

文章编号:1001-5078(2007)02-0170-05

基于红外和雷达数据融合的机动目标跟踪方法

朱志宇

(江苏科技大学电子信息学院, 江苏 镇江 212003)

摘要:文章基于并行多传感器联合概率数据关联算法,提出了一种杂波环境下的多传感器多机动目标跟踪算法,首先使用融合算法将红外和雷达的量测进行异步和同步融合,然后应用融合后的量测,采用 IMM 算法实现对机动目标的跟踪。在仿真实验中分别跟踪单个和多个目标,结果表明该算法可以解决两种传感器的量测不同步问题,同时可以消除漏检现象对目标跟踪的影响,并能保证一定的跟踪精度。

关键词:红外传感器;雷达;数据融合;机动目标;杂波

中图分类号:TP212;TN953

文献标识码:A

Maneuver Target Tracking Based on Infrared Sensor and Radar Data Fusion

ZHU Zhi-yu

(School of Electronics and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China)

Abstract: Infrared sensor and radar are the most common sensors in target tracking system, their measurements are asynchronous. Based on parallel multi-sensor joint probabilistic data association algorithm, a multi-sensor multi-target tracking algorithm under clutter is proposed. Firstly asynchronous fusion and synchronous fusion are carried out with measurements from infrared sensor and radar, then the fused measurements and IMM algorithm are applied to accomplish multiple maneuvering targets tracking. Using this algorithm to track single and multiple maneuvering targets, simulation results show it can solve asynchronous problem of measurements of two sensors, meanwhile tracking precision can be guaranteed.

Key words: infrared sensor; radar; data fusion; maneuvering target; clutter

1 引言

基于数据融合思想的多传感器跟踪系统已成为当今的研究热点^[1-3]。多目标多传感器跟踪系统的基本问题主要有关联处理、融合、航迹管理以及性能评估等问题,其中关联处理和融合算法是多目标多传感器跟踪系统的两个重要的问题^[4-5],目前最主要的多传感器多目标跟踪算法是多传感器联合概率数据关联法(MSJPD)^[6]和广义S维分配算法^[7]。多维分配描述最初是为被动式传感器的跟踪情况提出的,适用于求解静态的多传感器多目标航迹关联问题。在实际情况中所使用的各种不同传感器具有不同的采样速率,以及传感器固有

的延迟或通信延迟,从而产生了异步传感器数据融合问题。一般将来自异步传感器的测量值通过内插、外推或最小二乘配准等方法统一到同一时刻后再进行处理^[8-9]。

本文基于并行多传感器联合概率数据关联算法,提出了一种杂波环境下多传感器多机动目标跟踪算法,采用红外传感器和雷达两种传感器,首先使用融合算法将两个传感器的量测进行异步和同步融

作者简介:朱志宇(1971-),男,博士,副教授,江苏科技大学电子信息学院教师。主要研究方向为智能控制及信号处理。E-mail: zzydzz@163.com, zzydzz@yahoo.com.cn

收稿日期:2006-07-10

合,然后根据融合后的量测,应用 IMM 算法实现多传感器环境下的多机动目标跟踪。该方法虽然仅仅使用了来自两个传感器的量测,但是都能很容易推广到多个传感器系统。

2 多传感器多目标跟踪数据融合的算法结构

目前多传感器多目标跟踪系统的体系结构主要分为两种,即集中式和分布式。相应的多传感器多目标跟踪的算法思想主要有两种,即并行和顺序串行多传感器联合概率数据关联算法。本文采用并行结构,研究异步传感器数据融合的集中式算法。

