

Содержание

1	Векторы. Линейная зависимость системы векторов. Базис линейного пространства. Скалярное произведение векторов.	2
2	Матрицы. Их свойства. Транспонированная матрица. Ранг матрицы	5
3	Сложение, умножение матрицы на число, умножение матриц, транспонирование матриц. Обратная матрица	9
4	Аппроксимация и интерполяция функций	13
5	Производные. Необходимое и достаточное условия дифференцируемости функции. Частные и полные производные	16
6	Частные производные. Градиент функции. Производная по направлению	19
7	Численные методы решения задач оптимизации. Метод Ньютона и секущей. Методы покоординатного и градиентного спуска	22
7.1	Постановка задачи оптимизации	22
7.2	Метод Ньютона	22
7.2.1	Алгоритм в одномерном случае	22
7.2.2	Многомерный случай	23
7.2.3	Плюсы и минусы	23
7.2.4	Графическая иллюстрация	23
7.3	Метод секущей	23
7.4	Метод покоординатного спуска	24
7.4.1	Алгоритм	24
7.4.2	Особенности	24
7.5	Метод градиентного спуска	24
7.5.1	Основная идея	24
7.5.2	Выбор шага	24
7.5.3	Графическая иллюстрация	25
7.5.4	Варианты	25
7.6	Заключение	25

1 Векторы. Линейная зависимость системы векторов. Базис линейного пространства. Скалярное произведение векторов.

Вектор — это направленный отрезок, который характеризует величину и направление. Геометрически его можно представить как стрелку от начала координат до некоторой точки.

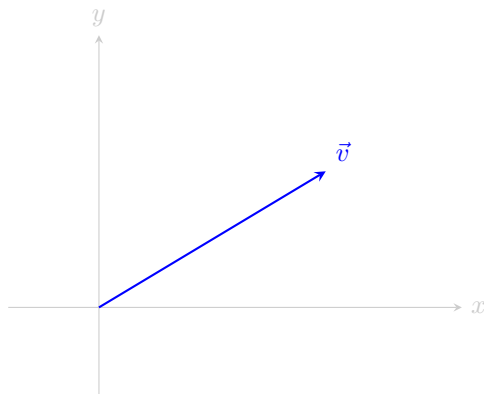
Алгебраически вектор в n -мерном пространстве \mathbb{R}^n — это упорядоченный набор чисел:

$$\vec{v} = (v_1, v_2, \dots, v_n)$$

Примеры:

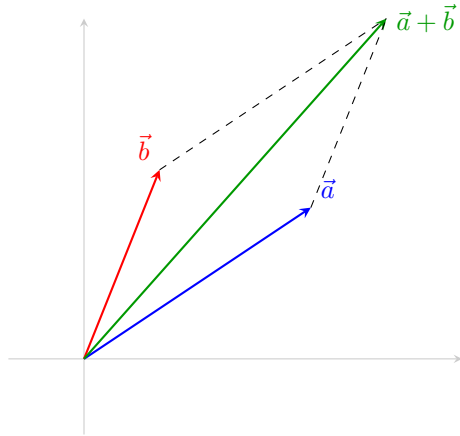
$$\vec{a} = (3, -1), \quad \vec{b} = (1, 2, 4)$$

Геометрическая интерпретация:



Основные операции:

- **Сложение:** $(x_1, y_1) + (x_2, y_2) = (x_1 + x_2, y_1 + y_2)$
- **Умножение на скаляр:** $\lambda \cdot (x, y) = (\lambda x, \lambda y)$
- **Нулевой вектор:** $\vec{0} = (0, 0, \dots, 0)$



Линейная зависимость и независимость векторов:

Рассмотрим векторы $\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_k$. Если существует набор коэффициентов $\lambda_1, \dots, \lambda_k$ (не все нули), такой что:

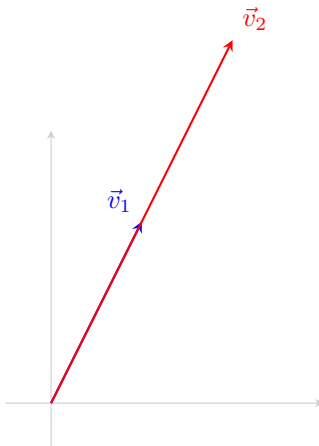
$$\lambda_1 \vec{v}_1 + \dots + \lambda_k \vec{v}_k = \vec{0}$$

то векторы — **линейно зависимы**.

Если единственное решение — тривиальное ($\lambda_1 = \dots = \lambda_k = 0$), то векторы — **линейно независимы**.

