

文章编号: 1674-8190(2024)01-182-09

基于 IMMKF 算法的 ADS-B 监视应用目标跟踪

刘通, 王飞, 严忠平

(中国航空工业集团有限公司 雷华电子技术研究所, 无锡 214063)

摘要: 目标跟踪是机载广播式自动相关监视(ADS-B)应用的基础功能,对提升航空器周边的弱机动民航飞机目标跟踪性能具有重要意义。提出一种基于交互式多模型卡尔曼滤波(IMMKF)算法的 ADS-B 监视应用目标跟踪方法。首先,针对弱机动背景下的民航飞机的飞行特点,建立包含匀速模型和标准协同转弯模型的运动模型集,并对模型进行线性化近似;然后,将模型预测和 ADS-B 状态矢量量测数据作为 IMMKF 算法中多个并行卡尔曼滤波器的输入,进行并行滤波;最后,计算得到目标状态矢量的估计和模型近似概率,并作为下一次迭代的输入。结果表明:相比于基于匀速模型的卡尔曼滤波目标跟踪方法,IMMKF 算法的位置跟踪误差降低了 59%,速度跟踪误差降低了 77%,显著提升了状态估计性能,具备较高的跟踪精度、稳健性与计算效率,在 ADS-B 监视应用中具有实际应用价值与借鉴意义。

关键词: 广播式自动相关监视;交互式多模型卡尔曼滤波;目标跟踪;协同转弯;状态估计

中图分类号: V249.32; V355

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2024.01.22

ADS-B surveillance application target tracking based on IMMKF algorithm

LIU Tong, WANG Fei, YAN Zhongping

(Leihua Electronic Technology Research Institute, Aviation Industry Corporation of China, Ltd., Wuxi 214063, China)

Abstract: Target tracking is the basic function of airborne ADS-B surveillance applications. Improving the target tracking performance of weak maneuvering airliner around the aircraft is of great significance for mastering the traffic situation and improving flight safety. Therefore, a target tracking method for ADS-B surveillance application based on interactive multiple model Kalman filter (IMMKF) algorithm is proposed. Firstly, aiming at the flight characteristics of airliner under the background of weak maneuver, a set of motion models including constant velocity model and standard coordinated turning model are established, and the models are linearized and approximated; Then, the model prediction and ADS-B state vector measurement data are used as the input of multiple parallel Kalman filters in IMMKF algorithm for parallel filtering; Finally, the estimation of the target state vector and the model approximation probability are calculated and used as input for the next iteration. The simulation results show that compared with the Kalman filter target tracking method based on the constant velocity model, the position tracking error of IMMKF method is reduced by 59%, and the velocity tracking error is reduced by 77%, which significantly improves the state estimation performance, and has high tracking accuracy, robustness and computational efficiency. It is of practical application value and reference significance.

Key words: automatic dependent surveillance-broadcast (ADS-B); interacting multiple model Kalman filter (IMMKF); target tracking; coordinated turning; state estimation

收稿日期: 2023-06-03; 修回日期: 2023-10-23

基金项目: 国家重点研发计划(2021YFB1600600)

通信作者: 刘通(1996-), 男, 硕士, 工程师。E-mail: liut227@avic.com

引用格式: 刘通, 王飞, 严忠平. 基于 IMMKF 算法的 ADS-B 监视应用目标跟踪[J]. 航空工程进展, 2024, 15(1): 182-190.

LIU Tong, WANG Fei, YAN Zhongping. ADS-B surveillance application target tracking based on IMMKF algorithm[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2024, 15(1): 182-190. (in Chinese)

0 引言

广播式自动相关监视 (Automatic Dependent Surveillance-Broadcast, 简称 ADS-B) 功能是一项机载终端技术,其通过融合处理多种空中交通监视数据形成交通航迹,可以直接提升机组人员对飞机周边交通态势的感知能力,并可辅助机组人员进行决策判断和驾驶操作^[1]。ADS-B 监视应用的实现需要融合处理来自 ADS-B 系统、空中防撞系统 (Traffic Collision Avoidance System, 简称 TCAS) 和广播式交通信息服务 (Traffic Information Service-Broadcast, 简称 TIS-B) 系统等不同监视源的量测数据^[2],对每个监视源的数据进行单独滤波,然后选择输出航迹或融合输出航迹,最终实现对交通目标的跟踪。跟踪性能的提升对于掌握交通态势和提高飞行安全都具有重要意义。

在目标跟踪领域,对全局多目标建立状态估计时,需要首先对单监视源单目标建立跟踪,之后根据空间相关性或者 ID 进行多监视源目标关联,实现多目标跟踪^[3]。单目标跟踪也称航迹滤波,其基础为贝叶斯滤波,主要包括预测和更新两个步骤,分别建立在目标的状态模型和观测模型基础上。对于线性系统,应用最广泛的贝叶斯滤波器为卡尔曼滤波 (Kalman Filter, 简称 KF) 线性最优自回归状态估计器^[4]。卡尔曼滤波算法的更新过程由最小二乘系数和量测数据噪声决定,其优化空间较小,相对固定;而其预测过程由目标的状态模型决定,建立的状态模型越符合目标的实际运动情况,预测误差越小,最终跟踪结果越准确。实际情况中,飞机的运动轨迹往往较为复杂,难以使用单一模型描述飞机全航路运动过程,因此,对飞行器的跟踪可以采用交互式多模型的并行卡尔曼滤波器 (Interacting Multiple Model Kalman Filter, 简称 IMMKF) 跟踪算法:通过对飞机运动过程的分析,建立合适的基础模型集,在跟踪过程中根据概率自动切换跟踪模型,使预测更符合当前的运动轨迹,最终减小跟踪误差。在基于 ADS-B 数据的目标跟踪研究上,孟军等^[5]提出了改进“当前”统计模型的 ADS-B 目标跟踪方法,对于强机动目标和民航飞机弱机动目标都具有良好的跟踪效果;李新胜等^[6]提出了基于匀加速模型与匀加速转弯模型的交互式多模型 (Interacting Multiple Model, 简称 IMM) 算法,需要将加速度作为状态变量进行估

