

迭代异方差估计及其在多传感器 数据融合中的应用

赵 晋, 张建秋, 高 羽

(复旦大学电子工程系, 上海 200433)

摘 要: 本文提出一种适应任意噪声分布的迭代渐近无偏估计异方差的方法, 它可对多个不同测量噪声的方差进行估计. 不同于传统的异方差估计算法, 本文提出的迭代异方差估计, 可在不损失估计精度和减少运算量的前提下, 对多个不同的测量噪声方差进行捕获和跟踪. 在多传感器数据融合中的应用结果表明: 本文提出的方法具有估计稳定性好、运算简单和具有较强的鲁棒性等优点, 仿真和实验的结果均证明了提出方法的有效性和可行性.

关键词: 迭代异方差估计; 最小均方误差; 多传感器数据融合; 加权最小二乘

中图分类号: TP277 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 10-1938-06

Iterative Heteroscedastic Variance Estimation with Its Applications for Multisensor Data Fusion

ZHAO Jin, ZHANG Jian-qiu, GAO Yu

(Department of Electronic Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: In this paper, an iterative asymptotic unbiased heteroscedastic variance estimation method, suitable for the measurement noise with arbitrary possibility distributions, is presented. The method can estimate the variances of several different measurement noises at the same time. Unlike traditional heteroscedastic variances estimation algorithms, the proposed iterative estimation method can capture and track the vary variances of the measurement noises with less computation while its estimation accuracy is kept. Its application results on multisensor data fusion show that the presented algorithm is advantageous to the estimation stability, computation simplicity, and good robustness. Both the simulation and experiment results verify the effectiveness of the proposed method.

Key words: iterative heteroscedastic variances estimation; minimum mean square error (MMSE); multisensor data fusion; weighted least square

1 引言

从被噪声淹没的测量值中恢复信号在很多信号处理任务中起着十分重要的作用. 例如: 在多传感器测量系统中, 多个传感器对同一物理量进行观测, 多传感器数据融合的信号处理算法就是想利用多个传感器测量的冗余度, 得到一个比单个传感器更加鲁棒和精确的测量结果.

我们知道从被噪声淹没的测量值中恢复信号的信号处理任务都是基于使一个代价函数最小的准则^[1-3], 这些代价函数的选取对恢复信号的处理结果有十分重要的影响, 针对于不同的应用场合, 代价函数的选取也不一样. 文献[4]中对多传感器系统提出了广义的基于最小均方误差 (MMSE) 准则的数据融合算法, 利用测量

噪声方差和线性均方 (LMS) 估计算法对测量值进行估计. 但是, 在实际中, 测量噪声方差是一个未知量, 并且随着环境和时间的改变, 测量噪声方差会发生变化. 因此在基于 MMSE 准则的数据融合算法中, 对噪声方差的捕获与跟踪是一项十分重要的工作.

本文在经典异方差估计算法^[5]的基础上, 针对线性多传感器观测的特点, 提出了一种迭代渐进无偏估计多传感器观测噪声方差的方法, 并对其收敛性进行了证明. 将本文方法应用于多传感器数据融合中, 分析和仿真结果表明融合结果收敛于最小均方误差 (MMSE) 意义下的最优估计. 与已有的估计多传感器测量噪声方差的方法^[5-6]相比, 本文提出的算法具有运算简单、估计精确和具有较强的鲁棒性等特点. 仿真和实验的结果均证明了提出方法的有效性和可行性.

2 异方差估计

2.1 经典异方差估计方法

经典异方差估计(MINQUE)是基于下面广义线性模型

$$y = Hx + \varepsilon \quad (1)$$

式中 y 是由 n 个传感器观测到的一个 $n \times 1$ 维测量向量; H 是一个满秩的 $n \times r$ 维测量矩阵, 其中 $r < n$; x 是一个 $r \times 1$ 维信号向量; ε 是 $n \times 1$ 维测量噪声向量, 分别具有未知的异方差 $\sigma^2 = [\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2]^T$. ε 的分布是任意的, 但满足 $E[\varepsilon] = 0$, 且各个测量噪声相互独立. 异方差估计的目的就是估计未知的噪声方差 $\sigma_j^2 (j = 1, \dots, n)$.

