

文章编号: 1001-0920(2011)11-1735-05

一种基于树形结构融合的目标跟踪算法

黄峰^{1,2}, 冯金富¹, 张佳强¹, 王燦燦¹

(1. 空军工程大学 工程学院, 西安 710038; 2. 中国人民解放军 94701 部队, 安徽 安庆 246001)

摘要: 针对空中机动目标, 利用目标多普勒信息和红外辐射信息建立具有树形结构的红外雷达跟踪系统状态估计模型. 基于无迹卡尔曼滤波方法, 提出一种自适应双波段红外并行融合算法, 并基于红外融合结果, 采用序贯滤波融合方法, 与雷达传感器实现深层交互多模型融合估计. 通过仿真表明了所提出的方法具有更小的距离跟踪误差和良好的跟踪精度.

关键词: 树形结构融合; 无迹卡尔曼滤波; 交互式多模型

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Arborous radar and infrared seeker fusion algorithm

HUANG Feng^{1,2}, FENG Jin-fu¹, ZHANG Jia-qiang¹, WANG Shen-shen¹

(1. Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China; 2. PLA 94701 Troops, Anqing 246001, China. Correspondent: HUANG Feng, E-mail: bradhwang@qq.com)

Abstract: Aiming at maneuvering targets, a state estimation model with arborous radar and infrared seeker fusion algorithm is presented based on the infrared irradiation and the Doppler velocity. An adaptive fusion algorithm of two different infrared seekers based on unscented Kalman filters is presented, which results are fused with the measurement of a active radar sensor sequentially to estimate the final target state based on interacting multiple model. The simulation results through tracking a high-maneuvering target show that the error of distance estimate of arborous fusion algorithm is smaller than that of other algorithms, and the fusion algorithm has good precision and performance.

Key words: arborization fusion; unscented Kalman filter; interacting multiple model

1 引言

雷达作为主动传感器, 能够提供目标完整的位置信息和多普勒信息, 但雷达易受电磁波干扰, 影响跟踪精度. 红外传感器不受目标电磁干扰, 但探测空间有限. 因此探讨雷达与红外的深层融合, 实现优势互补具有重要意义.

树形结构融合系统是对并行及串行结构的推广^[1]. 其中各传感器是树形结构融合系统的基本组成节点, 各节点可以是对同一目标或现象直接进行观测的传感器, 也可以是仅对其前级节点进行初步判决的融合器. 现代空战对抗中, 雷达常常受到强电磁干扰, 而独立红外传感器只能提供纯方位角度信息, 不能实现对目标的距离进行估计和跟踪. 文献[2]提出了基于雷达多普勒信息和红外辐射度信息的跳变参数红外雷达跟踪系统, 实现了对不同姿态目标的跟踪, 但

该算法假定目标辐射强度 J 为恒量, 这在实际跟踪过程中将带来一定的计算误差, 而且不能抗电磁干扰. 文献[3]提出了基于双波段的红外无源定位跟踪算法, 该算法引入红外光谱辐射信息, 实现了独立定位跟踪, 但该算法在探测跟踪空间上, 与异类融合跟踪系统相比还有很大的差距. 为此, 本文提出一种新的目标状态估计融合算法——树形双波段红外雷达融合算法. 它是同站双波段的2个红外传感器采用并行融合方法实现对目标的估计, 可作为融合节点与雷达传感器实现深层异类融合, 也可以独立实现目标跟踪, 跟踪方式的选择取决于电磁环境有无干扰, 据此自适应地选择红外或红外与雷达融合的工作方式. 树形结构跟踪系统具有一定的抗电磁干扰能力.

收稿日期: 2010-07-14; 修回日期: 2010-09-25.

基金项目: 国家863计划项目(2007AAJ307).

作者简介: 黄峰(1974—), 男, 博士生, 从事目标识别、多传感器信息融合等研究; 冯金富(1964—), 男, 教授, 博士生导师, 从事目标信息融合、武器发射控制等研究.

