

# A SVD-Based Multi-Sensor Data Fusion Algorithm

YANG Hui-juan , ZHANG Jian-qiu

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

**Abstract :** In industrial applications multiple sensors are used to measure similar quantities at different positions in a process for the purpose of getting more accurate description of the measurand. Located at different position , the key input or data may suffer from severe noise and external disturbances. A SVD-based multi-sensor data fusion algorithm is presented for multi-sensor system. The variance of the optimum estimate is not only smaller than that of sensor with the minimum variance in this multi-sensor system but also smaller than that of estimating result with Minimum Mean Square Error( MMSE ) algorithm. Simulations on a given signal confirm the effectiveness of the proposed method.

**Key words :** data fusion algorithm ; multi-sensor system ; singular value decomposition ( SVD ) ; mean square error ( MMSE ) ; one-sided jacobi algorithm

# 一种基于奇异值分解的动态多传感器数据融合算法<sup>①</sup>

杨惠娟 , 张建秋

( 复旦大学 电子工程系 上海 200433 )

**摘要** 在工业应用中常用一组传感器对同一个被测量目标在一个过程的不同位置进行测量。由于每个传感器位于过程的不同位置 , 它们将不同程度的受到噪声的干扰。为了从被噪声干扰的测量值中获得更准确的测量结果 , 本文提出了一种基于奇异值分解( SVD )的动态多传感器数据融合算法。由该算法得到的传感器测量结果值最优估计的方差不仅低于传感器组中每一个传感器测量结果的方差 , 而且低于由基于最小均方误差( MMSE )多传感器数据融合算法得到的估计结果的方差。仿真的结果表明 , 该算法是有效的。

**关键词** 数据融合算法 ; 多传感器系统 ; 奇异值分解 ; 最小均方估计 ; 单边 Jacobi ; 算法

中图分类号 : TP212 ; TP274      文献标识码 : A      文章编号 : 1004 - 169X ( 2004 ) 03 - 0440 - 06

多传感器数据融合技术是一种多层次的 , 多方面的信息处理过程 , 充分利用不同时间与空间分析、综合、支配和使用 , 获得对被测对象的描述<sup>[1]</sup>。多传感器数据融合的理论方法主要有 : 判断和检测理论<sup>[2]</sup>、估计理论<sup>[2]</sup>和数据相关理论。多传感器数据融合技术已被广泛应用于航海<sup>[3]</sup>、目标识别<sup>[4]</sup>、医学<sup>[5]</sup>、图像处理<sup>[6]</sup>和声纳探测<sup>[7]</sup>等领域。

在工业应用中常用传感器组对同一个被测量

目标在同一过程的不同位置进行测量 , 以获得对被测目标的更为准确的描述。为了从多传感器数据中获得对被测量的更为精确地描述 , 即多传感器数据融合技术 , 其算法的关键在于确定传感器测量值的可信度 , 即确定哪一个传感器的测量值可以更好地描述被测目标。

贝叶斯方法是常用的数据融合算法 , 该算法依据单个传感器提供的不完整、不精确、模糊的信息

① 收稿日期 2004-04-22  
作者简介 杨惠娟 , 女 , 研究生。主要研究方向为传感器技术融合及自确认传感器 , huijuanyang@msn.com ;  
张建秋 , 男 , 教授 , 博士生导师 , IEEE 高级会员 , 重要研究方向为自确认传感器、电子测量及仪器、ADC 的内建自测试、信道编码、信道均衡 , jqzhang@fudan.ac.cn.

