

文章编号: 1000-8152(2001)05-0697-05

## 测量误差协方差矩阵的鲁棒估计

赵豫红 顾钟文 周春晖

(浙江大学系统工程研究所·杭州, 310027)

**摘要:** 由于经典的误差协方差阵间接估计方法对于过失误差的存在非常敏感, 本文提出了一种基于 Hampel 三截尾估计的间接估计方法, 在无过失误差和存在过失误差的情况下都能给出测量误差协方差矩阵可靠的估计. 两个仿真实例表明了算法的鲁棒性.

**关键词:** 误差协方差阵; 鲁棒估计; Hampel 三截尾估计; 过失误差

**文献标识码:** A

## Robust Estimation of Measurement Error Covariance

ZHAO Yuhong, GU Zhongwen and ZHOU Chunhui

(Institute of Systems Engineering, Zhejiang University · Hangzhou, 310027, P. R. China)

**Abstract:** Conventional indirect estimations of measurement error covariance are very sensitive to gross errors. A new robust indirect algorithm based on Hampel's three-part redescending M-estimators is developed. Credible results can be achieved either with or without the presence of external causes. Two examples are provided to demonstrate the robustness of the proposed method.

**Key words:** measurement error covariance; robust estimation; Hampel's three-part redescending M-estimators; gross error

### 1 引言(Introduction)

在石油、化工生产过程中, 各种物流的流量、温度和浓度等过程变量的现场测量是监视装置的运行状况、分析装置的操作性能以及实施过程稳态优化所需信息的主要来源. 然而, 由于过程变量的实际测量不可避免地会受到随机噪声的污染, 有时还会由于受到诸如测量仪表的校验不准或失灵、以及容器或管道泄漏等多种因素的影响, 使得直接测量数据不仅不能反映过程运行的真实情况, 而且还常常违背基本的物料平衡和能量平衡关系. 因此, 研究如何从实际测量数据中获得真实可靠信息的数据校正技术越来越受到人们的重视.

数据校正的主要目的就是要尽可能地消除测量信号中的过失误差和随机误差, 使校正后的数据具有较高的可靠性, 满足物料平衡、能量平衡等约束方程, 从而真正地反映过程的运行情况, 提供准确的信息, 利于对装置进行有效的操作和控制.

从 Kuehn 等人<sup>[1]</sup>首先提出化工过程的稳态数据校正问题以来, 数据校正技术得到了深入的研究, 在工业中也得到了一定的应用. 近年来, 随着计算机的

广泛应用以及信息管理和优化控制技术的不断发展, 对数据的准确度提出了更高的要求.

在所有过失误差检测和数据协调策略中, 几乎无一例外地假设测量误差是服从零均值、已知方差的正态分布. 然而在实际应用中, 误差方差往往是未知或近似的, 因此, 正确地估计误差方差/协方差是进行过失误差检测和数据协调的基础. 方差估计最常用的统计方法是直接法:

$$\bar{X}_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_{ik}, \quad (1a)$$

$$\text{cov}(X_i, X_j) = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (x_{ik} - \bar{X}_i)(x_{jk} - \bar{X}_j). \quad (1b)$$

式中,  $N$  为样本容量,  $(x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{nk})$   $k = 1, 2, \dots, N$  为  $n$  维的样本. 当测量误差独立分布时, 由式(1)得到的是无偏的极大似然估计, 这就要求  $N$  个样本均来自过程稳态以满足独立的条件. 然而在实际操作中, 从严格意义上来讲, 样本数据之间总是存在一定的相关性的, 因此有人提出消除样本数据之间的相关性的误差方差估计的间接方法. Almasry 等人<sup>[2]</sup>

