

DOI:10.11918/202503063

改进麻雀搜索算法的移动机器人羽流追踪方法

朱力¹,袁杰²,李庆²

(1. 新疆大学 电气工程学院, 乌鲁木齐 830017; 2. 新疆大学 智能科学与技术学院, 乌鲁木齐 830017)

摘要: 为改善室内羽流扩散环境下机器人无法获得可靠羽流流向、流速等风信息导致羽流追踪效率低、搜索路径过长的问題,提出一种基于改进麻雀搜索算法的室内机器人自主羽流追踪方法。首先,该方法受麻雀种群捕食与反捕食行为的启发,以羽流质量分数作为个体的适应度值,使寻源机器人在不搭载羽流流向、流速传感器时能高效地追踪羽流并定位源位置。其次,使用 Logistic 混沌映射分散麻雀种群初始位置,并保留麻雀种群精英解以增加种群多样性;在更新最优解时加入了 Metropolis 准则提高算法跳出局部极值区域的概率,同时结合改进 A* 算法优化搜索路径。最后,将改进麻雀搜索算法与遗传算法、鲸鱼优化算法、灰狼优化算法,以及经典麻雀搜索算法进行羽流追踪仿真对比试验,并在物理场景中验证了所提算法的可行性和有效性。结果表明,相比于上述方法,所提方法的成功率分别提升了 31.00%、4.84%、1.34%、13.34%,搜索路径长度分别减少了 12.098、6.682、4.941、5.448 m。本研究为解决羽流扩散环境下无可靠风信息时移动机器人的高效羽流追踪提供了新的思路和参考。

关键词: 自主羽流追踪; Logistic 混沌映射; 麻雀搜索算法; Metropolis 准则; 移动机器人

中图分类号: TP18

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2026)04-0095-11

Plume tracking method of mobile robots based on improved sparrow search algorithm

ZHU Li¹, YUAN Jie², LI Qing²

(1. School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830017, China;

2. School of Intelligence Science and Technology, Xinjiang University, Urumqi 830017, China)

Abstract: To address the low plume tracking efficiency and excessively long search paths caused by the inability of robots to obtain reliable wind information, such as plume flow direction and flow velocity, in indoor plume diffusion environments, this paper proposed an autonomous plume tracking method for indoor robots based on an improved sparrow search algorithm (SSA). Firstly, inspired by the predation and anti-predation behavior of the sparrow population, this method used plume concentration as the fitness value of individuals so that the source-seeking robot could efficiently track the plume and locate the source position when it was not equipped with a plume flow direction sensor and a plume flow velocity sensor. Secondly, Logistic chaotic mapping was used to disperse the initial position of the sparrow population, and the elite solution of the sparrow population was retained to increase the population diversity. The Metropolis criterion was added to increase the probability of the algorithm escaping from the local extreme value area when updating the optimal solution. The improved A* algorithm was combined to optimize the search path. Finally, a plume tracking simulation comparison experiment was conducted, in which the improved sparrow search algorithm (ISSA) was compared with the genetic algorithm (GA), whale optimization algorithm (WOA), grey wolf optimizer (GWO), and classic SSA, further validating the feasibility and effectiveness of the proposed algorithm in physical scenarios. The results show that compared with the aforementioned methods, the success rates of the proposed method increase by 31.00%, 4.84%, 1.34%, and 13.34%, respectively, and the search path lengths are shortened by 12.098, 6.682, 4.941, and 5.448 m, respectively. This study provides a new approach and reference for enabling efficient plume tracking by mobile robots in plume diffusion environments where reliable wind information is unavailable.

Keywords: autonomous plume tracking; Logistic chaotic mapping; sparrow search algorithm; Metropolis criterion; mobile robot

收稿日期: 2025-03-21; 录用日期: 2025-05-06; 网络首发日期: 2026-01-26

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1235.T.20260126.1515.011>

基金项目: 国家自然科学基金(62263031); 新疆维吾尔自治区自然科学基金(2022D01C53)

作者简介: 朱力(2001—),男,硕士研究生;袁杰(1975—),男,教授,博士生导师

通信作者: 袁杰, yuanjie222@126.com

近年来,有害气体泄漏案例时有发生^[1-4],严重威胁人身及环境安全,发生危险气体泄漏事故时,必须快速准确找到室内环境泄漏源的位置。研究人员探索采用移动机器人追踪泄漏羽流并快速定位泄漏源^[5]。Wang 等^[6]提出一种基于粒子群优化的确保收敛 PSO 方法,其计算复杂度为 $O(n \cdot d \cdot T)$,其中 n 为粒子数, d 为维度, T 为迭代次数。这种动态调整低适应度寻源机器人的搜索方式虽然增加了每次迭代的计算量,但显著减少了所需迭代次数。黄建新等^[7]针对三维空间烟羽源自定位的问题,提出一种布谷鸟搜索算法结合改进的模糊 C 均值聚类算法的自主定位策略,其计算复杂度主要来自聚类的 $O(k \cdot n \cdot d \cdot T)$ 部分,其中 k 为聚类中心数。该方法在三维空间中保持了良好的计算效率,具有更短的平均运行时间和更高的收敛精度。陈欣星等^[8]提出一种基于粒子滤波的烟雾羽流路径追踪算法,并结合可变阈值法,其计算复杂度为 $O(N \cdot d)$,其中 N 为粒子数。该方法虽然增加了少量计算开销,但提高了机器人寻源的成功率和效率。Feng 等^[9]提出一种独立于气流信息的改进粒子群优化(improved particle swarm optimization, IPSO)算法,通过引入极值干扰因子,其计算复杂度为 $O(n \cdot d \cdot T)$,但增强了机器人的搜索能力。孟庆浩等^[10]提出一种蚁群算法结合逆风搜索多机器人协同运动的策略,其计算复杂度为 $O(m \cdot n^2 \cdot T)$,其中 m 为机器人数量。该协同策略虽然增加了通信开销,但有助于机器人在湍流环境下有效逃脱质量分数局部最优和风场的漩涡并定位羽流源位置。Ma 等^[11]通过有限状态机和 YOLOv3-tiny 为机器人提供间歇性可见羽流信息辅助的羽流近源搜索方法,其计算复杂度主要来自鲸鱼优化算法,计算复杂度为 $O(n \cdot d \cdot T)$,该方法在有风与无风环境下有较高的寻源成功率,在有障碍物情况下表现出较好的时间效率。

上述研究虽然在追踪方法上做出了重要贡献,但由于未充分考虑室内动态羽流分布受到障碍物的影响,当室内设置障碍物时,羽流分布区域会出现多个局部质量分数极值,气体在扩散环境中呈现团块状分布,并且羽流的分布随时间变化,这些特性容易导致寻源机器人陷入局部最优^[12]。此外,在室内扩散环境下,大多数情况的羽流流向、流速信息很微弱,风速计对风信息的采集有限,并且使用风信息需要机器人搭载昂贵的风速计,这提高了机器人自主寻源的成本,降低了灵活性^[13-14]。

麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)^[15]作为一种新型的群体智能优化算法,该算法通过模仿麻雀的觅食行为和反捕食行为来实现位

置寻源,在收敛速度、搜索精度,以及稳定性方面表现出明显的优势。针对室内障碍物环境下羽流扩散的复杂性,本文提出了一种基于改进麻雀搜索算法的 ISSA(improved sparrow search algorithm),用于引导机器人在室内羽流扩散情况下进行羽流搜索,在保持 $O(n \cdot d \cdot T)$ 级别复杂度的同时,减少机器人寻源路径长度,提高机器人追踪羽流的可靠性及效率。

1 羽流追踪方法

在室内障碍物羽流扩散环境下,以扩散气体质量分数作为寻源机器人的适应度值,寻源机器人模拟麻雀种群的觅食行为进行位置更新,使寻源机器人能够高效地寻找动态扩散的羽流、追踪羽流,以及定位羽流源。

1.1 基于 SSA 的自主羽流寻源

SSA 是一种模拟麻雀种群觅食以及反捕食行为的群体智能算法。麻雀种群包含 3 个角色:发现者、跟随者和预警者。在麻雀种群中,一部分个体被认为是发现者,它们负责寻找食物资源丰富的区域,发现者通常具有较高的适应度,它们在搜索空间中进行广泛的搜索,引领整个种群向更有希望的区域移动;另一部分个体是跟随者,跟随者会跟随发现者去寻找食物,根据发现者的位置以及自身的适应度值来调整自己的位置,以期找到更好的解;预警者负责监视周围环境,当察觉到危险(如陷入局部最优解)时,会采取相应的反捕食行为,提高种群逃离局部最优区域的概率。以下是麻雀搜索算法具体的数学模型与位置更新规则。

发现者位置更新公式为

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \times \exp\left(-\frac{i}{\alpha \cdot T}\right), & R_2 < C_{st} \\ X_{i,j}^t + Q \times L, & R_2 \geq C_{st} \end{cases} \quad (1)$$

式中: i 为当前迭代次数, j 为最大迭代次数, $X_{i,j}^t$ 为第 i 只麻雀在第 j 维上第 t 次迭代的位置, α 为 $(0,1)$ 之间的随机数, R_2 、 C_{st} 分别为预警值和安全值, Q 为服从正态分布的随机数, L 为一个 $1 \times d$ 矩阵,其中每个元素均为 1。当 $R_2 < C_{st}$ 时,表明周围环境安全,发现者可以进行广泛搜索;当 $R_2 \geq C_{st}$ 时,意味着出现了危险,发现者需要带领种群向安全区域转移。

加入者位置更新如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \times \exp\left(\frac{X_{i,j}^{t_{worst}} - X_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \times A^T (AA^T)^{-1} \times L, & i \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $X_{i,j}^{t_{worst}}$ 为第 t 次迭代全局最差位置, n 为麻雀总

数, X_p^{t+1} 为第 $t+1$ 次迭代中发现者所占据的最优位置, A 为一个 $1 \times d$ 矩阵, 其中每个元素随机赋值为 1 或 -1。

当 $i > \frac{n}{2}$ 时, 适应度值较差的加入者需要向其他个体学习以提高自己的适应度; 当 $i \leq \frac{n}{2}$ 时, 适应度值较好的加入者会在当前最优位置附近进行搜索。

预警者位置更新如下:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^t + \beta \times |X_{i,j}^t - X_{best}^t|, & f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \times \left(\frac{|X_{i,j}^t - X_{worst}^t|}{(f_i - f_w) + \epsilon} \right), & f_i = f_g \end{cases} \quad (3)$$

式中: X_{best}^t 为第 t 次迭代全局最优位置; β 为步长控制参数, 服从均值为 0、方差为 1 的正态分布随机数; f_i 为当前麻雀个体的适应度值; f_g 、 f_w 分别为全局最佳和最差适应度值; K 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数; ϵ 为一个极小的常数, 以避免分母为 0。

1.2 基于 ISSA 的自主羽流寻源

麻雀搜索算法在收敛速度、搜索精度和稳定性方面表现出明显的优势。但该算法对初始种群分布较依赖, 初始麻雀种群的分布情况会影响算法的收敛速度和最终结果。若初始种群分布不合理, 可能会使算法需要更多的迭代次数才能找到较优解, 甚至可能陷入局部极值。在搜索过程中, 麻雀可能会过度集中在某些区域, 导致难以发现全局更优的解。例如在复杂扩散多局部浓度极值环境中, 可能会停滞在某个局部极值附近而无法跳出。在麻雀种群接近全局最优时, 存在种群多样性减少和容易陷入局部最优等问题^[16]。

针对上述麻雀搜索算法在羽流追踪任务中的不足, 本文在初始化麻雀种群、保留种群多样性, 以及种群跳出局部最优 3 个方面进行了改进, 并加入了局部避障策略。

1.2.1 混沌初始化

在室内羽流源扩散环境中, 从羽流源开始扩散时刻起, 房间墙壁附近的质量分数会逐渐上升, 且产生气体累积导致室内周围的质量分数会大于室内除了羽流源扩散方向上的大多数区域的质量分数, 使得只依靠质量分数信息的自主寻源机器人在搜索开始时沿着墙壁跟踪羽流, 导致机器人会沿着墙壁寻源的时间过长。在现实寻源场景中, 时效性是一个值得考虑的关键因素之一。

标准麻雀搜索算法采用的是随机生成初始种群, 生成的种群分布不均匀, 导致种群多样性减少, 寻源机器人很容易沿着墙壁来跟踪羽流, 影响算法的收敛速度。

本文在羽流发现阶段采用 Logistic 混沌映射, 当寻源机器人收集到的质量分数大于设定阈值时, 切换为麻雀搜索算法, 使得寻源机器人在搜索羽流初期位置更新受气体质量分数分布的影响较弱, 有更高的概率能跳出沿着墙壁路径缓慢寻源这一情况; 并且动态调整发现者和跟随者的比例, 由于混沌具有随机性和普遍性, 能够提高初始麻雀种群的多样性, 提升了寻源能力。其数学表达式如下:

$$x_{n+1} = u \times x_n \times (1 - x_n) \quad (4)$$

式中: x_n 为第 n 代混沌序列产生的值, $x_n \in [0, 1]$; u 为分叉参数, 当 $3.57 \leq u \leq 5.00$ 时处于完全混沌状态, 当 u 取 3.70 时可获得较好的效果, 种群分布更均匀。

1.2.2 精英策略

标准麻雀搜索算法会将迭代后产生的最优解保存到下一代种群中, 本文将该机制进行扩展并提出: 精英解分散种群和精英解局部搜索, 不仅保存一个最优解还可以保存多个优秀解。精英解分散种群, 根据精英解(通过计算精英解的均值)来调整种群个体的位置, 分散下一代麻雀搜索的种群。考虑到精英解数量对算法的影响, 故选择种群数量的 5% ~ 20%, 当保留 10 个精英解时算法获得较好效果, 最终本文提出算法选择保留的精英解数量为 10。种群中的每个个体 $\text{pop}(i, j)$, 其更新公式如下:

$$\text{newpop}(i, j) = \text{pop}(i, j) + r \times \text{sign}(\text{rand} - 0.5) \times m \quad (5)$$

