

# 关于用伪观测法作亏秩平差的一点看法

吕 言 陈 纪 椿

**【提要】**：本文系 80 年 5 月西德 W. Welsch 教授来华讲学期间的学习心得体会。阐述了利用广义逆作亏秩平差的理论，并针对原文中要求伪观测方程系数矩阵 B 须满足  $\begin{cases} AB^T = 0 \\ BB^T = I \end{cases}$  提出并从数学上证明只需  $\begin{cases} AB^T = 0 \\ B \text{ 行满秩} \end{cases}$  即可。即不用伪逆  $(A^T A)^+$ ，而仅用满足彭罗斯 (Penrose) 条件 (1) (4) 的广义逆便可实现亏秩情况下的最小有偏平差，从而使伪观测条件得以减弱。

亏秩平差<sup>[1]</sup>的数学模型及相应的法方程是：

$$Ax = L \quad (1)$$

$$A^T Ax = A^T L \quad (2)$$

其中 A 为  $n \times u$  矩阵，x 为 u 维列向量，L 为 n 维列向量，秩  $\{A\} = r = u - d$ ，n 为观测数，u 为独立未知数个数，d 为亏秩数，其中包括数亏（例如无起始数据之自由网）及形亏（实际观测不足以确定图形）。

显然从 (1) (2) 式形式上看，为常规最小二乘法平差没有什么不同，但究其实质，后者之法方程组系数矩阵  $A^T A$  与满秩方阵，而亏秩平差的法方程组系数矩阵  $A^T A$  为降秩方阵，既为降秩，其常义逆  $(A^T A)^{-1}$  必不存在，那么在这种情况下如何进行平差呢？

我们知道，在常规最小二乘法平差中

$$\hat{x} = (A^T A)^{-1} A^T L$$

$$\hat{x} \text{ 的数学期望 } E(\hat{x}) = (A^T A)^{-1} A^T E(L) = (A^T A)^{-1} A^T Ax = x$$

$$\text{又由广义误差传播律有 } Q_{\hat{x}} = (A^T A)^{-1} A^T Q_{LL} A (A^T A)^{-1} = (A^T A)^{-1}$$

式中  $Q_{LL} = P$ ，在我们这里的情况下为单位矩阵 I。

可见， $\hat{x}$  是 x 的无偏估计量，而且还可证明  $\hat{x}$  亦是 x 的一致、有效估计量<sup>[2][3]</sup>。也就

是说，在常规最小二乘法平差中， $\hat{x}$  是 x 的最优无偏估计量，且协因数阵  $Q_{\hat{x}}$  唯一。

但在亏秩平差中， $(A^T A)^{-1}$  不复存在。按矩阵代数中之广义逆定义<sup>[4]</sup>，降秩方阵  $A^T A$  的逆为广义逆，记为  $(A^T A)^-$ ，满足  $(A^T A)(A^T A)^-(A^T A) = A^T A$ 。在一般情况下， $(A^T A)^-(A^T A) \neq I$ ，于是我们有

$$\hat{x} = (A^T A)^- A^T L$$

$$E(\hat{x}) = (A^T A)^- A^T E(L) = (A^T A)^- A^T Ax \neq x$$

$$Q_{\hat{x}} = (A^T A)^- A^T Q_{LL} A (A^T A)^- = (A^T A)^- (A^T A) (A^T A)^-$$

$$\therefore (A^T A) Q_{\hat{x}} (A^T A) = (A^T A) (A^T A)^- (A^T A) (A^T A)^- (A^T A) = (A^T A) (A^T A)^- (A^T A) = A^T A$$

∴按广义逆定义  $Q_{\hat{x}}$  是  $(A^T A)^-$  型逆, 不唯一。

在这里  $\hat{x}$  成了不可估量, 用以衡量  $\hat{x}$  精度的协因数阵  $Q_{\hat{x}}$  也不唯一, “平差”自然无从谈起。如何设法使亏秩情况下之  $\hat{x}$  成为无偏可估或最小有偏可估, 且有唯一的  $Q_{\hat{x}}$ ? 除了通常采用的经典法外, 近几年来又提出了利用  $(A^T A)^+$ , 即穆尔—彭罗斯 (Moore—Penrose) 广义逆 (或称伪逆) 作最佳线性最小有偏估计 (BLIMBE) 的伪观测法<sup>[1]</sup>。此法之基本思想是在原观测方程基础上加进虚拟观测方程, 使其组合后构成之法方程系数阵为满秩方阵。伪观测值法的数学模型及相应的法方程为:

$$\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} x = \begin{pmatrix} L \\ O \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$(A^T A + B^T B) x = A^T L \quad (4)$$

