

文章编号:1007-1180(2010)05-0032-04

基于数据融合估计理论的 Kalman 滤波

王楠¹, 李文成^{2,3}, 李岩²

(1. 92941 部队 96 分队, 辽宁 葫芦岛 125001;

2. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

3. 91245 部队 43 分队, 辽宁 葫芦岛 125001)

摘要: 本文在经典 Kalman 滤波算法的基础上针对多传感器数据处理的特点, 根据不同的数据融合结构方案给出了多传感器数据融合系统的 Kalman 滤波算法。根据多传感器数据融合估计知识, 建立了基于 Kalman 滤波的数据融合模型; 给出了融合结构的数据融合滤波算法: 集中式 Kalman 滤波算法; 进行了算法仿真演示实验。实验结果表明, 通过多传感器融合能够提高系统的估计精度。

关键词: 数据融合; 估计理论; Kalman 滤波

中图分类号: TP391

文献标识码: A

DOI: 10.3788/OMEI 20102705.0032

Kalman Filtering Based on Data Fusion Theory

WANG Nan, LI Wen-cheng, LI Yang

(1. Army 92941 Brigade 96, Huludao 125001, China;

2. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

3. Army 91245 Brigade 43, Huludao 125001, China)

Abstract: Theories of data estimation fusion were introduced in detail in this paper. Diverse data fusion structures in the multi-sensor systems were summarized. The Kalman filter-based model was constructed for the data fusion estimation, and the Kalman filter algorithms for different data fusion structures, including centralized, sequential, parallel, joint and so on, were enumerated and simulated. The simulation results showed that the estimation accuracy could be considerably improved by the multi-sensor data fusion.

Keywords: data fusion; estimation theory; Kalman filtering

1 引言

虽然数据融合估计理论是处理静态信息的融合估计问题,而 Kalman 滤波是处理过程信息的滤波估计,但对于离散时间过程信息,我们仍然能从静态的角度进行分析处理。Kalman 滤波理论经过几十年的发展和应用,已经有了许多改进,但仍然是以经典 Kalman 滤波为基础。因此,本文将在经典 Kalman 滤波算法的基础上针对多传感器数据处理的特点,根据不同的数据融合结构方案给出多传感器数据融合系统的 Kalman 滤波算法。

2 基于融合估计理论的经典 Kalman 滤波描述

1960 年由 C Kalman 首次提出了 Kalman 滤波^[1], Kalman 滤波是一种线性最小方差估计。Kalman 滤波理论一经提出立即受到了工程应用的重视,阿波罗登月飞行和 C-5A 飞机导航系统的设计是早期应用中的最成功者。目前, Kalman 滤波理论作为一种最重要的最优估计理论被广泛应用于各种领域^[2],如组合导航系统的设计是其中成功应用的一个最主要方面。本节针对线性离散时间系统,利用数据融合估计理论研究经典 Kalman 滤波算法。

卡尔曼滤波的信号模型是由状态方程和测量得到的。离散系统的状态方程定义为:

$$X(k)=A(k)X(k-1)+B(k)w(k) \quad (1)$$

式中 $X(k)$ 表示一组状态变量的多维状态向量, $w(k)$ 是激励信号, $A(k)$, $B(k)$ 都是由系统的结构确定的矩阵。

离散系统的量测方程如下式:

$$Y(k)=C(k)X(k)+v(k) \quad (2)$$

式中, $C(k)$ 是观测矢量, $v(k)$ 是测量噪声序列, $w(k)$ 与 $v(k)$ 是互不相关零均值高斯白噪声,即满足

$$E[w(k)]=0, \text{cov}[w(k),w(j)]=Q(k)\delta_{kj} \quad (3)$$

$$E[v(k)]=0, \text{cov}[v(k),v(j)]=R(k)\delta_{kj} \quad (4)$$

$$\text{cov}[w(k),v(j)]=0 \quad (5)$$

式中, $Q(k)$ 为系统噪声方差阵 (非负定), $R(k)$ 为测量

噪声方差阵 (正定阵)。 δ_{ij} 为狄利克莱函数。若滤波初值 $X(0)$ 是具有高斯分布的随机变量,其均值和协方差阵已知,即:

$$E[X(0)]=u_0, \text{var}[X(0)]=E[(X(0)-u_0)(X(0)-u_0)^T]=p(0) \quad (6)$$

$$\text{cov}[X(0),w(k)]=E[X(0)w(k)^T]=0$$

$$\text{cov}[X(0),v(k)]=E[X(0)v(k)^T]=0 \quad (7)$$

卡尔曼滤波的目的就是在上述条件下,通过 m 维线性量测系统式(2),从第一时刻到第 k 时刻,作 k 次观测 $Y(1), Y(2), Y(3), \dots, Y(n)$, 根据这 k 个观测数据,对第 j 时刻的状态 $X(j)$ 进行估计,记为 $X(j/k)$ 。

