

**МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ РЕСПУБЛИКИ БЕЛАРУСЬ  
БЕЛОРУССКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ  
ФАКУЛЬТЕТ ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ И ИНФОРМАТИКИ**

Лабораторная работа №5  
Вариант 5  
«Метод Данилевского и итерационный степенной метод»

Выполнил: Благодарный Артём Андреевич,  
студент 3 курса, 3 группы  
Дисциплина: «Численные методы»  
Преподаватель: Будник А.М.

Минск, 2024

## 1) Постановка задачи

Необходимо найти собственные значения и собственные векторы матрицы  $A$ :

$$A - \lambda E_n = \begin{bmatrix} a_{11} - \lambda & a_{12} & a_{13} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} - \lambda & a_{23} & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & a_{n3} & \cdots & a_{nn} - \lambda \end{bmatrix}, \quad \det(A - \lambda E_n) = (-1)^n P_n(\lambda)$$

Для этого требуется:

1. Найти с помощью метода Данилевского форму Фробениуса, характеристический многочлен,  $r_1 = p_1 - \text{Sp}A$  и  $r_2 = p_5 - \det A$ .
2. С помощью степенного метода найти максимальное собственное значение, определить количество итераций для  $\text{eps} = 1e-5$ .
3. С помощью метода Данилевского найти собственный вектор, соответствующий максимальному собственному значению, найти невязку собственного значения и собственного вектора.

## 2) Алгоритм решения

Метод Данилевского является прямым методом решения полной задачи собственных значений (т.е. позволяет весь спектр). Метод построен на том факте, что преобразование подобия  $S^{-1}AS$  не изменяет характеристического многочлена. С помощью такого преобразования исходная матрица  $A$  приводится к канонической форме Фробениуса:

$$\Phi = \begin{bmatrix} p_1 & p_2 & p_3 & \cdots & p_{n-1} & p_n \\ 1 & 0 & 0 & \cdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad |\Phi - \lambda E_n| = \begin{vmatrix} p_1 - \lambda & p_2 & p_3 & \cdots & p_{n-1} & p_n \\ 1 & -\lambda & 0 & \cdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 & -\lambda \end{vmatrix}$$

После разложения определителя получим:

$$\det|\Phi - \lambda E_n| = (-1)^n (\lambda^n - p_n \lambda^{n-1} - \dots - p_1 \lambda - p_0) = (-1)^n P_n(\lambda)$$

Матрица  $A$  приводится к  $\Phi$ , в результате последовательного домножения справа на  $M_{n-1}$  и слева на  $M_{n-1}^{-1}$ , а  $S$  можно получить как  $S = M_{n-1} M_{n-2} \dots M_{n-l}$

$$M_{n-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ -\frac{a_{n1}}{a_{nn-1}} & -\frac{a_{n2}}{a_{nn-1}} & -\frac{a_{n3}}{a_{nn-1}} & \cdots & \frac{1}{a_{nn-1}} & -\frac{a_{nn}}{a_{nn-1}} \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
$$M_{n-1}^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n1} & a_{n1} & \cdots & a_{n1} & a_{n1} \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Из  $P_n(\lambda) = 0$  находим  $\lambda_i$ , далее решая  $\Phi y = \lambda_i y$ ,  $i = \overline{1, n}$  находим собственный вектор матрицы  $\Phi$ :  $y = (\lambda_i^{n-1}, \lambda_i^{n-2}, \dots, \lambda_i, 1)^T$ , далее находим собственные векторы матрицы  $A$  из  $x = Sy = M_{n-1} M_{n-2} \dots M_{n-l} y$ .

