

机载雷达辅助无源传感器对杂波环境下机动目标跟踪

吴卫华¹, 江晶¹, 高岚²

(1. 空军预警学院, 武汉 430019; 2. 中国人民解放军93656部队, 北京 101114)

摘要: 机载雷达辅助无源传感器对目标协同跟踪具有重要战术作用, 而当前相关算法模型较为简单. 为了贴近工程实际, 提出一种机载雷达辅助无源传感器对杂波环境下机动目标的跟踪算法. 该算法考虑了地球曲率和载机时变姿态等因素的影响, 基于地心地固(ECEF)坐标系, 联合交互多模型(IMM)和概率数据关联(PDAF)方法, 以综合预测协方差的迹为控制变量来管理机载雷达的开关机. 仿真结果表明, 通过选择合适的控制门限, 在节约辐射能量、提升生存能力的同时算法的跟踪性能并无明显下降, 从而表明了所提出算法的有效性.

关键词: 协同跟踪; 雷达辐射控制; 交互多模型; 概率数据关联; 地心地固坐标系; 杂波环境机动目标

中图分类号: TN957; TN959.73

文献标志码: A

Tracking maneuvering target in clutter with passive sensor aided by airborne radar

WU Wei-hua¹, JIANG Jing¹, GAO Lan²

(1. Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China; 2. Unit 93656 of PLA, Beijing 101114, China.

Correspondent: WU Wei-hua, E-mail: weihuawu1987@163.com)

Abstract: There is significant tactical value for cooperatively tracking a target with a passive sensor aided by airborne radar, and the models of some exist algorithms are relatively simple. In order to close to practice, an algorithm is proposed for tracking a maneuvering target in clutter by using a passive sensor aided by airborne radar. Based on ECEF(earth-centered earth-fixed) coordinates where the practice factors such as the curvature of earth and the platform attitude are accounted for, the algorithm combines IMM(interacting multiple model) and PDAF(probabilistic data association filter), and the trace of overall predictive covariance from the output of IMM/PDAF is treated as control variable to manage radar opening/closing mode. The simulation results show that radiation energy savings and improved survivability are obtained while tracking performance degradation is not obvious by choosing suitable control threshold, and the proposed algorithm is effective.

Keywords: cooperative tracking; radar radiation control; IMM; PDAF; ECEF; maneuvering targets in clutter

0 引言

机载多传感器对目标跟踪具有重要意义. 以机载有源无源传感器协同跟踪为代表的相关研究正逐渐受到人们的重视, 目前主要聚焦于两个方面: 一是多传感在各自采样规则下的融合跟踪^[1-2]; 一是有源传感器间歇工作, 辅助无源传感器进行跟踪^[3], 以达到隐蔽自身并节约辐射能量的目的. 本文研究后者. 这涉及到传感器管理问题, 始于文献[4]提出的PCRLB(Posterior Cramer-Rao lower bound)递归计算公式, 众多文献随之开展了基于PCRLB的多传感器管理的理论分析. 如: 文献[5-6]分别推导了杂波、多目标条件下的PCRLB计算; 文献[7-8]针对机动目标, 通过对

目标机动空间离散化, 分别提出利用枚举法和最佳高斯拟合分布方法求解PCRLB. 但是, 由于缺乏适用于杂波机动目标的PCRLB理论计算公式, 并且其求解需要现实无法获知的真实值, 上述研究虽可提供一定的理论指导, 但不具实用性. 文献[9]提出了在线估计方法, 但仅适用于无杂波环境下非机动目标条件. 文献[10]则研究了雷达单一传感器对杂波环境机动目标跟踪的辐射控制问题.

上述文献主要建立在简化的本地2D/3D直角坐标系下, 对于机载平台, 由于其运动及时变姿态特性, 需要考虑地球曲率和姿态因素. 为了切合实际, 本文开发一种基于ECEF(Earth-centered earth-fixed)坐标

收稿日期: 2013-12-21; 修回日期: 2014-08-27.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61102168).

作者简介: 吴卫华(1987-), 男, 博士生, 从事多源信息融合、无源定位与跟踪的研究; 江晶(1964-), 男, 教授, 博士生导师, 从事现代数字信号处理、雷达信号与信息处理、信息融合等研究.

系的联合 IMM (Interacting multiple model) 和 PDAF (Probabilistic data association filter) 的算法——IMMPDAF 算法, 以 IMMPDAF 输出的综合预测协方差的迹为控制变量来管理机载雷达的开关机, 进而提出一种机载雷达辅助无源传感器对杂波机动目标跟踪算法. 仿真结果验证了其有效性.

