http://bhxb.buaa.edu.cn jbuaa@buaa.edu.cn
DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0746

空间机动目标跟踪任务中IMM算法的稳态增强设计

张世源*，卢山，李晴
(上海航天控制技术研究所，上海 201109)

摘 要：用于跟踪空间非合作机动目标的相对导航技术旨在实时获取目标精确的轨道信息，提升航天器对于目标轨道机动的快速感知与精准决策能力，是航天器追逃博弈的基础。在目标机动序列未知的情况下，研究用以估计两星间相对运动状态的交互多模型（IMM）算法，构建了以无机动模型、匀加速机动模型、大偏差响应模型为子模型的IMM模型集。在此基础上，研究目标处于某一特定机动模式稳定运动（稳态模式）时影响IMM算法性能的因素，推导得到了稳态模式下匹配模型权值（稳态权值）的平衡点表达式，给出了稳态权值围绕平衡点震荡的变化规律，并由此阐明了模型转移概率、模型似然比对稳态权值大小及量测噪声敏感程度的影响机理，为IMM算法的稳态性能优化提供了理论依据。在上述分析的基础上，结合给定时间窗口内模型权值的发展趋势对模型转移概率进行实时修正，提出了稳态增强IMM（ES-IMM）算法。在空间机动目标跟踪过程中，ES-IMM算法能够提升稳态模式下匹配模型的权值，同时对量测噪声影响下的权值跳变进行抑制，增强IMM算法的稳态估计性能。仿真结果表明：在空间机动目标跟踪任务中的稳态区间，ES-IMM算法的估计精度明显优于传统IMM算法。

关 键 词：非合作航天器；机动目标跟踪；相对导航；交互多模型；卡尔曼滤波
中图分类号：V448.2
文献标志码：A **文章编号**：1001-5965(2026)11-3907-11

随着空间态势感知、空间博弈等新型太空任务的出现，对非合作机动目标相对运动状态的估计、跟踪、预测成为了当下的研究热点[1-4]。针对机动航天器的跟踪技术旨在提供更清晰的空间态势视图，并在目标轨道被人为改变(如发生异常接近或逃逸)时具有快速感知和反应的能力，是航天器进行轨道博弈、执行追逃策略的基础。

目前，实时跟踪空间目标的主要方法是基于相对传感器(光学相机、激光雷达等)实时获取与目标间的相对量测数据，通过数据融合与处理算法对目标的可观测及不可观测状态进行在线估计，从而实现相对导航。卡尔曼滤波器(Kalman filter, KF)[5-6]是该类研究的首选，扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)[7-8]通过一阶泰勒级数近似将非线性连续动态系统近似为线性模型，将KF的应用范围扩展到非线性系统。上述传统滤波方法能够精确估计机动序列已知的合作航天器轨道状态[9-11]。由于非合作目标的机动序列未知，当目标在未知的时间和推力下进行多次机动时，传统滤波算法的跟踪性能会因为动态模型与实际机动之间的不匹配而下降，进而造成目标丢失。

交互多模型(interacting multiple model, IMM)算法[12-14]利用多个子模型描述目标的潜在运动状态，通过实时调整各子模型的权重来匹配目标在机动过程中的状态变化，克服了传统单模型滤波方法的局限性。IMM算法的核心内容可分为2个层面：构成模型集的子模型选择及各子模型间的信息交互过程设计。

收稿日期：2024-10-15；**录用日期**：2024-12-20；**网络出版时间**：2024-12-27 18:45
网络出版地址：link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20241227.1300.003
*通信作者. E-mail：1663085217@qq.com

引用格式：张世源，卢山，李晴. 空间机动目标跟踪任务中IMM算法的稳态增强设计[J]. 北京航空航天大学学报，2026，52(11)：3907-3917. Zhang S Y，Lu S，Li Q. Steady-state enhancement design of IMM algorithm for space maneuvering target tracking[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics，2026，52(11)：3907-3917 (in Chinese).

在子模型选择层面，针对航天器的机动模式，全面、精炼地构建模型集是成功应用IMM算法的关键。Goff等[15]利用常值加速度(constant acceleration, CA)模型对目标的连续推力机动进行估计，并通过设置大小不同的过程噪声矩阵，在提升误差收敛速度的同时避免较大的过程噪声对加速度估计精度的影响，但该方法在目标处于无机动状态时的状态估计精度较低；Yin等[16]利用当前统计加加速度模型CS-Jerk(current statistics Jerk)对目标加速度模型的变化率进行建模，用以跟踪执行高强度机动的目标，但考虑到航天器的机动能力远低于飞机、导弹等航空器，该方法并不能有效提升模型精度，反而会显著增加计算成本；Goff等[17]分析了目标发生大小不同的脉冲机动时，KF估计误差跳变后重新收敛所需的最优协方差矩阵膨胀因子，并在此基础上选取一组膨胀因子作为模型集，以应对目标发生未知大小的脉冲机动，但该方法只能针对无机动和脉冲机动2种情况进行估计，无法处理目标发生连续推力机动的情况。

在信息交互过程层面，基于导航系统特性对传统IMM算法的数据融合过程进行改进，是进一步提升IMM算法性能的研究重点。Arroyo Cebeira等[18]针对子模型似然值高度不确定引起算法收敛慢的问题，通过量测值与量测预测值之间的马氏距离对模型转移概率[19]进行调整，以实现目标机动模式切换时算法的快速响应；Xie等[20]利用不同模型的似然值之比对目标机动模式的切换进行判定，改善了IMM算法的响应滞后现象。但上述算法均仅针对目标机动模式发生切换时IMM算法的动态响应能力进行优化，未对目标在某一特定机动模式下稳定运行(稳态模式)时IMM算法的估计精度(稳态性能)进行改进。

目前，对于IMM算法稳态性能的研究仍以定性分析为主。Xie等[20]指出量测噪声会影响稳态模式下模型权值(稳态权值)的稳定性，并试图通过引入过去时刻的模型信息来削弱这一影响；文献[21-23]基于马尔可夫过程对系统进行分析，认为引入上一时刻的后验信息对模型转移概率进行修正，能够使系统更好地反映真实状态。但上述研究均未能从数学证明的角度理清影响IMM算法稳态性能的关键因素，同时，也未通过理论推导阐明所提出的改进措施对于最终估计结果的作用机理，在一定程度上影响了该类算法的优化效果。

针对上述问题，本文进行的研究包含：在子模型选择层面，构建了包含无机动模型、均加速机动模型、大偏差响应模型在内的空间机动目标相对运动模型集，具备跟踪空间目标多种机动模式及状态突变的能力；在信息交互过程层面，给出了稳态权值的变化规律及其平衡点的数学表达式，并据此分析了影响IMM算法稳态性能的主要因素，提出了权值优化方案及其理论依据，得到一种稳态增强IMM(enhanced steady-state IMM, ES-IMM)算法。仿真结果表明，相较传统的IMM算法，ES-IMM算法的稳态估计性能显著提升。

1 模型集构建

1.1 相对运动状态方程

综合考虑模型精度与计算复杂度，为使IMM模型集在涵盖航天器相对运动状态包络的前提下尽可能精简，将当前航天器的在轨运动状态分为无机动模式、匀加速机动模式、变加速机动模式及不同机动模式之间发生切换时的状态突变。

文献[17]的模型集构建方式能够较好地跟踪目标状态突变，但不具备连续推力机动作用下的目标跟踪能力；文献[24]的模型集构建方式能够较好地跟踪处于无机动模式与匀加速机动模式的航天器，但对于目标状态突变与模型偏差的响应能力较差。由于航天器机动能力有限，轨道机动过程中机动加速度通常不会发生剧烈变化[25]，综合考虑上述文献所用模型集的优缺点，使用以下3类模型构建IMM模型集。

