

doi: 10.7690/bgzdh.2020.06.005

基于改进粒子滤波的无人机编队协同导航

邓伟栋¹, 唐大全², 唐管政¹, 鹿珂珂²

(1. 海军航空大学研究生管理大队, 山东 烟台 264001;

2. 海军航空大学无人机飞行与指挥教研室, 山东 烟台 264001)

摘要: 针对主从式无人机编队协同导航问题, 建立主从无人机编队的运动模型, 并将闪烁噪声加入到观测模型中, 使用粒子滤波算法进行仿真实验, 使实验结果更具现实性。针对粒子滤波在重采样过程中出现的粒子贫化现象, 在粒子权重归一化过程中引入权重影响因子, 给出理论证明, 并与标准粒子滤波算法进行对比。仿真结果表明: 在闪烁噪声下, 改进后的粒子滤波使主从式无人机编队导航精度明显提高, 具有一定的实用价值。

关键词: 无人机编队; 影响因子; 闪烁噪声; 粒子滤波

中图分类号: TP317 **文献标志码:** A

UAV Formation Cooperative Navigation Based on Improved Particle Filter

Deng Weidong¹, Tang Daquan², Tang Guanzheng¹, Lu Keke²

(1. *Administrant Brigade of Postgraduate, Navy Aviation University, Yantai 264001, China;*

2. *Staff Room of UAV Flight and Command, Naval Aviation University, Yantai 264001, China*)

Abstract: Aiming at the co-navigation problem of master-slave UAV formation, the motion model of master-slave UAV formation is established, and the flicker noise is added to the observation model. The particle filter algorithm is used to simulate the experiment, which makes the experimental result more realistic. Aiming at the phenomenon of particle depletion in particle re-sampling process, the weight influence factor is introduced in the process of particle weight normalization, and the theoretical proof is given, and compared with the standard particle filter algorithm. The simulation results show that under the flicker noise, the improved particle filter makes the navigation precision of the master-slave UAV formation significantly improved, which has certain practical value.

Keywords: UAV formation; impact factor; flicker noise; particle filter

0 引言

近年来, 无人机以其独特的性能优势得到迅速发展, 被广泛应用于视频拍摄、快递投送、节目表演等民用领域; 同时, 由于其体积小、成本低、可有效减少人员伤亡率等显著特点, 在军事领域引起了热切关注。目前, 随着科技的不断进步, 对无人机的研究更加深入, 其职能也在不断优化; 与此同时, 任务复杂度加大, 作战模式趋于多元等新需求、新特点促使无人机编队的诞生。

协同导航是无人机编队应用领域的重要研究内容。协同导航的研究在水下无人艇 (autonomous underwater vehicle, AUV) 领域起步较早^[1], 而后逐渐应用于其他相关领域。文献[2]针对控制输入对系统观测性产生的影响, 选取距离值作为量测量, 研究了基于 Lie 导数的非线性观测秩判据在不同控制输入条件下系统的可观测性问题, 解决了编队系统的可观测问题; 文献[3]主要研究了在无外部有源信

息的前提下, 利用双领航方案, 如何实现编队定位误差减小, 如何保证协同导航队形的问题。

在所用算法方面, 针对非线性系统的协同导航, 研究者提出了扩展卡尔曼滤波、无迹卡尔曼滤波和粒子滤波等基于贝叶斯估计的协同导航算法^[4-8]。文献[9]提出了基于改进扩展卡尔曼滤波算法的定位方法, 对传感器测量信息进行融合分析, 同时扩大观测矩阵中的目标测量值, 实现了对状态向量的局部更新, 但是算法采用高阶截断的方式, 系统误差较大。文献[10]提出了基于权值优化的粒子滤波算法, 解决了粒子滤波算法中存在的权值退化问题, 同时提高了滤波效率, 但是在算法仿真过程中采用的是理想化的高斯噪声, 而在实际非线性系统中, 噪声统计特性属于非高斯情况。

对于编队协同导航问题, 已有研究者进行了大量的研究, 但是仍然存在很多问题。研究无人机编队匀速运动较多, 而实际无人机编队的飞行过程包括匀速运动、加速运动、转弯运动等形式; 现有的

