

◇ 研究报告 ◇

一种改进的时变转移概率 AIMM 跟踪算法*

叶 瑾^{1,2} 许 枫^{1†} 杨 娟¹ 钟一宸^{1,2}

(1 中国科学院声学研究所 北京 100190)

(2 中国科学院大学 北京 100049)

摘要: 为了解决传统的交互式多模型目标跟踪算法中马尔可夫概率转移矩阵固定不变,造成的模型切换缓慢、跟踪精度不高的问题,提出了一种基于后验信息修正的时变转移概率自适应交互式多模型跟踪算法。算法定义了一种新的修正因子,利用后验信息对概率转移矩阵进行实时修正,提高匹配模型的概率,减小非匹配模型的影响,使得系统模型能够及时、准确地切换到匹配模型。蒙特卡洛仿真实验表明,该自适应交互式多模型算法能够应用于水下目标跟踪中,相比传统交互式多模型算法,模型匹配度更高,滤波效果也更好。

关键词: 机动目标跟踪;交互式多模型;概率转移矩阵;后验信息;水下目标跟踪

中图分类号: TN953

文献标识码: A

文章编号: 1000-310X(2020)02-0246-07

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2020.02.011

An improved AIMM tracking algorithm based on adaptive transition probability

YE Jin^{1,2} XU Feng¹ YANG Juan¹ ZHONG Yichen^{1,2}

(1 *Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*)

(2 *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

Abstract: In order to solve the problem that the Markov probability transition matrix is constant in the traditional interactive multiple model (IMM) target tracking algorithm, resulting in the slow model switching speed and low tracking accuracy, an improved adaptive IMM (AIMM) tracking algorithm, based on adaptive transition probability, is proposed. The proposed algorithm introduces a new coefficient, which uses the posterior information to modify the probability transition matrix in real time, improve the probability of the matching model, and reduce the influence of the non-matching model, so that the system model can switch to the matching model in time and accurately. Monte Carlo simulation experiments show that the proposed algorithm has better model matching performance and better target tracking performance than the traditional IMM algorithm in underwater target tracking.

Keywords: Maneuvering target tracking; Interactive multiple model; Probability transition matrix; Posterior information; Underwater target tracking

2019-05-24 收稿; 2019-09-18 定稿

*国家自然科学基金项目(41527901), 国家重点研发计划项目(2017YFC0821202), 中国科学院战略性先导科技专项(XDA13030604)

作者简介: 叶瑾(1996-), 女, 广东汕尾人, 硕士研究生, 研究方向: 水声信号处理。

†通信作者 E-mail: xf@mail.ioa.ac.cn

0 引言

水下机器人、潜艇、蛙人等水下目标日益成为制约海洋安全的重要因素,对水下目标的跟踪算法研究成为国内外水下安保领域的热点。水下目标具有运动速度小、状态不单一且无法预测等特点,单模型跟踪算法存在局限性,已经满足不了实际应用的需要,交互式多模型(Interacting multiple model, IMM)算法应运而生。它将目标可能的运动状态映射为多个模型,利用这些描述目标运动状态的模型进行交互,多个模型滤波器并行工作,最后对所有滤波结果进行融合估计^[1-2]。IMM算法在目标跟踪领域得到了广泛的应用。

模型转移概率在IMM算法中是一个非常重要的参数,它在一定程度上决定着模型的交互程度以及模型的切换速度。传统IMM算法利用先验经验设定的模型转移概率是固定的,且不会在迭代过程中改变,无法反映目标真实的运动状态,会造成算法稳定性和跟踪精度不高的问题。因此,如何对模型转移矩阵进行实时修正一直是国内外学者研究的热点问题。

文献[3]利用后验信息定义了误差压缩率,通过误差压缩率修正转移概率矩阵,但只适用于两个模型,具有局限性。文献[4]重新定义了误差压缩率,提出了适用于多模情况的后验修正算法,克服了现有算法只能交互两个模型的局限性。