式中  $B$  为  $d \times u$  虚拟观测值系数矩阵,  $(A^T A + B^T B)$  为满秩可逆方阵。

根据文献 [1], 为了实现最小有偏平差, 须利用满足彭罗斯四个条件<sup>[4]</sup>的伪逆  $(A^T A)^+$ ,

意即在满足  $\bar{Q} = (A^T A + B^T B)^{-1} - B^T B = Q - B^T B = (A^T A)^+$  的条件下构造虚拟观测系数阵  $B$  (请注意本文  $Q$  的定义:  $Q = (A^T A + B^T B)^{-1}$ ), 则  $B$  必须满足:

$$\begin{cases} AB^T = 0 \\ B B^T = I \end{cases} \quad (5^*)$$

可以证明, 在此条件下  $\bar{Q} = (A^T A + B^T B)^{-1} - B^T B = Q - B^T B = (A^T A)^+$ :

$$\begin{aligned} \because I &= Q(A^T A + B^T B), B^T = Q A^T A B^T + Q B^T B B^T = Q B^T, B = B Q \\ Q A^T A &= I - Q B^T B = I - B^T B = (A^T A + B^T B) Q - B^T B = A^T A Q \end{aligned}$$

∴  $\bar{Q}$  满足彭罗斯全部四个条件:

- 1、 $A^T A \bar{Q} A^T A = A^T A (Q - B^T B) A^T A = A^T A Q A^T A = A^T A (I - B^T B) = A^T A$  ;
- 2、 $\bar{Q} A^T A \bar{Q} = (Q - B^T B) A^T A (Q - B^T B) = Q A^T A Q = (I - B^T B) Q = Q - B^T B = \bar{Q}$ ;
- 3、 $(A^T A \bar{Q})^T = \bar{Q} A^T A = (Q - B^T B) A^T A = Q A^T A = A^T A Q = A^T A (\bar{Q} + B^T B) = A^T A \bar{Q}$ ;
- 4、 $(\bar{Q} A^T A)^T = A^T A \bar{Q} = A^T A (Q - B^T B) = A^T A Q = Q A^T A = \bar{Q} A^T A$  。

$$\text{由方程 (4) 有 } \hat{x} = Q A^T L = (\bar{Q} + B^T B) A^T L = \bar{Q} A^T L = (A^T A)^+ A^T L$$

再由广义误差传播律:  $Q_{\hat{x}} = \bar{Q} A^T A \bar{Q} = \bar{Q} = (A^T A)^+$  是唯一的  
故可实现最小有偏平差。

问题在于是否非利用  $(A^T A)^+$  不可呢? 回答是否定的。下面我们拟从不同角度用数学推导的方法加以论证。为便于说明问题, 让我们先来讨论何谓最小有偏?

我们知道, 平差模型观测方程是一矛盾方程组, 而相应的法方程则是一相容方程组。进行平差的目的就是要求观测方程组的最小二乘解, 即等价于求其法方程组的真解。在常规平差中, 法方程系数阵  $A^T A$  为满秩矩阵, 存在唯一的常义逆  $(A^T A)^{-1}$ 。如前所述, 其解  $\hat{x}$  为  $x$  的最优无偏估值,  $Q_{\hat{x}}$  唯一。但在亏秩情况下,  $(A^T A)^{-1}$  不存在。矛盾方程组 (1) 的最

