#### Университет ИТМО

Факультет информационных технологий и программирования Направление прикладной математики и информатики

### ОТЧЁТ ПО ЛАБОРАТОРНОЙ РАБОТЕ №2

курса «Методы оптимизации»

Выполнили студенты:

Мозжевилов Данил, Кучма Андрей

Группы: М3238, М3239

# Оглавление

#### Глава 1

# Методы многомерной оптимизации

#### 1.1. Постановка задачи и цель работы

- 1. Реализовать алгоритмы:
  - Метод градиентного спуска
  - Метод наискорейшего спуска
  - Метод сопряженных градиентов

Оценить как меняется скорость сходимости, если для поиска величины шага используются различные методы одномерного поиска.

- 2. Проанализировать траектории методов для нескольких квадратичных функций: придумайте две-три квадратичные двумерные функции, на которых работа каждого из методов будет отличаться. Нарисовать графики с линиями уровня функций и траекториями методов.
- 3. Исследовать, как зависит число итераций, необходимое методам для сходимости, от следующих двух параметров:
  - ullet числа обусловленности  $k \geq 1$  оптимизируемой функции
  - ullet размерности пространства n оптимизируемых переменных

Сгенерировать от заданных параметров k и n квадратичную задачу размерности n с числом обусловленности k и запустить на ней методы многомерной оптимизации с некоторой заданной точностью. Замерить число итераций T(n,k), которое потребовалось сделать методу до сходимости.

## 1.2. Общая схема того, как мы реализовывали алгоритмы

В начале мы создали классы Matrix, DiagonalMatix и Vector и для них перегрузили операторы '+', '-', '\*' и  $'[\ ]'$  (класс DiagonalMatix появился только под конец, когда мы уже начали тестировать и узнали, что для тестов нужны только диагональные матрицы и оказалось, что в коде для матриц исплызовался только оператор '\*', поэтому мы не стали реализовывать остальные перегрузки для этого класса).

Далее мы решили не использовать лямда-функции для задания квадратичных форм, а сделать отдельные классы QuadraticFunction и DiagonalQuadraticFunction, в которых храниться матрица A, вектор b и число c, и просто передавать их в качестве параметров в реализуемые алгоритмы, к

тому же в классе можно хранить всю историю обращения к функции, что мы и делали.

Также мы создали класс GeneratorQudraticFunction, который генерировал рандомые вектора по заданной размерности и числу обусловленности.

Пример того, как выглядели наши сгенерированные функции:

- 1 38.0198 208.636 276.712 419.618 517.318 549.321 565.029 598.464 641
- 1 56.0696 86.0772 94.8904 129.966 133.73 151.615 295.072 304.457 330.866
- 1 121.07 250.754 316.186 452.644 463.517 492.598 526.129 690.467 706.2

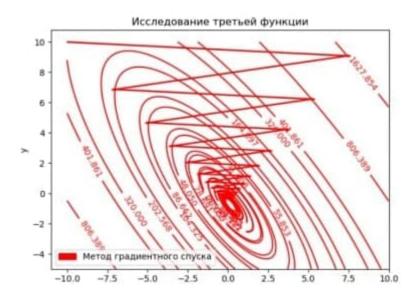
Первая строчка это диагональная матрица A. В данном случае с числом обусловленноости 641. Вторая строчка это вектор b. Прибавление константы мы решили не генерировать, так как на поиск точки минимума она не влияет. Третья строка это начальное приближение  $x_0$ .

Все сгенерированные функции мы сохраняли в файлы, и благодаря этому не приходилось заново генерировать функции для каждого запуска программы, а также была возможность запускать тестирование на каждом методе отдельно.

Точность для алгоритмов мы решили задать всего лишь 0.01, так как при тестировании не хотелось ждать по 30 минут, пока алгоритмы найдут необходимый минимум для всех сгенерированных функций. Да и это не требовалось, так как судя по данным, которые мы получали, этой точности хватало, чтобы получать приближение до пяти знаков после запятой. Также при вычислении минимума у функции размерности  $n=10^4$  пришлось ограничится числом обусловленности до k=1000, так как наши алгоритмы работали очень долго.

