

# Методы оптимизации, лабораторная работа 3

Миляуша Сабирова

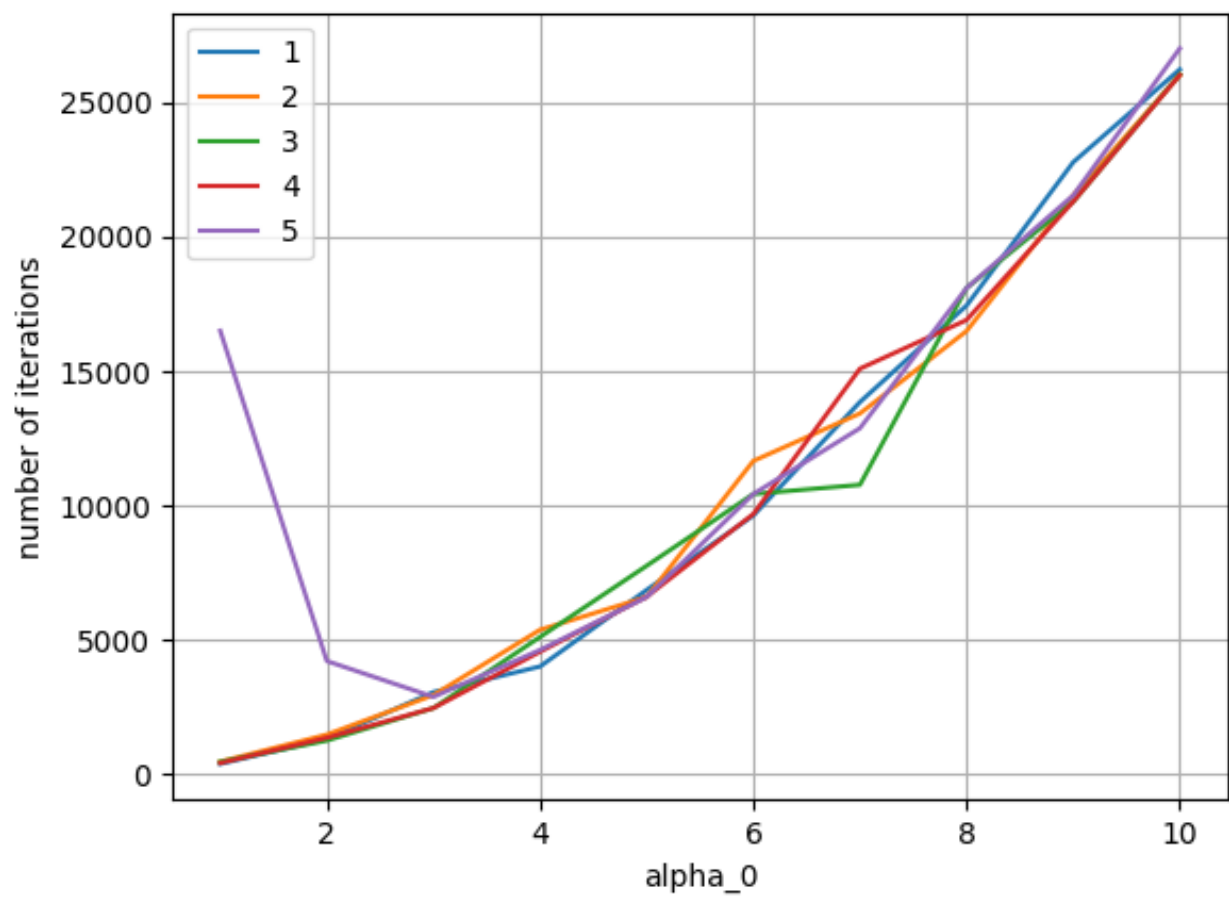
## 1 Эксперимент: Выбор длины шага в субградиентном методе

