

多传感器自适应加权融合算法及其应用研究

李媛媛¹, 张立峰²

(¹安徽电子信息职业技术学院计算机科学系 蚌埠, 233060)

(²天津大学自动化学院 天津, 300072)

摘要: 多传感器数据融合可以获得比单一传感器更多、更准确的信息, 本文提出了一种多传感器自适应加权融合算法, 该算法无需传感器测量数据的任何先验知识, 利用传感器所提供的测量数据, 即可融合出总方差最小的数据融合值, 仿真和应用实例均表明该算法的有效性。

关键词: 多传感器; 数据融合; 自适应; 加权因子

Abstract: Multi-sensor data fusion can obtain much more and more exact information than single sensor. The adaptive weighted fusion algorithm of multi-sensor data is presented in this paper. Without any prior knowledge of measurement data of sensor, this algorithm can give the fusion value with least variance only using the measurement data of sensor. Simulation results and practical application showed the effectiveness of this algorithm.

Key words: Multi-sensor; Data fusion; Adaptive; Weighted factor

中图分类号: TP212

文献标识码: A

文章编号: 1001-9227(2008)02-0010-04

0 引言

数据融合是20世纪80年代形成并迅速发展的一门信息综合处理技术, 它充分利用多元数据的互补性来提高信息的质量。采用多传感器测量装置, 能减小被测对象的不确定性, 从而提高检测及监控的准确度和可靠性。

在以往的单传感器测量系统中, 由于传感器的方差是不能改变的, 所以减小估计后方差的唯一方法就是增加测量数据, 这将导致运算量加大及收敛速度降低, 因此, 使用尽量少的测量数据进行最小方差的估计成为估计算法研究的一个重要问题, 而将多传感器融合技术应用于估计算法为解决该问题提供了一种途径。

本文研究了多传感器数据自适应加权融合算法, 它无需传感器测量数据的任何先验知识, 即可融合出方差最小的数据融合值。估计后的方差小于单个传感器估计的方差和采用多传感器均值平均做估计的方差。

1 多传感器自适应加权融合算法

多传感器自适应加权融合算法模型如图1所示, 设有 n 个传感器对某一对象参数进行测量, 其测量值分别为 X_1 、 X_2 、 \dots 、 X_n , 然后进行加权融合, 该算法的总体思想是在保证总方差最小的条件下, 根据各传感器

的测量值, 通过自适应的方式寻找与之对应的最优加权因子, 使融合后的 \hat{X} 值最优。

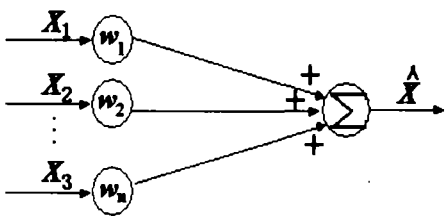


图1 多传感器自适应加权融合模型

1.1 最优加权因子及其方差

设 n 个传感器的方差分别为 σ_1^2 、 σ_2^2 、 \dots 、 σ_n^2 、待估计的真值为 X , 各传感器的测量值为 X_1 、 X_2 、 \dots 、 X_n , 它们彼此相互独立, 且为 X 的无偏估计; 各传感器的加权因子分别为 w_1 、 w_2 、 \dots 、 w_n , 将 X_1 、 X_2 、 \dots 、 X_n 进行加权融合, 则融合后的 \hat{X} 值满足以下关系:

$$\begin{cases} \hat{X} = \sum_{i=1}^n w_i X_i \\ \sum_{i=1}^n w_i = 1 \end{cases} \quad (1)$$

总方差 σ^2 为:

$$\begin{aligned} \sigma^2 &= E[(X - \hat{X})^2] \\ &= E[(\sum_{i=1}^n w_i X - \sum_{i=1}^n w_i X_i)^2] \end{aligned}$$

