

文章编号: 2095-4980(2024)02-0122-10

基于改进 ATPM-IMM 算法的外辐射源雷达机动目标跟踪

傅雄滔, 易建新*, 万显荣, 徐宝兄

(武汉大学 电子信息学院, 湖北 武汉 430072)

摘要: 针对外辐射源雷达进行机动目标跟踪时, 现有的自适应交互式多模型(AIMM)算法难以达到高精度跟踪的问题, 提出一种基于改进的自适应转移概率交互式多模型(ATPM-IMM)的机动目标跟踪算法。该算法在 ATPM-IMM 算法的基础上增加了自适应控制窗, 对转移概率矩阵进行再次修正, 从而可根据目标的机动情况自适应切换机动模型, 提高真实模型的匹配概率。仿真和实测数据结果表明, 所提算法可有效提高外辐射源雷达进行机动目标跟踪的精确度。

关键词: 机动目标跟踪; 外辐射源雷达; 交互式多模型; 自适应转移概率; 自适应控制窗

中图分类号: TN958.97

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2023061

Passive radar maneuvering target tracking based on improved ATPM-IMM algorithm

FU Xiongtao, YI Jianxin*, WAN Xianrong, XU Baoxiong

(School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan Hubei 430072, China)

Abstract: The tracking accuracy of conventional Adaptive Interactive Multiple Model(AIMM) algorithm is poor in the process of maneuvering target tracking by passive radar. In combination with the characteristics of passive radar, the improved Adaptive Transition Probability Matrix-Interactive Multiple Model(ATPM-IMM) algorithm is proposed. Based on the ATPM-IMM algorithm, this algorithm uses the adaptive control window to revise the transition probability matrix again. It can automatically switch the maneuvering model according to the maneuvering situation of the target and improve the matching probability of real model. Simulation and experimental results show that the proposed algorithm can effectively improve the tracking accuracy of passive radar to maneuvering targets.

Keywords: maneuvering target tracking; passive radar; Interacting Multiple Model(IMM); Adaptive Transition Probability; adaptive decision window

外辐射源雷达是一种利用第三方发射的电磁信号(广播、电视、通信基站等)进行目标探测跟踪的双/多基地雷达系统, 相比传统雷达, 具有无需频率分配、绿色环保、隐蔽性好、易于组网等诸多优势。基于数字广播信号的外辐射源雷达, 具有辐射范围广、信号强等特点, 在现代定位跟踪技术中发挥着越来越重要的作用, 具有广泛用于空中交通管制、移动车辆监测、港口船舶管理等领域的趋势^[1-6]。近年来, 随着“低慢小”航空器的普及、地面交通的日益发达、军事作战环境的愈发复杂, 外辐射源雷达所探测目标的机动性也越来越强, 采用常规的单模型滤波跟踪算法对机动目标进行跟踪时, 往往会产生跟踪模型与目标模型之间不匹配的问题, 进而导致滤波发散, 难以实现对机动目标的高精度跟踪。因此, 如何对机动目标进行精确的跟踪是当前外辐射源雷达领域中的一大研究热点。

在机动目标跟踪领域中, 目标的运动建模是影响目标跟踪精确度的重要因素之一^[7]。由于单模型的滤波算法难以描述多变的机动运动模式, 目前较为有效的方法是交互式多模型(IMM)算法^[8-10], 通过建立机动目标的运动模型集实现对目标的机动跟踪。模型的设定可以根据需求进行变更, 模型间可以实现快速切换, 与单一模型相比, 更加具备适应目标运动状态的变化能力。但常规 IMM 算法应用到实际工程中仍面临着诸多问题: 其中,

收稿日期: 2023-03-09; 修回日期: 2023-04-19

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61931015; 62071335; 62250024); 湖北省自然科学基金创新群体资助项目(2021CFA002)

*通信作者: 易建新 email:jxyi@whu.edu.cn

IMM算法各个模型的交互程度取决于根据先验信息设定的概率转移矩阵(Transition Probability Matrix, TPM)^[11-16], 常规IMM算法中的TPM是依据经验值所设定的固定的主对角占优矩阵, 不会随着迭代的过程而改变, 当预先设定的TPM与实际状态不符时, 会导致跟踪精确度降低和滤波发散^[17-18]。

为解决TPM自适应问题, 国内外学者做了大量研究。文献[14-15]提出一种基于模型误差压缩率自适应调节TPM的算法, 虽然跟踪精确度得到一定的改善, 但模型切换滞后, 存在一定滤波误差。文献[16]利用2个连续时间点之间的概率差自适应调整TPM, 但在强机动情况下, 模型切换的稳定性不高。文献[11]则是利用了指数函数的非负单调性, 通过增加时变因子来修正TPM, 但算法的复杂度过高。文献[12]提出了一种模型跳跃阈值的转移概率校正函数来修正TPM, 平滑噪声的同时又能快速响应模型跳跃, 但需要用到多个IMM算法框架, 系统设计复杂度和时间复杂度较高。上述方法对TPM自适应调整的实现, 多数是用前一刻的TPM乘以修正因子, 对系统的先验信息有着较高的要求。文献[13]基于贝叶斯框架, 根据量测序列提出了一种ATPM-IMM(Adaptive TPM IMM)算法, 相比上述方法, 该算法TPM自适应调整性更强, 但在实际应用中存在运动模型的匹配概率不高、模型切换不稳定等问题。

本文结合外辐射源雷达目标跟踪的场景, 在ATPM-IMM算法的基础上, 增加自适应控制窗进一步调节TPM, 修正模型的后验概率, 提高模型的正确匹配概率以及模型间的切换速度, 增强目标模型切换的稳定性; 同时, 考虑到外辐射源雷达进行目标滤波跟踪时, 量测值与状态信息之间的转换关系^[19], 本文选用无损卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)滤波器与IMM算法结合, 进一步提升跟踪精确度。

