

# Нелинейный метод наименьших квадратов

Дмитрий Алексеевич Павлов  
инж.-иссл. Лаборатории Чебышёва СПбГУ  
[d.a.pavlov@spbu.ru](mailto:d.a.pavlov@spbu.ru)

СПбГУ, МКН  
2021

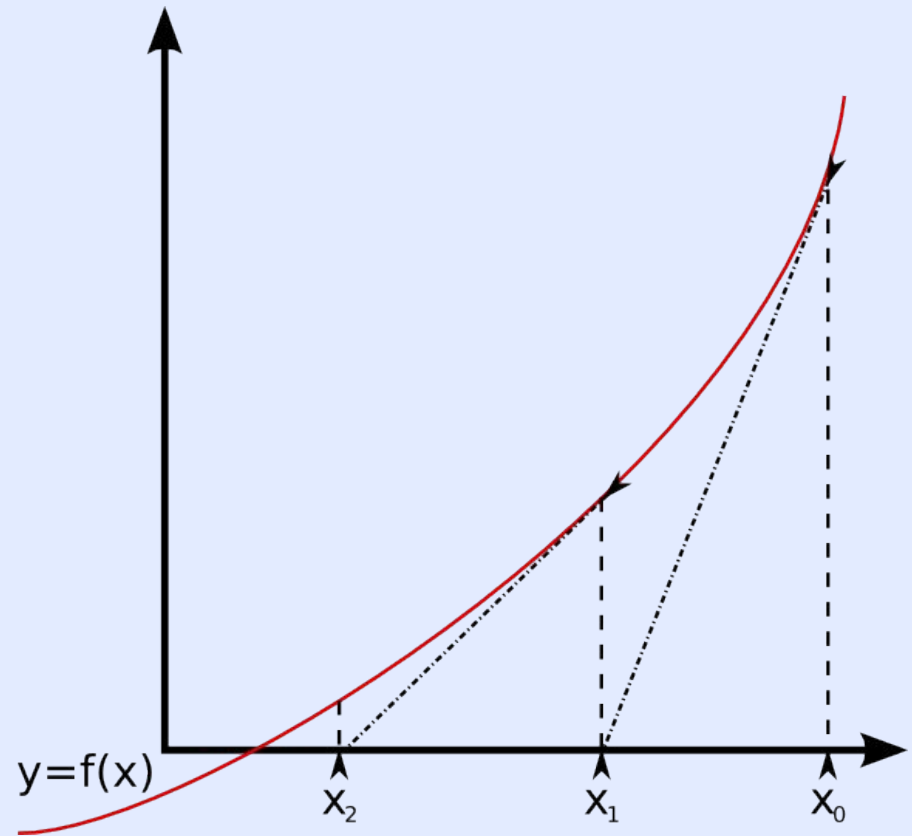
# Метод Ньютона

Найти  $x^*$  :  $f(x^*) = 0$

$x^{(0)}$  — начальное приближение.

$$x^{(l+1)} = x^{(l)} - \frac{f(x^{(l)})}{f'(x^{(l)})}$$

Функция  $f$  *линеаризуется* в окрестности  $x^{(l)}$ .



# Метод Ньютона для функции многих переменных

Найти  $\mathbf{x}^*$  :  $\mathbf{f}(\mathbf{x}^*) = \mathbf{0}$

$\mathbf{x}^{(0)}$  — начальное приближение.

$$\mathbf{x}^{(l+1)} = \mathbf{x}^{(l)} - \nabla^{-1} \mathbf{f}(\mathbf{x}^{(l)})$$

Функция  $\mathbf{f}$  всё так же *линеаризуется* в окрестности  $\mathbf{x}^{(l)}$ .

$$\nabla \mathbf{f} = \left[ \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial x_1} \quad \dots \quad \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial x_n} \right] = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad \text{— якобиан}$$

# Нелинейная регрессия

## Модель

$$y = g(x_1, \dots, x_k, \beta_1, \dots, \beta_m) + \varepsilon$$

$y$  — зависимая переменная (наблюдаемая)

$x_i$  — влияющие переменные (наблюдаемые)

$\beta_j$  — параметры модели (ненаблюдаемые)

$\varepsilon$  — случайные ошибки (шум)

## Наблюдения

$$y_i = g(x_{i1}, \dots, x_{ik}, \beta_1, \dots, \beta_m) + \varepsilon_i$$

$$\text{Var}[\varepsilon_i] = \sigma_i^2$$

# Нелинейный взвешенный МНК

**Дано**

$y = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$  – наблюдения

$$\begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{nk} \end{pmatrix}$$

**Найти**  $\hat{\beta} = (\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_m) :$

$$y_i = g(x_{i1}, \dots, x_{ik}, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_m) + r_i$$

$$\arg \min_{\hat{\beta}} S(\hat{\beta}) = ?$$

$$S(\hat{\beta}) = \sum_{j=1}^m \frac{r_j^2(\hat{\beta})}{\sigma_i^2}$$

Оценка не является несмещённой.