收稿日期: 2007-10-25

$$\begin{aligned}
&=E\left[\sum_{i=1}^n W_i(X-X_i)^2\right] \\
&=E\left[\sum_{i=1}^n W_i^2(X-X_i)^2+2\sum_{\substack{i=1,j=1 \\ i \neq j}}^n (X-X_i)(X-X_j)\right]
\end{aligned}$$

因为 X_1 、 X_2 、 \wedge 、 X_n 彼此相互独立,且为 X 的无偏估计,则有:

$$E(X-X_i)(X-X_j)=0$$

$$(i=1,2,\wedge,n;j=1,2,\wedge,n;i \neq j)$$

故 σ^2 可写为:

$$\begin{aligned}
\sigma^2 &= E\left[\sum_{i=1}^n W_i^2(X-X_i)^2\right] \\
&= \sum_{i=1}^n W_i^2 \sigma_i^2
\end{aligned} \quad (2)$$

式中, σ_i^2 为各传感器的方差。

由(2)式可见,总方差为加权因子的多元二次函数,存在最小值,且(3)式的解即为 σ^2 的最小值。

$$\begin{cases} \sigma_{\min}^2 = \min\left(\sum_{i=1}^n W_i^2 \sigma_i^2\right) \\ \sum_{i=1}^n W_i = 1 \end{cases} \quad (3)$$

根据多元函数求极值理论,可求得总方差最小时所对应的最优加权因子为:

$$W_i^* = \frac{1}{\left(\sigma_i^2 \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2}\right)} \quad (4)$$

$$(i=1,2,\wedge,n)$$

此时,对应的总方差的最小值为:

$$\sigma_{\min}^2 = \frac{1}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2}}$$

以上是根据各传感器在某一时刻的测量值而进行的估计,当估计真值 X 为常量时,则根据各传感器历史数据的均值 \bar{X} 来进行估计,设第 i 个传感器的测量值均值为:

$$\bar{X}_i(m) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m X_j \quad (i=1,2,\wedge,n)$$

其中, m 为历史数据的个数。

则估计值为:

$$\hat{X} = \sum_{i=1}^n W_i \bar{X}_i(m) \quad (5)$$

总方差为:

$$\begin{aligned}
\bar{\sigma}^2 &= E[(X-\hat{X})^2] = E\left[\sum_{i=1}^n W_i^2(X-\bar{X}_i(m))^2+2\sum_{\substack{i=1,j=1 \\ i \neq j}}^n (X-\bar{X}_i(m))(X-\bar{X}_j(m))\right]
\end{aligned} \quad (6)$$

因为 X_1 、 X_2 、 \wedge 、 X_n 为 X 的无偏估计,故 $\bar{X}_1(m)$ 、 $\bar{X}_2(m)$ 、 \wedge 、 $\bar{X}_n(m)$ 也为 X 的无偏估计,则(6)式可写成:

$$\begin{aligned}
\bar{\sigma}^2 &= E\left[\sum_{i=1}^n W_i^2(X-\bar{X}_i(m))^2\right] \\
&= \frac{1}{m} \sum_{i=1}^n W_i^2 \sigma_i^2
\end{aligned}$$

显然, $\bar{\sigma}^2$ 取最小值时所对应的最优加权因子 W_i^* 仍然满足(4)式,且 $\bar{\sigma}^2$ 的最小值为:

$$\bar{\sigma}_{\min}^2 = \frac{1}{m \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2}} = \frac{\sigma_{\min}^2}{m}$$

显然, $\bar{\sigma}_{\min}^2$ 小于 σ_{\min}^2 ,且 $\bar{\sigma}_{\min}^2$ 将随着 m 的增大进一步减小。

1.2 各传感器方差的求取

由(4)式可知,首先必须求取各传感器方差 σ_i^2 ($i=1,2,\wedge,n$),然后才能求得最优加权因子。 σ_i^2 为未知量,可以根据各传感器的测量值,依据相应的算法求得。

