

多传感器状态融合估计在雷达跟踪中的应用

李雄杰

(浙江工商职业技术学院 机电工程系, 浙江 宁波 315012)

摘要: 采用 Carlson 最优数据融合准则, 将基于 Kalman 滤波的多传感器状态融合估计方法应用到雷达跟踪系统。仿真实验表明, 多传感器 Kalman 滤波状态融合估计误差小于单传感器 Kalman 滤波得出的状态估计误差, 验证了方法对雷达跟踪的有效性。

关键词: 雷达跟踪; 状态估计; 信息融合; 多传感器; 卡尔曼滤波

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2010)19-0095-03

Application of multi-sensor state fusion estimation on radar tracking

LI Xiong Jie

(Department of Mechanical & Electrical Engineering, Zhejiang Business Technology Institute, Ningbo 315012, China)

Abstract: Using Carlson optimal data fusion criterion, the multi-sensor state fusion estimation based on Kalman filtering is applied on radar tracking. The simulation shows that the error based on multi-sensor is less than the one based on single sensor. This method is effective for radar tracking.

Key words: radar tracking; state estimation; information fusion; multi-sensor; Kalman filtering

随着科学技术的发展,特别是微电子技术、集成电路技术、计算机技术、信号处理技术及传感器技术的发展,多传感器信息融合已经发展成为一个新的研究领域,并在军用领域和民用领域均得到了广泛应用。

多传感器信息融合的基本原理如同人脑综合处理信息的过程,即充分利用多个传感器资源,通过对各种传感器及其观测信息的合理支配与使用,将各种传感器在空间和时间上的互补与冗余信息依据某种优化准则组合起来,从而得出更为准确、可靠的结论。

现代战争的多样性和复杂性提出了对信息处理更高的要求,信息融合可对多传感器提供的多种观测信息进行优化综合处理,从而获取目标状态、识别目标属性、分析目标意图与行为,为电子对抗、精确制导等提供作战信息。本文将基于 Kalman 滤波的多传感器状态融合估计方法应用到雷达跟踪系统。仿真实验表明,三个传感器融合所获得的估计值都更加贴近于目标信号,因而提高了对雷达系统的跟踪精度。

1 卡尔曼滤波器

多传感信息融合的主要任务之一就是利用多传感器信息进行目标的状态估计。目前,进行状态估计的方

法很多, Kalman 滤波器是一种常用方法。Kalman 滤波器在机动目标跟踪中具有良好的性能,它是最佳估计并能够进行递推计算,即它只需要当前的一个测量值和前一个采样周期的预测值就能进行状态估计。

考虑一个离散时间的动态系统,它有如下形式:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (1)$$

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{C}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k) \quad (2)$$

其中, $\mathbf{x}(k) \in R^{n \times 1}$ 表示系统在离散时间 k 的状态向量, $\mathbf{A}(k) \in R^{n \times n}$ 是状态转移矩阵, $\mathbf{z}(k) \in R^{q \times 1} (q \leq n)$ 表示传感器的观测向量, $\mathbf{C}(k) \in R^{q \times n}$ 是观测矩阵。 $\mathbf{w}(k) \in R^{n \times 1}$ 和 $\mathbf{v}(k) \in R^{q \times 1}$ 分别是系统噪声和观测噪声序列,一般假设是高斯白噪声,其协方差分别为 $\mathbf{Q}(k)$ 和 $\mathbf{R}(k)$ 。

针对动态系统(1)和(2), Kalman 递推滤波算法^[1]如下:

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{x}}(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1)[\mathbf{z}(k+1) - \mathbf{C}(k+1)\hat{\mathbf{x}}(k+1|k)] \quad (3)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k) = \mathbf{A}(k+1)\hat{\mathbf{x}}(k|k) \quad (4)$$

$$\mathbf{K}(k+1) = \mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{C}^T(k+1)[\mathbf{C}(k+1)\mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{C}^T(k+1) + \mathbf{R}(k+1)]^{-1} \quad (5)$$

$$P(k+1|k+1)=P(k+1|k)-K(k+1)C(k+1)P(k+1|k) \quad (6)$$

$$P(k+1|k)=A(k+1)P(k|k)A^T(k+1)+Q(k+1) \quad (7)$$

2 多传感状态融合估计算法

单采样率多传感器状态融合估计的研究方法主要有基于概率论的方法、基于 Kalman 滤波的方法、基于推理网络的方法、基于模糊理论的方法、基于神经网络的方法,以及基于小波、熵、类论、随机集、生物学灵感、Choquet 积分的方法等等^[2]。基于 Kalman 滤波的方法由于具有操作简单、计算量小、实时性强等优点,得到最为广泛的研究。