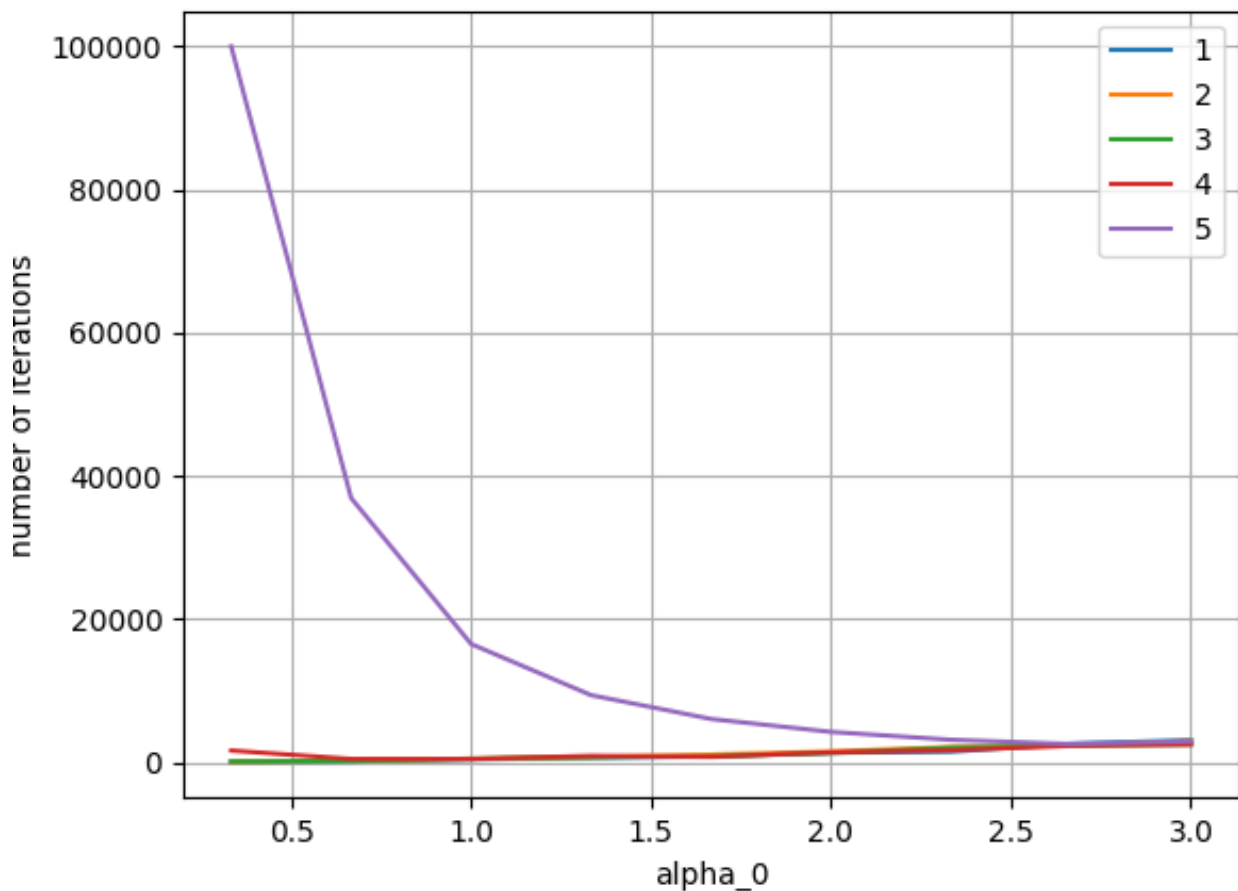
Тут я сгенерировала случайную матрицу  $A$  размера  $10 \times 5$  и вектор  $b$  размерности 5. В качестве коэффициента регуляризации взяла 1.

