

基于全局状态估计的多传感器加权数据融合算法

司迎利¹, 杨新宇², 陈 勇¹, 向静波¹, 郭世伟¹

(1.中国空空导弹研究院, 河南 洛阳 471009; 2.西安交通大学计算机科学与技术系, 陕西 西安 710049)

摘要: 自学习最小二乘加权数据融合算法已被广泛地应用于融合多传感器系统中的量测信息。但是, 通过深入的理论分析和实验仿真发现, 自学习最小二乘加权数据融合算法在进行双传感器数据融合时具有较差的融合精度, 同时该算法还具有较差的抗干扰性及稳定性。基于以上研究结果, 提出了一种基于全局状态估计的多传感器加权数据融合算法, 采用卡尔曼滤波的状态估计特性及相关历史信息, 使得状态的估计值能够充分逼近真实值, 从而使得算法具有较高的融合精度及抗干扰性。最后, Monte Carlo 仿真结果显示, 相比于已有算法, 提出的算法在融合精度及抗干扰性方面具有明显地提高。

关键词: 多传感器数据融合; 方差估计; 状态估计; 卡尔曼滤波

中图分类号: TP732.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-8891(2014)05-0360-05

Multi-sensor Weighted Data Fusion Algorithm Based on Global State Estimation

SI Ying-li¹, YANG Xin-yu², CHEN Yong¹, XIANG Jing-bo¹, GUO Shi-wei¹

(1.China Airborne Missile Academy, Luoyang 471009, China;

2.Department of Computer Science and Technology, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: The principle of least squares based on self-learning weighted data fusion algorithm (PLS-SWFA) has been widely used to fuse measured data in multi-sensor systems. However, via extensive analysis and evaluation, we find that PLS-SWFA has low data fusion accuracy in two-sensors systems and also has low anti-jamming ability. To address this problem, our paper proposes a multi-sensor weighted data fusion algorithm (GSE-MWFA) based on global state estimation. Based on the state estimation of kalman filter, GSE-MWFA can use the historical data to make the fused data fully approximate the real-data of target state. Through extensive theoretical analysis and experiments, our data show that GSE-MWFA achieves higher fusion accuracy and greater anti-jamming ability in comparison with the existing algorithms.

Key words: multi-sensor data fusion, variance estimation, state estimation, kalman filter

0 引言

多传感器数据融合理论能够对某一待测物理量的多源信息进行融合, 与某单一传感器量测结果相比, 数据融合能更准确的估计出待测物理量的状态值^[1-2]。在随机扰动环境中, 同种类型不同参数的多个传感器对某一状态进行量测时, 为了使状态的估计值在统计意义上更加接近于状态的真实值, 依据加权最小二乘准则, 文献[3]推导出了多传感器加权融合公式, 进一步结合 Lagrange 乘数思想^[4-5], 在最优原则下, 得到了量测过程中各传感器的加权系数和其量测方差的关系。

多传感器数据融合在量测领域中较常用的是加权融合算法^[3,5-8], 其结构见图 1 所示。目前, 加权融合算法中各传感器量测方差大多是通过传感器自身的方差参数指定或经验指定, 没有考虑环境干扰等因素。这样确定的传感器方差并不能反映实际量测时的真实方差, 影响了融合算法的效果。文献[9]提出了算术平均加权数据融合算法(简记为 AWFA), 计算速度较快, 但是其融合精度较差, 因为其加权系数缺乏自适应性, 抗干扰能力弱。文献[3,10]提出了一种自学习最小二乘加权数据融合算法(简记为 PLS-SWFA), 综合考虑了传感器的内部噪声与环境干扰等多种因素, 但是其融合精度偏低, 抗干扰能力较

收稿日期: 2013-12-09; 修改日期: 2014-01-14.