设两相互独立的传感器 i 、 j ,其测量值分别为 X_i 、 X_j ,对应的测量误差为 e_i 、 e_j ,待估计真值为 X ,则有:

$$X_i = X + e_i; \quad X_j = X + e_j$$

其中, e_i 、 e_j 为零均值平稳噪声。

传感器 i 的方差为:

$$\sigma_i^2 = E[e_i^2] \quad (7)$$

因为 X_i 、 X_j 互不相关,且均值为零,与 X 也不相关,故 X_i 、 X_j 的互协方差函数 R_{ij} 满足下式:

$$R_{ij} = E[X_i X_j] = E[X^2] \quad (8)$$

X_i 的自协方差函数 R_{ii} 满足:

$$R_{ii} = E[X_i^2] = E[X^2] + E[e_i^2] \quad (9)$$

由(7)、(8)、(9)式可得:

$$\sigma_i^2 = E[e_i^2] = R_{ii} - R_{ij} \quad (10)$$

其中, R_{ii} 、 R_{ij} 的值可由其时间域估计值得到。

若传感器测量次数为 k , R_{ii} 的时间域估计值为 $R_{ii}(k)$, R_{ij} 的时间域估计值为 $R_{ij}(k)$,则有:

$$\begin{aligned}
R_{ii}(k) &= \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k X_i(m) X_i(m) \\
&= \frac{1}{k} \left[\sum_{m=1}^{k-1} X_i(m) X_i(m) + X_i(k) X_i(k) \right] \\
&= \frac{k-1}{k} R_{ii}(k-1) + \frac{1}{k} X_i(k) X_i(k)
\end{aligned} \quad (11)$$

同理可得:

$$R_{ij}(k) = \frac{k-1}{k} R_{ij}(k-1) + \frac{1}{k} X_i(k) X_j(k) \quad (12)$$

若用传感器 $i(i \neq j; i = 1, 2, \dots, n)$ 与传感器 $j(j \neq i; j = 1, 2, \dots, n)$ 作相关运算, 可得 $R_{ij}(k)$ 的值, 于是利用 $R_{ij}(k)$ 的均值 $\bar{R}_{ij}(k)$ 作为 R_{ij} 的估计值, 即:

$$R_{ij} = \bar{R}_{ij}(k) = \frac{1}{n-1} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n R_{ij}(k) \tag{13}$$

这样, 利用各传感器的测量值求得了 R_{ii} 和 R_{ij} 的时间域估计值, 从而可估计出各传感器的方差 σ_i^2 。

2 算法运算流程及应用研究

2.1 算法运算流程

根据以上分析, 算法的运算流程如下:

- (1) 用式 (11) 和式 (12) 递推地算出采样时刻 k 的 $R_{ii}(k)$ 和 $R_{ij}(k)$;
- (2) 根据式 (13) 求出采样时刻 k 的 $\bar{R}_{ij}(k)$;
- (3) 根据式 (10) 求得采样时刻 k 的 σ_i^2 ;
- (4) 根据式 (5) 求取各传感器多次测量值的均值;
- (5) 根据式 (4) 求出此时各传感器的最优加权因子 w_i^* ;
- (6) 根据式 (1) 求得此时的估计值。

2.2 算法的仿真实验

选定10组传感器进行仿真实验, 用10组互不相关的零均值白噪声来模拟各传感器的测量误差, 所取的白噪声的方差分别为0.005、0.007、0.01、0.02、0.03、0.025、0.01、0.03、0.01、0.02, 仿真中取估计真值为 $X=0.1$, 将 X 与白噪声数据相加, 即可模拟10组传感器的测量数据。利用这些数据在计算机上进行仿真实验, 并给出了实验曲线。

仿真中选取200个采样时刻, 图2为估计值的输出曲线, 从图中可以看出, 该算法很快地收敛于估计真值 X ; 图3为估计后的总方差曲线图 (放大1000倍), 可以看出总方差比各传感器的方差都小。