进行推理,以达到对目标身份识别和属性判决的目的。然而,该方法无法说明传感器组中具体的某一个传感器的测量不确定性<sup>[8]</sup>,同时由于该方法是基于统计的,所以统计数据量的大小决定了该算法的有效性。数据量越大就能得到对目标更为准确的描述。但是就需要大的存储器,而且计算量也会随之增加<sup>[9]</sup>。文献[10]采用神经网络的方法进行数据融合,但为了训练神经网络,往往需要很大的数据量。在实际的应用中,为了存储这些数据需要大容量的存储器,所以在实现上代价比较大。而且通过对一组特定数据集训练得到的神经网络,只适用于特定的应用环境。当应用环境改变时,必须重新训练神经网络,因此通用性很差。文献[11]应用模糊数学的方法去确定传感器测量值的可信度,并且将该方法成功地用于熔铁炉的温度测量。然而,与神经网络的方法一样,基于模糊数学的数据融合算法的关键在于模糊集的界定,所以当应用环境改变时,必须重新界定模糊集。文献[12]采用多电极的方法来克服非对称管流对电磁流量计测量精度的影响,其基本原理是多电极中每对电极都可以作为一个流量传感器,那么多电极可以组合成一个传感器组,利用每一个传感器测量值的方法对其测量值加权。进而对这组传感器的测量结果进行数据融合以达到提高测量精度的目的。并对每一传感器测量值在方差基本定义的基础上提出递归的估计方差的算法,利用估计的方差作为每对电极敏感到的被测流量,进而对电磁流量计的流量进行递归估计。由于该算法用滑动平均模型(MA)估计噪声方差,所以对于静态或缓慢时变过程是很有效的,即如果电磁流量计的流量较平稳或是较小时,用该方法估计流量是简单而且有效的,但当流速发生突变或者流速较快时,用滑动平均模型估计的噪声方差在被测量频率较高的情况下是不大准确的,因此,流速的估计值也不大准确的。

为了更为准确地获得传感器的信息,本文提出了基于SVD的多传感器数据融合算法。将传感器组中由每一个传感器获得的一组测量结果,通过归一化后作为一个输入矩阵的列向量。那么该传感器组的全部测量结果就构成了一个输入矩阵。对输入矩阵作SVD分解,得到大小不同奇异值,这些奇异值的不同说明了各个传感器输出信号的能量分布。引起奇异值差别的原因在于各个传感器受到的噪声的干扰不同。这就意味着可以在SVD的基础上由奇异值估计出每个传感器测量数据的可

信度。对于可信度高的传感器测量数据赋予大的权值,而对于可信度较低的传感器测量数据赋予小的权值,从而估计出被测量。由输入矩阵的SVD分解得到的奇异值可以较准确地描述信号的能量特征,从而能更为准确地说明信号受噪声干扰的程度,因此,以此为基础的融合算法优于基于最小均方误差多传感器数据融合算法。仿真结果表明,该算法具有较强的鲁棒性,对于静态过程或是动态过程都是有效的。同时由于数据的长度可以根据需要调整,因此该算法具有很大的通用性和灵活性。

本文的结构如下:第二部分将给出多传感器数据融合技术的基本原理和基于奇异值分解的数据融合算法。为了检验该算法的有效性,对于该算法的仿真结果和讨论将在第三部分给出。最后,在第四部分给出结论。

# 1 基于奇异值分解的多传感器数据融合算法

## 1.1 数据融合算法

为了使建议方法具有一般性,假设有 $N$ 个传感器对同一被测量 $Y$ 在一个工业过程不同位置进行测量,经由每个传感器得到的测量值记为 $Y_j(j=1,2,\dots,N)$ ,由于测量过程中,存在内部和外部噪声的影响,测量值可以表示为:

$$Y_j(n) = X(n) + e_j(n) \quad (j = 1, 2, \dots, N) \quad (1)$$
 $X(n)$ 为被测量, $e_j(n)(j = 1, 2, \dots, N)$ 为第 $j$ 个传感器在 $n$ 时刻的加性噪声。 $Y_j(n)(j = 1, 2, \dots, N)$ 为第 $j$ 个传感器在 $n$ 时刻的观察值。由于每个传感器受到噪声干扰的程度不同,所以 $Y_j(j = 1, 2, \dots, N)$ 偏离真实的被测量的程度是不同的。对每一个传感器根据一定的原则赋予一个权值 $W_j$ ,从这 $N$ 个传感器得到的估计值 $\hat{Y}$ 。