1.1.1 无机动模型

由于具备机动能力的空间非合作目标的轨道状态未知，以追踪星质心为原点建立航天器第二轨道坐标系，其中，z轴指向地心，x轴在轨道平面内垂直于z轴并指向航天器飞行方向，y轴与x轴和z轴构成右手直角坐标系。考虑目标未发生轨道机动的情况，当两星间距远小于追踪星轨道半径时，在近圆轨道假设下，两星的轨道相对运动方程能够线性近似为C-W方程[26]。C-W方程能够以较高精度匹配目标无机动模式下的两星相对状态，表示为

$$\dot{\boldsymbol{x}}_1=\boldsymbol{A}_1\boldsymbol{x}_1+\boldsymbol{B}_1\boldsymbol{u}_{\mathrm{C}}+\boldsymbol{w}_1 \tag{1}$$

式中：状态变量$\boldsymbol{x}_1=\left[x,y,z,\dot{x},\dot{y},\dot{z}\right]^{\mathrm{T}}$为目标星在追踪星轨道坐标系下的位置和速度；

$$\boldsymbol{A}_1=\begin{bmatrix}\boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{I}_{3\times3}\\ \begin{matrix}0&0&0\\0&-\omega^2&0\\0&0&3\omega^2\end{matrix} & \begin{matrix}0&0&2\omega\\0&0&0\\-2\omega&0&0\end{matrix}\end{bmatrix},\ \omega=\sqrt{\mu/R_{\mathrm{C}}^3}$$

为追踪星轨道角速度，R_{C}为追踪星轨道半径，μ为地球引力常数；$\boldsymbol{B}_1=\begin{bmatrix}\boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{I}_{3\times3}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$；$\boldsymbol{u}_{\mathrm{C}}$为追踪星的控制加速度；$\boldsymbol{w}_1$为摄动力和模型误差引起的噪声，其协方差矩阵为$\boldsymbol{Q}_1$。

其离散状态空间表达式为

$$\boldsymbol{x}_{1,k}=\boldsymbol{\Phi}_1\boldsymbol{x}_{1,k-1}+\boldsymbol{\Gamma}_1\boldsymbol{u}_{\mathrm{C},k}+\boldsymbol{w}_{1,k} \tag{2}$$

式中: $\boldsymbol{\Phi}_1 \in \mathbf{R}^{6\times6}$为系统的状态转移矩阵; $\boldsymbol{\Gamma}_1 \in \mathbf{R}^{6\times3}$为系统的控制矩阵; 下标 k 表示 k 时刻。

1.1.2　匀加速机动模型

考虑目标执行常值连续推力下发生匀加速机动的情况, 将目标机动加速度 $\boldsymbol{u}_{\mathrm{T}}=\left[u_x,u_y,u_z\right]^{\mathrm{T}}$纳入状态变量, 即令 $\boldsymbol{x}_2=\left[x,y,z,\dot{x},\dot{y},\dot{z},u_x,u_y,u_z\right]^{\mathrm{T}}$。匀加速模型能够以较高精度匹配目标匀加速机动模式下的两星相对状态, 表示为

$$\dot{\boldsymbol{x}}_2=\boldsymbol{A}_2\boldsymbol{x}_2+\boldsymbol{B}_2\boldsymbol{u}_{\mathrm{C}}+\boldsymbol{w}_2 \tag{3}$$

式中: $\boldsymbol{A}_2=\left[\begin{array}{c|c}\boldsymbol{A}_1 & \boldsymbol{0}_{3\times3}\\ \hline & \boldsymbol{I}_{3\times3}\\ \hline \boldsymbol{0}_{3\times9} & \end{array}\right]$; $\boldsymbol{B}_2=\left[\boldsymbol{0}_{3\times3}\quad\boldsymbol{I}_{3\times3}\quad\boldsymbol{0}_{3\times3}\right]^{\mathrm{T}}$; $\boldsymbol{w}_2$为摄动力和模型误差引起的噪声, 其协方差矩阵为$\boldsymbol{Q}_2$。

其离散状态空间表达式为

$$\boldsymbol{x}_{2,k}=\boldsymbol{\Phi}_2\boldsymbol{x}_{2,k-1}+\boldsymbol{\Gamma}_2\boldsymbol{u}_{\mathrm{C},k}+\boldsymbol{w}_{2,k} \tag{4}$$

式中: $\boldsymbol{\Phi}_2\in\mathbf{R}^{9\times9}$为系统的状态转移矩阵, 且有 $\boldsymbol{A}_2=\left[\begin{array}{c|c|c}\boldsymbol{\Phi}_1 & \boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{ra}} & \\ \hline & \boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{rv}} & \\ \hline \boldsymbol{0}_{3\times6} & & \boldsymbol{I}_{3\times3}\end{array}\right]$; $\boldsymbol{\Gamma}_2\in\mathbf{R}^{9\times3}$为系统的控制矩阵。

其中,

$$\boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{rv}}=\left[\begin{array}{cc}\boldsymbol{I}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3}\end{array}\right]\boldsymbol{\Phi}_{1,k}\left[\begin{array}{cc}\boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{I}_{3\times3}\end{array}\right]^{\mathrm{T}} \tag{5}$$

$$\boldsymbol{\Phi}^{\mathrm{ra}}=\left[\begin{array}{ccc}\dfrac{4-4\cos(\omega T)}{\omega^2}-\dfrac{3T^2}{2} & 0 & \dfrac{2T}{\omega}-\dfrac{2\sin(\omega T)}{\omega^2}\\ 0 & \dfrac{1-\cos(\omega T)}{\omega^2} & 0\\ \dfrac{2T}{\omega}-\dfrac{2\sin(\omega T)}{\omega^2} & 0 & \dfrac{1-\cos(\omega T)}{\omega^2}\end{array}\right] \tag{6}$$

式中: T为系统采样周期。

1.1.3　大偏差响应模型

目标处于变加速机动模式或机动模式切换状态时, 上述 2 类模型将严重偏离真实系统, 使算法无法准确估计目标状态。针对该类情况, 渐消卡尔曼滤波器(fading Kalman filter, FKF)[26-27]通过增大 KF 中状态预测协方差矩阵的取值, 提升当前量测数据在最终估计结果中的占比, 进而在模型失配的情况下保持对目标的跟踪。但该算法主要针对滤波过程中的参数变化进行调整, 而非对系统模型进行改进, 不适用于 IMM 算法模型集的构建。基于上述原因, 在匀加速机动模型的基础上引入较大的加速度过程噪声构成大偏差响应模型, 用于描述算法对于目标机动模式估计严重偏离真实系统的情况, 即可达到与 FKF 相同的效果。记该过程噪声为 $\boldsymbol{w}_3$, 对应的协方差矩阵为$\boldsymbol{Q}_3$, 满足

$$q_3^{ij}\gg q_2^{ij}\qquad i=j=7,8,9 \tag{7}$$

式中: q^{ij}表示矩阵$\boldsymbol{Q}$第 i 行 j 列的元素; 下标 2、3 分别表示匀加速机动模型、大偏差响应模型。

则模型 3 的相对运动状态方程可表示为

$$\dot{\boldsymbol{x}}_3=\boldsymbol{A}_3\boldsymbol{x}_3+\boldsymbol{B}_3\boldsymbol{u}_{\mathrm{C}}+\boldsymbol{w}_3 \tag{8}$$

式中: 状态变量 $\boldsymbol{x}_3=\left[x,y,z,\dot{x},\dot{y},\dot{z},u_x,u_y,u_z\right]^{\mathrm{T}}$; $\boldsymbol{A}_3=\boldsymbol{A}_2$; $\boldsymbol{B}_3=\boldsymbol{B}_2$。

其离散状态空间表达式为

$$\boldsymbol{x}_{3,k}=\boldsymbol{\Phi}_3\boldsymbol{x}_{3,k-1}+\boldsymbol{\Gamma}_3\boldsymbol{u}_{\mathrm{C},k}+\boldsymbol{w}_{3,k} \tag{9}$$

式中: $\boldsymbol{\Phi}_3=\boldsymbol{\Phi}_2$; $\boldsymbol{\Gamma}_3=\boldsymbol{\Gamma}_2$。