1 系统模型

1.1 目标运动模型

基于数字广播电视信号的外源雷达, 其信号频段处于特高频(Ultra High Frequency, UHF)频段, 阵列规模通常较小, 测量到的仰角精确度相对较低, 因此本文主要考虑二维空间下目标的机动运动。目标的离散时间状态方程可设为:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{G}(k)\mathbf{u}(k) + \boldsymbol{\omega}(k) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}(k) = [x(k), \dot{x}(k), \ddot{x}(k), y(k), \dot{y}(k), \ddot{y}(k)]^T$ 为 k 时刻目标的状态向量, $(x(k), y(k))$ 为目标在 x 和 y 方向的位置, $(\dot{x}(k), \dot{y}(k))$ 为目标在 x 和 y 方向的速度, $(\ddot{x}(k), \ddot{y}(k))$ 为目标在 x 和 y 方向的加速度; $\mathbf{F}(k)$ 为目标运动模型的状态转移矩阵; $\mathbf{G}(k)\mathbf{u}(k)$ 为模拟运动目标所受环境扰动的影响, 其中 $\mathbf{G}(k)$ 为噪声传输矩阵, $\mathbf{u}(k)$ 为不同机动模型的控制项; 过程噪声 $\boldsymbol{\omega}(k)$ 为零均值的高斯白噪声序列, 其协方差矩阵 $\mathbf{Q}(k)$ 满足:

$$\mathbf{Q}(k) = E[\boldsymbol{\omega}(k)\boldsymbol{\omega}^T(k)] \quad (2)$$

1.2 目标量测模型

单发单收的外辐射源雷达探测示意图如图1所示, 其量测方程为:

$$\mathbf{z}(k) = h(\mathbf{x}(k)) + \mathbf{v}(k) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{z}(k) = [r_b(k), v_b(k), \theta_R(k)]^T$ 为 k 时刻目标的量测向量, $r_b(k)$ 为目标相对接收站的双基距离, $v_b(k)$ 为双基地速度, 双基距离增加其为负, 双基距离减少其为正; θ_R 为接收站所测目标方位角, 以正北方位为基准, 顺时针旋转为正, 逆时针旋转为负; $h(\cdot)$ 为当前雷达决定的量测函数, 定义为:

$$h(\mathbf{x}) = \left(\begin{array}{c} \|\mathbf{S}_{\text{tar}} - \mathbf{S}_r\| + \|\mathbf{S}_t - \mathbf{S}_{\text{tar}}\| \left(\frac{\|\mathbf{S}_{\text{tar}} - \mathbf{S}_r\|}{\|\mathbf{S}_{\text{tar}} - \mathbf{S}_r\|} + \frac{\|\mathbf{S}_t - \mathbf{S}_{\text{tar}}\|}{\|\mathbf{S}_{\text{tar}} - \mathbf{S}_t\|} \right) \times v_b \arctan(x - x_r, y - y_r) \end{array} \right)^T \quad (4)$$

式中: $\mathbf{S}_r = [x_r, y_r]$ 为接收站位置; $\mathbf{S}_t = [x_t, y_t]$ 为发射站的位置坐标; $\mathbf{S}_{\text{tar}} = [x, y]$ 为目标的位置。在外辐射源雷达中, 定义双基距离 r_b 为目标距离收发站距离之和, 即 $r_b = \|\mathbf{S}_{\text{tar}} - \mathbf{S}_r\| + \|\mathbf{S}_t - \mathbf{S}_{\text{tar}}\|$, 其中 $\|\mathbf{S}_{\text{tar}} - \mathbf{S}_r\|$ 定义为目标到发射站的距离, $\|\mathbf{S}_t - \mathbf{S}_{\text{tar}}\|$ 为目标到接收站的距离, 收发对之间的基线距离 $L = \|\mathbf{S}_t - \mathbf{S}_r\|$ 。

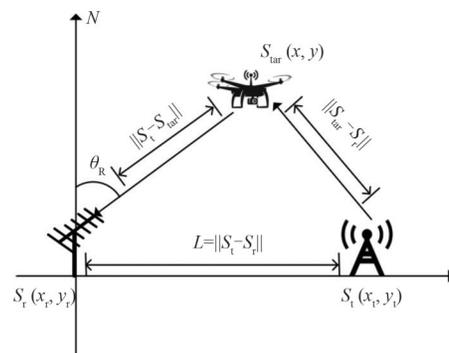


Fig.1 Diagram of single-station passive radar detection
图1 单站外源雷达探测示意图

$v(k)$ 为系统的量测噪声序列，假定其为相互独立的零均值高斯白噪声，其噪声协方差矩阵 $R(k)$ 满足：

$$R(k) = E[v(k)v^T(k)] \tag{5}$$

2 改进的 ATPM-IMM 算法

所提算法的流程图如图 2 所示，主要包括输入交互模块、UKF 滤波模块、模型概率更新模块、TPM 更新模块、自适应控制窗模块、状态估计融合模块。其中自适应控制窗模块在 ATPM-IMM 算法对 TPM 更新后的基础上，对 TPM 进行二次修正。

