МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ

«БЕЛГОРОДСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ им. В. Г. ШУХОВА» (БГТУ им. В.Г. Шухова)

Кафедра программного обеспечения

вычислительной техники и автоматизированных

систем

Лабораторная работа №2

по дисциплине: Вычислительная математика

тема: «Алгебра матриц. Быстрое умножение матриц. Вычисление обратной матрицы. Нахождение собственных чисел и собственных векторов матрицы.»

Выполнил: студент группы ПВ-233 Мороз Роман Алексеевич

Проверили:

Белгород 2025 г.

Цель работы: Изучить алгебраические операции над матрицами, особенности алгоритмизации быстрых матричных алгоритмов (на примере умножения матриц), вычисления обратной матрицы, нахождения собственных чисел и собственных векторов матрицы.

Цель работы обуславливает постановку и решение следующих задач:

- 1) Рассмотреть теоретические основы алгебры матриц и основные операции над матрицами.
- 2) Изучить особенности алгоритмизации быстрых матричных алгоритмов (на примере алгоритма умножения Штрассена). Эмпирически оценить временную сложность функции dot для умножения матриц из библиотеки NumPy (Python). На основании этой оценки сделать выводы в отношении используемых здесь вычислительных алгоритмов.
- 3) Познакомиться с алгоритмами вычисления обратной матрицы с использованием библиотеки NumPy.
- 4) Рассмотреть особенности программной реализации алгоритмов для нахождения собственных чисел и собственных векторов матрицы с использованием библиотеки NumPy.
- 5) Изучить возможности библиотеки matplotlib (Python) для подготовки графиков, сопоставляющих вычислительные затраты программ.
- 6) Выполнить индивидуальное задание, закрепляющее на практике полученные знания и практические навыки (номер задания соответствует номеру студента по журналу; если этот номер больше, чем максимальное число заданий, тогда вариант задания вычисляется по формуле: номер по журналу % максимальный номер задания, где % остаток от деления).

Внимание, исходную матрицу для выполнения индивидуального задания следует взять из предыдущей лабораторной работы №1. Исходной матрицей выступит матрица размерами 3x3, составленная из коэффициентов перед переменными СЛАУ.

Первая часть данного задания предполагает нахождение обратной матрицы вручную по алгоритму, спецификация которого приводится в приложении к данной лабораторной работе. Для ручной проверки корректности полученного результата предлагается выполнить решение СЛАУ из лабораторной работы №1 методом обратной матрицы.

Вторая часть задания предполагает написание и выполнение в интерактивном блокноте Jupyter коротких программ на языке Python для:

- а) нахождения обратной матрицы (использовать данные своего индивидуального задания);
- б) нахождения собственных чисел и собственных векторов матрицы (использовать те же данные). Полученную в ходе численного решения обратную матрицу необходимо сравнить с результатами собственных вычислений вручную.

7) Отразить в отчете все полученные результаты. Сделать выводы. К отчету прикрепить расчёты, выполненные вручную.

Ход выполнения практической части лабораторной работы

1) Программы, демонстрирующей алгоритмическую реализацию умножения Штрассена для матриц на языке Python (Цель данного вычислительного эксперимента состоит в том, чтобы убедиться в корректности работы быстрого алгоритма, опираясь на результаты «прямого» перемножения матриц. Подсчитать количество операций умножения над вещественными числами для «прямого» перемножения двух матриц размерами 256х256 и для алгоритма Штрассена).

```
def strassen multiply(A, B, threshold=32):
    def split(mat):
        n = mat.shape[0]
        return mat[:n//2, :n//2], mat[:n//2, n//2:], mat[n//2:, :n//2],
mat[n//2:, n//2:]
   n = A.shape[0]
    if n <= threshold:</pre>
        return A @ B, n**3
   A11, A12, A21, A22 = split(A)
   B11, B12, B21, B22 = split(B)
    # Промежуточные матрицы
   M1, c1 = strassen multiply(A11 + A22, B11 + B22)
   M2, c2 = strassen multiply(A21 + A22, B11)
   M3, c3 = strassen multiply(A11, B12 - B22)
   M4, c4 = strassen multiply(A22, B21 - B11)
   M5, c5 = strassen multiply(A11 + A12, B22)
   M6, c6 = strassen multiply(A21 - A11, B11 + B12)
   M7, c7 = strassen multiply(A12 - A22, B21 + B22)
    # Формирование результата
    C11 = M1 + M4 - M5 + M7
    C12 = M3 + M5
    C21 = M2 + M4
    C22 = M1 - M2 + M3 + M6
```

```
# Сборка матрицы

C = np.vstack((np.hstack((C11, C12)), np.hstack((C21, C22))))

return C, c1 + c2 + c3 + c4 + c5 + c6 + c7

np.random.seed(42)

A = np.random.rand(256, 256)

B = np.random.rand(256, 256)

direct_ops = 256**3

result_strassen, strassen_ops = strassen_multiply(A, B)

print(f"Прямое умножение операций: {direct_ops:,}")

print(f"Штрассен операций: {strassen_ops:,}")

print("Проверка корректности:", np.allclose(A @ B, result_strassen))
```

```
Прямое умножение операций: 16,777,216
Штрассен операций: 11,239,424
Проверка корректности: True
```

