

基于改进 Sine 模型的轻型无人机跟踪算法



陈伟¹, 李星秀¹, 吴盘龙¹, 何山^{1,2}, 赵保琛¹

1. 南京理工大学, 江苏 南京 210094

2. 中国空空导弹研究院 空基信息感知与融合全国重点实验室, 河南 洛阳 471099

摘要:如何在战场中准确跟踪敌方来袭无人机是对其进行准确打击的关键。轻型无人机水平匀速飞行时,由于本身体积小、质量轻,以及飞控系统不稳定导致飞行轨迹出现漂浮抖动而难以跟踪的问题,本文提出一种基于改进正弦(Sine)模型的修正无偏量测转换卡尔曼滤波(MUCMKF)跟踪算法。该算法针对传统Sine模型需要提前设置加速度方差和机动频率可能造成跟踪系统发散的问题,提出利用目标当前位置一步预测值和当前位置估计值进行加速度方差自适应估计,并将机动频率与加速度方差进行关联计算,实现加速度方差和机动频率同时自适应调整。在此基础上,利用修正无偏量测转换卡尔曼滤波算法,对轻型无人机真实飞行轨迹进行滤波跟踪。仿真结果表明,与匀速模型(CV)、匀加速模型(CA)、当前统计模型CS和常规的Sine模型相比,基于改进Sine模型的跟踪算法能够更好地适应轻型无人机的飞行特性,精度分别提升44%、59%、42%、37%,具有较好的工程应用前景。

关键词: 轻型无人机; 目标跟踪; Sine模型; MUCMKF算法; 参数自适应

中图分类号: V219/TP13

文献标识码: A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2025.05.011

无人机凭借作战效费比高、伤亡风险低、生存能力强等特点,频繁亮相于近几场局部战争,逐步从战场配角演变成主战力量之一。随着无人机大量装备及广泛应用于战争,反无人机已经成为各国防空作战的焦点^[1-6]。

反无人机的前提是能够对无人机进行较为准确的跟踪^[7]。轻型无人机是指同时满足空机重量(质量)不超过4kg,最大起飞重量不超过7kg,最大飞行速度不超过100km/h的遥控驾驶航空器。轻型无人机由于体积较小、质量较轻及飞控性能的限制^[8],在水平匀速飞行时,难以保持水平匀速直线航迹,整体上近似于围绕一条直线向四周有着不规则的漂浮抖动,这样一来,虽然理论上无人机在水平匀速飞行,但其真实航迹实际上呈波动向前的趋势。在利用雷达对轻型无人机飞行轨迹进行观测时,由于雷达存在测距和测角误差^[9],再叠加上无人机飞行时的系统抖动误差,这就给轻型无人机的准确跟踪带来了难题。针对这

一难题,考虑建立更加符合轻型无人机飞行特性的运动模型并选择合适的滤波算法,以实现轻型无人机的准确跟踪。

常见的目标运动模型^[10]有匀速(CV)模型、匀加速(CA)模型、当前统计CS模型以及正弦(Sine)模型。其中Sine模型适用于具有一般周期机动特性的目标运动特性建模^[11]。王国宏等^[12]提出用具有正相关的零均值随机过程对临近空间高超声速滑跃式机动目标的加速度进行建模,推导出了Sine模型。聂晓华等^[13]在Sine模型的基础上,结合“当前”统计模型的自适应跟踪思想,提出CS-Sine的临近空间目标跟踪模型。苗士雨^[14]鉴于Jerk模型具有良好的强机动目标跟踪性能,在Jerk模型的基础上提出了一种改进的基于正弦相关函数的Sine-Jerk模型,该模型具有更优的周期机动匹配性能,提高了对此类强机动目标的跟踪效果。

本文针对工程试验中轻型无人机在空中水平匀速飞行

收稿日期: 2024-09-17; 退修日期: 2024-12-05; 录用日期: 2025-01-20

基金项目: 航空科学基金(2022Z037059001, 20220001059001); 江苏省卓越博士后计划(JB23147); 江苏省自然科学基金(BK20241463)

引用格式: Chen Wei, Li Xingxiu, Wu Panlong, et al. Light UAV tracking algorithm based on improved Sine model[J]. Aeronautical Science & Technology, 2025, 36(5): 89-96. 陈伟, 李星秀, 吴盘龙, 等. 基于改进Sine模型的轻型无人机跟踪算法[J]. 航空科学技术, 2025, 36(5): 89-96.

时出现漂浮抖动而难以准确跟踪的问题,同时考虑到轻型无人机实际飞行轨迹特性^[15],创新性地提出将无人机水平匀速飞行时出现的漂浮抖动近似为周期机动,并利用 Sine 模型对无人机飞行加速度进行建模。同时,对 Sine 模型存在的缺陷进行改进,实现了加速度方差和机动频率的实时在线调整,提高了模型的准确性。结合修正无偏量测转换卡尔曼滤波算法对轻型无人机目标进行滤波跟踪,仿真结果验证了本文所提算法的有效性。

1 基于 Sine 模型的跟踪算法

1.1 Sine 模型

鉴于轻型无人机在水平匀速飞行时的航迹特性,借鉴三角函数思想,认为其运动轨迹具有近周期性,即加速度在每个运动周期的某一点处可认为近似相等,这样对于固定一点,在每个周期里其加速度具有相关性。