1 问题描述

对于机载平台, 涉及如下坐标系^[11]. ECEF 坐标系的原点在地球质心处, X 轴由原点指向 0° 经度与 0° 纬度交叉点; Z 轴沿着地球自转轴, 指向北极; Y 轴遵循右手系规则垂直于 X 轴与 Z 轴. 机载 NED 坐标系与飞行载体相联系, 其原点在机体质心处, X 轴、 Y 轴、 Z 轴分别指向地理北、地理东以及垂直于切平面并指向下. 机体坐标系直接定义在机体上, 其原点也置于质心处, X 轴、 Y 轴、 Z 轴分别指向机头、右翼、下侧, 本文也将其称为 HRD (Head-right-down) 坐标系.

在 3 维 ECEF 直角坐标系下, 将运动目标动态方程建模为

$$\mathbf{X}_j(k+1) = \mathbf{F}_j \mathbf{X}_j(k) + \mathbf{G}_j \mathbf{v}_j(k). \quad (1)$$

其中: $\mathbf{F}_j(\tau_k)(j=1,2)$ 为模型 M_j 在采样间隔 τ_k 内的转移矩阵, 有

$$\mathbf{F}_1 = \begin{bmatrix} 1 & \tau_k \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \otimes \mathbf{I}_3, \quad \mathbf{F}_2 = \begin{bmatrix} 1 & \tau_k & \tau_k^2/2 \\ & 1 & \tau_k \\ & & 1 \end{bmatrix} \otimes \mathbf{I}_3, \quad (2)$$

这里: \mathbf{I}_3 为 3×3 的单位矩阵, \otimes 表示 Kronecker 积; $\mathbf{X}_j(k)$ 为目标在时刻 k 的状态, 当为 2 阶匀速模型 M_1 时, 其为由位置和速度组成的 6 维矢量 $\mathbf{X}_1 = [x, y, z, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}]^T$, 当为 3 阶匀加速模型时, 其为由位置、速度和加速度组成的 9 维矢量 $\mathbf{X}_2 = [x, y, z, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, \ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}]^T$; 过程噪声增益矩阵为

$$\mathbf{G}_1 = [\tau_k^2/2 \quad \tau_k]^T \otimes \mathbf{I}_3, \\ \mathbf{G}_2 = [\tau_k^2/2 \quad \tau_k \quad 1]^T \otimes \mathbf{I}_3; \quad (3)$$

随机变量 $\mathbf{G}_j \mathbf{v}_j(k)$ 为零均值白高斯过程噪声, 并假定协方差矩阵已知, 即

$$E[\mathbf{G}_j \mathbf{v}_j(k) \mathbf{v}_j^T(k') \mathbf{G}_j^T] = \mathbf{Q}_j \delta(k, k'), \quad (4)$$

$\delta(k, k')$ 为 Kronecker delta 函数, 上标 T 表示矢量或矩阵转置, 且有

$$\mathbf{Q}_1 = \begin{bmatrix} \tau_k^4/4 & \tau_k^3/2 \\ \tau_k^3/2 & \tau_k^2 \end{bmatrix} \otimes \text{diag}[\sigma_{1x}^2, \sigma_{1y}^2, \sigma_{1z}^2], \\ \mathbf{Q}_2 = \begin{bmatrix} \tau_k^4/4 & \tau_k^3/2 & \tau_k^2/2 \\ \tau_k^3/2 & \tau_k^2 & \tau_k \\ \tau_k^2/2 & \tau_k & 1 \end{bmatrix} \otimes \text{diag}[\sigma_{2x}^2, \sigma_{2y}^2, \sigma_{2z}^2],$$

σ_{jx}^2 、 σ_{jy}^2 和 σ_{jz}^2 分别是模型 M_j 在 x 、 y 和 z 方向的加速度过程噪声方差.

传感器 s 的量测建模为

$$\mathbf{z}_s(k) = \boldsymbol{\varphi}_s(\mathbf{X}_t(k)) + \mathbf{w}_s(k). \quad (5)$$

其中

$$\boldsymbol{\varphi}_s(\mathbf{X}) = \mathbf{h}_s(\mathbf{X}_H^{t,p}), \quad (6)$$

$$\mathbf{X}_H^{t,p} = \mathbf{T}_{\text{NED}}^{\text{HRD}}(\boldsymbol{\omega}) \mathbf{X}_N^{t,p}, \quad (7)$$

$$\mathbf{X}_N^{t,p} = \mathbf{T}_{\text{ECEF}}^{\text{NED}}(\boldsymbol{\varpi}) [\mathbf{X}_E^{t,p} - \mathbf{X}_E^{s,p}], \quad (8)$$

$$\mathbf{X}_E^{t,p} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 \\ \mathbf{0} \cdot \mathbf{I}_6 \end{bmatrix} \mathbf{X}. \quad (9)$$

