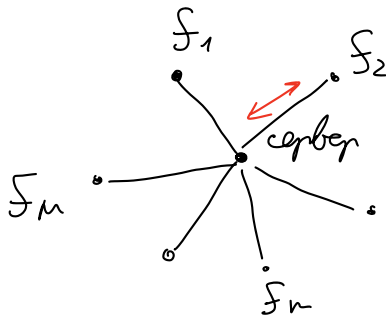


Полноразмерное задание:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^d} \left[f(x) := \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M f_m(x) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \frac{1}{n_m} \sum_{i=1}^{n_m} \mathcal{L}(g(x, a_i^m), b_i^m) \right]$$

Метод "градиент-центр":



- 1) x^k от центра к градиенту
- 2) $\nabla f_m(x^k)$ на градиенте
- 3) $\nabla f_m(x^k)$ на центре
- 4) $\nabla f(x^k) = \frac{1}{M} \sum \nabla f_m(x^k)$ на центре
- 5) $x^{k+1} = x^k - \gamma \nabla f(x^k)$ на центре

Проблемы: задание в M раз не сокращается

⊖ загрузка на сервере

⊖ Несмещенность градиента

Смещение - способ борьбы за скорость обучения

Опр. Смещенный оператор $Q(x)$ будет называться несмещенным, если $\forall x \in \mathbb{R}^d$

$$\mathbb{E}[Q(x)] = x \quad \mathbb{E}[\|Q(x)\|_2^2] \leq \omega \|x\|^2$$

\uparrow
 ≥ 1

Примеры:

• Тожд. оператор $Q(x) = x$ $\omega = 1$

• Выбор координат случайной \leftarrow где несмещенным

$$R_{\text{and } k}(x) = \frac{d}{k} \sum_{i \in S} [x]_i e_i$$

$|S| = k$ S - произвольное множество $[d]$

$$\begin{aligned} \mathbb{E} [\text{Rand } k(x)] &= \begin{pmatrix} \mathbb{E}[(\text{Rand } k(x))_{(1)}] \\ \vdots \\ \mathbb{E}[(\text{Rand } k(x))_{(d)}] \end{pmatrix} = \\ &= \begin{pmatrix} \frac{k}{d} \cdot \frac{d}{k} \cdot x_{(1)} + (1 - \frac{k}{d}) \cdot 0 \\ \vdots \\ x_{(d)} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \vdots \\ x_{(i)} \\ \vdots \end{pmatrix} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbb{E} [\| \text{Rand } k(x) \|_2^2] &= \mathbb{E} \left[\sum_{i=1}^d (\text{Rand } k(x))_{(i)}^2 \right] \\ &= \sum_{i=1}^d \mathbb{E} [(\text{Rand } k(x))_{(i)}^2] \\ &= \sum_{i=1}^d \frac{k}{d} \cdot \left(\frac{d}{k}\right)^2 (x)_{(i)}^2 + 0 \\ &= \frac{d}{k} \underbrace{\sum_{i=1}^d (x)_{(i)}^2}_{\|x\|_2^2} = \frac{d}{k} \|x\|_2^2 \Rightarrow \omega = \frac{d}{k} \end{aligned}$$

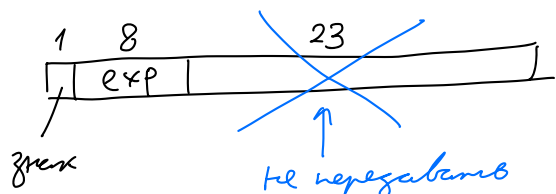
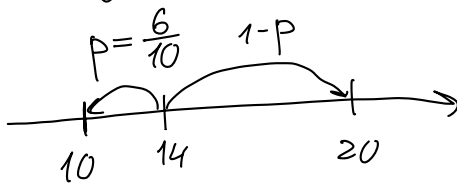
- Пороговый классификатор

$$(Q(x))_{(i)} = \|x\|_2 \text{sign}(x_{(i)}) g_i$$

$$g_i = \begin{cases} 1 & \text{вер. } \frac{|x_i|}{\|x\|_2} \\ 0 & \text{иначе} \end{cases}$$

$$\omega = \sqrt{d}$$

- Округление (ранжировочное)



= округление к меньшему значению

Разрешенный градиентный спуск с шумом:

$$x^{k+1} = x^k - \gamma \cdot \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M Q(\nabla f_m(x^k))$$

не будет
расхожа.