Sine 模型认为机动目标的加速度 $a(t)$ 是一个自相关函数为正弦形式、均值为 0 的随机过程,即

$$R(\tau) = E[a(t)a(t+\tau)] = \sigma_a^2 \cos(w_0\tau) \quad (1)$$

式中, σ_a^2 为加速度的方差; w_0 为角速率,即目标的机动频率; τ 为时间间隔。由于卡尔曼滤波器假设噪声为白噪声^[16],而 $a(t)$ 为有色噪声,需要对 $R(\tau)$ 进行白化。目标加速度相关函数的功率谱密度为

$$P_R(w) = \pi\sigma_a^2 [\delta(w-w_0) + \delta(w+w_0)] \quad (2)$$

由于 $\delta(w-w_0)$ 和 $\delta(w+w_0)$ 均为冲激函数,无法直接对其功率谱进行白化,即无法按 $P_R(w) = |H(w)|^2 P_w(w)$ 设计出 Wiener-Kolmogorov 白化滤波器,其中, $P_w(w)$ 为白噪声功率谱密度。假设功率谱密度为 $P_w(w) = \sigma_w^2/\pi$ 的白噪声通过传递函数为 $H(w) = \pi[\delta(w-w_0) + \delta(w+w_0)]$ 的系统,则输出的功率谱可表示为

$$P(w) = \pi\sigma_a^2 [\delta^2(w-w_0) + \delta^2(w+w_0)] \quad (3)$$

对比式(2)与式(3)发现二者具有相似的频谱特性和结构,即在 $w \pm w_0$ 处为无穷大,在其他处为 0。取 $H(w)$ 为白化滤波器,以方差为 $\sigma_w^2 = \sigma_a^2/\pi$ 的白噪声作为输入,可得目标加速度的二阶时间相关模型为

$$\ddot{a}(t) = -w_0^2 a(t) + v(t) \quad (4)$$

式中, $v(t) \sim N(0, \sigma_a^2)$ 。

对式(4)离散化可得由位置、速度、加速度、加加速度组成的状态矢量,即 $\mathbf{X} = [x \ \dot{x} \ \ddot{x} \ \ddot{\dot{x}}]^T$ 。

基于 Sine 模型的跟踪算法状态方程为

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{F}\mathbf{X}(k) + \mathbf{W}(k) \quad (5)$$

其中,三维空间状态矢量

$$\mathbf{X}(k) = [x \ \dot{x} \ \ddot{x} \ y \ \dot{y} \ \ddot{y} \ z \ \dot{z} \ \ddot{z}]^T \quad (6)$$

三维空间目标的状态转移矩阵

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_1 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{F}_1 & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{F}_1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\mathbf{F}_1 = \begin{bmatrix} 1 & T & 1-\sin(w_0 T)/w_0 & w_0 T + \cos(w_0 T)/w_0^3 \\ 0 & 1 & -\cos(w_0 T)/w_0 & 1-\sin(w_0 T)/w_0^2 \\ 0 & 0 & \sin(w_0 T) & -\cos(w_0 T)/w_0 \\ 0 & 0 & w_0 \cos(w_0 T) & \sin(w_0 T) \end{bmatrix} \quad (8)$$

$\mathbf{W}(k)$ 是均值为零、方差为 \mathbf{Q} 的高斯白噪声

$$\mathbf{Q} = \sigma_a^2/\pi \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} & q_{14} \\ q_{21} & q_{22} & q_{23} & q_{24} \\ q_{31} & q_{32} & q_{33} & q_{34} \\ q_{41} & q_{42} & q_{43} & q_{44} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} q_{11} = \frac{1}{w_0^4} \left[\frac{T^3}{3} + \frac{2T \sin(w_0 T)}{w_0^2} + \frac{T}{2w_0^2} + \frac{\sin(w_0 T)}{4w_0^3} + \frac{2\cos(w_0 T)}{w_0^3} \right] \\ q_{12} = \frac{1}{w_0^4} \left[\frac{T^2}{2} - \frac{T \sin(w_0 T)}{w_0} - \frac{\cos(w_0 T)}{w_0^2} + \frac{\sin(w_0 T)}{4w_0^2} - \frac{\cos(2w_0 T)}{4w_0^2} \right] \\ q_{13} = \frac{-1}{w_0^4} \left[\frac{\cos(w_0 T)}{w_0} + T \sin(w_0 T) + \frac{T}{2} + \frac{\sin(2w_0 T)}{4w_0} \right] \\ q_{14} = \frac{1}{w_0^3} \left[\frac{\cos(w_0 T)}{w_0} + T \sin(w_0 T) - \frac{\cos(2w_0 T)}{4w_0} \right] \\ q_{22} = \frac{1}{w_0^4} \left[\frac{3T}{2} - \frac{2\sin(w_0 T)}{w_0} - \frac{\sin(2w_0 T)}{4w_0} \right] \\ q_{23} = \frac{1}{w_0^3} \left[\frac{\cos(2w_0 T)}{4w_0} - \frac{\sin(w_0 T)}{w_0} \right] \\ q_{24} = \frac{1}{w_0^2} \left[\frac{\sin(2w_0 T)}{4w_0} - \frac{T}{2} - \frac{\cos(w_0 T)}{w_0} \right] \\ q_{33} = \frac{1}{w_0^2} \left[\frac{T}{2} + \frac{\sin(2w_0 T)}{4w_0} \right] \\ q_{34} = \frac{\cos(2w_0 T)}{4w_0^2} \\ q_{44} = \frac{T}{2} - \frac{\sin(2w_0 T)}{4w_0} \\ q_{21} = q_{12}, q_{31} = q_{13}, q_{32} = q_{23} \\ q_{41} = q_{14}, q_{42} = q_{24}, q_{43} = q_{34} \end{array} \right. \quad (10)$$

