

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905296

一种基于 KL-AEPF 的无人机侦察移动目标定位算法*

陈丹琪, 全国栋, 谭力宁, 苏伟, 芦利斌
(火箭军工程大学 西安 710025)

摘要:基于 EPF 的无人机侦察移动目标定位算法在采样阶段需要利用 EKF 算法计算所有粒子的均值和协方差, 导致其计算量大。本文提出了一种基于 KL 距离的自适应 EPF 改进算法, 该方法在采样阶段利用 EKF 算法更新前半部分粒子, 后半部分粒子仍通过先验概率分布更新, 然后根据两个粒子集概率分布间的 KL 距离自适应更新当前时刻的粒子数。在保证精度的同时选择合适的粒子数目, 大幅度降低计算量, 提高运算速度。通过实测飞行数据验证, 该算法平均每个采样周期内粒子数为 40, 平均每个采样周期内计算时间为 8 ms。与 EPF 算法相比, 该方法能在保证定位精度的同时明显减少计算耗时, 具有一定的工程应用价值。

关键词: 无人机; 目标定位; 扩展卡尔曼粒子滤波; KL 距离; 自适应粒子滤波

中图分类号: TP391.4 TH74 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

A KL-AEPF-based UAV reconnaissance moving target localization algorithm

Chen Danqi, Jin Guodong, Tan Li'ning, Su Wei, Lu Libin
(Rocket Force Engineering University, Xi'an 710025, China)

Abstract: EPF-based UAV reconnaissance moving target localization algorithm needs to use the EKF algorithm to calculate the mean and covariance of all particles in the sampling stage, which results in a large amount of computation. In this paper, an improved adaptive EPF algorithm based on KL divergence is proposed. The method uses the EKF algorithm to update the first half of the particles in the sampling phase. The latter half of the particles is still updated with the prior probability distribution, and then according to the KL divergence between the probability distributions of the two particle sets, the number of the particles at current moment is adaptively updated. Selecting the appropriate number of particles while ensuring accuracy greatly reduces the amount of calculation and improves the speed of operation. Through the verification with actually measured flight data, the average number of particles in each sampling period for this algorithm is 40, and the average calculation time in each sampling period is 8ms. Compared with EPF algorithm, this method can significantly reduce the calculation time while ensuring the positioning accuracy, and has certain engineering application value.

Keywords: UAV; target positioning; extended Kalman particle filtering; KL divergence; adaptive particle filtering

0 引言

21 世纪以来, 无人机在现代战争和现代非战争军事行动中应用越来越广泛, 发挥的作用也越来越明显。目标侦察是无人机最重要的应用之一, 而随着技术的发展和战争的瞬变性越来越大, 目前无人机执行侦察任务时, 人们已不仅仅满足于获取目标区域的高精度图像, 更希

望获得高精度的目标定位信息, 来指导人们做出相应的决策^[1-2]。

目前常用的目标侦察定位方法是利用无人机光电平台获取目标相对于无人机的方位和距离, 结合无人机空中姿态和定位信息, 利用空间几何关系解算目标在大地坐标系下的经度、纬度和高度^[3-4]。该方法由于在定位过程中引入了大量的误差源导致定位精度不高, 通常利用滤波的方法抑制测量噪声的影响^[5-7]。文献[8]提出一

种以目标位置为观测量的线性卡尔曼滤波算法实现目标的定位和速度解算,实测数据目标定位均方根误差为 317.86 m;另一种思路是以光电平台的观测角和测距值为观测量,由于观测量与目标状态间存在非线性关系,利用扩展卡尔曼滤波(extend Kalman filter, EKF)和无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)是常见的解决方法。文献[9]提出一种基于 EKF 的固定目标定位算法,仿真定位误差约 5 m;文献[10]提出基于迭代无迹卡尔曼滤波的动态目标定位方法,该方法改善了 UKF 的准确度和收敛速度。但是卡尔曼滤波及其衍生算法受到高斯噪声模型的约束,需要提前知道系统过程噪声和测量噪声参数^[11]。

粒子滤波(particle filter, PF)是一种基于 Monte Carlo 仿真的近似贝叶斯滤波算法,它通过从后验概率中抽取的随机状态粒子来表达其分布,突破了高斯噪声模型的限制,能够应用于强非线性非高斯噪声系统模型^[12-15]。文献[16]基于粒子滤波实现了基于多无人机协同的地面目标定位跟踪,但只能得到目标的二维坐标且定位精度较差。同时粒子滤波存在粒子退化问题,对估计初值精度要求非常高,否则滤波不收敛。文献[17]结合遗传算法提出了适合机载无源定位的改进粒子滤波算法,优化了粒子在状态空间的分布特性,改善了粒子退化问题,但该方法收敛速度没有基本 PF 快。利用 EKF 改进粒子滤波的算法(extended Kalman particle filter, EPF)能构建重要性密度函数指导粒子重采样分布,避免粒子退化问题,收敛速度也较快^[18]。此外,由与粒子滤波的样本数是预先设定的,为保证计算精度,通常样本数设置较大,导致计算资源的大量浪费,对此,文献[19]提出了一种基于 KL 距离的自适应粒子数滤波算法,能自适应调整粒子数,提高计算性能,但该算法也不能保证抑制粒子退化。

针对粒子滤波的粒子退化和计算量的问题,本文提出了一种基于 KL 距离的自适应 EPF 改进算法(KL-adjusted extended Kalman particle filter, KL-AEPF),该方法在重要性采样阶段利用 EKF 算法更新前半部分粒子,后半部分粒子仍通过先验概率分布采样更新,并根据这两个粒子集的概率分布的 KL 距离更新当前时刻的粒子数,在保证定位精度同时能够大幅度减少算法耗时。

