

НИУ «МЭИ»  
Институт Радиотехники и Электроники им. В. А. Котельникова  
Кафедра Радиотехнических Систем

Контрольная работа №1  
по курсу «Методы оптимального приёма сигналов в аппаратуре  
потребителей СРНС»

Выполнила: Малафеева Д. Д.  
Группа: ЭР-12м-19

Москва  
2020

**Дано:**

Выборка сигналов, всего  $M=2048$  отсчетов:

$$y_1 = A_1 \cos(\omega kT + \varphi_0) + n_{1,k},$$

$$y_2 = A_1 \sin(\omega kT + \varphi_0) + n_{2,k},$$

$$y_3 = A_2 \cos(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) + n_{3,k},$$

$$y_4 = A_2 \sin(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) + n_{4,k},$$

$$k \in [0, 2047],$$

$$T = 1/f_s,$$

$$f_s = 47.5 \text{ МГц}.$$

$n_{(1...4),k}$  - независимые некоррелированные по времени ДБГШ с СКО  $\sigma_n = 10$ .

Параметры сигналов  $A_1, A_2, \omega, \varphi_0, \Delta\varphi$  неизвестны, но постоянны на интервале наблюдения.

**Найти:**

$\Delta\varphi$ , дисперсию ошибки для полученной оценки  $D_{\Delta\varphi}$ .

•

**Указания:**

- В решении необходимо использовать метод максимального правдоподобия, применять итеративный алгоритм оценивания с помощью дискриминаторов.
- Неинформативные параметры (амплитуда, частота, начальная фаза) считаются информативными и тоже оцениваются:

$$\boldsymbol{\lambda} = [A_1 \quad A_2 \quad \omega \quad \varphi_0 \quad \Delta\varphi]^T.$$

- Вектор наблюдений:

$$\mathbf{y}_k = [y_{1,k} \quad y_{2,k} \quad y_{3,k} \quad y_{4,k}]^T = \mathbf{S}_k(\boldsymbol{\lambda}) + \mathbf{n}_k.$$

- Отношение правдоподобия для векторных наблюдений в дискретном времени:

$$\rho(\mathbf{Y}_0^M) = \exp \left\{ \sum_{k=1}^M \mathbf{S}_k^T(\boldsymbol{\lambda}) \mathbf{D}_n^{-1} \left( \mathbf{y}_k - \frac{1}{2} \mathbf{S}_k(\boldsymbol{\lambda}) \right) \right\},$$

где  $\mathbf{D}_n = \sigma_n^2 \cdot \mathbf{I}$  - матрица дисперсий шумов наблюдений.

**Решение:**

**Теория**

1. Запишем функцию правдоподобия:

$$\begin{aligned}\ln(\rho(\lambda)) &= \sum_{k=1}^M \mathbf{S}_k^T(\lambda) \cdot \mathbf{D}_n^{-1} \left( \mathbf{y}_k - \frac{1}{2} \mathbf{S}_k(\lambda) \right) = \\ &= \sum_{k=1}^M \left( \mathbf{S}_k^T(\lambda) \cdot \mathbf{D}_n^{-1} \cdot \mathbf{y}_k - \frac{1}{2} \mathbf{S}_k^T(\lambda) \cdot \mathbf{D}_n^{-1} \cdot \mathbf{S}_k(\lambda) \right)\end{aligned}\quad (0.1)$$

2. Теперь распишем  $\mathbf{S}_k^T(\lambda) \cdot \mathbf{D}_n^{-1} \cdot \mathbf{S}_k(\lambda)$ :

$$\begin{aligned}\mathbf{S}_k^T(\lambda) &= \begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \\ S_3 \\ S_4 \end{bmatrix}^T = \\ &= \begin{bmatrix} A_1 \cos(\omega kT + \varphi_0) & A_1 \sin(\omega kT + \varphi_0) & A_2 \cos(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) & A_2 \sin(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) \end{bmatrix}\end{aligned}\quad (0.2)$$

$$\mathbf{D}_n^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_n^2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma_n^2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{\sigma_n^2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{\sigma_n^2} \end{bmatrix}\quad (0.3)$$

$$\begin{aligned}
& \mathbf{S}_k^T(\lambda) \cdot \mathbf{D}_n^{-1} = \\
& = \begin{vmatrix} S_1 & S_2 & S_3 & S_4 \end{vmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_n^2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma_n^2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{\sigma_n^2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{\sigma_n^2} \end{bmatrix} = \\
& = \begin{vmatrix} \frac{1}{\sigma_n^2} \cdot S_1 & \frac{1}{\sigma_n^2} \cdot S_2 & \frac{1}{\sigma_n^2} \cdot S_3 & \frac{1}{\sigma_n^2} \cdot S_4 \end{vmatrix} \quad (0.4)
\end{aligned}$$