下面重点介绍基于 Kalman 滤波的分布式数据融合状态估计算法。设多传感器系统有如下形式^[3]:

$$x(k+1)=A(k)x(k)+w(k) \quad (8)$$

$$z(i,k)=C(i,k)x(k)+v(i,k), i=1,2,\dots,N \quad (9)$$

其中, $x(k) \in R^{n \times 1}$ 表示系统状态向量, $A(k) \in R^{n \times n}$ 是转移矩阵, $z(i,k) \in R^{q_i \times 1}$ ($q_i \leq n$) 表示第 i 个传感器的观测向量, $C(i,k) \in R^{q_i \times n}$ 是观测矩阵。 $w(k) \in R^{n \times 1}$ 和 $v(i,k) \in R^{q_i \times 1}$ 分别是系统噪声和观测噪声序列。

状态向量初始值 $x(0)$ 为一随机向量, 并且有:

$$E\{x(0)\}=x_0 \quad (10)$$

$$E\{[x(0)-x_0][x(0)-x_0]^T\}=P_0 \quad (11)$$

假设 $x(0)$ 、 $w(k)$ 和 $v(i,k)$ 之间是统计独立的, $i=1,2,\dots,N$ 表示传感器。数据融合的目的是通过合理利用这些传感器的观测信息, 获得状态的最优估计值。

Carlson 在 1990 年提出了一种最优数据融合准则^[4]。设 $\hat{x}_i(k|k)$ 和 $P_i(k|k)$ 分别表示状态基于传感器 i 观测信息的 Kalman 滤波估计值和相应的估计误差协方差阵, 对于 $i=1,2,\dots,N$, 假设 $\hat{x}_i(k|k)$ 互不相关, 则最优联邦滤波器最优数据融合准则由下式给出:

$$\hat{x}(k|k)=\sum_{i=1}^N \alpha_{i,k} \hat{x}_i(k|k) \quad (12)$$

其中,

$$\alpha_{i,k}=(\sum_{j=1}^N P_j^{-1}(k|k))^{-1} P_i^{-1}(k|k) \quad (13)$$

相应的估计误差协方差矩阵为

$$P(k|k)=(\sum_{i=1}^N P_i^{-1}(k|k))^{-1} \quad (14)$$

可以证明:

$$P(k|k) \leq P_i(k|k) \quad (i=1,2,\dots,N) \quad (15)$$

其中 $P(k|k)$ 表示 $\hat{x}(k|k)$ 的估计误差协方差。

基于第 i 个传感器信息的 Kalman 滤波估计器如图 1 所示。 Carlson 联邦融合估计算法流程图如图 2 所示。

3 雷达跟踪系统仿真

考虑具有 3 个传感器的雷达跟踪常加速度模型^[5], 其离散状态方程为:

《微型机与应用》2010 年第 29 卷第 19 期

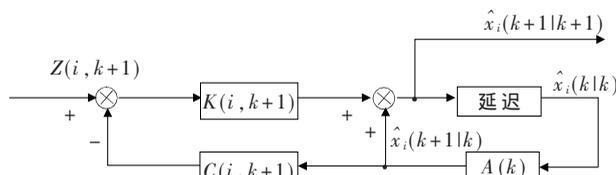


图 1 Kalman 滤波方框图

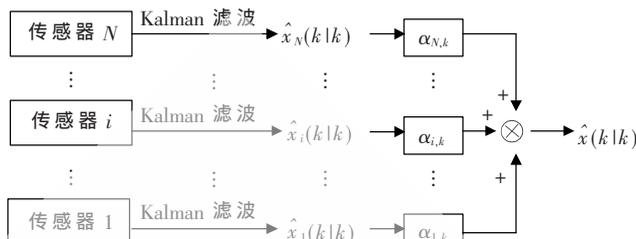


图 2 联邦融合估计算法流程图

$$x(t+1)=\begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x(t) \quad (16)$$