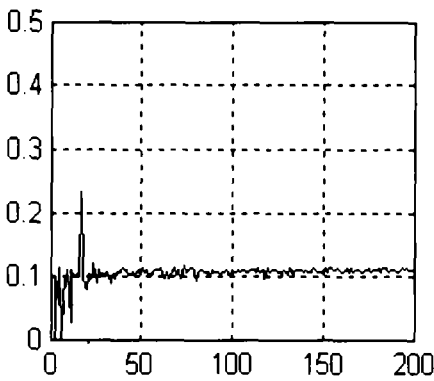


图2 估计值的输出曲线

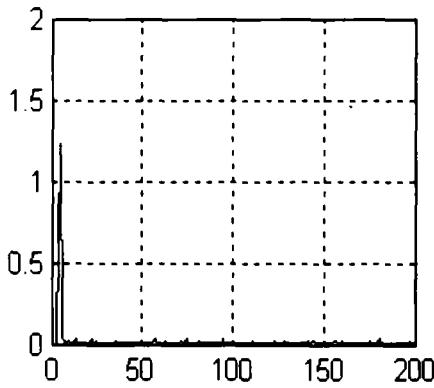


图3 总方差曲线

图4和图5分别给出了方差为0.005的传感器和方差为0.03的传感器所对应的最优加权因子曲线图。对比图4和图5可知, 方差小的传感器对应的加权因子大, 方差大的传感器对应的加权因子小, 达到了我们的设计目的。

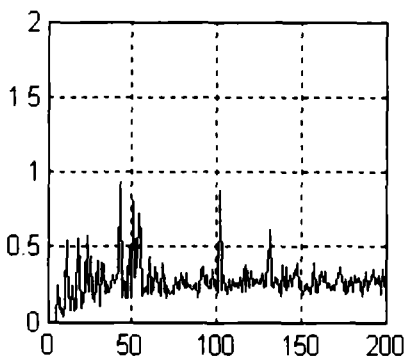


图4 方差为0.005的传感器对应的最优加权因子

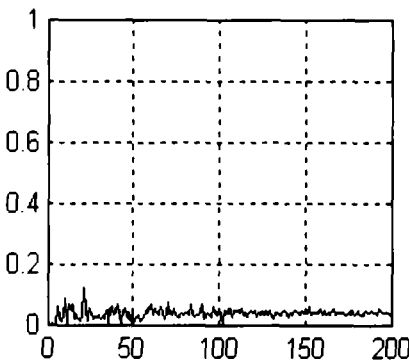


图5 方差为0.03的传感器对应的最优加权因子

2.3 压力传感器应用实例

选用3个压阻式压力传感器进行实验, 实验示意图如图6所示, 首先用标准压力表测出压力值作为标准值用于与融合值进行对比。各压力传感器的输出经数据采集电路, 再使用上述数据融合算法得到压力值的融合值。

由标准压力表测得的压力 P 为1kPa, 数据采集电路对每个压力传感器进行200次采集, 然后将采集值进行融合, 所得融合值曲线图如图7所示, 总方差曲线图 (放大100倍) 如图8所示。