Пример:

$$\vec{v}_1 = (1, 2), \quad \vec{v}_2 = (2, 4) \Rightarrow \vec{v}_2 = 2\vec{v}_1 \Rightarrow \text{зависимы}$$

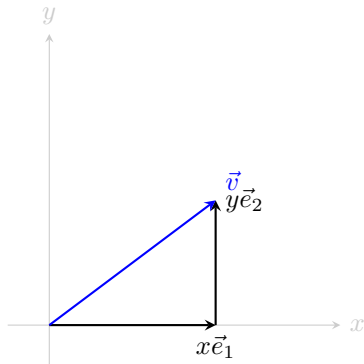


Базис линейного пространства:

Базис — это система линейно независимых векторов, которая порождает всё пространство. Любой вектор пространства выражается через базис как линейная комбинация.

В \mathbb{R}^2 стандартный базис:

$$\vec{e}_1 = (1, 0), \quad \vec{e}_2 = (0, 1) \Rightarrow \vec{v} = x\vec{e}_1 + y\vec{e}_2$$



Размерность пространства — это количество векторов в базисе. Например, в \mathbb{R}^3 базис содержит 3 вектора.

Скалярное произведение векторов:

Скалярное произведение двух векторов $\vec{a} = (a_1, \dots, a_n)$ и $\vec{b} = (b_1, \dots, b_n)$:

$$\langle \vec{a}, \vec{b} \rangle = a_1 b_1 + a_2 b_2 + \dots + a_n b_n$$

Пример:

$$\vec{a} = (1, 2), \quad \vec{b} = (3, 4) \Rightarrow \langle \vec{a}, \vec{b} \rangle = 1 \cdot 3 + 2 \cdot 4 = 11$$

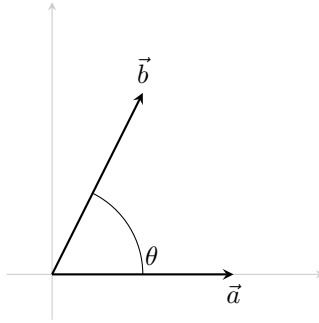
Свойства:

- Симметрия: $\langle \vec{a}, \vec{b} \rangle = \langle \vec{b}, \vec{a} \rangle$
- Линейность: $\langle \alpha \vec{a} + \beta \vec{c}, \vec{b} \rangle = \alpha \langle \vec{a}, \vec{b} \rangle + \beta \langle \vec{c}, \vec{b} \rangle$
- $\langle \vec{a}, \vec{a} \rangle = \|\vec{a}\|^2$

Геометрически:

$$\langle \vec{a}, \vec{b} \rangle = \|\vec{a}\| \|\vec{b}\| \cos \theta$$

где θ — угол между векторами. Если $\langle \vec{a}, \vec{b} \rangle = 0$ — векторы ортогональны (перпендикулярны).



Длина вектора (норма):

$$\|\vec{a}\| = \sqrt{\langle \vec{a}, \vec{a} \rangle}$$

Угол между векторами:

$$\cos \theta = \frac{\langle \vec{a}, \vec{b} \rangle}{\|\vec{a}\| \|\vec{b}\|}$$

—

Итоги:

- Векторы — фундаментальные объекты в линейной алгебре.
- Линейная зависимость помогает понимать структуру пространства.
- Базис — минимальный набор независимых векторов, порождающих всё пространство.
- Скалярное произведение связывает векторы с геометрией — углами и длинами.

2 Матрицы. Их свойства. Транспонированная матрица. Ранг матрицы

Матрица — это прямоугольная таблица чисел, организованная в строки и столбцы. Она записывается в виде:

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix}$$

где a_{ij} — элемент матрицы на i -й строке и j -м столбце.

Обозначения и размерность

Матрицу обозначают заглавной латинской буквой (A , B , C и т.д.). Размерность матрицы — это количество строк и столбцов. Если в матрице m строк и n столбцов, её размер обозначают как $m \times n$.

Примеры:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 3 & 5 \end{pmatrix}$$

Здесь A — квадратная матрица 2×2 , B — прямоугольная матрица 2×3 .

