

文章编号: 1001-0920(2004)12-1359-05

基于 PDA 思想的分布式多传感器融合方法

郭徽东, 章新华

(海军大连舰艇学院 信号与信息技术研究中心, 辽宁 大连 116018)

摘要: 在传感器观测噪声不一致或有异常数据存在的条件下, 分布式数据融合因没有剔除严重偏离真实值的传感器估计值, 从而影响下一步的融合估计. 对此, 利用概率数据互联的思想, 设计以融合中心预测值为中心、传感器节点估计值为观测值的预测域, 并引入定向概率数据互联, 对进入预测域的传感器估计值分配权重. 仿真结果表明, 利用概率数据互联思想的多传感器有效地实现了数据融合, 其融合精度较传统分布式融合有所提高; 在异常数据明显的情况下, 算法的效果更加显著.

关键词: 分布式数据融合; 概率数据互联; 预测域; 定向概率数据互联

中图分类号: TN 957

文献标识码: A

D istributed fusion of multisensor data based on probabilistic data fusion

GUO Hui-dong, ZHANG Xin-hua

(Research Center on Signal and Information, Dalian Navy Academy, Dalian 116018, China Correspondent: GUO Hui-dong, E-mail: guohuidong76@126.com)

Abstract: When the abnormal datas of sensor exist, the traditional method can not eliminate abnormal datas. The distributed fusion of multisensor data based on probabilistic data fusion is proposed to overcome this problem. The area of state estimation to sensor is assumed to be the validation region, and the prediction of sensor fusion center is designed to be that of the validation region. Simulation results show that the algorithm based on PDA is superior to the traditional distributed fusion. The approach provides stability of the association event probability and increases the performance of target tracking.

Key words: distributed fusion; PDA; validation region; DPDA

1 引言

多传感器目标状态的分布式融合估计可将单一或多个目标的多源信息进行融合, 形成比单一信息源更精确、更完全的估计和判决, 所以分布式是多传感器数据融合技术的一种重要处理方法^[1~4]. 多传感器多目标跟踪中, 分布式融合在每一步都基于自身数据维持自己的航迹后, 将每个传感器的航迹传输到融合中心, 在此生成一个精确的全局航迹. 分布

融合算法具有分布的计算量, 系统只传输各传感器的部分航迹数据, 故而有较低的传输量^[3,4]. 但分布式融合的意义不大, 因为当目标机动模型不确定或观测数据存在较多异常数据时, 多信息源的融合精度会受到损失^[5].

本文利用多传感器多目标概率数据互联 (PDA) 的思想, 将融合中心 $k-1$ 时刻的状态预测值作为预测域的一步预测值, 将来自多传感器 k 时

收稿日期: 2004-02-26; 修回日期: 2004-04-13

基金项目: “十五”国防预研课题资助项目 (40105010101).

作者简介: 郭徽东 (1976—), 男, 浙江东阳人, 博士生, 从事多传感器信息融合与控制等研究; 章新华 (1962—), 男, 浙江桐庐人, 教授, 博士生导师, 从事水声信号处理与目标识别、多传感器数据融合等研究.

刻的估计值视为概率数据互联跟踪中的“观测值”，对落入预测域(有效区域 validation region)的传感器估计值分配概率；根据数据关联性能对预测域进行优化设定，并引入定向概率数据互联(DPDA)，根据融合中心预测与各传感器估计值的拟方向确定权重，以使预测区域内目标估计值密度与异常数据(野值)密度的差值最大

引入预测域的优点在于设计一定大小的预测域，剔除观测值严重偏离或观测值落在预测域外的传感器节点估计状态。而DPDA思想的传感器融合，则是根据定向概率数据互联分配给预测域内的有效传感器节点的状态估计适当的权重，以提高滤波的精度

