

11.9

$\|\nabla f(\mathbf{x}') - \nabla f(\mathbf{x})\|_2^2 \leq L\|\mathbf{x}' - \mathbf{x}\|_2^2 \quad (\forall \mathbf{x}, \mathbf{x}')$, [解析]: L -Lipschitz条件定义为: 对于函数 $f(\mathbf{x})$, 若其任意定义域中的 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2$, 都存在 $L > 0$, 使得 $|f(\mathbf{x}_1) - f(\mathbf{x}_2)| \leq L\|\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2\|_2$ 。通俗理解就是, 对于函数上的每一对点, 都存在一个实数 L , 使得它们连线斜率的绝对值不大于这个 L , 其中最小的 L 称为Lipschitz常数。将公式变形可以更好的理解:

$$\frac{\|\nabla f(\mathbf{x}') - \nabla f(\mathbf{x})\|_2^2}{\|\mathbf{x}' - \mathbf{x}\|_2^2} \leq L \quad (\forall \mathbf{x}, \mathbf{x}'), \quad \text{进一步, 如果 } \mathbf{x}' \rightarrow \mathbf{x}, \text{ 即 } \lim_{\mathbf{x}' \rightarrow \mathbf{x}} \frac{\|\nabla f(\mathbf{x}') - \nabla f(\mathbf{x})\|_2^2}{\|\mathbf{x}' - \mathbf{x}\|_2^2} \quad \text{“Lipschitz连续”很常见}$$

见, 知乎有一个问答(<https://www.zhihu.com/question/51809602>)对Lipschitz连续的解释很形象: 以陆地为例, 连续就是说这块地上没有特别陡的坡; 其中最陡的地方有多陡呢? 这就是所谓的Lipschitz常数。

11.10

$$\hat{f}(\mathbf{x}) \simeq f(\mathbf{x}_k) + \langle \nabla f(\mathbf{x}_k), \mathbf{x} - \mathbf{x}_k \rangle + \frac{L}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_k\|_2^2$$

[推导]:

$$\begin{aligned} \hat{f}(\mathbf{x}) &\simeq f(\mathbf{x}_k) + \langle \nabla f(\mathbf{x}_k), \mathbf{x} - \mathbf{x}_k \rangle + \frac{L}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_k\|_2^2 \\ &= f(\mathbf{x}_k) + \langle \nabla f(\mathbf{x}_k), \mathbf{x} - \mathbf{x}_k \rangle + \langle \frac{L}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_k), \mathbf{x} - \mathbf{x}_k \rangle \\ &= f(\mathbf{x}_k) + \langle \nabla f(\mathbf{x}_k) + \frac{L}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_k), \mathbf{x} - \mathbf{x}_k \rangle \\ &= f(\mathbf{x}_k) + \frac{L}{2} \langle \frac{2}{L} \nabla f(\mathbf{x}_k) + (\mathbf{x} - \mathbf{x}_k), \mathbf{x} - \mathbf{x}_k \rangle \\ &= f(\mathbf{x}_k) + \frac{L}{2} \langle \mathbf{x} - \mathbf{x}_k + \frac{1}{L} \nabla f(\mathbf{x}_k) + \frac{1}{L} \nabla f(\mathbf{x}_k), \mathbf{x} - \mathbf{x}_k + \frac{1}{L} \nabla f(\mathbf{x}_k) - \frac{1}{L} \nabla f(\mathbf{x}_k) \rangle \\ &= f(\mathbf{x}_k) + \frac{L}{2} \left\| \mathbf{x} - \mathbf{x}_k + \frac{1}{L} \nabla f(\mathbf{x}_k) \right\|_2^2 - \frac{1}{2L} \|\nabla f(\mathbf{x}_k)\|_2^2 \\ &= \frac{L}{2} \left\| \mathbf{x} - (\mathbf{x}_k - \frac{1}{L} \nabla f(\mathbf{x}_k)) \right\|_2^2 + \text{const} \quad (\text{因为 } f(\mathbf{x}_k) \text{ 和 } \nabla f(\mathbf{x}_k) \text{ 是常数}) \end{aligned}$$