收稿日期: 2020-02-20; 修回日期: 2020-04-03

作者简介: 邓伟栋(1992—), 男, 山东人, 硕士, 从事无人机编队搭载与构建研究。E-mail: 276541889@qq.com。

无人机编队算法仿真大部分基于高斯白噪声，仿真过程偏理想化；在非线滤波^[11]中，扩展卡尔曼滤波(EKF)和无迹卡尔曼滤波(UKF)在处理非线性问题时，随机量必须满足高斯分布，噪声需要满足高斯分布。

针对上述问题，笔者根据无人机编队飞行过程中的实际情况，在算法方面，采用对变量参数非线性滤波问题具有较强建模能力的粒子滤波，并且粒子滤波对于非高斯白噪声具有较好的处理能力；在噪声方面，采用闪烁噪声，使运动过程更加贴近实际情况。文献[12]针对 UPF 算法重采样导致粒子贫化问题，引入影响因子来优化粒子的重要性权重，笔者将其提出的影响因子加入到标准粒子滤波中，在重采样过程中对每个粒子权值进行适当调整，使权值小的粒子在优化后权值得到增大，权值大的粒子优化后权值相对降低，改善了粒子样本贫化现象。

1 模型构建

1.1 主从无人机运动模型

设定从无人机的运动模型为

$$x_{k+1} = Ax_k + B\omega_k \quad (1)$$

式中： A 为状态转移矩阵； B 为过程噪声驱动阵； ω_k 为过程噪声， $\omega_k \sim N(0, Q)$ 。

从无人机状态变量为

$$x_{k+1} = [x_k, y_k, \dot{x}, \dot{y}] \quad (2)$$

状态转移矩阵为

$$F = \begin{bmatrix} 1, 0, \sin(w)/w, (\cos(w)-1)/w \\ 0, 1, (1-\cos(w))/w, \sin(w)/w \\ 0, 0, \cos(w), -\sin(w) \\ 0, 0, \sin(w), \cos(w) \end{bmatrix} \quad (3)$$

噪声驱动矩阵为

$$G = \begin{bmatrix} T^2/2, 0 \\ T, 0 \\ 0, T^2/2 \\ 0, T \end{bmatrix} \quad (4)$$

为进一步贴近实际无人机编队飞行轨迹，采用无人机匀速运动与转弯运动交替的运动形式。其中， $w > 0$ 表示主从无人机左转弯， $w < 0$ 表示主从无人机右转弯。

1.2 主从无人机编队观测模型

所谓主从式无人机编队，顾名思义就是主无人机与从无人机相搭配组成统一的系统。其中，主无

人机搭载导航精度高的定位设备，从无人机搭载导航精度低的定位设备，从无人机利用主无人机传输的导航信息来弥补自身导航定位误差，实现精确导航^[13]。

文中主无人机搭载 GPS 与惯导相结合的导航定位系统，从无人机搭载光电成像平台，以及用于自身定位的精度较差的惯导系统，同时从无人机搭载机载测距雷达用于对主无人机的距离量测。

观测模型为

$$z_k = h(x_k) + e_k \quad (5)$$

其中

$$h(x_k) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_l - x_k)^2 + (y_l - y_k)^2} \\ \arctan((y_l - y_k)/(x_l - x_k)) \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中 e_k 为闪烁噪声。

1.3 闪烁噪声模型

在从无人机对主无人机进行距离量测时，由于主无人机的运动，会使对其位置的量测伴随闪烁噪声的出现，对量测精度产生较大影响。

闪烁噪声分布的中心区域类似于高斯形状，但是其与高斯噪声相比具有明显的“厚尾”特性^[14]。为便于分析计算，文中采用的闪烁噪声为高斯噪声和具有“厚尾”特性噪声的加权和。

闪烁噪声的概率密度函数可表示为

$$p(\omega) = (1-\varepsilon)p_G(\omega) + \varepsilon p_t(\omega) \quad (7)$$

其中： $p_G(\omega)$ 表示高斯密度函数； $p_t(\omega)$ 表示“厚尾”函数； $\varepsilon \in [0, 1]$ 表示闪烁噪声的强弱。