由式(7)的状态转移矩阵和式(9)的过程噪声协方差矩阵可知, Sine 模型是机动频率参数 w_0 的函数,其模型特性

随着 w_0 变化而有所不同, 即 Sine 模型对 w_0 具有敏感性。因此, w_0 的选取将对工程中 Sine 模型的应用产生重要影响。

1.2 雷达量测信息处理

在目标跟踪系统中, 雷达的量测信息 \mathbf{Z}_k 主要包括径向距离 r_k 、方位角 θ_k 和高低角 η_k , 测量方程为

$$\mathbf{Z}_k = \begin{bmatrix} r_k \\ \theta_k \\ \eta_k \end{bmatrix} = h(\mathbf{X}_k) + \mathbf{V}_k = \begin{bmatrix} \sqrt{x_k^2 + y_k^2 + z_k^2} \\ \arctan \frac{z_k}{x_k} \\ \arctan \frac{y_k}{\sqrt{x_k^2 + z_k^2}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \tilde{r}_k \\ \tilde{\theta}_k \\ \tilde{\eta}_k \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中, $\mathbf{X}_k = [x_k, y_k, z_k]^T$ 为北天东直角坐标系下目标真实位置; $\mathbf{V}_k = [\tilde{r}_k, \tilde{\theta}_k, \tilde{\eta}_k]^T$ 为球坐标系下量测误差; $\tilde{r}_k; \tilde{\theta}_k; \tilde{\eta}_k$ 是均值为零、方差为 $\sigma_r^2, \sigma_\theta^2, \sigma_\eta^2$ 的高斯白噪声, 且相互独立。通过量测转换, 可以得到线性形式的量测模型

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k^{\text{ucm}} \quad (12)$$

$$\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中, \mathbf{H}_k 为三维情况下量测矩阵; \mathbf{X}_k 为目标的真实状态; \mathbf{Y}_k 为笛卡儿坐标系下的量测值; $\mathbf{V}_k^{\text{ucm}}$ 为量测转换后的噪声, 其分布为 $\mathbf{V}_k^{\text{ucm}} \sim \mathcal{N}(\mathbf{V}_k^{\text{ucm}}, \boldsymbol{\mu}_k^{\text{ucm}}, \mathbf{R}_k^{\text{ucm}})$, $\boldsymbol{\mu}_k^{\text{ucm}}$ 和 $\mathbf{R}_k^{\text{ucm}}$ 为量测转换后的噪声均值和协方差。

利用卡尔曼滤波实时估计目标状态需要已知 $\mathbf{V}_k^{\text{ucm}}$ 的统计特性, 而雷达仅能提供球坐标系下量测噪声 \mathbf{V}_k 的统计特性。在修正无量测转换卡尔曼滤波算法中, 令 $\mathbf{V}_k^{\text{ucm}} = [\tilde{x}_k^{\text{um}}, \tilde{y}_k^{\text{um}}, \tilde{z}_k^{\text{um}}]^T$, 则真实偏差和协方差为

$$\begin{cases} \boldsymbol{\mu}_k^{\text{ucm}} = E[\mathbf{V}_k^{\text{ucm}} | r_k^m, \theta_k^m, \eta_k^m]^T = [\mu_{k,x}^{\text{ucm}}, \mu_{k,y}^{\text{ucm}}, \mu_{k,z}^{\text{ucm}}]^T \\ \mathbf{R}_k^{\text{ucm}} = \text{cov}[\mathbf{V}_k^{\text{ucm}} | r_k^m, \theta_k^m, \eta_k^m] = \begin{bmatrix} R_{k,xx}^{\text{ucm}} & R_{k,xy}^{\text{ucm}} & R_{k,xz}^{\text{ucm}} \\ R_{k,yx}^{\text{ucm}} & R_{k,yy}^{\text{ucm}} & R_{k,yz}^{\text{ucm}} \\ R_{k,zx}^{\text{ucm}} & R_{k,zy}^{\text{ucm}} & R_{k,zz}^{\text{ucm}} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (14)$$

式中, $r_k^m; \theta_k^m; \eta_k^m$ 为球坐标系下雷达量测值; $\mu_k^{\text{ucm}}, \mathbf{R}_k^{\text{ucm}}$ 的具体取值见参考文献[17]。

2 基于改进 Sine 模型的跟踪算法

2.1 加速度方差自适应

假设目标在 k 时刻的一维运动状态矢量为 $[x_{k|k}, \dot{x}_{k|k}, \ddot{x}_{k|k}, \ddot{x}_{k|k}]^T$, 假设在 k 时刻到 $k+1$ 时刻的周期 T 内, 加速度变化率为 Δa , 速度变化率为 Δv , $\Delta v = \Delta a T$, 则 $k+1$ 时刻目标位置的预测估计值为

$$\hat{x}_{k+1|k} = x_{k|k} + \dot{x}_{k|k} T + \frac{1}{2} M_0 \ddot{x}_{k|k} T^2 \quad (15)$$

式中, M_0 为非匀变速运动近似匀变速运动的修正常数。实

际上, $k+1$ 时刻目标的加速度为 $\ddot{x}_{k|k} + \Delta a$, 速度为 $\dot{x}_{k|k} + \Delta v$, 则 $k+1$ 时刻目标位置的估计值为

$$\hat{x}_{k+1|k+1} = x_{k|k} + (\dot{x}_{k|k} + \Delta v) T + \frac{1}{2} M_0 (\ddot{x}_{k|k} + \Delta a) T^2 \quad (16)$$

$k+1$ 时刻估计值与预测估计值的差值为

$$\Delta x = \hat{x}_{k+1|k+1} - \hat{x}_{k+1|k} = \Delta v T + \frac{1}{2} A_0 \Delta a T^2 = \left(1 + \frac{1}{2} M_0\right) \Delta a T^2 \quad (17)$$

因此, 加速度方差自适应调整公式可表示为

$$\sigma_a^2(k+1) = M \frac{|\hat{x}_{k+1|k+1} - \hat{x}_{k+1|k}|}{T^2} \quad (18)$$