式中: r 为一个控制参数(在函数中设定为 0.5), rand 为一个在 $[0, 1]$ 之间的随机数, $\text{sign}(\text{rand} - 0.5)$ 为用于根据随机数与 0.5 的大小关系得到 -1 或 1, m 为一个控制参数单位向量。精英解局部搜索, 利用精英解的信息来调整种群中的个体位置, 以精英解为基础进行局部搜索, 在精英解周围一定范围内(由 delta 控制)进行随机搜索, 生成新的可能更优的解, 从而进一步提升种群多样性和探索能力。

对于精英解 $\text{elite}(i, j)$ 进行局部搜索得到新的解 $\text{new}_{\text{solution}(i, j)}$ 的公式如下:

$$\text{new}_{\text{solution}(i, j)} = \text{elite}(i, j) + (2 \times \text{rand} - 1) \times \text{delta} \quad (6)$$

式中: rand 为一个在 $[0, 1]$ 之间的随机数, delta 为一个控制搜索半径的参数(由于设置的搜索最大步长为 5, 故在函数中设定为 5)。

1.2.3 Metropolis 准则

在麻雀搜索算法的位置更新机制中, 跟随者的位置更新取决于发现者的位置, 这种跟随行为可能会导致整个种群过于集中在发现者寻找到的局部较优区域, 缺乏对其他潜在区域的探索。特别是当发现者陷入局部最优时, 跟随者也会跟着陷入, 使得算

法难以跳出局部最优解。

Metropolis 准则是用于在模拟退火算法等优化算法中决定是否接受一个新解,即该准则运行提高搜索算法接受较差解的概率,从而帮助算法跳出局

$$\begin{cases} P = 1, & \text{Fitness}(t_{n+1}) > \text{Fitness}(t_n) \\ P = \exp\left(-\frac{\text{Fitness}(t_{n+1}) - \text{Fitness}(t_n)}{T}\right), & \text{Fitness}(t_{n+1}) \leq \text{Fitness}(t_n) \end{cases} \quad (7)$$

式中:当 $P > r$ 时,接受新最优解;当 $P < r$ 时,保持原最优解。Fitness 为适应度值, P 为接受新解的概率, r 为一个 $[0, 1]$ 内均匀分布的随机数, T 为当前状态的适应度值。

1.2.4 改进 A* 算法路径规划

由于麻雀搜索算法自身不具有避障行为,在仿真试验时会出现麻雀个体搜索路径穿过障碍物的现象,故在这种局部有障碍物的位置采取去冗余后的改进 A* 算法进行路径规划,使得麻雀个体不仅可以避开障碍物,并且能够保证搜索路径较短。改进 A* 算法步骤如下。

Step 1 定义已访问节点集合 V 。

Step 2 计算节点 n 的评估函数值 $f(n) = g(n) + h(n)$,其中: $g(n)$ 为从起始节点到节点 n 的实际代价, $h(n)$ 为从节点 n 到目标节点的估计代价。

Step 3 在扩展节点时,对于待扩展节点 m ,先检查 m 是否在集合 V 中:如果 $m \in V$,则跳过该节点,不进行扩展;如果 $m \notin V$,则将 m 加入开放列表中,并将其标记为已访问,即 $V = V \cup \{m\}$ 。

改进后的麻雀搜索算法伪代码见表 1。

羽流扩散环境下,SSA 与 ISSA 在不同初始条件下搜索路径对比以及局部避障路径规划对比如图 1 所示。

图 1(a) 为 SSA 在初始位姿 $(0^\circ, 0^\circ, 0^\circ)$ 时的寻源路径,图 1(b) 为 ISSA 的寻源机器人在初始位姿 $(0^\circ, 0^\circ, 0^\circ)$ 时的寻源路径,SSA 在前期羽流追踪过程中寻源机器人会沿着墙壁质量分数高的方向进行搜索,而 ISSA 前期搜索采取的是 Logistic 混沌映射,满足设定阈值后寻源机器人才会沿着质量分数梯度方向进行搜索;图 1(c) 为 SSA 在初始位姿 $(100^\circ, 0^\circ, 90^\circ)$ 时的寻源路径,图 1(d) 为 ISSA 在初始位姿 $(100^\circ, 0^\circ, 90^\circ)$ 时的寻源路径,SSA 的搜索路径有多个陷入局部最优的部分,寻源机器人需要多次尝试才能走出局部极值区域,ISSA 的搜索路径总体较短,由于在算法中加入的保留精英解策略引导了寻源机器人的搜索方向,降低了随机性的影响,Metropolis 接受准则使得算法跳出局部最优的可能性更高且路径更优;图 1(e) 为 ISSA 与结合 A* 算法后的 ISSA 以及结合改进 A* 算法后的 ISSA 寻源路

部最优。通过比较当前的全局最优解和本次迭代后产生的新全局最优解,用它们对应的适应度数据差值来判断是否接受新的全局最优解以及适应度较差的解。其数学表达式如下:

表 1 ISSA 算法伪代码

Tab. 1 ISSA pseudocode

过程: ISSA 函数
输入: 麻雀种群 $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 适应度值 $F_i (i = 1, 2, \dots, n)$
输出: 最优个体位置 X_i 及其对应的适应度值 F_{i_max}
1. 初始化麻雀种群 $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 和精英解 X_{i_elite}
2. 计算个体适应度 $F_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 和最优适应度 F_{i_max}
3. 由式(4)得到新的麻雀种群
4. if 当前最佳适应度 > 设定阈值
5. 结束混沌映射
6. 切换到改进麻雀搜索算法
7. end if
8. while($t < N$) // 开始迭代
9. for $i = 1$ to n // 遍历每只麻雀
10. 判断麻雀 i 的角色(发现者、跟随者、预警者)
11. if 角色为发现者
12. 由式(1)更新发现者的位置 X_{i_new}
13. else if 角色为跟随者
14. 由式(2)更新跟随者的位置 X_{i_new}
15. else if 角色为预警者
16. 由式(3)更新预警者的位置 X_{i_new}
17. end if
18. end for
19. 进行边界处理: 确保位置 X_{i_new} 在搜索空间内
20. 计算新位置的适应度值 F_{i_new}
21. 找到最优位置 $F_{i_max_new}$, 精英解 $X_{i_elite_new}$
22. if $F_{i_max_new} > F_{i_max}$ // 如果新位置更优
23. 更新麻雀位置: $X_i = X_{i_new}$
24. 更新最优适应度值: $F_{i_max} = F_{i_max_new}$
25. else
26. 按 Metropolis 准则更新最优位置
27. end if
28. if 当前最优适应度 $F_{i_max} >$ 设定阈值
29. 跳出 while 循环 // 达到设定阈值, 跳出 while 循环
30. else
31. $t = t + 1$ // 增加迭代次数
32. end while
33. return X_i 和 F_{i_max} return