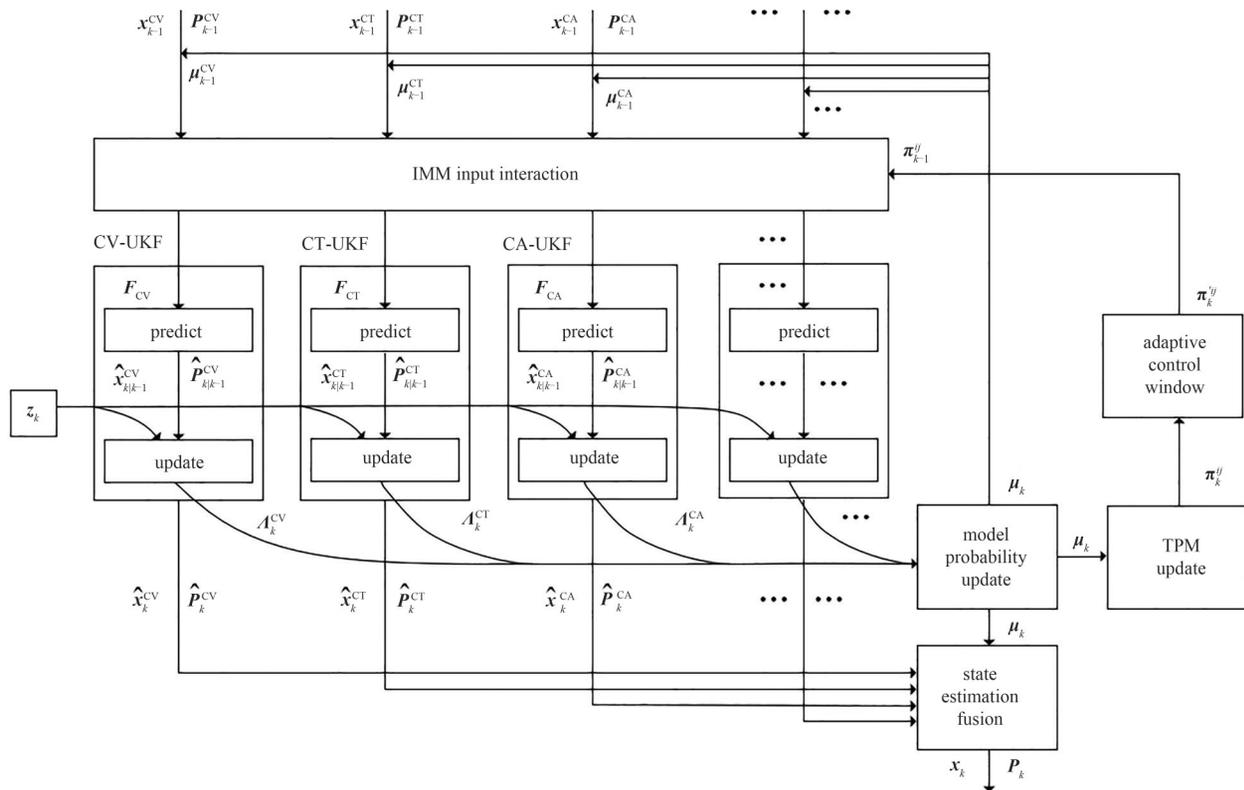


Fig.2 Flow chart of improved ATPM-IMM algorithm
图2 改进的 ATPM-IMM 算法流程图

2.1 ATPM-IMM 算法

文献[13]指出，如果系统缺乏足够或准确的先验信息，如 TPM 的初值或模型后验概率设置不当时，使用定义误差压缩率的方式调节 TPM，会导致系统滤波性能下降。文献[13]利用量测序列，定义了 TPM 的更新计算表达式，提出了 ATPM-IMM 算法。

对 ATPM-IMM 算法进行简要介绍，在常规 IMM 算法中，转移概率矩阵中 π_{k-1}^{ij} 的定义为：

$$\pi_{k-1}^{ij} = P\{m_k^j | m_{k-1}^i\} \tag{6}$$

式中： π_{k-1}^{ij} 为 $k-1$ 时刻目标由模型 i 切换到 k 时刻的模型 j 的概率； m_{k-1}^i 表示 $k-1$ 时刻系统的运动模型为 i 。

ATPM-IMM 算法则进一步将模型转移概率建模为时间序列 k 和量测序列 Z_{k-1} 的函数：

$$\pi_{k-1}^{ij} = P\{m_k^j | m_{k-1}^i, Z_{k-1}\} \tag{7}$$

式中： Z_{k-1} 为量测值的集合，代入 k 时刻的量测值 z_k ，得到 $k-1$ 时刻模型转移概率的后验估计值 $\pi_{k-1|k}^{ij}$ ：

$$\pi_{k-1|k}^{ij} = P\{m_k^j | m_{k-1}^i, Z_k\} \tag{8}$$

根据贝叶斯公式可得：

$$\pi_{k-1|k}^{ij} = \frac{\mu_{k-1|k}^{ij} \mu_k^j}{\sum_{j=1}^N [\mu_{k-1|k}^{ij} \mu_k^j]} \quad (9)$$

式中： $\mu_{k-1|k}^{ij}$ 为在 k 时刻运动模型为 j 且量测序列为 Z_k 的条件下，模型 i 在 $k-1$ 时刻的概率； μ_k^j 为在量测序列为 Z_k 的条件下，模型 j 的后验概率。 $\mu_{k-1|k}^{ij}$ 通过全概率公式可进一步写为：

$$\mu_{k-1|k}^{ij} = \frac{A_k^{ij} \pi_{k-1}^{ij} \mu_{k-1}^i}{\sum_{i=1}^N [A_k^{ij} \pi_{k-1}^{ij} \mu_{k-1}^i]} \quad (10)$$

则 $\pi_{k-1|k}^{ij}$ 可写为：

$$\pi_{k-1|k}^{ij} = \frac{\sum_{i=1}^N [A_k^{ij} \pi_{k-1}^{ij} \mu_{k-1}^i \mu_k^j]}{\sum_{j=1}^N \left\{ \frac{\sum_{i=1}^N [A_k^{ij} \pi_{k-1}^{ij} \mu_{k-1}^i \mu_k^j]}{A_k^{ij} \pi_{k-1}^{ij} \mu_{k-1}^i} \right\}} \quad (11)$$

ATPM-IMM 算法对于 π_k^j 的计算进行了近似处理，认为在 $k-1$ 时刻的模型转移概率和 k 时刻的模型转移概率是一致的，即：

$$P\{m_{k+1}^j | m_k^i, Z_k\} \approx P\{m_k^j | m_{k-1}^i, Z_k\} \quad (12)$$

$$\pi_k^j \approx \pi_{k-1|k}^j \quad (13)$$

由于 ATPM-IMM 算法对 k 时刻的模型转移概率做了近似处理，导致 k 时刻的模型转移概率调整的实时性不强，实际应用中则表现为运动模型的匹配概率不高、模型切换不稳定。

ATPM-IMM 算法的迭代步骤为：

1) 计算混合概率

假设在 $k-1$ 时刻，运动模型 i 与当前机动目标运动模型相匹配的概率为 μ_{k-1}^i ，则模型 i 转移到模型 j 的混合转移概率 $\mu_{k-1|k}^{ij}$ 为：

$$\mu_{k-1|k}^{ij} = \frac{\pi_{k-1}^{ij} \mu_{k-1}^i}{\sum_{i=1}^N \pi_{k-1}^{ij} \mu_{k-1}^i} \quad (14)$$

2) 模型交互

交互上一时刻各子模型状态估计值，其结果作为当前循环的输入：

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k-1|k-1}^j = \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_{k-1|k-1}^i \mu_{k-1|k-1}^{ij} \\ \mathbf{P}_{k-1|k-1}^j = \sum_{i=1}^N \mu_{k-1|k-1}^{ij} [\mathbf{P}_{k-1|k-1}^i + (\mathbf{x}_{k-1|k-1}^i - \mathbf{x}_{k-1|k-1}^j) \cdot (\mathbf{x}_{k-1|k-1}^i - \mathbf{x}_{k-1|k-1}^j)^T] \end{cases} \quad (15)$$

式中： $\mathbf{x}_{k-1|k-1}^i, \mathbf{P}_{k-1|k-1}^i$ 为 $k-1$ 时刻模型 i 的状态估计和对应的协方差矩阵； $\mathbf{x}_{k-1|k-1}^j, \mathbf{P}_{k-1|k-1}^j$ 为 $k-1$ 时刻模型 j 的混合状态和协方差估计值。

