http://bhxb.buaa.edu.cn jbuaa@buaa.edu.cn
DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0724

基于 INT-VSMM 算法的目标航迹跟踪和外推

任宣铭[1]，汤新民[2,*]，刘雨生[1]，鲁其兴[1]

(1. 南京航空航天大学 民航学院，南京 211106；2. 中国民航大学 交通科学与工程学院，天津 300300)

摘　　要：针对常规变结构多模型 (VSMM) 算法计算时间长，难以满足实时性的问题，通过广播式自动相关监视 (ADS-B) 捕获的目标状态和飞行意图信息作为模型先验信息，利用该先验信息以变结构多模型为理论框架，提出一种基于飞行意图的变结构多模型 (INT-VSMM) 算法。将航空器在航路飞行阶段的运动模式分解，建立完备的运动模型集;根据有向图切换原理，设计以“硬”切换为主，以“软”切换为辅的模型集切换算法；采用 INT-VSMM 算法对目标航空器的航迹进行跟踪，并根据目标状态估计进行了短期航迹外推。仿真结果表明:基于 INT-VSMM 算法的目标跟踪性能和计算时间均优于对比算法，外推轨迹在短期内误差较小，可以满足冲突探测需要。

关 键 词：变结构多模型；飞行意图；有向图切换；机动目标跟踪；航迹外推

中图分类号：V249

文献标志码：A　　**文章编号**：1001-5965(2026)01-0203-11

随着全球航空运输业的急速发展，空域内的航空器密度已经对管制员的处理能力形成挑战，这势必会增加空域内航空器的事故风险[1-2]。为此，使航空器利用自身的空中监视和通讯技术承担一部分冲突探测责任，可以有效缓解管制员的工作负担，保证航空器运行安全。

空中监视技术的进步允许本机通过目标航空器发送的广播式自动相关监视 (automatic dependent surveillance-broadcast, ADS-B) 报文，获得目标航空器的飞行状态[3] 和意图信息。根据这些信息，本机可以对周围航空器进行跟踪[4-6]，并对其在未来一段时间内的飞行轨迹进行外推，为进一步实现冲突探测提供数据支撑。但由于航空器的意图信息难以捕获且不连续，因此，目前的研究主要根据航空器的历史轨迹信息外推航空器在未来一段时间内的飞行航迹[7-9]。

在冲突探测中，目标跟踪与预测依赖于运动模型假设。单模型估计虽简单易实现[10]，但在复杂的航空器轨迹跟踪和预测中，单模型估计容易造成航空器的飞行模式与预测模型失配。文献 [11] 提出一种基于马尔可夫转换系数的交互多模型 (interacting multiple model, IMM) 算法，该算法通过将航空器的飞行动作划分为相应的运动模式，如匀速运动、匀加速运动、匀速转弯，使航空器在每种运动模式下均能匹配与其对应的一种或多种运动模型来描述航空器运动[12-13]。考虑到实际噪声一般符合有色噪声过程，Singer 于 1970 年提出 Singer 模型[14]。Singer 模型是一种全局统计模型[15]，在目标跟踪时无需进行检测，无时间滞后。Jerk 模型在 Singer 模型的基础上增加了一维加速度的倒数[16]，有效消除了高频噪声，从而得到对加速度更加准确的估计，因此，更适用于强机动目标跟踪。但 Singer 模型假设目标加速为零均值随机噪声过程，Jerk 模型则假设目标加速度的倒数为零均值，均与航空器实际飞行情况不符。机动目标“当前”统计模型假设加速度均值为非零的一阶时间相关函数，加速度的“当

收稿日期：2023-11-05；**录用日期**：2023-12-11；**网络出版时间**：2023-12-27 18:10

网络出版地址：link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20231227.1212.002

基金项目：国家重点研发计划 (2021YFB1600500)；国家自然科学基金 (61773202,52072174)；中国民航管理干部学院民航通用航空运行重点实验室开放基金 (CAMICKFJJ-2019-04)；高端外国专家引进计划 (G2023202003L)；天津市科技计划项目 (24JCZDJC00090)

* **通信作者**. E-mail：tangxinmin@nuaa.edu.cn

引用格式：任宣铭，汤新民，刘雨生，等. 基于 INT-VSMM 算法的目标航迹跟踪和外推 [J]. 北京航空航天大学学报，2026，52（1）：203-213.
REN X M，TANG X M，LIU Y S，et al. Target trajectory tracking and extrapolation based on INT-VSMM algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics，2026，52（1）：203-213（in Chinese）.

前”概率密度采用修正的瑞利分布表述[17-19]，因此，更加符合航空器的实际飞行情况。

使用IMM进行卡尔曼滤波时，需用固定模型集描述目标航空器机动，但模型增多会导致计算成本激增和模型失配，降低跟踪精度[20]。为解决上述问题，文献[21]提出一种变结构多模型(variable structure multiple model, VSMM)架构，该架构为不同的运动模式建立与其匹配的模型集合，并利用观测数据计算后验的最佳模型集合来描述当前的运动模式。基于VSMM架构，许多专家提出了各自的变结构算法来提高机动目标的跟踪性能[22-24]。文献[25]在当前统计模型中引入模糊隶属度函数，以实现目标加速度的自适应调节。为解决传统跟踪算法在处理强跟踪问题时模型适应性差的问题，文献[26]通过反馈网络实时监控不同模型与目标实际运动的匹配程度并据此动态调整模型参数，优先选择匹配度高的模型参数与跟踪计算，有效提升了模型对目标运动状态突变、遮挡等强跟踪场景的适应性。除基于卡尔曼滤波类算法，专家们还利用最小二乘法将多个数据压缩成一个新的观测值以提高跟踪精度[27-28]，但对非匀速运动效果不理想。曲线插值法[29]和曲线拟合法[30-32]均是通过不断寻找与实际观测数据逼近的函数以实现精确跟踪，适用于非均匀运动场景。但随着计算节点数量的增加，计算量会呈指数级增长。上述算法虽然都利用历史数据估计航空器当前运动状态，但对于快速变化或复杂机动特性的目标，容易产生模型集失配和模型切换迟滞问题，导致算法很难实时准确地反映目标最新的运动状态。

本文基于VSMM算法架构，旨在充分发挥航空器飞行阶段的态势感知能力，利用目标航空器的ADS-B数据，分析目标航空器当前运动模式和预期的飞行意图，在此基础上，针对目标的不同运动模式建立与其对应的运动模型集，随后，利用基于有向图的模型集切换算法匹配与当前运动适配的模型集，从而提高交互多模型算法的计算精度和计算效率。

1 目标运动状态建模

1.1 问题描述

航空器的机载ADS-B输出设备能够将航空器自身的经度、纬度、高度、速度、航向等状态信息及选择高度、选择航向等意图信息编码后以不同类型的报文形式进行广播，而本机则可以通过ADS-B输入设备接收周围航空器的报文并进行解码，从而感知周围航空器的运行状态。对于航空器的航迹外推来说，捕获的他机信息的完整性和准确性，将直接影响航迹的预测精度。本文通过捕获ADS-B空中位置报文、空中速度报文及目标状态和情况报文，分别获得目标航空器的位置信息(经度、纬度、高度信息)，速度和航向信息(东西向速度、南北向速度、爬升率信息)，以及飞行意图信息(选择高度、选择航向信息)，并基于目标信息利用变结构多模型算法结合卡尔曼滤波器进行跟踪，最后，根据航空器的运动趋势进行短期航迹的外推。

1.2 目标运动模型

航空器的运动状态可以用如下离散系统状态方程表示：

$$\boldsymbol{X}(k+1)=\boldsymbol{\Phi}(k)\boldsymbol{X}(k)+\boldsymbol{\Gamma}(k)\boldsymbol{w}(k) \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{\Phi}(k)$为状态转移矩阵；$\boldsymbol{\Gamma}(k)$为噪声驱动矩阵；$\boldsymbol{w}(k)\sim N(\boldsymbol{0},\boldsymbol{Q}_k)$为状态方程白噪声，$\boldsymbol{Q}_k$为过程噪声协方差；$\boldsymbol{X}(k)$为系统在$k$时刻的状态向量。

