

多传感器分布式推广卡尔曼滤波算法及其 在雷达红外目标跟踪中的应用¹

崔宁周 谢维信* 余雄南*

(西北工业大学航海工程学院 西安 710072)

*(西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071)

摘 要 本文提出了一种用于非线性系统的多传感器分布式推广卡尔曼滤波算法, 该算法中系统的动态方程和传感器的观测方程分别围绕全局估计和全局预测线性化, 融合中心基于所有传感器观测的全局估计由各传感器基于自身观测的局部估计来重构。算法分析说明, 全局估计的精度高、误差小。最后介绍了文中算法在雷达和红外两种传感器跟踪机动目标中的应用, 仿真结果验证了该算法的有效性。

关键词 推广卡尔曼滤波 (EKF), 目标跟踪, 分布估计, 数据融合

中图分类号 TP391

1 引 言

多传感器数据融合是一项新技术, 在智能机器人、遥感、雷达和导航等领域, 特别是在军事指挥、控制、命令和情报 (C³I) 系统中正在得到广泛应用^[1]。数据融合是多传感器多目标 (MSMT) 跟踪中的关键技术。在目标跟踪中, 即使不太复杂的系统, 一般都是非线性系统, 因而必须进行非线性滤波。一般认为, Liu 的分布式推广卡尔曼滤波 (EKF) 算法^[2]是目前实用的非线性分布算法^[3]。

本文在系统的动态方程和传感器的观测方程皆为非线性的情况下, 对分布式 EKF 算法进行了深入分析, 提出了一种新的分布式 EKF 算法。下面先给出新算法, 然后分析其误差特性, 最后我们将这种算法用于由雷达和红外两种传感器组成的跟踪系统, 并通过与交互式多模型概率数据关联滤波 (IMMPDAF)^[4-8]方法的组合来跟踪杂波中的机动目标, 实验结果将验证它的有效性。

2 新的分布式 EKF 算法

图 1 是一种典型的多传感器系统结构, 图 1(a) 中所有传感器将各自的观测值传输到融合中心 (DFC), 融合中心利用所有这些观测值形成全局估计。

考虑离散时间非线性系统, 目标的运动方程为

$$\mathbf{X}(k) = \Phi[\mathbf{X}(k-1), k-1] + \Gamma[\mathbf{X}(k-1), k-1]\mathbf{W}(k-1), \quad k = 0, 1, \dots, \quad (1)$$

¹ 1995-01-11 收到, 1996-04-16 定稿
国防预研基金资助课题

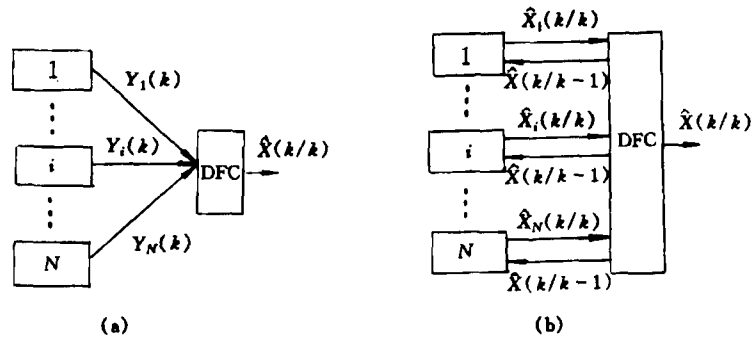


图 1 典型的多传感器系统结构 (a) 中心式 (b) 分布式

式中 $\mathbf{X}(k)$ 是 n 维目标状态向量, $\Phi[\cdot]$ 是 $k-1$ 时刻对 k 时刻的状态转移向量, $\Gamma[\cdot]$ 是 $\mathbf{X}(k-1)$ 的 $n \times q$ 维扰动矩阵, $\mathbf{W}(k-1)$ 是 q 维目标扰动高斯白噪声, 且 $\mathbf{W}(k-1) \sim N[0, \mathbf{Q}(k-1)]$, $\mathbf{Q}(k-1)$ 是协方差矩阵。

图 1(a) 中有 N 个传感器, 传感器 i 的观测方程为

$$\mathbf{Y}_i(k) = \mathbf{h}_i[\mathbf{X}(k), k] + \mathbf{v}_i(k), \quad k = 0, 1, \dots, \quad (2)$$

