文章编号:1671-4598(2026)10-0243-08 DOI:10.16526/j.cnki.11-4762/tp.2026.10.031 中图分类号:TP212 文献标识码:A

基于优化的萤火虫算法的 INS/GNSS/视觉融合导航系统参数优化研究

李晴茹，冯娟娟，王　颖
（西安交通工程学院 机械与电气工程学院，西安　710000）

摘要：在惯性导航系统、全球导航卫星系统和视觉传感器的组合导航系统中，基准卡尔曼滤波器存在参数选择依赖经验、收敛性能差以及对噪声统计特性变化敏感等缺点，为解决这些问题，提出一种基于改进萤火虫算法的自优化方法；为攻克多传感器融合导航系统中参数优化的难题，在萤火虫算法中引入 Lévy 飞行原理，利用其重尾分布特性，增强种群多样性，增强整体搜寻能力；通过制定自适应参数调整策略，实现算法探索与开发之间的动态平衡；实施精英存储机制，有效防止高质量解的退化；基于新息序列的统计特性构建适应度函数，联合在线优化过程噪声协方差矩阵 Q 和观测噪声协方差矩阵 R，使整体搜索效率和算法收敛性能得到显著提升；仿真结果表明，优化后的算法在位置和姿态估计精度上优于基准卡尔曼滤波算法，收敛速度更快，系统稳定性更高，鲁棒性更强，为参数自适应优化多传感器融合导航系统提供了有效方法。

关键词：萤火虫算法；INS/GNSS/视觉融合；参数优化；卡尔曼滤波；Lévy 飞行

Research on the Parameter Optimization of an Integrated INS/GNSS/Vision Navigation System Using an Enhanced Firefly Algorithm

LI Qingru, FENG Juanjuan, WANG Ying
(School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Transportation Engineering University, Xi'an　710000, China)

Abstract: In an integrated navigation system combining inertial navigation systems (INS), global navigation satellite systems (GNSS), and visual sensors, a baseline Kalman filter has shortcomings such as dependence on empirical parameter selection, poor convergence performance, and sensitivity to changes in noise statistical characteristics. To solve these issues, an automatic parameter optimization method based on an improved firefly algorithm is proposed. To address the parameter optimization in multi-sensor fusion navigation systems, the Lévy flight mechanism is introduced into a firefly algorithm, and its long tail distribution characteristics are used to increase population diversity and improve overall search ability. In addition, an adaptive parameter adjustment strategy is designed, achieving a dynamic balance between algorithm exploration and utilization and a better individual retention mechanism to effectively inhibit the degradation of optimal solutions. Based on the statistical properties of innovative sequences, a fitness function is constructed, which jointly optimizes the process noise covariance matrix Q and the observation noise covariance matrix R in real time, significantly improving the efficiency of global navigation and the convergence performance of the algorithm. Simulation results show that the optimization algorithm not only outperforms traditional Kalman filters in terms of position and attitude estimation accuracy but also enhances convergence speed and further improves system stability and robustness, providing an effective solution for parameter self-adaptation optimization in multi-sensor fusion navigation systems.

Keywords: firefly algorithm; INS/GNSS/vision fusion; parameter optimization; Kalman filter; Lévy flight

收稿日期:2026-03-28； **修回日期**:2026-05-07。

作者简介:李晴茹(1993-),女,硕士,助教。

引用格式:李晴茹,冯娟娟,王　颖. 基于优化的萤火虫算法的 INS/GNSS/视觉融合导航系统参数优化研究[J]. 计算机测量与控制,2026,34(10):243-250.

0 引言

随着无人系统技术的迅猛发展以及自动驾驶汽车、无人机、移动机器人等智能装备的广泛应用，对高精度、高可靠性和高连续性导航系统的需求已提到了新的高度；惯性导航系统（INS，inertial navigation system）有自主性强、不受外界干扰、输出频率高、短期精度高的诸多突出优点，但其导航误差随积分时间累积而发散，不能单独用来完成长航时高精度任务[1]；全球导航卫星系统（GNSS，global navigation satellite system）能提供绝对位置信息与速度信息，误差不随时间累积，但其信号易受建筑物遮挡、多路径效应、电磁干扰的影响，在城市峡谷、隧道及室内等 GNSS 信号受抑环境中，单一传感器的可靠性大大下降[2]；视觉导航借助相机感知环境特征，可提供丰富的场景信息并自然地估计相对位姿，但其性能易受到光照变化、纹理稀疏、快速运动等诸种因素的明显影响[3-4]。通过整合惯性导航、卫星定位、视觉感知，可做到优势互补、彼此补强，切实提高导航系统的整体精度及可靠性。但是，在这个融合架构中，基准卡尔曼滤波面临参数整定的固有难题：过程噪声协方差矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 与观测噪声协方差矩阵 $\boldsymbol{R}$ 的设置严重依赖工程经验，若采用固定经验值，便难以适应复杂动态环境的变化，进而导致滤波精度下降甚至发散。特别是在城市环境中，GNSS 信号受多径效应的干扰极为严重，而视觉传感器噪声又随着环境光照、特征分布动态变化，使得传统的固定参数滤波方法在该环境下极难获得最优估计性能。

