

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

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

$$\|\cdot\|_2 \quad \|\cdot\|_* = \|\cdot\|_2$$

А. Кемпферт, Д. Юзин

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

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

униформ. связ. в "зеркальной" метрике

Определение μ -сильной выпуклости

Пусть дана непрерывно дифференцируемая на выпуклом множестве \mathcal{X} функция $d: \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$. Будем говорить, что она является μ -сильно выпуклой ($\mu > 0$) относительно нормы $\|\cdot\|$ на множестве \mathcal{X} , если для любых $x, y \in \mathcal{X}$ выполнено

$$d(x) \geq d(y) + \langle \nabla d(y), x - y \rangle + \frac{\mu}{2} \|x - y\|^2.$$

Определение

Пусть дана дифференцируемая 1-сильно выпуклая относительно нормы $\|\cdot\|$ на множестве \mathcal{X} функция d . Дивергенцией Брэгмана, порожденной функцией d на множестве \mathcal{X} , называется функция двух аргументов $V(x, y): \mathcal{X} \times \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$ такая, что для любых $x, y \in \mathcal{X}$

$$V(x, y) = d(x) - d(y) - \langle \nabla d(y), x - y \rangle.$$

Примеры:

$$\bullet \quad d(x) = \frac{1}{2} \|x\|_2^2$$

$$\frac{1}{2} \|x\|_2^2 - \frac{1}{2} \|y\|_2^2 - \langle y, x - y \rangle$$

$$= \frac{1}{2} \|x\|_2^2 - \frac{1}{2} \|y\|_2^2 + \|y\|_2^2 - \langle y, x \rangle$$

$$= \frac{1}{2} \|x\|_2^2 + \frac{1}{2} \|y\|_2^2 - \langle y, x \rangle$$

$$V(x, y) = \frac{1}{2} \|x - y\|_2^2$$

$$\bullet d(x) = \sum_{i=1}^d x_i \log x_i \quad \leftarrow \begin{array}{l} \text{1-смер. вр. в } \| \cdot \|_1 \\ \text{на вероятн. пространстве} \end{array}$$

$$\Delta = \{x \in \mathbb{R}^d \mid x_i \geq 0 \quad \sum x_i = 1\}$$

$$V(x, y) = \sum_{i=1}^d x_i \log \frac{x_i}{y_i} \quad \leftarrow \begin{array}{l} \text{KL} \\ \text{(губернаторская - кросс-энтропия)} \end{array}$$

$$\bullet d(\bar{X}) = \text{tr}(\bar{X} \log \bar{X})$$

\uparrow
матрица $d \times d$

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

векторное губер. проп. равенство

$$\bullet d(\bar{X}) = -\log \det \bar{X}$$

$$V(\bar{X}, \bar{Y}) = \text{tr}(\bar{X} \bar{Y}^{-1} - I) - \log \det(\bar{X} \bar{Y}^{-1})$$

Св-во губер. Брэгмана

1) асимметричность

2) $V(x, y) \geq \frac{1}{2} \|x - y\|^2$ нестрог.

Свойство дивергенции Брэгмана

Для любых точек $x, y \in \mathcal{X}$ следует что $V(x, y) \geq \frac{1}{2} \|x - y\|^2$.

3)

Равенство параллелограмма/теорема Пифагора

Для любых точек $x, y, z \in X$ следует что

$$V(z, x) + V(x, y) - V(z, y) = \langle \nabla d(y) - \nabla d(x), z - x \rangle.$$

Док. б

$$\begin{aligned} V(z, x) + V(x, y) &= d(z) - \cancel{d(x)} - \langle \nabla d(x), z - x \rangle \\ &\quad \cancel{d(x)} - d(y) - \langle \nabla d(y), x - y \rangle \\ &= \underline{d(z) - d(y) - \langle \nabla d(y), z - y \rangle} \\ &\quad + \langle \nabla d(y), z - x \rangle \quad V(z, y) \\ &\quad - \langle \nabla d(x), z - x \rangle \end{aligned}$$

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

Метод зеркального спуска

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

Примеры:

$$\bullet \quad d(x) = \frac{1}{2} \|x\|_2^2 \quad V(x, y) = \frac{1}{2} \|x - y\|_2^2$$

$$\bar{X} = \mathbb{R}^d$$

$$\begin{aligned} &= \arg \min_{x \in \mathbb{R}^d} \{ \gamma \langle \nabla f(x^k), x \rangle + \frac{1}{2} \|x - x^k\|_2^2 \} \\ &\quad \gamma \langle \nabla f(x^k), x - x^k \rangle + \frac{\gamma^2}{2} \|\nabla f(x^k)\|_2^2 \\ &\quad + \frac{1}{2} \|x - x^k\|_2^2 \\ &= \frac{1}{2} \|x - x^k + \gamma \nabla f(x^k)\|_2^2 \end{aligned}$$

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

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

- $\bar{X} \neq \mathbb{R}^d$ невыпуклое

$$\operatorname{argmin}_{x \in \bar{X}} \frac{1}{2} \|x - x^k + \gamma \nabla f(x^k)\|_2^2$$

