Домашнее задание 2 - Шмаков Владимир, Б04-105

```
import numpy as np
from scipy import linalg
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib import cm
import scipy.stats as sps
import itertools
import time
```

Упражнение 1 - Генератор случайных матриц

Реализовать генератор матриц, который должен поддерживать функции:

- Генерация абсолютно случайной матрицы $n \times m$
- Генерация случайной диагональной матрицы $n \times n$
- Генерация случайной верхнетреугольной матрицы
- Генерация случайной нижнетреугольной матрицы
- Генерация симметричной матрицы
- Генерация вырожденной матрицы
- Генерация матрицы ступенчатого вида $n \times n$ ранга m
- Генерация возмущения матрицы $n \times m$, каждый элемент которой не превосходит по модулю заданный ε . Оценить величину нормы матрицы возмущений в зависимости от параметра ε (оценить верхную границу).

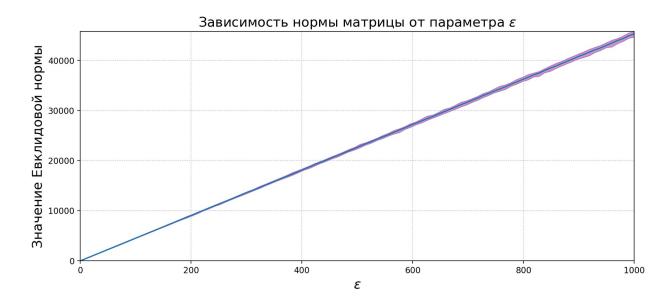
Оценить численно вероятность того, что созданная матрица будет вырожденной для какого-либо случая выше.

```
def random(self) -> np.ndarray:
        """Генерирует абсолютно случаную матрицу заданного размера
        Returns:
        np.ndarray: случайная матрица
        return np.random.random((self.raws_num, self.cols num)) *
self.lower_limit + np.random.random((self.raws_num, self.cols num)) *
self.upper_limit
    def diagonal(self) -> np.ndarray:
        """Генерирует случайную диагональную матрицу
        Returns:
        np.ndarray: диагональная матрица
        diagonal values = np.random.random(np.min(self.shape)) *
self.lower limit + np.random.random(np.min(self.shape)) *
self.upper limit
        result = np.zeros(self.shape)
        np.fill diagonal(result, diagonal values)
        return result
    def upper diagonal(self) -> np.ndarray:
        """Случайная верхнедиоганальная матрица
        Returns:
            np.ndarray: верхнедиоганальная матрица
        return np.triu(self.random())
    def lower diagonal(self) -> np.ndarray:
        """Случайная нижнедиоганальная матрица
        Returns:
            np.ndarray: нижнедиоганальная матрица
        return np.tril(self.random())
    def symmetrix(self) -> np.ndarray:
        """Случайная симметричная матрица
        Raises:
            ValueError: Количество строк и столбцов должно совпадать
        Returns:
            np.ndarray: симметричная матрица
        if self.cols num - self.raws num:
            raise ValueError("Не могу создать неквадратную
симметричную матрицу")
        a = self.random()
        return (a + a.T) / 2
    def singular(self) -> np.ndarray:
```

```
"""Случайная вырожденная матрица
        Returns:
        np.ndarray: вырожденная матрица
        if self.cols num - self.raws num:
            raise ValueError("Количество строк и столбцов должно
совпадать")
        a = self.random()
        linear_combination_raw_index = np.random.randint(low = 0, high
= self.raws num )
        a without raw =
np.vstack([a[:linear combination raw index, :],
a[linear combination raw index+1:,]]) / self.upper limit
        a[linear combination raw index] = np.sum(a without raw, axis =
0)
        return a
    def singular with zero raw(self) -> np.ndarray:
        """Генерирует вырожденную матрицу путем зануления строки
        np.ndarray: случайная матрица с нулевой строкой
        if self.cols num - self.raws num:
            raise ValueError("Количество строк и столбцов должно
совпадать")
        a = self.random()
        null raw index = np.random.randint(low = 0, high =
self.raws num )
        a[null raw index] = np.zeros(self.cols num)
        return a
    def step(self, rang: int) -> np.ndarray:
        """Генерация ступенчатой матрицы ранга т
        Args:
            rang (int): Ранг ступенчатой матрицы
        Returns:
            np.ndarray: Ступенчатая матрица
        if self.cols_num - self.raws num:
            raise ValueError("Количество строк и столбцов должно
совпадать")
        A = np.random.random(size=(self.raws num, self.cols num))
        for i in range(self.raws num):
                for j in range(self.cols num):
                    if (i - 1 >= j) or (j >= rang):
                        A[i, j] = 0
```