2) Программы эмпирической оценки временной сложности функции dot для умножения матриц из библиотеки NumPy (На основании построенного графика, сопоставляющего вычислительные затраты программ, сделать заключение о типах используемых алгоритмов в данной функции).

```
markerfacecolor='white', markeredgewidth=2, label='numpy.dot')

n_vals = np.linspace(min(sizes), max(sizes), 100)

scale = times[-1] / (sizes[-1]**3)

plt.plot(n_vals, scale*n_vals**3, '--', color='#d62728', linewidth=1.5, label='$0(n^3)$')

plt.plot(n_vals, scale*n_vals**2.81, '-.', color='#9467bd', linewidth=1.5, label='$0(n^{2.81})$')

plt.xlabel('Pasmep матрицы', fontsize=12)

plt.ylabel('Время выполнения, сек', fontsize=12)

plt.title('Временная сложность матричного умножения', pad=20, fontsize=14)

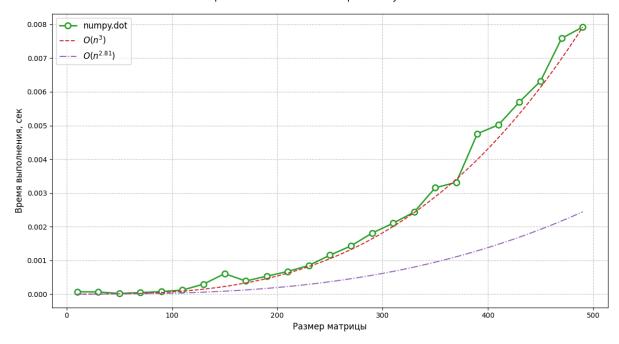
plt.grid(True, linestyle='--', alpha=0.7)

plt.legend(fontsize=12)

plt.tight_layout()

plt.show()
```

Временная сложность матричного умножения



3) Программы для нахождения обратной матрицы.

9.
$$\begin{cases} 168x_1 - 150x_2 + 184x_3 = -170 \\ 155x_1 - 185x_2 + 171x_3 = 150 \\ -163x_1 + 190x_2 - 179x_3 = -180 \end{cases}$$

```
A = np.array([ [168, -150, 183],
[155, -185, 171],
[-163, 190, -179]
```

```
try:
    A_inv = np.linalg.inv(A)
    error = np.linalg.norm(A @ A_inv - np.eye(3))
    print(f"Ошибка обращения: {error:.2e}")
    print(A_inv)

ежсерт np.linalg.LinAlgError:
    print("Матрица вырождена")

Ошибка обращения: 8.80e-14

[[-0.1298027 -1.64485981 -1.70404984]
    [ 0.02658359    0.05046729    0.07538941]
    [ 0.14641745    1.55140187    1.62616822]]
```

4) Программы для нахождения собственных чисел и собственных векторов матрицы.

```
eigenvalues, eigenvectors = np.linalg.eig(A)

idx = np.argmax(np.abs(eigenvalues))

v = eigenvectors[:, idx]

lb = eigenvalues[idx]

error = np.linalg.norm(A @ v - lb * v)

print(f"Максимальное собственное значение: {lb:.4f}")

print(f"Собственный вектор: {v}")

print(f"Ошибка проверки: {error:.2e}")
```

Максимальное собственное значение: -228.6639 Собственный вектор: [0.51093471 0.59939062 -0.61617905] Ошибка проверки: 4.02e-14 Вывод: Изучили алгебраические операции над матрицами, особенности алгоритмизации быстрых матричных алгоритмов (на примере умножения матриц), вычисления обратной матрицы, нахождения собственных чисел и собственных векторов матрицы.