

Ограничена сходимость  
линейных методов (1-го порядка  
бесконечной производной)

$$f(x) \rightarrow \min \quad (*)$$

$x \in Q \subset \mathbb{R}^n$

Быстроход

Быстроход

$$f(\bar{x}^n) - f(x_*) \leq \varepsilon$$

$x^n$  —  $\varepsilon$ -пункт для  $f(x)$  ( $*$ )

$N$  — число итераций (число быстрых сходимости)

$$x^{k+1} = x^0 + \underbrace{\text{Lin}\{Df(x^0), \dots, Df(x^k)\}}_{\# Df(x)} \quad || \quad x^{k+1} = x^k - h Df(x^k)$$

$$\bar{x}^n = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x^k \quad || \quad x^{k+1} = x^k - \frac{\varepsilon}{\|Df(x^k)\|} Df(x^k)$$

(1)  $N \geq n$   $N \approx n \ln\left(\frac{\Delta f}{\varepsilon}\right)$  Число итераций  
Методы типа градиентного спуска нацелены на быструю (быстросходящуюся) сходимость.

(2)  $N \leq n$  б2-метод

$N(\varepsilon)$	$ f(y) - f(x)  \leq M \ y - x\ _2$	$\ Df(y) - Df(x)\ _2 \leq L \ y - x\ _2$
$f(x)$ — быстроход	$\frac{M^2 R^2}{\varepsilon^2}$	$\sqrt{\frac{LR^2}{\varepsilon}}$
$f(x)$ — $M$ -сущест. быстроход	$\frac{M^2}{M\varepsilon}$	$\sqrt{\frac{L}{M} \ln\left(\frac{MR^2}{\varepsilon}\right)} / (MR)$

\*  $R^2 = V(x^0, x_*)$ ,  $\|f(y) - f(x)\| \leq M \|y - x\|$ ,  $\|Df(y) - Df(x)\|_2 \leq L \|y - x\|$

$$f(x^n) - f(x_*) \leq \frac{MR}{\sqrt{N}} = \varepsilon \Rightarrow \varepsilon \left\{ \begin{array}{l} MR \\ \sqrt{N} \end{array} \right.$$

Соответствующий  
метод

$$Q = \mathbb{R}^n$$

$$x^{k+1} = x^k - \frac{\varepsilon}{M^2} \cdot Df(x^k), \quad k \leq N$$

Быстроход

$$x^{k+1} = \pi_Q(x^k - \frac{\varepsilon}{M^2} Df(x^k))$$

Быстроход

Усредн.  
метод  
Несимр. '83  
 $\Omega = \mathbb{R}^n$

$$x^1 = x^0 - \frac{1}{L} \nabla f(x^0)$$

$$x^{k+1} = x^k - \frac{1}{L} \nabla f\left(x^k + \frac{k-1}{k+2} (x^k - x^{k-1})\right) + \frac{k-1}{k+2} (x^k - x^{k-1}), \quad k \geq 2$$

нестационарный метод

$$f(x^n) - f(x_*) \leq \frac{4LR^2}{N^2} = \underbrace{\varepsilon}_{\sim \frac{LR^2}{N^2}}$$

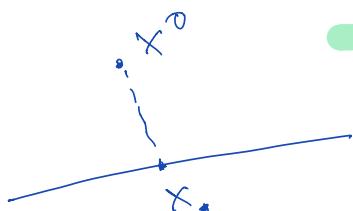
Минимум близк.  
сигнатура  
усредн.  
метод

$$x^1 = x^0 - \frac{1}{L} \nabla f(x^0)$$

$$x^{k+1} = x^k - \frac{1}{L} \nabla f(x^k) + \frac{\sqrt{L} - \sqrt{M}}{\sqrt{L} + \sqrt{M}} (x^k - x^{k-1}) + \frac{\sqrt{L} - \sqrt{M}}{\sqrt{L} + \sqrt{M}} (x^k - x^{k-1}), \quad k \geq 2$$

нестационарный метод

$$f(x^n) - f(x_*) \leq LR^2 \exp\left(-\frac{1}{2} \sqrt{\frac{M}{L}} N\right)$$



### Cxenna Pecnospisib

$$R^2 = \|x^0 - x_*\|_2^2$$

дистанция  
от близк. точки  $\Rightarrow$  дистанция  
от минимума близ. точки

$$\frac{M}{2} \|x^n - x_*\|_2^2 \leq f(x^n) - f(x_*) \leq \frac{4L \|x^0 - x_*\|_2^2}{N^2} \quad (\star\star)$$

$$f(x) \geq f(x_*) + \underbrace{\langle \nabla f(x_*), x - x_* \rangle}_{\text{линейная приближ.}} + \frac{M}{2} \|x - x_*\|_2^2 \geq f(x_*) + \frac{M}{2} \|x - x_*\|_2^2$$

Беседка 8 (2021)  $N = \bar{N}$ :  $\underbrace{(x^n - x_*) \|x^n - x_*\|_2^2}_{(\star\star)} \leq \frac{1}{2} \|x^0 - x_*\|_2^2$