作者简介: 司迎利(1985-), 男, 甘肃静宁人, 硕士。研究方向: 多传感器数据融合。

基金项目: 中国空空导弹研究院科技创新基金, 编号: 201306S08。

差。

为了提高数据融合精度和抗干扰性，本文提出了一种基于全局状态估计的多传感器加权数据融合算法（简记为 GSE-MWFA）。GSE-MWFA 充分利用卡尔曼滤波^[2,11]的状态估计特性，在结合历史信息的基础上，能够充分逼近目标状态的真实状态值，从而提高了算法的融合精度和抗干扰能力。通过 Monte Carlo 仿真，仿真结果显示，相比于 AWFA 和 PLS-SWFA，GSE-MWFA 具有较小的均方根误差，说明本文提出的 GSE-MWFA 有较高的融合精度和较好的抗干扰能力。

1 加权数据融合算法思想

加权数据融合算法利用最小二乘准则，使得加权误差平方和达到最小，其结构见图 1 所示。文献[3,12]考虑由 N 个传感器同时跟踪一个动态目标，采用加权最小二乘法从传感器量测向量中估计出状态量的估计量。文献[3,12]中，加权最小二乘法估计的准则是使得加权误差平方和取极小值，通过求极小值点得到加权最小二乘估计 \hat{x} ：

$$\hat{x} = (H^T W H)^{-1} H^T W z = \frac{\sum_{i=1}^N \hat{\omega}_i z_i}{\sum_{i=1}^N \hat{\omega}_i} \tag{1}$$

式中： z_i 表示 N 个传感器中第 i 个传感器的观测向量；
 $\hat{\omega}_i$ 表示第 i 个传感器的状态权值，并且满足： $\sum_{i=1}^N \hat{\omega}_i = 1$ 。

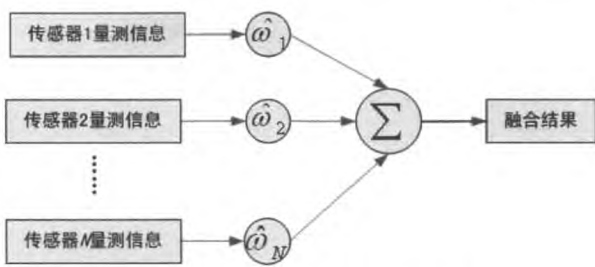


图 1 加权数据融合算法结构图

Fig.1 The structure of weighted data fusion algorithm

2 加权系数与量测方差的关系

文献[3]计算了状态 x 的无偏估计量 \hat{x} 的均值误差 P 为：

$$P = E[e(\hat{x})e^T(\hat{x})] = E[(\hat{x} - E(\hat{x}))^2] = \sum_{i=1}^N \left(\frac{\hat{\omega}_i}{\sum_{i=1}^N \hat{\omega}_i} \right)^2 R_i$$

基于均值误差 p 达到最小准则，将此问题转化为

典型的有约束极值问题，利用 Lagrange 乘法^[4-5]求极值点，得到每个传感器的加权系数为：

$$\hat{\omega}_i = \frac{1}{R_i \sum_{i=1}^N \frac{1}{R_i}} \quad (i=1,2,\cdots,N) \tag{2}$$

式中： $\hat{\omega}_i$ 表示传感器 i 量测状态的加权系数； R_i 表示传感器 i 的量测方差。

3 自学习最小二乘加权数据融合算法分析

3.1 自学习最小二乘加权数据融合算法缺陷

通过对 PLS-SWFA 进行深入研究，本文发现该算法存在以下两点缺陷，从而导致了应用该算法得到的融合结果精度偏低，并且缺乏一定的稳定性，抗干扰能力差。

1) PLS-SWFA 适用于多个传感器进行数据融合（ ≥ 3 个），如果应用该算法进行两个传感器数据融合，可以用数学理论进行证明：每个传感器的融合权系数恒为 0.5，该算法退化为 AWFA。

2) PLS-SWFA 适用于多个传感器量测精度差异不大的情况，如果在多个传感器中含有量测精度比较差的传感器，则该传感器对融合结果影响较大。一般情况下，如果误差较大的传感器个数超过误差较小的传感器个数，或者个别传感器受到严重干扰，将使得融合结果精度下降，并且融合结果精度低于单传感器量测精度。

3.2 缺陷仿真

本文仿真结果的评价采用统一指标——均方根误差（Root-Mean-Square Error，简记为 RMSE）来表示，均方根误差表示状态的估计值与真实值之间的差异程度。

假设目标沿 X 轴正方向作匀速直线运动，起始点为(9 m, 0 m)，速度为 11 m/s，过程噪声是零均值的高斯白噪声，且和量测噪声序列相互独立，其方差为 0.1。两组仿真实验分别为：①两个独立的传感器对目标位移进行量测，传感器量测噪声方差分别为 3 和 4；②三个独立的传感器对目标位移进行量测，传感器量测噪声方差为 1、3 和 10。应用 Matlab7.0 对 AWFA 和 PLS-SWFA 分别进行 200 次 Monte Carlo 仿真，统计其均方根误差，其仿真图如图 2 所示。