根据加权最小二乘估计, 式(1)中 x 的估计值可表示为

$$\hat{x} = (H^T WH)^{-1} H^T Wy \quad (2)$$

式中 W 为加权最小二乘的加权因子矩阵, 估计误差表示为

$$e = y - H\hat{x} = (I - H(H^T WH)^{-1} H^T W) \varepsilon = (I - K) \varepsilon \quad (3)$$

式中 K 是 $n \times n$ 维矩阵, I 为 $n \times n$ 维单位阵. 根据文献[5], 对式(3)两边各项平方, 并求期望可得:

$$E[e^* e^T] = [I - K]^* E[\varepsilon^* \varepsilon^T] = [I - K]^* \sigma^2 \quad (4)$$

其中, 运算 $[\cdot]^*$ 表示对矩阵或向量中的每一项求平方, k_{ij} 是矩阵 K 中第 i 行、第 j 列上对应的值, 表达式为

$$k_{ij} = h_i (H^T WH)^{-1} h_j^T w_j \quad (5)$$

h_i 表示矩阵 H 的第 i 行数据.

设 $A = [I - K]^*$, 则噪声方差可以表示为 $\sigma^2 = A^{-1} E[e^* e^T]$.

在实际计算中, 期望 $E[e^* e^T]$ 由 L 组 e^* 的算术平均值来代替, 即

$$E[e^* e^T] = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (e^{(l)})^* \quad (6)$$

L 越大, 对噪声的估计越准确.

在经典的异方差估计方法中, 需要对 $n \times n$ 维的矩阵 A 进行求逆运算, 当 n 较大时, 运算量是巨大的; 并且在经典异方差估计中, 会出现噪声方差的估计值为负数的情况^[5]. 为了克服这些缺点, 我们提出了迭代估计方法.

2.2 迭代渐进无偏异方差估计

从式(4)中可以得到

$$E[e_i^2] = (1 - k_{ii})^2 \sigma_i^2 + \sum_{j=1, j \neq i}^n k_{ij}^2 \sigma_j^2 = (1 - 2k_{ii}) \sigma_i^2 + c_i \quad (7)$$

其中, $c_i = \sum_{j=1}^n k_{ij}^2 \sigma_j^2$, 根据式(5), 可得

$$c_i = \sum_{j=1}^n h_i (H^T WH)^{-1} h_j^T w_j \sigma_j^2 w_j h_j (H^T WH)^{-1} h_i^T = h_i (H^T WH)^{-1} H^T W \Sigma WH (H^T WH)^{-1} h_i^T \quad (8)$$

当满足理想条件 $W = \Sigma^{-1}$ 时, 有

$$c_i = h_i (H^T WH)^{-1} h_i^T = k_{ii} \sigma_i^2 \quad (9)$$

将式(9)代入式(7)中可得,

$$\sigma_i^2 = E[e_i^2] / (1 - k_{ii}) \quad (10)$$

在上面的推导中, 利用了理想条件 $W = \Sigma^{-1}$.

在实际中, 噪声的方差矩阵正是所要估计的量, 是未知的, 因此 $W = \Sigma^{-1}$ 是不可能满足的. 在这种情况下对噪声方差的估计是有偏估计. 下面讨论采用迭代的方法来对噪声方差进行捕获和跟踪, 将有偏估计转换为无偏估计.

设在 $t-1$ 时刻前的一段时间内已经收集到 n 个传感器的观测且长度为 L 的数据组, 记为, $\{y_i^{(t-L)}, y_i^{(t-L+1)}, \dots, y_i^{(t-1)}\}$, $i = 1, 2, \dots, n$. 其中, $y_i^{(t-L)}$ 表示第 i 个传感器在 $t-L$ 时刻的测量值. 基于这些数据用式(3)、(6)、(10)对测量噪声的方差进行估计, 得到 $t-1$ 时刻噪声方差的估计矩阵 $\hat{\Sigma}^{(t-1)}$. 在 t 时刻, 用于估计噪声方差的 L 组数据, 更新为 $\{y_i^{(t-L+1)}, y_i^{(t-L+2)}, \dots, y_i^{(t)}\}$, 将 $\hat{\Sigma}^{(t-1)}$ 的逆阵作为 t 时刻噪声方差估计时加权因子矩阵 $W^{(t)} = (\hat{\Sigma}^{(t-1)})^{-1}$, 代入到式(3)、(6)、(10)中, 得到 t 时刻噪声方差的估计矩阵 $\hat{\Sigma}^{(t)}$, 把它的逆阵作为 $t+1$ 时刻的加权因子矩阵.