小二乘解即相容方程组 (2) 的真解不唯一。但可以证明<sup>[4]</sup>, 方程 (1) 的极小最小二乘解即方程 (2) 的最小范数解存在且唯一。因此在亏秩情况下, 求观测方程的极小最小二乘解, 虽然不再象满秩情况下能得到最优无偏估值, 而是有偏估值, 但却是最小有偏。综上所述, 所谓最小有偏平差, 就是求矛盾方程组 (观测方程) (1) 的极小最小二乘解, 或称最小范数最小二乘解, 也就是求相容方程组 (法方程) (2) 的最小范数解。从线性代数<sup>[4]</sup>知,  $x = (A^T A)^{-1} A^T L$  是方程 (2) 的最小范数解的充分必要条件是  $(A^T A)^{-1}$  为满足彭罗斯条件 (1) (4) 的广义逆, 记作  $(A^T A)\{1, 4\}$ 。于是我们自然想到, 不用  $(A^T A)^+$  而用  $(A^T A)\{1, 4\}$  是否可以实现最小有偏平差呢? 下面就从四个方面来证明在伪观测法中用  $(A^T A)\{1, 4\}$  与用  $(A^T A)^+$  可得到完全相同的结果, 从而提出伪观测法的最弱附加条件为:

$$\begin{cases} A^T B = 0 \\ B \text{行满秩} \quad (B \text{为 } d \times u \text{ 矩阵}) \end{cases} \quad (5)$$

以下证明均以此为条件, 不再另行说明。(在条件 (5) 下  $(A^T A + B^T B)$  为满秩方阵的推证见本文 (二))

### (一) 求方程 (2) 的最小范数解只须用 $Q = (A^T A + B^T B)^{-1}$

如前所述, 矛盾方程 (1) 的极小最小二乘解就是相容方程 (2) 的最小范数解, 是唯一存在的;  $x = (A^T A)^{-1} A^T L$  为相容方程 (2) 的最小范数解的充分必要条件是  $(A^T A)^{-1} \in A^T A\{1, 4\}$ , 而  $Q = (A^T A + B^T B)^{-1}$  正是满足彭罗斯条件 (1) (4) 的广义逆, 即  $Q \in A^T A\{1, 4\}$ , 所以  $x = QA^T L$  就是方程  $A^T A x = A^T L$  的最小范数解, 也即方程 (1) 的极小最小二乘解。

实际上,  $Q \in A^T A\{1, 3, 4\}$ , 证明如下:

$$\because I = Q(A^T A + B^T B), \quad B^T = QA^T A B^T + QB^T B B^T = QB^T B B^T$$

$$\therefore QA^T A = I - QB^T B$$

$$\begin{cases} QB^T B = B^T (B B^T)^{-1}, \quad BQ = (B B^T)^{-1} B \end{cases} \quad (6)$$

$$\therefore 1、A^T A Q A^T A = A^T A (I - QB^T B) = A^T A (I - B^T (B B^T)^{-1} B) = A^T A$$

$$3、(A^T A Q)^T = Q A^T A = I - QB^T B = I - B^T B (B B^T)^{-1} B = (I - B^T (B B^T)^{-1} B)^T = (Q A^T A)^T = A^T A Q$$

$$4、(Q A^T A)^T = (I - QB^T B)^T = (I - B^T (B B^T)^{-1} B)^T = I - B^T (B B^T)^{-1} B = I - QB^T B = Q A^T A$$

$\therefore Q \in A^T A\{1, 3, 4\}$  这里我们只需用  $Q \in A^T A\{1, 4\}$  就够了。

所以对相容方程  $A^T A x = A^T L$  来说,  $x = QA^T L$  就是它的最小范数解, 必然是唯一的。另一方面。我们注意到, 由方程 (4):

$$(A^T A + B^T B)x = A^T L \quad \text{其存在唯一真解为:}$$

$$x = (A^T A + B^T B)^{-1} A^T L = QA^T L$$

也就是说, 伪观测法的法方程 (4) 的真解, 就是亏秩平差法方程 (2) 的最小范数解, 也即亏秩平差观测方程 (1) 的极小最小二乘解, 求其解只须用到  $Q \in A^T A\{1, 4\}$ , 无须利用  $(A^T A)^{\pm}$ , 而  $A^T A\{1, 4\}$  由条件 (5) 导出,  $(A^T A)^+$  由条件 (5\*) 导出, 所以伪观测方程系数矩阵  $B$  只须满足条件 (5) 而无须满足 (5\*)。

