

Задача с ограничениями

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

$$\text{s.t. } h_i(x) = 0 \quad i = 1 \dots m$$

Регуляризатор:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^d} f(x) + \rho \cdot \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n h_i^2(x)$$

$$\rho > 0$$

$$\text{s.t. } h_i(x) = 0 \quad i = 1 \dots m$$

пенальти штраф за нарушение $h_i(x) = 0$

Упрощенная:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^d} \underbrace{f(x) + \rho \cdot \frac{1}{2} \sum h_i^2(x)}_{f_\rho(x)}$$

тем ограничением

имплицитно задается

⊕ задача с ограничениями через f_ρ регуляризатор

⊖ пенальти штраф

⊖ новый вариант за нарушение ограничений

Минимизация f_ρ , который пенальти нехотел задавать

$$\lim_{\rho \rightarrow +\infty} f_\rho(x) = \begin{cases} f(x), & x \text{ удовл. огр} \\ +\infty, & \text{иначе} \end{cases}$$

Более жестко задавать

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

$$\text{s.t. } h_i(x) = 0 \quad i = 1 \dots m$$

$$g_j(x) \leq 0 \quad j = 1 \dots n$$

$$f_\rho(x) = f(x) + \rho \cdot \frac{1}{2} \sum h_i^2(x) + \rho \cdot \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \left((g_j(x))^+ \right)^2$$

$$y^+ = \max\{y, 0\}$$

Свойства минимизирующих точек и функций

- 1) x^* - глобально минимизирующая точка, x_g^* - локально минимизирующая,
тогда $f(x^*) \leq f(x_g^*)$

Док-во:

$$f(x^*) = f_g(x^*) \leq \min_{x \in \mathbb{R}^d} f_g(x) = f_g(x_g^*) \leq f(x_g^*)$$

- 2) С увеличением ρ глобально минимизирующая точка уменьшается.

Т.е. при $\rho_1 > \rho_2 \rightarrow$

$$\sum_{i=1}^n h_i^2(x_{\rho_2}^*) \geq \sum_{i=1}^n h_i^2(x_{\rho_1}^*)$$

Док-во:

$$+ \left(\begin{aligned} f(x_{\rho_1}^*) + \rho_1 \cdot \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n h_i^2(x_{\rho_1}^*) &= f(x_{\rho_2}^*) + \rho_1 \cdot \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n h_i^2(x_{\rho_2}^*) \\ f(x_{\rho_2}^*) + \rho_2 \cdot \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n h_i^2(x_{\rho_2}^*) &\leq f(x_{\rho_1}^*) + \rho_2 \cdot \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n h_i^2(x_{\rho_1}^*) \end{aligned} \right)$$

$$\rho_1 \cdot \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n h_i^2(x_{\rho_1}^*) + \rho_2 \cdot \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n h_i^2(x_{\rho_2}^*) \leq$$

$$\rho_1 \cdot \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n h_i^2(x_{\rho_2}^*) + \rho_2 \cdot \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n h_i^2(x_{\rho_1}^*)$$

$$(\cancel{\rho_1} - \cancel{\rho_2}) \cdot \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n h_i^2(x_{\rho_1}^*) \leq (\cancel{\rho_1} - \cancel{\rho_2}) \cdot \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n h_i^2(x_{\rho_2}^*)$$

>0 >0

3) f, h_i — непрерывны.

\bar{X}^* — м-во решений невыпуклой задачи

гор. ограничение: $\forall x^* \in \bar{X}^*$

$$U(x^*) = \{x \in \mathbb{R}^d \mid f(x) \leq f(x^*)\}$$

Если $U(x^*)$ ограничено $\forall x^* \in \bar{X}^*$, тогда

$$\forall \varepsilon > 0 \quad \exists \delta(\varepsilon) > 0 : \forall g \geq \delta(\varepsilon) \rightarrow$$

X_g^* (м-во решений невыпуклой задачи)

содержимое в ε -окрестности \bar{X}^* :

$$\bar{X}_\varepsilon^* = \{x \in \mathbb{R}^d \mid \exists x^* \in \bar{X}^* : \|x - x^*\|_2 < \varepsilon\}$$

