

## 一种基于交互式多模型的雷达机动目标跟踪算法

肖杰<sup>1</sup>  
XIAO Jie

## 摘要

交互式多模型是多模型跟踪算法中的代表,不仅能够有效克服传统单一模型算法在机动目标跟踪中的局限性,而且擅长处理非线性系统中固有的噪声与不确定性问题。基于此,文章设计了一种基于交互式多模型的雷达机动目标跟踪算法。利用 UKF 滤波器和交互式多模型,将辛格模型和当前统计模型作为子模型,然后融入交互式多模型中实现机动目标跟踪。通过实验仿真分析,所提出的跟踪方法在运动目标做机动时跟踪性能好,且算法结构简洁,便于工程实现。

## 关键词

交互多模型; 机动目标; 目标跟踪; 滤波器; 当前统计模型

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.07.023

## 0 引言

雷达机动目标能稳定跟踪是数据处理的重要任务,也是雷达数据处理领域的重要研究范畴。该技术主要是通过研究信号、数据处理等关键技术,融合使用既有的先验知识与传感器实时提供的量测数据,尽可能地提取目标运动状态的有效信息<sup>[1-2]</sup>。机动目标跟踪最早主要应用于军事领域,常使用声呐、雷达等对飞机、舰船和导弹等实施定位与跟踪。机动目标因其复杂程度高和随机性大,使得如何有效实现高精度跟踪,成为当前研究领域的关键挑战。

机动目标跟踪的研究对象是运动模式发生非规律性变化的目标,其技术目标是实现高精度的实时状态估计。现代跟踪系统的跟踪算法,主要从提高运动目标模型的鲁棒性和提高运动目标跟踪精度考虑来设计。目标跟踪的测试精度,在很大程度上与所选运动跟踪模型有关;与之相应,评价一个跟踪算法性能优劣的关键指标,则通常在于其核心滤波算法的实时处理能力。根据系统的线性和非线性特点,跟踪滤波器分为两类,分别是线性和非线性。线性的滤波器有 a-b 滤波器、a-b-g 滤波器和卡尔曼(Kalman)滤波器,非线性的滤波器有扩展卡尔曼(Kalman)和无迹卡尔曼(Kalman)滤波。因为在雷达机动目标跟踪系统中,运动目标的运动状态会不定时无规律地发生机动,若只采用单个运动模型对机动目标进行跟踪,可能发生运动模型匹配失效和跟踪性能降低,进而造成滤波发散的情况。通过上述分析,核心思路是将多个运动模型集成,然后利用多个运动模型对同一时刻的目标状态并行估计。当前,交互多模型(IMM)算法已被众多学者视为最优算法。

基于上述分析,本研究设计了一种基于交互式多模型的雷达机动目标跟踪算法。核心架构整合了无迹卡尔曼滤波与交互式多模型方法,并选定 Singer 模型及当前统计模型作为 IMM 架构中的核心子模型集。通过对这两种运动模型有效的加权融合,可以很好地克服单一模型带来的跟踪精度不高和运动模型匹配失效的问题。最终实验结果表明本文提出的方法可以提高雷达机动目标跟踪系统的精度,并且可以改善系统的适应性。本文所提出的设计很好地展现出鲁棒性能,并且在工程实践中便于实现。

## 1 交互式多模型算法

交互式多模型算法的实现机制是预先建立一个包含多种运动模型的模型集合,可以全面描述目标潜在的运动模式。该模型集合的设计需严格按照依据贝叶斯理论,具有完备性和独立性;设计模型间的转移概率是一个服从马尔可夫转移过程<sup>[3]</sup>,接着通过对各个模型的条件状态进行概率加权,最终输出机动目标的滤波结果。

交互式多模型算法是构建在递推计算的框架上,其单次迭代都主要包含 4 个步骤,依次为输入交互、多个模型的滤波、模型概率更新和输出最终状态估计。在提前设计好的模型  $M_j$  的原始概率  $\mu_j(0)$  和状态转移概率矩阵情况下,其完整的一个迭代过程为:

(1) 输入交互

$$\mu_j(k) = P\{M_j(k) | Z^{k-1}\} = \sum_{i=1}^r p_{ij} \mu_i(k-1) \quad (1)$$

混合概率:

$$\mu_{ij}(k-1 | k-1) = P\{M_i(k-1) | M_j(k), Z^{k-1}\} = \frac{1}{\mu_j(k)} p_{ij} \mu_i(k-1) \quad (2)$$

式中:  $i, j \in 1, 2, \dots, r$ 。

1. 中国电子科技集团公司第三十八研究所 安徽合肥 230088

## (2) 状态滤波

滤波器初始状态估计:

$$\hat{\mathbf{X}}^{0j}(k-1|k-1) = \mathbf{E}[\mathbf{X}(k-1) | M_j(k), \mathbf{Z}^{k-1}]$$

$$= \sum_{i=1}^r \hat{\mathbf{X}}^i(k-1|k-1) \mu_{ij}(k-1|k-1) \quad j=1,2,\dots,r \quad (3)$$

$$\mathbf{P}^{0j}(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^r \mu_{ij}(k-1|k-1) \{ \mathbf{P}^i(k-1|k-1) + [\mathbf{X}(k-1) - \hat{\mathbf{X}}^{0j}(k-1|k-1)][\mathbf{X}(k-1) - \hat{\mathbf{X}}^{0j}(k-1|k-1)]^T \}$$

$$(4)$$

式中:  $\hat{\mathbf{X}}^i(k-1|k-1)$  为滤波器  $i$  在  $k-1$  时刻的输出, 即在已知量测序列  $\mathbf{Z}^{k-1}$  的条件下对目标状态的估计;  $\mathbf{P}^i(k-1|k-1)$  为与其对应的协方差矩阵。

## (3) 模型概率更新

将当前时刻的滤波结果输出当作下一个时刻模型  $M_j$  相匹配滤波的输入变量, 随后每个滤波器基于其自身算法并行完成状态滤波, 然后输出对应的状态估计值  $\hat{\mathbf{X}}^i(k|k)$  与协方差矩阵  $\mathbf{P}^i(k|k)$ , 最后通过计算各模型的似然函数值, 以动态更新其模型概率, 模型  $M_j$  的似然函数为:

$$\Lambda_j(k) = p[\mathbf{Z}(k) | M_j(k), \mathbf{Z}^{k-1}]$$

$$= p[\mathbf{Z}(k) | M_j(k), \hat{\mathbf{X}}^{0j}(k-1|k-1), \hat{\mathbf{P}}^{0j}(k-1|k-1)]$$

$$= N[\mathbf{Z}(k); \hat{\mathbf{Z}}^j[k|k-1, \hat{\mathbf{X}}^{0j}(k-1|k-1)],$$

$$\mathbf{S}^j[k|k-1, \hat{\mathbf{P}}^{0j}(k-1|k-1)]] \quad (5)$$

式中:  $p[\cdot]$  为概率密度函数,  $N[x, \bar{x}, \sigma^2]$  为随机变量  $x$  服从均值为  $\bar{x}$ , 方差为  $\sigma^2$  的正态分布;  $\hat{\mathbf{Z}}^j[k|k-1, \hat{\mathbf{X}}^{0j}(k-1|k-1)]$  为  $k-1$  时刻滤波器  $j$  对测量变量  $\mathbf{Z}(k)$  的预测值;  $\mathbf{S}^j[k|k-1, \hat{\mathbf{P}}^{0j}(k-1|k-1)]$  为预测量测的协方差矩阵。

模型概率更新计算模型  $M_j$  的后验概率:

$$\mu_j(k) = P\{M_j(k) | \mathbf{Z}^k\} = \frac{\mu_j(k) \Lambda_j(k)}{\sum_{i=1}^r \mu_i(k) \Lambda_i(k)}, \quad j=1,2,\dots,r \quad (6)$$