### (二) $\hat{x}$ , $Q_{\hat{x}}$ 的表达式由 $A$ 唯一确定, 与 $B$ 无关

这里要用到豪斯霍德 (Householder) 变换<sup>[6]</sup>, 在我们的情况下可叙述为: ——对于

$u \times n$  矩阵  $A^T$ , 秩  $\{A^T\} = u - d$ ,  $n \geq u - d$ , 必定存在正交矩阵  $H^T$ , 使  $H^T A^T = \begin{pmatrix} A_1^T \\ O \end{pmatrix}$ , 这种变换即称为豪斯霍德变换。其中  $A_1^T$  是  $(u - d) \times n$  矩阵, 秩  $\{A_1^T\} = u - d$ ,  $O$  是  $d \times n$  零矩阵。将其转置后可得  $AH = (A_1, O)$ 。这就是说, 任一列不满秩矩阵  $A$  都可通过豪斯霍德变换化为列满秩矩阵  $A_1$  和零矩阵  $O$  之组合。

又设  $BH = (B_1, B_2)$ , 其中  $B_1$  为  $d \times (u - d)$  矩阵,  $B_2$  为  $d$  阶方阵。由于  $H^T$  为正交矩阵, 即  $HH^T = H^T H = I$ , 故有:

$$AB^T = AHH^T B^T = (A_1, O) \begin{pmatrix} B_1^T \\ B_2^T \end{pmatrix}$$

$$\therefore AB^T = 0$$

$$\therefore A_1 B_1^T = 0, \quad A_1^T A_1 B_1^T = 0$$

又  $A_1$  为列满秩矩阵, 即  $\det(A_1^T A_1) \neq 0$ , 故必  $B_1^T = 0$

$$\therefore BH = (0, B_2)$$

由条件 (5) 知  $B$  为行满秩阵, 故  $B_2$  为  $d$  阶满秩方阵。

$$\text{另有 } H^T Q H = H^T (A^T A + B^T B)^{-1} H = (H^T A^T A H + H^T B^T B H)^{-1} =$$

$$= \begin{pmatrix} A_1^T A_1 & \\ & B_2^T B_2 \end{pmatrix}^{-1} = \begin{pmatrix} (A_1^T A_1)^{-1} & \\ & (B_2^T B_2)^{-1} \end{pmatrix}$$

其中  $A_1^T A_1$  和  $B_2^T B_2$  均为满秩方阵, 故  $Q$  必满秩。

$$\begin{aligned} \therefore \hat{x} &= Q A^T L = H H^T Q H H^T A^T L = H \begin{pmatrix} (A_1^T A_1)^{-1} & \\ & (B_2^T B_2)^{-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A_1^T \\ O \end{pmatrix} L = \\ &= H \begin{pmatrix} (A_1^T A_1)^{-1} A_1^T L \\ O \end{pmatrix} \end{aligned}$$

由广义误差传播律:  $Q_{\hat{x}} = Q A^T A Q = H H^T Q H H^T A^T A H H^T Q H H^T =$

$$\begin{aligned} &= H \begin{pmatrix} (A_1^T A_1)^{-1} & \\ & (B_2^T B_2)^{-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A_1^T A_1 & \\ & O \end{pmatrix} \begin{pmatrix} (A_1^T A_1)^{-1} & \\ & (B_2^T B_2)^{-1} \end{pmatrix} H^T \\ &= H \begin{pmatrix} (A_1^T A_1)^{-1} & \\ & O \end{pmatrix} H^T \end{aligned}$$

可见, 在满足 (5) 的条件下,  $\hat{x}$ ,  $Q_{\hat{x}}$  与  $B$  完全无关, 仅由  $A$  唯一确定, 而  $H$  的引进

仅仅是证明问题的一种手段, 不会对  $\hat{x}$ ,  $Q_{\hat{x}}$  产生影响。

下面我们顺便推导一下矩阵  $Q_{\hat{x}}$  之迹  $\text{tr}\{Q_{\hat{x}}\}^{-1}$  的表达式。

$$\begin{aligned} \text{由 } \text{tr}\{Q_{\hat{x}}\} &= \text{tr}\left\{H \begin{pmatrix} (A_1^T A_1)^{-1} & \\ & O \end{pmatrix} H^T\right\} = \text{tr}\left\{H^T H \begin{pmatrix} (A_1^T A_1)^{-1} & \\ & O \end{pmatrix}\right\} \\ &= \text{tr}\{(A_1^T A_1)^{-1}\}^* \end{aligned}$$