径对比,将图 1(e)局部放大后得到图 1(f),从图中可以看出,采用改进 A* 算法进行局部避障路径规划

后的路径更短,更符合实际寻源环境,提升了寻源机器人的时效性。

二维浓度地图、最优点位置,以及搜索路径

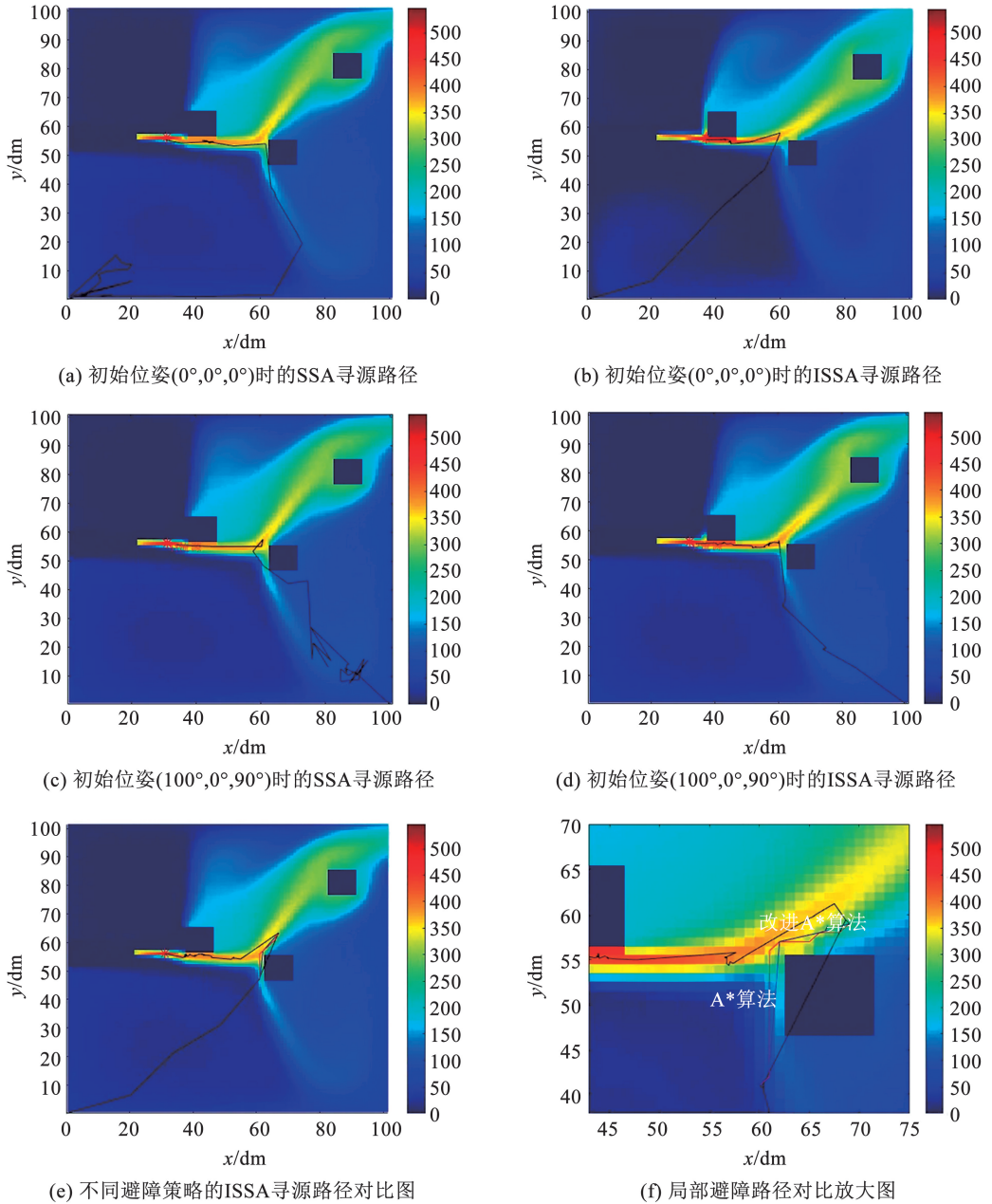


图 1 SSA 改进前、后的机器人寻源路径对比

Fig. 1 Comparison of robot's source seeking paths before and after SSA improvement

2 实验与分析

2.1 室内羽流扩散 CFD 模型

本文使用的羽流模型为室内障碍物羽流扩散 CFD(computational fluid dynamics)模型,在大多数使用 CFD 方法分析羽流分布的研究中,雷诺平均纳维-斯托克斯方程 (reynolds average Navier-Stokes, RANS) 被用来模拟羽流和羽流中的被动标量传输。重整化群 (renormalization group, RNG) $k-\epsilon$ 湍流模型能够生成较好的结果,其高精度特性能够很好地模

拟出现障碍物环境下羽流的分布情况。

设置了一个尺寸为 10 m × 10 m 的二维通风房间,以 0.1 m 为一个单位长度,将房间剖分成一个 100 × 100 的网格空间。该房间的窗户为进风口,房门为出风口,进风口的风速设置为 0.2 m/s,羽流源的释放速率为 0.5 m/s,羽流源设置在 (2.1 m, 5.1 m) 处,寻源机器人的前进方向与 x 轴正方向夹角为 $\alpha/(^\circ)$ 。基础房间信息以及寻源机器人的初始位姿 (x, y, α) 如图 2 所示。