这里: $\mathbf{z}_s(k)$ 为量测矢量(对传感器 1——雷达而言, 其由距离、方位和俯仰构成; 对传感器 2 如红外 IR (Infrared) 或 ESM 传感器而言, 其由方位角和俯仰角构成); $\mathbf{X}_E^{t,p}$ 为目标在 ECEF 坐标系下的位置; $\mathbf{X}_E^{s,p}$ 为平台 NED 坐标系的原点在 ECEF 坐标系下的位置, 上标 p 代表位置分量, 下标 E 表示为 ECEF 坐标系; $\mathbf{T}_{\text{ECEF}}^{\text{NED}}(\boldsymbol{\varpi})$ 为由 ECEF 坐标系到本地 NED 坐标系的旋转矩阵, 具体表达式参见文献 [11]; $\boldsymbol{\varpi}$ 为平台的地理坐标矢量, 其包含经度、纬度和高度; $\mathbf{X}_N^{t,p}$ 为目标在 NED 坐标系的位置; $\mathbf{T}_{\text{NED}}^{\text{HRD}}(\boldsymbol{\omega})$ 为由 NED 坐标系到 HRD 坐标系的旋转矩阵; $\boldsymbol{\omega}$ 为姿态角矢量; $\mathbf{X}_H^{t,p}$ 为 HRD 坐标系下目标位置; \mathbf{h}_s 表示由 HRD 直角坐标到极坐标的非线性变换. 对传感器 1 而言, 该变换的斜距分量为

$$r = \sqrt{x_H^2 + y_H^2 + z_H^2}; \quad (10)$$

方位角、俯仰角分量分别为

$$a_1 = \arctan(y_H/x_H), \quad (11)$$

$$e_1 = \arctan(z_H/\sqrt{x_H^2 + y_H^2}), \quad (12)$$

其中 $\arctan(\cdot)$ 为四象限反正切函数.

对传感器 2 而言, 方位角 a_2 、俯仰角 e_2 分量的变换分别同式 (11) 和 (12).

随机变量 $\mathbf{w}_s(k)$ 是独立的零均值高斯量测噪声, 假定其协方差矩阵为

$$E[\mathbf{w}_s(k) \mathbf{w}_s^T(k')] = \mathbf{R}_s \delta(k, k'). \quad (13)$$

其中: $\mathbf{R}_1 = \text{diag}(\sigma_r^2, \sigma_{a1}^2, \sigma_{e1}^2)$, $\mathbf{R}_2 = \text{diag}(\sigma_{a2}^2, \sigma_{e2}^2)$, σ_r^2 、 σ_{a1}^2 和 σ_{e1}^2 分别是雷达斜距、方位角和俯仰角量测噪声的方差, σ_{a2}^2 和 σ_{e2}^2 则分别是 IR 或 ESM 传感器的方位角和俯仰角量测噪声的方差.

2 ECEF 坐标系下多传感器 IMMPDAF

已有的多传感器 IMMPDAF 研究^[2]是基于地面固定雷达的本地 2D/3D 直角坐标系, 不适用于机载平台, 下面给出基于 ECEF 坐标系的机载多传感器 IMMPDAF 序贯算法. 其执行步骤如下.

Step1 对前一时刻前一传感器估计进行混合.

由先验 $\mu_i(k|k)$ 可计算出混合概率 $\mu_{i|j}(k|k)$ 和预测模式概率 $\mu_i(k+1|k)$, 进一步利用前一时刻 k 前一传感器 s' 对目标的状态估计 $\hat{X}_{s',i}(k|k)$ 及其协方差 $P_{s',i}(k|k)$, 并参考文献[2]中的式(42)和(45), 可计算出与模型 M_j ($j=1, 2, \dots, r$) 相匹配的混合初始估计 $\hat{X}_{0j}(k|k)$ 及其协方差 $P_{0j}(k|k)$.

Step2 状态预测.

利用每个混合后的估计, 可对每个滤波器 j ($j=1, 2, \dots, r$) 计算出相应的预测状态

$$\hat{X}_j(k+1|k) = F_j \hat{X}_{0j}(k|k), \quad (14)$$

以及对应的预测状态协方差

$$P_j(k+1|k) = F_j P_{0j}(k|k) F_j^T + Q_j. \quad (15)$$

其中: 对应于模型 j 的状态空间矩阵 F_j 、 F_j 和过程噪声协方差矩阵 Q_j 分别由式(2)、(3)和(4)得到.