$$\hat{Y} = \sum_{j=1}^N W_j Y_j \quad (2)$$

$W_j$ 为 $Y_j(j = 1, 2, \dots, N)$ 的权值,同时 $W_j$ 满足

$$\sum_{j=1}^N W_j = 1 \quad (3)$$

当 $W_j$ 对于每一个 $j$ 是常数,那么 $\hat{Y}$ 就是 $\{Y_j | j = 1, 2, \dots, N\}$ 的均值。即 $W_j = \frac{1}{N}(j = 1, 2, \dots, N)$ ,那么得到的估计值也就是一个平均估计。然而,这个结果并不是最优的。由于各传感器之间受到噪声干扰的程度不同,所以各传感器测量值的方差并不一

致,即各传感器测量值的可信度是不同的。若将较大的权值赋予可信度高的传感器,将较小的权值赋予可信度小的传感器,这样就可以使估计值更精确的描述原信号。因此,必须对传感器的可信度进行分析评价,由可信度来确定每一个传感器的权值。文献[12]中在方差的基本定义的基础上,采用MA模型用递归的方法估计方差,再根据最小均方误差理论估计权值,从而估计出流量。本文采用基于奇异值分解的方法,能更有效的说明传感器受噪声干扰的程度,对传感器的可信度的描述更为准确。

1.2 基于奇异值分解的权值估计

将传感器组中由每一个传感器获得的一组测量结果,作为一个输入矩阵的列向量。那么该传感器组的全部测量结果就构成了一个输入矩阵:

$$Y = [\vec{Y}_1 \quad \vec{Y}_2 \dots \vec{Y}_N]$$
$$= \begin{bmatrix} Y_1(1) & Y_2(1) & \dots & Y_N(1) \\ Y_1(2) & Y_2(2) & \dots & Y_N(2) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ Y_1(n) & Y_2(n) & \dots & Y_N(n) \end{bmatrix} \quad (4)$$

由输入矩阵的SVD分解的得到的奇异值的大小,说明了信号的能量分布。由于N个传感器的被测量是相同的,不同的只是受噪声干扰的程度。奇异值的大小说明传感器受噪声干扰的程度。为了得到信号的能量信息,对式(4)作奇异值分解,得到N个奇异值,从而得到了N个传感器的信息。

文献[13]给出了奇异值分解的定义,设Y是m×n的矩阵,必存在正交阵U=[u<sub>1</sub>...u<sub>m</sub>]∈R<sup>m×m</sup>和V=[v<sub>1</sub>...v<sub>n</sub>]∈R<sup>n×n</sup>,使得:

$$U^T Y V = \text{diag}(\sigma_1 \dots \sigma_p) \in R^{m \times n}, p = \min\{m, n\}$$
$$Y = V \Sigma U^T, \Sigma = \text{diag}(\sigma_1 \dots \sigma_p) \in R^{m \times n},$$
$$p = \text{rank}(Y) \quad (5)$$

计算奇异值最为常用的方法是Golub-Reinsch算法[13],Matlab中就使用该算法实现矩阵的奇异值分解,但是所有奇异值按由大到小的顺序重排,因此,也就无法确定每一个奇异值与输入矩阵的列向量的对应关系[14]。

文献[15]给出了如何确定每个奇异值σ<sub>i</sub>与在输入矩阵Y中的位置。该算法,对输入矩阵做一系列的单边的Jacobi变换,

$$B = U^T Y, Y \in R^{m \times n}, m > n \quad (6)$$

B为行向量正交矩阵,而U的行向量和列向量均正交。再将得到的B矩阵做QR分解,得到

$$B = (B^T)^T = (Q_B R_B)^T = R_B^T Q_B^T \quad (7)$$

令Σ=R<sub>B</sub><sup>T</sup>,V<sup>T</sup>=Q<sub>B</sub><sup>T</sup>,则实现了输入矩阵Y奇异值分解

$$Y = U \Sigma V^T \quad (8)$$

用该算法,就可以得到输入矩阵Y的未经重排的奇异值,即不同的奇异值按顺序对应输入矩阵的列向量。

为了确定每一个奇异值与输入矩阵(4)的列向量的对应关系,本文采用了单边的Jacobi算法[16],从而得到未经重新排序的奇异值,也就确定了每个奇异值σ<sub>j</sub>与输入矩阵Y的列向量 $\vec{Y}_j$ (j=1,2,...,N)的对应关系,同时也就得到了对应的传感器的信息。