Тогда  $\mathbf{S}_k^T(\lambda) \cdot \mathbf{D}_n^{-1} \cdot \mathbf{S}_k(\lambda)$ :

$$\begin{aligned}
& \mathbf{S}_k^T(\lambda) \cdot \mathbf{D}_n^{-1} \cdot \mathbf{S}_k(\lambda) = \\
& = \begin{vmatrix} \frac{1}{\sigma_n^2} \cdot S_1 & \frac{1}{\sigma_n^2} \cdot S_2 & \frac{1}{\sigma_n^2} \cdot S_3 & \frac{1}{\sigma_n^2} \cdot S_4 \end{vmatrix} \cdot \begin{vmatrix} S_1 \\ S_2 \\ S_3 \\ S_4 \end{vmatrix} = \\
& = \frac{1}{\sigma_n^2} \cdot S_1 \cdot S_1 + \frac{1}{\sigma_n^2} \cdot S_2 \cdot S_2 + \frac{1}{\sigma_n^2} \cdot S_3 \cdot S_3 + \frac{1}{\sigma_n^2} \cdot S_4 \cdot S_4 = \\
& = \frac{1}{\sigma_n^2} (S_1^2 + S_2^2 + S_3^2 + S_4^2) = \\
& = \frac{1}{\sigma_n^2} [A_1^2 \cos^2(\omega kT + \varphi_0) + A_1^2 \sin^2(\omega kT + \varphi_0) + \\
& + A_2^2 \cos^2(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) + A_2^2 \sin^2(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi)] = \\
& = \frac{1}{\sigma_n^2} (A_1^2 + A_2^2). \quad (0.5)
\end{aligned}$$

3. Вернемся к выражению 1.1 и запишем его с учетом приведенных преобразований:

$$\begin{aligned}
\ln(\rho(\lambda)) &= \sum_{k=1}^M \mathbf{S}_k^T(\lambda) \cdot \mathbf{D}_n^{-1} \left( \mathbf{y}_k - \frac{1}{2} \mathbf{S}_k(\lambda) \right) = \\
&= \sum_{k=1}^M \left( \mathbf{S}_k^T(\lambda) \cdot \mathbf{D}_n^{-1} \cdot \mathbf{y}_k - \frac{1}{2} \mathbf{S}_k^T(\lambda) \cdot \mathbf{D}_n^{-1} \cdot \mathbf{S}_k(\lambda) \right) = \\
&= \sum_{k=1}^M \left( \left| \frac{1}{\sigma_n^2} \cdot S_1 \quad \frac{1}{\sigma_n^2} \cdot S_2 \quad \frac{1}{\sigma_n^2} \cdot S_3 \quad \frac{1}{\sigma_n^2} \cdot S_4 \right| \cdot \mathbf{y}_k - \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{\sigma_n^2} (A_1^2 + A_2^2) \right) = \quad (0.6) \\
&= \frac{1}{\sigma_n^2} \left[ \sum_{k=1}^M (S_1 \cdot y_1 + S_2 \cdot y_2 + S_3 \cdot y_3 + S_4 \cdot y_4) - \frac{M}{2} (A_1^2 + A_2^2) \right]
\end{aligned}$$

4. Далее рассчитаем все производные функции правдоподобия по составляющим вектора оцениваемых параметров:

$$\frac{\partial \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_1} = \frac{1}{\sigma_n^2} \left[ \sum_{k=1}^M (\cos(\omega kT + \varphi_0) y_{1,k} + \sin(\omega kT + \varphi_0) y_{2,k}) - M \cdot A_1 \right], \quad (0.7)$$