1.2　量测方程

定义观测量:

$$\left[\begin{array}{c}\rho\\ \beta\\ \alpha\end{array}\right]=\left[\begin{array}{c}\sqrt{x^2+y^2+z^2}\\ \arcsin\left(\dfrac{-z}{\sqrt{x^2+y^2+z^2}}\right)\\ \arctan\left(\dfrac{y}{x}\right)\end{array}\right] \tag{10}$$

式中: ρ、α和β分别为目标星相对追踪星的视线距、方位角和高低角。

建立观测方程:

$$\boldsymbol{z}_k=h(\boldsymbol{x}_k)+\boldsymbol{v}_k=\left[\begin{array}{c}\sqrt{x_k^2+y_k^2+z_k^2}\\ \arcsin\left(\dfrac{-z_k}{\sqrt{x_k^2+y_k^2+z_k^2}}\right)\\ \arctan\left(\dfrac{y_k}{x_k}\right)\end{array}\right]+\boldsymbol{v}_k \tag{11}$$

式中: $\boldsymbol{z}_k$为量测值; $h(\cdot)$为观测方程中的非线性函数; $\boldsymbol{v}_k$为量测噪声, 其协方差矩阵为$\boldsymbol{R}'$。

2　标准 IMM 算法

标准 IMM 算法包含模型输入交互、模型估计、模型权值更新和输出交互 4 部分, 从$k-1$时刻到k时刻的算法递推过程如下。由于模型集中有$r=3$个模型, 故滤波器采用 3 个 EKF 滤波器, 记为$E_m(m=1,2,3)$。

1) 输入交互。$k-1$时刻模型 j 的预测概率为

$$\bar{c}_j=\sum_{i=1}^{r}p_{ij}\mu_{i,k-1} \tag{12}$$

式中: p_{ij}表示从模型 i 到模型 j 的模型交互概率; $\mu_{i,k-1}$为$k-1$时刻模型 i 的发生概率。

计算$k-1$时刻模型 i 到模型 j 的混合概率:

$$\mu_{ij,k-1}=p_{ij}\mu_{i,k-1}/\bar{c}_j \tag{13}$$

设$k-1$时刻滤波器 $i(i=1,2,\cdots,r)$的状态估计值为$\hat{\boldsymbol{x}}_{i,k-1}$, 相应协方差矩阵为$\boldsymbol{P}_{i,k-1}$, 则交互计算后模型$j(j=1,2,\cdots,r)$的混合状态估计和相应的协方差矩阵分别为

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{0j,k-1}=\sum_{i=1}^{r}\mu_{ij,k-1}\hat{\boldsymbol{x}}_{i,k-1} \tag{14}$$

$$\boldsymbol{P}_{0j,k-1}=\sum_{i=1}^{r}\mu_{ij,k-1}\left[\boldsymbol{P}_{i,k-1}+\left(\hat{\boldsymbol{x}}_{i,k-1}-\hat{\boldsymbol{x}}_{0j,k-1}\right)\left(\hat{\boldsymbol{x}}_{i,k-1}-\hat{\boldsymbol{x}}_{0j,k-1}\right)^{\mathrm{T}}\right] \tag{15}$$

2）模型估计。将$\hat{\boldsymbol{x}}_{0j,k-1}$和$\boldsymbol{P}_{0j,k-1}$作为输入代入滤波器中，更新$k$时刻的状态估计值$\hat{\boldsymbol{x}}_{j,k}$和协方差矩阵$\boldsymbol{P}_{j,k}$，具体计算流程如下：

$$\begin{cases}\hat{\boldsymbol{x}}_{j,k|k-1}=\boldsymbol{\Phi}_{j,k}\hat{\boldsymbol{x}}_{0j,k-1}\\ \boldsymbol{P}_{j,k|k-1}=\boldsymbol{\Phi}_{j,k-1}\boldsymbol{P}_{0j,k-1}\boldsymbol{\Phi}_{j,k-1}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q}_j\\ \boldsymbol{H}_{j,k}=\left.\dfrac{\partial h(\boldsymbol{x})}{\partial \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}}\right|_{\boldsymbol{x}=\hat{\boldsymbol{x}}_{j,k|k-1}}\\ \boldsymbol{S}_{j,k}=\boldsymbol{H}_{j,k}\boldsymbol{P}_{j,k|k-1}\boldsymbol{H}_{j,k}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}_k'\\ \boldsymbol{K}_{j,k}=\boldsymbol{P}_{j,k|k-1}\boldsymbol{H}_{j,k}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}_{j,k}^{-1}\\ \boldsymbol{v}_{j,k}=\boldsymbol{z}_k-h\left(\hat{\boldsymbol{x}}_{j,k|k-1}\right)\\ \hat{\boldsymbol{x}}_{j,k}=\hat{\boldsymbol{x}}_{j,k|k-1}+\boldsymbol{K}_{j,k}\boldsymbol{v}_{j,k}\\ \boldsymbol{P}_{j,k}=\left(\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}_{j,k}\boldsymbol{H}_{j,k}\right)\boldsymbol{P}_{j,k|k-1}\end{cases} \tag{16}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{x}}_{j,k|k-1}$为状态预测值；$\boldsymbol{P}_{j,k|k-1}$为状态预测协方差矩阵；$\boldsymbol{H}_{j,k}$为观测方程雅可比矩阵；$\boldsymbol{S}_{j,k}$为残差协方差矩阵；$\boldsymbol{K}_{j,k}$为增益矩阵；$\boldsymbol{v}_{j,k}$为残差。

3）模型权值更新。假设模型j的残差$\boldsymbol{v}_{j,k}$服从高斯分布，可以利用模型似然函数$\Lambda_{j,k}$来更新模型权值$\mu_{j,k}$，更新式为

$$\Lambda_{j,k}=\frac{1}{\sqrt{\left|2\pi\boldsymbol{S}_{j,k}\right|}}\exp\left(-\frac{1}{2}\boldsymbol{v}_{j,k}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}_{j,k}^{-1}\boldsymbol{v}_{j,k}\right) \tag{17}$$

$$\mu_{j,k}=\frac{1}{c}\Lambda_{j,k}\bar{c}_j \tag{18}$$

式中：c为归一化常数，且$c=\sum_{i=1}^{r}\Lambda_{i,k}\bar{c}_i$。

4）输出交互。基于更新的模型权值，加权融合各模型的状态滤波值，得到k时刻的状态估计值$\hat{\boldsymbol{x}}_k$及其协方差矩阵$\boldsymbol{P}_k$：

$$\hat{\boldsymbol{x}}_k=\sum_{j=1}^{r}\mu_{j,k}\hat{\boldsymbol{x}}_{j,k} \tag{19}$$

$$\boldsymbol{P}_k=\sum_{j=1}^{r}\mu_{j,k}\left[\boldsymbol{P}_{j,k}+\left(\hat{\boldsymbol{x}}_{j,k}-\hat{\boldsymbol{x}}_k\right)\left(\hat{\boldsymbol{x}}_{j,k}-\hat{\boldsymbol{x}}_k\right)^{\mathrm{T}}\right] \tag{20}$$

3 IMM算法的稳态增强设计

由于空间非合作目标的机动模式及执行机动的时长未知，IMM模型集中包含了多种轨道相对运对模型来应对目标潜在的不同运动状态。但在实际的跟踪任务中，受航天器姿轨控制能力、动力系统热问题、结构器械疲劳问题的影响，目标的运动状态通常满足：①每一时刻仅处于一种机动模式；②机动模式的切换接近于瞬间完成；③目标的机动模式不会过于频繁地发生切换[28]。综合考虑以上3点可知，在非合作机动目标跟踪任务的绝大多数时间内，目标均在某一种机动模式下以稳定的运动规律飞行。与目标发生机动模式切换的突变状态相对应，称目标在连续时间内持续执行某一种机动模式的状态为稳态。