Основные типы матриц

- **Нулевая матрица:** все элементы равны нулю.
- **Единичная матрица I_n :** квадратная матрица с единицами на главной диагонали и нулями вне её.

$$I_3 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

- **Диагональная матрица:** все элементы вне главной диагонали равны нулю.
 - **Квадратная матрица:** одинаковое число строк и столбцов.
 - **Столбец (вектор-столбец):** матрица размером $m \times 1$.
 - **Строка (вектор-строка):** матрица размером $1 \times n$.
-

Операции с матрицами

1. **Сложение:** складываются поэлементно. Возможно только для матриц одинакового размера.

$$A + B = (a_{ij} + b_{ij})$$

2. **Умножение на скаляр:**

$$\lambda A = (\lambda \cdot a_{ij})$$

3. **Умножение матриц:** если A — матрица размера $m \times n$, а B — $n \times k$, то их произведение $C = AB$ будет размером $m \times k$:

$$c_{ij} = \sum_{r=1}^n a_{ir} \cdot b_{rj}$$

4. Транспонирование (см. ниже) — замена строк и столбцов.

—

Свойства операций

- Коммутативность сложения: $A + B = B + A$
- Ассоциативность: $(A + B) + C = A + (B + C)$
- Дистрибутивность: $\lambda(A + B) = \lambda A + \lambda B$
- $(AB)^T = B^T A^T$ — важное свойство транспонирования

—

Транспонированная матрица

Матрица A^T (читается: «А транспонированная») получается из A заменой строк на столбцы. Формально:

$$(A^T)_{ij} = A_{ji}$$

Пример:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \\ 5 & 6 \end{pmatrix} \Rightarrow A^T = \begin{pmatrix} 1 & 3 & 5 \\ 2 & 4 & 6 \end{pmatrix}$$

Свойства транспонирования:

- $(A^T)^T = A$
- $(A + B)^T = A^T + B^T$
- $(\lambda A)^T = \lambda A^T$
- $(AB)^T = B^T A^T$

—

Ранг матрицы

Ранг матрицы — это максимальное число линейно независимых строк (или столбцов) в матрице.

Обозначается: $\text{rank}(A)$.

Интуитивно: ранг показывает, сколько ”уникальной” информации содержится в строках или столбцах.

Пример:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 4 \end{pmatrix} \Rightarrow \text{строки линейно зависимы} \Rightarrow \text{rank}(A) = 1$$

Другой пример:

$$B = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & 1 & 4 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \Rightarrow \text{rank}(B) = 3$$

Как находить ранг?

Обычно с помощью преобразования матрицы к **ступенчатому виду** методом Гаусса. Количество ненулевых строк после преобразования и будет рангом.

Пример пошагово:

Дана матрица:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 3 & 6 & 3 \end{pmatrix}$$

Видим: вторая и третья строки — кратные первой. После приведения:

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \Rightarrow \text{rank}(A) = 1$$

—

Геометрическая интерпретация ранга

Векторы-строки (или столбцы) матрицы можно представить как векторы в пространстве. Ранг говорит о том, какое пространство они натягивают:

- Ранг 1: все лежат на одной прямой
- Ранг 2: в одной плоскости
- Ранг 3: в трёхмерном пространстве и т.д.

—

Важность ранга

Ранг используется в:

- Исследовании решений линейных систем: число решений зависит от ранга матрицы коэффициентов.
- Анализе линейной зависимости строк/столбцов.
- Проверке обратимости матрицы: квадратная матрица обратима \iff её ранг равен размерности.

—

Выводы по теме

- Матрицы — основа линейной алгебры. Они обобщают векторы, храня данные и операции.
- Транспонирование меняет строки и столбцы местами.
- Ранг показывает, сколько независимых строк/столбцов содержит матрица.
- Если ранг меньше полной размерности — значит, матрица ”выражает” только подпространство.

3 Сложение, умножение матрицы на число, умножение матриц, транспонирование матриц. Обратная матрица

Сложение матриц

Две матрицы A и B одинакового размера ($m \times n$) можно сложить, если у них совпадают размеры. Сложение происходит поэлементно:

$$(A + B)_{ij} = A_{ij} + B_{ij}$$

Пример:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} 5 & 6 \\ 7 & 8 \end{pmatrix} \Rightarrow A + B = \begin{pmatrix} 6 & 8 \\ 10 & 12 \end{pmatrix}$$

Свойства сложения:

- Коммутативность: $A + B = B + A$
- Ассоциативность: $(A + B) + C = A + (B + C)$
- Существование нулевой матрицы O (нулевая поэлементно): $A + O = A$

—

Умножение матрицы на число

Если $\lambda \in \mathbb{R}$ — число (скаляр), то умножение $\lambda \cdot A$ означает умножение каждого элемента матрицы на это число:

$$(\lambda A)_{ij} = \lambda \cdot A_{ij}$$

Пример:

$$A = \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ 0 & 3 \end{pmatrix}, \quad \lambda = 4 \Rightarrow 4A = \begin{pmatrix} 8 & -4 \\ 0 & 12 \end{pmatrix}$$

Свойства:

- $\lambda(\mu A) = (\lambda\mu)A$
 - $(\lambda + \mu)A = \lambda A + \mu A$
 - $\lambda(A + B) = \lambda A + \lambda B$
-

Умножение матриц

Матрицы A и B можно перемножить, если **число столбцов в A равно числу строк в B** .