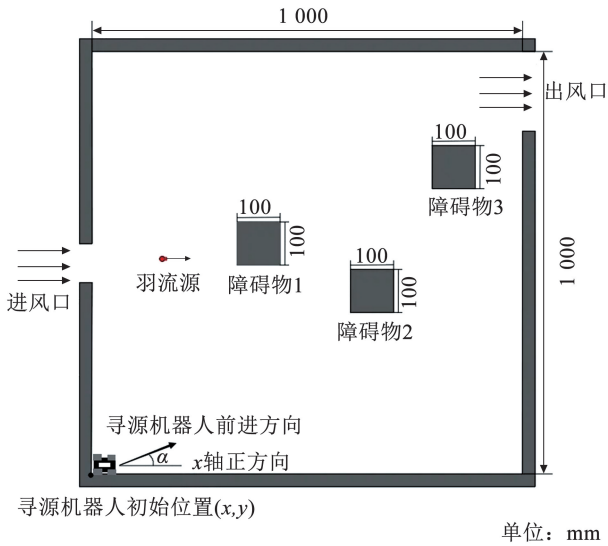


图 2 房间及障碍物分布

Fig. 2 Room and obstacle distribution

2.2 羽流寻源仿真试验

寻源机器人以气体质量分数作为个体的适应度值,通过模拟麻雀种群觅食行为追踪羽流。机器人

寻源过程如图 3 所示。其中,模块 1 为 Logistic 混沌初始化,根据式(4)更新麻雀种群的位置;模块 2 为结合保留精英解策略后的麻雀位置更新方式,在更新发现者、跟随者、预警者位置后,保留种群中的精英解,用于调整种群个体的位置,分散下一代麻雀搜索的种群;模块 3 为 Metropolis 准则,当新的全局最优值大于当前全局最优值时,直接接受新的全局最优解,当新的全局最优值小于当前全局最优值时,根据式(7)进行 Metropolis 准则判断是否接受新的全局最优解,提高接受较差解的概率,帮助寻源机器人跳出局部极值区域;模块 4 为使用改进 A* 算法的局部避障策略,若当前全局最优解位置与新的全局最优解位置间不存在障碍物,则寻源机器人直线到达新位置,若当前全局最优解位置与新的全局最优解位置间存在障碍物,则寻源机器人采用改进 A* 算法进行局部避障到达新位置;模块 5 为改进麻雀搜索算法的迭代停止条件,当最优解位置处的适应度值达到设置的羽流源发现阈值且算法迭代次数小于等于 1 000 时,改进麻雀搜索算法停止迭代,视为成功找到羽流源。

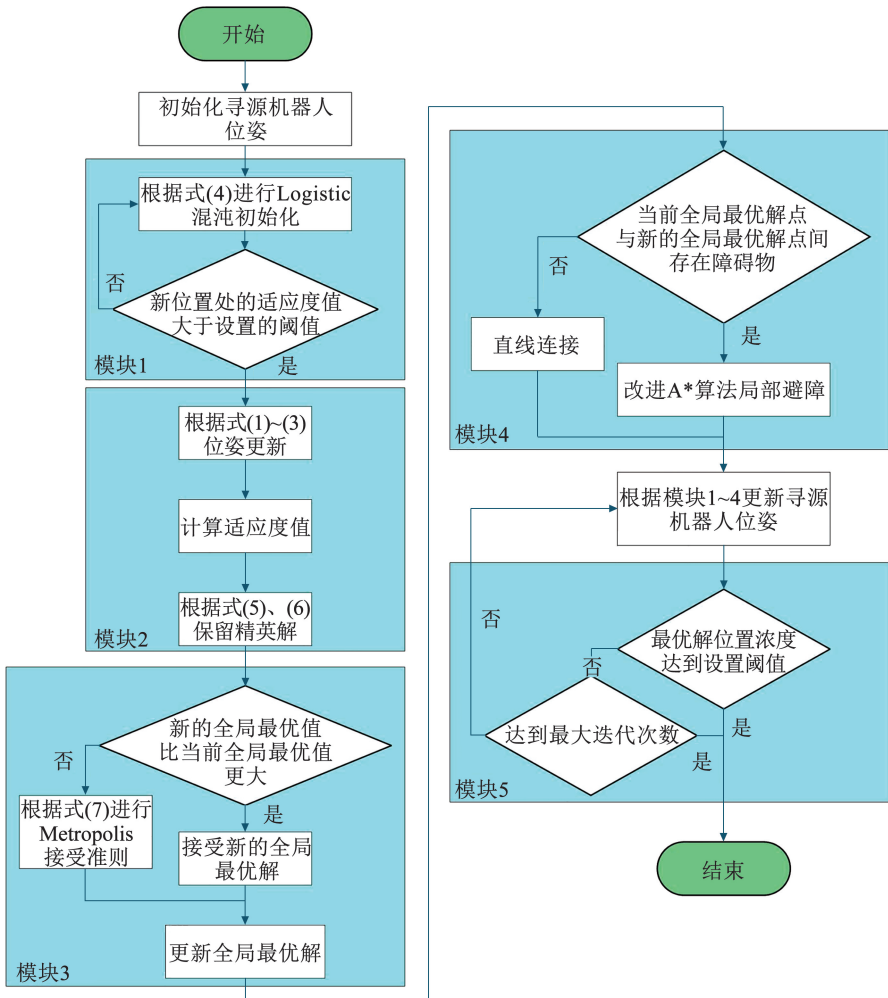


图 3 自主羽流寻源方法 ISSA 流程

Fig. 3 ISSA process of autonomous plume source-seeking method

在羽流寻源的过程中,使用最大质量分数法来声明羽流源位置,源声明阈值是羽流源 0.2 m 范围内的平均质量分数值,当机器人满足搜索条件停止搜索时得到的源位置与实际羽流源位置的距离小于等于 0.2 m,迭代次数小于等于 1 000 次时视为机器人成功找到羽流源。在整个搜索过程中,不考虑机器人的尺寸,在仿真试验中将寻源机器人视为单个点。将 CFD 生成的瞬时羽流扩散数据导入到 Matlab2022a 中,ISSA 的参数设置见表 2。

表 2 ISSA 参数设置

Tab.2 ISSA parameter settings

下限/m	上限/m	最大迭代步长/m	种群数量	最大迭代次数
(0,0)	(10,10)	2.0~0.5	100	1 000

由表 2 可以看出,下限(0,0)与上限(10,10)表示寻源地图是一个 10 m × 10 m 的二维空间;最大迭代步长从搜索开始到结束是一个逐渐减小的参数,使得搜索初期速度更快、搜索后期精确更高,由平均最大迭代步长灵敏度实验分析,如图 4 所示。羽流追踪质量分数首先达到 200 即图中红星位置,步长设置为 2.0 m,对应迭代次数为图中 L_1 的长度;从质量分数 200 ~ 300 即图中蓝星位置,步长设置为 1.5 m,对应迭代次数为图中 L_2 的长度;从质量分数 300 ~ 400 即图中黄星位置,步长设置为 1.0 m,对应迭代次数为图中 L_3 的长度;从质量分数 400 最快找到羽流源即图中绿星位置,步长设置为 0.5 m,对应迭代次数为图中 L_4 的长度,故本文采取可变最大迭代步长 2.0 ~ 0.5。算法中麻雀种群数量设置为 100,最大迭代次数为 1 000。初始位姿为 $(0^\circ, 0^\circ, 0^\circ)$ 的机器人寻源过程如图 5 所示。