Step3 对当前时刻工作传感器进行量测预测.

由式(6)~(8), 可得 $k+1$ 时刻传感器 s 的预测量测为

$$\hat{z}_{sj}(k+1|k) = \varphi_s(\hat{X}_j(k+1|k)). \quad (16)$$

在平台经纬高、姿态量测及目标状态预测处进行 Taylor 级数展开, 忽略高阶项, 可得近似的新息协方差为

$$\begin{aligned} S_{sj}(k+1) = & J_H J_N^H \cdot \text{diag}[J_E^N \cdot \text{diag}(P_j(k+1|k), R_\omega) \cdot (J_E^N)^T, \\ & R_\omega] \cdot (J_N^H)^T (J_H)^T + R_s. \end{aligned} \quad (17)$$

其中: $J_E^N = [T_{ECEF}^{NED}(\omega)|J_\omega]$ 为目标在载机 NED 位置对目标 ECEF 坐标和载机经纬高的雅克比矩阵, $J_\omega = \partial X_N^{t,p} / \partial \omega$ 为目标在载机 NED 位置对经纬高的雅克比矩阵; $J_N^H = [T_{NED}^{HRD}(\omega)|J_\omega]$ 为目标在载机 HRD 位置对目标 NED 坐标和载机姿态角的雅克比矩阵, $J_\omega = \partial X_H^{t,p} / \partial \omega$ 为目标在载机 HRD 位置对姿态角的雅克比矩阵; $J_H = \partial h_s(X_H^{t,p}) / \partial X_H^{t,p}$ 为非线性量测函数的雅克比矩阵.

Step4 传感器 s 量测确认.

以预测量测为中心, 对传感器 s 的量测建立有效波门, 其中预测量测为

$$\hat{z}_s(k+1|k) = \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^r p_{ij} \mu_i(k|k) \varphi_s[F_j \hat{X}_i(k|k)], \quad (18)$$

p_{ij} 表示 k 时刻的模型 M_i 切换到 $k+1$ 时刻的模型 M_j 的概率. 该有效区域取 r 个模型中的最大者, 因此, g -sigma 有效区域的体积为

$$V_s(k+1) = g^{n_{z_s}} V_{n_{z_s}} |S_s^*(k+1)|^{1/2}, \quad (19)$$

$$|S_s^*(k+1)| = \max_j |S_{sj}(k+1)|. \quad (20)$$

其中: $|\cdot|$ 表示矩阵行列式, n_{z_s} 为传感器 s 的量测矢量维度, $V_{n_{z_s}}$ 为维度为 n_{z_s} 的单位超球体的体积. 再根据下式进行量测确认:

$$\begin{aligned} & [z_s(k+1) - \hat{z}_s(k+1|k)][S_s^*(k+1)]^{-1} \times \\ & [z_s(k+1) - \hat{z}_s(k+1|k)]^T < g^2. \end{aligned} \quad (21)$$

Step5 利用传感器 s 的量测对每个滤波器进行状态估计.

利用 $\hat{X}_j(k+1|k)$ 、协方差 $P_j(k+1|k)$ 以及传感器 s 的有效量测, 可得

$$\begin{aligned} \hat{X}_{sj}(k+1|k+1) = & \\ & \sum_{n=0}^{m_s(k+1)} \beta_{sj}^n(k+1) \hat{X}_{sj}^n(k+1|k+1). \end{aligned} \quad (22)$$

其中: $m_s(k+1)$ 为有效量测的数目; $\beta_{sj}^n(k+1)$ 和 $\beta_{sj}^0(k+1)$ 为关联概率, 可依据非参数 PDAF, 并利用 $\hat{z}_{sj}(k+1|k)$ 、 $S_{sj}(k+1)$ 以及 $V_{sj}(k+1) = g^{n_{z_s}} V_{n_{z_s}} |S_{sj}(k+1)|^{1/2}$ 得到 (见文献[2]中式(23)~(26)). 量测 n ($n \neq 0$) 是目标量测的条件估计为

$$\begin{aligned} \hat{X}_{sj}^n(k+1|k+1) = & \\ \hat{X}_j(k+1|k) + G_{sj}(k+1) v_{sj}^n(k+1), \end{aligned} \quad (23)$$

