基于模糊逻辑和机动检测的 AGIMM 跟踪算法

邵　堃，雷迎科
(国防科技大学电子对抗学院，合肥，230037)

摘要　针对机动目标高机动和多阶段运动的特性，单模型跟踪算法难以实现精确跟踪的问题，提出一种基于模糊逻辑和机动检测的 AGIMM 跟踪算法。考虑现有的 AGIMM 算法网格模型收敛速度慢和机动检测方法过于依赖模型后验概率的问题，首先引入模糊逻辑算法计算机动检测的可信度，然后利用机动检测可信度信息、目标的机动信息和模型的后验概率调整跟踪模型集的结构，克服了 AGIMM 算法模型收敛速度慢的不足，实现了模型与目标运动模式的快速匹配。仿真结果表明：与 AGIMM 算法和固定结构交互式多模型算法相比，文中提出的算法使得不同条件下的位置跟踪误差分别至少降低 5.6%和 15.1%，说明该算法具有更快的模型收敛速度和更高的目标跟踪精度。

关键词　目标跟踪；交互式多模型；转弯模型；模糊逻辑控制；机动检测
DOI　10.3969/j.issn.1009-3516.2020.04.013
中图分类号　TP391　　**文献标志码**　A　　**文章编号**　1009-3516(2020)04-0080-08

AGIMM Tracking Algorithm Based on Fuzzy Logic and Maneuvering Detection

SHAO Kun, LEI Yingke
(College of Electronic Countermeasure, National University of Defense Technology, Hefei 230037, China)

Abstract　Due to the high mobility and multistage mobility of the maneuvering targets, the single-model tracking algorithm is difficult to achieve accurate tracking. To solve this problem, AGIMM tracking algorithm based on fuzzy logic and maneuvering detection is proposed. Considering the slow convergence speed of the mesh model of adaptive grid interacting multiple model algorithm and the problem that the maneuvering method is too dependent on the posterior probability of the model,the algorithm introduces fuzzy control to detect the credibility of the maneuver decision. Then, the adjustment method of the model mesh is re-given by the information of maneuver detection credibility target maneuver information and the model posterior probability, which overcomes the shortcoming of the slow convergence speed of the AGIMM algorithm and achieves a fast matching between the model and the target motion mode. Simulation results show that, under different observation conditions, the position tracking error of the proposed algorithm is at least 5.6% lower than that of the AGIMM algorithm, and the position tracking error of the proposed algorithm is at least 15.1% lower than that of the fixed-structure interactive multi-model algorithm. Experimental results show thatthe proposed algorithm guarantees faster model convergence speed and large target tracking accuracy.

Key words　target tracking; interacting multiple model; turning model;fuzzy logic control;maneuvering detection

---

收稿日期：2019-06-20
基金项目：国防科技重点实验室基金(9140C1350502140C13068)
作者简介：邵　堃(1994—)，男，山东海阳人，硕士生，主要从事通信与通信系统研究。E-mail:602212601@qq.com

引用格式：*邵堃，雷迎科. 基于模糊逻辑和机动检测的 AGIMM 跟踪算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版)，2020，21(4)：80-87. SHAO Kun, LEI Yingke. AGIMM Tracking Algorithm Based on Fuzzy Logic and Maneuvering Detection[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2020, 21(4): 80-87.*

随着信号处理技术研究的日益深入和成熟，目标跟踪在导弹防御、战场监视、港口避碰、交通管制、车辆导航和机器视觉等许多军事和民用领域都扮演着重要的角色，而目标模型的选择又是上述技术中不可或缺的重要组成部分。目前卡尔曼滤波算法、扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter，EKF)算法和无迹卡尔曼滤波(Unsented Kalman Filter，UKF)算法等经典的跟踪算法[1-2]只适用于单一数学模型描述的目标机动形式，在实际应用中，由于目标具有多阶段机动特性且机动参数很难获得，因此传统的单模型算法很难完整地描述目标的机动特性。为了解决该问题，Blom 和 Bar-Shalom[3]提出了一种具有 Markov 切换系数的交互式多模型(Interacting Multiple Model，IMM)算法，并在目标跟踪领域得到了广泛应用和发展[4-10]。

但是 IMM 算法的跟踪性能在很大程度上依赖所选取的模型集[11-12]，为了提高算法的跟踪精度，就要使模型尽可能地覆盖目标运动的全过程，但较多的模型不但会增加计算量而且可能产生模型竞争使算法跟踪效果下降。为了解决这个问题，变结构交互多模型算法(Variable Structure Interacting Multiple Model，VSIMM)[13-17]被提出，文献[18]提出的基于协同转弯(Coordinate Turn，CT)模型的自适应网格交互多模型(Adaptive Grid Interacting Multiple Model，AGIMM)算法是 VSIMM 算法的一种，AGIMM 算法克服了传统 IMM 算法运用协同转弯模型(Coordinate Turn，CT)[19]时必须知道真实转弯率这一难点，因此 AGIMM 算法可以用较少的运动模型完成对机动形式复杂目标的有效跟踪，目前以协同转弯模型为基础模型集的 AGIMM 算法[20]已经发展成为最有效的跟踪算法之一。

但目前 AGIMM 系列算法仍存在下列问题：一是 AGIMM 算法在其网格结构调整时过多地依赖上一时刻的网格模型，导致在目标不进行机动的阶段算法的模型集收敛较慢；二是目前机动检测的方式非常依赖模型的后验概率和单个模型的残差信息[21]。由于目标机动、存在观测误差和模型不准确等原因，目标的真实运动模式不总出现在最接近最大模型概率对应的模型处，因此容易产生错误的机动检测结果。本文针对上述存在的问题提出基于模糊逻辑和机动检测的 AGIMM(AGIMM Tracking Algorithm Based on Fuzzy Logic and Maneuvering Detection，FLMD-AGIMM)跟踪算法，首先通过模糊逻辑算法自适应地得到机动检测可信度，然后利用机动检测可信度信息、目标的机动信息和模型后验概率信息重新给出网格结构调整方式，提高模型的收敛速度。仿真表明，改进的算法相对于 AGIMM 算法加快了模型集的收敛速度，提高了目标跟踪精度。