3) 并行 UKF 滤波

考虑到量测和状态之间转换的非线性，使用 UKF 滤波算法进行处理，分别对每个子模型 i 进行状态的预测和更新。首先对上一步生成的状态估计值 $\mathbf{x}_{k-1|k-1}^i$ 进行无迹变换 (Unscented Transformation, UT)，获得 $2n+1$ 个 Sigma 采样点 $\chi_{k-1|k-1}^i$ ，并设定均值权值 w_i^m 和方差权值 w_i^c 近似计算子模型的预测状态均值 $\mathbf{x}_{k|k-1}^i$ 和预测协方差 $\mathbf{P}_{k|k-1}^i$ ：

$$\chi_{k|k-1}^i = f(\chi_{k-1|k-1}^i) \quad (16)$$

$$\mathbf{z}_{k|k-1}^i = h(\chi_{k|k-1}^i) \quad (17)$$

$$\mathbf{x}_{k|k-1}^i = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^m \chi_{k|k-1}^i \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^c (\mathbf{x}_{k|k-1}^i - \mathbf{x}_{k|k-1}) (\mathbf{x}_{k|k-1}^i - \mathbf{x}_{k|k-1})^T + \mathbf{Q}_{k-1}^i \quad (19)$$

接着计算每个子模型的量测预测均值 $\mathbf{z}_{k|k-1}$ 、新息 \mathbf{V}_k^i 、新息协方差 \mathbf{S}_k^i 、互协方差 \mathbf{P} 和滤波增益 K_k^i :

$$\mathbf{z}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^m \mathbf{z}_{k|k-1}^i \quad (20)$$

$$\mathbf{S}_k^i = \sum_{i=0}^{2n} w_i^c (\mathbf{z}_{k|k-1}^i - \mathbf{z}_{k|k-1}) (\mathbf{z}_{k|k-1}^i - \mathbf{z}_{k|k-1})^T + \mathbf{R}_{k-1} \quad (21)$$

$$K_k^i = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^c (\mathbf{x}_{k|k-1}^i - \mathbf{x}_{k|k-1}) (\mathbf{z}_{k|k-1}^i - \mathbf{z}_{k|k-1})^T (\mathbf{S}_k^i)^{-1} \quad (22)$$

$$\mathbf{V}_k^i = \mathbf{z}_k - \mathbf{z}_{k|k-1}^i \quad (23)$$

最后进行子模型的滤波更新, 得到 k 时刻每个子模型 i 的状态结果 $\hat{\mathbf{x}}_k^i$ 和 $\hat{\mathbf{P}}_k^i$, 其中 \mathbf{H}_k^i 为模型的量测矩阵:

$$\hat{\mathbf{x}}_k^i = \mathbf{x}_{k|k-1}^i + K_k^i \mathbf{V}_k^i \quad (24)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k^i = \mathbf{P}_{k|k-1}^i - K_k^i \mathbf{H}_k^i \mathbf{P}_{k|k-1}^i \quad (25)$$

4) 模型概率更新

由步骤 3) 得到各子模型的滤波结果, 分别计算每个子模型间交互的似然函数 A_k^i 以及更新模型概率 μ_k^i :

$$\mathbf{V}_k^{ij} = \mathbf{z}_{k|k-1}^i - \mathbf{z}_{k|k-1}^j \quad (26)$$

$$\mathbf{S}_k^{ij} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^c (\mathbf{z}_{k|k-1}^i - \mathbf{z}_{k|k-1}^j) (\mathbf{z}_{k|k-1}^i - \mathbf{z}_{k|k-1}^j)^T + \mathbf{R}_{k-1} \quad (27)$$

$$A_k^{ij} = \frac{1}{\sqrt{|2\pi\mathbf{S}_k^{ij}|}} \exp\left[-\frac{1}{2} (\mathbf{V}_k^{ij})^T (\mathbf{S}_k^{ij})^{-1} (\mathbf{V}_k^{ij})\right] \quad (28)$$

5) TPM 更新

使用式(11)对常规 IMM 算法中固定的 TPM 进行自适应修正, 更新后的 TPM 表达式为:

$$\pi_k^{ij} = \frac{\frac{A_k^{ij} \pi_{k-1}^{ij} \mu_{k-1}^i \mu_k^j}{\sum_{i=1}^N [A_k^{ij} \pi_{k-1}^{ij} \mu_{k-1}^i]}}{\sum_{j=1}^N \left\{ \frac{A_k^{ij} \pi_{k-1}^{ij} \mu_{k-1}^i \mu_k^j}{\sum_{i=1}^N [A_k^{ij} \pi_{k-1}^{ij} \mu_{k-1}^i]} \right\}} \quad (29)$$

6) 状态估计融合

将各子模型滤波输出的结果按照更新后的模型概率 μ_k^i 进行加权融合, 得到 k 时刻状态估计值 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 和协方差矩阵 $\hat{\mathbf{P}}_k$:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N \hat{\mathbf{x}}_k^i \mu_k^i \quad (30)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k = \sum_{i=1}^N \mu_k^i \left[\hat{\mathbf{P}}_k^i + (\hat{\mathbf{x}}_k - \hat{\mathbf{x}}_k^i) (\hat{\mathbf{x}}_k - \hat{\mathbf{x}}_k^i)^T \right] \quad (31)$$

2.2 TPM 自适应控制窗

式(29)给出了 TPM 自适应修正的表达式, 为进一步降低非匹配模型对滤波融合结果的影响, 在基于概率预测值判定窗^[19]的基础上进一步优化, 使用 TPM 自适应控制窗对 k 时刻的 TPM 进行二次修正。

图 3 为自适应控制窗阈值的计算过程，修正的具体规则如下：

1) 确定 k 时刻每个子模型的概率预测值的最大值：

$$\mu_{\max} = \max \{ \mu_{k|k-1}^1, \mu_{k|k-1}^2, \mu_{k|k-1}^3, \dots, \mu_{k|k-1}^N \} \quad (32)$$

2) 设定 M_k^i 为 k 时刻模型 $i(i=1, 2, \dots, N)$ 的预测概率为极大值的标志，即：

$$M_k^i = \begin{cases} 1, & \mu_{k|k-1}^i = \mu_{\max} \\ 0, & \mu_{k|k-1}^i \neq \mu_{\max} \end{cases} \quad (33)$$

3) 判定极大值标志在控制窗内的累加是否满足式(34)，满足，则对 TPM 进行二次修正：

$$\sum_{t=k-w+1}^k M_t^i > \delta, \pi_{ij} < \sigma, \pi_{ij}' = \begin{cases} \sigma, & i=j \\ (1-\sigma) \frac{\pi_{ij}}{1-\pi_{ii}}, & i \neq j \end{cases} \quad (34)$$

