

机器学习中的优化算法作业4 8.16 8.19 (a)(b)(c)

8.16 先求该问题的 Lagrange 函数:

引入乘子 Λ 作用在约束、 $L+S=M$ 上

$$L_p(L, S, \Lambda) = \|L\|_* + \lambda \|S\|_1 + \langle \Lambda, L+S-M \rangle + \frac{\rho}{2} \|L+S-M\|_F^2$$

在第 $(k+1)$ 步, 交替方向乘子法分别求解关于 L 和 S 的子问题更新

L^{k+1} 和 S^{k+1}

$$\text{对于 } L \text{ 子问题 } L^{k+1} = \arg \min_L L_p(L, S^k, \Lambda^k)$$

$$= \arg \min_L \left\{ \|L\|_* + \frac{\rho}{2} \|L+S^k-M+\frac{1}{\rho}\Lambda^k\|_F^2 \right\}$$

$$= \arg \min_L \left\{ \frac{1}{\rho} \|L\|_* + \frac{1}{2} \|L+S^k-M+\frac{1}{\rho}\Lambda^k\|_F^2 \right\}$$

$$= \text{UDiag}(\text{prox}_{\frac{1}{\rho}\|\cdot\|_*}(\sigma(A)))V^T$$

其中 $A = M - S^k - \frac{1}{\rho}\Lambda^k$, $\sigma(A)$ 为 A 的所有奇异值组成的向量

并且 $\text{UDiag}(\sigma(A))V^T$ 是 A 的奇异值分解.

$$\text{对于 } S \text{ 子问题 } S^{k+1} = \arg \min_S L_p(L^{k+1}, S, \Lambda^k)$$

$$= \arg \min_S \left\{ \lambda \|S\|_1 + \frac{\rho}{2} \|S+L^{k+1}-M+\frac{1}{\rho}\Lambda^k\|_F^2 \right\}$$

$$= \text{prox}_{\frac{\lambda}{\rho}\|\cdot\|_1}(LM - L^{k+1} - \frac{1}{\rho}\Lambda^k)$$

此处 $z = \max_{\|Y\|_1} \langle Y \rangle$ 满足

$$z_{ij} = \text{sign}(Y_{ij}) \max \{ |Y_{ij}| - \frac{\gamma}{2}, 0 \}$$

对于乘子 A , 有常规更新

$$\Lambda^{k+1} = \Lambda^k + \gamma P(L^{k+1} + S^{k+1} - M)$$

因此对于 L 子问题和 S 子问题都有显式解.

8.19 (a)(b)(c) 的算法实现见后文