针对组合导航参数优化问题，国内外学者开展了广泛的研究。在自适应滤波方面，文献［5］提出自适应抗噪卡尔曼滤波方法，能够及时地调整噪声统计特性，改善滤波的鲁棒性；文献［6］从新息自适应机制出发，在线调整滤波增益以适应当前量测质量；文献［7］利用神经网络预测辅助滤波，将强追踪卡尔曼滤波与小波神经网络结合，在 GPS 信号失锁时用神经网络做辅助滤波，极大抑制了误差发散。近年来，智能优化算法在导航领域展现出良好应用前景，文献［8］采用因子图优化（FGO，factor graph optimization）方法改进 GNSS/INS 紧组合性能，通过滑动窗口优化历史信息，提升估计精度；文献［9］以深度学习优化人水面艇紧组合导航方法为基础，利用神经网络对复杂环境下的噪声特性进行学习；文献［10］结合神经网络与卡尔曼滤波，以数据驱动方式对模型误差进行补偿，使机器人的定位精度得到提高；在萤火虫算法（FA，firefly algorithm）的应用方面，该算法由文献［11］于 2009 年第一次提出，以萤火虫发光互相吸引的行为为灵感，具有概念简单、参数少、方便实现等明显优势；文献［12］和文献［13］分别用该算法解决无人机导航方法及路径规划优化问题，为导航领域应用智能算法提供了参考。然而，将萤火虫算法直接应用于 INS/GNSS/视觉融合系统的滤波参数在线优化，仍面临标准算法易陷入局部最优、后期收敛速度慢等问题。

基于上述研究背景，针对 INS/GNSS/视觉融合系统中传统卡尔曼滤波参数整定困难的问题，提出一种基于多策略改进萤火虫算法的参数自优化方法。为了解决参数优化问题，算法从 3 个层面进行了改进：1）利用 Lévy 飞行的步长分布特性扩大种群的搜索范围，因此从根源上避免算法陷入局部最优状态；2）通过对步长因子 α 和光吸收系数 γ 的动态调整，使全局探索与局部开发能力在不同阶段的算法之间达到均衡；3）巧妙地融合了精英保留与多样性保持机制，既保证了优秀基因的传递，又用随机扰动主动防止种群僵化。在此基础上，算法以新息序列的统计特性为优化目标，直接对滤波器的关键噪声矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 和 $\boldsymbol{R}$ 进行联合寻优，在仿真环境中复现复杂飞行轨迹和传感器噪声，充分地验证了所提方法相较于传统方法在估计精度上的优势。

1 系统模型

INS/GNSS/视觉融合系统模型为准确描述组合导航系统，需定义若干关键坐标系并明确其转换关系。本文采用的坐标系包括：

1）地心地固坐标系（ECEF，earth-centeredearth-fixed）：Z 轴指向协议地球北极，X 轴指向本初子午线与赤道的交点，Y 轴按右手定则确定。这个坐标系是一个基本的参考框架，用来描述 GNSS 的观测数值。

2）导航坐标系（n 系）：采用当地水平坐标系（东－北－天，E-N-U），原点位于载体所在位置，X 轴指向东向，Y 轴指向北向，Z 轴指向天顶。本文的导航解算在该坐标系中进行。

3）载体坐标系（b 系）：原点位于载体质心，X 轴指向载体右向，Y 轴指向前，Z 轴指向上（右－前－上）。IMU 的测量值在该坐标系下输出。

4）相机坐标系（c 系）：原点位于相机光心，Z 轴沿光轴指向前方，X 轴指向图像右方，Y 轴指向图像下方。视觉特征点的三维坐标在该坐标系下表达。

坐标系之间的转换通过旋转矩阵和平移向量来实现。由 b 系至 n 系的姿态矩阵用于将 IMU 测量值转换至导航坐标系，该矩阵由载体姿态角确定[14-15]。

1.1 状态空间模型

组合导航系统状态向量采用 15 维误差状态：

$$\boldsymbol{X}=[\delta L \quad \delta\lambda \quad \delta h \quad \delta V_E \quad \delta V_N \quad \delta V_U \quad \Phi_E \quad \Phi_N \quad \Phi_U \quad \varepsilon_{bx} \quad \varepsilon_{by} \quad \varepsilon_{bz} \quad \nabla_x \quad \nabla_y \quad \nabla_z] \tag{1}$$

式中，δL、$\delta\lambda$、δh 分别为纬度误差、经度误差和高度

误差；δV_E、δV_N、δV_U 分别为东、北、天方向速度误差；ϕ_E、ϕ_N、ϕ_U 分别为数学平台在东、北、天方向上角度误差；ε_{bx}、ε_{by}、ε_{bz} 均为陀螺的随机恒定漂移；∇_x、∇_y、∇_z 均为加速度计的随机常值零偏。

1.2　状态转移方程

基于惯导系统误差传播理论，可建立连续时间下的误差状态微分方程。为便于计算机实现，需将其离散化。离散时间状态转移方程为：

$$\boldsymbol{X}_k = \boldsymbol{F}_{k-1}\boldsymbol{X}_{k-1} + \boldsymbol{G}_{k-1}\boldsymbol{W}_{k-1} \tag{2}$$

其中：状态向量 $\boldsymbol{X}_k$ 表示有 15 维状态的列向量：$\boldsymbol{F}_{k-1}$则是误差方差矩阵，$\boldsymbol{G}_{k-1}$ 是系统噪声驱动矩阵，$\boldsymbol{W}_{k-1}$则是状态噪声向量。

1.3　观测方程

多传感器的观测方程为：

$$\boldsymbol{Z}_k = \boldsymbol{H}_k\boldsymbol{X}_k + \boldsymbol{V}_k \tag{3}$$