1 基于坐标转换的 EKPF 的无人机侦察目标定位跟踪模型

1.1 目标定位涉及到的坐标系

为求解目标在大地坐标系下的位置坐标,需建立从光电平台坐标系到大地坐标系间的转换关系,首先定义坐标系如下:

1) 大地坐标系 GCF

大地坐标系(geodetic coordinate frame, GCF)以地球参考椭球的球心为坐标原点,任意点 K 的坐标位置用经度 L 、纬度 B 和大地高 H 表示。

2) 地心直角坐标系 ECEF

地心直角坐标系(earth-centered, earth-fixed, ECEF)与地球固连, X 轴由原点指向本初子午面与赤道的交点, Z 轴指向地球北极并与地球自转轴重合, X 、 Y 、 Z 轴构成右手坐标系。任意点坐标 K 用空间直角坐标 $t_e(x_e, y_e, z_e)$ 表示。

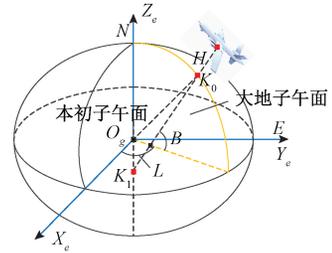


图1 ECEF坐标系和NED坐标系

Fig.1 ECEF coordinate system and NED coordinate system

3) 无人机地理坐标系 NED

无人机地理坐标系使用北东地坐标系(north-east-down, NED),是考虑了实际无人机姿态(偏航角 φ 、俯仰角 θ 和横滚角 σ)后形成的坐标系。它以无人机质心所处的实时位置为参考系原点, X 轴指向地球北, Z 轴垂直于地球表面指向下, Y 轴指向地球东。

4) 无人机机体坐标系 HRD

无人机机体坐标系(head-right-down, HRD)与载机机体固定相连。其原点与无人机载机质心重合, X 指向载机正前方, Y 轴指向载机右翼方向, Z 轴指向载体竖轴向下。

5) 光电平台坐标系 OEP

光电平台坐标系(opto-electronic-platform, OEP)原点为激光测距仪发射器中心, X 、 Y 、 Z 轴与 HRD 3轴指向一致。光电平台和目标间的方位角为 α 、高低角为 β 、距离为 R 。

1.2 系统状态参数

在对动态目标定位时,光电平台获得的目标观测信息是 OEP 系下的,而最终需要得到目标在 GCF 系下的经纬高坐标和在 NED 系下 3 个方向的速度,因此需要结合坐标转换。选择目标在 ECEF 系下的坐标位置和沿三轴方向的速度为目标估计状态。

1) 目标状态方程

假设目标做匀速直线运动, k 时刻目标状态为 $\mathbf{X}_k = [x_k \ v_{xk} \ y_k \ v_{yk} \ z_k \ v_{zk}]^T$,其中 $(x_k \ y_k \ z_k)$ 为目标在 ECEF 系下

的坐标位置, $(v_{x_k} v_{y_k} v_{z_k})$ 为目标在 ECEF 系下沿三轴方向的速度。

目标运动状态方程为:

$$\mathbf{X}_{k+1} = \Phi \mathbf{X}_k + \Gamma \mathbf{w}_k \quad (1)$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \Gamma = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 & 0 \\ T & 0 & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix}$$

式中: Φ 为状态转移矩阵; Γ 为噪声驱动矩阵; T 为采样周期; w 为系统过程噪声, 是均值为 0 的高斯白噪声。

2) 基于坐标转换的观测方程

k 时刻无人机光电平台可获取 OEP 系下目标相对于无人机的方位角 α 、高低角 β 和距离 R , 目标在 OEP 系下的坐标位置为 (x_{pk}, y_{pk}, z_{pk}) , 并且在 OEP 系下存在如下量测关系:

其中,

$$\mathbf{H}_k^{(i)} = \frac{\partial h}{\partial \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}^{(i)}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \alpha}{\partial x_k}, & 0, & \frac{\partial \alpha}{\partial y_k}, & 0, & \frac{\partial \alpha}{\partial z_k}, & 0 \\ \frac{\partial \beta}{\partial x_k}, & 0, & \frac{\partial \beta}{\partial y_k}, & 0, & \frac{\partial \beta}{\partial z_k}, & 0 \\ \frac{\partial R}{\partial x_k}, & 0, & \frac{\partial R}{\partial y_k}, & 0, & \frac{\partial R}{\partial z_k}, & 0 \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} \frac{x_{pk} \mathbf{T}_{11}}{\sqrt{x_{pk}^2 + y_{pk}^2 + z_{pk}^2}}, & 0, & \frac{x_{pk} \mathbf{T}_{22}}{\sqrt{x_{pk}^2 + y_{pk}^2 + z_{pk}^2}}, & 0, & \frac{x_{pk} \mathbf{T}_{33}}{\sqrt{x_{pk}^2 + y_{pk}^2 + z_{pk}^2}}, & 0 \\ \frac{-y_{pk} \mathbf{T}_{11}}{x_{pk}^2 + y_{pk}^2}, & 0, & \frac{x_{pk} \mathbf{T}_{22}}{x_{pk}^2 + y_{pk}^2}, & 0, & 0, & 0 \\ \frac{x_{pk} z_{pk} \mathbf{T}_{11}}{(x_{pk}^2 + y_{pk}^2 + z_{pk}^2) \sqrt{x_{pk}^2 + y_{pk}^2}}, & 0, & \frac{y_{pk} z_{pk} \mathbf{T}_{22}}{(x_{pk}^2 + y_{pk}^2 + z_{pk}^2) \sqrt{x_{pk}^2 + y_{pk}^2}}, & 0, & \frac{-\sqrt{x_{pk}^2 + y_{pk}^2} \mathbf{T}_{33}}{(x_{pk}^2 + y_{pk}^2 + z_{pk}^2)}, & 0 \end{bmatrix}$$