基于转移矩阵修正的自适应交互式多模型(Adaptive interacting multiple mode, AIMM)算法相比传统IMM算法,虽然应用于雷达领域中能够获得较高的跟踪精度。但当AIMM算法扩展到水下目标跟踪中,由于水下目标较空中目标速度大大降低,会导致跟踪精度迅速降低。本文提出了一种改进的利用后验信息实时修正马尔可夫概率转移矩阵的方法。仿真结果表明,本文AIMM算法能够成功应用于水下目标跟踪中,在线修正的模型转移矩阵能够大大提高模型的切换速度及系统的收敛速度,相比传统IMM算法,本文算法模型匹配度更好,跟踪效果也更精确。

1 IMM算法

目标运动可以由一组状态方程和测量方程表示:

$$\begin{cases} x_k = F_k x_{k-1} + w_{k-1}, \\ z_k = H(x_{k-1}) + v_{k-1}. \end{cases} \quad (1)$$

假设IMM算法采用 N 个模型对目标运动进行模拟, π^{ij} 表示 i 模型转移到 j 模型的概率, μ_{k-1}^j 表示 $k-1$ 时刻 j 模型的概率。传统IMM算法中, π^{ij} 是根据经验事先给定的,并不随着时间而改变。具体递推过程如下。

1.1 输入交互

将上一次循环中各模型滤波器的滤波结果进行交互,作为当前循环中的初始状态。其中, $X_{k-1|k-1}^{oj}$ 表示 $k-1$ 时刻模型 j 的状态交互值, $X_{k-1|k-1}^i$ 表示 $k-1$ 时刻滤波器 i 的状态输出值, $P_{k-1|k-1}^{oj}$ 表示 $k-1$ 时刻模型 j 的协方差矩阵交互值, $P_{k-1|k-1}^i$ 表示 $k-1$ 时刻滤波器 i 的协方差矩阵输出值, μ_{k-1}^{ij} 表示 $k-1$ 时刻模型 i 转移到模型 j 的混合转移概率。

$$X_{k-1|k-1}^{oj} = \sum_{i=1}^N X_{k-1|k-1}^i \cdot \mu_{k-1}^{ij}, \quad (2)$$

$$P_{k-1|k-1}^{oj} = \sum_{i=1}^N \mu_{k-1}^{ij} \cdot \left[P_{k-1|k-1}^i + \left(X_{k-1|k-1}^i - X_{k-1|k-1}^{oj} \right) \cdot \left(X_{k-1|k-1}^i - X_{k-1|k-1}^{oj} \right)^T \right], \quad (3)$$

其中,

$$\begin{cases} \mu_{k-1}^{ij} = \frac{\pi^{ij} \cdot \mu_{k-1}^i}{C^j}, \\ C^j = \sum_{i=1}^N \pi^{ij} \cdot \mu_{k-1}^i. \end{cases} \quad (4)$$

1.2 滤波处理

对1.1节中得到的各模型交互结果作滤波处理,本文选用UKF滤波器,滤波后得到 k 时刻的状态结果 $X_{k|k}^{oj}$ 、 $P_{k|k}^{oj}$ 。

1.3 概率更新

假设由1.2节得到的 k 时刻滤波器 j 的残差为 V_k^j ,且服从高斯分布,残差协方差矩阵为 $P_{zz_k^j}$ 。则模型 j 的似然函数 Λ_k^j 及更新后的概率 μ_k^j 分别为

$$\Lambda_k^j = \frac{1}{\sqrt{|2\pi P_{zz_k^j}|}} \cdot \exp \left[-\frac{1}{2} (V_k^j)^T (P_{zz_k^j})^{-1} (V_k^j) \right]. \quad (5)$$

$$\mu_k^j = \frac{A_k^j \cdot C^j}{\sum_{j=1}^N A_k^j \cdot C^j}. \quad (6)$$

1.4 融合数据

利用1.3节中更新后的模型概率,将各模型的滤波结果进行加权融合,得到 k 时刻的目标状态估计值。

$$X_{k|k} = \sum_{j=1}^N \mu_k^j \cdot X_{k|k}^{oj}, \quad (7)$$

$$P_{k|k} = \sum_{j=1}^N \mu_k^j \cdot \left[P_{k|k}^{oj} + (X_{k|k}^{oj} - X_{k|k}) \cdot (X_{k|k}^{oj} - X_{k|k})^T \right]. \quad (8)$$