Q
шум
от сервера
к клиентам

при пересылке от
клиентов к серверу
градиент шумится

Доказательство сходимости:

- f_m - L -выпуклая
- f - μ -сильно выпуклая

$$x^{k+1} = x^k - \gamma g^k$$

$$\mathbb{E}[\|x^{k+1} - x^*\|_2^2] = \mathbb{E}[\|x^k - x^*\|_2^2] - 2\gamma \mathbb{E}[\langle g^k; x^k - x^* \rangle] + \gamma^2 \mathbb{E}[\|g^k\|_2^2] \quad (*)$$

$$\mathbb{E}[\langle g^k; x^k - x^* \rangle]$$

$$\mathbb{E}[\langle g^k; x^k - x^* \rangle | x^k] \equiv$$

$$\mathbb{E}[g^k | x^k] = \mathbb{E}\left[\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M Q(\nabla f_m(x^k)) | x^k\right]$$

$$= \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \mathbb{E}[Q(\nabla f_m(x^k)) | x^k]$$

неизменяемость

$$= \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \nabla f_m(x^k) = \nabla f(x^k)$$

$$\equiv \langle \nabla f(x^k); x^k - x^* \rangle$$

(**)

$$\mathbb{E}[\|g^k\|_2^2]$$

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\|g^k\|_2^2 | x^k] &= \mathbb{E}\left[\left\|\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M Q(\nabla f_m(x^k))\right\|_2^2 | x^k\right] \\ &= \frac{1}{M^2} \sum_{m=1}^M \mathbb{E}[\|Q(\nabla f_m(x^k))\|_2^2 | x^k] \\ &\quad + \frac{1}{M^2} \sum_{m \neq l} \mathbb{E}[Q(\nabla f_m(x^k)); Q(\nabla f_l(x^k)) | x^k]\end{aligned}$$

независимости

Итак:

$$\leq \frac{1}{M} \sum \mathbb{E}[\|Q(\nabla f_m(x^k))\|_2^2 | x^k]$$

$$\leq \frac{\omega}{M} \sum \|\nabla f_m(x^k)\|_2^2$$

$$\begin{aligned}&= \frac{1}{M^2} \sum_{m=1}^M \mathbb{E}[\|Q(\nabla f_m(x^k))\|_2^2 | x^k] \\ &\quad + \frac{1}{M^2} \sum_{m \neq l} \langle \mathbb{E}[Q(\nabla f_m(x^k))]; \mathbb{E}[Q(\nabla f_l(x^k))] \rangle \\ &= \frac{\omega}{M^2} \sum_{m=1}^M \|\nabla f_m(x^k)\|_2^2 \\ &\quad + \frac{1}{M^2} \sum_{m \neq l} \langle \nabla f_m(x^k); \nabla f_l(x^k) \rangle\end{aligned}$$

$$\left\|\frac{1}{M} \sum \nabla f_m(x^k)\right\|_2^2 = \frac{1}{M^2} \sum \|\nabla f_m(x^k)\|_2^2 + \frac{1}{M^2} \sum_{m \neq l} \langle \nabla f_m(x^k); \nabla f_l(x^k) \rangle$$

$$= \frac{\omega-1}{M^2} \sum_{m=1}^M \|\nabla f_m(x^k)\|_2^2 + \|\nabla f(x^k)\|_2^2 \quad (***)$$

связано с квадратичной формой
(есть гомоген. эрмит. $\frac{1}{M}$ сн. кр. сф. н.с.
гипер-плоск.)

Получаем (**), (***) в (*)

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\|x^{k+1} - x^*\|_2^2] &= \mathbb{E}[\|x^k - x^*\|_2^2] - 2\gamma \mathbb{E}[\langle \nabla f(x^k); x^k - x^* \rangle] \\ &\quad + \gamma^2 \mathbb{E}\left[\frac{\omega-1}{M^2} \sum_{m=1}^M \|\nabla f_m(x^k)\|_2^2 + \|\nabla f(x^k)\|_2^2\right]\end{aligned}$$

$$\pm \nabla f_m(x^*) \quad KBL \quad \|a+b\|_2^2 \leq 2\|a\|_2^2 + 2\|b\|_2^2$$

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[\|x^{t+1} - x^*\|_2^2] &\leq \mathbb{E}[\|x^t - x^*\|_2^2] - 2\gamma \mathbb{E}[\langle \nabla f(x^t); x^t - x^* \rangle] \\ &\quad + \gamma^2 \mathbb{E}\left[\frac{2(\omega-1)}{M^2} \sum_{m=1}^M (\|\nabla f_m(x^t) - \nabla f_m(x^*)\|_2^2 + \|\nabla f_m(x^*)\|_2^2)\right] \\ &\quad + \gamma^2 \mathbb{E}[\|\nabla f(x^t) - \nabla f(x^*)\|_2^2] \end{aligned}$$