2 分布式多传感器融合

假设目标的状态方程为

$$X(k+1) = \Phi(k)X(k) + G(k)W(k). \quad (1)$$

考虑 N 个传感器，并假设各传感器间的测量误差是统计独立的，传感器 i 的量测方程为

$$Z_i^l(k) = H_i(k)X(k) + v_i^l(k),$$

$$t = 1, 2, \dots, T; i = 1, 2, \dots, N; l = 1, 2, \dots, m_i$$

N 个传感器的总观测方程为

$$Z(k) = H(k)X(k) + v(k). \quad (2)$$

N 个传感器的全局估计为^[1,2]

$$\begin{aligned} X(k|k) = & \\ P(k|k) = & \prod_{i=1}^N P_i^{-1}(k|k) X_i(k|k) - \\ & (N-1)P(k|k-1)X(k|k-1) \end{aligned} \quad (3)$$

传统分布式融合算法的理论依据不够充分，当模型和实际不符时，目标运动模型的不确定性使得估计值偏离最优^[5]。然而文献[5]的方法过于简单，对于实际应用中异常值偏离较大的传感器估计值仍不能有效地剔除。对此，本文提出一种类似于概率数据互联算法的多传感器分布式数据融合方法

3 预测域

目标跟踪中，由于多种偶然因素的综合影响或作用，采样数据集往往包含 1% ~ 2% (有时多达 10% ~ 20%) 的数据严重偏离目标真值。工程数据处理领域称这部分异常数据为野值。预测域的实质就是各传感器节点的估计值能否进入给定大小的融合中心一步预测区域，并对进入融合中心预测域的各传感器估计值进行关联和融合。如果预测域选取过大，将有较多异常数据或野值落入预测域内，影响数据关联性能；反之，选取过小，会使来自多个感

器的估计落到区域外，同样影响数据融合性能^[6]。

根据概率数据互联，将来自 N 个传感器的 k 时刻状态估计值 $X_{k,k}^1, X_{k,k}^2, \dots, X_{k,k}^N$ 作为“观测值”，将传感器融合中心 $k-1$ 时刻的状态预测值作为新算法 $k-1$ 时刻的预测域中心，如图 1 所示

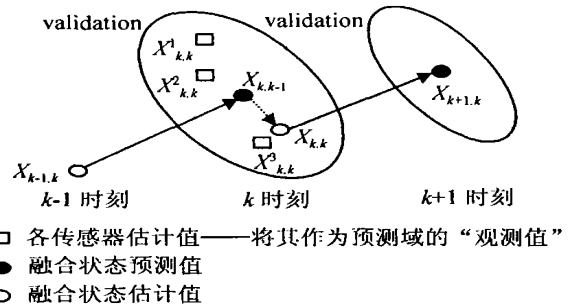


图 1 预测域

预测域内野值的概率为

$$\rho = \frac{P_f}{\Delta R (R_p \Delta \Psi)}, \quad (4)$$

其中: P_f 为异常数据出现概率, ΔR 为距离精度, $\Delta \Psi$ 为方位精度, R_p 为 k 时刻传感器与目标之间的估计距离。预测域的选取是一个较为典型的优化计算问题,可通过优化算法来反向推导预测域,即

$$f(d) = P_D P_G - C \rho V_G \quad (5)$$

其中: C 为待定常数, $P_D P_G$ 为状态估计落入预测区域的密度, ρV_G 为异常数据落入门内的密度。对 $f(d)$ 取最大值,可得预测域大小为^[7]

$$d_0 = 2 \log \left[\frac{P_D}{C \rho (2\pi)^{n/2} \sqrt{\det S_k}} \right] \quad (6)$$

对于落入预测域内的传感器估计值,可利用概率数据互联的思想对其分配权重;而对未落入预测域的传感器估计值(严重偏离目标真实值的数据或野值),将分配其概率权重为零,以消除其可能带来的严重影响和恶劣结果

4 定向概率数据互联

在优化的预测域内引入方向参数,构成定向概率数据互联(DPDA),将预测域内各传感器的估计与上一时刻的位置一步预测估计连起来,该连线与目标预测方向的夹角 Δ 称为拟方向,再根据 Δ 的大小,对相应的回波给予一定的方向权重。于是可得 DPDA 的似然函数^[8]为

$$q_i^D(k) = \begin{cases} \lambda(1 - P_D P_G), l = 0; \\ \frac{1}{2\pi |S(k)|^{1/2}} \exp[-\frac{e^2(k)}{2}] \times \\ \exp[-\Delta B^{-1} \Delta], l = 0 \end{cases} \quad (7)$$