Если A — размера $m \times n$, а B — $n \times k$, то произведение $C = AB$ — это матрица $m \times k$, где:

$$C_{ij} = \sum_{r=1}^n A_{ir} \cdot B_{rj}$$

То есть: элемент C_{ij} получается как скалярное произведение i -й строки A и j -го столбца B .

Пример:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 2 & 3 \end{pmatrix}$$

$$AB = \begin{pmatrix} 1 \cdot 0 + 2 \cdot 2 & 1 \cdot 1 + 2 \cdot 3 \\ 3 \cdot 0 + 4 \cdot 2 & 3 \cdot 1 + 4 \cdot 3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4 & 7 \\ 8 & 15 \end{pmatrix}$$

Важно: $AB \neq BA$ в общем случае! Умножение матриц **не коммутативно**.

Свойства:

- Ассоциативность: $A(BC) = (AB)C$
 - Дистрибутивность: $A(B + C) = AB + AC$
 - $(AB)^T = B^T A^T$ — транспонирование произведения
-

Транспонирование матрицы

Транспонирование — это операция, при которой строки становятся столбцами, а столбцы — строками.

Для любой матрицы A , её транспонированная матрица A^T определяется как:

$$(A^T)_{ij} = A_{ji}$$

Пример:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \end{pmatrix} \Rightarrow A^T = \begin{pmatrix} 1 & 4 \\ 2 & 5 \\ 3 & 6 \end{pmatrix}$$

Свойства транспонирования:

- $(A^T)^T = A$
- $(A + B)^T = A^T + B^T$
- $(\lambda A)^T = \lambda A^T$
- $(AB)^T = B^T A^T$

Эта операция часто используется при симметризации, а также в определении симметрических и ортогональных матриц.

Обратная матрица

Обратная матрица A^{-1} к квадратной матрице A определяется как:

$$A \cdot A^{-1} = A^{-1} \cdot A = I$$

где I — единичная матрица той же размерности.

Условия существования:

- Матрица должна быть **квадратной**.
- Её **определитель не должен равняться нулю** ($\det A \neq 0$).
- Ранг A должен равняться её размерности: $\text{rank}(A) = n$

Пример:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} \Rightarrow A^{-1} = \frac{1}{\det A} \begin{pmatrix} 4 & -2 \\ -3 & 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{(1 \cdot 4 - 2 \cdot 3)} \begin{pmatrix} 4 & -2 \\ -3 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -2 & 1 \\ 1.5 & -0.5 \end{pmatrix}$$

Способы нахождения обратной матрицы

1. Для 2×2 -матриц:

$$A = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \Rightarrow A^{-1} = \frac{1}{ad - bc} \begin{pmatrix} d & -b \\ -c & a \end{pmatrix}$$

2. Для больших матриц:

- Через присоединённую матрицу (алгебраические дополнения + транспонирование + деление на определитель)
- Метод Гаусса: расширение A до $[A|I]$ и приведение к $[I|A^{-1}]$

—

Свойства обратной матрицы

- $(A^{-1})^{-1} = A$
- $(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1}$
- $(A^T)^{-1} = (A^{-1})^T$

Важно: не все матрицы имеют обратную. Такие матрицы называются **вырожденными**.

—

Применения обратной матрицы

- Решение систем уравнений: $A\vec{x} = \vec{b} \Rightarrow \vec{x} = A^{-1}\vec{b}$
- Вывод формул в статистике и машинном обучении
- Нормализация линейных преобразований
- Преобразование координат

—

Выводы

- Операции над матрицами (сложение, умножение, транспонирование) формируют алгебраическую структуру.
- Умножение матриц — основа линейных отображений и систем уравнений.
- Транспонирование — полезная симметризирующая операция.
- Обратная матрица существует только у невырожденных квадратных матриц и даёт способ обращения линейных операторов.

4 Аппроксимация и интерполяция функций

Аппроксимация и интерполяция — это два метода приближённого описания функций, основанные на наборе дискретных точек.

Интерполяция — это построение функции, которая точно проходит через заданные точки. **Аппроксимация** — это построение функции, которая приближённо описывает данные, но может не проходить через все точки.