利用测量残差来估计误差的协方差阵, Keller 等人<sup>[3]</sup>基于约束平衡方程的统计特性得到了估计测量误差协方差阵的解析方法. 但是这些方法由于在残差协方差估计时采用的仍然是一般的直接估计方法, 因而鲁棒性较差, 对数据中过失误差的存在非常敏感, 少数存在过失误差的样本就可能产生不正确的估计量. 解决这一问题的最直接的方法就是采用鲁棒估计方法估计残差协方差. Chen 等人<sup>[4]</sup>提出了基于 Huber 估计的鲁棒间接方法, 由于 Huber 估计的淘汰点为  $+\infty$ , 也就是说没有淘汰点, 因此采用 Huber 估计对所有过失误差对估计量的影响都只能加以限制. 本文提出采用有淘汰点的截尾 M-估计方法对残差协方差进行估计, 并进一步得到误差协方差的鲁棒估计, 从而能够在限制过失误差对估计量影响的基础上将超出淘汰点的过失误差对估计量的影响排除. 下面首先给出常规的误差协方差估计方法, 然后提出基于 Hampel 三截尾估计的误差协方差估计方法, 并通过两个仿真实例的分析说明算法的鲁棒性, 最后是全文的总结.

### 2 问题描述(Problem formulation)

考虑  $k$  时刻  $n$  维过程变量的测量模型:

$$X_k = X_k^* + \epsilon_k. \tag{2}$$

式中,  $X_k$  为过程变量的测量值向量;  $X_k^*$  为过程变量的真实值向量;  $\epsilon_k$  为测量误差向量.  $X_k^*$  满足  $m$  ( $m \leq n$ ) 维的由物料平衡和能量平衡等关系构成的线性约束条件:

$$AX_k^* = 0. \tag{3}$$

式中,  $A = (a_{ij})_{m \times n}$ . 由式(2)和(3)可以得到约束残差  $R_k$ :

$$R_k = AX_k = AX_k^* + A\epsilon_k = A\epsilon_k. \tag{4}$$

假设  $\epsilon_k$  服从零均值、协方差为  $V$  ( $V = (v_{ij})_{n \times n}$  为正定阵)的高斯分布, 则

$$E(\epsilon_k) = 0, \tag{5}$$

$$E(\epsilon_k \epsilon_k^T) = V, \tag{6}$$

$$G = \begin{bmatrix} a_{11}A_1 & a_{12}A_2 & \cdots & a_{1n}A_n & a_{1p}A_q + a_{1q}A_p & \cdots & a_{1k}A_l + a_{1l}A_k \\ a_{21}A_1 & a_{22}A_2 & \cdots & a_{2n}A_n & a_{2p}A_q + a_{2q}A_p & \cdots & a_{2k}A_l + a_{2l}A_k \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1}A_1 & a_{m2}A_2 & \cdots & a_{mn}A_n & a_{mp}A_q + a_{mq}A_p & \cdots & a_{mk}A_l + a_{ml}A_k \end{bmatrix}$$

$A_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) 为  $A$  的第  $i$  列.  $D$  的极大似然估计是以下最小二乘问题

$$\min_i [\text{vec}(H) - GD][\text{vec}(H) - GD]^T; \tag{13}$$

的解

$$D = (G^T G)^{-1} G^T \text{vec}(H). \tag{14}$$

$$E(R_k) = E(A\epsilon_k) = AE(\epsilon_k) = 0. \tag{7}$$

残差  $R_k$  的协方差阵  $H$  为

$$H = \text{cov}(R_k) = E(R_k R_k^T) = E(A\epsilon_k \epsilon_k^T A^T) = AE(\epsilon_k \epsilon_k^T)A^T = AVA^T. \tag{8}$$

因此, 对于给定的  $A$  和  $V$ ,  $H$  可以由式(8)唯一确定, 然而反之并不一定成立. 但由于测量通常是由独立的测量元件完成的, 此时其测量误差应该是不相关的, 若存在某些测量元件有公用的因素, 如电源, 则可以假定其测量误差弱相关, 这就意味着  $V$  是对角阵或对角占优的. 因此对于给定的  $A$  和  $H$ , 并指定  $V$  中为零的非对角元素, 可以得到  $V$  的估计.

利用矩阵 Kronecker 积及  $\text{vec}$  算子<sup>[2]</sup>, 可以将式(8)改写为

$$\text{vec}(H) = (A \otimes A)\text{vec}(V). \tag{9}$$

式中, 矩阵  $A = (a_{ij})_{m \times n}$  与  $B_{s \times t}$  的 Kronecher 积  $A \otimes B$  定义为  $(m \cdot s) \times (n \cdot t)$  维矩阵:

$$A \otimes B = \{a_{ij} \cdot B\}. \tag{10}$$

式中,  $a_{ij} \cdot B$  为标量  $a_{ij}$  与矩阵  $B$  的积;  $\text{vec}$  算子的定义为

$$\text{vec}(A) = \begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_n \end{bmatrix}. \tag{11}$$

式中,  $A_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$  为矩阵  $A$  的第  $i$  列, 即  $A = [A_1 \ A_2 \ \cdots \ A_n]$ .

