

Метод градиентного спуска

$$f(x) \rightarrow \min_{x \in Q} \quad \left\{ \begin{array}{l} x_* - \text{первое} \\ \text{значение} \end{array} \right.$$

$$x^{k+1} = \text{arg min}_{x \in Q} \left\{ \underbrace{\langle \nabla f(x^k), x - x^k \rangle}_h + \frac{L}{2} \|x - x^k\|_2^2 \right\}$$

Формула-Высоцкий (1955)

$$\langle \nabla f(x^k), y^k - x^k \rangle \leq \langle \nabla f(x^k), x_* - x^k \rangle$$

$$y^k \in \text{Argmin}_{x \in Q} \langle \nabla f(x^k), x - x^k \rangle$$

→ это верно!

(2)

$$x^{k+1} = (1 - \gamma_k) x^k + \gamma_k y^k$$

$$x^{k+1} - x^k = \gamma_k (y^k - x^k)$$

Теорема. Влезем $\| \cdot \|$, $R = \sup_{x, y \in Q} \|x - y\|$ (4)

$$L = \max_{\|h\| \leq 1, x \in Q} \langle h, \nabla^2 f(x) h \rangle$$

$$\downarrow$$

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

Тогда

$$\gamma_k = \frac{2}{k+1}$$

Тогда

$$f(x^N) - f(x_*) \leq \frac{2LR^2}{N+1}$$

→ возможность
область $\| \cdot \|$.
выс. γ_k .
Согласно.

→ γ_k кор.
выс. γ_k
→ $L R^2 \sim \frac{1}{N^2}$

D-6

$$f(x^{k+1}) \leq f(x^k) + \langle \nabla f(x^k), x^{k+1} - x^k \rangle + \frac{L}{2} \|x^{k+1} - x^k\|^2$$

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



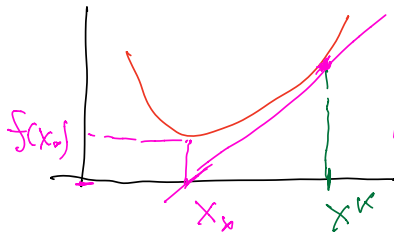
$$f(x^{k+1}) - f(x^k) \leq \langle \nabla f(x^k), x^{k+1} - x^k \rangle + \frac{L}{2} \|x^{k+1} - x^k\|^2 \stackrel{(1)}{\leq}$$

$$\stackrel{(1)}{\leq} \gamma_k \langle \nabla f(x^k), y^k - x^k \rangle + \frac{L}{2} \gamma_k^2 \underbrace{\|y^k - x^k\|^2}_{\leq R^2} \stackrel{(2)}{\leq}$$

$$\downarrow$$

$$x^{k+1} - x^k = \gamma_k (y^k - x^k)$$

$$\stackrel{(2)}{\leq} \gamma_k \langle \nabla f(x^k), x_* - x^k \rangle + \frac{L}{2} \gamma_k^2 R^2 \leq$$



$$f(x_*) \geq f(x^k) + \langle \nabla f(x^k), x_* - x^k \rangle$$

no выпуклости f

$$\leq \gamma_k (f(x_*) - f(x^k)) + \frac{L}{2} \gamma_k^2 R^2$$

$$\delta_k = f(x^k) - f(x_*)$$

$$f(x^{k+1}) - f(x^k) \leq \gamma_k (f(x_*) - f(x^k)) + \frac{L}{2} \gamma_k^2 R^2$$

$$f(x^{k+1}) - f(x_*) \leq f(x^k) - f(x_*) - \gamma_k (f(x^k) - f(x_*)) + \frac{L}{2} \gamma_k^2 R^2$$

$$\delta_{k+1} \leq (1 - \gamma_k) \delta_k + \frac{L}{2} \gamma_k^2 R^2$$

$$\gamma_k = \frac{2}{k+1}, \delta_2 \leq \frac{L}{2} R^2$$

$$\Rightarrow \delta_k \leq \frac{2LR^2}{k+1} \quad \text{ч.т.р.} \quad \text{⊙}$$

(M. Jaggi '2013)

Пример. (упражнение 1.6 по книге МЦ, НМО)

$$f(x) = \frac{1}{2} \langle Ax, x \rangle - \langle b, x \rangle \rightarrow \min_{x \in S_n(1)}$$

\rightarrow nхn матрица \sum элементов
 \rightarrow вектор с макс. \sum элементов
 \rightarrow мин \sum элементов
 \rightarrow где элементы

$$S_n(1) = \{x \in \mathbb{R}_+^n : \sum_{i=1}^n x_i = 1\}$$

\rightarrow вероятностный симплекс

Бинарный энтропийный метод.

