凸优化的分裂收缩算法选取 校正矩阵 M 的一般法则

分裂收缩算法统一框架的预测中

$$\tilde{w}^k \in \Omega, \quad \theta(u) - \theta(\tilde{u}^k) + (w - \tilde{w}^k)^T F(\tilde{w}^k)$$

$$\geq (v - \tilde{v}^k)^T Q(v^k - \tilde{v}^k), \quad \forall w \in \Omega. \quad (1)$$

其中Q不一定对称, 但是 $Q^T + Q$ 正定.

当Q不是对称矩阵的时候,接下来无论采用固定步长的校正还是计算步长的校正,都要给出一个矩阵M.

对于这个M,要存在正定矩阵H,使得

$$HM = Q.$$

最简单的当然是取M = Q, H为单位矩阵, 但是这往往会影响方法的收敛速度.

我们考虑单位步长的校正,即根据预测给定的矩阵Q,如果用

$$v^{k+1} = v^k - M(v^k - \tilde{v}^k) \tag{2}$$

校正,矩阵 M 该怎么取.

因为需要
$$HM = Q$$
, 就要有 $H = QM^{-1}$. (3)

因为H正定,它首先必须对称,H必须是

$$H = QD^{-1}Q^T \tag{4}$$

这种形式, 其中 D 是一个对称正定矩阵. 比照一下(3)和(4), 必须有

$$M^{-1} = D^{-1}Q^T$$
 也就是 $M = Q^{-T}D$. (5)

考虑由单位固定步长校正

$$v^{k+1} = v^k - Q^{-T}D(v^k - \tilde{v}^k) \tag{6}$$

产生新的迭代点. 利用

$$(v^k - v^*)^T Q(v^k - \tilde{v}^k) \ge (v^k - \tilde{v}^k)^T Q(v^k - \tilde{v}^k),$$

我们有

$$||v^{k} - v^{*}||_{H}^{2} - ||v^{k+1} - v^{*}||_{H}^{2}$$

$$= ||v^{k} - v^{*}||_{H}^{2} - ||(v^{k} - v^{*}) - M(v^{k} - \tilde{v}^{k})||_{H}^{2}$$

$$= 2(v^{k} - v^{*})^{T} H M(v^{k} - \tilde{v}^{k}) - ||M(v^{k} - \tilde{v}^{k})||_{H}^{2}$$

$$\geq (v^{k} - \tilde{v}^{k})^{T} [(Q^{T} + Q) - M^{T} H M](v^{k} - \tilde{v}^{k}). \tag{7}$$

考察选怎样的 D, 让 矩阵

$$G = Q^{T} + Q - M^{T}HM$$

$$= Q^{T} + Q - [(DQ^{-1}(QD^{-1}Q^{T})(Q^{-T}D)]$$

$$= Q^{T} + Q - D.$$
(8)

因此,我们建议选择一个可逆正定矩阵 D,使其满足

$$D \prec Q^T + Q, \tag{9}$$

这样, (6) 中的矩阵 G 就是正定的.就会满足收缩条件

$$||v^{k+1} - v^*||_H^2 \le ||v^k - v^*||_H^2 - ||v^k - \tilde{v}^k||_G^2. \tag{10}$$

注意到单位步长校正(5)是

$$v^{k+1} - v^k = Q^{-T} D(\tilde{v}^k - v^k).$$

我们可以通过求解线性方程组

$$Q^{T}(v^{k+1} - v^{k}) = D(\tilde{v}^{k} - v^{k}) \tag{11}$$

来实现. 所以, 问题的关键是选择一个矩阵 D, 使得 (8) 成立.