从图 2 中可以看出：①两个传感器数据融合中，虽然传感器量测精度存在差异，但由于 PLS-SWFA 存在的缺陷，使得 PLS-SWFA 和 AWFA 的融合结果完全相同，在实际应用中，将影响融合结果的精度；②三个传感器数据融合中，其中某个传感器受到较大干扰，采用 PLS-SWFA 和 AWFA 得到的融合结果精度

均低于传感器 1 的量测精度，未能达到多传感器数据融合的目的。

3.3 缺陷分析

通过深入分析 PLS-SWFA，发现导致上述缺陷的关键在于实时方差分配，PLS-SWFA 采用了基于各传感器量测值的算术平均值的方法估计传感器量测的实时方差，而各传感器量测值的平均值并不能代表状态的真实值，并且有可能偏离状态的真实值，以此得到的传感器量测实时方差存在比较大的偏差。

4 基于全局状态估计的多传感器加权数据融合算法

为了解决上述 PLS-SWFA 缺陷，本文提出了一种基于全局状态估计的多传感器加权数据融合算法，该算法利用卡尔曼滤波方法对状态值进行预测，并依据状态的预测值进行传感器量测实时方差计算，使得 GSE-MWFA 具有较好的环境自适应能力，提高了数据融合结果的精度，病有效地克服了 PLS-SWFA 存在的缺陷。

GSE-MWFA 的核心思想是：首先利用上一时刻的加权融合结果和当前时刻的传感器量测值，各传感器应用卡尔曼滤波方法进行状态估计，根据状态估计结果通过算术平均方法得到整体状态估计值；然后依据整体状态估计值再次通过卡尔曼滤波方法对其进行进一步的状态优化，基于经过优化的状态估计值计算每个传感器的量测方差，进而计算加权系数；最后通过加权融合得到当前时刻的数据融合结果。

GSE-MWFA 结构如图 3 所示，该算法主要包括三部分内容：①估计传感器量测方差；②计算加权系数；③计算融合结果。

估计传感器量测方差主要包含三步：第一步，计算各传感器量测的实时方差；第二步，计算各传感器量测的历次方差，第三步，通过遗忘因子，利用实时方差和历次方差计算各传感器的最终量测方差。其中，实时方差分配主要是增强对环境干扰的敏感度，历次方差分配主要是更好地表征传感器自身因素对量测值的影响。