本文采用ADS-B报文作为观测数据，需要考虑航空器在平飞过程中的高度是不变的，若采用空间直角坐标系会导致外推高度产生偏差[33]。因此，选择大地坐标系为本文目标跟踪的参考系，将目标航空器的状态变量写成三相分量的形式，则目标状态变量$\boldsymbol{X}(k)$可表示为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{X}(k)=&\left[\boldsymbol{\alpha}(k),\boldsymbol{\beta}(k),\boldsymbol{\gamma}(k)\right]=\\&\left[x(k),\dot{x}(k),\ddot{x}(k),y(k),\dot{y}(k),\ddot{y}(k),h(k),\dot{h}(k),\ddot{h}(k)\right]\end{aligned} \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{\alpha}(k)$为经度方向分量；$x(k)$、$\dot{x}(k)$和$\ddot{x}(k)$分别为k时刻目标航空器在经度方向的位置、速度和加速度；$\boldsymbol{\beta}(k)$为纬度方向分量；$y(k)$、$\dot{y}(k)$和$\ddot{y}(k)$分别为k时刻目标航空器在纬度方向的位置、速度和加速度；$\boldsymbol{\gamma}(k)$为高度方向分量；$h(k)$、$\dot{h}(k)$和$\ddot{h}(k)$分别为k时刻目标航空器在高度方向的位置、速度和加速度。

1.2.1 匀速直线飞行

假设目标沿经度方向做匀速直线运动，则目标状态向量$\boldsymbol{\alpha}(k)=[x(k),\dot{x}(k)]^{\mathrm{T}}$，$\boldsymbol{w}(k)$为服从$[0,\sigma^2]$的高斯白噪声。为滤波和处理方便，需要将所有运动模型扩充至模型集中的最大维度。考虑到模型集中匀角速度转弯(constant turning, CT)模型的状态转移矩阵为四维矩阵，因此，需将经度方向的匀速直线(constant velocate in longitude, CV-LNG)模型扩充至四维，扩充的维度用0补齐。CV-LNG模型的离散时间状态方程如下：

$$\boldsymbol{\alpha}(k+1)=\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{LNG}}^{\mathrm{CV}}(k)\boldsymbol{\alpha}(k)+\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{LNG}}^{\mathrm{CV}}(k)\boldsymbol{w}(k) \tag{3}$$

式中：

$$\boldsymbol{\alpha}(k)=[x(k),\dot{x}(k),0,0]^{\mathrm{T}}$$

$$\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{LNG}}^{\mathrm{CV}}(k)=\begin{bmatrix}1 & T & 0 & 0\\ 0 & 1 & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0 & 0\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{LNG}}^{\mathrm{CV}}(k)=\begin{bmatrix}T^2/2\\ T\\ 0\\ 0\end{bmatrix}$$

T为采样周期。

目标沿纬度方向和高度方向的匀速直线运动模型, 建模原理与 CV-LNG 一致。因此, 纬度方向的匀速直线 (constant velocate in latitude, CV-LAT) 模型和高度方向匀速直线 (constant velocate in altitude, CV-QNE) 模型的离散状态方程分别为

$$\boldsymbol{\beta}(k+1)=\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{LAT}}^{\mathrm{CV}}(k)\boldsymbol{\beta}(k)+\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{LAT}}^{\mathrm{CV}}(k)\boldsymbol{w}(k) \tag{4}$$

$$\boldsymbol{\gamma}(k+1)=\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{QNE}}^{\mathrm{CV}}(k)\boldsymbol{\gamma}(k)+\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{QNE}}^{\mathrm{CV}}(k)\boldsymbol{w}(k) \tag{5}$$

式中: $\boldsymbol{\beta}(k)=\boldsymbol{\gamma}(k)=\left[y(k),\dot{y}(k),0,0\right]^{\mathrm{T}}$; $\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{LAT}}^{\mathrm{CV}}(k)=\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{QNE}}^{\mathrm{CV}}(k)=\begin{bmatrix}1 & T & 0 & 0\\ 0 & 1 & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0 & 0\end{bmatrix}$; $\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{LAT}}^{\mathrm{CV}}(k)=\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{QNE}}^{\mathrm{CV}}(k)=\begin{bmatrix}T^2/2\\ T\\ 0\\ 0\end{bmatrix}$。

1.2.2　匀加速直线飞行

根据 CV 模型的建模原理, 对目标的匀加速直线 (constant accelerated, CA) 模型在 3 个方向上分别建模。目标匀加速直线运动模型的离散时间状态方程为

$$\boldsymbol{\alpha}(k+1)=\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{LNG}}^{\mathrm{CA}}(k)\boldsymbol{\alpha}(k)+\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{LNG}}^{\mathrm{CA}}(k)\boldsymbol{w}(k) \tag{6}$$

$$\boldsymbol{\beta}(k+1)=\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{LAT}}^{\mathrm{CA}}(k)\boldsymbol{\beta}(k)+\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{LAT}}^{\mathrm{CA}}(k)\boldsymbol{w}(k) \tag{7}$$

$$\boldsymbol{\gamma}(k+1)=\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{QNE}}^{\mathrm{CA}}(k)\boldsymbol{\gamma}(k)+\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{QNE}}^{\mathrm{CA}}(k)\boldsymbol{w}(k) \tag{8}$$

式中: $\boldsymbol{\alpha}(k)=[x(k),\dot{x}(k),\ddot{x}(k),0]^{\mathrm{T}}$; $\boldsymbol{\beta}(k)=\left[y(k),\dot{y}(k),\ddot{y}(k),0\right]^{\mathrm{T}}$; $\boldsymbol{\gamma}(k)=[h(k),\dot{h}(k),\ddot{h}(k),0]^{\mathrm{T}}$; $\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{LNG}}^{\mathrm{CA}}(k)=\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{LAT}}^{\mathrm{CA}}(k)=\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{QNE}}^{\mathrm{CA}}(k)=\begin{bmatrix}1 & T & T^2/2 & 0\\ 0 & 1 & T & 0\\ 0 & 0 & 1 & 0\\ 0 & 0 & 0 & 0\end{bmatrix}$; $\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{LNG}}^{\mathrm{CA}}(k)=\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{LAT}}^{\mathrm{CA}}(k)=\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{QNE}}^{\mathrm{CA}}(k)=\begin{bmatrix}T^2/2\\ T\\ 1\\ 0\end{bmatrix}$。

1.2.3　“当前”运动

“当前”模型是加速度均值非 0 的一阶时间相关模型, 其目标航空器在下一时刻的加速度取值是基于“当前”加速度的邻域。“当前”模型能够真实地反映目标航空器的机动特性, 但目标加速度在$\left[\frac{4-\pi}{4}a_{\max},a_{\max}\right]$和$\left[\frac{4-\pi}{4}a_{\min},a_{\min}\right]$区间外时, 跟踪效果较差。因此, “当前”模型不适用于跟踪弱机动的目标航空器。

假设目标在 3 个方向上的运动遵循可变加速度, 然后, 基于“当前”统计模型建立目标的可变加速度运动模型, 目标沿经度方向的当前统计 (current statistical in longitude, CS-LNG) 模型、纬度方向的当前统计 (current statistical in latitude, CS-LAT) 模型和高度方向的当前统计模型 (current statistical in altitude, CS-QNE) 模型, 离散状态方程分别为

$$\boldsymbol{\alpha}(k+1)=\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{LNG}}^{\mathrm{CS}}(k)\boldsymbol{\alpha}(k)+\boldsymbol{\Psi}_{\mathrm{LNG}}^{\mathrm{CS}}(k)\bar{a}(k)+\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{LNG}}^{\mathrm{CS}}(k)\boldsymbol{w}(k) \tag{9}$$

$$\boldsymbol{\beta}(k+1)=\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{LAT}}^{\mathrm{CS}}(k)\boldsymbol{\beta}(k)+\boldsymbol{\Psi}_{\mathrm{LAT}}^{\mathrm{CS}}(k)\bar{a}(k)+\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{LAT}}^{\mathrm{CS}}(k)\boldsymbol{w}(k) \tag{10}$$

$$\boldsymbol{\gamma}(k+1)=\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{QNE}}^{\mathrm{CS}}(k)\boldsymbol{\gamma}(k)+\boldsymbol{\Psi}_{\mathrm{QNE}}^{\mathrm{CS}}(k)\bar{a}(k)+\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{QNE}}^{\mathrm{CS}}(k)\boldsymbol{w}(k) \tag{11}$$