Док-во: от противного

$\exists \varepsilon > 0 \quad \{g_i\} \rightarrow \infty$, но $\bar{X}_{g_i}^*$ не лежит в \bar{X}_ε^*

$$(\exists x_i^* \in \bar{X}_{g_i}^* \text{ и } x_i^* \notin \bar{X}_\varepsilon^*)$$

значит: $f(x^*) \geq f(x_g^*)$ (см. доказанное ранее)

В силу непрерывности на U , то x_i^* лежит в окрестности м-ва

Теорема Фролова — Вейерштрасса

$\{x_i^*\}$ — ограниченная последовательность, у нее есть подпоследовательность

свой последовательности: $\bar{X}_i^* \rightarrow \bar{X}^* \leftarrow$ что это?

$$\text{значит: } f(x^*) \geq f(\bar{x}_i^*)$$

перейдем к пределу (f — непрерывна)

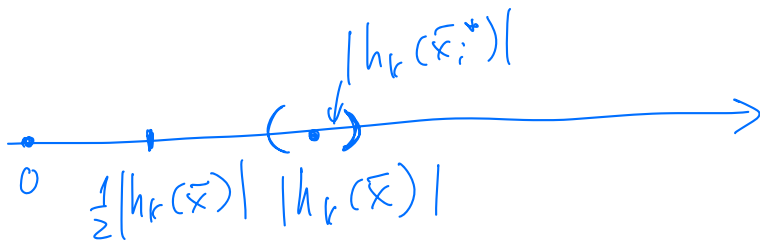
$$\lim_{i \rightarrow \infty} f(x^*) \geq \lim_{i \rightarrow \infty} f(\bar{x}_i^*)$$

$$f(x^*) \geq f(\bar{x}^*)$$

горизонт \bar{x}^* глоб. экстремум:
он принадлежит $\exists k : h_k(\bar{x}^*) \neq 0$

в силу непрерывности $h_k \exists i \in \mathbb{N} :$

$$|h_k(\bar{x}_i^*)| \geq \frac{1}{2} |h_k(\bar{x}^*)| > 0$$



$$f_{\tilde{g}_i}(\bar{x}_i^*) = f(\bar{x}_i^*) + \tilde{g}_i \cdot \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m h_i^2(\bar{x}_i^*)$$

$$\tilde{g}_i \rightarrow +\infty, \text{ тогда } f_{\tilde{g}_i}(\bar{x}_i^*) \rightarrow +\infty$$

но по свойству бунда

$$f_{\tilde{g}_i}(\bar{x}_i^*) \leq f(x^*) \rightarrow \text{противоречие}$$

$$1) \bar{x}^* \text{ глоб. экстрем.} \Rightarrow \bar{x}^* \in \bar{X}^*$$

$$2) f(x^*) \geq f(\bar{x}^*)$$



начиная с некоторого i

$$\bar{x}_i^* \text{ не принадлежит } \bar{X}_\varepsilon^*$$



противоречие условию
предположения

$$\bar{x}_i^* \notin \bar{X}_\varepsilon^* \quad \blacksquare$$

⊖ \mathcal{S} - параметр, который подбирается (с помощью
решения задачи)

⊖ условие \mathcal{S} - удовлетворяет свойствам задачи

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathbb{R}^d} f(x) \\ \text{s.t. } Ax = b \end{aligned}$$

Лагранжиан:

$$L(x, \lambda) = f(x) + \lambda^T (Ax - b)$$

Двойств. программа: $g(\lambda) = \min_{x \in \mathbb{R}^d} L(x, \lambda)$

Двойственной переменной:

$$\begin{aligned} \lambda^{k+1} &= \lambda^k + \alpha \nabla g(\lambda^k) \\ &= \lambda^k + \alpha \nabla \left(\min_{x \in \mathbb{R}^d} (f(x) + \lambda_k^T (Ax - b)) \right) \end{aligned}$$

$g(\lambda)$ сложно найти аналитически

Многочисленные шаги:

$$x^{k+1} = \arg \min_{x \in \mathbb{R}^d} [f(x) + \lambda_k^T (Ax - b)]$$

$$\begin{aligned} \lambda^{k+1} &= \lambda^k + \alpha \nabla (f(x^{k+1}) + \lambda_k^T (Ax^{k+1} - b)) \\ &= \lambda^k + \alpha (Ax^{k+1} - b) \end{aligned}$$