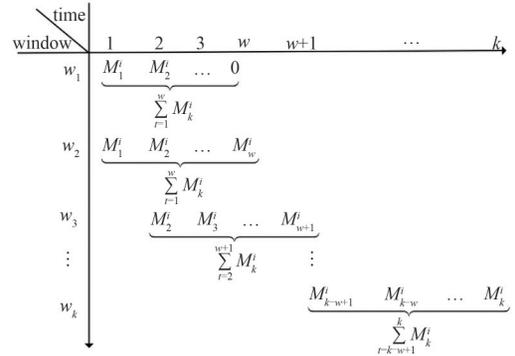


Fig.3 Calculation process of TPM adaptive control window threshold
图 3 TPM 自适应控制窗阈值的计算流程

式中： σ 为设定的 TPM 调节参数，考虑到主对角线占优原则，取值范围设为 $(0.9, 1)$ ，取值越接近 1，表明此时目标运动模型与模型 i 越匹配； w 为设定的控制窗的长度，根据机动的不同程度自适应设定； δ 为控制窗的门限值，取值范围为 $(0.5w, w]$ ，当 k 时刻模型 i 的预测值标志的累加和 $\sum_{t=k-w+1}^k M_t^i$ 大于门限值时，进行 TPM 二次修正。控制窗的长度决定了二次修正的时间， w 越大，则模型需要在控制窗内匹配的时间足够长才能进行二次修正，过大则会导致修正效果不明显； w 越小，二次修正越频繁，过小则会导致因滤波误差进行错误的修正。经仿真测试， w 在 $[2, 4]$ 范围内取值时有较好的修正结果。

4) 根据目标的机动程度自适应调整控制窗长度 w ：

$$w = \begin{cases} 2, & (\mathbf{V}_k^i)^T (\mathbf{S}_k^i)^{-1} \mathbf{V}_k^i \geq \chi_{0.1}^2(\mathbf{z}^d) \\ 4, & (\mathbf{V}_k^i)^T (\mathbf{S}_k^i)^{-1} \mathbf{V}_k^i < \chi_{0.1}^2(\mathbf{z}^d) \end{cases} \quad (35)$$

控制窗的长度 w 设定与当前目标的机动程度相关，而目标机动程度强弱可以通过子模型 i 的距离函数 $D_k^i = (\mathbf{V}_k^i)^T (\mathbf{S}_k^i)^{-1} \mathbf{V}_k^i$ 的大小来判定^[20]。 D_k^i 服从量测维数值 \mathbf{z}^d 的 $\chi_{\alpha}^2(\mathbf{z}^d)$ 分布， α 为目标发生机动的概率，当 $D_k^i \geq \chi_{0.1}^2(\mathbf{z}^d)$ ，此时目标处于强机动状态，则此时控制窗的长度应设置为较小值 2，以便对 TPM 进行快速的修正；当 $D_k^i < \chi_{0.1}^2(\mathbf{z}^d)$ ，此时目标处于弱机动状态，控制窗的长度应设置为较大值 4，从而避免模型的频繁跳变。

5) 控制窗的初始长度设置为 2，当跟踪的场数小于控制窗长度以及其他不符合二次修正条件时，仍按照文献 [14] 算法进行 TPM 的自适应调整。

经自适应控制窗修正后的 TPM 仍满足马尔可夫转移矩阵的基本要求，即矩阵各行数值取值范围为 $[0, 1]$ ，各行数值之和为 1。

3 仿真实验

结合外辐射源雷达的应用场景，进行单机动目标跟踪的仿真实验，对比常规的 IMM-UKF 算法、ATPM-IMM 算法以及本文所提算法性能。以位置分量的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)以及累计均方根误差(Accumulative Root Mean Square Error, ARMSE)作为跟踪性能的评价指标，计算表达式如下：

$$E_{\text{RMS},x}(k) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M [\hat{x}_m(k) - x(k)]^2} \quad (36)$$

$$E_{\text{RMS},y}(k) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M [\hat{y}_m(k) - y(k)]^2} \quad (37)$$

$$E_{\text{ARMS},x}(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E_{\text{RMS},x}(k) \quad (38)$$

$$E_{\text{ARMS},y}(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E_{\text{RMS},y}(k) \quad (39)$$

式中： $E_{\text{RMS},x}(k)$ 、 $E_{\text{RMS},y}(k)$ 为 k 时刻 x 和 y 方向位置估计的均方根误差； $E_{\text{ARMS},x}$ 、 $E_{\text{ARMS},y}$ 为 k 时刻 x 和 y 方向位置估计的均方根误差的均值； $\hat{x}_m(k)$ 、 $\hat{y}_m(k)$ 、 $x(k)$ 、 $y(k)$ 分别为 k 时刻第 m 次蒙特卡洛仿真的 x 和 y 方向的位置估计值、位置真值； M 为蒙特卡洛仿真次数； N 为跟踪场数。

3.1 仿真参数

仿真单发单收的外辐射源雷达对探测区域内的机动目标进行跟踪，接收站 S_r 设置为坐标原点，即 $S_r=[0,0]$ km，接收来自发射站 S_t 所发送的数字电视广播信号和回波信号，发射站坐标设置为 $S_t=[-2,4]$ km。目标在接收站东北方向做机动运动，设置目标初始状态为 $\mathbf{x}(0)=[1.5\text{ km}, 1\text{ m/s}, 1\text{ m/s}^2, 1.5\text{ km}, 1\text{ m/s}, 2\text{ m/s}^2]^T$ ，其各阶段的运动模式为：在1~20s做匀加速直线运动，21~48s做角速度为0.0873 rad/s的匀速左转弯运动，49~68s做匀速直线运动，69~96s做角速度为0.0873 rad/s的匀速右转弯运动，97~110s做匀加速直线运动，系统的数据更新周期 $T=1\text{ s}$ 。假设目标量测噪声为零均值高斯白噪声，双基地距离、双基地速度、方位角的量测噪声标准差分别为 $\sigma_r=15\text{ m}$ ， $\sigma_v=1\text{ m/s}$ ， $\sigma_\theta=0.0175\text{ rad}$ ，量测噪声协方差矩阵 $\mathbf{R}(k)=\text{diag}(\sigma_r^2, \sigma_v^2, \sigma_\theta^2)$ 。本文基于混合坐标系下对目标进行关联、跟踪，在笛卡尔坐标系下进行跟踪时的初始协方差矩阵 $\mathbf{P}_0=\text{diag}(50^2, 20^2, 10^2, 50^2, 20^2, 10^2)$ 。