计,ADS-B 不提供目标的加速度量测值,且民航飞机的机动过程中加速度变化不大,匀加速运动模型作用有限;倪育德等^[7]提出了一种将残差均值交互式多模型算法与意图推断算法相结合的航迹预测算法,依赖于多种意图信息输入,受监视源影响,意图推断更适用于地面系统而不适用于机载终端设备;王尔申等^[8]提出了基于“当前”统计模型和修正转弯模型的 IMM 算法,对强机动目标适应性较好;张朝柱等^[9]提出了基于匀速 (Constant Velocity, 简称 CV) 模型、匀加速 (Constant Acceleration, 简称 CA) 模型和匀速转弯模型的 IMM 算法,但没有考虑民航飞机 ADS-B 报告位置和速度交替更新的特点;杜云等^[10]提出了 VSIMM-SRCKF 算法的 ADS-B 航迹滤波方法,其运动模型集选取过于复杂,运算复杂度高,影响实际应用的实时性;Roth 等^[11]和 Kim 等^[12]详细讨论了标准协同转弯 (Coordinated Turn, 简称 CT) 模型应用在扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter, 简称 EKF) 和无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman Filter, 简称 UKF) 中对估计性能的影响;Yuan Xianghui 等^[13]详细比较了多种 CT 模型的应用场景,并提出了基于期望最大化的多模型算法。

当前以 ADS-B 数据为基础的 IMM 跟踪算法缺乏对民航飞机弱机动特点的考虑^[6-8],运动模型集不具有针对性,且在应用中未考虑到 ADS-B 量测数据更新特点以及不确定度,缺乏实用性。

本文在相关研究的基础上,基于 IMMKF 算法,提出 ADS-B 监视应用目标跟踪方法,首先针对民航飞机在全航路阶段的飞行特点,建立包含匀速模型和标准协同转弯模型的运动模型集,并对模型进行线性化近似,然后将模型预测和交替更新的 ADS-B 位置速度量测数据作为 IMMKF 算法中多个并行卡尔曼滤波器的输入,最终得到目标状态矢量的估计。

1 运动模型集的建立

在对飞机航迹的处理中,要素之一在于对飞机运动模型的建立,其意义在于当量测数据丢失时,可以根据模型对飞机的状态进行预测,模型越精确,预测结果可信度越大。

一般民航飞机的飞行阶段分为 5 个飞行阶段,分别是:推出滑行、起飞离场、巡航、下降进近、落

地。当飞机的高度上升到了巡航高度,大部分时间内,在水平方向上,飞机的运动都可以看成是匀速模型;在垂直方向上,飞行高度一般保持在某个高度不变,当变更高度层时,飞行员也会按照设定的垂直速度匀速变更高度层,这意味着目标的加速度很少出现变化,这些状态都可以看作是匀速模型。而协同转弯也是机组较为常见的飞行动作,无论是航路中的转弯机动,还是进场的五边飞行或者等待航线,一般在水平方向上都以标准的转弯率(即 $3(^{\circ})/s$)进行转弯,标准转弯率参考在转弯侧滑仪中标出。总体而言,民航飞机出于运营需求和对安全性的考虑,其航迹趋于标准化,在各个方向上的加速度不会有太大的变化,属于典型的弱机动目标。出于这种考虑,将民航飞机的运动模型抽象为:在水平方向上包括CV模型和角速度已知的CT模型,在垂直方向上仅考虑CV模型。在下文中仅讨论水平方向上的跟踪。

1.1 匀速运动模型

假设目标在水平 x - y 平面上做匀速直线运动,实际情况的加速度不恒等于0,假设加速度为零均值高斯白噪声 $\mathbf{w}(t)=[a_y(t) \ a_x(t)]^T$,其中 $a_y(t)$ 和 $a_x(t)$ 分别为 x 方向和 y 方向上的过程噪声,且相互独立,方差分别为 $\sigma_{a_y}^2$ 和 $\sigma_{a_x}^2$,用公式表示加速度的变化为

$$[\ddot{x}(t) \ \ddot{y}(t)]^T = [a_y(t) \ a_x(t)]^T \quad (1)$$

式中: $x(t)$ 和 $y(t)$ 为目标在 x 方向和 y 方向上 t 时刻的位置。

将式(1)写为连续时间系统状态方程

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{y}(t) \\ \ddot{x}(t) \\ \ddot{y}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \\ y(t) \\ \dot{y}(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{w}(t) \quad (2)$$

将式(2)离散化^[4,14]后,写为离散系统状态方程

$$\mathbf{X}_k = \Phi_{k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{G}_{k-1} \mathbf{w}_{k-1} \quad (3)$$

式中: \mathbf{X}_k 为 k 时刻的系统状态矢量; Φ_{k-1} 为状态转移矩阵。

$$\mathbf{X}_k = [x_k \ \dot{x}_k \ y_k \ \dot{y}_k]^T \quad (4)$$

离散系统的采样间隔为 dt ,则

$$\Phi_{k-1} = \begin{bmatrix} 1 & dt & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & dt \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

