

控制与决策

Control and Decision

非稳态扩散下基于指数权重调节和分层重采样的信息趋向溯源算法

宋程, 马少杰, 贺昱曜, 雷小康

引用本文:

宋程, 马少杰, 贺昱曜, 等. 非稳态扩散下基于指数权重调节和分层重采样的信息趋向溯源算法[J]. *控制与决策*, 2026, 41(5): 1468-1476.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2025.0687>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[面向全局搜索的自适应领导者樽海鞘群算法](#)

Global search-oriented adaptive leader salp swarm algorithm

控制与决策. 2021, 36(9): 2152-2160 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0090>

[混合柯西变异和均匀分布的蝗虫优化算法](#)

Hybrid Cauchy mutation and uniform distribution of grasshopper optimization algorithm

控制与决策. 2021, 36(7): 1558-1568 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1609>

[基于最佳相位匹配的减摇鳍低航速控制策略](#)

[Best phase matching based control strategy for ship stabilizer at low speed](#)

控制与决策. 2021, 36(4): 940-946 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1028>

[基于解空间反向跳跃和信息交互强化的新型混合蛙跳算法](#)

A new shuffled frog leaping algorithm based on reverse leaping in solution space and information interaction enhancement

控制与决策. 2021, 36(1): 105-114 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0719>

[基于改进蛙跳算法的分布式两阶段混合流水车间调度](#)

An improved shuffled frog leaping algorithm for the distributed two-stage hybrid flow shop scheduling

控制与决策. 2021, 36(1): 241-248 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0472>

非稳态扩散下基于指数权重调节和分层重采样的 信息趋向溯源算法

宋程¹, 马少杰¹, 贺昱曜², 雷小康^{3†}

(1. 合肥工业大学管理学院, 合肥 230009; 2. 西北工业大学航海学院, 西安 710072;
3. 西安建筑科技大学信息与控制工程学院, 西安 710311)

摘要: 在浮力烟羽环境下, 气体扩散方向的高度非稳态特征使信息趋向算法依赖的扩散方向平稳性假设失效, 导致信息熵梯度计算失准, 引发粒子错误收敛和搜索效率下降. 为此, 提出一种非稳态气体扩散下基于指数权重调节和分层重采样的改进信息趋向溯源算法. 首先, 在权重归一化过程中引入指数型权重修正系数, 通过指数变换有效平衡权重分布差异, 减少粒子错误收敛; 其次, 构建基于残差信息的分层重采样模型, 采用分层抽样方法提升粒子集表征能力, 提高源位置估计准确度; 最后, 建立基于接近指数-区块序列的双阈值监测机制, 当监测到搜索停滞时触发位置迁移策略, 有效解决局部最优困境. 仿真实验表明, 所提出的权重优化策略和动态重定位机制显著增强了算法在非稳态扩散环境下的鲁棒性和搜索效率.

关键词: 浮力烟羽; 信息趋向; 权重调节; 分层重采样; 接近指数; 区块序列

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.0687

引用格式: 宋程, 马少杰, 贺昱曜, 等. 非稳态扩散下基于指数权重调节和分层重采样的信息趋向溯源算法 [J]. 控制与决策, 2026, 41(5): 1468-1476.

An infotaxis algorithm using exponential weight adaptation and stratified resampling for unsteady diffusion conditions

SONG Cheng¹, MA Shao-jie¹, HE Yu-yao², LEI Xiao-kang^{3†}

(1. College of Management, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2. School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 3. College of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710311, China)

Abstract: In buoyant plume environments, the highly unsteady nature of gas diffusion direction invalidates the conventional assumption of steady-state diffusion direction underlying information-driven algorithms. This leads to inaccuracies in information entropy gradient estimation, causing erroneous particle convergence. To address these issues, this study proposes an improved infotaxis source-tracing method incorporating exponential weight adjustment and stratified resampling. First, an exponential weight correction coefficient is introduced during weight normalization to effectively balance weight distribution disparities and reduce erroneous convergence of particles. Then, a stratified resampling model based on residual information is established, which employs quantile-based stratified sampling to improve source localization accuracy. Finally, a dual-threshold detection mechanism using proximity index-block sequences is developed to trigger position migration upon detecting search stagnation, thereby effectively overcoming local optima. Simulation results demonstrate that the proposed strategies significantly enhance the algorithm's robustness and search efficiency in unsteady diffusion environments.

Keywords: buoyant plume; infotaxis algorithm; weight correction coefficient; stratified resampling; proximity index; block sequences

0 引言

在工业安全与环境保护领域, 浮力烟羽环境下化学污染物的扩散行为及其泄漏源定位研究具有重

要的理论价值与现实意义. 石油化工行业作为典型的高风险场景, 其危险化学品仓储区域发生泄漏事故时, 受浮力效应主导的污染物烟羽将呈现高度非

收稿日期: 2025-06-29; 录用日期: 2025-12-21.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62103122); 陕西省自然科学基金基础研究计划项目 (2025JC-YBMS-659).

†通信作者. E-mail: xiaokanglei@xauat.edu.cn.

线性扩散模式,显著地增加了事故应急处置的难度.为了最大限度降低事故危害,国内外学者围绕泄漏源精确定位技术开展了大量研究^[1-3].

浮力烟羽通常由温度梯度或化学成分浓度差异驱动,广泛存在于火灾烟雾和工业排放等自然与工业场景中.与平流烟羽相比,浮力烟羽的传播不仅受风向和风速等气象条件的影响,还因其物理和化学特性(如密度、挥发性等)表现出显著的非均匀性和非线性扩散特征.这种复杂湍流环境导致气体粒子分布呈现高度动态变化的状态,其时变性和不确定性对机器人搜索的动态适应能力提出了更高的要求.

