

最小二乘法的若干问题

——线性代数的应用

陶本藻

在近代最小二乘法的论证上及其应用方面,愈来愈多地应用了线性代数理论和计算方法以及数理统计的知识,使最小二乘法的数学与现代数学理论和计算技术联系起来,这不仅丰富了这门应用数学,而且也扩大了其应用的范围。

线性代数在最小二乘法中的应用范围很广,研究这方面内容的文献很多。本文主要是从测量平差的观点出发,运用线性代数有关知识来论述最小二乘法理论中的若干问题。

一、最小二乘法原理与欧氏空间

测量平差问题中的误差方程组,其一般形式可用一个矢量方程来表示:

$$L = ax_1 + bx_2 + \dots + gx_t + v \quad (1.1)$$

其中 a 、 b 、 g 、 L 、 v 均为 n 维矢量:

$$a = (a_1 \ a_2 \ \dots \ a_n), \quad b = (b_1 \ b_2 \ \dots \ b_n),$$

$$\dots \dots \dots, \quad g = (g_1 \ g_2 \ \dots \ g_n),$$

$$L = (L_1 \ L_2 \ \dots \ L_n), \quad v = (v_1 \ v_2 \ \dots \ v_n).$$

x_j ($j=1, 2, \dots, t$) 为纯量因子。设矢量 a 、 b 、 \dots 、 g 属于欧几里德空间, 因为, 平差时误差方程系数阵的秩必为 t , 即矢量 a 、 b 、 \dots 、 g 线性无关, 故可由这些矢量为基组成 n 维欧几里德空间内的一个子空间 S' 。

由线性空间理论知道, (1.1) 右端的线性组合

$$ax_1 + bx_2 + \dots + gx_t = \tilde{L} \quad (1.2)$$

也属于 S' . \tilde{L} 也是矢量, 称为估计矢量, S' 相应称为估计空间.

将 (1.2) 式代入 (1.1) 式, 得

$$L = \tilde{L} + v \quad (1.3)$$

可见, 只有当 $v = 0$ 时, $L = \tilde{L}$. 观测值矢量 L 才属于估计空间 S' , 否则 L 是不属于该空间的.

按最小二乘法原理, 要求矢量 v 的内积

$$(v, v) = [vv] = \text{最小}$$

即

$$(L - \tilde{L}, L - \tilde{L}) = \text{最小} \quad (1.4)$$

这个式子表明, 在多维几何中的最小二乘法原理, 就是要求观测值矢量 L 的端点到估计向矢 \tilde{L} 的端点距离的平方要最短, 也就是要求矢量 v 与估计矢量 \tilde{L} 或者说与估计空间 S' 正交.

如果矢量 v 与 S' 正交, 则矢量 v 亦必与属于 S' 的矢量 a, b, \dots, g 两两正交. 按欧几里德空间定义内积的方法, 得

$$\left. \begin{aligned} (a, v) &= 0 \\ (b, v) &= 0 \\ \dots\dots\dots \\ (g, v) &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (1.5)$$

将 (1.1) 式代入, 即得法方程组

$$\left. \begin{aligned} (a, a)x_1 + (a, b)x_2 + \dots + (a, g)x_t &= (a, L) \\ (a, b)x_1 + (b, b)x_2 + \dots + (b, g)x_t &= (b, L) \\ \dots\dots\dots \\ (g, a)x_1 + (g, b)x_2 + \dots + (g, g)x_t &= (g, L) \end{aligned} \right\} \quad (1.6)$$

上面是应用线性代数中欧氏空间的概念来讨论按最小二乘法作测量

平差的问题。从误差方程至法方程的推导比较直观而且推导的过程比较简短。同时也给出了最小二乘法的几何解释。这就是将观测值矢量 L 分解为属于估计空间 S' 的估计矢量 \tilde{L} 及与之垂直的改正数矢量 v 。求得的未知数估值 x_1, x_2, \dots, x_t 所组成的估计矢量 \tilde{L} 应该是观测值矢量 L 在估计空间 S' 上的正射影。

