

朱新宇, 孙雅茹, 詹宇成, 等. 基于多策略改进长鼻浣熊算法优化的粒子滤波算法 [J]. 智能计算机与应用, 2026, 16(2): 55-63. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.25072002

基于多策略改进长鼻浣熊算法优化的粒子滤波算法

朱新宇, 孙雅茹, 詹宇成, 李哲宇

(中国民用航空飞行学院, 成都 618307)

摘要: 针对传统粒子滤波算法在同步定位与建图任务中存在的粒子退化、多样性缺失及收敛精度不足等问题, 本文提出一种基于改进长鼻浣熊优化的粒子滤波算法。在传统的长鼻浣熊算法的基础上, 采用 Circle 混沌映射替代传统随机初始化方式, 有效打破初始局部聚集现象, 显著提升种群在状态空间探索的均匀性; 通过在位置更新阶段中设置自适应权重根据迭代进程动态调整探索半径, 平衡全局与局部探索能力; 最后引入精英引导-柯西扰动协同机制, 利用精英粒子信息指引搜索方向并结合柯西扰动的长跳跃特性, 有效引导粒子群跳出局部最优区域并增强多样性, 缓解粒子退化和样本贫化。实验结果表明, 改进的算法在提升粒子多样性的同时, 又提高了系统状态估计精度, 相对于传统粒子滤波算法, 具有更好的鲁棒性, 应用于 SLAM 算法中, 能够降低因粒子多样性缺失导致的定位误差累积, 避免位姿估计发散; 同时, 通过稳定的位姿估计反馈, 提升地图构建的全局一致性, 显著增强 SLAM 算法的鲁棒性与可靠性。

关键词: 粒子滤波; 长鼻浣熊优化算法; 混沌映射初始化; 自适应惯性权重; 精英引导; 柯西扰动; SLAM

中图分类号: TP18

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2026)02-0055-09

Particle Filter algorithm optimized based on Multi-Strategy Improved Coati Optimization Algorithm

ZHU Xinyu, SUN Yaru, ZHAN Yucheng, LI Zheyu

(Civil Aviation Flight University of China, Chengdu 618307, China)

Abstract: Targeting the issue of particle degeneracy, deficiency of diversity, and inadequate convergence accuracy in the conventional Particle Filter (PF) algorithm for Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) problems, this paper presents an enhanced Coati Optimization Algorithm-Particle Filter algorithm (ICOA-PF). Starting from the standard Coati Optimization Algorithm (COA), the established ICOA-PF adopts a Circle chaotic map to substitute the standard random initialization strategy, which effectively overcomes the initial local aggregation phenomenon and drastically improves the uniformity of population exploration in the state space. Adaptive weights are incorporated in the position update process, dynamically adjusting the exploration radius according to iterative progress to reconcile global and local exploration abilities. Finally, an elite-guided mechanism with Cauchy perturbation is introduced. Meanwhile the information of elite particles is leveraged to guide the search direction and incorporates the long-jump property of Cauchy perturbation. Through this collaborative effort, the particle swarm is effectively led to bypass local optima and improves diversity, thus avoiding particle degeneracy and sample impoverishment. Experimental results indicate that the improved algorithm improves particle diversity and the accuracy of system state estimation concurrently. In comparison to conventional PF algorithms, the proposed algorithm achieves higher robustness. When implemented in SLAM algorithms, the proposed algorithm can suppress the accumulation of localization errors due to particle diversity loss and avoid divergence in pose estimation. Through the feedback of stable pose estimates, the proposed algorithm improves the global consistency of map construction and drastically enhances the robustness and reliability of the SLAM algorithm.

Key words: Particle Filter (PF); Coati Optimization Algorithm (COA); chaotic mapping initialization; Adaptive Inertia Weight; elite-guided; Cauchy perturbation; Simultaneous Localization And Mapping (SLAM)

0 引言

作为移动机器人实现自主导航与环境感知的关

键技术, 同步定位与建图 (Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)^[1]融合多源传感器数据, 实时估计机器人自身位姿并构建环境地图。这一技术已

作者简介: 朱新宇(1969—), 男, 教授, 主要研究方向: 人工智能, 无人机定位与控制, 飞机系统的故障预测与故障诊断技术; 詹宇成(1999—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 机器人自主感知与导航技术; 李哲宇(2000—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能控制与自主导航。

通信作者: 孙雅茹(2001—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能优化算法, 智能控制与自主导航。Email: syr130826@163.com。

收稿日期: 2025-07-20

哈尔滨工业大学主办 ◆ 学术研究与应用

广泛应用于管道检测^[2]、智能仓储^[3]及无人驾驶^[4]等领域,为自动化和智能化系统提供基础支撑。随着应用场景复杂度的提升,SLAM 算法在处理高维、非线性、非高斯的动态环境时,对其鲁棒性与精度提出了更高要求。目前,主流的 SLAM 算法的求解主要包括基于卡尔曼滤波器(Kalman Filter)、粒子滤波器(Particle Filter, PF)和图优化(Graph Optimization)^[5]等方法。其中,基于蒙特卡洛方法的粒子滤波算法不依赖线性高斯假设,具有良好的适应性,尤其适用于非线性、非高斯模型,因此在移动机器人定位与状态估计中得到广泛应用^[6]。然而,传统粒子滤波(PF)算法在实际应用中仍面临粒子退化、多样性缺失及收敛精度不足等问题,影响了其在复杂环境下的性能表现。