Начальные точки сгенерированы следующим образом (нумерация такая же как на графиках):

- 1) `np.zeros(5)`
- 2) `np.random.rand(5)`
- 3) `np.ones(5)`
- 4) `np.ones(5) * 10,`
- 5) `np.ones(5) * 100,`

То есть в 4) и 5) пунктах начальные точки расположены значительно дальше от точек, указанных в 1-3 пунктах





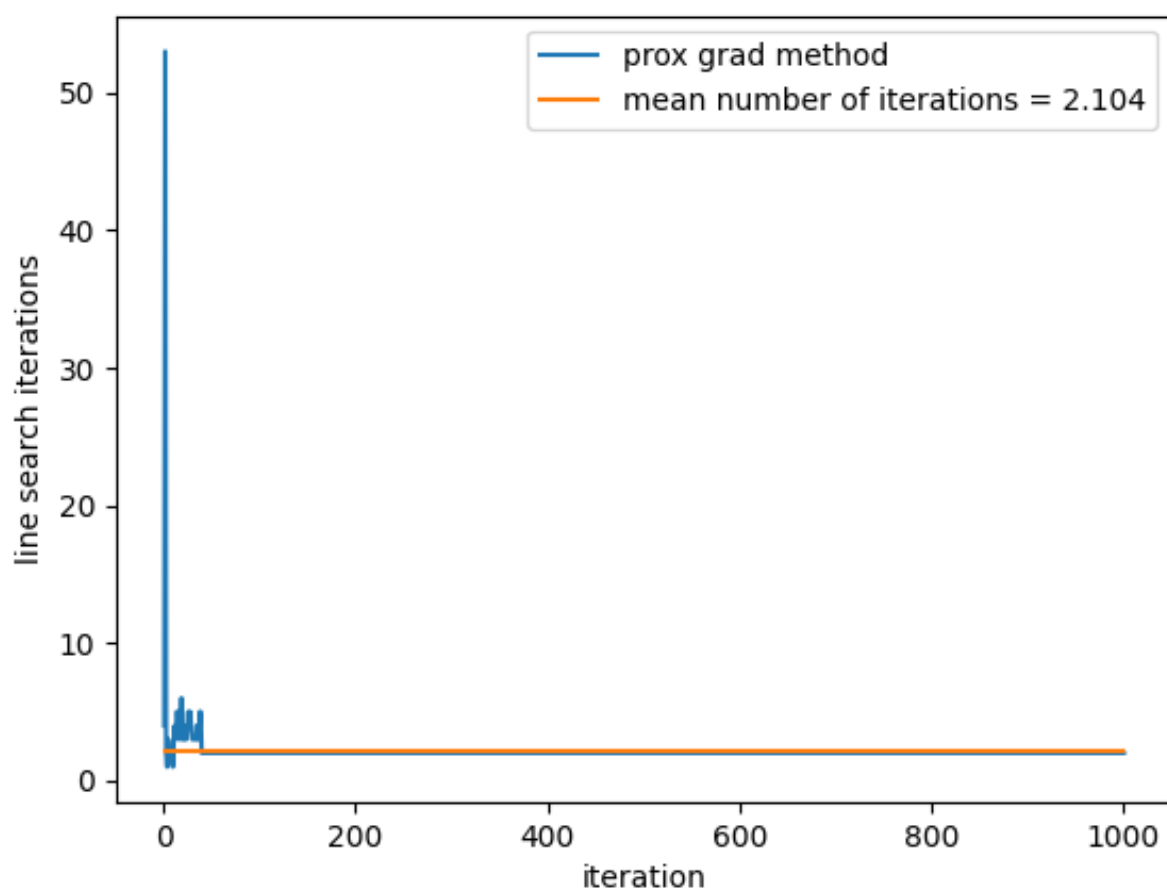
На этих графиках видно, что при  $\alpha_0 \geq 3$  графики для всех начальных точек ведут себя одинаково и количество итераций метода не зависит от выбора начальной точки. Видимо, на первых итерациях алгоритма из-за больших шагов алгоритма мы будем попадать в случайные точки области определения функции и только с какого-то момента будем находиться в районе искомого минимума функции, поэтому количество итераций растет с ростом  $\alpha_0$ .