综上所述，目标处于稳态时的相对运动估计在极大程度上决定了跟踪任务整体的导航精度。故本节对影响标准IMM算法稳态估计精度的因素进行分析，并就提升IMM算法稳态估计能力提出解决方案。

3.1 匹配模型的稳态权值分析

当目标处于稳态时，假设IMM模型集中的子模型a与目标的真实机动模式相匹配。理想情况下，此刻模型a的权值应当无限逼近于1并保持稳定，但实际情况并非如此。针对该现象，对模型a稳态权值的变化规律进行分析。

将式(12)代入式(18)，模型a的权值表示为

$$\mu_{a,k}=\frac{\Lambda_{a,k}\sum_{i=1}^{r}p_{ia,k-1}\mu_{i,k-1}}{\sum_{i=1}^{r}\Lambda_{i,k}\sum_{j=1}^{r}p_{ji,k-1}\mu_{j,k-1}} \tag{21}$$

当IMM算法各子模型的权值趋于稳定，以下不等关系成立：

$$\begin{cases}\mu_{a,k-1}\gg\mu_{i,k-1} & i=1,2,\cdots,r\text{且}i\neq a\\ p_{ii,k-1}\gg p_{ij,k-1} & i,j=1,2,\cdots,r\text{且}i\neq j\end{cases} \tag{22}$$

根据式(22)所示的不等关系，略去式(21)中的二阶小量可以得到

$$\begin{aligned}\mu_{a,k}&\approx\Lambda_{a,k}p_{aa,k-1}\mu_{a,k-1}\Bigg/\left(\sum_{\substack{i=1\\i\neq a}}^{r}\Lambda_{i,k}p_{ii,k-1}\mu_{i,k-1}+\sum_{i=1}^{r}\Lambda_{i,k}p_{ai,k-1}\mu_{a,k-1}\right)=\mu_{a,k-1}\Bigg/\\&\left(\sum_{\substack{i=1\\i\neq a}}^{r}\frac{\Lambda_{i,k}p_{ii,k-1}}{\Lambda_{a,k}p_{aa,k-1}}\mu_{i,k-1}+\sum_{i=1}^{r}\frac{\Lambda_{i,k}p_{ai,k-1}}{\Lambda_{a,k}p_{aa,k-1}}\mu_{a,k-1}\right)=\\&\mu_{a,k-1}\Bigg/\left\{\sum_{i=1}^{r}\mu_{i,k-1}+\frac{1}{\Lambda_{a,k}p_{aa,k-1}}\left[\sum_{i=1}^{r}\left(\Lambda_{i,k}p_{ii,k-1}-\Lambda_{a,k}p_{aa,k-1}\right)\mu_{i,k-1}+\sum_{\substack{i=1\\i\neq a}}^{r}\Lambda_{i,k}p_{ai,k-1}\mu_{a,k-1}\right]\right\}\end{aligned} \tag{23}$$

由子模型权值的归一化关系可知：

$$\sum_{i=1}^{r}\mu_{i,k-1}=1 \tag{24}$$

则有

$$\mu_{a,k}\approx\mu_{a,k-1}\Bigg/\left\{1+\frac{1}{\Lambda_{a,k}p_{aa,k-1}}\left[\sum_{i=1}^{r}\left(\Lambda_{i,k}p_{ii,k-1}-\Lambda_{a,k}p_{aa,k-1}\right)\mu_{i,k-1}+\sum_{\substack{i=1\\i\neq a}}^{r}\Lambda_{i,k}p_{ai,k-1}\mu_{a,k-1}\right]\right\} \tag{25}$$

记

$$M_{a,k}=\sum_{i=1}^{r}\left(\Lambda_{a,k}p_{aa,k-1}-\Lambda_{i,k}p_{ii,k-1}\right)\mu_{i,k-1}\Bigg/\sum_{\substack{i=1\\i\neq a}}^{r}\Lambda_{i,k}p_{ai,k-1} \tag{26}$$

进一步, 可知对于$i=1,2,\cdots,r$且$i\neq a$, 当式(27)关系满足时, 式(28)成立:

$$\mu_{i,k-1}=\frac{\Lambda_{i,k}p_{ai,k-1}}{\Lambda_{a,k}p_{aa,k-1}-\Lambda_{i,k}p_{ii,k-1}}\mu_{a,k-1} \tag{27}$$

$$M_{a,k}=\mu_{a,k-1} \tag{28}$$

将式(27)代入式(24)中, 可得

$$\left(1+\sum_{\substack{i=1\\i\neq a}}^{r}\frac{\Lambda_{i,k}p_{ai,k-1}}{\Lambda_{a,k}p_{aa,k-1}-\Lambda_{i,k}p_{ii,k-1}}\right)\mu_{a,k-1}=1 \tag{29}$$

结合式(28), 解得

$$M_{a,k}=1\Bigg/\left(1+\sum_{\substack{i=1\\i\neq a}}^{r}\frac{p_{ai,k-1}}{\Pi_{ai,k}p_{aa,k-1}-p_{ii,k-1}}\right) \tag{30}$$

式中:

$$\Pi_{ai,k}=\Lambda_{a,k}/\Lambda_{i,k} \tag{31}$$

结合式(25)、式(30), 可知以下关系成立: ①当$\mu_{a,k-1}>M_{a,k}$, 则$\mu_{a,k}<\mu_{a,k-1}$; ②当$\mu_{a,k-1}=M_{a,k}$, 则$\mu_{a,k}=\mu_{a,k-1}$; ③当$\mu_{a,k-1}<M_{a,k}$, 则$\mu_{a,k}>\mu_{a,k-1}$。

由上述不等关系可知, 当$k-1$时刻模型 a 的权值大于M_a时, 下一时刻其权值将减小; 当$k-1$时刻模型 a 的权值小于M_a时, 下一时刻其权值将增大。即当模型 a 为系统匹配模型时, M_a为模型 a 的稳态权值平衡点, 当$\Pi_{ai,k}$稳定时, 模型 a 的权值将稳定在M_a附近。

由式(30)可知, 当转移概率矩阵为常数矩阵时, M_a的取值由模型似然比Π_{ai}决定, M_a随Π_{ai}的变化情况如图 1 所示。

由图 1 可知, 在$0<\Pi_{ai}<k_2$时, $M_a>1$并趋近于正无穷; 在$k_2<\Pi_{ai}<k_1$时, M_a由负无穷趋近于 0; 在$\Pi_{ai}>k_1$时, $M_a>0$并趋近于 1。其中, k_2为$\sum_{\substack{i=1\\i\neq a}}^{r}\frac{p_{ai,k-1}}{\Pi_{ai,k}p_{aa,k-1}-p_{ii,k-1}}=-1$时$\Pi_{ai,k}$的值, k_1表达式为

$$k_1=p_{ii,k-1}/p_{aa,k-1} \tag{32}$$

由上述分析可知, 模型转移概率的取值决定了模型 a 稳态权值趋近于 1 的程度。同时可以说明, 模型转移概率的存在限制了模型 a 稳态权值的大小, 使其无法无限逼近于 1。

由式(30)和图 1 可知, 当模型 a 为系统匹配模型时, 理论上Π_{ai}将大于 1 且远离 k_1, 此时M_a将趋近于 1。但由式(17)可知, 由于受量测噪声影响, Π_{ai}近似服从 F 分布[29], 这一不确定性使其实际取值存在较大可能不满足理论情况。其中, 在量测噪声影响下, 若Π_{ai}逼近于 k_1 或小于 k_1, M_a将急剧减小, 使模型 a 的稳态权值发生跳变, 进而影响 IMM 算法的稳态估计精度。