式中: $\boldsymbol{\alpha}(k)=[x(k),\dot{x}(k),\ddot{x}(k),0]^{\mathrm{T}}$; $\boldsymbol{\beta}(k)=\left[y(k),\dot{y}(k),\ddot{y}(k),0\right]^{\mathrm{T}}$; $\boldsymbol{\gamma}(k)=\left[h(k),\dot{h}(k),\ddot{h}(k),0\right]^{\mathrm{T}}$; $\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{LNG}}^{\mathrm{CS}}(k)=\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{LAT}}^{\mathrm{CS}}(k)=\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{QNE}}^{\mathrm{CS}}(k)=\begin{bmatrix}1 & T & (\lambda T+\mathrm{e}^{-\lambda T}-1)/\lambda^2 & 0\\ 0 & 1 & (1-\mathrm{e}^{-\lambda T})/\lambda & 0\\ 0 & 0 & \mathrm{e}^{-\lambda T} & 0\\ 0 & 0 & 0 & 0\end{bmatrix}$; $\boldsymbol{\Psi}$为系统输入控制矩阵, $\boldsymbol{\Psi}_{\mathrm{LNG}}^{\mathrm{CS}}(k)=\boldsymbol{\Psi}_{\mathrm{LAT}}^{\mathrm{CS}}(k)=\boldsymbol{\Psi}_{\mathrm{QNE}}^{\mathrm{CS}}(k)=\begin{bmatrix}-T/\lambda+T^2/2+\left(1-\mathrm{e}^{-\lambda T}\right)/\lambda^2\\ T-\left(1-\mathrm{e}^{-\lambda T}\right)/\lambda\\ 1-\mathrm{e}^{-\lambda T}\\ 0\end{bmatrix}$; $\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{LNE}}^{\mathrm{CS}}(k)=\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{LAT}}^{\mathrm{CS}}(k)=\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{QNE}}^{\mathrm{CS}}(k)=\begin{bmatrix}T^2/2\\ T\\ 1\\ 0\end{bmatrix}$; $\bar{a}(k)$为当前加速度的估计值。

1.2.4　匀角速度转弯

与基于随机过程的模型不同, 转弯模型的建立主要基于目标的运动学特性, 以便更加准确地描述目标的空间轨迹。考虑到民航飞机在垂直方向很少发生机动, 因此, 本节转弯模型采用描述水平方向运动的二维模型, 垂直方向的跟踪滤波采用 CV-QNE、CA-QNE 和 CS-QNE 模型。

由于航空器的转弯机动属于非线性运动, 在状态方程离散化的过程中会造成经度方向和纬度方向状态相互耦合。因此, 在建立经度和纬度方向的转弯模型时, 要对目标状态进行解耦。

1) 经度方向 CT-LNG, 目标航空器经度方向的离散状态转移方程可以表示为

$$\boldsymbol{\alpha}(k+1)=\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{LNG}}^{\mathrm{CT}}(k)\boldsymbol{\alpha}(k)+\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{LNG}}^{\mathrm{CT}}(k)\boldsymbol{w}(k) \tag{12}$$

式中:

$$\boldsymbol{\alpha}(k)=[x,\dot{x},0,0]$$

$$\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{LNG}}^{\mathrm{CT}}(k)=\begin{bmatrix}1 & \sin(\tau T)/\tau & 0 & 0\\ 0 & \cos(\tau T) & 0 & 0\\ 0 & (1-\cos(\tau T))/\tau & 0 & 0\\ 0 & \sin(\tau T) & 0 & 0\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{LNG}}^{\mathrm{CT}}(k)=\begin{bmatrix}T^2/2\\T\\0\\0\end{bmatrix}$$

2）纬度方向CT-LAT，目标航空器纬度方向的离散状态方程与CT-LNG一致：

$$\boldsymbol{\beta}(k+1)=\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{LAT}}^{\mathrm{CT}}(k)\boldsymbol{\alpha}(k)+\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{LAT}}^{\mathrm{CT}}(k)\boldsymbol{w}(k) \tag{13}$$

式中：$\boldsymbol{\beta}(k)=[y,\dot{y},0,0]$；$\boldsymbol{\Phi}_{\mathrm{LAT}}^{\mathrm{CT}}(k)=\begin{bmatrix}0&0&0&(\cos(\tau T)-1)/\tau\\0&0&0&-\sin(\tau T)\\0&0&1&(\sin(\tau T))/\tau\\0&0&0&\cos(\tau T)\end{bmatrix}$；$\boldsymbol{\Gamma}_{\mathrm{LAT}}^{\mathrm{CT}}(k)=\begin{bmatrix}T^2/2\\T\\0\\0\end{bmatrix}$。

1.2.5 模型先验信息

ADS-B是将GPS设备生成的精确定位和机载飞行管理系统存储的运动状态等信息进行广播，其他空地终端通过数据链接收该广播并进行解码分析，即可实现对空域的监视。本文通过对目标航空器的ADS-B空中位置和速度报文，以及目标状态和情况报文进行捕获和解码，获得航空器当前状态和意图等信息作为变结构交互多模型的先验信息。报文结构和各字段含义可见RTCA DO-260B文件[34]，报文56 bit的ME字段结构如图1所示。

通过对空中位置的解码，可以获得目标航空器的经度、纬度和高度信息，并作为观测值用于更新当前目标航空器位置状态。此外，通过空中速度报文解析出的地速、航向和垂直速率信息经过投影可以转换为3个方向的速度信息。地心坐标系下的观测方程为

$$\boldsymbol{Z}(k)=\boldsymbol{H}(k)\boldsymbol{X}(k)+\boldsymbol{V}(k) \tag{14}$$

式中：$\boldsymbol{H}(k)$为观测矩阵，$\boldsymbol{H}(k)=\begin{bmatrix}1&0&0&0&0&0&0&0&0\\0&1&0&0&0&0&0&0&0\\0&0&0&1&0&0&0&0&0\\0&0&0&0&1&0&0&0&0\\0&0&0&0&0&0&1&0&0\\0&0&0&0&0&0&0&1&0\end{bmatrix}$；$\boldsymbol{V}(k)$为观测噪声，服从$\boldsymbol{V}(k)\sim N(\boldsymbol{0},\boldsymbol{R}_k)$；$\boldsymbol{R}_k$为观测噪声协方差矩阵。

民航飞机一般会在到达特殊航路点或空管指定航路点之前发送空中位置和情报电文，特别是当这些航路点代表重大的航路变化或飞行计划更新时。该信息将包含有关飞机当前状态和飞行意图信息，并将以1.2～1.3 s范围内均匀分布的随机间隔进行广播，以确保其他飞机和地面控制站能够了解飞机的预期机动。通过对目标状态和情况电文的解码可以获得飞行管理系统（flight management system, FMS）选择高度和选择航向数据，该数据可以作为目标航空器的飞行意图信息反映目标在未来一段时间内高度和航向的变化趋势，并可以作为模型集切换的重要依据。

报文类型：5 bit	监视状态：2 bit	附加信息：1 bit	高度：12 bit	时间：1 bit	紧凑格式：1 bit	纬度：17 bit	经度：17 bit

(a) 空中位置报文

报文类型：5 bit	子类型：3 bit	意图改变：1 bit 标识	预留：1 bit	速度导航：3 bit 精度	东/西方向：1 bit	东/西速度：10 bit	南/北方向：1 bit	南/北速度：10 bit
垂直速率：1 bit 来源	垂直速率：1 bit 方向	垂直速率：9 bit	预留：2 bit	气压高度：1 bit 差异	气压高度：7 bit 差值			

(b) 空中速度报文

报文类型：5 bit	子类型：2 bit	数据源完整性补充：1 bit	选择高度：1 bit 类型	选择高度：11 bit	设定气压高度：9 bit	选择航向：1 bit 状态	选择航向：1 bit 符号	选择航向：8 bit
bit置导航精度：1 bit	气压高度完整性：1 bit	数据源完整性：2 bit	高度模式：1 bit	自动驾驶：1 bit	垂直导航模式：1 bit	高度保持模式：1 bit	预留：1 bit	进近模式：1 bit
TCAS运行：1 bit	水平导航模式：1 bit	预留：2 bit						

(c) 目标状态和情况报文

图1 报文解析结果

Fig. 1 Message analysis result

2 模型集自适应切换算法

本文算法包含2个功能部分：①模型集的自适应切换；②模型序列条件估计。本节采用有向图切换算法，将每个模型集作为有向图的一个顶点，利用飞行意图等先验信息和模型集似然概率实现模型集的自适应切换。

2.1 基于有向图的模型集构成

基于有向图的模型切换算法是在能够覆盖目标各种运动模式的模型集合中，根据先验信息或当

前时刻的目标运动状态进行有向集之间的切换。

本文将航空器的运动模式分解为恒定高度下的直线飞行和转弯飞行、恒定航向升降, 以及在升降过程中转弯。以上 4 种飞行模式涵盖了民航飞行器在正常飞行阶段的所有飞行动作, 每种飞行模式采用 6 个子模型进行数学描述。运动模式与模型子集的对应关系如表 1 所示。