法方程组(1.6)中的系数阵是满秩的,而且在系数阵的左上角的1阶,2阶,…… t 阶子式都大于零。即

$$(a, a) = [aa] > 0, \quad \begin{vmatrix} (a, a) & (a, b) \\ (a, b) & (b, b) \end{vmatrix} = [aa][bb \cdot 1] > 0 \dots\dots$$

$$\begin{vmatrix} (a, a) & (a, b) & \dots & (a, g) \\ (a, b) & (b, b) & \dots & (b, g) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ (a, g) & (b, g) & \dots & (g, g) \end{vmatrix} = [aa][bb \cdot 1] \dots [gg \cdot t - 1] > 0$$

故法方程的系数阵为对称正定阵。这是研究法方程解法的一个很有用的特性。

由(1.3)式知

$$(L, L) = (\tilde{L} + v, \tilde{L} + v) = (\tilde{L}, \tilde{L}) + (v, v) + 2(\tilde{L}, v)$$

因为 $(\tilde{L}, v) = 0$ (见1.5式)故有

$$(L, L) = (\tilde{L}, \tilde{L}) + (v, v) \tag{1.7}$$

在欧几里得空间内矢量 α 的模或长定义为

$$\|\alpha\| = \sqrt{(\alpha, \alpha)} \tag{1.8}$$

故(1.7)式可改写成

$$\|L\|^2 = \|\tilde{L}\|^2 + \|v\|^2 \tag{1.9}$$

此即为商高定理的推广。

在测量平差中已推得 $[vv]$ 的计算公式为

$$[vv] = [LL] - ([aL]x_1 + [bL]x_2 + \dots + [gL]x_t)$$

将上式与(1.7)式相对照, 即知估计矢量 \tilde{L} 的模为

$$\|\tilde{L}\| = ([aL]x_1 + [bL]x_2 + \dots + [gL]x_t)^{\frac{1}{2}} \quad (1.10)$$

二、高斯格式与消元问题

设有系数对称阵相同的两个方程

$$AX + B = 0 \quad (2.1)$$

$$AY + C = 0 \quad (2.2)$$

其中A的行列式 $|A| \neq 0$, 即A为满秩阵, 由(2.1)、(2.2)式可解得

$$X = -A^{-1}B \quad (2.3)$$

$$Y = -A^{-1}C \quad (2.4)$$

将(2.2)式中常数项C转置后左乘(2.3)式两端, 得

$$C^T X = -C^T A^{-1} B = -(A^{-1} C)^T B$$

顾及(2.4)式, 得

$$C^T X = Y^T B$$

或

$$C^T X = B^T Y \quad (2.5)$$

这样, 一次式 $C^T X$ 的计算, 可用另一个一次式 $B^T Y$ 的计算来代替, 而不必直接求方程(2.1)的解。这种问题在线性代数中称为消元问题。

(2.5)式表明方程组(2.1)的未知数与方程组(2.2)常数项的乘积和与方程组(2.2)的未知数与方程组(2.1)常数项的乘积和相等, 这就是测量平差中所谓的对称线性方程组第二特性[5]。

消元问题在平差计算中是经常用到的, 平差中的主要公式大都属于这种一次型式, 例如

间接平差的主要公式(矩阵符号见〔6〕§3)为

$$\left. \begin{aligned} -\delta X &= QW \\ v^T v &= \ell^T \ell + W^T \delta X \\ -\frac{1}{p_s} &= -F^T q \end{aligned} \right\} \quad (2.6)$$

条件平差的主要公式(〔6〕§4)为

$$\left. \begin{aligned} -K &= QW \\ -v^T v &= W^T K \\ \frac{1}{p_s} &= F^T F + (aF)^T q \end{aligned} \right\} \quad (2.7)$$