误差协方差估计的间接方法就是首先计算出由平衡方程得到的残差  $R_k$  的协方差阵  $H$ , 然后通过式(9)得到误差  $\epsilon_k$  的协方差阵  $V$ . 由于  $V$  是对称阵, 因此若令  $D = [v_{11} \ v_{22} \ \cdots \ v_{pp} \ v_{pq} \ \cdots \ v_{kl}]^T$ , 其中,  $v_{pq}, \dots, v_{kl}$ , ( $p < q, k < l$ ) 为非对角线元素, 则式(9)可以改写为:

$$\text{vec}(H) = GD. \tag{12}$$

式中

当测量误差不相关时, 协方差阵  $V$  为对角阵, 可以得到更为简化的结果.

### 3 误差协方差的鲁棒估计(Robust covariance estimation algorithm)

Hampel 三截尾估计是 M-估计的一种. M-估计

的计算可以写成带权平均值的形式

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [W_1(u_i)(X_i - M)] = 0, \quad (15a)$$

$$\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N [W_2(u_i)(X_i - M)(X_i - M)^T] = V. \quad (15b)$$

式中,  $W_1, W_2$  为权函数, 其权函数随着不同的 M-估计而异, 权在迭代过程中不断更新;  $V$  为正定矩阵, 对  $V$  作 Cholesky 分解得:  $V = SS^T$ ,  $S$  为下三角阵;  $u_i = (KS)^{-1}(X_i - M)$ ,  $K > 0$  为 M-估计的调制常数. 可以看出当权函数  $W_1 = W_2 = 1$  时式(15)即为经典的极大似然估计. 迭代方程可以写为:

$$M_p^{k+1} = M_p^k + \frac{\sum_{i=1}^N W_{1pi}(X_{pi} - M_p^k)}{\sum_{i=1}^N W_{1pi}}, \quad (16a)$$

$$V_{pq}^{k+1} = \frac{\sum_{i=1}^N W_{2pi}(X_{pi} - M_p^k)(X_{qi} - M_q^k)}{\sum_{i=1}^N W_{2pi}}. \quad (16b)$$

式中, 下标  $p, q = 1, \dots, n$ , 上标  $k$  表示迭代次数. Hampel 三截尾估计的权函数为:

$$W_1(u) = \begin{cases} 1, & |u| \leq a, \\ \frac{a \operatorname{sgn}(u)}{u}, & a < |u| \leq b, \\ a \frac{c - |u|}{c - b} \frac{\operatorname{sgn}(u)}{u}, & b < |u| \leq c, \\ 0, & |u| > c, \end{cases} \quad (17a)$$

$$W_2(u) = W_1^2(u). \quad (17b)$$

其调制参数为  $K = 1, 0 < a \leq b \leq c$ . 从其权函数可以看出,  $c$  为淘汰点, 超过淘汰点的点对估计量的影响被完全排除.

对于参数选择对估计的影响, 已有现成的结论<sup>[5]</sup>. 一般地, 在正态分布情况下, 估计的效率随调制参数的增加而增加, 但调制参数取值越大, 排除和削弱过失误差的能力越弱. 因此, 在参数的选取过程中, 应综合考虑这两方面的因素, 既要保持在正态分布数据中的高效率, 又要使估计在污染分布数据中有一定的鲁棒性. 同时, 另一个选取调制参数的近似原则是, Hampel 三截尾估计的  $\psi$  函数的截尾部分的斜率的绝对值不应大于中间部分斜率的 1/2, 从而应有  $c - b \geq 2a$ .

另外要指出的是截尾 M-估计迭代得到的解可能不唯一, 这个问题可以通过三种途径解决: 1) 首

先计算出所有的解, 然后取其中使目标函数之和最小的解; 2) 取定位参数靠近中位数的解, 因为中位数具有最强的鲁棒性; 3) 用中位数作为迭代的初始值, 使之收敛于中位数附近.