式中 $\mathbf{Y}_i(k)$ 是传感器 i 的 m_i 维观测向量, $\mathbf{h}_i[\cdot]$ 是 $\mathbf{X}(k)$ 的非线性时变函数向量, $\mathbf{v}_i(k)$ 为 m_i 维观测的高斯白噪声, $\mathbf{v}_i(k) \sim N[0, \mathbf{R}_i(k)]$, 且 $\mathbf{v}_i(k)$, $\mathbf{v}_j(k) (j \neq i)$, $\mathbf{W}(k)$ 和初始状态 $\mathbf{X}(0)$ 相互独立, $\mathbf{R}_i(k)$ 是 $\mathbf{v}_i(k)$ 的协方差阵。 N 个传感器的总观测方程为

$$\mathbf{Y}(k) = \mathbf{h}[\mathbf{X}(k), k] + \mathbf{v}(k), \quad (3)$$

式中

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}(k) &= [\mathbf{Y}_1^T(k), \mathbf{Y}_2^T(k), \dots, \mathbf{Y}_N^T(k)]^T \in R^{(m_1+m_2+\dots+m_N)}, \\ \mathbf{h}[\mathbf{X}(k), k] &= [\mathbf{h}_1^T[\mathbf{X}(k), k], \mathbf{h}_2^T[\mathbf{X}(k), k], \dots, \mathbf{h}_N^T[\mathbf{X}(k), k]]^T \in R^{(m_1+m_2+\dots+m_N)}, \\ \mathbf{v}(k) &= [\mathbf{v}_1^T(k), \mathbf{v}_2^T(k), \dots, \mathbf{v}_N^T(k)]^T, \text{ 且 } \mathbf{v}(k) \sim N[0, \mathbf{R}(k)], \\ \mathbf{R}(k) &= \text{diag}[\mathbf{R}_1(k), \mathbf{R}_2(k), \dots, \mathbf{R}_N(k)]. \end{aligned}$$

基于 (1) 式的动态方程和 (3) 式的总观测方程进行非线性滤波。我们的思想就是把系统的动态方程围绕全局估计 $\hat{\mathbf{X}}(k-1/k-1)$ 线性化, 把所有传感器的观测方程围绕全局预测 $\hat{\mathbf{X}}(k/k-1)$ 线性化。若非线性函数 $\Phi[\cdot]$ 、 $\Gamma[\cdot]$ 和 $\mathbf{h}[\cdot]$ 足够光滑, 就可将它们展开成泰勒级数, 并取低次项来逼近它们^[9]。于是可以得到全局估计 (即融合估计) 为^[10]

$$\hat{\mathbf{X}}(k/k) = \hat{\mathbf{P}}(k/k) \left[\sum_{i=1}^N \mathbf{P}_i^{-1}(k/k) \hat{\mathbf{X}}_i(k/k) - (N-1) \mathbf{P}^{-1}(k/k-1) \hat{\mathbf{X}}(k/k-1) \right]. \quad (4)$$

其协方差矩阵 $\mathbf{P}(k/k)$ 的逆为

$$\mathbf{P}^{-1}(k/k) = \sum_{i=1}^N \mathbf{P}_i^{-1}(k/k) - (N-1) \mathbf{P}^{-1}(k/k-1). \quad (5)$$

融合公式 (4) 式的意义在于, 融合中心基于所有传感器观测的准最佳估计 (推广卡尔曼滤波器是准最佳的非线性滤波器), 即融合估计, 可以由各局部传感器基于自身观测的局部估计来重构。这一结果大大降低了图 1(a) 中各传感器和融合中心之间的数据传输量, 以及融合中心的计算量, 即各传感器只需向融合中心传送局部估计及其协方差阵, 而融合中心仅向各传感器传送融合预测 (全局预测) 及其协方差阵。这样, 便得到与图 1(a) 等效的系统结构图 1(b)。

3 算法分析

3.1 融合估计精度分析

由信息滤波的概念^[11]和正定阵的性质, 容易证明^[10]:

$$P(k/k) < P_i(k/k), \quad k \geq 0. \quad (6)$$

上式表明, 在任何时刻融合估计要比各局部估计的精度高, 这就是数据融合所带来的好处。此外, 还可以看出: 当某个传感器的估计误差较大时, 若去掉该传感器, 即不参加数据融合, 则融合估计的精度会降低。这些结论不仅适用于非线性系统, 也同样适用于线性系统。

3.2 误差定性分析

对非线性系统 (1) 式和 (3) 式用新的 EKF 算法进行非线性滤波时, 引入了两种误差: 一种是由动态方程的非线性引入的线性化误差, 与 $|\mathbf{X}(k) - \hat{\mathbf{X}}(k/k)|^2$ 同阶; 一种是由观测方程的非线性引入的线性化误差, 与 $|\mathbf{X}(k) - \hat{\mathbf{X}}(k/k-1)|^2$ 同阶。前者起着模型噪声的作用, 后者则等价于增强了观测噪声。