1　协同转弯跟踪模型

假设目标在 x-y 平面做(近似)匀速和(近似)匀角速度运动，在垂直平面做(近似)匀速运动，ω 代表其运动的角速度，状态向量 $\boldsymbol{X}(k)=[x(k)\ \dot{x}(k)\ y(k)\ \dot{y}(k)\ z(k)\ \dot{z}(k)]^{\mathrm{T}}$，则目标运动状态方程[16]为：

$$\boldsymbol{X}(k+1)=\boldsymbol{F}\boldsymbol{X}(k)+\boldsymbol{G}\boldsymbol{W}(k) \tag{1}$$

式中：

$$\boldsymbol{F}=\begin{bmatrix}1 & \dfrac{\sin\omega T}{\omega} & 0 & -\dfrac{1-\cos\omega T}{\omega} & 0 & 0\\ 0 & \cos\omega T & 0 & -\sin\omega T & 0 & 0\\ 0 & \dfrac{1-\cos\omega T}{\omega} & 1 & \dfrac{\sin\omega T}{\omega} & 0 & 0\\ 0 & \sin\omega T & 0 & \cos\omega T & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T\\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{G}=\begin{bmatrix}\dfrac{T^2}{2} & 0 & 0\\ T & 0 & 0\\ 0 & \dfrac{T^2}{2} & 0\\ 0 & T & 0\\ 0 & 0 & \dfrac{T^2}{2}\\ 0 & 0 & T\end{bmatrix}$$

2　AGIMM 算法

AGIMM 算法是由 3 个 CT 模型组成，具体为 $\omega_k=\{\omega_L(k)\quad\omega_C(k)\quad\omega_R(k)\}$，3 种模型对应的概率分别为 $\mu_k=\{\mu_L(k)\quad\mu_C(k)\quad\mu_R(k)\}$，且 $\omega\in[-\omega_{\max},\omega_{\max}]$[22]，模型初始网格为 $[-\omega_{\max}\quad 0\quad\omega_{\max}]$，当每一次滤波完成后，根据各模型的后验概率 μ_k，重新调整网格，其中中间模型调整方式如式(2)所示：

$$\omega_C(k+1)=\mu_L(k)\omega_L(k)+\mu_C(k)\omega_C(k)+\mu_R(k)\omega_R(k) \tag{2}$$

每次循环后算法中模型的角速度都会得到更新，左边模型和右边模型是在中间模型的基础上根据模型的后验概率、最小网格间距以及探测阈值来更新的，具体的 AGIMM 算法网络调整方式见文献[20]。

3 FLMD-AGIMM 算法

由于 AGIMM 算法对模型进行调整时过分依赖前一时刻的网格结构，导致模型集收敛速度较慢。本文提出的 FLMD-AGIMM 算法是通过模糊逻辑算法自适应地将机动检测信息引入 AGIMM 算法的模型调整过程中，即利用机动检测可信度信息、模型后验概率和目标的机动信息重新给出模型的网格结构调整方法。

3.1 基于模糊逻辑的机动检测

传统的机动检测方法是根据预测的残差信息对目标是否机动进行检测，因为残差作为滤波算法中的后验信息充分反映了目标当前时刻的状态变化。AGIMM 算法中有 3 个子模型，k 时刻滤波得到的残差分别为 $v_1(k)$、$v_2(k)$ 和 $v_3(k)$，求 k 时刻最大后验概率 $\max(\mu_k)$ 对应的残差的范数。

$$D_j(k)=\boldsymbol{v}_j^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{S}_j^{-1}(k)v_j(k) \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{S}(k)$ 为残差的协方差。

$$\boldsymbol{S}(k)=\boldsymbol{H}(k)\boldsymbol{P}(k|k-1)\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}(k)+\boldsymbol{R}(k) \tag{4}$$

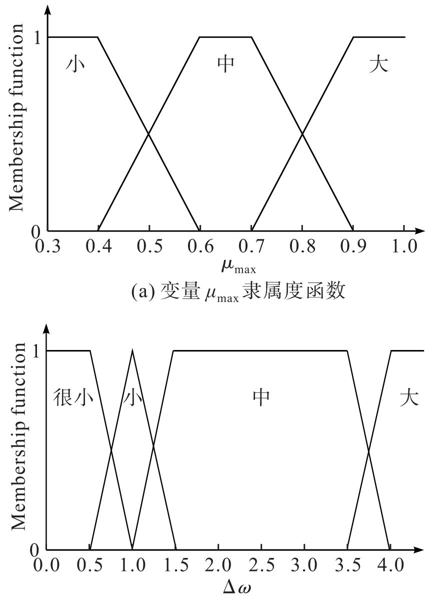
$D_j(k)$ 服从量测维数值的 χ^2 分布，根据 χ^2 分布性质，设置门限值 M，若 $D_j(k)>M$，则目标发生机动，反之目标不发生机动。目标发生机动的典型概率值取 0.01 时，$M=7$；目标发生机动的典型概率值取 0.1 时，$M=3$。

但上述机动检测方法非常依赖模型的后验概率和单个模型的残差信息。当目标运动状态改变和存在误差时，每次滤波得到的最大模型概率对应的模型并不总是最接近目标真实运动模式的模型，若根据最大后验概率对应模型的残差信息进行机动检测容易产生错误的结果，因此引入模糊逻辑理论对机动检测可信度进行计算，在模型的网格结构调整过程中加入机动检测可信度信息。