综合以上公式,我们以下列一次式的一般形式表示:

$$F = d + C^T X \quad (2.8)$$

式中 d 为纯量, C 、 X 为列向量。根据消元问题,可按下述矩阵变换方法计算 F 值。

作矩阵

$$\begin{pmatrix} A & B \\ C^T & d \end{pmatrix} \quad (2.9)$$

其中 $(A \ B)$ 为方程(2.1)的增广阵, C^T 为方程(2.2)中 C 的转置, (2.8)中的系数阵, d 为(2.8)的常数。现对矩阵(2.9)作初等变换,即左乘如下矩阵

$$\begin{pmatrix} E & O \\ Y^T & 1 \end{pmatrix} \quad (2.10)$$

式中 E 为与 A 同阶的单位阵, Y^T 为方程(2.2)中 Y 的转置。可求得其积为

$$\begin{pmatrix} E & O \\ Y^T & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A & B \\ C^T & d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A & B \\ Y^T A + C^T & Y^T B + d \end{pmatrix}$$

顾及(2.2)、(2.5)和(2.8)式,上式即为

$$\begin{pmatrix} E & O \\ Y^T & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A & B \\ C^T & d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A & B \\ O & F \end{pmatrix} \quad (2.11)$$

上述推导说明, 为求函数 F 之值, 在已知 Y 时 (Y 为方程 (2.2) 的解), 可通过对 (2.9) 左乘一三角阵 (2.10) 而求得。但是, 一般 Y 并不知道。事实上, 从 (2.11) 式可以看出, 为求 F 之值可以不用 Y 值, 只要设法对矩阵 (2.9) 作一系列初等变换, 使变换后其左下角 (C^T 的位置上) 元素全为零, 在这种情况下, 右下角 (d 的位置上) 元素就是所需要的 F 值。

根据上述理论, 在间接平差时, 求 $V^T V$ 的初始格式和变换后的格式为

$$\begin{pmatrix} A & W \\ W^T & L^T L \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} A & W \\ O & V^T V \end{pmatrix}$$

求权倒数 $\frac{1}{P_s}$ 的格式为

$$\begin{pmatrix} A & -F \\ -F^T & O \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} A & -F \\ O & -\frac{1}{P_s} \end{pmatrix}$$

式中 $-F$ 为转换系数方程 $AQ - F = 0$ 的常数项。

求未知数 $-\delta X$ 的格式为

$$\begin{pmatrix} A & -E \\ W^T & O \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} A & -E \\ O & -\delta X \end{pmatrix}$$

式中 $-E$ 为方程 $AQ - E = 0$ 中常数项。

综合上面几种变换后的格式为

$$\begin{pmatrix} A & W & -F & -E \\ O & V^T V & -\frac{1}{P_s} & -\delta X \end{pmatrix} \quad (2.12)$$

这个格式实际上就是运用高斯约化法 (或平方根法) 在高斯约化表 (或

平方根表)中配置的内容和计算的结果。这是因为高斯约化(或平方根法)的实质就是对初始的矩阵进行初等变换([6]§5),变换的结果其左下角元素为零,也可以说其理论就是消元问题。

条件平差的格式与上述类同。

因此,在最小二乘法中,如果运用线性代数中消元问题的理论,就能直观地说明高斯格式(或平方根表)的计算规律,而且可以避免繁琐的推导过程。

三 逐次约化与正交化变换

设有一满秩阵

$$\underset{r \ n}{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{r1} & a_{r2} & \cdots & a_{rn} \end{pmatrix}$$

将其分解为两个矩阵之积

$$\underset{r \ n}{A} = \underset{r \ r}{T} \underset{r \ n}{H} \quad (3.1)$$

其中 T 为 r 阶下三角阵, H 为 $r \times n$ 阶矩阵, 即

$$\underset{r \ r}{T} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ t_{21} & 1 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ t_{r1} & t_{r2} & \cdots & 1 \end{pmatrix}, \quad \underset{r \ n}{H} = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & \cdots & h_{1n} \\ h_{21} & h_{22} & \cdots & h_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ h_{r1} & h_{r2} & \cdots & h_{rn} \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