表 1　目标运动状态与模型子集的关系

Table 1　Relationship between target motion states and model sub-set

模型集U	运动模式	模型子集C_i
U_1	恒定高度直线飞行	C_{ALNG}、C_{VLNG}、C_{SLNG}、C_{ALAT}、C_{VLAT}、C_{SLAT}
U_2	恒定高度转弯飞行	C_{ALNG}、C_{TLNG}、C_{SLNG}、C_{ALAT}、C_{TLAT}、C_{SLAT}
U_3	恒定航向升降	C_{ALNG}、C_{ALAT}、C_{AQNE}、C_{SLNG}、C_{SLAT}、C_{SQNE}
U_4	升降过程中转弯	C_{TLNG}、C_{TLAT}、C_{VQNE}、C_{SLNG}、C_{SLAT}、C_{SQNE}

目标的状态判断采用事件驱动和模型概率驱动相结合的方式, 充分利用目标先验信息, 以达到更好地跟踪效果。经过状态判断后, 当前模型集将由上一时刻的模型集自适应切换到与目标运动状态更接近的模型集。模型集的有向图示意图如图 2 所示。

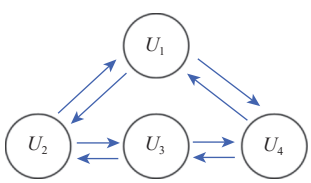

图 2　有向图示意图

Fig. 2　Schematic diagram of directed graph

2.2　模型集切换规则

目前, 常用的有向图切换算法是根据上一时刻系统对目标运动状态的判断, 将当前模型集切换为更加适配目标运动状态的新模型集, 以减小跟踪误差。这种模型集切换算法本质上存在一定的时间滞后, 即需要在目标发生机动的下一时刻才能够做出调整。本文通过对目标状态和情况报文进行解码, 可以提取到目标航空器的选择高度和选择航向等飞行意图信息。航空器的飞行意图反映了航空器在未来一段时间内预期的飞行状态, 其相对于模型的预测结果显然更加准确, 利用飞行意图作为先验信息指导模型集的切换无疑会大大提高模型跟踪精度, 改善固有时滞。因此, 本节融合航空器的飞行意图信息, 提出一种基于目标航空器选择高度和选择航向信息的模型集切换规则, 实现模型集的快速、准确切换。

采用飞行意图驱动模型集切换是一种“硬”切换规则, 虽然可以简单、直接地提高模型计算效率和预测精度, 但在跟踪目标航空器的过程中, 飞行意图信息的获取并不连续。因此, 提供一种“软”切换规则以作为模型集切换的补充手段是必要的。本节通过计算每个模型集的似然概率来匹配当前最优模型, 可以实现模型集的“软”切换。模型集切换原理如图 3 所示。

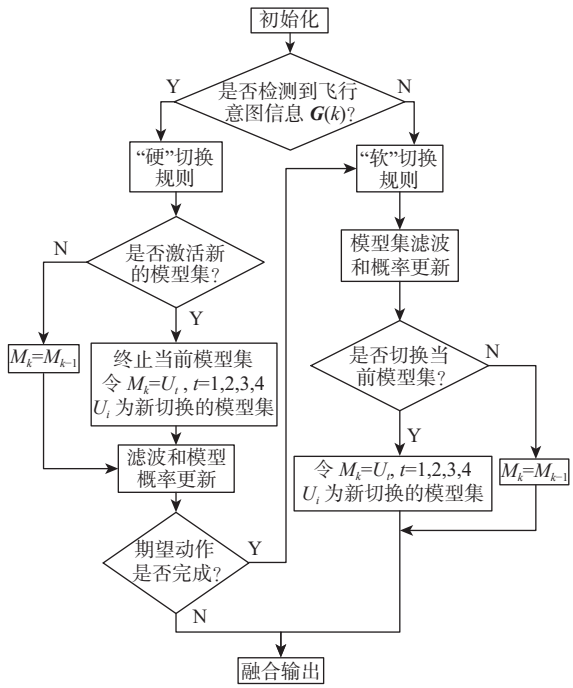

图 3　模型集切换原理图

Fig. 3　Schematic diagram of directed graph

假设系统在 k 时刻获取到飞行意图信息为$\boldsymbol{G}(k)=\left[h(k),\varphi(k)\right]$, 其中, $h(k)$表示选择高度信息, $\varphi(k)$表示选择航向信息, $\boldsymbol{G}(k)$为意图矩阵。基于飞行意图的“硬”切换准则规定如下:

$$M_k=\begin{cases}U_2 & h(k)=0,\varphi(k)\neq 0\\ U_3 & h(k)\neq 0,\varphi(k)=0\\ U_4 & h(k)\neq 0,\varphi(k)\neq 0\end{cases} \tag{15}$$

上述“硬”切换准则可以作为模型集的激活条件用于激活一个单独的模型集, 但何时终止该模型集则需要根据目标是否已完成期望动作作为终止条件。换而言之, 当滤波结果未达到意图设定值时, 说明目标尚未完成期望动作, 此时对滤波结果进行融合输出; 当滤波结果已达到意图设定值时, 说明目标已完成期望动作, 基于意图的“硬”切换结果将不再适用, 此时将采用基于似然概率的软切换方法求解最优模型集。

基于模型集似然概率的模型集切换算法要对所有模型集进行滤波估计, 并根据残差和其协方差计算模型集似然概率。以模型集 U_1 为例, 经过模

型滤波和模型概率更新后，利用残差和协方差计算得到模型集 U_1 的极大似然概率，与其他模型集的极大似然概率循环对比，随后，选择最大似然概率的模型集将其切换为当前模型集，最后，将该模型集的滤波结果混合输出。本文算法相对于传统VSMM算法的优势在于，仅通过一次滤波即可完成模型集的切换和状态估计的输出，大大缩短了计算时间。假设模型集似然概率 Λ_{U_t} 为模型集中每个子模型似然概率 Λ_{C_i} 的累加和，表示为

$$\Lambda_{U_t}(k)=\sum_{C_i\in U_t}\Lambda_{C_i}(k)/\|U_t\| \qquad t\in\{1,2,3,4\} \tag{16}$$

$$\Lambda_{C_i}(k)=\frac{1}{|2\pi \boldsymbol{S}_i(k)|^{\frac{1}{2}}}\exp\left(-\frac{1}{2}\boldsymbol{d}_i^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{S}_i^{-1}(k)\boldsymbol{d}_i(k)\right) \tag{17}$$

式中：$\boldsymbol{d}_i(k)$ 和 $\boldsymbol{S}_i(k)$ 分别表示 k 时刻的残差向量和协方差，其数学表达式将在第3节中进行介绍。

3 目标航空器的航迹跟踪与外推

3.1 本文 INT-VSMM 算法

将第2节讨论的模型集自适应切换算法融入模型集序列条件估计中，对目标航空器的运动模式进行识别。本文INT-VSMM算法由以下4部分组成：建立完备的模型集、选择最优模型集、模型滤波估计、输出交互。本文算法流程如图4所示。

