时序信息驱动的并行交互式多模型水下目标跟踪算法

兰朝凤 张桐基 陈 欢*
(哈尔滨理工大学测控技术与通信工程学院 哈尔滨 150080)
(哈尔滨理工大学模式识别与信息感知黑龙江省重点实验室 哈尔滨 150080)
(汉江国家实验室 武汉 430000)

摘 要：随着水下目标运动形式的多样化和复杂化，现有的交互式多模型算法(IMM)在面对目标状态切换时存在模型切换缓慢及跟踪精度不足的问题。为此，该文在经典IMM算法的基础上，提出一种基于时序信息的并行交互式多模型目标跟踪算法(TIP-IMM)。该算法通过比较相邻时刻的模型概率变化趋势，动态修正状态转移矩阵的参数，再经归一化处理实现状态转移矩阵的自适应更新。同时利用并行IMM框架和信息熵来动态更新模型概率，避免因过度修正状态转移矩阵而导致的跟踪精度下降。仿真结果表明，与现有算法相比，所提算法对目标的预测精度提高了3.52%～7.87%。同时模型的切换速度更快，有效地提高了水下目标跟踪精度。

关键词：水下目标跟踪；交互式多模型算法；状态转移矩阵；后验信息；自适应
中图分类号：TN911.7; TN713 **文献标识码**：A **文章编号**：1009-5896(2025)08-2685-09
DOI: 10.11999/JEIT250044 **CSTR**: 32379.14.JEIT250044

1 引言

水下目标跟踪是一个高度挑战性的研究领域，在军事防御、海洋探测、环境监测和资源勘探等领域具有广泛应用[1,2]。水下目标跟踪可被视为一个随机过程，其建模过程通过数学表达式刻画目标的运动模式，并对目标的当前位置、速度等运动状态进行精确估计[3]。常见的运动模型包括匀速模型、匀加速模型、匀速转弯运动模型、Singer模型、当前统计模型以及Jerk模型[4–6]。然而水下目标(如潜艇、无人潜航器、自主潜航器等)的运动模式随着时间在变化，单一模型仅可对单一运动模式进行近似刻画，难以准确地描述出目标的运动趋势，容易出现较大的跟踪误差，甚至丢失目标的情况[7]。针对单一模型的不足，Blom等人[8]提出了交互式多模型算法，通过马尔可夫状态转移矩阵(Transition Probability Matrix, TPM)在目标状态估计过程中实现动态切换和模型融合，因其具有优越的准确性、鲁棒性和灵活性，因此被广泛应用于水下目标跟踪领域。

经典IMM算法中的TPM通常基于先验知识设为固定值[9]，难以适应目标运动的动态复杂性和多样性。在一些复杂或不确定的场景中，这种预先的设定可能导致模型切换的预测不准确，进而影响跟踪精度。为了克服经典IMM算法中固定状态转移矩阵的局限性[10]，研究人员针对这个问题提出了系列的改进方法，主要有模型的选择[11,12]、修正因子的优化[13–16]、并行处理[17]以及加窗修正[18,19] 等。文献[11]根据转弯速率来选择模型集合，以减少模型之间的竞争，但对转弯率的估计具有强依赖性，以及对噪声和非线性误差的敏感性，导致其难以适配机动模式的多样性。文献[12]提出了一种利用最大似然准则来确定修正TPM中的每一行，但会产生较高的运算量。一些学者[13,14]也引入了似然值来定义IMM算法中的模型压缩比，以实现IMM算法的自适应更新。通过这种方法，TPM中的主对角线可能不再占据主导地位，降低了模型选择的灵活性。Lee等人[15]分析了模型在切换和未切换阶段误差来源并设计了两个修正函数。文献[16]利用加速度提取出修正因子，对状态转移矩阵进行修正。文献[17]提出并行IMM算法，融合自适应与标准IMM框架，在优化TPM调整速度的同时减少系统响应滞后。此外，一些学者[18,19]也采用加窗修正的思想，根据滑动窗来检测可能的模型，并对TPM的某一行进行调整，但其高计算复杂度、窗口长度选择困难以及对高噪声和快速变化的适应性不足等缺点，限制了其在某些实时性和资源受限场景中的应用。

尽管现有自适应IMM算法改善了跟踪精度，但TPM动态调整的准确性不足和算法响应的滞后问题仍未完全解决。本文在前人研究的基础上，提出了一种基于时序信息的并行交互式多模型目标跟

收稿日期：2025-01-20；改回日期：2025-06-30；网络出版：2025-07-04
*通信作者： 陈欢 13545022860@139.com
基金项目：国家自然科学基金(11804068)，黑龙江省优秀青年教师基础研究支持计划(YQJH2024064)
Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (11804068), Heilongjiang Provincial Outstanding Young Teachers Basic Research Support Programme (YQJH2024064)

踪算法。该算法通过分析模型前后两次概率的时序信息，动态调整TPM。此外，该算法利用并行处理和模型概率的信息熵[20]对模型的概率进行修正。这种修正方式能有效提高模型切换的灵活性和准确性，从而显著增强水下目标跟踪的精度和鲁棒性。

2 目标模型

2.1 运动模型

2维空间假设下，目标的运动状态可以用一个状态向量表示为 $\boldsymbol{X}_t=[x_t,y_t,v_{xt},v_{yt}]^{\mathrm{T}}$，其中包含了机动目标在$t$时刻的位置与速度信息。针对水面上航行体的运动特点[21]，本文主要采用匀速直线(Constant Velocity, CV)运动模型和匀速转弯(Constant Turn, CT)运动模型对目标的运动进行建模与分析。目标运动的离散时间状态方程可表示为

$$\boldsymbol{X}_t=\boldsymbol{F}\boldsymbol{X}_{t-1}+\boldsymbol{w}_t \tag{1}$$

式中，$\boldsymbol{F}$表示运动模型的状态转移矩阵，$\boldsymbol{w}$表示均值为零方差为$\boldsymbol{Q}$的过程噪声，表示模型误差或不确定性。对于不同的运动模型，$\boldsymbol{F}$将根据目标的运动特性进行相应的定义。