→

$$U_2 (1-1) \Rightarrow \frac{8L}{M\bar{N}^2} = \frac{1}{2} \Rightarrow \bar{N} = 4\sqrt{\frac{L}{M}}^{'}$$

Число итераций  $r = \lceil \log_2 \left( \frac{MR^2}{\varepsilon} \right) \rceil$ , но  $|f(x^n) - f(x_*)| \leq \varepsilon$

$$\# \text{it}(x) \rightarrow 4\sqrt{\frac{L}{M}} \left[ \log_2 \left( \frac{MR^2}{\varepsilon} \right) \right]$$

Будет  $|f(x^n) - f(x_*)|$

$$x^{n+1} = x^n - \frac{1}{L} \nabla f(x^n)$$

↑  
нпр. приемлем  
не менять

$$|f(x^n) - f(x_*)| \leq \left( R^2 \min \left\{ \frac{1}{2N}, \exp(-\frac{M}{L}N) \right\} \right)^r$$

## Регуляризация

$$f(x) \rightarrow \min_{x \in Q}$$

$$|f(x^n) - f(x_*)| \leq \varepsilon$$

M-ограничение  
бесконечная  
норма

$$f_\mu(x) := f(x) + \frac{\mu}{2} \|x^0 - x\|_2^2 \rightarrow \min_{x \in Q}$$

$$|f_\mu(x^n) - \min_{x \in Q} f_\mu(x)| \leq \varepsilon/2$$

$$\mu = \varepsilon / R^2$$

$$R \geq \|x^0 - x_*\|_2$$



$$|f(x^n) - \min_{x \in Q} f(x)| = |f(x^n) - f(x_*)| \leq \varepsilon$$

Последовательно  $R$  - это векторное, но генератор приемлем  
но  $R$ :  $R_0 \rightarrow x^N (\|x^N - x^0\|_2 \leq R_0 \rightarrow \text{ок}) \rightarrow R_1 = 2R_0 \rightarrow x^N (\|x^N - x^0\|_2 \leq R_1)$ .

# Методы оптимизации

Пример.

$$f(x) \rightarrow \min_{x \in S_n(1)}$$

← ограничение

$$\| \cdot \| = \| \cdot \|_p \quad 1 \leq p \leq 2$$

~~p > 2~~

$f(x)$  — 1-контактная фун.  
 ↑  
 огранич.  
 непр.  $\| \cdot \|_2 \rightarrow f(x) = \frac{1}{2} \| x \|_2^2$

~~неконтактная!~~  
 пример  $p=2$

$\| \cdot \|_1 \rightarrow \sum_{i=1}^n |x_i| \ln x_i, S_n(1)$

$$V(y, x) = f(y) - f(x) - \langle \nabla f(x), y - x \rangle \geq \frac{1}{2} \| y - x \|^2$$

$$x^{k+1} = \underset{x \in Q}{\operatorname{argmin}} \left\{ f(x^k) + \langle \nabla f(x^k), x - x^k \rangle + \frac{\lambda}{2} \| x - x^k \|^2 \right\}$$

$Q = \mathbb{R}^n$

$$x^{k+1} = x^k - \frac{\lambda}{L} \nabla f(x^k)$$

$$= \underset{x \in Q}{\operatorname{argmin}} \left\{ h \langle \nabla f(x^k), x - x^k \rangle + V(x, x^k) \right\}$$

$$Q = \mathbb{R}^n \quad x^{k+1} = x^k - \frac{\lambda}{L} \nabla f(x^k)$$

$$f(x) = \frac{1}{2} \| x \|^2$$

$$V(y, x) = \frac{1}{2} \| y - x \|^2$$

$$R^2 = V(x^0, x_*)$$

$$|f(y) - f(x)| \leq M \| y - x \|$$

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

$$f(y) \geq f(x) + \langle \nabla f(x), y - x \rangle + \frac{\lambda}{2} \| y - x \|^2$$

$$f(x) - f(x_*) \geq \frac{\lambda}{2} \| x - x_* \|^2$$

$$\frac{1}{2} \|x^* - x_*\|_2^2 \leq \frac{4L V(x^*, x_*)}{N^2} \xrightarrow{\text{Perseopt.}} \frac{4L \alpha \|x^* - x_*\|_2^2}{N^2}$$

$$V(y, x_*) \leq \alpha \|y - x_*\|^2$$

$F(x) := \frac{1}{2} \|Ax - b\|_2^2 + \underbrace{M \sum_{i=1}^n x_i \ln x_i}_{= h(x)}$

Примес.  $\frac{1}{2} \|Ax - b\|_2^2 + M \sum_{i=1}^n x_i \ln x_i$  M-матрица  
беск. б.  
1-норма,  
 $x \in S_n(\mathbb{R})$

$Ax = b \rightarrow$  итерации

$$\begin{matrix} 10^5 \\ \vdots A \vdots \\ 10^8 \end{matrix} \begin{bmatrix} x \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b \end{bmatrix}$$