由于集中式多传感器目标跟踪系统是在单传感器目标跟踪系统基础上直接发展起来的,原则上讲,所有单传感器数据互联算法都可以用于集中式多传感器跟踪。但是集中式多传感器融合跟踪在定时、滤波、更新、航迹起始、数据互联过程、偏差校正和对来自各传感器探测报告利用等方面与单传感器的情况有所不同,并不是所有的单传感器多目标跟踪算法都能很容易推广到集中式多传感器跟踪过程中。并行多传感器联合概率数据关联算法是用于集中式多传感器跟踪系统的一种可行算法,假设传感器数量为 N_s , k 时刻第 i 个传感器接收到的回波数为 m_{k_i} , 则计算第 t 个目标的状态估计 $\hat{X}^t(k|k)$ 的表达式为:

$$\hat{X}^t(k|k) = [I - K^t(k)H(k)]\hat{X}^t(k|k-1) + \sum_{i=1}^{N_s} K_i^t(k) \sum_{l_i=0}^{m_{k_i}} \beta_{l_i,i}^t Z_{i,l_i}(k) \quad (1)$$

其中, $K^t(k) = [K_1^t(k), \dots, K_{N_s}^t(k)]$ 表示全局增益; $H(k)$ 为全局量测变换矩阵; $K_i^t(k)$ 为第 i 个传感器对第 t 个目标的状态增益; $\beta_{l_i,i}^t$ 为按照单传感器的 JPDA 算法计算第 i 个传感器接收到的第 l_i 个回波 $Z_{i,l_i}(k)$ 与目标 t 关联的概率。算法的结构如图 1 所示。

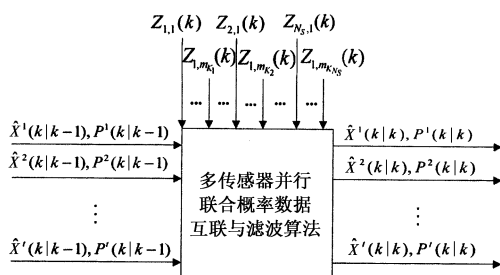


图1 并行多传感器联合概率数据关联算法

3 基于异步多传感器的机动目标跟踪方法

在目标跟踪系统中,最常用的传感器主要有两

种,即红外传感器和雷达。它们各有优缺点:红外传感器可以测得目标的成像信息,测角精度较高,测量连续,目标识别能力强,但是它的作用距离较近,不能提供目标的距离信息;雷达具有全天候、测角和测距等优点,但是测角精度低,同时雷达是一种有源传感器,容易受到敌方的电子干扰和反辐射攻击等。所以,在大多数情况下,红外传感器和雷达配合使用,如果将二者提供的目标信息进行有效的融合,可以改善目标的跟踪精度。

在实际的融合过程中,红外传感器和雷达之间的测量信息存在着不同步;此外,受各种因素的影响,传感器对目标的观测存在着偏差,同时雷达在连续扫描过程中可能会在某些扫描周期内丢失对目标的检测,从而影响跟踪效果。

本文提出了一种将红外传感器的量测信息和雷达的量测进行融合的算法,该算法可以解决两种传感器的量测不同步的问题,同时可以消除漏检现象对目标跟踪的影响,最后利用融合后的量测,使用 IMM 算法对机动目标进行跟踪。

3.1 传感器的量测模型

3.1.1 红外传感器的量测模型

红外传感器的输出为目标的方向角和俯仰角,其量测模型为:

$$\begin{cases} \theta_l(k) = \theta(k) + \nu_{\theta_l}(k) \\ \phi_l(k) = \phi(k) + \nu_{\phi_l}(k) \end{cases} \quad (2)$$

其中, $\theta_l(k)$ 和 $\phi_l(k)$ 为红外的量测值,分别是目标的方向角和俯仰角; $\theta(k)$ 和 $\phi(k)$ 为量测的实际值; $\nu_{\theta_l}(k)$ 和 $\nu_{\phi_l}(k)$ 为角度量测噪声,是均值为零、方差为 $\sigma_{\theta_l}^2$ 和 $\sigma_{\phi_l}^2$ 的高斯白噪声。假设目标状态为:

$$X(k) = [x(k), \dot{x}(k), \ddot{x}(k), y(k), \dot{y}(k), \ddot{y}(k), z(k), \dot{z}(k), \ddot{z}(k)]^T \quad (3)$$