Постановка задачи

Пусть дана таблица значений:

$$(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$$

Наша цель — построить функцию $f(x)$ такую, что:

- Для интерполяции: $f(x_i) = y_i$ для всех i
 - Для аппроксимации: $f(x_i) \approx y_i$
-

Интерполяция: идея и цель

Интерполяция позволяет восстанавливать значение функции в промежуточных точках, не выходя за пределы интервала $[x_0, x_n]$.

Пример: если известно, что

$$f(1) = 2, \quad f(2) = 4, \quad f(3) = 6$$

можем интерполировать $f(x)$, скажем, через многочлен второй степени и вычислить $f(1.5)$.

Линейная интерполяция

Между двумя точками (x_0, y_0) и (x_1, y_1) интерполяционная функция задаётся по формуле:

$$f(x) = y_0 + \frac{y_1 - y_0}{x_1 - x_0}(x - x_0)$$

Это уравнение прямой, проходящей через две точки. Очень просто, но недостаточно точно для сложных функций.

Полиномиальная интерполяция

Если заданы $n + 1$ точек, можно построить единственный многочлен степени не выше n , который проходит через все точки.

Формула Лагранжа:

$$P_n(x) = \sum_{i=0}^n y_i \cdot L_i(x), \quad \text{где } L_i(x) = \prod_{\substack{j=0 \\ j \neq i}}^n \frac{x - x_j}{x_i - x_j}$$

Каждое $L_i(x)$ — базисный многочлен Лагранжа, равный 1 в точке x_i и 0 в остальных x_j .

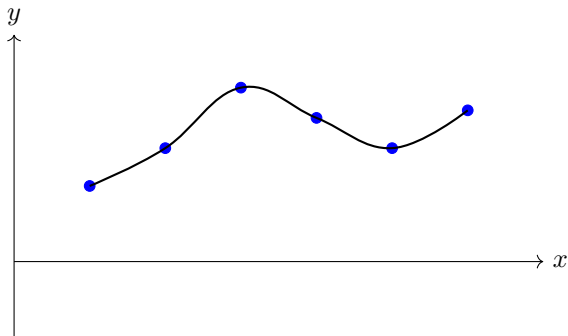
Проблема: при увеличении числа узлов интерполяция может сильно колебаться (эффект Рунге), особенно на концах интервала.

Сплайны (кубическая интерполяция)

Сплайн-интерполяция делит интервал на участки и на каждом строит многочлен степени 3 (кубический сплайн), с условием сглаженности в стыках.

- Гладкость первого и второго порядка: C^2 -непрерывность
- Сплайны хорошо подходят для графиков, траекторий и данных с шумом

Визуально:



Аппроксимация: общая идея

Аппроксимация применяется, когда функция неизвестна, но имеются измеренные значения с шумом. Здесь уже не требуется точное прохождение через точки.

Идея: найти «наилучшую» функцию $f(x)$, которая *приблизительно* соответствует данным.

Часто ищут функцию в виде:

$$f(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_nx^n$$

Аппроксимация методом наименьших квадратов (МНК)

Пусть есть точки (x_i, y_i) , и нужно найти параметры a_0, a_1, \dots, a_n , минимизирующие отклонение:

$$S(a_0, a_1, \dots, a_n) = \sum_{i=0}^n (f(x_i) - y_i)^2$$

Минимум достигается при решении системы нормальных уравнений, которая получается из частных производных S по параметрам a_k .

Частный случай — линейная аппроксимация:

$$f(x) = a_0 + a_1x$$

Тогда минимизируется:

$$S(a_0, a_1) = \sum_{i=1}^n (a_0 + a_1x_i - y_i)^2$$

Решение:

$$\begin{cases} na_0 + a_1 \sum x_i = \sum y_i \\ a_0 \sum x_i + a_1 \sum x_i^2 = \sum x_i y_i \end{cases}$$

—

Сравнение: интерполяция vs аппроксимация

Критерий	Интерполяция	Аппроксимация
Проходит через точки	Да	Не обязательно
Чувствительность к шуму	Высокая	Устойчивая
Сложность вычислений	Средняя–высокая	Низкая–средняя
Гладкость	Может не быть	Обычно есть

Практические применения

- **Интерполяция:**

- Таблицы и справочники
- Заполнение пропущенных значений
- Графическая визуализация

- **Аппроксимация:**

- Обработка измерений с шумом
 - Моделирование реальных процессов
 - Предсказания, тренды
-

Выводы по теме

- Интерполяция позволяет точно восстановить функцию внутри диапазона, но может колебаться.
- Аппроксимация — более устойчивая техника, особенно с шумными или неточными данными.
- Полиномы Лагранжа и кубические сплайны — мощные методы интерполяции.
- Метод наименьших квадратов — классический способ аппроксимации, широко используемый в статистике и машинном обучении.