式中, M 为自适应修正系数, T 为采样周期。

该加速度方差自适应调整的思路即在位置预测估计步中, 未考虑加速度扰动带来的加速度变化, 在估计步中, 考虑这一加速度扰动带来的影响, 由此造成的位置估计偏差便由加速度扰动带来的加速度变化量表示出来。对该公式分析可知, 当目标处于非机动、弱机动时, 在一定时间内, $\hat{x}_{k+1|k+1}$ 和 $\hat{x}_{k+1|k}$ 之间的偏差不大, 此时加速度方差也就较小; 反之, 当目标发生强机动时, $\hat{x}_{k+1|k+1}$ 和 $\hat{x}_{k+1|k}$ 之间的偏差较大, 此时加速度方差也相应变大。这种位置变化的趋势符合加速度及加速度方差变化的趋势和物理意义, 能够较好地反映目标机动实时强弱的变化。

2.2 机动频率自适应

Sine 模型中的机动频率 w_0 是一个极其关键的参数, 它是机动时间常数的倒数, 反映了目标的机动强度, 与目标加速的时间关联。 w_0 不仅参与过程噪声协方差 \mathbf{Q} 的计算, 还决定了状态转移矩阵 \mathbf{F} 的大小, 在对目标状态进行实时估计时, 其取值的合理与否关系到状态预测的准确与否。实际场景中, 目标运动情况复杂多变, 其机动频率也必然不可能为一固定值, 这样一来, Sine 模型预先根据经验给定 w_0 的值, 可能会对目标估计造成较大误差, 甚至造成滤波发散。在此分析基础上, 对 Sine 模型机动频率进行自适应调整改进, 假设机动频率 w_0 与加速度方差 σ_a^2 相关联, 借助加速度方差 σ_a^2 的自适应调整实现机动频率 w 的自适应调整, w_0 自适应调整公式如下

$$w_0(k+1) = w_{\min} + \frac{(w_{\max} - w_{\min}) \sigma_a^2(k+1) - \sigma_{a\min}^2}{\sigma_{a\max}^2 - \sigma_{a\min}^2} \quad (19)$$

式中, w_{\min} 和 w_{\max} 为机动频率可以取到的最小值和最大值, $\sigma_{a\min}^2$ 和 $\sigma_{a\max}^2$ 分别为 $k+1$ 时刻及其之前所有时刻加速度方差可以取到的最小值和最大值, 即

$$\begin{cases} \sigma_{a\min}^2 = \min \{ \sigma_{a,0}^2, \sigma_{a,1}^2, \sigma_{a,2}^2, \dots, \sigma_{a,k+1}^2 \} \\ \sigma_{a\max}^2 = \max \{ \sigma_{a,0}^2, \sigma_{a,1}^2, \sigma_{a,2}^2, \dots, \sigma_{a,k+1}^2 \} \end{cases} \quad (20)$$

由式(19)可知,当 $\sigma_a^2(k+1)=\sigma_{a_{\min}}^2$ 时, $w_0(k+1)=w_{\min}$;当 $\sigma_a^2(k+1)=\sigma_{a_{\max}}^2$ 时, $w_0(k+1)=w_{\max}$,符合目标实际运动过程中,机动频率和加速度方差的变化关系。

2.3 基于改进Sine模型的MUCMKF算法

利用上述改进的Sine模型对目标状态进行建模,利用MUCMKF算法对非线性量测进行无偏转换并基于卡尔曼滤波完成目标跟踪。基于改进Sine模型的MUCMKF跟踪算法流程如下:

(1)滤波状态初始化。根据跟踪目标类型,确定其机动频率范围 $[w_{\min}, w_{\max}]$,给定滤波初值 \mathbf{X}_{ik}^0 ,初始后验协方差矩阵 \mathbf{P}_{ik}^0 ,选取一个合理的加速度方差初始值 $\sigma_{a,0}^2$ 、机动频率初始值 w_0 ,以及自适应修正系数 M 。

(2)计算无偏量测转换误差的均值 $\boldsymbol{\mu}_{k+1}^{\text{ucm}}$ 和协方差矩阵 $\mathbf{R}_{k+1}^{\text{ucm}}$ 。

(3)状态预测与量测更新。根据式(7)计算 \mathbf{F}_k ,根据式

(9)计算 \mathbf{Q}_k

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1|k} = \mathbf{F}_k \mathbf{X}_{k|k} \quad (21)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \mathbf{P}_{k|k} \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k|k}^T + \mathbf{Q}_k \quad (22)$$

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{H}_{k+1}^T (\mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{H}_{k+1}^T + \mathbf{R}_{k+1}^{\text{ucm}})^{-1} \quad (23)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1|k+1} = \hat{\mathbf{X}}_{k+1|k} + \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{Y}_{k+1} - \boldsymbol{\mu}_{k+1}^{\text{ucm}} - \mathbf{H}_{k+1} \hat{\mathbf{X}}_{k+1|k}) \quad (24)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1|k} \quad (25)$$

式中, $\hat{\mathbf{X}}_{k+1|k}$ 为状态预测值, $\mathbf{P}_{k+1|k}$ 为状态预测的误差协方差矩阵; \mathbf{K}_{k+1} 为滤波器的增益矩阵, $\hat{\mathbf{X}}_{k+1|k+1}$ 为状态估计值, $\mathbf{P}_{k+1|k+1}$ 为状态估计值的误差协方差矩阵。

(4)更新加速度方差 σ_a^2 和机动频率 w_0

基于改进Sine模型的无人机跟踪算法将目标运动状态建模为正弦模型,即Sine模型,这更加符合轻型无人机在空中做水平匀速飞行时的实际轨迹,模型的更加匹配有利于提高跟踪精度。同时,由于Sine模型需要提前根据经验设定机动频率和加速度方差等参数,若参数不准确会造成跟踪精度下降甚至发散等问题,鉴于此,本文利用目标当前位置一步预测值和当前位置估计值进行加速度方差自适应估计,并将机动频率与加速度方差进行关联计算,实现了Sine模型关键参数的自适应辨识,有助于提高跟踪系统的精度和稳定性。