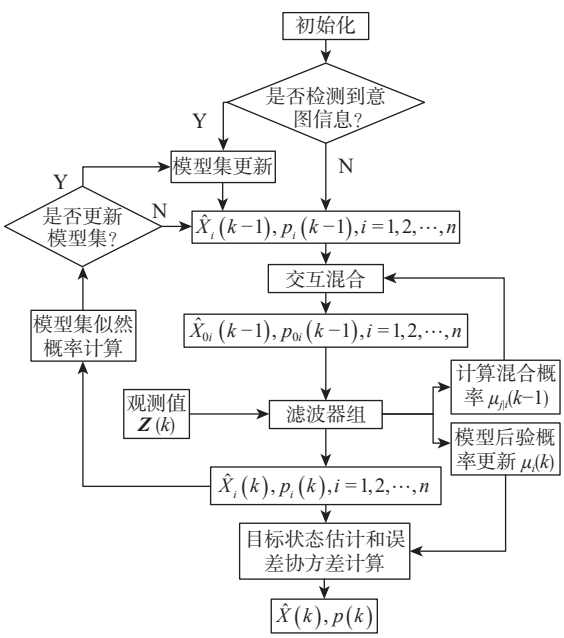

图4 本文算法流程

Fig. 4 Flow of the proposed algorithm

基于INT-VSMM滤波算法的具体步骤如下。

步骤1 模型初始化。

1）建立模型集。建立足以覆盖目标航空器所有可能运动的完备模型集 U。

2）为子模型分配转移概率。假设 k 时刻模型集 M_k 包含 n 个子模型，则从模型 C_i 转移到 C_j $(C_i\in M_k,\ C_j\in M_k)$ 的模型转移概率矩阵：

$$[p_{ji}]=\boldsymbol{P}\{C_j(k)|C_i(k-1)\} \tag{18}$$

则 k 时刻从模型 C_i 转移到 C_j 的概率可表示为

$$u_j(k-1)=p_{ji}u_i(k-1) \tag{19}$$

步骤2 根据第2节介绍的“硬”切换规则判断选择模型集进行滤波估计。

步骤3 模型滤波估计。

1）滤波初始化。模型 C_i 到模型 C_j 的混合概率：

$$u_{ji}(k-1|k-1)=\frac{1}{c_j(k)}p_{ji}u_i(k-1) \tag{20}$$

式中：$c_j(k)$ 为由其他模型转移到模型的概率。

$k-1$ 时刻，模型 C_j 的混合状态估计：

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{0j}(k-1|k-1)=\sum_{i=1}^{n}\hat{\boldsymbol{x}}_i(k-1|k-1)u_{ji}(k-1|k-1) \tag{21}$$

模型 C_j 的混合协方差估计：

$$\begin{aligned}\boldsymbol{P}_{0j}(k-1|k-1)=&\sum_{i=1}^{n}u_{ji}(k-1|k-1)\cdot\big(\boldsymbol{P}_i(k-1|k-1)+\\&\left[\hat{\boldsymbol{x}}_i(k-1|k-1)-\hat{\boldsymbol{x}}_{0j}(k-1|k-1)\right]\cdot\\&\left[\hat{\boldsymbol{x}}_i(k-1|k-1)-\hat{\boldsymbol{x}}_{0j}(k-1|k-1)\right]^{\mathrm{T}}\big)\end{aligned} \tag{22}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{x}}_i(k-1|k-1)$ 为 $k-1$ 时刻模型 C_i 对应子滤波器输出的状态估计；$\boldsymbol{P}_i(k-1|k-1)$ 为 $k-1$ 时刻，模型 C_i 对应子滤波器输出的协方差矩阵的估计；$\hat{\boldsymbol{x}}_{0j}(k-1|k-1)$ 为将 $k-1$ 时刻各个子滤波器输出的状态估计进行加权求和得到的 k 时刻模型 C_j 对应的子滤波器的状态输入，权值为各个子模型到模型 C_j 的混合概率；$\boldsymbol{P}_{0j}(k-1|k-1)$ 为将 $k-1$ 时刻各个子滤波器输出的协方差矩阵估计进行加权求和得到的 k 时刻模型 C_j 对应的子滤波器的协方差矩阵输入；$u_{ji}(k-1|k-1)$ 表示 $k-1$ 时刻模型匹配 C_i，k 时刻模型匹配 C_j，以信息 $\boldsymbol{Z}(k)$ 为条件的混合概率：

$$\begin{aligned}u_{ji}(k-1|k-1)=&p\left(C_i(k-1)\middle|C_j(k),\boldsymbol{Z}(k)\right)=\\&p_{ji}\cdot u_i(k-1)\Big/\sum_{i=1}^{n}(p_{ji}\cdot u_i(k-1))\end{aligned} \tag{23}$$

2）模型条件滤波。本文将目标在空间上的非线性运动分解为经度、纬度和高度3个方向上的线性运动，随后为避免不同方向的模型预测混乱，在3个方向上分别采用该方向的卡尔曼滤波器对状态输入进行滤波。

状态一步预测和一步预测的协方差为

$$\hat{\boldsymbol{x}}_j(k|k-1)=\boldsymbol{\Phi}_j(k-1)\hat{\boldsymbol{x}}_{0j}(k-1|k-1) \tag{24}$$

$$\boldsymbol{P}_j(k|k-1)=\boldsymbol{\Phi}_j\boldsymbol{P}_{0j}(k-1|k-1)\boldsymbol{\Phi}_j^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{\Gamma}_j\boldsymbol{Q}_j\boldsymbol{\Gamma}_j^{\mathrm{T}} \tag{25}$$

残差信息向量$\boldsymbol{d}_j(k)$和残差协方差$\boldsymbol{S}_j(k)$为

$$\boldsymbol{d}_j(k)=\boldsymbol{Z}(k)-\boldsymbol{H}(k)\hat{\boldsymbol{x}}_j(k|k-1) \tag{26}$$

$$\boldsymbol{S}_j(k)=\boldsymbol{H}(k)\boldsymbol{P}_j(k|k-1)\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}(k)+\boldsymbol{R}(k) \tag{27}$$

卡尔曼滤波的增益矩阵为

$$\boldsymbol{K}_j(k)=\boldsymbol{P}_j(k|k-1)\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\left(\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}_j(k|k-1)\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}\right)^{-1} \tag{28}$$

使用量测信息中的观测数据对目标状态和协方差进行更新:

$$\hat{\boldsymbol{x}}_j(k|k)=\hat{\boldsymbol{x}}_j(k|k-1)+\boldsymbol{K}_j(k)\left(\boldsymbol{Z}(k)-\boldsymbol{H}(k)\hat{\boldsymbol{x}}_j(k|k-1)\right) \tag{29}$$

$$\boldsymbol{P}_j(k|k)=\boldsymbol{P}_j(k|k-1)-\boldsymbol{K}_j(k)\boldsymbol{S}_j(k)\boldsymbol{K}_j^{\mathrm{T}}(k) \tag{30}$$

步骤 4　最优模型集切换。

1) 极大似然概率更新。模型似然函数$\Lambda_j(k)$更新的表达式如式(22)所示, 将这一步计算得到的模型似然函数带入到步骤 2 用于模型集的切换。

2) 模型概率更新:

$$u_j(k)=\Lambda_j(k)c_j(k)\Big/\sum_{j=1}^{n}(\Lambda_j(k)c_j(k)) \tag{31}$$

式中: $c_j(k)=\sum_{i=1}^{n}p_{ji}u_i(k)$表示由其他模型转移到模型$m_j$的概率。

3) 选择最优模型集。根据第 2 节介绍的“软”切换规则选择最优模型集。

步骤 5　输出交互。

滤波器的融合输出为对最优模型集中各子模型进行滤波后, 滤波估计结果的加权值, 加权的状态估计$\hat{\boldsymbol{x}}(k|k)$和协方差$\boldsymbol{P}(k|k)$为

$$\hat{\boldsymbol{x}}(k|k)=\sum_{j=1}^{n}\hat{\boldsymbol{x}}_j(k|k)\cdot u_j(k) \tag{32}$$

$$\boldsymbol{P}(k|k)=\sum_{j=1}^{n}u_j(k)\left(\boldsymbol{P}_j(k|k)+\boldsymbol{\delta}_j\cdot\boldsymbol{\delta}_j^{\mathrm{T}}\right) \tag{33}$$

式中: $\boldsymbol{\delta}_j=\hat{\boldsymbol{x}}_j(k|k)-\hat{\boldsymbol{x}}(k|k)$为滤波校正差, 表示模型$m_j$的状态滤波估计值与综合输出的差。

3.2　基于 INT-VSMM 的轨迹外推

根据 3.1 节的计算, 可以跟踪目标航空器在当前时刻的运动状态, 但为能够提前预测出潜在的飞行冲突, 需要对目标航空器的航迹进行外推。由于目标的状态估计会随着观测量不断更新, 因此, 本节在实现目标航空器精确跟踪的基础上, 只对目标航空器的轨迹进行短期外推, 为航空器冲突探测提供数据支撑。

从 3.1 节步骤 3 可知, 模型状态的一步预测结果只与状态向量$\hat{\boldsymbol{x}}(k)$、方差$\boldsymbol{P}(k)$和模型概率$u(k)$相关, 其更新不受观测值的影响。因此, 本文利用某时刻模型状态滤波估计值进一步预测, 从而外推目标航空器下一时刻的飞行状态, 该外推结果将作为输入用于接下来的外推计算。假设当前时刻为k, 由全概率公式可以得到$k+1$时刻子模型C_j的概率:

$$u_j(k+1)=\sum_{i=1}^{n}p_{ji}u_i(k) \tag{34}$$

变结构交互多模型的状态预测值和预测滤波均方值:

$$\hat{\boldsymbol{x}}(k+1)=\sum_{j=1}^{n}\hat{\boldsymbol{x}}_j(k+1)u_j(k) \tag{35}$$

$$P(k+1)=\sum_{i=1}^{n}u_j(k)\left\{P_i(k)+\left[\hat{\boldsymbol{x}}_i(k)-\hat{\boldsymbol{x}}_{0j}(k)\right]\cdot\left[\hat{\boldsymbol{x}}_i(k)-\hat{\boldsymbol{x}}_{0j}(k)\right]^{\mathrm{T}}\right\} \tag{36}$$