其中：$\boldsymbol{Z}_k$ 为量测矩阵，$\boldsymbol{H}_k$ 为量测系数矩阵，$\boldsymbol{V}_k$ 为量测噪声矩阵[16-17]。

2　算法设计

2.1　标准萤火虫算法

萤火虫算法是一种群智能优化算法，模拟自然界中的萤火虫通过发光行为相互吸引[18]。算法的基本规则包括：

1）所有萤火虫不分雌雄，均可彼此吸引；

2）萤火虫的吸引力与其亮度成正比，亮度越大吸引力越强；

3）吸引力随距离增加而减小，即越远的萤火虫吸引力越弱；

4）萤火虫的亮度由目标函数值决定，对于最大化问题，亮度与目标函数值正相关。

萤火虫 i 被更亮的萤火虫 j 吸引而发生位置更新公式为：

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2}(x_j^t - x_i^t) + \alpha\boldsymbol{\varepsilon}_i \tag{4}$$

其中：β_0 为初始吸引度，γ 为光吸收系数，r_{ij}^2 为萤火虫间距离，α 为步长扰动因子，$\boldsymbol{\varepsilon}_i$ 为随机向量，通常服从均匀分布或正态分布，用于增强种群多样性，防止早熟收敛。

标准萤火虫算法在功能优化、工程调度、图像处理等领域取得了良好的应用效果，具有概念清晰、参数较少、易于实现等优点。然而，将其直接应用于组合导航参数优化时，存在以下不足[19]：

1）后期收敛速度慢：由于迭代过程中种群趋于聚集，各个体彼此距离缩小，故吸引力项的作用逐渐弱化，因而算法自然退化为随机搜索。

2）易陷入局部最优：由于多峰优化问题的特点，所以标准算法没有能很好地解决跳出局部极值区域的问题。

3）参数固定不灵活：由于固定参数及 β 不能很好地满足搜索过程动态变化的要求，故宜于前期取较大扰动以探索，后期取较小扰动以收敛[20]。

2.2　改进的萤火虫算法设计

2.2.1　Lévy 飞行机制

Lévy 飞行[21]是一种模拟随机行为或搜索过程中方向和步长的随机游走策略，其特征是步长分布具有长尾特性：多数情况下步长较小（局部精细搜索），偶尔出现大跨步跳跃（全局探索）。Lévy 飞行策略这一特性可以让萤火虫算法在搜索空间中探索更远、更深的范围，防止陷入局部最优，增加算法的全局搜索能力。

引入 Lévy 飞行增强全局搜索能力，随机步长计算公式为：

$$L(\beta) \sim \frac{u}{|v|^{1/\beta}} \tag{5}$$

式中，β 为 Lévy 指数，控制分布形状（本文取 $\beta = 1.5$）；u 和 v 均服从正态分布：

$$u \sim N(0,\sigma_u^2), v \sim N(0,\sigma_v^2) \tag{6}$$

式中，σ_μ 和 σ_v 由下式计算：

$$\sigma_u = \left[\frac{\Gamma(1+\beta)\sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1+\beta)/2]\beta 2^{(\beta-1)/2}}\right]^{1/\beta}$$
$$\sigma_v = 1 \tag{7}$$

式中，Γ 为伽马函数；β 取值范围为（0，2]。

与标准算法中的均匀随机扰动相比，长尾 Lévy 分布能使萤火虫以一定概率实现大幅跳跃，从而打破局部最优区域的限制，提升算法的全局搜索性能。

2.2.2　自适应参数调整

参数的自适应调整是萤火虫算法优化过程中动态平衡全局搜索与局部开发能力的关键机制[22]。现有标准算法通常将参数 α 和 γ 设为固定值，难以在迭代过程中响应搜索状态的变化。为此，本文提出一种控制随机位移步长的大小，使其在迭代过程中实现动态调节的参数 α 自适应策略更新方法，用其自适应更新公式为：

$$\alpha = \alpha_0(1 - t/T)^2 \tag{8}$$

其中：参数 α_0 表示随机化步长的初始幅值（设为 0.3），t 为当前迭代次数，T 为总迭代次数。根据这一自适应规则，α 在迭代初期取较大值，有利于保持种群的多样性，有利于全局搜索；随着迭代次数增加，α 单调递减，随机扰动幅度缩小，此时算法宜于做局部精细寻优。

由于光吸收系数 γ 确定了吸引度随距离衰减的速度，故自适应更新公式为：

$$\gamma = \gamma_0(1 + t/T)^2 \tag{9}$$

γ_0 为初始光吸收系数（取值为 0.8），该设计使 γ 随迭代次数增加而增大，表示吸引力随着距离的增加而

更快衰减，也就是萤火虫只被距离较近的个体所吸引。这对算法后期形成若干局部聚集区域、精细寻优十分有利。

由于用 α 和 γ 两个参数做了良好的协同调节，故算法能很自然、合理地从初期的“全局广度搜索”过渡到后期的“局部精细开发”，因而很好地兼顾了全局、局部优化。

2.2.3 精英保留策略

由于精英保留策略实质上是从遗传算法保护优良基因的思想出发，因此其目的十分明确：防止优良个体在迭代过程中被意外丢失，故而具体做法是每代进化结束后把种群中各个体按适应度值由大到小排好序，取前 20% 的个体作为精英个体，让其直接复制到下一代种群中，且不参加之后的位置更新运算，由此自然、可靠地保留优良基因[23]。