其中: B 为目标航向的协方差阵, $\Delta = (\Theta, \Phi)$.

$$\beta_i(k) = \frac{q_i^D(k)}{\sum_{j=0}^N q_j^D(k)} \quad (8)$$

对于预测域内的传感器估计值, 以融合状态的一步预测为中心, 越是偏离中心, 该传感器的估计值获得的概率分配就越小; 反之越大

5 基于 PDA 的分布式融合

多传感器联合概率数据互联事件的概率可表示为

$$\beta_{it}(k) = \Pr\{\Theta_i(k) | Z^k\}, \quad i = 0, 1, \dots, N; t = 0, 1, \dots, T. \quad (9)$$

多传感器多目标跟踪是 N 个传感器跟踪 T 个目标, 对于分布式融合系统而言, 各传感器节点都有各自的滤波器, 因而假设每个传感器节点的估计值只能来源于一个目标. 有些传感器也许在一个特定的时间或在某个区间不提供量测值, 如式 (9) 包括了 $i=0$ 的情况, 这意味传感器 i 的估计值落在了有效预测区域外 (认为该估计值为异常数据或野值). 假设各传感器间的测量误差是相互独立的, 因而有

$$X(k|k) = \sum_{i=0}^N \beta_{it}(k) X_i(k|k); \quad (10)$$

$$\bar{Z} = E[Z(k) | Z^{k-1}] = [\tilde{Z}_1, \dots, \tilde{Z}_N]; \quad (11)$$

$$S = \text{cov}[Z(k) | Z^{k-1}] = \text{diag}[S_1, \dots, S_i], \quad i = 1, 2, \dots, N; \quad (12)$$

$$S_i = H_i(k)P(k|k-1)H_i^T(k) + R_i; \quad (13)$$

$$P(k|k) = E\{[X(k) - \hat{X}(k|k)] \times [X(k) - \hat{X}(k|k)]^T | Z^k\}.$$

经推导得

$$P(k|k) = \sum_{i=1}^N \beta_{it}(k) [P^i(k|k) + X^i(k|k)X^i(k|k)] - X(k|k)X(k|k). \quad (14)$$

由文献[9~11]可知

$$\bar{X}_i = E[X(k) | Z(k), i, Z^{k-1}] = \bar{X} + PH(k)S^{-1}(Z - \bar{Z}), \quad (15)$$

$$P_{X_i} = \text{cov}[X(k) | Z(k), i, Z^{k-1}] = P - PH(k)S^{-1}H(k)P. \quad (16)$$

由式 (15), (16) 和前面定义的分布式传感器系统可得

$$\begin{aligned} X^i(k|k) &= \hat{X}(k|k-1) + P^i(k|k)H_i^T(k)R_i^{-1}(k) \times \\ &\{Z^i(k) - H_i(k)\hat{X}(k|k-1)\}, \\ P^i(k|k)^{-1} &= \end{aligned}$$

$$P(k|k-1)^{-1} + H_i(k)R_i^{-1}H_i^T(k).$$

对于两级分布式系统代入式 (10) 和 (14), 经化简得

$$X(k|k) = \sum_{i=0}^N \left\{ \beta_i \left(\sum_{j=0}^M \beta_j X_j^i(k|k) \right) \right\}, \quad (17)$$

$$\begin{aligned} P(k|k) &= \sum_{i=1}^N \beta_i \left\{ \sum_{j=0}^M \beta_j [P_j^i(k|k) + \right. \\ &X_j^i(k|k)X_j^i(k|k)] \left. \right\} - \\ &X(k|k)X(k|k). \quad (18) \end{aligned}$$