$$\frac{\partial \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_2} = \frac{1}{\sigma_n^2} \left[ \sum_{k=1}^M (\cos(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) y_{3,k} + \sin(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) y_{4,k}) - M \cdot A_2 \right], \quad (0.8)$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \ln(\rho(\lambda))}{\partial \omega} &= \frac{1}{\sigma_n^2} \left[ \sum_{k=1}^M (-A_1 \sin(\omega kT + \varphi_0) y_{1,k} \cdot kT + A_1 \cos(\omega kT + \varphi_0) y_{2,k} \cdot kT - \right. \\
&\quad \left. - A_2 \sin(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) y_{3,k} \cdot kT + A_2 \cos(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) y_{4,k} \cdot kT) \right], \quad (0.9)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \ln(\rho(\lambda))}{\partial \varphi_0} &= \frac{1}{\sigma_n^2} \left[ \sum_{k=1}^M (-A_1 \sin(\omega kT + \varphi_0) y_{1,k} + A_1 \cos(\omega kT + \varphi_0) y_{2,k} - \right. \\
&\quad \left. - A_2 \sin(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) y_{3,k} + A_2 \cos(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) y_{4,k}) \right], \quad (0.10)
\end{aligned}$$

$$\frac{\partial \ln(\rho(\lambda))}{\partial \Delta\varphi} = \frac{1}{\sigma_n^2} \left[ \sum_{k=1}^M (-A_2 \sin(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) y_{3,k} + A_2 \cos(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) y_{4,k}) \right], \quad (0.11)$$

5. Теперь найдем все вторые и смешанные производные функции правдоподобия:

- $A_1$ :

$$\frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_1^2} = -\frac{M}{\sigma_n^2}, \quad (0.12)$$

$$\frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_1 \partial A_2} = 0, \quad (0.13)$$

$$\frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_1 \partial \omega} = \frac{1}{\sigma_n^2} \left[ \sum_{k=1}^M \left( -\sin(\omega kT + \varphi_0) y_{1,k} \cdot kT + \cos(\omega kT + \varphi_0) y_{2,k} \cdot kT \right) \right], \quad (0.14)$$

$$\frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_1 \partial \varphi_0} = \frac{1}{\sigma_n^2} \left[ \sum_{k=1}^M \left( -\sin(\omega kT + \varphi_0) y_{1,k} + \cos(\omega kT + \varphi_0) y_{2,k} \right) \right], \quad (0.15)$$

$$\frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_1 \partial \Delta \varphi} = 0. \quad (0.16)$$

- $A_2$ :

$$\frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_2^2} = -\frac{M}{\sigma_n^2}, \quad (0.17)$$

$$\frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_2 \partial \omega} = \frac{1}{\sigma_n^2} \left[ \sum_{k=1}^M \left( -\sin(\omega kT + \varphi_0 + \Delta \varphi) y_{3,k} \cdot kT + \cos(\omega kT + \varphi_0 + \Delta \varphi) y_{4,k} \cdot kT \right) \right], \quad (0.18)$$

$$\frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_2 \partial \varphi_0} = \frac{1}{\sigma_n^2} \left[ \sum_{k=1}^M \left( -\sin(\omega kT + \varphi_0 + \Delta \varphi) y_{3,k} + \cos(\omega kT + \varphi_0 + \Delta \varphi) y_{4,k} \right) \right], \quad (0.19)$$

$$\frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_2 \partial \Delta \varphi} = \frac{1}{\sigma_n^2} \left[ \sum_{k=1}^M \left( -\sin(\omega kT + \varphi_0 + \Delta \varphi) y_{3,k} + \cos(\omega kT + \varphi_0 + \Delta \varphi) y_{4,k} \right) \right]. \quad (0.20)$$

•  $\omega$ :

$$\frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial \omega^2} = \frac{1}{\sigma_n^2} \left[ \sum_{k=1}^M (-A_1 \cos(\omega kT + \varphi_0) y_{1,k} \cdot (kT)^2 - A_1 \sin(\omega kT + \varphi_0) y_{2,k} \cdot (kT)^2 - A_2 \cos(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) y_{3,k} \cdot (kT)^2 - A_2 \sin(\omega kT + \varphi_0) y_{4,k} \cdot (kT)^2) \right], \quad (0.21)$$

$$\frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial \omega \partial \varphi_0} = \frac{1}{\sigma_n^2} \left[ \sum_{k=1}^M (-A_1 \cos(\omega kT + \varphi_0) y_{1,k} \cdot kT - A_1 \sin(\omega kT + \varphi_0) y_{2,k} \cdot kT - A_2 \cos(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) y_{3,k} \cdot kT - A_2 \sin(\omega kT + \varphi_0) y_{4,k} \cdot kT) \right], \quad (0.22)$$