# 1.3. Иллуюстрации работы градиентных методов на двумерных квадратичных функцкиях

Для отрисовки некоторых функций нам пришлось ограничить число итераций, так как в некоторых случаях были большие нагромождения. Например так



#### 1.3.1. Первая функция

Рассмотрим функцию

$$f(x,y) = x^2 - xy + 4y^2 + 2x + y$$

. В матричном виде ее вид f(x)=1/2\*(Ax,x)+b\*x, где  $A=\begin{pmatrix}2&-1\\-1&8\end{pmatrix}$  и  $b=\begin{pmatrix}2\\1\end{pmatrix}$ .

$$\det(A - \lambda E) = \begin{vmatrix} 2 - \lambda & -1 \\ -1 & 8 - \lambda \end{vmatrix} = (2 - \lambda) * (8 - \lambda) - 1 = 15 - 10 * \lambda + \lambda^2 = 0$$

 $(5+\sqrt{10}-\lambda)*(5-\sqrt{10}-\lambda)$ . Собственные значение матрицы A положительны, следовательно квадратичная форма f положительно определенная, а следовательно выпукла вниз. Число обусловленности  $k=\frac{5+\sqrt{10}}{5-\sqrt{10}}\approx 4.4415$ . Таким образом к этой квадратчной форме можно применить алгоритмы минимизации. Для начала найдем точку минимума функции аналитически.

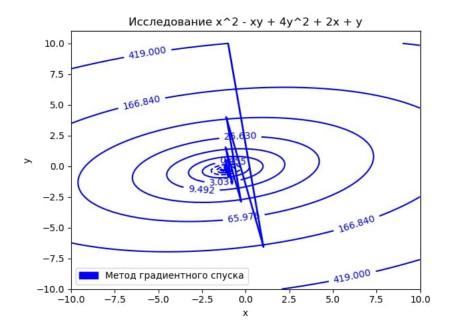
Надем точку, в которой градиент данной функции обращается в ноль. Это и будет точка минимума функции.  $grad\ f=\left(2*x-y+2\right.$   $-x+8y+1\right)^T=(0\ 0)^T.$  Решив систему линейных уравнений, получаем

$$x_m = -\frac{17}{15}, \ y_m = -\frac{4}{15}$$

$$f(x_m, y_m) = -\frac{19}{15}$$

Теперь покажем как наши методы находили минимум этой функции. Начальную точку для всех методов мы взяли  $x_0=(-1,10)$ 

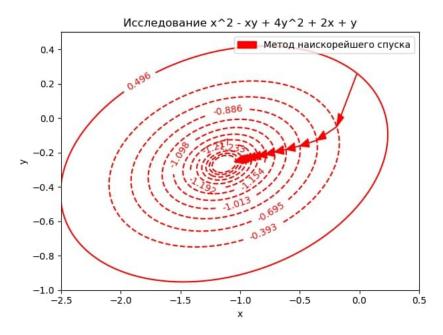
#### 1. Метод градиентного спуска



Как мы видим у этой функции происходят биения.

Всего в алгоритме произошло 35 итераций. Найденная точка минимума  $x_m = [-1.1333329668, -0.26666772037].$ 

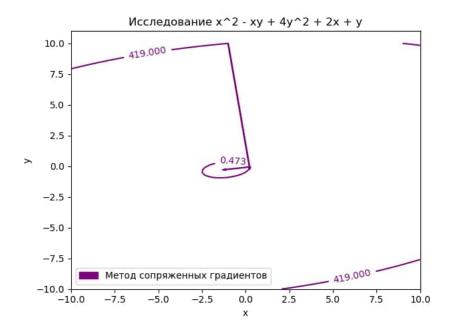
#### 2. Метод наискорейшего спуска



Мы увеличили масштаб, так как большинство итераций происходило около минимума.