Квадратичная

$$x^{k+1} = \underset{x \in S_n(\mathbb{R})}{\operatorname{argmin}} \left\{ \cancel{\langle \nabla F(x^k), x - x^k \rangle} + \cancel{\lambda} V(x, x^k) \right\}$$

Квадратичная  
оптимизация:

$$\cancel{\langle \nabla f(x^k), x - x^k \rangle} + h(x) + \cancel{\lambda} V(x, x^k)$$

$\tilde{O}(n)$

$$\frac{1}{2} \underbrace{A^T(Ax^k - b)}_{\text{Симметрич.}} + \underbrace{M \sum_{i=1}^n x_i \ln x_i}_{\text{Convex}}$$

$O(nnz(A))$

$$\max_K \|A\|_2 \leq \sqrt{n}$$

$$F(x^*) - F(x_*) \leq \frac{4L_S R^2}{N^2} \ln n$$

$$(x \ln x)' = 1 + \ln x, \quad x \rightarrow 0^+, \quad \ln(1/x) \rightarrow \infty$$

Convex optimization

$$X \in \text{perm.} \rightarrow f(x) := E_{\xi} [f(x, \xi)] \rightarrow \min_{x \in Q}$$

Определение:  $\nabla_x f(x, \xi)$

$$1) E_{\xi} [\nabla_x f(x, \xi)] = \nabla f(x)$$

$$\begin{cases} E[f(x^*)] - \\ - f(x_*) \leq \varepsilon \\ R^2 = \|x^* - x_*\|_2^2 \end{cases}$$

$$2) E[\|\nabla_x f(x, \xi)\|_2^2] \leq \sigma^2$$

или

$$E[\|\nabla_x f(x, \xi)\|_2^2] \leq M^2$$

2')

$$3) \|\nabla f(y) - \nabla f(x)\|_2 \leq L \|y - x\|_2$$

$$\begin{aligned} & \|(\nabla f(x))^\top v\|_2 \leq M \\ & |f(y) - f(x)| \leq M \|y - x\|_2 \end{aligned}$$

$N(\varepsilon)$	$(1) + 2) E[\ \nabla_x f(x, \xi)\ _2^2] \leq M^2$	$(1), (2), (3)$
$f(x) - \text{бесн.}$	$\frac{M^2 R^2}{\varepsilon^2}$	$\sqrt{\frac{LR^2}{\varepsilon}} + \frac{G^2 \sigma^2}{\varepsilon^2}$
$f(x) - M - \text{ограничено}$ бесн.	$\frac{M^2}{M \varepsilon}$	$\sqrt{\frac{L}{M}} \sqrt{\ln \frac{MR^2}{\varepsilon}} + \frac{G^2}{M \varepsilon}$

$$\nabla_x S(x, \xi) \rightarrow \frac{1}{\Gamma} \sum_{j=1}^{\Gamma} \nabla_x f(x, \xi^j) \quad \text{отличие от}\text{ генер. сущности}$$

распределение в генер. Методе

$\Gamma$  избыточно  $\Leftrightarrow$  не избыточно

$$(4) S(y) \leq S(x) + \langle \nabla f(x), y - x \rangle + \frac{1}{2} \|y - x\|_2^2$$

распределение в генер. Методе

$$\| \nabla f(y) - \nabla f(x) \|_2 \leq L \| y - x \|_2$$

(A) If Lipschitz continuous ( $\| \nabla f(x) \|_2 \leq M$ )

$$\|\nabla f(y) - \nabla f(x)\| \leq M \|y - x\|_2$$

$$f(y) \leq f(x) + \langle \nabla f(x), y - x \rangle + \frac{M^2}{2\delta} \|y - x\|_2^2 + \delta$$

$$f(x^n) - f(x_*) \leq \underbrace{\frac{LR^2}{2N}}_{\text{pos. convr.}} + \underbrace{\delta}_{\text{pos. convr.}}$$

$$f(x^n) - f(x_*) \leq \underbrace{\frac{YL^2}{N^2}}_{\text{Ckpt. loss.}} + \underbrace{N \cdot \delta}_{\text{Ckpt. loss.}}$$

$$\begin{aligned} \text{Pos. convr.} & \quad L = \frac{M^2}{\delta} \\ & \quad \frac{M^2 R^2}{2N} \sim \frac{\varepsilon}{2} \\ & \quad \underbrace{\delta \sim \frac{\varepsilon}{2}}_{\text{Pos. convr.}} \Rightarrow \boxed{N = \frac{M^2 R^2}{\varepsilon^2}} \end{aligned}$$

Ckpt. pos. loss.

$$\begin{aligned} \frac{M^2 R^2}{N^2} & \sim \frac{\varepsilon}{2} \\ N \cdot \delta & \sim \frac{\varepsilon}{2} \Rightarrow \boxed{N = \frac{M^2 R^2}{\varepsilon^2}} \\ \delta & \sim \boxed{\varepsilon^{3/2}} \end{aligned}$$