于是, 融合中心的预测和协方差分别为

$$X(k|k-1) = \Phi(k)X(k-1|k-1), \quad (19)$$

$$P(k|k-1) = \Phi(k)P(k-1|k-1)\Phi(k) + Q(k). \quad (20)$$

6 仿真研究

考虑 4 部 2D 雷达跟踪同一个目标的问题. 4 部雷达的坐标分别为 (20 km, 20 km), (20 km, 30 km), (20 km, 40 km), (30 km, 30 km). 目标的初始位置为 (0 km, 0 km), 初始速度为 (10 m/s, 20 m/s), 状态噪声为相互独立的零均值的白高斯噪声. 各坐标轴方向的标准偏差为 $q_x(k) = q_y(k) = 0.01x(k)$, 雷达观测目标的 X 轴量测误差为 $\sigma_{x1} = \sigma_{x2} = \sigma_{x3} = \sigma_{x4} = 45\text{m}$, 假定各雷达 Y 轴的测距误差同 X 轴. 采样周期为 $T = 1\text{s}$, 采样点为 300 个. 设式 (1) 的目标状态为 $X(k) = [x, \dot{x}, y, \dot{y}]$, 则状态转移矩阵、过程噪声分布矩阵和噪声协方差阵分别为

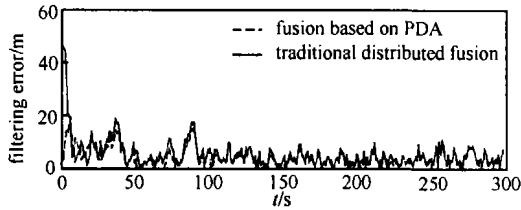
$$\begin{aligned} \Phi(k) &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G(k) = \begin{bmatrix} T/2 & 0 \\ 0 & T/2 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \\ Q(k) &= \begin{bmatrix} q_x^2(k) & 0 \\ 0 & q_y^2(k) \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

测量矩阵为

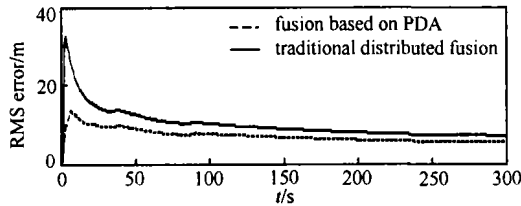
$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

对以上问题分两种情况进行仿真. 情况 1 中, $\sigma_{x1} = \sigma_{x2} = \sigma_{x3} = \sigma_{x4} = 45\text{m}$, $\Delta\psi = 0.2^\circ$; 预测域对超出正常门限的异常数据进行滤除, $p_f = 0.01 \sim 0.05$; 情况 2 对所产生的第 3 个传感器的跟踪数据在第 70~80 点分别加上大小为 $12\sigma_{x3}$ 的测量误差, 形成一异常数据群. 假设 $p_f = 0.1 \sim 0.2$. 按本文方法进行目标跟踪和异常数据剔除, 并与传统的分布式数据融合方法进行比较. 为简便起见, 只讨论 X 轴的跟踪情况. 图 2 为情况 1 的效果图, 图 3 为情况 2 的效果图.

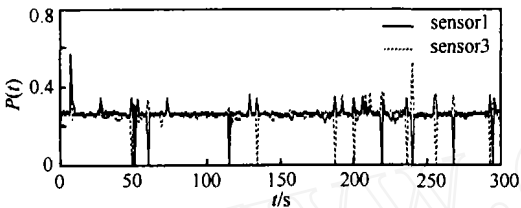
图 2(a) 和图 3(a) 分别为两种情况下采用两种方法对 X 轴位置的滤波误差; 图 2(b) 和图 3(b) 为两种方法下 X 轴位置滤波误差的均方差; 图 2(c) 和



