

Задание на 27.02
Кириленко Андрей, ВШЭ
26 февраля 2019

1a

Вычислим матрицу Грама для базиса $1, x, x^2, \dots, x^{n-1}$ в $L_2[0; 1]$:

$$A_{ij} = \langle x^i, x^j \rangle = \int_0^1 x^{i+j} dx = \frac{1}{i+j+1}.$$

Напишем реализацию:

```
1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as graph
3 import math
4 import time
5
6 def getA(n):
7     return np.fromfunction(lambda i, j: 1 / (i + j + 1), (n, n))
8
9 Result for n=5:
10 [[1.          0.5          0.33333333  0.25          0.2          ]
11  [0.5         0.33333333  0.25         0.2          0.16666667]
12  [0.33333333  0.25         0.2          0.16666667  0.14285714]
13  [0.25        0.2          0.16666667  0.14285714  0.125        ]
14  [0.2         0.16666667  0.14285714  0.125         0.11111111]]
```

Листинг 1: Вычисление матрицы Грама

Теперь найдем собственные значения A как функцию от n методом прямых итераций:

```
1 def forwardIterations(n, iters=1000):
2     A = getA(n)
3     prev = np.ones(n)
4     cur = A @ prev
5     res = []
6     for i in range(iters):
7         prev = cur
8         cur = A @ cur
9         norm = np.linalg.norm(cur)
10        if norm > 1e9:
11            cur /= norm
12        res.append(np.dot(prev, cur) / np.dot(prev, prev))
13    return res
```

Листинг 2: Метод прямых итераций

Посмотрим, как быстро мы получим максимально точный ответ. За реальный ответ возьмем библиотечное значение.

```
1 def convSpeed():
2     itersNum = 1000
```

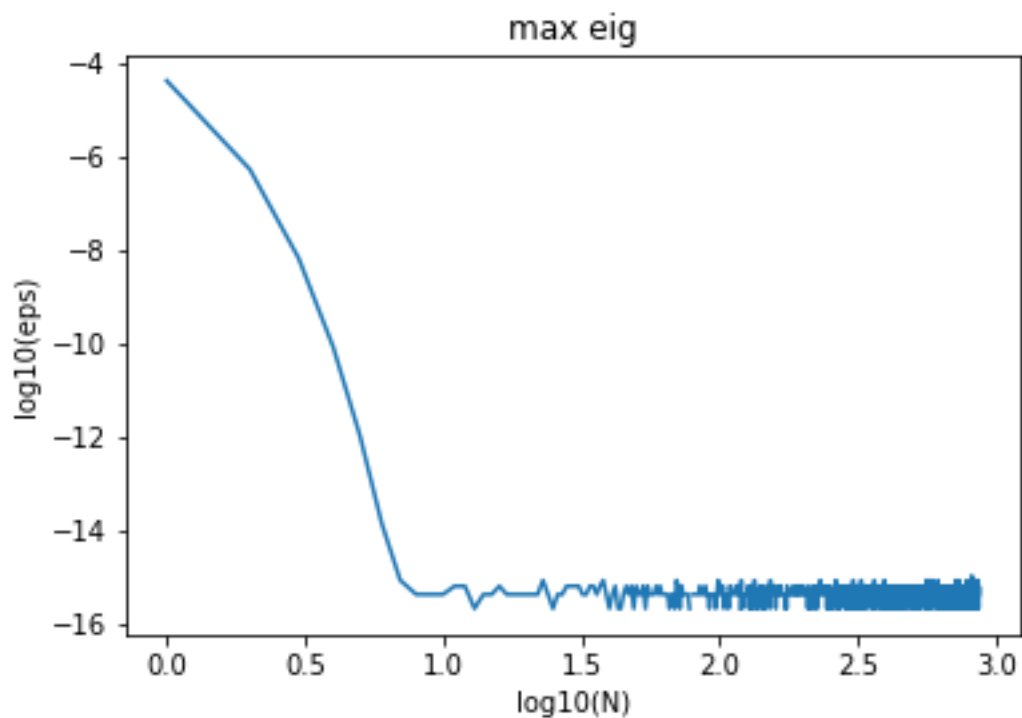
```

3     iters = forwardIterations(4, itersNum)
4     realResult = max(np.linalg.eig(getA(4))[0])
5
6     x = []
7     y = []
8     for i in range(itersNum):
9         x.append(np.log10(i))
10        y.append(np.log10(abs(realResult - iters[i])))
11
12    graph.plot(x, y)
13    graph.xlabel('log10(N)')
14    graph.ylabel('log10(eps)')
15    graph.title('max eig')
16    graph.savefig('maxconv.png')