並规定矩阵 H 中行矢量两两正交, 即

$$(h^{(i)}, h^{(j)}) = 0 \quad i \neq j \quad (3.3)$$

式中

$$h^{(i)} = (h_{i1} \ h_{i2} \ \cdots \ h_{in})$$

具有这种性质的矩阵 H 称为行矢量正交的矩阵。从线性代数中矩阵分解的理论知道，符合上述规定的分解是可行的，而且 T 、 H 阵中的元素能唯一确定。

若令 A 中 i 行的行矢量记为 $a^{(i)}$ ，则 (3.1) 式可改写成

$$\begin{pmatrix} a^{(1)} \\ a^{(2)} \\ \dots \\ a^{(r)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ t_{21} & 1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ t_{r1} & t_{r2} & \dots & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} h^{(1)} \\ h^{(2)} \\ \dots \\ h^{(r)} \end{pmatrix} \quad (3.4)$$

解之，得

$$\left. \begin{aligned} a^{(1)} &= h^{(1)} \\ a^{(2)} &= t_{21} h^{(1)} + h^{(2)} \\ \dots & \\ a^{(r)} &= t_{r1} h^{(1)} + t_{r2} h^{(2)} + \dots + h^{(r)} \end{aligned} \right\} \quad (3.5)$$

顾及条件 (3.3) 式，由上式可得下列内积式为

$$\left. \begin{aligned} (a^{(2)}, h^{(1)}) &= t_{21} (h^{(1)}, h^{(1)}) \\ \dots & \\ (a^{(r)}, h^{(1)}) &= t_{r1} (h^{(1)}, h^{(1)}) \\ (a^{(r)}, h^{(2)}) &= t_{r2} (h^{(2)}, h^{(2)}) \\ \dots & \end{aligned} \right\} \quad (3.6)$$

或简写成

$$t_{ij} = \frac{(a^{(i)}, h^{(j)})}{(h^{(j)}, h^{(j)})} \quad (3.7)$$

由 (3.5)、(3.7) 式可见，利用这两个式子由 A 的元素可唯一的确定 T 、 H 中各元素值。

将上述理论应用到最小二乘法中来，说明平差的某些理论和实际计

算很有益处。

在条件平差时，设有条件方程的系数阵为（以 $r = 3$ 为例）：

$$A = \begin{pmatrix} a_1 & a_2 & \cdots & a_n \\ b_1 & b_2 & \cdots & b_n \\ c_1 & c_2 & \cdots & c_n \end{pmatrix}$$

按(3.5)和(3.7)式计算，可得

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \frac{[ab]}{[aa]} & 1 & 0 \\ \frac{[ac]}{[aa]} & \frac{[bc \cdot 1]}{[bb \cdot 1]} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 & a_2 & \cdots & a_n \\ b_1 \cdot 1 & b_2 \cdot 1 & \cdots & b_n \cdot 1 \\ c_1 \cdot 2 & c_2 \cdot 2 & \cdots & c_n \cdot 2 \end{pmatrix} \quad (3.8)$$

式中

$$\left. \begin{aligned} b_{i \cdot 1} &= b_i - \frac{[ab]}{[aa]} a_i \\ c_{i \cdot 2} &= c_i - \frac{[ac]}{[aa]} a_i - \frac{[bc \cdot 1]}{[bb \cdot 1]} (b_{i \cdot 1}) \end{aligned} \right\} \quad (3.9)$$

称为条件方程的约化系数。

将(3.8)式两端左乘以 T^{-1} ，得

$$H = T^{-1} A \quad (3.10)$$

由逆阵定义式

$$T T^{-1} = E \quad (3.11)$$

可求得

$$T^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\frac{[ab]}{a[aa]} & 1 & 0 \\ -\frac{[ac]}{[aa]} + \frac{[ab]}{[aa]} \frac{[bc \cdot 1]}{[bb \cdot 1]} & -\frac{[bc \cdot 1]}{[bb \cdot 1]} & 1 \end{pmatrix} \quad (3.12)$$

这就是说，如果将条件方程系数阵左乘以 T^{-1} ，就能变换成行矢量正交的矩阵 H 。

令矢量

$$\left. \begin{aligned} a &= (a_1 \quad a_2 \quad \dots \quad a_n) \\ b \cdot 1 &= (b_{1 \cdot 1} \quad b_{2 \cdot 1} \dots b_{n \cdot 1}) \\ c \cdot 2 &= (c_{1 \cdot 2} \quad c_{2 \cdot 2} \dots c_{n \cdot 2}) \end{aligned} \right\} \quad (3 \cdot 13)$$