2.2 量测模型

观测模型[22]用于描述目标状态与传感器量测之间的关系，是滤波更新阶段的核心。在本文中定义观测向量$\boldsymbol{Z}_t=[r_t,\theta_t]$，其中，$r_t$为目标与传感器之间的距离，$\theta_t$为目标相对于传感器的角度。由此，观测模型表示为

$$\boldsymbol{Z}_t=h(\boldsymbol{X}_t)+\boldsymbol{v}_t \tag{2}$$

式中，$h(\cdot)$表示为观测函数与定义矩阵和目标状态之间的关系，$\boldsymbol{v}_t$表示观测噪声，服从均值为零，协方差为$\boldsymbol{R}_t$的高斯分布。$\boldsymbol{R}_t$为量测噪声协方差矩阵。

在一般的观测系统中，观测矩阵与目标状态之间的关系为非线性的，以声呐位于原点可以得出非线性观测模型[23]表达式为

$$\boldsymbol{Z}_t=\begin{bmatrix}r_t\\ \theta_t\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\sqrt{x_t^2+y_t^2}\\ \arctan\left(\dfrac{y_t}{x_t}\right)\end{bmatrix}+\boldsymbol{v}_t \tag{3}$$

其中，(x_t,y_t)是目标在2维空间中相对于声呐的位置，$\arctan(y_t/x_t)$表示声呐到目标的方位角。

3 时序信息的并行交互式多模型目标跟踪算法设计

3.1 经典IMM算法

交互式多模型算法是一种经典的多模型估计方法，广泛应用于机动目标跟踪领域。该算法通过在多个运动模型间进行概率加权融合，实现对目标复杂运动状态的准确估计。经典的IMM算法由以下4个部分[8]组成：输入交互、状态滤波、模型的概率更新以及输出交互。

(1)输入交互：在每次迭代开始前，IMM算法需要将上一时刻的多个模型的状态信息和协方差矩阵进行混合，生成当前时刻每个模型的输入状态和协方差。通过混合模型的先验信息，减少模型的不一致性，为后续滤波提供一致的输入。

不同模型的混合输入以及协方差计算公式为

$$\boldsymbol{X}_{t|t-1}^{j}=\sum_{i=1}^{M}\bar{\mu}_{ij}\boldsymbol{X}_{t-1}^{i} \tag{4}$$

$$\boldsymbol{P}_{t|t-1}^{j}=\sum_{i=1}^{M}\bar{\mu}_{ij}\boldsymbol{P}_{t-1}^{i} \tag{5}$$

$$\bar{u}_{ij}=\frac{\pi_{ij}u_i(t-1)}{\sum\limits_{i=1}^{M}\pi_{ij}u_i(t-1)} \tag{6}$$

式中，M表示IMM算法中模型的数量，$\boldsymbol{X}_{t-1}^{i}$，$\boldsymbol{P}_{t-1}^{i}$和$u_i(t-1)$分别表示上一时刻第i个模型的状态估计、协方差矩阵和模型的概率，π_{ij}为模型的TPM第i行第j列的元素，$\bar{u}_{ij}$表示从模型i到模型j的归一化概率。

(2)状态滤波：本文中采用基于奇异值分解的无迹卡尔曼滤波作为状态滤波当中的滤波算法，其核心思想是通过确定性采样点[24](Sigma点)精确逼近系统的概率分布，避免传统线性化方法所产生的截断误差。将输入交互得到的不同模型的状态信息和协方差矩阵输入到滤波算法当中，结合当前时刻的观测值得到不同模型的状态信息$\boldsymbol{X}_{t|t}^{j}$和协方差矩阵$\boldsymbol{P}_{t|t}^{j}$以及残差$\boldsymbol{e}_t^j$和残差协方差矩阵$\boldsymbol{S}_t^j$。$\boldsymbol{e}_t^j$和$\boldsymbol{S}_t^j$计算表达式为

$$\boldsymbol{S}_t=\sum_{i=0}^{2L}\boldsymbol{W}_c^{(i)}\boldsymbol{e}_t^j(\boldsymbol{e}_t^j)^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}_t \tag{7}$$

$$\boldsymbol{e}_t^j=\boldsymbol{z}_t^i-\boldsymbol{Z}_t \tag{8}$$

式中，L为状态信息$\boldsymbol{X}_{t|t-1}^{j}$的维度，$\boldsymbol{z}_t^i$是通过无损变换计算的第$i$个Sigma点所对应的量测值，Sigma点的选取与当前的状态信息和协方差矩阵有关，$\boldsymbol{W}_c^{(i)}$是对应Sigma点的协方差权重。

(3)模型概率更新：根据量测值来动态调整模型的概率，采用似然值来反映每个模型与真实模型的匹配程度，其表达式为

$$\Lambda_t^j=\frac{1}{\sqrt{\left|2\pi\boldsymbol{S}_t^j\right|}}\exp\left[-\frac{1}{2}(\boldsymbol{e}_t^j)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{S}_t^j)^{-1}\boldsymbol{e}_t^j\right] \tag{9}$$

则第j个模型的概率可表示为

$$\mu_j(t)=\frac{\Lambda_j(t)\sum_{i=1}^{M}\pi_{ij}\mu_i(t-1)}{\sum_{j=1}^{M}(\Lambda_j(t)\sum_{i=1}^{M}\pi_{ij}\mu_i(t-1))} \tag{10}$$