```

Листинг 3: Скорость сходимости

Получим следующий график:



После 10 упираемся в машинную точность, но сходимость за 10 шагов быстрая. Если быть точным, то сходимость экспоненциальная, что соответствует теоретической оценке $O((\frac{\lambda_{p+1}}{\lambda_1})^k)$

Посмотрим, как зависит максимальное значение с.ч. от n .

```

1 def plotDraft():
2     x = []
3     y1 = []
4     y2 = []
5     for i in range(1, 301):
6         x.append(i)
7         y1.append(forwardIterations(i)[-1])

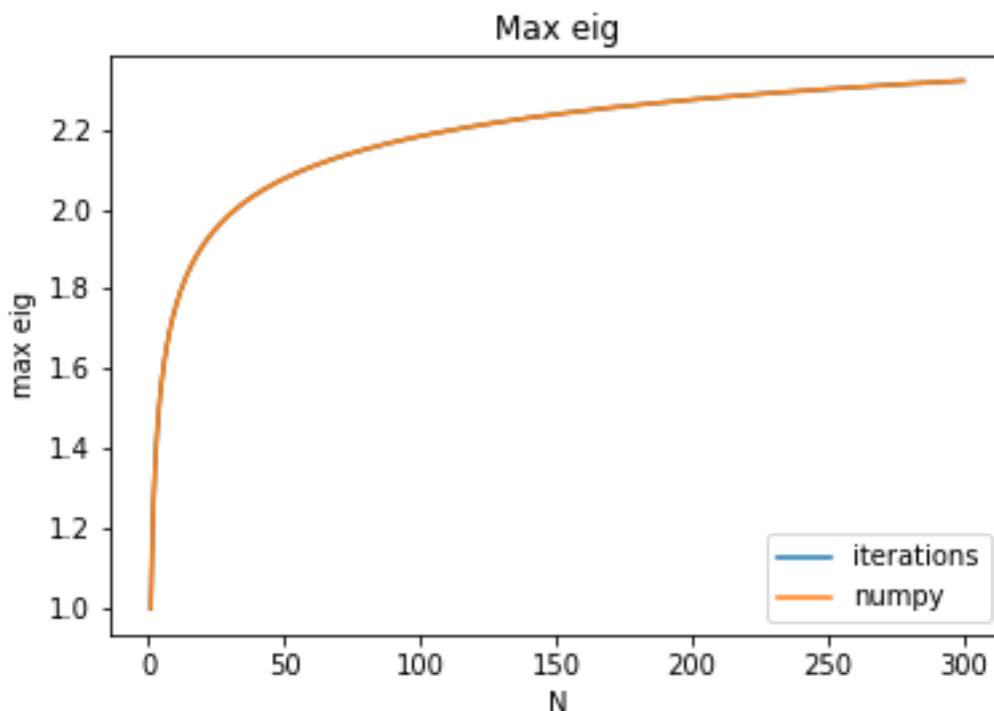
```

```

8     y2.append(max(np.linalg.eigh(getA(i))[0]))
9     graph.plot(x, y1, label='iterations')
10    graph.plot(x, y2, label='numpy')
11    graph.xlabel('N')
12    graph.ylabel('max eig')
13    graph.title('Max eig')
14    graph.legend()
15    graph.savefig('draft.png')
16    graph.show()

```

Листинг 4: Зависимость максимального собственного значения от размерности матрицы