然而,由于在实际应用中,传感器制造上的差别,或传感器位于一个过程的位置不同会导致传感器的输出信号与原信号无论是直流分量还是谐波分量都会有所不同。在此情况下,由于各个传感器的直流成分不同,所以各个传感器的均值也是不同的。因此,对输入矩阵(4)作SVD分解得到的奇异值的大小,也就无法准确地说明信号受噪声干扰的程度。为了得到噪声的能量分布,需要对每个传感器的测量值做归一化。从各个传感器的测量值中将平均值减去,就得到零均值的归一化测量值。

$$\tilde{Y}_j = Y_j - \text{mean}_{Y_j} \quad (j = 1, 2, \dots, N) \quad (9)$$

以各个传感器经过归一化的测量值作为输入矩阵的列向量,得到归一化后的输入矩阵

$$\tilde{Y} = \begin{bmatrix} \tilde{Y}_1(1) & \tilde{Y}_2(1) & \dots & \tilde{Y}_N(1) \\ \tilde{Y}_1(2) & \tilde{Y}_2(2) & \dots & \tilde{Y}_N(2) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \tilde{Y}_1(n) & \tilde{Y}_2(n) & \dots & \tilde{Y}_N(n) \end{bmatrix} \quad (10)$$

对(10)作SVD分解得到N个奇异值,这些大小不同的奇异值说明了信号的能量分布,即说明了噪声的能量分布。

设各传感器对应的奇异值为σ<sub>j</sub>(j=1,...,N),而每一个奇异值反映了每一个传感器信号受噪声影响的程度,也就是反映了方差的大小。根据误差理论,若将较大的权值赋予具有较小误差的测量值,而将较小的权值赋予具有较大误差的测量值,这样估计出的结果将优于由算术平均得到的估计结果。

$$W_j = \frac{1}{\sigma_j}, \quad j = 1, \dots, N \quad (11)$$

为了满足式(3), 归一化权值

$$W_j = \frac{1}{\sigma_j} \cdot \frac{1}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_i}}, \quad j = 1 \dots N \quad (12)$$

估计出权值, 从而由式(2)可以估计出归一化的信号。为了得到信号的估计值需要估计平均值。下面式(13)中的 mean 为将 N 个传感器的均值做平均, 作为估计值的均值。即可得到估计值,

$$\hat{Y} = \sum_{j=1}^N W_j Y_j + \text{mean} \quad (13)$$

2 算法实现

该算法的步骤如下:

- ① 令估计长度  $I$ ;
- ② 归一化输入矩阵(4);
- ③ 根据单边的 Jacobi 算法计算  $I \times N$  ( $I \geq N$ ) 阶归一化后的输入矩阵的奇异值, 得到  $N$  个奇异值  $\sigma_j$  ( $j = 1 \dots N$ );

④ 由式(11)计算  $W_j$ ;

⑤ 由式(2)计算  $\hat{Y} = \sum_{j=1}^N W_j Y_j$ ;

⑥ 由式(13)计算估计值  $\hat{Y}$ ;

该算法的关键在于由 Jacobi 算法计算奇异值。一旦选定了估计长度, 由  $I \times N$  ( $I \geq N$ ) 个数据计算奇异值, 估计  $N$  个权值。估计长度  $I$  可以根据需要选择。