目前主流的气味源搜索方法^[4-5]可分为仿生嗅觉类、模型反演类以及元启发类.仿生嗅觉类方法^[6-8]通过模拟生物的嗅觉能力实现气味源搜索,主要包括化学趋向性和风趋向性.如Kong等^[9]提出了基于仿生嗅觉传感系统的土壤农药快速识别方法,模拟小鼠的气味追踪策略;Xing等^[10]探讨了仿生鼻在气味源追踪中的应用.模型反演类方法^[11-13]主要基于扩散和湍流模型对气味源位置进行计算和估计.如张振等^[14]提出了一种基于物理信息神经网络(PINN)的湍流建模框架;Kausar等^[15]采用一种结合卷积脉冲神经网络(CSNN)和贝叶斯脉冲神经网络(BSNN)的混合模型,分别用于特征提取和气味检测与识别.上述两种方法在简单实验环境已取得丰富研究成果,但在复杂现实环境均存在显著局限性.仿生嗅觉方法易受浓度突变影响,导致路径规划失效;模型反演方法则可能因计算误差累积而导致源位置估计偏差.相较而言,元启发类方法在复杂现实环境展现出更强的环境适应能力,其中信息趋向算法^[16-18]是近年来针对复杂环境下气味源搜索的重点研究方向之一.如Park等^[19]结合高斯混合模型提出一种在湍流环境下估计和定位气味源的改进算法.此外,信息趋向算法在实际复杂环境下的应用已取得进展.如Chen等^[20]针对核事故情形下放射性泄漏源定位提出基于改进Infotaxis算法的自主搜寻方法,通过在采样率函数中引入衰变项与清洗因子,提升环境辐射稀释效果与信息熵准确性.

在浮力烟羽环境下,气体扩散过程与平流烟羽环境存在显著差异.浮力效应和湍流混合主导的扩散机制导致烟羽路径呈现显著不稳定性,同时强湍流作用使得气体扩散方向发生快速变化,无法稳定指向源位置.这种非稳态特性使得传统气体观测模型出现显著偏差,进而导致信息趋向算法所依赖的核心假设失效.这种失效主要反映在后验概率估计的可靠性下降,进而引起信息熵梯度计算的准确性

降低,最终导致气味源搜索任务的效率和鲁棒性下降,在搜索过程中表现为机器人因粒子错误收敛而在局部区域出现持续性搜索行为.此问题主要受两个关键因素影响:

1) 由于浮力烟羽的非稳态特性导致扩散方向持续变化,粒子权重会快速趋同,导致机器人周边区域的信息熵梯度差异显著降低.当多个可选方向呈现相近甚至相同的熵差值时,机器人难以判断正确的源位置方向;

2) 重采样过程中高权重粒子可能错误收敛于非气味源位置,局部最优现象使机器人构建的概率分布地图出现偏差,从而导致机器人持续向非气味源方向进行无效搜索.

针对上述问题,本文提出一种非稳态气体扩散下基于指数权重调节和分层重采样的改进信息趋向溯源方法.首先,在权重归一化过程中引入指数型权重修正系数,通过指数变换有效平衡权重分布差异;其次,构建基于残差信息的分层重采样机制,采用分位数分层抽样方法提升粒子集表征能力;然后,建立基于接近指数-区块序列的双阈值监测机制,当检测到搜索停滞时触发位置迁移策略,有效解决局部最优困境;最后,通过多组不同参数下的仿真对比实验,验证了所提出方法的可行性和有效性.

1 信息趋向算法

区别于需要获取精确浓度信息的传统方法,信息趋向算法通过检测是否存在气体粒子作为依据推导出气味源位置,更适用于湍流环境下的气体扩散模型.以下分别阐述信息趋向算法的原理与该方法框架下气体扩散模型的构建.

1.1 信息趋向算法原理

信息趋向算法主要包含贝叶斯推理和信息熵决策两个重要环节^[21-22].首先,在搜索区域 W 内,设置 t 时刻气味源实际位置为 $r_0 = [x_0, y_0]^T$,机器人在 t 时刻的位置为 $r_t = [x_t, y_t]^T$.通常机器人在搜索过程中采用离散时间进行气体粒子采样,因此将 t 时刻机器人在位置 r_t 测得粒子次数记为 z_t , z_t 服从泊松分布.

基于以上参数将 t 时刻机器人的检测数据记为二元组 $d_t = (r_t, z_t)$.根据贝叶斯推理框架,可得气味源位置的后验概率分布为

$$P_t(r_0) = \frac{P_{t-1}(r_0)\mathcal{L}(d_t|r_0)}{\int_W P_{t-1}(r_0)\mathcal{L}(d_t|r_0)dr_0}, \quad (1)$$

其中 $\mathcal{L}(d_t|r_0)$ 表示检测数据 d_t 的条件概率,即在源位置坐标为 r_0 的条件下,机器人在 r_t 处观测到检测数据 d_t 的概率.

信息趋向算法中, 机器人搜索是通过持续与环境交互来降低气味源估计的不确定性, 其中不确定性的量通常采用香农信息熵来度量. 基于 t 时刻的后验概率分布 $P_t(r_0)$, 其信息熵可表示为

$$S_t = - \int_W P_t(r_0) \log_2 P_t(r_0) dr_0. \quad (2)$$

假设搜索机器人下一步可选移动位置为 r' , 信息熵变化产生信息熵差 ΔE_s 可表示为

$$\Delta E_s(r_t \rightarrow r') = P_t(r')(0 - S_t) + [1 - P_t(r')] \sum_{\eta=0}^{\infty} \rho_{\eta} \Delta S_{\eta}. \quad (3)$$

其中: ρ_{η} 为采样到 η 次气体粒子的概率, ΔS_{η} 为 $P_{t+\Delta t}^{\eta}$ 和 P_t 之间熵值的变化.

在信息趋向算法的执行过程中^[21], 机器人首先计算并评估每个待移动位置的信息熵差值, 随后选择信息熵差最大的位置作为下一移动目标. 完成移动后, 机器人将对概率地图进行实时更新, 并启动新一轮的环境观测与评估流程. 反复执行该过程直至信息熵降为零, 环境不确定性消失, 即机器人抵达气味源位置.

1.2 气体扩散模型

为了构建方程(1)中的条件概率 $\mathcal{L}(d_t|r_0)$, 需建立一个气体扩散模型, 该模型可用于计算当气味源位于 r_0 时机器人在位置 r_t 处检测到的气体粒子平均释放速率. 本文采用 Hutchinson 等^[23]提出的气体扩散模型, 该模型具有自由更改气味源扩散角度的优势. 基于该模型的气体粒子平均释放速率可表示为

$$R(r_t|\theta) = \frac{Q}{4\pi D|r_t - r_0|} \times \exp\left(-\frac{\gamma}{2D}\right), \quad (4)$$

$$\gamma = (x_t - x_0)\nu \cos \phi + (y_t - y_0)\nu \sin \phi. \quad (5)$$

其中: $R(r_t|\theta)$ 表示在给定源参数 θ 条件下在 r_t 处的平均释放速率, $\theta = [r_0, Q, D, v, \phi, \tau]^T$ 表示气味源的状态向量, $r_0 = [x_0, y_0]^T$ 表示气味源位置, $r_t = [x_t, y_t]^T$ 表示 t 时刻机器人位置, γ 表示气味源扩散角度, Q 表示气味源的释放速率, D 表示气味源同向扩散系数, v 表示气体流速(综合释放速度), ϕ 表示当前气体流向, τ 表示气体粒子寿命.