(4)数据融合：对当前时刻各个子滤波器输出得到的状态信息和协方差信息进行加权求和得到融合后的状态估计信息，其表达式为

$$\bar{\boldsymbol{X}}_t=\sum_{j=1}^{M}u_j\boldsymbol{X}_{t|t}^{j} \tag{11}$$

$$\bar{\boldsymbol{P}}_t=\sum_{j=1}^{M}u_j\boldsymbol{P}_{t|t}^{j} \tag{12}$$

3.2 TPM的自适应更新

IMM算法的核心思想是通过多个运动模型并行运行和交互合作，动态估计目标的状态，并在不同运动模式之间切换时实现高效跟踪。跟踪的准确性关键在于如何快速实现模型之间的切换。因此为了提高模型切换速度，本文借助模型概率的前后两次时序信息，通过相应的规则对π_{ij}进行修正。本文所提出的TPM修正规则为：

(1)分别找出t时刻和$t-1$时刻概率最大的模型$I_t^{\max}$和$I_{t-1}^{\max}$，并记录

$$\begin{aligned}I_t^{\max}&=\max(u(t))\\I_{t-1}^{\max}&=\max(u(t-1))\end{aligned} \tag{13}$$

(2)若$I_t^{\max}\neq I_{t-1}^{\max}$则不对TPM进行更新修正。反之假设$t$时刻模型$i$为概率最大的模型，则得到如下修正规则：

当$i=j$时，根据模型前后概率的变化趋势对主模型的对角线元素进行动态调整，调整规则为

$$\begin{cases}\pi_{jj}^{'}=\alpha\pi_{jj}, & u_j(t)-u_j(t-1)\geq 0\\ \pi_{jj}^{'}=\beta\pi_{jj}, & u_j(t)-u_j(t-1)<0\end{cases} \tag{14}$$

式中，α为增长调节系数，β为缩小调节系数。

当$i\neq j$时，应根据前后两次模型概率的变化情况进行调整，当$u_i(t)-u_i(t-1)\geq 0$时，为判断模型i到模型j和模型j到模型i的切换概率，考虑模型j的概率变化趋势。若$u_j(t)-u_j(t-1)>u_i(t)-u_i(t-1)$，则应增大模型$i$到模型$j$的切换概率并减小模型$j$到模型$i$的切换概率得到式(15)，反之式(16)

$$\pi_{ij}^{'}=\alpha\pi_{ij},\pi_{ji}^{'}=\beta\pi_{ji} \tag{15}$$

$$\pi_{ij}^{'}=\beta\pi_{ij},\pi_{ji}^{'}=\alpha\pi_{ji} \tag{16}$$

当$u_i(t)-u_i(t-1)<0$且$u_j(t)-u_j(t-1)<u_i(t)-u_i(t-1)$时，表明模型$j$的衰减速率更大，则代表下一时刻应减小$\pi_{ij}$并增大$\pi_{ji}$则采用式(15)对其进行调节，反之采用式(16)进行调节。这样可以通过前后两次模型的概率来动态调整模型的TPM，不只考虑到模型i到模型j的切换，同时考虑模型j到模型i的切换。同时要满足状态转移矩阵中任意一行的元素之和为1，则需对修正后的TPM进行归一化处理，得到归一化的矩阵为

$$\tilde{\pi}_{ij}=\frac{\pi_{ij}^{'}}{\sum_{k=1}^{M}\pi_{ik}^{'}} \tag{17}$$

通过上述处理，TPM可以根据目标的实际运动状态进行自适应的调整，动态的反映目标的运动特性以及快速响应模型的切换需求，减少模型冲突对最终融合状态的影响，提高估计精度。

3.3 模型概率的自适应修正

在IMM算法中，当模型概率分布趋于平均分布时，表明目标的运动状态具有较高的不确定性；而当某个或少数模型的概率显著高于其他模型时，表明算法对目标的运动状态具有较高的置信度，认为目标当前的运动状态更符合某种特定的模型。信息熵可以被用来刻画模型概率分布的不确定性，其计算公式为

$$H(\boldsymbol{U})=-\sum_{i=1}^{M}u_i\log_2(u_i) \tag{18}$$

当信息熵H接近其最大值$\log_2(M)$时，说明模型概率分布趋于均匀分布，即目标各模型的概率相近，表明目标的运动状态具有较高的不确定性。当信息熵H较低时说明模型概率分布更加集中于某个或少数模型，表明算法对目标运动状态的判断具有较高的置信度，认为目标当前的运动状态更符合某些特定模型。

对于3.2节提出的TPM修正模型，由于在跟踪过程中可能受到量测噪声或野值的影响，导致TPM被过度修正。在此基础上引入一个并行的IMM思想[17]，未修正TPM的IMM算法保留了系统的理论转移信息，可视为一种“先验”知识。通过信息熵动态评估两种算法的模型概率分布不确定性，并结合两者概率分布，得到最终的融合概率，其计算公式为

$$\overline{U}=\frac{H(\boldsymbol{U}_{\mathrm{B}})}{H(\boldsymbol{U}_{\mathrm{A}})+H(\boldsymbol{U}_{\mathrm{B}})}\boldsymbol{U}_{\mathrm{A}}+\frac{H(\boldsymbol{U}_{\mathrm{A}})}{H(\boldsymbol{U}_{\mathrm{A}})+H(\boldsymbol{U}_{\mathrm{B}})}\boldsymbol{U}_{\mathrm{B}} \tag{19}$$