2 双波段红外融合算法

2.1 双波段红外融合系统

目标红外辐射在大气中传输时,不同波长的衰减程度是不同的.在理想条件下,可通过分析接收到的目标信号的辐射特征得到目标的距离信息^[4].根据光波大气传输理论,功率为 $p_0(\lambda_i)$ 的单色光在 k 时刻的辐射功率为

$$P_{\lambda_i} = \frac{J_i A_0 \tau_0}{r^2(k)} (\Delta \lambda_i) e^{-\mu(i) \cdot r(k)}. \quad (1)$$

其中: J_i 为波段 λ_i 内的目标平均辐射强度, A_0 为光学系统入射孔径面积, τ_0 为平均光谱透过率, $\mu(i)$ 为平均消光系数, $\Delta \lambda$ 为 λ_i 波段带宽.通常,飞机的后向辐射主要是发动机产生的红外中波能量;而对于前向辐射,遮挡原因主要是蒙皮产生的长波辐射能量,且远高于中波^[5].因此,红外融合过程是基于同站独立的红外传感器分别探测目标的中波和长波2个波段信息,通过信息融合实现对目标在机动逃逸过程中飞行姿态变化的预测,从而能在无雷达传感器信息或电磁干扰情况下独立实现对目标的跟踪.跟踪系统在 k 时刻测量得到的目标红外辐射功率如式(1)所示.假设系统采样频率足够高,在一个采样周期内红外辐射强度的变化忽略不计,则系统在 $k+1$ 时刻测得的目标红外辐射功率为

$$P_{\lambda_i} = \frac{J_i A_0 \tau_0}{r^2(k+1)} (\Delta \lambda_i) e^{-\mu(i) \cdot r(k+1)}. \quad (2)$$

系统在某一波段 λ_i 内前后连续2次红外辐射功率之比为

$$RP_{k+1}^{(i)} = \frac{r^2(k)}{r^2(k+1)} e^{-\mu(i) \cdot (r(k+1) - r(k))}, \quad (3)$$

其中 $i=1,2$ 波段.因为前后2次量测之比不再包含目标辐射强度值,所以式(3)消除了光谱辐射强度对跟踪精度的影响.

2.2 目标运动状态方程

假设在笛卡尔坐标系中用红外传感器测量机动目标,目标运动状态方程为

$$x_{k+1} = \Phi x_k + G w_k. \quad (4)$$

其中

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5a)$$

为状态一步转移矩阵; $x_k = [x \ y \ z \ \dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z}]^T$ 为 k 时刻的目标状态;采样周期为 T ;目标模型过程噪声为 $w_{k+1} = w_k = [w_k(x) \ w_k(y) \ w_k(z)]^T$,设噪声为三维

零均值高斯白噪声,且满足

$$E[w_k] = 0_{3 \times 1}, E[w_k \cdot (w_k)^T] = Q \delta_{kj}, k, j \geq 0,$$

协方差为 $Q = q I_{3 \times 3}$, $I_{3 \times 3}$ 是 3×3 单位矩阵, $q = 0.1$; G 为模型噪声转移矩阵

$$G = \begin{bmatrix} 0.5T^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5T^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5T^2 \\ T & 0 & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix}. \quad (5b)$$

由噪声统计特性知

$$GE[w_k \cdot (w_k)^T]G^T = \begin{bmatrix} \frac{T^4}{4} q I_{3 \times 3} & \frac{T^3}{2} q I_{3 \times 3} \\ \frac{T^3}{2} q I_{3 \times 3} & T^2 q I_{3 \times 3} \end{bmatrix}. \quad (6)$$

2.3 红外融合测量方程

红外融合系统的量测方程为

$$Z_k^{(i)} = \begin{bmatrix} \theta_k^{(i)} \\ \varphi_k^{(i)} \\ RP_k^{(i)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{tg}^{-1}\left(\frac{y_k}{x_k}\right) \\ \text{tg}^{-1}\left(\frac{z_k}{\sqrt{x_k^2 + y_k^2}}\right) \\ e^{-\mu(i) \cdot (r_k - r_{k-1})} \cdot \frac{r_{k-1}^2}{r_k^2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \nu_\theta^{(i)} \\ \nu_\varphi^{(i)} \\ \nu_{RP}^{(i)} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