将特征方程  $|(A_1^T A_1)^{-1} - \lambda I| = 0$  展开后引用韦达定理可知  $\text{tr}\{(A_1^T A_1)^{-1}\}$  等于  $(A_1^T A_1)^{-1}$  诸

\* 这里用到矩阵求迹的一个性质:  $\text{tr}\{AB\} = \text{tr}\{BA\}$ , 其中  $A$ 、 $B$  分别为  $m \times n$ ,  $n \times m$  矩阵

特征值之和<sup>[6]</sup>。

设  $\lambda$  为  $(A_1^T A_1)^{-1}$  的特征值, 即有  $(A_1^T A_1)^{-1} \xi = \lambda \xi$  ( $\xi$  为属于  $\lambda$  的特征向量), 则可得  $(A_1^T A_1) \xi = \frac{1}{\lambda} \xi$ , 故  $\frac{1}{\lambda}$  为  $A_1^T A_1$  的特征值, 所以  $(A_1^T A_1)^{-1}$  的特征值是  $A_1^T A_1$  相应特征值的倒数。

再考虑相似变换  $H^T(A^T A)H = \begin{pmatrix} A_1^T A_1 & \\ & O \end{pmatrix}$ , 即  $(A^T A)$  与  $\begin{pmatrix} A_1^T A_1 & \\ & O \end{pmatrix}$  相似, 而相似矩阵具有相同的特征值。又  $\det(A_1^T A_1) \neq 0$ , 故  $A^T A$  中所有非零特征值即为  $A_1^T A_1$  之特征值, 所以  $\text{tr}\{Q_{\hat{x}}\}$  等于  $A^T A$  中所有非零特征值倒数之和, 是一个完全由  $A$  所确定的数值, 并不随  $B$  的不同而变化。

**(三)  $QA^T$  为  $A\{1,2,3,4\}$ , 即  $QA^T = A^+$ , 且  $x = A^+L$   $Q_{\hat{x}} = A^+(A^+)^T$**

现在我们从  $A^+$  的唯一性出发, 推证  $x$  与  $Q_{\hat{x}}$  的唯一性。

考虑  $Q = (A^T A + B^T B)^{-1}$ , 因为  $B$  满足条件 (5), (并不要求  $BB^T = I$ ), 所以  $B^T B$  不唯一,  $Q$  也不唯一, 但有趣的是  $QA^T$  却是唯一的, 即有  $QA^T = A^+$ , 从而  $\hat{x}$ ,  $Q_{\hat{x}}$  均随之唯一确定, 现证明如下:

由 (5)、(6) 有:

$$1、A(QA^T)A = A(I - QB^T B) = A - AQB^T B = A - AB^T(BB^T)^{-1}B = A$$

$$2、(QA^T)A(QA^T) = (I - QB^T B)(QA^T) = QA^T - QB^T BQA^T = \\ = QA^T - QB^T(BB^T)^{-1}BA^T = QA^T - QB^T(BB^T)^{-1}(AB^T)^T = QA^T$$

$$3、(AQA^T)^T = AQA^T$$

$$4、(QA^T A)^T = (I - QB^T B)^T = (I - B^T(BB^T)^{-1}B)^T = \\ = I - B^T(BB^T)^{-1}B = I - QB^T B = QA^T A$$

以上四式正是彭罗斯广义逆的四个条件, 故  $QA^T$  是  $A$  的穆尔-彭罗斯逆  $A^+$ , 即  $QA^T = A^+$ 。

于是,  $\hat{x}$  和  $Q_{\hat{x}}$  可表示为:

$$\hat{x} = QA^T L = A^+ L$$

$$Q_{\hat{x}} = QA^T A Q = A^+ (A^+)^T$$

根据  $A^+$  的唯一性, 立即可知  $\hat{x}$ 、 $Q_{\hat{x}}$  是由  $A$  所唯一确定的, 故仅用  $A^T A\{1,4\}$  即可实现最小有偏平差; 并且由推导过程可知, 我们除  $AB^T = 0$  及  $B$  满秩之外, 并未用到其他任何条件, 所以对于伪观测方程  $Bx = 0$ , 要求  $BB^T = I$  是不必要的。