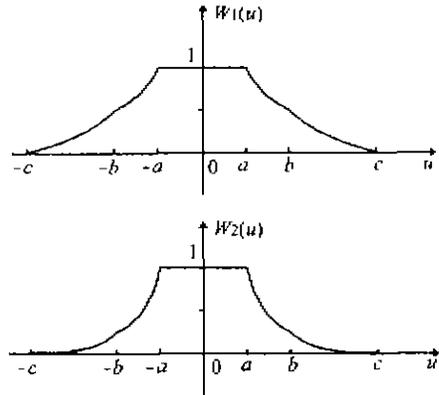


图1 Hampel三截尾估计的权函数

Fig. 1 Illustration of the weight functions

根据以上的讨论可以得到误差协方差截尾 M-估计的计算过程如下:

1) 计算约束残差  $R$ :

$$R = AY. \quad (18)$$

2) 迭代计算约束残差  $R$  的协方差矩阵  $H$ .

i) 选择调制参数  $(a, b, c)$ , 收敛容许值  $e$  和  $\delta$  (一般取  $e = \delta = 10^{-3}$ ) 和迭代初始值

$$M_p^0 = \operatorname{median}(X_{pi}), \quad p = 1, \dots, n; \quad i = 1, \dots, N, \quad (19a)$$

$$H_{pq}^0 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_{pi} - M_p^0)(X_{qi} - M_q^0), \quad (19b)$$

$$p, q = 1, \dots, n; \quad i = 1, \dots, N,$$

并对  $H^0$  作 Cholesky 分解得  $H^0 = SS^T$ ,  $S$  是下三角阵, 并令  $B^0 = S^{-1}$ .

ii) 令  $U = B^0(X - M^0)$ , 并由式(17) 计算权函数  $W_1, W_2$ , 进行以下迭代

$$M_p = M_p^0 + \frac{\sum_{i=1}^N W_{1pi}(X_{pi} - M_p^0)}{\sum_{i=1}^N W_{1pi}}, \quad (20a)$$

$$C_{pq} = \frac{\sum_{i=1}^N W_{2pi} U_{pi} U_{qi}}{\sum_{i=1}^N W_{2pi}}. \quad (20b)$$

对  $C$  作 Cholesky 分解得  $C = DD^T$ , 令

$$\begin{cases} P = D^{-1}, \\ B = PB^0. \end{cases} \quad (20c)$$

iii) 判断迭代是否收敛, 收敛准则为:

$$\begin{cases} \|P - I\| < \epsilon, \\ \|B(M - M^0)\| < \delta. \end{cases} \quad (21)$$

条件满足则期望值为  $M$ , 协方差矩阵为  $H = B^{-1}(B^{-1})^T$ ; 否则令  $M^0 = M, B^0 = B$ , 返回 ii).

3) 根据式(14)计算测量误差的协方差矩阵  $V$ .

以上算法中的迭代过程与式(16)不同, 这样可以改善由于协方差阵状态不佳而造成的数值计算精度不可靠的程度, 保证迭代过程中  $C$  正定.

#### 4 仿真研究(Simulation results)

在以下的仿真研究中,  $a = 3, b = 5, c = 12, \epsilon = \delta = 10^{-3}$ .

1) 测量误差不相关的情况.

考虑一个具有两股输入和两股输出物流的简单过程<sup>[4]</sup>, 每股物流均由三种组分组成, 其摩尔分率确

切已知, 四股物流均被测量, 真实值为

$$X^* = [0.1739 \quad 5.0435 \quad 1.2175 \quad 4.00]^T.$$

相应的系统矩阵  $A$  为:

$$A = \begin{bmatrix} 0.1 & 0.6 & -0.2 & -0.7 \\ 0.8 & 0.1 & -0.2 & -0.1 \\ 0.1 & 0.3 & -0.6 & -0.2 \end{bmatrix}.$$

测量误差协方差矩阵  $V$  为:

$$V = \text{diag}(0.0029 \quad 0.0025 \quad 0.0006 \quad 0.0400).$$

以  $X^*$  为均值,  $V$  为方差产生一个 4 维正态分布样本, 样本容量为 1000, 用来模拟现场测量值, 在无过失误差、存在一个较小的过失误差及存在一个较大的过失误差三种情况下, 分别用常规的间接估计方法、文献[4]中的基于 Huber 估计的间接估计方法和本文提出的基于截尾 M-估计的间接估计方法对测量误差协方差进行估计, 得到的结果如表 1 所示.