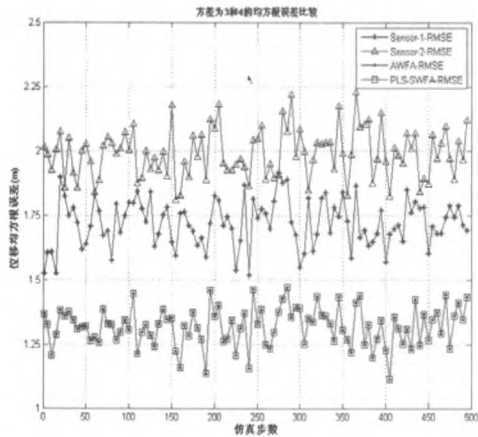


图 2 AWFA 和 PLS-SWFA 的缺陷仿真图

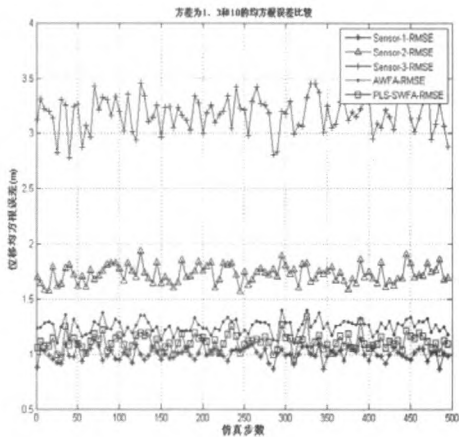


Fig.2 The limitation simulation of the AWFA and PLS-SWFA

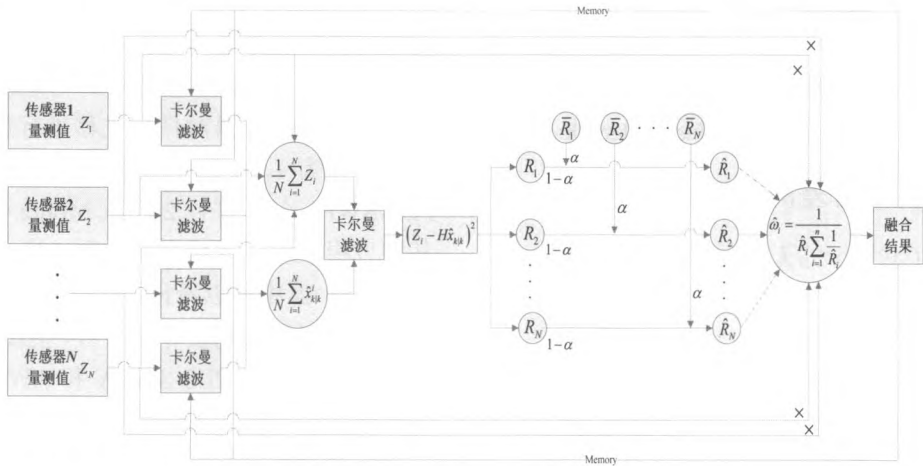


图 3 基于全局状态估计的多传感器加权数据融合算法结构图

Fig.3 The structure of GSE-MWFA

1) 计算实时方差

首先利用 $k-1$ 时刻的融合结果 $X_{\text{fusion}}(k-1)$ 进行一步预测, 然后结合 k 时刻的 N 个传感器量测值 $Z_i(k)$, 利用卡尔曼滤波得到每个传感器的系统状态最优估计值 $\hat{X}_i(k|k)$ 。

$$X_{\text{Fusion}}^{\text{Prediction}}(k|k-1) = \Phi(k) X_{\text{Fusion}}(k-1) \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \hat{X}_i(k|k) &= X_{\text{Fusion}}^{\text{Prediction}}(k|k-1) + \\ &\quad K g_i(k) [Z_i(k) - H_i(k) X_{\text{Fusion}}^{\text{Prediction}}(k|k-1)] \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} K g_i(k) &= P_i(k|k-1) H_i'(k) \cdot \\ &\quad [H_i(k) P(k|k-1) H_i'(k) + R_i(k)] \end{aligned} \quad (5)$$

$$P_i(k|k-1) = \Phi(k) P_i(k|k) \Phi'(k) + G(k) Q(k) G'(k) \quad (6)$$

$$P_i(k|k) = [I - K g_i(k) H_i(k)] P_i(k|k-1) \quad (7)$$

式中: $\Phi(k)$ 是系统的状态转移矩阵; $K g_i(k)$ 表示第 i 个传感器的卡尔曼增益矩阵, $P_i(k|k-1)$, $P_i(k|k)$ 分别表示 k 时刻传感器的状态估计误差协方差和滤波误差协方差。

接着通过计算 N 个系统状态的最优估计值 $\hat{X}_i(k|k)$ 的算术平均值得到整体状态估计值, 记为 $\bar{\hat{X}}(k|k)$ 。

$$\bar{\hat{X}}(k|k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{X}_i(k|k) \quad (8)$$

然后利用卡尔曼滤波, 结合整体状态估计值 $\bar{\hat{X}}(k|k)$ 得到 k 时刻优化后的目标状态值 $\hat{X}(k|k)$, 基于优化后的状态值, 计算第 i 个传感器第 k 次量测时的实时方差为:

$$R_i^{\text{Real_time}}(k) = [Z_i(k) - H(k) \hat{X}(k|k)]^2 \quad (9)$$

2) 计算历次方差

结合历史历次方差和当前实时方差, 采用递推计算方式得到当前历次方差, 具体分配过程为:

$$\begin{cases} R_i^{\text{Previous}}(k) = \frac{k-1}{k} R_i^{\text{Previous}}(k-1) + \frac{1}{k} R_i^{\text{Real_time}}(k) \\ R_i^{\text{Previous}}(0) = 0 \end{cases} \quad (10)$$

3) 计算最终量测方差

通过设置一个遗忘因子 α 将实时方差与历次方差加权求和作为最终量测方差:

$$R_i^{\text{Final}}(k) = \alpha R_i^{\text{Real_time}}(k) + (1-\alpha) R_i^{\text{Previous}}(k) \quad (11)$$

