

中文引用格式:张学锋,唐晶晶,江军,等.大中型化工装置区多无人机查找泄漏源仿真研究[J].中国安全科学学报,2026,36(5): 56-63.

英文引用格式:Zhang Xuefeng, Tang Jingjing, Jiang Jun, et al. Simulation study on Multi-UAV leak source detection in large and medium-sized chemical plant areas[J]. China Safety Science Journal, 2026, 36(5): 56-63.

大中型化工装置区多无人机查找泄漏源仿真研究*

张学锋¹教授,唐晶晶²,江军^{**3}工程师,陈迪¹

(1 安徽工业大学 计算机科学与技术学院,安徽 马鞍山 243000;2 安徽工业大学 资产与实验室管理处,安徽 马鞍山 243000;3 铜陵有色股份有限公司,安徽 铜陵 244000)

中图分类号:X937

文献标志码:A

DOI:10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2026.05.1091

资助项目:安徽省教育厅重点实验室项目(TZJQR007-2023);安徽高校自然科学基金项目(2022AH050290);安徽省教育厅质量工程项目(2025zyxwjk076)。

【摘要】 为解决大中型化工装置区频繁发生的危险气体泄漏问题,利用少量无人机(UAV)之间的协同作用,提出一种基于多策略改进粒子群优化算法(MSPSO)的泄漏源定位方法。首先,考虑无人机在实际运动过程中受到的物理限制,将加速度的控制策略融入粒子群优化算法(PSO),同时,将大中型化工装置区划分为不同区域以更加精准模拟无人机在查找过程中的飞行状态;其次,根据泄漏源的扩散特点,引入逆风查找策略,利用风向信息加快无人机的查找过程;然后,为避免无人机陷入伪泄漏源,采用柯西变异扰动与模拟退火机制增强无人机跳出局部最优解的能力;最后,建立大中型化工装置区三维仿真环境,在仿真场景中对分析多种群智能算法的性能。结果表明:文中提出的基于MSPSO的泄漏源定位方法具有较快的收敛速度及较高的定位成功率,定位效果更能够满足大中型化工装置区对泄漏源定位的要求。

【关键词】 大中型化工装置; 无人机(UAV); 粒子群优化算法(PSO); 泄漏源定位; 主动嗅觉

Simulation study on Multi-UAV leak source detection in large and medium-sized chemical plant areas

Zhang Xuefeng¹, Tang Jingjing², Jiang Jun³, Chen Di¹

(1 School of Computer Science and Technology, Anhui University of Technology, Ma'anshan Anhui 243000, China; 2 Department of Asset and Laboratory Management, Anhui University of Technology, Ma'anshan Anhui 243000, China; 3 Tongling Nonferrous Metals Co., Ltd., Tongling Anhui 244000, China)

Abstract: In order to address frequent hazardous gas leaks in large and medium-sized chemical plant areas, this study proposes a leak source localization method based on a multi-strategy improved PSO (MSPSO) algorithm, leveraging the collaborative capabilities of a small number of UAVs. First,

* 文章编号:1003-3033(2026)05-0056-08; 收稿日期:2026-01-14; 修稿日期:2026-03-19

** 通信作者:江军(1978—),男,安徽六安人,本科,工程师,主要从事企业安全生产管理方面的工作。E-mail:jiangjun@jinlongcopper.com。

considering the physical constraints UAVs face during actual movement, an acceleration control strategy was integrated into PSO algorithm. Simultaneously, the chemical plant area was divided into distinct zones to more accurately simulate the UAVs' flight states during the search process. Second, an upwind search strategy was introduced based on diffusion characteristics of leak sources, utilizing wind direction information to accelerate the search process. Third, to prevent UAVs from getting stuck in pseudo-leak sources, Cauchy mutation perturbations and simulated annealing mechanisms were employed to enhance the UAVs' ability to escape local optima. Finally, a three-dimensional simulation environment for large and medium-sized chemical plant areas was established to compare and analyze the performance of various swarm intelligence algorithms in simulated scenarios. The results indicate that MSPSO exhibits faster convergence and higher localization success rates, with performance better meeting the leakage source localization requirements of large-to-medium-scale chemical plant areas.

Keywords: large and medium-sized chemical plants; unmanned aerial vehicles (UAV); particle swarm optimization(PSO); leak source localization; active olfaction

0 引言

目前,多利用机器人主动嗅觉自动查找及定位大中型化工装置区等场景中的气体泄漏源,但由于机器人价格昂贵且过多机器人协作存在空间竞争、协作困难等问题,如何利用少量机器人之间的协同作用快速精准定位到泄漏源,避免危险气体泄漏造成安全事故,成为亟待解决的问题。