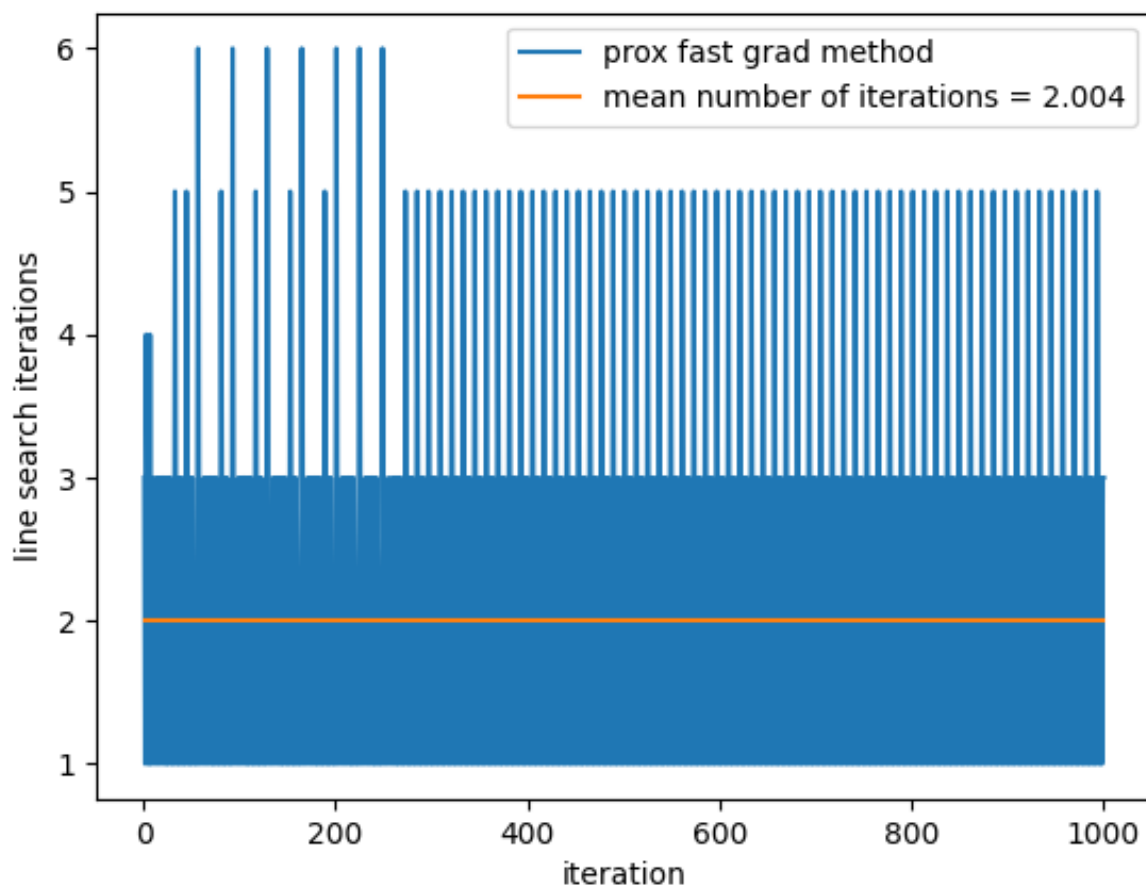
При  $\alpha_0 \leq 3$  выделяется только график для последней начальной точки, у которой самые большие по модулю координаты. Тут видно, что до некоторого момента увеличение  $\alpha_0$  помогает значительно уменьшить количество итераций алгоритма, видимо, потому что большие шаги на первых итерациях алгоритма помогают приблизиться к области, в которой стоит искать минимум функции. Для других точек такой закономерности не наблюдается, потому что они изначально находятся близко к искомой точке. Таким образом, связь между наилучшим коэффициентом  $\alpha_0$  и начальной точкой, наблюдается только в случае, когда начальная точка находится очень далеко от предполагаемого минимума функции. На практике же, если мы выберем случайную начальную точку, мы скорее всего попадем в ситуацию, когда выбор этой точки не будет влиять на то, какой коэффициент  $\alpha_0$  нам стоит выбрать, чтобы алгоритм сошелся быстрее.

## 2 Эксперимент: Среднее число итераций одномерного поиска в градиентных методах

Данные генерировала так же как в предыдущем эксперименте.