1.3 基于 KL 距离的 AEPF 算法

1) KL-AEPF 改进算法

为避免粒子退化, 基于上述模型可利用 EPF 算法求解, 但传统的 EPF 算法在重要性采样阶段计算所有粒子的均值和方差, 为每个粒子产生近似后验密度函数, 这样在抑制粒子退化的同时会导致计算量剧增。若在重采样之前, 利用 EKF 更新一半的先验粒子, 另一半粒子仍从先验先验概率分布中采样, 这样同时考虑了先验密度函数和近似后验密度函数对后验分布的影响。在重采样过程中, 理论上由 EKF 更新得到的后验分布与建议分布的

$$h(\mathbf{X}_k) = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \\ R \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan(y_{pk}/x_{pk}) - \\ \arctan(z_{pk}/\sqrt{x_{pk}^2 + y_{pk}^2}) \\ \sqrt{x_{pk}^2 + y_{pk}^2 + z_{pk}^2} \end{bmatrix} \quad (2)$$

ECEF 坐标系到 OEP 坐标系的转换矩阵记为 \mathbf{T}_{ECEF}^{OEP} ,

$$\text{令 } \mathbf{T}_{ECEF}^{OEP} = \begin{bmatrix} \mathbf{T}_{11} & \mathbf{T}_{12} & \mathbf{T}_{13} \\ \mathbf{T}_{21} & \mathbf{T}_{22} & \mathbf{T}_{23} \\ \mathbf{T}_{31} & \mathbf{T}_{32} & \mathbf{T}_{33} \end{bmatrix} \circ$$

则有:

$$\begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ z_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{T}_{11} x_k + \mathbf{T}_{12} y_k + \mathbf{T}_{13} z_k \\ \mathbf{T}_{21} x_k + \mathbf{T}_{22} y_k + \mathbf{T}_{23} z_k \\ \mathbf{T}_{31} x_k + \mathbf{T}_{32} y_k + \mathbf{T}_{33} z_k \end{bmatrix} \quad (3)$$

在 ECEF 系下的目标观测方程为:

$$\mathbf{Z}_k = h(\mathbf{X}_k) + \mathbf{v}_k \quad (4)$$

由于观测方程是非线性方程, 将 $h(\mathbf{X}_k)$ 在 $\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}$ 处进行一阶 Taylor 级数展开进行线性化处理, 得到:

$$\mathbf{Z}_k = h(\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}) + \frac{\partial h}{\partial \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}} [\mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}] + \mathbf{v}_k \quad (5)$$

化简得:

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{v}_k + h(\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}) - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} \quad (6)$$

距离更短, 其似然函数的峰值与先验分布的峰值更接近, 能“指导”更多的落在先验分布区域的粒子转移到 EKF 更新得到的似然区域, 随着迭代次数增加, 两个似然区域会逐渐重合, 如图 2 所示。这样改进后的 EPF 算法相比传统 EPF 算法能减少近一半的计算量。

除计算量大的问题外, 目前的 EPF 算法同 PF 算法一样, 均是预设固定的粒子数, 但实际上状态空间随时间在不断变化, 若单方面增大或减少粒子数, 可能会造成计算资源浪费或粒子退化。文献[19]的自适应调整粒子数的思想可应用在上述改进后的 EPF 算法中。通过计

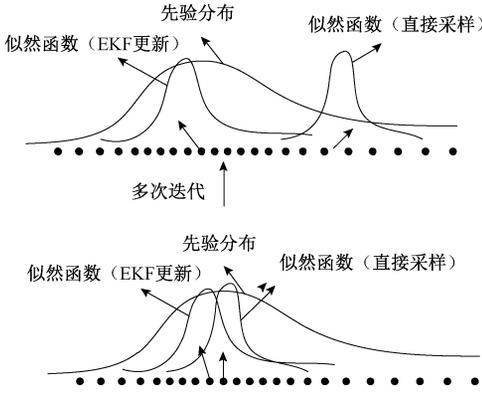


图2 粒子转移
Fig.2 Particle transfer

算 EKF 更新的一半粒子集概率分布和直接采样更新的另一半粒子集概率分布间的 KL 距离 (Kullback-leibler divergence), 动态调整每次重采样所需要的粒子数, 在保证精度的同时使样本数达到最优。

2) 算法具体内容

KL 距离是一种估计两个概率分布 p 和 q 之间的差异的评价指标, KL 值越小, 表示 p, q 差异越小。KL 距离记为^[20]:

$$D_{kl}(p \parallel q) = \sum_x p(x) \log \frac{p(x)}{q(x)} \quad (7)$$

n 维高斯分布的间的 KL 距离为^[21]:

$$D_{kl}(p \parallel q) = \frac{\log \frac{\det(\sum_q)}{\det(\sum_p)} - n + \text{tr}(\sum_q^{-1} \sum_p)}{2} + \frac{(\mathbf{u}_q - \mathbf{u}_q)^T \sum_q^{-1} (\mathbf{u}_q - \mathbf{u}_q)}{2} \quad (8)$$

其中, Σ 为协方差矩阵; \mathbf{u} 为均值。

基于 ECEF 系下的目标状态方程和观测方程, 利用 KL-AEPF 改进算法对目标位置和速度进行估计, 算法流程如图 3 所示, 具体步骤如下:

第一步: 初始化, $k=0$

• For $i=1: N_0$

从先验分布 $p(X_0)$ 中抽取初始化状态 $X_0^{(i)}$, N_0 为设置的初始粒子数。输入 KL 阈值 λ 、粒子数调整因子 α, β ($\alpha > 1, 0 < \beta < 1$), 最大粒子数 N_{\max} 和最小粒子数 N_{\min} 。

