## Санкт-Петербургский политехнический университет Высшая школа прикладной математики и вычислительной физики, ФизМех

# Направление подготовки «01.03.02 Прикладная математика и информатика» Специальность «Системное программирование»

Лабораторная работа №5 тема "Многомерная минимизация с ограничениями" дисциплина "Методы оптимизации"

Выполнили студенты гр. 5030102/00201 Гвс

Гвоздев С.Ю.,

Золин И.М.

Хламкин Е.В.

Преподаватель:

Родионова Е.А.

Санкт-Петербург

2023

## Содержание

1	Постановка задачи	3
2	Исследование применимости методов	3
3	Описание алгоритма 3.1 Метод Вульфа(приведённого градиента)	4
4	Результаты	5
5	Обоснование достоверности полученного решения         5.1       Графики          5.2       Анализ графиков          5.3       Теоретическая оценка алгоритма	8
6	<b>Дополнительные исследования</b> 6.1 Сравнение метода Вульфа и метода Зойтендейка	ć.
7	Выводы	g
8	Приложения	10
9	Библиографический список	10

## 1 Постановка задачи

1. Необходимо минимизировать функцию двух переменных:

$$\varphi(x) = (x_0 - 8)^2 + (x_1 + 2)^2 -> min$$

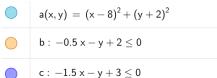
2. При условии, что выполнены линейные равенства:

$$-0.5x_0 - x_1 + x_2 + 2 = 0$$
  

$$-1.5x_0 - x_1 + x_3 + 3 = 0$$
  

$$-x_i \le 0, i = 0..3$$

- 3. Задачу решать методом Вульфа (методом приведенного градиента)
- 4. Сравнить на заданном примере метод Вульфа и метод Зойтендейка (метод возможных направлений)



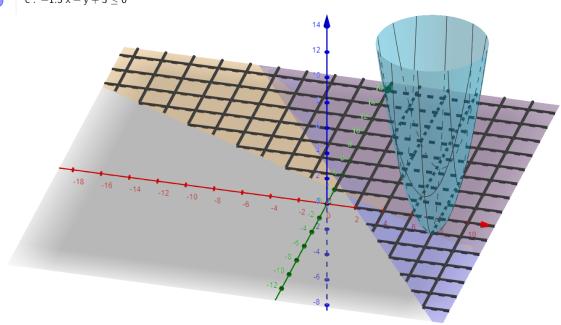


Рис. 0: График целевой функции и линейных ограничений.

## 2 Исследование применимости методов

Для применения метода необходимо выполнение следующих условий:

- 1.  $\varphi(x)$  выпуклая
- $2. \ \varphi(x)$  непрерывно дифференцируемая
- 3. rang(A) = m, A(m, n) матрица линейных ограничений
- 4. любые m столбцов A линейно независимы

Проверка:

1. 
$$\frac{\partial \varphi(x)}{\partial x_0} = 2(x_0 - 8)$$
 $\frac{\partial \varphi(x)}{\partial x_1} = 2(x_1 + 1)$ 
 $\frac{\partial^2 \varphi(x)}{\partial x_0^2} = 2$ 
 $\frac{\partial^2 \varphi(x)}{\partial x_1^2} = 2$ 
 $\frac{\partial^2 \varphi(x)}{\partial x_0 \partial x_1} = 0$ 
 $\frac{\partial^2 \varphi(x)}{\partial x_0 \partial x_1} = 0$ 
 $H = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} -$ положительно полуопределённая  $\Rightarrow \varphi(x) -$ выпуклая

2. Очевидно, исходя из вида самой функции.