表 1 测量误差不相关时误差协方差阵的估计结果

Table 1 Comparison of the results in diagonal case

真实值	无过失误差的情况				存在过失误差的情况					
					$X_{31} = 1.8126$			$X_{31} = 7.2126$		
	CIE	RIEHu	RIEHa	CIE	RIEHu	RIEHa	CIE	RIEHu	RIEHa	
对	0.0029	0.0030	0.0030	0.0029	0.0030	0.0030	0.0030	0.0029	0.0031	0.0030
角	0.0025	0.0026	0.0026	0.0025	<u>0.0023</u>	0.0027	0.0026	<u>0.0146</u>	0.0049	0.0024
元	0.0006	0.0006	0.0006	0.0006	<u>0.0010</u>	0.0007	0.0006	<u>0.0361</u>	<u>0.0008</u>	0.0006
素	0.0400	0.0407	0.0409	0.0403	0.0404	0.0404	0.0398	0.0380	0.0390	0.0396

注: CIE——常规间接方法; RIEHu——基于 Huber 估计的间接方法; RIEHa——基于 Hampel 三截尾估计的间接方法; 下划线——估计效果较差的数据.

由表 1 的计算结果可以看出, 在无过失误差存在的情况下, 三种方法都能够得到与真实值接近的结果; 当存在的过失误差较小时, 采用常规的间接估计方法得到的结果与真实值也比较接近, 但比采用另外两种方法得到的结果要差; 而当存在的过失误差较大时, 由常规的间接估计方法得到的结果则完全不可靠. 基于 Hampel 估计的间接估计方法和基于 Huber 估计的间接估计方法在三种情况下都可以得到较为可靠的结果, 但当存在的过失误差较大时前者得到的估计结果略优于后者.

2) 测量误差存在相关的情况.

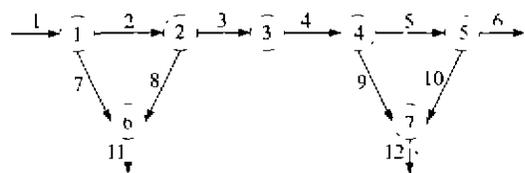


图 2 过程网络图

Fig. 2 Process network

考虑图 2 所示的由 7 个节点和 12 股物流组成的网络<sup>[3, 4]</sup>, 其中第 2 股和第 5 股物流, 第 6 股和第 11 股物流的测量误差相关. 系统矩阵  $A$  为:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}.$$

流量真实值为:

$$X^* = [1000 \quad 800 \quad 600 \quad 600 \quad 400 \quad 200 \quad 200 \quad 200 \quad 200 \quad 200 \quad 400 \quad 400].$$

测量误差协方差阵  $V$  的对角线元素为:

$$[30.00 \quad 30.00 \quad 20.00 \quad 20.00 \quad 7.50 \quad 15.00 \quad 10.00 \quad 10.00 \quad 10.00 \quad 8.10 \quad 20.00 \quad 20.00].$$

非对角线元素为:

$$V_{2,5} = V_{5,2} = 6.00; V_{6,11} = V_{11,6} = 9.00.$$

类似于测量误差不相关的情况,以  $X^*$  为均值,  $V$  为方差产生正态分布样本来模拟现场测量值,在无过

失误差和存在过失误差三种情况下,分别采用常规的间接估计方法、基于 Huber 估计和基于 Hampel 估计的间接估计方法对测量误差协方差阵进行估计,得到的结果如表 2 所示。