粒子退化现象会显著减少有效粒子数量,进而影响状态估计精度^[7-8];而重采样过程易导致粒子多样性下降,甚至丢失高权重粒子,进一步削弱了系统对突发变化的响应能力,并可能降低其长期运行的鲁棒性^[9]。为缓解上述问题,研究者近年来积极探索将智能优化算法融入粒子滤波框架以提升性能。Chen 等学者^[10]提出一种新型粒子群优化粒子滤波算法(NPSO-PF),利用结合变异操作的 PSO 算法,引导粒子群在每次新观测后依据测量概率势向高似然区域移动,显著提升了滤波精度与信噪比。朱震曙等学者^[11]则采用改进磷虾群(KH)算法优化粒子滤波,借助磷虾的诱导、觅食与扩散运动引导粒子移动,并结合参数动态更新策略与遗传交叉操作提升性能。李翼等学者^[12]将围猎策略融入哈里斯鹰优化算法,设计了 Sigmoid 调控的探索-开发平衡机制,构建选择比例因子优化开发阶段策略,有效提高了粒子滤波的估计精度。陆星辰等学者^[13]提出了一种融合蝠鲞觅食优化算法的改进方法,通过链式/螺旋移动驱动粒子向高似然区域聚集,并引入横向交叉操作提升多样性;同时利用适应度阈值对粒子分组,结合翻滚觅食过程与高低权值粒子线性组合策略,有效维持了粒子群的多样性。尽管这些方法在改善粒子分布性能和增强算法鲁棒性方面取得了一定成效,但多数仍存在操作复杂、运算效率偏低且易于陷入局部最优等问题,影响其在复杂动态环境下的应用效果。

为了进一步提升 PF 算法的性能,本研究提出了一种多策略改进长鼻浣熊优化粒子滤波的算法。该算法结合长鼻浣熊优化算法的仿生行为模型,通过 Circle 混沌映射初始化粒子群,确保初始分布的

均匀性并避免局部聚集现象;在位置更新阶段,采用自适应惯性权重机制,以平衡全局探索和局部开发的需求;同时,提出精英引导-柯西扰动协同机制,通过精英粒子信息指引搜索方向并结合柯西扰动的长跳跃特性,在保证算法收敛性的同时提高跳出局部最优的能力。这些多策略协同作用有效缓解了传统粒子滤波中的粒子退化与样本贫化问题。应用于 SLAM 算法时,显著提升了定位精度与鲁棒性。

1 传统粒子滤波

粒子滤波(Particle Filter, PF)作为序贯重要性采样(Sequential Importance Sampling, SIS)算法的改进形式,是处理非线性非高斯系统状态估计问题的有效方法^[14]。其核心思想是通过蒙特卡洛模拟方法,用带权重的粒子来近似系统状态的后验概率密度函数^[15]。实现对动态系统的定位和跟踪,广泛应用于各种复杂动态环境中。算法具体实现步骤如下:

步骤 1 粒子初始化。在初始时刻($k=0$)时,对初始状态进行初始化,并从先验分布 $p(x_0)$ 中抽取 N 个独立同分布粒子,生成初始粒子群 $\{x_0^{(i)}\}_{i=1}^N$,并为每个粒子赋予归一化权重,即:

$$\omega_0^{(i)} = \frac{1}{N} \quad (1)$$

步骤 2 状态预测。对于每一时刻 $k \geq 1$ 时,通过系统的动态模型(通常为状态转移模型),对每个粒子进行预测。粒子状态更新公式为:

$$x_k^{(i)} = f(x_{k-1}^{(i)}, u_k) + \epsilon_k^{(i)} \quad (2)$$

其中, $f(x_{k-1}^{(i)}, u_k)$ 表示系统的状态转移函数, u_k 表示控制输入; $\epsilon_k^{(i)}$ 表示过程噪声。

步骤 3 权重更新。根据观测模型,将观测值 z_k 与每个粒子的状态进行对比,计算粒子似然度,并更新粒子的权重:

$$\omega_k^{(i)} = \omega_{k-1}^{(i)} \cdot p(z_k | x_k^{(i)}) \quad (3)$$

其中, $p(z_k | x_k^{(i)})$ 表示粒子 i 在给定观测 z_k 下的似然度,通常使用观测模型的概率密度函数来计算。

对更新后的权重归一化处理,确保所有粒子的权重之和为 1。推得的公式为:

$$\tilde{\omega}_k^{(i)} = \frac{\omega_k^{(i)}}{\sum_{j=1}^N \omega_k^{(j)}} \quad (4)$$

步骤 4 重采样。为解决粒子退化问题(多数粒子权重收敛为零),对粒子集 $\{x_k^{(i)}, \omega_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ 进行重采样,采样后的粒子集设为 $\{\tilde{x}_k^{(i)}, \frac{1}{N}\}_{i=1}^N$ 。

步骤5 状态估计。最终通过加权求和获得状态估计结果,推得的公式为:

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_k^{(i)} \tilde{x}_k^{(i)} \quad (5)$$

2 改进长鼻浣熊优化粒子滤波算法

2.1 传统长鼻浣熊算法

长鼻浣熊算法 (Coati Optimization Algorithm, COA) 是一种新型元启发式算法,由 Dehghani 等学者^[16]于 2023 年提出。该算法模仿长鼻浣熊群体觅食行为,构建了全局探索与局部开发机制,以在解空间内搜索全局最优解。其执行流程包含 3 个阶段。

(1) 阶段 1: 初始化阶段。作为基于群体的元启发式算法,COA 将长鼻浣熊视为群体构成要素,每个长鼻浣熊在搜索空间中的位置代表决策变量的值。算法开始时,长鼻浣熊的位置随机初始化,数学公式如下:

$$X = L_j + r \cdot (U_j - L_j) \quad (6)$$

其中, X 表示浣熊在搜索空间中的位置; r 表示 $[0,1]$ 区间内的随机数; L_j 和 U_j 分别表示下界和上界。

(2) 阶段 2: 探索阶段 (狩猎和攻击策略)。此阶段是模拟长鼻浣熊攻击鬣蜥时的策略。一半长鼻浣熊爬上树吓唬鬣蜥,另一半在树下等待,鬣蜥掉落地面后发动捕食。这种策略会导致长鼻浣熊在搜索空间中移动到不同的位置,相当于优化算法中的全局搜索,旨在寻找潜在优质解。该阶段行为由以下公式进行数学模拟。