通过这样的迭代运算, 可以根据当前的噪声方差自适应的调整加权因子, 将有偏的简化算法转换为迭代渐进无偏的估计方法(IAUE).

下面对迭代渐进无偏异方差估计方法(IAUE)的收敛性进行证明.

设 σ_i^2 为第 i 个传感器测量噪声方差的真实值, $\hat{\sigma}_i^2$ 为第 i 个传感器测量噪声方差的估计值, 将所有传感器测量噪声方差估计值与真实值的二阶矩 $f_{eva} = \sum_{i=1}^n (\hat{\sigma}_i^2 - \sigma_i^2)^2$ 作为算法收敛的评价标准.

设 $t-1$ 时刻, 得到的噪声方差估计值为 $(\hat{\sigma}_1^{(t-1)})^2, (\hat{\sigma}_2^{(t-1)})^2, \dots, (\hat{\sigma}_i^{(t-1)})^2, \dots, (\hat{\sigma}_n^{(t-1)})^2$, 将这些方差估计值的倒数作为 t 时刻估计时的加权系数, 即 $w_i^{(t)} = 1 / (\hat{\sigma}_i^{(t-1)})^2$. $t-1$ 时刻的代价函数表示为

$$f_{eva} = \sum_{i=1}^n (\sigma_i^2 - \hat{\sigma}_i^{(t-1)})^2 = \sum_{i=1}^n (\sigma_i^2 - 1/w_i^{(t)})^2 \quad (11)$$

结合式(7)、(10)、(11), $t-1$ 时刻得到的代价函数与 t 时刻得到的代价函数之差为

$$\Delta f_{eva} = \sum_{i=1}^n \left[(\sigma_i^2 - 1/w_i^{(t)})^2 - \left[-k_{ii} \sigma_i^2 + \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^n k_{ij}^2 \sigma_j^2}{1 - k_{ii}} \right]^2 \right] \quad (12)$$

要证明算法收敛, 只需要证明 $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2$ 取任意正数时, Δf_{eva} 均大于或等于 0

对 Δf_{eva} 求一阶偏导, 并令 $\frac{\partial \Delta f_{eva}}{\partial \sigma_i^2} = 0, i = 1, 2, 3 \dots n$, 得到

线性方程组, 解得

$$\sigma_i^2 = 1/w_i^{(t)}, i = 1, 2, \dots, n \quad (13)$$

为函数 Δf_{eva} 的一个驻点.

将式(13)代入 Δf_{eva} 中, 结合式(8)和(9)的结果, 可得

$$\Delta f_{\text{eva}} = \sum_{i=1}^n \left[(\sigma_i^2 - 1/w_i^{(t)})^2 - \left(\frac{k_{ii}\sigma_i^2 - k_{ii}\sigma_i^2}{1 - k_{ii}} \right)^2 \right] = 0 \quad (14)$$

又因为 $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2$ 均为正数, 且 Δf_{eva} 在定义域上处处连续, 考虑边界条件:

当 $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = 0$ 时, $\Delta f_{\text{eva}} = \sum_{i=1}^n [(1/w_i^{(t)})^2] > 0$;

当 $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2 \rightarrow +\infty$ 时, $\lim_{\sigma^2 \rightarrow \infty} \Delta f_{\text{eva}} =$

$$\lim_{\sigma^2 \rightarrow \infty} \sigma^4 \sum_{i=1}^n \left[(1 - 1/(\sigma^2 w_i^{(t)}))^2 - \left(\frac{\sum_{j=1}^n k_{ij}^2 - k_{ii}}{1 - k_{ii}} \right)^2 \right]$$