11.13

$\mathbf{x}_{k+1} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \frac{L}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{z}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1$ [推导]: 假设目标函数为 $g(\mathbf{x})$, 则

$$\begin{aligned} g(\mathbf{x}) &= \frac{L}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{z}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1 \\ &= \frac{L}{2} \sum_{i=1}^d \|x^i - z^i\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^d \|x^i\|_1 \\ &= \sum_{i=1}^d \left(\frac{L}{2} (x^i - z^i)^2 + \lambda |x^i| \right) \end{aligned}$$

由上式可见, $g(\mathbf{x})$ 可以拆成 d 个独立的函数, 求解式(11.13)可以分别求解 d 个独立的目标函数。针对目标函数

$g(x^i) = \frac{L}{2} (x^i - z^i)^2 + \lambda |x^i|$, 通过求导求解极值: $\frac{dg(x^i)}{dx^i} = L(x^i - z^i) + \lambda \operatorname{sgn}(x^i)$ 其中

$\operatorname{sgn}(x^i) = \begin{cases} 1, & x^i > 0 \\ -1, & x^i < 0 \end{cases}$ 令导数为0, 可得: $x^i = z^i - \frac{\lambda}{L} \operatorname{sgn}(x^i)$ 可分为三种情况:

1. 当 $z^i > \frac{\lambda}{L}$ 时: (1) 假设此时的根 $x^i < 0$, 则 $\operatorname{sgn}(x^i) = -1$, 所以 $x^i = z^i + \frac{\lambda}{L} > 0$, 与假设矛盾。(2) 假设此时的根 $x^i > 0$, 则 $\operatorname{sgn}(x^i) = 1$, 所以 $x^i = z^i - \frac{\lambda}{L} > 0$, 成立。
2. 当 $z^i < -\frac{\lambda}{L}$ 时: (1) 假设此时的根 $x^i > 0$, 则 $\operatorname{sgn}(x^i) = 1$, 所以 $x^i = z^i - \frac{\lambda}{L} < 0$, 与假设矛盾。(2) 假设此时的根 $x^i < 0$, 则 $\operatorname{sgn}(x^i) = -1$, 所以 $x^i = z^i + \frac{\lambda}{L} < 0$, 成立。

3. 当 $|z^i| < \frac{\lambda}{L}$ 时：(1) 假设此时的根 $x^i > 0$ ，则 $\text{sgn}(x^i) = 1$ ，所以 $x^i = z^i - \frac{\lambda}{L} < 0$ ，与假设矛盾。(2) 假设此时的根 $x^i < 0$ ，则 $\text{sgn}(x^i) = -1$ ，所以 $x^i = z^i + \frac{\lambda}{L} > 0$ ，与假设矛盾，此时 $x^i = 0$ 为函数的极小值。综

上所述可得函数闭式解如下：
$$x_{k+1}^i = \begin{cases} z^i - \frac{\lambda}{L}, & \frac{\lambda}{L} < z^i \\ 0, & |z^i| \leq \frac{\lambda}{L} \\ z^i + \frac{\lambda}{L}, & z^i < -\frac{\lambda}{L} \end{cases}$$

11.18

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{B}} \|\mathbf{X} - \mathbf{BA}\|_F^2 &= \min_{b_i} \left\| \mathbf{X} - \sum_{j=1}^k b_j \alpha^j \right\|_F^2 \\ &= \min_{b_i} \left\| \left(\mathbf{X} - \sum_{j \neq i} b_j \alpha^j \right) - b_i \alpha^i \right\|_F^2 \\ &= \min_{b_i} \|\mathbf{E}_i - b_i \alpha^i\|_F^2 \end{aligned}$$