式中: $i=1,2$ 分别代表2种波段; x_k, y_k, z_k 为 k 时刻目标与载机的相对位置; r_k 为目标与载机的相对距离.2个同站红外传感器测角精度相同,量测噪声误差均为相互独立的零均值高斯白噪声.方向角和俯仰角测量误差标准差分别为 $\sigma_\theta = 0.02^\circ, \sigma_\varphi = 0.02^\circ$.2个红外传感器连续功率辐射比量测误差均方差满足 $\sigma_{RP^{(1)}} = \sigma_{RP^{(2)}} = \sigma_{RP} = 0.05$,则红外系统测量误差协方差阵为

$$R^{(1)} = R^{(2)} = R = \begin{bmatrix} \sigma_\theta^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\varphi^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{RP}^2 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

2.4 红外融合算法

在跟踪过程中,机动目标轨迹具有非高斯、非线性等特点.粒子滤波(PF)和无迹卡尔曼滤波(UKF)及其改进^[6-7]是目前应用比较广泛的方法.由于目标跟踪实时性要求高,而PF计算量较大,且存在退化等问题^[8],本文采用UKF融合方法.对每个时间段UKF计算一个循环的基本步骤如下:

Step 1 一步状态预测 $\hat{x}_{k|k-1}$ 及其协方差 $P_{k|k-1}$.

用UT法计算 σ 点 $\xi_{k-1|k-1}^{(i)}$,即

$$\begin{cases} \xi_{k-1|k-1}^{(0)} = \hat{x}_{k-1|k-1}; \\ \xi_{k-1|k-1}^{(i)} = \hat{x}_{k-1|k-1} + (\sqrt{(n+\lambda)P_{k-1|k-1}})_i, \\ \quad i = 0, 1, \dots, 2n; \\ \xi_{k-1|k-1}^{(i)} = \hat{x}_{k-1|k-1} - (\sqrt{(n+\lambda)P_{k-1|k-1}})_i, \\ \quad i = n+1, \dots, 2n. \end{cases} \quad (9a)$$

计算 σ 点 $\xi_{k|k}^{(i)}$, $i = 0, 1, \dots, 2n$. 通过状态演化方程的传播, 即

$$\begin{cases} \xi_k^{(i)} = f_k(\xi_{k-1|k-1}^{(i)}), \\ \hat{x}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(m)} \xi_k^{(i)}, \\ P_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(c)} (\Delta x)(\Delta x)^T + Q_{k-1}. \end{cases} \quad (9b)$$

其中 $(\Delta x) = \xi_k^{(i)} - \hat{x}_{k|k-1}$. 用 UT 法求 σ 点 $\hat{x}_{k|k-1}$, $P_{k|k-1}$. 计算点 σ 通过量测方程对 \hat{x}_k 的传播, 即

$$\begin{cases} \xi_k^{(0)} = \hat{x}_{k|k-1}, \\ \xi_{k|k-1}^{(i)} = \hat{x}_{k|k-1} + (\sqrt{(n+\lambda)P_{k|k-1}})_i, \\ \xi_{k|k-1}^{(i)} = \hat{x}_{k|k-1} - (\sqrt{(n+\lambda)P_{k|k-1}})_i. \end{cases} \quad (10a)$$

计算输出的一步提前预测, 即

$$\begin{cases} \zeta_k^{(i)} = h_k(\xi_k^{(i)}), \quad i = 0, 1, \dots, n; \\ \hat{z}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(m)} \zeta_k^{(i)}; \\ P_{\hat{z}_k} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(c)} (\Delta z)(\Delta z)^T + R_k; \\ P_{\hat{x}_k \hat{z}_k} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(c)} (\zeta_k^{(i)} - \hat{x}_{k|k-1})(\zeta_k^{(i)} - \hat{z}_{k|k-1})^T. \end{cases} \quad (10b)$$

其中 $\Delta z = \zeta_k^{(i)} - \hat{z}_{k|k-1}$.

Step 2 滤波更新.

在获取新的量测 z_k 后进行滤波更新, 即

$$\begin{cases} \hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k(z_k - \hat{z}_{k|k-1}), \\ K_k = P_{\hat{x}_k \hat{z}_k} P_{\hat{z}_k}^{-1}, \\ P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k P_{\hat{z}_k}^{-1} K_k^T. \end{cases} \quad (11)$$

式中 K_k 为滤波增益矩阵.