\mathbf{G}_{k-1} 为过程噪声的系数矩阵,有

$$\mathbf{G}_{k-1} = \begin{bmatrix} dt^2/2 & dt & 0 & 0 \\ 0 & 0 & dt^2/2 & dt \end{bmatrix}^T \quad (6)$$

1.2 协同转弯模型

协同转弯模型描述了在二维平面沿着圆周进行匀速运动的机动,如图1所示。在理想协同转弯中,飞机的角速度 $\omega(t)=\dot{\theta}(t)$ 和线速度 $v(t)$ 为常数,则角加速度 $\dot{\omega}(t)$ 和线加速度 $\dot{v}(t)$ 应当均保持为0,但在实际情况中, $\dot{v}(t)$ 和 $\dot{\omega}(t)$ 不可能恒定为0,故将 $\dot{v}(t)$ 和 $\dot{\omega}(t)$ 均视为零均值高斯白噪声。

$$\begin{cases} \dot{v}(t) = a & (a \sim N(0, \sigma_a^2)) \\ \dot{\omega}(t) = \alpha & (\alpha \sim N(0, \sigma_\alpha^2)) \end{cases} \quad (7)$$

式中: σ_a^2 为 $\dot{v}(t)$ 的方差; σ_α^2 为 $\dot{\omega}(t)$ 的方差。

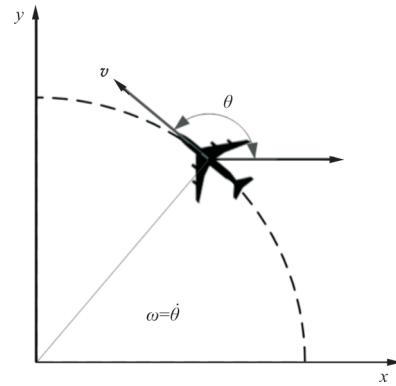


图1 协同转弯运动示意图

Fig. 1 Coordinated turn motion schematic

选取的状态向量为 $\mathbf{X}(t)=[x(t), y(t), \dot{x}(t), \dot{y}(t), \omega(t)]^T$,连续时间运动模型为

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = \begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{y}(t) \\ \ddot{x}(t) \\ \ddot{y}(t) \\ \dot{\omega}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{y}(t) \\ a \sin[\theta(t)] - \dot{y}(t)\omega(t) \\ a \cos[\theta(t)] + \dot{x}(t)\omega(t) \\ \alpha \end{bmatrix} \quad (8)$$

将式(8)拆分为

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = f[\mathbf{X}(t)] + \mathbf{G}(t)\mathbf{w}(t) \quad (9)$$

其中,

$$f[\mathbf{X}(t)] = [\dot{x}(t), \dot{y}(t), -\dot{y}(t)\omega(t), \dot{x}(t)\omega(t), 0]^T \quad (10)$$

$$\mathbf{G}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T \quad (11)$$

$$\mathbf{w}(t) = [a_y \quad a_x \quad \alpha]^T \quad (12)$$

式中: $a_y = a \sin[\theta(t)]$, $a_x = a \cos[\theta(t)]$, 即线加速度在 y 和 x 方向上的分解, 且 a_x 和 a_y 不是独立的噪声, 而是具有互相关性。

将式(9)的连续时间模型离散化后, 可以写为

$$\mathbf{X}_k = f(\mathbf{X}_{k-1}) + \mathbf{G}_{k-1} \mathbf{w}_{k-1} \quad (13)$$

式中: \mathbf{X}_k 为 k 时刻的状态向量, $\mathbf{X}_k = [x_k \quad y_k \quad \dot{x}_k \quad \dot{y}_k \quad \omega_k]^T$; $f(\mathbf{X}_{k-1})$ 为不能解耦的非线性状态转移方程, 这导致其在实际工程应用中不宜推广, 为了简化离散模型, 需要将式(13)线性化。

如前文所述, 协同转弯的理想情况是角速度恒为常数, 角加速度 $\alpha = 0$, 令角速度 $\omega_k = \omega$ 为常数, 并且不再作为状态向量 \mathbf{X}_k 中的元素, 故 $\mathbf{X}_k = [x_k \quad y_k \quad \dot{x}_k \quad \dot{y}_k]^T$, 从而可将 $f(\mathbf{X}_{k-1})$ 解耦, 最终式(13)中的 $f(\mathbf{X}_{k-1})$ 可写为

$$f(\mathbf{X}_{k-1}) = \Phi_{k-1} \mathbf{X}_{k-1} \quad (14)$$

其中,

$$\Phi_{k-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{\sin(\omega dt)}{\omega} & \frac{\cos(\omega dt) - 1}{\omega} \\ 0 & 1 & \frac{1 - \cos(\omega dt)}{\omega} & \frac{\sin(\omega dt)}{\omega} \\ 0 & 0 & \cos(\omega dt) & -\sin(\omega dt) \\ 0 & 0 & \sin(\omega dt) & \cos(\omega dt) \end{bmatrix} \quad (15)$$

同样地, 式(13)中, 噪声的加权系数矩阵 \mathbf{G}_{k-1} 为

$$\mathbf{G}_k = \begin{bmatrix} \frac{2 \sin^2(\omega dt/2)}{\omega^2} & \frac{\sin(\omega dt) - \omega dt}{\omega^2} \\ \frac{\sin(\omega dt) - \omega dt}{\omega^2} & \frac{2 \sin^2(\omega dt/2)}{\omega^2} \\ j(1 - e^{2j\omega dt}) & \frac{(e^{j\omega dt} - 1)^2}{2\omega e^{j\omega dt}} \\ \frac{(e^{j\omega dt} - 1)^2}{2\omega e^{j\omega dt}} & \frac{j(1 - 2e^{j\omega dt})}{2\omega e^{j\omega dt}} \end{bmatrix} \quad (16)$$