$$d(x) = \sum_{i=1}^n x_i \ln x_i - \text{энтропия}$$

$d(x)$ - 1-символьное
 бинар. сумм. 1-вып
 на $S_n(1)$
 $\| \cdot \| = \| \cdot \|_1$

$$V(y, x) = \sum_{i=1}^n y_i \ln(y_i/x_i) - \text{дверенция Брэнтона}$$

(не уверен.) $x^{k+1} = \operatorname{argmin}_{x \in S_n(1)} \{ \langle \nabla f(x^k), x - x^k \rangle + L V(x, x^k) \}$

\rightarrow сумма за $O(n)$
 \rightarrow решение за $O(n)$

$$\max_{x \in S_n(1)} V(x, x^0) \leq \ln n = R^2$$

\parallel
 $(1/n, \dots, 1/n)$

$$L = \max_{\|h\|_1 \leq 1} \langle h, \nabla^2 f(x) h \rangle = \max_{x \in S_n(1)} \langle h, Ah \rangle$$

\parallel A

Для упр. брэнтона

(см. также Воронцов и др. конус Флави 2)

$$\| \nabla f(y) - \nabla f(x) \|_\infty \leq L \|y - x\|_1$$

$$N \sim \sqrt{\frac{LR^2}{\epsilon}}$$

$$L = \max_{i,j=1,\dots,n} |A_{ij}|$$

$$f(x^N) - f(x_*) \leq \frac{4LR^2}{N^2} = \epsilon$$

Общая сложность

N-шагов итераций
(шаг вычисления $\nabla f(x^k)$)

$$Ax^k \rightarrow O(n)$$

стоимость
 одной итерации
 \downarrow
 стоимость

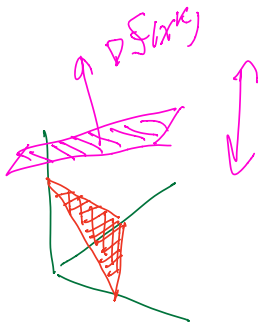
$$O(n); O\left(\sqrt{\frac{L \ln n}{\epsilon}}\right)$$

стоимость итерации \leftarrow \leftarrow число итераций

Метод Ф-В где этот же шаг

$$\langle \nabla f(x^k), x - x^k \rangle \rightarrow \min_{x \in S_n(1)}$$

$$\langle \nabla f(x^k), x \rangle \rightarrow \min_{x \in S_n(1)}$$



$$y^k = (\underbrace{0, \dots, 0}_{i_k}, 1, 0, \dots, 0)^T$$

$$i_k \in \operatorname{Arg\,min}_{i=1, \dots, n} \frac{\partial f(x^k)}{\partial x_i}$$

$$x^{k+1} = \underbrace{(1 - \gamma_k)}_{O(n)} x^k + \underbrace{\gamma_k}_{\substack{\text{обновления} \\ \text{матрицы} \\ \text{коэф.}}} y^k, \quad \gamma_k = \frac{2}{k+1} = \frac{2}{k+2}$$

$O(n)$

Стоимость итерации

$$O(s \log_2 n)$$

$$\tilde{x}^k$$

$$A(x + \gamma e_{i_k}) = \underbrace{Ax}_{\text{известно}} + \gamma \underbrace{(Ae_{i_k})}_{\substack{i\text{-in matrix} \\ \uparrow \\ (\cdot) - s \text{ раз} \\ \text{коэф.}}}$$

Сложность метода:

$O(n)$ - преобразование

$$+ \underbrace{O(s \log_2 n)}_{\text{стоимость итерации}} \cdot \underbrace{O\left(\frac{L R^2}{\varepsilon}\right)}_{\substack{\leq 2 \\ \text{число итераций}}}$$

$$O\left(n + \frac{L}{\varepsilon} s \log_2 n\right)$$

Фрэнк-Вульф

vs

$$O\left(s n \sqrt{\frac{L \ln n}{\varepsilon}}\right)$$

Евклидов. метод Нестерова

Нестерев
2013

Эт пособие
много

Универсальный градиентный метод

Градиентный градиентный метод.

$$f(x) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n}$$

$$\begin{cases} \| \nabla f(y) - \nabla f(x) \|_2 \leq \\ \leq L \| y - x \|_2 \end{cases}$$

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

$$f(x^N) - f(x_*) \leq LR^2 \min \left\{ \frac{1}{2N}, \exp\left(-\frac{N}{2}\right) \right\}$$