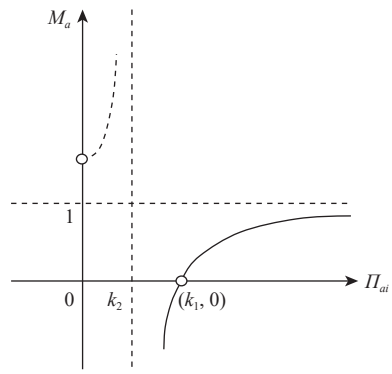


图 1　M_a变化趋势

Fig. 1　Variation trend of M_a

3.2　基于权值优化的 IMM 算法稳态增强方案

由 3.1 节分析可知, 在模型转移概率与模型似然比的综合作用下, 匹配子模型的稳态权值无法充分逼近于 1, 且易受量测噪声影响发生跳变, 进而将失配子模型较大的估计误差通过式(19)引入最终的估计结果, 严重影响 IMM 算法的稳态估计性能。

基于上述分析, 从以下两点着手进行 IMM 算法的稳态性能优化: ①增大匹配模型权值平衡点M_a的取值, 使模型与当前系统真实状态匹配时, 其权值能够更加趋近于 1, 提升 IMM 算法数据融合的准确性; ②令 k_1 点更加靠近图 1 中的坐标原点, 使模型与当前系统真实状态匹配时, 降低量测噪声影响下模型权值发生跳变的可能性。

由式(30)可知, M_a的取值由决定模型转移概率 p 决定, 进而影响了匹配模型权值趋近于 1 的程度。由式(32)易知, k_1 点的取值同样由 p 决定, 故

应从调整模型转移概率着手对目标处于稳态时的匹配模型权值进行优化，实现IMM算法稳态估计性能的提升。

令调整前的模型转移概率为 $p_{0,ij}(i,j=1,2,\cdots,r)$，以当前时刻的匹配模型 a 与失配模型 b 为例分析 $p_{0,ij}$ 对 M_a 的影响。假设当前时刻式(22)成立，则对于 $\Pi_{ai}>k_1$ 的区间，将式(30)重新整理为

$$M_a=1\Big/\left(1+\sum_{\substack{i=1\\ i\neq a}}^{r}\frac{p_{ai}}{\Pi_{ai}p_{aa}-p_{ii}}\right)=(\Pi_{ab}p_{aa}-p_{bb})\Big/\left[\left(1+\sum_{\substack{i=1\\ i\neq a,b}}^{r}\frac{p_{ai}}{\Pi_{ai}p_{aa}-p_{ii}}\right)(\Pi_{ab}p_{aa}-p_{bb})+p_{ab}\right] \tag{33}$$

令 $p^*=1+\sum_{\substack{i=1\\ i\neq a,b}}^{r}\frac{p_{ai}}{\Pi_{ai}p_{aa}-p_{ii}}$，同理可得

$$M_{0,a}=\frac{\Pi_{ab}p_{0,aa}-p_{0,bb}}{p^*\left(\Pi_{ab}p_{0,aa}-p_{0,bb}\right)+p_{0,ab}} \tag{34}$$

则模型转移概率调整前后权值平衡点 M_a 的变化量为

$$\Delta M=M_a-M_{0,a}=\frac{(\Pi_{ab}p_{aa}-p_{bb})p_{0,ab}-\left(\Pi_{ab}p_{0,aa}-p_{0,bb}\right)p_{ab}}{\left[p^*(\Pi_{ab}p_{aa}-p_{bb})+p_{ab}\right]\left[p^*\left(\Pi_{ab}p_{0,aa}-p_{0,bb}\right)+p_{0,ab}\right]} \tag{35}$$

观察式(35)可知，若同时满足 $p_{aa}>p_{0,aa}$、$p_{bb}<p_{0,bb}$、$p_{0,ab}>p_{ab}$，则对于任意 Π_{ab}，有 $\Delta M>0$ 成立。同时，由式(32)可知，当上述关系成立时，同时满足 $k_1<k_{0,1}$。改善后的 M_a 随 Π_{ab} 变化的曲线如图2所示，易知优化①与优化②均实现。

根据上述分析，设计修正函数

$$\kappa_{j,k}=\left[\alpha_1\left(d_{j,k}+\alpha_2\right)^2+\alpha_3\right]^{\eta} \tag{36}$$

式中：α_1、α_2 为限幅系数，使 $\kappa_{j,k}>0$ 且关于 $d_{j,k}$ 单调递增；$\alpha_3=1-\alpha_1\alpha_2^3$；$\eta>0$ 为调节参数，用于调节修正的幅度。

同时有

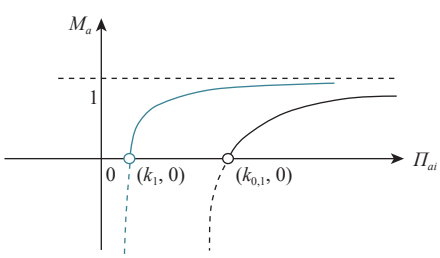


图2 调整后 M_a 变化趋势

Fig. 2 Adjusted variation trend of M_a

$$d_{j,k}=\frac{1}{n}\left(\mu_{j,k}-\mu_{j,k-n}\right) \tag{37}$$

式(37)表示在 n 个计算步长的时间窗口内求取模型权值变化的平均值。当某一子模型由非匹配模型转换为匹配模型时，其模型权值在一定时间内呈上升趋势，存在 $0<d_{a,k}<1$；当某一子模型由匹配模型转换为非匹配模型时，其模型权值在一定时间内呈下降趋势，存在 $-1<d_{i,k}<0$；当目标处于稳态模式时，存在 $d_{i,k}\approx 0$。

利用 $\kappa_{j,k}$ 对模型转移概率进行修正并进行归一化处理，修正后的模型转移概率为

$$p_{ij,k}=\kappa_{j,k}p_{ij,k-1}\Big/\sum_{j=1}^{r}\kappa_{j,k}p_{ij,k-1} \tag{38}$$

该函数的作用机理为：当模型 a 为匹配模型时，在其权值逐渐上升并趋于平衡状态的过程中，存在 $0<d_{a,k}<1$，使 $\kappa_{a,k}>1$，p_{aa} 增大。相应的，对于其他非匹配模型，存在 $-1<d_{i,k}<0$，使 $0<\kappa_{i,k}<1$，p_{ii} 和 $p_{ai}(i=1,2,\cdots,r$ 且 $i\neq a)$ 减小。在修正函数的作用下，匹配模型 a 的权值到达平衡状态时，p_{aa} 的取值较原先的设定值将增大，p_{ii} 的取值较原先的设定值将减小，符合式(35)给出的调整准则。则调整前后，系统状态满足：

$$\begin{cases}k_1<k_{0,1}\\ M_a>M_{0,a}\end{cases} \tag{39}$$

式中：$k_{0,1}$ 为调整前 k_1；$M_{0,a}$ 为调整前 M_a。

式(37)中，时间窗口存在的意义为：相较模型权值的实时动态变化，式(37)更加关注其在一定时间窗口内的整体发展趋势。受量测噪声影响，模型权值的上升、下降与稳定均为震荡的动态过程，相邻时刻模型权值的变化极有可能不符合模型与真实系统的匹配情况，将导致 $\kappa_{a,k}$ 对模型转移概率错误地调整。而在时间窗口的作用下，结合模型权值的发展趋势对模型转移概率进行调整，可以使模型参数 M_a 与 k_1 的修正过程更加准确与平滑。

综合3.1节与3.2节中的分析，可以将ES-IMM算法的设计思路分为算法修正与优化机制2部分。其中，算法修正部分利用给定时间窗口内模型权值的发展趋势判定各子模型与真实系统的匹配情况，并据此对模型转移概率进行调整，进而完成对IMM算法内部参数 M_a 与 k_1 的修正。其优化机制在于，通过增大 M_a 使匹配模型权值充分逼近于1，同时，通过减小 k_1 对量测噪声影响下的权值跳变进行抑制。ES-IMM算法整体设计思路如图3所示。