2 信息趋向算法改进

在信息趋向算法中引入蒙特卡洛采样方法^[24-25], 通过使用随机带有权重的粒子来表示地图中气味源概率分布, 并集合粒子退化和重采样理论, 实现较少粒子数下的气味源搜索, 优化传统信息趋向算法中存在的计算复杂度膨胀问题.

然而, 由于随机重采样过程对粒子的过度舍弃,

有效粒子数减少导致搜索区域内信息熵梯度差过小和粒子错误收敛, 降低了搜索效率和鲁棒性. 为了增强算法性能, 本文基于粒子滤波领域的研究, 从粒子重采样优化^[26-28]和设置监测机制两个角度入手, 提出一种混合改进策略对信息趋向算法进行改进, 改进后的算法流程如下.

算法1 非稳态扩散下基于指数权重调节和分层重采样的信息趋向溯源算法.

step 1: 输入为机器人初始位置 $r_{t=0}$ 、初始化源概率地图 $P_{t=0}(r_{t=0})$ 及粒子集 $X_i^{t=0}$.

step 2: 对机器人当前位置进行采样得到采样率 $R(r_t|r_0)$, 计算气味源位置的后验概率分布 $P_t(r_0)$.

step 3: 根据后验概率分布 $P_t(r_0)$ 计算当前位置 r_t 与所有可能移动位置 r' 的信息熵差 $\Delta E_s(r_t \rightarrow r')$.

step 4: 若检测到搜索停滞(满足监测阈值条件), 则机器人执行位置迁移策略至 r_{t+1} ; 否则机器人选择最大信息熵差的方向移动至 r_{t+1} .

step 5: 执行移动后, 更新概率地图分布和粒子集, 判断机器人当前位置是否为气味源位置.

step 6: 若当前位置不为气味源位置, 则判断是否满足重采样机制触发条件.

step 7: 若满足重采样机制触发条件, 则进行基于残差信息的分层重采样; 否则不进行重采样, 执行完成后更新机器人当前位置 $r_t = r_{t+1}$, 转至 step 2.

step 8: 若当前位置为气味源位置, 则算法结束, 输出结果.

step 9: 输出为气味源位置估计 r_0 .

2.1 指数权重调节策略

浮力烟羽环境下粒子分布不均衡致使粒子权重分散, 增加了粒子重采样过程中有效粒子被剔除的可能, 进而导致粒子多样性减少^[26]. 针对有效粒子丢失的问题, 本文提出一种基于指数权重调节的改进策略. 在粒子重采样过程中, 传统方法对粒子权重 w_i 进行归一化处理, 其归一化值 \tilde{w}_i 可表示为

$$\tilde{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^n w_i}. \quad (6)$$

然而, 由于粒子重采样过程会舍弃权重较小的粒子, 当粒子权重分布较为分散时, 将导致大量粒子因权重过小而被剔除, 进而造成有效粒子数显著减少, 对概率地图分布的准确性产生不利影响, 增加了气味源搜索的难度. 为了解决此问题, 本文提出通过调整归一化计算公式, 使归一化后的权重 \tilde{w}_i 分布更加集中. 具体改进方法如下:

$$\tilde{w}'_i = \frac{w_i^\delta}{\sum_{i=1}^n w_i^\delta}, \quad (7)$$

其中修正系数 $\delta \in (0, 1]$. 以下给出调整后粒子分布更集中的证明:

设置两个归一化权重 \tilde{w}_a 和 \tilde{w}_b , 令 $\tilde{w}_a > \tilde{w}_b$, 调整前权重比值为 $\tilde{w}_a/\tilde{w}_b > 1$, 调整后权重比值为

$$\frac{\tilde{w}'_a}{\tilde{w}'_b} = \left(\frac{\tilde{w}_a}{\tilde{w}_b} \right)^\delta. \quad (8)$$

由于 $\delta \in (0, 1]$, $\tilde{w}_a/\tilde{w}_b > 1$, 根据指数函数的单调性可得

$$\left(\frac{\tilde{w}_a}{\tilde{w}_b} \right)^\delta \leq \frac{\tilde{w}_a}{\tilde{w}_b}. \quad (9)$$

经过指数调节后较大权重与较小权重的比值缩小, 反映出粒子分布更集中.

对于系数 δ 取值, 由于指数调节后粒子群收敛到真实后验概率分布的速度减慢, 为了保证气味源搜索效率, 本文采取时变策略设置系数

$$\delta = \delta_0 + (1 - \delta_0)(1 - e^{-t/t_0}). \quad (10)$$

其中: 初始系数 $\delta_0 = 0.5$, t 为搜索时长. 该策略通过设置时变系数使机器人搜索初期系数 δ 较小, 保留更多的低权重粒子, 提高粒子多样性; 搜索后期系数 δ 因趋近于 1 而加速收敛, 确保构造的概率地图更符合实际粒子分布, 提高搜索效率.

采用指数权重调节策略后较低权重的粒子得以更大概率保留, 进而可有效提高粒子集的多样性, 增强算法在复杂搜索环境下的鲁棒性.

2.2 基于残差信息的分层重采样策略

在基于粒子滤波的气味源搜索过程中, 重采样环节的有效性直接影响搜索精度. 若有效粒子被过多剔除, 机器人构造的概率地图中粒子错误收敛于非气味源位置的可能性增加, 对气味源搜索产生误导, 降低搜索准确性.