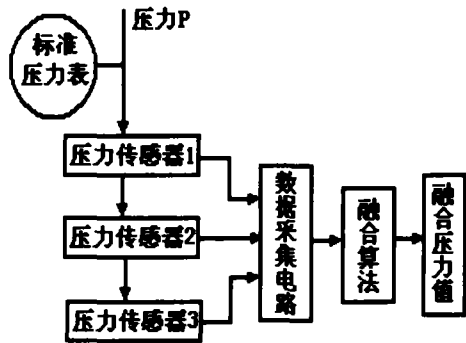


图6 实验示意图

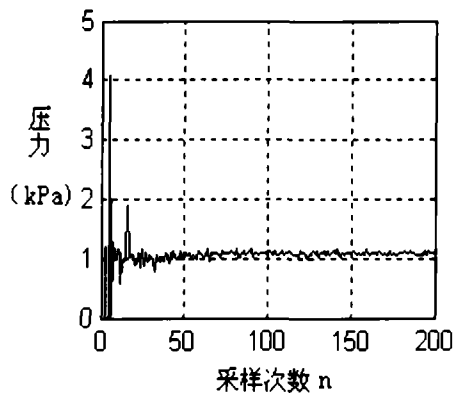


图7 压力融合值曲线图

由图7可见，压力融合值很快地逼近标准值。

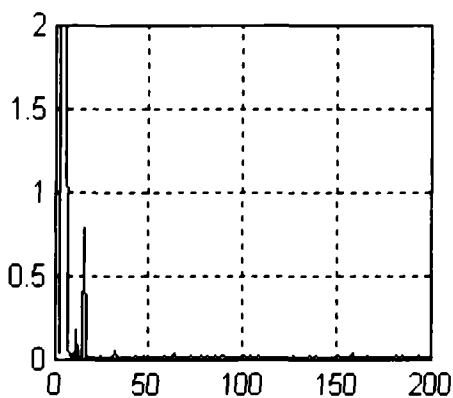


图8 总方差曲线图

利用从各传感器采集到的数据,计算得各传感器方差分别为0.5、0.2、0.4。而融合后总方差最大值为0.02,比各传感器方差小多了,说明融合值提高了传感器数据的准确性,得到了较好的结果。

3 结 论

本文提出的多传感器自适应加权融合算法,无需传感器测量数据的任何先验知识,利用传感器所提供的测量数据,即可融合出方差最小的数据融合值,从而提高测量数据的准确性,可广泛应用于各种高精度测量领域,仿真实验和应用实例均表明该算法的有效性。

参考文献

- 1 翟翌立等. 基于总均方误差最小条件下的多传感器最优数据融合算法[J]. 吉林工学院学报, 7(17):82-84
- 2 车录锋, 周晓军, 程耀东. 考虑传感器失效的多传感器加权数据融合算法[J]. 工程设计, 1999, (1):38-40
- 3 胡学俊, 罗中良. 基于统计理论的多传感器信息融合方法[J]. 传感器技术, 2002, 21(8):38-39, 41
- 4 Luo Ren C et al. Dynamic Multisensor Data Fusion System for Intelligent Robots[J]. IEEE Journal of Robotics and Automation, 1988, 4(4):386-396
- 5 何 友, 王国宏, 彭应宁等. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2000
- 6 朱允民. 多传感器分布式统计判决[M]. 北京: 科学出版社, 2000
- 7 王耀南. 计算智能数据处理技术及其应用[M]. 长沙: 湖南大学出版社, 1999, 18-21

(上接第9页)

基于TMS320LF2407 DSP的高性能电液伺服控制器,采用自适应模糊PID控制策略,充分利用DSP对信号的高速处理能力,实现了系统的实时控制,使得系统具有良好的动态品质和稳态性能,系统的鲁棒性较好。

参考文献

- 1 SMC(中国)有限公司. 现代实用启动技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 1998
- 2 王 亮, 王永利. 基于DSP的电液伺服机构控制[J]. 液压与气动, 2007, (3): 41-42

- 3 蔡廷文. 液压系统现代建模方法[M]. 北京: 中国标准出版社, 2002, 12
- 4 易建钢, 刘光临, 陈奎生, 林 蹊. 基于数字一体化的液压伺服系统软件设计与研究[J]. 机床与液压, 2006, (3):158-159
- 5 陶永华, 尹怡欣, 葛芦生. 新型PID控制及其应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 1998.9
- 6 余 兵, 彭佑多, 刘繁茂. 模糊控制及其在液压伺服系统中的应用[J]. 液压与气动, 2006, (10): 56-64
- 7 徐本洲, 聂伯勋, 王大明, 周起华. Fuzzy PID控制器在压铸机中的应用[J]. 液压与气动, 2006, (1): 39-4