3 仿真试验与结果分析

为了验证上述跟踪算法的性能,本文仿真试验在两个仿真场景中进行,蒙特卡罗仿真次数为100次。性能评价指标采用均方根误差(RMSE)和平均均方根误差

(ARMSE),并定义RMSE和ARMSE如下

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(\hat{x}_k^i - x_k^i)^2 + (\hat{y}_k^i - y_k^i)^2 + (\hat{z}_k^i - z_k^i)^2]} \quad (26)$$

$$\text{ARMSE} = \frac{1}{U} \sum_{k=1}^U \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(\hat{x}_k^i - x_k^i)^2 + (\hat{y}_k^i - y_k^i)^2 + (\hat{z}_k^i - z_k^i)^2]} \quad (27)$$

式中, $(\hat{x}_k^i, \hat{y}_k^i, \hat{z}_k^i)$ 和 (x_k^i, y_k^i, z_k^i) 为第*i*次蒙特卡罗试验在*k*时刻位置的估计值和真实值;*N*和*U*分别为蒙特卡罗试验次数和仿真总步长。

仿真场景1:假设目标在三维空间中做水平匀速直线运动,北天东坐标系下目标真实初始位置为[400m, 50m, 500m],真实速度为[-8m/s, 0, -10m/s],目标真实轨迹如图1所示。雷达测距误差为10m,测角误差为1mrad,现分别将目标运动模型建模为CV、CA、CS、Sine、改进Sine模型,结合MUCMKF滤波算法对目标进行跟踪,采样周期均为0.1s,跟踪时间30s。其中CS模型仿真条件:机动频率 $\alpha=20\text{s}^{-1}$, $a_{\max}=3\text{m/s}^2$, $a_{\min}=-3\text{m/s}^2$;Sine模型仿真条件为:机动频率 $w_0=20\text{s}^{-1}$,加速度方差 $\sigma_a^2=1\text{m}^2/\text{s}^4$;改进Sine模型仿真条件为:自适应修正常数*M*取 10^{-6} , $w_0=20\text{s}^{-1}$, $\sigma_{a,0}^2=1\text{m}^2/\text{s}^4$, $w_{\min}=1\text{s}^{-1}$, $w_{\max}=50\text{s}^{-1}$ 。仿真结果如图2、图3所示。

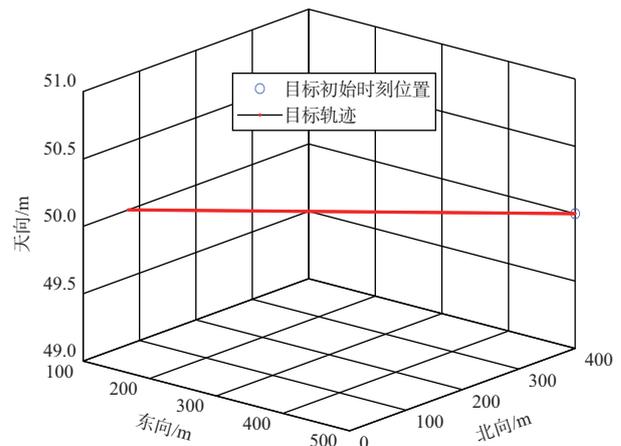


图1 目标真实轨迹

Fig.1 The true trajectory of the target

由仿真结果分析可知,本文所提算法在跟踪三维空间中水平匀速目标具有有效性,同时相对于基于CV、CA、CS、Sine模型的跟踪算法,本文所提算法具有一定的优势。

仿真场景2:为进一步验证本文所提算法在跟踪轻型无人机水平匀速飞行轨迹的准确性,以大疆御3无人机为试验对象,进行无人机水平匀速飞行试验。通过安装在无人机上的高精度GPS接收器,实时获取无人机飞行过程的经

