

① Повторение результатов про град. методы <sup>силы выт.</sup>

GD:  $O(\frac{1}{k})$  <sup>вып.</sup>;  $O((1-\frac{\mu}{L})^k) = \frac{\lambda-1}{\lambda}$

SD  $O(\frac{1}{\sqrt{k}})$ ;  $O(\frac{1}{k})$  ← улучшить константа

AGD  $O(\frac{1}{k^2})$ ;  $O((1-\sqrt{\frac{\mu}{L}})^k) \frac{\sqrt{\lambda}-1}{\sqrt{\lambda}}$

квадратич. задача

$A \in S_{++}^n$

$f(x) = \frac{1}{2} x^T A x - b^T x + c$

$\nabla f(x) = A x - b$

$\nabla^2 f = A$

$\lambda_{\min}(A) = \mu > 0$

$\lambda_{\max}(A) = L < \infty$

$\alpha = \frac{L}{\mu}$

лин. поиск  
шага для направления  
d в квадр. задаче

$x^{k+1} = x^k + \alpha \cdot d \quad -\nabla f(x) = r$

$d = \operatorname{argmin}_{d > 0} f(x^{k+1})$

$-r^{k+1T} d = 0 \quad (d d - r^k) d = 0$

$r^{k+1} = b - A x^k - d = r^k - d$

$\alpha = \frac{d^T r^k}{d^T A d}$

Ортогонализация  
Грессера - Шеммера

Вход:  $u_0, \dots, u_{n-1}$

- n ЛНЗ  
векторов

Выход:  $d_0, \dots, d_{n-1}$

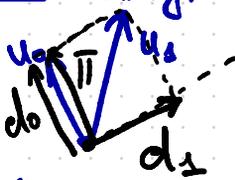
- n ЛНЗ  
⊥ векторов

$d_0 = u_0$

$d_1 = u_1 - \Pi_{d_0}(u_1)$

$d_2 = u_2 - \Pi_{d_0}(u_2) - \Pi_{d_1}(u_2)$

$d_k = u_k + \sum_{i=0}^{k-1} \beta_{ik} \cdot d_i$



$\beta_{ik} = \frac{-\langle d_i, u_k \rangle}{\langle d_i, d_i \rangle}$

$\Pi_{d_0}(u_1) = \frac{\langle u_1, d_0 \rangle}{\langle d_0, d_0 \rangle} d_0$

① Постановка задачи + интуиция  $r^k = b - Ax^k$   
 $\min_{x \in \mathbb{R}^n} \frac{1}{2} x^T A x - b^T x + c$   $e^k = x^k - x^*$   
 $r^k = -Ae^k$



A - ортогональность

② Метод сопряженных направлений:  
 и A-ортогональных направлений (по Граму Шмидту)  
 +  
 или поиск по каждому

Метод сопр. напр.  $x_i = x_0 + \sum_{j=0}^{i-1} d_j d_j$

$d_0, \dots, d_{n-1}$  - все попарно A-сопряжены

напр  $\uparrow$  получались из  $u_0, \dots, u_{n-1}$  ЛНЗ  
 путем Gram-Schmidt.

$$d_j = \frac{d_j^T r_j}{d_j^T A d_j}$$

$\uparrow$   
из наиск. случая  
вдоль  $d_j$

$$d_i = u_i + \sum_{j=0}^{i-1} \beta_{ij} d_j$$

(GS)

из  $u_i$  вычитаем проекции  $d_j$  на  $u_i$

$$\beta_{ij} = - \frac{u_i^T A d_j}{d_j^T A d_j}$$

(B)

$\forall i \in [0, n-1]$

3) Докажем, что при таком выборе  $d_k$  и  $d_0, \dots, d_{k-1}$ , мы сойдемся за  $n$  шагов.

$x_0 - x^*$   $d$  коэф. разложения  $l_0$  в базис Фуксирски

$l_0 = \sum_{i=0}^{n-1} \delta_i \cdot d_i$  к-чю  $d_k^T A$   $\leftarrow$  коэф.

$x_0 - x^* = \sum_{i=0}^{n-1} \delta_i d_i$

$x^* = x_0 - \sum_{i=0}^{n-1} \delta_i d_i$

$$d_k^T A l_0 = \sum_{i=0}^{n-1} \delta_i \cdot d_k^T A d_i$$

$$d_k^T A l_0 = \delta_k d_k^T A d_k$$

$$\delta_k = \frac{d_k^T A l_0}{d_k^T A d_k} = \frac{d_k^T A \left( l_0 + \sum_{i=0}^{k-1} d_i d_i \right)}{d_k^T A d_k} = - \frac{d_k^T r_k}{d_k^T A d_k} = -d_k$$

4) Угза СБ: неважно в какой-то  $u_0, \dots, u_{n-1} +$   
 + показать, что для решения  $d_k$  необходимо  
 символично  $\beta_{ij}$  почти все 0 ЗНАТЬ лишь  $d_{k-1}$