模糊逻辑算法[23-24]的基本思想是通过原始的逻辑语言形式，通过一组模糊规则模拟人的经验和逻辑，在提出的 FLMD-AGIMM 算法中采用模糊控制器的目的是计算单模型残差信息的机动检测可信度，首先确定模糊输入变量：最大后验概率 $\mu_{\max}(k)$ 和模型网络间距 $\Delta\omega$，$\Delta\omega$ 计算方式见式(5)：

$$\Delta\omega=\frac{(|\omega_L-\omega_C|+|\omega_R-\omega_C|)}{2} \tag{5}$$

$\mu_{\max}(k)$ 属于模糊集{小，中，大}；$\Delta\omega$ 属于模糊集{很小，小，中，大}，由大量实验积累的经验得到各输入变量对应的隶属度函数如图 1 所示。



(a) 变量 $\mu_{\max}$ 隶属度函数

(b) 变量 $\Delta\omega$ 隶属度函数

图 1 输入变量的隶属度函数

FLMD-AGIMM 算法中包含 3 个模型，最大后验概率 $\mu_{\max}(k)$ 对应的是该时刻最接近目标真实运动状态的模型，当存在观测误差、模型不准确和模型竞争等情况时，该对应方式可能出现偏差。$\Delta\omega$ 表示 FLMD-AGIMM 算法 3 个模型的离散程度，即网格大小，若 $\Delta\omega$ 很小时，3 个网络模型参数很接近，此时 3 个模型的残差信息相差不大，因此利用最大后验概率对应的模型的残差信息进行机动检测结果是可信的。根据经验制定模糊规则，模糊控制器的推理过程可以采用 Takagi-Sugeno (TS)模型具体表述为：

If $\mu_{\max}(k)$ is A and d is B, then $P(k)$ is C, $k=1,2,\cdots,l$

根据输入输出变量的含义以及经验知识可得到如下结论：若最大后验概率 $\mu_{\max}(k)$ 很小且模型网络间距 $\Delta\omega$ 很大，则根据最大后验概率 $\mu_{\max}(k)$ 对应模型的残差信息得到的机动判决结果可信度很小，$P(k)$ 可以视为 0，以此类推可得到其他模糊逻辑规则，具体见表 1，输出变量对应的隶属度见图 2。在对模糊控制器的输出进行解模糊化时，采用中位数法进行解模糊化，得到机动检测的具体可信度。

当模糊匹配输出的机动检测可信度 $P(k)$ 为[0，0.4)时不进行机动检测；当输出概率为(0.4，0.6]可能进行机动检测；当输出概率为(0.6，1]进行机动检测。

表 1 系统模糊逻辑规则

模糊集	大	中	小	很小
小	S	S	M	B
中	M	B	B	B
大	B	B	B	B

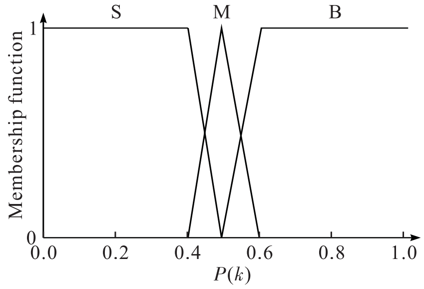


图 2　输出变量的隶属度函数

3.2　网格模型调整

首先设定一个阈值 T，若 $P(k)\leqslant T$，说明机动检测信息的可信度较低，此时根据后验概率 $\mu(k)$ 在原网格模型的基础上调整网格中心。

$$\omega_C(k+1)=\mu_L(k)\omega_L(k)+\mu_C(k)\cdot\omega_C(k)+\mu_R(k)\omega_R(k) \tag{6}$$

根据后验概率、设定模型探测阈值 t_1、t_2 和最小网格间距 δ_1 调整左边模型和右边模型，其中 $t_1\in[0,1]$、$t_2\in[0,1]$。

1）当 $\max(\mu_k)=\mu_C(k)$ 时：

$$\omega_L(k+1)=\begin{cases}\omega_C(k+1)-\lambda_1/2, \mu_L(k)<t_1\\ \omega_C(k+1)-\lambda_1, \text{其他}\end{cases} \tag{7}$$

$$\omega_R(k+1)=\begin{cases}\omega_C(k+1)+\lambda_2/2, \mu_R(k)<t_1\\ \omega_C(k+1)+\lambda_2, \text{其他}\end{cases} \tag{8}$$

式中：$\lambda_1=\max\{\omega_C(k)-\omega_L(k),\delta_1\}$；$\lambda_2=\max\{\omega_R(k)-\omega_C(k),\delta_1\}$；$t_1$ 取一个很小的值。

2）当 $\max(\mu_k)=\mu_L(k)$ 时：

$$\omega_L(k+1)=\begin{cases}\omega_C(k+1)-2\lambda_1, \mu_L(k)>t_2\\ \omega_C(k+1)-\lambda_1, \text{其他}\end{cases} \tag{9}$$

式中：t_2 取一个较大的值。

$$\omega_R(k+1)=\omega_C(k+1)+\lambda_2 \tag{10}$$

3）当 $\max(\mu_k)=\mu_R(k)$ 时：

$$\omega_R(k+1)=\begin{cases}\omega_C(k+1)+2\lambda_1, \mu_R(k)>t_2\\ \omega_C(k+1)+\lambda_1, \text{其他}\end{cases} \tag{11}$$

$$\omega_L(k+1)=\omega_C(k+1)-\lambda_2 \tag{12}$$

若 $P(k)>T$，说明机动检测信息的可信度较高，此时将机动检测信息加入模型调整过程，加快模型收敛速度。

1）当 $\mu_{\max}(k)=\mu_C(k)$ 时，即最大概率是中心模型。

若 $D_C(k)>M$，则认定目标进行了机动。根据后验概率 $\mu(k)$ 在原网格模型的基础上调整网格中心。

$$\omega_C(k+1)=\mu_L(k)\omega_L(k)+\mu_C(k)\omega_C(k)+\mu_R(k)\omega_R(k) \tag{13}$$