当修正TPM的IMM模型概率的信息熵较低时，优先信任修正结果；当修正TPM的IMM模型

概率的信息熵较高时，更多依赖未修正TPM的IMM作为补偿。融合机制能够根据实时模型概率分布调整权重，即使量测噪声较大或存在野值，未修正IMM也能提供可靠的模型概率分布，避免修正IMM因过度修正而失效，具有更高的稳定性和抗干扰能力。因此得到最终的TIP-IMM如图1所示。

4 评价指标

为了验证算法的性能，采用均方根误差[19](Root Mean Square Error, RMSE)和平均误差[16](Average Root Mean Square Error, ARMSE)作为评估算法性能的评价指标。RMSE的优点在于其直观性、对大误差的敏感性以及适用性广泛。对于目标跟踪等任务，RMSE既能量化全局误差水平，又能反映算法在应对剧烈变化或异常值时的表现，是一种综合性强的评价指标。ARMSE用作一种补充指标，因其计算简单、直观易懂、单位一致且稳定性较强，广泛应用于目标跟踪、模型评估和误差分析等领域。在追求稳健性和简单性的场景中，平均误差是一种非常有用的指标。

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}\|\hat{\boldsymbol{x}}_t-\boldsymbol{x}_t\|^2} \tag{20}$$

$$\mathrm{ARMSE}=\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\mathrm{RMSE}(t) \tag{21}$$

式中，N为蒙特卡罗迭代次数，T为跟踪时间序列长度。

5 仿真实验

5.1 仿真参数设置

为了验证本文提出算法的性能，假设目标在2维水平面上运动，声呐的位置为原点以正东方向为X轴方向、正北方向为Y轴方向建立2维平面直角坐标系。假设目标的初始位置位于(3000 m, 4500 m)处，目标的初始速度为(20 m/s, 15 m/s)。跟踪总时长为150 s，目标具体运动情况如表1所示。

仿真时采用CV模型和两个CT模型，其中两个匀速转弯模型分别为向左匀速转弯和向右匀速转弯，初始的模型概率设为$\boldsymbol{u}=[1/3,1/3,1/3]$。假设过程噪声与观测噪声均符合正态分布，因此设过程噪声$\boldsymbol{Q}_{\mathrm{cv}}=\mathrm{diag}([0.1,0.1,0.1^2,0.1^2])$，观测噪声$\boldsymbol{R}=\mathrm{diag}(\sigma_r^2,\sigma_\theta^2)$，其中$\sigma_r$为距离方差为50 m，$\sigma_\theta$为角度方差为0.05 rad/s。

5.2 实验研究

(1)为验证本文算法的性能，基于5.1节设定的

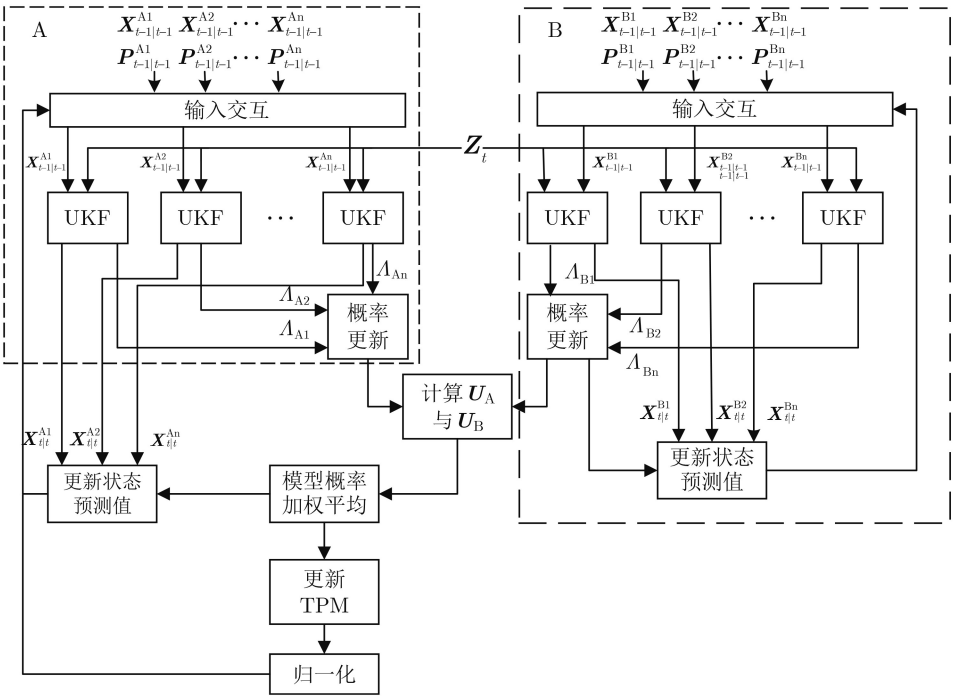

图 1 TIP-IMM算法流程

表 1 目标运动情况

时间(s)	1～40	41～70	71～90	91～115	116～150
运动状态	直线运动	匀速转弯 –1.2 (°)/s	直线运动	匀速转弯 1.8 (°)/s	直线运动

仿真实验环境，对经典IMM算法、文献[18]算法、文献[19]算法及本文算法进行跟踪性能对比分析。文献[18]通过构建滑动窗口提取模型概率序列，依据窗口内主导模型的分布特性实现TPM的动态调整；文献[19]则以模型似然函数为触发机制，结合模型误差压缩比构建TPM自适应更新策略。采用奇异值分解的无迹卡尔曼滤波(Singular Value Decomposition Unscented Kalman Filter, SVD-UKF)算法[25,26]作为4种算法中的滤波器。共进行100次蒙特卡罗仿真模拟，随机抽取出一次目标跟踪的轨迹对比图如图2所示。