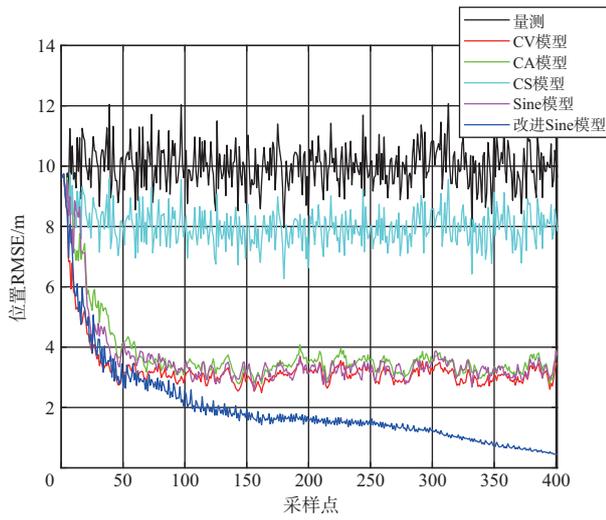


图2 各模型位置 RMSE 对比

Fig.2 Comparison between RMSE positions of each model

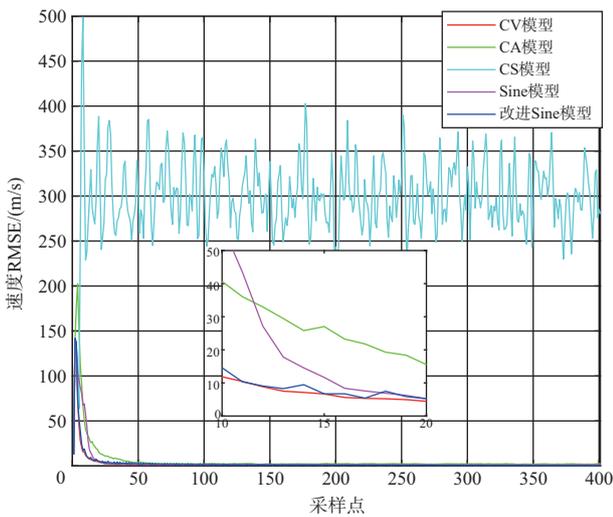


图3 各模型速度 RMSE 对比

Fig.3 Comparison between RMSE speeds of each model

纬高坐标,并通过坐标转换将其转换到以地面某一点为原点的北天东坐标系下,从而获取直角坐标系下轻型无人机真实飞行数据,无人机真实飞行轨迹如图4、图5所示。

首先,以图5所示无人机水平匀速飞行行为仿真场景,通过控制变量法分别研究加速度方差 σ_a^2 和机动频率 w_0 对 Sine 模型的影响。假设雷达测距误差为 10m,测角误差为 1mrad,将无人机运动模型建模为 Sine 模型,采样周期为 0.2s,跟踪时间 80s。首先保持机动频率 $w_0=15s^{-1}$ 不变,取加速度方差分别为 $\sigma_a^2=0.5m^2/s^4, 2m^2/s^4, 8m^2/s^4$, 仿真结果如图6所示;其次保持加速度方差 $\sigma_a^2=0.5m^2/s^4$ 不变,分别取机动频率 $w_0=10s^{-1}, 20s^{-1}, 30s^{-1}$, 仿真结果如图7所示。

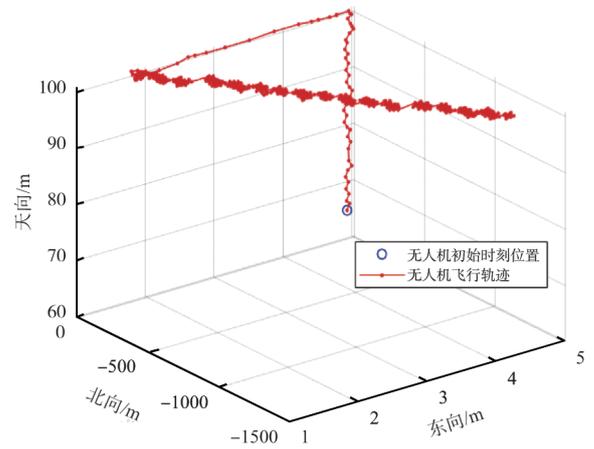


图4 无人机飞行轨迹

Fig.4 The trajectory of the UAV's flight

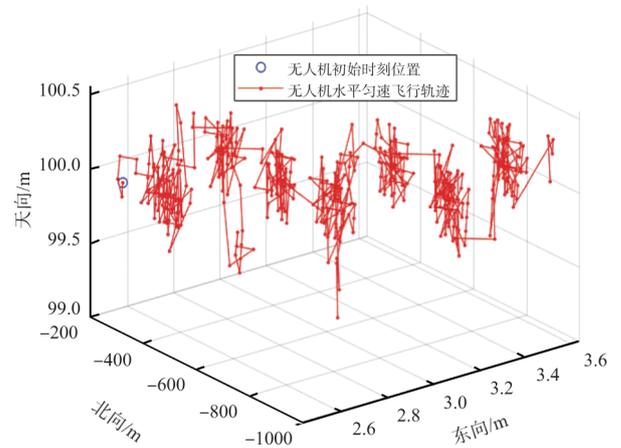


图5 无人机水平匀速飞行轨迹

Fig.5 The trajectory of the UAV's horizontal flight

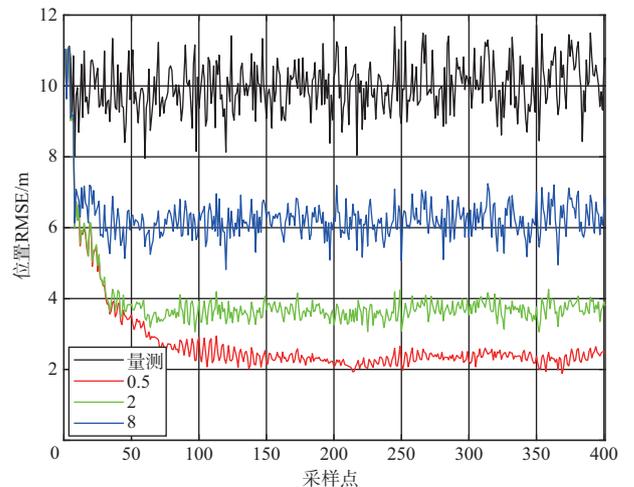


图6 σ_a^2 变化时位置 RMSE 对比($w_0=15s^{-1}$)

Fig.6 RMSE comparison between the position when σ_a^2 changes($w_0=15s^{-1}$)

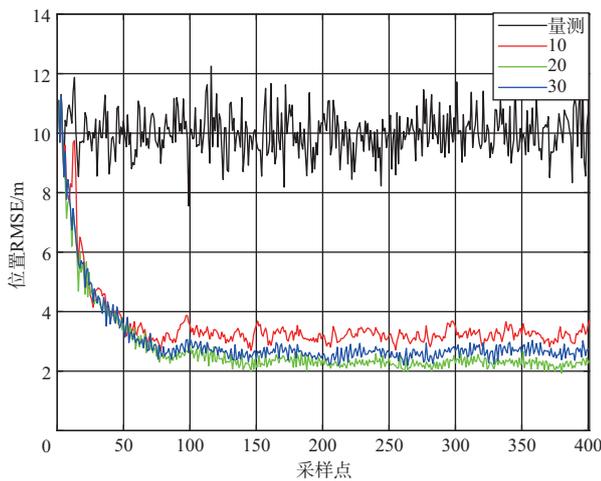


图7 w_0 变化时位置RMSE对比($\sigma_a^2=0.5\text{m}^2/\text{s}^4$)

Fig.7 RMSE comparison between the position when w_0 changes($\sigma_a^2=0.5\text{m}^2/\text{s}^4$)