则有:

$$\begin{bmatrix} \theta_l(k) \\ \phi_l(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan \frac{y(k)}{x(k)} \\ \arctan \frac{z(k)}{\sqrt{x^2(k) + y^2(k)}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \nu_{\theta_l}(k) \\ \nu_{\phi_l}(k) \end{bmatrix} \quad (4)$$

3.1.2 雷达的量测模型

雷达的输出为目标的方向角、方位角和俯仰角,分别用 $r_R(k)$, $\theta_R(k)$ 和 $\phi_R(k)$ 表示。雷达的量测模型如下所示:

$$\begin{cases} r_R(k) = r(k) + \nu_{r_R}(k) \\ \theta_R(k) = \theta(k) + \nu_{\theta_R}(k) \\ \phi_R(k) = \phi(k) + \nu_{\phi_R}(k) \end{cases} \quad (5)$$

其中, $r(k)$, $\theta(k)$ 和 $\phi(k)$ 表示实际量测值; $\nu_{r_R}(k)$, $\nu_{\theta_R}(k)$ 和 $\nu_{\phi_R}(k)$ 分别表示均值为零、方差分别为 $\sigma_{r_R}^2$, $\sigma_{\theta_R}^2$ 和 $\sigma_{\phi_R}^2$ 的高斯白噪声。若目标的状态变量同式(3), 则有:

$$\begin{bmatrix} r_R(k) \\ \theta_R(k) \\ \phi_R(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x^2(k) + y^2(k) + z^2(k)} \\ \arctan \frac{y(k)}{x(k)} \\ \arctan \frac{z(k)}{\sqrt{x^2(k) + y^2(k)}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \nu_{r_R}(k) \\ \nu_{\theta_R}(k) \\ \nu_{\phi_R}(k) \end{bmatrix} \quad (6)$$

3.2 红外传感器和雷达的数据融合算法

设雷达和红外传感器的采样周期分别为 T 和 τ , 并且有 $\tau = nT$, 跟踪滤波器的滤波周期取为 T 。显然, 红外传感器和雷达的量测信息不同步, 在连续两次的目标状态更新之间, 即在一个滤波周期内, 红外传感器有 n 次量测。因此, 首先需要将红外传感器的这 n 次量测融合为一个量测, 使得雷达和红外传感器的量测信息在时间上同步, 即异步融合, 然后再进行同步融合。

(1) 异步数据融合

设 $O_n = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n]$ 表示在 $[k-1, k]$ 时间内红外传感器的 n 个量测值, 并假设第 n 个量测值 ϕ_n 和雷达的量测值同步。设 $U = [\phi, \dot{\phi}]$ 表示 k 时刻红外传感器的俯仰角输出 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n$ 及其变化率构成的状态向量, 则红外传感器的量测数据可表示为:

$$\phi_i = \phi + (i-n)\Delta T \dot{\phi} + \nu_i \quad i=1, 2, \dots, n \quad (7)$$

其中, ν_i 表示量测噪声。将式(7)写成向量形式:

$$O_n = F_n U + V_n \quad (8)$$

其中, $V_n = [\nu_1, \nu_2, \dots, \nu_n]$, $E[V_n] = 0$, $E[V_n V_n^T] = \text{diag}(\sigma_{\phi}^2)$; σ_{ϕ}^2 为融合前的量测噪声方差。

$$F_n = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ (1-n)T & (1-n)T & \dots & (1-n)T \end{bmatrix} \quad (9)$$

由最小二乘原理得:

$$U = [\hat{\phi}_I, \hat{\dot{\phi}}_I] = [F_n^T F_n]^{-1} F_n^T O_n \quad (10)$$

对应的协方差阵为:

$$P_U = \sigma_r^2 [F_n^T F_n]^{-1} \quad (11)$$

则 k 时刻红外传感器的俯仰角经异步融合后的量测值和量测噪声方差为:

$$\hat{\phi}_I(k) = c_1 \sum_{i=1}^n \phi_i + c_2 \sum_{i=1}^n i \dot{\phi}_i \quad (12)$$

$$\sigma_{\hat{\phi}_I}^2 = \text{Var}(\hat{\phi}_I(k)) = \frac{2\sigma_r^2(2n-1)}{n(n+1)} \quad (13)$$