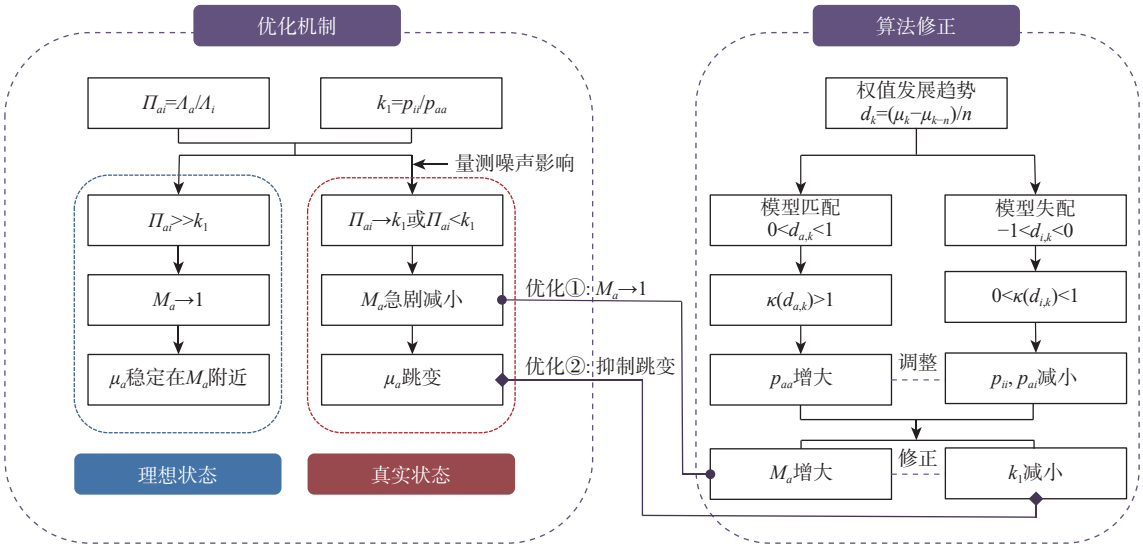


图 3　ES-IMM 算法设计流程

Fig. 3　Design flow chart of the ES-IMM algorithm

4　仿真校验

为验证本文算法的有效性, 将其应用于空间非合作机动目标的相对运动估计。假设追踪星与目标星均处于自由漂飞状态; 在无控运行 500 s 后作匀加速机动, 控制加速度为 $\boldsymbol{u}_1$, 持续运行至 1 000 s 后停止。具体仿真参数设置如表 1 所示。

过程噪声协方差矩阵为

$$\begin{cases}\boldsymbol{Q}_1=\mathrm{diag}\left(10^{-6},10^{-6},10^{-6},10^{-8},10^{-8},10^{-8}\right)\\ \boldsymbol{Q}_2=\mathrm{diag}\left(10^{-6},10^{-6},\ 10^{-6},\ 10^{-8},\ 10^{-8},\right.\\ \qquad\left.10^{-8},10^{-10},10^{-10},10^{-10}\right)\\ \boldsymbol{Q}_3=\mathrm{diag}\left(10^{-6},10^{-6},\ 10^{-6},\ 10^{-8},\ 10^{-8},\right.\\ \qquad\left.10^{-8},10^{-4},10^{-4},10^{-4}\right)\end{cases}\tag{40}$$

表 1　仿真参数设置

Table 1　Simulation parameter settings

初始相对位置/m	初始相对速度/(m·s^{-1})	初始模型权值	初始模型转移概率	机动加速度/(m·s^{-2})	采样周期/s	滤波时长/s	修正函数参数	时间窗口长度
$[2\,000,0,0]^{\mathrm{T}}$	$[0,0,0]^{\mathrm{T}}$	$\left[\frac{1}{3},\frac{1}{3},\frac{1}{3}\right]$	$\begin{bmatrix}0.98&0.01&0.01\\0.01&0.98&0.01\\0.01&0.01&0.98\end{bmatrix}$	$[0.05,0,0]^{\mathrm{T}}$	0.5	1 500	$\alpha_1=0.1,\alpha_2=2,\eta=3.5$	10

量测噪声协方差矩阵设置为

$$\boldsymbol{R}'=\mathrm{diag}\left((1/3)^2,0.05^2,0.05^2\right)\tag{41}$$

以测量单机测距误差的 3σ 值作为滤波器的初始位置估计误差, 以单机内部基于时间差分计算得到相对速度的 3σ 误差作为滤波器的初始速度估计误差, 则滤波器的初始状态估计值为

$$\hat{\boldsymbol{x}}_0=\begin{bmatrix}\boldsymbol{r}_0 & \dot{\boldsymbol{r}}_0\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}+\left[1,1,1,10^{-2},10^{-2},10^{-2}\right]^{\mathrm{T}}\tag{42}$$

式中: $\boldsymbol{r}_0$ 为初始相对位置。

同时, 设置匀加速机动模型与大偏差响应模型的初始目标加速度估计值 $\hat{\boldsymbol{u}}_0=[0,0,0]^{\mathrm{T}}$ m/s^2。目标机动加速度变化如图 4 所示。

为分别验证 ES-IMM 算法对于提升匹配模型权值及抑制稳态权值跳变的效果, 分别给出单次仿真中标准 IMM 算法和 ES-IMM 算法的模型权值变化曲线, 以及 100 次蒙特卡罗仿真中标准 IMM 算法和 ES-IMM 算法模型权值包络曲线, 分别如图 5 和图 6 所示。

由图 5 可知, 相较于标准 IMM 算法, ES-IMM 算法在目标处于无机动或常值推力机动模式时, 其对应子模型的模型权值都更接近 1, 降低了失配模型误差在数据融合时引入最终估计结果的比例。由图 6 可知, 相较于标准 IMM 算法, ES-IMM 算法的模型权值的跳变频率及跳变幅值均显著降低, 提升算法在稳态时的稳定性。

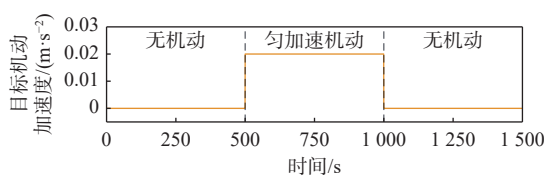
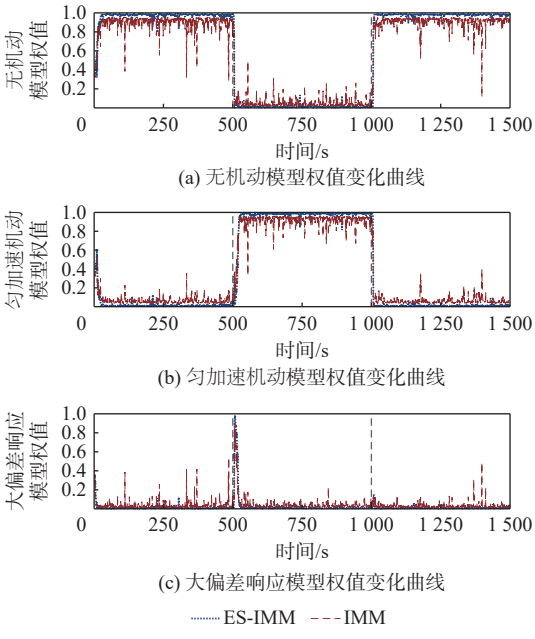