可以看出: 式(16)是非线性的, 且其形式异常

复杂, 考虑民航飞机的转弯角速度较小, 一般规定 $\omega = 3$ ($^\circ$)/s, 转化成弧度为 0.052 rad/s, 将式(16)在 $\omega = 0$ 处进行泰勒展开, 并省略高阶无穷小项, 得到 \mathbf{G}_k 的近似形式

$$\mathbf{G}_k = \begin{bmatrix} dt^2/2 & 0 \\ 0 & dt^2/2 \\ dt & 0 \\ 0 & dt \end{bmatrix} \quad (17)$$

近似地, 角加速度 $\alpha = 0$ 同样不再作为噪声项, 于是式(12)的噪声项变为 $\mathbf{w}_k = [a_y \quad a_x]^T$, 虽然根据前文的分析, a_y 和 a_x 是线性加速度 a 在 x 方向和 y 方向上的投影, 两个噪声是不独立的, 但在实际工程应用中, 线加速度的影响微乎其微, 于是可以对 a_y 和 a_x 做进一步近似, 假设其互相独立且服从高斯分布, 方差分别为 $\sigma_{a_y}^2$ 和 $\sigma_{a_x}^2$ 。

综上所述, 通过近似的方法可以得到线性化的 CT 模型系统状态方程

$$\mathbf{X}_k = \Phi_{k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{G}_{k-1} \mathbf{w}_{k-1} \quad (18)$$

式中: \mathbf{X}_k 为 k 时刻的系统状态矢量。

$$\mathbf{X}_k = [x_k \quad y_k \quad \dot{x}_k \quad \dot{y}_k]^T \quad (19)$$

式中: Φ_{k-1} 为式(15)的状态转移矩阵; \mathbf{G}_{k-1} 为式(17)的过程噪声系数矩阵; 噪声项 $\mathbf{w}_k = [a_y \quad a_x]^T$; a_y 和 a_x 为独立的零均值高斯白噪声, 且方差分别为 $\sigma_{a_y}^2$ 和 $\sigma_{a_x}^2$ 。

2 IMMKF 滤波算法

卡尔曼滤波以通过目标运动模型预测得到的先验估计为输入, 结合量测数据对先验估计进行加权修正, 得到最终状态估计值, 而一个卡尔曼滤波器往往只能结合一种运动模型输入。如果目标运动模型和飞机实际飞行路径匹配失当, 则预测误差将会显著增大, 卡尔曼滤波结果将不尽如人意, 为了令算法具有自动判断和切换运动模型的能力, 可以将具有 Markov 切换的 IMM 方法和卡尔曼滤波结合起来, IMM 将在滤波过程中根据每一次的滤波结果计算当前目标运动轨迹与不同预设运动模型的相似概率, 根据概率计算每个模型的相似度权值, 从而改变预测过程所用模型, 最终达到更优的跟踪性能。

一个完整的 IMM 循环由 4 个步骤组成, 如图 2 所示, 分别为输入交互、并行卡尔曼滤波、模型概率更新、输出交互。

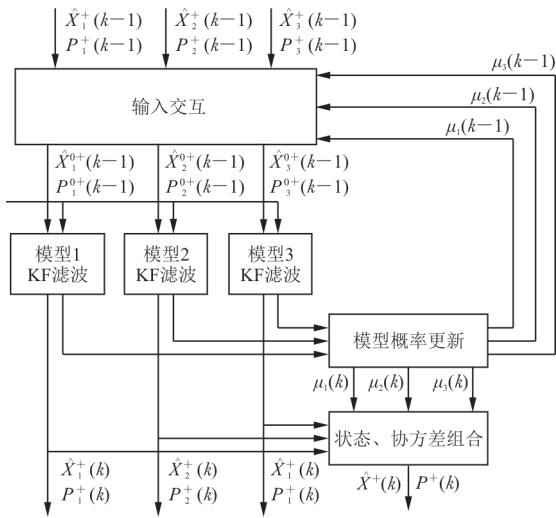


图 2 IMMKF 算法流程图

Fig. 2 IMMKF algorithm flow chart

在 IMM 算法中,共设置 r 个运动模型,构成 k 时刻的运动模型集 $M(k)=\{m_i(k)\}(i=1,\dots,r)$,每个模型的状态方程为

$$\mathbf{X}_k = \Phi_{i,k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{G}_{i,k-1} \mathbf{w}_{i,k-1} \quad (20)$$

式中: $i=1,2,\dots,r$; \mathbf{X}_k 为系统的状态向量; $\Phi_{i,k-1}$ 为目标的状态转移矩阵; $\mathbf{w}_{i,k-1}$ 为均值为 0,协方差矩阵为 \mathbf{Q}_i 的高斯白噪声。

模型集中任意模型 i 的观测方程为

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_{i,k} \mathbf{X}_k + \mathbf{v}_{i,k} \quad (21)$$

式中: \mathbf{Z}_k 为观测向量; $\mathbf{H}_{i,k}$ 为模型 i 的观测矩阵; $\mathbf{v}_{i,k}$ 为均值为 0,协方差为 $\mathbf{R}_{i,k}$ 的白噪声矩阵。

IMM 假设模型概率切换是在 Markov 链下进行的,模型的转移概率矩阵为

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} p_{11} & \cdots & p_{1r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{r1} & \cdots & p_{rr} \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$\mathbf{P}_j^{0+}(k-1) = u_{ji}(k-1) \cdot$$

$$\sum_{i=1}^r \left\{ \mathbf{P}_i^+(k-1) + [\hat{\mathbf{X}}_j^{0+}(k-1) - \hat{\mathbf{X}}_i^+(k-1)][\hat{\mathbf{X}}_j^{0+}(k-1) - \hat{\mathbf{X}}_i^+(k-1)]^T \right\} \quad (27)$$

