



Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Московский государственный технический университет
имени Н.Э. Баумана
(национальный исследовательский университет)»
(МГТУ им. Н.Э. Баумана)

ФАКУЛЬТЕТ _____ «Информатика и системы управления»

КАФЕДРА _____ «Теоретическая информатика и компьютерные технологии»

Лабораторная работа № 6
по курсу «Численные методы линейной алгебры»
«Изучение скорости сходимости однопараметрического метода»

Студент группы ИУ9-71Б Яровикова А. С.

Преподаватель Посевин Д. П.

Москва 2023

1 Цель работы

Изучить зависимость скорости сходимости однопараметрического метода в зависимости от значения τ .

2 Задание

1. Реализовать однопараметрический метод для положительной симметричной матрицы произвольного размера $N \times N$.
2. Вычислить спектр матрицы A методом Крылова или Данилевского, которые были реализованы ранее, и получить минимальное и максимальное значение спектра λ_{min} и λ_{max} . После чего вычислить $\tau_{opt} 2/(\lambda_{min} + \lambda_{max})$.
3. Построить график зависимости количества итераций n решения уравнения $Ax = f$ однопараметрическим методом в зависимости от значения τ лежащего в пределах от 0 до $2/\lambda_{max}$. Определить τ_{opt} из графика и сравнить с теоретическим значением полученным в пункте 2.
4. Для каждого эксперимента пункта 3 вывести условие сходимости посчитанное по формуле:

$$\|r^{(k)}\|_2^2 \leq \max_i |f_i|^2 \cdot \|r^{(k-1)}\|_2^2$$

Решение x^* системы уравнения $Ax = f$ для оценки неравенства приведенного выше можно получить путем решения $Ax = f$ методом Гаусса. Другими словами требуется убедиться в том, что выполняются условия теоремы о сходимости однопараметрического метода. Обязательно, дополнительно проверить и показать, что для каждого k модуль максимального значения λ_i меньше 1.

3 Реализация

Исходный код программы представлен в листингах 1– 6.

Листинг 1 — Вспомогательные функции

```
1 import numpy as np
2 from copy import deepcopy
3 import matplotlib.pyplot as plt
4 import sys
5
6 def generate_symmetrical_matrix(l, r, n):
7     a = np.random.uniform(l, r, (n, n))
8     a = np.tril(a) + np.tril(a, -1).T
9     return a
10
11 def vec_norm(v):
12     s = np.sum(v ** 2)
13     return np.sqrt(s)
14
15 def generate_vec(l, r, n):
16     vec = np.random.uniform(l, r, n)
17     return vec
18
19 def print_matrix(a):
20     for i in range(len(a)):
21         print(a[i])
22
23 def increase_diag_elems(a, diag):
24     n = len(a)
25     for i in range(0, len(a)):
26         a[i][i] = diag * sum(abs(a[i][j]) if j != i else 0 for j in
27                               range(n))
28     return a
29
30 def calc_diagonal_dominance(a):
31     degree = max(abs(a[i][i]) - sum(abs(a[i][j]) if j != i else 0 for j in
32                                     range(len(a))) for i in range(len(a)))
33     return degree > 0
```

Листинг 2 — Метод Крылова

```
1 def krylov_algo(matrix):
2     p = []
3     n = len(matrix)
4     AA = deepcopy(matrix)
5     y = [[1] * n]
6     A = []
7     for i in range(1, n + 1):
8         y.append(np.dot(AA, y[i - 1]))
9     for i in range(n - 1, -1, -1):
10        A.append(y[i])
11    A = np.transpose(np.array(A))
12    f = y[n]
13
14    p_vec = np.linalg.solve(A, f)
15    p.append(1)
16    for pp in p_vec:
17        p.append(-pp)
18    return y, p
```

Листинг 3 — Круги Гершгорина

```
1 def union_intervals(ints):
2     union = []
3     for start, end in sorted(ints):
4         if union and union[-1][1] >= start - 1:
5             union[-1][1] = max(union[-1][1], end)
6         else:
7             union.append([start, end])
8     return union
9
10 def find_gershgorin_intervals(matrix):
11     A = deepcopy(matrix)
12     centers = np.diagonal(A)
13     n = len(centers)
14     rads = []
15     for i in range(n):
16         rads.append(np.sum(np.abs(A[i])) - centers[i])
17     intervals = [ (centers[i] - rads[i], centers[i] + rads[i]) for i in
18                   range(n)]
19     intervals = union_intervals(deepcopy(intervals))
20     return intervals
```