由 $\sum_{j=1}^n k_{ij}^2 = h_i^T (H^T WH)^{-1} X^T W W X (H^T WH)^{-1} h_i$, 易证

$$0 < \sum_{j=1}^n k_{ij}^2 < 1, \lim_{\sigma^2 \rightarrow \infty} \Delta f_{\text{eva}} = +\infty.$$

由上面的推导可知, $\sigma_i^2 = 1/w_i^{(t)}, i = 1, 2, \dots, n$ 为函数 Δf_{eva} 的最小值点, 在该点处 $\Delta f_{\text{eva}} = 0, f_{\text{eva}} = 0$, 在其它情况下, Δf_{eva} 均大于 0.

换句话说, 当权重因子不等于真实噪声方差的倒数时, 每次的迭代都会使 f_{eva} 更小, 即噪声方差的估计值更趋近于真实值, 当且仅当噪声方差的估计值等于真实值时, $f_{\text{eva}} = 0$, 算法收敛.

2.3 迭代异方差估计与经典估计方法运算量的比较

我们将经典异方差估计与迭代异方差估计中不同的步骤重写如下, 经典异方差估计中:

$$\sigma^2 = A^{-1} E[e^*]^2 \quad (15)$$

其中 $A = [I - K]^*{}^2$.

迭代异方差估计中

$$\sigma_i^2 = E[e_i^2] / (1 - k_{ii}) \quad (16)$$

假设传感器的数量为 n , 则 A 为 $n \times n$ 矩阵, 两式的运算复杂度如表 1 所示:

表 1 两种方法计算复杂度比较

方法	计算项	复杂度	计算项	复杂度
经典方法	A	$O(n^2)$	A^{-1}	$O(n^3)$
迭代方法	k_{ii} ($i = 1, 2, \dots, n$)	$O(n)$	$1/(1 - k_{ii})$ ($i = 1, 2, \dots, n$)	$O(n)$

从上表中可以看出, 本文提出的迭代异方差估计算法比经典异方差估计算法在计算复杂度上具有明显的优势.

3 迭代异方差估计在多传感器数据融合的应用

3.1 最小均方误差意义下的数据融合

设在一个多传感器系统中, 共有 N 个传感器用来

观测同一个未知量 x . 测量值可以表示为 $\{y_j\}, \{j = 1, 2, \dots, N\}$. 第 j 个传感器的测量模型可以表示为

$$y_j(t) = x(t) + n_j(t) \quad (17)$$

$n_j(t)$ 表示加性高斯白噪声, $n_j(t)$ 的方差表示为 σ_j^2 .

如果各个测量值是无偏且相互独立的, x 的估计可以通过线性最小方差(LMS)估计方法得到

$$\hat{x} = \sum_{j=1}^N w_j y_j \quad (18)$$

其中 w_j 是测量值 y_j 的权重, 且满足 $1 = \sum_{j=1}^N w_j$.

为了使估计值的方差最小, 最优的权重因子满足^[4]

$$w_j = \frac{1}{\sigma_j^2 \sum_{j=1}^N \frac{1}{\sigma_j^2}} \quad (19)$$

此时, 估计值 \hat{x} 的方差最小, 为

$$\sigma_{\text{min}}^2 = \frac{1}{\sum_{j=1}^N \frac{1}{\sigma_j^2}} \quad (20)$$

如果 σ_j^2 已知, 就可以得到 MMSE 意义下的最优估计.

3.2 基于迭代异方差估计的多传感器数据融合

在多传感器数据融合算法中, 采用上述迭代异方差估计算法, 可对测量噪声进行准确的估计, 得到最小均方误差(MMSE)意义下的最优估计.

在算法实现中, 进行一次噪声方差估计需要 L 组测量数据, 在实时的测量系统中, 需要对观测序列的噪声进行实时估计. 实际中, 总是选取最近的 L 组测量数据对测量噪声方差进行估计, 同时受响应时间和系统运算能力的限制, L 不可能取的很大.

最终, L 的选取是估计精度与响应时间的折衷. 文献[4]指出 L 可以从下面的等式中得到:

$$L = \tau / T_s \quad (21)$$

其中 τ 为系统响应时间, T_s 为采样频率.