在调整左右两边的模型时加入目标的机动信息，若模型残差值大，则说明目标进行了较强的机动，则增加网格探测范围，反之减小网格探测范围。

$$\begin{cases}\omega_L(k+1)=\omega_C(k+1)-\lambda_L\\ \omega_R(k+1)=\omega_C(k+1)+\lambda_R\end{cases} \tag{14}$$

式中：$\lambda_L=\max\{[\omega_C(k)-\omega_L(k)]\sqrt{D_C(k)-M},\delta_2\}$；$\lambda_R=\max\{[\omega_R(k)-\omega_C(k)]\sqrt{D_C(k)-M},\delta_2\}$；$\delta_2$ 为最小网格间隔。

若 $D_C(k)\leqslant M$，则认定目标不发生机动，证明目标的运动较稳定，所以此时充分相信后验概率 $\mu(k)$，加快模型集的收敛速度。

$$\omega_C(k+1)=\omega_C(k) \tag{15}$$

在调整左右两边的模型时，依据各自模型对应的后验概率值的大小，在原有网格间距的基础上，若左边模型概率小则减小左边探测区域，反之增加网格探测区域。

$$\omega_L(k+1)=\omega_C(k+1)-\gamma_L[1-\mu_R(k)] \tag{16}$$

若右边模型概率小则减小网格右边探测区域，反之增加网格探测区域。

$$\omega_R(k+1)=\omega_C(k+1)+\gamma_R[1-\mu_L(k)] \tag{17}$$

式中：$\gamma_L=\max\{\omega_C(k)-\omega_L(k),\delta_3\}$；$\gamma_R=\max\{\omega_R(k)-\omega_C(k),\delta_3\}$，$\delta_3$ 为最小网格间隔。

2）$\mu_{\max}(k)=\mu_L(k)$ 时，即最大概率是左边模型。

若 $D_L(k)>M$，则认定目标发生了机动，根据式（13）和式（14）调整模型结构，此时式（14）中 $\lambda_L=\max\{[\omega_C(k)-\omega_L(k)]\sqrt{D_L(k)-M},\delta_2\}$，$\lambda_R=\max\{[\omega_R(k)-\omega_C(k)],\delta_2\}$，$\delta_2$ 为最小网格间隔。

若 $D_L(k)\leqslant M$，则认定目标不发生机动。根据后验概率重新调整模型中心点：

$$\omega_C(k+1)=\omega_L(k) \tag{18}$$

在调整左边的模型时，在原有网格间距的基础上，若左边模型后验概率大则增加左边探测区域，反之减小网格探测区域。

$$\omega_L(k+1)=\omega_C(k+1)-\gamma_L[1-\mu_R(k)] \tag{19}$$

右边模型网格间距如式（20）所示：

$$\omega_R(k+1)=\omega_C(k+1)+\gamma_R \tag{20}$$

3）当 $\mu_{\max}(k)=\mu_R(k)$ 时，即最大概率是右边模型。

若 $D_R(k)>M$，则认定目标发生了机动，根据式（13）和式（14）调整模型结构，此时式（14）中 $\lambda_L=\max\{[\omega_C(k)-\omega_L(k)],\delta_2\}$，$\lambda_R=\max\{[\omega_R(k)-\omega_C(k)]\sqrt{D_R(k)-M},\delta_2\}$，$\delta_2$ 为最小网格间隔。

若 $D_R(k)\leqslant M$，则认定目标不发生机动。根据后验概率重新调整模型中心点：

$$\omega_C(k+1)=\omega_R(k) \tag{21}$$

左边模型网格间距为：

$$\omega_L(k+1)=\omega_C(k+1)-\gamma_L \tag{22}$$

计算右边模型时，在原有网格间距的基础上，若右边模型后验概率大则增加右边探测区域，反之减小网格探测区域。

$$\omega_R(k+1)=\omega_C(k+1)+\gamma_R[1-\mu_L(k)] \tag{23}$$

4　仿真实验及结果分析

系统的量测方程可以建立在目标与观测站径向距离 r、目标相对观测站的俯仰角 β、方位角 α 可以测量的基础上。

$$\boldsymbol{Z}(k+1)=\boldsymbol{H}[\boldsymbol{X}(k+1),k+1]+\boldsymbol{V}(k+1) \tag{24}$$

式中：$\boldsymbol{H}[\boldsymbol{X}(k+1),k+1]=[r(k+1)\quad \alpha(k+1)\quad \beta(k+1)]^{\mathrm{T}}$。

$$\begin{cases} r(k+1)=\sqrt{x^2(k+1)+y^2(k+1)+z^2(k+1)} \\ \alpha(k+1)=\arctan[y(k+1)/x(k+1)] \\ \beta(k+1)=\arctan[\dfrac{z(k+1)}{\sqrt{x^2(k+1)+y^2(k+1)}}] \end{cases} \tag{25}$$

式中：$\boldsymbol{V}(k+1)$为量测噪声，其协方差矩阵为：

$$\boldsymbol{R}(k+1)=\begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\alpha^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\beta^2 \end{bmatrix} \tag{26}$$

4.1　目标运动轨迹

4.1.1　轨迹 1

目标在的初始位置为[100 km,100 km,9 km]，初始速度分别为[$-150\sqrt{2}$ m/s，$-150\sqrt{2}$ m/s，-10 m/s]目标运动主要分为以下 5 个阶段。第 1 阶段 $t=0\sim100$ s，目标沿着初速度方向做匀速直线运动；第 2 阶段 $t=101\sim150$ s，目标以 $-1°$/s 的角速度在 x-y 平面做匀速转弯运动；第 3 阶段 $t=151\sim200$ s，目标沿着运动方向做匀速直线运动；第 4 阶段 $t=201\sim300$ s，目标以 2°/s 的角速度在 x-y 平面做匀速转弯运动；第 5 阶段 $t=301\sim350$ s，目标沿着运动方向做匀速直线运动，运动轨迹见图 3。