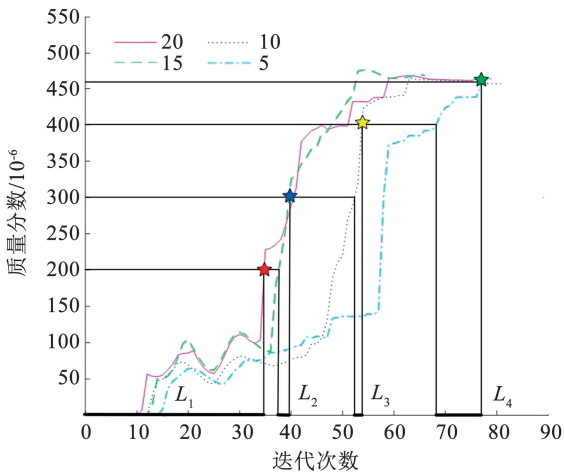


图 4 设置单位步长为 5,10,15,20 的对应质量分数

Fig.4 Concentration setting corresponding to unit steps of 5, 10, 15, and 20

图 5(a)中,机器人初始位置位于室内的左下角(0,0)位置处,前进方向与 x 轴正方向夹角为 0° ,采取 Logistic 混沌映射寻找羽流信息迭代 10 次后种群最优点的位置;图 5(b)中,机器人位置迭代 30 次后检测到的羽流质量分数信息达到设置的羽流发现阈值,机器人切换到改进麻雀搜索算法继续进行羽流追踪任务;图 5(c)中,机器人位置迭代 50 次后从羽流支流横向切入羽流主流中,此时左侧的质量分数更高,寻源机器人选择向左侧继续追踪羽流;在图 5(d)中,羽流扩散受到障碍物的阻拦,形成了局部质量分数极值区域,寻源机器人位置迭代 70 次时陷入局部极值区域;图 5(e)中,寻源机器人位置迭代 90 次时逐渐跳出局部极值区域;图 5(f)中,寻源机器人位置迭代 110 次时满足搜索停止条件并找到羽流源的位置,停止搜索,成功完成一次羽流寻源任务。

2.3 羽流寻源仿真对比试验

为了验证改进麻雀搜索算法(ISSA)在室内环境下只依靠羽流质量分数信息进行寻源的有效性,本文设置了 3 种机器人寻源环境,2 种不同的机器人初始搜索位姿,分别与遗传算法(genetic algorithm, GA)、灰狼优化(grey wolf optimizer, GWO)算法、鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA),以及改进前的麻雀搜索算法(SSA)在机器人寻源成功率、搜索路径长度,以及寻源时间进行比较。其中,第 1 种寻源环境,将进风口设置在(0.1, 5.5)处,长度为 1 m,出风口设置在(10,9)处,长度为 2 m,无障碍物;第 2 种寻源环境,将进风口设置在(0.1,5.5)处,长度为 1 m,出风口设置在(10,9)处,长度为 2 m,障碍物分别设置在(4.2,6.1)、(6.7,5.1)、(8.7,8.1)处,大小均为 1 m × 1 m 的矩阵。

每组实验进行 100 次,仿真结果见表 3、如图 6 所示。

从表 3 可以看出,本文提出方法的成功率基本大于其他 4 种方法,在第 2 种环境下机器人初始位姿 $(10^\circ, 0^\circ, 90^\circ)$ 时搜索的成功率小于灰狼优化算法,但前者的搜索时间以及搜索路径更优。从质量分数与搜索时间关系图以及质量分数与搜索路径长度关系图可以看出,ISSA 方法的收敛速度更快、搜索路径更短。综合上述 3 种环境下的仿真结果,本文提出的 ISSA 方法在羽流追踪和寻源定位中具有较好的效果。

2.4 模拟场景下的实验验证

为验证 ISSA 在实际障碍物环境中羽流寻源的有效性,本文搭建了两种室内有障碍物羽流扩散场景,上述数值模拟实验设置了不同的初始搜索条件,使得寻源机器人初始搜索前进方向相对于羽流扩散方向不同,故在实际实验中,设置了两种羽流扩散方向,各 10 次独立实验,共 40 次。

二维浓度地图、最优点位置，以及搜索路径

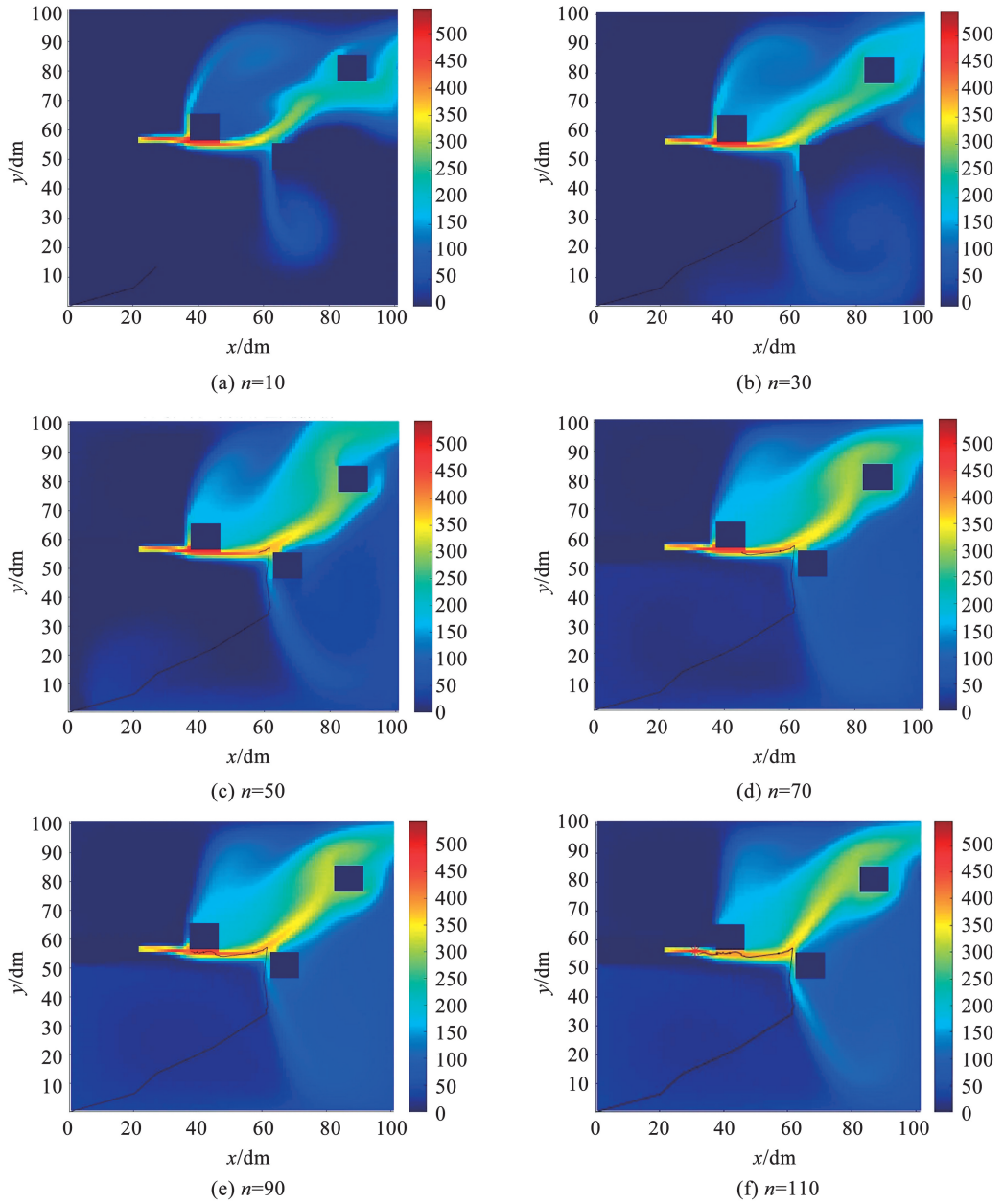


图 5 寻源机器人初始位姿 $(0^\circ, 0^\circ, 0^\circ)$ 的寻源过程

Fig. 5 Source-seeking process of initial pose $(0^\circ, 0^\circ, 0^\circ)$ of source-seeking robot