基于迭代渐进无偏异方差估计的多传感器数据融合算法可以归纳为以下几个步骤:

- (1) 确定估计序列长度 L ;
- (2) 利用 $t-1$ 时刻加权系数矩阵, 估计 t 时刻的噪声方差: $(\sigma_j^{(t)})^2, j = 1, 2, \dots, N$;
- (3) 计算 t 时刻加权系数矩阵 $W^{(t)}$;
- (4) 用式(2)估计 \hat{x} ;
- (5) $t = t + 1$, 重复步骤 2~ 4.

4 仿真结果与讨论

4.1 噪声方差时不变情况下的算法仿真

为了评估算法性能, 假设有 4 个传感器对同一信号进行测量, 传感器的输出为真实信号与加性高斯白噪声

的叠加, 4 个传感器的测量噪声方差分别为 0.1024, 0.25, 0.49, 0.0484. 真实信号和第 4 个传感器的测量值如图 1 所示.

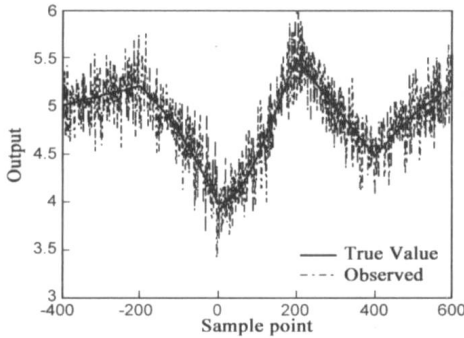


图1 信号的真实值(实线)与sensor4的测量值(虚线)

估计序列长度 L 选为 400, 即每次迭代都利用最近的 400 组数据对噪声方差进行估计. 因此, 噪声方差估计需要延迟 400 个采样点, 即在采样点 0 时开始对噪声方差和系统参数进行估计.

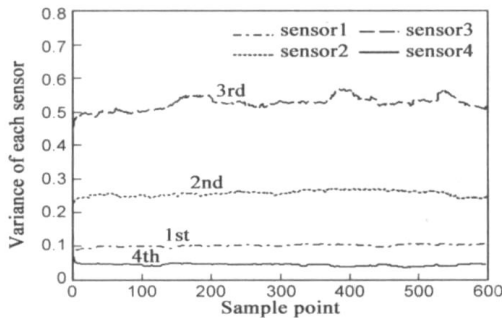


图2 估计噪声方差

图 2 为采用迭代异方差估计方法估计出的测量噪声方差, 从图 2 中可以看出, IAUE 的收敛速度非常快, 在 10 次迭代内就收敛到真实值附近.

4.2 噪声方差时变情况下的算法仿真

为了验证算法在噪声方差变化的情况下对噪声方差的捕获和跟踪性能, 在仿真中人为的对噪声方差做了突变处理. 仍假设有 4 个传感器对同一信号进行观测,

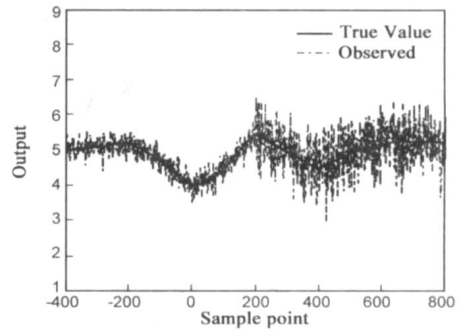


图3 真实信号与sensor4的测量值

图 3 中是真实信号与第 4 个传感器的测量值. 假设在 $t = -400$ 时, 4 个传感器的测量噪声方差分别为 0.1024、0.25、0.49、0.0484, 在 $t = 200$ 时, 噪声方差突变为 0.49、0.04、0.09、0.25. 图 4 中是对噪声方差的估计结果.