① 爬树行为。公式如下:

$$X^{k+1} = X^k + r \cdot (X_b^k - I \cdot X^k) \quad (7)$$

② 落地移动捕食行为。公式如下:

$$G_g^k = L_j + r \cdot (U_j - L_j) \quad (8)$$

$$X^{k+1} = \begin{cases} X^k + r \cdot (G_g^k - I \cdot X^k), & \text{if } F(G_g^k) < F(X^k) \\ X^k + r \cdot (X^k - G_g^k), & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

其中, X^{k+1} 表示计算出长鼻浣熊的新位置; X_b^k 表示长鼻浣熊的最佳位置; r 表示 $[0,1]$ 区间的随机实数; G_g^k 表示鬣蜥在搜索空间中最佳成员的位置; I 表示从集合 $\{1,2\}$ 中随机选择的整数; $F(G_g^k)$ 表示鬣蜥在地面上随机生成位置的适应度值; $F(X^k)$ 表示长鼻浣熊的适应度值。

(3) 阶段 3: 开发阶段 (逃离捕食者的过程)。此阶段是根据长鼻浣熊在遇到捕食者和逃离捕食者时的自然行为进行数学建模。当捕食者攻击浣熊时,浣熊会从它的位置逃脱。在这种策略中的举动

使长鼻浣熊处于接近当前位置的安全位置,该过程体现了长鼻浣熊的局部搜索能力,相关的数学表达式如下:

$$L_j^{\text{local}} = \frac{L_j}{k}, U_j^{\text{local}} = \frac{U_j}{k}, k = 1, 2, \dots, K \quad (10)$$

$$X^{k+1} = X^k + (1 - 2r) \cdot (L_j^{\text{local}} + r \cdot (U_j - L_j)) \quad (11)$$

其中, L_j^{local} 表示局部下界; U_j^{local} 表示局部上界; k 表示当前循环次数; K 表示最大循环次数; 其他参数同上所示。

浣熊到达新位置后,采用贪婪策略进行位置更新。对此可以表示为:

$$X^{k+1} = \begin{cases} X^k, & \text{if } F(X^{k+1}) \geq F(X^k) \\ X^{k+1}, & \text{else} \end{cases} \quad (12)$$

2.2 改进的长鼻浣熊算法

受长鼻浣熊觅食行为启发的 COA 算法具有较强的全局搜索能力,可有效增强高维非线性系统中的粒子多样性、避免早熟收敛并改善分布质量。然而,该算法亦存在收敛速度较慢及寻优后期易陷入局部最优解等不足。为此,本文基于相关研究对 COA 算法进行改进研究。

2.2.1 Circle 混沌映射

Circle 混沌映射在多领域有应用,其复杂动力学行为,可生成高度随机序列^[17]。针对传统 COA 算法随机初始化导致的搜索盲区问题,采用 Circle 混沌映射来初始化种群。通过混沌系统的遍历特性,使初始种群在解空间内呈现均匀分布特征,有效避免传统随机初始化导致的局部聚集现象。具体 Circle 混沌映射公式为:

$$x_{k+1} = \text{mod}(x_k + 0.2 - \frac{1}{4\pi} \sin(2\pi \cdot x_k), 1) \quad (13)$$

其中, k 表示迭代次数。迭代生成 $N \times D$ 维序列 (N 为种群规模, D 为维度),将混沌序列值线性变换至各维变量的定义域:

$$X = L_j + x \cdot (U_j - L_j) \quad (14)$$

2.2.2 自适应惯性权重机制

惯性权重可依据算法迭代进程进行动态调整。在迭代初期,较大的惯性权重使算法在每次迭代中跨越更大距离,迅速覆盖更广的搜索空间,从而增强全局探索能力,有利于识别潜在的全局最优区域。在迭代后期,较小的惯性权重则促进算法在当前最优解邻域进行更精细的局部搜索,提升收敛精度并避免振荡现象。为此,本文在位置更新公式中引入自适应惯性权重,以引导迭代过程中的位置变化。由此推得的公式为:

$$\omega(k) = \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})}{2} \cdot \cos\left(\frac{k}{K_{\max}}\pi\right) + \omega_{\min} \quad (15)$$

其中, $\omega(k)$ 表示第 k 次迭代时的惯性权重; ω_{\max} 和 ω_{\min} 分别表示最大和最小惯性权重; K_{\max} 表示最大迭代次数。

在 COA 算法的位置更新阶段, 嵌入改进的惯性权重, 重构位置更新方程为:

$$X^{k+1} = \omega(k) \cdot X^k + x \cdot (X_b^k - I \cdot X^k) \quad (16)$$

$$X^{k+1} = \begin{cases} X^k + x \cdot (G_g^k - I \cdot X^k), & \text{if } F(G_g^k) < F(X^k) \\ X^k + x \cdot (X^k - G_g^k), & \text{else} \end{cases} \quad (17)$$

$$X^{k+1} = \omega(k) \cdot X^k + (1 - 2r) \cdot (L_j^{\text{local}} + r \cdot (U_j - L_j)) \quad (18)$$