3 树形深层融合算法

当系统受到电磁干扰或需要无线电静默时, 红外融合系统能够实现独立跟踪, 具有一定的抗干扰能力. 树形深层融合系统是采用红外融合结果与雷达传感器深层融合的方法, 将红外融合结果作为初步融合结果, 并结合雷达测量信息, 采用交互多模型无迹卡尔曼滤波方法 (IMM-UKF) 进行深层融合估计, 以进一步提高目标跟踪精度.

3.1 目标运动模型

假设目标运动状态模型共有 n 个, 在笛卡尔三维

坐标系中, 第 i 个模型 $M^{(i)}$ 的目标运动方程均可表示为

$$x_{k+1}^{(i)} = F^{(i)} x_k^{(i)} + G^{(i)} w_k^{(i)}. \quad (12)$$

考虑三维匀速运动和三维匀加速运动模型. 其中: $x_k^{(1)} = [x \ y \ z \ \dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z}]_k^T$ 为 k 时刻匀速模型的目标状态参数; $x_k^{(2)} = [x \ y \ z \ \dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z} \ \ddot{x} \ \ddot{y} \ \ddot{z}]_k^T$ 为 k 时刻匀加速模型的目标状态参数; $F^{(i)}$ 为模型 i 时的一步转移矩阵; $F^{(1)}$ 为模型 1 的状态转移矩阵, 与式 (5a) 相同, $F^{(1)} = \Phi$; $F^{(2)}$ 为模型 2 的状态转移矩阵, 有

$$F^{(2)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 & \frac{T^2}{2} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 & \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad (13)$$

$w_k^{(i)} = w_{k+1}^{(i)} = [w_k^{(i)}(x) \ w_k^{(i)}(y) \ w_k^{(i)}(z)]^T$ 为目标模型 i 时的过程噪声, 是三维零均值高斯白噪声, 且满足 $E[w_k^{(i)}] = 0_{3 \times 1}$, $E[w_k^{(i)} \cdot (w_j^{(i)})^T] = Q^{(i)} \delta_{kj}$, $k, j \geq 0$. 采样周期为 T , $G^{(1)}$ 为模型噪声转移矩阵, 与式 (5) 相同, 即 $G^{(1)}$, 且

$$G^{(1)} Q^{(1)} (G^{(1)})^T = \begin{bmatrix} \frac{T^4}{4} q^{(1)} I & \frac{T^3}{2} q^{(1)} I \\ \frac{T^3}{2} q^{(1)} I & T^2 q^{(1)} I \end{bmatrix}, \quad (14)$$

$$G^{(2)} Q^{(2)} (G^{(2)})^T = \begin{bmatrix} \frac{T^4}{4} q^{(2)} I & \frac{T^3}{2} q^{(2)} I & \frac{T^2}{2} q^{(2)} I \\ \frac{T^3}{2} q^{(2)} I & T^2 q^{(2)} I & T q^{(2)} I \\ \frac{T^2}{2} q^{(2)} I & T q^{(2)} I & q^{(2)} I \end{bmatrix}. \quad (15)$$

式中: 协方差为 $Q^{(i)} = q^{(i)} I_{3 \times 3}$, I 为 3×3 单位矩阵, $q^{(1)} = 0.15$, $q^{(2)} = 0.2$.

3.2 量测方程

在深层融合模型中, 将红外融合结果与雷达量测结果进行融合, 传感器节点 i 的量测方程为

$$\begin{aligned} Z_{k+1}^{(i)} &= H^{(i)}(x_{k+1}) + \nu_{k+1}^{(i)} = \\ &[\theta_{k+1}^{(i)} \ \varphi_{k+1}^{(i)} \ r_{k+1}^{(i)}]^T + \nu_{k+1}^{(i)}. \end{aligned} \quad (16)$$

其中: $\theta_{k+1}^{(i)}$ 为方位角量测值, $\varphi_{k+1}^{(i)}$ 为俯仰角量测值, $r_{k+1}^{(i)}$ 为相对距离量测值, $\nu_{k+1}^{(i)}$ 为零均值且协方差阵 $R^{(i)}$ 为已知的高斯白噪声. 方位角、俯仰角和相对距离与状态变量的关系如下:

$$\begin{cases} \theta_{k+1}^{(i)} = \text{tg}^{-1}\left(\frac{y_{k+1}}{x_{k+1}}\right), \\ \varphi_{k+1}^{(i)} = \text{tg}^{-1}\left(\frac{z_{k+1}}{\sqrt{x_{k+1}^2 + y_{k+1}^2}}\right), \\ r_{k+1}^{(i)} = \sqrt{x_{k+1}^2 + y_{k+1}^2 + z_{k+1}^2}. \end{cases} \quad (17)$$