3 仿真结果及讨论

为了检验概算法的有效性, 进行了下述仿真研究。设被测量  $Y$  是具有一定频率及幅值的信号。

令  $Y(t) = a_i + \sum_i b_i \sin(2\pi f_i t) + e(t) \quad (14)$

式中  $a_i$  为被测量的直流成分,  $b_i, f_i$  分别为信号的幅值和频率。  $e(t)$  为零均值的平稳噪声, 信噪比 [SNR] 定义为:

$$[SNR] = 10 \lg \left( \frac{S_g}{\sigma_e^2} \right) \quad (15)$$

$S_g$  为信号的功率,  $\sigma_e^2$  为噪声的方差。

本文采用 4 个传感器对  $Y$  进行测量, 仿真中采用零均值的平稳噪声叠加在传感器的测量列上。仿真中取数据长度为  $I = 100$ 。对  $100 \times 4$  的矩阵作奇异值分解, 得到对应于各个传感器的 4 个奇异值。

为了说明该算法的性能, 本文以被测量受到不同程度的噪声和具有不同谐波信号的工频干扰为例, 将该算法与基于 MMSE 的算法作比较, 给出在两种算法下得到估计值与真实值的方差比较, 并给出两种算法在不同 SNR 条件下的方差比较, 仿真中方差定义为:

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum (X - S)^2 \quad (16)$$

$S$  为被测量, 当  $X$  为各传感器的测量值, 得到各传感器方差; 当  $X$  为对被测量的估计值时, 得到的是估计值的方差。本文的仿真, 给出在不同信噪比下由两种算法得到的估计值的方差比较, 以说明该算法的有效性。

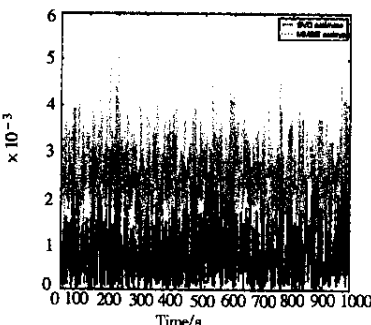
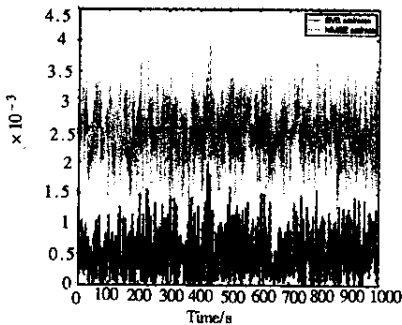
1) 直流信号

假设被测量为:  $Y(t) = 5$

而四个传感器的测量值为:

$Y_1(t) = 4 + e_1(t) \quad Y_2(t) = 3 + e_2(t)$

$Y_3(t) = 2 + e_3(t) \quad Y_4(t) = 5 + e_4(t)$



(a) 信号在传输过程中受到小噪声的干扰 (b) 信号在传输过程中受到大噪声的干扰

图1 直流信号在两种算法下的方差比较

表 1 在不同 SNR 下各传感器及两种算法下得到估计值的方差比较

[ SNR ]	Sensor1	Sensor2	Sensor3	Sensor4	MMSE	SVD
	Variance	Variance	Variance	Variance	Variance	Variance
19.208 2	1.209 7	2.505 5	16.238 0	12.284 6	6.262 2	0.246 9
13.979 4	1.987 3	3.097 8	16.978 0	12.884 0	6.419 7	0.444 6
9.208 2	4.010 0	3.459 8	18.243 4	12.547 5	6.546 2	0.532 8
4.948 5	4.126 2	7.007 1	22.940 7	17.682 4	7.240 7	1.509 3
0.969 1	3.822 7	7.267 0	36.354 6	17.692 3	7.301 1	1.920 5

如图 1 及表 1 所示的仿真结果表明 ,当原信号为一直流信号时 ,基于奇异值分解的多传感器数据融合算法得到估计值的方差低于基于最小均方误差算法得到的估计值的方差 ,当 SNR 较小时 ,该算