Оценка нормы матрицы возмущений в зависимости от величины верхней границы

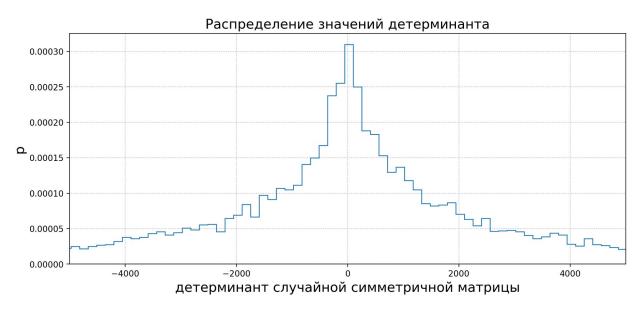
```
N, M = 111, 200
exp num = 50
disturbance generator = Matrix generator(N, N)
norm max, norm min = [], []
norm mean = []
eps = np.linspace(0, 1000, 100)
for e in eps:
    disturbance generator = Matrix generator(N, N, lower limit = -e,
upper limit = e)
    norm values = [np.linalg.norm(disturbance generator.random()) for
_ in range(exp_num)]
    norm min.append(np.min(norm values))
    norm max.append(np.max(norm values))
    norm mean.append(np.mean(norm values))
plt.figure(figsize = (12, 5), dpi = 200)
plt.plot(eps, norm mean)
plt.fill between(eps, norm min, norm max, color = 'purple', alpha =
plt.xlabel("$\epsilon$", fontsize = 16)
plt.ylabel("Значение Евклидовой нормы", fontsize = 16)
plt.grid(ls = ':')
plt.xlim(0, 1000)
plt.ylim(0, np.max(norm max))
plt.title("Зависимость нормы матрицы от параметра $\epsilon$",
fontsize = 16)
Text(0.5, 1.0, 'Зависимость нормы матрицы от параметра \sim \
```



Оценка вероятности появления вырожденной матрицы при генерации случайной симметричной

```
generator = Matrix_generator(5, 5)
det_values = np.array([np.linalg.det(generator.symmetrix()) for _ in range(10000)])

plt.figure(figsize = (12, 5), dpi = 200)
plt.hist(det_values, bins = 1000, density = True, histtype = 'step')
plt.xlim(-5000, 5000)
plt.xlabel("детерминант случайной симметричной матрицы", fontsize = 16)
plt.ylabel("p", fontsize = 16)
plt.grid(ls = ':')
plt.title("Распределение значений детерминанта", fontsize = 16)
is_sing = 1e-1
print("Вероятность сгенерировать вырожденную матрицу: ",
np.sum(np.abs(det_values) < is_sing) / det_values.shape[0])
Вероятность сгенерировать вырожденную матрицу: 0.0001
```



Упражнение 2 - Вычисление матричных норм

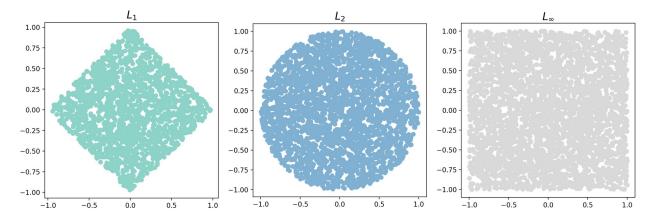
Реализовать вычисление трех основных норм векторов (L1, L2 и максимальную) и подчиненных им матричных норм. Реализовать вычисление числа обусловленности.