2.2.3 引导-扰动协同机制

在每一代迭代中, 从当前种群中选取前 $p\%$ 的优秀个体构成精英子群 E_k , 并计算其中心位置向量 E_k 作为全局引导参考。该向量融合了当前最优解的分布特征, 有助于引导个体向潜在优质高似然区域移动。对此可以表示为:

$$E_k = \frac{1}{|E_k|} \sum_{x_i \in E_k} x_i \quad (19)$$

相较于高斯分布, 柯西分布具有更重的尾部特性, 当个体陷入局部最优时, 能够提供更大概率的大距离跳跃, 从而提升个体跳出局部极值陷阱的能力。具体扰动形式为:

$$x_i^{k+1} = x_i^k + \beta(E_k - x_i^k) + \gamma \cdot \text{Cauchy}(0, 1) \quad (20)$$

其中, β 表示精英引导权重; γ 表示扰动幅度控制因子; $\text{Cauchy}(0, 1)$ 表示服从标准柯西分布的随机变量。

2.3 优化粒子滤波算法具体实现步骤

算法将改进后的长鼻浣熊优化算法嵌入粒子滤波框架, 命名为 ICOA-PF (Improved Coati Optimization Algorithm Particle Filter), 在保留粒子滤波概率框架的基础上, 通过智能优化算法动态调整粒子分布, 将采样得到的粒子转移到高似然函数区域, 有效缓解传统 PF 的粒子退化与样本贫化问题。具体实现步骤如下。

步骤 1 粒子初始化。在初始时刻, 根据先验分布 $p(x_0)$ 采样出 N 个粒子, 生成初始化粒子集 $\{x_0^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。

步骤 2 状态预测。通过状态转移模型 (见式 (1)) 对上一时刻的粒子集进行状态预测, 得到预测粒子集 $\{x_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。

步骤 3 迭代优化。执行 ICOA 算法, 对粒子位置进行迭代更新, 优化后粒子位置记为 $\{\tilde{x}_k^{(i)}\}_{i=1}^N$, 使其向高似然概率区域逼近, 具体迭代步骤, 如图 1 所示。

步骤 4 权值更新。根据观测模型计算粒子权重, 并根据式 (4) 对粒子的重要性权值进行归一化处理, 输出带权重的粒子集。

步骤 5 系统输出结果。通过式 (5) 计算加权状态估计值, 输出状态估计结果。

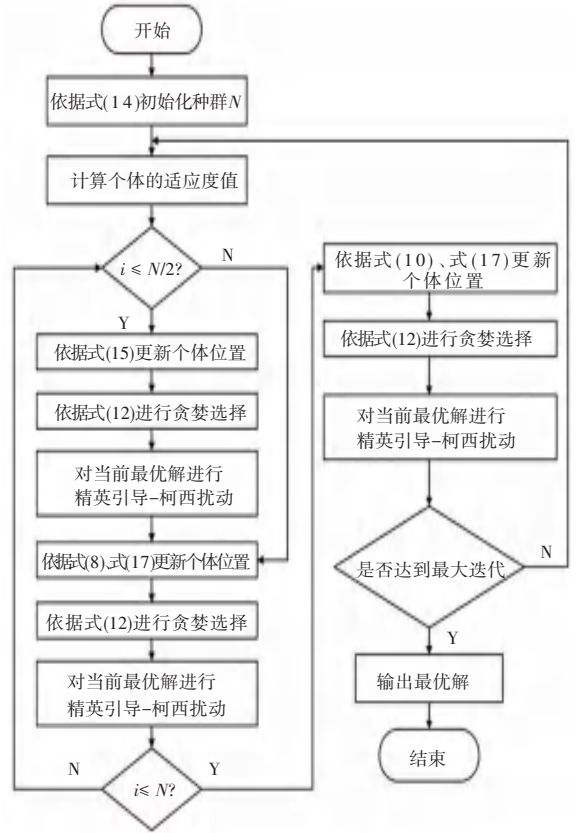


图 1 ICOA 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of ICOA algorithm

3 实验验证

3.1 粒子滤波性能测试

为验证本文提出的 ICOA-PF 算法在复杂环境下的滤波性能, 在粒子多样性、收敛速度及系统鲁棒性等方面进行了量化分析。在 Matlab R2023b 软件中采用基于非线性系统模型^[18]进行仿真对比实验。模型公式具体如下:

$$x(t) = 0.5x(t-1) + \frac{25x(t-1)}{1 + [x(t-1)]^2} + 8\cos[1.2(t-1)] + \omega(t) \quad (21)$$

$$y(t) = \frac{x^2(t)}{20} + v(t) \quad (22)$$

其中, $x(t), y(t)$ 分别表示 t 时刻系统的状态量和观测量; 系统的初始状态设为 0; $\omega(t), v(t)$ 分别表示系统噪声和量测噪声。

3.1.1 复杂噪声环境下的鲁棒性分析

滤波算法的精度受噪声水平影响。针对传统粒子滤波(PF)在噪声敏感场景下的性能衰减问题, 本

研究设计了双噪声强度对比实验: 设定低噪声 ($Q = 1, R = 0.1$) 与高噪声 ($Q = 10, R = 1$) 场景, 粒子数 N 设置为 100, 对比分析 PF、SFA-PF^[19] 及本文所提 ICOA-PF 算法的估计性能。图 2 与图 3 分别呈现了不同状态噪声水平下 3 种算法的状态估计曲线及其对应的绝对误差曲线。