本文所提算法的目标运动模型集包含4个子模型，分别为：匀速模型(Constant Velocity, CV)、匀加速模型(Constant Acceleration, CA)、协同转弯模型(左、右)(Coordinate Turn, CT)，不同模型的状态转移函数 $\mathbf{F}(k)$ 以及噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q}(k)$ 参照文献[6]设定。假设模型集中的各模型的初始概率均为1/4，即 $\boldsymbol{\mu}_0=[1/4, 1/4, 1/4, 1/4]$ ，自适应控制窗的初始窗长设置为 $w=2$ ，调节参数设置为 $\sigma=0.9$ ，控制窗的门限值设置为 $\delta=w$ ，式(40)给出初始时刻模型转移概率矩阵 $\boldsymbol{\pi}_0$ ：

$$\boldsymbol{\pi}_0 = \begin{bmatrix} 0.4 & 0.2 & 0.2 & 0.2 \\ 0.2 & 0.4 & 0.2 & 0.2 \\ 0.2 & 0.2 & 0.4 & 0.2 \\ 0.2 & 0.2 & 0.2 & 0.4 \end{bmatrix} \quad (40)$$

后文进行对比的IMM-UKF、ATPM-IMM算法的模型集、模型初始概率、初始时刻的模型转移概率矩阵设置与上述参数设置保持一致。

3.2 算法性能对比

图4给出了某次蒙特卡洛仿真中，分别使用3种算法对水平面机动目标跟踪的航迹对比图。从图中可以看出，常规的IMM-UKF算法由于固定的转移概率矩阵所带来的偏差，在进行模型切换时，出现了较大的跟踪误差；ATPM-IMM算法在常规算法上进行了转移概率矩阵的自适应修正，一定程度上降低了由于先验信息不准确所带来的误差，但模型切换速度较慢，稳定性不高，仍会在模型切换时出现不同程度的跟踪误差；本文所提算法在ATPM-IMM算法的基础上，实时调整了TPM，进一步提高了模型匹配的概率，在进行模型切换时速度较快，产生的峰值误差较小，具有较高的跟踪精确度。

进行200次蒙特卡洛仿真后，3种算法的目标位置估计均方根误差如图5~图6所示。从图中可以看出，3种算法在机动目标进行运动模型切换时，均会产生一定的跟踪误差，但本文算法相比其他两种算法，具有更快的模型切换速度，产生的位置均方根误差峰值和均值更低。图7~图10为各模型的后验概率变化曲线图，从图中可知，IMM-UKF算法模型的正确匹配概率在0.3上下波动；ATPM-IMM算法模型的正确匹配概率在0.6上下波动，正确匹配概率大于0.5的时刻占比67.24%；本文算法模型的正确匹配概率在0.8上下波动，且正确匹配概率大于0.5的时刻占比89.00%。相比其他2种算法，本文所提算法的模型切换更迅速，能在短时间内提高真实模型的匹配概率，并且在非机动时也可以保持平稳的跟踪状态。从表1可进一步得出，本文所提算法跟踪精确度最高，ATPM-IMM算法次之，IMM-UKF算法的跟踪误差最大。本文算法相比于IMM-UKF算法，在 x 方向上跟踪精确度提高了23.39%，在 y 方向上提高了16.88%；相比于ATPM-IMM算法，则分别提高了13.66%和11.02%。此外，本文给出不同算法的复杂度分析，如表2所示，统计了算法的乘法加法运算次数。

