

Во всех заданиях предполагается, что в задании

$$F(x) = f(x) + R(x) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^m}$$

функция $f(x)$ является μ -сильно выпуклой, $R(x)$ - выпуклая замкнутая выпуклая функция, x^* - точка минимума функции $F(x)$.

1) Доказать, что $x^* = \text{prox}_{jR}(x^* - j \nabla f(x^*))$, где $j > 0$

• Определим прокс-оператор следующим образом:

$$\text{prox}_f(x) = \arg \min_{u \in \mathbb{R}^m} \left\{ f(u) + \frac{1}{2} \|u - x\|_2^2 \right\} \quad (\mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^m)$$

Сб-во прокс-оператора:

$$u = \text{prox}_R(x) \Leftrightarrow x - u \in \partial R(u) \Leftrightarrow \langle x - u, y - u \rangle \leq R(y) - R(u) \quad \forall y \in \mathbb{R}^m$$

• Тогда используя сб-во выше найдем, что если прозведем аналог. преобразования $F(x) = f(x) + R(x)$ умножив на j и $\frac{dx}{dx}$.

$$jF(x) = jf(x) + jR(x) \quad \text{и} \quad \dot{F}(x) \equiv \dot{f}(x) + \dot{R}(x)$$

но можем заметить, что $x^* = \text{prox}_{jR}(x^* - j \nabla f(x^*))$ на эквивалентное $x^* = \text{prox}_{\dot{R}(x)}(x^* - \nabla \dot{f}(x^*))$.

И теперь, используя сб-во:

$$u = x^* = \text{prox}_{\dot{R}(x)}(x^* - \nabla \dot{f}(x^*)) \quad \underline{u} \quad x = x^* - \nabla \dot{f}(x^*)$$

приведем к стандартному, используем в дальнейшем сб-во

$$\text{таким} \quad u = \text{prox}_{\dot{R}(x)}(x^* - \nabla \dot{f}(x^*)) \Leftrightarrow x - u = \underline{x^*} - \nabla \dot{f}(x^*) -$$

$$- \underline{p} x^* = - \nabla \dot{f}(x^*)$$

Теперь для нас, чтобы доказать что $x^* = \text{prox}_{jR}(x^* - j \nabla f(x^*))$ надо доказать, что $x - u = - \nabla \dot{f}(x^*) \in \partial \dot{R}(x)$.

• Уточн, доказав, что $-\dot{F}'(x^*) \in \partial \dot{R}(x^*)$.

Заметим также, что т.к. x^* - оптимум точки минимума для $F(x)$ - по условию, но по св-ву минимума: x^* является точкой минимума и для производной $\dot{F}(x)$, а это значит, что $\partial \dot{F}(x^*) = \{0\}$.

Теперь посчитаем значение

$$\partial \dot{F}(x^*) = \partial (\dot{f}(x^*) + \dot{R}(x^*)) = \partial \dot{f}(x^*) + \partial \dot{R}(x^*) = \{0\}$$

Ну и осталось лишь заметить, что $\dot{f}(x^*)$ - вычислен по условию, а значит $\partial \dot{f}(x^*) = \nabla \dot{f}(x^*)$.

Соберем уравнения: $\nabla \dot{f}(x^*) + \partial \dot{R}(x^*) = 0$

$$\partial \dot{R}(x^*) = -\nabla \dot{f}(x^*)$$

$$\Downarrow$$

$$-\nabla \dot{f}(x^*) \in \partial \dot{R}(x^*)$$

доказано

Значит доказано и все утверждение. \square

② $\mathbb{R}_{++}^n = \{x \in \mathbb{R}^n \mid x_i > 0, i = \overline{1, n}\}$ и

$$R(x) = \begin{cases} -\gamma \sum_{i=1}^n \ln x_i, & x \in \mathbb{R}_{++}^n \\ +\infty, & \text{иначе,} \end{cases} \quad \forall \gamma > 0$$

