

Градиентный шаг:

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

$$x \in (E, \|\cdot\|)$$

а где тогда $\nabla f(x)$?

$$\nabla f(x) \in (E^*, \|\cdot\|_*)$$

NB $\|\cdot\|_p$ - норма $\|\cdot\|_q$ - сопряж. $\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$

$$\text{то есть } \|\cdot\| = \|\cdot\|_2 \Rightarrow (E^*, \|\cdot\|_*) = (E, \|\cdot\|)$$

• Мотивация (А. Немыцкий, Д. Юза)

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

$$\varphi: E \rightarrow E^* \quad \varphi^{-1}: E^* \rightarrow E$$

Матрица градиентного шага в "зеркале"
нр-ве

Опр. (сильно выпукло по норм. норме)

$d: X \rightarrow \mathbb{R}$ является сильно выпуклой с $\mu > 0$,

$$\text{если } \forall x, y \in X \Leftrightarrow d(x) \geq d(y) + \mu d(y); x - y > \frac{1}{2} \|x - y\|^2$$

Опр. (Дубернейс Брэнмана)

→ 1-сильно выпукло по $\|\cdot\|$ функции d , заданной на X
Дубернейс Брэнмана, нормир. ф. d есть
функция двух переменных $V(x, y): X \times X \rightarrow \mathbb{R}$

норм.
норма

$$\forall x, y \in \bar{X} \quad V(x, y) = d(x) - d(y) - \langle \nabla d(y); x - y \rangle$$

Примеры:

- $d(x) = \frac{1}{2} \|x\|_2^2$ на \mathbb{R}^d

$$\begin{aligned} V(x, y) &= \frac{1}{2} \|x\|_2^2 - \frac{1}{2} \|y\|_2^2 - \langle y; x - y \rangle \\ &= \frac{1}{2} \|x\|_2^2 + \frac{1}{2} \|y\|_2^2 - \langle x; y \rangle \\ &= \frac{1}{2} \|x - y\|_2^2 \end{aligned}$$

- $d(x) = \sum_{i=1}^d x_i \log x_i$ на $\Delta = \{x \in \mathbb{R}^d \mid \sum_{i=1}^d x_i = 1, x_i \geq 0\}$

$$V(x, y) = \sum_{i=1}^d x_i \log \frac{x_i}{y_i} \quad \leftarrow \text{KL-губерсенс (измерение расст. между двумя распредел.)}$$

- $d(x) = \text{tr}(X \log X)$ X - матрица

$$V(X, Y) = \text{tr}(X \log X - X \log Y - X + Y)$$

(рваново губерсенс от Хейнса)

Свойства:

- симметричные (св. KL-губерсенс)

- строго выпуклые (но неограниченные)

$$V(x, y) \geq \frac{1}{2} \|x - y\|^2 \quad (KL(x||y) \geq \frac{1}{2} \|x - y\|_1^2)$$

- неограниченности \hookrightarrow

пер. в Тунисе

- неограниченности по 2 аргументу

$$\min_{x \in \bar{X}} f(x)$$

f - convex
 \bar{X} - convex

Метод сопряженных градиентов

$$X^{k+1} = \arg \min_{x \in \bar{X}} \{ \gamma \langle \nabla f(x^k); x \rangle + V(x, x^k) \}$$

Примеры

• $d(x) = \frac{1}{2} \|x\|_2^2$ $\bar{X} = \mathbb{R}^d$

$$X^{k+1} = \arg \min_{x \in \mathbb{R}^d} \{ \underbrace{\gamma \langle \nabla f(x^k); x \rangle + \frac{1}{2} \|x - x^k\|_2^2}_{\nabla = 0} \}$$

$$\gamma \nabla f(x^k) + x - x^k = 0$$

\uparrow
 x^{k+1}

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

(градиентный шаг)

• $d(x) = \frac{1}{2} \|x\|_2^2$ $\bar{X} \neq \mathbb{R}^d$

$$X^{k+1} = \arg \min_{x \in \bar{X}} \{ \gamma \langle \nabla f(x^k); x \rangle + \frac{1}{2} \|x - x^k\|_2^2 + \frac{\gamma^2}{2} \|\nabla f(x^k)\|_2^2 - \gamma \langle \nabla f(x^k); x^k \rangle \}$$

$$= \arg \min_{x \in \bar{X}} \{ \frac{1}{2} (\|x - x^k\|_2^2 + 2\gamma \langle \nabla f(x^k); x - x^k \rangle + \gamma^2 \|\nabla f(x^k)\|_2^2) \}$$

$$= \arg \min_{x \in \bar{X}} \left\{ \frac{1}{2} \|x - x^k + \gamma \nabla f(x^k)\|_2^2 \right\}$$