5 Производные. Необходимое и достаточное условия дифференцируемости функции. Частные и полные производные

Понятие производной функции одной переменной

Пусть $f(x)$ определена в окрестности точки x_0 . Производная функции f в точке x_0 — это предел отношения приращения функции к приращению аргумента:

$$f'(x_0) = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{f(x_0 + \Delta x) - f(x_0)}{\Delta x}$$

Если предел существует, то говорят, что функция **дифференцируема** в точке x_0 .

Геометрический смысл: производная — это угловой коэффициент касательной к графику функции в данной точке.

Дифференцируемость и непрерывность

- Если функция дифференцируема в точке x_0 , то она непрерывна в этой точке.

- Обратное неверно: непрерывность не гарантирует существование производной.

Пример (не дифференцируема):

$$f(x) = |x| \Rightarrow f'(0) \text{ не существует, хотя } f \text{ непрерывна в } 0$$

—

Производная по направлению и частные производные

Пусть $f(x, y)$ — функция двух переменных.

Производную по направлению можно определить через вектор направления $\vec{l} = (l_1, l_2)$:

$$D_{\vec{l}}f(x_0, y_0) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x_0 + hl_1, y_0 + hl_2) - f(x_0, y_0)}{h}$$

Частные производные — это производные по отдельным переменным:

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x_0 + h, y_0) - f(x_0, y_0)}{h}$$

$$\frac{\partial f}{\partial y}(x_0, y_0) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x_0, y_0 + h) - f(x_0, y_0)}{h}$$

Обозначения:

$$f_x(x, y), \quad f_y(x, y), \quad \text{или } \partial_x f, \partial_y f$$

Пример: пусть $f(x, y) = x^2y + \sin(xy)$

$$\frac{\partial f}{\partial x} = 2xy + y \cos(xy), \quad \frac{\partial f}{\partial y} = x^2 + x \cos(xy)$$

—

Необходимое и достаточное условия дифференцируемости функции многих переменных

Функция $f(x, y)$ называется **дифференцируемой в точке** (x_0, y_0) , если приращение можно представить в виде:

$$\Delta f = f(x_0 + \Delta x, y_0 + \Delta y) - f(x_0, y_0) = A\Delta x + B\Delta y + o(\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2})$$

где A и B — постоянные (зависят от точки), а $o(\rho)$ — бесконечно малая по сравнению с ρ .

Формально: f дифференцируема в (x_0, y_0) , если существует линейное отображение L , приближающее Δf .

Необходимое условие дифференцируемости

Если f дифференцируема в (x_0, y_0) , то:

- Частные производные $\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}$ существуют
- $\Delta f = \frac{\partial f}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial f}{\partial y} \Delta y + o(\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2})$

Достаточное условие дифференцируемости

Если:

- Частные производные существуют в окрестности точки
- И они непрерывны в точке (x_0, y_0)

то f дифференцируема в этой точке.

—

Градиент и направление наибольшего роста

Градиент — это вектор, составленный из всех частных производных:

$$\nabla f(x, y) = \left(\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right)$$

Производная функции по направлению вектора \vec{l} выражается как скалярное произведение:

$$D_{\vec{l}}f = \nabla f \cdot \vec{l}$$

Свойства:

- Направление градиента — направление наибольшего возрастания функции.
- Если $\nabla f = \vec{0}$, то это критическая точка (возможно максимум, минимум или седло).

—

Полный дифференциал

Если функция $f(x, y)$ дифференцируема, то её полное приращение можно выразить через полный дифференциал:

$$df = \frac{\partial f}{\partial x} dx + \frac{\partial f}{\partial y} dy$$

Пример: $f(x, y) = x^2y + \sin(xy)$

$$df = (2xy + y \cos(xy))dx + (x^2 + x \cos(xy))dy$$

Полный дифференциал используется:

- В оценке приращений функции
- В дифференциальной геометрии и анализе ошибок
- При переходе к новым координатам

—

Итоги

- Производная — это мера изменения функции.
- Частные производные — изменения по осям координат.
- Дифференцируемость функции двух переменных требует не только существования производных, но и их «согласованного» поведения.
- Градиент показывает направление роста функции.
- Полный дифференциал — обобщение производной на многомерные функции.