由图2可知，4种算法对机动目标的位置预测结果均较为接近真实轨迹，能够有效减小观测误差，使预测数据尽可能逼近真实值。然而，通过对转弯点A(4130 m, 5220 m)和转弯点B(5345 m, 5310 m)附近的局部跟踪性能进行对比分析，可以发现，本文提出的算法在转弯过程中表现出更高的精度，预测结果更贴近真实轨迹。此外，在模型切换阶段，本文算法的跟踪性能显著优于其他3种算法，能够更好地应对目标的机动变化。

(2)为了分析4种算法中不同模型的概率与时间的变化关系，在与(1)相同的实验条件下，绘制4种算法的模型概率变化曲线如图3所示。其中，图(a)为经典IMM算法、图(b)为文献[18]所提算法、图(c)为文献[19]所提算法、图(d)为本文算法。

由图3可知，4种算法在模型概率随时间的变化上表现出不同的跟踪性能。经典IMM算法在机动转弯阶段的模型概率调整较慢，波动较大，难以准确跟踪目标状态；文献[18]算法虽然有所改进，但在转弯阶段仍存在滞后现象；文献[19]算法在模型概率调整的平滑性上有所提升，但在剧烈机动时仍存在一定的稳定性不足。相比之下，本文算法表现出明显优势，能够快速响应目标的机动变化，在模型切换阶段模型概率调整更迅速、更准确，波动幅度更小，整体跟踪性能和稳定性均优于其他3种算法。

(3)为了更直观地评估算法性能，在与(1)相同的实验条件下，通过100次蒙特卡罗仿真获得预测值，并以RMSE作为评价指标，计算出4种算法在整个跟踪时长内各个时刻的RMSE值。基于以上数据绘制出4种算法的位置误差与时间关系曲线，如图4所示，不同算法在X方向和Y方向上的位置误差曲线与时间关系，如图5所示。

由图4可知，经典IMM算法在目标决裂机动阶段误差较大，表现出较差的稳定性；文献[18]和文献[19]所提出的算法在整体上有一定的改善，但是在局部剧烈机动阶段仍然存在误差偏高的情况。相比之下本文所提出的算法在整个时间段内均表现出较低的RMSE值，尤其在目标剧烈机动阶段依然保持较高的精度和稳定性。结合图5对X方向和Y方向的误差曲线进行更加细致的分析，本文所提出的算法相比于其他3种算法在模型切换的过程更加迅速，尤其是转弯和转弯切换到直线时收敛得更快，有着更低的误差值。此外，为了衡量4种算法的整体性能，对图4和图5中的RMSE求取平均值，得到ARMSE值，相关数据列于表2。