表 2 测量误差存在相关时误差协方差阵的估计结果

Table 2 Comparison of the results in non-diagonal case

真实值	无过失误差的情况				存在过失误差的情况					
					$X_{21} = 760, X_{51} = 360$			$X_{21} = 600, X_{51} = 200$		
	CIE	RIEHu	RIEHa		CIE	RIEHu	RIEHa	CIE	RIEHu	RIEHa
30.00	30.89	30.02	30.80	31.58	30.07	30.87	33.80	30.03	30.82	
30.00	30.19	30.63	29.98	<u>34.29</u>	30.94	30.37	<u>71.62</u>	<u>31.99</u>	30.04	
20.00	22.08	22.50	21.92	21.59	22.24	21.63	19.96	22.33	21.81	
20.00	18.42	18.37	18.36	18.77	18.46	18.70	20.05	18.57	18.38	
对	7.50	7.29	7.66	7.28	<u>9.02</u>	8.13	7.98	<u>47.96</u>	<u>8.77</u>	7.31
角	15.00	14.86	14.80	14.81	15.26	14.78	14.76	16.84	14.64	14.79
元	10.00	10.56	10.34	10.43	10.60	10.33	10.45	10.80	10.32	10.43
素	10.00	9.92	9.50	9.93	9.76	10.38	9.95	9.27	10.36	9.90
	10.00	9.34	9.24	9.27	9.56	9.58	9.35	10.48	9.51	9.45
	8.10	9.01	9.22	9.03	8.71	9.15	8.92	7.60	9.17	8.95
	20.00	21.30	19.96	21.08	21.34	20.06	21.13	21.46	20.07	21.16
	20.00	19.60	18.78	19.54	19.75	18.74	19.50	20.32	18.64	19.46
非对角	6.00	5.51	5.86	5.46	<u>7.97</u>	6.33	6.00	<u>47.03</u>	6.29	5.49
元素	9.00	9.10	9.53	9.08	9.19	9.36	8.88	9.57	9.39	9.08

注: CIE——常规间接方法; RIEHu——基于 Huber 估计的间接方法; RIEHa——基于 Hampel 三截尾估计的间接方法; 下划线——估计效果较差的数据。

由表 2 的计算结果可以看出,在存在测量误差相关的情况下,可以得到与测量误差不相关时类似的结论,即在无过失误差存在的情况下,三种方法都能够得到与真实值接近的结果;存在过失误差时,常规的间接估计方法不能给出正确的结果,而基于 Hampel 估计的间接估计方法和基于 Huber 估计的间接估计方法仍能够得到可靠的结果,且当存在的过失误差较大时前者得到的结果略优于后者。

## 5 结论(Conclusion)

测量误差方差/协方差矩阵是数据校正中一个重要的统计性质,其正确估计是进行过失误差检测和协调的前提。本文提出了基于 Hampel 三截尾估计的间接方法对误差协方差进行估计,这种方法不仅能减小过失误差对协方差估计的影响,而且能将超过淘汰点的过失误差对协方差估计的影响完全排除,具有较强的鲁棒性。仿真结果还表明当存在的过失误差较大时,基于 Hampel 估计的间接方法略优于基于 Huber 估计的间接方法。

## 参考文献(References)

- [1] Kuehn D R and Davidson H. Computer control II: Mathematics of control[J]. Chem. Eng. Prog., 1961, 57(6): 44-47
- [2] Almasy G A and Mah R S H. Estimation of measurement error variances from process data [J]. Ind. Eng. Chem. Process. Des. Dev., 1984, 23(4): 779-784
- [3] Keller J Y, Zasadzinski M and Darouach M. Analytical estimator of measurement error variances in data reconciliation [J]. Computers Chem. Engng., 1992, 16(3): 185-188
- [4] Chen J, Bandoni A and Romagnoli J A. Robust estimation of measurement error variance/covariance from process sampling data [J]. Computers Chem. Engng., 1997, 21(6): 593-600
- [5] Huang Y C. Data Exploration and Robust Estimation [M]. Beijing: Mapping Press, 1990

## 本文作者简介

赵豫红 女, 1972 年生, 1999 年于浙江大学获工学博士学位, 浙江大学系统工程研究所讲师, 研究方向: 计算机仿真, 工业过程建模及高级控制。

顾钟文 女, 1935 年生, 浙江大学控制科学与工程学系教授, 研究方向: 计算机仿真, 工业过程建模及高级控制。

周春晖 1922 年生, 浙江大学控制科学与工程学系教授, 研究方向: 工业过程模型化及控制。