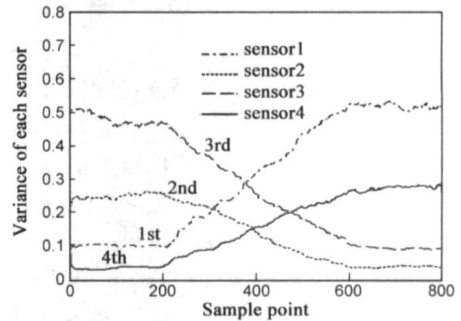


图4 估计噪声的方差

从图 4 中可以看出, 从 $t = 200$ 开始, 噪声方差开始发生变化, 由于每次进行噪声估计时需要的数据序列的长度为 400, 因此噪声从 $t = 600$ 开始重新趋于稳定. 从上面的仿真结果可以看出, 本文提出的算法可对测量噪声方差的变化进行准确的跟踪.

4.3 几种噪声方差估计算法的比较

图 5 中的 a 、 b 、 c 是分别采用经典异方差估计算法 (MINQUE)、迭代渐进无偏异方差估计算法 (IAUE) 和基于小波变换的方差估计算法^[5] (WLBE) 对 4.1 节仿真条件下测量噪声方差的估计结果.

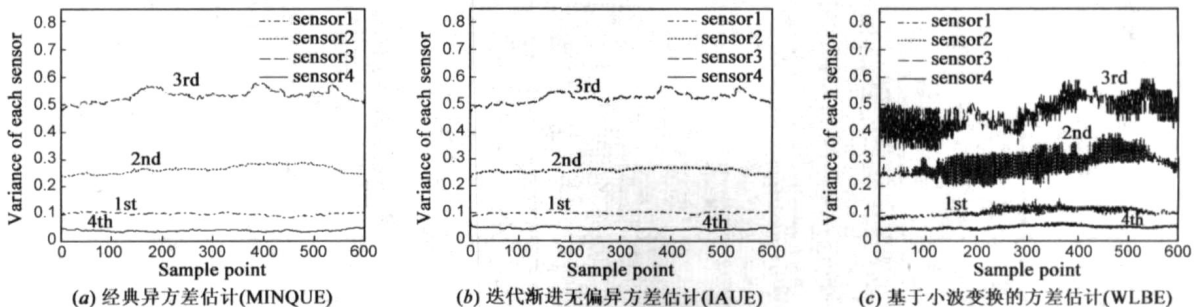


图5 几种噪声方差估计算法的比较

从图 5 中可以看出, IAUE 算法对噪声估计值的波动要明显小于 WLBE 算法, 而与 MINQUE 算法的性能基本相同. 但由 2.3 节的分析可知, IAUE 算法在计算复杂

度和可实现性上比 MINQUE 算法具有明显的优势.

表 2 中给出了三种算法对噪声方差估计的均值和方差. σ_j^2 表示第 j 个传感器测量噪声方差估计值的均

值, $\text{var}(\hat{\sigma}_j^2)$ 表示第 j 个传感器测量噪声方差估计值的方差. 从表 1 中可以看出, 基于小波变换方差估计的方差

为 IAUE 算法的 3~ 10 倍, 说明 IAUE 算法比 WLBE 算法具有更好的性能.

表 2 几种噪声方差估计算法估计均值和方差的比较

Method	Sensor 1		Sensor 2		Sensor 3		Sensor 4	
	$\bar{\sigma}_1^2$	$\text{var}(\hat{\sigma}_1^2)$	$\bar{\sigma}_2^2$	$\text{var}(\hat{\sigma}_2^2)$	$\bar{\sigma}_3^2$	$\text{var}(\hat{\sigma}_3^2)$	$\bar{\sigma}_4^2$	$\text{var}(\hat{\sigma}_4^2)$
MINQUE	0.1008	2.870e- 5	0.2632	2.114e- 4	0.5336	4.146e- 4	0.0405	1.330e- 5
IAUE	0.1030	1.580e- 5	0.2583	6.800e- 5	0.5248	3.744e- 4	0.0462	1.430e- 5
WLBE	0.1070	2.241e- 4	0.2804	2.400e- 3	0.4672	3.900e- 3	0.0499	4.168e- 5
理论值	0.1024		0.2500		0.4900		0.0484	

5 迭代异方差估计在实际测量系统中的应用

为了对本文提出算法的有效性进行评估, 用一组在实际测量系统中得到的实验数据对提出算法进行验证. 图 6 中的三幅图, 分别是位于同一输水管道中不同位置的应变压力传感器 (strain gauge sensor) 获取的压力测量值. 图 6(a) 中采用的应变压力传感器的量程为 1 bar G, 图 6(b)、图 6(c) 中采用的应变压力传感器的量程为 10 bar G, 每个传感器的输出均为 0~ 100mv 的电压. 图中数据通过 NI 公司的 DAQ 数据采集卡获得, 采样频率为 100Hz, 数据记录时间为 6s.