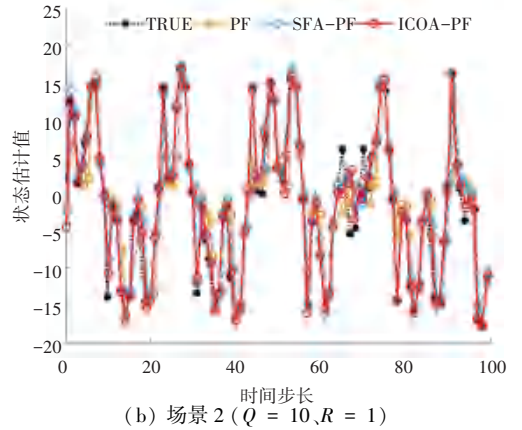
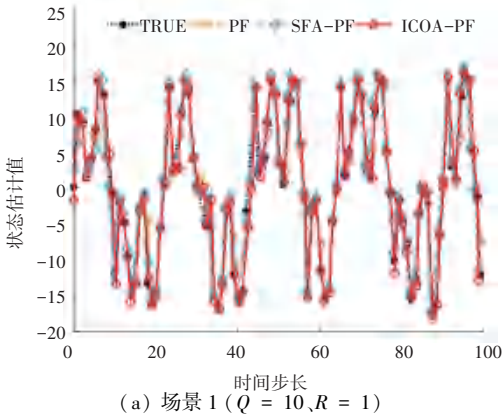


图 2 不同噪声场景下的系统状态估计

Fig. 2 System state estimation in different noise environments

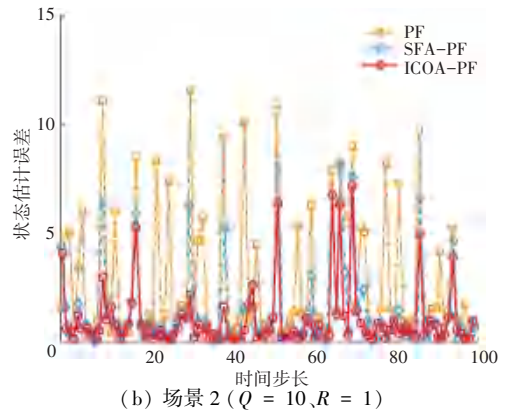
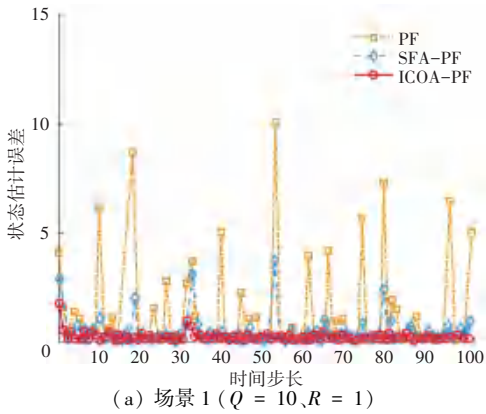


图 3 不同噪声场景下的系统状态估计误差

Fig. 3 State estimation error in different noise environments

文研究中实验数据分析表明: 当系统处于高噪声场景时, 传统粒子滤波(PF)算法因粒子退化效应加剧, 估计误差显著增大, 尤其在状态剧烈变化区域(如 $t = 50 \sim 70$ 之间) 出现多峰发散现象。相比之下, ICOA-PF 算法凭借 Circle 混沌映射的初始粒子均匀分布特性及自适应惯性权重机制, 在高噪声场景下仍能保持稳定收敛, 且误差波动范围较小。在低噪声场景中, 状态噪声较低, 高误差和高风险的次数明显降低, ICOA-PF 算法的误差曲线更贴近真实值, 验证了其在不同噪声环境下的鲁棒性优势。

3.1.2 估计精度与时效性分析

均方根误差(RMSE)是衡量滤波性能的重要指标, 其反映了粒子滤波算法对真实状态估计的准确

程度。设粒子的真实状态为 x_i , 预测状态为 \hat{x}_i , 在一个包含 N 个样本的数据集中, 其计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (x_i - \hat{x}_i)^2} \quad (23)$$

分别设置粒子数为 50、100、150、200, 噪声参数为 $Q = 1, R = 0.1$ 。进行 50 次蒙特卡洛实验, 通过计算不同算法在相同数据集上的均方根误差(RMSE)、运算时间来评估其估计精度。

不同算法对比结果见表 1。分析表 1 可知, 随着粒子数增加, 3 种算法的滤波性能均显著提升。在相同条件下, 各算法的 RMSE 值均呈下降趋势, 且 ICOA-PF 始终呈现最低的误差值。当粒子数 $N = 200$ 时, ICOA-PF 的 RMSE 为 1.808 m, 相较于 PF

(3.154 m) 和 SFA-PF (2.102 m) 分别降低了 42.676% 和 13.987%, 验证了所提改进策略对提升状

态估计精度的有效性, 有效规避了过度优化引发的计算负担, 以更短的运算时间实现更优的估计精度。

表 1 不同算法对比结果

Table 1 Comparison results of different algorithms

粒子数	RMSE/m			Time/s		
	PF	SFA-PF	ICOA-PF	PF	SFA-PF	ICOA-PF
50	4.463	2.374	2.036	0.082	0.148	0.125
100	3.982	2.116	1.875	0.124	0.195	0.183
150	3.521	2.258	1.823	0.149	0.244	0.202
200	3.154	2.102	1.808	0.167	0.306	0.265

3.1.3 粒子分布多样性测试

针对非线性场景中样本多样性退化的问题, 设定粒子数量 $N = 50$, 选取系统状态突变特征显著的 $k = 15$ 、 $k = 35$ 、 $k = 75$ 三个观测节点, 对比分析标准 PF 与 ICOA-PF 算法在状态转移过程中的粒子分布演变轨迹情况。