**(四) 条件 (5) 与 (5\*) 对模型 (3) 的等价性**

下面我们再从另外一个角度来证明, 根据条件  $\begin{cases} AB^T = 0 \\ B \text{ 行满秩} \end{cases}$  (5) 和条件  $\begin{cases} AB^T = 0 \\ BB^T = I \end{cases}$  (5\*),

对模型 (3) 所作的平差结果完全一致。

这里要用到矩阵的格拉姆—施密特 (Gramm—Schmidt) 正交化<sup>[6]</sup>——即对于行满秩矩阵  $B$ ，可以构造出一个满秩方阵  $S$  (通常为三角阵)，使  $SB$  的各个行向量均为单位向量，并且彼此正交，即  $(SB)(SB)^T = I$ 。换句话说，一组线性无关的向量组可通过格拉姆—施密特正交化变成一组单位正交向量组。

记  $SB = B_0$ ，于是有：

$$AB_0^T = AB^T S^T = 0, \text{ 且 } B_0 B_0^T = I. \text{ 即}$$

$$\begin{cases} AB^T = 0 \\ B \text{ 行满秩} \end{cases} \xrightarrow{\text{格拉姆—施密特正交化}} \begin{cases} AB_0^T = 0 \\ B_0 B_0^T = I \end{cases}$$

通常，平差模型的观测方程两端不能乘以一个非正交矩阵。但从下面的证明可知，若将伪观测方程  $Bx = 0$  两端乘以一个满秩矩阵  $S$  (不必是正交矩阵)，使之变成  $B_0 x = 0$ ；亦即将模型 (3) 两端乘以矩阵  $\begin{pmatrix} E \\ S \end{pmatrix}$ ，使之变为  $\begin{pmatrix} A \\ B_0 \end{pmatrix} x = \begin{pmatrix} L \\ O \end{pmatrix}$  (3\*)，并不会影响平差的结果。

考虑模型 (3)： $\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} x = \begin{pmatrix} L \\ O \end{pmatrix}$  可写成：

$$\begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} H H^T x = \begin{pmatrix} L \\ O \end{pmatrix}, \text{ 其中 } H \text{ 是豪斯霍德变换矩阵；由(二)可知, } AH = (A_1, O);$$

$BH = (O, B_2)$ ，故可得：

$$\begin{pmatrix} A_1 \\ B_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} L \\ O \end{pmatrix} \text{ 即 } \begin{cases} A_1 y_1 = L \\ B_2 y_2 = 0 \end{cases};$$

其中  $\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} = y = H^T x$

又  $B_2$  是  $d$  阶满秩方阵，故以上方程可化为：

$$\begin{cases} A_1 y_1 = L \\ y_2 = 0 \end{cases} \tag{7}$$

于是模型 (3) 的最小二乘解  $x$  可由方程 (7) 的最小二乘解通过正交变换  $x = H^T y$  得到。

再考虑模型 (3\*)： $\begin{pmatrix} A \\ SB \end{pmatrix} x = \begin{pmatrix} L \\ O \end{pmatrix}$ ，同样由：

$$\begin{pmatrix} A \\ SB \end{pmatrix} H H^T x = \begin{pmatrix} L \\ O \end{pmatrix} \text{ 可得 } \begin{pmatrix} A_1 \\ SB_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} L \\ O \end{pmatrix}, \text{ 即}$$

$$\begin{cases} A_1 y_1 = L \\ SB_2 y_2 = 0 \end{cases}, \text{ 同样有 } \begin{cases} A_1 y_1 = L \\ y_2 = 0 \end{cases}$$

与方程 (7) 完全相同。

这就是说, 模型 (3) 和 (3\*) 的平差结果是完全一致的, 这就从另外一个角度证明了对于伪观测模型 (3) 来说, 由于条件 (5) 和 (5\*) 是等价的, 故  $BB^T = I$  并非必要条件。