第二步: • For $k=1: \text{Length}$

(a) 重要性采样阶段

• For $i=1: N_0/2$

计算状态转移矩阵 $\Phi_k^{(i)}$ 、噪声驱动矩阵 $\Gamma_k^{(i)}$ 、观测矩阵 $\mathbf{H}_k^{(i)}$ 。

利用 EKF 算法计算样本均值 $\mathbf{X}_k^{(i)}$ 和协方差 $\mathbf{P}_k^{(i)}$ 产生

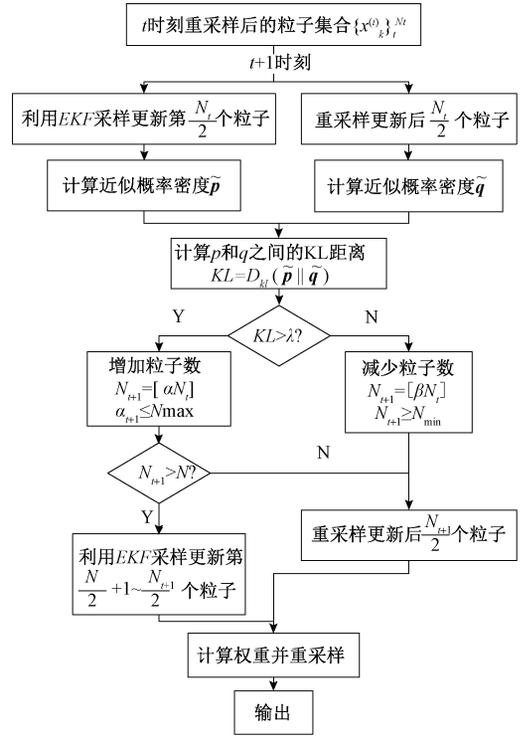


图3 KL-AEPF 改进算法流程

Fig.3 Flow chart of KL-AEPF improved algorithm

近似高斯建议密度分布。然后从 $\hat{\mathbf{X}}_k^{(i)} \sim q(\mathbf{X}_k^{(i)} | \mathbf{X}_{0:k-1}^{(i)}, \mathbf{Z}_{1:k}^{(i)}) = N(\mathbf{X}_k^{(i)}, \hat{\mathbf{P}}_k^{(i)})$ 采样, 更新粒子, 计算粒子集近似概率密度 \tilde{q} 。

• For $i = N_0/2 + 1: N_0$

采样 $\hat{\mathbf{X}}_k^{(i)} \sim q(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{0:k-1}^{(i)}, \mathbf{Z}_{1:k})$, 并设置 $\hat{\mathbf{X}}_{0:k}^{(i)} \triangleq (\hat{\mathbf{X}}_{0:k}^{(i)}, \hat{\mathbf{X}}_k^{(i)})$, 计算粒子集近似概率密度 \tilde{p} 。

(b) 计算 \tilde{p} 和 \tilde{q} 的 KL 距离, 更新粒子数

根据式 (15) 计算 \tilde{p} 和 \tilde{q} 的 KL 距离, 根据阈值 λ 调整粒子数为 N_t 并取整为偶数。

(c) • For $i=1: N_t$

重复步骤重要性采样阶段。

(d) 权重更新并归一化处理

为每个粒子重新计算权重:

• For $i=1: N_t/2$

$$w_k^{(i)} \propto \frac{p(\mathbf{Z}_k | \hat{\mathbf{X}}_k^{(i)}) p(\hat{\mathbf{X}}_k^{(i)} | \hat{\mathbf{X}}_{k-1}^{(i)})}{q(\hat{\mathbf{X}}_k^{(i)} | \hat{\mathbf{X}}_{0:k-1}^{(i)}, \mathbf{Z}_{1:k})} \quad (9)$$

• For $i=N_t/2 + 1: N_t$

$$w_k^{(i)} = w_{k-1}^{(i)} \frac{p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^{(i)}) p(\mathbf{X}_k^{(i)} | \mathbf{X}_{k-1}^{(i)})}{q(\mathbf{X}_k^{(i)} | \mathbf{X}_{0:k-1}^{(i)}, \mathbf{Z}_{1:k})} \quad (10)$$

归一化处理:

$$\tilde{w}_k^{(i)}(X_{0:k}^{(i)}) = w_k^{(i)} / \sum_{i=1}^N w_k^{(i)} \quad (11)$$

(e)重采样

根据归一化权值 $\tilde{w}_k(X_{0:k}^{(i)})$ 大小对粒子集合 $\hat{X}_{0:k}^{(i)}$ 进行复制和淘汰。

•For $i = 1: N_0$

初始化权重, $w_k^{(i)} = \tilde{w}_k^{(i)} = 1/N_t$ 。

2 仿真分析

2.1 仿真实验

某地面目标 O 初始位置为 (800, 600, 50 m), 沿 X 轴和 Y 轴方向的运动速度分别为 5 m/s, 3 m/s, 垂直速度为 0。无人机接近目标后在目标点上空匀速盘旋飞行, 无人机开始盘旋的位置为 (800, 600, 50 m), 飞行高度为 3 000 m。飞行过程中无人机姿态保持不变, 每 0.5 s 获取测量数据。为模拟实际目标定位过程, 设定测距误差标准差为 5 m, 光电平台方位角和高低角误差标准差为 0.5°, 均服从正态分布。仿真飞行航迹如图 4 所示。