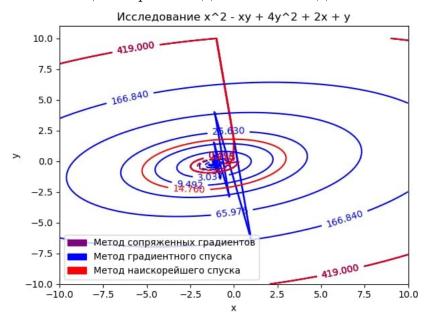
Итераций произошло больше, чем в предыдущем методе – 63. Найденная точка минимума  $x_m = [-1.1333273611, -0.2666656975]$ . Также заметим, что вектора не касаются линий уровня, мы это объясним ниже.

#### 3. Метод сопряженных градиентов



Всего итераций 2. Найденная точка минимума  $x_m = [-1.13333333333, -0.26666666667].$ 

Также общая картинка для всех методов.



#### 1.3.2. Вторая функция

Рассмотрим вторую функцию для исследования

$$f(x,y) = 8x^2 + 5y^2 + 10xy + 5x + 6y$$

Аналогично предыдущей функции находим собственные значения, убедимся, что они положительны, находим число обусловленности, находим точку минимума и само значение минимума.

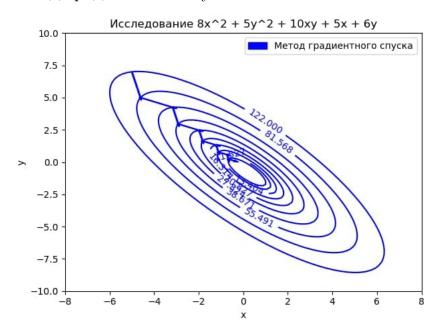
$$k \approx 9.1574$$

$$x_m = \frac{1}{6}, \ y_m = -\frac{23}{30}$$

$$f(x_m, y_m) = -\frac{133}{60}$$

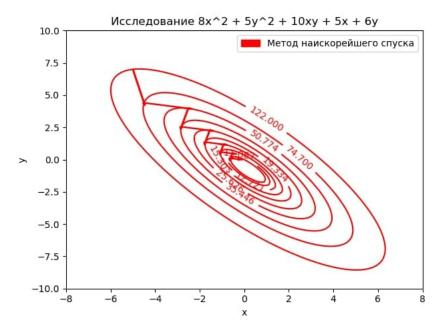
Работа алгоритмов. Начальная точка  $x_0 = (-5, 7)$ 

#### 1. Метод градиентного спуска



Как мы видим в начале происходит значительно меньше биений, но число итераций все равно больше -68, из-за того, что в конце много их было много (этого нет на рисунке, так как мы ограничили число векторов). Найденная точка минимума  $x_m = [0.16666493859, -0.76666406897]$ .

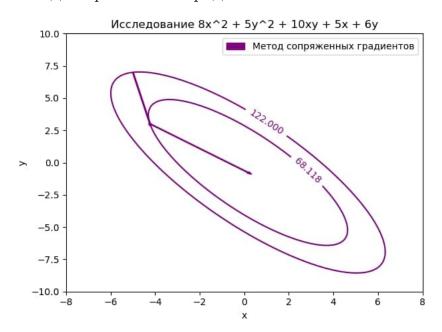
#### 2. Метод наискорейшего спуска



Всего итераций 67. В конце также присутствуют биения. И найденая точка минимума

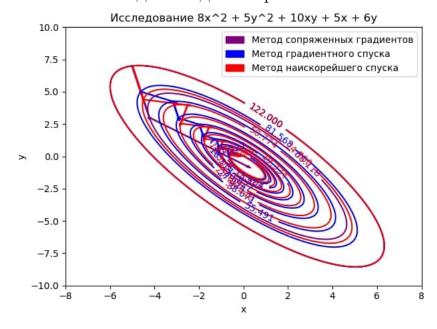
 $x_m = [0.16666492721, -0.7666635937]$ . Также отметим, что в отличие от предыдущей функции, уже есть касание линий уровня у большинства векторов.