6 Частные производные. Градиент функции. Производная по направлению

Частные производные функции двух переменных

Пусть $f(x, y)$ — функция двух переменных, определённая в окрестности точки (x_0, y_0) . Тогда:

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x_0 + h, y_0) - f(x_0, y_0)}{h}$$

$$\frac{\partial f}{\partial y}(x_0, y_0) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x_0, y_0 + h) - f(x_0, y_0)}{h}$$

Частные производные — это производные функции по одной переменной при фиксированной другой.

Геометрический смысл: производная по x — это скорость изменения функции вдоль оси x , при фиксированном y .

Обозначения:

$$f_x = \frac{\partial f}{\partial x}, \quad f_y = \frac{\partial f}{\partial y}$$

Пример: Пусть $f(x, y) = x^2y + \sin(xy)$. Тогда:

$$\frac{\partial f}{\partial x} = 2xy + y \cos(xy)$$

$$\frac{\partial f}{\partial y} = x^2 + x \cos(xy)$$

—

Частные производные высших порядков

Можно вычислять производные второго порядка и выше:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}, \quad \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}, \quad \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y}, \quad \frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x}$$

Если f дважды непрерывно дифференцируема, то:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} = \frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x}$$

(теорема Шварца о равенстве смешанных производных)

—

Градиент функции

Пусть $f(x, y)$ — дифференцируемая функция. Тогда **градиент** функции f в точке (x_0, y_0) — это вектор:

$$\nabla f(x_0, y_0) = \left(\frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0), \frac{\partial f}{\partial y}(x_0, y_0) \right)$$

Если f зависит от n переменных, то градиент — вектор из n компонент:

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

Геометрический смысл:

- Направление градиента — это направление *наибольшего роста функции*.
- Его длина — скорость наибольшего изменения.
- Если $\nabla f = \vec{0}$, то точка является критической (возможный экстремум).

Пример: Пусть $f(x, y) = x^2 + y^2 \Rightarrow \nabla f = (2x, 2y)$ — вектор, указывающий от начала координат.

—

Производная функции по направлению

Пусть функция $f(x, y)$ определена в точке (x_0, y_0) , и задан единичный вектор направления:

$$\vec{l} = (\cos \alpha, \cos \beta), \quad \|\vec{l}\| = 1$$

Производная функции f по направлению вектора \vec{l} в точке (x_0, y_0) :

$$D_{\vec{l}}f(x_0, y_0) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x_0 + h \cos \alpha, y_0 + h \cos \beta) - f(x_0, y_0)}{h}$$

Свойство: Если функция f дифференцируема, то производная по направлению вычисляется через градиент:

$$D_{\vec{l}}f = \nabla f \cdot \vec{l} = \left(\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right) \cdot (\cos \alpha, \cos \beta)$$

Это **скалярное произведение** векторов: градиента и направления.

Следствия:

- Наибольшая производная по направлению достигается в направлении градиента.
- Если $\vec{l} \perp \nabla f$, то производная по направлению равна нулю (функция не меняется вдоль этого направления).

Пример:

Пусть $f(x, y) = x^2y + y$, точка $M = (1, 2)$, направление $\vec{l} = \frac{1}{\sqrt{2}}(1, 1)$.

$$\nabla f = (2xy, x^2 + 1) \Rightarrow \nabla f(1, 2) = (4, 2)$$

$$D_{\vec{l}}f = \nabla f \cdot \vec{l} = \frac{1}{\sqrt{2}}(4 + 2) = \frac{6}{\sqrt{2}} = 3\sqrt{2}$$

—

Итоги

- Частные производные показывают, как функция меняется по каждой координате.
- Градиент — главный вектор изменения, указывает направление наибольшего роста.
- Производная по направлению обобщает понятие производной на произвольное направление.
- Всё вместе используется в оптимизации, градиентном спуске, анализе поверхности.

7 Численные методы решения задач оптимизации.

Метод Ньютона и секущей. Методы покоординатного и градиентного спуска

Оптимизация — это процесс нахождения минимума или максимума функции при заданных ограничениях (или без них). В задачах прикладной математики часто встречаются функции, которые слишком сложны для аналитического нахождения экстремума, поэтому используют численные методы.

В данной секции мы рассмотрим:

- Метод Ньютона;
- Метод секущей;
- Метод покоординатного спуска;
- Метод градиентного спуска.

7.1 Постановка задачи оптимизации

Пусть дана функция:

$$f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}, \quad f(\mathbf{x}) = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

Необходимо найти точку $\mathbf{x}^* \in \mathbb{R}^n$, такую что:

$$f(\mathbf{x}^*) \leq f(\mathbf{x}), \quad \forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$$

(для задачи минимизации).