Из такого графика весьма очевидно, что он логарифмический. Однако это не совсем простой логарифм: если повычислять дальше значения собственного числа, то график растет слишком медленно, что позволяет предположить, что основание логарифма также зависит от n . Хочется сказать, что там есть горизонтальная асимптота. Я нашел следующее: <https://msp.org/pjm/2005/219-2/pjm-v219-n2-p09-s.pdf>

На второй странице со ссылкой на статью Taussky утверждается, что асимптотическая оценка радиуса это π . Тогда, если это предположение верно, то возведя n в степень максимального собственного числа, деленного на π , мы должны получать прямую. Проверим это

```

1 def plotDraft():
2     x = []
3     y2 = []
4     for i in range(1, 501):
5         x.append(i)
6         y2.append(i ** (max(np.linalg.eigh(getA(i))[0]) / np.pi))
7     graph.plot(x, y2, label='numpy')
8     graph.xlabel('N')

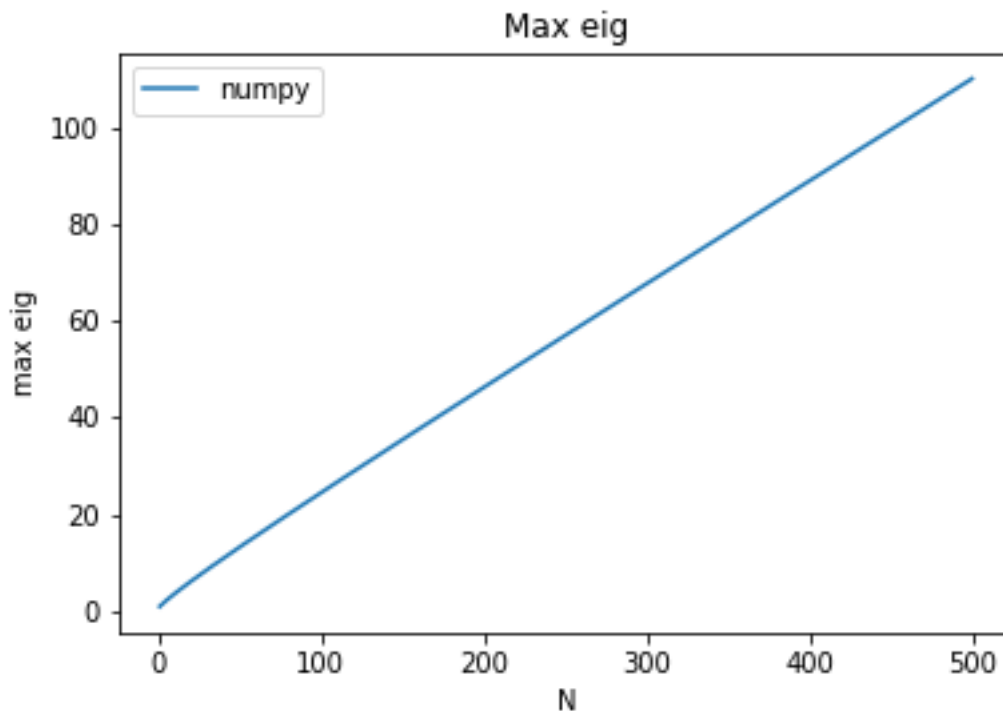
```

```

9 graph.ylabel('max eig')
10 graph.title('Max eig')
11 graph.legend()
12 graph.savefig('draft.png')
13 graph.show()

```

Листинг 5: Зависимость максимального собственного значения от размерности матрицы
проверка гипотезы