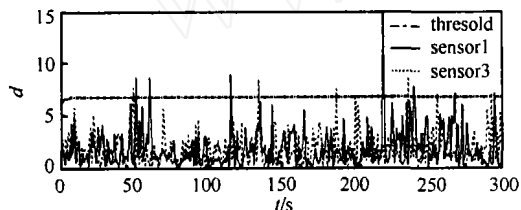
(a) X 轴位置的滤波误差



(b) X 轴位置滤波误差的均方差

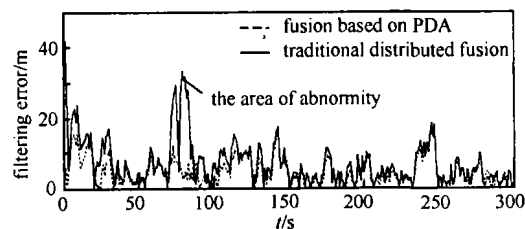


(c) 各传感器的概率分配

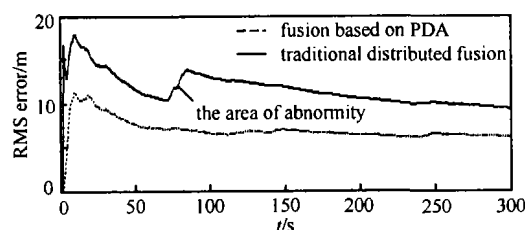


(d) 各传感器信息加权范数与预测域

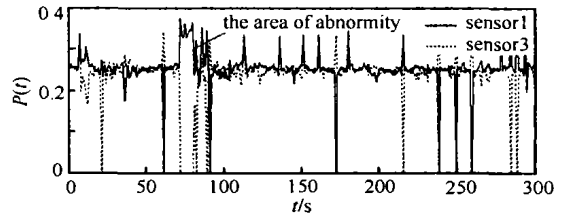
图 2 情况 1 的仿真曲线



(a) X 轴位置的滤波误差



(b) X 轴位置滤波误差的均方差



(c) 各传感器的概率分配

图 3 情况 2 的仿真曲线

图 3(c) 为两种方法下各传感器的概率分配(为显示直观, 只给出部分传感器的概率分配情况, 其他传感器的效果类似)。各传感器的概率值围绕 0.25 上下波动, 大于 0.25 的表明该传感器的状态估计值接近上一时刻融合中心的状态预测值, 被赋予了较大的概率权重; 小于 0.25 的则表明该传感器的状态估计值偏离上一时刻融合中心的状态预测值, 赋予了较小的概率权重。有的传感器在某一时刻或某段时刻的概率权重为零, 这是因为该传感器在当前时刻的状态估计值落在了以上一时刻融合中心的状态预测值为中心的预测域之外。为减少这种情况下的异常数据对融合结果的不良影响, 可赋予该时刻传感器的概率权重为零。图 2(d) 为情况 1 下各传感器的信息加权范数与预测域的效果图, 对于其中传感器估计值所对应范数大于预测域的, 就认为是异常数据而加以剔除。

从图 2 和图 3 的比较中可以看出, 基于 PDA 思想的分布式多传感器融合方法能够改善传感器融合中心的滤波精度, 可以快速有效地解决异常数据(野值)的消除问题, 特别适合某一传感器或部分传感器的量测可能存在较大误差的异常数据情况; 而传统分布式融合方法则不具备滤除异常数据的功能。

7 结 语

本文在分布式多传感器系统中, 利用概率数据互联的思想, 结合优化预测域和定向概率数据互联方法, 给出了基于 PDA 的分布式数据融合方法。仿真结果表明, 本文方法优于传统的分布式多传感器融合方法, 可以实时准确地消除测量数据中异常数据(野值点), 提高了多传感器融合的精度, 具有一定的工程应用价值。

参考文献(References):

[1] 孙红岩, 毛士艺, 林品兴. 多传感器数据分层融合的性质[J]. 电子学报, 1996, 24(6): 55-61.
 (Sun H Y, Mao S Y, Lin P X. The properties for hierarchical fusion of multisensor data[J]. *Acta Electronica Sinica*, 1996, 24(6): 55-61.)