Ниже представлены графики для обычного градиентного метода и ускоренного градиентного метода. В первом случае среднее число итераций линейного поиска получилось равным 2.104, во втором - 2.004, что подтверждает теоретическую оценку на среднее число итераций линейного поиска на каждом шаге.





### 3 Эксперимент: Сравнение методов

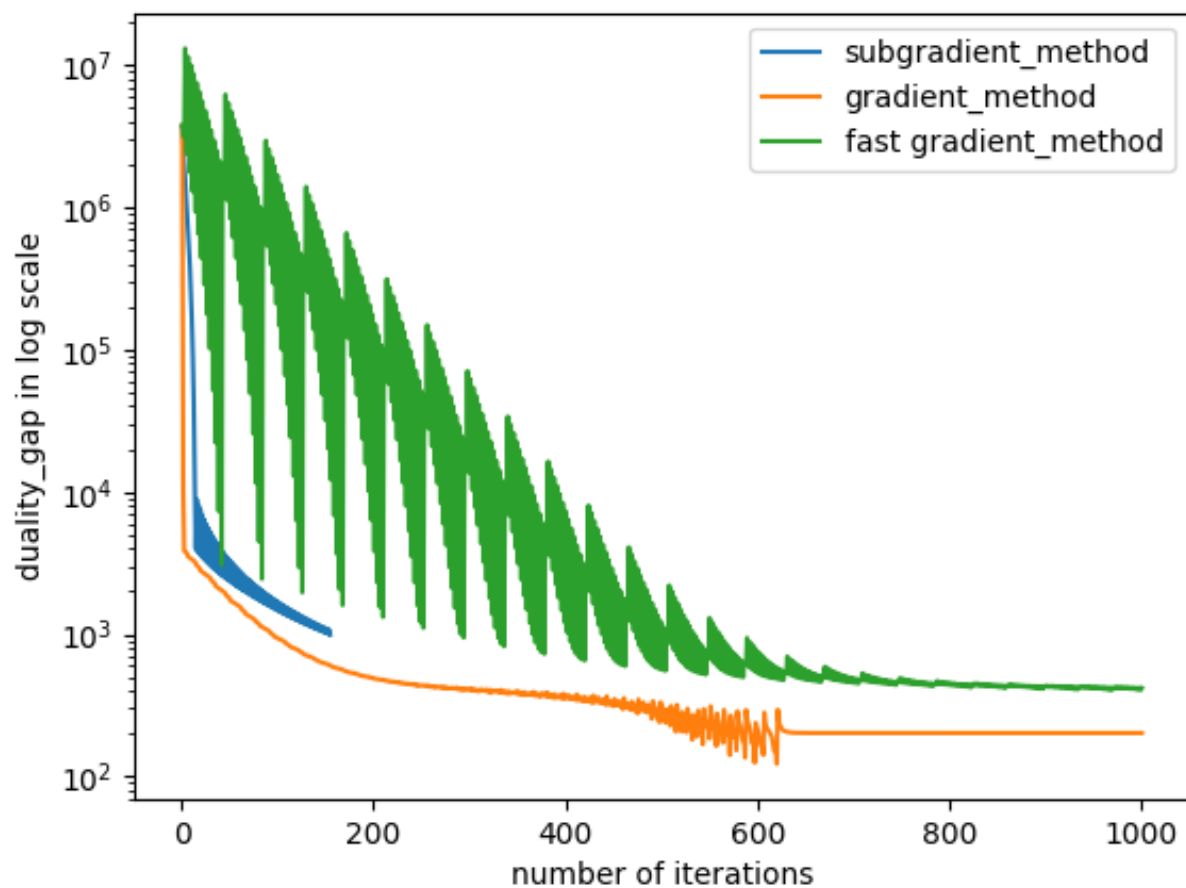
Я перебрала указанные ниже значения размерности пространства, размера выборки и коэффициента регуляризации и построила графики для всех комбинаций (все их можно увидеть в репозитории). Данные генерировала случайным образом.