图 4　目标机动加速度

Fig. 4　Maneuvering acceleration of target



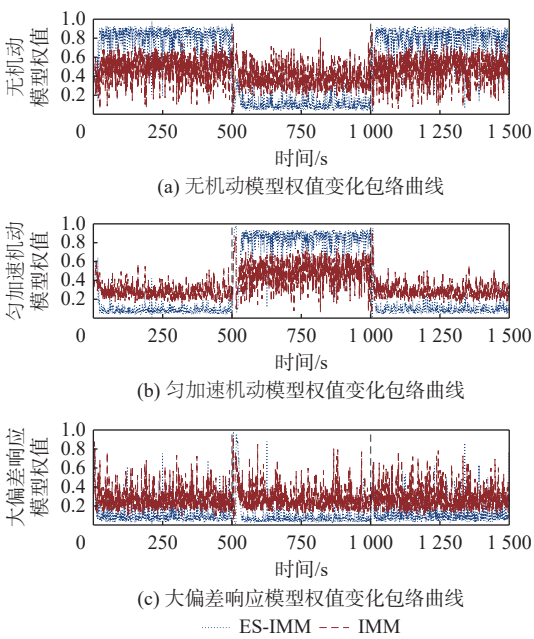
(a) 无机动模型权值变化曲线

(b) 匀加速机动模型权值变化曲线

(c) 大偏差响应模型权值变化曲线

图 5 单次仿真模型权值变化

Fig. 5 Change of model weights in single simulation



(a) 无机动模型权值变化包络曲线

(b) 匀加速机动模型权值变化包络曲线

(c) 大偏差响应模型权值变化包络曲线

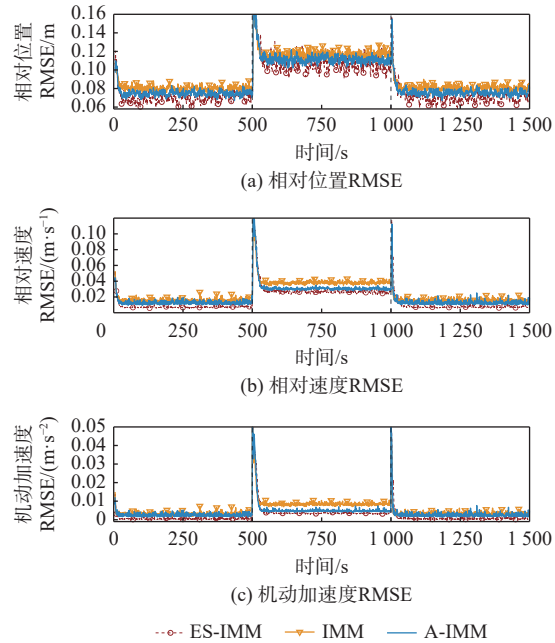
图 6 模型权值变化包络曲线

Fig. 6 Envelope curves of model weight change

进一步，将标准 IMM 算法、ES-IMM 算法与文献 [20-23] 中使用的自适应 IMM(adaptive IMM, A-IMM)算法的精度进行仿真对比。共进行 200 组蒙特卡罗仿真，使用均方根误差(root mean square error, RMSE)[4] 来衡量各滤波算法的精度。

相对位置、相对速度和机动加速度 RMSE 曲线如图 7 所示。

由图 7 可知，与标准 IMM 算法相比，在目标无机动或发生常值推力机动时，ES-IMM 算法对位置、速度和加速度均具有较高的估计精度。A-IMM



(a) 相对位置RMSE

(b) 相对速度RMSE

(c) 机动加速度RMSE

图 7 各算法 RMSE 曲线对比

Fig. 7 Comparison of RMSE curves for each algorithm

算法虽然较标准 IMM 算法的估计精度也有所提升，但其优化程度明显不如 ES-IMM 算法。产生上述结果的原因在于：

1）A-IMM 算法基于马尔可夫链对 IMM 算法进行定性分析，认为利用后验信息对模型转移概率进行修正有利于系统模型更好地逼近真实状态[30]。但 KF 建立在一阶马尔可夫过程的基础上，即当前时刻的系统状态仅由前一时刻的系统状态决定，而与更早的系统状态无关。故 A-IMM 算法仅利用了当前时刻与紧邻的上一时刻的后验信息对模型转移概率进行修正。如 3.2 节中所述，受量测噪声影响，相邻 2 个时刻之间的后验信息极有可能会错误地反映真实系统的变化，故这样的修正方式是不准确、不彻底的。

2）与 A-IMM 算法不同，基于 3.1 节中对 IMM 算法稳态性能影响因素的理论分析，ES-IMM 算法利用时间窗口内模型权值的发展趋势对模型转移概率进行调整，实现了对模型稳态权值的修正，进而降低了算法对于量测噪声的敏感性，这一过程更加准确、彻底。

采用时间平均 RMSE(time-averaged RMSE, TARMSE)定量评价滤波算法的精度，相对位置 $\boldsymbol{r}_k$ 的 TARMSE 表达式如式(43)所示。同理可得速度、加速度对应公式。仿真结果如表 2 所示。

$$E_{\mathrm{TARMSE}}(\boldsymbol{r}_k)=\sqrt{\frac{1}{N_{\mathrm{M}}}\frac{1}{N_{\mathrm{S}}}\sum_{i'=1}^{N_{\mathrm{M}}}\sum_{k=N_{\mathrm{ST}}}^{N_{\mathrm{SP}}}\left(e_{x,k}^{i'}\right)^2+\left(e_{y,k}^{i'}\right)^2+\left(e_{z,k}^{i'}\right)^2} \tag{43}$$

式中：N_{M} 为蒙特卡罗仿真次数；N_{ST} 和 N_{SP} 分别为

表 2　滤波算法性能比较

Table 2　Performance comparison of filter algorithms

算法	相对位置/m		相对速度/(m·s^{-1})		加速度/(m·s^{-2})	
	无机动	匀加速机动	无机动	匀加速机动	无机动	匀加速机动
标准IMM	0.079 8	0.116 8	0.015 2	0.038 1	0.003 1	0.008 4
A-IMM	0.074 7	0.111 5	0.012 7	0.030 4	0.002 6	0.004 8
ES-IMM	0.069 9	0.107 6	0.007 2	0.027 0	0.000 7	0.003 5

TARMSE 计算开始和结束时刻; $N_S = N_{SP} - N_{ST} + 1$; $e^{i'}_{x,k}$、$e^{i'}_{y,k}$和$e^{i'}_{z,k}$分别为第 i'次蒙特卡罗仿真中 k 时刻 x 轴、y 轴和 z 轴相对位置的估计误差。

由表 2 可知, 在无机动区间中, ES-IMM 算法的位置、速度、加速度误差分别为标准 IMM 算法的 87.6%、47.4%、22.6%; 分别为 A-IMM 算法的 93.6%、56.7%、26.9%。在常值推力机动区间中, ES-IMM 算法的位置、速度、加速度误差分别为标准 IMM 算法的 92.1%、70.9%、41.7%, 分别为 A-IMM 算法的 96.5%、88.8%、72.9%。ES-IMM 算法精度提升明显。

鉴于本文的应用背景与模型集设置情况, 此处仅就无机动模式与匀加速机动 2 类目标的稳态模式进行了仿真验证。但 ES-IMM 算法的适用性并不局限于空间目标跟踪与上述 2 类稳态模式。在不同的应用背景下(如地面车辆与航空器的跟踪任务), 若使用的模型集包含更多的目标运动子模型(如匀速转弯(constant turn, CT)模型、当前统计(current statistics, CS)模型等), 只要机动目标处于某一子模型所描述的运动状态下稳定运行, ES-IMM 算法均能够提升算法的稳态估计性能, 具有普遍适用性。

5　结　论

本文提出了 ES-IMM 算法, 进行了理论推导, 提高了空间机动目标跟踪任务中 IMM 算法的稳态估计精度。主要工作包括以下几个方面:

1) 基于航天器的在轨运动状态与机动能力, 构建了以无机动模型、匀加速机动模型、大偏差响应模型为子模型的 IMM 模型集, 以较低的模型复杂度描述了与机动目标间的相对运动包络。

2) 揭示了稳态模式下匹配模型权值的变化规律, 给出了稳态权值平衡点的数学表达式, 阐明了模型转移概率及模型似然比对稳态权值的影响, 提出了 IMM 算法稳态估计性能的增强方案。

3) 利用模型权值在给定时间窗口内的发展趋势, 设计了模型转移概率的修正函数, 并提出 ES-IMM 算法, 实现了稳态模式下匹配模型权值的提升, 同时, 能够对量测噪声影响下的权值跳变进行抑制。

4) 仿真结果表明, 空间机动目标跟踪任务中, 相较标准 IMM 算法与 A-IMM 算法, 经稳态权值优化的 ES-IMM 算法精度提升明显。

参考文献（References）

[1] Zhu W S, She Y C, Hu J Q, et al. A hybrid relative navigation algorithm for a large-scale free tumbling non-cooperative target[J]. Acta Astronautica, 2022, 194: 114-125.