2.2.4 多样性保持机制

由于种群多样性对防止算法过早收敛、保持全局优化能力有直接而重大的意义，而种群多样性低于阈值时个体过于集中，故本文引入了多样性维持机制，并先定义种群多样性度量：

$$Diversity = \frac{1}{N \cdot L}\sum_{i=1}^{N}\sqrt{\sum_{j=1}^{D}(x_{ij}-\bar{x_j})^2} \quad (10)$$

其中：N 为种群规模，D 为问题维数，L 为搜索空间对角最大长度，$\bar{x_j}$ 为第 j 维的种群均值。

当 $Diversity<0.01$ 时，对后 50% 个体进行随机扰动：

$$x_i = x_i + 0.3\alpha(\text{rand}-0.5)(\text{ub}-\text{lb}) \quad (11)$$

其中：rand 为 [0，1] 区间内的均匀随机数，ub 和 lb 分别为参数上限和下限。扰动强度系数 0.3α 的设计充分考虑了当前探索阶段的特点：迭代初期 α 较大，故波动强度宜大以利于跳出局部最优，迭代后期 α 较小，故波动强度宜弱以保护所发现的优质解[24]。

2.2.5 策略协同机制分析

本文所提出的改进萤火虫算法融合 Lévy 飞行、自适应参数调整、精英保留、多样性保持四项策略，并非独立作用，而是在迭代全过程中形成互补协同、阶段递进、动态平衡的耦合机制，共同保证算法在 INS/GNSS/视觉融合导航参数优化问题中具备更强的全局搜索能力、局部开发精度与收敛稳定性。4 种改进策略在迭代前期、中期、后期承担差异化功能，彼此不存在本质冲突，可实现稳定高效的协同工作。

1）Lévy 飞行与自适应参数调整的协同关系 Lévy 飞行具备典型重尾分布特性，能够在迭代前期实现大范围、长距离的空间跳跃，有效扩展搜索覆盖范围，从根源上避免算法陷入局部最优；而自适应参数调整策略通过动态改变步长因子 α 与光吸收系数 γ，使算法在迭代后期自动收缩搜索范围，转向精细局部寻优[25]。二者形成“全局探索 — 局部开发”的动态互补：Lévy 飞行负责拓展搜索空间、打破局部极值约束；自适应步长负责精准定位、提升收敛精度。在迭代后期，Lévy 飞行的随机扰动被自适应步长自然弱化，因此不存在冲突，反而能够在保证搜索广度的同时提升参数优化精度。

相较于标准萤火虫算法采用的高斯扰动，Lévy 飞行更适用于导航参数优化问题。原因在于：卡尔曼滤波 $\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{R}$ 矩阵优化属于高维、多峰、非凸、强耦合优化问题，参数空间存在大量局部最优值。高斯扰动以小步长正态搜索为主，难以跨越局部极值区域；而 Lévy 飞行的重尾特性允许算法以一定概率实现大幅跳跃，更适合在复杂噪声环境下寻找全局最优的滤波参数组合，因此能显著提升融合导航系统的估计精度与鲁棒性。

2）精英保留与多样性保持的协同关系精英保留机制用于保留历代最优个体，确保最优解不退化、收敛方向稳定；多样性保持机制通过监测种群集中度并触发适度扰动，避免个体过度聚集导致早熟收敛。二者呈现“稳定收敛 — 扩展搜索”的强互补关系：精英保留提供“最优锚点”，保证算法向高质量解快速收敛；多样性保持提供“搜索活力”，避免种群僵化。在迭代前期，多样性占主导，保证全局搜索充分性；在迭代后期，精英保留逐步强化，保证参数优化精度。通过动态优先级分配，两种策略不会产生矛盾，反而共同实现“快收敛、不早熟”的优化效果，尤其适合对稳定性要求极高的组合导航参数整定问题[26]。

3）多策略整体协同工作模式四项改进策略在算法迭代中呈现清晰的阶段作用优先级：

迭代前期：Lévy 飞行主导全局探测，多样性保持辅助扩展搜索空间；

迭代中期：自适应参数调整平衡探索与开发，精英保留开始稳定最优方向；

迭代后期：精英保留与自适应精细调整主导局部寻优，多样性保持微弱扰动防止过度收敛。

上述协同机制使改进萤火虫算法在导航滤波参数优化中实现全局搜索能力、局部寻优精度、收敛速度、系统鲁棒性的同步提升，能够更好地适应 INS/GNSS/视觉融合系统在复杂环境下的噪声变化与模型不确定性，为 $\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{R}$ 矩阵的自适应优化提供可靠保障[27]。

2.3 适应度函数设计

由于适应度函数的设计对优化算法的求解方向有直接而重大的影响，故本文对 INS/GNSS/视觉组合导航系统参数优化问题设计了一个兼顾位置、姿态精度的适应度函数。

适应度函数以滤波新息序列的统计特性为基础。新息（Innovation）定义为实际观测与预测观测之差[28]：

$$\boldsymbol{I}_k = \boldsymbol{Z}_k - \boldsymbol{H}_k\hat{\boldsymbol{X}}_{k/k-1} \tag{12}$$

式中，$\hat{\boldsymbol{X}}_{k/k-1}$为由状态预测方程求得的一步状态预测值。在滤波器调优的状态下，新息序列应为零均值白噪声，其协方差矩阵的理论值为 $\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k/k}\boldsymbol{H}_k^T+\boldsymbol{R}_k$。因此，通过最小化新息的实际统计特性与理论特性之间的差异，可以实现 $\boldsymbol{Q}$ 和 $\boldsymbol{R}$ 的优化。