Листинг 4 — Поиск собственных значений

```

1 def polynomy(a, x):
2     # a[0]*x**(N-1) + a[1]*x**(N-2) + ... + a[N-2]*x + a[N-1]
3     val = 0
4     n = len(a)
5     for i in range(n-1, -1, -1):
6         val += a[n - 1 - i] * x**i
7     return val
8
9 def find_eigen_values(eqCoeffs, intervals, len):
10    values = []
11    len2 = 10e-7
12    for interval in intervals:
13        left = interval[0]
14        right = interval[1]
15        l = int(np.floor((right - left) / len))
16        for i in range(l):
17            x_left = left + i * len
18            x_right = x_left + len
19            y_left = polynomy(eqCoeffs, x_left)
20            y_right = polynomy(eqCoeffs, x_right)
21            alpha = y_left * y_right
22            if (alpha < 0):
23                while x_right - x_left >= len2:
24                    x_middle = (x_right + x_left) / 2
25                    y_middle = polynomy(eqCoeffs, x_middle)
26                    beta = y_left * y_middle
27                    if beta < 0:
28                        x_right = x_middle
29                    else:
30                        x_left = x_middle
31                values.append((x_right + x_left) / 2)
32            elif y_left == 0:
33                values.append(x_left)
34            elif y_right == 0:
35                values.append(x_right)
36    return values

```

Листинг 5 — Однопараметрический метод

```
1 def one_param_method(A, f, x_correct, t, eigenvals):
2     eps = 1e-4
3     n = len(A)
4     iters = 0
5
6     P = (np.eye(n) - t * A)
7     g = t * f
8
9     m = []
10    for lamb in eigenvals:
11        m.append(abs(1 - float(t) * lamb))
12
13    abs_mu_max = max(m)
14
15    x = g
16    r = x - x_correct
17    while True:
18        x_i = P @ x + g
19        r_i = P @ r
20        iters += 1
21        print(f'iteration: {iters}')
22        if (vec_norm(r_i) ** 2 <= abs_mu_max ** 2 * vec_norm(r) ** 2 + eps):
23            print("the convergence condition is met")
24        if (abs_mu_max < 1):
25            print("max|mu_i| < 1")
26
27        if vec_norm(x - x_i) < eps:
28            break
29
30    x = x_i
31    r = r_i
32
33    return x, iters
```

Листинг 6 — Запуск программы

```

1 n = 5
2 a = generate_symmetrical_matrix(1, 10, n)
3 a = increase_diag_elems(a, n)
4 print('matrix a:')
5 print(a)
6 f = generate_vec(1, 10, n)
7 print(f'\nvector f: {f}')
8
9 diag_cond = calc_diagonal_dominance(a)
10 print(f'\ncheck for diagonal dominance condition: {diag_cond}')
11
12 intervals = find_gershgorin_intervals(a)
13 Ys, P = krylov_algo(a)
14 vals = find_eigen_values(P, intervals, 10e-3)
15 print(f'\neigenvalues: {vals}')
16
17 eigenmin, eigenmax = min(vals), max(vals)
18 t_optimal = 2 / (eigenmin + eigenmax)
19 print(f'\nt_opt: {t_optimal}')
20 t_left = 0.001
21 t_right = 2 / eigenmax
22 print(f'\nt in [{t_left}, {t_right}]')
23
24 # correct res
25 x_correct = np.dot(np.linalg.inv(a), f)
26 # one param method res
27 x_, iters = one_param_method(a, f, x_correct, t_optimal, vals)
28
29 print(f'\ncorrect res: {x_correct}')
30 print(f'method res: {x_}, iters: {iters}')
31
32 plt.figure(figsize=(15,8))
33 plt.xlabel('tau')
34 plt.ylabel('iters')
35 taus = np.arange(t_left, t_right, 0.00001)
36 iters = [one_param_method(a, f, x_correct, tau, vals)[1] for tau in taus]
37 plt.plot(taus, iters)
38 plt.ylim(0, np.mean(iters))
39 tau_it = taus[np.argmin(iters)]
40 plt.legend()
41 plt.grid()
42 plt.show()
43
44 print(f'\nt_opt on graphic: {tau_it}')
45 print(f't_opt: {t_optimal}')

