

关于用伪观测法作亏秩平差的一点看法

吕 言 陈 纪 椿

【摘要】 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^[1]的数学模型及相应的法方程是：

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

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

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

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

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

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

式中 $Q_{LL}^{-1} = P$ ，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^{[2][3]}。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^[4]，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

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

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

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

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

∴按广义逆定义 $\hat{Q} \hat{x}$ 是 $(A^T A)^{-1}$ 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 $\hat{Q} \hat{x}$ 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 $\hat{Q} \hat{x}$ ？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^[1]。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：

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

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

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^[4]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 $\bar{Q} = (A^T A + B^T B)^{-1} - B^T B = Q - B^T B = (A^T A)^+$ ：

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

∴ \bar{Q} 满足彭罗斯全部四个条件：

$$1, A^T A \bar{Q} A^T A = A^T A (Q - B^T B) A^T A = A^T A Q A^T A = A^T A (I - B^T B) = A^T A ;$$

$$2, \bar{Q} A^T A \bar{Q} = (Q - B^T B) A^T A (Q - B^T B) = Q A^T A Q = (I - B^T B) Q = Q - B^T B = \bar{Q} ;$$

$$3, (A^T A \bar{Q})^T = \bar{Q} A^T A = (Q - B^T B) A^T A = Q A^T A = A^T A Q = A^T A (\bar{Q} + B^T B) = A^T A \bar{Q} ;$$

$$4, (\bar{Q} A^T A)^T = A^T A \bar{Q} = A^T A (Q - B^T B) = A^T A Q = Q A^T A = \bar{Q} A^T A .$$

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： $\hat{Q} \hat{x} = \bar{Q} A^T A \bar{Q} = \bar{Q} = (A^T A)^+$ 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， $\hat{Q} \hat{x}$ 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⁽⁴⁾，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⁽⁴⁾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 $(A^T A)^{-1}$ 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 $(A^T A)^{-1}$ 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：

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

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：

$$\begin{aligned} \because I &= Q(A^T A + B^T B), \quad B^T = QA^T A B^T + QB^T B B^T = QB^T B B^T \\ \therefore \left\{ \begin{array}{l} QA^T A = I - QB^T B \\ QB^T = B^T(BB^T)^{-1}, \quad BQ = (BB^T)^{-1} B \end{array} \right. \\ \therefore 1. \quad A^T A Q A^T A &= A^T A(I - QB^T B) = A^T A(I - B^T(BB^T)^{-1} B) = A^T A \\ 3. \quad (A^T A Q)^T &= QA^T A = I - QB^T B = I - B^T B(BB^T)^{-1} B = (I - B^T B(BB^T)^{-1} B)^T = \\ (QA^T A)^T &= A^T A Q \\ 4. \quad (QA^T A)^T &= (I - QB^T B)^T = (I - B^T(BB^T)^{-1} B)^T = I - B^T(BB^T)^{-1} B = I - QB^T B \\ &= QA^T A \\ \therefore Q \in A^T A\{1, 3, 4\} & \text{ 这里我们只需用 } Q \in A^T A\{1, 4\} \text{ 就够了。} \end{aligned} \quad (6)$$

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 $(A^T A)^{-1}$ ，而 $A^T A\{1, 4\}$ 由条件(5)导出， $(A^T A)^{-1}$ 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} , \hat{Q} 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⁽⁶⁾，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 $H^T H = H H^T = I$, 故有:

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

$$\therefore AB^T = 0$$

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

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。

另有 $H^T QH = H^T (A^T A + B^T B)^{-1} H = (H^T A^T A H + H^T B^T B H)^{-1} =$

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

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

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

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

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

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⁶⁴。

设 λ 为 $(A_1^T A_1)^{-1}$ 的特征值, 即有 $(A_1^T A_1)^{-1} \xi = \lambda \xi$ (ξ 为属于 λ 的特征向量), 则可得 $(A^T A_1) \xi = \frac{1}{\lambda} \xi$, 故 $\frac{1}{\lambda}$ 为 $A^T A$ 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。

再考虑相拟变换 $H^T (A^T A) H = \begin{pmatrix} A_1^T A_1 \\ 0 \end{pmatrix}$, 即 $(A^T A)$ 与 $\begin{pmatrix} A_1^T A_1 \\ 0 \end{pmatrix}$ 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) $Q A^T$ 为 $A\{1, 2, 3, 4\}$, 即 $Q A^T = A^+$, 且 $x = A^+ L$ $Q \hat{x} = A^+ (A^+)^T$

现在我们再从 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 $B B^T = I$), 所以 $B^T B$ 不唯一, Q 也不唯一, 但有趣的是 $Q A^T$ 却是唯一的, 即有 $Q A^T = A^+$, 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、 $(QA^T)A(QA^T) = (I - QB^T B)(QA^T) = QA^T - QB^T B Q A^T = QA^T - QB^T(BB^T)^{-1}BA^T = QA^T - QB^T(BB^T)^{-1}(AB^T)^T = QA^T$
- 3、 $(AQ A^T)^T = A Q A^T$
- 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 $Q A^T$ 是 A 的穆尔—彭罗斯逆 A^+ , 即 $Q A^T = A^+$ 。

于是, \hat{x} 和 $Q \hat{x}$ 可表示为:

$$\begin{aligned}\hat{x} &= Q A^T L = A^+ L \\ Q \hat{x} &= Q A^T A Q = A^+ (A^+)^T\end{aligned}$$

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^[6]—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:

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

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

又 B_2 是 d 阶满秩方阵, 故以上方程可化为:

$$\begin{cases} A_1 y_1 = L \\ y_2 = 0 \end{cases} \quad (7)$$

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 $\bar{Q} = (A^T A)^+$ ，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 $A^T A B^T = 0$ 的等价性。

由 $AB^T = 0$ 导出 $A^T A B^T = 0$ 是显然的；

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

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

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

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

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

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

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

由 $A^T A B^T = 0$ 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 $\text{rank}_{d,u}\{B\} = d$ 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.