其中, $c_1 = -\frac{2}{n}$, $c_2 = \frac{6}{n(n+1)}$ 。

同理可得 k 时刻红外传感器的方位角异步融合后的量测数值和量测噪声方差为:

$$\hat{\theta}_I(k) = c_1 \sum_{i=1}^n \theta_i + c_2 \sum_{i=1}^n i \dot{\theta}_i \quad (14)$$

$$\sigma_{\hat{\theta}_I}^2 = \text{Var}(\hat{\theta}_I) = \frac{2\sigma_{\theta}^2(2n-1)}{n(n+1)} \quad (15)$$

(2) 同步数据融合算法

在得到了异步融合以后的红外传感器的数据后, 就可以将雷达的量测和红外数据进行同步数据融合:

$$\phi_{IF}(k) = \sigma_{\phi_{IF}}^2 \left[\frac{\hat{\phi}_I(k)}{\sigma_{\hat{\phi}_I}^2} + \frac{\phi_R(k)}{\sigma_{\phi_R}^2} \right] \quad (16)$$

$$\theta_{IF}(k) = \sigma_{\theta_{IF}}^2 \left[\frac{\hat{\theta}_I(k)}{\sigma_{\hat{\theta}_I}^2} + \frac{\theta_R(k)}{\sigma_{\theta_R}^2} \right] \quad (17)$$

$$\sigma_{\phi_{IF}}^2 = \frac{\sigma_{\hat{\phi}_I}^2 \sigma_{\phi_R}^2}{\sigma_{\hat{\phi}_I}^2 + \sigma_{\phi_R}^2}, \sigma_{\theta_{IF}}^2 = \frac{\sigma_{\hat{\theta}_I}^2 \sigma_{\theta_R}^2}{\sigma_{\hat{\theta}_I}^2 + \sigma_{\theta_R}^2} \quad (18)$$

4 仿真结果

假定有 3 个目标, 设目标 1 的初始位置为 $[125000, 100000, 4000]$, 单位为米。1~25s 内以 $[-100\text{m/s}, -100\text{m/s}]$ 的速度匀速直线运动, 26~45s 以角速度 4.77deg/s 作圆周运动, 46~60s 作匀速直线运动, 61~85s 作角速度为 5.06deg/s 的圆周运动, 86~100s 作匀速直线运动, 101~125s 作角速度为 6deg/s 的圆周运动, 126~150s 作匀速直线运动。

目标 2 初始位置为 $[126500, 99900]$, 1~40s 以 $[-100\text{m/s}, -100\text{m/s}]$ 的速度匀速直线运动, 41~75s 以角速度 4.77deg/s 作圆周运动, 76~85s 作匀速直线运动。

目标 3 的初始位置为 $[124500, 100000]$, 1~15s 以 $[-100\text{m/s}, -100\text{m/s}]$ 的速度匀速直线运动, 16~35s 以角速度 4.77deg/s 作圆周运动, 36~65s 作匀速直线运动, 66~85s 作角速度为 5.06deg/s 的圆周运动。

对于每个模型, 目标运动在直角坐标系中可以表示为:

$$x_k = Fx_{k-1} + G\nu_{k-1}$$

过程噪声的标准差为 $100I$ 。

传感器: 有两个传感器用于量测。相对于模型

j , 传感器 l 的量测为 $z_k^l = h^{j,l}(x_k) + w_k^{j,l}$, $l = 1$ 和 2 。传感器 1 为雷达, 可探测距离和方位; 传感器 2 为红外传感器, 可探测方位和俯仰。

距离、方位和俯仰的变换分别为:

$$r = (x^2 + y^2 + z^2)^{1/2}, a = \tan^{-1}(y/x), e = \tan^{-1}[z/(x^2 + y^2)^{1/2}]$$