гражд. шаг с проекцией

- $\bar{X} = \mathbb{R}^d$

$$x^{k+1} = \operatorname{argmin}_{x \in \mathbb{R}^d} \{ \gamma \langle \nabla f(x^k); x \rangle + V(x, x^k) \}$$

$$\begin{aligned} & d(x) - d(y) - \langle \nabla d(y); x - y \rangle \\ & d(x) - d(x^k) - \langle \nabla d(x^k); x - x^k \rangle \end{aligned}$$

$$\gamma \nabla f(x^k) + \nabla d(x^{k+1}) - \nabla d(x^k) = 0$$

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

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

Идея: решать argmin аналитически

Док - во сходимости

- f - L -гладкой
- f - выпуклой

Определение L -гладкой функции

Пусть дана непрерывно дифференцируемая на \mathcal{X} функция $f: \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$. Будем говорить, что данная функция имеет L -Липшицев градиент (говорить, что она является L -гладкой) относительно нормы $\|\cdot\|$ на \mathcal{X} , если для любых $x, y \in \mathcal{X}$ выполнено

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

Теорема (свойство L - гладкой функции)

Пусть дана L - гладкая относительно нормы $\|\cdot\|$ функция $f: \mathcal{X} \rightarrow \mathbb{R}$.
Тогда для любых $x, y \in \mathcal{X}$ выполнено

$$|f(y) - f(x) - \langle \nabla f(x), y - x \rangle| \leq \frac{L}{2} \|x - y\|^2.$$

К5Л4 : $\text{резюме } \langle a; b \rangle \leq \|a\|_2 \cdot \|b\|_2$
 $\text{лемма } \langle a; b \rangle \leq \|a\|_* \cdot \|b\|$
 $\quad \quad \quad \uparrow \quad \quad \quad \uparrow$
 $\quad \quad \quad \nabla f - \nabla f \quad x - y$

Доказательство:

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

$$\underbrace{d(x) - d(x^{(k)}) - \langle \nabla d(x^{(k)}); x - x^{(k)} \rangle}_{g(x)}$$

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

$$\langle \nabla g(x^*); x - x^* \rangle \geq 0 \quad \forall x \in \bar{X}$$

$$\uparrow \quad \quad \uparrow$$

$$x^{(k+1)} \quad x^{(k+1)}$$

$$\langle \gamma \nabla f(x^{(k)}) + \nabla d(x^{(k+1)}) - \nabla d(x^{(k)}); x - x^{(k+1)} \rangle \geq 0$$

по переменной $x = x^{(k+1)}, y = x^{(k)}, z = x$

$$\langle \gamma \nabla f(x^{(k)}); x - x^{(k+1)} \rangle \geq \langle \nabla d(x^{(k+1)}) - \nabla d(x^{(k)}); x^{(k+1)} - x \rangle$$

$$\geq V(x, x^{(k+1)}) + V(x^{(k+1)}, x^{(k)}) - V(x, x^{(k)})$$

$$\gamma \langle \nabla f(x^{(k)}); x^{(k+1)} - x \rangle \leq V(x, x^{(k)}) - V(x, x^{(k+1)}) - V(x^{(k+1)}, x^{(k)})$$

резюме $x^{(k)} \leftarrow x^{(k)} \leftarrow x^{(k)}$

Truynens

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

$$\begin{aligned} \gamma (f(x^{(k+1)}) - f(x^{(k)})) + \gamma \langle \nabla f(x^{(k)}), x^{(k)} - x \rangle \\ \leq V(x; x^{(k)}) - V(x; x^{(k+1)}) \\ - V(x^{(k+1)}; x^{(k)}) \\ + \frac{\gamma L}{2} \|x^{(k+1)} - x^{(k)}\|^2 \end{aligned}$$

longueurs

$$\begin{aligned} \gamma (f(x^{(k+1)}) - \cancel{f(x^{(k)})}) + \gamma (\cancel{f(x^{(k)})} - f(x)) \\ \leq V(x; x^{(k)}) - V(x; x^{(k+1)}) \\ - V(x^{(k+1)}; x^{(k)}) \\ + \frac{\gamma L}{2} \|x^{(k+1)} - x^{(k)}\|^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \gamma (f(x^{(k+1)}) - f(x)) &\leq V(x; x^{(k)}) - V(x; x^{(k+1)}) \\ &\quad - V(x^{(k+1)}; x^{(k)}) + \frac{\gamma L}{2} \|x^{(k+1)} - x^{(k)}\|^2 \end{aligned}$$

$$-V(x^{(k+1)}; x^{(k)}) \leq \frac{1}{2} \|x^{(k+1)} - x^{(k)}\|^2$$

$$\begin{aligned} &\leq V(x; x^{(k)}) - V(x; x^{(k+1)}) \\ &\quad - \frac{1}{2} (1 - \gamma L) \|x^{(k+1)} - x^{(k)}\|^2 \end{aligned}$$

$$\gamma \leq \frac{1}{L}$$

$$\leq V(x; x^{(k)}) - V(x; x^{(k+1)})$$

$$\frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} f(x^{(k+1)}) - f(x) \leq \frac{V(x; x^0) - V(x; x^*)}{K} / \delta$$