设已知 $X(k-1)$ 和 $p(k-1)$, 则可得状态的一步预测 Kalman 滤波器算法为:

$$X(k)=X(k/k-1)+H(k)[Y(k)-C(k)X(k/k-1)] \quad (8)$$

$$X(k/k-1)=A(k)X(k-1) \quad (9)$$

$$H(k)=p(k/k-1)C(k)^T[C(k)p(k/k-1)C(k)^T+R(k)]^{-1} \quad (10)$$

$$p(k/k-1)=A(k)p(k-1)A(k)^T+B(k)Q(k)B(k)^T \quad (11)$$

$$p(k)=[I-H(k)]C(k)p(k-1) \quad (12)$$

其数据流程图如图 1 所示。

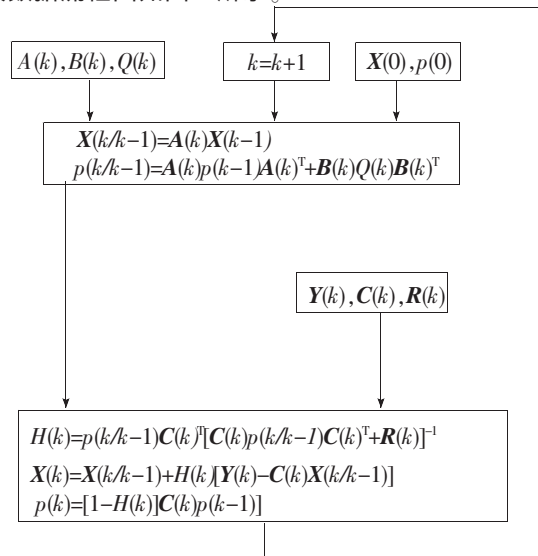


图1 经典Kalman滤波算法的计算流程

3 多传感器集中式 Kalman 滤波

多传感器系统中,集中式滤波是将所有传感器的测量数据进行一次融合计算完成。我们先给出数据最优融合估计定理,然后根据最优融合估计定理

给出集中式 Kalman 滤波算法。设关于被估计量 X 的各个测量信息均可表示为^[3]:

$$Y_i = C_i X + v_i \quad (13)$$

式中, C_i 是第 i 个测量信息映射矩阵; v_i 是第 i 个测量信息噪声, $E[v_i] = 0$, $E[v_i v_i^T] = R_i$, 且 Y_1, Y_2, \dots, Y_n 之间相互独立。

当 $\sum_{i=1}^n (C_i^T R_i^{-1} C_i)$ 为非奇异时, X 的最优线性融合估计 (线性最小方差估计) 可以表示为^[4]

$$\tilde{X} = R \sum_{i=1}^n H_i^T R_i^{-1} Y_i \quad (14)$$

假设共有 n 个传感器对系统状态进行测量, 并且满足最优融合估计定理条件。则定义广义测量矢量为:

$$Y(k) = [Y_1(k) Y_2(k) \cdots Y_n(k)] \quad (15)$$

则广义测量方程为:

$$Y(k) = C(k)X(k) + v(k) \quad (16)$$

式中

$$C(k) = [C_1(k) C_2(k) \cdots C_n(k)]^T \quad (17)$$

$$v(k) = [v_1(k) v_2(k) \cdots v_n(k)]^T \quad (18)$$

根据经典 Kalman 滤波算法及最优融合估计定理, 可以得出多传感器集中式 Kalman 滤波算法为

$$X(k) = X(k/k-1) + \sum_{i=1}^n H_i(k) [Y_i(k) - C_i(k)X(k/k-1)] \quad (19)$$

$$p(k) = [p(k/k-1)^{-1} + \sum_{i=1}^n [C_i(k)^T R_i^{-1}(k) C_i(k)]^{-1}]^{-1} \quad (20)$$

算法流程图如图 2:

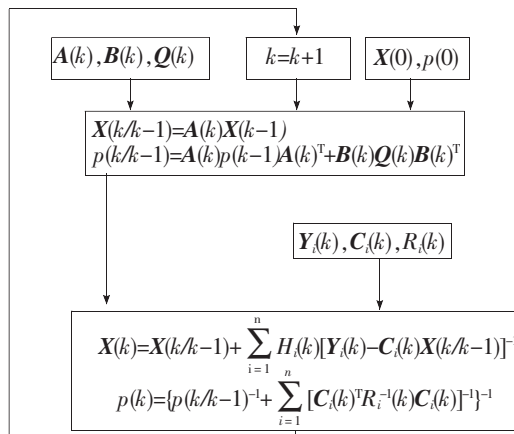


图2 集中式 Kalman 滤波算法的计算流程图

4 算法仿真演示

考虑一个多传感器数据融合的例子, 运用以上算法进行实验仿真。在该系统中, 其状态方程为:

$$X(k) = 1.006X(k-1) + w(k) \quad (21)$$

其中 $E[w(k)] = 0$, $\text{cov}[w(k), w(j)] = Q(k)\delta_{kj}$, $Q(k) = 0.1$ 。测量信息可以通过传感器 A 和传感器 B 获得, 传感器 A 的测量方程为:

$$Y_A(k) = 2X(k) + V_A(k)$$

其中:

$$E[V_A(k)] = 0, \text{cov}[v_A(k), v_A(j)] = R_A(k)\delta_{kj}, \text{cov}[w_A(k), v_A(j)] = 0, R_A(k) = 0.5。$$