仿真结果表明, Sine模型对加速度方差 σ_a^2 和机动频率 w_0 具有敏感性,由此可见,改进自适应Sine模型,能够降低模型对初始 σ_a^2 和 w_0 的依赖性,从而提高跟踪系统的稳定性和准确性。

针对仿真场景2,假设雷达测距误差为10m,测角误差为1mrad,分别将无人机运动模型建模为CV、CA、CS、Sine、改进Sine模型,结合MUCMKF滤波算法对图5所示无人机真实水平匀速飞行轨迹进行跟踪,采样周期均为0.2s,跟踪时间80s。其中,CS模型仿真条件:机动频率 $\alpha=15\text{s}^{-1}$, $a_{\max}=3\text{m}/\text{s}^2$, $a_{\min}=-3\text{m}/\text{s}^2$; Sine模型仿真条件为:机动频率 $w_0=15\text{s}^{-1}$,加速度方差 $\sigma_a^2=1\text{m}^2/\text{s}^4$;改进Sine模型仿真条件为:自适应修正常数 M 取 10^{-6} , $w_0=15\text{s}^{-1}$, $\sigma_{a,0}^2=1\text{m}^2/\text{s}^4$, $w_{\min}=1\text{s}^{-1}$, $w_{\max}=50\text{s}^{-1}$ 。仿真结果如图8和表1所示。

从仿真结果可以看出,基于改进Sine模型的MUCMKF算法对于轻型无人机水平匀速飞行时的状态估计效果最好,算法收敛到最小的位置均方根误差,且平均均方根误差最小,同时,该算法运行时间相较于基于其他模型的MUCMKF算法在同一个数量级上,可见,本文算法在提高跟踪精度的同时,算法复杂度基本没有增加,因此,本文算法具有一定的工程应用意义。

4 结论

针对轻型无人机水平匀速飞行时的跟踪难题,本文提出了基于改进Sine模型的修正无偏量测转换卡尔曼滤波跟踪算法。通过研究,得到以下结论:

(1) Sine模型对加速度方差 σ_a^2 和机动频率 w_0 具有敏感

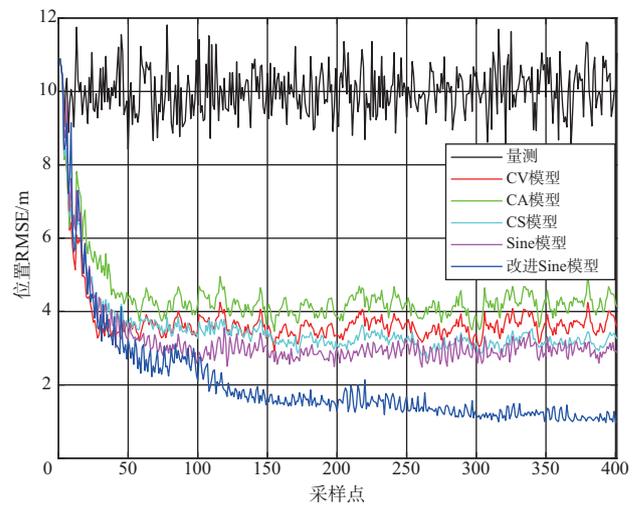


图8 各模型位置RMSE对比

Fig.8 Comparison between RMSE at different model positions

表1 各模型性能比较

Table 1 Performance comparison between various models

模型	位置ARMSE/m	运行时间/s
CV	3.7198	0.0109
CA	5.0993	0.0126
CS	3.5450	0.0147
Sine	3.2680	0.0123
改进Sine	2.0655	0.0161

性,可以通过对加速度方差和机动频率的在线调整,实现Sine模型关键参数的自适应,来降低人为给定初始加速度方差和机动频率对Sine模型跟踪性能的影响,从而提高跟踪系统的稳定性和精度。

(2) 利用目标当前位置一步预测值和当前位置估计值进行加速度方差自适应估计,并将机动频率与加速度方差进行关联计算,来实现Sine模型关键参数的辨识。针对轻型无人机实际飞行轨迹的仿真试验表明,相较于CV、VA、CS、常规Sine模型,本文基于改进Sine模型的跟踪算法在ARMSE指标下精度分别提升44%、59%、42%、37%,从而验证了本文所提算法的可行性和有效性。

AST

参考文献

- [1] 束哲,刘芳,徐海洋,等. 国外反无人机装备发展态势及启示[J]. 国防科技, 2024, 45(4): 43-53.
Shu Zhe, Liu Fang, Xu Haiyang, et al. Development trend and enlightenment of foreign anti-UAV equipment[J]. National Defense Science and Technology, 2024, 45(4): 43-53.(in Chinese)
- [2] 李滩,黄诗怡,刘宏明,等. 无人机集群对抗决策算法研究综述[J]. 航空科学技术, 2024, 35(4): 9-17.