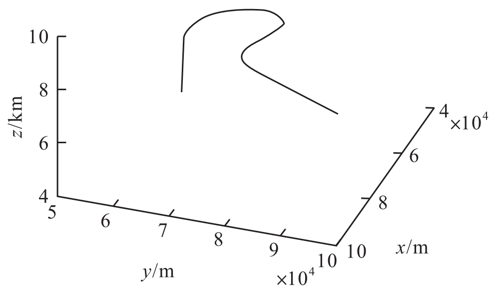


图 3　目标运动轨迹 1

4.1.2　轨迹 2

目标在的初始位置为[50 km,50 km,1 km]，目标运动主要分为以下阶段：第 1 阶段 $t=0\sim20$ s，目标沿着初速度方向做匀速直线运动，其中目标在 x 轴、y 轴与 z 轴方向的初始速度分别为[$-150\sqrt{2}$ m/s，$-150\sqrt{2}$ m/s，0 m/s]；第 2 阶段 $t=21\sim40$ s，目标以 $-2°$/s 的角速度在 x-y 平面做匀速转弯运动，z 方向机动加速度为 -1 m/s^2；第 3 阶段 $t=41\sim57$ s，目标沿着运动方向做加速直线运动，运动方向的机动加速度为 -4 m/s^2，运动轨迹见图 4。

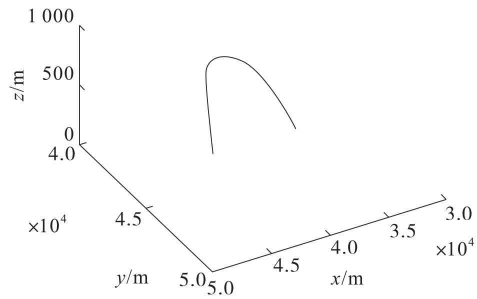


图 4　目标运动轨迹 2

4.1.3　轨迹 3

为验证算法对高速运动目标的跟踪性能，以文献[20]中的 X-51A 导弹轨迹为例，目标的初始位置为[600 km,30 km,1 km]，初始速度[$-1\,800$ m/s，0 m/s,0 m/s]，第 1 阶段 $t=0\sim20$ s，目标做直线运动，x 轴方向机动加速度为 0 m/s^2，y 轴方向机动加速度为 9.8 m/s^2；第 2 阶段 $t=21\sim380$ s，目标做匀速转弯运动，角速度为 5.6°/s；第 3 阶段 $t=381\sim400$ s目标在 x 方向机动加速度为 0，y 方向机动加速度为-9.8 m/s^2。

4.2　算法性能对比

用目标状态估计值的均方根误差(Root Mean Square Error，RMSE)[25]为性能指标来衡量本文提出算法的性能。

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}[X_i(k)-\hat{X}_i(k\mid k)]^2} \tag{26}$$

式中：$X_i(k)$为状态向量第 i 个分量的真实值；$\hat{X}_i(k|k)$为状态向量第 i 个分量的滤波值。

1)**仿真 1**：选择轨迹 1 作为实验的目标运动轨迹，量测噪声的标准差为 $\sigma_r=100$ m，$\sigma_\alpha=\sigma_\beta=0.1°$。采用 EKF 滤波算法进行 Monte Carlo 仿真，仿真次数为 100。模型初始概率 $\mu=\{0.1,0.8,0.1\}$，概率转移矩阵为 $\boldsymbol{P}=\begin{bmatrix} 0.9 & 0.05 & 0.05 \\ 0.05 & 0.9 & 0.05 \\ 0.05 & 0.05 & 0.9 \end{bmatrix}$，FLMD-AGIMM 算法和 AGIMM 算法初始模型角速度 $\omega=\{-1\quad 0.1\quad 1\}$，单位为(°)/s，$t_1=0.1$，$t_2=0.9$，$\delta=0.2°$，机动检测阈值 $M=7$，FLMD-AGIMM 算法和 AGIMM 算法模型的角速度变化见图 5。

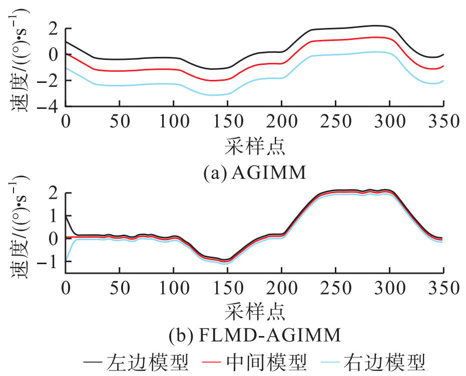
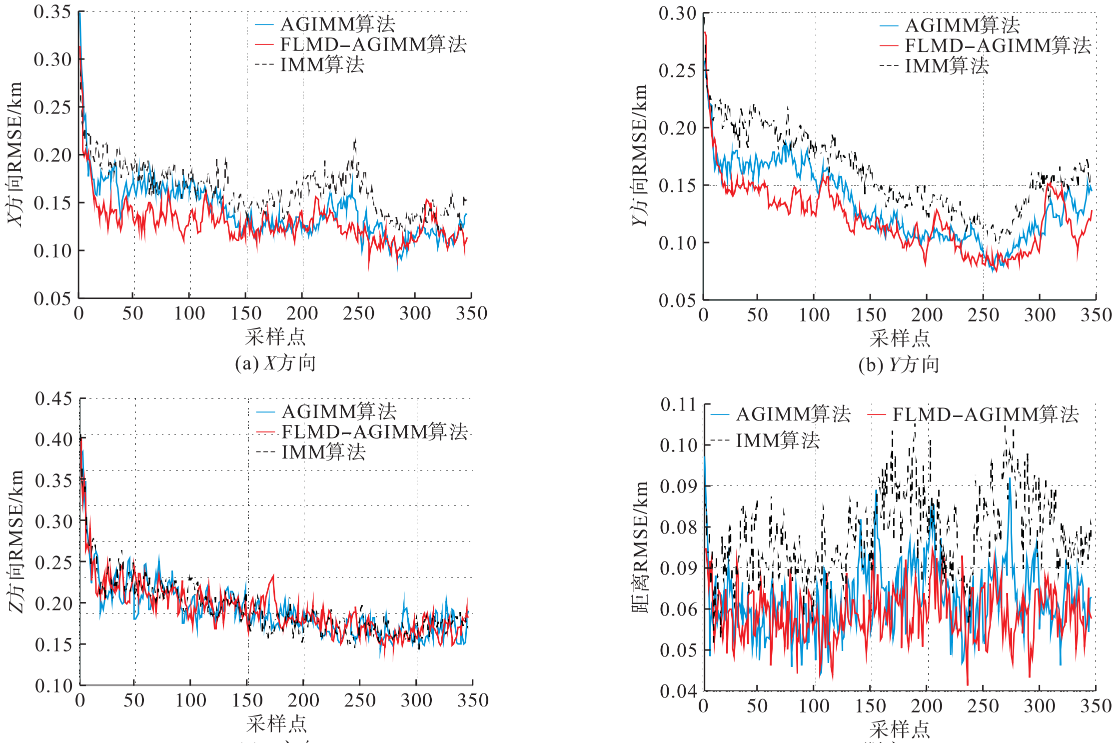