当用 Liu 的分布算法^[2]进行非线性滤波时, 对局部传感器 i 而言, 动态方程引入的线性化误差与 $|\mathbf{X}(k) - \hat{\mathbf{X}}_i(k/k)|^2$ 同阶, 观测方程引入的线性化误差与 $|\mathbf{X}(k) - \hat{\mathbf{X}}_i(k/k-1)|^2$ 同阶。

因为融合估计在精度上优于单个传感器的 EKF 估计, 所以采用新算法时所引入的两种误差小于采用分布算法^[2]时所引入的相应误差。即采用新的 EKF 算法时, 线性化系统的模型噪声和观测噪声都较小, 从而由新算法所获得的局部估计和融合估计都有较高的精度。这表明, 融合中心基于所有传感器观测的 EKF 算法, 要比各传感器分别进行推广卡尔曼滤波然后再组合估计的方法好。

4 应用: 雷达、红外跟踪机动目标

上述新的 EKF 算法不仅适用于分散在不同位置的多传感器系统, 也适用于位于同一平台上的系统。本节介绍雷达和红外两种传感器利用该算法跟踪杂波中机动目标的情况: 雷达测量目标的距离和方位角, 红外传感器测量目标的方位角和俯仰角。选择直角坐标系来描述目标的运动, 选择球面坐标系作为测量坐标系。假定两传感器位于同一平台上, 并以相同的采样率进行同步测量和定位。要跟踪杂波中的机动目标, IMMPPDAF 是一种有效的方法, 因此我们把它与新的 EKF 算法加以组合, 来完成杂波环境中机动目标的雷达、红外跟踪。

图 2 示出了新的 EKF 和 IMMPPDAF 的组合算法。首先, 对每个模型, 用概率数据关联滤波 (PDAF)^[12]方法计算各传感器的局部估计, 再用本文的算法获得融合估计; 其次, 对所获得的每个模型的融合估计, 用模型概率加权, 得到最终的目标状态估计。这个组合算法详见文献 [10]。

4.1 仿真实验条件

雷达观测噪声中距离标准差为 20m, 方位标准差为 0.007rad; 红外传感器观测噪声中方位和俯仰角的标准差皆为 0.002rad, 这些参数对三个模型是相同的。目标的运动轨迹如图 3 所

示, 两个传感器位于原点。目标初始位置 ($t=0s$) 为 (10000, 15000, 100)m, 初始速度为 $X_1=-300\text{ m/s}$, $X_2=X_3=0$, 目标高度保持不变, 并以 300m/s 的速度运动, 其运动过程分为 5 段: 第 1 段在 0 至 20s 之间, 作匀速直线运动; 第 2 段在 20s 到 35s 之间, 以 50m/s^2 的等加速度转弯; 第 3 段在 35s 到 55s 之间, 作匀速直线运动; 第 4 段在 55s 到 70s 之间, 以 40m/s^2 的等加速度转弯; 第 5 段在 70s 到 80s 之间, 作匀速直线运动。采样周期为 1s。三个模型过程噪声的均方根误差分别为 $M_1: \sigma_w=5\text{m/s}^2$, $M_2: \sigma_w=7.5\text{m/s}^2$, $M_3: \sigma_w=40\text{m/s}^2$ 。模型转换概率为

$$\begin{bmatrix} 0.8 & 0 & 0.2 \\ 0 & 0.8 & 0.2 \\ 0.2 & 0.25 & 0.55 \end{bmatrix}$$

