

# Лекция 13

Пяа Yaroshevskiy

13 мая 2023 г.

## Содержание

<b>1 Число обусловленности</b>	<b>1</b>
1.1 Нормы и анализ ошибок . . . . .	1
1.2 Оценивание числа обусловленности . . . . .	2
<b>2 Дополнительно о градиентных методах</b>	<b>3</b>
2.1 Градиентный спуск . . . . .	3
2.2 Модификация . . . . .	4

## 1 Число обусловленности

Пример.

$$\begin{aligned} Ax &= b \\ A &= \begin{pmatrix} 9.7 & 6.6 \\ 4.1 & 2.8 \end{pmatrix} \quad b = \begin{pmatrix} 9.7 \\ 4.1 \end{pmatrix} \quad x = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \\ \|b\| &= 13.8 \quad \|x\| = 1 \\ \text{cond}(A) &= 2249.4 \\ b' &= \begin{pmatrix} 9.70 \\ 4.11 \end{pmatrix} \quad x' = \begin{pmatrix} 0.34 \\ 0.97 \end{pmatrix} \\ \Delta b &= b - b' \quad \|\Delta b\| = 0.01 \\ \Delta x &= x - x' \quad \|\Delta x\| = 1.63 \\ \frac{\|\Delta b\|}{\|b\|} &= 0.00072464 \\ \frac{\|\Delta x\|}{\|x\|} &= 1.63 \end{aligned}$$

### 1.1 Нормы и анализ ошибок

$$\begin{aligned} \|A\| &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |a_{ij}| \\ \|Ax\| &\leq \|A\| \cdot \|x\| \\ \tilde{x} : \|Ax\| &= \|A\| \cdot \|\tilde{x}\| \\ \|A\| = M &= \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|}{\|x\|} \\ \|a\| &= \|a_j\| \end{aligned}$$

Результат Уилкинсона

$$x^* : (A + E)x^* = b$$

, где элементы  $E$  имеют уровень ошибок округления

$$b - Ax^* = Ex^*$$

$$\|b - Ax^*\| = \|Ex^*\| \leq \|E\| \cdot \|x^*\|$$

$$\frac{\|b - Ax^*\|}{\|A\| \cdot \|x^*\|} \leq C \cdot \varepsilon_{\text{маш.}}$$

Если  $A$  не вырождена то:  $x - x^* = A^{-1} \cdot (b - Ax^*)$

$$\|x - x^*\| \leq \|A^{-1}\| \cdot \|E\| \cdot \|x^*\|$$

$$\frac{\|x - x^*\|}{\|x^*\|} \leq C \cdot \|A\| \cdot \|A^{-1}\| \cdot \varepsilon_{\text{маш.}}$$

$$\text{cond}(A) = \|A\| \cdot \|A^{-1}\|$$

$$\|A^{-1}\| = \frac{1}{m} \frac{\|x - x^*\|}{\|x^*\|} \leq C \cdot \text{cond}(A) \cdot \varepsilon_{\text{маш.}}$$

- $a_j$  — столбцы  $A$
- $\tilde{a}_j$  — столбцы  $A^{-1}$

$$\text{cond}(A) = \max_j \|a_j\| \cdot \max_j \|\tilde{a}_j\|$$

## 1.2 Оценивание числа обусловленности

$$\text{cond}(A) = \frac{\max_x \frac{\|Ax\|}{\|x\|}}{\min_x \frac{\|Ax\|}{\|x\|}}$$

$$\text{cond}(A) = \|A\| \cdot \|A^{-1}\|$$

1-норма:

- $a_j$  — столбец

$$\|A\| = \max_j \|a_j\|$$

$$\|A^{-1}\| = \frac{1}{\min_x \frac{\|Ax\|}{\|x\|}} = \max_x \frac{\|x\|}{\|Ax\|} = \max_y \frac{\|A^{-1}y\|}{\|y\|}$$

$$y := Ax \quad Az = y$$

$$\frac{\|z\|}{\|y\|} = \frac{\|A^{-1}y\|}{\|y\|}$$

оценка  $\|A^{-1}\|$

Цель — подобрать  $y$ .  $A^T y = c$ , где  $c$  — вектор с компонентами  $\pm 1$

Пример.

$$A = \begin{pmatrix} 9.7 & 6.6 \\ 4.1 & 2.8 \end{pmatrix} = \underbrace{\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0.4227 & 1 \end{pmatrix}}_L \cdot \underbrace{\begin{pmatrix} 9.7000 & 6.6000 \\ 0 & 0.0103 \end{pmatrix}}_U$$

$$y : A^T y = c \implies U^T (L^T y) = c$$

$$c_1 = 1; c_2 = ?$$

$$(L^T y)_1 = \frac{c_1}{U_{11}} = \frac{1}{9.7} = 0.1031$$

$$(L^T y)_2 = \frac{c_2 - U_{21}(L^T y)_1}{U_{22}} = \frac{\pm 1 - 6.6 \cdot 0.1031}{0.0103}$$