式中: $\hat{\boldsymbol{x}}_j(k+1)=\boldsymbol{\Phi}_j(k)\hat{\boldsymbol{x}}_{0j}(k)$为$k+1$时刻模型$C_j$的估计值。

4　仿真实验

4.1　仿真环境及参数设定

本文截取 2022 年 12 月 5 日, 航班号 CXA8830 的飞机在爬升阶段 1 400 s 内的 ADS-B 报文数据进行滤波。首先, 将捕获的报文数据去重并删除异常点, 得到 1 209 个轨迹点, 然后, 以接收到空中位置报文为k时刻, 下一次接收到空中位置报文为k+1 时刻, 离散化时间步长的持续时间为T。在空中位置报文接收周期内将解码出的位置信息和速度信息插入观测矩阵, 将解码出的意图信息插入意图矩阵。根据奈奎斯特采样定理, 采样频率应该至少是信号最高频率的 2 倍。因此, 本文设定$T=0.6$ s。

仿真在 AMD Ryzen 3 2200G 处理器, 主频 3.5 GHz、64 位 Windows10 下, 通过仿真软件 MATLAB 2021b 对本文 INT-VSMM 算法进行仿真计算, 并与传统 VSMM 算法、IMM 算法进行比较实验, 参数设置如表 2 所示。

各模型的过程噪声协方差和观测噪声协方差矩阵$\boldsymbol{\Gamma}(k)=\mathrm{diag}\left(0.1^2,0.1^2,0.1^2,0.1^2\right)$, $\boldsymbol{R}(k)=\mathrm{diag}(2\,500,2\,500,2\,500,2\,000,2\,000,2\,000)$。

4.2　仿真结果及分析

本文设置常规 VSMM 算法采用单一的观测数据进行跟踪, 而 INT-VSMM 算法在目标飞机运行至 873 s 处, 接收意图数据(选择高度、选择航向)。结合传统 IMM 算法, 3 种滤波算法的跟踪轨迹与目标真实轨迹的对比曲线如图 5 所示。

由图 5 可知, 3 种算法都能够较好地实现目标

表 2 模型初始参数

Table 2 Model initial parameters

模型集	模型子集	目标初始状态	初始模型概率	初始模型转移概率
U_1	经度方向$\boldsymbol{\alpha}$	$\boldsymbol{\alpha}_0=[x_0,\dot{x}_0,0,0]^{\mathrm{T}}$	$\boldsymbol{u}_i^{\alpha}=[0.3\quad 0.4\quad 0.3]$	$\boldsymbol{p}_{ji}^{\alpha}=\begin{bmatrix}0.8&0.1&0.1\\0.1&0.8&0.1\\0.1&0.1&0.8\end{bmatrix}$
	纬度方向$\boldsymbol{\beta}$	$\boldsymbol{\beta}_0=[y_0,\dot{y}_0,0,0]^{\mathrm{T}}$	$\boldsymbol{u}_i^{\beta}=[0.3\quad 0.4\quad 0.3]$	$\boldsymbol{p}_{ji}^{\beta}=\begin{bmatrix}0.8&0.1&0.1\\0.1&0.8&0.1\\0.1&0.1&0.8\end{bmatrix}$
	高度方向$\boldsymbol{\gamma}$			
U_2	经度方向$\boldsymbol{\alpha}$	$\boldsymbol{\alpha}_0=[x_0,\dot{x}_0,0,0]^{\mathrm{T}}$	$\boldsymbol{u}_i^{\alpha}=[0.2\quad 0.6\quad 0.2]$	$\boldsymbol{p}_{ji}^{\alpha}=\begin{bmatrix}0.8&0.1&0.1\\0.1&0.8&0.1\\0.1&0.1&0.8\end{bmatrix}$
	纬度方向$\boldsymbol{\beta}$	$\boldsymbol{\beta}_0=[y_0,\dot{y}_0,0,0]^{\mathrm{T}}$	$\boldsymbol{u}_i^{\beta}=[0.2\quad 0.6\quad 0.2]$	$\boldsymbol{p}_{ji}^{\beta}=\begin{bmatrix}0.8&0.1&0.1\\0.1&0.8&0.1\\0.1&0.1&0.8\end{bmatrix}$
	高度方向$\boldsymbol{\gamma}$			
U_3	经度方向$\boldsymbol{\alpha}$	$\boldsymbol{\alpha}_0=[x_0,\dot{x}_0,0,0]^{\mathrm{T}}$	$\boldsymbol{u}_i^{\alpha}=[0.5\quad 0.5]$	$\boldsymbol{p}_{ji}^{\alpha}=\begin{bmatrix}0.8&0.2\\0.1&0.9\end{bmatrix}$
	纬度方向$\boldsymbol{\beta}$	$\boldsymbol{\beta}_0=[y_0,\dot{y}_0,0,0]^{\mathrm{T}}$	$\boldsymbol{u}_i^{\beta}=[0.5\quad 0.5]$	$\boldsymbol{p}_{ji}^{\beta}=\begin{bmatrix}0.8&0.2\\0.1&0.9\end{bmatrix}$
	高度方向$\boldsymbol{\gamma}$	$\boldsymbol{\gamma}_0=[h_0,\dot{h}_0,0,0]^{\mathrm{T}}$	$\boldsymbol{u}_i^{\gamma}=[0.5\quad 0.5]$	$\boldsymbol{p}_{ji}^{\gamma}=\begin{bmatrix}0.8&0.2\\0.1&0.9\end{bmatrix}$
U_4	经度方向$\boldsymbol{\alpha}$	$\boldsymbol{\alpha}_0=[x_0,\dot{x}_0,0,0]^{\mathrm{T}}$	$\boldsymbol{u}_i^{\alpha}=[0.5\quad 0.5]$	$\boldsymbol{p}_{ji}^{\alpha}=\begin{bmatrix}0.8&0.2\\0.1&0.9\end{bmatrix}$
	纬度方向$\boldsymbol{\beta}$	$\boldsymbol{\beta}_0=[y_0,\dot{y}_0,0,0]^{\mathrm{T}}$	$\boldsymbol{u}_i^{\beta}=[0.5\quad 0.5]$	$\boldsymbol{p}_{ji}^{\beta}=\begin{bmatrix}0.8&0.2\\0.1&0.9\end{bmatrix}$
	高度方向$\boldsymbol{\gamma}$	$\boldsymbol{\gamma}_0=[h_0,\dot{h}_0,0,0]^{\mathrm{T}}$	$\boldsymbol{u}_i^{\gamma}=[0.5\quad 0.5]$	$\boldsymbol{p}_{ji}^{\gamma}=\begin{bmatrix}0.8&0.2\\0.1&0.9\end{bmatrix}$