## (4) 输出交互

根据更新后的模型概率, 对来自各滤波器的局部状态估计结果进行加权合并, 得到目标最终运动状态的最优估计。

$$\hat{\mathbf{X}}(k|k) = \sum_{j=1}^r \hat{\mathbf{X}}^j(k|k) \mu_j(k)$$

$$\mathbf{P}(k|k) = \sum_{j=1}^r \mu_j(k) \{ \mathbf{P}^j(k|k) + [\hat{\mathbf{X}}^j(k|k) - \hat{\mathbf{X}}(k|k)][\hat{\mathbf{X}}^j(k|k) - \hat{\mathbf{X}}(k|k)]^T \}$$

$$(7)$$

式中:  $\hat{\mathbf{X}}(k|k)$  表示交互式多模型算法在时刻  $k$  输出的运动状态估计结果,  $\mathbf{P}(k|k)$  表示其对应的状态协方差矩阵。

## 2 本文算法

交互式多模型算法 (IMM) 通过构建两个及以上运动模型对目标状态进行精准估计<sup>[4]</sup>。本文创新性地融合了辛格 (Singer) 运动模型和“当前”统计模型 (CSM 模型), 通过对二者输出进行概率加权, 来覆盖不同的跟踪环境和机动

类型。其中, 辛格运动 (Singer) 模型主要用来拟合目标从匀速运动到匀加速运动的过程平滑过渡, 而“当前”统计模型 (CSM 模型) 则着重于处理目标做机动运动行为<sup>[5]</sup>。在滤波处理环节, 采用非线性的无迹卡尔曼滤波器 (UKF), UKF 算法处理可以很好地应对非线性系统。

本文算法的工作原理如图 1 所示。

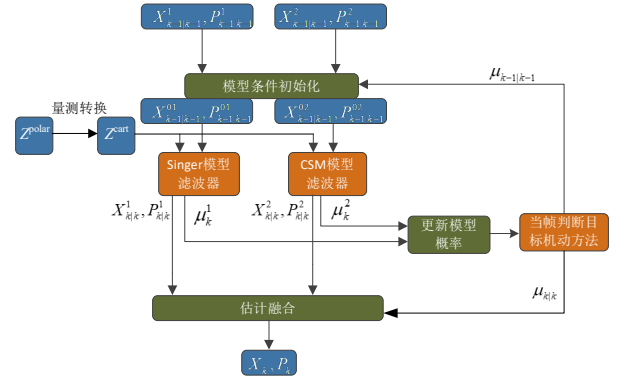


图 1 工作原理图

## 2.1 输出交互的计算

将  $\hat{\mathbf{X}}(k)$  设定为目标航迹真实状态,  $\mathbf{X}_{k|k}^1$  与  $\mathbf{X}_{k|k}^2$  分别是两个滤波模型在  $k$  时刻的航迹估计值;  $\mathbf{X}_{k|k}^1$  是通过 Singer 模型滤波器滤波后的结果,  $\mathbf{X}_{k|k}^2$  是通过 CSM 模型滤波器滤波后的结果,  $\mathbf{X}_k$  是估计融合后的航迹结果, 即  $\mathbf{X}_k = \mu_k^1 \mathbf{X}_{k|k}^1 + \mu_k^2 \mathbf{X}_{k|k}^2$ 。

## 2.2 模型概率更新

在交互多模型框架中, 模型概率估计是通过马尔科夫链状态转移概率矩阵实现的<sup>[6-7]</sup>。 $\mu_{k-1}$  这一参数是在  $(k-1)$  时刻通过比较两个滤波模型的残差方差  $\sigma^2$  得出。 $\sigma^2$  越小, 说明该模型估计越准确, 在  $(k-1)$  时刻, 该滤波模型的估计结果所占权重越大。经过  $N$  个周期后, 即可以统计得出在模型  $i$  为最优条件下, 模型  $i$  到  $j$  ( $j=1,2,\dots,r$ ) 的频率数。当  $N$  较大时, 根据大数定律, 模型  $i$  到  $j$  的概率等于频率。在上述两个概率值基础上, 可通过贝叶斯公式推导出模型间的转移概率<sup>[8]</sup>。