2 概率转移矩阵实时修正算法

由传统IMM算法的迭代过程可知,转移概率 π^{ij} 作用于交互过程,影响了最后的目标状态估计结果。在实际应用中,若某个模型与目标实际运动状态相匹配,那么其他模型转移到该模型的概率应增大,该模型转移到其他模型的概率应减小。也就是说, π^{ij} 应反映当前时刻运动状态,依据当前时刻的量测值自适应地进行更新。

文献[4]定义的两模型间误差压缩率比值为

$$\frac{\lambda_k^i}{\lambda_k^j} = \frac{C^j}{C^i} = \frac{\pi_k^{1j} \mu_k^1 + \pi_k^{2j} \mu_k^2 + \cdots + \pi_k^{Nj} \mu_k^N}{\pi_k^{1i} \mu_k^1 + \pi_k^{2i} \mu_k^2 + \cdots + \pi_k^{Ni} \mu_k^N}. \quad (9)$$

利用该比值对转移概率进行修正:

$$\pi'_{ij} = (\lambda_k^i / \lambda_k^j)^l \cdot \pi_{ij}, \quad l \in [0, 1], \quad i \neq j. \quad (10)$$

修正后的矩阵为

$$\Pi^{ij} = \begin{bmatrix} 1 - \pi'_{12} - \cdots - \pi'_{1N} & \pi'_{12} & \cdots & \pi'_{1N} \\ \pi'_{21} & 1 - \pi'_{21} - \cdots - \pi'_{2N} & \cdots & \pi'_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \pi'_{N1} & \pi'_{N2} & \cdots & 1 - \pi'_{N1} - \cdots - \pi'_{N(N-1)} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

但在实际应用中,修正后的转移概率矩阵容易发散[5]。

基于此,文献[5-8]分别定义了不同的修正因子,文献[5]利用模型概率预测值重新定义了误差压缩率,文献[6]利用相邻时刻的模型概率之差修正模型转移概率,文献[7]对每一个矩阵因素都设置了单独的调整系数,文献[8]利用模型似然函数值对转移概率矩阵进行修正。但都存在修正效果不明显,或跟踪精度不够高的问题。

3 本文自适应IMM(AIMM)算法

概率转移矩阵实时修正算法作为自适应IMM(AIMM)算法的重要组成部分,直接影响了AIMM算法的跟踪精度。本文提出了一种改进的时变转移概率AIMM跟踪算法,定义修正因子为

$$\lambda_k^{ij} = \frac{\pi_k^{ji} \cdot A_k^j}{\pi_k^{ij} \cdot A_k^i}. \quad (12)$$

则有

$$\pi'_{ij} = (\lambda_k^{ij})^l \cdot \pi_{ij}, \quad l \in [0, 1], \quad i \neq j, \quad (13)$$

其中, l 为调整系数,该值越大调整速度越快,本文取 l 为1。

考虑到主对角线占优原则,上述算法的设计会造成不匹配模型转移到匹配模型的概率越来越大,而转移到自身的概率越来越小,此时主对角线占优原则不再成立。当下一时刻某个不匹配模型转为匹配模型时,其转移到其他模型的概率仍然很大,转移到自身的概率仍然很小,会导致模型切换迟滞。因此,有必要为主对角元素设立一个阈值Th。利用上述算法修正概率转移矩阵之后,对所有主对角线元素与阈值的大小关系进行判断。当某个主对角元素 π'_{ii} 大于等于Th时,矩阵中相应的该行的结果等于修正值。当修正后的主对角元素 π'_{ii} 小于Th时,则将该行元素进行二次修正:

$$\begin{cases} \pi'_{ii} = \text{Th}, \\ \pi'_{ij} = (1 - \text{Th}) \cdot \frac{\pi'_{ij}}{1 - \pi'_{ii}}, \quad i \neq j. \end{cases} \quad (14)$$