(не помню как именно, но получается шаг за шагом)

⊖ Крематории не работают

Аппроксимация (обыч. задача)

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathbb{R}^d} f(x) + \frac{\alpha}{2} \|Ax - b\|^2 \\ \text{s.t. } Ax = b \end{aligned}$$

$$L_g(x, \lambda) = f(x) + \lambda^T (Ax - b) + \frac{\rho}{2} \|Ax - b\|_2^2$$

Обновления по формулам:

$$x^{k+1} = \arg \min_{x \in \mathbb{R}^d} L_g(x, \lambda^k)$$

$$\lambda^{k+1} = \lambda^k + \rho (Ax^{k+1} - b)$$

не \propto (не умноже $\rho \rightarrow +\infty$
на ρ от старого выражения)

Число iter отбрасываем:

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathbb{R}^{d_x}, y \in \mathbb{R}^{d_y}} & f(x) + g(y) \\ \text{s.t.} & Ax + By = C \end{aligned}$$

Пример:

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathbb{R}^d} & L(Ax, b) + r(x) \rightarrow \|Ax - b\|_2^2 \\ & \rightarrow \text{log reg} \end{aligned}$$

\Downarrow

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathbb{R}^d, y \in \mathbb{R}^{d_s}} & L(y, b) + r(x) \\ \text{s.t.} & Ax = y \end{aligned}$$

Аппроксимация

$$\begin{aligned} \min_{x, y} & f(x) + g(y) + \frac{\rho}{2} \|Ax + By - C\|_2^2 \\ \text{s.t.} & Ax + By = C \end{aligned}$$

Лагранжиан:

$$L_g(x, y, \lambda) = f(x) + g(y) + \lambda^T (Ax + By - C) + \frac{\rho}{2} \|Ax + By - C\|_2^2$$

ADMM (Alternating Directions Method of Multipliers)

$$\begin{aligned} x^{k+1} &= \arg\min_x L_S(x, y^k, \lambda^k) && \text{AD} \\ y^{k+1} &= \arg\min_y L_S(x^{k+1}, y, \lambda^k) && \text{AD} \\ \lambda^{k+1} &= \lambda^k + \rho(Ax^{k+1} + By^{k+1} - c) && \text{M} \end{aligned}$$

(обобщение градиентного метода)

"Умножатель", который не дает выйти за пределы
мн-ва

$$\min_{x \in \mathbb{R}^d} [f_S(x) := f(x) + \frac{1}{2} \Pi_{H, G}(x)]$$

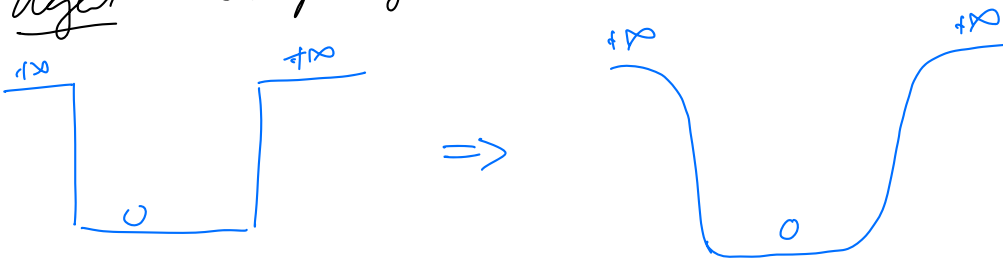
$\Pi_{H, G}(x)$ - индикатор ограничения

$$\Pi_{H, G}(x) = \begin{cases} 0 & x \text{ удовлет. ограни.} \\ +\infty & \text{иначе} \end{cases}$$

⊕ гомогенно все хорошо

⊖ неограниченно увеличивается

Узел: безразлично насколько увеличивается



Барьер:

1) Каррера: $F(x) = - \sum_{i=1}^n \frac{1}{g_i(x)}$

2) максимиз. $F(x) = - \sum_{i=1}^n \ln(-g_i(x))$

$$\min_{x \in \mathbb{R}^d} [F_S(x) = S(x) + \frac{1}{S} F(x)]$$

\uparrow \uparrow \uparrow
 метод Лагранжа Лагранжа Лагранжа

⊕ не подходит за пределы ин-ва

⊖ не подходит к границе