2.2 模型并行滤波

对每个模型都并行采用卡尔曼滤波,得到 k 时刻每个模型的滤波输出 $\hat{\mathbf{X}}_j^+(k)$ 和 $\mathbf{P}_j^+(k)$ 。对于模型 j , $k-1$ 时刻的预测输入为式(26)的 $\hat{\mathbf{X}}_j^{0+}(k-1)$ 和式(27)的 $\mathbf{P}_j^{0+}(k-1)$,量测数据输入为 $\mathbf{Z}(k)$ 。

一般地,根据 ADS-B 报文和 TIS-B 报文的特点,位置和速度报告是在不同的报文中交替更新

式中: p_{ij} 为从 $k-1$ 时刻模型 i 跳转到 k 时刻模型 j 的转移矩阵, $p_{ij} = P\{m(k)=m_j|m(k-1)=m_i\}$ 。

\mathbf{P} 是根据先验知识给定的,另外, $k-1=0$ 步时还需要给出当前模型 i 的概率初值为 $\mu_i(0)$ 。

2.1 输入交互

输入交互过程用于预测当前模型 i 转移为模型 j 的输入交互概率。联合概率矩阵计算如下

$$\mathbf{P}_\mu^-(k) = \begin{bmatrix} p_{11}\mu_1(k-1) & \cdots & p_{1r}\mu_r(k-1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{r1}\mu_r(k-1) & \cdots & p_{rr}\mu_r(k-1) \end{bmatrix} \quad (23)$$

式中: $p_{ij}\mu_i(k-1)$ 为从模型 i 变化到模型 j 的预测联合概率。

将式(23)中的列相加,得到 k 时刻模型 j 的预测概率

$$\mu_j^-(k) = \sum_{i=1}^r p_{ij}\mu_i(k-1) \quad (24)$$

则输入交互概率为

$$\mu_{ji}(k-1) = \frac{p_{ij}\mu_i(k-1)}{\mu_j^-(k)} \quad (25)$$

输入交互概率表示如果在 k 时刻是模型 j ,则在 $k-1$ 时刻为模型 i 的概率。

对模型 i 在 $k-1$ 时刻的最优状态估计 $\hat{\mathbf{X}}_i^+(k-1)$ 用输入交互概率作为权值进行加权求和,得到 $k-1$ 时刻模型 j 的预测输入

$$\hat{\mathbf{X}}_j^{0+}(k-1) = \sum_{i=1}^r \hat{\mathbf{X}}_i^+(k-1) \mu_{ji}(k-1) \quad (26)$$

同时,最优估计的估计误差的协方差为

的,因此 ADS-B 监视应用系统在每次更新状态矢量报告时,三维位置矢量和三维速度矢量只有其中一组会更新,导致观测方程 $\mathbf{H}_{i,k}$ 会发生相应的变化,在实际的计算中,卡尔曼增益和最终估计状态的计算也应发生相应变化。

2.3 模型概率更新

根据 k 时刻滤波输出计算 k 时刻的模型概率。

若模型 j 的量测预测残差为 $d_j(k)$, 则相应的协方差为 $S_j(k)$, 并假定其服从高斯分布, 则 k 时刻模型 j 的可能性为与模型 j 最匹配的极大似然函数

$$\Lambda_j(k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi|S_j(k)|}} \exp\left(-\frac{d_j^T(k)S_j^{-1}(k)d_j(k)}{2}\right) \quad (28)$$

其中,

$$\begin{cases} d_j(k) = Z_j(k) - H_j(k)\hat{X}_j^-(k) \\ S_j(k) = H_j(k)P_j^-(k)H_j^T(k) + R_j(k) \end{cases} \quad (29)$$

式(29)表明残差 $d_j(k)$ 越小, 则模型 j 的可能

$$P_k^+ = \sum_{j=1}^r \left\{ P_j^+(k) + [\hat{X}_k^+ - \hat{X}_j^+(k)][\hat{X}_k^+ - \hat{X}_j^+(k)]^T \right\} u_j(k) \quad (32)$$

综上, IMMKF 算法的滤波递推过程是将上一步的交互输出作为下一步的交互输入, 根据模型相似度不断改变当前轨迹所匹配的运动模型。

3 仿真实验

为了验证 IMMKF 算法对 ADS-B 监视应用系统的航迹滤波效果, 需要设计 IMMKF 算法和基于单模型的卡尔曼滤波算法的跟踪误差对比试验。对基于单模型的卡尔曼滤波算法, 选取目标运动模型为 CV 模型, 即目前在基于 ADS-B 数据的航迹滤波中广泛使用的基于匀速运动单模型卡尔曼滤波 (Constant Velocity Kalman Filter, 简称 CVKF) 算法^[15]。

实验中需要首先确定式(20)中的过程噪声, 根据 ADS-B 监视应用系统的最低运行性能规范的规定^[15], 对不采用转向速率估计和恒速率转向预测的应用, 给出过程噪声方差 Q 的取值约为 6.003 m/s^2 , 这是对低质量交通状态的平滑和加速滞后之间的合理平衡, 因此, 在本文选取的所有目标运动模型在水平两个方向上的过程噪声的分量, 其方差 Q 均取值为 6.003 m/s^2 。

在实验中通过仿真方法模拟生成量测数据, ADS-B 应用监视系统中的主要量测数据来源为目标飞机搭载的 ADS-B 发射机广播的 ADS-B 报文。ADS-B 报文主要包括飞机身份与类别报文、空中位置报文、空中速度报文、飞机运行状态报