$$z(i,t)=C(i,t)x(t)+v(i,t), i=1,2,3 \quad (17)$$

式中 T 表示采样间隔。状态向量 $x(t)=[s(t) \quad \dot{s}(t) \quad \ddot{s}(t)]^T$,

其中 $s(t)$ 、 $\dot{s}(t)$ 和 $\ddot{s}(t)$ 分别表示目标在 tT 时刻的位移、速度和加速度。 $z(i,t)$ ($i=1,2,3$) 表示 3 个传感器的观测, 它们分别观测位移、速度和加速度。即: $C(1)=[1 \ 0 \ 0]$, $C(2)=[0 \ 1 \ 0]$, $C(3)=[0 \ 0 \ 1]$ 。 $v(i,t)$ 和 $w(t)$ 分别是观测误差和系统误差, 都假设为零均值的高斯白噪声, 方差分别为 $R(i)$ 和 Q 。本节的目的是融合 3 个传感器的观测信息, 以获得对目标 $x(t)$ 的最佳估计。这里 $T=0.01 \text{ s}$, $Q=0.1$, $R(3)=20$, $R(2)=15$, $R(1)=8$ 。初始值为 $x(0)=[0 \ 15 \ 10]$ 和 $P_0=0.1 \cdot I_3$ 。

设传感器的采样点数为 600, 则 10 次 Monte Carlo 仿真的统计结果如表 1 所示。表 1 给出了估计误差绝对值均值比较, 3 个传感器融合的综合估计误差是最小的。

表 1 估计误差绝对值均值比较

	传感器 1	传感器 2	传感器 3	3 个传感器融合
对 $s(t)$ 的估计误差	6.907 6	1.503 2	3.489 5	1.260 1
对 $\dot{s}(t)$ 的估计误差	1.805 6	0.295 5	1.347 5	0.627 3
对 $\ddot{s}(t)$ 的估计误差	0.224 6	0.848 3	0.306 4	0.381 4
估计综合误差	2.979 3	0.882 3	1.714 4	0.756 3

第 1 个传感器、第 2 个传感器、第 3 个传感器及 3 个传感器融合的状态估计曲线分别如图 3、图 4、图 5、图 6 所示。图中横轴为仿真步数, 每步时间为 0.01 s。若仔细观察这些状态估计曲线, 则单传感器状态估计曲线均有不足, 如图 3 对速度跟踪不是很好, 图 4 对加速度跟踪不是很好, 图 5 对速度跟踪也不是很好, 只有图 6 对位移、速度及加速度跟踪均较好。由此可见, 与单传感器 Kalman 滤波的结果相比, 3 个传感器融合所获得的估