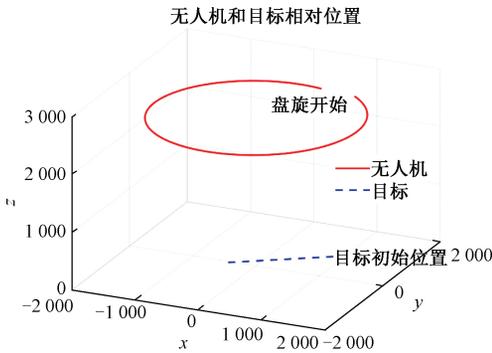


图4 仿真轨迹示意图

Fig.4 Schematic diagram of simulated trajectory

2.2 结果分析

利用本文算法和 EKF、EPF 算法对仿真目标进行定位和测速估计。其中 EPF 算法粒子数 $N = 100$, KL-AEPF 算法 $N_{max} = 100, N_{min} = 50$ 。图 5 所示为对目标定位的结果对比。结果显示 EKF 算法在前期定位结果无法收敛, 后期才能准确定位跟踪目标, 而 EPF 和本文算法都能准确定位跟踪目标。

定位精度用目标估计的位置、速度与目标真实位置、速度的欧氏距离来衡量, 见式 (12) 和 (13)。

$$RMS_{loc} = \sqrt{(x_k - x_k^{true})^2 + (y_k - y_k^{true})^2 + (z_k - z_k^{true})^2} \quad (12)$$

$$RMS_{vel} = \sqrt{(v_{xk} - v_{xk}^{true})^2 + (v_{yk} - v_{yk}^{true})^2 + (v_{zk} - v_{zk}^{true})^2} \quad (13)$$

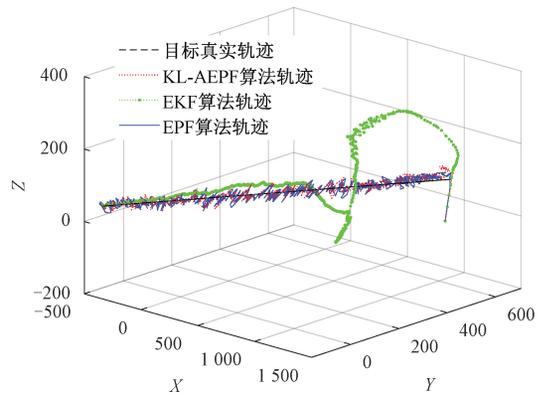


图5 仿真定位估计结果

Fig.5 Simulation localization estimation results

表1 算法结果对比

Table 1 Comparison of algorithm results

算法	平均定位误差/	定位标准差/	平均测速误差/	测速标准差/
	m	m	(m·s ⁻¹)	(m·s ⁻¹)
EKF	241.81	269.92	4.24	6.62
EPF	16.04	11.28	1.40	3.22
AEPF	16.15	11.45	1.32	3.12

图 6 所示为对目标定位和速度估计的综合误差结果对比, 3 种算法的定位测速结果对比如表 1 所示。算法初始参数设置均相同。由实验结果可知, EKF 的定位结果前期一直震荡, 250 s 后才收敛, 同时 EKF 的平均定位测速误差较大, 定位测速标准差也相比其他算法较大, 算法不稳定。EKF 算法对系统参数设置要求较高, 参数设置不精确时会导致结果震荡、收敛慢, 但是粒子滤波不受高斯模型限制, 对参数设置要求较低。由结果可以看出 EPF 和本文算法收敛速度快, 综合定位误差在 10 s 内能够收敛, 综合测速误差在 50 s 内收敛。AEPF 算法的平均定位测速精度接近 EPF 算法, 由定位、测速标准差结果可知 AEPF 算法的稳定性接近于 EPF 算法, 具有较高的鲁棒性。

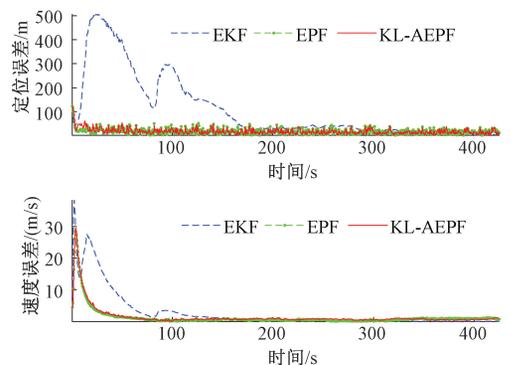


图6 仿真目标定位误差和速度估计误差

Fig.6 The positioning error and velocity estimation error of the simulation target

图7所示为本文算法每个采样周期内的粒子数变换情况,其中 $\alpha=1.1$, $\beta=0.9$,每个采样周期内粒子数能够自适应调整。图8所示为本文算法和EPF的耗时情况对比,本文算法减少了利用EKF进行重要性采样的计算量,并且自适应选择了合适的粒子数,在保持精度的同时使得计算量大幅度减少。另外通过100次蒙特卡洛仿真实验,KL-AEPF算法平均每个采样周期内粒子数为40,平均每个采样周期内计算时间为10.5 ms。