为便于计算，采用位置、速度、姿态的均方根误差（RMSE，root mean square error）作为精度[29]：

位置均方根误差：

$$RMSE_p = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\| p_k - \hat{p}_k \|^2} \tag{13}$$

速度均方根误差：

$$RMSE_v = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\| v_k - \hat{v}_k \|^2} \tag{14}$$

姿态均方根误差：

$$RMSE_\varphi = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\| \varphi_k - \hat{\varphi}_k \|^2} \tag{15}$$

其中：p_k、v_k、ϕ_k 分别为真实位置、速度与姿态角，$\hat{p}_k$、$\hat{v}_k$、$\hat{\phi}_k$ 分别为对应时刻的滤波估计值。

综合考虑各项精度指标，适应度函数的完整表达式为：

$$f = \omega_p \cdot RMSE_p + \omega_v \cdot RMSE_v + \omega_a \cdot RMSE_a/10 + \lambda\sum\theta_i^2 \tag{16}$$

其中：依据组合导航系统性能优先级与相关文献典型配置选取，以位置精度为核心优化目标，速度与姿态为辅助指标，故 $w_p=0.6$，$w_v=0.25$，$w_a=0.15$ 为权重系数[30]，$\lambda=0.000\ 5$ 为正则化系数[31]，取值于 10^{-4}～10^{-3}经典区间，用于平衡滤波精度与数值稳定性，避免参数过拟合；$RMSE_p$ 为位置精度项，$RMSE_v$ 为速度精度项，$RMSE_a$ 为姿态精度项。

改进后萤火虫算法的具体流程如图 1 所示。

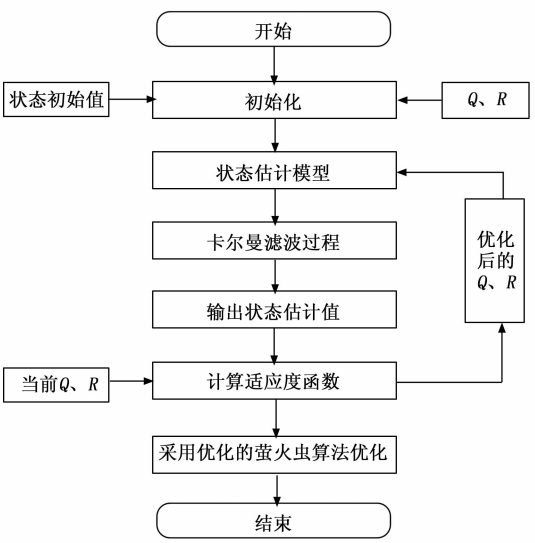

图 1　算法流程图

3　实验设计与分析

3.1　仿真环境配置

为全面验证算法在城市峡谷、信号遮挡、视觉退化、强机动等复杂工况下的鲁棒性，本文构建 5 类典型仿真场景，覆盖传统固定参数滤波的核心痛点：

1）基础螺旋上升轨迹（原场景，用于对照）。

2）GNSS 短时失锁场景（10～20 s 卫星信号中断）。

3）GNSS 多路径干扰场景（全程叠加多径误差）。

4）视觉光照突变/纹理稀疏场景（15 s 后视觉噪声放大 3 倍）。

5）快速强机动场景（15 s 后角速度突增，模拟急转）。

3.1.1　轨迹生成

为真实反映飞机的机动飞行特性，轨迹发生器生成螺旋上升航迹。该轨迹涵盖角运动（水平转弯）与线运动（高度变化）两种模态，能够充分激励系统的全状态响应，为滤波器在动态环境下的性能验证提供可靠依据。

轨迹参数设置如下：

1）水平运动：半径 30 m 的圆周运动，角速度 0.2 rad/s，对应线速度 6 m/s；

2）垂直运动：从 500 m 高度匀速爬升，爬升率 3 m/s；

3）仿真时间：总时长 30 s，采样间隔 0.05 s，共 600 个时间步；

4）快速机动段：15 s 后角速度由 0.2 rad/s 突变为 0.5 rad/s，实现强机动激励。

5）导航坐标系：当地水平坐标系（东－北－天）。

3.1.2　传感器模型

传感器的参数数据如表 1 所示。

表 1　传感器参数

参数类别	参数名称	数值	说明
INS 参数	陀螺噪声标准差	$0.01°/\sqrt{\text{h}}$	系统噪声和量测噪声均设为高斯白噪声
	加速度计噪声标准差	$100\ \mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$	
	陀螺常值漂移	$0.1°/\sqrt{\text{h}}$	
	加速度计常值零偏	1 mg	
GNSS 参数	GNSS 更新率	10 Hz	每 2 个时间步更新
	位置噪声标准差	0.3 m，0.5 m	水平，垂直
	速度噪声标准差	0.05 m/s	—
相机参数	视觉更新率	15 Hz	每 1.33 个时间步更新
	特征点数量	80	均匀分布在车辆周围
	相机焦距	500	相机内参

在以上传感器参数基础上，增加复杂环境模拟：

1）GNSS 短时失锁：10～20 s 观测置空，仅 INS＋视觉融合输出；

2）多路径干扰：水平位置叠加周期性多径误差，模拟城市建筑反射；

3）视觉光照退化/纹理稀疏：15 s 后观测噪声由 0.3 pixel 增大为 0.9 pixel。

3.1.3 算法参数设置

从表 2 可以很清楚、有层次地看到改进萤火虫算法各参数的设置：由于要兼顾计算效率和导航性能，故把种群规模取为 15，最大迭代次数由预实验确定为 25，使算法在有限的计算资源下尽可能充分地收敛。Lévy 指数 β 是协调远距离跳跃、短距离精确导航两者步长分布特性的典型参数。