$y^k = x^k - \gamma \nabla f(x^k)$

$$= \arg \min_{x \in \bar{X}} \left\{ \|x - y^k\|_2^2 \right\} \leftarrow \text{прямая минимизация}$$

• $\bar{X} = \mathbb{R}^d$

$$x^{k+1} = \arg \min_{x \in \mathbb{R}^d} \left\{ \gamma \langle \nabla f(x^k), x \rangle + V(x, x^k) \right\}$$

$\nabla = 0$

$$= \arg \min_{x \in \mathbb{R}^d} \left\{ \gamma \langle \nabla f(x^k), x \rangle + d(x) - d(x^k) - \langle \nabla d(x^k), x - x^k \rangle \right\}$$

$\nabla = 0$

$$\gamma \nabla f(x^k) + \nabla d(x) - \nabla d(x^k) = 0$$

x^{k+1}

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

\leftarrow (теорема, то же самое)

• for convergence

$$d(x) = \sum_{i=1}^d x_i \log x_i \quad \bar{X} = \Delta$$

$$x^{k+1} = \arg \min \left\{ \gamma \langle \nabla f(x^k), x \rangle + V(x, x^k) \right\}$$

$$V(x, y) = \sum_{i=1}^d x_i \log \left(\frac{x_i}{y_i} \right)$$

Решение задачи:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^d} [\gamma \langle \nabla f(x^k); x \rangle + V(x, x^k)]$$

$$\text{s.t.} \quad -x_i \leq 0 \\ \sum_{i=1}^d x_i - 1 = 0$$

Лагранжиан:

$$L(x, \lambda, \nu) = \gamma \langle \nabla f(x^k); x \rangle + V(x, x^k) + \sum_{i=1}^d \lambda_i (-x_i) + \nu \left(\sum_{i=1}^d x_i - 1 \right)$$

по переменным

$$= \sum_{i=1}^d \left(\gamma [\nabla f(x^k)]_i + \log \frac{x_i}{x_i^k} - \lambda_i + \nu \right) x_i - \nu$$

отмечая, что по x_i глобальный экстремум

$$\left((a + \log \frac{x_i}{b}) x_i \right)' = 0$$

$$a + \log \frac{x_i^*}{b} + 1 = 0$$

$$x_i^* = b \exp(-a-1)$$

$$\inf_x L(x, \lambda, \nu) = \sum_{i=1}^d (a_i + \log \frac{x_i}{b_i}) x_i - \nu$$

$$= \sum_{i=1}^d (\cancel{a_i} - \cancel{a_i} - 1) b_i \exp(-a_i - 1) - \nu$$

$$= \sum_{i=1}^d -x_i^k \exp(-1 - \gamma [\nabla f(x^k)]_i + \lambda_i - \nu) - \nu$$

Двоичн. задача

$$\max_{\lambda_i \geq 0, J \in \mathbb{R}} \left[\sum_{i=1}^d -x_i^k \exp(-1 - \gamma [\nabla f(x^k)]_i + \lambda_i - J) \right] - J$$

$$\boxed{\lambda_i^* = 0}$$

$$\text{KKT: } \nabla_x \mathcal{L}(x, \lambda, J) = 0$$

$$\nabla_x \left(\sum_{i=1}^d \left(\gamma [\nabla f(x^k)]_i + \log \frac{x_i^k}{x_i^*} - \lambda_i^* + J^* \right) x_i^* - J^* \right) = 0$$

$$\nabla_{x_i} \left(\gamma [\nabla f(x^k)]_i + \log \frac{x_i^k}{x_i^*} - \lambda_i^* + J^* \right) x_i^* = 0$$

$$\gamma [\nabla f(x^k)]_i + J^* + \log \frac{x_i^k}{x_i^*} + 1 = 0$$

$$x_i^* = x_i^k \exp(-\gamma [\nabla f(x^k)]_i) \cdot \exp(1 + J^*)$$

$$\sum x_i = 1 \quad \exp(1 + J^*) - \text{нормировка}$$

$$x_i^{k+1} = \frac{x_i^k \exp(-\gamma [\nabla f(x^k)]_i)}{\sum_{j=1}^d x_j^k \exp(-\gamma [\nabla f(x^k)]_j)}$$