Состоятельность доказана при выполнении некоторых условий.

(Но никого это не интересует.)

# Алгоритм Гаусса-Ньютона

$$\nabla S(\hat{\beta}) = \mathbf{0} \Rightarrow f_j(\hat{\beta}) = \sum_{i=1}^n \frac{\partial r_i(\hat{\beta})}{\partial \hat{\beta}_j} \frac{r_i(\hat{\beta})}{\sigma_i^2} = 0, \quad j = 1..m$$

$$A = \begin{bmatrix} \frac{\partial r_1}{\partial \hat{\beta}_1} & \dots & \frac{\partial r_1}{\partial \hat{\beta}_m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial r_n}{\partial \hat{\beta}_1} & \dots & \frac{\partial r_n}{\partial \hat{\beta}_m} \end{bmatrix} \quad W = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma_1^2} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \frac{1}{\sigma_n^2} \end{bmatrix} \quad \mathbf{f}(\hat{\beta}) = A^T W \mathbf{r}(\hat{\beta}) = 0$$

$$\frac{\partial f_j(\hat{\beta})}{\partial \hat{\beta}_l} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} \left( \frac{\partial r_i(\hat{\beta})}{\partial \hat{\beta}_j} \frac{\partial r_i(\hat{\beta})}{\partial \hat{\beta}_l} + r_i \frac{\partial^2 r_i(\hat{\beta})}{\partial \hat{\beta}_j \partial \hat{\beta}_l} \right) \approx \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} \frac{\partial r_i(\hat{\beta})}{\partial \hat{\beta}_j} \frac{\partial r_i(\hat{\beta})}{\partial \hat{\beta}_l}$$

$$\nabla \mathbf{f} \approx A^T W A \quad \hat{\beta}^{(l+1)} = \hat{\beta}^{(l)} - (A^T W A)^{-1} A^T W \mathbf{r}(\hat{\beta}^{(l)})$$

# Определение параметров динамической системы

$$(x_{i1}, \dots, x_{ik}) \equiv \mathbf{x}_i = \mathbf{x}(t_i)$$

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{F}(\mathbf{x}(t); \mathbf{p})$$

$$y_i = g(\mathbf{x}(t_i); \mathbf{q}) + \varepsilon_i$$

$$\mathbf{x}(t_0) = \mathbf{x}_0$$

$$\boldsymbol{\beta} = (\mathbf{x}_0 \mid \mathbf{p} \mid \mathbf{q})$$

$\mathbf{x}_0$  – начальные условия

$\mathbf{p}$  – динамические параметры

$\mathbf{q}$  – редукционные параметры

$$\frac{\partial r_i}{\partial \mathbf{q}} = - \frac{\partial g(\mathbf{x}(t_i); \mathbf{q})}{\partial \mathbf{q}}$$

$$\frac{\partial r_i}{\partial (\mathbf{x}_0 \mid \mathbf{p})} = - \frac{\partial g(\mathbf{x}(t_i); \mathbf{q})}{\partial \mathbf{x}} \frac{\partial \mathbf{x}(t_i)}{\partial (\mathbf{x}_0 \mid \mathbf{p})}$$

# Изохронные производные

$$\frac{\partial \mathbf{x}(t)}{\partial (\mathbf{x}_0 \mid \mathbf{p})} = ? \quad (\text{Можно рассчитать численно с инкрементом параметра, но это уныло.})$$

$$\mathbf{P} \equiv (\mathbf{x}_0 \mid \mathbf{p})$$

$$\left( \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{P}} \right)' = \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \mathbf{P}} = \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial \mathbf{x}} \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{P}}$$

$$\frac{d\mathbf{x}}{d\mathbf{P}}(t_0) = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}$$

$\mathbf{x}_0$   $\mathbf{p}$

$\partial \mathbf{x} / \partial \mathbf{P}$  делается частью динамической системы.



# Что дальше?

- Обратите внимание, что функция  $g$  не обязана быть для всех  $i$  одной и той же. Можно обрабатывать разные типы наблюдаемых величин в одном нелинейном МНК.
- Для решения задачи Коши, т. е. вычисления  $\mathbf{x}(t)$ , см. методы численного интегрирования, начиная с метода Рунге-Кутты 4-го порядка.