性越大。模型 j 的更新概率为

$$u_j(k) = \frac{\Lambda_j(k)\mu_j^-(k)}{\sum_{i=1}^r \Lambda_i(k)\mu_i^-(k)} \quad (30)$$

2.4 模型输出

根据模型 j 的更新概率计算系统状态输出估计为

$$\hat{X}_k^+ = \sum_{j=1}^r \hat{X}_j^+(k)\mu_j(k) \quad (31)$$

状态估计误差的协方差为

文、目标状态报文等, 不同类型的报文按照不同的频率广播。其中用于航迹滤波的报文只有空中位置报文和空中速度报文两类, 分别用于提供位置量测数据和速度量测数据, 根据 ADS-B 系统的最低运行性能规范规定^[16], 位置报文和速度报文的更新速率均为 0.5 s , 因此在仿真实验中, 以 0.25 s 为采样间隔, 交替产生位置和速度的量测数据。对于位置和速度的量测噪声, 为确保其合理性, 对某台 ADS-B 接收机在连续时间内接收到的 29 815 条 (包含 125 架飞机) 报文进行分析。报文中的绝大部分飞机的位置报文中的位置导航精度类别 (Navigation Accuracy Category-Position, 简称 NACp) 为 9, 这对应于水平方向位置量测标准差; 而其中约 64% 的飞机的速度导航精度类别 (Navigation Accuracy Category-Velocity, 简称 NACv) 为 1, 对应于水平方向速度量测标准差。因此在仿真中分别使用 15.306 m 和 5.1 m/s 对位置和速度仿真值加噪声, 以产生符合实际情况的量测数据。

考虑民航飞机实际飞行情况, 仿真实验选定的水平飞行航迹如图 3 所示, 航迹持续时间为 150 s , 共包含 5 个阶段: 阶段 1、3、5 分别为持续 25 、 50 、 25 s 的匀速直线飞行, 阶段 2 为持续 25 s 的以 $3^\circ/\text{s}$ 的标准角速度执行的向右协同转弯, 阶段 4 为持续 25 s 的以 $3^\circ/\text{s}$ 的标准角速度执行的向左协同转弯。初始时刻飞机位于坐标 $(0, 0)$ 位置, x 方向速度为 0 , y 方向速度为 250 m/s 。

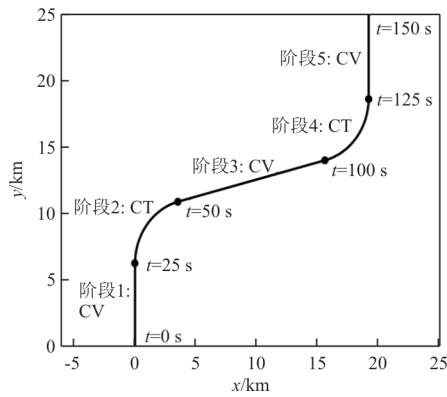


图 3 目标水平运动轨迹

Fig. 3 Target horizontal motion trajectory

根据图 3 所示的仿真飞行航迹,对于 IMM 模型集设置 3 个基本模型,分别为 CV 模型、角速度为 $3(^{\circ})/s$ 的左转弯 CT 模型和角速度为 $3(^{\circ})/s$ 的右转弯 CT 模型。模型概率转移矩阵设置为

$$P = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.05 & 0.05 \\ 0.05 & 0.9 & 0.05 \\ 0.05 & 0.05 & 0.9 \end{bmatrix}$$

在 IMM 算法执行的第 0 步各模型的初值概率分别设置为 0.4、0.3 和 0.3。

在设置好初值和固定参数后,对设定好的目标水平运动航迹采用数值方法交替生成位置和速度的仿真量测数据和滤波数据,实验结果如图 4~图 8 所示,可以看出:IMM 算法在整个航迹跟踪过程中具备良好的适应性,无论是对于位置或速度跟踪误差,其在整个航迹滤波过程中的跟踪误差显著小于量测误差;而对于 CVKF 算法,可以发现在航迹中的 CV 轨迹段,其跟踪误差基本与 IMM 算法相当,而在轨迹中的 CT 阶段,由于模型的失配,其跟踪误差显著增大,甚至显著超越量测误差。