对闪烁噪声采用不同方差的高斯噪声加权和建模，闪烁噪声概率密度函数可以表示为

$$p(\omega) = (1-\varepsilon)N(\omega; \mu_1, P_1) + \varepsilon N(\omega; \mu_2, P_2) \quad (8)$$

式中 $N(\omega; \mu_i, P_i)$ 表示均值为 μ_i 、方差为 P_i 的高斯分布在 ω 处的概率密度。

闪烁噪声的均值为

$$\mu = E(\omega) = (1-\varepsilon)\mu_1 + \varepsilon\mu_2 \quad (9)$$

闪烁噪声的协方差为

$$P = E((\omega - \mu)(\omega - \mu)^T) = (1-\varepsilon)\mu_1\mu_1^T + \varepsilon\mu_2\mu_2^T - \mu\mu^T \quad (10)$$

2 标准粒子滤波算法

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，基本思想是利用系统状态的先验分布，产生一组随机样本集合，用这些随机的样本集合去近似系统随机变量的概率密

度函数，不断带入最新量测值，修正先前的经验条件分布^[15-17]。根据蒙特卡罗原理，当样本容量足够大时，大量实验中事件发生的频率可以近似认为是事件发生的概率。这种估计方法可以近似状态变量的真实后验概率密度函数^[18]。

已知系统的先验概率密度分布为 $p(x_0)$ ， k 时刻状态 x_k 的后验概率分布为 $p(x_{0:k}/z_{1:k})$ ， $\{x_{0k}^i, i=0, \dots, N_s\}$ 是对应权值为 $\{\omega_k^i, i=0, \dots, N_s\}$ 的粒子集， $x_{0:k}=\{x_{0j}, j=0, \dots, k\}$ 表示 $0 \sim k$ 的系统状态集合。权值被归一化为 $\sum_i \omega_k^i = 1$ ， k 时刻的系统状态后验概率密度分布可表示为

$$p(x_{0k}/z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \delta(x_{0k} - x_{0k}^i)。 \quad (11)$$

贝叶斯递归过程包括预测与更新 2 个过程，预测是根据 $k-1$ 时刻的先验分布 $p(x_0)$ 去预测 k 时刻的后验概率分布；更新则是根据 k 时刻的量测值和 $k-1$ 时刻的预测值更新 k 时刻的后验概率分布。

其表达式为

$$\begin{aligned} p(x_{0k}/z_{1:k}) &= \frac{p(z_k/x_{0k}, z_{1:k-1})p(x_{0k}/z_{1:k-1})}{p(z_k/z_{1:k-1})} = \\ &= \frac{p(z_k/x_{0k}, z_{1:k-1})p(x_k/x_{0:k-1}, z_{1:k-1})}{p(z_k/z_{1:k-1})} p(x_{0:k-1}/z_{1:k-1}) = \\ &= \frac{p(z_k/x_k)p(x_k/x_{k-1})}{p(z_k/z_{1:k-1})} p(x_{0:k-1}/z_{1:k-1})。 \end{aligned} \quad (12)$$

由于在实际过程中，目标的真实后验概率密度分布 $p(x_{0:k}/z_{1:k})$ 往往难以准确采样，所以经常选择能够涵盖粒子状态分布并且容易采样的建议密度函数 $q(x_{0:k}/z_{1:k})$ ，并将建议密度函数分解为

$$q(x_{0:k}/z_{1:k}) = q(x_k/x_{0:k-1}, z_{1:k})q(x_{0:k-1}/z_{1:k-1})。 \quad (13)$$