- [2] 崔宁周, 谢维信, 余雄南. 多传感器分布式推广卡尔曼滤波及其在雷达红外目标跟踪中的应用[J]. 电子科学学刊, 1997, 19(3): 289-294
(Cui N Z, Xie W X, Yu X N. Multisensor distributed extended Kalman filtering algorithm and its application to radar/R target tracking[J]. *J of Electronics*, 1997, 19(3): 289-294.)
- [3] Lucy Y P, Michael K. Algorithms for a class of distributed architecture tracking[A]. *Proc of American Control Conf [C]*. Albuquerque, 1997. 1434-1438
- [4] Weerawat K, Lucy Y P. Decorrelated state estimation for distributed tracking of interacting targets in cluttered environments[A]. *Proc of American Control Conf [C]*. Anchorage, 2002. 899-904
- [5] 罗森林, 张怀广, 王越, 等. 加权分层卡尔曼滤波算法[J]. 北京理工大学学报, 1998, 5(18): 587-591.
(Lou S L, Zhang H G, Wang Y, et al. Exploring on hierarchical Kalman filtering fusion algorithm[J]. *J of Beijing Institute of Technology*, 1998, 5(18): 587-591.)
- [6] 王明辉, 游志胜, 赵荣椿, 等. 性能优化的跟踪门算法[J]. 电子学报, 2000, 6(6): 13-15
(Wang M H, You Z S, Zhao R C, et al. A performance optimized tracking gate algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2000, 6(6): 13-15.)
- [7] Yoshio Kosuge, Takashi M. The gate size estimation method and the optimal gate shape for target tracking[J]. *Electronics and Communications in Japan*, 2002, 5(85): 10-22
- [8] Ji C, Henry L. A modified probabilistic data association filter in a real clutter environment[J]. *IEEE Trans on AES*, 1996, 26(1): 300-313
- [9] Bar-shalom Y, Fortman T E. *Estimation and Tracking: Principle, Techniques, and Software*[M]. MA: Artech House, 1995
- [10] Pulford G W, Evans R J. Probabilistic data association for systems with multiple simultaneous measurements[J]. *Automatica*, 1996, 32(9): 1311-1316
- [11] Pulford G W, Evans R J. State estimation in systems with multiple simultaneous measurement[A]. *Proc 33rd Conf on Decision and Control [C]*. Orlando, 1994, 3299-3300

(上接第 1358 页)

- [4] Tanaka K, Ikeda T, Wang H O. Robust stabilization of a class of uncertain nonlinear systems via fuzzy control: Quadratic stabilizability, control theory and linear matrix inequalities[J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 1996, 4(1): 1-13
- [5] Wang H O, Tanaka K, Griffin M F. An approach to fuzzy control of nonlinear systems: Stability and design issues[J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 1996, 4(1): 14-23
- [6] Cao Y Y, Sun Y X, Cheng C. Delay-dependent robust stabilization of uncertain systems with multiple state delays[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1998, 43(1): 1608-1612
- [7] Jadbabaie A, Jamshidi M, Titli A. Guaranteed-cost design of continuous-time Takagi-Sugeno fuzzy controllers via linear matrix inequalities[A]. *IEEE World Congress Computational Intelligence [C]*. Anchorage, 1998. 268-273
- [8] Chen B S, Tseng C S, Uang H J. Robustness design of nonlinear dynamic systems via fuzzy linear control[J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 1999, 7(3): 571-585
- [9] Tseng C S, Chen B S, Uang H J. Fuzzy tracking control design for nonlinear dynamic systems via T-S fuzzy model[J]. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 2001, 9(3): 381-392
- [10] 姜偕富, 费树岷, 冯纯伯. 时滞线性系统的 H_∞ 控制[J]. 控制与决策, 1999, 14(6): 712-715
(Jiang X F, Fei S M, Feng C B. The H_∞ control of linear time-delay system[J]. *Control and Decision*, 1999, 14(6): 712-715.)
- [11] Jiang X F, Fei S M, Feng C B. Observer-based control design with adaptation to delay-parameters for time-delay system[A]. 2002 *IFAC 15th Triennial World Congress [C]*. Barcelona, 2002. 168-173