法的方差也低于基于最小均方误差算法得到的估计值的方差 ,说明该算法具有较强的稳定性。

为了检验该算法的动态应用效果 ,任意给定各次谐波的频率和初相位 ,仿真结果如下。

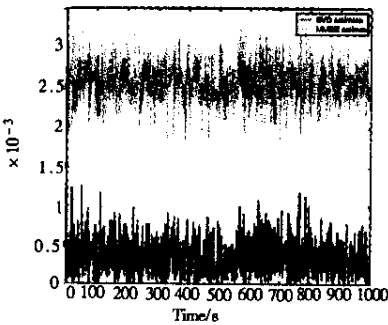
2) 具有 1 次谐波的直流信号

假设被测量为： $Y(t)=5+5\sin(2\pi\times0.2\times t+0.1)$

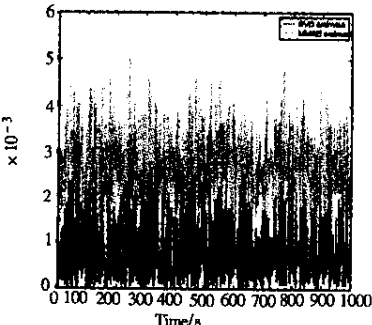
而四个传感器的测量值为：

$$Y_1(t)=4.5+3\sin(2\pi\times1.5\times t+0.1)+e_1(t)$$
$$Y_3(t)=2+4\sin(2\pi\times3\times t+1.5)+e_3(t)$$

$$Y_2(t)=3+2\sin(2\pi\times2\times t+0.2)+e_2(t)$$
$$Y_4(t)=1.5+5\sin(2\pi\times4\times t+0.3)+e_4(t)$$



(a)信号在传输过程中受到小噪声的干扰



(b)信号在传输过程中受到大噪声的干扰

图 2 具有 1 次谐波的直流信号在两种算法下的方差比较

表 2 在不同 SNR 下各传感器及两种算法下得到估计值的方差比较

[ SNR ]	Sensor1	Sensor2	Sensor3	Sensor4	MMSE	SVD
	Variance	Variance	Variance	Variance	Variance	Variance
20.034 7	6.888 9	6.114 2	23.421 5	34.122 8	9.671 2	0.783 3
14.805 9	7.579 8	7.356 2	24.096 3	34.752 3	10.116 0	1.405 2
10.034 7	8.567 6	8.514 5	25.836 1	35.803 9	10.277 1	1.530 9
5.775 0	13.871 5	10.806 6	26.059 3	39.148 0	10.709 1	2.324 5
1.795 6	15.392 6	11.273 4	41.940 9	39.644 5	11.855 9	3.097 4

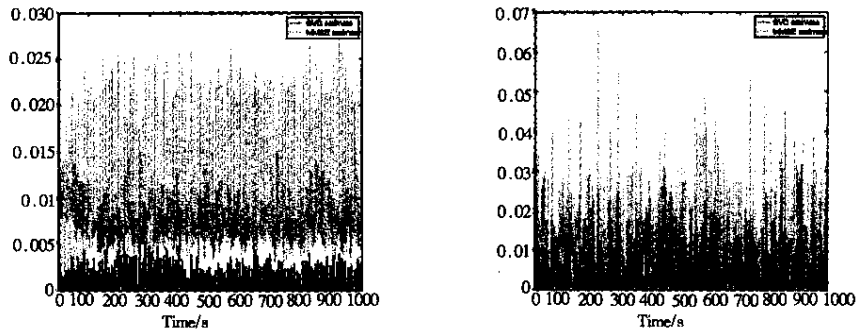
(3) 具有 3 次谐波的直流信号

假设被测量为：

$$Y(t)=5+0.3\sin[2\pi(0.2)+0.1]+3\sin[2\pi(0.24))+1.12]+\sin[4\pi(0.2)+0.2]$$

而四个传感器的测量值为：

$$Y_1(t)=4+0.3\sin[2\pi(0.2)+0.1]+3\sin[2\pi(0.24))+1.12]+\sin[4\pi(0.2)+0.2]+e_1(t)$$
$$Y_2(t)=3+0.2\sin[2\pi(0.3)+0.5]+\sin[2\pi(0.3))+1.14]+3\sin[4\pi(0.2)+0.2]+e_2(t)$$
$$Y_3(t)=2+0.15\sin[2\pi(0.1)+0.1]+2\sin[2\pi(0.24))+1.13]+\sin[4\pi(0.3)+0.3]+e_3(t)$$
$$Y_4(t)=1+0.6\sin[2\pi(0.2)+0.4]+3\sin[2\pi(0.25))+1.15]+\sin[4\pi(0.4)+0.1]+e_4(t)$$