传统的 PF 算法在状态估计过程中表现出显著的分布局限性, 如图 4 所示。PF 算法生成的粒子呈现高度聚集性特征, 多数粒子集中于偏离真实状态的区域。这种非均匀分布易导致状态估计偏差累积放大。相比之下, 改进的 ICOA-PF 算法通过多策略协同机制实现了粒子分布的动态优化: 大部分高权重粒子密集分布于真实状态附近, 另有少部分的粒子偏离真实值。在保障估计精度的前提下有效扩展样本空间的覆盖广度, 增加了粒子的多样性。

3.2 ICOA-PF 应用验证

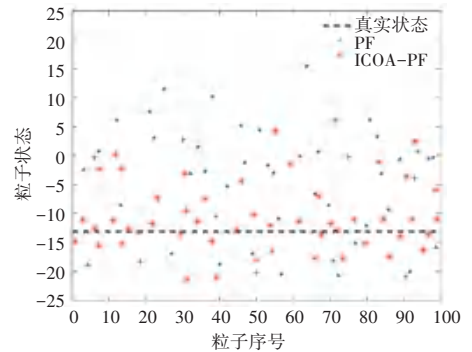
为验证 ICOA-PF 算法在 SLAM 任务中的实际性能, 本研究基于 Matlab R2023b 的 SLAM 通用模拟器设计仿真实验。实验中采用差分驱动机器人模型, 机器人搭载设备包括 16 线激光雷达和 IMU, 运动噪声参数设置为: 线速度标准差 $\sigma_v = 0.05$ m/s, 角速度标准差 $\sigma_\omega = 0.03$ rad/s。其运动学方程为:

$$\begin{cases} \dot{x}_k = x_{k-1} + v_{k-1} \cos \theta_{k-1} \Delta t \\ \dot{y}_k = y_{k-1} + v_{k-1} \sin \theta_{k-1} \Delta t \\ \dot{\theta}_k = \theta_{k-1} + \omega_{k-1} \Delta t \end{cases} \quad (24)$$

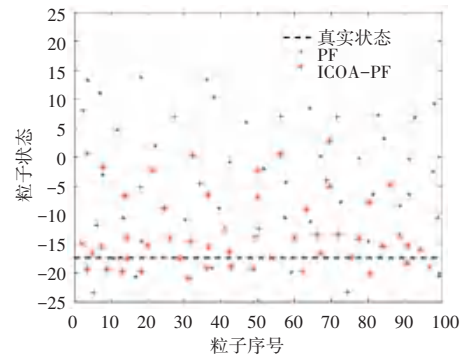
3.2.1 轨迹估计精度对比分析

设定实验场景为 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 的结构化环境。基于粒子滤波的 FastSLAM 算法因定位精度高、鲁棒性强等优势, 已成 SLAM 领域的主流方法^[20]。为此, 本研究提出 ICOA-FastSLAM 算法, 将改进的 ICOA-PF 融入 FastSLAM 框架, 并与标准 FastSLAM 及 COA-FastSLAM 算法进行轨迹精度对比。图 5 展示了 3 种算法在场景下的轨迹估计结果。由图 5 可

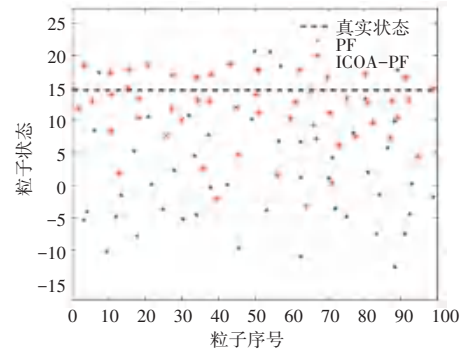
知, ICOA-FastSLAM 的估计轨迹 (黑色实线) 与真值路径 (蓝色虚线) 贴合度最高。



(a) $k = 15$



(b) $k = 35$



(c) $k = 75$

图 4 不同时间步长下的粒子分布

Fig. 4 Particle distribution at different time steps

定量分析结果见表 2。分析表 2 可知,改进的算法的轨迹误差与路标估计误差均为最小,3 种算法在估计轨迹路线和路标点时,改进后的 ICOA-

FastSLAM 算法使用 27 个粒子,少于另外 2 种 SLAM 方法所耗粒子数,运行时间也是三者中耗时最短的。综合性能优于对比方法。

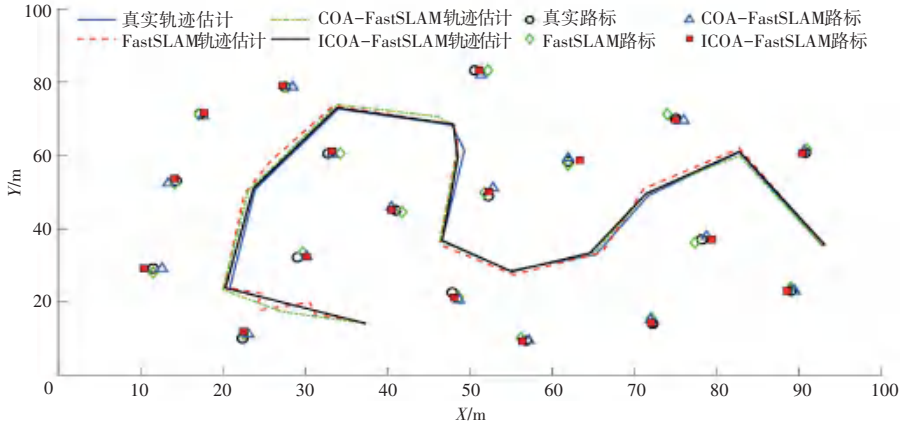


图 5 轨迹估计结果

Fig. 5 Trajectory estimation results

表 2 对比算法结果分析

Table 2 Comparative results analysis of the algorithms

算法	粒子数	运行时间/s	轨迹均方根误差/m	路标均方根误差/m
FastSLAM	40	4.276	1.164	1.247
COA-FastSLAM	32	3.563	0.631	0.779
ICOA-FastSLAM	27	2.900	0.325	0.445