- Li Wei, Huang Shiyi, Liu Hongming, et al. A review of research on UAV swarm confrontation decision-making algorithms [J]. *Aeronautical Science & Technology*, 2024, 35(4): 9-17.(in Chinese)
- [3] 凌海风,李瑞,柏林元,等. 俄罗斯反无人机装备发展现状及启示[J]. *国防科技*, 2023, 44(3): 81-87+141.
- Ling Haifeng, Li Rui, Bo Linyuan, et al. The development status and inspiration of anti drone equipment in Russia [J]. *Defense Technology*, 2023, 44(3): 81-87+141.(in Chinese)
- [4] 雷毅飞,王露禾,贺泊茗,等. 基于深度强化学习的多无人机空战机动策略研究[J]. *航空科学技术*, 2024, 35(3): 111-118.
- Lei Yifei, Wang Luhe, He Bomng, et al. Research on multi-UAV air combat maneuvering strategy based on deep reinforcement learning [J]. *Aeronautical Science & Technology*, 2024, 35(3): 111-118. (in Chinese)
- [5] Kozak P, Vrsecka M. The use of drones in military conflict[C]. 2023 International Conference on Military Technologies (ICMT). IEEE, 2023: 1-6.
- [6] Yu Wei, Qian Bing, Zhang Gongyin, et al. Research on UAV threat to air defense troops and improvement of anti-UAV capability[C]. *International Conference on Man-Machine-Environment System Engineering*, 2023: 253-258.
- [7] 马云红,李欣怡,王泽霖,等. 基于数据驱动的机动目标跟踪[J]. *航空科学技术*, 2024, 35(4): 97-103.
- Ma Yunhong, Li Xinyi, Wang Zelin, et al. Data-driven maneuvering target tracking [J]. *Aeronautical Science & Technology*, 2024, 35(4): 97-103. (in Chinese)
- [8] 张静,张科,王靖宇,等. 低空反无人机技术现状与发展趋势[J]. *航空工程进展*, 2018, 9(1): 1-8+34.
- Zhang Jing, Zhang Ke, Wang Jingyu, et al. Current status and development trends of low altitude anti drone technology [J]. *Advances in Aeronautical Science and Engineering*, 2018, 9(1): 1-8+34.(in Chinese)
- [9] 沈立桥,李硕,石忠华,等. 基于雷达和光学传感器的目标状态联合估计研究[J]. *火控雷达技术*, 2024, 53(3): 73-78+83.
- Shen Liqiao, Li Shuo, Shi Zhonghua, et al. Research on joint estimation of target status based on radar and optical sensors [J]. *Fire Control Radar Technology*, 2024, 53(3): 73-78+83.(in Chinese)
- [10] 邱晓波,许乾坤,单东升. S型机动条件下改进当前统计模型的跟踪算法[J]. *火力与指挥控制*, 2020, 45(11): 67-70+77.
- Qiu Xiaobo, Xu Qiankun, Shan Dongsheng. Tracking algorithm based on improved current statistical model under S-shaped maneuver conditions[J]. *Firepower and Command Control*, 2020, 45(11): 67-70+77.(in Chinese)
- [11] 崔路遥. 临近空间飞行器跟踪算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
- Cui Luyao. Research on near space vehicle tracking algorithm [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020.(in Chinese)
- [12] 王国宏,李俊杰,张翔宇,等. 临近空间高超声速滑跃式机动目标的跟踪模型[J]. *航空学报*, 2015, 36(7): 2400-2410.
- Wang Guohong, Li Junjie, Zhang Xiangyu, et al. A tracking model for hypersonic gliding jump maneuvering targets in near space [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sincia*, 2015, 36(7): 2400-2410.(in Chinese)
- [13] Nie Xiaohua, Zhang Fuming, Xu Yiming. Adaptive model algorithm for maneuvering target tracking of NSHV[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2016, 38(3): 506-511.
- [14] 苗士雨. 临近空间强机动目标跟踪算法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.
- Miao Shiyu. Research on near space strong maneuver target tracking algorithm [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2018.(in Chinese)
- [15] 宁鑫. 四旋翼无人机控制方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
- Ning Xin. Research on control method of quadrotor unmanned aerial vehicle [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018.(in Chinese)
- [16] 杨波,刘枫,薛亮,等. 一种有色噪声条件下的改进卡尔曼滤波算法[J]. *中国惯性技术学报*, 2023, 31(10): 1004-1009.
- Yang Bo, Liu Feng, Xue Liang, et al. An improved Kalman filtering algorithm under colored noise conditions [J]. *Chinese Journal of Inertial Technology*, 2023, 31(10): 1004-1009. (in Chinese)
- [17] 何山. 面向高速机动目标近程拦截的防空火控关键技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2022.
- He Shan. Research on key technologies of air defense fire control for short range interception of high speed mobile targets [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2022.(in Chinese)

Light UAV Tracking Algorithm Based on Improved Sine Model

Chen Wei¹, Li Xingxiu¹, Wu Panlong¹, He Shan^{1,2}, Zhao Baochen¹

1. *Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China*

2. *National Key Laboratory of Air-based Information Perception and Fusion, China Institute of Air-to-Air Missile, Luoyang 471099, China*

Abstract: How to accurately track incoming enemy drones on the battlefield is the key to accurately strike them. In view of the problem that when light drones fly horizontally at a uniform speed, their flight trajectory floats and jitters due to their small size, light weight and unstable flight control system, making them difficult to track, this paper proposes a modified unbiased measurement conversion Kalman filter (MUCMKF) tracking algorithm based on the improved sine model. In view of the problem that the traditional Sine model requires the acceleration variance and maneuvering frequency to be set in advance, which may cause the tracking system to diverge, this algorithm proposes to use the one-step prediction value of the target's current position and the current position estimate to adaptively estimate the acceleration variance, and associate the maneuvering frequency with the acceleration variance to achieve simultaneous adaptive adjustment of the acceleration variance and maneuvering frequency. On this basis, the modified unbiased measurement conversion Kalman filter algorithm is used to filter and track the real flight trajectory of the light drone. The simulation results show that, compared with the uniform velocity model (CV), uniform acceleration model (CA), the current statistical model CS and the conventional Sine model, the tracking algorithm based on the improved Sine model can better adapt to the flight characteristics of light UAVs, with the accuracy improved by 44%, 59%, 42% and 37% respectively, and has good engineering application prospects.

Key Words: light UAV; target tracking; Sine model; MUCMKF algorithm; parameter adaptation

Received: 2024-09-17; **Revised:** 2024-12-05; **Accepted:** 2025-01-20

Foundation item: Aeronautical Science Foundation of China (2022Z037059001, 20220001059001); Jiangsu Funding Program for Excellent Postdoctoral Talent(JB23147); Natural Science Foundation of Jiangsu Province(BK20241463)