## Алгоритм степенного метода

Пусть  $y^0$  – произвольный ненулевой вектор (например,  $y^0=[1, 0, \dots, 0]$ ). Основные вычисления метода – это реализация итерационного процесса

$$y^{k+1} = A y^k, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (1)$$

Получим представление вектора  $y^k$ , которое понадобится для исследования поведения  $y^k$  при больших значениях  $k$ . Для этого разложим  $y^0$  по базису из собственных векторов  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  ( $x_i$  – собственный вектор матрицы  $A$ , отвечающий собственному значению  $\lambda_i$ ):

$$y^0 = \alpha_1 x_1 + \alpha_2 x_2 + \dots + \alpha_n x_n. \quad (2)$$

Здесь  $\alpha_i$  – некоторые числа, среди которых могут быть, вообще говоря, равные нулю. Так как (следует из (2))

$$A^k y^0 = \alpha_1 A^k x_1 + \alpha_2 A^k x_2 + \dots + \alpha_n A^k x_n,$$

то, с учетом  $y^k = A^k y^0$  (следует из (1)) и  $A^k x_i = \lambda_i^k x_i$  (следует из  $Ax_i = \lambda_i x_i$ ), получим

$$y^k = \alpha_1 \lambda_1^k x_1 + \alpha_2 \lambda_2^k x_2 + \dots + \alpha_n \lambda_n^k x_n. \quad (3)$$

Если  $|\lambda_1| > 1$ ,  $\alpha_1 \neq 0$ , то при вычислении последовательности (1) на компьютере координаты вектора  $y^k$  могут сильно расти (напомним,  $|\lambda_1| \geq |\lambda_i|$ ), что может привести к переполнению. Если  $|\lambda_1| < 1$ ,  $\alpha_1 \neq 0$ , то координаты вектора  $y^k$  будут сильно убывать, что может привести к машинному нулю.

Поэтому на практике требуется производить нормировку:  $u^0 = y^0$ ,  $u^k = \frac{A u^{k-1}}{\|A u^{k-1}\|}$ .

Для организации нормированных вычислений удобно использовать две одновременно вычисляемые последовательности:

$$u^0 = y^0, \\ v^k = A u^{k-1}, \quad u^k = \frac{v^k}{\|v^k\|}, \quad (4)$$

## Листинг

```
import numpy as np
from tabulate import tabulate
from sympy import Symbol, solve

A = np.array([[0.8894, 0.0000, -0.2323, 0.1634, 0.2723],
              [-0.0545, 0.5808, 0.0000, -0.1107, 0.0363],
              [0.0182, -0.1634, 1.0527, 0.0200, 0.0635],
              [0.0545, 0.0000, -0.1325, 1.0527, 0.0000],
              [0.0363, -0.0545, 0.2632, -0.0218, 0.7623]])

A = A.T @ A

def pretty_print(X, p, r1, r2, eigenvalue, eigenvector, r_eigenvalue,
r_eigenvector, c=None):
    p *= -1
    x = [f"x^{i}" if i != 1 else "x" for i in range(5, 0, -1)]
    polynom = "p(x)="
    for i, j in zip(x, p):
        polynom += i
        polynom += f" - {round(j, 3)}" if np.sign(j) == -1 else f" + {round(j,
3)}"
    print(f'1)Frobenius normal form:\n{tabulate(X, tablefmt="grid",
floatfmt=".3f")}\n',\
          f'2)Characteristic polynomial:\n{polynom}\n',\
          f'3)r1 = p1 - SpA = {r1:.3e}\n',\
          f'4)r2 = p5 - detA = {r2:.3e}\n',\
          f'5)max eigenvalue: {eigenvalue}\n',\
          f'6)eigenvector:\n{tabulate([eigenvector], tablefmt="grid",
floatfmt=".5f")}\n',\
          f'7)r of eigenvalue: {r_eigenvalue}\n',\
          f'8)r of eigenvector:\n{tabulate([r_eigenvector], tablefmt="grid",
floatfmt=".3e")}\n',\
          "" if c is None else f'9)count of iterations: {c}')

def danilevsky_method(A: np.ndarray):
    X = A.copy()
    n = X.shape[0]
    s = np.eye(n)
    n -= 1
    for i in np.arange(n):
        ones_left = np.eye(n+1)
        ones_left[n-1-i] = X[n-i]
        ones_right = ones_left.copy()
        ones_right[n-1-i] /= -X[n-i, n-1-i]
        ones_right[n-1-i, n-1-i] = 1 / X[n-i, n-1-i]
        X = ones_left @ X @ ones_right
        s = s @ ones_right
    p = X[0]
    r1 = p[0] - np.trace(A)
    detA = np.linalg.det(A)
    r2 = p[n] - detA
```

```

    return X, r1, r2, s, p

def power_iteration(A: np.ndarray, num_iter: int=1000, tol: float=1e-5):
    n = A.shape[0]
    u = np.zeros(n)
    u[0] = 1
    prev_eigenvalue = 0
    c = 0
    for k in range(1, num_iter + 1):
        c += 1
        v = A @ u
        v_norm = np.linalg.norm(v, np.inf)
        u = v / v_norm
        eigenvalue = v_norm
        if abs(eigenvalue - prev_eigenvalue) < tol:
            break
        prev_eigenvalue = eigenvalue
    return eigenvalue, u, c

def danilevsky_power_method(A: np.ndarray, type_eigenvector='danilevsky'):
    X = A.copy()
    n = X.shape[0]
    X, r1, r2, s, p = danilevsky_method(X)
    eigenvalue, u, c = power_iteration(X)
    r_eigenvalue = np.sum([p[n-1-i] * (eigenvalue ** i) for i in range(n)]) -
    eigenvalue ** (n)
    if type_eigenvector == 'danilevsky':
        y = np.array([eigenvalue ** i for i in np.arange(n-1, -1, -1)])
        eigenvector = s @ y
        r_eigenvector = X @ eigenvector - eigenvalue * eigenvector
    else:
        r_eigenvector = X @ u - eigenvalue * u
        eigenvector = u
    return X, p, r1, r2, c, eigenvalue, eigenvector, r_eigenvalue, r_eigenvector

X, p, r1, r2, c, eigenvalue, eigenvector, r_eigenvalue, r_eigenvector =
danilevsky_power_method(A)
pretty_print(X, p, r1, r2, eigenvalue, eigenvector, r_eigenvalue, r_eigenvector, c)