Для поиска минимума часто используют производные:

- **Необходимое условие экстремума:** $\nabla f(\mathbf{x}^*) = 0$
- **Достаточное условие минимума:** матрица Гессе $H_f(\mathbf{x}^*)$ положительно определена.

7.2 Метод Ньютона

Метод Ньютона — это численный метод, который использует разложение функции в ряд Тейлора второго порядка для приближения к экстремуму.

7.2.1 Алгоритм в одномерном случае

Для уравнения $f'(x) = 0$:

$$x_{k+1} = x_k - \frac{f'(x_k)}{f''(x_k)}$$

Здесь:

- $f'(x_k)$ — первая производная функции в точке x_k ;
- $f''(x_k)$ — вторая производная.

7.2.2 Многомерный случай

Для векторной функции:

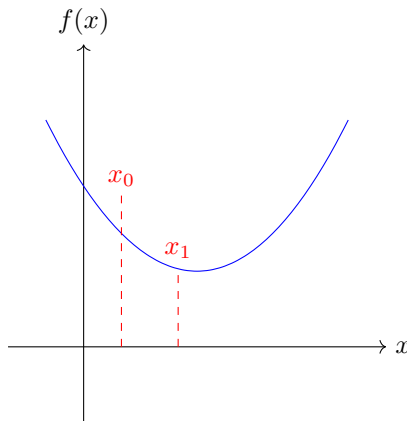
$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - H_f^{-1}(\mathbf{x}_k) \nabla f(\mathbf{x}_k)$$

где $H_f(\mathbf{x}_k)$ — матрица Гессе.

7.2.3 Плюсы и минусы

- **Плюсы:** Быстрая сходимость (обычно квадратичная).
- **Минусы:** Нужно вычислять и инвертировать матрицу Гессе, что дорого для больших n .

7.2.4 Графическая иллюстрация



7.3 Метод секущей

Метод секущей — это упрощённая версия метода Ньютона, в которой вторую производную заменяют приближением по разностям.

$$x_{k+1} = x_k - f'(x_k) \cdot \frac{x_k - x_{k-1}}{f'(x_k) - f'(x_{k-1})}$$

- **Плюс:** Не нужно вычислять вторую производную.
- **Минус:** Скорость сходимости ниже, чем у метода Ньютона.

7.4 Метод покоординатного спуска

Метод покоординатного спуска оптимизирует функцию, изменяя одну координату за раз, оставляя остальные фиксированными.

7.4.1 Алгоритм

1. Выбираем начальную точку \mathbf{x}_0 .
2. Для каждой координаты i ищем минимум функции по x_i при фиксированных остальных координатах.
3. Повторяем процесс до сходимости.

7.4.2 Особенности

- Подходит для задач, где минимизация по одной переменной проста.
- Может сходиться медленно, если переменные сильно связаны.

7.5 Метод градиентного спуска

Метод градиентного спуска — один из самых популярных методов оптимизации.

7.5.1 Основная идея

Движемся из текущей точки в направлении, противоположном градиенту функции (т.к. градиент указывает направление наибольшего роста).

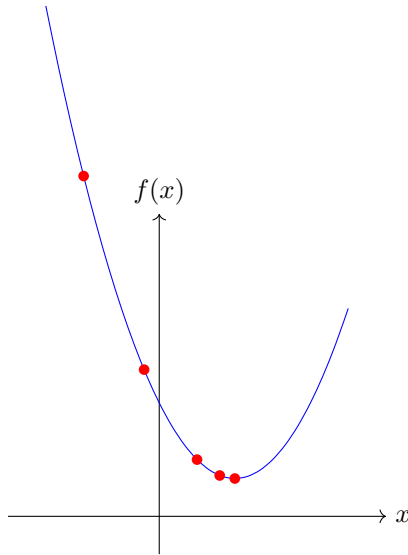
$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - \alpha \nabla f(\mathbf{x}_k)$$

где $\alpha > 0$ — шаг обучения.

7.5.2 Выбор шага

- Слишком большой α — можем «перепрыгнуть» минимум.
- Слишком маленький α — сходимость медленная.

7.5.3 Графическая иллюстрация



7.5.4 Варианты

- С постоянным шагом
- С адаптивным шагом (например, Adam, RMSprop)

7.6 Заключение

Выбор метода оптимизации зависит от свойств задачи:

- Метод Ньютона — быстрый, но требует вычислений второй производной.
- Метод секущей — компромисс, подходит для случаев, когда вторая производная недоступна.
- Покоординатный спуск — полезен при раздельной оптимизации переменных.
- Градиентный спуск — универсальный, особенно в задачах машинного обучения.