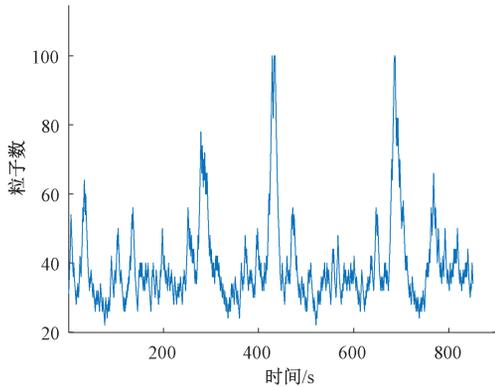


图7 KL-AEPF算法的粒子数变化

Fig.7 The particle number variation of KL-AEPF

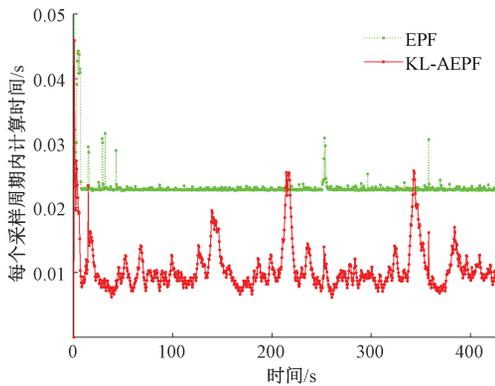


图8 仿真目标算法耗时比较

Fig.8 Comparison of the algorithm time consumption of the simulation target

3 实测飞行数据分析

3.1 实验系统搭建

实验室研发了一套六旋翼无人机侦察系统,如图9所示,搭载有品灵公司的Z30T-M光电吊舱,如图10所示,该系统具有良好的目标跟踪能力,数据信号通过图传、数传设备发送给地面站进行处理。实验无人机安装有图11所示RTK定位系统,载机定位误差优于1 m,

IMU姿态角测量误差优于 1° ,光电平台测距误差优于10 m,光电平台方位角和高低角误差优于 1° 。



图9 无人机侦察系统

Fig.9 UAV reconnaissance system



图10 Z30T-M 光电吊舱

Fig.10 Z30T-M photoelectric pod



图11 RTK 定位板卡

Fig.11 RTK positioning board

3.2 实地飞行实验

基于上述实验系统展开实验,目标车辆初始位置为($34^\circ 12' 11''\text{N}$, $108^\circ 48' 43''\text{E}$, 399.35 m),车速从0 m/s缓慢加速至6.69 m/s,朝西北方向运动,车上载有RTK天线,测量间隔为0.055 7 s。目标车辆开始运动时无人机开始对目标测量,无人机飞行高度约为800 m,无人机初始测量点的位置为($34^\circ 12' 12''\text{N}$, $108^\circ 48' 42''\text{E}$, 1 106.92 m),开始测量后无人机速度从0.1 m/s缓慢加速至4.35 m/s,测量间隔为0.057 5 s,总共测量时间为38.4 s。无人机与目标相对运动轨迹如图12所示。

3.3 结果分析

对实测飞行数据利用本文算法和EKF、EPF算法估计目标位置和速度。EPF、KL-AEPF算法参数设置同仿真实验。目标定位的结果如图13所示,定位结果二维平面投影如图14所示。结果显示EKF算法在前期能准确定位跟踪目标,但后期定位结果无法收敛,而EPF和本文算法都能准确定位跟踪目标。

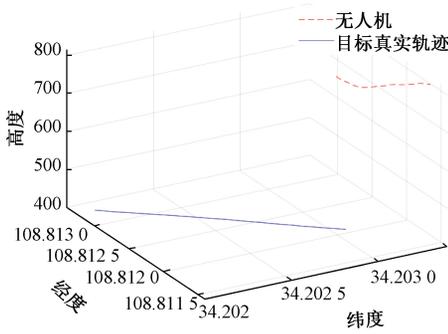


图 12 实验轨迹示意图

Fig.12 Schematic diagram of the experimental track jectory

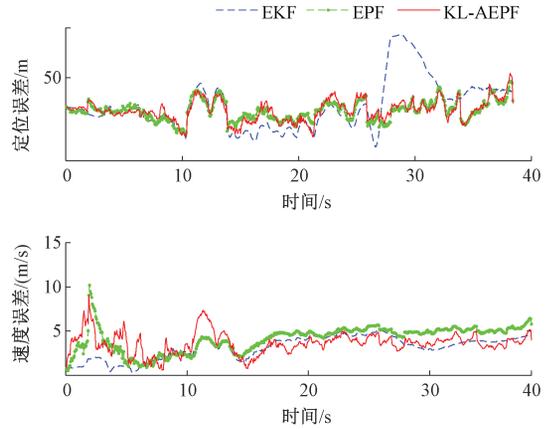


图 15 实测目标定位误差和速度估计误差

Fig.15 The positioning error and velocity estimation error of the really measured target