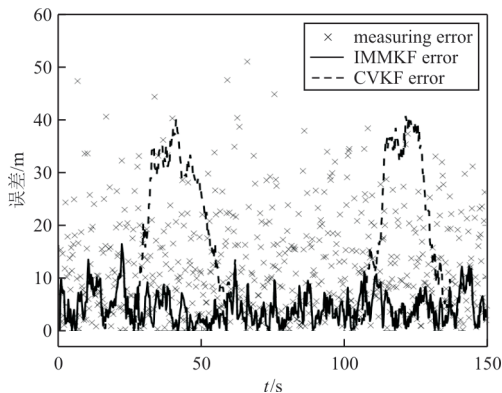


图 4 x 方向位置跟踪误差

Fig. 4 x direction position tracking error

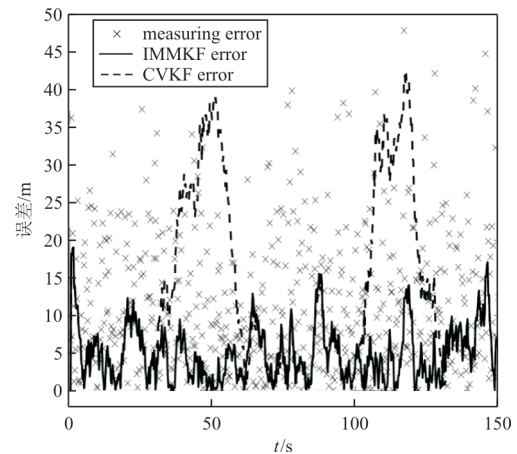


图 5 y 方向位置跟踪误差

Fig. 5 y direction position tracking error

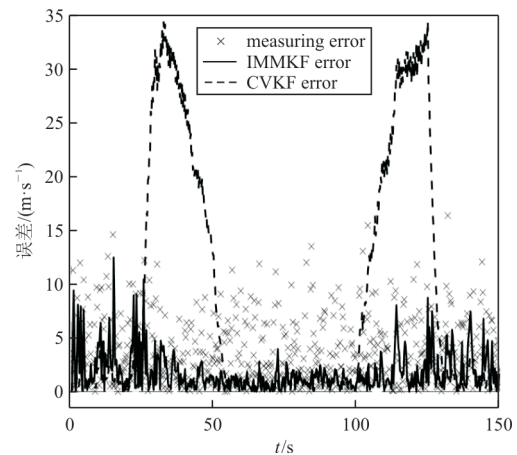


图 6 x 方向速度跟踪误差

Fig. 6 x direction velocity tracking error

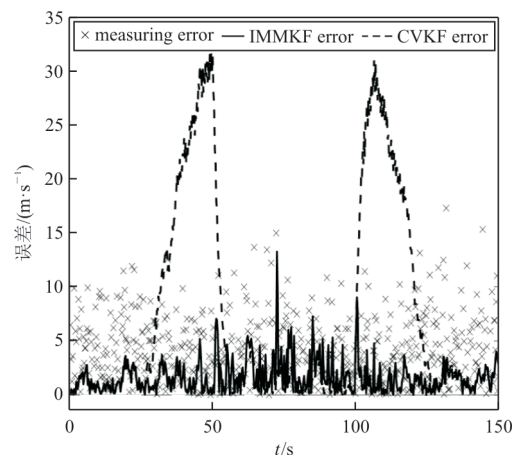


图 7 y 方向速度跟踪误差

Fig. 7 y direction velocity tracking error

IMM 算法在跟踪过程中的实时模型概率如图 8 所示,可以看出:与实际情况匹配度较高,IMM 算法中 CV 模型匹配率为 0.6~0.8,而 CT 模型匹配率可达 0.8~1。这代表在不同的轨迹阶段,IMM

算法能够实时计算判断当前的模型概率,根据模型概率对并行滤波输入和输出进行交互,以得到最优估计值。

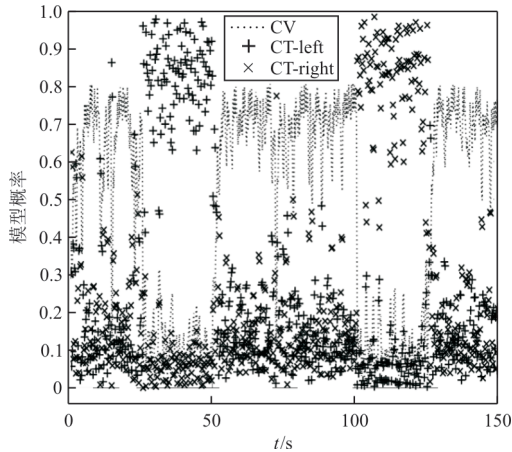


图 8 IMM 算法实时模型概率

Fig. 8 IMM algorithm real-time model probability

IMMKF 算法和 CV 单模型 KF 算法跟踪的整个航迹持续阶段均方根误差 (Root Mean Square Error, 简称 RMSE) 对比如表 1 所示,可以看出: IMM 算法的跟踪误差相比量测误差有了大幅度的优化;而单模型算法的跟踪误差相比于量测误差不降反增。对于 x 方向位置, IMM 算法跟踪误差比量测误差降低了 60%, 而 CVKF 算法跟踪误差比量测误差增大了 25%; 对于 y 方向位置, IMM 算法跟踪误差比量测误差降低了 67%, CVKF 算法跟踪误差比量测误差降低了 21%; 对于 x 方向速度, IMM 算法跟踪误差比量测误差降低了 53%, CVKF 算法跟踪误差比量测误差增大了 139%; 对于 y 方向速度, IMM 算法跟踪误差比量测误差降低了 61%, CVKF 算法跟踪误差比量测误差增大了 72%。可见,对于包含多种运动组合的航迹,如果采用单模型滤波算法,则模型会因为缺乏适应性而无法与当前运动轨迹匹配,由此导致了预测误差的显著增大,最终会导致滤波后的误差比量测误差更大。在本实验中,由于航迹是由 CV 运动和 CT 运动组合的,而单模型 CVKF 算法在跟踪过程中,始终以错误的方式预测 CT 运动的航迹,最终导致整个航迹滤波过程的均方根误差显著增大。相反地, IMM 算法在跟踪过程中具备良好的适应性,根据模型与轨迹的匹配概率综合多个并行滤波结果,显著降低跟踪误差,达到更好的平滑与估计效果。

表 1 IMMKF 和 CVKF 算法均方根误差对比
Table 1 RMSE comparison of IMMKF and CVKF

对比项	均方根误差		
	量测	IMMKF	CVKF
x 方向位置/m	11.777	4.755	14.783
y 方向位置/m	12.398	4.058	9.836
x 方向速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	3.839	1.798	9.189
y 方向速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	4.126	1.621	7.115

4 结 论

1) 基于民航飞机常见航迹建立了符合实际情况的运动模型集,对于目标在整个飞行阶段的机动,能够实时计算模型匹配概率,进而切换用于航迹预测的目标运动模型,提高了算法对复杂航迹的适应性,减小跟踪误差。