4.1 Fun fact:

$$l_i = l_0 + \sum_{j=0}^{i-1} d_j d_j = x_i - x^*$$

$$x_i = x_0 + \sum_{j=0}^{i-1} d_j d_j$$

$$l_i = x_i - x^*$$

$$l_0 = x_0 - x^* = x_0 - \left( x_0 + \sum_{j=0}^{n-1} d_j d_j \right)$$

$$= \sum_{j=0}^{n-1} -d_j d_j \quad (ER)$$

4.2

Теперь  
I

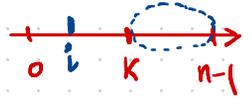
(ER записано для фикс. k)  $(-d_i^T A)$

$$e_k = \sum_{j=k}^{n-1} -d_j d_j$$

A-ортонорм

$$-d_i^T A \cdot e_k = \sum_{j=k}^{n-1} d_j d_i^T A d_j$$

$$d_i^T r_k = 0 \quad \text{если } i < k$$



Таким образом:  $r_k$  перпендикулярна всем  $d_i$  на правлене  $d_i$  предыдущими

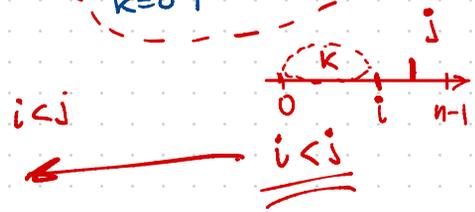
$$d_i^T r_k = 0, \quad i < k$$

4.3

$$(GS)^T \cdot r_j \quad d_i^T r_j = u_i^T r_j + \left( \sum_{k=0}^{i-1} \beta_{ik} d_k^T r_j \right)$$

$$d_i^T r_j = u_i^T r_j + 0$$

$$u_i^T r_j = 0$$



Пусть  $i = j$

$$d_i^T r_i = u_i^T r_i$$

4.4  $r_{i+1} = -A \cdot l_{i+1} = -A(l_i + d_i d_i) = -A l_i - d_i A d_i =$   
 $= r_i - d_i A d_i$

II  $\rightarrow$   
 $r_i^T r_j = 0$   
 $i < j$   
 $r_i^T r_j = 0$   
 $i \neq j$   
 $u_i = r_i - \frac{r_i^T A d_i}{d_i^T A d_i}$

Если менее CG:  $u_i = r_i$ , то

Рассмотрим:

(B)  $\beta_{ij} = - \frac{u_i^T A d_j}{d_j^T A d_j}$

Рассмотрим  $\forall i, j$

III  $r_i^T r_{j+1} = r_i^T (r_j - d_j A d_j) = r_i^T r_j - d_j r_i^T A d_j$   
 $d_j r_i^T A d_j = r_i^T r_j - r_i^T r_{j+1}$

$r_i^T A d_j = \begin{cases} i=j \rightarrow \frac{1}{d_i} \cdot r_i^T r_i \\ i=j+1, j=i-1 \rightarrow -\frac{1}{d_{i-1}} r_i^T r_i \\ \text{иначе} \rightarrow 0 \end{cases}$

$j < i$

Итого

$\beta_{ij} = \frac{-r_i^T A d_j}{d_j^T A d_j} = + \frac{1}{d_{i-1}} \cdot \frac{r_i^T r_i}{d_{i-1}^T A d_{i-1}} =$   
 $= \frac{\cancel{d_{i-1}^T A d_{i-1}}}{d_{i-1}^T r_{i-1}} \cdot \frac{r_i^T r_i}{\cancel{d_{i-1}^T A d_{i-1}}}$

возражения!

$$\beta_{ij} = \frac{r_i^T r_j}{r_i^T r_i} \quad \text{для } j = i-1, \text{ иное } 0$$

$$f(x) = \frac{1}{2} x^T A x - b^T x + c \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

$$A \in S_{++}^n$$

## Алгоритм

есть  $x_0$

1.  $d_0 = r_0 = b - A x_0$ .

2. For  $i = 0, \dots$   $Ad_i = \text{хрень}$ ;

3.  $d_i = \frac{r_i^T r_i}{d_i^T A d_i}$  Вместо формулы - линейный поиск (вектор)

4.  $x_{i+1} = x_i + d_i d_i$

можно:

5.  $r_{i+1} = r_i - d_i A d_i$

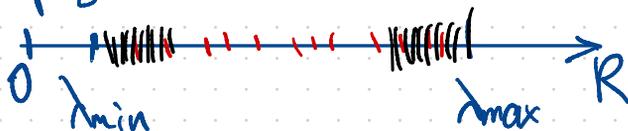
$r_{i+1} = b - A x_{i+1}$

6.  $\beta_{i+1} = \frac{r_{i+1}^T r_{i+1}}{r_i^T r_i}$

7.  $d_{i+1} = r_{i+1} + \beta_{i+1} d_i$

Сходимость: в идеальной арифметике

сходится только за  $m$  итераций, где  $m$  - число различных собственных чисел



В реальности метод итерационный

$$\|e_k\|_A^2 \leq 2 \left( \frac{\sqrt{\kappa} - 1}{\sqrt{\kappa} + 1} \right) \|e_0\|_A^2$$

$$\kappa = \|A\| \cdot \|A^{-1}\| = \frac{\sigma_{\max}}{\sigma_{\min}} = \frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}} = \frac{L}{\mu}$$