传统重采样策略中^[29], 分层重采样保证了采样粒子的分布特征, 但未考虑权重分布的细粒度特征; 残差重采样通过权重累加和残差筛选减少了粒子重复, 但可能会破坏粒子的原始分布特性. 为此, 本文引入残差信息作为优化依据, 提出一种基于残差信息的分层重采样策略. 在重采样过程中, 残差信息表示每个粒子权重中残差部分所蕴含的概率量, 反映了未被整数部分覆盖的剩余概率质量. 引入残差信息后, 该重采样策略的运行流程如下:

1) 计算残差信息. 对于 t 时刻粒子集合 X_t^t 中的第 i 个粒子, 将其归一化处理的权重 \tilde{w}_i^t 分解为整数部

分 $n_i^t = \lfloor N^t \times \tilde{w}_i^t \rfloor$ 和残差部分 $l_i^t = N^t \times \tilde{w}_i^t - n_i^t$, N^t 为粒子集合总数, $\lfloor \cdot \rfloor$ 为取整运算. 整数部分 n_i^t 表示该粒子在重采样中保留的次数, 残差部分 l_i^t 反映其未被整数部分覆盖的剩余概率质量.

2) 保留整数部分粒子. 根据 n_i^t 的值, 每个粒子至少被复制 n_i^t 次, 确保高权重粒子的保留. 此时, 已分配的粒子数 $N_{\text{alloc}}^t = \sum_{i=1}^{N^t} n_i^t$, 剩余待分配的粒子数 $N_{\text{res}}^t = N^t - N_{\text{alloc}}^t$.

3) 基于残差信息进行分层. 对残差信息进行归一化处理得 $\tilde{l}_i^t, \tilde{l}_i^t \in [0, 1]$. 对 \tilde{l}_i^t 所在维度构造子区间, 将 $[0, 1]$ 区间划分为 $A = \lfloor \sqrt{N_{\text{res}}^t} \rfloor$ 个子区间, 并构造残差累积分布函数 $F_{l_i^t}(i) = \sum_{i=1}^{i-1} l_i^t$. 子区间数量是采样粒度与分布表征保真度的平衡, 若数量过少则粒子多样性下降; 反之, 随机性增强且计算复杂度提高.

4) 区间内采样. 对每个子区间执行以下操作: 生成随机数 $u_k \sim U\left(\frac{k-1}{A}, \frac{k}{A}\right)$, 其中 $k = 1, 2, \dots, A$, 并找到满足 $F_{l_i^t}(i-1) \leq u_k \leq F_{l_i^t}(i)$ 的粒子进行一次复制, 最终得到保留的残差部分粒子 N_{res}^t .

5) 合并得到新的粒子集合. 将保留的整数部分粒子 N_{alloc}^t 和残差部分粒子 N_{res}^t 进行合并得到新的粒子集合 \tilde{X}_t^t .

本文所提出的重采样优化策略通过以下机制显著提升了算法性能: 分层采样框架确保重采样后粒子均衡分布于各概率区间; 残差信息的精细化利用提高了粒子权重的可信度, 使概率地图能更准确地表现粒子分布特征. 综上所述, 该策略在保证计算效率的前提下, 有效解决了传统方法中粒子退化导致的搜索偏差问题.

2.3 双阈值监测机制策略

引入随机粒子表征概率地图分布后, 粒子的错误收敛会使机器人在非气味源位置附近区域持续搜索, 易出现因局部最优而循环无效搜索的情况. 针对该问题, 本文引入接近指数作为阈值对移动策略进行监测调整. 接近指数 ϑ 定义为量化移动机器人在当前时刻其传感器观测到的气味浓度与目标气味源可能释放的浓度之间相似程度的指标, 其数学表达为

$$\vartheta = \frac{1}{j} \sum_{t=1}^j z_t. \quad (11)$$

其中: z_t 表示搜索机器人在 t 时刻的气味观测值; j 表示机器人搜索过程中累计的气味观测值数量阈值, 本文经对比实验得最优阈值 $j = 100$. 当接近指数持续呈现下降趋势时, 表明机器人当前移动方向背离

气味源, 触发位置迁移策略.

此外, 本文引入了基于区块序列的局部循环监测方法作为辅助监测策略. 区块序列 B_t 定义为机器人搜索过程中按时间顺序经过的区块标注构成的有序集合, 用于反映机器人的动态搜索过程与历史路径, 其数学表达为 $B_t = \{b_1, b_2, \dots, b_t\}$, 其中 b_t 表示 t 时刻访问区块的唯一编号. 监测策略运行流程如下: 将搜索区域划分为若干等面积区块, 并为每个区块分配唯一序列标注; 实时记录基于机器人搜索路径生成的区块序列 B_t 并设置监测阈值 t_{\max} , 经对比实验得最优阈值 $t_{\max} = 100$; 当 $t \geq t_{\max}$ 时, 将当前区块标注 b_t 与子序列 B_{t-1} 内所有标注进行比对, 若满足条件 $\forall b_k \in B_{t-1}, b_t = b_k$, 则判定机器人陷入局部循环, 触发位置迁移策略.

调整后的移动策略采用随机策略. 机器人以当前位置为圆心, 在半径为 R 的圆形区域内随机选择下一个移动位置, 并以该点为新起点重新开始全局搜索流程, 经对比实验后得最优半径 $R = 12.5$. 双阈值监测机制策略使机器人可以摆脱当前搜索逻辑, 有效打破可能陷入的无效搜索困境, 显著降低搜索任务的失败率, 增强算法鲁棒性.

3 仿真实验及结果分析

为了验证所提出策略的有效性, 本文通过仿真实验进行对比分析算法的搜索任务执行性能. 仿真实验部分参数如下:

- 1) 搜索区域大小 $W = [-300 \ 300] \times [-300 \ 300]$;
- 2) 环境参数和传感器参数: 气味源泄露位置为 $r_0 = [-250, -250]^T$, 同向扩散系数 $D = 2$, 平均风速 $v = 1$, 扩散粒子寿命 $\tau = 900$, 影响扩散角度的参数 $p = 0.48, q = 0$, 区域内粒子数 $N = 400$, 有效粒子数阈值为 $N_{\text{thd}} = N/4$;
- 3) 搜索机器人参数: 机器人转向角度集合 $O = [-13, -8, -5, -3, -1, 0, 1, 3, 5, 8, 13] \times \pi/180$, 机器人搜索步长 $\mu = 2$, 运动持续时间 $t_d = 1$;
- 4) 搜索步数阈值为 2000, 算法执行时搜索步数超过阈值判定为失败.

3.1 典型路径分析

图 1 为算法改进前后机器人的典型搜索轨迹, 其中灰色和蓝色曲线表示搜索轨迹, 绿色圆点表示粒子采样点, 黑色圆点表示所构建的粒子滤波器中的粒子, 其颜色深浅反映粒子权重大小.