меньше

$$f\left(\frac{1}{K} \sum x^{(k)}\right) - f(x) \leq \frac{V(x; x^0)}{K}$$

$$x = x^*$$

Теорема сходимости зеркального спуска для L -гладких относительно $\|\cdot\|$ и выпуклых функций

Пусть задача оптимизации на выпуклом множестве \mathcal{X} с L -гладкой относительно нормы $\|\cdot\|$, выпуклой целевой функцией f решается с помощью зеркального спуска с шагом $\gamma \leq \frac{1}{L}$. Тогда справедлива следующая оценка сходимости

$$f\left(\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K x^k\right) - f(x^*) \leq \frac{V(x^*, x^0)}{\gamma K}$$

$$\gamma = \frac{1}{L}$$

$$\frac{L V(x^*, x^0)}{K}$$

для зад. спуска

$$\frac{L_2 \|x^0 - x^*\|^2}{2K}$$

• L_2 vs L ?

$$\|\cdot\| = \|\cdot\|_p \quad p \in [1, 2]$$

$$\|\cdot\|_* = \|\cdot\|_q \quad \frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$$

$$\begin{matrix} p=1 & q=\infty \\ p=2 & q=2 \end{matrix}$$

$$p=1 \quad q=\infty$$

$$\|\cdot\|_1 \quad \|\cdot\|_\infty$$

$$\|\cdot\|_2 \leq \|\cdot\|_1$$

$$\|\cdot\|_\infty \leq \|\cdot\|_2$$

$$\| \cdot \| \wedge \begin{matrix} \| \cdot \|_{\infty} \leq \angle \| \cdot \|_1 \\ \| \cdot \|_2 \leq \angle_2 \| \cdot \|_2 \end{matrix} \Rightarrow \angle \leq \angle_2$$

$$\bullet V(x, y) \leq \frac{1}{2} \|x - y\|_2^2$$

$$V(x, y) \geq \frac{1}{2} \|x - y\|_p^2 \geq \frac{1}{2} \|x - y\|_2^2$$

\uparrow
 $p \in [q, 2]$

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

$$\bar{X} = \triangle = \{ x \in \mathbb{R}^d \mid x_i \geq 0 \quad \sum x_i = 1 \}$$

$$V(x, x^{(k)}) = \sum_{i=1}^d x_i \log \frac{x_i}{x_i^{(k)}}$$

$$\min \{ \gamma \langle \nabla f(x^{(k)}); x \rangle + \sum x_i \log \frac{x_i}{x_i^{(k)}} \}$$

$$\text{s.t. } x_i \geq 0 \rightarrow -x_i \leq 0$$

$$\sum x_i = 1 \rightarrow \sum x_i - 1 = 0$$

Lagrangian

$$\begin{aligned} L(x, \lambda, \nu) = & \gamma \langle \nabla f(x^{(k)}); x \rangle + \sum x_i \log \frac{x_i}{x_i^{(k)}} \\ & + \nu (\sum x_i - 1) \\ & + \sum \lambda_i (-x_i) \end{aligned}$$

no kerny

$$\begin{aligned} = & \sum \left(x_i \log \frac{x_i}{x_i^{(k)}} + \nu x_i - \lambda_i x_i \right. \\ & \left. + \gamma [\nabla f(x^{(k)})]_i x_i \right) - \nu \end{aligned}$$

Domain x given $\Rightarrow \inf_x \mathcal{L}$

no x_i

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

$$x_i^* = x_i^k \exp(-\mathcal{J} + \lambda_i - \gamma [f(x^k)]_i - 1)$$

$$\max_{\substack{\lambda \geq 0 \\ \mathcal{J} \in \mathbb{R}}} [g(\lambda, \mathcal{J}) = \mathcal{L}(x_i^*, \lambda, \mathcal{J})]$$

$$\max_{\substack{\lambda \geq 0 \\ \mathcal{J} \in \mathbb{R}}} \left[\sum -x_i^k \exp(-1 + \lambda_i - \mathcal{J} - \gamma [f(x^k)]_i) - \mathcal{J} \right]$$

$$\lambda_i^* = 0$$

Review x no x on \mathcal{L}

$$\log \frac{x_i^*}{x_i^k} + 1 + \mathcal{J} - \lambda_i^* + \gamma [f(x^k)]_i$$

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

$$x_i^* = x_i^k \exp(-\mathcal{J} - \gamma [f(x^k)]_i - 1)$$

$$x_i^{k+1} = \underbrace{x_i^k \exp(-\gamma [f(x^k)]_i)}_{\oplus} \cdot \underbrace{\exp(-\mathcal{J} - 1)}_{\text{normalization?}}$$

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

Теорема б. числа минимума

$$V(x, y) \approx \log d \cdot \frac{1}{2} \|x - y\|_2^2$$

а $L_{1,\infty}$ норма L_2 б. эквивалентна
норма б. д

Большинство б. $\frac{d}{\log d}$ раз.