$$\frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial \omega \partial \Delta\varphi} = \frac{1}{\sigma_n^2} [-A_2 \cos(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) y_{3,k} \cdot kT - A_2 \sin(\omega kT + \varphi_0) y_{4,k} \cdot kT], \quad (0.23)$$

$$\frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial \varphi_0^2} = \frac{1}{\sigma_n^2} \left[ \sum_{k=1}^M (-A_1 \cos(\omega kT + \varphi_0) y_{1,k} - A_1 \sin(\omega kT + \varphi_0) y_{2,k} - A_2 \cos(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) y_{3,k} - A_2 \sin(\omega kT + \varphi_0) y_{4,k}) \right], \quad (0.24)$$

$$\frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial \varphi_0 \partial \Delta\varphi} = \frac{1}{\sigma_n^2} \left[ \sum_{k=1}^M (-A_2 \cos(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) y_{3,k} - A_2 \sin(\omega kT + \varphi_0) y_{4,k}) \right]. \quad (0.25)$$

•  $\Delta\varphi$ :

$$\frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial \Delta\varphi^2} = \frac{1}{\sigma_n^2} \left[ \sum_{k=1}^M (-A_2 \cos(\omega kT + \varphi_0 + \Delta\varphi) y_{3,k} - A_2 \sin(\omega kT + \varphi_0) y_{4,k}) \right]. \quad (0.26)$$

6. Далее все рассчитанные производные нужно собрать в вектор (для первых производных) и матрицу (для вторых и смешанных производных) и применить алгоритм оценивания параметров сигналов с помощью дискриминаторов:

$$\lambda^{(k+1)} = \lambda^{(k)} - \frac{\partial \ln[\rho(\lambda^{(k)})]}{\partial \lambda} \left[ \frac{\partial^2 \ln[\rho(\lambda^{(k)})]}{\partial \lambda^2} \right]^{-1}, \quad (0.27)$$

Здесь

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln[\rho(\lambda^{(k)})]}{\partial \lambda} &= \\ &= \left| \frac{\partial \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_1} \quad \frac{\partial \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_2} \quad \frac{\partial \ln(\rho(\lambda))}{\partial \omega} \quad \frac{\partial \ln(\rho(\lambda))}{\partial \varphi_0} \quad \frac{\partial \ln(\rho(\lambda))}{\partial \Delta \varphi} \right|, \end{aligned} \quad (0.28)$$

$$\begin{aligned} \left[ \frac{\partial^2 \ln[\rho(\lambda^{(k)})]}{\partial \lambda^2} \right]^{-1} &= \\ &= \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_1^2} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_1 \partial A_2} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_1 \partial \omega} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_1 \partial \varphi_0} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_1 \partial \Delta \varphi} \\ \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_1 \partial A_2} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_2^2} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_2 \partial \omega} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_2 \partial \varphi_0} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_2 \partial \Delta \varphi} \\ \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_1 \partial \omega} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_2 \partial \omega} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial \omega^2} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial \omega \partial \varphi_0} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial \omega \partial \Delta \varphi} \\ \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_1 \partial \varphi_0} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_2 \partial \varphi_0} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial \omega \partial \varphi_0} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial \varphi_0^2} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial \varphi_0 \partial \Delta \varphi} \\ \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_1 \partial \Delta \varphi} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial A_2 \partial \Delta \varphi} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial \omega \partial \Delta \varphi} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial \varphi_0 \partial \Delta \varphi} & \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial \Delta \varphi^2} \end{bmatrix}^{-1}. \end{aligned} \quad (0.29)$$

Расчет производится с помощью метода простой итерации. Критерий окончания:

$$|\Delta \varphi^{(k)} - \Delta \varphi^{(k-1)}| \leq 10^{-8}. \quad (0.30)$$

7. При условии, что ОСШ достаточно большое дисперсию ошибки оценивания параметра  $\Delta \varphi$  -  $D_{\Delta \varphi}$  можно найти по формуле:



$$D_{\Delta\hat{\varphi}} = J_{5,5}^{-1}, \quad (0.31)$$

где  $J_{i,j}$  - это элемент матрицы Фишера, рассчитываемый по формуле:

$$J_{i,j} = -M \left[ \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial \lambda_i \partial \lambda_j} \right], \quad (0.32)$$

здесь  $M[*]$  - функция вычисления мат. ожидания.