也即

$$\begin{cases} \pi'_{ii} \geq \text{Th} & \begin{cases} \pi'_{ii} = \pi'_{ii}, \\ \pi'_{ij} = \pi'_{ij}, i \neq j. \end{cases} \\ \pi'_{ii} < \text{Th} & \begin{cases} \pi'_{ii} = \text{Th}, \\ \pi'_{ij} = (1 - \text{Th}) \frac{\pi'_{ij}}{1 - \pi'_{ii}}, i \neq j. \end{cases} \end{cases} \quad (15)$$

本文取 $\text{Th} = 0.9$ 。显然, 经过修正后的概率转移矩阵仍然满足马尔可夫概率转移矩阵的基本要求, 即:

- (1) 矩阵中每个元素都满足 $0 \leq \pi'_{ij} \leq 1$;
- (2) 矩阵中每一行的元素之和为 1。

结合传统 IMM 算法与本文概率转移矩阵实时修正算法, 得到本文 AIMM 算法步骤如下:

- (1) 计算式 (2) ~ (6), 进行输入交互、滤波处理、概率更新;

(2) 根据式 (12) ~ (15) 对概率转移矩阵进行自适应调整;

(3) 由式 (7) ~ (8) 进行数据融合, 输出状态估计及协方差矩阵估计;

(4) 重复上述 3 个步骤, 至循环结束。

4 仿真实验

为了验证本文提出的 AIMM 算法性能, 进行 100 次蒙特卡洛仿真实验, 分别对比本文 AIMM 算法和传统 IMM 算法跟踪性能及模型切换性能。跟踪性能的验证指标为位置分量和速度分量的均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 及累计均方根误差 (Accumulative root mean square error, ARMSE)。其中, ARMSE 的表达式为

$$\text{ARMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (x_{k,n} - x_{k|k,n})^2 + (y_{k,n} - y_{k|k,n})^2}. \quad (16)$$

模型切换的有效性由每一时刻各模型概率曲线验证。

假设目标在二维平面上运动, 声呐位置为 (0, 0), 目标初始位置为 (300 m, 400 m), 初始速度为 (5 m/s, 5 m/s)。目标在 0 ~ 60 s 做匀速直线运动; 在 60 ~ 110 s 做匀速左转弯运动, 转弯角速度为 0.02 rad/s; 在 110 ~ 180 s 做匀速直线运动; 在 180 ~ 240 s 做匀速右转弯运动, 转弯角速度为 0.02 rad/s; 在 240 ~ 300 s 做匀速直线运动。采样时间为 1 s。假设量测误差服从正态分布, 协方差矩阵为 \mathbf{R} , 则 $\mathbf{R} = \text{diag}(\sigma_r^2, \sigma_\theta^2)$, 其中, 设 $\sigma_r = 0.1$ m, $\sigma_\theta = 0.035$ rad。

假设 IMM 算法采用 3 个模型: 匀速直线运动 CV 模型, 匀速左转弯运动 CT 模型, 匀速右转弯运动 CT 模型。3 个模型初始时刻的概率均为 1/3, 过程噪声 $\mathbf{Q} = \mathbf{G} \cdot \text{diag}(\sigma_{ax}^2, \sigma_{ay}^2) \cdot \mathbf{G}^T$, 其中, $\mathbf{G} = [dt^2/2, 0; dt, 0; 0, dt^2/2; 0, dt]$, 取 $\sigma_{ax} = 0.1$ m/s², $\sigma_{ay} = 0.1$ m/s²。概率转移矩阵设为 $\mathbf{P}_{ij} = [0.8, 0.1, 0.1; 0.1, 0.8, 0.1; 0.1, 0.1, 0.8]$ 。