由表2可知，文献[18]、文献[19]和本文所提出的算法相比经典IMM算法的跟踪精度均有一定的提升。本文算法相比经典IMM算法的跟踪精度提

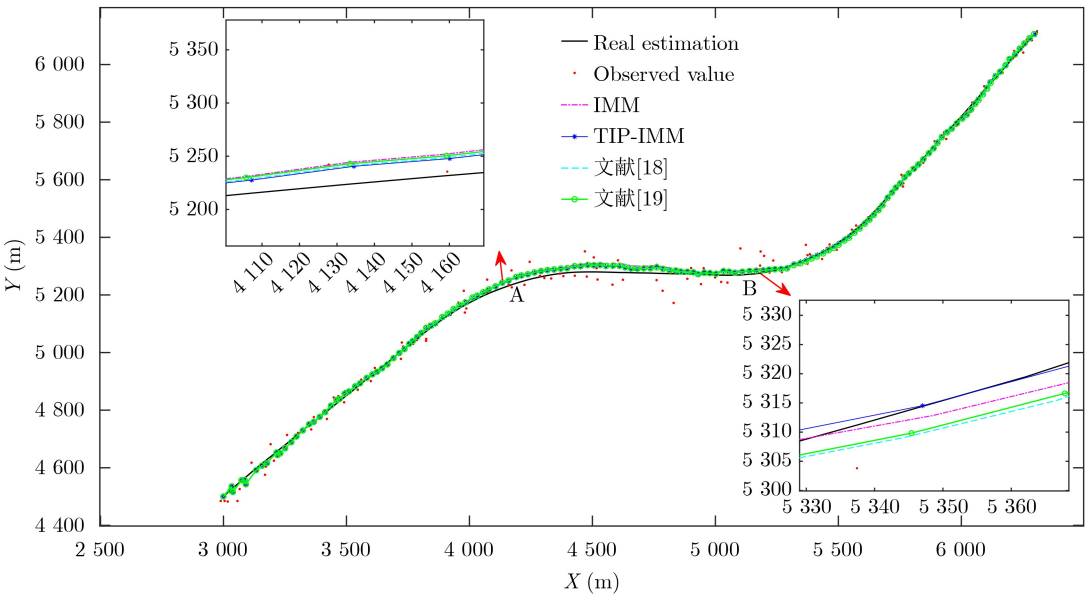

图 2 4种算法跟踪轨迹对比图

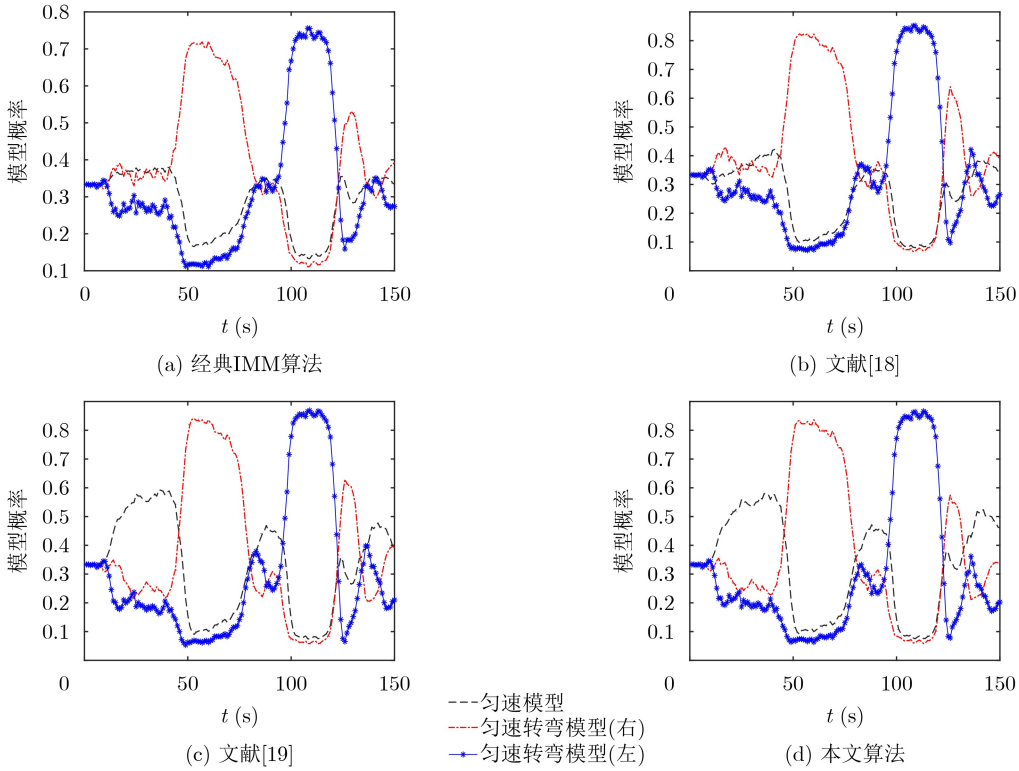

图 3 4种算法的模型概率曲线变化图

升了7.87%，较文献[18]和文献[19]所提出的算法分别提升了3.6%和3.52%。此外，在X方向和Y方向的平均误差方面，本文算法同样表现出明显的优越性，进一步验证了其在复杂场景中的有效性。

(4)为了评估算法的整体性能，在与(1)相同的实验条件和计算环境下，计算100次蒙特卡罗仿真的总运行时长，并计算每种算法在整个跟踪时长内的平均运行时间，实验数据汇总于表3。

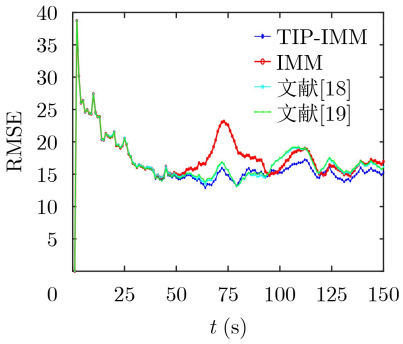

图 4 不同算法的位置误差曲线与时间关系

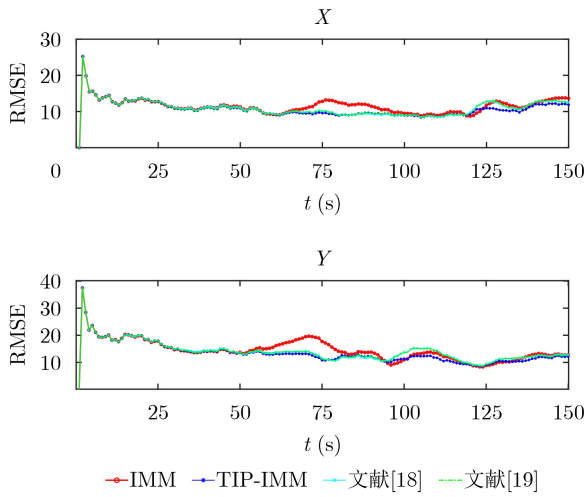

图 5 不同算法算在X方向和Y方向上的误差曲线与时间关系

表 2 4种算法的误差对比

方法	ARMSE				
	位置误差(m)			速度误差(m/s)	
	位置整体误差	X方向	Y方向	X方向	Y方向
经典IMM	18.3600	11.4543	14.4556	1.0437	1.6767
文献[18]	17.6373	10.9372	13.9609	1.0408	1.6653
文献[19]	17.6248	10.9194	13.9302	1.0311	1.6653
本文算法(TIP-IMM)	**17.0247**	**10.6614**	**13.3926**	**1.0190**	**1.6014**

表 3　4种算法的运行时间

方法	总运行时间(ms)	平均运行时间(ms)
经典IMM	1160.7	11.16
文献[18]	2391.5	23.92
文献[19]	1817.3	18.17
本文算法(TIP-IMM)	2513.8	25.14

文献[18]和文献[19]均采用加窗判别方式进行TPM 更新，本文采用并行化的TPM更新架构，增加了计算量，从而导致运行时间增加。然而，从平均每次跟踪时长来看，TIP-IMM算法相比文献[18]仅增加1.22 ms，相比文献[19]增加6.95 ms，但跟踪精度提升超过3.5%，体现了更优的综合性能。

6　结束语

本文针对传统IMM算法中TPM固定不变的问题，提出一种基于时序信息的并行IMM算法。通过模型前后的概率变化关系对TPM进行修正，利用并行的思想结合模型概率的信息熵来减少TPM修正过程中受到的量测噪声与野值的影响，并采用SVD-UKF作为TIP-IMM算法中的滤波器可以提高滤波精度和非线性处理能力。仿真结果表明，本文所提出的算法相较于现有算法，在跟踪精度和稳定性方面具有显著优势，能够快速识别模型切换并准确进行目标跟踪。因此，该算法在水下目标跟踪领域具有较高的实际应用价值。

参 考 文 献

[1] PERKOVIČ M, GUCMA L, and FEUERSTACK S. Maritime security and risk assessments[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2024, 12(6): 988. doi: 10.3390/jmse12060988.