则由 H 阵的性质知

$$\left. \begin{aligned} (a, b \cdot 1) &= 0 \\ (a, c \cdot 2) &= 0 \\ (b \cdot 1, c \cdot 2) &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (3 \cdot 14)$$

实际上，从 (3.9) 式亦可看出上式是成立的。这些式子说明了平差中条件方程约化系数的性质。

设原条件方程为

$$A \cdot V + W = 0 \quad (3 \cdot 15)$$

作变换，对上式两端左乘以 T^{-1} 得

$$T^{-1} A \cdot V + T^{-1} W = 0$$

或

$$H \cdot V + (T^{-1} W) = 0 \quad (3 \cdot 16)$$

此时条件方程系数行矢量两两正交。从 (3.15) 至 (3.16) 的过程称为条件方程正变化变换。经正变化变换后的条件方程是彼此独立的。这是因为由条件 (3.16) 组成的法方程

$$H H^T K + (T^{-1} W) = 0 \quad (3 \cdot 17)$$

其系数阵是对角型的，即

$$H H^T = \begin{pmatrix} (a, a) & 0 & 0 \\ 0 & (b \cdot 1, b \cdot 1) & 0 \\ 0 & 0 & (c \cdot 2, c \cdot 2) \end{pmatrix} \quad (3 \cdot 18)$$

因此, 条件(3.16) 可单独解算。

上述说明, 通过对条件方程作正交化变换, 从测平差观点看, 就是对条件方程进行逐次约化, 其结果是一组彼此独立的条件方程, 达到分组平差目的, 这就是所谓的逐一分组条件平差法。

同样, 在间接平差时, 也能对误差方程进行正交化变换, 即约化误差方程, 达到分组平差的目的。

设误差方程的一般形式为

$$V = A X + \ell \quad (3.19)$$

将转置后的系数 A^T 进行分解

$$A^T = T^T H \quad (3.20)$$

矩阵 T^T 、 H 的规定与前述同。将上式代入(3.19) 式得

$$V = (T^T H)^T X + \ell = H^T T^T X + \ell$$

作未知数代换, 令

$$Y = T^T X \quad (3.21)$$

上面的误差方程写成

$$V = H^T Y + \ell \quad (3.22)$$

此时, 误差方程系数阵为 H^T , 按 H 的定义, H^T 为列矢量正交的矩阵, 亦即经过上述变换, 所得到的是列矢量彼此正交的误差方程。从 A 变换至 H^T 称为误差方程正交化, 或称为约化误差方程。由此组成的法方程

$$H H^T Y + H \ell = 0 \quad (3.23)$$

其系数阵为对角型的(3.18)。

因为 T 是下三角阵(3.8), 故 T^T 为上三角阵, 由(3.23) 解出 Y 后, 可方便地按(3.21) 式回代求出未知数 x 。

上述通过误差方程正交化或约化误差方程的方法, 达到未知数单独平差, 这种平差方法, 我们称为未知数逐一平差法。

通过对条件方程(或误差方程)的正交化变换组成的法方程, 其方

程组的稳定性〔10〕是较高的。有的文献提出，进行上述正交化变换，是改善方程组稳定性（或制约性）的一个途径。我们曾在〔10〕中提出过对此问题的看法，这仍是一个值得研究的问题。

四 函数方差最小与估计理论

按最小二乘法进行测量平差，求得的未知数任一线性函数的方差为最小，或者说函数的权为最大，这就是最小方差原理或称最大权原理。最小方差原理与最小二乘原理实际是互相统一的，它们是从不同的方面着手研究，最后的平差结果完全一致。在文献〔11〕中，仅就直接平差情况对上述问题作了说明，但更普遍的证明一般测量平差书籍中是少见到的。文献〔2〕的作者，运用了线性估计理论证明了按最小二乘法求得的函数估值，具有最优无偏的性质，实际上也就证明了最小方差原理。

