

1

## Постановка задачи многомерной безусловной оптимизации

Пусть  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in \Omega$  – вектор параметров оптимизации

$\Omega \in \mathbb{R}^n$  – множество допустимых решений,  $n > 1$

$f(x)$  – целевая функция,  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$

Тогда задачу многомерной безусловной оптимизации запишем следующим образом:

$$\min_{x \in \Omega} f(x)$$

В зависимости от используемой информации о целевой функции, выделяют методы:

- Нулевого порядка (только значения функции);
- Первого порядка (значения функции и её частных производных первого порядка);
- Второго порядка (значения функции и её частных производных первого и второго порядка).

2

## Математические основы многомерной оптимизации

### Градиент

Пусть функция нескольких переменных  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  в точке  $x$  имеет все частные производные первого порядка. Вектор

$$\text{grad } f(x) = \nabla f(x) = \left( \frac{\partial f(x)}{\partial x_1}, \frac{\partial f(x)}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial f(x)}{\partial x_n} \right),$$

составленный из производных первого порядка функции  $f(x)$  в точке  $x$ , называют градиентом функции в точке.

Градиент является направлением наискорейшего роста функции. Антиградиент  $-\nabla f(x)$  – направлением наискорейшего убывания функции.

Точка  $x^* \in \mathbb{R}^n$ , в которой градиент функции  $f(x)$  обращается в нулевой вектор

$$\text{grad } f(x^*) = 0 \Leftrightarrow \frac{\partial f(x^*)}{\partial x_1} = \frac{\partial f(x^*)}{\partial x_2} = \dots = \frac{\partial f(x^*)}{\partial x_n} = 0$$

называют стационарной точкой.

3

# Математические основы многоэкстремной оптимизации Градиент

Необходимое условие экстремума первого порядка. Пусть функция  $f(x): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  дифференцируема в точке  $x^* \in \mathbb{R}^n$ . Если  $x^*$  — точка безусловного локального экстремума функции  $f(x)$ , то градиент функции в этой точке равен нулю:

$$\text{grad } f(x^*) = \nabla f(x^*) = (0, 0, \dots, 0)$$

4

# Математические основы многоэкстремной оптимизации Критерий Сильвестра

Пусть  $A = (a_{ij}): i, j = 1, 2, \dots, n$  — симметричная матрица размером  $n \times n$ . Матрицу  $A$  называют положительно определенной, если для любого  $h \in \mathbb{R}^n, h \neq 0$  выполнено условие:

$$(h, Ah) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} h_i h_j > 0$$

Если  $(h, Ah) < 0$ , то матрица  $A$  — отрицательно определенная.

Установить, является ли симметричная матрица положительно (отрицательно) определенной, можно по критерию Сильвестра:

Критерий Сильвестра. Симметричная матрица является положительно определенной тогда и только тогда, когда все ее главные миноры положительны:

$$\det A_k = \begin{vmatrix} a_{11} & \dots & a_{1k} \\ \dots & \dots & \dots \\ a_{k1} & \dots & a_{kk} \end{vmatrix} > 0, k = 1, 2, \dots, n$$

Для отрицательной определенности необходимо и достаточно выполнения следующих условий:

$$(-1)^k \det A_k = (-1)^k \begin{vmatrix} a_{11} & \dots & a_{1k} \\ \dots & \dots & \dots \\ a_{k1} & \dots & a_{kk} \end{vmatrix} > 0, k = 1, 2, \dots, n$$



**Теорема.** Необходимым и достаточным условием неотрицательной определенности симметричной матрицы  $A$  (или квадратичной формы  $(h, Ah)$ ) является выполнение следующих  $(2^n - 1)$  неравенств:

$$a_{11} \geq 0, a_{22} \geq 0, \dots, a_{nn} \geq 0;$$

$$\begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix} \geq 0, \begin{vmatrix} a_{11} & a_{13} \\ a_{31} & a_{33} \end{vmatrix} \geq 0, \dots, \begin{vmatrix} a_{n-1, n-1} & a_{n-1, n} \\ a_{n, n-1} & a_{nn} \end{vmatrix} \geq 0;$$

...

$$\begin{vmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \dots & \dots & \dots \\ a_{n1} & \dots & a_{nn} \end{vmatrix} \geq 0.$$

Соответственно, необходимым и достаточным условием неположительной определенности симметричной матрицы  $A$  (или квадратичной формы  $(h, Ah)$ ) является выполнение  $(2^n - 1)$  неравенств:

$$a_{11} \leq 0, a_{22} \leq 0, \dots, a_{nn} \leq 0;$$

$$\begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix} \geq 0, \begin{vmatrix} a_{11} & a_{13} \\ a_{31} & a_{33} \end{vmatrix} \geq 0, \dots, \begin{vmatrix} a_{n-1, n-1} & a_{n-1, n} \\ a_{n, n-1} & a_{nn} \end{vmatrix} \geq 0;$$

...

$$(-1)^n \begin{vmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \dots & \dots & \dots \\ a_{n1} & \dots & a_{nn} \end{vmatrix} \geq 0.$$

**Необходимое условие экстремума второго порядка.** Пусть функция  $f(x): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  дважды дифференцируема в точке  $x^* \in \mathbb{R}^n$ .

Если  $x^*$  — точка безусловного локального минимума функции  $f(x)$ , то матрица Гессе:

$$H(x^*) = \left( \frac{\partial^2 f(x^*)}{\partial x_i \partial x_j} \right)_{i, j=1, 2, \dots, n}$$

неотрицательно определенная.

Если  $x^*$  — точка безусловного локального максимума функции, то матрица Гессе — неположительно определенная.