根据建议密度分布函数对当前 k 时刻的粒子状态进行采样 $x_k^i \sim q(x_k/x_{0:k-1}, z_{1:k})$ ，根据式(13)得到，在建议密度分布下所对应的权值为

$$\omega_k^i = p(x_{0k}^i/z_{1:k})/q(x_{0k}^i/z_{1:k})。 \quad (14)$$

联立公式(12)–(14)可得，重要性权值的更新公式为

$$\begin{aligned} \omega_k^i &= \frac{p(z_k/x_k^i)p(x_k^i/x_{k-1}^i)p(x_{0:k-1}^i/z_{1:k-1})}{q(x_k^i/x_{0:k-1}^i, z_{1:k})q(x_{0:k-1}^i/z_{1:k-1})} = \\ &= \omega_{k-1}^i \frac{p(z_k/x_k^i)p(x_k^i/x_{k-1}^i)}{q(x_k^i/x_{0:k-1}^i, z_{1:k})}。 \end{aligned} \quad (15)$$

在系统实际运行过程中，难以储存目标的全部信息，将系统视为 1 阶马尔科夫(Markov)过程：

$$q(x_k^i/x_{0:k-1}^i, z_{1:k}) = q(x_k^i/x_{k-1}^i, z_k)。 \quad (16)$$

在计算过程中，仅考虑建议密度函数中的 x_{k-1} 和 z_k 。修正后的权值为

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \frac{p(z_k/x_k^i)p(x_k^i/x_{k-1}^i)}{q(x_k^i/x_{0:k-1}^i, z_k)}。 \quad (17)$$

在标准粒子滤波算法中，经常选择易于实现的先验概率密度作为建议密度函数：

$$q(x_k^i/x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k^i/x_{k-1}^i)。 \quad (18)$$

权值表达式为

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i p(z_k/x_k^i)。 \quad (19)$$

权值归一化为

$$\omega_k^i = \omega_k^i / \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i。 \quad (20)$$

综上所述，将式(20)代入式(15)的后验概率表达式为

$$p(x_k/z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \delta(x_k - x_k^i)。 \quad (21)$$

标准粒子滤波算法流程：

1) 初始化。

for $i=1:N$ 从先验分布 $p(x_0)$ 中抽取样本粒子群 $\{x_0^i\}_{i=1}^{N_s}$ ，其初始状态为 $x_0^{(i)}$ ，所有粒子权值为 $1/N$ 。

2) For $t=1:T$

① 重要性采样阶段。

for $i=1:N$ ，采样 $x_k^i \sim q(x_k/x_{0:k-1}, z_{1:k})$ ，在 k 时刻，粒子权值为

$$\begin{aligned} \omega_k^i &= \omega_{k-1}^i p(z_k/x_k^i) = \omega_{k-1}^i p_{ek}(z_k - h(x_k^i)), \\ i &= 0, 1, 2, \dots, N_s。 \end{aligned} \quad (22)$$

为避免出现粒子权值为 0 的情况，笔者在计算权重时，设定最小值为 $1e-99$ 。

归一化权重为

$$\omega_k^i = \omega_k^i / \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i。 \quad (23)$$

② 重采样阶段。

得到新的粒子集合 $\{x_{0k}^i, i=0, 1, 2, \dots, N_s\}$ ，并再次更新权重：

$$\omega_k^i = \omega_k^i = 1/N。 \quad (24)$$

3) 预测。

利用状态方程 I 预测 x_{k+1}^i 。

4) $k=k+1$ ，转到 2)。

5) 输出。

状态估计为

$$\hat{x}_k \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i x_k^i \quad (25)$$

方差估计为

$$P_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i (x_k^i - \hat{x}_k)(x_k^i - \hat{x}_k)^T \quad (26)$$

3 基于权值优化的粒子滤波算法

粒子滤波的原理是通过一组离散的随机粒子集合去近似系统变量的概率密度函数。在实际操作过程中，采用粒子与权重的乘积去逼近实际状态，权重大小是衡量粒子状态与实际状态的差异程度。某一状态的粒子权重越大，表示此时的粒子状态越接近实际状态，粒子权重越小，表示此时的粒子状态偏离实际状态。为了提高运算效率，往往在重采样过程中，舍弃权重小的粒子，将权重大的粒子复制补齐粒子数量。随着迭代过程的不断进行，粒子滤波将会产生退化现象，即权重大的粒子增多，权重小的粒子减少，使粒子丧失了多样性。