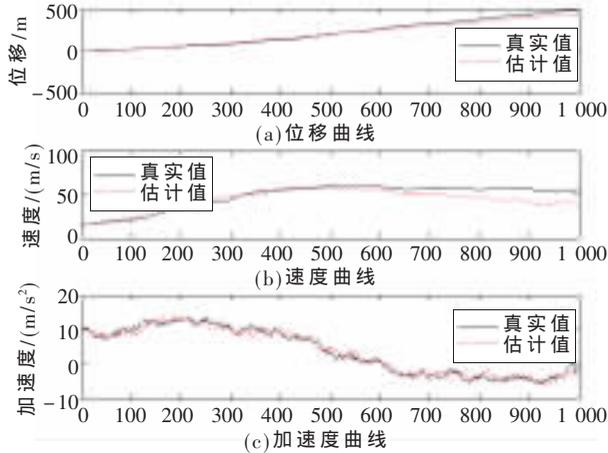


图3 第1个传感器的状态估计曲线

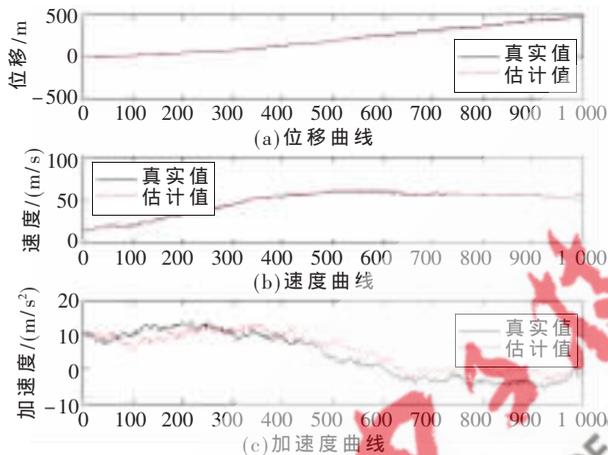


图4 第2个传感器的状态估计曲线

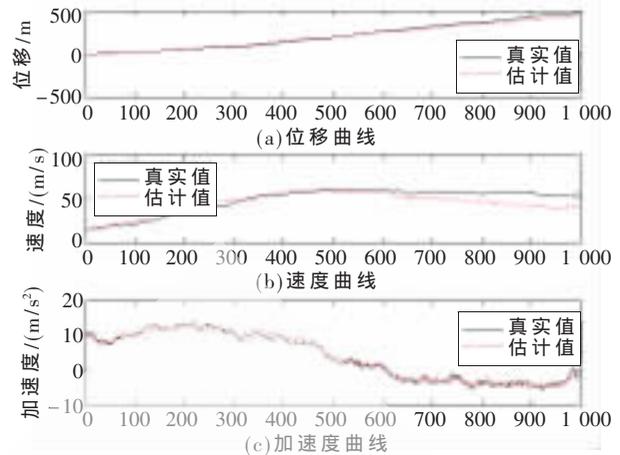


图5 第3个传感器的状态估计曲线

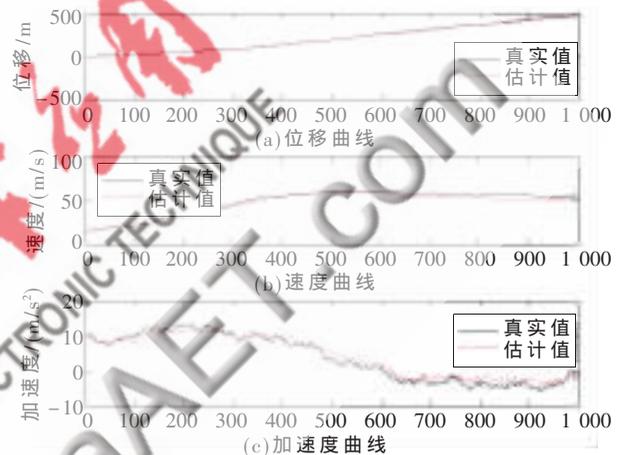


图6 融合3个传感器的状态估计曲线

计值都更加贴近于目标信号,从而证明了本文算法的有效性。

信息融合技术具有提高系统的可靠性和稳定性等优点,状态融合估计是其中研究热点之一。本文将基于Kalman滤波的多传感器状态融合估计方法应用到雷达跟踪系统,仿真实验表明,融合3个传感器的信息所获得的状态估计误差小于利用任何单传感器进行Kalman滤波得出的状态估计误差,因而本方法对雷达系统的跟踪是有很有效的。本方法可推广用于组合导航、信号处理、图像处理、故障检测与容错等应用领域。

参考文献

- [1] 陈新海.最佳估计理论[M].北京:北京航空学院出版社,1987.
- [2] 潘泉,于昕,程咏梅,等.信息融合理论的基本方法与进

展[J].自动化学报,2003,29(4):599-615.

- [3] YAN L P, LIU B S, ZHOU D H. The modeling and estimation of asynchronous multirate multisensor dynamic systems, Aerospace Science and Technology, 2006,10(1):63-71.
- [4] CARLSON N A. Federated square root filter for decentralized parallel processors [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1990,26(3):517-525.
- [5] SUN S L. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filters with applications[J]. Aerospace Science and Technology, 2004,8(1):57-62.

(收稿日期:2010-05-10)

作者简介:

李雄杰,男,1956年生,教授,主要研究方向:信息融合,故障诊断。