表 3 基于 GA、SSA、GWO、WOA、ISSA 的羽流追踪仿真结果

Tab. 3 Plume tracking simulation results based on GA, SSA, GWO, WOA, and ISSA

实验环境	机器人初始位姿	搜索算法/策略	平均搜索路径长度/m	平均搜索时间/s	成功率/%
1	$(0^\circ, 0^\circ, 0^\circ)$	GA	24.970	454.4	80
		SSA	22.300	290.7	95
		GWO	16.560	54.7	99
		WOA	19.400	36.5	99
		ISSA	13.550	35.0	99
	$(10^\circ, 0^\circ, 90^\circ)$	GA	32.500	405.0	49
		SSA	29.790	415.0	81
		GWO	26.320	80.9	97
		WOA	29.260	70.4	99
		ISSA	19.000	50.6	99

表 3(续)

实验环境	机器人初始位姿	搜索算法/策略	平均搜索路径长度/m	平均搜索时间/s	成功率/%
2	(0°,0°,0°)	GA	27.090	532.3	55
		SSA	17.520	455.0	71
		GWO	11.260	46.0	92
		WOA	12.960	35.8	63
		ISSA	14.290	105.7	94
	(10°,0°,90°)	GA	30.870	696.3	45
		SSA	19.250	450.4	70
		GWO	16.800	88.0	90
		WOA	19.080	115.2	98
		ISSA	16.820	108.7	96
3	(0°,0°,0°)	GA	27.470	454.4	88
		SSA	18.150	290.7	99
		GWO	19.060	57.8	99
		WOA	18.820	42.0	99
		ISSA	17.810	59.4	99
	(10°,0°,90°)	GA	22.960	532.7	83
		SSA	18.950	428.3	90
		GWO	23.394	101.9	99
		WOA	23.660	93.9	99
		ISSA	11.800	65.1	99

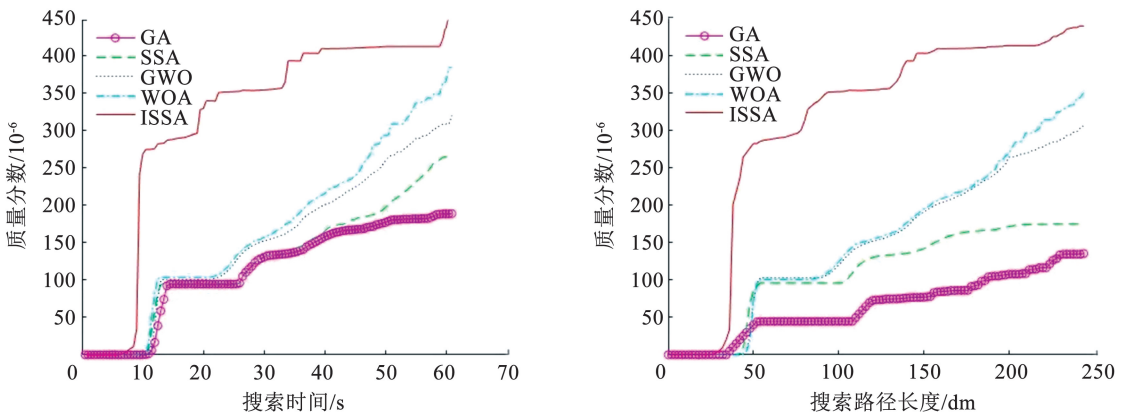


图 6 不同搜索算法实验结果对比

Fig. 6 Comparison of experimental results of different search algorithms

2.4.1 模拟实验场景

搭建的试验场地 1 尺寸为 6.5 m × 3.5 m, 试验场地 2 尺寸为 6.0 m × 3.5 m, 坐标原点均位于场地的左下角。寻源机器人初始位姿为(0°, 2°, 90°)。羽流释放装置为一个装有质量分数为 0.25 的酒精, 容量为 200 mL 的空气加湿器。加湿器的气体出口距离地面高度为 0.25 m, 分别位于地图(6.5, 2.5)、(6.0, 3.5)。为了测试本文提出的羽流寻源方法, 在一台具有阿克曼结构的移动机器人上开发了基于

ISSA 的机器人寻源系统, 该机器人具备自主导航以及路径规划能力。在实验过程中, 移动机器人前进 1 步后, 停留 5 s 采集羽流质量分数数据, 然后经过 ISSA 算法运行计算后再进行下一步移动。当传感器采集的羽流质量分数达到声明源的阈值并且搜索时间小于 500 s 时, 视为找到羽流源, 机器人停止寻源。图 7 为羽流寻源机器人实验平台。如图 8(a) 所示为羽流寻源实验场地 1, 图 8(b) 为羽流寻源实验场地 2。

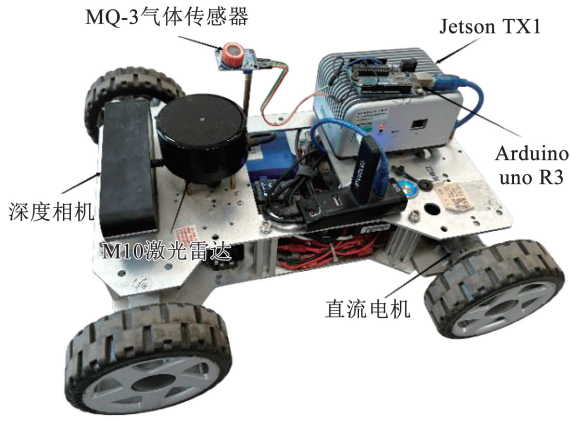


图 7 羽流寻源机器人实验平台

Fig. 7 Experimental platform for plume source-seeking robot

2.4.2 结果和讨论

在羽流寻源实验中,机器人的寻源过程如图 9 所示。表 4 为实际场景下机器人在两种试验场地、两种羽流扩散环境分别寻源 10 次共 40 次实验的平均结果,两组实验机器人的初始位姿均为(0°, 1.5°, 90°)。实验环境 1 和实验环境 3 中羽流喷射角度为

y 轴负方向,实验环境 2 和实验环境 4 中羽流喷射角度为 x 轴正方向。移动小车通过 MQ-3 气体传感器检测气体质量分数,根据质量分数变化追踪羽流源;在小车运动过程中,实时使用 M10 激光雷达进行实时避障;使用 ROS 平台集成传感器数据和控制算法,使用 rviz 工具实时监控小车的运动轨迹、气体质量分数变化,以及障碍物信息,确保小车在不断变化的环境中高效地找到羽流源。