为解决重采样带来的粒子贫化问题，笔者根据重要性权值优化思想，通过引入权重影响因子，来优化粒子权重，增强粒子的多样性，保证重采样后的粒子状态能够涵盖系统真实状态。通过实验仿真证明，该影响因子可以改善粒子滤波算法性能，使导航精度进一步增加。

设定权重影响因子为 $\alpha(0 < \alpha < 1)$ ，在权值进行归一化过程中引入权重影响因子，则 k 时刻第 i 个粒子的权重为

$$\omega_{k,\text{new}}^i = (\omega_k^i)^\alpha / \sum_{i=1}^{N_s} (\omega_k^i)^\alpha \quad (27)$$

下面对改进后的粒子滤波进行理论证明：

在标准粒子过程叙述中可知， $0 < \omega_k^1 < 1$ ，假设未优化之前归一化后的权重关系为 $0 < \omega_k^1 < \omega_k^2 < \omega_k^3 < \dots < \omega_k^{N_s} < 1$ ，则

$$\begin{aligned} \omega_{k,\text{new}}^1 - \omega_k^1 &= (\omega_k^1)^\alpha / \sum_{i=1}^{N_s} (\omega_k^i)^\alpha - \omega_k^1 = \\ (\omega_k^1)^\alpha - \omega_k^1 \cdot \sum_{i=1}^{N_s} (\omega_k^i)^\alpha / \sum_{i=1}^{N_s} (\omega_k^i)^\alpha &= \\ (\omega_k^1)^\alpha - \omega_k^1 \cdot ((\omega_k^1)^\alpha + (\omega_k^2)^\alpha + \dots + (\omega_k^{N_s})^\alpha) / \sum_{i=1}^{N_s} (\omega_k^i)^\alpha &= \\ (\omega_k^1)^\alpha (1 - \omega_k^1) - \omega_k^1 ((\omega_k^2)^\alpha + \dots + (\omega_k^{N_s})^\alpha) / \sum_{i=1}^{N_s} (\omega_k^i)^\alpha &= \\ (\omega_k^1)^\alpha (\omega_k^2 + \omega_k^3 + \dots + \omega_k^{N_s}) - \omega_k^1 ((\omega_k^2)^\alpha + \dots + (\omega_k^{N_s})^\alpha) / \sum_{i=1}^{N_s} (\omega_k^i)^\alpha \end{aligned} \quad (28)$$

将分子提取出来：

$$\begin{aligned} (\omega_k^1)^\alpha (1 - \omega_k^1) - \omega_k^1 ((\omega_k^2)^\alpha + \dots + (\omega_k^{N_s})^\alpha) &= \\ [(\omega_k^1)^\alpha \omega_k^2 - \omega_k^1 (\omega_k^2)^\alpha] + [(\omega_k^1)^\alpha \omega_k^3 - \omega_k^1 (\omega_k^3)^\alpha] + \dots + \\ [(\omega_k^1)^\alpha \omega_k^{N_s} - \omega_k^1 (\omega_k^{N_s})^\alpha] &= \\ (\omega_k^1)^\alpha \omega_k^2 (1 - \frac{\omega_k^1}{(\omega_k^1)^\alpha} \frac{(\omega_k^2)^\alpha}{\omega_k^2}) + (\omega_k^1)^\alpha \cdot \\ \omega_k^3 (1 - \frac{\omega_k^1}{(\omega_k^1)^\alpha} \frac{(\omega_k^3)^\alpha}{\omega_k^3}) + \dots + (\omega_k^1)^\alpha \cdot \\ \omega_k^{N_s} (1 - \frac{\omega_k^1}{(\omega_k^1)^\alpha} \frac{(\omega_k^{N_s})^\alpha}{\omega_k^{N_s}}) \end{aligned} \quad (29)$$

因为 $0 < \omega_k^1 < \omega_k^2 < \omega_k^3 < \dots < \omega_k^{N_s} < 1$ 且 $(0 < \alpha < 1)$ ，所以：

$$\omega_k^1 / \omega_k^2 < 1, \quad (\omega_k^2)^\alpha / (\omega_k^1)^\alpha < 1; \quad (30)$$

$$\left(1 - \frac{\omega_k^1}{(\omega_k^1)^\alpha} \frac{(\omega_k^i)^\alpha}{\omega_k^i}\right) > 0. \quad (31)$$