[2] PRASETYO K A, ANSORI A, and SUSETO B. Maritime defense strategy education as an effort of the indonesian government in maintaining maritime security[J]. *International Journal of Asian Education*, 2023, 4(1): 58–67. doi: 10.46966/ijae.v4i1.325.

[3] YUE Wenrong, XU Feng, and YANG Juan. Tracking-by-detection algorithm for underwater target based on improved multi-kernel correlation filter[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(2): 323. doi: 10.3390/rs16020323.

[4] JIA Shuyi, ZHANG Yun, and WANG Guohong. Highly maneuvering target tracking using multi-parameter fusion singer model[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2017, 28(5): 841–850. doi: 10.21629/JSEE.2017.05.03.

[5] ZHANG Licheng, PENG Kun, ZHAO Xingmo, *et al.* New fuel consumption model considering vehicular speed, acceleration, and jerk[J]. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 2023, 27(2): 174–186. doi: 10.1080/15472450.2021.2000406.

[6] DENG Mingjun, LI Shuhang, JIANG Xueqing, *et al.* Vehicle trajectory prediction method based on “Current” statistical model and cubature Kalman filter[J]. *Electronics*, 2023, 12(11): 2464. doi: 10.3390/electronics12112464.

[7] HAN Guoxing, LIU Fuyun, DENG Jucai, *et al.* An adaptive vehicle tracking enhancement algorithm based on fuzzy interacting multiple model robust cubature Kalman filtering[J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2024, 43(1): 191–223. doi: 10.1007/s00034-023-02497-x.

[8] BLOM H A P and BAR-SHALOM Y. The interacting multiple model algorithm for systems with markovian switching coefficients[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1988, 33(8): 780–783. doi: 10.1109/9.1299.

[9] SUN Lifan, ZHANG Jinjin, YU Haofang, *et al.* Tracking of maneuvering extended target using modified variable dtructure multiple-model based on adaptive grid best model augmentation[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(7): 1613. doi: 10.3390/rs14071613.

[10] XU Hong, PAN Qin, XU Heng, *et al.* Adaptive IMM smoothing algorithms for jumping markov system with mismatched measurement noise covariance matrix[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(4): 5467–5480. doi: 10.1109/TAES.2024.3392552.

[11] TIAN Ye, JIANG Hong, DING Quanxin, *et al.* Turn rate estimation based adaptive IMM algorithm for maneuvering target tracking[J]. *Advanced Materials Research*, 2012, 383/390: 5609–5614. doi: 10.4028/www.scientific.net/AMR.383-390.5609.

[12] WANG Gang. ML estimation of transition probabilities in jump Markov systems via convex optimization[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(3): 1492–1502. doi: 10.1109/TAES.2010.5545204.

[13] LUO Yalun, LI Zhaoming, LIAO Yurong, *et al.* Adaptive Markov IMM based multiple fading factors strong tracking CKF for maneuvering hypersonic-target tracking[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(20): 10395. doi: 10.3390/app122010395.

[14] 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. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.09.009.
XU Dengrong, CHENG Shuiying, and BAO Shouliang. Interacting multiple model algorithm based on adaptive transition probability[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(9): 2113–2120. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.09.009.

[15] LEE I H and PARK C G. An improved interacting multiple model algorithm with adaptive transition probability matrix based on the situation[J]. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2023, 21(10): 3299–3312. doi: 10.

1007/s12555-022-0989-4.

[16] ZHANG Zhao, GUO Hongwu, HE Jiaxing, *et al.* Adaptive interactive multiple model target tracking algorithm based on markov matrix with acceleration correction factor[C]. Proceedings of 2022 China Automation Congress (CAC), Xiamen, China, 2022: 3227–3232. doi: 10.1109/CAC57257.2022.10055933.

[17] 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*, 2021, 51(5): 2980–2989. doi: 10.1109/TSMC.2019.2922305.

[18] 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. doi: 10.11999/JEIT211128.
WANG Pingbo and 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.

[19] 王小敏, 雷筱, 张亚东. 基于改进自适应IMM算法的高速列车组合定位[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(3): 817–825. doi: 10.11999/JEIT230251.
WANG Xiaomin, LEI Xiao, and ZHANG Yadong. Combined positioning of high-speed train based on improved adaptive IMM algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(3): 817–825. doi: 10.11999/JEIT230251.

[20] LIBÓRIO M P, KARAGIANNIS R, DINIZ A M A, *et al.* The use of information entropy and expert opinion in maximizing the discriminating power of composite indicators[J]. *Entropy*, 2024, 26(2): 143. doi: 10.3390/e26020143.

[21] LI Yuankai, LOU Jiaxin, TAN Xiaosu, *et al.* Adaptive kernel learning Kalman filtering with application to model-free maneuvering target tracking[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 78088–78101. doi: 10.1109/ACCESS.2022.3193101.

[22] 孙大军, 张艺翱, 滕婷婷, 等. 单站水下方位频率机动目标运动分析方法[J]. 声学学报, 2024, 49(4): 683–695. doi: 10.12395/0371-0025.2023077.
SUN Dajun, ZHANG Yiao, TENG Tingting, *et al.* A single-platform underwater maneuvering target motion analysis method based on bearing and frequency measurements[J]. *Acta Acustica*, 2024, 49(4): 683–695. doi: 10.12395/0371-0025.2023077.