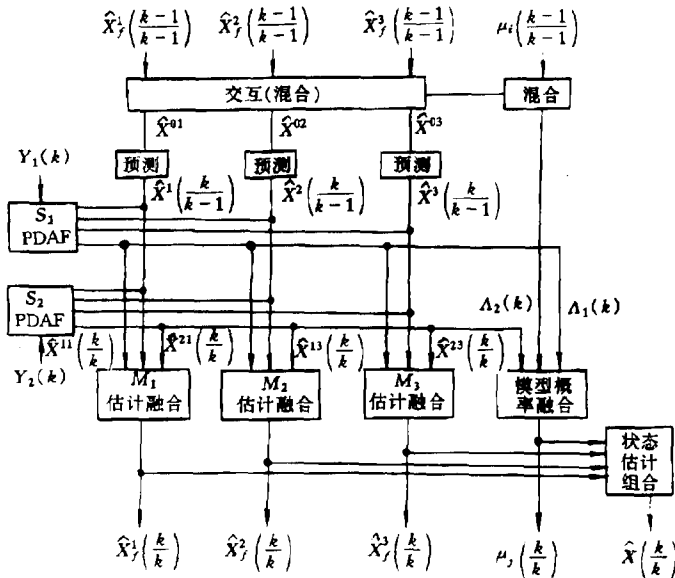


图 2 组合法

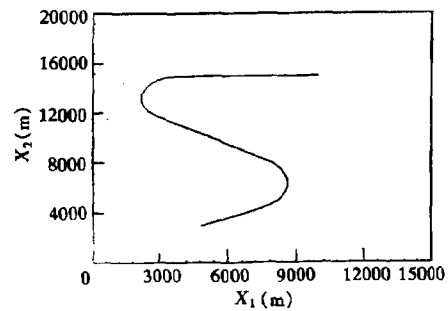


图 3 目标运动轨迹

4.2 仿真结果

为了跟踪杂波中的机动目标 (见图 3), 我们用组合法进行了 40 次 Monte Carlo 仿真试验。图 4 示出了雷达 (S_1)、红外 (S_2) 和数据融合中心 (DFC) 三者位置估计的均方根误差 (RMSE) 曲线 (三维), 可以看出, 融合航迹的位置估计误差明显小于每个传感器的位置估计误差。图 5 示出了速度估计的 RMSE 曲线, 图中融合速度的误差进一步下降, 最大的速度误差发生在两个转弯段。这些结果表明, 数据融合提高了估计精度, 明显地改善了航迹质量, 这同前面的理论分析是一致的。

图 4 和图 5 是在有效区域中雷达的平均虚警数为 0.18, 红外的平均虚警数为 2.7 时位置和速度的 RMSE。同时我们将本文的组合法与文献 [2] 中的算法与 IMM PDAF 形成的组合法作了比较。图 6 和图 7 给出了在相同条件下采用两种算法时, DFC 位置估计和速度估计的 RMSE 曲线; 虚线是采用文献 [2] 的组合法在雷达的平均虚警数为 0, 红外的平均虚警数为 1.57 时 40 次仿真的统计结果; 实线是本文组合法的计算结果。由这两个图可以看出, 在运动轨迹的第 1 段, 两种算法的性能基本一致, 在第 2 段 (转弯) 大约 $t=31s$ 时, 文献 [2] 组合法的均方根位置误差和速度误差急剧上升, 最终导致目标丢失, 这是由于两个传感器局部估计的