则

$$\omega_{k,\text{new}}^i - \omega_k^i > 0. \quad (32)$$

由上述证明过程可知：小权值的粒子权重在权值优化后权重增大，经重采样后更多的粒子被保留，有效地避免了粒子贫化。

4 实验仿真与分析

笔者的主要目的：1) 将闪烁噪声代入实际观测方程中，使滤波算法结果更具现实性；2) 通过对比标准粒子滤波算法和改进粒子滤波算法的实验结果，验证所提方法的有效性。

为进一步验证算法的性能，笔者进行 M 次蒙特卡罗实验，用滤波值与实际飞行轨迹的均方误差 (root mean square error, RMSE) 来表示导航定位的精度：

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [(x_k^i - \hat{x}_k)^2]} \quad (33)$$

4.1 标准粒子滤波算法实验仿真

仿真参数设置如下：主无人机的初始位置为 (520 m, 560 m)，飞行速度为 (50 m/s, 50 m/s)，无人机的初始状态为

$$x_0 = [400 \text{ m}, 400 \text{ m}, 50 \text{ m/s}, 50 \text{ m/s}]$$

根据文献[19]中在闪烁噪声情况下关于距离量测标准差和方位角度标准差的取值，闪烁噪声下观测距离标准差为 5 m，热噪声下对应方位角标准差为 $\theta_1 = 0.4\pi/180$ ，闪烁噪声对应方位角标准差为

$\theta_2=0.8\pi/180$ 。影响因子 $\varepsilon=0.75$ 。

实验结果如图 1—3 所示。

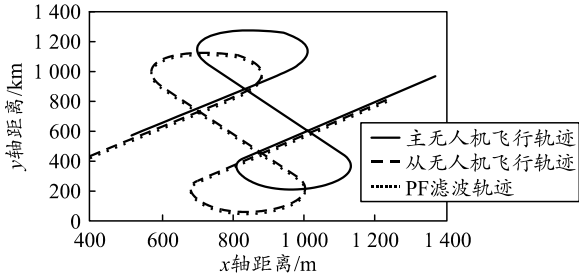
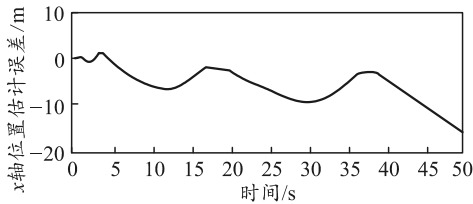
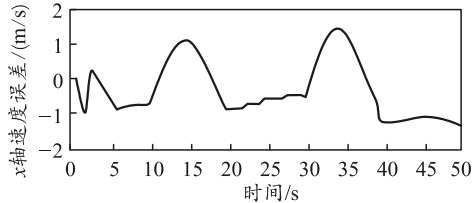


图 1 标准粒子滤波下的跟踪轨迹

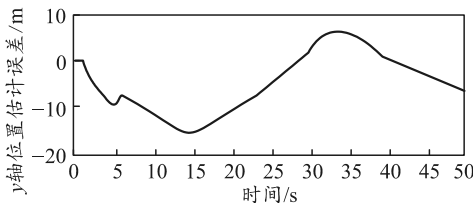


(a) x 轴位置估计误差均值

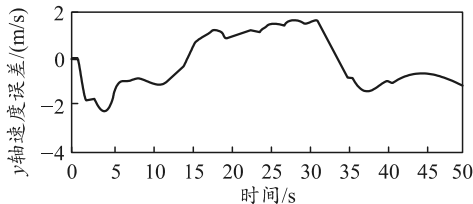


(b) x 轴速度估计误差均值

图 2 x 轴方向上的各参数均值误差



(a) y 轴位置估计误差均值



(b) y 轴速度估计误差均值

图 3 y 轴方向上的各参数均值误差

由图 1 可知：在闪烁噪声下，粒子滤波的跟踪效果较为理想，尤其是初始阶段，导航精度较高，随着仿真的不断进行，从无人机滤波轨迹与实际轨迹呈发散趋势。由图 1—3 可知：滤波精度方面，x 轴位置精度最大差值在 16 m 左右，y 轴位置精度最大差值在 15 m 左右。在速度方面，x 轴速度变化最大差值在 1.3 m/s 左右，y 轴速度变化最大差值在 2.1 m/s 左右，随着滤波的不断进行，速度误差逐渐达