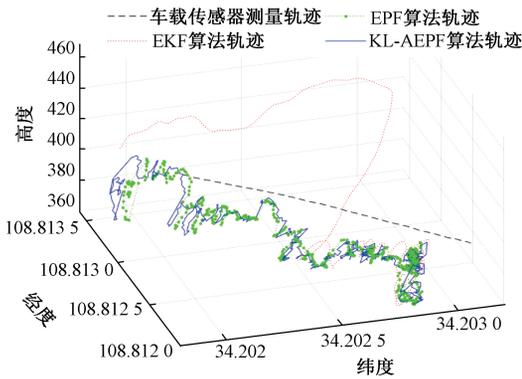


图 13 实测目标定位结果

Fig.13 The positioning results of the really measured target

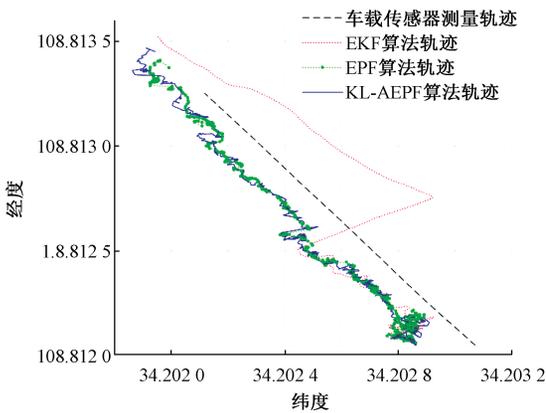


图 14 实测目标定位结果平面图

Fig.14 The plan diagram of the really measured target localization results

由于无人机和目标传感器测量间隔不一致,定位结果难以完全对准,以车载传感器定位测速结果为参考值,计算目标定位和速度估计的综合误差,结果如图 15 所示。

3 种算法的定位测速结果对比如表 2 所示,其中本

文算法对目标位置估计综合误差略优于 EPF 算法,利用 EKF 算法定位估计综合误差在测量前期与本文算法相近,但在 26 s 后定位结果发散了。在实际飞行过程中,由于自然环境因素(如风、雨)或光电平台性能问题,可能造成光电平台未对准目标、激光打偏等问题,造成测量噪声不再服从高斯分布,EKF 是高斯模型下的滤波算法,对于非高斯模型处理能力较弱,而粒子滤波受非高斯模型影响较小。本文算法对目标测速误差高于 EPF 算法,EKF 算法对实测数据定位估计不收敛,测速估计结果并没有实际意义。由测量标准差和测速标准差可知,EKF 稳定性较差,而本文算法的稳定性能达到 EPF 的水平,稳定性较强。

表 2 算法结果对比

Table 2 Comparison of algorithm results

算法	平均定位误差/定位标准差/		平均测速误差/ 测速标准差/	
	m	m	($m \cdot s^{-1}$)	($m \cdot s^{-1}$)
EKF	38.17	15.07	无效	1.25
EPF	29.90	5.80	4.65	0.97
KL-AEPF	28.94	5.74	3.90	1.03

图 16 所示为实测飞行实验中本文算法每个采样周期内的粒子数变化情况,其中 α, β 同仿真实验。图 17 所示为本文算法和 EPF 的耗时情况对比。通过 100 次蒙特卡洛实验,EPF 和 AEPF 的平均耗时、粒子数对比如表 3 所示。KL-AEPF 算法平均每个采样周期内粒子数为 32,平均每个采样周期内计算时间为 0.008 s。实测实验结果说明,本文算法定位精度与 EPF 接近,在保证性能的同时大幅度减少计算量,缩短运算耗时。

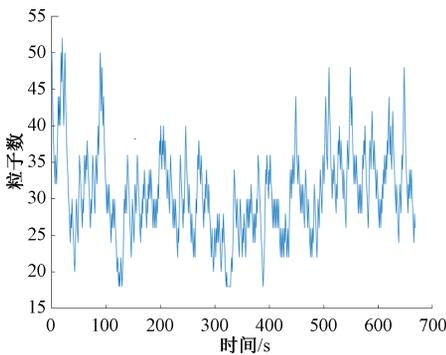


图 16 KL-AEPF 算法的粒子数变化

Fig.16 The particle number variation of KL-AEPF

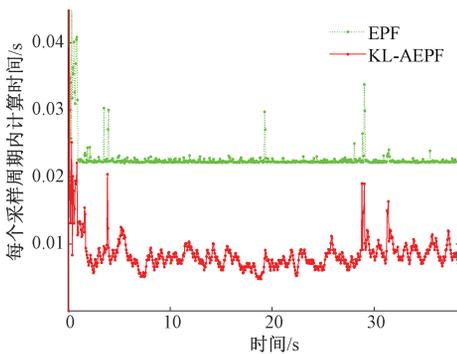


图 17 实测目标算法耗时比较

Fig.17 Comparison of the algorithm time consumption of the really measured target

表 3 耗时和粒子数对比

Table 3 Comparison of time consumption and number of particles

算法	采样周期内平均运算耗时/ms	采样周期内平均粒子数
EPF	24.6	100
KL-AEPF	8	32

4 结 论

本文提出了一种基于 KL 距离的自适应 EPF 改进算法,该方法在重要性采样阶段利用 EKF 算法更新前 $N/2$ 粒子,后 $N/2$ 粒子仍通过先验概率分布采样更新,并根据这两个粒子集的概率分布的 KL 距离更新当前时刻的粒子数,在保证定位精度同时能够大幅度减少算法耗时。实验结果表明,本文算法相比 EPF 算法在保持同等性能的情况下大幅度减少运算耗时,具有一定的工程应用价值。

参考文献

[1] 樊邦奎. 无人机侦察目标定位技术[M]. 北京:国防工

业出版社, 2014.

FAN B K. Unmanned Aerial Vehicle Reconnaissance Target Positioning Technology [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2014.

[2] 陈丹琪, 金国栋, 谭立宁, 等. 无人机载光电平台目标定位方法综述[J]. 飞航导弹, 2019(8):43-48.

CHEN D Q, JIN G D, TAN L N, et al. Overview of target positioning methods for unmanned aerial vehicles on optical platforms [J]. Flying missiles, 2019(8):43-48.

[3] 江晶. 运动传感器目标跟踪技术[M]. 北京:国防工业出版社, 2017.

JIANG J. Motion Sensor Target Tracking Technology [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2017.

[4] 徐诚, 黄大庆. 无人机光电侦测平台目标定位误差分析[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(10):2265-2270.

XU CH, HUANG D Q. Analysis of target positioning error of unmanned aerial vehicle photoelectric detection platform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(10): 2265-2270.

[5] 徐诚, 黄大庆, 孔繁铨. 一种小型无人机无源目标定位方法及精度分析[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(5): 1115-1122.

XU CH, HUANG D Q, KONG F Q. A passive target location method and accuracy analysis of small unmanned aerial vehicles [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(5): 1115-1122.

[6] 管坐攀, 王乃祥, 徐宁. 基于蒙特卡洛模拟的机载光电平台测角精度分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(3):447-453.

GUAN Z N, WANG N X, XU N. Analysis of angle measurement accuracy of airborne optoelectronic platform based on Monte Carlo simulation [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2015, 29(3):447-453.