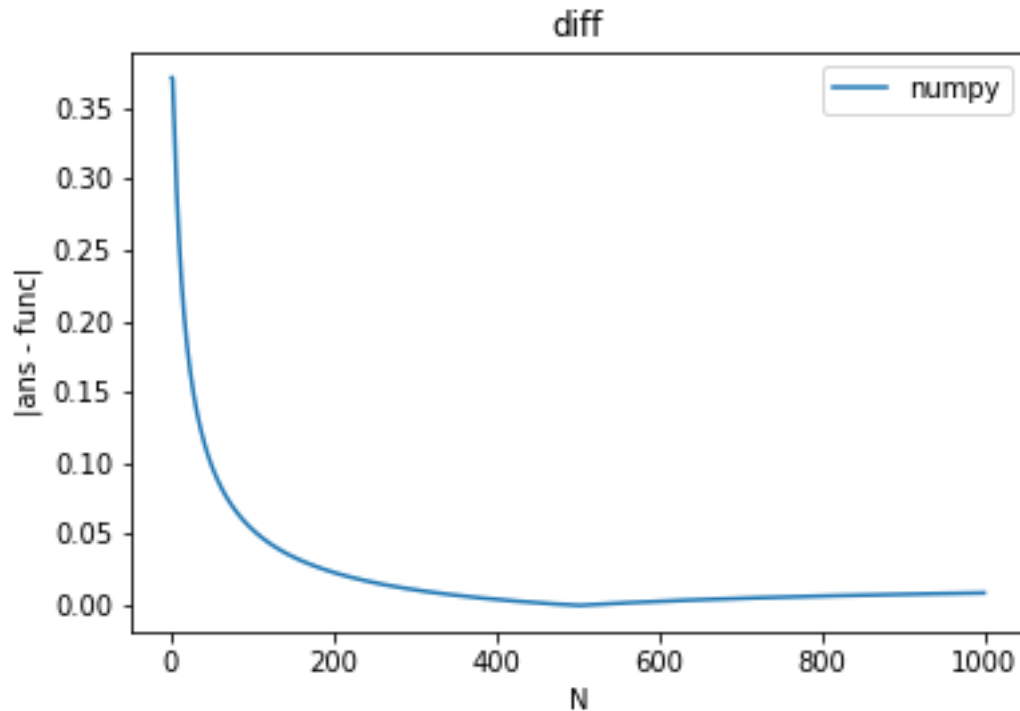
Действительно, получилась прямая. Она проходит через точки (1, 1) и (500, 110.15). Тогда ее уравнение: $y = \frac{109.15}{499}x + \frac{389.85}{499}$. Из равенства $n^{f(n)/\pi} = \frac{109.15}{499}n + \frac{389.85}{499}$ получаем формулу $f(n) = \pi * \log_n(\frac{109.15}{499}n + \frac{389.85}{499})$, что сходится к π . Построим график отклонения формулы от реального значения:

```

1 def func(n):
2     return np.pi * np.log(109.15 * n / 499 + 389.85 / 499) / np.log(n)
3
4 def plotDiff():
5     x = []
6     y2 = []
7     for i in range(1, 1001):
8         x.append(i)
9         y2.append(abs(max(np.linalg.eigh(getA(i))[0]) - func(i)))
10
11     graph.plot(x, y2, label='numpy')
12     graph.xlabel('N')
13     graph.ylabel('|ans - func|')
14     graph.title('diff')
15     graph.legend()
16     graph.savefig('draft.png')

```

Листинг 6: Погрешность формулы



Действительно, формула весьма точна и погрешность убывает при стремлении к пределу (так как обе сходятся к π).

После 500 ошибка растет, так как вторая точка была как раз в 500, все логично.

Перейдем теперь к вычислению минимального значения. Раз нужен минимум, то надо взять $\alpha > \lambda_1$.

```

1 def getMinEig(n, iters=1000, alpha=None):
2     alpha = forwardIterations(getA(n), n, iters)[-1] + 1e-6 if alpha is None
3     else alpha
4     A = getA(n) - alpha * np.identity(n)
5
6     return forwardIterations(A, n, iters)[-1] + alpha
7
8 print(getMinEig(3), min(np.linalg.eig(getA(3))[0]), abs(getMinEig(3) - min(np.
    linalg.eig(getA(3))[0])))
0.0026873403557734488 0.002687340355773522 7.32920668600201e-17

```

Листинг 7: Поиск минимального собственного числа

Для размерности 3 получили точный результат, погрешность не будет меньше из-за машинной точности.