经过 100 次蒙特卡洛仿真实验后, 得到本文 AIMM 算法与传统 IMM 算法、文献 [6] 算法、文献 [8] 算法的效果对比如图 1 ~ 图 5 所示。其中, 图 1 ~ 图 3 是某次实验中 4 种算法跟踪轨迹对比, 图 4 是 4 种算法位置均方根误差和速度均方根

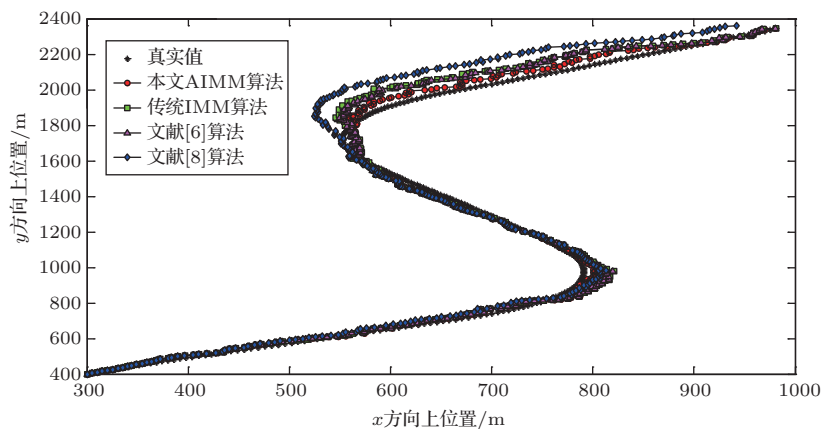


图1 4种算法跟踪轨迹对比

Fig. 1 The difference of tracking performance between the four algorithms

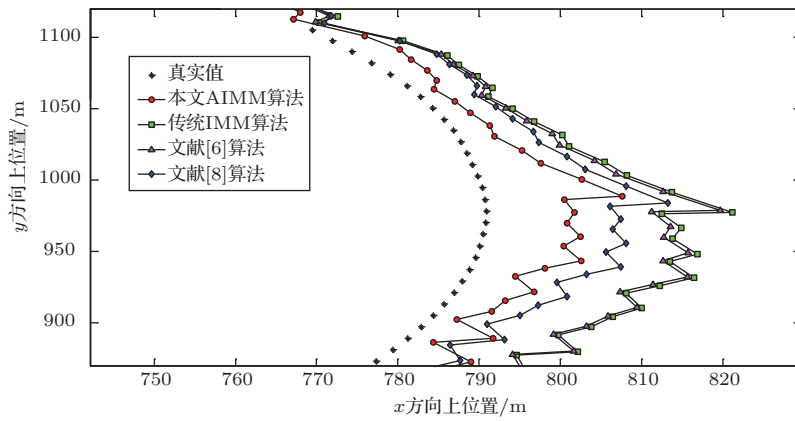


图2 第一次转弯时4种算法跟踪效果对比

Fig. 2 The difference of tracking performance at the first turn between the four algorithms