到稳定。总体来看，在位置方面 y 轴均值误差浮动幅值最小，表示在 y 轴方向滤波精度最高，x 轴均值误差最大，表示在 x 轴方向上滤波精度比较差。

4.2 改进粒子滤波算法实验仿真

仿真参数设置如下：主无人机的初始位置为 (520 m, 560 m)，飞行速度为 (50 m/s, 50 m/s)，无人机的初始状态为

$$x_0=[400 \text{ m}, 400 \text{ m}, 50 \text{ m/s}, 50 \text{ m/s}]。$$

闪烁噪声下观测距离标准差为 5 m，热噪声下对应方位角标准差为 $\theta_1=0.4\pi/180$ ，闪烁噪声对应方位角标准差为 $\theta_2=0.8\pi/180$ ，权重影响因子 $\varepsilon=0.75$ 。

实验结果如图 4—6 所示。

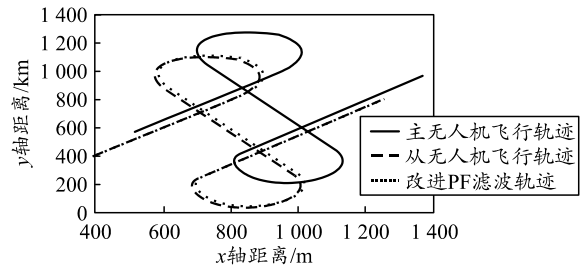
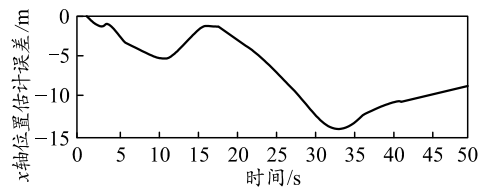
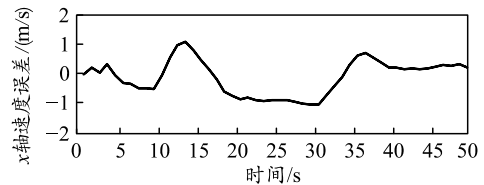


图 4 改进粒子滤波下的跟踪轨迹

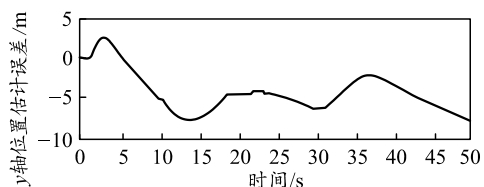


(a) x 轴位置估计误差均值

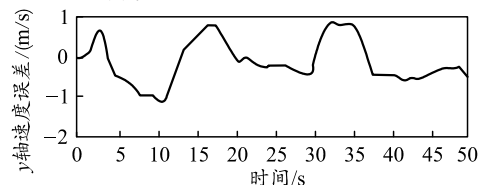


(b) x 轴速度估计误差均值

图 5 改进粒子滤波下 x 轴方向上的各参数均值误差



(a) y 轴位置估计误差均值



(b) y 轴速度估计误差均值

图 6 改进粒子滤波下 y 轴方向上的各参数均值误差

由图 4 可知：经过权值优化改进的粒子滤波导航效果较未进行权值优化的粒子滤波导航效果好，没有较大发散趋势。由图 4—6 可知：在位置估计均值误差方面， x 、 y 轴方向位置估计均方误差相较未经权值优化的粒子滤波明显减小；在速度估计均值误差方面， y 轴方向速度估计均方误差明显减小， x 轴方向速度估计均方误差幅值波动较平缓。