位置误差在转弯处很快增大引起的; 相比之下, 本文的组合算法尽管在转弯段(目标发生机动)的估计误差稍大, 但仍然能够较好地跟踪目标。

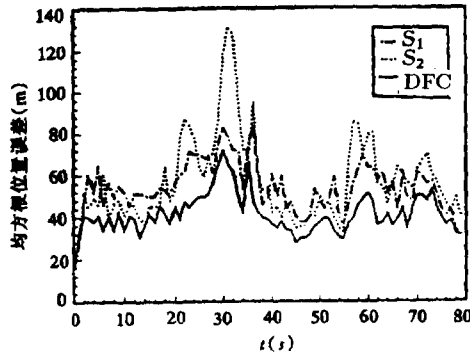


图4 雷达、红外和融合中心位置估计的均方根误差曲线

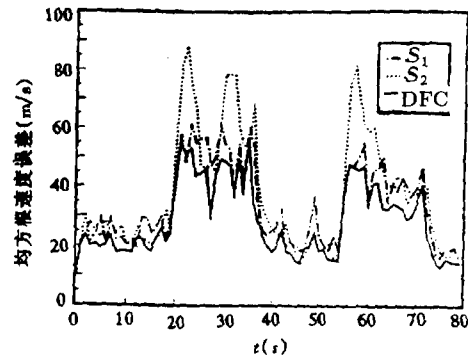


图5 雷达、红外和融合中心速度估计的均方根误差曲线

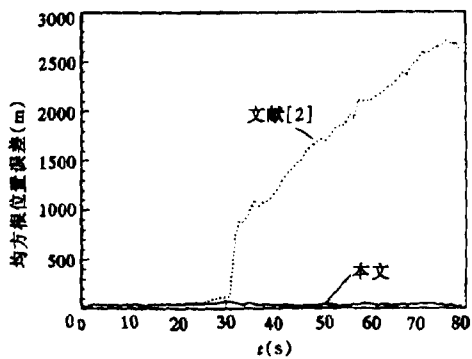


图6 两种组合算法均方根位置误差比较

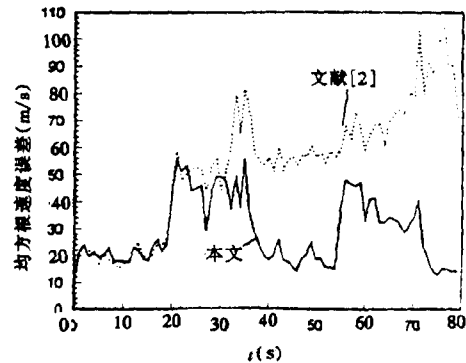


图7 两种组合算法均方根速度误差比较

5 结 论

本文提出了一种新的分布式 EKF 算法, 其思想就是把系统的动态方程围绕融合估计线性化, 把所有传感器的观测方程围绕融合预测线性化, 这保证了融合估计的准最佳性, 即融合估计是 DFC 基于所有传感器观测的推广卡尔曼滤波。理论分析和对一个实例的应用结果表明, 本文算法能够获得更高精度的融合估计, 并且在性能上优于 Liu 等人的分布 EKF 算法^[2]。

参 考 文 献

- [1] Luo R C, Michael G K. Multisensor integration and fusion in intelligence systems. IEEE Trans. on SMC, 1989, SMC-19(5): 901-931.
- [2] Liu P T, Bongiovanni P L. Combination of local estimation as applied to the tracking problem. 17th Asilomar Conf. on Circuits, Systems and Computer, California, USA: 1983, IEEE Computer Society Press, 378-382.
- [3] 周一宇. 分布估计及其在跟踪系统中的应用. 系统工程与电子技术, 1993,15(6):58-70.

- [4] Blom H A P, Bar-Shalom Y. The interaction multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients. *IEEE Trans. on AC*, 1988, AC-33(8): 780-783.
- [5] Bar-Shalom Y, Chang K C. Tracking a maneuvering target using input estimation versus the interacting multiple model algorithm. *IEEE Trans. on AES*, 1989, AES-25(2): 296-300.
- [6] Bar-Shalom Y. *Multitarget Multisensor Tracking: Advanced Applications*. Norwood MA: Artech House Inc., 1990, 29-35.
- [7] Houles A, Bar-Shalom Y. Multisensor tracking of a maneuvering target in clutter. *IEEE Trans. on AES*, 1989, AES-25(2): 176-189.
- [8] Raghavan V, Pattipati K R, Bar-Shalom Y. Efficient L-D fractionization algorithm for PDA, IMM and IMM-PDA filters. *IEEE Trans. on AES*, 1993, AES-29(4): 1297-1309.
- [9] [意]A. 费利那著, 匡永胜等译. 雷达数据处理 (第一卷). 北京: 国防工业出版社, 1988, 101-103.
- [10] 崔宁周. 多传感器数据融合——信号检测与目标跟踪: [博士论文]. 西安: 西安电子科技大学, 1995年5月.
- [11] Anderson B O O, Moore J B. *Optimal Filtering*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1979, 138-142.
- [12] Bar-Shalom Y, Fortmann T E. *Tracking and Data Association*. New York: Academic Press Inc., 1988, 157-190.

MULTISENSOR DISTRIBUTED EXTENDED KALMAN FILTERING ALGORITHM AND ITS APPLICATION TO RADAR/IR TARGET TRACKING

Cui Ningzhou Xie Weixin* Yu Xiongnan*

(Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

*(Xidian University, Xi'an 710071)

Abstract A multisensor distributed extended Kalman filtering algorithm is presented for nonlinear systems, in which the dynamic equations of the systems and the equations of sensor's measurements are linearized in the global estimates and global predictions respectively, and the suboptimal global estimates based on all available information can be reconstructed from the estimates computed by local sensors based solely on their own local information and transmitted to the data fusion center. An analysis of the properties of the algorithm presented here shows that the global estimate has higher precision than the local one and smaller linearization error than the existing method. Finally, an application of the algorithm to radar/IR tracking of a maneuvering target is illustrated. Simulation results show the effectiveness of the algorithm.

Key words Extended Kalman filtering, Target tracking, Data fusion, Distributed estimation

崔宁周: 男, 1966年生, 博士后, 从事信号处理, 模式识别和数据融合等方面的研究.

谢维信: 男, 1941年生, 教授, 博士生导师, 从事智能信息处理、模糊信息处理、信号处理、模式识别和图像处理等方面的研究.

余雄南: 女, 1932年生, 教授, 从事雷达数据处理、综合显示技术和知识工程等方面的研究.