图 5　模型角速度变化对比

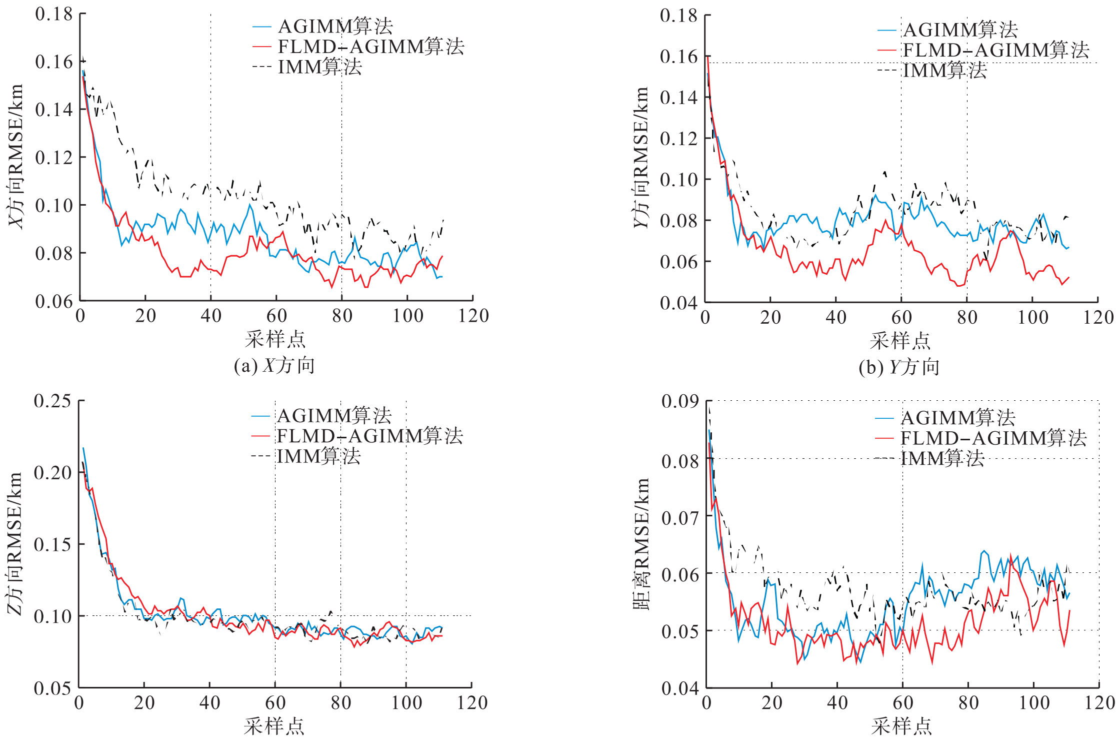
图 5 仿真结果表明，FLMD-AGIMM 算法模型角速度的收敛速度明显快于 AGIMM 算法，当目标运动状态稳定时，FLMD-AGIMM 算法可以快速调整模型网格中心点，并且根据模型后验概率使左边模型和右边模型迅速收敛。

2）**仿真 2**：分别将轨迹 1、轨迹 2 和轨迹 3 作为实验的目标运动轨迹，比较 IMM 算法和 AGIMM 算法和 FLMD-AGIMM 算法的跟踪性能，其中 IMM 算法包括匀速直线运动（Constant Velocity，CV）模型、匀加速运动（Constant Acceleration，CA）模型和 CT 模型。实验量测噪声的标准差为 $\sigma_r=100$ m，$\sigma_\alpha=\sigma_\beta=0.2°$，对目标 2 跟踪时采样间隔为 0.5 s，对目标 1 和目标 3 采样间隔为 1 s，其余实验参数同实验 1。仿真结果见图 6～8。