Примечание: для вычисления собственных значений можно использовать linalg.eigvals из модуля scipy.

```
def L1(a: np.ndarray) -> np.float64:
"""Вычисляет манхетанскую норму
Args:
```

```
a (np.ndarray): Вектор или матрица. В случае матрицы будет
вычислена норма подчинённая к l1
    Returns:
    np.float64: l1 норма
    if len(a.shape) == 1:
        return np.sum(np.abs(a))
    return np.max(np.sum(np.abs(a), axis = 0))
def L2(a: np.ndarray) -> np.float64:
    """Вычисление Евклидовой нормы
    Args:
        a (np.ndarray): Вектор или матрица. В случае матрицы будет
вычислена норма подчинённая к 12
    Returns:
    np.float64: l2 норма
    if len(a.shape) == 1:
        return np.sqrt(np.sum(np.power(a, 2)))
    return np.sqrt(np.max(np.linalg.eigvals(a.T @ a)))
def LInf(a: np.ndarray) -> np.float64:
    """Вычисление максимальной нормы
    Args:
        a (np.ndarray): Вектор или матрица. В случае матрицы будет
вычислена норма подчинённая к linf
    Returns:
       np.float64: linf норма
    if len(a.shape) == 1:
        return np.max(np.abs(a))
    return np.max(np.sum(np.abs(a), axis = 1))
def L1 condition number(a: np.ndarray) -> np.float64:
    """Вычисление числа обусловленности при использовании нормы L2
   Args:
        a (np.ndarray): матрица
    Returns:
    np.float64: число обусловленности
    eigenvalues = np.linalg.eigvals(a.T @ a)
    return np.sqrt(np.max(eigenvalues) / np.min(eigenvalues))
```

```
generator = Matrix generator(2, 1, lower limit = -10, upper limit =
norms = [L1, L2, LInf]
norm names = [r'$L 1$', r'$L 2$', r'$L {\infty}$']
point number = int(1e5)
fig, ax = plt.subplots(1, 3, figsize = (16, 10), dpi = 200)
for ind, (plotable, norm, name) in enumerate(zip(ax, norms,
norm names)):
    points x, points y = [], []
    for in range(point number):
        vec = generator.random()
        if norm(vec) < 1:
            points y.append(vec[1])
            points x.append(vec[0])
    plotable.scatter(points_x, points_y, color = cm.Set3(ind / 3))
    plotable.set aspect('equal')
    plotable.set title(name, fontsize = 16)
```



```
generator = Matrix_generator(3, 3)
matrix = generator.random()

print(np.allclose(L1(matrix), np.linalg.norm(matrix, ord = 1)))
print(np.allclose(L2(matrix), np.linalg.norm(matrix, ord = 2)))
print(np.allclose(LInf(matrix), np.linalg.norm(matrix, ord = np.inf)))
True
True
True
True
```