## 3 目标跟踪仿真分析

假设机动目标在二维平面运动。机动目标的起始位置在 (5, -5) km 处, 以速度 300 m/s 从方位角 135° 处进入。机动目标模拟轨迹的过程需先完成一段匀速直线运动, 后完成一段匀加速直线运动, 完成 180° 的转弯, 并匀速完成一段直线运动, 最后以 180° 的转弯完成一段匀减速直线运动。

实验仿真过程中采用了两个运动模型, 一是运动模型是匀速直线运动, 即非机动模型, 速度为恒定常数, 加速度为 0 的匀速运动过程; 二是运动模型是变速运动过程, 即机动模型, 加速度和速度都发生改变的变速运动过程。模拟机动目标的运动轨迹过程中, 假设雷达的采样周期  $T$  为 2 s, 系统

距离精度为 50 m, 方位精度为  $0.9^\circ$ , 观测噪声  $Q$  为 0.1。目标运动轨迹如图 2 所示。

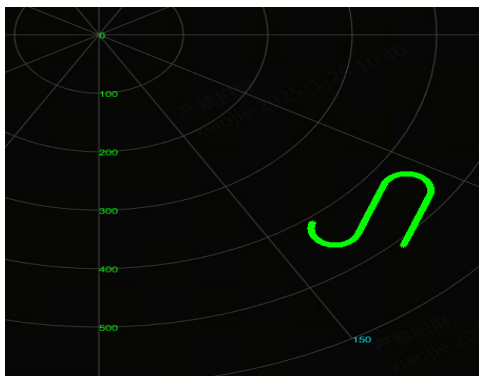


图 2 目标运动轨迹图

本次实验采用 100 次蒙特卡罗模拟次数仿真实验定位误差的统计值作为定位相对误差的输出。图 3~4 为 IMM-UKF 滤波算法在  $X$ 、 $Y$  方向位置误差结果，图 5~6 清晰呈现了目标在极坐标参数下的距离和方位的跟踪误差。为更好的评估本文算法性能，图 7 展示了本文提出的 IMM-UKF 滤波算法和 IMM-KF 滤波算法的实验对比结果图。通过对比两种算法对运动目标做转弯运动时的跟踪效果分析，可以看出 IMM-UKF 滤波算法对机动目标跟踪精度更高、效果更好。