[推导]：此处只推导一下 $\mathbf{BA} = \sum_{j=1}^k b_j \alpha^j$ ，其中 b_j 表示 \mathbf{B} 的第 j 列， α^j 表示 \mathbf{A} 的第 j 行。然后，用 b_j^i ， α_j^i 分别表示 \mathbf{B} 和 \mathbf{A} 的第 i 行第 j 列的元素，首先计算 \mathbf{BA} ：

$$\begin{aligned} \mathbf{BA} &= \begin{bmatrix} b_1^1 & b_2^1 & \cdot & \cdot & \cdot & b_k^1 \\ b_1^2 & b_2^2 & \cdot & \cdot & \cdot & b_k^2 \\ \cdot & \cdot & \cdot & & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & \cdot & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & & \cdot & \cdot \\ b_1^d & b_2^d & \cdot & \cdot & \cdot & b_k^d \end{bmatrix}_{d \times k} \cdot \begin{bmatrix} \alpha_1^1 & \alpha_2^1 & \cdot & \cdot & \cdot & \alpha_m^1 \\ \alpha_1^2 & \alpha_2^2 & \cdot & \cdot & \cdot & \alpha_m^2 \\ \cdot & \cdot & \cdot & & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & \cdot & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & & \cdot & \cdot \\ \alpha_1^k & \alpha_2^k & \cdot & \cdot & \cdot & \alpha_m^k \end{bmatrix}_{k \times m} \\ &= \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^k b_j^1 \alpha_1^j & \sum_{j=1}^k b_j^1 \alpha_2^j & \cdot & \cdot & \cdot & \sum_{j=1}^k b_j^1 \alpha_m^j \\ \sum_{j=1}^k b_j^2 \alpha_1^j & \sum_{j=1}^k b_j^2 \alpha_2^j & \cdot & \cdot & \cdot & \sum_{j=1}^k b_j^2 \alpha_m^j \\ \cdot & \cdot & \cdot & & & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & & \cdot & \cdot \\ \sum_{j=1}^k b_j^d \alpha_1^j & \sum_{j=1}^k b_j^d \alpha_2^j & \cdot & \cdot & \cdot & \sum_{j=1}^k b_j^d \alpha_m^j \end{bmatrix}_{d \times m} \end{aligned}$$

然后计算 $b_j \alpha^j$ ：

$$\begin{aligned}
\mathbf{b}_j \boldsymbol{\alpha}^j &= \begin{bmatrix} b_1^j \\ b_w^j \\ \cdot \\ \cdot \\ b_d^j \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \alpha_1^j & \alpha_2^j & \cdot & \cdot & \cdot & \alpha_m^j \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} b_j^1 \alpha_1^j & b_j^1 \alpha_2^j & \cdot & \cdot & \cdot & b_j^1 \alpha_m^j \\ b_j^2 \alpha_1^j & b_j^2 \alpha_2^j & \cdot & \cdot & \cdot & b_j^2 \alpha_m^j \\ \cdot & \cdot & \cdot & & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & \cdot & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & & \cdot & \cdot \\ b_j^d \alpha_1^j & b_j^d \alpha_2^j & \cdot & \cdot & \cdot & b_j^d \alpha_m^j \end{bmatrix}_{d \times m}
\end{aligned}$$

求和可得：

$$\begin{aligned}
\sum_{j=1}^k \mathbf{b}_j \boldsymbol{\alpha}^j &= \sum_{j=1}^k \left(\begin{bmatrix} b_1^j \\ b_w^j \\ \cdot \\ \cdot \\ b_d^j \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \alpha_1^j & \alpha_2^j & \cdot & \cdot & \cdot & \alpha_m^j \end{bmatrix} \right) \\
&= \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^k b_j^1 \alpha_1^j & \sum_{j=1}^k b_j^1 \alpha_2^j & \cdot & \cdot & \cdot & \sum_{j=1}^k b_j^1 \alpha_m^j \\ \sum_{j=1}^k b_j^2 \alpha_1^j & \sum_{j=1}^k b_j^2 \alpha_2^j & \cdot & \cdot & \cdot & \sum_{j=1}^k b_j^2 \alpha_m^j \\ \cdot & \cdot & \cdot & & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & \cdot & & \cdot \\ \cdot & \cdot & & & \cdot & \cdot \\ \sum_{j=1}^k b_j^d \alpha_1^j & \sum_{j=1}^k b_j^d \alpha_2^j & \cdot & \cdot & \cdot & \sum_{j=1}^k b_j^d \alpha_m^j \end{bmatrix}_{d \times m}
\end{aligned}$$