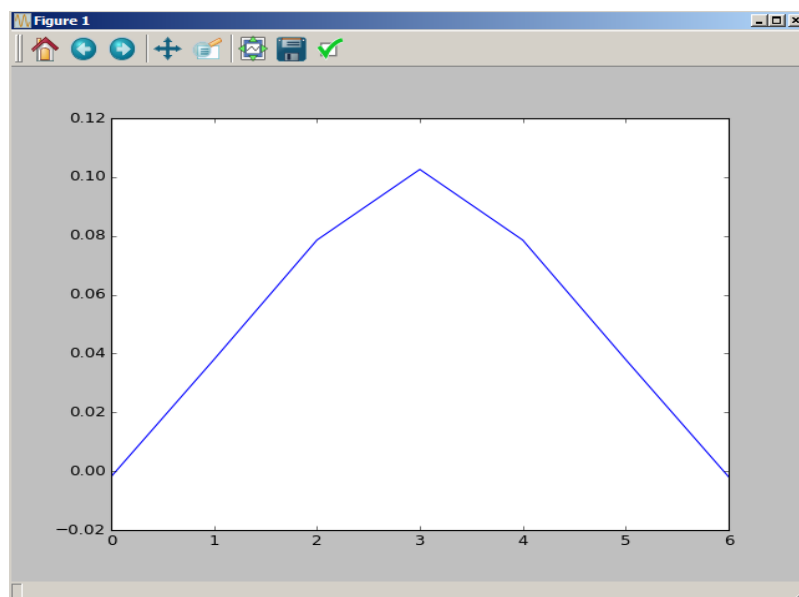


Рис. 26. Автокорреляционная функция

Частотные отклики:

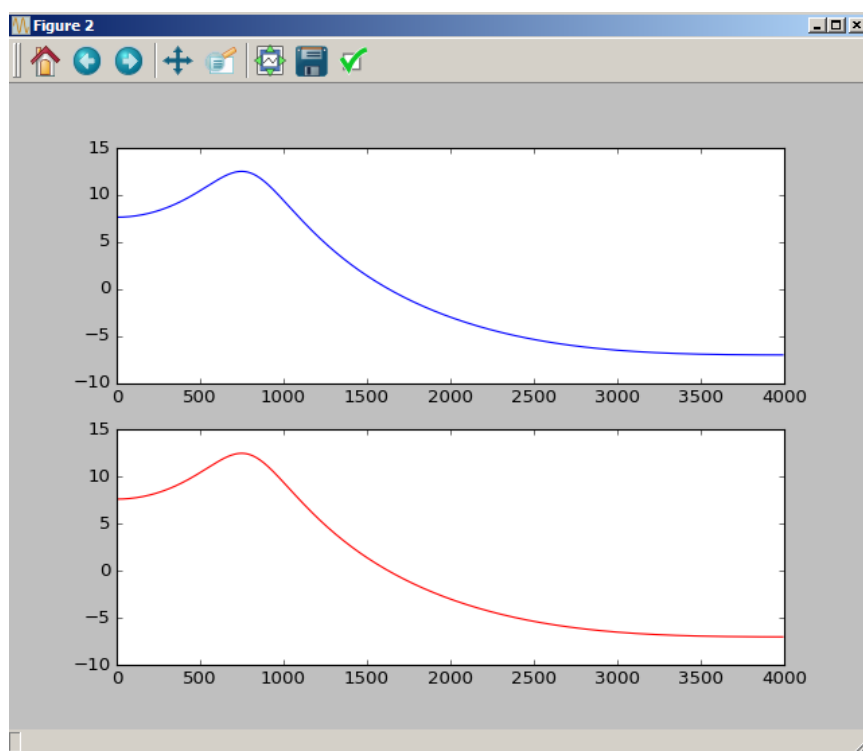


Рис. 27. Сравнение частотных откликов

Искажения параметров:

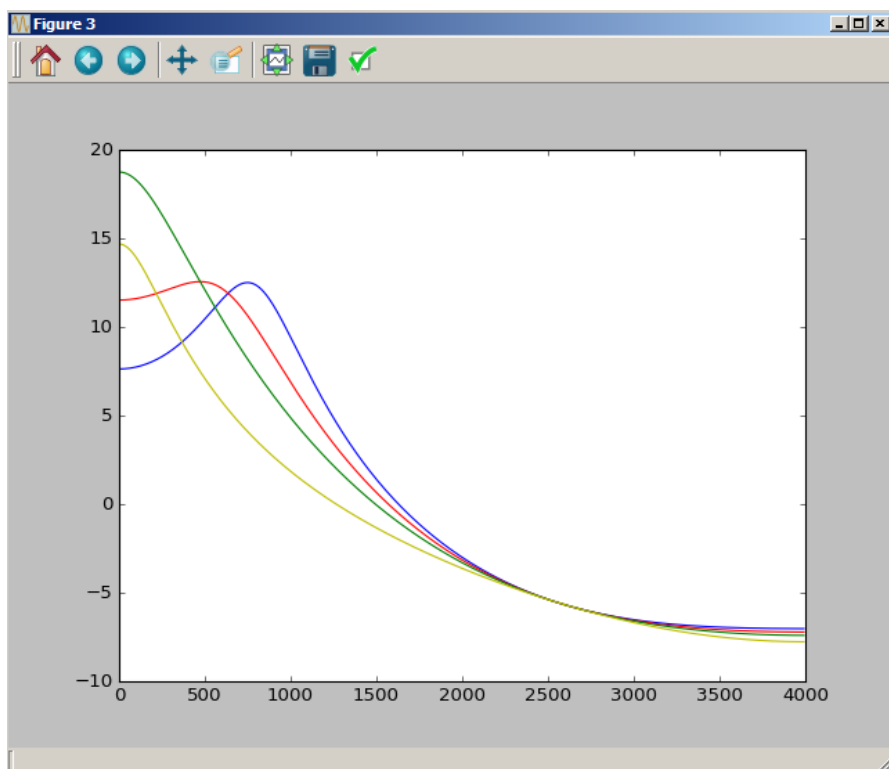


Рис. 28. Искажение параметров

Корни полинома:

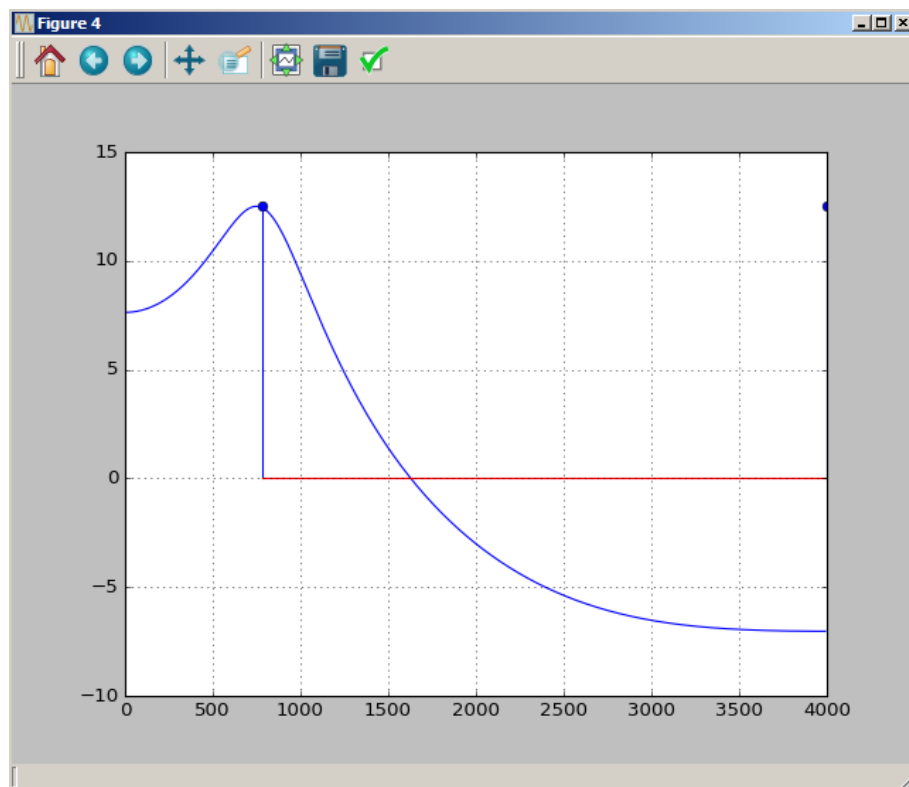


Рис. 29. Корни полинома