对于传感器 1 和 2, h 的 Jacobi 阵分别为:

$$H_k^{j,1} = \begin{bmatrix} \text{cosec} \cos a & 0 & 0 & \text{cosec} \cos a & 0 & 0 & \sin e & 0 & 0 \\ -\frac{\sin a}{r \cos e} & 0 & 0 & \frac{\cos a}{r \cos e} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \forall j, \text{ 和}$$

$$H_k^{j,2} = \begin{bmatrix} -\frac{\sin a}{r \cos e} & 0 & 0 & \frac{\cos a}{r \cos e} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{\sin e \cos a}{r} & 0 & 0 & \frac{\sin e \cos a}{r} & 0 & 0 & \frac{\cos e}{r} & 0 & 0 \end{bmatrix} \forall j$$

假定传感器 l 的量测噪声 $w_k^{j,l}$ 为零均值高斯分布, 具有已知的方差:

$$R^1 = \text{diag}[q_r, q_{a1}] = \text{diag}[400\text{m}^2, 49\text{mrad}^2]$$

其中, q_{a1} 和 q_r 分别为表示雷达方位和距离量测噪声的方差, 及

$$R^2 = \text{diag}[q_{a2}, q_e] = \text{diag}[4\text{mrad}^2, 4\text{mrad}^2]$$

其中, q_{a2} 和 q_e 分别为表示红外方位和俯仰量测噪声的方差。假定两传感器位于坐标系原点。

杂波: 为了在仿真中生成虚假的量测, 假设杂波为泊松分布, 参量为 $\lambda_1 = 0.05\text{m} \cdot \text{mrad}$ 在仿真实验中用此统计量产生杂波。

对于所有的传感器, 基于门限 $\gamma = 40$ 建立有效区域的波门。由于量测向量为二维, 可得波门概率 $P_G = 0.99$ 。

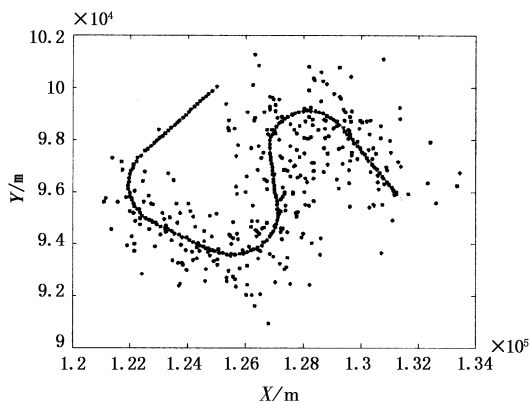


图2 异步传感器的跟踪轨迹

取 100 次蒙特卡罗实验结果。选取的误差指标为 RMSE。应用雷达和红外量测跟踪单个机动目标, 并且雷达和红外传感器的量测数据不同步, 假定雷达的扫描周期 $T = 1\text{s}$, 红外传感器的扫描周期为 $T = 0.2\text{s}$, 并且假定两传感器的检测概率 $P_D = 1$ 。按照第 2 节讨论的算法, 首先对不同步的量测数据进

行异步融合, 然后再经过同步融合后, 应用 IMM 算法实现对机动目标的跟踪, 图 2 给出了异步传感器对目标 1 的跟踪轨迹, 图 3 所示是跟踪的 RMSE 误差。仿真结果表明, 基于红外传感器和雷达数据融合的跟踪系统能够较好地跟踪机动目标, 需要说明的是, 算法的跟踪精度主要决定于红外传感器和雷达本身的量测精度。

图 3 所示是应用本文的数据融合算法在杂波环境下同时跟踪 3 个目标。由图 1 和图 3 的结果可知, 目标的实际轨迹和跟踪轨迹拟合得较好, 没有出现漏跟现象, 表明本文的算法可以有效地消除漏检现象, 提高目标跟踪的精度。