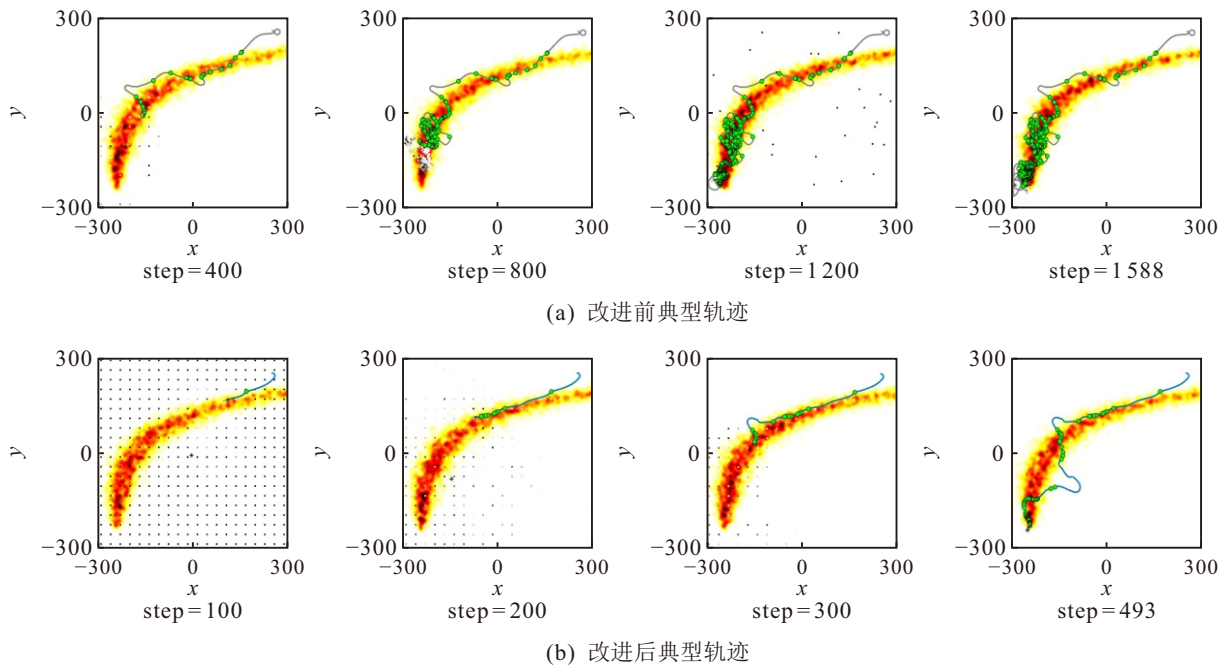


图1 算法改进前与改进后的典型搜索轨迹

如图 1 (a) 所示, 改进前的信息趋向算法在搜索过程中出现较多次数的无效搜索情况, 即机器人在某一区域进行持续性探索导致的失败, 产生原因分别为粒子错误收敛和信息熵差梯度太小; 如图 1 (b) 所示, 改进后的信息趋向算法并未出现无效搜索情况, 表明所提出策略对算法固有痛点的改善.

为了全面评估算法性能, 本文建立了多维度量

化评价体系, 包含以下核心指标: 搜索任务成功时的平均步数 (反映算法效率); 搜索任务的失败率 (反映算法可靠性); 搜索任务步数集合的标准差 (反映算法稳定性). 如表 1 所示, 本文选取粒子群算法^[30-31]、飞蛾算法^[32-33]和蚁群算法^[34-35]进行对比实验, 搜索环境参数均与本文实验环境保持一致. 实验结果表明, 本文所提出的改进信息趋向算法在浮力烟羽环

境下进行气味源搜索有着显著优势.

表1 气味溯源算法性能对比

策略	平均步数	失败率 / %	步数标准差
粒子群算法	876.83	12.63	279.66
飞蛾算法	1198.17	22.83	376.54
蚁群算法	1062.82	15.35	319.29
改进信息趋向算法	538.54	4.18	155.21

为了进一步解析各改进策略的贡献度,本文采用控制变量法进行消融实验.如表2所示,通过分别引入各改进策略定量分析其对算法性能的贡献度.

表2 不同改进策略下算法性能对比

策略	平均步数	失败率 / %	步数标准差
无改进策略	892.27	10.41	437.74
仅指数权重调节策略	651.63	7.02	234.53
仅分层重采样策略	785.96	6.73	321.67
仅双阈值判断策略	954.89	5.64	482.35
混合策略	538.54	4.18	155.21

基于表2的实验结果分析,本文所提出的改进方法在搜索效率与鲁棒性方面均展现出显著优势.搜索效率方面相较于改进前平均步数减少39.64%,步数标准差降低64.54%;鲁棒性方面搜索任务失败率下降6.23%.实验结果表明,改进的信息趋向算法具有更稳定、更高效的搜索性能.

3.2 搜索步长对算法的影响

算法中预设的机器人搜索步长会影响机器人单次搜索行进的距离,进而影响搜索精度.为了考察搜索步长对算法性能的影响,本文设置4种步长参数 μ 进行对比实验,典型搜索轨迹如图2所示.

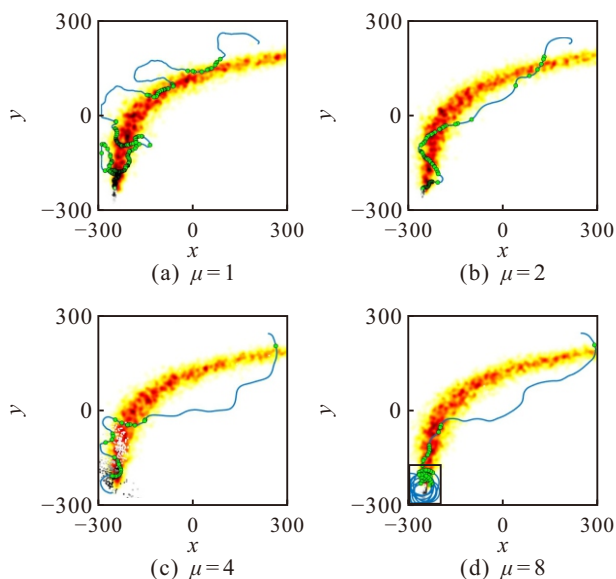


图2 不同搜索步长典型搜索轨迹

实验结果表明:搜索步长对机器人的搜索性能具有显著影响.当搜索步长过小时(如图2(a)所示),机器人单次移动距离较短,无效移动增加约70%;当搜索步长过大时(如图2(c)和图2(d)所示),机器人单次移动距离过长,易产生两种不利情况:机器人直接穿过烟羽区域进而错过气味源,或是接近气味源时因步长过大而难以精确定位(如图2(d)左下角方框所示),这两种不利情况均会增加机器人在搜索过程中的无效移动,降低搜索效率.