Упражнение 1*

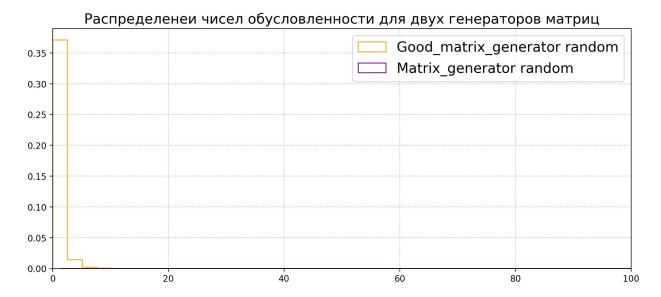
Реализовать пункты из упражнения один. Но теперь генерировать хорошо обусловленные матрицы.

```
class Good matrix generator:
    def init (self, raws num: int, cols num: int, lower limit : int
= -int(1e1), upper limit : int = int(1e1), max singular val :int =
10):
        """Класс генератора случайных матриц
        Args:
            raws num (int): количество строк
            cols_num (int): количество колоное
            lower limit (int, optional): нижняя грань значений
элементов матрицы. Defaults to int(-1e6).
            upper limit (int, optional): верхняя грань значений
элементов матрицы. Defaults to int(1e6).
            max singular val (float, optional): Максимально возможно
значение сингулярного числа
        self.raws num, self.cols num = raws num, cols num
        self.lower limit, self.upper limit = lower limit, upper limit
        self.shape = (self.raws num, self.cols num)
        self.max singular val = max singular val
        __random_normed__(self) -> np.ndarray:
        """Генерирует абсолютно случаную матрицу заданного размера
        Returns:
           np.ndarray: случайная матрица
        U, V = sps.unitary group.rvs(self.raws num),
sps.unitary group.rvs(self.cols num)
        singular_values = np.random.random(np.min([self.raws num,
self.cols num])) * self.max singular val
        sigma = np.zeros(self.shape)
        np.fill_diagonal(sigma, singular_values)
        result = U @ sigma @ V
        max value = np.abs(np.max(np.max(result)))
        return (result / max value)
    def random(self) -> np.ndarray:
        """Генерирует абсолютно случаную матрицу заданного размера
        Returns:
           np.ndarray: случайная матрица
        return self.__random_normed__() * self.upper_limit +
self.__random_normed__() * self.lower_limit
    def diagonal(self) -> np.ndarray:
        """Генерирует случайную диагональную матрицу
        Returns:
           np.ndarray: диагональная матрица
        singular values = np.random.random(np.min([self.raws num,
```

```
self.cols num])) * self.max singular val
        result = np.zeros(self.shape)
        np.fill diagonal(result, singular values)
        return result
    def upper diagonal(self) -> np.ndarray:
        """Случайная верхнедиоганальная матрица
        Returns:
           np.ndarray: верхнедиоганальная матрица
        return np.triu(self.random())
    def lower diagonal(self) -> np.ndarray:
        """Случайная нижнедиоганальная матрица
        Returns:
            np.ndarray: нижнедиоганальная матрица
        return np.tril(self.random())
    def symmetrix(self) -> np.ndarray:
        """Случайная симметричная матрица
        Raises:
            ValueError: Количество строк и столбцов должно совпадать
        Returns:
            np.ndarray: симметричная матрица
        if self.cols num - self.raws num:
            raise ValueError("Не могу создать неквадратную
симметричную матрицу")
        a = self.random()
        return (a + a.T) / 2
    def singular(self) -> np.ndarray:
        """Случайная вырожденная матрица
        Returns:
          np.ndarray: вырожденная матрица
        if self.cols num - self.raws num:
            raise ValueError("Количество строк и столбцов должно
совпадать")
        a = self.random()
        linear combination raw index = np.random.randint(low = 0, high
= self.raws num )
        a without raw =
np.vstack([a[:linear combination raw index, :],
a[linear combination raw index+1:,]]) / self.upper limit
        a[linear combination raw index] = np.sum(a without raw, axis =
0)
        return a
```

```
def singular with zero raw(self) -> np.ndarray:
        """Генерирует вырожденную матрицу путем зануления строки
        Returns:
        np.ndarray: случайная матрица с нулевой строкой
        if self.cols num - self.raws num:
            raise ValueError("Количество строк и столбцов должно
совпадать")
        a = self.random()
        null raw index = np.random.randint(low = 0, high =
self.raws num )
        a[null raw index] = np.zeros(self.cols_num)
        return a
    def step(self, rang: int) -> np.ndarray:
        """Генерация ступенчатой матрицы ранга т
        Args:
            rang (int): Ранг ступенчатой матрицы
        Returns:
           np.ndarray: Ступенчатая матрица
        if self.cols num - self.raws num:
            raise ValueError("Количество строк и столбцов должно
совпадать")
good generator, bad generator = Good matrix generator(4, 4),
Matrix generator(4, 4)
experiment num = 100000
condition numbers good =
np.array([L1 condition number(good generator.random()) for in
range(experiment num)])
condition numbers bad =
np.array([L1 condition number(bad generator.random()) for in
range(experiment num)])
plt.figure(figsize = (12, 5), dpi = 200)
plt.hist(np.abs(condition numbers good), color = 'orange', histtype =
'step', label = 'Good matrix generator random', bins = 100, density =
plt.hist(np.abs(condition numbers bad), color = 'purple', histtype =
'step', label = 'Matrix_generator random', bins = 100, density = True)
plt.arid(ls = ':')
plt.legend(fontsize = 16)
```

```
plt.title("Распределенеи чисел обусловленности для двух генераторов матриц", fontsize = 16) plt.xlim(0, 100) (0.0, 100.0)
```