μ - convexity конгруэентно и L - smoothness

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[\|x^{t+1} - x^*\|_2^2] &\leq \mathbb{E}[\|x^t - x^*\|_2^2] - 2\gamma \mathbb{E}\left[\frac{M}{2} \|x^t - x^*\|_2^2 + f(x^t) - f(x^*)\right] \\ &\quad + \gamma^2 \mathbb{E}\left[\frac{2(\omega-1)}{M^2} \sum_{m=1}^M \left(2L(f_m(x^t) - f_m(x^*)) + \langle \nabla f_m(x^t); x^t - x^* \rangle + \|\nabla f_m(x^*)\|_2^2\right)\right] \\ &\quad + \gamma^2 \mathbb{E}[2L(f(x^t) - f(x^*))] \\ &= \mathbb{E}[\|x^t - x^*\|_2^2] - 2\gamma \mathbb{E}\left[\frac{M}{2} \|x^t - x^*\|_2^2 + f(x^t) - f(x^*)\right] \\ &\quad + \gamma^2 \mathbb{E}\left[\frac{2(\omega-1)}{M} \cdot 2L(f(x^t) - f(x^*))\right] \\ &\quad + \gamma^2 \cdot \frac{2(\omega-1)}{M^2} \sum_{m=1}^M \mathbb{E}[\|\nabla f_m(x^*)\|_2^2] \\ &\quad + \gamma^2 \mathbb{E}[2L(f(x^t) - f(x^*))] \\ &= (1-\gamma\mu) \mathbb{E}[\|x^t - x^*\|_2^2] \\ &\quad - 2\gamma \left(1 - \gamma L \cdot \frac{2(\omega-1)}{M} - \gamma L\right) \mathbb{E}[f(x^t) - f(x^*)] \\ &\quad + \gamma^2 \cdot \frac{2(\omega-1)}{M^2} \sum_{m=1}^M \mathbb{E}[\|\nabla f_m(x^*)\|_2^2] \end{aligned}$$

$$\gamma \leq \frac{1}{L \left(\frac{2(\omega-1)}{M} + 1 \right)}$$

$$\leq (1-\gamma\mu) \mathbb{E}[\|x^k - x^*\|_2^2] + \gamma^2 \cdot \frac{2(\omega-1)}{\mu^2} \sum_{n=1}^M \|\nabla f_n(x^*)\|_2^2$$

Сходимость выпук. згг с шагом γ с шагом μ :

$$\mathbb{E}[\|x^{k+1} - x^*\|_2^2] \leq (1-\gamma\mu) \mathbb{E}[\|x^k - x^*\|_2^2] + \gamma^2 \cdot \frac{2(\omega-1)}{\mu^2} \sum_{n=1}^M \|\nabla f_n(x^*)\|_2^2$$

⊖ сходимость, как у SGD, но ограниченность

$$x^{k+1} = x^k - \gamma \cdot \frac{1}{\mu} \sum Q(\nabla f_n(x^k)) \quad x^k \rightarrow x^*$$

$Q(\underbrace{\nabla f_n(x^*)}_{\neq 0})$
 не равен нулю $\neq 0$

⊖ шаг шаг меньше, чем у GD

меньше сходимость быстрее не увеличивается

⊕ но линейно неограниченной неограниченности

⌋ $\|\nabla f_n(x^*)\| = 0$, тогда шаг $\gamma = \frac{1}{L(1 + \frac{2(\omega-1)}{\mu})}$

$$O\left(\frac{L}{\mu} \left(1 + \frac{2(\omega-1)}{\mu}\right) \log \frac{1}{\varepsilon}\right) \text{ итераций}$$

у GD $O\left(\frac{L}{\mu} \log \frac{1}{\varepsilon}\right) \text{ итераций}$

Rand k $\omega = \frac{d}{k}$, a constant constant = $\frac{d}{k}$

get memo c Rand k var. to very ungroup.

$$O\left(\frac{L}{\mu} \left(\frac{1}{\omega} + \frac{2}{M}\right) \log \frac{1}{\epsilon}\right)$$

g GD $O\left(\frac{L}{\mu} \log \frac{1}{\epsilon}\right)$

↑
normal form again, then 1
 $\omega \sim M$