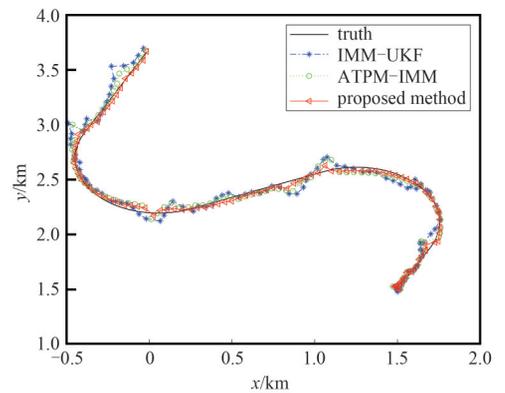


Fig.4 Simulation data tracking results of different algorithms
图4 不同算法的仿真数据跟踪效果

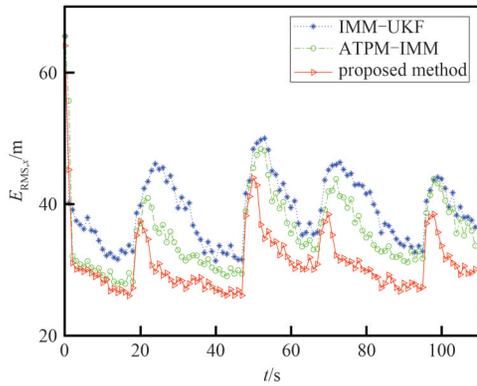


Fig.5 RMSE at X direction
图 5 X 方向 RMSE

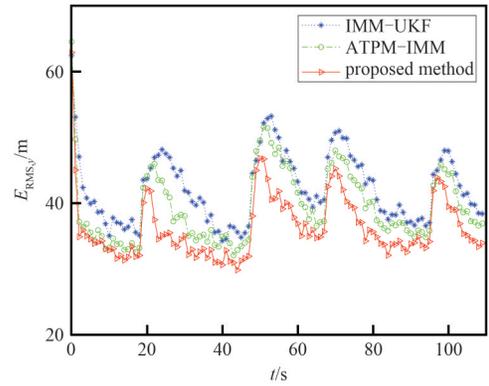


Fig.6 RMSE at Y direction
图 6 Y 方向 RMSE

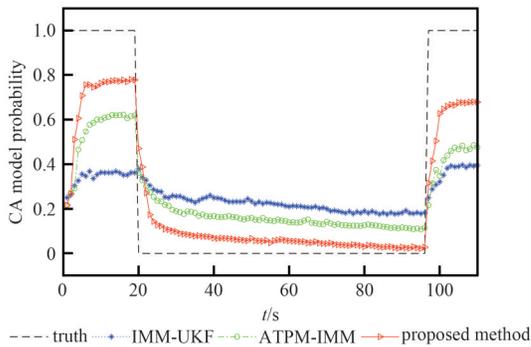


Fig.7 Probability change of CA model
图 7 CA 模型概率变化曲线

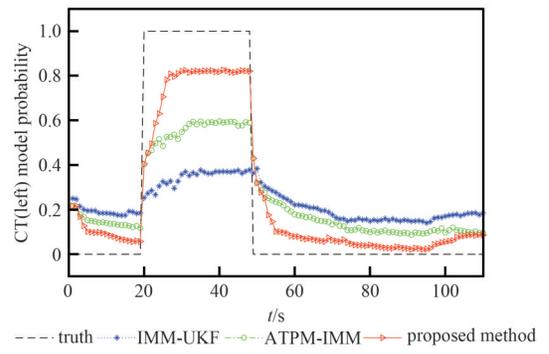


Fig.8 Probability change of CT(left) model
图 8 CT(左)模型概率变化曲线

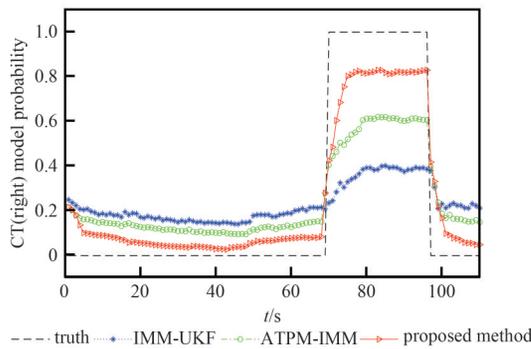


Fig.9 Probability change of CT(right) model
图 9 CT(右)模型概率变化曲线

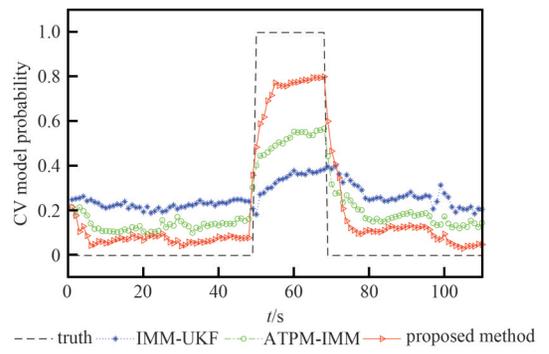


Fig.10 Probability change of CV model
图 10 CV 模型概率变化曲线

表 1 仿真数据在不同算法下的跟踪精确度

Table1 Tracking accuracy of simulation data

algorithm	ARMSE		peak of RMSE	
	x/m	y/m	x/m	y/m
IMM-UKF	40.18	42.23	50.01	53.20
ATPM-IMM	35.65	39.45	48.36	51.50
proposed method	30.78	35.10	42.75	46.16

表 2 不同算法计算复杂度对比

Table2 Comparison of algorithmic complexity

algorithm	multiplication counts	addition counts
IMM-UKF	15 265	12 354
ATPM-IMM	23 254	20 358
proposed method	25 123	21 846

从表中可知, ATPM-IMM 和所提算法在复杂度上高于常规的 IMM-UKF 算法。通过计算单次蒙特卡洛仿真的运行时间进一步对比不同算法的运行效率。在处理器为 Intel(R) Core(TM) i7-10875H、主频为 2.3 GHz 的环境上运行 Matlab R2022b, IMM-UKF 算法单次蒙特卡洛仿真的平均耗时约为 0.589 s, ATPM-IMM 算法平均耗时 0.725 s, 所提算法平均耗时 0.859 s, 可知本文算法的时间复杂度稍高于其他 2 种算法, 但 3 种算法的时间复杂度均在同一量级。在实际应用中, 可通过 GPU 进行算法的并行计算, 提高算法的运行效率。

4 实测数据验证

为进一步验证所提算法的有效性, 对实测数据进行处理。该组数据的探测目标为通航飞机, 于 2019 年 12 月在洛阳某机场采集, 探测到目标的持续时间为 163 s, 以 GPS 记录的位置信息作为真值验证不同算法的跟踪性能。该飞机开始时做匀速左转弯运动, 接着进行匀加速运动, 最后做匀速右转弯运动。

图 11 给出了 3 种算法的跟踪结果与 GPS 航迹的对比, 从图中可以看出, 本文算法的跟踪轨迹最为平滑; 在目标的机动模型切换时, 本文算法仍能快速准确地切换目标运动的机动模型, 进行平稳跟踪, 而其他 2 种算法因模型切换滞后或模型切换不稳定的问题, 出现了不同程度的偏差。从表 3 可以进一步得到, 相比其他两种算法, 本文算法在实际应用中也具有更高的跟踪精确度, 充分体现了本文算法的优越性。

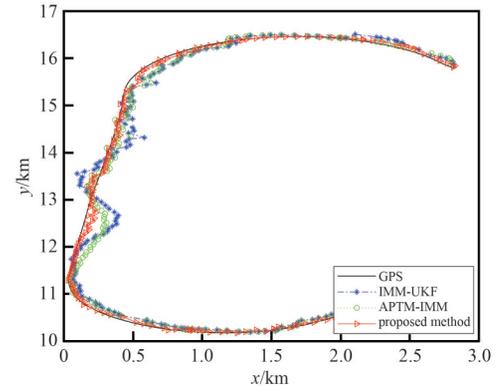


Fig.11 Measured data tracking results of different algorithms
图 11 不同算法的实测数据跟踪效果

表 3 实测数据在不同算法下的跟踪精确度

Table3 Tracking accuracy of measured data

algorithm	ARMSE		peak of RMSE	
	x/m	y/m	x/m	y/m
IMM-UKF	85.40	50.37	227.57	209.45
ATPM-IMM	63.55	45.53	193.96	146.76
proposed method	43.04	36.26	120.60	108.73

5 结论

针对外辐射源雷达进行机动目标跟踪问题, 本文在 ATPM-IMM 算法的基础上, 通过对目标机动强弱的判断, 构建 TPM 自适应控制窗, 进一步修正 TPM, 使 TPM 实时调整性更强, 有效提高了机动模型的匹配概率以及模型的切换速度。仿真结果和实测数据均验证了所提算法相比现有方法具有更高的跟踪精确度。后续将就算法运行效率的优化展开更深入的研究。

参考文献:

- [1] 万显荣, 易建新, 占伟杰, 等. 基于多照射源的被动雷达研究进展与发展趋势[J]. 雷达学报, 2020, 9(6): 939-958. (WAN Xianrong, YI Jianxin, ZHAN Weijie, et al. Research progress and development trend of the multi-illuminator-based passive radar[J]. Journal of Radars, 2020, 9(6): 939-958.) doi:10.12000/JR20143.
- [2] 万显荣. 基于低频段数字广播电视信号的外辐射源雷达发展现状与趋势[J]. 雷达学报, 2012, 1(2): 109-123. (WAN Xianrong. An overview on development of passive radar based on the low frequency band digital broadcasting and TV signals[J]. Journal of Radars, 2012, 1(2): 109-123.) doi:10.3724/SP.J.1300.2012.20027.
- [3] 宋杰, 何友, 蔡复青, 等. 基于非合作雷达辐射源的无源雷达技术综述[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(9): 2151-2156, 2180. (SONG Jie, HE You, CAI Fuqing, et al. Overview of passive radar technology based on non-cooperative radar illuminator[J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(9): 2151-2156, 2180.) doi:10.3321/j.issn:1001-506X.2009.09.028.
- [4] ZHAO Yongsheng, HU Dexiu, ZHAO Yongjun, et al. Moving target localization for multistatic passive radar using delay, Doppler and Doppler rate measurements[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2020, 31(5): 939-949.
- [5] 杨磊. 外辐射源雷达定位跟踪技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2017. (YANG Lei. Research on radar location and tracking technology for passive radar[D]. Chengdu, China: University of Electronic Science and Technology, 2017.) doi:CNKI:CDMD:2.1017.062834.
- [6] 郭福成. 基于 TOA 和 DOA 的固定单站无源雷达跟踪方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2015, 13(6): 908-912. (GUO

- Fucheng. Tracking algorithm of fixed mono-station passive radar using TOA and DOA[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2015,13(6):908-912. doi:10.11805/TKYDA201506.0908.
- [7] LI X R, JILKOV V P. Survey of maneuvering target tracking. Part I. Dynamic models[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003,39(4):1333-1364. doi:10.1109/TAES.2003.1261132.
- [8] BAO Tiantian, ZHANG Zhenkai, SABAH M F. An improved radar and infrared sensor tracking fusion algorithm based on IMM-UKF[C]// 2019 IEEE the 16th International Conference on Networking, Sensing and Control(ICNSC). Banff, AB, Canada: IEEE, 2019:420-423. doi:10.1109/ICNSC.2019.8743212.
- [9] KONG Xiangyu, ZHANG Xiaoping, ZHANG Xuanyong, et al. Adaptive dynamic state estimation of distribution network based on interacting multiple model[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2021,13(2):643-652.
- [10] VEDULA K, WEISS M L, PAFFENROTH R C, et al. Maneuvering target tracking using the autoencoder-interacting multiple model filter[C]// 2020 the 54th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers. Pacific Grove, CA, USA: IEEE, 2020: 1512-1517. doi:10.1109/IEEECONF51394.2020.9443396.
- [11] MA Jian, GUO Xiaoting. Combination of IMM algorithm and ASTRWCKF for maneuvering target tracking[J]. IEEE Access, 2020(8): 143095-143103. doi:10.1109/ACCESS.2020.3013561.
- [12] XIE Guo, SUN Lanlan, WEN Tao, et al. Adaptive transition probability matrix-based parallel IMM algorithm[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2019,51(5):2980-2989. doi:10.1109/TSMC.2019.2922305.
- [13] 曾浩, 母王强, 杨顺平. 高机动目标跟踪 ATPM-IMM 算法[J]. 通信学报, 2022,43(7):93-101. (ZENG Hao, MU Wangqiang, YANG Shunping. High maneuvering target tracking ATPM-IMM algorithm[J]. High Maneuvering Target Tracking ATPM-IMM Algorithm, 2022,43(7):93-101.) doi:10.11959/j.issn.1000-436x.2022135.
- [14] 封普文, 黄长强, 曹林平, 等. 马尔可夫矩阵修正 IMM 跟踪算法[J]. 系统工程与电子技术, 2013,35(11):2269-2274. (FENG Puwen, HUANG Changqiang, CAO Linping, et al. Research on adaptive Markov matrix IMM tracking algorithm[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2013,35(11):2269-2274.) doi:10.3969/j.issn.1001-506X.2013.11.07.
- [15] 臧荣春, 崔平远. 马尔可夫参数自适应 IFIMM 算法研究[J]. 电子学报, 2006,34(3):521-524. (ZANG Rongchun, CUI Pingyuan. Research on adaptive Markov parameter IFIMM algorithm[J]. Journal of Acta Electronica Sinica, 2006,34(3):521-524.) doi: CNKI:SUN:DZXU.0.2006-03-030.
- [16] HAN Bo, HUANG Hanqiao, LEI Lei, et al. An improved IMM algorithm based on STSRCKF for maneuvering target tracking[J]. IEEE Access, 2019(7):57795-57804. doi:10.1109/ACCESS.2019.2912983.
- [17] SADEGHZADEH-NOKHODBERIZ N, POSHTAN J. Distributed interacting multiple filters for fault diagnosis of navigation sensors in a robotic system[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2016,47(7):1383-1393. doi: 10.1109/TSMC.2016.2598782.
- [18] MENG Zehui, HO Qiheng, HUANG Zefan, et al. Online multi-target tracking for maneuvering vehicles in dynamic road context [EB/OL]. (2019-12-02)[2023-03-09]. <https://arxiv.org/abs/1912.00603>.
- [19] 王平波, 刘杨. 基于改进自适应 IMM-UKF 算法的水下目标跟踪[J]. 电子与信息学报, 2022,44(6):1999-2005. (WANG Pingbo, LIU Yang. Underwater target tracking algorithm based on improved adaptive IMM-UKF[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022,44(6):1999-2005.) doi:10.11999/JEIT211128.
- [20] 舒刊, 万显荣, 易建新, 等. 基于状态解耦的两坐标外源雷达 3D 目标跟踪[J]. 系统工程与电子技术, 2023,45(6):1658-1666. (SHU Kan, WAN Xianrong, YI Jianxin, et al. 3D target tracking for 2D passive radar based on target state decoupling[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2023,45(6):1658-1666.) doi:10.12305/j.issn.1001-506X.2023.06.09.

作者简介:

傅雄滔(1997-), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为外辐射源雷达目标定位跟踪. email: easonfu@whu.edu.cn.

易建新(1989-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为外辐射源雷达信号处理、目标跟踪与信息融合.

万显荣(1975-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为外辐射源雷达系统、高频雷达系统及雷达信号处理等.

徐宝兄(1990-), 女, 在读博士研究生, 主要研究方向为外辐射源雷达数据处理技术、机器学习.