Задача 6

Рассмотрим функцию, отображающую шесть тензоров на один тензор: $Z(\lambda^{(1)},\lambda^{(2)},\lambda^{(3)},\Gamma^{(1)},\Gamma^{(2)},U)$:

$$Z_{ahij} = \sum_{bcdefa} \lambda^{(1)} \square_{ab} \Gamma^{(1)}_{cbd} \lambda^{(2)} \square_{de} \Gamma^{(2)}_{feg} \lambda^{(3)}_{gh} U_{ijcf}$$

редположив, что все индексы пробегают значения от 1 до χ , проведите эксперимент и сравните скорость различных реализаций функции Z. Исследуйте значения χ в диапазоне 3–50.

- В файле convolution. ipynb вы можете найти релизацию глупого способа вычисления этой свертки, который требует $\chi^4 \times \chi^6 = \chi^{10}$ операций. На самом деле это можно вычислить гораздо быстрее!
- С помощью функции numpy . einsum (нужно использовать aprумент optimize), можно добиться намного большей производительности. Чтобы понять, что происходит под капотом, воспользуйтесь функцией numpy.einsum_path. Какое минимальное количество операций требуется для вычисления Z?
- Посмотрев на вывод функции numpy.einsum_path, реализуйте алгоритм для вычисления Z, который столь же эффективен, как numpy.einsum, но использует более элементарные numpy.dot и numpy.tensor_dot.

```
c = 3
lambda1 = np.random.normal(size=(c, c))
lambda2 = np.random.normal(size=(c, c))
```

```
lambda3 = np.random.normal(size=(c, c))
G1 = np.random.normal(size=(c, c, c))
G2 = np.random.normal(size=(c, c, c))
U = np.random.normal(size=(c, c, c, c))
def Z naive(lambda1, lambda2, lambda3, G1, G2, U):
    c = lambda1.shape[0]
    Z = np.zeros(shape=(c, c, c, c))
    for a, b, c, d, e, f, g, h, i, j in
itertools.product(*([range(c)]*10)):
        Z[a, h, i, j] += lambda1[a, b]*lambda2[d, e]*lambda3[g, b]
h]*G1[c, b, d]*G2[f, e, g]*U[i, j, c, f]
    return Z
def Z einsum(lambda1, lambda2, lambda3, G1, G2, U,
optimization method):
    return np.einsum('ab,cbd,de,feg,gh,ijcf->ahij', lambda1, G1,
lambda2, G2, lambda3, U, optimize = optimization method)
```

$$Z_{ahij} = \sum_{bcdefa} \lambda^{(1)} \square_{ab} \Gamma^{(1)}_{cbd} \lambda^{(2)} \square_{de} \Gamma^{(2)}_{feg} \lambda^{(3)}_{gh} U_{ijcf}$$

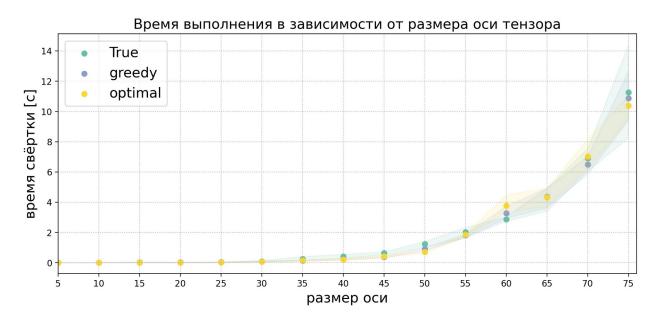
Проверка корректности работы. Сравнение результатов

```
Z = Z_naive(lambda1, lambda2, lambda3, G1, G2, U)
Z_einsum_gredy = Z_einsum(lambda1, lambda2, lambda3, G1, G2, U,
'greedy')
print(np.allclose(Z_einsum_gredy, Z))
True
```