有效量测 n 的新息为

$$v_{sj}^n(k+1) = z_s^n(k+1) - \hat{z}_{sj}(k+1|k). \quad (24)$$

滤波器增益为

$$\begin{aligned} G_{sj}(k+1) = & \\ P_j(k+1|k) [\Psi_{sj}(k+1)]^T [S_{sj}(k+1)]^{-1}, \end{aligned} \quad (25)$$

其中

$$\Psi_{sj}(k+1) = \frac{\partial \varphi_s}{\partial X} \Big|_{X=\hat{X}_j(k+1|k)}$$

根据式(6)~(8), 利用复合函数的求导链式法则, 有

$$\Psi_{sj} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \varphi_s(X_E^{t,p})}{\partial X_E^{t,p}} & 0 \cdot I_6 \end{bmatrix}, \quad (26)$$

$$\frac{\partial \varphi_s(X_E^{t,p})}{\partial X_E^{t,p}} \Big|_{X_E^{t,p}=\hat{X}_E^{t,p}} =$$

$$\frac{\partial h_s(X_H^{t,p})}{\partial X_H^{t,p}} \Big|_{X_H^{t,p}=\hat{X}_H^{t,p}} \times$$

$$\frac{\partial X_H^{t,p}}{\partial X_N^{t,p}} \Big|_{X_N^{t,p}=\hat{X}_N^{t,p}} \cdot \frac{\partial X_N^{t,p}}{\partial X_E^{t,p}} \Big|_{X_E^{t,p}=\hat{X}_E^{t,p}} =$$

$$J_H \cdot T_{NED}^{HRD}(\omega) \cdot T_{ECEF}^{NED}(\omega), \quad (27)$$

$$\frac{\partial X_H^{t,p}}{\partial X_N^{t,p}} = T_{NED}^{HRD}(\omega), \quad \frac{\partial X_N^{t,p}}{\partial X_E^{t,p}} = T_{ECEF}^{NED}(\omega). \quad (28)$$

Step6 状态估计及协方差混合.

在每个模型更新后, 由文献[2]的式(49)计算模

型似然函数 $\Lambda_j(k+1)$, 从而可得模型概率更新为

$$\mu_j(k+1|k+1) = \Lambda_j(k+1)\mu_j(k+1|k)/c, \quad (29)$$

其中 c 为归一化因子.

最终, 利用更新后模型概率联合每个滤波器估计的状态以及协方差, 可得综合的状态估计及其协方差为

$$\begin{aligned} \hat{X}(k+1|k+1) &= \\ & \sum_{i=1}^r \mu_j(k+1|k+1) \hat{X}_{sj}(k+1|k+1), \quad (30) \\ \mathbf{P}(k+1|k+1) &= \\ & \sum_{j=1}^r \mu_j(k+1|k+1) \{ \mathbf{P}_{sj}(k+1|k+1) + \\ & [\hat{X}_{sj}(k+1|k+1) - \hat{X}(k+1|k+1)] \times \\ & [\hat{X}_{sj}(k+1|k+1) - \hat{X}(k+1|k+1)]^T \}, \quad (31) \end{aligned}$$

其中 $\mathbf{P}_{sj}(k+1|k+1)$ 对应于式(22)的协方差, 可利用文献[2]中式(36)进行计算.

3 机载雷达辐射控制

当目标进入稳定跟踪阶段后, 为了节省辐射能量以及保证自身安全, 可使雷达切换成“隐蔽”状态, 然而无源传感器无法获取斜距信息, 单纯利用无源传感器会不可避免地使得跟踪器发散, 因此, 需要合理的不确定性度量来控制机载雷达再次开机. 在假设目标状态的后验分布为高斯分布的情况下, 对于单模型滤波器而言, 预测协方差矩阵 $\mathbf{P}(k+1|k)$ 全面反映了下一时刻目标状态估计的不确定性, 该协方差矩阵的迹 $\text{trace}(\mathbf{P})$ 可作为度量不确定性的标量指标, 从而可利用该标量控制雷达开关机; 而对于 IMMPDAF, 定义如下“综合”预测协方差:

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \sum_{j=1}^r \mu_j(k+1|k) \mathbf{P}_j(k+1|k), \quad (32)$$

并利用该协方差矩阵的迹 $\text{trace}(\mathbf{P})$ 作为雷达开关机的控制变量, 即

$$\text{trace}(\mathbf{P}(k+1|k)) = \begin{cases} \geq \text{Th}, & k+1 \text{ 开机;} \\ < \text{Th}, & k+1 \text{ 关机.} \end{cases} \quad (33)$$

其中 Th 为设定的雷达开关机控制门限, 为经验参数. 式(33)的意义在于: 当雷达关机时, 由于无源传感器斜距信息的缺失, 将导致不确定性增大, 对应的协方差的迹增大, 当该值增大到超过一定门限 Th 时, 激活雷达; 此时由于信息量的增加, 将显著降低不确定性, 使得协方差的迹迅速降低, 此后, 雷达又可关机. 如此循环往复. 当 Th 较大时, 说明允许的误差范围较大, 对应的雷达关机时间较长, 节省更多辐射能量; 反之亦然.