#### 3. Метод сопряженных градиентов



Как и на прошлой функции всего 2 итерации. Найденная точка минимума  $x_m = [0.16666666667, -0.76666666667].$ 

Также все методы на одной картинке.



#### 1.3.3. Третья функция

Ну и наконец третья функция

$$f(x,y) = 22x^2 + 2y^2 + xy + x + y$$

Аналогично с предыдущими

$$k \approx 11.07542$$

$$x_m = -\frac{3}{175}, \ y_m = -\frac{43}{175}$$

$$f(x_m, y_m) = -\frac{23}{175}$$

Началная точка  $x_0 = (13, 1)$ .

#### 1. Метод градиентного спуска

Как мы видим в отличие от двух предыдущих функций, если у первой происходили бения только в начале,а у второй только в конце, то тут биения происходят на протежении всего алгоритма, итого итераций – 99. Найденная точка минимума  $x_m = [-0.017143071323, -0.24571427597]$ .

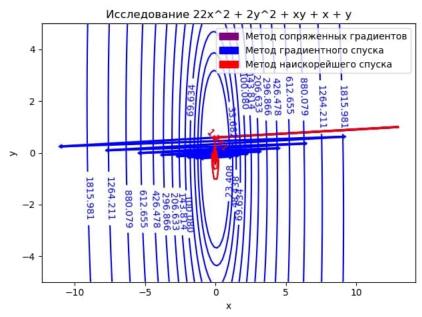
#### 2. Метод наискорейшего спуска

Всего итераций 67 и также большинство итераций произошло в конце. Найденная точка минимума  $x_m = [-0.017142696872, -0.24571224089].$ 

#### 3. Метод сопряженных градиентов

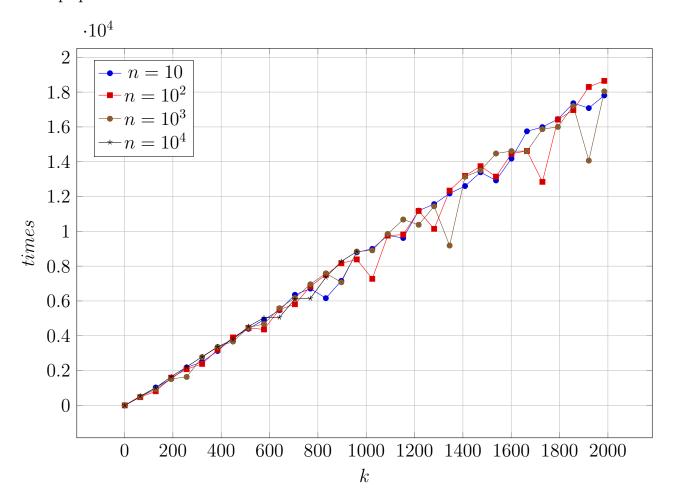
Аналогично предыдущим методам 2 итреции. Найденная точка минимума  $x_m = [-0.017142857143, -0.24571428571].$ 

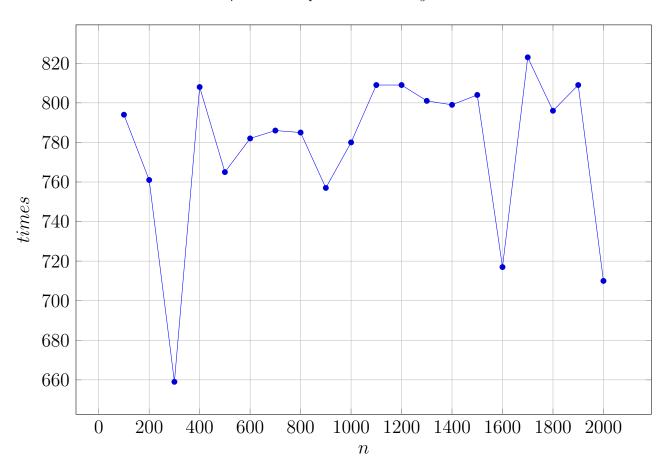
Также все методы на одной картинке.