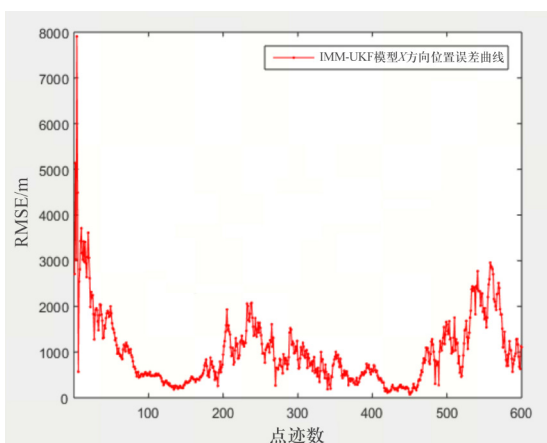


图 3  $X$  方向位置误差结果图

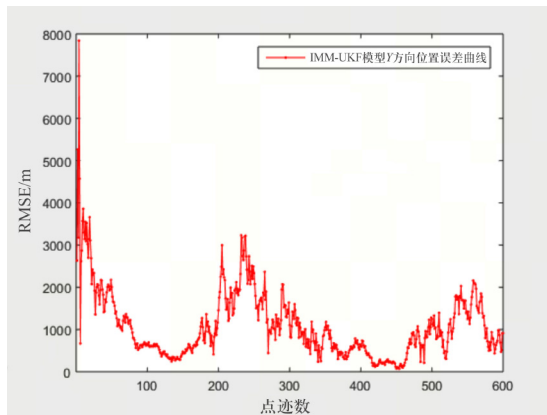


图 4  $Y$  方向位置误差结果图

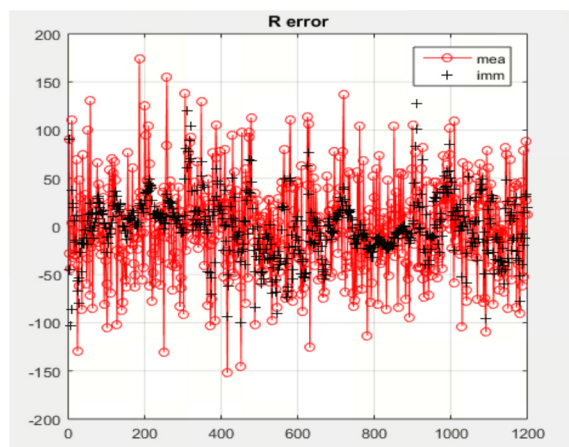


图 5 距离误差结果图

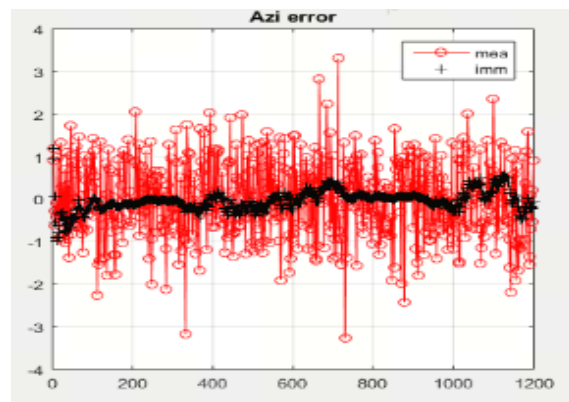


图 6 方位误差结果图

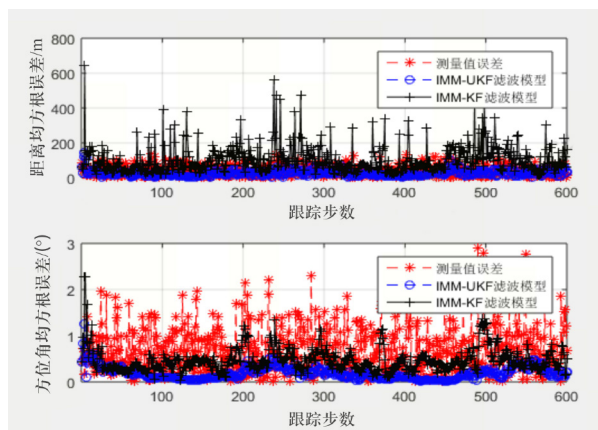


图 7 实验结果对比图

#### 4 结语

本文根据运动目标会不定时无规律地发生机动的情况，提出一种基于交互式多模型的目标跟踪算法，并用实测数据进行了验证。实验结果表明，所提方法对测量条件差的情况下直线飞行的目标和绕小圈飞行的高机动目标都有较好的跟踪能力。工作不足之处在于辛格运动模型和“当前”统计模型的机动因子的取值是依靠经验值，还需进一步研究在滤波过程中如何做到对机动因子进行自适应的调整来适应目标的不同状态。

## 面向 OT 跨场景的轻量化 TCA 入侵检测方法

赵筱峤<sup>1</sup>  
ZHAO Xiaqiao

## 摘要

针对工业控制系统操作技术 (operational technology, OT) 内部跨协议、跨系统、跨时间场景下入侵检测模型迁移性能下降的问题, 文章提出一种基于改进迁移成分分析 (transfer component analysis, TCA) 的轻量化入侵检测方法。采用径向基函数 (radial basis function, RBF) 核提升非线性映射能力, 设计周期权重最大均值差异矩阵增强周期性攻击的跨域识别, 并通过降维、剪枝与 INT8 量化实现轻量化部署。实验结果表明, 该方法在多个公开数据集上检测精度与先进方法相当, 推理延迟仅 15.8 ms, 模型体积仅 8 MB, 有效平衡了检测精度与实时性, 具备边缘设备部署优势。

