

椭圆相关的共轭性质在最优化计算中 useful。此注记可为学习者提供方便。

椭圆公式的矩阵-向量表达式如下

$$[x-x_0 \ y-y_0] \begin{bmatrix} A & B \\ B & C \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x-x_0 \\ y-y_0 \end{bmatrix} = 1. \quad (1)$$

这是一个以 (x_0, y_0) 为中心的椭圆，其中的矩阵必须正定，即满足条件 $AC - B^2 > 0$ 。这个

表达式中含有 5 个自由参数： $\{x_0, y_0, A, B, C\}$ 。椭圆轴向与 x 轴的夹角为 θ ，有公式

$$\tan(2\theta) = \frac{2B}{A-C}. \quad (2)$$

如果 $A = C$ ，则 $\theta = \pm\pi/4$ 。若 $B = 0$ 并且 $A = C$ ，则得到正圆。利用坐标旋转变换

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \quad (3)$$

可以将椭圆公式 (1) 变成主轴形：

$$(\mathbf{x}')^T \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} \mathbf{x}' = 1, \quad (4)$$

其中 $\mathbf{x}' = \mathbf{R} \cdot \begin{bmatrix} x-x_0 \\ y-y_0 \end{bmatrix}$ ，而 λ_1 和 λ_2 是矩阵 $\begin{bmatrix} A & B \\ B & C \end{bmatrix}$ 的两个特征值，

$$\lambda_{1,2} = \frac{1}{2}(A+C \pm \sqrt{(A-C)^2 + 4B^2}). \quad (5)$$

由公式 (4)，椭圆的长轴和短轴分别是 $1/\sqrt{\lambda_{1,2}}$ ，这里约定开根只取正值。

为了简化进一步结果的记号，在以下讨论中限定椭圆的中心在坐标原点处。椭圆公式为

$$[x \ y] \mathbf{Q} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = 1, \quad \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} A & B \\ B & C \end{bmatrix}, \quad (6)$$

并满足 $AC - B^2 > 0$ 。假定 $p_0 = (x_0, y_0)$ 是椭圆上的一个点。以 p_0 为切点，椭圆的切线方程可以写成

$$[x_0 \ y_0] \mathbf{Q} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = 1 \quad (7)$$

使用向量描述，可以记 $\mathbf{p}_0 = \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix}$ ，是一个从坐标原点到 (x_0, y_0) 的一个向量。容易证明，

如果 \mathbf{p}_M 是椭圆在 p_0 点切线上的一个向量，则有 Q-共轭关系

$$\mathbf{p}_0^T \mathbf{Q} \mathbf{p}_M = 0. \quad (8)$$

事实上，假定 p_M 是一个从 p_1 点到 p_2 点的向量，这两点都在切线 M 上，则有

$$p_0^T Q(p_2 - p_1) = p_0^T Q p_M = 0$$

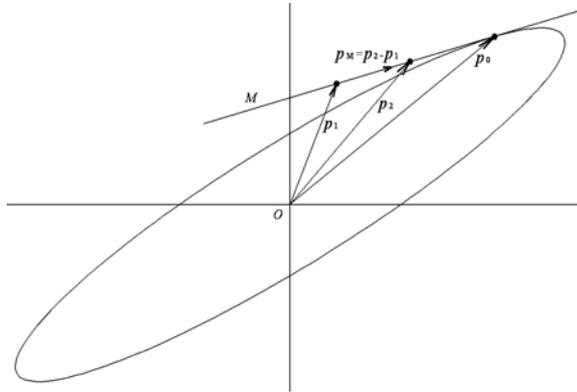


图 1 用于 2 维 Q 共轭的解说

椭圆的矩阵一向量表达很容易将以上结果推论到多维。以坐标原点为中心的 N 维 ($N \geq 2$) 椭圆 (椭球、或高维椭球) 公式可以表达为

$$x^T Q x = 1, \quad (9)$$

其中 x 是一个 N 维向量， Q 是一个 $N \times N$ 正定矩阵。假定 p_0 是该 N 维椭圆上的一个点。

以 p_0 为切点， N 维椭圆的切面方程可以写成

$$p_0^T Q x = 1, \quad (10)$$

这个公式的正确性可以通过 (9) 式计算 N 维椭球在 p_0 点处任何一个维上的方向导数来检验。

将 (10) 式定义的切面记为 M 。设 p_M 是 M 上的一个任意向量，则有 Q -共轭关系

$$p_0^T Q p_M = 0. \quad (11)$$

显然，根据上式，将 p_0 理解为一个从切点指向椭圆中心的向量也是正确的。于是，我们可以说，切面 M 的 Q -共轭向量是一个从切点指向椭圆中心的向量。

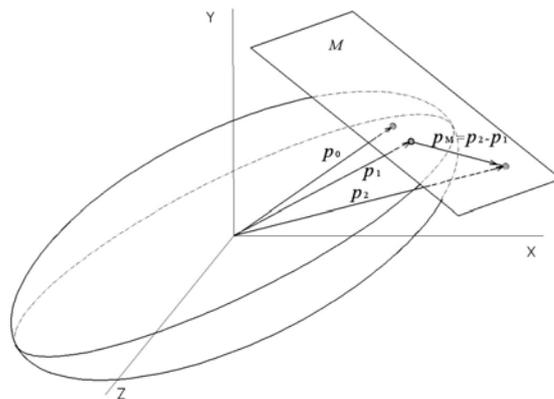


图 2 三维情况下 Q -共轭关系的示意图

椭圆的这个性质是最优化技术中共轭梯度法或共轭方向法的基础。当使用梯度算法寻找价格函数的最小值时，起始搜索方向带有随意性。但可以假定能够找到价格函数沿此方向的一个极小值。这个极小值点应该是价格函数等高线中一个围道的切点。如果价格函数是二次的，它的等高线是一组同中心椭圆。进而，二次价格函数有唯一的极小值点，处于各个等高线椭圆的公共中心上。共轭方向指示了获得价格函数极小值点的正确方向。在二维情况下，只需要二步就可以达到价格函数的极小值。在 N 维情况下，每次搜索只能在一个独立空间维上进行，要确定 N 维椭球的一个 N 维切平面，原则上需要 $N-1$ 个独立空间维搜索。因此，处理形式为 $\mathbf{x}^T \mathbf{Q} \mathbf{x} + \mathbf{x}^T \mathbf{b}$ 的二次形最小化问题，其中 \mathbf{Q} 是一个 $N \times N$ 正定矩阵，使用共轭梯度法时，至多只需要 N 次迭代搜索。图 3 示意了二维情况下共轭梯度搜索和常规梯度搜索的差异。

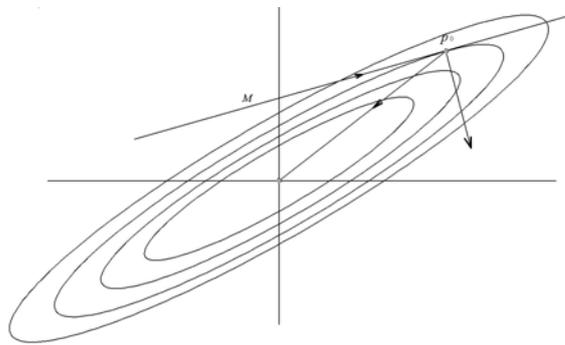


图 3 说明共轭方向搜索和常规梯度方向搜索的差别