表 2 参数设置

参数类别	参数名称	数值	说明
种群参数	萤火虫数量	15	平衡计算量与精度
	最大迭代次数	25	快速收敛设计
	Lévy 指数	1.5	中等步长分布
	精英保留比例	20%	保持优良基因
多样性参数	多样性阈值	0.01	触发扰动机制
	扰动强度系数	0.3	平衡探索与开发

3.2 实验结果与分析

仿真在基础场景、GNSS 失锁、多路径干扰、视觉光照退化、快速机动五类工况下开展，全面验证算法在恶劣环境下的鲁棒性。图 2 展示了真实轨迹、基准卡尔曼滤波估计轨迹和使用改进萤火虫算法优化的滤波器轨迹之间的三维对比，由图可知，基准卡尔曼滤波在信号中断、强机动、噪声突变段出现明显漂移与发散；优化后的萤火虫算法比基准卡尔曼滤波算法更接近真实轨迹，即使在轨迹弯曲处也能保持良好的跟踪性能。这一结果直观表明，优化后的 $\boldsymbol{Q}$ 和 $\boldsymbol{R}$ 参数能很好的抑制误差积累，让滤波器合理地权衡模型预测与传感器观测。

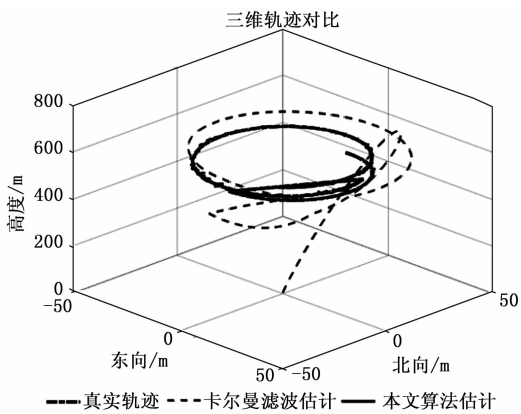

图 2 真实轨迹和两种算法的三维轨迹对比

图 3 显示了位置偏差随时间的变化。如图 3 所示，基准卡尔曼滤波器在 GNSS 失锁阶段与快速机动阶段误差显著升高，波动剧烈；相反，用萤火虫算法加以优化后的滤波器能够有效抑制干扰与机动带来的误差冲击，各轴误差更小、收敛更快、振荡更弱。

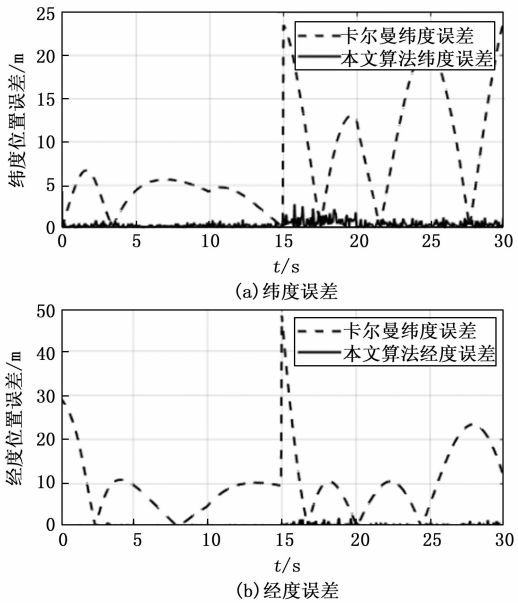

图 3 位置误差

图 4 展示了横滚角、俯仰角、航向角的估计偏差曲线。由图可知，经优化后的萤火虫算法在视觉噪声增大

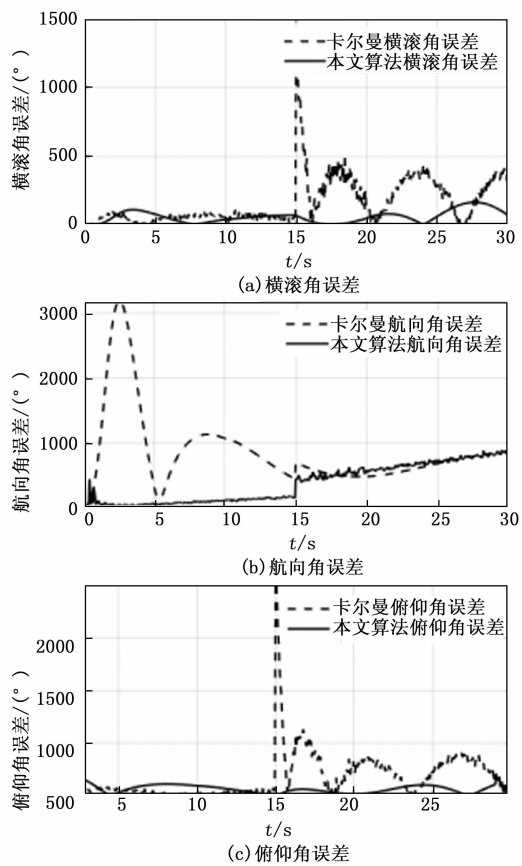

图 4 姿态误差

与载体高机动条件下仍能保持稳定姿态输出，航向角误差抑制效果最为突出，证明优化后的滤波参数能显著提升系统对动态噪声的适应能力。

两种算法在位置和姿态估计上的均方根误差定量对比结果如表 3 所示。

表 3　均方根误差

性能指标		卡尔曼滤波算法	优化的萤火虫算法	提升幅度/%
位置 *RMSE*/m	纬度	9.99	0.55	94.45
	经度	12.95	0.47	96.37
姿态 *RMSE*/(°)	横滚角	4.09	1.30	68.22
	俯仰角	4.89	1.39	71.57
	航向角	18.23	8.22	54.91

