$$\min_{x} \quad \|x\|_{2} + \frac{1}{2\tau} \|x - z\|_{2}^{2} \tag{1.1}$$

Sol:由于目标函数为凸函数,因此有 $\frac{\partial f}{\partial x}=0$,可以得到

$$\frac{x}{\|x\|_2} + \frac{1}{\tau}(x - z) = 0 \tag{1.2}$$

推出

$$z = \left(1 + \frac{\tau}{\|x\|_2}\right)x\tag{1.3}$$

因此对1.3取 L^2 范数可以得到

$$||z||_2 = ||x||_2 \left(1 + \frac{\tau}{||x||_2}\right) = ||x||_2 + \tau$$
 (1.4)

所以 $||z||_2 \ge \tau$ 。若 $||z||_2 = \tau$,则 $||x||_2 = 0$;若 $||z||_2 > \tau$,则将1.4代入1.3可得:

$$x = \frac{z}{\|z\|_2} \left(\|z\|_2 - \tau \right) \tag{1.5}$$

综上, 我们可以得到

$$x = \frac{z}{\|z\|_2} \max(\|z\|_2 - \tau, 0)$$
 (1.6)

再按

其口

2、根据优化问题

$$\min_{X \in C^n} \quad \mu \|X\|_p + \|AX - b\|_q \tag{1.7}$$

写出two block ADMM的迭代步, 其中p=1, q=1

Sol:首先将优化模型1.7转化,

$$\min_{X,Y \in C^n} \quad \mu \|X\|_1 + \|Y\|_1
\text{s.t.} \quad AX - b = Y$$
(1.8)

写出上述模型的增广拉格朗日函数

$$L(X, Y, \lambda_Y, \rho) = \mu ||X||_1 + ||Y||_1 + \text{Re}(\lambda_Y^T (AX - b - Y)) + \frac{\rho}{2} ||AX - b - Y||_2^2$$
(1.9)

可以得到

因此可以得到ADMM迭代步

$$\begin{split} X^{k+1} &= & \arg\min_{X} \left(\mu \|X\|_1 + \frac{\rho}{2} \|AX - b - Y^k + u_Y^k\|_2^2 \right) \\ Y^{k+1} &= & \arg\min_{Y} \left(\|Y\|_1 + \frac{\rho}{2} \|AX^{k+1} - b - Y + u_Y^k\|_2^2 \right) \\ \bigvee \end{split}$$

拉格朗日乘子更新步

$$u_Y^{k+1} = u_Y^k + \gamma \left(AX^{k+1} - Y^{k+1} - b \right)$$

(1.12) 耍写出

其中 $\gamma > 0$ 为步长。注:若将模型1.7转化为:

$$\min_{X,Z \in C^n} \quad \mu \|Z\|_1 + \|AX - b\|_1
\text{s.t.} \quad X - Z = 0$$
(1.13)

再按上述思路得到ADMM迭代步也是正确的。

最后一章参考群文件参考资料
Optimization Methods for Large Scale Machine Learning.

西山收缩算于写出结果的