我们按照〔2〕中介绍的线性估计理论，运用矩阵来证明按最小二乘法求得的任一线性函数的方差为最小，其推导过程要比文献〔2〕简明。

设有观测方程和未知量的任一线性函数为

$$L = A X + \Delta \quad (4.1)$$

$$G = F^T X \quad (4.2)$$

式中 X 为未知量真值列矢量， L 为观测值列矢量， Δ 为观测值真误差列矢量， F 为系数列矢量， A 为系数阵。根据测量的性质， Δ_i 是互相独立的无偏的随机变量，为讨论问题方便起见，这里假设它们是同精度的。用数学式子表示，就是 Δ 的数学期望

$$E(\Delta) = 0 \quad (4.3)$$

以及 Δ 的协方差矩阵 $V(\Delta)$ 是对角阵，而且对角阵元素均为 Δ_i 的方差 σ^2 ，即

$$V(\Delta) = I\sigma^2 \quad (4.4)$$

I 表示单位矩阵。

不论用何种计算方法，由观测数据不可能求得未知量任一线性函数的真值 G ，而只能得到它的估值 g 。设由观测值 L 算得的估值为

$$g_{11} = \alpha^T L \quad (4.5)$$

α 为用某种方法确定的系数列矢量，采用的计算方法不同，其 α 也不相同。

根据线性估计理论，要求 g 必须是真值 G 的无偏估计亦即要求 g 的数学期望就是 G ，即

$$E(g) = G \quad (4.6)$$

将 (4.5)、(4.1) 式代入上式得

$$\begin{aligned} G &= E(\alpha^T L) = \alpha^T E(L) = \alpha^T E(AX + \Delta) \\ &= \alpha^T A E(X) + \alpha^T E(\Delta) \end{aligned}$$

因为 $E(X) = X$ ， $E(\Delta) = 0$ ，故上式为

$$G = \alpha^T A X$$

与 (4.2) 式对照，即知

$$\alpha^T A = \frac{1}{n} \frac{1}{t} \frac{1}{t} \quad (4.7)$$

也就是说，如果 g 是 G 的无偏估值，则 (4.5) 式中的 α 必须满足条件 (4.7)。

从上述理论的观点，作为一种平差方法， α 必须满足这个条件。否则 (4.5) 式不能称为平差法的公式。但从方程 (4.7) 知道，一般 $n \neq t$ ，故 α 的解不是唯一的，亦即 G 的无偏估值是多解的。在这些多值解中，线性估计理论提出了另一个要求，即要求取其中方差为最小的作为 G 的估值，满足这个要求的估值，称为最优无偏估值。用数学式子表示为

$$V(g) = \min \quad (4.8)$$

将(4.5)式代入,按方差运算规则可得

$$V(g) = V(\alpha^T L) = \alpha^T V(L) \alpha$$

因为 $V(L) = V(\Delta)$, 由(4.4)式知

$$V(L) = I \sigma^2 \quad (4.9)$$

代入上式得

$$V(g) = \alpha^T \alpha \sigma^2 = \min \quad (4.10)$$

按最小二乘法进行测量平差,其结果是满足上述两个条件的,下面进行证明.

设误差方程为

$$L = A x + v \quad (4.11)$$

x 为由最小二乘法所得的估值, v 为改正数列矢量,其法方程为

$$N x = W \quad (4.12)$$

式中

$$N = A^T A \quad W = A^T L \quad (4.13)$$

由此解得

$$x = N^{-1} W = QW \quad (4.14)$$

Q 为法方程系数的逆阵.

按最小二乘法对(4.2)作估计,其估值为

$$g = F^T x \quad (4.15)$$

将(4.14)、(4.13)式代入上式得

$$g = F^T QW = F^T Q A^T L \quad (4.16)$$

将上式与(4.5)对照,两者形式相同,令

$$\tilde{\alpha}^T = F^T Q A^T \quad (4.17)$$

它是由最小二乘法求得的 α 值.