如表 3 所示，提出的算法在整个导航过程中均显著低于对比组算法，其姿态与位置的均方根误差均为最小。与基准卡尔曼滤波器相比，该算法在横滚角、俯仰角和航向角 3 个方向上的姿态精度都有明显提升，相应误差分别降低了 68.22%、71.57%和 54.91%；此外，优化后的萤火虫算法的误差分布高度集中，在纬度和经度方向上的误差较基准的卡尔曼滤波算法分别降低 94.45%和 96.37%，很好地保证了无人机飞行时的位置估计精度及飞行稳定性。

综上所述，在 GNSS 信号遮挡、多径干扰、视觉噪声突变、载体强机动等传统固定参数滤波失效的典型恶劣场景中，本文所提改进萤火虫算法仍能保持高精度、高稳定输出，有效解决滤波参数依赖经验、难以适应动态环境变化的核心问题，大幅提升结论普适性与工程应用价值。

4　结束语

本文构建了包含基础螺旋上升轨迹、GNSS 短时失锁、多路径干扰、视觉光照退化、载体快速机动在内的五类典型仿真场景，全面覆盖城市峡谷等复杂环境中导航系统面临的核心挑战。仿真结果表明，文中所提算法在位置与姿态估计精度上均显著优于基准卡尔曼滤波。在 GNSS 信号中断、强机动、视觉噪声突变等传统滤波易失效的工况下，所提方法仍能保持高精度、高稳定性输出，鲁棒性与环境适应性得到显著增强。所提算法摆脱了滤波参数对人工经验的依赖，实现了噪声协方差的智能自适应整定，更能适应动态变化的实际工程环境。实验验证表明，本文方法有效解决了传统固定参数滤波在复杂场景下精度下降甚至发散的问题，为多传感器融合导航提供了一种兼具精度与鲁棒性的解决方案，具备良好的理论价值与工程应用前景。但研究需指出，仿真环境与实际场景之间存在差异，实际工作环境更为复杂多变。

参考文献：

[1] 杜学禹，王茂松，崔加瑞，等. 一种高精度自主式组合导航系统滤波算法 [J]. 中国惯性技术学报，2021，29 (1)：55－61.

[2] 张　浩，刘建业，赖际舟，等. 基于自适应 UKF 的 GPS/INS 紧组合导航算法 [J]. 中国惯性技术学报，2015，23 (3)：334－339.

[3] NGUYEN P，ARSALAN M，KOO J，et al. Light dense YOLO：afast and accurate marker tracker for autonomous UAVlanding by visible light camera sensor on drone [J]. Sensors，2018，18 (6)：1315.

[4] LI K，CHEN X，CHEN S，et al. INS/GNSS/Camera integration based on factor graph optimization [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology，2021，70 (10)：9916－9931.

[5] 张　溢，顾　晶. 基于自适应抗噪卡尔曼滤波的组合导航方法 [J]. 电子测量技术，2025，48 (2)：92－100.

[6] 薛文婷，张　波，李署坚. 组合导航中一种新息自适应卡尔曼滤波算法 [J]. 全球定位系统，2014，39 (4)：8－11.

[7] CHEN X，SHEN C，ZHANG W B，et al. Novel hybrid of strong tracking Kalman filter and wavelet neural network for GPS/INS during GPS outages [J]. Measurement，2013，46 (10)：3847－3854.

[8] 范英杰，蒋　涛. GNSS/INS 紧组合的因子图优化实现方法 [J]. 导航定位学报，2026，14 (1)：11－18.

[9] LOU N Y，LIU W，HUA Y，et al. Therobust ultra-tightly coupled integrated navigation optimization method based on deep learning for USV [J]. Measurement，2026：266120512.

[10] 张　辉，胡宗强. 基于神经网络及卡尔曼滤波的机器人组合导航定位分析 [J]. 地理空间信息，2025，23 (12)：29－32.

[11] YANG X S. Firefly algorithms for multimodal optimization [C] //Stochastic Algorithms：Foundations and Applications，SAGA 2009，Lecture Notes in Computer Science，Vol. 5792，Berlin：Springer，2009：169－178.

[12] 贺　星. GPS/SINS 组合无人机导航方法研究 [J]. 航空计算技术，2025，55 (6)：49－53.

[13] 张建锋. 基于改进萤火虫算法的无人机监测路径规划方法 [J]. 经纬天地，2025 (4)：25－28.

[14] 李晴茹. 自适应联邦滤波组合导航算法研究 [D]. 西安：西安建筑科技大学，2023.

[15] 刘瑞鑫. 水下航行器惯性/多普勒组合导航系统研究 [D]. 哈尔滨：哈尔滨工业大学，2023.

[16] 黄剑雄，刘小雄，章卫国，等. 基于视觉/惯导的无人机组合导航算法研究 [J]. 计算机测量与控制，2021，29 (2)：137－143.