考虑到不同步长对搜索步数的直接影响,表3中的平均搜索步数均统一换算为步长 $\mu = 1$ 的等效值.实验结果表明,当 $\mu = 1$ 时,平均搜索步数和搜索失败率均处于较高水平;当 $\mu = 4$ 和 $\mu = 8$ 时,二者标准差分别为447.38和616.62,且平均搜索步长均高于 $\mu = 2$ 的情况,反映出较大步长会导致搜索过程中无效移动的可能性增加,降低算法鲁棒性.

表3 不同搜索步长下改进前后算法性能对比

策略	性能指标	搜索步长			
		$\mu = 1$	$\mu = 2$	$\mu = 4$	$\mu = 8$
改进前	平均步数	2155.14	1784.54	1862.55	1988.37
	失败率 / %	16.34	10.41	11.87	12.61
改进后	平均步数	1763.85	1077.08	1380.58	1491.44
	失败率 / %	9.56	4.18	5.12	6.45

基于以上实验结果,本文仿真实验采用 $\mu = 2$ 作为最优步长参数.这一选择在搜索效率和定位精度之间取得了最佳平衡,既减少了小步长导致的效率下降,也避免了大步长导致的鲁棒性下降问题,综合提高了所提出算法的性能.

3.3 烟羽扩散角度对算法的影响

为了系统研究浮力烟羽扩散特性对气体粒子空间分布的影响规律,并验证算法在不同环境条件下的鲁棒性,本文进一步考察了烟羽扩散角度对机器人搜索性能的影响,分别设置4种烟羽参数组合进行对比实验.组合1: $p = 0.5, q = 0.1$;组合2: $p = 0.3, q = 0$;组合3: $p = 0.1, q = -0.05$;组合4: $p = -0.1, q = -0.05$.

实验结果表明:烟羽扩散角度对机器人的搜索性能具有显著影响.当扩散角度较小时(如图3(b)和图3(c)所示),烟羽形态保持相对稳定的空间分布特征,其弯曲幅度较小,机器人搜索的轨迹相对更为平滑;当扩散角度较大时(如图3(a)和图3(d)所示),烟羽呈现明显的弯曲变形特征,导致机器人搜索路径出现显著波动,无效移动距离增加约20%,搜索效率降低.搜索效率随烟羽扩散角度的变化表明烟羽

的空间几何特性是影响搜索算法性能关键因素之一.

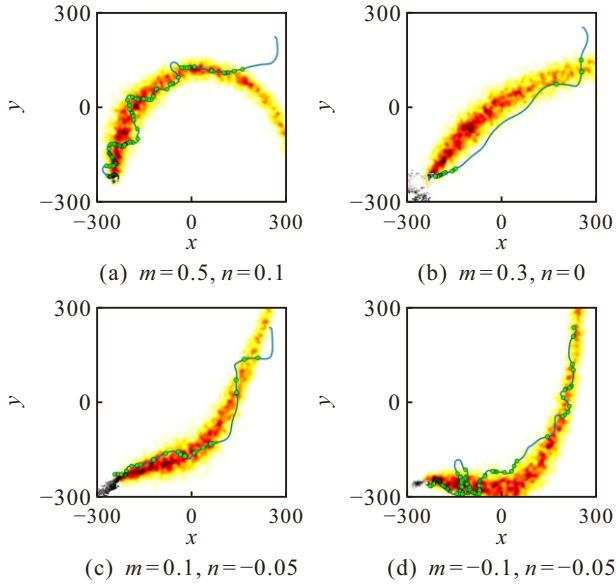


图3 不同烟羽扩散角度典型搜索轨迹

表4为在不同扩散角度下改进前后方法的性能对比结果,可以明显看出改进后的方法在各种烟羽扩散条件下,其搜索效率相较改进前提升约30%~60%.该结果充分表明本文所提出的改进策略能够有效提升算法在不同环境条件下的适应性和鲁棒性,显著提升了方法的实用价值.

表4 不同搜索步长下改进前后算法性能对比

策略	性能指标	角度参数组合			
		组合1	组合2	组合3	组合4
改进前	平均步数	1128.43	863.85	904.94	1055.32
	失败率/%	13.1	9.68	9.91	11.82
改进后	平均步数	663.57	501.37	572.45	616.81
	失败率/%	6.15	3.89	4.34	5.78

3.4 三维空间环境对算法的影响

相较于二维仿真环境,三维空间中的浮力烟羽模型的气体粒子分布显著复杂于前者,气体扩散过程不仅受水平方向的湍流和平均风场影响,更显著地受到垂直方向浮力效应与大气稳定度的制约.为了验证所提出策略在现实环境下的可行性,本文基于三维空间中的气体扩散模型进行了仿真实验.

首先,本文聚焦于垂直方向的浮力效应和水平方向的平流运动耦合作用对机器人气味源搜索任务的挑战,在仿真实验中将机器人移动方向设置为与气味源位置处于同一垂直维度的截面,检验三维气体扩散模型中算法性能是否保持与二维仿真环境一致.为了准确描述三维空间中浮力烟羽非均匀、各向异性的扩散行为,本文引入垂直扩散尺度 σ_z ,并将气体粒子平均释放速率模型更新如下:

$$\sigma_z = \sqrt{2D\tau}, \quad (12)$$

$$R(r_t|\theta) = \frac{Q}{4\pi D|r_t - r_0|} \times \exp\left(-\frac{\gamma_{3d}}{2D}\right) \times \exp\left(-\frac{(z_t - z_0)^2}{2\sigma_z^2}\right). \quad (13)$$

其中: $r_0 = [x_0, y_0, z_0]^T$ 表示三维空间中预设的气味源位置, $r_t = [x_t, y_t, z_t]^T$ 表示 t 时刻搜索机器人位置, γ_{3d} 表示三维空间中的气味源扩散角度, D 表示气味源同向扩散系数, τ 表示气体粒子寿命.