(a)信号在传输过程中受到小噪声的干扰      (b)信号在传输过程中受到大噪声的干扰

图 3 具有 3 次谐波的直流信号在两种算法下的方差比较

表 3 在不同 SNR 下各传感器及两种算法下得到估计值的方差比较

[ SNR ]	Sensor1	Sensor2	Sensor3	Sensor4	MMSE	SVD
	Variance	Variance	Variance	Variance	Variance	Variance
20.034 7	11.423 6	14.199 0	25.493 2	34.158 4	10.774 0	2.299 1
15.775 0	11.814 9	14.472 4	25.943 5	34.605 4	10.918 8	2.389 5
11.795 6	12.900 7	15.854 4	26.107 7	34.379 0	10.924 9	2.503 9
4.805 9	19.260 2	20.112 9	29.411 3	38.733 0	11.570 6	3.342 7
1.795 6	32.681 7	19.596 3	30.917 2	41.728 5	13.031 8	4.492 8

如图 1、2、3 及表 1、2、3 所示的仿真结果表明,当被测量为具有谐波的直流信号时,基于奇异值分解的多传感器数据融合算法估计值的方差低于基于最小均方方差算法得到的估计值的方差。在 SNR 较小的情况下,基于奇异值分解的多传感器数据融合算法能够有效的控制方差。说明该算法具备较强的可靠性。仿真研究表明该算法是有效的。本文也对具有 5 次谐波的直流信号作了仿真,得到的结果与上述仿真实验的结果一致,算法也同样有效。

3 结 论

本文提出了基于奇异值分解的多传感器数据融合算法,由输入矩阵的 SVD 分解得到的奇异值可以较准确地描述信号的能量特征,从而更为准确地说明了信号受噪声干扰的程度,更好地说明了传感器组中各个传感器的特征。由奇异值估计每个传感器的权值,对于可信度高的传感器赋予大的权值,而对于可信度较低的传感器赋予小的权值,从而估计出被测量。仿真结果表明,由该算法得到的最优估计的方差不仅低于传感器组中每一个传感器信号的方差,而且低于由基于最小均方误差多传感器数据融合算法得到的估计结果的方差。同时数据量的大小可以根据需要调整,因此该算法具有很大的通用性和灵活性。

参考文献:

[ 1 ] 滕召胜等. 智能检测系统与数据融合[ M ]. 机械工业出版社, 2000, 202 – 204.

[ 2 ] 张贤达. 现代信号处理[ M ]. 清华大学出版社.

[ 3 ] Ye C, Wang D W. A novel navigation method for autonomous mobile vehicles[ J ]. J Intell Robot Syst, 2001, 32 ( 4 ): 361 – 388.

[ 4 ] Murino V, Regazzoni C S, Foresti G L, et al. A multilevel fusion approach to object identification in outdoor road scenes[ J ]. Int J Pattern Recogn. 1995, 9 ( 1 ) 23 – 65.

[ 5 ] Fraser J F, Diwan A D, Peterson M, et al. Preoperative magnetic resonance Imaging screening for a surgical decision regarding the approach for anterior spine fusion at the cervicothoracic junction[ J ]. SPINE 2002, 27 ( 7 ) 675 – 681.

[ 6 ] Gregor J, Whitaker R T. Indoor scene reconstruction from sets of noisy range images[ J ]. Graph Models, 2001, 63 ( 5 ) 304 – 332.

[ 7 ] Ayrulu B, Barshan B. Reliability measure assignment to sonar for robust target differentiation[ J ]. Pattern Recogn, 2002, 35 ( 6 ): 1403 – 1419.

[ 8 ] Liu, L J, Gu Y G, and Yang J Y. Inference for Data Fusion. Neural and Stochastic Methods in Image and Signal Processing[ C ]. In :Proceedings of the SPIE – The International Society for Optical Engineering. 20 – 23 July 1992 : San Diego, CA. SPIE, 1992 ( 670 – 677 ).