由表 4 可以看出:在实际场景验证实验中,基于本文提出方法的寻源机器人在 4 种实验环境下的寻源成功率分别为 80%、90%、90%、90%;平均搜索路径长度分别为 8.5、7.6、7.8、7.1 m;平均运行时间分别为 305.2、290.6、267.3、252.9 s。由于实际场景中气流扰动及不确定性,环境障碍物分别对气流的影响以及仿真试验中对很多条件进行了简化与理想化处理,故仿真试验成功率较实际场景实验有较大提升。上述结果表明寻源机器人能够模拟麻雀种群的捕食与反捕食行为追踪羽流并成功定位到羽流源。



(a) 羽流寻源实验场地示意1



(b) 羽流寻源实验场地示意2

图 8 羽流寻源实验场地示意

Fig. 8 Experimental site for plume source-seeking



图 9 实际场景中机器人寻源过程

Fig. 9 Process of robot search-seeking in actual scenarios

表4 实际场景中机器人寻源实验结果

Tab.4 Experimental results of robot source-seeking in actual scenarios

实验环境	寻源成功率/%	平均搜索路径长度/m	平均运行时间/s
1	80	8.5	305.2
2	90	7.6	290.6
3	90	7.8	267.3
4	90	7.1	252.9

3 结 论

1) 由于麻雀搜索算法的高收敛精度与高稳定性等显著优势,本文采用麻雀搜索算法对羽流追踪进行研究并对算法进行了以下改进:使用 Logistic 混沌映射初始化麻雀种群的初始位置,提升了种群的多样性,改进了机器人仅沿墙搜索羽流的局限,提升了机器人寻源的效率;保留了每次迭代的精英解,使得机器人能够更快地找到最优解;加入了 Metropolis 准则,使得机器人能够有更高的概率跳出局部极值区域。该方法提高了机器人在不同环境下的羽流寻源效率;此外,通过采取局部路径规划策略,使得机器人在寻源时能够更好地避开障碍物,搜索路径更优。

2) 通过 CFD 仿真软件建立的室内羽流扩散模型,将本文方法 ISSA 与 GA、GWO、WOA,以及改进前的 SSA 进行对比,ISSA 在综合寻源成功率、搜索路径长度,以及搜索时长指标上表现出更好的性能。

3) 在模拟场景验证实验中,ISSA 在两组实验中分别实现了 80% 和 90% 的自主寻源成功率,验证了本文所提方法在室内羽流扩散环境下的可行性与有效性。

参 考 文 献

- [1] GONZÁLEZ-MARTÍN J, KRAAKMAN N J R, PÉREZ C, et al. A state-of-the-art review on indoor air pollution and strategies for indoor air pollution control[J]. *Chemosphere*, 2021, 262: 128376. DOI: 10.1016/j.chemosphere.2020.128376
- [2] MICHAELIDES M P, PANAYIOTOU C G. Plume source position estimation using sensor networks[C]//Proceedings of the 2005 IEEE International Symposium on, Mediterrean Conference on Control and Automation Intelligent Control, 2005. Limassol: IEEE, 2006: 731. DOI: 10.1109/2005.1467105
- [3] VIJAYAKUMARAN S, LEVINBOOK Y, WONG T F. Maximum likelihood localization of a diffusive point source using binary observations[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(2): 665. DOI: 10.1109/TSP.2006.885770
- [4] LILIENTHAL A J, LOUFI A, DUCKETT T, et al. Airborne chemical sensing with mobile robots[J]. *Sensors*, 2006, 6(11): 1616. DOI: 10.3390/s6111616
- [5] SINGH S H, VAN BREUGEL F, RAO R P N, et al. Emergent

- behaviour and neural dynamics in artificial agents tracking odour plumes[J]. *Nature Machine Intelligence*, 2023, 5(1): 58. DOI: 10.1038/s42256-022-00599-w
- [6] WANG Ji, ZHANG Ru, YAN Yuting, et al. Locating hazardous gas leaks in the atmosphere via modified genetic, MCMC and particle swarm optimization algorithms[J]. *Atmospheric Environment*, 2017, 157: 27. DOI: 10.1016/j.atmosenv.2017.03.009
 - [7] 黄建新, 袁杰. 三维空间机器人主动嗅觉烟羽源自定位策略[J]. *计算机工程与应用*, 2020, 56(12): 223
 - [8] HUANG Jianxin, YUAN Jie. Autonomous location strategy of plume source in three-dimensional space using robot with active olfactory[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2020, 56(12): 223. DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.1903-0198
 - [9] 陈欣星, 黄剑. 基于粒子滤波的烟雾羽流路径追踪算法[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2020, 48(1): 66
 - [10] CHEN Xinxing, HUANG Jian. Particle filter-based algorithm for smoke plume path tracking[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2020, 48(1): 66. DOI: 10.13245/j.hust.200112
 - [11] FENG Qilin, CAI Hao, YANG Yibin, et al. An experimental and numerical study on a multi-robot source localization method independent of airflow information in dynamic indoor environments[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2020, 53: 101897. DOI: 10.1016/j.scs.2019.101897
 - [12] 孟庆浩, 李飞, 张明路, 等. 湍流烟羽环境下多机器人主动嗅觉实现方法研究[J]. *自动化学报*, 2008, 34(10): 1281
 - [13] MENG Qinghao, LI Fei, ZHANG Minglu, et al. Study on realization method of multi-robot active olfaction in turbulent plume environments[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 34(10): 1281. DOI: 10.3724/SP.J.1004.2008.01281
 - [14] MA Shengshan, YUAN Jie, GUO Zhenyu, et al. Autonomous plume Near-Source search assisted by intermittent visible plume information using finite state Machine and YOLOv3-tiny[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023: 120350. DOI: 10.1016/j.eswa.2023.120350
 - [15] ISHIDA H, USHIKU T, TOYAMA S, et al. Mobile robot path planning using vision and olfaction to search for a gas source[C]//SENSORS, 2005 IEEE. Irvine: IEEE, 2005: 1112. DOI: 10.1109/ICSENS.2005.1597899
 - [16] ZHANG Menghua, WANG Honglun, JI Hongxia, et al. UAV autonomous source seeking with cumulative exposure minimization in complex hazardous environments [J]. *Aerospace Science and Technology*, 2024, 151: 109330. DOI: 10.1016/j.ast.2024.109330
 - [17] SHEN Xiangyuan, YUAN Jie, SHAN Yugang. A novel plume tracking method in partial 3D diffusive environments using multi-sensor fusion[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 178: 114993. DOI: 10.1016/j.eswa.2021.114993
 - [18] YUE Yinggao, CAO Li, LU Dongwan, et al. Review and empirical analysis of sparrow search algorithm [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2023, 56(10): 10867. DOI: 10.1007/s10462-023-10435-1
 - [19] SHENG Hao, CHEN Guohua, XU Qiming, et al. An advanced gas leakage traceability & dispersion prediction methodology using unmanned aerial vehicle [J]. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2024, 88: 105276. DOI: 10.1016/j.jlp.2024.105276