(a) X方向　(b) Y方向　(c) Z方向　(d) 距离 RMSE

图 6　算法对目标轨迹 1 的跟踪性能对比



(a) X方向　(b) Y方向　(c) Z方向　(d) 距离 RMSE

图 7　算法对目标轨迹 2 的跟踪性能对比

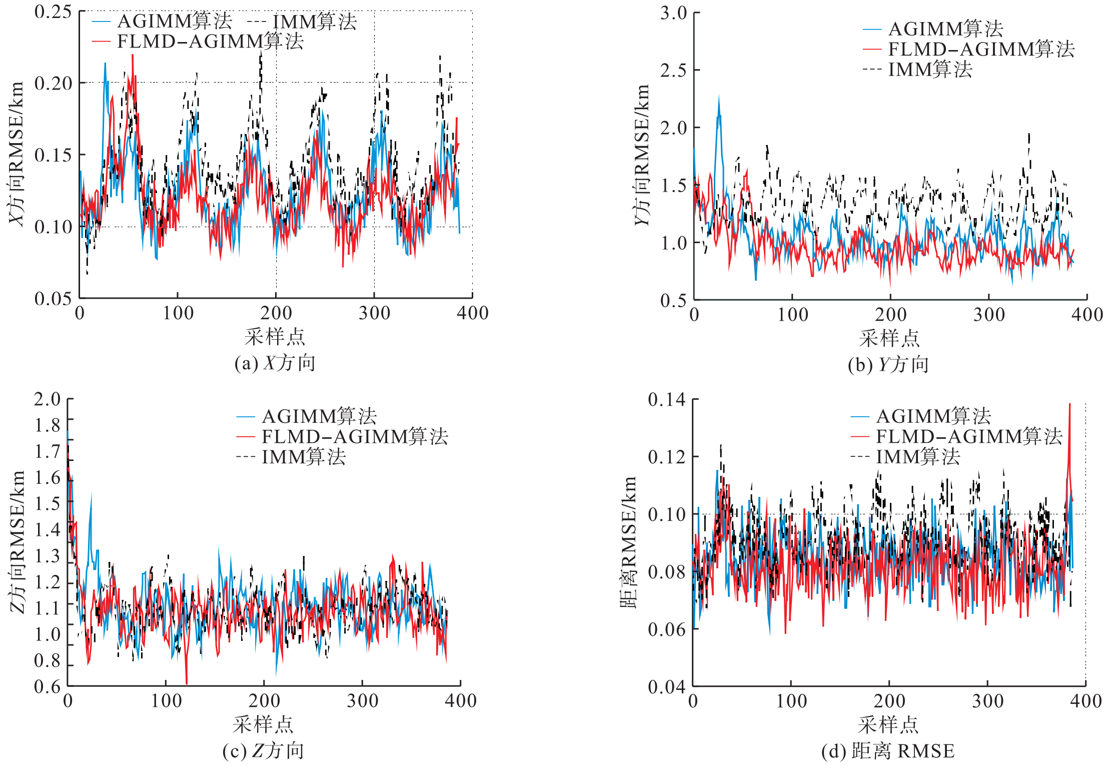


图 8　算法对目标轨迹 3 的跟踪性能对比

如图所示，当目标在机动状态发生改变时，IMM 算法由于其模型参数固定导致算法跟踪精度变低，如图 6 中的第 120 个采样点附近、第 180 个采样点附近，图 7 中第 40 个采样点附近。而 AGIMM 算法和 FLMD-AGIMM 算法的网络结构可以自适应地改变，因此能保持较好的跟踪精度，但由于 AGIMM 算法的网络模型调节效率较慢限制了其跟踪精度。由图 6～8 可以看出，无论是对目标 1、目标 2 还是目标 3 进行跟踪，FLMD-AGIMM 算法的跟踪性能都优于 IMM 算法和 AGIMM 算法。

3)**仿真 3**:选择轨迹 1 作为实验的目标运动轨迹，在不同量测条件下，比较 IMM 算法和 AGIMM 算法和 FLMD-AGIMM 算法的跟踪性能，条件如表 2 所示，其他参数同实验 2，结果如表 3 所示。

表 2　量测噪声标准差

条件	量测噪声标准差		
	距离/m	方位角/(°)	俯仰角/(°)
1	100	0.2	0.2
2	150	0.3	0.3
3	200	0.4	0.4

表 3　3 种算法的平均位置 RMSE 比较

条件	IMM 算法	AGIMM 算法	FLMD-AGIMM 算法
1	279 m	249 m	235 m
2	395 m	348 m	328 m
3	496 m	454 m	421 m

表 3 中平均位置 RMSE 为 $\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\left\{\begin{matrix}[X_x(k)-\hat{X}_x(k\mid k)]^2+[X_y(k)- \\ \hat{X}_y(k\mid k)]^2+[X_z(k)-\hat{X}_z(k\mid k)]^2\end{matrix}\right\}}$，在 3 种初始条件下，FLMD-AGIMM 算法较 AGIMM 算法平均位置 RMSE 分别减小了 5.6%、5.7%和 7.2%，FLMD-AGIMM 算法较 IMM 算法平均位置 RMSE 分别减小了 15.7%、16.9%和 15.1%。由此可以看出在存在不同量测噪声的条件下，FLMD-AGIMM 算法的跟踪性能都不同程度地优于其他 2 种算法。

4)**仿真 4**:选择轨迹 1 作为实验的目标运动轨迹，在不同初始模型条件下，比较 FLMD-AGIMM 算法和 AGIMM 算法的跟踪性能，初始模型集参数如表 4 所示，量测噪声的标准差为 $\sigma_r=100$ m，$\sigma_\alpha=\sigma_\beta=0.2°$，其他条件与仿真 1 相同。

表 4　不同初始模型集参数

初始模型集	左边模型	中间模型	右边模型
1	−4°	0.1°	4°
2	−5°	0.1°	5°
3	−6°	0.1°	6°

由表 5 结果可以看出随着初始模型集的网格间距变大 AGIMM 算法的跟踪性能随之降低，而 FLMD-AGIMM 算法的跟踪性能仍能保持在较好的水平，这得益于 FLMD-AGIMM 算法中改进的模型网格调整方式，当目标在非机动情况下模型集可以快速与真实目标运动模式匹配，使算法可以较少地受初始模型集的影响。