至此已足以说明在亏秩平差中仅用  $Q \in A^T A \{1, 4\}$ , 而不必用  $\overline{Q} = (A^T A)^+$ , 亦即 B 只须满足条件 (5), 即可实现最小有偏平差。

最后, 我们在以上论证的基础上, 再从理论上探讨一下有关伪观测方程的设计问题。

首先需要证明一下条件  $AB^T = 0$  与  $A^T AB^T = 0$  的等价性。

由  $AB^T = 0$  导出  $A^T AB^T = 0$  是显然的;

又由  $A^T AB^T = 0$ , 可得  $H^T A^T A H H^T B^T = 0$ ,

$$\text{即} \quad \begin{pmatrix} A_1^T A_1 & \\ & O \end{pmatrix} \begin{pmatrix} B_1^T \\ B_2^T \end{pmatrix} = 0, \quad \text{或} \quad A_1^T A_1 B_1^T = 0,$$

又  $\det(A_1^T A_1) \neq 0$ , 故必  $B_1^T = 0$ ,

$$\text{即} \quad H^T B^T = \begin{pmatrix} O \\ B_2^T \end{pmatrix},$$

$$\text{故} \quad AB^T = A H H^T B^T = (A_1, O) \begin{pmatrix} O \\ B_2^T \end{pmatrix} = 0$$

于是,  $AB^T = 0$  与  $A^T AB^T = 0$  等价, 即有以下关系:

$$AB^T = 0 \iff A^T AB^T = 0$$

由  $A^T AB^T = 0$  可知,  $B^T$  的列向量是矩阵  $A^T A$  的属于零特征值的特征向量, 这就给出了一种通过求矩阵  $A^T A$  的特征向量来构造 B 的途径。

另外, 我们考虑以下的方法:

首先, 构造 A 的豪斯霍德变换矩阵 H, 有  $AH = (A_1, O)$ , 再任取 d 阶满秩方阵  $B_2$  (不妨就取单位矩阵), 则  $B = (O, B_2)H^T$  即为所求, 其中 O 为  $d \times (u-d)$  零矩阵。

由于  $AB^T = AH \begin{pmatrix} O \\ B_2^T \end{pmatrix} = (A_1, O) \begin{pmatrix} O \\ B_2^T \end{pmatrix} = 0$ , 且  $\det(BB^T) = \det(B_2 B_2^T) \neq 0$ , 故矩阵 B 完

全满足条件 (5)。

对于某些类型的无形亏平差问题 (如测边网), 其秩亏数可按其类型完全加以确定, 故可设计出规范化的具有最简单形式的伪观测方程系数矩阵  $B^{[1]}$ 。

### 参 考 文 献

- [1] Welsch, W: Some Techniques for monitoring and Analyzing Deformations and Control Nets 1980.  
 [2] 崔希璋等: 广义测量平差 1979.

- [ 3 ] 李庆海、陶本藻：数理统计在测量中的应用 1979。  
 [ 4 ] 南京大学：线性代数 1978。  
 [ 5 ] 北京大学：高等代数 1978。  
 [ 6 ] 冯康等：数值计算方法 1979。

## Some Remarks on the Adjustment with Rank-Defects by Using Pseudo-Observations

*Lü Yan Chen Jichun*

### Abstract

This paper is a study report after having attended the lectures by Prof. W. Welsch of West Germany, given at Wuhan in May 1980.

The theory of the adjustment with rank-defects by using the generalized inverse is described. While the coefficient matrix of the pseudo-observations equation must satisfy  $AB^T = 0$  and  $BB^T = I$  as is required in the above mentioned lectures, it is shown here in this article that only  $AB^T = 0$  and  $\text{rank} \begin{Bmatrix} B \\ d, u \end{Bmatrix} = d$  is necessary. That is to say that, in order to realize the minimum biased adjustment in the case of rank defects, we need not use the pseudo-inverse  $(A^T A)^+$  but may use the generalized inverse  $(A^T A)^-$ , which meets the Penrose conditions (1) and (4) only. Thus the conditions needed for the pseudo-observations can be reduced.