3.3 深层融合算法

假设 $M_{k-1}^{(s)}$ 表示模型 $M^{(s)}$ 在第 $k-1$ 采样周期为有效事件, 则同理 $M_k^{(t)}$ 表示在第 k 采样周期模型 $M^{(t)}$ 有效. 那么具有 n 个模型的基于交互多模型 (IMM) 红外雷达树形深层融合算法如下:

Step 1 初步融合.

以信息 Z^{k-1} 为条件的混合概率为

$$\mu_{k-1|k-1}^{(s,t)} = p(M_{k-1}^{(s)} | M_k^{(t)}, Z^{k-1}) = \frac{1}{\bar{c}_t} \pi_{st} \mu_{k-1}^{(s)}. \quad (18)$$

其中: $\bar{c}_t = \sum_{s=1}^n \pi_{st} \mu_k^{(s)}$ 为正则化常数, $s, t = 1, 2, \dots, n$. 重初始化的状态与协方差估计为

$$\hat{x}_{k-1|k-1}^{(t)} = E(x_{k-1} | m_k^{(t)}, Z^{k-1}) = \sum_{s=1}^n \hat{x}_{k-1|k-1}^{(s)} \cdot \mu_{k-1|k-1}^{(s,t)}, \quad (19a)$$

$$\hat{P}_{k-1|k-1}^{(t)} = \sum_{s=1}^n [P_{k-1|k-1}^{(s)} + \Delta x \cdot (\Delta x)^T] \cdot \mu_{k-1|k-1}^{(s,t)}. \quad (19b)$$

其中: $\Delta x = \hat{x}_{k-1|k-1}^{(s)} - \hat{x}_{k-1|k-1}^{(t)}$, $\mu_{k-1}^{(s)}$ 为模型 $M^{(s)}$ 的先验概率, π_{st} 为模型 $M^{(s)}$ 到模型 $M^{(t)}$ 的转移概率. 使用雷达传感器量测值 z_k^1 进行基于模型 $M^{(t)}$ 的无迹卡尔曼滤波更新, 其中 z_k^1 为雷达传感器 k 时刻观测值, $\hat{x}_{k|k-1}^{(t)}$ 和 $P_{k|k-1}^{(t)}$ 为雷达对模型 $M^{(t)}$ 的估计值, $t = 1, 2, \dots, n$. 状态预测为

$$\hat{x}_{k|k-1}^{(t)} = F_{k-1}^{(t)} \hat{x}_{k-1|k-1}^{(t)} + G_{k-1}^{(t)} w_{k-1}^{(t)}, \quad (20a)$$

$$P_{k|k-1}^{(t)} = F_{k-1}^{(t)} \hat{P}_{k-1|k-1}^{(t)} (F_{k-1}^{(t)})^T + G_{k-1}^{(t)} Q_{k-1}^{(t)} (G_{k-1}^{(t)})^T. \quad (20b)$$

量测预测残差及其协方差为

$$\tilde{z}_k^{(t)} = z_k^1 - H_k^{(t)} \hat{x}_{k|k-1}^{(t)} - \bar{v}_k^{(t)}, \quad (21a)$$

$$S_k^{(t)} = H_k^{(t)} P_{k|k-1}^{(t)} (H_k^{(t)})^T + R_k^{(t)}. \quad (21b)$$

Step 2 深层融合.