表 5　2 种算法在不同模型集下的平均位置 RMSE 比较

模型集	AGIMM 算法	FLMD-AGIMM 算法
1	286 m	243 m
2	306 m	247 m
3	316 m	249 m

5 结语

针对 AGIMM 算法网格模型收敛速度慢和机动检测方法过于依赖单个模型后验概率的问题，本文提出了 FLMD-AGIMM 算法。该算法首先通过模糊逻辑算法对单模型机动检测可信度进行检测，然后利用机动检测可信度信息调整网络结构，克服了机动检测方法受观测误差、模型竞争和模型不准确等因素的影响；当机动检测可信时通过目标的机动信息和模型的后验概率重新给出了在机动检测时模型网格的调整方法，解决了 AGIMM 算法网格模型收敛速度慢的问题。仿真结果表明，相对于 AGIMM 算法，本文所提出的算法具有更快的模型收敛速度和更高的目标跟踪精度。

参考文献(References)：

[1] ZHAI G, MENG H D, WANG X Q. A Constant Speed Changing Rate and Constant Turn Rate Model for Maneuvering Target Tracking[J]. Sensors, 2014, 14(3): 5239-5253.

[2] HO T J. A Switched IMM-Extended Viterbi Estimator Based Algorithm for Maneuvering Target Tracking[J]. Automatica, 2011, 47(1): 92-98.

[3] METROPOLIS N, ROSENBLUTH A W, ROSENBLUTH M N, et al. Equations of Statecalculations by Fast Computing Machines[J]. Journal of Chemical Physiscs,1953,21(6):1087-1091.

[4] SABORDO M G, ABOUTANIOS E. IMMGNNF with Visibility for Multiple Maneuvering Target Tracking [C]//IEEE International Conference on Digital Signal Processing. New York, USA: IEEE, 2017:662-666.

[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.

[6] DAI D C, YAO M L, CAI Z P, et al. Improved Adaptive Markov IMM Algorithm [J]. Acta Electronica Sinica,2017,45(5):1198-1205. (in Chinese)

[7] YANG C Y, CHEN B S, LIAO F K. Mobile Location Estimation Using Fuzzy-Based IMM and Data Fusion[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2010, 9(10): 1424-1436.

[8] WANG L, CHENG X H, LI S X, et al. Adaptive Interacting Multiple Model Filter for AUV Integrated Navigation[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2016, 24(3): 511-516.

[9] NADARAJAH N, THARMARASA R, MCDONALD M, et al. IMM forward Filtering and Backward Smoothing for Maneuvering Target Tracking [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(3): 2673-2678.

[10] 焦志强，李卫华，王鹏. 基于多模型与滚动时域估计的机动目标跟踪算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版)，2016，17(2)：15-20.

[11] 梁波，陈晓羽，任宝祥. 一种适于非线性非高斯目标跟踪的 MRIMMPF 算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版)，2009，10(6)：36-40.

[12] 郭相科，付强，范成礼，等. 一种新的临空高超声速飞行器滑跃段跟踪算法[J]. 宇航学报，2017，38(9)：972-977.

[13] GANJAHG F M, MOFRAD R F, GHADIMI N. Target Tracking with Fast Adaptive Revisit Time Based on Steady State IMM Filter[J]. Digital Signal Processing, 2017, 69(10):154-161.

[14] DUAN J, LI L, REN L, et al. Grid Map Establishment and Target Tracking Based on Adaptive Multi-Feature Matching Method[C]//Proc of the Control Conference. Chengdu, China: IEEE, 2016:4859-4864.

[15] KWON G, SUH Y. Direct Power Control with Ramping Rate Criterion of Complex Power in Grid Adaptive 5MW PMSG MV Wind Turbines[C]//Proc of the Power Electronics and Motion Control Conference. Hefei, China: IEEE, 2016:2917-2924.

[16] WANG W, WEN C, HUANG J, et al. Distributed Adaptive Asymptotically Consensus Tracking Control of Uncertain Euler-Lagrange Systems under Directed Graph Condition[J]. ISA Transactions, 2017, 71:121-129.

[17] ZHU J W, YANG G H, ZHANG W A, et al. Cooperative Tracking Control for Linear Multi-Agent Systems with External Disturbances under a Directed Graph[J]. International Journal of Systems Science, 2017, 48(4):1-9.

[18] 李凡，毕红葵，段敏. 一种新的临近空间高超声速目标跟踪算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版)，2016，17(4)：19-23.

[19] QIAO X D, WANG B S. A New Approach to Grid Adaption of AGIMM Algorithm[C]//Proc of the 6th International Conference on Information Fusion. Cairns, Queensland, Australia: IEEE, 2003:400-405.

[20] NABAA N, BISHOP R H. Validation and Comparison of Coordinated Turn Aircraft Maneuver Models [J]. IEEE Trans on Aerospaceand Electronic Systems, 2000, 36(1): 250-259.

[21] 秦雷，李君龙，周荻. 基于 AGIMM 的临近空间机动目标跟踪滤波算法[J]. 系统工程与电子技术，2015，37(5)：1010-1014.

[22] 潘媚媚，曹运合，王宇，吴文华. 基于机动判别的变结构交互多模型跟踪算法[J]. 系统工程与电子技术，2019，41(4)：730-736.

[23] LI X P, ZHANG Y, ZHI X. Multiple-Model Estimation with Variable Structure: Likely-Modelset Algorithm [J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2000, 36(2):448-466.

[24] WANG X F, CHEN J F, SHI Z G, et al. Fuzzy-Control Based Particle Filter for Maneuvering Target tracking[J]. Electromagnetics Research, 2011, 118: 1-15.

[25] PENG D L, GUO Y F. Fuzzy-Logic Adaptive Variable Structure Multiple Model Algorithm for Tracking a High Maneuvering Target [J]. Journal of the Franklin Institute Engineering and Applied Mathematics, 2014, 351(7) : 3837-3846.

(编辑：徐楠楠)