三个传感器虽然测量的是不同位置的数值, 但由于位于同一输水管道中, 因此所反映的压力变化的趋势是一样的. 将三组数据分别去均值后做归一化处

理, 归一化的表达式为^[8]:

$$y'_i(k) = \frac{y_i(k) - \text{Mean}(y_i(k))}{\text{Max}[|y_i(k) - \text{Mean}(y_i(k))|]} \quad (22)$$

式中 $\text{Mean}(y_i(k))$ 表示在测量时间内, 第 i 个传感器测量值的均值, $y'_i(k)$ 表示第 i 个传感器在 k 时刻归一化后的测量值. 将处理后的数据利用本文提出的算法对测量噪声方差进行估计 (取 $L=400$, 估计结果如图 8 所示), 基于 MMSE 准则进行数据融合, 得到融合结果 $\hat{y}'_i(k)$, 利用融合结果对各个测量值进行重建, 进行反归一化处理:

$$\hat{y}_i(k) = \hat{y}'_i(k) \times \text{Max}[|y_i(k) - \text{Mean}(y_i(k))|] + \text{Mean}(y_i(k)) \quad (23)$$

其中 $\hat{y}_i(k)$ 为第 i 个传感器在 k 时刻数据重建后的估计值. 如图 7 所示.

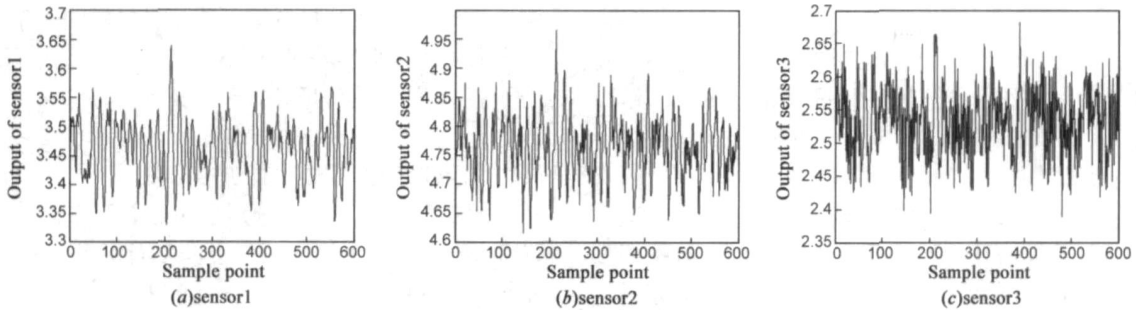


图 6 各个传感器的测量值

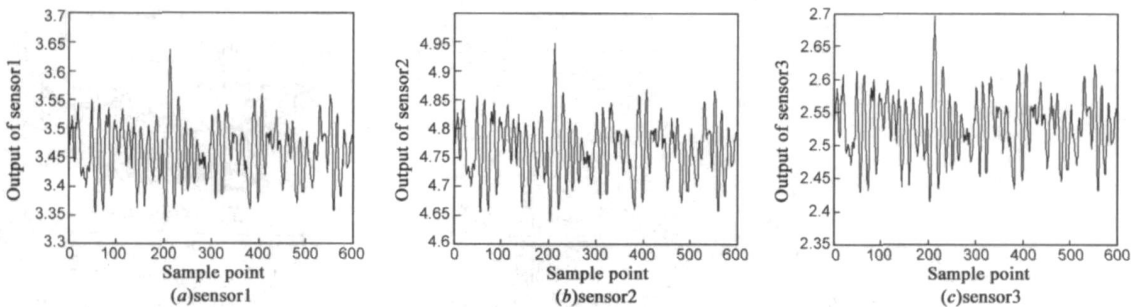


图 7 经过数据融合后重建的估计值

对照图 6、7、8 可以看出, 估计出的第 1 个传感器的测量噪声最小, 因此融合后的估计值改善最小; 而第 3 个传感器的测量噪声最大, 融合后的估计值改善最为

明显. 在进行数据融合后, 三个传感器估计值的方差比测量值的方差分别减少了 11.1%、16.7% 和 25.0%, 说明本文提出的融合算法的有效性.