```

4 Результаты

Результат запуска методов представлены на рисунках 1 - 3.

```
matrix a:
[[138.49194451  8.83371401  6.62183057  4.92263885  7.32020546]
 [ 8.83371401 106.1653674  2.06797511  4.4656242  5.86576016]
 [ 6.62183057  2.06797511 77.46281881  2.87126955  3.93148853]
 [ 4.92263885  4.4656242  2.87126955 88.92778555  5.52602451]
 [ 7.32020546  5.86576016  3.93148853  5.52602451 113.21739334]]

vector f: [4.08613391 2.86545919 4.46234072 7.45382624 2.66124869]

check for diagonal dominance condition: True

eigenvalues: [76.16868491681419, 87.29938682111109, 102.35223105939232, 113.29598228009544, 145.14902488263448]

t_opt: 0.009036782469023102

t ∈ [0.001 , 0.013778942032970408]
iteration: 1
условие сходимости выполнено
модуль максимального значения  $\lambda_i$  меньше 1
iteration: 2
условие сходимости выполнено
модуль максимального значения  $\lambda_i$  меньше 1
iteration: 3
условие сходимости выполнено
модуль максимального значения  $\lambda_i$  меньше 1
iteration: 4
условие сходимости выполнено
модуль максимального значения  $\lambda_i$  меньше 1
iteration: 5
условие сходимости выполнено
модуль максимального значения  $\lambda_i$  меньше 1
iteration: 6
условие сходимости выполнено
модуль максимального значения  $\lambda_i$  меньше 1

correct res: [0.02214868 0.01997254 0.05147105 0.07897121 0.01539699]
method res: [0.02211331 0.01996233 0.05143352 0.07896411 0.01538761], iters: 6
```

Рис. 1 — Тестовые данные СЛАУ: матрица A размером 5×5 , вектор f . Выполнение алгоритма для τ_{opt}

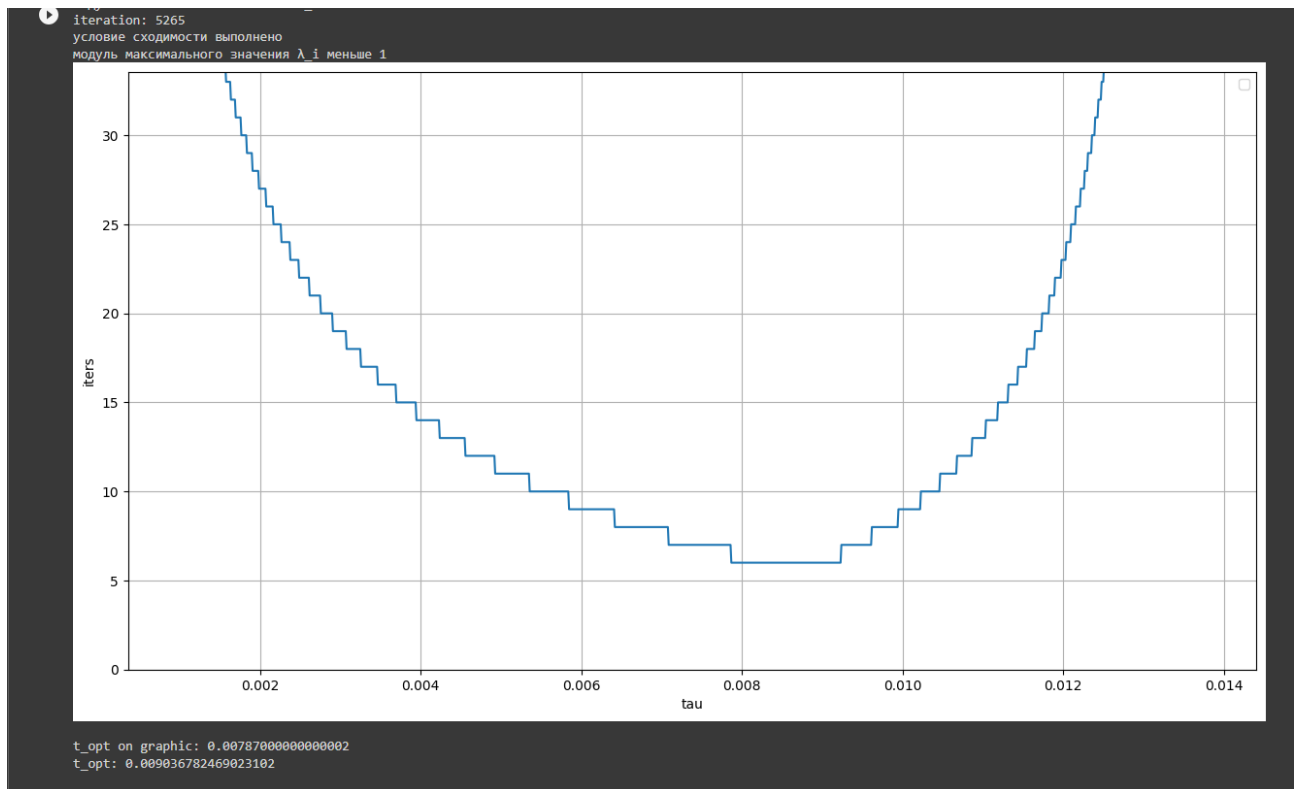


Рис. 2 — График зависимости количества итераций $iters$ решения уравнения $Ax = f$ с матрицей 5×5 однопараметрическим методом в зависимости от значения $\tau \in (0, 2/\lambda_{max})$. Сравнение τ_{opt} из графика с теоретическим значением τ_{opt}