[23] TIAN Feng, ZHANG Haoyu, and FU Weibo. Research on extended target-tracking algorithms of sea surface navigation radar[J]. *Electronics*, 2023, 12(3): 616. doi: 10.3390/electronics12030616.

[24] GUO Caifa, DAI Zhengxu, YANG Lei, *et al.* Application of the strong tracking UKF in the maneuvering target tracking[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2016, 679(1): 012048. doi: 10.1088/1742-6596/679/1/012048.

[25] DAI Hongde, DAI Shaowu, CONG Yuancai, *et al.* Performance comparison of EKF/UKF/CKF for the tracking of ballistic target[J]. *TELKOMNIKA Indonesian Journal of Electrical Engineering*, 2012, 10(7). doi: 10.11591/telkomnika.v10i7.1564.

[26] LIU Haoran, JIANG Qiumei, QIN Yuha, *et al.* Double layer weighted unscented Kalman underwater target tracking algorithm based on sound speed profile[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 266: 112982. doi: 10.1016/j.oceaneng.2022.112982.

兰朝凤：女，教授，博士生导师，研究方向为水下声信号分析与处理、智能任务规划与决策等.
张桐基：男，硕士，研究方向为目标跟踪.
陈　欢：男，高级工程师，研究方向为水下声信号探测与识别、大型航行体的智能路径规划与决策.

责任编辑：马秀强

Time-Series Information-Driven Parallel Interactive Multiple Model Algorithm for Underwater Target Tracking

LAN Chaofeng　　ZHANG Tongji　　CHEN Huan

(*School of Measurement and Control Technology and Communication Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin* 150080, *China*)

(*Heilongjiang Province Key Laboratory of Pattern Recognition and Information Perception, Harbin University of Science and Technology, Harbin* 150080, *China*)

(*Hanjiang National Laboratory, Wuhan* 430000, *China*)

Abstract:

Objective Accurate underwater target tracking is critical in marine surveillance, military reconnaissance, and resource management. The nonlinear, stochastic, and uncertain motion of underwater targets, exacerbated by complex environmental dynamics, limits the effectiveness of traditional tracking methods. The Interacting Multiple Model (IMM) algorithm addresses this challenge by integrating several motion models and adaptively switching between them based on the target's dynamic state. Such adaptability enables improved tracking under abrupt motion transitions, such as submarine maneuvers or the irregular paths of unmanned underwater vehicles. However, the classical IMM algorithm relies on a fixed Transition Probability Matrix (TPM), which can delay model switching and reduce tracking accuracy in highly dynamic settings. To overcome these limitations, this paper proposes an adaptive IMM algorithm that incorporates timing information, parallel processing, and information entropy. These enhancements improve model-switching speed and accuracy, increase adaptability to environmental changes, and boost overall tracking performance and stability.

Methods This study proposes a Temporal Information Parallel Interacting Multiple Model (TIP-IMM) target tracking algorithm that integrates temporal information, information entropy evaluation, and parallel processing to adaptively correct the TPM. At each time step, the algorithm identifies the model with the highest probability and assesses whether this model remains dominant across consecutive time steps. If consistent, it is designated the main model. The algorithm then evaluates changes in the main model's probability relative to other models and updates the TPM based on defined correction rules. A parallel structure is introduced: Module A performs TPM correction, while Module B executes a standard IMM algorithm. Both modules operate concurrently. Information entropy is employed to quantify the uncertainty of the model probability distribution. When entropy is low in Module A, its corrected results are prioritized; when entropy is high, the system places greater reliance on Module B to ensure stable and robust performance under varying conditions.

Results and Discussions The proposed TIP-IMM algorithm is evaluated through simulation experiments, demonstrating improved tracking accuracy and stability. True motion and observation trajectories are generated using predefined initial parameters and a motion model. Filtering results from TIP-IMM are compared with those of three benchmark algorithms. The estimated trajectories from TIP-IMM align more closely with the true trajectories, as confirmed by the enlarged views in panels A and B (Fig. 2). Analysis of model probability evolution during filtering indicates that TIP-IMM exhibits smaller fluctuations during model transitions and identifies the dominant model more rapidly than the comparison methods (Fig. 3). To quantify tracking performance, Root Mean Square Error (RMSE) serves as the evaluation metric. TIP-IMM consistently yields lower and smoother RMSE curves across the full trajectory and in both X and Y directions (Figs. 4 and 5). Furthermore, average RMSE (ARMSE) serves as a comprehensive indicator. TIP-IMM achieves lower errors in both position and velocity estimates (Table 2), consistent with the trend observed in RMSE analysis. Although the algorithm incurs a slightly higher runtime than the reference methods, its execution time remains within the millisecond range, meeting the real-time requirements of practical applications (Table 3).

Conclusions This study proposes a TIP-IMM algorithm to address limitations of the classical IMM algorithm, particularly model-switching delays and over-smoothing during abrupt target motion changes. By incorporating temporal correlation of model probabilities, parallel processing, and information entropy, TIP-IMM improves responsiveness and transition smoothness in dynamic environments. Simulation experiments confirm that TIP-IMM achieves faster and more accurate model switching than existing methods. Compared with the traditional IMM and benchmark algorithms, TIP-IMM improves overall tracking accuracy by 3.52% to 7.87% across multiple scenarios. It also reduces estimation error recovery time while maintaining high accuracy during sudden motion transitions. These results demonstrate the algorithm's enhanced adaptability, robustness, and stability, making it well suited for underwater target tracking applications.

Key words: Underwater target tracking; Interacting Multiple Model (IMM); Transition Probability Matrix (TPM); Posterior information; Adaptive