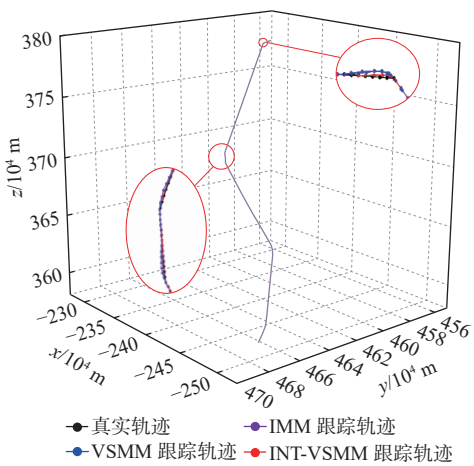

图 5 目标跟踪轨迹曲线

Fig. 5 Curves of target tracking trajectory

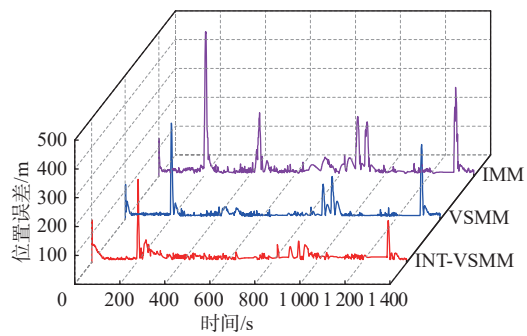

图 6 位置跟踪误差对比

Fig. 6 Comparison of position tracking error

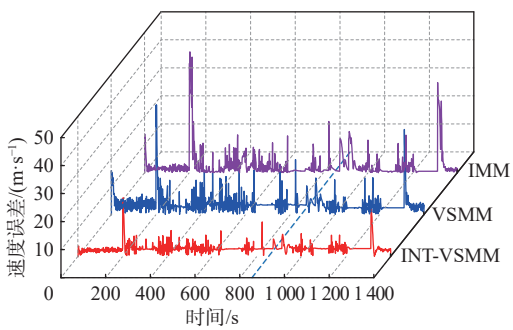

图 7 速度跟踪误差对比

Fig. 7 Comparison of velocity tracking error

跟踪，IMM 和 VSMM 算法在目标运动模式变化时跟踪效果相差不大，而 INT-VSMM 模型跟踪效果明显优于前两者，与真实轨迹更接近。

图 6 和图 7 分别为 3 种滤波算法的位置跟踪误差曲线图和速度跟踪误差曲线。由图可知，在目标航空器运动模式发生变化时，3 种滤波算法的跟踪误差曲线都会出现明显的振荡，这主要是由于模型集或子模型的切换延迟造成模型失配，以及模型预测混乱导致的。INT-VSMM 算法在 873 s 处由于接收到目标航空即将调整航向和高度的意图，其跟踪曲线的振荡明显小于其余 2 种算法，其中，位置和速度最大误差相对于传统 IMM 算法分别提升了 42.44% 和 22.01%，相对于常规 VSMM 算法分别提升了 13.54% 和 8.87%；位置和速度均值误差相对于传统 IMM 算法分别提升了 23.57% 和 25.30%，相对

于常规 VSMM 算法分别提升了 6.84% 和 18.50%。3 种滤波算法的跟踪均值误差和最大误差如表 3 所示, INT-VSMM 算法的各项指标均为最优。

表 3　算法位置和速度误差性能对比

Table 3　Performance comparison of algorithm position and velocity error

算法	最大位置跟踪误差/m	最大速度跟踪误差/(m·s^{-1})	位置误差均值/m	速度误差均值/(m·s^{-1})
IMM[11]	502.212	75.984	44.692	13.077
VSMM[21]	334.424	65.026	34.157	11.985
INT-VSMM	289.142	59.258	31.822	9.768

基于多模型集架构的 VSMM 算法在任意时刻都有多个模型集在运行, 因此, 它相对于固定结构的 IMM 滤波器在计算量上有本质的增加。针对该问题, 本文 INT-VSMM 算法利用意图数据减少了多余模型集的滤波计算, 并优化了滤波算法的流程, 仿真计算时间相对于 VSMM 算法降低了 12.08%。3 种滤波算法的仿真运行时间如表 4 所示。

表 4　轨迹跟踪仿真计算时间

Table 4　Simulation time of trajectory tracking

算法	计算时间/s
IMM[11]	3.522
VSMM[21]	4.900
INT-VSMM	4.308

INT-VSMM 算法在各时刻的最优模型集变化趋势如图 8 所示。图中,黑色虚线表示目标航空器运动的起始位置, 模型集沿顺时针方向变化。由图可知, 由于意图数据对模型集切换的指导作用, INT-VSMM 算法避免了在模式识别过程中模型集的反复切换, 从而提高了模型稳定性和适配性。

选取 $k = 368$ s 的滤波输出作为初始状态, 进行 160 s 的外推。图 9 和图 10 分别为外推轨迹与真实轨迹的对比和误差曲线。从图中外推轨迹可知, 本文 INT-VSMM 算法外推轨迹相对于传统 VSMM 算法具有更好的预测效果, 30 s 外推误差减小了 46%。但由于本文 INT-VSMM 算法只针对目标的轨迹进行短期外推, 外推误差会随着外推时间的延长而增大, 并不能很好地反映目标的长期运动趋势。如图 10 所示, 在 40 s 处外推误差约为 1 000 m。因此, 本文 INT-VSMM 算法适用于对目标进行短期外推, 其外推轨迹可以作为冲突探测的依据。

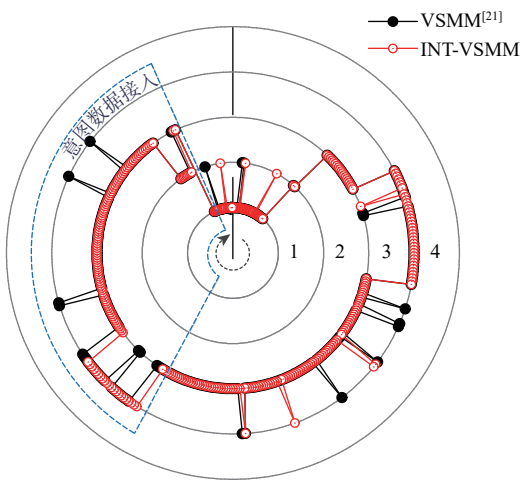

图 8　模型集随时间切换

Fig. 8　Model set switching over time

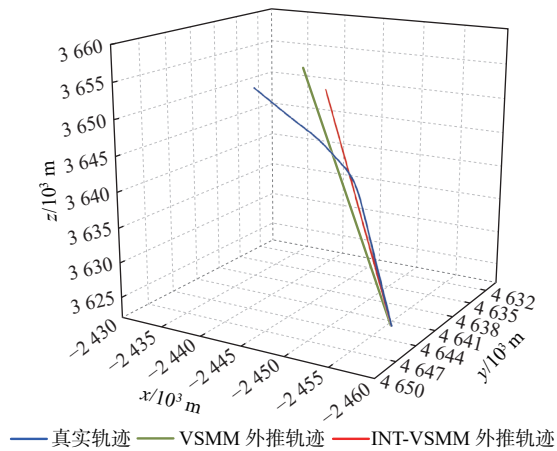

图 9　真实轨迹与外推轨迹曲线

Fig. 9　Real trajectory and extrapolated trajectory curves

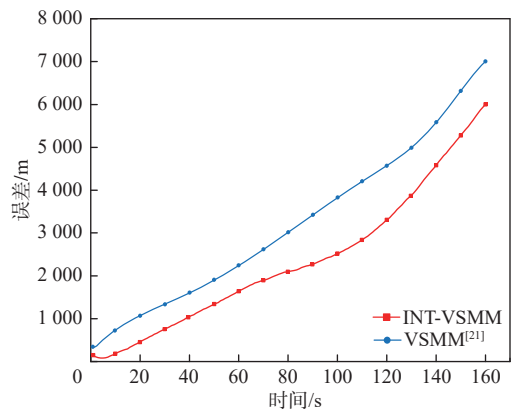

图 10　外推轨迹误差

Fig. 10　Error of extrapolated trajectory

5　结　论

针对航路飞行阶段的目标跟踪和短期航迹外推问题, 本文充分考虑了航空器的空域态势感知能力, 优化 VSMM 架构, 提出 INT-VSMM 算法。根据目标运动模式建立完备的运动模型集, 利用目标飞行意图和模型集似然概率实现各个模型集之间的切换, 并基于滤波估计结果进行了短期航迹外推。仿真结果证明:

1) INT-VSMM 算法相对于常规 VSMM 算法和 IMM 算法, 改善了模型集切换滞后和子模型失

配的问题，极大提高了目标跟踪精度和模型稳定性；

2）INT-VSMM算法的计算时间相对于常规VSMM算法降低了12.08%；

3）外推算法在短期内能够较好地反映目标未来航迹，对冲突探测和间隔保持等工作具有一定的指导作用。

本文INT-VSMM算法只考虑了单目标跟踪，然而实际飞行过程中时常需要对多个目标进行监视。在未来的工作中，将致力于研究多目标跟踪和先进运动模型的整合，进一步提升目标跟踪的性能。

参考文献（References）

[1] YU H C, FANG Z X, MURRAY A T, et al. A direction-constrained space-time prism-based approach for quantifying possible multi-ship collision risks[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(1): 131-141.

[2] 罗亚伦, 廖育荣, 李兆铭, 等. 高超目标强跟踪CKF自适应交互多模型跟踪算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2024, 50(7): 2272-2283.
LUO Y L, LIAO Y R, LI Z M, et al. Strong tracking CKF adaptive interactive multiple model tracking algorithm based on hypersonic target[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024, 50(7): 2272-2283(in Chinese).