因为

$$\tilde{\alpha}^T A = F^T Q A^T A = F^T Q N = F^T \quad (4.18)$$

故 $\tilde{\alpha}$ 满足条件(4.7)式。

现设按其它方法求得的系数值记为 $\bar{\alpha}$ ，它亦满足(4.7)式，则有

$$\bar{\alpha}^T A = F^T \quad (4.19)$$

将(4.19)式减去(4.18)式得

$$(\bar{\alpha}^T - \tilde{\alpha}^T) A = 0$$

将上式转置，並左乘以 $F^T Q$ 得

$$F^T Q A^T (\bar{\alpha} - \tilde{\alpha}) = 0$$

顾及(4.17)式，上式为

$$\tilde{\alpha}^T (\bar{\alpha} - \tilde{\alpha}) = 0 \quad (4.20)$$

于是有

$$\begin{aligned} \bar{\alpha}^T \bar{\alpha} &= \{(\bar{\alpha} - \tilde{\alpha}) + \tilde{\alpha}\}^T \{(\bar{\alpha} - \tilde{\alpha}) + \tilde{\alpha}\} \\ &= (\bar{\alpha} - \tilde{\alpha})^T (\bar{\alpha} - \tilde{\alpha}) + \tilde{\alpha}^T (\bar{\alpha} - \tilde{\alpha}) + \\ &\quad + (\bar{\alpha} - \tilde{\alpha})^T \tilde{\alpha} + \tilde{\alpha}^T \tilde{\alpha} \end{aligned}$$

顾及(4.20)式，上式可写成

$$\bar{\alpha}^T \bar{\alpha} = (\bar{\alpha} - \tilde{\alpha})^T (\bar{\alpha} - \tilde{\alpha}) + \tilde{\alpha}^T \bar{\alpha} \geq \tilde{\alpha}^T \tilde{\alpha} \quad (4.21)$$

上式表明，用任何其它平差方法而得的 $\bar{\alpha}$ ，其 $\bar{\alpha}^T \bar{\alpha}$ 之值总是大于按最小二乘法平差求得的 $\tilde{\alpha}^T \tilde{\alpha}$ 之值，只有当 $\bar{\alpha} = \tilde{\alpha}$ 时，才 $\bar{\alpha}^T \bar{\alpha} = \tilde{\alpha}^T \tilde{\alpha}$ 。这就证明了按最小二乘法平差计算得到的 $\tilde{\alpha}$ 值满足条件(4.10)，而且它是唯一解。

因此可以得到结论，按最小二乘法求出的未知量及其任一线性函数是最优的无偏估值，其函数的方差为最小。这就普遍地证明了测量平差中的最小方差原理或最大权原理。

参 考 文 献

- [1] 复旦大学数学系：线性代数
上海科技出版社 1960年
- [2] [日] 森口繁一：统计分析(中译本)
上海科技出版社 1961年
- [3] [苏] П.И. 希洛夫：矩阵和向量在最小二乘法中的应用
测绘译丛 1963年4期
- [4] [苏] 法捷也娃：线性代数算法(中译本)
科学出版社 1958年
- [5] 武汉测绘学院大地测量系：测量平差基础
测绘出版社 1978年
- [6] 陶本藻：矩阵在测量平差中的应用
测绘通报 1963年1、2、3期
- [7] Д.К. ФАДДЕЕВ В.Н. ФАДДЕЕВА: ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ
МЕТОДЫ ЛИНЕЙНОЙ АЛГЕБРЫ 1963年
- [8] Б.П. ДЕМИДОВИЧ, И.А. МАРОН: ОСНОВЫ
ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ МАТЕМАТИКИ 1960年
- [9] Ю.В. ЛИНИК: МЕТОД НАИМЕНЬШИХ
КВАДРАТОВ И ОСНОВЫ ТЕОРИИ ОБРАБОТКИ
НАБЛЮДЕНИЙ 1962年
- [10] 崔希璋 陶本藻 刘大杰：论法方程的制约性
武汉测绘学院专刊 1966年1期
- [11] 武汉测绘学院最小二乘法教研组：最小二乘法
中国中业出版社 1961年