## 关键词

工业控制系统; 入侵检测; 迁移成分分析; 域自适应; 轻量化模型

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.07.024

## 0 引言

工业控制系统 (industrial control systems, ICS) 是国家关键基础设施的核心组成部分。随着工业互联网发展, ICS 的入侵攻击事件频发, 不仅破坏生产连续性, 更可能引发安全事故, 如某国电网遭到“黑能量”攻击造成大量用户停电、台积电遭勒索病毒入侵导致生产基地停摆<sup>[1]</sup>。入侵检测系统 (intrusion detection systems, IDS) 成为工控安全防护的重要手段。然而, 工控网络协议专有、实时性要求高、攻击样本稀少且标注成本高, 同时边缘设备资源受限对模型轻量化也提出了挑战。

在当前的研究中, 传统机器学习方法依赖协议先验知识,

难以覆盖专有协议; 深度学习方法计算量大且需要大量样本。迁移学习为解决上述问题提供了新思路, 能缓解样本稀缺问题, 但直接将通用网络模型应用于工控领域会因特征分布差异导致性能退化。现有研究主要分为两大类:

(1) 基于分布对齐的迁移学习, 如 Sun 等<sup>[2]</sup>提出的相关对齐 (correlation alignment, CORAL) 通过线性变换对齐源域和目标域的协方差矩阵, 从而最小化两个域分布差异, Long 等<sup>[3]</sup>提出的联合分布适配 (joint distribution adaptation, JDA) 同时对齐源域和目标域的边缘分布与条件分布, 实现了更全面的域自适应, 该类方法的优势是计算轻量、效率高, 但通常采用线性假设且未针对工控周期性攻击优化;

(2) 基于对抗的迁移学习, 如王昊冉等<sup>[4]</sup>提出基于生成对抗迁移学习网络的工控系统未知攻击入侵检测方法

1. 三峡大学计算机与信息学院 湖北宜昌 443100

## 参考文献:

- [1] 李皓皓, 张进, 罗亚中. 基于机动目标滤波估计的航天器主动规避策略 [J]. 力学学报, 2020, 52(6): 1560-1568.
- [2] 尹聚祺, 杨震, 罗亚中, 等. 空间机动目标跟踪的改进自适应 IMM 算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(12): 3658-3666.
- [3] 戴定成, 姚敏立, 蔡宗平, 等. 改进的马尔可夫参数自适应 IMM 算法 [J]. 电子学报, 2017, 45(5): 1198-1205.
- [4] 许登荣, 程水英, 包守亮. 自适应转移概率交互式多模型跟踪算法 [J]. 电子学报, 2017, 45(9): 2113-2120.
- [5] 吴志远, 毛洋, 周敬烈. 基于变维交互式多模型算法的近区目标跟踪研究 [J]. 电子测量技术, 2017, 40(1): 67-70.

- [6] 赵兵, 王析. 交互多模型 Kalman 滤波下的目标跟踪应用研究 [J]. 电子测量技术, 2019, 42(11): 83-86.
- [7] 王军, 吴成富, 陈怀民, 等. 一种改进的交互多模型算法 [J]. 计算机工程与应用, 2007(13): 83-85.
- [8] 杨冬英, 贺江鹏. 针对机动目标的改进型交互多模型跟踪算法研究 [J]. 计算机工程与科学, 2022, 44(4): 686-691.

## 【作者简介】

肖杰 (1988—), 女, 四川成都人, 硕士研究生, 工程师, 研究方向: 雷达数据处理、信息融合。

(收稿日期: 2025-11-12)