[3] LEE H, LEE H T. Extracting flight plans from recorded ADS-B trajectories[J]. International Journal of Aeronautical and Space Sciences, 2023, 24(2): 581-589.

[4] LI Y F, ZHANG Y, WANG L L, et al. Research on potential ground risk regions of aircraft crashes based on ADS-B flight tracking data and GIS[J]. Journal of Transportation Safety & Security, 2022, 14(1): 152-176.

[5] TONG L, GAN X S, WU Y R, et al. An ADS-B information-based collision avoidance methodology to UAV[J]. Actuators, 2023, 12(4): 165.

[6] WU Y, YU H Y, DU J P, et al. An aircraft trajectory prediction method based on trajectory clustering and a spatiotemporal feature network[J]. Electronics, 2022, 11(21): 3453.

[7] AKHTAR S, HABIBI S. The interacting multiple model smooth variable structure filter for trajectory prediction[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(9): 9217-9239.

[8] DAL SASSO V, DJEUMOU FOMENI F, LULLI G, et al. Planning efficient 4D trajectories in air traffic flow management[J]. European Journal of Operational Research, 2019, 276(2): 676-687.

[9] SEENIVASAN D B, OLIVARES A, STAFFETTI E. Multi-aircraft optimal 4D online trajectory planning in the presence of a multi-cell storm in development[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2020, 110: 123-142.

[10] AYHAN S, SAMET H. Aircraft trajectory prediction made easy with predictive analytics [C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM, 2016: 21-30.

[11] BLOM H A P, 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.

[12] 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.
YIN J Q, YANG Z, LUO Y Z, et al. Improved adaptive IMM algorithm for space maneuvering target tracking[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(12): 3658-3666(in Chinese).

[13] 游航航, 韩其松, 余敏建, 等. 基于AIGWO-IMMUKF的目标跟踪算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(10): 1826-1833.
YOU H H, HAN Q S, YU M J, et al. Target tracking algorithm based on AIGWO-IMMUKF[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(10): 1826-1833(in Chinese).

[14] SINGER R A. Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1970, 6(4): 473-483.

[15] NING J, CHEN J, WU Q. An adaptive filtering algorithm for singer model based on expectation model[J]. Telecommunication Engineering, 2022, 62(10): 1464-1469.

[16] DAI H, FANG J, TANG L, et al. Strong tracking UKF adaptive interacting multiple-model algorithm based on maneuvering hypersonic-target tracking[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2018, 26(3): 338-345.

[17] ZHANG Z H, ZHOU G J. Maneuvering target state estimation based on separate modeling of target trajectory shape and dynamic characteristics[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2022, 33(5): 1195-1209.

[18] HOU Z W, BU F L. A small UAV tracking algorithm based on AIMM-UKF[J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2021, 93(4): 579-591.

[19] ZHANG Z, GUO H W, HE J X, et al. Adaptive interactive multiple model target tracking algorithm based on Markov matrix with acceleration correction factor[C]//Proceedings of the China Automation Congress. Piscataway: IEEE Press, 2022: 3227-3232.

[20] 肖楚晗, 李炯, 雷虎民, 等. 基于AVSIMM算法的高超声速再入滑翔目标跟踪[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(2): 413-421.
XIAO C H, LI J, LEI H M, et al. Hypersonic reentry gliding target tracking based on AVSIMM algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2019, 45(2): 413-421(in Chinese).

[21] LUKEŠ P, ŘÍHA M. Variable structure interacting multiple model for highly aperiodic sensors with poor measurement precision[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2021, 15(10): 1181-1194.

[22] HAN S T, RONG Y J, PENG D L, et al. A novel variable structure multi-model approach based on error-ambiguity decomposition[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 33(6): 1731-1746.

[23] 陈星, 李战武, 徐安, 等. 基于目标机动模式识别的VSMM算法[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(5): 999-1006.
CHEN X, LI Z W, XU A, et al. VSMM algorithm based on target maneuver pattern recognition[J]. Systems Engineering and Electronics, 2020, 42(5): 999-1006(in Chinese).

[24] ZHANG B L, GAO Y X, DUAN Z S. Variable structure multiple model fixed-interval smoothing[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2023, 36(2): 139-148.

[25] GOSWAMI A, GEORGE LEE C S. Design of an interactive mul-

tiple model based two-stage multi-vehicle tracking algorithm for autonomous navigation[C]//Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2015: 261-266.

[26] ZENG Y, LU W B, YU B, et al. Improved IMM algorithm based on support vector regression for UAV tracking[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2022, 33(4): 867-876.

[27] 李松, 程咏梅, 王会宾, 等. 时间偏差校准分布式多传感器多目标跟踪算法[J]. 西北工业大学学报, 2020, 38(4): 797-805.
LI S, CHENG Y M, WANG H B, et al. Distributed multisensor multitarget tracking algorithm with time-offset registration[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2020, 38(4): 797-805 (in Chinese).

[28] WANG D Z, HUANG D Q, XU C. An improved method for two-UAV trajectory planning for cooperative target locating based on airborne visual tracking platform[J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2021, E104-D(7): 1049-1053.

[29] 廖加文, 齐春, 曹剑中, 等. 结合自适应特征选择和蕨类分类器的相关滤波跟踪算法[J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(6): 101-108.
LIAO J W, QI C, CAO J Z, et al. Tracking algorithm with correlation filtering based on combination of adaptive feature representation and fern classifier[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(6): 101-108(in Chinese).

[30] 余仁伟, 朱浩, 蔡昌恺. 基于薄板样条函数的无人机多目标跟踪算法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 168-176.
YU R W, ZHU H, CAI C K. Multi-object tracking algorithm for UAV based on the thin plate spline function[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(3): 168-176(in Chinese).

[31] ZHANG Z H, ZHOU G J. Maneuvering target state estimation based on separate modeling with B-splines[J]. Aerospace Science and Technology, 2021, 119: 107172.

[32] HE F, WAN L L. B-spline based Extended target tracking technology in cluttered environments[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2589(1): 012029.

[33] 汤新民, 郑鹏程. 基于大地坐标系的 IMM 航空器短期航迹外推[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(7): 2293-2301.
TANG X M, ZHENG P C. IMM aircraft short-term track extrapolation based on geodetic coordinate system[J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(7): 2293-2301(in Chinese).

[34] Radio Technical Commission for Aeronautics . Minimum operational performance standards (MOPS) for 1090MHZ extended squitter automatic dependent surveillance-broadcast and traffic information services broadcast: RICA DO-260B[S]. Washington, D. C.: Radio Technical Commission for Aeronautics, 2009.

Target trajectory tracking and extrapolation based on INT-VSMM algorithm

REN Xuanming[1], TANG Xinmin[2,*], LIU Yusheng[1], LU Qixing[1]

(1. College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;
2. School of Transportation Science and Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: In order to address the issue of the traditional variable structure multiple model (VSMM) algorithm's lengthy computation time and difficulty meeting real-time constraints, we developed the intent variable structure multiple model (INT-VSMM) algorithm. This algorithm uses the target state and flight intent data collected by automatic dependent surveillance-broadcast (ADS-B) as the model's priori data, combining it with the VSMM theoretical framework. The motion pattern of the target in the flight phase of the flight path is decomposed, and a complete set of motion models is established. According to the principle of directed graph switching, a model set switching method is designed, which is mainly based on "hard" switching and supplemented by "soft" switching. The INT-VSMM algorithm is used to track the trajectory of the target aircraft, and short-term trajectory extrapolation is performed based on the target state estimation. According to the simulation results, the INT-VSMM algorithm outperforms the compared current approaches in terms of target tracking performance and computing time. Additionally, the extrapolated trajectory has a lower short-term inaccuracy, which can satisfy conflict detection requirements.

Keywords: variable structure multiple model; flight intention; digraph switching; maneuvering target tracking; trajectory extrapolation

Received: 2023-11-05; **Accepted**: 2023-12-11; **Published Online**: 2023-12-27 18:10

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20231227.1212.002

Foundation items: National Key Research and Development Program of China (2021YFB1600500); National Natural Science Foundation of China (61773202,52072174); Open Fund of the Key Laboratory of General Aviation Operations, Civil Aviation Management Institute of China (CAMICKFJJ-2019-04); High-End Foreign Experts Recruitment Program (G2023202003L); Tianjin Science and Technology Support Program (24JCZDJC00090)

* **Corresponding author**. E-mail: tangxinmin@nuaa.edu.cn