Тогда:

$$D_{\Delta\hat{\varphi}} = J_{5,5}^{-1} = - \left[ \frac{\partial^2 \ln(\rho(\lambda))}{\partial \Delta\varphi^2} \right]^{-1}. \quad (0.33)$$

### Математическое моделирование

1. Начальные данные для алгоритма оценивания параметров с помощью дискриминаторов

Расчёты проведены на языке программирования Python. Построим выборку заданных реализаций на входе приёмника:

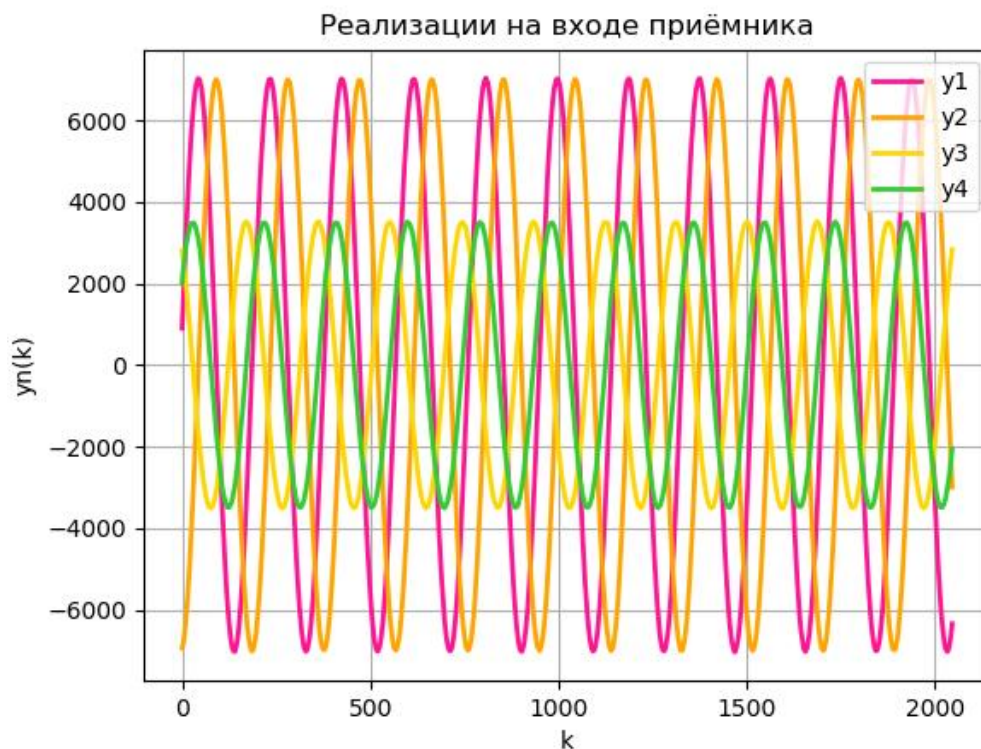


Рис. 1 Реализации на входе приёмника

Необходимо задать начальное значение вектора оцениваемых параметров:

$$\begin{aligned}\lambda_0 &= \begin{bmatrix} A_{1,0} & A_{2,0} & \omega_0 & \varphi_{0,0} & \Delta\varphi_0 \end{bmatrix}^T = \\ &= \begin{bmatrix} 7030 & 3500 & 5 \cdot 10^5 & \text{rad}(-60^\circ) & \text{rad}(-120^\circ) \end{bmatrix}^T.\end{aligned}\tag{0.34}$$

Все параметры выбраны, вероятно, далекими от начальных значений параметров. Однако, мне кажется, это должно повлиять только на количество итераций, за которые оценка параметров достигнет заданной точности.

## Результаты

(пока их нет)

