### Анализ данных

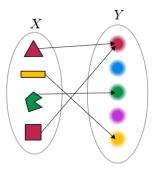
Семинар 4. Производные и градиентный спуск.

2 февраля 2016

Говорят, что на множестве X задана функция f, принимающая значения из Y, если каждому элементу x из множества X поставлен в соответствие некоторый элемент y из множества Y.

Функцию обозначают также следующими способами:

$$y = f(x); \quad f: X \to Y.$$



$$ullet$$
  $f(x)=x^3, X=\mathbb{R}$  (вещ. числа),  $Y=\mathbb{R}$ ;

▶ 
$$f(x) = x^3, X = \mathbb{R}$$
 (вещ. числа),  $Y = \mathbb{R}$ ;

• 
$$f(x) = sin(x), X = \mathbb{R}, Y = [-1; 1];$$

- ▶  $f(x) = x^3, X = \mathbb{R}$  (вещ. числа),  $Y = \mathbb{R}$ ;
- $f(x) = sin(x), X = \mathbb{R}, Y = [-1; 1];$
- $f(x,y)=sin(xy), X=\mathbb{R} imes\mathbb{R}=\mathbb{R}^2$  (пары вещ. чисел), Y=[-1;1];

- ▶  $f(x) = x^3, X = \mathbb{R}$  (вещ. числа),  $Y = \mathbb{R}$ ;
- $f(x) = \sin(x), X = \mathbb{R}, Y = [-1; 1];$
- $f(x,y)=sin(xy), X=\mathbb{R} imes\mathbb{R}=\mathbb{R}^2$  (пары вещ. чисел), Y=[-1;1];
- ▶ моном *п*-ой степени:

$$f(x) = C * x^n, X = \mathbb{R}, Y = \mathbb{R}, C$$
 — константа;

#### Примеры математических функций:

- ▶  $f(x) = x^3, X = \mathbb{R}$  (вещ. числа),  $Y = \mathbb{R}$ ;
- $f(x) = sin(x), X = \mathbb{R}, Y = [-1; 1];$
- $f(x,y)=sin(xy), X=\mathbb{R} imes\mathbb{R}=\mathbb{R}^2$  (пары вещ. чисел), Y=[-1;1];
- ▶ моном *п*-ой степени:

$$f(x) = C * x^n, X = \mathbb{R}, Y = \mathbb{R}, C$$
 — константа;

полином *п*-ой степени:

$$f(x) = \frac{\alpha_n * x^n + \dots, +\alpha_1 * x + \alpha_0, X = \mathbb{R}, Y = \mathbb{R}, \alpha_i, i = \overline{0, n},$$
 — константы.

#### Примеры математических функций:

- ▶  $f(x) = x^3, X = \mathbb{R}$  (вещ. числа),  $Y = \mathbb{R}$ ;
- $f(x) = sin(x), X = \mathbb{R}, Y = [-1; 1];$
- $f(x,y)=sin(xy), X=\mathbb{R} imes\mathbb{R}=\mathbb{R}^2$  (пары вещ. чисел), Y=[-1;1];
- ▶ моном *n*-ой степени:

$$f(x) = C * x^n, X = \mathbb{R}, Y = \mathbb{R}, C$$
 — константа;

полином *п*-ой степени:

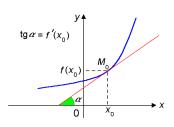
$$f(x) = \alpha_n * x^n + \dots, +\alpha_1 * x + \alpha_0, X = \mathbb{R}, Y = \mathbb{R},$$
  $\alpha_i, i = \overline{0, n},$  — константы.

▶ и т.д.

Пусть в некоторой окрестности точки  $x_0 \in \mathbb{R}$  определена функция f. Производной функции f в точке  $x_0$  называется предел (если он существует)

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

Смысл производной — наклон касательной к графику функции в данной точке.