根据最终量测方差, 结合公式(1)和公式(2), 得到多传感器 k 时刻的融合结果为:

$$X_{\text{Fusion}}(k) = \frac{\sum_{i=1}^N \hat{\omega}_i(k) Z_i(k)}{\sum_{i=1}^N \hat{\omega}_i(k)} \quad (12)$$

5 仿真实验及其分析

本节中, 在 Matlab7.0 仿真环境下, 通过跟踪一个做近似匀速直线运动的目标, 并且与 AWFA 和 PLS-SWFA 进行对比来验证 GSE-MWFA 的有效性。

假设目标沿 X 轴正方向作匀速直线运动, 起始点为 (9 m, 0 m), 速度为 11 m/s, 过程噪声是零均值的高斯白噪声, 且和量测噪声序列相互独立, 其方差为 0.1。仿真时间总共持续 100 s, 采样周期为 0.2 s。基于上述场景, 本文对 AWFA、PLS-SWFA 和 GSE-MWFA 分别进行了 200 次 Monte Carlo 仿真, 统计其均方根误差。仿真实验分为两组, 为不同量测噪声方差的双传感器数据融合和四传感器数据融合。

1) 双传感器数据融合

两组独立的传感器对目标位移进行量测, 第一组传感器的量测噪声方差分别为 3 和 4; 第二组传感器的量测噪声方差分别为 1 和 4。其仿真图如图 4 所示。

上述两组仿真实验显示: AWFA 和 PLS-SWFA 的均方根误差完全相同, 失去了环境的自适应能力。本文的 GSE-MWFA 相对于 PLS-SWFA 均方根误差降低了 0.4 左右。第二组仿真实验中, AWFA 和 PLS-SWFA 融合结果精度均低于传感器 1 的量测精度, 抗干扰能力较低, 未能达到多传感器数据融合的目的, 而本文的 GSE-MWFA 融合结果精度高于所有传感器的量测精度, 具有一定的抗干扰能力, 能够达到多传感器数据融合的目的。

2) 四传感器数据融合

两组独立的传感器对目标位移进行量测, 第一组传感器的量测噪声方差分别为 3、3、3 和 3; 第二组传感器的量测噪声方差分别为 1、3、7 和 13。其仿真图如图 5 所示。

上述两组仿真实验显示: 第一组仿真实验中, PLS-SWFA 甚至比 AWFA 的融合结果精度更差; 第二组仿真实验中, AWFA 和 PLS-SWFA 的融合结果精度均低于传感器 1 的量测精度。以上两组实验结果说明了多个传感器受到较大干扰时, AWFA 和 PLS-SWFA 失去了多传感器数据融合的意义。本文的 GSE-MWFA 能够得到较高的融合精度, 保持较好的稳定性和抗干扰能力。

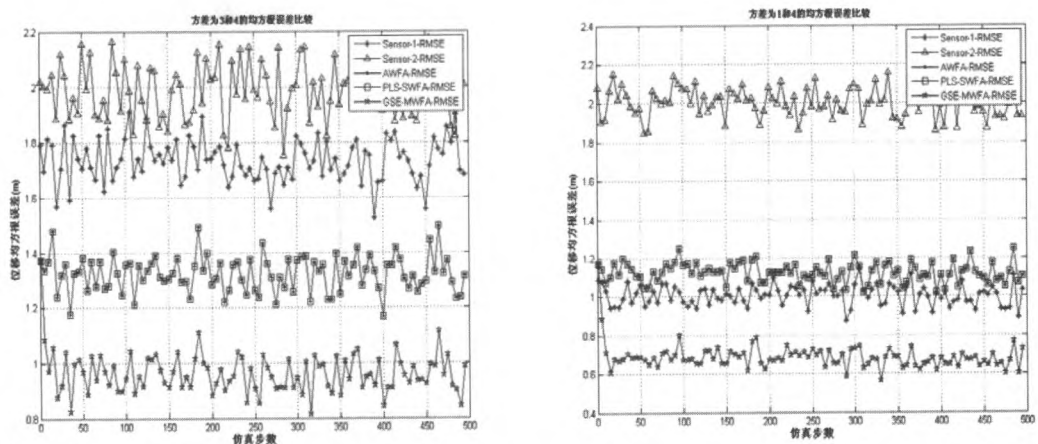


图 4 双传感器数据融合算法性能对比图 Fig.4 The two sensors data fusion capability comparison among the algorithms

