

# Практическое занятие

## МЕТОД ГРАДИЕНТНОГО СПУСКА

### 1 Цель работы

Ознакомление с методами поиска экстремума нелинейной выпуклой функции нескольких переменных и решение таких задач с помощью ЭВМ.

### 2 Описание метода

Задача состоит в отыскании минимума функции двух переменных  $f(x,y)$  (следует отметить, что если необходимо найти максимум некоторой функции  $F(x,y)$ , то эта задача сводится к поиску минимума функции  $f(x,y)=-F(x,y)$  ).

Большинство численных методов состоит в отыскании некоторой последовательности  $(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_k, y_k)$ , которая при  $k \rightarrow \infty$  (или при  $k \rightarrow k_M$ ) сходится к точке минимума  $(x^*, y^*)$ . Если при этом выполняется  $f(x_0, y_0) > f(x_1, y_1) > \dots > f(x_k, y_k)$ , то есть значения функции монотонно убывают при увеличении  $k$ , то такой метод называется методом спуска.

Известно, что вектор градиента функции

$$\overline{\text{grad}} f(x, y) = \left( \frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right)$$

направлен в сторону наибольшего возрастания функции  $f(x,y)$ . Поэтому в качестве направления движения можно принять противоположное градиенту направление (антиградиент), т.е. координаты точек пересчитываются по формулам

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= x_k - \alpha_k \frac{\partial f(x_k, y_k)}{\partial x}, \\ y_{k+1} &= y_k - \alpha_k \frac{\partial f(x_k, y_k)}{\partial y}. \end{aligned} \tag{1}$$

Выбор величины  $\alpha_k$ , с которой связана длина  $k$ -го шага, в общем случае является сложной задачей. Если  $\alpha_k$  мало, то движение будет слишком медленным и потребует значительного объема вычислений. Если  $\alpha_k$  велико, то существует возможность перескочить точку

минимума и выйти на противоположный склон функции. При этом возможно нарушение требования монотонного убывания последовательности  $f(x_k, y_k)$  и появляется опасность заикливания, то есть колебания последовательности  $(x_k, y_k)$  в некоторой окрестности точки минимума  $(x^*, y^*)$  без приближения к ней.

Существует несколько различных способов выбора  $\alpha_k$ . В данной работе рассматривается разновидность метода с дроблением шага. Для этого задается начальное приближение  $(x_0, y_0)$  и начальное значение  $\alpha_0$  (например,  $x_0=y_0=0$ ,  $\alpha_0=1$ ). Вычисление  $x_1, y_1$  и всех последующих  $x_{k+1}, y_{k+1}$  производится по формуле (1). При этом если окажется, что  $f(x_{k+1}, y_{k+1}) > f(x_k, y_k)$ , то величина  $\alpha_k$  уменьшается в два раза и вычисление  $x_{k+1}, y_{k+1}$  повторяется от точки  $(x_k, y_k)$  с новым значением  $\alpha_k$ . Если же значение функции убывает, то величина  $\alpha_k = \alpha_{k-1}$ .

Критерием окончания счета принимается неравенство

$$\left| \overline{\text{grad}} f(x, y) \right| = \sqrt{\left( \frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial f}{\partial y} \right)^2} < \varepsilon \quad (2)$$

либо одновременное выполнение двух неравенств

$$\left| \frac{\partial f}{\partial x} \right| < \frac{\varepsilon}{2}, \quad \left| \frac{\partial f}{\partial y} \right| < \frac{\varepsilon}{2} \quad (3)$$

### 3 Порядок выполнения работы на ПЭВМ

1. Составить на С++ программу поиска минимума  $f(x, y)$  методом градиентного спуска.
2. Задать входные данные согласно номеру варианта.
3. Провести вычисления на ЭВМ.
4. Написать отчет, который должен содержать результаты пунктов 1-3, а также комментарий хода вычислений с объяснениями результатов.

### 4 Варианты заданий

Минимизировать функцию  $f(x, y) = ax + by + e^{cx^2 + dy^2}$  методом градиентного спуска с точностью до  $\varepsilon = 10^{-4}$ . Коэффициенты выбрать из таблицы 1. Представить два варианта расчета: с коэффициентами из верхней и нижней частей таблицы. Объяснить разницу в работе

алгоритма.

Таблица 1

Вари- ант	$a$	$b$	$c$	$d$
1	1	-1.4	0.01	0.11
2	2	-1.3	0.04	0.12
3	3	-1.2	0.02	0.13
4	4	-1.1	0.16	0.14
5	5	-1.0	0.25	0.15
6	6	-0.9	0.36	0.16
7	7	-0.8	0.49	0.17
8	8	-0.7	0.64	0.18
9	9	-0.6	0.80	0.19
10	10	-0.5	0.94	0.20
11	11	-0.4	1.00	0.21
12	12	-0.3	1.21	0.22
13	13	-0.2	1.44	0.23
14	14	-0.1	1.69	0.24
15	15	0.0	1.96	0.25
16	16	0.1	1.99	0.26
17	17	0.2	2.56	0.27
18	18	0.3	2.89	0.28
19	19	0.4	3.24	0.29
20	20	0.5	3.81	0.30
21	21	0.6	4.00	0.31
22	22	0.7	5.02	0.32
23	23	0.8	4.84	0.33
24	24	0.9	5.29	0.34
25	25	1.0	5.76	0.35
26	26	1.1	7.25	0.36
27	27	1.2	6.76	0.37
28	28	1.3	5.98	0.38
29	29	1.4	7.29	0.39
30	30	1.5	8.41	0.40