传感器 B 的测量方程为:

$$Y_B(k) = X(k) + v_B(k)$$

其中:

$$E[V_B(k)] = 0, \text{cov}[v_B(k), v_B(j)] = R_B(k)\delta_{kj}, \text{cov}[w_B(k), v_B(j)] = 0, R_B(k) = 0.5$$

现基于传感器 A 和传感器 B 的测量数据, 分别用以下 3 种方法进行数据估计: 基于单传感器 A 测量数据的估计, 基于单传感器 B 测量数据的估计以及融合传感器 A 与传感器 B 测量数据的估计。其中融合方式为集中式, 取 $X(0) = 20.285$, $p(0) = 0.5$; 对数据的计算机仿真结果如图 3, 4, 5, 6 所示。并且得到: 基于单传感器 A 测量数据的估计均方误差为 $p_A = 0.0816$, 基于单传感器 B 测量数据的估计均方误差为 $p_B = 0.2741$, 传感器 A 与传感器 B 融合数据估计均方误差为 $p_{A+B} = 0.0816$ 。

从实验结果可以看出: 传感器 A 与传感器 B 融

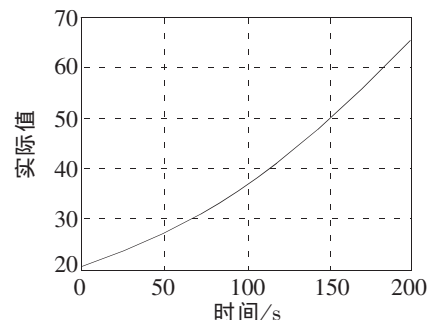


图3 实际值曲线

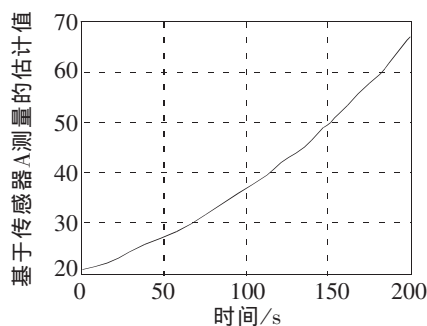


图4 单传感器A测量的估计值

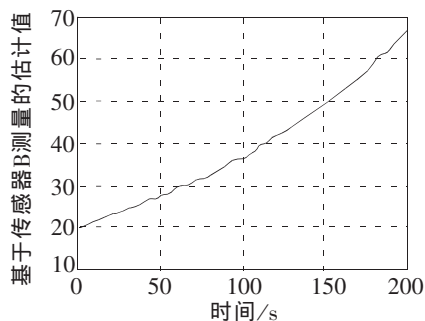


图5 单传感器B测量的估计值

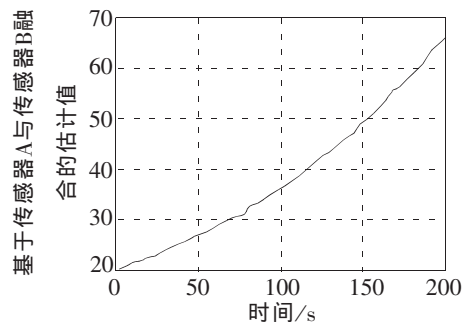


图6 传感器A与传感器B数据融合的估计值

合数据估计的效果最好,其估计误差波动最小,与真实值情况最符合,其均方误差是3种方式中最小的。

5 结论

本文根据多传感器数据融合估计知识,建立了基于 Kalman 滤波的数据融合模型;给出了融合结构的数据融合滤波算法:集中式 Kalman 滤波算法;并进行了算法仿真演示实验。实验结果表明,通过多传感器融合能够提高系统的估计精度。

参考文献

- [1] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems [J]. *Journal of Basic Eng (ASME)*, 1960, 82D:35-46.
- [2] 王楠,李文成,李岩.基于卡尔曼滤波的图像复原[J].*光机电信息*, 2010, 27(2): 28-31.
- [3] Kerr T. Comments on "Federated square root filter for decentralized parallel process"[J]. *IEEE Trans.on AES*, 1991, 27(6) :1326-1329.
- [4] 王志胜.信息融合估计理论及其在航天器中的应用研究[D]. 西安:西北工业大学博士学位论文,2002.

作者简介:王楠(1980-),男,汉族,辽宁葫芦岛人,学士,助理工程师,2004年于辽宁大学获得学士学位,主要从事实时数据处理等方面的研究。E-mail: 36606458@qq.com