## Листинг программы

```
#!/usr/bin/env python3
# -*- coding: utf-8 -*-
"""
Created on Mon Oct 19 02:18:01 2020

@author: daryamalafeeva
"""

import numpy as np
import codecs
import matplotlib.pyplot as plt
import math
from numpy.linalg import inv

"""-----Обработка файла-----"""
# инициализация списков
y1_list = []
y2_list = []
y3_list = []
y4_list = []

with codecs.open('Input_Y0toT.txt', "r", encoding='utf-8', errors='ignore') as log:
    for line in log:
        str_massive = line.split()
        y1 = int(str_massive[0])
        y1_list.append(y1)
        y2 = int(str_massive[1])
        y2_list.append(y2)
        y3 = int(str_massive[2])
        y3_list.append(y3)
        y4 = int(str_massive[3])
        y4_list.append(y4)

figure_1 = plt.figure(1)
plt.plot(range(0, len(y1_list)), y1_list, color = 'deeppink', linewidth = 2)
plt.plot(range(0, len(y2_list)), y2_list, color = 'orange', linewidth = 2)
plt.plot(range(0, len(y3_list)), y3_list, color = 'gold', linewidth = 2)
plt.plot(range(0, len(y4_list)), y4_list, color = 'limegreen', linewidth = 2)
plt.xlabel('k')
plt.ylabel('yn(k)')
plt.legend(['y1', 'y2', 'y3', 'y4'])
plt.title('Реализации на входе приёмника')
plt.grid()
plt.show()

"""-----Параметры моделирования-----"""
f_s = 47.5*1e6
T = 1/f_s
M = 2048
sigma_n = 10

"""-----Начальные параметры алгоритма-----"""
# начальные значения параметров вектора lam_array
A1 = 7030
A2 = 3500
f = 5*1e5
```

```

w      = 2 * math.pi * f
phi_0  = math.radians(-60)
delta_phi = math.radians(-120)
lam_array = np.array([A1, A2, w, phi_0, delta_phi])

S1_list = []
S2_list = []
S3_list = []
S4_list = []

"""-----Алгоритм оценивания параметров-----"""
# начальное значение для метода простой итерации
delta_phi_old = 0.1 * delta_phi

for k in range(1, M, 1):
    while abs(delta_phi - delta_phi_old) > 1e-8:
        # первые производные функции правдоподобия
        d1_dA1 = 1/(sigma_n**2) * \
            (sum(math.cos(w * k * T + phi_0) * np.array(y1_list)+\
                math.sin(w * k * T + phi_0) * np.array(y2_list)) - M * A1)

        d1_dA2 = 1/(sigma_n**2) * \
            (sum(math.cos(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * np.array(y3_list)+\
                math.sin(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * np.array(y4_list)) - M * A2)

        d1_dw = 1/(sigma_n**2) * \
            (sum(-A1 * math.sin(w * k * T + phi_0) * k * T * np.array(y1_list)+\
                A1 * math.cos(w * k * T + phi_0) * k * T * np.array(y2_list)-\
                A2 * math.sin(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * k * T * np.array(y3_list)+\
                A2 * math.cos(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * k * T * np.array(y4_list)))

        d1_dphi_0 = 1/(sigma_n**2) * \
            (sum(-A1 * math.sin(w * k * T + phi_0) * np.array(y1_list)+\
                A1 * math.cos(w * k * T + phi_0) * np.array(y2_list)-\
                A2 * math.sin(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * np.array(y3_list)+\
                A2 * math.cos(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * np.array(y4_list)))

        d1_ddelta_phi = 1/(sigma_n**2) * \
            (sum(-A2 * math.sin(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * np.array(y3_list)+\
                A2 * math.cos(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * np.array(y4_list)))

        L = np.array([d1_dA1, d1_dA2, d1_dw, d1_dphi_0, d1_ddelta_phi])

        # вторые и смешанные производные функции правдоподобия
        d2_dA1 = (-M)/(sigma_n**2)

        d2_dA1dA2 = 0

        d2_dA1dw = 1/(sigma_n**2) * \
            (sum(-math.sin(w * k * T + phi_0) * k * T * np.array(y1_list)+\
                math.cos(w * k * T + phi_0) * k * T * np.array(y2_list)))

        d2_dA1dphi_0 = 1/(sigma_n**2) * \
            (sum(-math.sin(w * k * T + phi_0) * np.array(y1_list)+\
                math.cos(w * k * T + phi_0) * np.array(y2_list)))