Найти $\text{prox}_R(x)$

$$\text{prox}_R(x) = \arg \min_{y \in \mathbb{R}_{++}^n} \left\{ R(y) + \frac{1}{2} \|x+y\|_2^2 \right\}$$

Разобьем σ -но $R(x)$ на слагаемые, каждое из которых является функцией от \mathbb{R}_+ в \mathbb{R} , но сама функция будет некая

$$\text{prox}_R(x) = [\text{prox}_{R_1}(x_1) \quad \text{prox}_{R_2}(x_2) \quad \dots \quad \text{prox}_{R_n}(x_n)]^T$$

$$\Downarrow$$

$$u = [u_1 \quad u_2 \quad \dots \quad u_n]^T$$

- Примером св-ва прокс-оператора: $(u = \text{prox}_R(x) \Leftrightarrow x - u \in \partial R(u))$.

Получаем:

$$x - u \in \partial R(u)$$

и

$$\begin{aligned} x_1 - u_1 \in \partial R_1(u_1) &= \dot{R}_1(u_1) = -\frac{x}{u_1} \\ x_2 - u_2 \in \partial R_2(u_2) &= \dot{R}_2(u_2) = -\frac{x}{u_2} \\ \dots \\ x_n - u_n \in \partial R_n(u_n) &= \dot{R}_n(u_n) = -\frac{x}{u_n} \end{aligned}$$

↑
м.к. $R_i \in \mathcal{C}(\mathbb{R})$.

Умно, умноим $x_i - u_i \in \partial R_i(u_i) = \dot{R}_i(u_i) = -\frac{x}{u_i}$

$$x_i - u_i = -\frac{x}{u_i}$$

$$x_i u_i - u_i^2 = -x$$

$$u_i^2 - x_i u_i - x = 0$$

$$D = (x_i)^2 - 4(-x) = x_i^2 + 4x$$

$$u_{i,1} = \frac{x_i - \sqrt{x_i^2 + 4x}}{2}; \quad u_{i,2} = \frac{x_i + \sqrt{x_i^2 + 4x}}{2}$$

Узнаем, какой вариант нам подходит ($u_{i,1}$ или $u_{i,2}$)

- Теперь, используя определение $\text{prox}_R(x) = \underset{y \in \mathbb{R}^n}{\text{argmin}} \{R(y) + \frac{1}{2} \|x - y\|_2^2\} =$

$$= \underset{y \in \mathbb{R}^n}{\text{argmin}} \left\{ -x \sum_{i=1}^n \ln y_i + \frac{1}{2} \|x - y\|_2^2 \right\} \Rightarrow \forall u_i > 0, \text{ знаем}$$

выбираем $u_{i,2} = \frac{x_i + \sqrt{x_i^2 + 4x}}{2}$

Умно, $\text{prox}_R(x) = \left(\frac{x_1 + \sqrt{x_1^2 + 4x}}{2}, \frac{x_2 + \sqrt{x_2^2 + 4x}}{2}, \dots, \frac{x_n + \sqrt{x_n^2 + 4x}}{2} \right)^T$

- ③ ∇ задачу $F(x) = f(x) + R(x) \rightarrow \min_{x \in \mathbb{R}^n} (1)$, в которой

$$f(x) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m f_i(x),$$

где $f_i(x)$ - выпуклые и L-гладкие функции для всех $i = \overline{1, m}$.

Есть m компьютеров (работники), которые соединены с одними серверами (матрицами), но не соединены между собой.

И мы хотим решить задачу (1) в такой архитектуре обобщен проксималынный градиентный спуском с шагом γ .

Тогда на каждой итерации i -й работник должен вычислить $\nabla f_i(x^k)$ (для всех $i = \overline{1, m}$), затем отправить $\nabla f_i(x^k)$

мощери, который вычисляет средние арифм. от полученных векторов, т.е. вычисляет $\nabla f(x^k)$, вычисляет $x^{k+1} = \text{prox}_R(x^k - \nabla f(x^k))$ и отправляет x^{k+1} всем рабочим. В данной процедуре большая нагрузка ложится на мастера, т.к. m и n могут быть большими.