Скорость работы при различных оптичизациях

```
methods = [True, 'greedy', 'optimal']
result = {m: [] for m in methods}
result = result | {f'{m}_down': [] for m in methods}
result = result | {f'{m} up': [] for m in methods}
experiment num, size values = \frac{5}{100}, np.arange(\frac{5}{100}, \frac{80}{100}, \frac{5}{100}).astype(np.int64)
for method in methods:
    print(method)
    for c in size values:
        op result = []
        for _ in range(experiment num):
             lambda1 = np.random.normal(size=(c, c))
             lambda2 = np.random.normal(size=(c, c))
             lambda3 = np.random.normal(size=(c, c))
             G1 = np.random.normal(size=(c, c, c))
             G2 = np.random.normal(size=(c, c, c))
             U = np.random.normal(size=(c, c, c, c))
```

```
now time = time.perf counter ns()
            Z einsum(lambda1, lambda2, lambda3, G1, G2, U, method)
            op time = time.perf counter ns() - now time
            op result.append(op time)
        result[method].append(np.mean(op result) / 1e9)
        result[f'{method}_down'].append(np.min(op_result) / 1e9)
        result[f'{method} up'].append(np.max(op result) / 1e9)
True
greedy
optimal
plt.figure(figsize = (12, 5), dpi = 200)
for ind, method in enumerate(methods):
    color = cm.Set2(ind / len(methods))
    plt.scatter(size values, result[method], color = color, label =
str(method))
    plt.fill between(size values, result[f'{method} down'],
result[f'{method} up'], color = color, alpha = 0.1)
plt.xlabel("размер оси", fontsize = 16)
plt.ylabel("время свёртки [c]", fontsize = 16)
plt.legend(fontsize = 16)
plt.grid(ls = ':')
plt.xticks(size values)
plt.xlim(5, 76)
plt.title("Время выполнения в зависимости от размера оси тензора",
fontsize = 16)
Text(0.5, 1.0, 'Время выполнения в зависимости от размера оси
тензора')
```



Создание собственного метода

```
path, = np.einsum path('ab,cbd,de,feg,gh,ijcf->ahij', lambda1, G1,
lambda2, G2, lambda3, U, optimize = 'greedy')
path = path[1:]
print(path)
[(0, 1), (0, 1), (0, 3), (1, 2), (0, 1)]
result = np.tensordot(lambda1, G1, axes = path[0])
tensors = [G1, lambda2, G2, lambda3, U]
for p, t in zip(path[1:], tensors[1:]):
   print(p)
    result = np.tensordot(result, t, axes = p)
(0, 1)
(0.3)
IndexError
                                          Traceback (most recent call
/home/vladimir/BOTAY!/ComputationalMathematics/hw2/main.ipynb Ячейка
32 line 5
href='vscode-notebook-cell:/home/vladimir/BOTAY%21/ComputationalMathem
atics/hw2/main.ipynb#X42sZmlsZQ%3D%3D?line=2'>3</a> for p, t in
zip(path[1:], tensors[1:]):
href='vscode-notebook-cell:/home/vladimir/BOTAY%21/ComputationalMathem
atics/hw2/main.ipynb#X42sZmlsZQ%3D%3D?line=3'>4</a>
                                                       print(p)
----> <a
href='vscode-notebook-cell:/home/vladimir/BOTAY%21/ComputationalMathem
atics/hw2/main.ipynb#X42sZmlsZQ%3D%3D?line=4'>5</a> result =
np.tensordot(result, t, axes = p)
File < array function internals>:200, in tensordot(*args, **kwargs)
File ~/BOTAY!/ComputationalMathematics/.venv/lib/python3.10/site-
packages/numpy/core/numeric.py:1109, in tensordot(a, b, axes)
   1107 else:
   1108
           for k in range(na):
-> 1109
                if as [axes a[k]] != bs[axes b[k]]:
                    equal = False
   1110
   1111
                    break
IndexError: tuple index out of range
```