$(L^T y)_2$  большее, если  $c_2 = -1$ , значит

$$(L^T y) = (0.1031, -163)^T \quad y = (-163, 69)^T$$

$$Az = y \implies z = (12690, -18640)^T$$

$$\|A^{-1}\| \approx \frac{\|z\|}{\|y\|} = \frac{|12690| + |-18640|}{|-163| + |69|} = \frac{31330}{232} = 135.04$$

$$\|A\| = 13.8 \quad \text{cond}(A) \approx 13.8 \cdot 135.04 = 1863.6$$

## 2 Дополнительно о градиентных методах

$\{x_k\}$ :  $x^k = x^{k-1} + \alpha_k u^k \quad k \in \mathbb{N}$

$u^k \in E_n$ .  $(\nabla f(x), u) < 0$  — условие спуска

Как находить  $\alpha_k$

$$f(x^{k-1} + \alpha_k u^k) \leq (1 - \lambda_k) f(x^{k-1}) + \lambda_k \min_{\alpha \in E} f(x^{k-1} + \alpha u^k) \quad \lambda_k \in [0, 1]$$

$$f(x^{k-1} + \alpha_k u^k) \leq f(x^{k-1}) \quad (1)$$

— если это выполнено, то  $\{x^k\}$  — релаксационная  $\lambda_k = 0$ , тогда **1**, если же  $\lambda_k = 1$ , то для нахождения  $\alpha_k^*$  решаем задачу одномерной оптимизации. Для случая  $\lambda_k \in (0, 1)$ :

$$f(x^{k-1}) - f(x^k) \geq \lambda_k (f(x^{k-1}) - f(x^{k-1} + \alpha_k^* u^k))$$

$$\omega(x) = -\nabla f(x)$$

### 2.1 Градиентный спуск

$$x^k = x^{k-1} + \beta_k \underbrace{\frac{\omega^k}{|\omega^k|}}_{u^k}$$

$$\beta_k = \underbrace{\alpha}_{const} |\omega^k|$$

$$x^k = x^{k-1} + \alpha \omega^k$$

В окрестности точки  $\tilde{x}$ , может быть  $f(x^k) > f(x^{k-1})$

**Теорема 2.1.** Пусть  $f(x)$  ограничена снизу и дифференцируема в  $E_n$ , а ее градиент удовлетворяет условию Липшица, т.е.  $\forall x, y \in E_n$

$$|\nabla f(x) - \nabla f(y)| \leq L|x - y|$$

$L > 0$  — константа. Тогда  $\{x^k\}$ , определяемое рекуррентным соотношением

$$x^k = x^{k-1} + \alpha \omega^k$$

с  $\alpha \in (0, \frac{2}{L})$  является релаксационной. При этом справедлива оценка

$$f(x^k) \leq f(x^{k-1}) - \alpha \left(1 - \frac{\alpha L}{2}\right) \cdot |\nabla f(x^{k-1})|^2$$

и  $|\nabla f(x^k)| \rightarrow 0$ , при  $k \rightarrow +\infty$

Если  $f(x)$  удовлетворяет теореме, то при  $\alpha = \frac{1}{L}$ ,  $\{x^k\}$  — релаксационная последовательность и не происходит “проскакивания” стационарной точки

$$\|\omega^k\| = \|\nabla f(x^{k-1})\| \leq L|x^{k-1} - \tilde{x}|$$

$\tilde{x}$  — стационарная точка  $\implies \nabla f(\tilde{x}) = 0$

При  $\alpha \leq \frac{1}{L}$

$$|x^k - x^{k-1}| = \alpha |\omega^k| \leq |x^{k-1} - \tilde{x}|$$

Пусть  $f(x)$  ограничена снизу, а  $\{x^k\}$ , при  $\gamma_0 > 0$ :

$$f(x^{k-1}) - f(x^k) \geq \gamma_0 |\omega^k|^2 \quad k = \overline{1, m} \quad (2)$$

$$f(x^0) - f(x^m) \geq \gamma_0 \sum_{k=1}^m |\nabla f(x^{k-1})|^2$$

$$\sum_{k=1}^{\infty} |\nabla f(x^{k-1})|^2$$

— знакоположительный ряд, т.е.  $\nabla f(x^k) \xrightarrow[k \rightarrow \infty]{} 0$

## 2.2 Модификация

$$x^k = x^{k-1} + \alpha_k \omega^k \quad k \in \mathbb{N}$$

$$\alpha_k > 0$$

$$\varphi_k(\alpha) = f(x^{k-1} + \alpha \omega^k)$$

$$\varphi'_k(0) = (\nabla f(x), \omega^k) = -|\omega^k|^2 < 0$$

$\varphi_k$  — убывает в окрестности  $\alpha = 0$  до  $\tilde{\alpha}_k$ .  $\alpha_k = \alpha_k^*$  — исчерпывающий спуск. Если  $f(x)$  удовлетворяет [теореме](#), то  $\{x^k\}$  по исчерпывающему спуску удовлетворяет условиям [2](#):

$$\varphi'_k(\alpha) = (\nabla f(x^{k-1} + \alpha \omega^k), \omega^k)$$

$$x^k = x^{k-1} + \alpha_k^* \omega^k$$

$$(\omega^{k+1}, \omega^k) = (-\nabla f(x^k), \omega^k) = -\varphi'_k(\alpha_k^*) = 0$$

$$\begin{aligned} \|\omega^k\|^2 &= (\omega^k, \omega^k - \omega^{k+1}) \leq |\omega^k| \cdot |\omega^k - \omega^{k+1}| = \\ &= |\omega^k| \cdot |\nabla f(x^{k-1}) - \nabla f(x^k)| \leq L |\omega^k| \cdot |x^{k-1} - x^k| = L \cdot \alpha_k^* |\omega^k|^2 \end{aligned}$$

$$\alpha_k^* \geq \frac{1}{L}:$$

$$f(x^{k-1}) - f(x^k) \geq f(x^{k-1}) - f(\tilde{x}^k) \geq \frac{1}{2L} |\omega^k|^2$$

$$\tilde{x}^k = x^{k-1} + \underbrace{\frac{1}{L}}_{\alpha} \omega^k$$