Разумная попытка по устранению этого недостатка в том, чтобы вместо $\nabla f_i(x^k)$ отправлять несмещенную оценку g_i^k , которая имеет меньше битов информации. Один из таких способов - это квантизация/спарсификация.

def (квантизация/спарсификация). Будем называть стохастический оператор $Q(x)$ оператором квантизации или просто квантизацией, если $\forall x \in \mathbb{R}^n$ выполняется:

$$E(Q(x)) = x, \quad E(\|Q(x) - x\|_2^2) \leq \omega \|x\|_2^2, \quad \text{где } \omega \geq 0.$$

Легко заметить, что тождественный оператор $Q(x) = x$ удовлетворяет def с константой $\omega = 0$.

✶ Стохастический оператор

$$\text{rand}_t(x) = \frac{n}{t} \sum_{i \in S} x_i e_i,$$

где t - фиксированное число из мн-ва $\{1, \dots, n\}$, S - случайное подмн-во мн-ва $\{1, \dots, n\}$ размера t , (e_1, \dots, e_n) - стандартный базис в \mathbb{R}^n . Иными словами, среди всех компонент вектора x выбираются t компонент случайно и равновероятно, а полученный вектор делятся на $\frac{n}{t}$, чтобы добиться несмещенности. Покажите, что данный оператор удовлетворяет def с константой $\omega = \frac{n}{t} - 1$ (hint: use $E(\|Q(x)\|_2^2) = E(\|Q(x) - x\|_2^2) + \|x\|_2^2$).

1) Покажем, что $E(Q(x)) = x$, т.е. $E(\text{rand}_t(x)) = x$

$$\neq E(\text{rand}_t(x)) = E\left(\frac{n}{t} \sum_{i \in S} x_i e_i\right) \stackrel{\text{л.ин.}}{=} \frac{n}{t} \sum_{i \in S} \frac{1}{n} e_i E(x_i) =$$

распишем

$$E x_i = \frac{n}{t} \sum_{i \in S} e_i \cdot \frac{t}{n} \cdot x_i = \sum_{i \in S} e_i x_i = x$$
 , доказали первое условие.
 мы будем пользоваться по yem.

2) \neq hint: $E(\|Q(x)\|_2^2) = E(\|Q(x) - x\|_2^2) + \|x\|_2^2$

в нашем случае $Q(x) = \text{rand}_t(x) = \frac{n}{t} \sum_{i \in S} x_i e_i$, заметим:

Тогда получаем

$$E(\|\text{rand}_t(x) - x\|_2^2) = E\left(\left\|\frac{n}{t} \sum_{i \in S} x_i e_i\right\|_2^2\right) - \|x\|_2^2 =$$

оценим

$$= \frac{1}{t^2} \left\| \frac{n}{t} \sum_{i \in S} e_i E(x_i) \right\|_2^2 - \|x\|_2^2 = \frac{n^2}{t^2} \sum_{i \in S} E x_i^2 - \|x\|_2^2 =$$
 расписываем $\| \cdot \|_2^2$

распишем $E x_i$ по формуле

$$\frac{n^2}{t^2} \cdot \frac{t}{n} \cdot \sum_{i \in S} x_i^2 - \|x\|_2^2 = \frac{n}{t} \sum_{i \in S} x_i^2 - \|x\|_2^2$$

Теперь, мы имеем S - случайного размера t , а $t \in \{1, \dots, n\}$ и $t \leq n$,
 то оценим верхнюю границу:

$$E(\|\text{rand}_t(x) - x\|_2^2) = \frac{n}{t} \sum_{i \in S} x_i^2 - \|x\|_2^2 \leq \frac{n}{t} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \|x\|_2^2 =$$

$$= \|x\|_2^2 \left(\frac{n}{t} - 1 \right) = \omega \|x\|_2^2$$

Учтем, получим $E(\|\text{rand}_t(x) - x\|_2^2) \leq \omega \|x\|_2^2$ (II условие).

■