$n$  : 10, 100, 1000

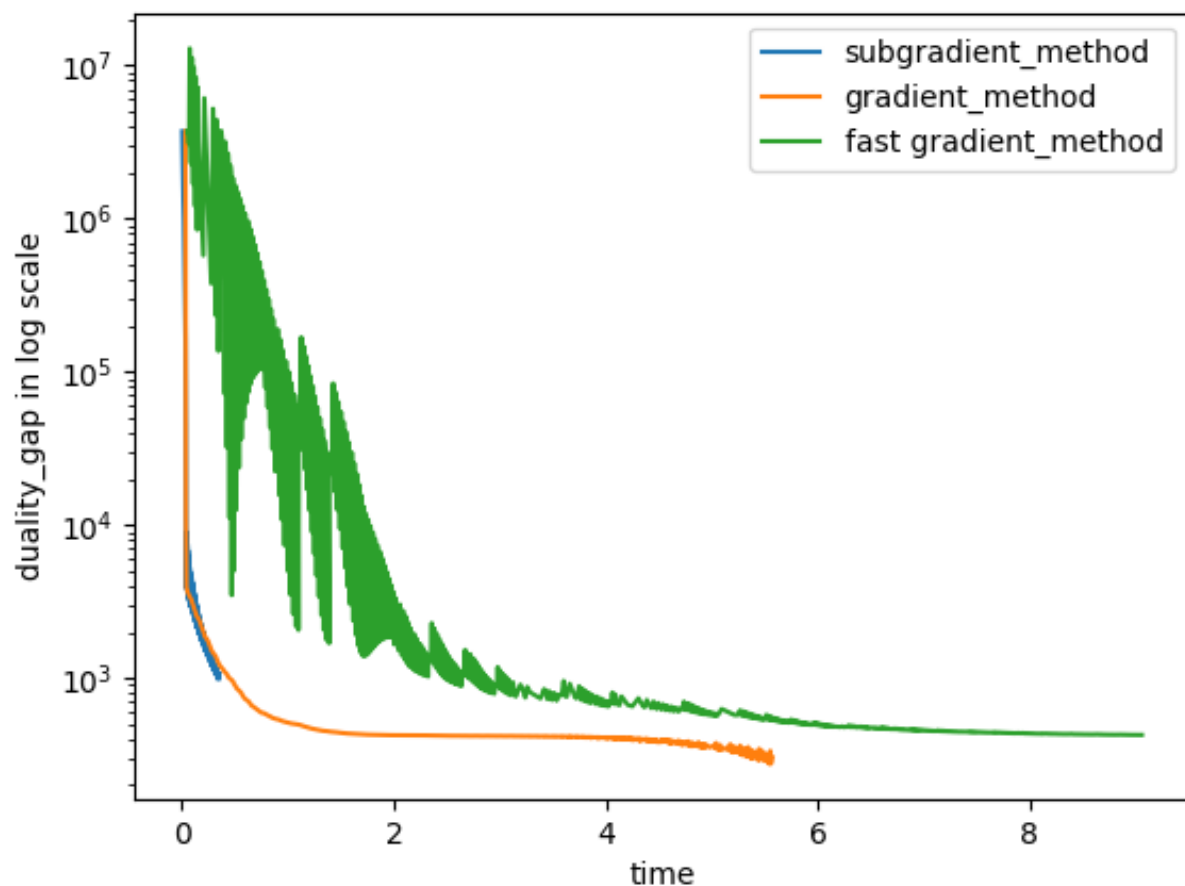
$m$  : 100, 1000, 10000

$\lambda$  : 0.01, 0.1, 1, 10

Например, вот какой график получился при  $n = 100, m = 10000, \lambda = 1$



А вот такой для  $\lambda = 0.01$  (я не стала вставлять в отчет остальные, потому что их получилось слишком много)



У меня получилось, что на практике субградиентный метод в среднем требует меньше итераций и затраченного времени, чем оба градиентных. Можно также заметить, что в большинстве ситуаций обычный градиентный метод дает точность по зазору двойственности лучше, чем быстрый градиентный метод, и требует меньше общего число итераций. К тому же оба градиентных метода в среднем на каждой итерации делают по 2 итерации линейного поиска.