2) 整个算法采用的模型均为线性的,避免非线性导致算法复杂度提升和失稳,具备较强的实际工程应用价值。

3) 本文方法对机载 ADS-B 监视应用目标跟踪具备借鉴意义。但所考虑的运动模型集并不完善,后续可以根据海量的飞行航迹数据分析提炼出更契合实际的模型,提升算法性能和滤波精度。对于高机动目标,根据目标特性做准确的先验假设较为困难。因此,本文的方案较难推广至高机动场景中,对于高机动目标和现代场景中大量出现的民用目标,例如视频跟踪中的人、汽车等,可以考虑基于数据驱动的跟踪滤波方案。

参 考 文 献

- [1] 邓晓波, 王飞, 杨光曜. 机载 ADS-B 技术现状与发展趋势[J]. 航空工程进展, 2021, 12(1): 121-128.
DENG Xiaobo, WANG Fei, YANG Guangyao. A survey on airborne ADS-B technology and its development trend[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2021, 12(1): 121-128. (in Chinese)
- [2] 王洪. 飞机监视应用系统、航迹融合与 ADS-B 在应用[J]. 电讯技术, 2019, 59(12): 1488-1494.
WANG Hong. Aircraft surveillance applications systems, track fusion and ADS-B in applications[J]. Telecommunication Engineering, 2019, 59(12): 1488-1494. (in Chinese)
- [3] 曾雅俊, 王俊, 魏少明, 等. 分布式多传感器多目标跟踪方法综述[J]. 雷达学报, 2023, 12(1): 197-213.
ZENG Yajun, WANG Jun, WEI Shaoming, et al. Review of the method for distributed multi-sensor multi-target tracking[J]. Journal of Radars, 2023, 12(1): 197-213. (in Chinese)

- nese)
- [4] 金学波. Kalman滤波器理论与应用——基于MATLAB实现[M]. 北京: 科学出版社, 2016: 47-135.
JIN Xuebo. Theory and application of kalman filter—realization based on Matlab[M]. Beijing: Science Press, 2016: 47-135. (in Chinese)
- [5] 孟军, 马彦恒, 董健, 等. 基于改进“当前”统计模型的ADS-B目标跟踪方法[J]. 计算机测量与控制, 2013, 21(2): 516-519.
MENG Jun, MA Yanheng, DONG Jian, et al. A target tracking method of ADS-B based on modified current statistic model[J]. Computer Measurement & Control, 2013, 21(2): 516-519. (in Chinese)
- [6] 李新胜, 李纲. 机场三维态势呈现中IMMKF平滑ADS-B数据[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(1): 206-211.
LI Xinsheng, LI Gang. Smooth ADS-B data by IMMKF for 3D display of airport situation[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(1): 206-211. (in Chinese)
- [7] 倪育德, 刘萍, 马宇申. 基于ADS-B意图信息的航迹预测改进算法[J]. 电讯技术, 2014, 54(2): 156-162.
NI Yude, LIU Ping, MA Yushen. An improved trajectory prediction algorithm based on ADS-B intent information[J]. Telecommunication Engineering, 2014, 54(2): 156-162. (in Chinese)
- [8] 王尔申, 翟秋刚, 徐嵩, 等. 基于改进交互式多模型算法的ADS-B航迹滤波方法研究[J]. 电光与控制, 2019, 26(4): 71-76.
WANG Ershen, ZHAI Qiugang, XU Song, et al. An ADS-B track filtering method based on improved interactive multi-model algorithm [J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(4): 71-76. (in Chinese)
- [9] 张朝柱, 杜瑞敏. 基于IMM算法的高机动目标航迹滤波在ADS-B中的应用[J]. 应用科技, 2016, 43(5): 24-29, 34.
ZHANG Chaozhu, DU Ruimin. Study of high maneuvering targets track filtering in ADS-B system based on IMM algorithm [J]. Applied Science and Technology, 2016, 43(5): 24-29, 34. (in Chinese)
- [10] 杜云, 张静怡. 基于VSIMM-SRCKF的ADS-B航迹滤波方法研究[J]. 河北工业科技, 2020, 37(1): 17-22.
DU Yun, ZHANG Jingyi. Research on ADS-B track filter method based on VSIMM-SRCKF [J]. Hebei Journal of Industrial Science and Technology, 2020, 37(1): 17-22. (in Chinese)
- [11] ROTH M, HENDEBY G, GUSTAFSSON F. EKFUKF maneuvering target tracking using coordinated turn models with polarcartesian velocity[C]// Proceedings of 17th International Conference on Information Fusion (FUSION). Salamanca, Spain: AIAA, 2014: 1-8.
- [12] KIM Y S, HONG K S. An IMM algorithm for tracking maneuvering vehicles in an adaptive cruise control environment [J]. International Journal of Control, Automation, and Systems, 2004, 2(3): 310-318.
- [13] YUAN Xianghui, LIAN Feng, HAN Chongzhao. Models and algorithms for tracking target with coordinated turn motion [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014, 649276: 1-10.
- [14] HAZEM J. Motion estimation of on-road vehicles from moving platform using stereo vision[D]. Gaza: The Islamic University-Gaza, 2018.
- [15] RTCA. Minimum operational performance standards for Aircraft Surveillance Applications: DO-317B [S]. Washington, DC: RTCA, 2014.
- [16] RTCA. Minimum operational performance standards for 1090 MHz extended squitter ADS-B and TIS-B: DO-260B [S]. Washington, DC: RTCA, 2009.

(编辑:马文静)