[2] Maestrini M, De Luca M A, Di Lizia P. Relative navigation strategy about unknown and uncooperative targets[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2023, 46(9): 1708-1725.

[3] Barbier T, Gao Y. Relative visual navigation around an unknown and uncooperative spacecraft[J]. Acta Astronautica, 2023, 206: 144-155.

[4] 卢山, 张世源. 非合作航天器相对运动估计的混合滤波器设计方法[J]. 宇航学报, 2023, 44(5): 764-773.
Lu S, Zhang S Y. Hybrid filter design for relative motion estimation of non-cooperative spacecraft[J]. Journal of Astronautics, 2023, 44(5): 764-773(in Chinese).

[5] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Basic Engineering, 1960, 82(1): 35-45.

[6] Zhang L F, Wang S P, Selezneva M S, et al. A new adaptive Kalman filter for navigation systems of carrier-based aircraft[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(1): 416-425.

[7] Fernandes M R, Magalhães G M, Zúñiga Y R C, et al. GNSS/MEMS-INS integration for drone navigation using EKF on lie groups[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(6): 7395-7408.

[8] Guo Y H, Vouch O, Zocca S, et al. Enhanced EKF-based time calibration for GNSS/UWB tight integration[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(1): 552-566.

[9] Fraser C T, Ulrich S. Adaptive extended Kalman filtering strategies for spacecraft formation relative navigation[J]. Acta Astronautica, 2021, 178: 700-721.

[10] 卢山, 张世源. 针对 UNGM 模型的特性分析与滤波算法设计研究[J]. 西北工业大学学报, 2023, 41(2): 293-302.
Lu S, Zhang S Y. Characteristic analysis and filtering algorithm design for UNGM model[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2023, 41(2): 293-302(in Chinese).

[11] Xue C, Huang Y L, Zhao C, et al. A Gaussian-generalized-inverse-Gaussian joint-distribution-based adaptive MSCKF for visual-inertial odometry navigation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(3): 2307-2328.

[12] Blom H A P, Bar-Shalom Y. The interacting multiple model al-

gorithm for systems with Markovian switching coefficients[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1988, 33(8): 780-783.

[13] Matei R S, Bar-Shalom Y, Willett P. Multiple-model estimators for tracking sharply maneuvering ground targets[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(3): 1404-1414.

[14] Zhou G J, Zhu B, Ye X P. Switch-constrained multiple-model algorithm for maneuvering target tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(4): 4414-4433.

[15] Goff G M, Black J T, Beck J A. Orbit estimation of a continuously thrusting spacecraft using variable dimension filters[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2015, 38(12): 2407-2420.

[16] Yin J Q, Yang Z, Luo Y Z. Adaptive tracking method for non-cooperative continuously thrusting spacecraft[J]. Aerospace, 2021, 8(9): 244.

[17] Goff G M, Black J T, Beck J A. Tracking maneuvering spacecraft with filter-through approaches using interacting multiple models[J]. Acta Astronautica, 2015, 114: 152-163.

[18] Arroyo Cebeira A, Asensio Vicente M. Adaptive IMM-UKF for airborne tracking[J]. Aerospace, 2023, 10(8): 698.

[19] Jilkov V P, Li X R. Online Bayesian estimation of transition probabilities for Markovian jump systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(6): 1620-1630.

[20] Xie G, Sun L L, Wen T, et al. Adaptive transition probability matrix-based parallel IMM algorithm[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2021, 51(5): 2980-2989.

[21] Zhang Z X, Shu L Z, Zhang K K, et al. Orbit determination and thrust estimation for noncooperative target using angle-only measurement[J]. Space: Science & Technology, 2023, 3: 73.

[22] 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 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).

[23] 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 Z, Dong C Y, Cai Y L, et al. Time-varying transition probability based IMM-SRCKF algorithm for maneuvering target tracking[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(1): 24-30(in Chinese).

[24] 王常虹, 张大力, 夏红伟, 等. GEO混合推力机动目标跟踪IMM算法[J]. 宇航学报, 2023, 44(3): 443-453.
Wang C H, Zhang D L, Xia H W, et al. An IMM algorithm for tracking GEO maneuvering target with hybrid thrust[J]. Journal of Astronautics, 2023, 44(3): 443-453(in Chinese).

[25] 郭延宁, 李高健, 于永彬. 基于改进蜣螂优化的GEO轨道多脉冲追逃博弈[J]. 中国空间科学技术 (中英文), 2024, 44(4): 1-10.
Guo Y N, Li G J, Yu Y B. Multi-impulse pursuit-evasion game in GEO based on improved dung beetle optimization[J]. Chinese Space Science and Technology, 2024, 44(4): 1-10(in Chinese).

[26] Clohessy W H, Wiltshire R S. Terminal guidance system for satellite rendezvous[J]. Journal of the Aerospace Sciences, 1960, 27(9): 653-658.

[27] Zhang A, Bao S D, Gao F, et al. A novel strong tracking cubature Kalman filter and its application in maneuvering target tracking[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2019, 32(11): 2489-2502.

[28] Gao B B, Li W M, Hu G G, et al. Mahalanobis distance-based fading cubature Kalman filter with augmented mechanism for hypersonic vehicle INS/CNS autonomous integration[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(5): 114-128.

[29] Hanlon P D, Maybeck P S. Characterization of Kalman filter residuals in the presence of mismodeling[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36(1): 114-131.

[30] 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 D R, Cheng S Y, Bao S L. Interacting multiple model algorithm based on adaptive transition probability[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(9): 2113-2120(in Chinese).

Steady-state enhancement design of IMM algorithm for space maneuvering target tracking

ZHANG Shiyuan*，LU Shan，LI Qing

(Shanghai Aerospace Control Technology Institute，Shanghai 201109，China)

Abstract：The relative navigation system for monitoring non-cooperative maneuvering targets in space seeks to acquire precise real-time orbital data and enhance spacecraft's rapid situational awareness and accurate decision-making for target orbital maneuvers, forming the foundation of the spacecraft pursuit-evasion strategy. The research examines the interacting multiple model (IMM) algorithm for assessing the relative motion state of an unidentified target throughout a sequence of maneuvers, and establishes a model set that comprises a non-cooperative model, a uniform acceleration maneuvering model, and a big deviation response model. Based on the designed model set, the estimation performance factors of IMM are analyzed when the target is in a stable motion of a specific maneuvering mode (steady-state mode). The expression for the equilibrium point of matching model weights (the steady-state weights) in a steady-state mode is established, and the pattern of change of steady-state weights around the equilibrium point is presented. Besides, the influence mechanism of model transition probability and model likelihood ratio on the size of steady-state weights and the sensitivity of measurement noise is clarified. The above analysis provides a theoretical basis for the steady-state performance analysis and optimization of IMM. Based on the above analysis, the correction of the model transition probability is taken in real-time, combined with the development trend of model weights in a given time window. Then, the enhanced steady-state IMM (ES-IMM) is proposed. It not only boosts the weight of the matching model in steady-state estimate but also mitigates weight fluctuations caused by measurement noise, hence improving the steady-state estimation efficacy of IMM in tracking space maneuvering targets. The simulation results show that the estimation accuracy of ES-IMM is better than that of standard IMM in the steady-state interval of space maneuvering target tracking task.

Keywords：non-cooperative spacecraft; maneuvering target tracking; relative navigation; interacting multiple model; Kalman filter

Received：2024-10-15；**Accepted**：2024-12-20；**Published Online**：2024-12-27 18：45

URL：link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20241227.1300.003

* **Corresponding author**. E-mail：1663085217@qq.com