3. 
$$rang(A) = m$$
  
 $-0.5x_0 - x_1 + x_2 + 2 = 0$   
 $-1.5x_0 - x_1 + x_3 + 3 = 0$   
 $\begin{pmatrix} -0.5 & -1 & 1 & 0 \\ -1.5 & -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} 1 < rang(A) \le m = 2$ 

4. 
$$-0.5x_0 - x_1 + x_2 + 0x_3 = -2$$
  
 $-1.5x_0 - x_1 + 0x_2 + x_3 = -3$   
 $\begin{pmatrix} -0.5 & -1 & 1 & 0 \\ -1.5 & -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ 

Возьмём все возможные 2х2 матрицы и проверим, что их столбцы линейное независимы

$$(\alpha_1 v_1 + \alpha_2 v_2 = 0, \ \alpha_1 = \alpha_2 = 0,$$
где  $v_1, v_2 -$ столбцы матрицы)  $\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$  — выполняется  $\begin{pmatrix} -1 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix}$  — выполняется  $\begin{pmatrix} -\frac{1}{2} & -1 \\ -\frac{3}{2} & -1 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$  — выполняется  $\begin{pmatrix} -\frac{1}{2} & -1 \\ -\frac{3}{2} & 0 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$  — выполняется  $\begin{pmatrix} -\frac{1}{2} & 0 \\ -\frac{3}{2} & 1 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$  — выполняется  $\begin{pmatrix} -1 & 0 \\ -\frac{3}{2} & 1 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$  — выполняется  $\begin{pmatrix} -1 & 0 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$  — выполняется

## 3 Описание алгоритма

## 3.1 Метод Вульфа(приведённого градиента)

- 1. **Input**:
  - $x_0$  начальное приближение :  $Ax_0 = b, x_0 \ge 0$ ;

4

2. Поиск начального приближения

- (a) Вариант 1. Перебор всевозможных квадратных матриц A до тех пор, пока решение  $Ax_0=b$  не окажется состоящим только из положительных компонент.
- (b) Вариант 2. (Предпочтительный) Применение процедуры *Initialize Simplex* (по Корману), которая ищет допустимую точку задачи линейного программирования.

#### 3. Основной этап

- (a)  $I_k$  множество индексов m наибольших компонент
- (b) Нахождение приведённого градиента r:

$$B = \{a_j | j \in I_k\}$$

$$N = \{a_j | j \notin I_k\}$$

$$r^T = \nabla^T \varphi(x_k) - \nabla^T \varphi_B(x_k) \cdot B^{-1} A$$

(с) Построение возможного направления спуска d:

$$d^{T} = (d_{B}^{T}|d_{N}^{T})$$

$$d_{N}^{(j)} = \begin{cases} -r^{(j)}, & j \notin I_{k}, \ r^{(j)} \leq 0\\ -x_{j}, & j \notin I_{k}, \ r^{(j)} > 0 \end{cases}$$

$$d_{B} = -B^{-1}Nd_{N}$$

- (d) Если d=0, то закончить работу
- (е) Иначе рассмотрим задачу одномерной минимизации:

$$\min_{0 \le \lambda \le \lambda_{\max}} \varphi(x + \lambda d)$$

$$\lambda_{\max} = \begin{cases} \min\{-\frac{x^{(j)}}{d^{(j)}}\}, \ d_k^{(j)} < 0 \\ \lambda_{\max} - n o \delta o e, \not\exists \ d_k^{(j)} < 0 \end{cases}$$

- i. Положить  $\lambda_k = \lambda_{opt}$
- іі. Выбрать  $x_{k+1} = x_k + \lambda_k d_k$
- iii. k -> k + 1

## 4 Результаты

## Wolf, eps = 0.01

```
N 0
                                                N 5
                                                I [0, 3]
I [0, 1]
                                                x [7.99807, 0.0, 1.99904, 8.9971]
x [1.0, 1.5, 0.0, 0.0]
                                                f 4.00001
f 61.25
                                                d [0.01546, -1e-05, 0.00773, 0.02319]
d [17.5, -8.75, -0.0, 17.5]
                                                lmd 0.1810064703639147
lmd 0.16665
                                                N 6
N 1
                                                I [0, 3]
I [0, 3]
x [3.91641, 0.0418, 0.0, 2.91641]
                                                x [8.00087, 0.0, 2.00043, 9.0013]
                                                f 4.0
f 20.84466
d [34.37552, -0.85339, 16.33437, 50.70989]
                                                d [-0.01389, -0.0, -0.00694, -0.02083]
1md 0.04540
                                                lmd 0.08264
                                                N 7
N 2
I [0, 3]
                                                I [0, 3]
                                                x [7.99972, 0.0, 1.99986, 8.99958]
x [5.47718, 0.00305, 0.74164, 5.21882]
                                                f 4.0
f 10.37681
d [20.2685, -0.04298, 10.09127, 30.35976]
                                                d [0.00224, -0.0, 0.00112, 0.00336]
                                                1md 0.24562
lmd 0.06773
                                                STOP: d = 0
N 3
I [0, 3]
x [6.85011, 0.00014, 1.42519, 7.27531]
f 5.32279
d [9.20146, -0.00118, 4.59955, 13.801]
lmd 0.11304
N 4
I [0, 3]
x [7.89026, 0.0, 1.94513, 8.83539]
f 4.01206
d [0.87796, -2e-05, 0.43896, 1.31692]
lmd 0.12279
```