```

## Результаты и их анализ

Матрица A:

0.88940	0.00000	-0.23230	0.16340	0.27230
-0.05450	0.58080	0.00000	-0.11070	0.03630
0.01820	-0.16340	1.05270	0.02000	0.06350
0.05450	0.00000	-0.13250	1.05270	0.00000
0.03630	-0.05450	0.26320	-0.02180	0.76230

Матрица A.T @ A:

0.79862	-0.03661	-0.18512	0.20831	0.26903
-0.03661	0.36700	-0.18636	-0.06637	-0.03084
-0.18512	-0.18636	1.24897	-0.16212	0.20423
0.20831	-0.06637	-0.16212	1.14801	0.02513
0.26903	-0.03084	0.20423	0.02513	0.66060

Результаты:

1)Frobenius normal form:

-4.223	6.614	-4.722	1.511	-0.174
1.000	0.000	0.000	0.000	0.000
0.000	1.000	0.000	0.000	0.000
0.000	-0.000	1.000	-0.000	0.000
0.000	-0.000	0.000	1.000	-0.000

2)Characteristic polynomial:

$$p(x)=x^5 - 4.223x^4 + 6.614x^3 - 4.722x^2 + 1.511x - 0.174$$

3)r1 = p1 - SpA = 0.000e+00

4)r2 = p5 - detA = -2.776e-17

5)max eigenvalue: 1.4875417189615943

6)eigenvector:

-5.44753	-1.34242	12.10364	-8.78724	1.00000
----------	----------	----------	----------	---------

7)r of eigenvalue: 4.440892098500626e-15

8)r of eigenvector:

6.458e+01	-3.451e+00	-1.935e+01	2.518e+01	-1.027e+01
-----------	------------	------------	-----------	------------

9)count of iterations: 42

6)eigenvector:

1.00000	0.67225	0.45192	0.30380	0.20422
---------	---------	---------	---------	---------

7)r of eigenvalue: -8.969077144982407e-06

8)r of eigenvector:

-7.459e-06	0.000e+00	4.242e-06	6.441e-06	7.366e-06
------------	-----------	-----------	-----------	-----------

9)count of iterations: 42

Метод Данилевского является точным методом, это подтверждает маленькая погрешность, близкая к машинной ошибке.