#### Производная функции — это функция!

Если функция получена при помощи арифметических операций и композиции из более простых, её производная может быть найдена при помощи следующих правил:

- 1. (c \* f(x))' = c \* f'(x), c константа;
- 2.  $(f(x) \pm g(x))' = f'(x) \pm g'(x);$
- 3. (f(x) \* g(x))' = f'(x)g(x) + f(x)g'(x);
- 4.  $\left(\frac{f(x)}{g(x)}\right)' = \frac{f'(x)g(x) f(x)g'(x)}{g^2(x)};$
- 5. f(g(x)) = g'(x) \* f'(g(x)).

Для большинства широко используемых функций производные известны и могут быть найдены в таблицах производных.

1. 
$$C' = 0$$
;  
2.  $x' = 1$ ;  
3.  $(x^2)' = 2x$ ;  
4.  $(x^n)' = n \cdot x^{n-1}$ ;  
5.  $(a^x)' = a^x \cdot \ln a$ ;  
5\*  $(e^x)' = e^x$ ;  
6.  $(\log_a x)' = \frac{1}{x \ln a}$ ;  
6\*.  $(\ln x)' = \frac{1}{x}$ ;

9. 
$$(tg x)' = \frac{1}{\cos^2 x}$$
;  
10.  $(ctg x)' = -\frac{1}{\sin^2 x}$ ;  
11.  $(\arcsin x)' = \frac{1}{\sqrt{1 - x^2}}$ ;  
12.  $(\arccos x)' = -\frac{1}{\sqrt{1 - x^2}}$ ;  
13.  $(arctg x)' = \frac{1}{1 + x^2}$ ;  
14.  $(arcctg x)' = -\frac{1}{1 + x^2}$ .

7.  $(\sin x)' = \cos x$ ; 8.  $(\cos x)' = -\sin x$ :

**Частная производная** — обощение понятия производная на случай функции нескольких переменных.

Частная производная функции  $f(x_1,\ldots,x_n)$  по переменной  $x_k$  в точке  $(a_1,\ldots,a_n)$  — это предел

$$\frac{\partial f}{\partial x_k}(a_1,\cdots,a_n)=$$

$$= \lim_{\Delta x \to 0} \frac{f(a_1, \dots, a_k + \Delta x, \dots, a_n) - f(a_1, \dots, a_k, \dots, a_n)}{\Delta x}$$

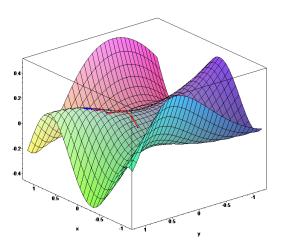
 $rac{\partial f}{\partial x_k}$  — это обозначение, а не деление!

**Градиентом** функции  $f(x_1, \dots, x_n)$  называется n-мерный вектор, составленный из частных производных

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

В каждой точке  $(a_1,\ldots,a_n)$  градиент функции принимает конкретное значение.

Кроме того, градиент — вектор, своим направлением указывающий направление наибольшего возрастания функции многих переменных.



Пусть у нас есть некоторая функция  $f(x_1,\ldots,x_n)$ . Наша цель — найти точку  $x^*=(x_1^*,\ldots,x_n^*)$ , в которой достигается её минимальное значение.

- Рассмотрим произвольную точку  $a^{(0)}$ . Значение градиента  $\nabla f(a^{(0)})$  в этой точке направление наибольшего роста функции.
- ▶ Поэтому попробуем сдвинуться в ровно противоположном направлении (по вектору антиградиента) в новую точку  $a^{(1)}$ .
- ...И так до тех пор, пока не найдём точку, в которой любое направление движения будет бессмысленным.

Как далеко нужно «сдвигаться» на каждой итерации алгоритма?

- ▶ Пусть  $a^{(i)}$  полученное на i-ой итерации приближение.
- Тогда положим

$$a^{(i+1)} = a^{(i)} - \alpha \nabla f(a^{(i)}).$$

Параметр  $\alpha$  называется **темпом обучения**.

Когда нужно остановиться?

после определенного количества итераций;

#### Когда нужно остановиться?

- после определенного количества итераций;
- когда значение точки на соседних итерациях практически не меняется;

#### Когда нужно остановиться?

- после определенного количества итераций;
- когда значение точки на соседних итерациях практически не меняется;
- когда значение оптимизируемой функции на соседних итерациях практически не меняется;
- ▶ и т.д.