Построим график зависимости от n .

```

1 def plotMinEig():
2     x = []
3     y1 = []

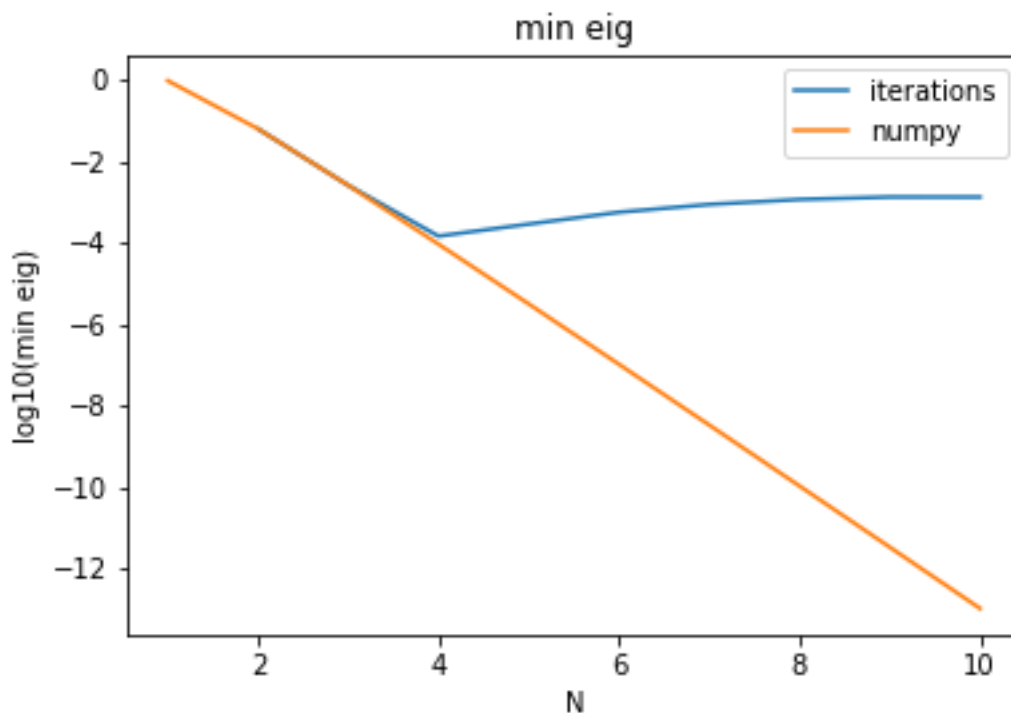
```

```

4 y2 = []
5 for i in range(1, 11):
6     x.append(i)
7     y1.append(np.log10(getMinEig(i)))
8     y2.append(np.log10(min(np.linalg.eigh(getA(i))[0])))
9
10 graph.plot(x, y1, label='iterations')
11 graph.plot(x, y2, label='numpy')
12 graph.xlabel('N')
13 graph.ylabel('log10(min eig)')
14 graph.title('min eig')
15 graph.legend()
16 graph.savefig('minn.png')
17 graph.show()

```

Листинг 8: Зависимость минимального собственного числа от n



В соответствии с лекцией, после 5 начинается сильное расхождение, и увеличение числа итераций не поможет. Если смотреть на библиотечные результаты, то зависимость обратно экспоненциальная.