## Zoitendeik, eps = 0.01, K = 1.1, R = 1.1

```
N: 0
                                            N: 49
x [1.89837, 1.31504]
                                           x [7.96595, 0.01131]
f0 48.21933
                                            f0 4.04652
way [1.0, -1.0]
                                           way [1.0, 0.01356]
lmd 0.17678
                                           1md 0.00678
eta -18.83333
                                            eta -0.01356
dlt 0.25
                                            dlt 0.01562
I_d []
                                           I_d [3]
                                           N: 50
x [2.07515, 1.13826]
                                           x [7.96595, 0.01131]
f0 44.95254
                                            f0 4.04652
way [1.0, 1.0]
                                            way [1.0, -1.0]
lmd 0.17678
                                            1md 0.00552
eta -1.5
                                            eta -4.09071
dlt 0.25
                                            dlt 0.00781
I_d [0]
                                            I_d []
N: 2
                                            N: 51
x [2.25193, 1.31504]
                                            x [7.97148, 0.00578]
f0 44.02983
                                            f0 4.02399
way [1.0, -1.0]
                                            way [1.0, 0.01138]
lmd 0.17678
                                            1md 0.00569
eta -18.12623
                                            eta -0.01138
dlt 0.25
                                            dlt 0.00781
I_d []
                                            I_d [3]
N: 3
                                            N: 52
x [2.4287, 1.13826]
                                            x [7.97717, 0.00585]
f0 40.88804
                                            f0 4.02395
way [1.0, -1.0]
                                            way [1.0, 0.00911]
lmd 0.17678
                                            1md 0.00456
eta -17.41912
                                            eta -0.00911
dlt 0.25
                                            dlt 0.00781
I_d []
                                            I_d [3]
                                            THE END by POINT INSIDE SUSPECT
```

## 5 Обоснование достоверности полученного решения

### 5.1 Графики

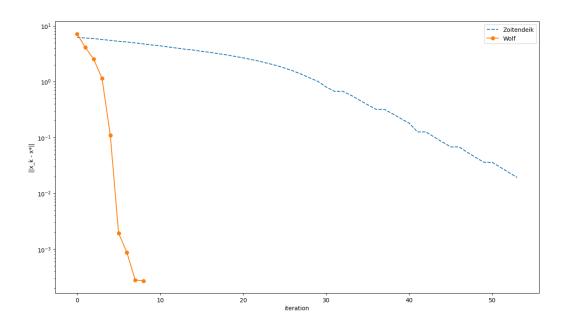


Рис. 1: График нормы разности текущего решения и точного решения для метода Вульфа и метода Зойтендейка в зависимости от номера шага.  $\varepsilon=0.01$ 

## 5.2 Анализ графиков

- 1. Методы принципиально сходятся.
- 2. Метод Вульфа по количеству итераций очень сильно опережает метод Зойтендейка.
- 3. Метод Вульфа достигает заданной точности, а потом осуществляет еще несколько итераций. Возникает уверенность в критерии остановки.