[7] 刘家燕, 王平, 甘至宏, 等. 察打一体高速无人机光电平台激光照射精度分析[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(10):1449-1455.

LIU J Y, WANG P, GAN ZH H, et al. Analysis of laser irradiation precision of photoelectric platform of Chadeng high-speed unmanned aerial vehicle [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2015, 29(10):

- 1449-1455.
- [8] 刘焯, 胡倩影. 航空光电平台机动目标跟踪定位技术应用[J]. 无线电通信技术, 2014, 40(3):86-89.
LIU W, HU Q Y. Application of tracking and positioning technology for aeronautical optics platform maneuvering target [J]. Radio Communication Technology, 2014, 40(3):86-89.
- [9] 李美红, 尹健, 徐劲祥. 基于EKF的机载光电吊舱目标定位研究[J]. 弹箭与制导学报, 2017, 36(6):157-161.
LI M H, YIN J, XU J X. Research on target positioning of airborne photoelectric pod based on EKF[J]. Journal of Projectiles, Missiles and Guidance, 2017, 36(6):157-161.
- [10] 唐大全, 柳向阳, 邓伟栋, 等. 基于迭代无迹卡尔曼滤波的小型无人机目标定位方法[J]. 指挥控制与仿真, 2019, 41(1):110-114.
TANG D X, LIU X Y, DENG W D, et al. Target positioning method for small unmanned aerial vehicles based on iterative unscented Kalman filter[J]. Command and Simulation, 2019, 41(1):110-114.
- [11] BROWN R G, HWANG P Y C. Introduction to random signals and applied Kalman filtering[M]. John Wiley & Sons, 2012.
- [12] 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
HU SH Q, JING ZH L. Particle Filter Principle and Its Application [M]. Beijing: Science Press, 2010.
- [13] 刘志花, 李淑芬, 李宝安. 基于粒子滤波的无人机航迹预测方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(7):643-649.
LIU ZH H, LI SH F, LI BAO A. Study on the path prediction method of UAV based on particle filter[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2010, 24(7):643-649.
- [14] 刘洞波, 杨高波, 肖鹏, 等. 移动机器人自适应抗差无迹粒子滤波定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(5):1131-1137.
LIU D B, YANG G B, XIAO P, et al. Adaptive adaptive robust unscented particle filter location algorithm for mobile robots [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(5):1131-1137.
- [15] 宋策. 基于粒子滤波的目标跟踪技术研究[D]. 长春: 中国科学院研究生院(长春光学精密机械与物理研究所), 2014.
SONG C. Research on target tracking technology based on particle filter [D]. Changchun: Graduate School of Chinese Academy of Sciences (Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics), 2014.
- [16] 姜肖英, 姚敏, 赵敏, 等. 基于粒子滤波的无人机协同跟踪算法[J]. 火力与指挥控制, 2012, 37(11):156-158.
JIANG X Y, YAO M, ZHAO M, et al. Collaborative tracking algorithm for UAV based on particle filter[J]. Fire and Command Control, 2012, 37(11):156-158.
- [17] 高宪军, 李洪斌, 司博文. 单站无源定位的一种改进的粒子滤波算法[J]. 电子设计工程, 2016, 24(5):107-109.
GAO X J, LI H B, SI B W. An improved particle filter algorithm for single station passive location [J]. Electronic Design Engineering, 2016, 24(5):107-109.
- [18] GUSTAFSSON, FREDRIK. Particle filter theory and practice with positioning applications [J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2010, 25(7):53-82.
- [19] 段琢华, 蔡自兴, 于金霞. 移动机器人软故障检测与补偿的自适应粒子滤波算法 [J]. 中国科学 E 辑: 信息科学, 2008, 38(4):565-578.
DUAN ZH H, CAI Z X, YU J X. Adaptive particle filter algorithm for soft fault detection and compensation of mobile robots[J]. Science in China Series E: Information Science, 2008, 38(4):565-578.
- [20] Science -Management Science. Reports from University of Alberta Highlight Recent Findings in Management Science [Constrained Multimodal Ensemble Kalman Filter Based On Kullback-leibler (Kl) Divergence] [J]. Science Letter, 2019.
- [21] KOTLOWSKI W, GRÜNWARD P. Maximum likelihood vs. sequential normalized maximum likelihood in on-line density estimation[J]. Jmlr Org, 2011, 19:457-476.

作者简介



陈丹琪,2017年于火箭军工程大学获得学士学位,现为火箭军工程大学硕士研究生,主要研究方向为无人机目标定位。

E-mail:dankitten@qq.com

Chen Danqi received her B. Sc. degree in 2017 from Rocket Force Engineering University, now she is a graduate student of the Rocket Force Engineering University. Her main research interests include UAV target positioning.



金国栋,在2002年和2005年于第二炮兵工程大学分别获得学士、硕士学位,2014年于西北工业大学获得博士学位,现为火箭军工程大学副教授,主要研究方向为人工智能与机器学习。

E-mail:18578031@qq.com

Jin Guodong(Corresponding author) received his B. Sc. and

M. Sc. degree both from Second Artillery Engineering College in 2002 and 2005, respectively, and Ph. D. degree from Northwestern Polytechnical University in 2014. Now he is an associate professor in Rocket Force Engineering University. His main research interests include artificial intelligence and machine learning.



谭力宁,分别在2006年、2009年、2013年于第二炮兵工程大学获得学士、硕士、博士学位,现为火箭军工程大学讲师,主要研究方向为惯性视觉导航与无人机智能控制。

E-mail:tamlining@163.com

Tan lining received his B. Sc. , M. Sc. and Ph. D. degree all from Second Artillery Engineering College in 2006, 2009 and 2013. Now he is a lecturer in Rocket Force Engineering University. His main research interests include inertial visual navigation and intelligent control of UAV.