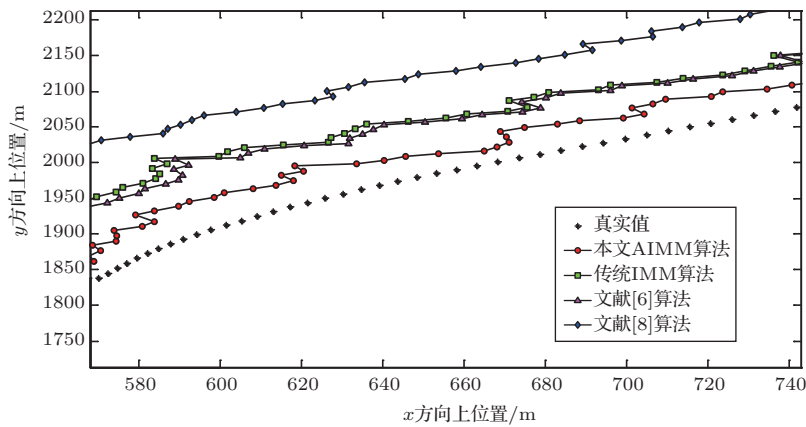
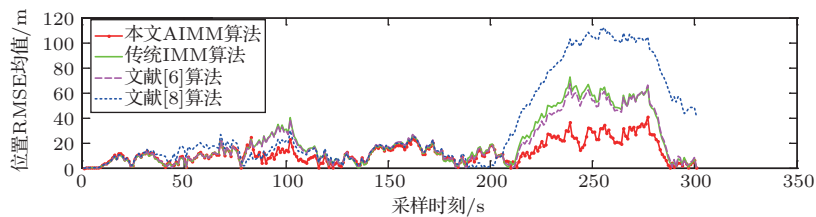
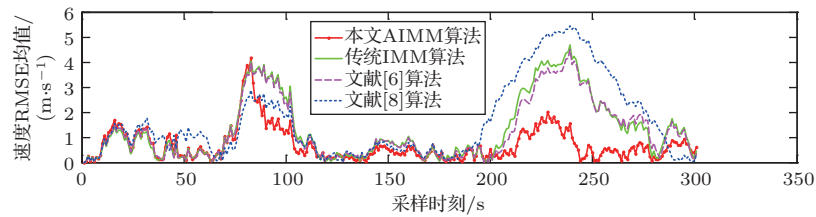


图3 第二次转弯时4种算法跟踪效果对比

Fig. 3 The difference of tracking performance at the second turn between the four algorithms