3.2.2 地图构建质量分析

地图构建作为 SLAM 系统评估中的关键环节,直接影响机器人对环境的认知精度与导航能力。为评估算法在场景中的建图性能,本研究在仿真平台中构建了一个 350 cm×250 cm 的环境模拟地图。移动机器人在该地图中以实心点的形式表示,如图 6 所示。在此地图上分别运行标准 FastSLAM 算法与本文提出的 ICOA-FastSLAM 算法进行性能对比实验。

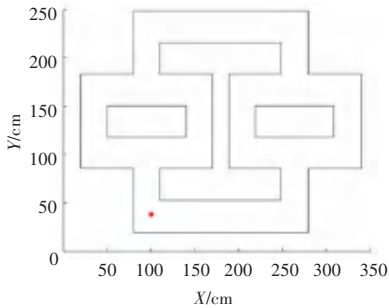


图 6 真实环境模拟地图

Fig. 6 Real-world simulation map

移动机器人通过指令穿越该环境以实现地图构建。在实现自我定位的同时,持续利用观测数据构建地图。同时研究得到 FastSLAM 算法和 ICOA-

FastSLAM 算法构建的地图具体如图 7、图 8 所示。

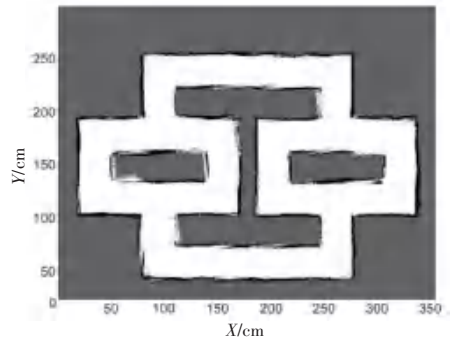


图 7 FastSLAM 算法构建的地图

Fig. 7 Map constructed by the FastSLAM algorithm

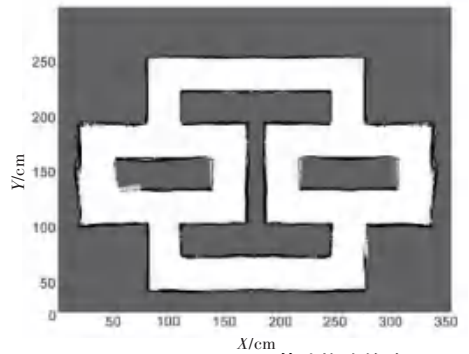


图 8 ICOA-FastSLAM 算法构建的地图

Fig. 8 Map constructed by the ICOA-FastSLAM algorithm

分析图 7、图 8 中的结果可知,标准 FastSLAM 算法生成的地图在多个转角区域存在障碍物结构的断裂与变形现象,表现为明显的轮廓畸变。以右下方中间转角区域 ($X: 150 \sim 250 \text{ cm}$) 为例,障碍物边界呈现不连续且扭曲的特征,反映出在长距离探索过程中,标准 FastSLAM 易受到粒子退化影响,导致