**Достаточное условие.** Пусть функция  $f(x): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  дважды дифференцируема в т.  $x^* \in \mathbb{R}^n$ . Для того, чтобы т.  $x^*$  являлась точкой безусловного локального минимума функции  $f(x)$ , достаточно выполнения условий:

- $\nabla f(x^*) = 0$
- матрица Гессе  $H(x^*)$  положительно определенная.

Для того, чтобы т.  $x^*$  являлась точкой безусловного локального максимума функции, достаточно выполнения условий:

- $\nabla f(x^*) = 0$
- матрица Гессе  $H(x^*)$  отрицательно определенная.

7

## Математические основы многомерной оптимизации

### Необходимое и достаточное условие экстремума второго порядка

Пусть  $x^*$  – стационарная точка функции  $f(x): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ , причем функция  $f(x)$  дважды дифференцируема в некоторой окрестности точки  $x^* \in \mathbb{R}^n$  и все её вторые частные производные непрерывны в точке  $x^*$ . Тогда:

- если второй дифференциал  $d^2 f(x^*, \Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_n) > 0$  для  $\forall \Delta x$ , из окрестности точки  $x^*$ , то точка  $x^*$  – точка безусловного локального минимума функции  $f(x)$ ;
- если второй дифференциал  $d^2 f(x^*, \Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_n) < 0$  для  $\forall \Delta x$ , из окрестности точки  $x^*$ , то точка  $x^*$  – точка безусловного локального максимума функции  $f(x)$ ;
- если второй дифференциал  $d^2 f(x^*, \Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_n)$  – знакопеременная функция  $\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_n$ , то есть принимает как положительные, так и отрицательные значения, то т.  $x^*$  не является точкой экстремума функции;
- если  $d^2 f(x^*, \Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_n) \geq 0$  или  $d^2 f(x^*, \Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_n) \leq 0$ , причем существуют такие наборы значений  $\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_n$ , не равных одновременно нулю, для которых значение второго дифференциала обращается в нуль, то функция  $f(x)$  в т.  $x^*$  может иметь экстремум, но может и не иметь. В этом случае требуется дополнительное исследование.

8

## Математические основы многомерной оптимизации

### Алгоритм поиска безусловного экстремума

Рассмотрим алгоритм поиска безусловного экстремума функции нескольких переменных:

1. Найти точки возможного экстремума функции  $f(x)$  (критические):
  - точки, в которых  $\nabla f(x) = 0$  – стационарные точки функции  $f(x)$ ;
  - точки, в которых частные производные  $\frac{\partial f(x)}{\partial x_i}$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$  не существуют.
2. Проверить выполнение достаточных условий экстремума.
3. Вычислить  $f_{\text{extr}}(x)$ .



9

## Алгоритм поиска безусловного

Пример

**Задание:** исследовать на экстремум функцию  $f(x) = f(x_1, x_2) = x_1^2 x_2^2 + \frac{x_1^2}{2} + \frac{x_2^2}{2} + x_1 x_2 + 1$ .

**Решение.**

1) Определим градиент и матрицу Гессе функции  $f(x)$ :

$$\nabla f(x) = \nabla f(x_1, x_2) = (2x_1 x_2^2 + x_1 + x_2, 2x_1^2 x_2 + x_1 + x_2)$$

$$H(x) = H(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} 2x_2^2 + 1 & 4x_1 x_2 + 1 \\ 4x_1 x_2 + 1 & 2x_1^2 + 1 \end{pmatrix}$$

Найдем стационарные точки функции, в которых может быть экстремум:

$$\nabla f(x^*) = 0 \Rightarrow \begin{cases} 2x_1 x_2^2 + x_1 + x_2 = 0 \\ 2x_1^2 x_2 + x_1 + x_2 = 0 \end{cases} \Rightarrow x_1 = x_2 = 0$$

Притом нет точек, в которых частные производные не существуют. Таким образом, функция имеет одну критическую точку  $x^* = (0, 0)$ .

10

## Алгоритм поиска безусловного

Пример

**Задание:** исследовать на экстремум функцию  $f(x) = f(x_1, x_2) = x_1^2 x_2^2 + \frac{x_1^2}{2} + \frac{x_2^2}{2} + x_1 x_2 + 1$ .

2) Матрица Гессе в критической точке  $x^* = (0, 0)$  имеет вид:

$$H(x^*) = H(0, 0) = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$$

Определим главные миноры первого и второго порядка матрицы:

$$\det H_1(x^*) = 1 > 0;$$

$$\det H_2(x^*) = \begin{vmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{vmatrix} = 0$$

Следовательно, матрица неотрицательно определенная, требуется дополнительное исследование  $f(x)$ .

11

## Алгоритм поиска безусловного экстремума

Пример

Задание: исследовать на экстремум функцию  $f(x) = f(x_1, x_2) = x_1^2 x_2^2 + \frac{x_1^2}{2} + \frac{x_2^2}{2} + x_1 x_2 + 1$ .

3) Исследуем значения функции  $f(x)$ :

$$f(x) = f(x_1, x_2) = x_1^2 x_2^2 + \frac{x_1^2}{2} + \frac{x_2^2}{2} + x_1 x_2 + 1 = (x_1 x_2)^2 + \frac{1}{2}(x_1 + x_2)^2 + 1,$$

то есть  $f(x_1, x_2) > 1$  при  $x_1 \neq 0, x_2 \neq 0$ .

Тогда  $f(x_1, x_2) > f(0, 0) \quad \forall x \neq (0, 0)$  и, следовательно, в точке  $x^* = (0, 0)$  функция имеет локальный минимум и принимает значение  $f_{\min}(0, 0) = 1$ .