4 仿真分析

下面考虑杂波条件下机动单目标跟踪问题. 目标初始经纬高为 (121.1°E, 40.3°N, 8 000 m), 终点经纬高为 (120.1°E, 40.5°N, 8 000 m), 其间依次经历了 (120.9°E, 40.6°N, 8 000 m), (120.6°E, 40.6°N, 8 000 m), (120.2°E, 40.3°N, 8 000 m), (121.1°E, 40.3°N, 8 000 m) 途经点. 平台初始经纬高为 (121.1°E, 40.55°N, 8 000 m), 终点经纬高为 (120.1°E, 40.5°N, 8 000 m), 依次经历 (120.1°E, 40.6°N, 8 000 m), (119.7°E, 40.6°N, 8 000 m), (119.7°E, 40.4°N, 8 000 m), (120.1°E, 40.4°N, 8 000 m) 途经点. 两者的速率均为 300 m/s, 图1给出了它们的航迹.

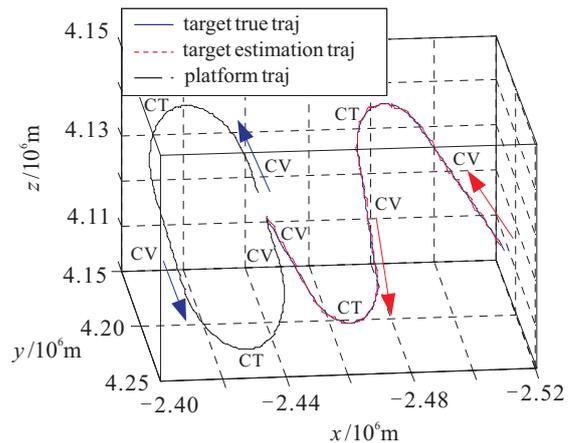


图1 平台航迹与目标航迹及其估计 ($\text{Th} = 1000$)

平台上有两个传感器, 分别是雷达和 IR. 它们的性能由下述参数描述: $\sigma_r = 100 \text{ m}$, $\sigma_{a1} = 1^\circ$, $\sigma_{e1} = 1^\circ$, $\sigma_{a2} = 0.2^\circ$, $\sigma_{e2} = 0.2^\circ$. IR 周期性采样, 采样间隔为 $\tau = 3 \text{ s}$; 雷达在前 50 个采样间隔与 IR 同步工作, 稳定跟踪后进入辅助 IR 阶段, 一旦满足式(33)的开机要求, 则在下一个 IR 采样时刻开机工作. 平台的位置测量误差分别为: 经度标准差 0.001° 、纬度标准差 0.001° 、高度标准差 100 m ; 姿态的偏航角、俯仰角、横滚角标准差均为 0.1° . IMMPDAF 使用第 1 节中的两个模型, 假定 M_1 、 M_2 的过程噪声标准差分别为 5 m/s^2 和 20 m/s^2 , 模型切换概率为 $p_{12} = 0.2$, $p_{21} = 0.1$. 假定杂波服从 Poisson 分布, 设定雷达和 IR 的杂波期望数目分别为 $\lambda_1 = 13 \times 10^{-9}/(\text{m} \cdot \text{mrad}^2)$ 和 $\lambda_2 = 7 \times 10^{-4}/\text{mrad}^2$. 并假定检测概率为 1. 两传感器有效区域的波门参数 $g = 4$, 门概率 $P_G = 0.9997$.

在 $\text{Th} = 1000$ 的条件下, 由推荐算法得到的某次典型航迹估计如图 1 所示, 从中可以看出, 该算法对目标进行了有效跟踪.

图 2 给出了一次仿真中不同时刻下协方差矩阵的迹 $\text{trace}(\mathbf{P})$. 其中: 虚线表示 $\text{Th} = 1000$ 门限, 星号

和点号对应IR不同采样时刻的迹,且星号代表超过了门限,此时雷达开机,而点号在门限之下,此时雷达关机.从图2中可以看出,雷达的开机时间间隔非等间隔,可有效规避对方捕获辐射信号.