建图精度下降。相较之下,ICOA-FastSLAM 算法所构建的环境地图轮廓更加平滑且连贯,整体结构与真实场景高度一致。结合图 9 中的状态估计轨迹结

果,ICOA-FastSLAM 在轨迹连续性与路径贴合度方面亦明显优于 FastSLAM,进一步验证了改进的算法优化粒子分布、改善粒子退化的有效性。

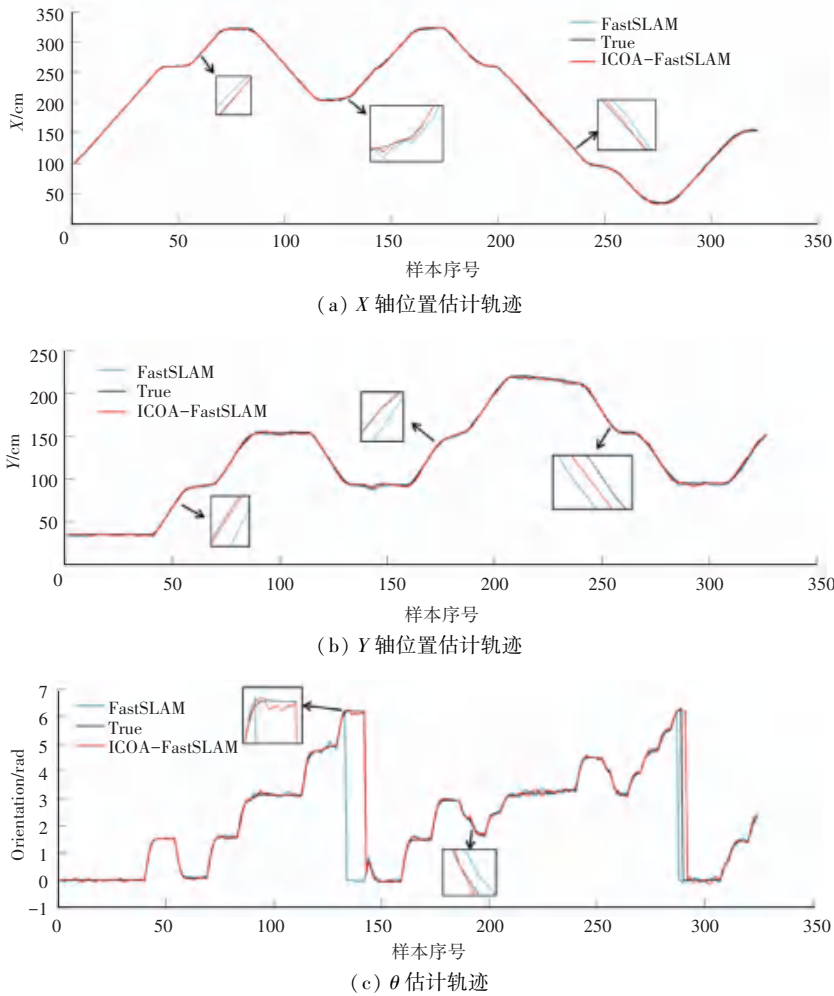


图 9 不同算法状态估计轨迹结果对比

Fig. 9 Comparison of trajectory estimation results in different algorithms

4 结束语

本文提出一种多策略改进长鼻浣熊优化的粒子滤波算法(ICOA-PF)。该算法通过引入 Circle 混沌映射进行粒子初始化、位置更新中的自适应惯性权重策略,以及精英引导-柯西扰动协同机制,有效缓解了原始 COA 算法容易陷入局部最优和早熟收敛等问题,所提出的 ICOA-PF 算法能有效克服传统粒子滤波器固有的局限性,包括粒子退化、多样性丧失和收敛精度较差等问题,在复合噪声和非线性动力学环境中保持稳定。仿真结果表明,所改进算法在保持粒子多样性的同时,能够显著降低估计误差,并在不同噪声水平下展现出良好的鲁棒性。除性能指标外,本研究进一步将 ICOA-PF 集成至 FastSLAM 框架中,构建了 ICOA-FastSLAM 算法,在使用更少

粒子和更低计算成本的情况下,实现了轨迹和地标估计的更高精度,展现出在资源受限移动机器人平台中部署的良好潜力。

未来的研究将围绕多机器人系统的协同定位展开,进一步探索多模态传感器融合机制,并聚焦于算法的轻量化与实时性优化,以适应无人机导航、智能仓储与移动机器人环境感知等复杂场景下的高效自主定位与建图需求。

参考文献

- [1] CESAR C, LUCA C, HENRY C, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: Toward the robust-perception age [J]. IEEE Transactions on Robotics: A publication of the IEEE Robotics and Automation Society, 2016, 32 (6): 1309-1332.
- [2] 贾茗予,沈雪,冯孝欣. 激光雷达技术在管道检测机器人中的应用

- 用[J]. 计量与测试技术,2025,51(2):64-67.
- [3] 赵康. 面向智能仓储的多机器人调度与自主导航技术研究[D]. 苏州:苏州大学,2023.
- [4] 崔邵云,鲍久圣,胡德平等. SLAM技术及其在矿山无人驾驶领域的研究现状与发展趋势[J]. 工矿自动化,2024,50(10):38-52.
- [5] 赵志国,肖文,毛康康,等. 巡检无人车激光SLAM与路径规划研究综述[J]. 机械设计与制造工程,2024,53(8):1-4.
- [6] 朱福利,曾碧,曹军. 基于粒子滤波的SLAM算法并行优化与实现[J]. 广东工业大学学报,2017,34(2):92-96.
- [7] 笱孟恩,周航,韩丹,等. 粒子滤波目标跟踪算法综述[J]. 计算机工程与应用,2019,55(5):8-17.
- [8] KUPTAMETEE C, MICHALOPOULOU Z H, AU-NSRI N. Adaptive genetic algorithm-based particle herding scheme for mitigating particle impoverishment[J]. Measurement, 2023, 214: 182-187.
- [9] AHWIADI M, WANG W. An Adaptive particle filter technique for system state estimation and prognosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(9): 6756 - 6765.
- [10] CHEN H, FANG L, FAN L D, et al. Particle Swarm Optimization Algorithm with mutation operator for particle filter noise reduction in mechanical fault diagnosis[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2019, 34(10): 18.
- [11] 朱震曙,蒋长辉,薄煜明,等. 磷虾群优化的改进粒子滤波算法[J]. 哈尔滨工业大学学报,2020,52(2):186-192.
- [12] 李冀,周战洪,贺红林,等. 基于围猎改进哈里斯鹰优化的粒子滤波方法[J]. 电子与信息学报,2023,45(6):2284-2292.
- [13] 陆星辰,静大海,杨佳林,等. 改进蝠鲼觅食优化的粒子滤波算法[J]. 计算机工程与设计,2023,44(9):2643-2649.
- [14] 李磊,高嵩,陈超波,等. 粒子滤波综述[J]. 国外电子测量技术,2020,39(6):6-12.
- [15] CHANIN K, ZOI-HELENI M, NATTAPOL A. Adaptive genetic algorithm-based particle herding scheme for mitigating particle impoverishment[J]. Measurement, 2023, 214: 112785.
- [16] DEHGHANI M, TROJOVSKA E, TROJOVSKY P, et al. Coati Optimization Algorithm: A new bio-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems[J]. Knowledge-Based Systems,2023,259:11001.
- [17] ALAWIDA M, TEH J, MEHMOOD A, et al. A chaos-based black cipher based on an enhanced logistic map and simultaneous confusion-diffusion operations[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2022, 34(10): 8136-8151.
- [18] ZHANG Xinyu, LIU Ding, LEI Biyu, et al. An intelligent particle filter with resampling of multi-population cooperation[J]. Digital Signal Processing, 2021, 115: 103084.
- [19] 田梦楚,柳林燕,陈志敏,等. 基于弹性机制的萤火虫优化粒子滤波算法[J]. 控制与决策,2024,39(2):420-428.
- [20] 崔昊杨,张宇,周坤,等. 基于仿生算法改进粒子滤波的SLAM算法精度预测[J]. 控制与决策,2021,36(1):166-172.