将 2 次实验仿真结果对比可知：在位置估计方面，优化后的粒子滤波位置估计误差幅值明显降低，表明导航精度提高；在速度方面， x 、 y 轴方向速度经优化后的粒子滤波速度估计误差幅值明显降低，变化趋势明显变缓。由以上分析可知：在闪烁噪声条件下，进行权重优化后的粒子滤波导航精度比标准粒子滤波导航精度高。

5 结论

近年来，无人机编队协同导航广受研究者的关注。在研究过程中，建立的模型越精确，得到的仿真结果越具说服力。为进一步贴近实际情况，笔者建立了涵盖多种运动方式的主从式无人机编队运动模型，并在观测模型中加入闪烁噪声，通过标准粒子算法模拟无人机编队的导航效果。针对粒子滤波在重采样过程中出现的粒子贫化现象，笔者受线性优化重采样粒子滤波启发，运用改进粒子滤波算法，在权值归一化过程中加入权值影响因子，使权重小的粒子在重采样后权重适当增大，避免或减轻粒子贫化现象。仿真结果证明：相比未优化的粒子滤波算法，优化后的粒子滤波算法在闪烁噪声下的导航精度更高。

参考文献：

- [1] ZHANG L C, XU D M, Liu M Y, et al. Cooperative navigation and localization for multiple UUVs[J]. Journal of Marine Science and Application, 2009, 8(3): 216-221.
- [2] 房新鹏, 李俊兵. 基于距离量测的主从式 AUV 协同定位系统观测性研究[J]. 西北工业大学学报, 2012, 30(4): 547-552.
- [3] 张福斌, 马朋, 刘书强. 基于距离测量的双领航 AUV 间协同导航算法[J]. 系统工程理论与实践, 2016, 36(7): 1898-1904.
- [4] JULIER S J, UHLMANN J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401-422.
- [5] WELCH G, BISHOP G. An Introduction to the Kalman Filter[Z]. Proc of SIGGRAPH, Course 8, 2001.
- [6] WAN E A, MERWE R V D. The unscented Kalman filter for nonlinear estimation[C]//Proceedings of the IEEE 2000 Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium (Cat. No.00EX373, 2000: 153-158.
- [7] ITO K, XIONG K. Gaussian filters for nonlinear filtering problems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(5): 910-927.
- [8] CHANG C, ANSARI R. Kernel particle filter for visual tracking[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(3): 242-245.
- [9] 陈庆武, 张志安, 何雨, 等. 基于改进扩展卡尔曼滤波算法的移动机器人定位方法研究[J]. 测试技术学报, 2018, 32(4): 22-29.
- [10] 湛剑. 权值优化组合粒子滤波算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(24): 33-35.
- [11] 刘亚龙. 多水下航行器协同定位算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2015: 32-42.
- [12] 冉星浩, 陶建锋, 杨春晓. 基于无迹卡尔曼滤波和权值优化的改进粒子滤波算法[J]. 探测与控制学报, 2018, 40(3): 74-79.
- [13] WANG X, YADAV V, BALAKRISHNAN S N. Cooperative UAV Formation Flying With Obstacle/Collision Avoidance[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2007, 15(4): 672-679.
- [14] 朱志宇. 基于 UKF 的闪烁噪声机动目标跟踪[J]. 计算机仿真, 2007, 24(11): 120-123.
- [15] 王法胜, 鲁明羽, 赵清杰, 等. 粒子滤波算法[J]. 计算机学报, 2014, 37(8): 1679-1694.
- [16] 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波算法综述[J]. 控制与决策, 2005, 20(4): 361-365.
- [17] 朱志宇. 粒子滤波算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010: 22-24.
- [18] YOSUI K, KURIHARA T, WADA K, et al. Bayesian on-line learning: a sequential MonteCarlo with Rao Blackwellization[C]//Proceedings of the 2002 12th IEEE Workshop on Neural Networks for Signal Processing, 2002: 99-108.
- [19] 左东广, 韩崇昭, 卞树檀, 等. 闪烁噪声机动目标跟踪的模型集交互跟踪算法[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(4): 767-771.