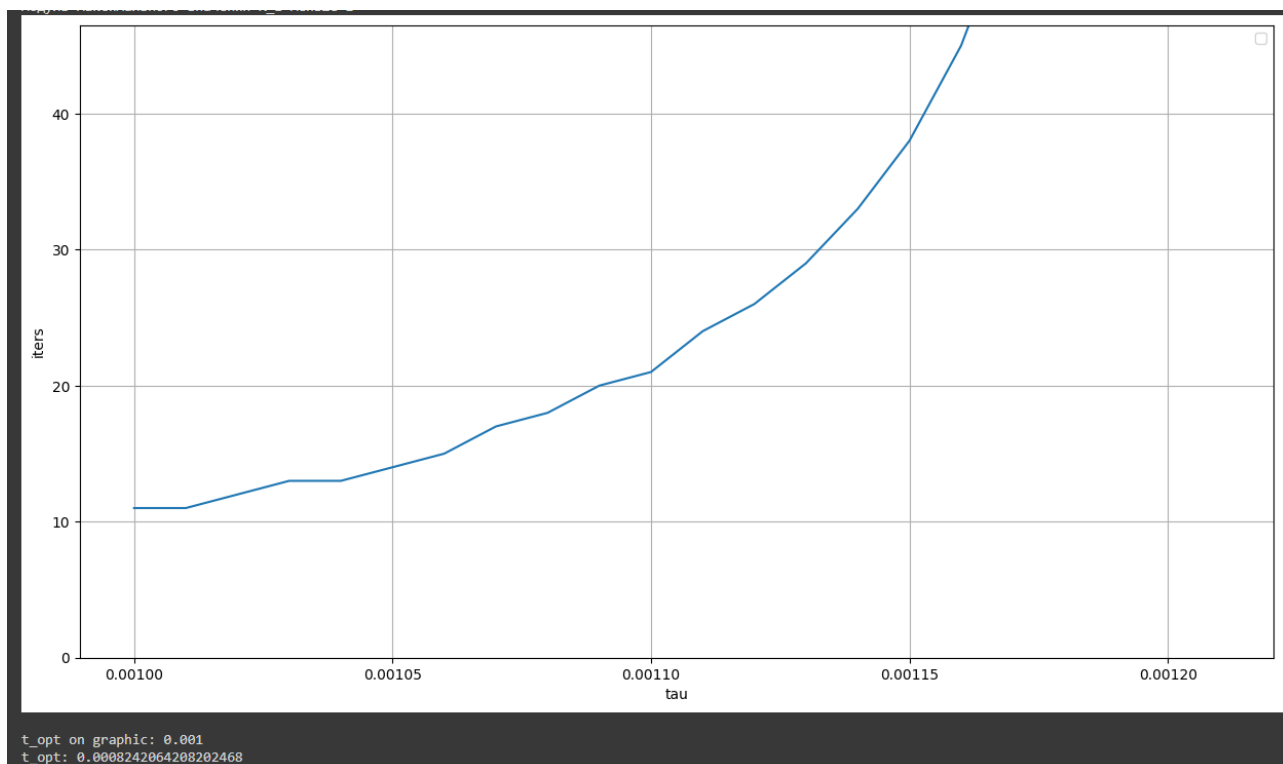


Рис. 3 — График зависимости количества итераций $iters$ решения уравнения $Ax = f$ с матрицей 15×15 однопараметрическим методом в зависимости от значения $\tau \in (0, 2/\lambda_{max})$. Сравнение τ_{opt} из графика с теоретическим значением τ_{opt}

5 Выводы

В результате выполнения данной лабораторной работы был реализован однопараметрический метод для решения СЛАУ с размером матрицы коэффициентов $N \times N$. Реализация была выполнена на языке программирования Python. Также выполнено сравнение теоритического оптимального значения τ_{opt} и значения τ_{opt} по графику зависимости числа итераций от значения τ . Результаты сравнения показали, что полученные значения отличаются незначительно.