Теперь разберемся с $\kappa(n)$.

```

1 def getK(n):
2     return forwardIterations(getA(n), n)[-1] / getMinEig(n)
3
4 def plotK():
5     x = []
6     y1 = []
7     y2 = []
8     for i in range(1, 11):

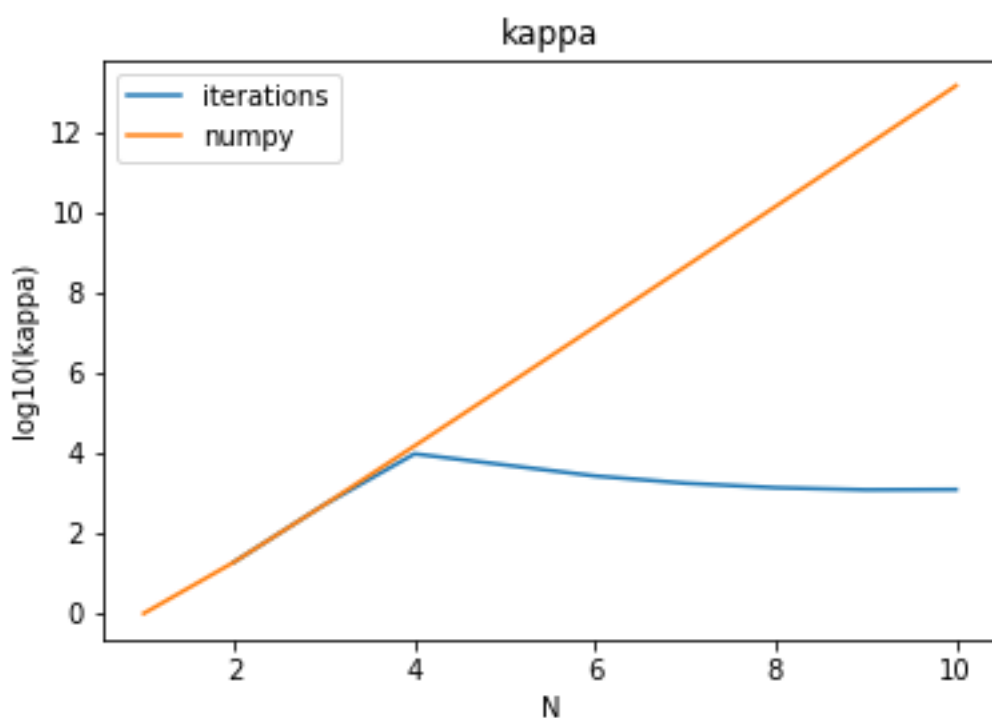
```

```

9     x.append(i)
10    y1.append(np.log10(getK(i)))
11    y2.append(np.log10(np.linalg.cond(getA(i))))
12
13    graph.plot(x, y1, label='iterations')
14    graph.plot(x, y2, label='numpy')
15    graph.xlabel('N')
16    graph.ylabel('log10(kappa)')
17    graph.title('kappa')
18    graph.legend()
19    graph.savefig('cap.png')
20    graph.show()

```

Листинг 9: Кappa plot



Аналогично, после 5 начинается сильное расхождение. Зависимость исходя из библиотечных значений экспоненциальная. (Логично, так как мы выяснили, что максимальное стремится к π , а минимальное зависит обратно экспоненциально). Более того, известна асимптотика числа обусловленности: $O(\frac{(1+\sqrt{2})^{4n}}{\sqrt{n}})$. Перевернув это выражение, можно получить асимптотику минимального собственного числа.