#### Тем не менее:

1. При неудачном выборе начального приближения метод градиентного спуска может найти локальный, а не глобальный оптимум.

#### Тем не менее:

- 1. При неудачном выборе начального приближения метод градиентного спуска может найти локальный, а не глобальный оптимум.
- 2. При неудачном выборе темпа обучения  $\alpha$  метод может разойтись.

#### Зачем это нужно?

#### Напоминание:

- X пространство объектов,
  - Y пространство ответов,
  - $X^{\ell}$  обучающая выборка,
  - $a: X \to Y$  восстановленная по обучающей выборке зависимость.

#### Зачем это нужно?

#### Напоминание:

- ▶ X пространство объектов,
  - Y пространство ответов,
  - $X^{\ell}$  обучающая выборка,
  - $a: X \to Y$  восстановленная по обучающей выборке зависимость.
- $Q(a, X^{\ell})$  оптимизируемый функционал качества. Алгоритм a, как правило, характеризуется набором параметров  $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_s)$ .
  - Т.о., необходимо решить задачу:  $Q(\alpha, X^\ell) o min_\alpha$ .

#### Зачем это нужно?

#### Напоминание:

- lacktriangledown X пространство объектов, Y пространство ответов,  $X^{\ell}$  обучающая выборка, a: X o Y восстановленная по обучающей выборке зависимость.
- $Q(a,X^\ell)$  оптимизируемый функционал качества. Алгоритм a, как правило, характеризуется набором параметров  $\alpha=(\alpha_1,\dots,\alpha_s)$ . Т.о., необходимо решить задачу:  $Q(\alpha,X^\ell)\to min_\alpha$ .
- В качестве метода оптимизации можно (иногда нет другого выхода) использовать итерационные методы оптимизации (в частности, метод градиентного спуска).

**Пример**: решаем задачу предсказания стоимости квартиры в зависимости от её площади.

Задача регрессии

**Пример**: решаем задачу предсказания стоимости квартиры в зависимости от её площади.

- Задача регрессии
- $lacksymbol{ iny} X^\ell = (x_i, y_i)_{i=1}^\ell$  пары (площадь, стоимость) для  $\ell$  квартир.

**Пример**: решаем задачу предсказания стоимости квартиры в зависимости от её площади.

- Задача регрессии
- $igwedge X^\ell = (x_i, y_i)_{i=1}^\ell$  пары (площадь, стоимость) для  $\ell$  квартир.
- Будем восстанавливать линейную зависимость, т.е. использовать модель:  $a(x) = \alpha_1 x + \alpha_0$ .

**Пример**: решаем задачу предсказания стоимости квартиры в зависимости от её площади.

- Задача регрессии
- $igwedge X^\ell = (x_i, y_i)_{i=1}^\ell$  пары (площадь, стоимость) для  $\ell$  квартир.
- Будем восстанавливать линейную зависимость, т.е. использовать модель:  $a(x) = \alpha_1 x + \alpha_0$ .
- Будем оптимизировать среднеквадратичную ошибку:

$$Q(\alpha, X^{\ell}) = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} (a(x_i) - y_i)^2 = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} (\alpha_1 x_i + \alpha_0 - y_i)^2 \rightarrow \textit{min}_{\alpha_0, \alpha_1}$$

**Пример**: решаем задачу предсказания стоимости квартиры в зависимости от её площади.

- Задача регрессии
- $igwedge X^\ell = (x_i, y_i)_{i=1}^\ell$  пары (площадь, стоимость) для  $\ell$  квартир.
- Будем восстанавливать линейную зависимость, т.е. использовать модель:  $a(x) = \alpha_1 x + \alpha_0$ .
- Будем оптимизировать среднеквадратичную ошибку:

$$Q(\alpha, X^{\ell}) = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} (a(x_i) - y_i)^2 = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} (\alpha_1 x_i + \alpha_0 - y_i)^2 \rightarrow \textit{min}_{\alpha_0, \alpha_1}$$

▶ Можем выписать градиент функции Q по переменным  $\alpha$  и применить метод градиентного спуска.