#### 5.3 Теоретическая оценка алгоритма

Оценим время работы одного шага алгоритма:

- 1. Обновление  $I_k : O(m)$
- 2. Обновление r: необходимо посчитать обратную матрицу к матрице размером  $m \times m$ . Стандартный алгоритм Жордано Гаусса проделывает данную операцию за  $O(n^3)$ .
- 3. Нахождение d сопровождается матричным умножением:  $O(n^2)$ .
- 4. Нахождение шага: решение задачи одномерной минимизации. Число шагов зависит от заданной точности и от применяемого метода.
- 5. Итого: кубическое время работы одного шага алгоритма.

## 6 Дополнительные исследования

### 6.1 Сравнение метода Вульфа и метода Зойтендейка

При многократном запуске алгоритмов на данном примере были получены следующие значения:

ZTD time 0.04725 WLF time 0.00414 ZTD time per iter 0.00085 WLF time per iter 0.00059

Оба алгоритма работают за кубическое время на один шаг. Однако заметим, что:

- 1. У метода Зойтендейка нет оптимизации, которая бы позволяла приходить к решению, двигаясь по границе допустимого множества. Это множество является выпуклым как пересечение конечного числа полупространств и гиперплоскостей, что вкупе с оптимальным выбором шага дает как бы перемещение по граням этого выпуклого множества при применении метода Вульфа. Метод же Зойтендейка выбирает направление спуска, зачастую сильно не совпадающее с антиградиентом (решение задачи линейного программирования на этом учитывает как направление спуска, так и направления ограничений), что приводит углублению в допустимую область.
- 2. Размерность пространства, в котором решается задача методом Вульфа на первый взгляд может показаться выше размерности рпостранства, используемой методом Зойтендейка. Однако это ошибочно: метод Зойтендейка использует Симплексметод, который так или иначе приводит на каждом шаге задачу линейного к каноническому виду, и поэтому на этом моменте выигрыша методом Зойтендейка также не происходит.
- 3. Обращаясь к приведенным выше цифрам: на одну итерацию методу Зойтендейка требуется в среднем в два раза больше времени. В итоге же получается, что метод Вульфа для одной и той же задачи работает в ≈ 10 раз быстрее, чем метод Зойтендейка.
- 4. В пользу метода Зойтендейка действует неоспоримое преимущество: он применим не только с линейными ограничениями. Однако здесь же возникают неудобства по поводу самих условий применимости метода Зойтендейка, которые весьма сложны по сравнению с условиями применимости метода Вульфа.

## 7 Выводы

- 1. Благоприятный сценарий: необходимо минимизировать функцию (не линейную) с заданными линейными условиями. Тогда разумным способом решения является метод Вульфа. Он с требует меньше (в смысле условий применимости), а сходится быстрее (примерно в 10 раз), чем метод Зойтендейка.
- 2. Неблагоприятный сценарий: необходимо минимизировать функцию (не линейную) с заданными нелинейными условиями. Метод Вульфа не применим. Используем метод Зойтендейка.

## 8 Приложения

Peaлизация программы находится в репозиьтории GitHub по ссылке: https://github.com/IMZolin/multi-dimension-minimization-restrictions

## 9 Библиографический список

1. Кормен, Томас X., Лейзерсон, Чарльз И., Ривест, Рональд Л., Штайн, Клиффорд. "Алгоритмы. Построение и анализ, 2-е издание"Издательский дом "Вильямс", 2011. — 892—918 с.

URL: https://vk.com/doc191450968\_561608466?hash=HUwStWS0yzrW9SaXn8POZtaz3gTyMTmdl=U9ivclLJBeeYQbs3MMhGtwYZ7Mx4nGJelTv0Hv56E4z / [Электронный ресурс]. Режим доступа: (Дата обращения: 04.03.2023)

2. Родионова Е.А., Петухов Л.В., Серёгин Г.А. "Методы оптимизации. Задачи выпуклого программирования "Издательство Политехнического университета, Санкт-Петербург, 2014

URL: https://elib.spbstu.ru/dl/2/i17-98.pdf/info / [Электронный ресурс]. Режим доступа: (Дата обращения: 10.03.2023)

3. Моисеев Н.Н. "Методы оптимизации"

URL: https://avidreaders.ru/book/metody-optimizacii-1.htmlPк/ [Электронный ресурс]. Режим доступа: (Дата обращения: 07.03.2023)