Осталось применить метод Эйткина для ускорения сходимости. Начнем с того, что зная формулу асимптотики выше, уже около 13 (полагая машинную точность как 2^{-64}) мы упрямся в предел машинной точности, поэтому ускорение имеет смысл делать только для небольших n . Скопируем теперь Эйткина из первого дз.

```

1 def calcNext(cur, prev, alpha):
2     return np.dot(prev, cur) / np.dot(prev, prev) + alpha
3
4 def eitk(n, iters = 1000):

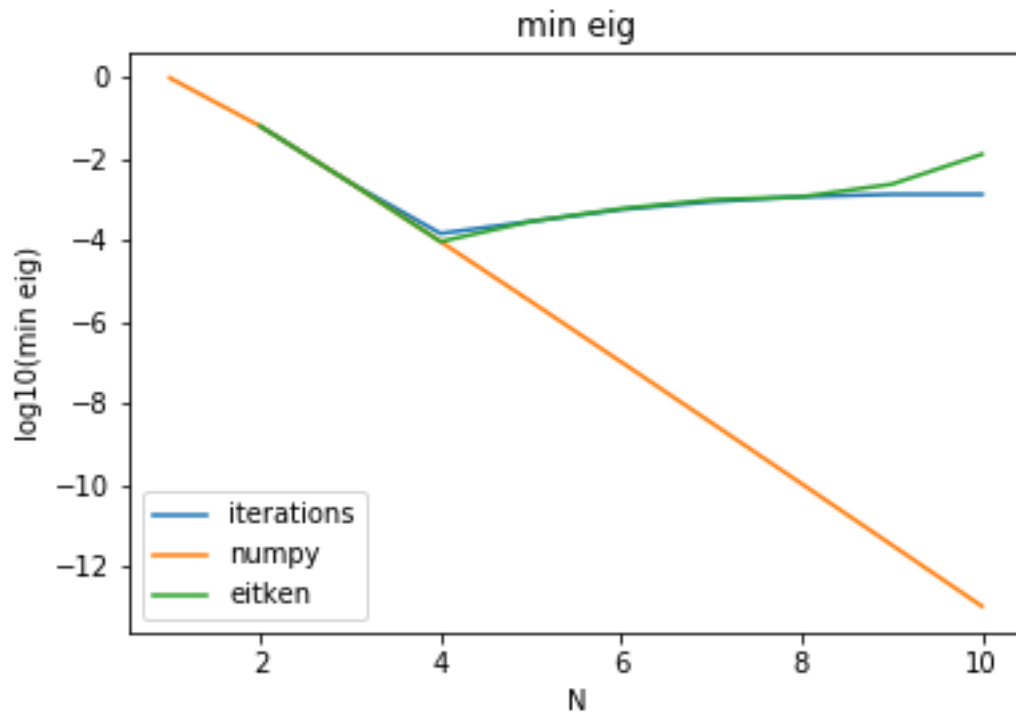
```

```

5     alpha = forwardIterations(getA(n), n, iters)[-1] + 1e-6
6     A = getA(n) - alpha * np.identity(n)
7
8     prev = np.ones(n)
9     cur = A @ prev
10    alpha = forwardIterations(getA(n), n)[-1] + 1e-6
11
12    s1 = calcNext(cur, prev, alpha)
13    prev = cur
14    cur = A @ prev
15
16    s2 = calcNext(cur, prev, alpha)
17    prev = cur
18    cur = A @ prev
19
20    s3 = calcNext(cur, prev, alpha)
21    diff = s3 - (s3 - s2) ** 2 / (s3 - 2 * s2 + s1)
22
23    for i in range(iters):
24        prev = cur
25        cur = A @ cur
26        norm = np.linalg.norm(cur)
27        if norm > 1e9:
28            cur /= norm
29        s1 = s2
30        s2 = s3
31        s3 = calcNext(cur, prev, alpha)
32        if s3 - 2 * s2 + s1 != 0:
33            diff = s3 - (s3 - s2) ** 2 / (s3 - 2 * s2 + s1)
34    return diff
35
36 def plotMinEig2():
37     x = []
38     y1 = []
39     y2 = []
40     y3 = []
41     for i in range(1, 11):
42         x.append(i)
43         y1.append(np.log10(getMinEig(i)))
44         y2.append(np.log10(min(np.linalg.eigh(getA(i))[0])))
45         y3.append(np.log10(eitk(i)))
46
47     graph.plot(x, y1, label='iterations')
48     graph.plot(x, y2, label='numpy')
49     graph.plot(x, y3, label='eitken')
50     graph.xlabel('N')
51     graph.ylabel('log10(min eig)')
52     graph.title('min eig')
53     graph.legend()
54     graph.savefig('minne.png')

```


Листинг 10: Эйткин



Как видно, точность не улучшилась, точнее, до 5 улучшение прослеживается, однако далее мы опять упираемся в проблемы с точностью вычислений. Что-то мне подсказывает, что итерированный Эйткин ситуацию не спасет.