使用雷达估计值 $\hat{x}_{k|k-1}^{(t)}$ 和 $P_{k|k-1}^{(t)}$ 作为一步预测值, 利用红外融合结果进行基于模型 $M^{(t)}$ 的卡尔曼滤波, 得到系统估计 $\hat{x}_{k|k-1}^{(t)}$ 和 $P_{k|k-1}^{(t)}$, 并在 Gauss 假设下求似然方程

$$A_k^{(t)} = |2\pi S_k^{(t)}|^{-1/2} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2}(\tilde{z}_k^{(t)})^T (S_k^{(t)})^{-1} \tilde{z}_k^{(t)}\right]. \quad (22)$$

模型概率更新, 即对于 $t = 1, 2, \dots, n$, 分别计算模型概率

$$\mu_k^{(t)} = p(M_{k+1}^{(t)} | z^{k+1}) = \frac{1}{c} A_k^{(t)} \bar{c}_t. \quad (23)$$

其中: $\bar{c}_t = \sum_{s=1}^n \pi_{st} \mu_{k-1}^{(s)}$, $c = \sum_{s=1}^n A_k^{(s)} \bar{c}_s$. 总体状态估计和其协方差为

$$\hat{x}_{k|k} = \sum_{t=1}^n \hat{x}_{k|k}^{(t)} \mu_k^{(t)}, \quad (24a)$$

$$P_{k|k} = \sum_{t=1}^n \mu_k^{(t)} [P_{k|k}^{(t)} + (\Delta x')(\Delta x')^T], \quad (24b)$$

其中 $\Delta x' = \hat{x}_{k|k} - \hat{x}_{k|k}^{(t)}$.

4 仿真及结果分析

4.1 参数设置

设节点 1 (双波段红外融合) 方位角和俯仰角的量测误差标准差均为 0.04° , 节点 2 (雷达) 方位角和俯仰角的量测误差标准差均为 0.08° , 雷达测距量测误差标准差为 10m , 红外融合距离估计误差标准值为 20m . 仿真设计了 3 个目标运动模型, 模型 1 为匀速运动模型, 对应的过程噪声均方差为 20m/s^2 ; 模型 2 和模型 3 分别为匀加速运动模型, 对应地给出噪声均方差为 5m/s^2 和 20m/s^2 . 各模型初始概率为 $\mu_1(0) = 0.6$, $\mu_2(0) = 0.2$, $\mu_3(0) = 0.2$. 模型之间的马尔科夫转移概率矩阵为

$$\pi_{ij} = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.8 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.8 \end{bmatrix}.$$

4.2 参数设置

为了检验本文算法的性能, 以目标在巡航、转弯和匀加速时的状态方程产生目标航迹的参数为背景, 设置如下: 目标起始位置 $[8000, 7000, 0]$, 初始速度 $[180, 0, 0]$, 扫描周期 $T = 0.1\text{s}$. 目标在第 $0 \sim 40\text{s}$ 内作匀速直线飞行; 接着作过载为 4g 的左转弯运动, 持续时间为 50s ; 然后以 5m/s^2 的加速度作匀加速直线运动, 持续时间为 20s ; 再以过载为 3g 作右转弯运动, 持续时间为 50s ; 最后作 2m/s^2 的匀加速直线运动.

4.3 结果分析

本文采用有、无电磁干扰的 2 种环境对比的形式验证本文算法的性能. 树形红外雷达深层融合算法的性能估计通过目标距离估计的均方根误差 (RMSE) 进行比较评价, 公式如下:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M (x_k - x_{k|k})^2 + (y_k - y_{k|k})^2 + (z_k - z_{k|k})^2}{M}}, \quad (25)$$

其中 M 为蒙特卡洛仿真次数.

在上述条件下对模型进行 200 次 Monte Carlo 仿真, 仿真结果如图 1~图 4 所示.