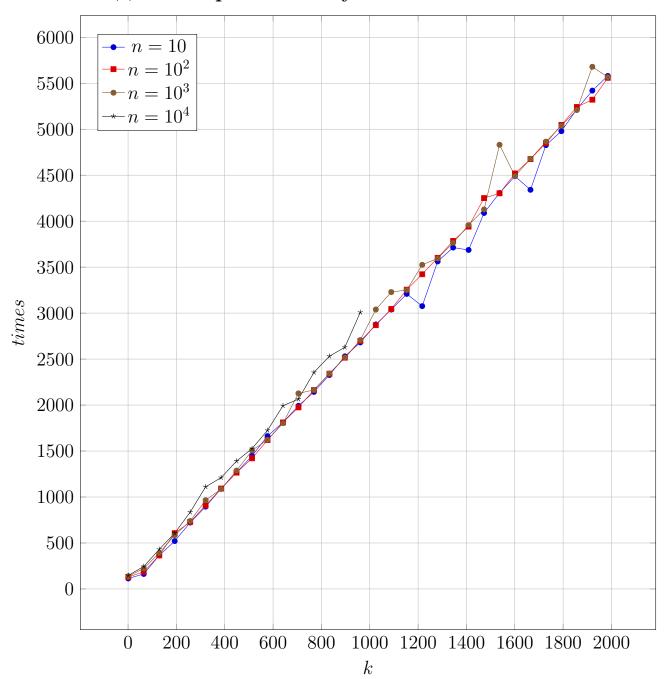
## 1.4. Метод градиентного спуска

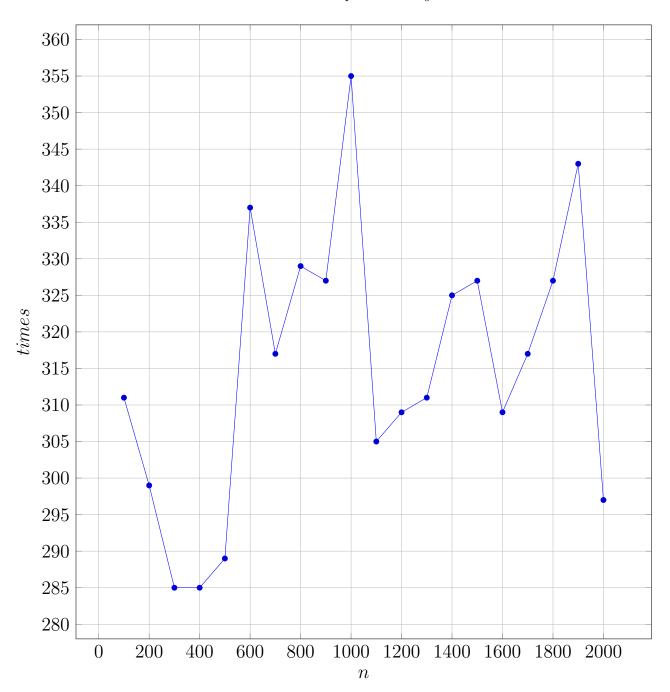
Заметим, что в методе градиентного спуска константа линейной скорости сходимости q=2/(l+L) не зависит от размерности пространства n, а только от собственных чисел матрицы A квадратичной формы, а следовательно для всех размерностей должны получится схожие результаты, что мы как раз таки видим на графике ниже. Но есть несколько минимумов, которые выбиваются из общей массы. Скорее всего это из-за того, что сгенерированная точка попала в многомерный овраг и из-за этого не происходило сильных биений. По сгенерированным тестам это сложно понять.





# 1.5. Метод наискорейшего спуска





## 1.6. Метод сопряженных градиентов