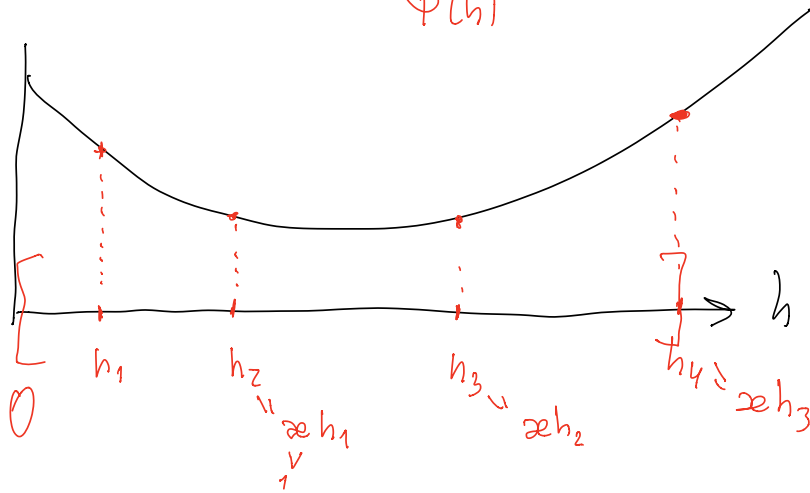
L - неизвестно

$$x^{k+1} = x^k - h_k \nabla f(x^k)$$

$$h_k \in \underset{h \geq 0}{\operatorname{Argmin}} \underbrace{f(x - h \nabla f(x^k))}_{\Phi(h)}$$

$$L I_n \geq \nabla^2 f(x) \geq \mu I_n$$

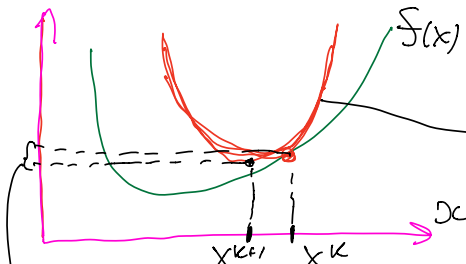
консептивный шаг



$$\Phi(h_1) \geq \Phi(h_2) \geq \Phi(h_3) < \Phi(h_4)$$

Армихо, Вулф, Нестерев, Гольдштейн.

СТОП!



$$f(x^k) + \nabla f(x^k) \langle x - x^k \rangle + \frac{L}{2} \| x - x^k \|_2^2$$

$\forall x \in \mathbb{R}^n$

$$x^{k+1} = \operatorname{argmin}_{x \in \mathbb{R}^n} \left\{ f(x^k) + \langle \nabla f(x^k), x - x^k \rangle + \frac{L}{2} \|x - x^k\|_2^2 \right\}$$

$$\Leftrightarrow x^k - \frac{1}{L} \nabla f(x^k)$$

$$\frac{1}{2L} \|\nabla f(x^k)\|_2^2$$

$$\Leftrightarrow f(x^k) - f(x^{k+1})$$

$$\Leftrightarrow f(x^k) - f(x^*)$$

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

Уже!!!

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

$\delta = \epsilon/2$

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

If $\left\{ f(x^{k+1}) \leq f(x^k) + \langle \nabla f(x^k), x^{k+1} - x^k \rangle + \frac{L}{2} \|x^{k+1} - x^k\|_2^2 \right\}$

THEN $L := L/2$

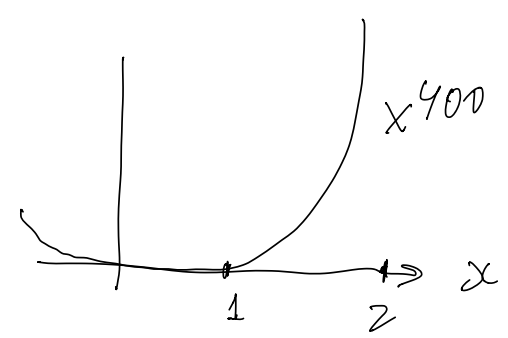
Else $\left\{ \dots > \dots \right\}$

THEN $L := 2L$ go to 1

≤ 3 steps to ϵ on 1 step
 ≤ 5 steps to $\epsilon/2$ on 1 step
 МЛНМО

Сходимость как результат метода с

$$L = 2L$$



Нелинейная функция

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

$$f(x) \leq f(x^k) + \langle \nabla f(x^k), x - x^k \rangle +$$

$$f(x^k) - f(x^*) \leq \frac{L R^2}{2n} + \delta \approx \epsilon$$

$$\left(\frac{M^2}{2(2\delta)} \right) \|x - x^k\|_2^2 + \delta$$

$L/2$

$$L \sim \frac{M^2}{\varepsilon}$$

$$\frac{M^2 R^2}{\varepsilon N} + \frac{\Sigma}{2}$$

$$N \sim \frac{M^2 R^2}{\varepsilon^2}$$

$$\Downarrow$$
$$\Sigma$$