我们用 MATLAB6.1 作最小二乘法 4 阶拟合 ,得到如表 2 所示结果 :将上述系数代入程序中 ,便可以拟合出实测温度曲线 ,即得到了输入电流模拟量值与温度继电器温度的函数 ,从而有效地降低了系统误差。

表 2 MATLAB6.1 作最小二乘法 4 阶拟合结果

4 阶系数	3 阶系数	2 阶系数	1 阶系数	常数项
-0.007 6	0.312 5	-4.619 7	54.799 7	-168.457 8

### 3 结束语

本温度继电器自动检测系统已经通过了厂家的验收 ,鉴定结果如下 :

表 3 系统温度计量结果

计量点序号	实测温度值/℃	标准温度值/℃
1	89.75	89.38
2	108.95	108.45
3	120.00	120.38
4	178.95	179.24
5	260.40	259.53

\*\*\*\*\*

(上接第 445 页)

[ 9 ] Hoballah I Y and Varshney P K. Distributed Bayesian Signal Detector[ J ]. IEEE Transactions on Information Theory , Sept. 1989 995 - 1000.

[ 10 ] Subramnian S and Abdelrahman M. Intelligent Signal Validation for a Cupola Iron Melting Furnace[ C ]. In Presented at the American Control Conference , CA , June 2 - 4 , 1999.

[ 11 ] Folik J , Abdelrahman M and Kandasamy P. A confidence-based approach to the self-validation , fusion and reconstruction of quasi-redundant sensor data[ J ]. IEEE Trans. Instrum. Meas. , 2001 50( 6 ) :1761 - 1769.

[ 12 ] Xu L J , Li X M , Dong F , Wang Y and Xu L A. Optimum estimation of the mean flow velocity for the multi-electrode

表 4 系统自动检测结果( 样件标定法 )

样值 型号	动作温度检测结果		回复温度检测结果	
	标定温度	实测温度	88.30	90.06
	值/℃	值/℃		
JUG - 8B	78.85	89.12	88.30	90.06
JUG - 10	119.21	117.74	119.75	118.61
JUG - 13	177.44	179.38	178.14	179.77
JUG - 14	262.20	260.96	263.06	261.84

由此可见 ,本系统工作性能良好 ,具有明显的经济效益和应用前景。

#### 参考文献 :

[ 1 ] 胡鸿滨.温度继电器温度特性的检测[ J ].机电元件 , 2003 9 :46 - 48.

[ 2 ] 李现明.温度继电器自动检测系统的研制[ J ].电子与自动化 ,1997 3 :24 - 27.

[ 3 ] 孙凯、李元科.电阻炉温度控制系统[ J ].传感器技术 , 2003 22( 2 ) 50 - 52.

[ 4 ] 钟国民、王改名等.一种温度控制系统[ J ].自动化学报 ,1993 19( 2 ) 223 - 226.

[ 5 ] 韩启纲、吴锡祺编著.计算机模糊控制技术与仪表装置[ M ].北京 :中国计量出版社 1999.

inductance flowmete[ J ]. Meas. Sci. Technol , 2001 ,12 : 1139 - 1146.

[ 13 ] G.H. 戈卢布 ,C.F. 范洛恩.矩阵计算[ M ].科学出版社 ,2001 :77 - 78.

[ 14 ] Jhon Yen ,Liang Wang. Application of Statistical Information Criteria for Optimal Fuzzy Model Construction[ J ]. IEEE Transaction on Fuzzy System ,August 1998 6( 3 ).

[ 15 ] Yen and Wang L. An SVD-based fuzzy model reduction strategy[ C ]. In :Proc 5th IEEE Int Conf Fuzzy Syst ,New Orleans ,LA ,Sept. 1996 835 - 841.

[ 16 ] G. H , 戈卢布 ,C.F. 范洛恩.矩阵计算[ M ].科学出版社 ,2001 :494 - 498.