[17] ZHANG J，ZHU H，WANG L，et al. An improved variational Bayesian adaptive robust filtering algorithm for LBL/SINS integrated navigation in complex marine environments [J]. Measurement，2026，258 (PB)：119173.
[18] FISTER I，YANG X S，BREST J. A comprehensive review of firefly algorithms [J]. Swarm and Evolutionary Computation，2013：1334－1346.
[19] 龙舰涵，许湘扬. 基于改进萤火虫算法的无人机路径规划 [J]. 计算机测量与控制，2023，31 (5)：166－173.
[20] 尤晓亮，何广军，田德伟，等. 电力系统故障诊断的萤火虫和粒子群混合算法研究 [J]. 计算机测量与控制，2015，23 (10)：3344－3346.
[21] DENG J，WANG Y. Application of Lévy flight particle swarm optimisation in MPPT of photovoltaic system [J]. International Journal of Electronics，2024，111 (7)：21.
[22] WANG H，WANG W，ZHOU X，et al. Firefly algorithm with neighborhood attraction [J]. Information Sciences，2017 (382/383)：374－387.
[23] ZHANG Y，WANG S，JI G. A comprehensive survey on particle swarm optimization algorithm and its applications [J]. Mathematical Problems in Engineering，2015：1－38.
[24] 刘善智. 多样性保持的人工蜂群算法种群调解机制研究 [D]. 沈阳：沈阳建筑大学，2024.
[25] WANG H，ZHOU X，SUN H，et al. Firefly algorithm with adaptive control parameters [J]. Soft Computing，2017，21 (17)：5091－5102.
[26] 谢承旺，肖 驰，丁立新，等. HMOFA：一种混合型多目标萤火虫算法 [J]. 软件学报，2018，29 (4)：1143－1162.
[27] 田梦楚，薄煜明，陈志敏，等. 萤火虫算法智能优化粒子滤波 [J]. 自动化学报，2016，42 (1)：89－97.
[28] 高 伟，叶 攀，许伟通. 改进的自适应衰减卡尔曼滤波算法 [J]. 计算机测量与控制，2016，24 (8)：190－192.
[29] 杨林刚，王增光，马润泽，等. 基于多传感融合技术的海上升压站无人智能巡检研究 [J]. 计算机测量与控制，2026，34 (4)：130－136.
[30] 李远梅，张宏立. 基于改进萤火虫算法 PID 控制器参数优化研究 [J]. 计算机仿真，2015，32 (9)：356－359.
[31] CHEUNG J N，DING X，SHEN H. Adaptive firefly algorithm：parameter analysis and its application [J]. PLoS ONE，2017，9 (11)：e112634.

(上接第 215 页)

[15] 徐 涛，常怡明，刘才华. 基于近端策略优化的数据中心任务调度算法 [J]. 计算机工程与设计，2025，46 (3)：712－718.
[16] 徐 俊，彭俊丰，汤 庸，等. 改进的分布估计鲸鱼算法求解区块链 DAG 任务调度问题 [J]. 计算机应用研究，2024，41 (11)：3364－3369.
[17] 薛建凯. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用 [D]. 上海：东华大学，2020.
[18] 李 帅，梁宏涛，吴沭运，等. 基于改进麻雀搜索算法的海岛微网多目标优化调度 [J]. 青岛科技大学学报(自然科学版)，2024，45 (6)：115－124.
[19] 郭鹏飞，刘 娜，胡子航，等. 基于混合多策略麻雀搜索算法的柔性作业车间调度优化 [J]. 计算机应用，2025 (s2)：341－345.
[20] 宋 扬，石 勇，刘宝泉，等. 基于改进麻雀搜索算法的机场微电网优化调度策略 [J]. 电力科学与技术学报，2022，37 (3)：33－40.
[21] XUE J，SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach：sparrow search algorithm [J]. Systems Science&Control Engineering，2020，8 (1)：22－34.
[22] 朱博文，崔凤英. 融合多策略优化 SSA 的仓储机器人任务调度算法 [J]. 组合机床与自动化加工技术，2024 (5)：183－187.
[23] GENG Z，LI M，CAO S，et al. A whale optimization algorithm based on hybrid reverse learning strategy [J]. Computer Engineering&Science，2022，44 (2)：355.
[24] 蔡池兰，周嘉裔. 基于灰狼算法的桥梁检测车伸缩臂结构的优化设计 [J]. 机械设计，2025，42 (1)：78－84.
[25] DEMIR F B，TUNCERT，KOCAMAZ A F. A chaotic optimization method based on logistic-sine map for numerical function optimization [J]. Neural Computing and Applications，2020，32：14227－14239.
[26] LI S，LI J. Chaotic dung beetle optimization algorithm based on adaptive t-distribution [C] //2023 IEEE 3rd International Conference on Information Technology，Big Data and Artificial Intelligence (ICIBA)，IEEE，2023，3：925－933.
[27] 张 琪，陈海涛，任宇辰，等. 改进天鹰算法的无人机出警路径规划 [J]. 电光与控制，2025，32 (7)：98.
[28] XUE J，SHEN B. Dung beetle optimizer：a new meta-heuristic algorithm for global optimization [J]. The Journal of Supercomputing，2023，79 (7)：7305－7336.
[29] 邱少明，张 博. 基于改进沙猫群优化算法的无人机路径规划 [J]. 兵器装备工程学报，2025，46 (3)：173－181.
[30] RANA N，LATIFF M S A，ABDULHAMID S M，et al. Whale optimization algorithm：a systematic review of contemporary applications，modifications and developments [J]. Neural Computing and Applications，2020，32：16245－16277.