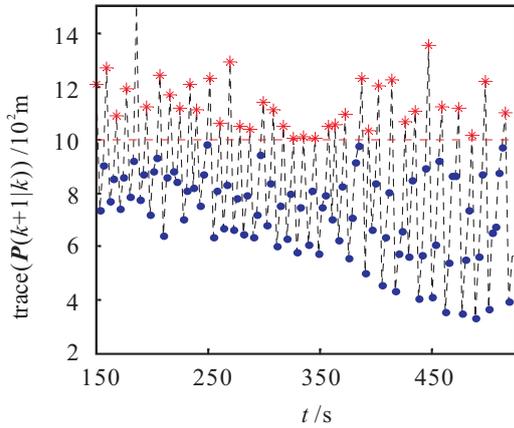


图2 不同时刻下预测协方差矩阵的迹

为了评估算法的性能,进行100次Monte Carlo仿真.图3给出了不同Th条件下,机载雷达在不同Monte Carlo实验下的辐射点分布图.其中:黑色像素代表雷达开机,白色表示关机.从图3中可以看出,随着门限Th的提高,雷达的开机点逐步减少.另外,表1给出了机载雷达平均辐射间隔的定量结果.

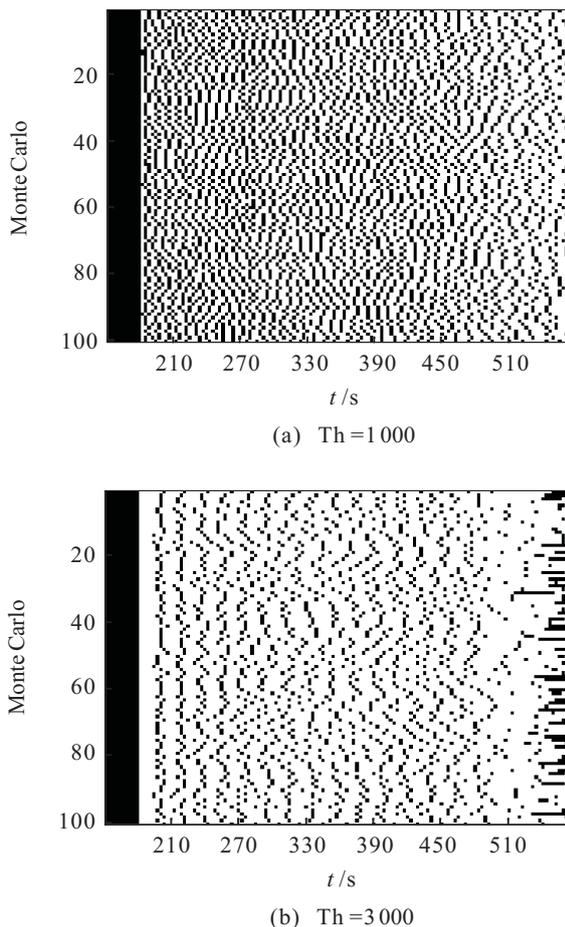


图3 机载雷达在不同Monte Carlo实验下的辐射点分布

表1 不同情况下Monte Carlo统计结果

Case	平均辐射间隔/s	RMSE	
		Position/m	Velocity/(m/s)
IR/Radar fusion	—	317.4	73.8
Radar aided (Th=500)	0.6	326.1	73.2
Radar aided (Th=1000)	7.4	384.5	70.7
Radar aided (Th=2000)	14.4	641.0	82.4
Radar aided (Th=3000)	17.7	1276.7	102.0
Radar only	—	952.9	103.5

图4给出了不同Th条件下,机载雷达辅助IR跟踪算法的RMSE性能.为便于参考,图4还给出了与IR相同采样间隔下,仅雷达(此时无IR量测)及Radar/IR融合跟踪情况下的性能,表1给出了相应的定量统计结果(表中数据已按四舍五入处理).可以看出:仅利用雷达量测跟踪收敛较慢,跟踪性能较差;当利用IR量测后,Radar/IR融合跟踪性能明显改善;而在雷达辅助跟踪情况下,当Th=500较小时,其与Radar/IR融合跟踪的性能非常接近,这是由于此时雷达开机较为频繁;当Th逐渐增大时,性能逐渐下降,尤其在较大的Th=2000或Th=3000时,在后期甚至可