基于以上扩散模型,三维仿真实验的部分参数如下所示:三维搜索空间大小 $W_{3d} = [-300 \ 300] \times [-300 \ 300] \times [-300 \ 300]$,气味源泄露位置为 $r_0 = [-250, 0, -300]^T$,机器人位置为 $r_t = [250, 0, 200]^T$,机器人搜索步长 $\mu = 2$,机器人转向俯仰角度集合 $O_z = [-8, -5, -3, -1, 0, 1, 3, 5, 8] \times \pi/180$.实验三维仿真及二维截面轨迹如图4所示,蓝色曲线表示机器人搜索路径,绿色圆点表示气体粒子采样位置,黑色圆点表示所构建的粒子滤波器中的粒子,其颜色深浅反映粒子权重大小.

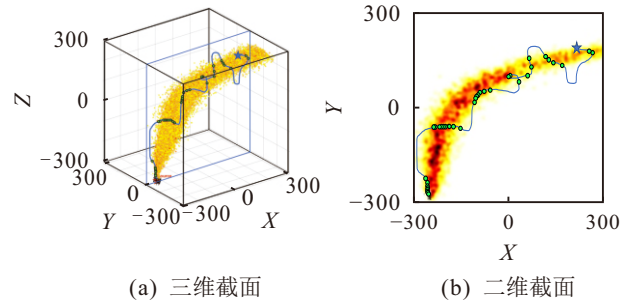


图4 三维环境下机器人截面运动仿真及二维截面轨迹

为了系统评估算法性能,本文在仿真实验中对比了未采用所提出策略的传统方法与引入本文所提出3种策略后的改进方法.表5表明所引入的改进策略在三维空间的气体扩散模型中对提升算法性能具有显著作用,验证了本文算法针对不同维度场景的有效性和鲁棒性.

表5 三维环境下改进前后算法性能对比

策略	平均步数	失败率/%	步数标准差
改进前	964.38	13.64	455.39
改进后	591.51	6.13	181.18

同时,本文针对在三维环境下机器人全向运动的气味源搜索进行了仿真实验.该仿真实验取消了对机器人移动方向的限制,使机器人可移动位置扩展至整个搜索空间 W_{3d} ,并将机器人搜索步长设置为 $\mu = 4$,机器人转向水平角度集合与俯仰角度保持一致,仿真实验搜索轨迹如图5所示.

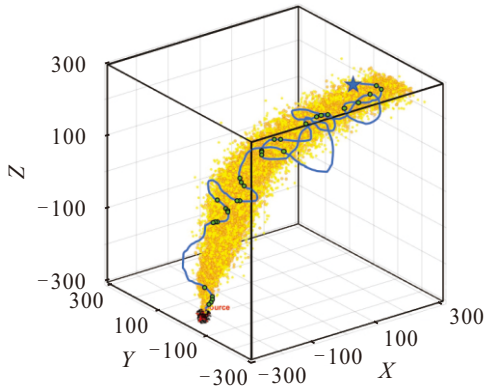


图5 三维环境下机器人全向运动仿真实验轨迹

由机器人全向运动的仿真实验结果可见, 本文算法在三维空间中仍具有明显的适用性和使用价值。面向实际应用中更复杂多变的三维场景, 本文下一步将着力于算法结构的深入优化, 优化采样策略并调整策略参数, 以进一步增强其在三维环境下的鲁棒性。

4 结论

针对随机粒子采样引入后信息趋向算法面临的信息熵梯度差异不足和局部最优问题, 本文提出了一套系统性的改进策略, 包括引入指数型修正系数优化粒子权重分布, 采用基于残差信息的分层重采样策略提升重采样后粒子活性, 以及引入接近指数-区块序列作为双阈值监测机制减少无效搜索。

为了验证所提出策略的有效性, 本文进行了系统的仿真实验。实验结果表明, 所提出的策略显著提升了算法在浮力烟羽环境下的搜索效率和鲁棒性。此外, 本文还探讨了不同搜索步长、不同烟羽扩散形态和三维空间环境对算法性能的影响, 验证了所提出策略在不同场景下的适应性。

参考文献 (References)

- [1] 彭道刚, 陈晨, 王丹豪, 等. 基于改进 YOLOv7 的火电厂管道及阀门泄漏分割与检测[J]. *控制与决策*, 2024, 39(9): 2977-2986.
(Peng D G, Chen C, Wang D H, et al. Leakage segmentation and detection of pipelines and valves in thermal power plants based on improved YOLOv7[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(9): 2977-2986.)
- [2] Tao X, Cheng L, Yao T X. Leakage source localization based on Improved-infotaxis[C]. Proceedings of the 16th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC2024). Singapore: Springer, 2025: 320-331.
- [3] Shen Z Y, Lang J L, Li M Z, et al. Impact of leakage location and downwind storage tank on the gas dispersion in a typical chemical tank storage area[J]. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2023, 83: 105093.
- [4] Yan J, Wu B, Liu T, et al. An SNN-based bionic olfactory signal processing network for odor recognition[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(12): 13186-13197.
- [5] Jing T, Meng Q H, Ishida H. Recent progress and trend of robot odor source localization[J]. *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, 2021, 16(7): 938-953.
- [6] Francis A, Li S, Griffiths C, et al. Gas source localization and mapping with mobile robots: A review[J]. *Journal of Field Robotics*, 2022, 39(8): 1341-1373.
- [7] Ma D L, Mao W G, Tan W, et al. Emission source tracing based on bionic algorithm mobile sensors with artificial olfactory system[J]. *Robotica*, 2022, 40(4): 976-996.
- [8] 相洪涛, 张文文, 肖文鑫, 等. 仿生嗅觉感知系统气体识别和浓度估计模型[J]. *自动化学报*, 2024, 50(4): 812-827.
(Xiang H T, Zhang W W, Xiao W X, et al. Gas recognition and concentration estimation model for bionic olfactory perception system[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2024, 50(4): 812-827.)
- [9] Kong C, Ren L L, Zhang T, et al. Rapid identification of pesticides in soil by bionic sniffing sensing system with unknown category detection function[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 217: 108667.
- [10] Xing Z, Zogona D, Wu T, et al. Applications, challenges and prospects of bionic nose in rapid perception of volatile organic compounds of food[J]. *Food Chemistry*, 2023, 415: 135650.
- [11] 黄浩乾, 吕奥奇, 王迪, 等. 基于贝叶斯和统计相似度量测的水下自主定位方法[J]. *控制与决策*, 2025, 40(1): 48-54.
(Huang H Q, Lv A Q, Wang D, et al. Underwater autonomous positioning method based on Bayesian and statistical similarity measurement[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(1): 48-54.)
- [12] Jabeen M, Meng Q H, Jing T, et al. Robot odor source localization in indoor environments based on gradient adaptive extremum seeking search[J]. *Building and Environment*, 2023, 229: 109983.
- [13] Zhang H L, Chen J H, Li B, et al. Multiple source tracking and identifications in urban regions with unstable wind flows: Particle swarm optimization methodologies and their benchmark solutions[J]. *Building and Environment*, 2024, 248: 111062.
- [14] 张振, 苏欣荣, 袁新. 基于物理信息神经网络的气膜冷却湍流模型反演学习[J]. *动力工程学报*, 2024, 44(9): 1459-1465.
(Zhang Z, Su X R, Yuan X. PINN-based inversion learning of turbulence model for film cooling[J]. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2024, 44(9): 1459-1465.)
- [15] Kausar R, Zayer F, Viegas J, et al. Efficient hybrid neuromorphic-bayesian model for olfaction sensing:

- Detection and classification[C]. 2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Yokohama: IEEE, 2024: 2089-2095.
- [16] An S, Park M, Oh H. Receding-horizon RRT-Infotaxis for autonomous source search in urban environments[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2022, 120: 107276.
- [17] 宋程, 贺昱曜, 雷小康, 等. 基于认知差异的多机器人协同信息趋向烟羽源搜索方法[J]. *控制与决策*, 2018, 33(1): 45-52.
(Song C, He Y Y, Lei X K, et al. Multi-robot collaborative infotaxis searching for plume source based on cognitive differences[J]. *Control and Decision*, 2018, 33(1): 45-52.)
- [18] Park M, Ladosz P, Kim J, et al. Receding horizon-based infotaxis with random sampling for source search and estimation in complex environments[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(1): 591-609.
- [19] Park M, An S, Seo J, et al. Autonomous source search for UAVs using Gaussian mixture model-based infotaxis: Algorithm and flight experiments[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2021, 57(6): 4238-4254.
- [20] Chen L W, Zhou C, Wang Y, et al. Autonomous search investigation for radioactive leaked source based on an updated infotaxis method during nuclear emergency rescue[J]. *Nuclear Engineering and Design*, 2024, 416: 112769.
- [21] Vergassola M, Villermaux E, Shraiman B I. 'Infotaxis' as a strategy for searching without gradients[J]. *Nature*, 2007, 445(7126): 406-409.
- [22] Loisy A, Eloy C. Searching for a source without gradients: How good is infotaxis and how to beat it[J]. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2022, 478(2262): 20220118.
- [23] Hutchinson M, Liu C J, Chen W H. Information-based search for an atmospheric release using a mobile robot: Algorithm and experiments[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2019, 27(6): 2388-2402.
- [24] Hung Y C. A review of Monte Carlo and quasi-Monte Carlo sampling techniques[J]. *WIREs Computational Statistics*, 2024, 16(1): e1637.
- [25] Song C, He Y Y, Ristic B, et al. Collaborative infotaxis: Searching for a signal-emitting source based on particle filter and Gaussian fitting[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2020, 125: 103414.
- [26] Li J F, Wang J Y. An improved resampling particle filter algorithm based on digital twin[J]. *The Journal of Supercomputing*, 2024, 80(10): 13607-13631.
- [27] Kuptamete C, Aunsri N. A review of resampling techniques in particle filtering framework[J]. *Measurement*, 2022, 193: 110836.
- [28] Chopin N, Singh S S, Soto T, et al. On resampling schemes for particle filters with weakly informative observations[J]. *The Annals of Statistics*, 2022, 50(6): 3197-3222.
- [29] Li T C, Bolic M, Djuric P M. Resampling methods for particle filtering: Classification, implementation, and strategies[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2015, 32(3): 70-86.
- [30] Zhang J Q, Lu Y H, Wu Y Z, et al. PSO-based sparse source location in large-scale environments with a UAV swarm[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(5): 5249-5258.
- [31] 慈雨, 荣淼, 彭晨. 基于双重距离的多目标粒子群优化算法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(6): 1801-1809.
(Ci Y, Rong M, Peng C. Multi-objective particle swarm optimization algorithm based on dual distances[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(6): 1801-1809.)
- [32] Gaurav K, Ranjan P. Moth-inspired odor source localization using robotic platforms: A comprehensive review[J]. *Adaptive Behavior*, 2024, 32(4): 345-369.
- [33] 叶文静, 曹萃文, 顾幸生. 一种改进 ε 约束飞蛾火焰优化算法及其在约束优化问题中的应用[J]. *控制与决策*, 2023, 38(10): 2841-2849.
(Ye W J, Cao C W, Gu X S. An ε improved moth-flame optimization algorithm for solving constrained optimization problems and engineering applications[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(10): 2841-2849.)
- [34] 毛文平, 李帅永, 谢现乐, 等. 基于自适应机制改进蚁群算法的机器人全局路径规划[J]. *控制与决策*, 2023, 38(9): 2520-2528.
(Mao W P, Li S Y, Xie X L, et al. Global path planning of mobile robot based on adaptive mechanism improved ant colony algorithm[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(9): 2520-2528.)
- [35] Heng H, Ghazali M H M, Rahiman W. Exploring the application of ant colony optimization in path planning for Unmanned Surface Vehicles[J]. *Ocean Engineering*, 2024, 311: 118738.

作者简介

宋程 (1987-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为路径规划、人机混合理论, E-mail: songcheng@hfut.edu.cn;

马少杰 (2000-), 男, 硕士生, 主要研究方向为目标搜索与路径规划, E-mail: 2023171374@mail.hfut.edu.cn;

贺昱曜 (1956-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为智能控制与非线性控制理论、精确制导与仿真, E-mail: heyyao@nwpu.edu.cn;

雷小康 (1982-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为集群机器人、仿生群体智能与集群建造, E-mail: xiaokanglei@xauat.edu.cn.