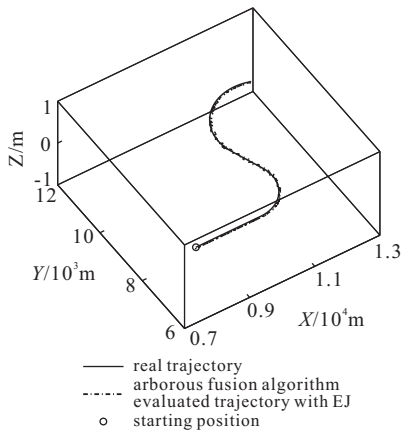


图 1 电磁干扰环境下树形融合算法航迹曲线

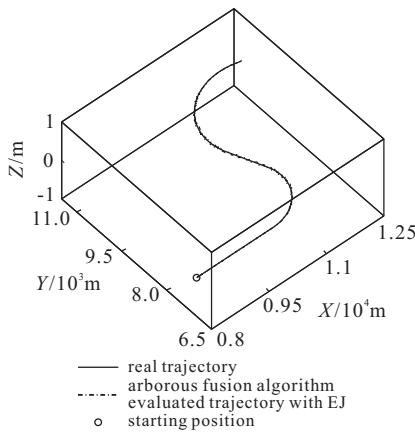


图 2 无电磁干扰时树形融合算法航迹曲线

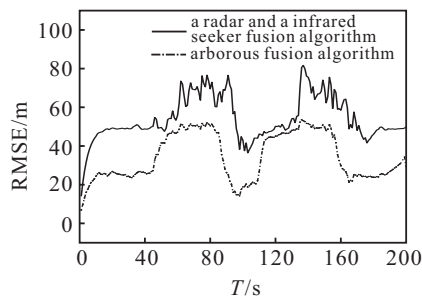


图 3 电磁干扰环境下跟踪误差对比

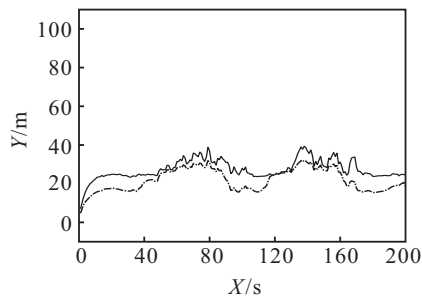


图 4 无电磁干扰时跟踪误差对比

图 1 是本文树形融合算法在电磁干扰环境下的航迹估计与真实航迹的对比, 图 1 显示了转弯机动(先左转后右转)并实施电磁干扰时相比于图 2 无电磁干扰情况误差偏大, 但与图 2 相比, 航迹估计基本相似,

即表明树形结构融合算法具有较好的跟踪性能. 在电磁干扰背景下, 将本文树形结构融合算法与文献 [2] 算法的测距均方误差进行仿真对比, 结果如图 3 所示. 电磁干扰背景下, 树形结构融合算法能够自适应选择工作方式, 即采用独立的红外融合或红外雷达异类融合来规避干扰、提高精度. 仿真过程中, 当目标规避跟踪, 采用转弯和电磁干扰时(仿真 40s 后), 2 种算法的距离估计误差曲线均发生波动, 而树形融合跟踪系统能自适应切换到独立红外融合方式, 减弱了电磁干扰影响, 跟踪误差相对于文献 [2] 算法明显降低. 由图可知, 文献 [2] 算法的最大误差超过 60 m, 而本文算法的最大误差小于 50 m. 在无电磁干扰环境下, 将本文算法与文献 [2] 算法进行仿真对比的结果如图 4 所示. 在无电磁干扰环境下, 本文算法自适应采用红外雷达融合方法, 算法精度明显高于文献 [2] 算法, 文献 [2] 算法的误差最大值约为 40 m, 而本文算法约为 30 m, 充分体现了本文算法的优越性.

5 结 论

本文通过树形融合方法实现了目标干扰环境下的自适应融合跟踪. 在无干扰环境下, 采用深层红外雷达融合来提高跟踪精度; 在电磁干扰环境下, 自适应采用红外双波段融合, 仍能实现系统对目标的有效跟踪, 具有抗干扰能力. 最后通过仿真验证了树形红外雷达融合算法对目标跟踪的有效性. 红外融合过程中, 均假设目标发动机工作恒定, 即红外辐射恒定, 而如果发动机功率发生较大变化时将影响算法精度, 这是算法不足之处, 也是下一步需要进一步研究的问题.

参考文献(References)

[1] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜, 等. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006: 38-66, 207-213.
(Han C Z, Zhu H Y, Duan Z S, et al. Multiple resources information fusion[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006.)

[2] 曾宪伟, 方洋旺, 伍友利, 等. 一种新的雷达和红外融合算法[J]. 控制与决策, 2009, 24(2): 240-243.
(Zeng X W, Fang Y W, Wu Y L, et al. New active radar and infrared seeker fusion algorithm[J]. Control and Decision, 2009, 24(2): 240-243.)

[3] 任波, 冯国强, 周焘, 等. 基于双波段红外辐射信息的机载无源定位算法[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(6): 1427-1430.
(Ren B, Feng G Q, Zhou T, et al. Airborne passive measurements algorithm based on double wave band infrared information[J]. J of System Simulation, 2008, 20(6): 1427-1430.)