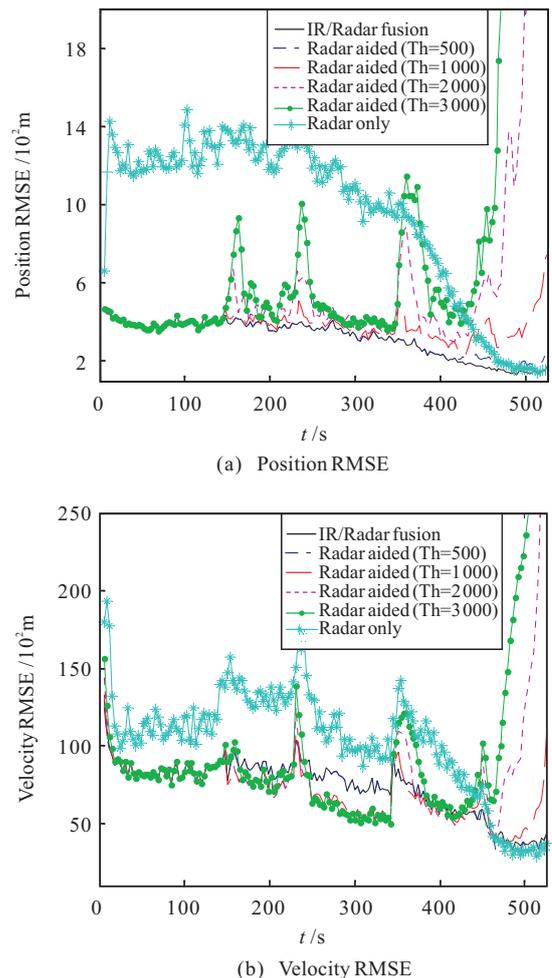


图4 不同情况下算法RMSE性能

能发散,这是由于此时跟踪器“过分自信”,当实际跟踪性能较差时,控制辐射的频率仍较低.注意到,当 $T_h = 1000$ 时,雷达辅助 IR 跟踪的性能与 IR/Radar 融合跟踪的性能接近,但此时,其平均辐射间隔为 7.4 (见表 1),这说明可节约 $7.4/3 = 247\%$ 的辐射能量.换言之,选择合适的门限,在近似相同的跟踪性能情况下,可有效节约 247% 的辐射能量,且由于无规律的间歇工作,可提高抗侦察能力,从而提升生存能力.

5 结 论

为切合实际背景,本文基于 ECEF 坐标系提出了机载雷达辅助无源传感器对杂波环境下机动目标的跟踪方法,给出了适用于 IMMPPDAF 跟踪器的机载雷达控制准则,并研究了不同控制门限条件下的算法性能,验证了算法的有效性.结果表明,通过选择合适的门限,可在保证跟踪性能的同时有效节约辐射能量,且由于无规律的间歇工作,可提升生存能力.由于本文的模型和算法贴近实际,对工程应用具有较强的参考价值,有望应用于工程实际.

参考文献(References)

- [1] 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.)
- [2] Houles A, Bar-shalom Y. Multisensor tracking of a maneuvering target in clutter[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1989, 25(2): 176-189.
- [3] 吴巍,王国宏,柳毅,等.机载雷达、红外、电子支援措施协同跟踪与管理[J].系统工程与电子技术,2011,33(7):1517-1522.
(Wu W, Wang G H, Liu Y, et al. Airborne radar/IRST/ESM synergistic tracking and management[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(7): 1517-1522.)
- [4] Tichavsky P H, Muravchik C, Nehorai A. Posterior Cramer-Rao bounds for discrete-time nonlinear filtering[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1998, 46(5): 1386-1396.
- [5] Bar-shalom Y, Zhang X, Willett P. Simplification of the dynamic Cramer-Rao bound for target tracking in clutter[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(2): 1481-1482.
- [6] Tharmarasa R, Kirubarajan T, Hernandez M L, et al. PCRLB-based multisensor array management for multitarget tracking[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(2): 539-555.
- [7] Bessel A, Ristic B, Farina A, et al. Error performance bounds for tracking a manoeuvring target[C]. The 6th Int Conf on Information Fusion. Cairns: ISIF, 2003: 903-910.
- [8] Ristic B, Hernandez M, Farina A, et al. Analysis of radar allocation requirements for an IRST aided tracking of anti-ship missiles[C]. The 9th Int Conf on Information Fusion. Florence: ISIF, 2006: 1-8.
- [9] Lei M, van Wyk B J, Qi Y. Online estimation of the approximate posterior Cramer-Rao lower bound for discrete-time nonlinear filtering[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(1): 37-57.
- [10] Kirubarajan T, Bar-shalom Y, Blair W D, et al. IMMPPDAF for radar management and tracking benchmark with ECM[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(4): 1115-1134.
- [11] Zipfel P H. Modeling and simulation of aerospace vehicle dynamics[M]. Virginia: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2007: 57-83.

(责任编辑:李君玲)