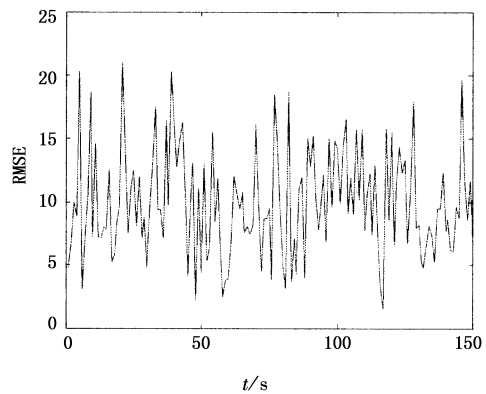


图3 异步多传感器的跟踪误差

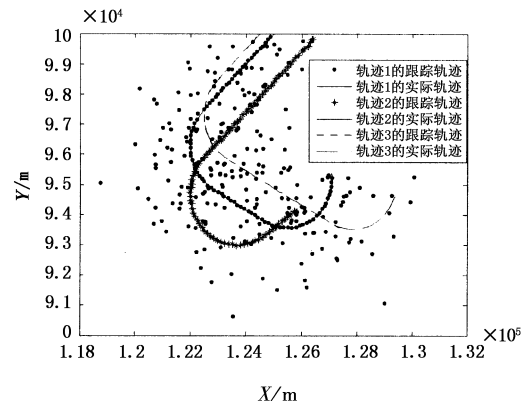


图4 异步传感器多目标跟踪结果

5 小结

在目标跟踪系统中, 最常用的传感器主要有两种: 红外传感器和雷达, 它们之间的测量信息存在着不同步, 并且对目标的观测存在着偏差。为了提高目标跟踪的精度, 本文基于并行多传感器联合概率数据关联算法, 提出了一种杂波环境下多传感器多机动目标跟踪算法, 将红外传感器的量测信息和雷达的量测信息进行融合。该算法首先使用融合算法将红外和雷达的量测进行异步和同步融合, 然后应用融合后的量测, 应用 IMM 算法实现多传感器环境

下的机动目标跟踪。在仿真实验中,应用两个传感器同时跟踪单个和多个目标,结果表明该算法可以解决两种传感器的量测不同步的问题,同时可以消除漏检现象对目标跟踪的影响。尽管文中只使用了来自两个传感器的量测,但是该方法可以很容易推广到多个传感器系统。需要说明的是,应用本文提出的数据融合算法对机动目标进行跟踪,其跟踪精度主要决定于红外传感器和雷达本身的量测精度。

参考文献:

- [1] P Willett, R Niu, Y Bar-Shalom. Integration of bayes detection with target tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 1: 17 - 30.
- [2] Hall D L, Llinas J. An introduction to multisensor data fusion [J]. Processings of the IEEE, 1997, 85 (1): 6 - 23.
- [3] H Chen, T Kirubarajan, Y Bar-Shalom. Performance limits of track-to-track fusion versus centralized estimation: theory and application [J]. IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39 (2): 386 - 400.
- [4] T Kirubarajan, H Wang, Y Bar-Shalom, et al. Efficient multisensor fusion using multidimensional data association [J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 2001, 37 (2): 386 - 398.
- [5] J A Roecker, G L Phillis. Suboptimal joint probabilistic data association [J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic systems, 1993, 29 (2): 510 - 517.
- [6] Bloem E A, Blom H A R. Joint probabilistic data association methods avoiding track coalescence [A]. Proc. 34th IEEE Conference on Decision and Control. New Orleans, LA, December, 1995.
- [7] Deb S Yeddanapudi, M Pattipati, K R Bar-Shalom Y. A generalized s-dimensional assignment for multisensor-multitarget state estimation [J]. IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33 (2): 523 - 538.
- [8] 王洁, 韩崇昭, 李晓榕. 异步多传感器数据融合 [J]. 控制与决策, 2001, 16 (6): 877 - 881.
- [9] 石晓荣, 王青, 张明廉, 等. 基于多传感器数据融合的机动目标跟踪自适应学习方法 [J]. 系统仿真学报, 2002, 15 (3): 631 - 636.