```

```

d2_dA1ddelta_phi = 0

d2_dA2 = (-M)/(sigma_n**2)

d2_dA2dw = 1/(sigma_n**2) *\
    (sum(-math.sin(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * k * T * np.array(y3_list)+\
        math.cos(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * k * T * np.array(y4_list)))

d2_A2dphi_0 = 1/(sigma_n**2) *\
    (sum(-math.sin(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * np.array(y3_list)+\
        math.cos(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * np.array(y4_list)))

d2_dA2ddelta_phi = 1/(sigma_n**2) *\
    (sum(-math.sin(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * np.array(y3_list)+\
        math.cos(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * np.array(y4_list)))

d2_dw = 1/(sigma_n**2) *\
    (sum(-A1 * math.cos(w * k * T + phi_0) * ((k * T)**2) * np.array(y1_list)-\
        A1 * math.sin(w * k * T + phi_0) * ((k * T)**2) * np.array(y2_list)-\
        A2 * math.cos(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * ((k * T)**2) * np.array(y3_list)-\
        A2 * math.sin(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * ((k * T)**2) * np.array(y4_list)))

d2_dwdphi_0 = 1/(sigma_n**2) *\
    (sum(-A1 * math.cos(w * k * T + phi_0) * k * T * np.array(y1_list)-\
        A1 * math.sin(w * k * T + phi_0) * k * T * np.array(y2_list)-\
        A2 * math.cos(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * k * T * np.array(y3_list)-\
        A2 * math.sin(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * k * T * np.array(y4_list)))

d2_dwddelta_phi = 1/(sigma_n**2) *\
    (sum(-A2 * math.cos(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * k * T * np.array(y3_list)-\
        A2 * math.sin(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * k * T * np.array(y4_list)))

d2_dphi_0 = 1/(sigma_n**2) *\
    (sum(-A1 * math.cos(w * k * T + phi_0) * np.array(y1_list)-\
        A1 * math.sin(w * k * T + phi_0) * np.array(y2_list)-\
        A2 * math.cos(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * np.array(y3_list)-\
        A2 * math.sin(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * np.array(y4_list)))

d2_dphi_0ddelta_phi = 1/(sigma_n**2) *\
    (sum(-A2 * math.cos(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * np.array(y3_list)-\
        A2 * math.sin(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * np.array(y4_list)))

d2_ddelta_phi = 1/(sigma_n**2) *\
    (sum(-A2 * math.cos(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * np.array(y3_list)-\
        A2 * math.sin(w * k * T + phi_0 + delta_phi) * np.array(y4_list)))

H = np.array([[d2_dA1,          d2_dA1dA2,          d2_dA1dw,          d2_dA1dphi_0,
d2_dA2ddelta_phi],
               [d2_dA1dA2,          d2_dA2,          d2_dA2dw,          d2_A2dphi_0,
d2_dA2ddelta_phi],
               [d2_dA1dw,          d2_dA2dw,          d2_dw,          d2_dwdphi_0,
d2_dwddelta_phi],
               [d2_dA1dphi_0,          d2_A2dphi_0,          d2_dwdphi_0,          d2_dphi_0,
d2_dphi_0ddelta_phi],

```

```

        [d2_dA2ddelta_phi,          d2_dA2ddelta_phi,          d2_dwddelta_phi,
d2_dphi_0ddelta_phi, d2_ddelta_phi]])

# метод дискриминаторов
lam_array_old = lam_array
lam_array     = lam_array - np.dot(L,H)

# обновляем параметры
A1           = lam_array[0]
A2           = lam_array[1]
w            = lam_array[2]
pho_0        = lam_array[3]
delta_phi_old = delta_phi
delta_phi     = lam_array[4]

# выход из цикла while
# ошибка оценивания delta_phi
J = -H
D_lambda = inv(J)
D_delta_phi = D_lambda[4,4]

# сигналы с оценками параметров
S1 = A1 * math.cos(w * k * T + phi_0)
S1_list.append(S1)
S2 = A1 * math.sin(w * k * T + phi_0)
S2_list.append(S2)
S3 = A2 * math.cos(w * k * T + phi_0 + delta_phi)
S3_list.append(S3)
S4 = A2 * math.sin(w * k * T + phi_0 + delta_phi)
S4_list.append(S4)

figure_2 = plt.figure(2)
plt.plot(range(0, len(S1_list)), S1_list, color = 'deeppink', linewidth = 2)
plt.plot(range(0, len(S2_list)), S2_list, color = 'orange', linewidth = 2)
plt.plot(range(0, len(S3_list)), S3_list, color = 'gold', linewidth = 2)
plt.plot(range(0, len(S4_list)), S4_list, color = 'limegreen', linewidth = 2)
plt.xlabel('k')
plt.ylabel('Sn(k)')
plt.legend(['S1','S2','S3', 'S4'])
plt.title('Сигналы с оценками параметров ')
plt.grid()
plt.show()

```