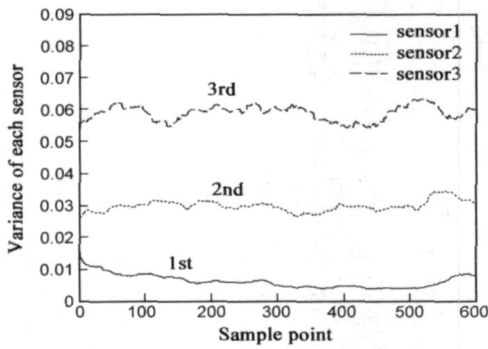


图8 各个传感器测量噪声方差估计

6 结论

本文在经典异方差估计算法的基础上, 针对线性多传感器观测的特点, 提出了一种迭代渐进无偏估计多传感器观测噪声异方差的方法, 并将异方差估计与多传感器数据融合相结合. 分析表明, 本文算法在不损失估计精度的条件下, 减少了运算量, 仿真和实验的结果均证明了提出方法的有效性和可行性, 在实际测量系统中可以得到一定的应用.

参考文献:

- [1] J S J Peri. Approaches to Multisensor Data Fusion[J]. J Hopkins Apl Tech D, 2001, 22(4): 624- 633.
- [2] G. Saporta. Data Fusion and Data Grafting[J]. Computational Statistics Data Anal. 2002, 38: 465- 473.
- [3] D L Hall. Mathematical Techniques in Multisensor Data Fusion [M]. Norwood, MA: Artech House, 1992.
- [4] Lijun Xu, X M Li, F Dong, Y Wang, L A Xu. Optimum estimation of the mean flow velocity for the multi electrode inductance flowmeter[J]. Means Sci Technol, 2001, 12(6): 1139- 1146.

- [5] Susan D H, Roger A H, David B D. Estimating Heteroscedastic Variances in Linear Models[J]. Journal of the American Statistical Association, 1975, 70(6): 380- 385.
- [6] Lijun Xu, Jian Qiu Zhang, Yong Yan. A Wavelet Based Multi-sensor Data Fusion Algorithm[J]. IEEE Trans Instrum. Meas., 2004, 50(6): 1539- 1544.
- [7] L Angrisani, M D' Apuzzo, R S Lo Moriello. Unscented Transform A Powerful Tool for Measurement Uncertainty Evaluation[J]. IEEE Trans Instrum. Meas. 2006, 55(3): 737- 743.
- [8] 杨惠娟, 张建秋. 基于小波去噪和数据融合的多传感器数据重建算法. 复旦学报(自然科学版) [J]. 2005, 44(1): 161- 165.

作者简介:



赵 晋 男, 1982 年 8 月生于山西大同, 2005 年毕业于复旦大学电子工程系, 获理学学士学位. 现为复旦大学电子工程系博士研究生, 主要从事统计信号处理、数据融合和无线通信等方面的研究.

E mail: dr. zhaojin@gmail. com



张建秋 (本文通信作者) 男, 1962 年生于湖南, 1996 年毕业于哈尔滨工业大学, 获博士学位, 1999 年至 2002 年在英国格林威治大学工作, 现为复旦大学电子工程系教授, 博士生导师, IEEE 高级会员. 主要研究方向: 信息处理理论及其在新型传感器、仪器和测量中的应用.

E mail: jqzhang01@fudan. edu. cn

高 羽 女, 1978 年生于哈尔滨, 2001 年毕业于哈尔滨工业大学电气工程系, 现为复旦大学博士研究生. 主要从事多传感器信号处理及数据融合方面的研究.