(a) 位置RMSE对比



(b) 速度RMSE对比

图4 4种算法均方误差对比

Fig. 4 The difference of RMSE between the four algorithms

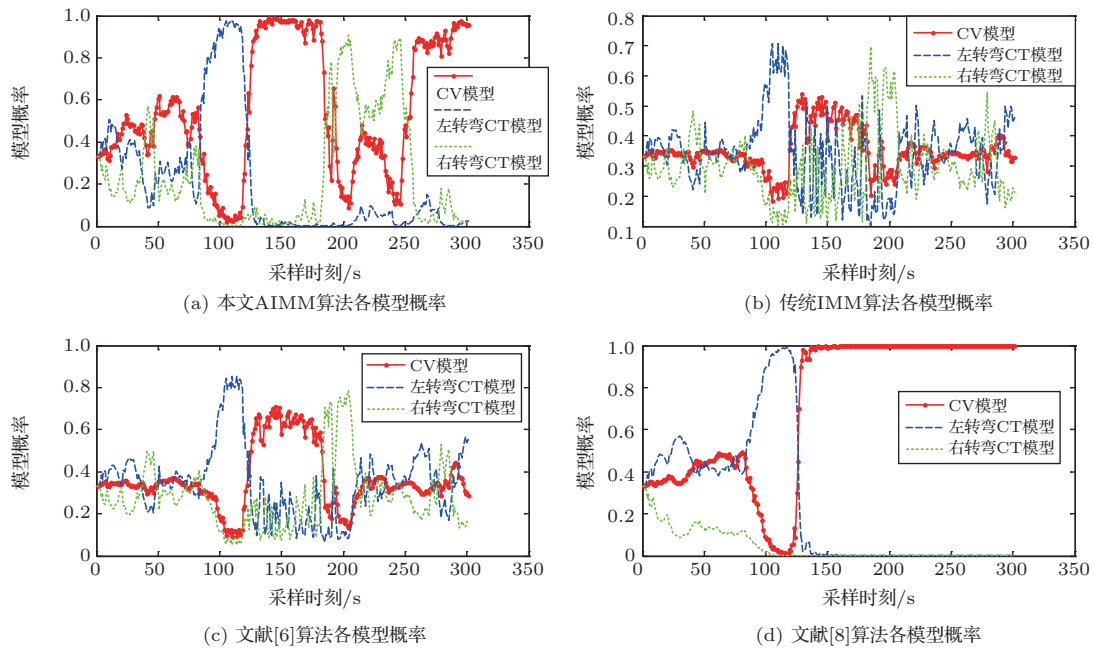


图5 4种算法模型概率对比

Fig. 5 The difference of model probability between the four algorithms

误差的均值对比，图5是4种算法模型概率对比。表1给出了100次仿真实验中，4种算法位置ARMSE及速度ARMSE的指标对比。

表1 4种算法 ARMSE 对比

Table 1 The difference of ARMSE between the two algorithms

算法	位置 ARMSE/m	速度 ARMSE/(m·s ⁻¹)
本文 AIMM 算法	15.2851	0.9720
传统 IMM 算法	27.8626	1.7971
文献 [6] 算法	26.5270	1.7127
文献 [8] 算法	47.8908	2.2275

由图表可以看出，本文 AIMM 算法相比传统 IMM 算法，综合性能更好，具体体现在：

(1) 跟踪性能更好。由图1可知本文算法能够更加准确地跟踪目标运动状态，跟踪轨迹明显优于传统 IMM 算法。且在两个机动转弯的时刻，本文 AIMM 算法相比文献[6]算法、文献[8]算法，跟踪更为稳定，精度也更高。由表1及图2可看出，相比传统 IMM 算法，本文 AIMM 算法位置 ARMSE 减小了45.14%，速度 ARMSE 减小了45.91%。仅在20 s、50 s、70 s、100 s几个机动变化较大的时刻，跟踪精度有所下降。

(2) 模型匹配更准确。由图3可知，本文算法能

够使系统迅速切换到匹配模型，且匹配模型的概率趋近于1，不匹配模型的概率趋近于0。而传统 IMM 算法中，模型的切换存在迟滞性，主次模型也不够分明。而相比文献[6]、文献[8]算法，本文算法模型切换更为准确，效果也更好。

5 结论

本文针对传统 IMM 算法概率转移矩阵固定不变的情况，在现有 AIMM 算法研究的基础上，提出了一种改进的 AIMM 算法，引入后验信息对概率转移矩阵进行实时修正。仿真实验表明，在水下目标跟踪领域中，本文算法相比传统 IMM 算法，具有更高的跟踪精度及更好的模型匹配度，具有很好的应用价值。

参 考 文 献

[1] Radu O, Slamnoiu G, Zarnescu L, et al. Harbor protection against terrorist threats: difficulties and possible solutions[R]. In Force Protection in the Littorals, 2006: 1-10.

[2] Reali F, Palmerini G B, Farina A, et al. Parametric analysis of ballistic target-tracking problem by multiple model approach[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2013, 7(4): 459-469.

[3] 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 IFMM algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(3): 521–524.
- [4] 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]. Systems Engineering and Electronics, 2013, 35(11): 2269–2274.
- [5] 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.
- Dai Dingcheng, Yao Minli, Cai Zongping, et al. Improved adaptive Markov IMM algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(5): 1198–1205.
- [6] 郭志, 董春云, 蔡远利, 等. 时变转移概率 IMM-SRCKF 机动目标跟踪算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(1): 24–30.
- Guo Zhi, Dong Chunyun, Cai Yuanli, et al. Time-varying transition probability based IMM-SRCKF algorithm for maneuvering target tracking[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(1): 24–30.
- [7] 刘国情, 袁俊泉, 马晓岩, 等. 一种马尔可夫矩阵自适应的 IMM-CKF 算法 [J]. 雷达科学与技术, 2017, 15(3): 241–246.
- Liu Guoqing, Yuan Junquan, Ma Xiaoyan, et al. An IMM-CKF target tracking algorithm based on adaptive Markov transition probability matrix[J]. Radar Science and Technology, 2017, 15(3): 241–246.
- [8] 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.
- Xu Dengrong, Cheng Shuiying, Bao Shouliang. Interacting multiple model algorithm based on adaptive transition probability[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(9): 2113–2120.