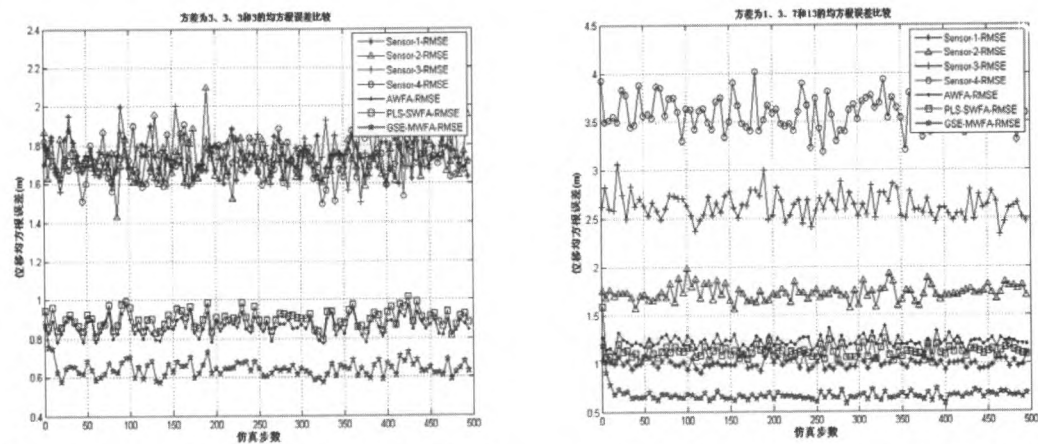


图 5 四传感器数据融合算法性能对比图 Fig.5 The four sensors data fusion capability comparison among the algorithms

6 总结

AWFA 和 PLS-SWFA 在某些情况下不能够达到多传感器数据融合的目的，并且稳定性和抗干扰能力较差。本文的 GSE-MWFA 能够克服 PLS-SWFA 存在的缺陷，与 AWFA 和 PLS-SWFA 相比较，提升了算法的稳定性和抗干扰能力。从仿真实验结果可知，在双传感器和四传感器数据融合中，GSE-MWFA 的位移均方根误差较 PLS-SWFA 分别降低了 32.47%和 33.98%，其融合精度得到了大幅提升。

参考文献:

[1] John M. Richardson, Kenneth A. March. Fusion of Multi-sensor Data[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 1988, 7(6): 78-96.
[2] 何友, 王国宏. 多传感器信息融合及应用[M]. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2007.
[3] 仲崇权, 张立勇, 杨素英, 等. 基于最小二乘原理的多传感器加权数据融合算法[J]. *仪器仪表学报*, 2003, 24(4): 427-430.
[4] 马知恩, 王绵森. 工科数学分析基础(下册)[M]. 北京: 高等教育出版社, 2004: 55-68
[5] Yi-Hung Liao, Jung-Chuan Chou. Weighted data fusion use for ruthenium

dioxide thin film pH array electrodes[J]. *IEEE SENSORS JOURNAL*, JULY 2009: 842-848
[6] Yu Zhang, Jinhe Ran. Dynamic Weighted Track Fusion Algorithm Based on Track Comparability Degree[J]. *Information Theory and Information Security (ICITIS)*, 2010: 710-713.
[7] Yong Wang, Zhide Liu, Jiabin Chen, Chunlei Song. A Data Fusion Algorithm Based on Weighted Least Square for Agile Projectile's Attitude Determination[C]//2009 *International Conference on Wireless Networks and Information Systems*.
[8] 韩博, 张鹏辉, 许辉, 等. 基于区域的二维经验模式分解的图像融合算法[J]. *红外技术*, 2013, 35(09): 546-550
[9] Yi-Hung Liao ,Jung-Chuan Chou. Weighted data fusion use for ruthenium dioxide thin film pH array electrodes[J]. *IEEE SENSORS JOURNAL*, 2009: 842-848
[10] 李雪莲, 孙尧, 莫宏伟. 基于最小二乘法的冗余信息数据融合算法实现[J]. *计算机工程与应用*, 2009, 45(15): 34-38.
[11] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problem. *Trans. ASME*[J]. *J. Basic Engrg.*, 1960, 82(2): 34-45
[12] Liyong Zhang, Dan Li, Li Zhang and ChongquanZhong. A Weighted Fusion Algorithm of Multi-sensor Based on Optimized Grouping[C]//*Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation*, 2006: 21 -23.