机器人主动嗅觉是指利用配备体积分数传感器的移动机器人跟踪气体分子扩散轨迹确定气体泄漏源所在位置的过程^[1]。机器人气体泄漏源定位问题可分为烟羽发现、烟羽追踪和气体泄漏源确认3个阶段。烟羽发现是移动机器人所探测到的体积分数信息从无到有的过程。烟羽跟踪是一个持续优化气体体积分数的动态过程,不断分析环境中的泄漏气体的体积分数变化,并根据体积分数信息调整机器人的运动策略,逐步向气体泄漏源的位置收敛。在此过程中,可使用不同策略指引机器人运动,主要包括基于化学趋向性方法、基于风向趋向性方法及基于信息趋向性方法及群智能算法等^[2]。基于风趋向性和基于化学趋向性的气体泄漏源定位算法均通过模仿生物在感知气味时逆流而上的行为实现气体泄漏源定位。李家奕^[3]提出基于进化梯度算法的气体泄漏源定位方法,融合风向信息与化学信息,实现动态室内环境下的气体泄漏源定位过程。基于信息趋向性的泄漏源定位算法在查找过程中持续计算关于气体泄漏源的信息,并据此建立体积分数概率地图以实现气体泄漏源的精准定位^[4]。李吉功等^[5]利用每个采样周期中获取的体积分数信息与风速风向信息,将其作为判断局部范围内是否

包括气体泄漏源的证据,并结合已有证据更新气体泄漏源的空间分布图。基于群智能算法的气体泄漏源定位方法主要是通过模拟自然界中生物种群的行为进行气体泄漏源定位。相对于单机器人,利用多机器人群体的协同效应解决气体泄漏源定位问题在查找时间、鲁棒性等方面获得显著优势^[6-7]。Jatmiko等^[8]提出混沌粒子群优化算法(Charge Particle Swarm Optimization, CPSO),在粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)中引入库仑定律避免算法在迭代后期陷入局部最优解。张勇等^[9]针对室内环境中含有噪声的问题,提出基于骨干 PSO 算法的多机器人查找泄漏源方法。通过在线估计微粒探测到泄漏气体体积分数所含的噪声强度,判断微粒间的概率支配关系,同时改进微粒位置、局部引导者及全局引导者更新方法。周围等^[10]提出改进 PSO(Improved PSO, IPSO)算法,对 PSO 中的权重系数进行非线性调整、速度进行二阶振荡处理,并通过异步变化调整学习因子的大小。黄建新等^[11]在布谷鸟查找算法中引入模糊 C 均值聚类,该算法在查找时间和精度上均具有较大提升。傅均等^[12]针对室内环境中气体泄漏源定位策略切换阈值敏感问题,将离散风向系统与人工生态系统相结合,提出风向人工生态系统优化算法,缩短了查找时间。气体泄漏源确认主要用于判断某一位置是否为真实泄漏源位置。在这一阶段中需要根据烟羽追踪中所获取的体积分数信息才能确定某位置是否为气体泄漏源。综上所述,气体泄漏源定位研究从单机器人逐步向多机器人发展,且定位算法从传统的体积分数梯度搜索逐步向基于群智能算法发展。PSO 算法作为一种典型的群智能算法,因易实现、参数

少、速度快等优点,受到越来越多学者的关注。但现有研究主要集中在二维平面上,尚未充分考虑泄漏源的高度、多机器人协作困难等问题,难以满足大中型化工装置区的实际应用需求。

鉴于此,笔者拟综合考虑气体泄漏源的高度、环境中噪声对体积分数的影响,利用少量无人机(Unmanned Aerial Vehicles, UAV)之间的协作作用,提出一种基于多策略改进 PSO (Multi-Strategy improved PSO, MSPSO) 算法的泄漏源定位方法,加快无人机的查找进程,提高泄漏源定位的成功率,以期避免大中型化工装置区中危险气体泄漏造成安全事故。

1 标准 PSO 算法及其问题分析

在 PSO 中,一群微粒在搜索空间中飞行以寻找最优解,每个微粒根据局部引导者及全局引导者更新微粒速度及位置^[13-14]。

根据 PSO 的原理,将无人机抽象为微粒,气体泄漏源抽象为食物,泄漏气体体积分数数据抽象为微粒的适应值,将泄漏源的定位过程转换为微粒的飞行过程。但是当全局引导者的位置未更新时,其他微粒迅速向其周围聚集,从而束缚微粒停滞在其周围。因此,当微粒的探索性不足时,易陷入局部最优解,此时无人机易陷入伪泄漏源。

2 基于 MSPSO 的泄漏源定位方法

2.1 线性递减权值策略

w 的取值对无人机在气体泄漏源定位中的全局查找能力与局部查找能力影响显著,较大的权值有利于提高无人机的全局查找能力,较小的权值有利于增强无人机的局部查找能力^[15],因此,使用线性递减权值策略可使无人机在迭代前期具有较强的全局查找能力,加快收敛速度。随着时间的推移,无人机的局部查找能力增强,有利于提高查找精度。

2.2 加速度的限制

标准 PSO 中对微粒速度和位置的更新没有考虑加速度的限制。通过引入加速度,限制无人机在飞行过程中速度的变化,以反映无人机在实际运动过程受到的物理限制。同时,将大中型化工装置区划分为不同区域以更加精准模拟无人机在查找过程中的各种行为。

在迭代过程中,使用加速度和 PSO 中的速度更新公式共同决定无人机的速度变化。为更好地使无

人机适应加速度,同时能够避免与建筑物的碰撞,以场景中各个建筑物的所在位置为中心,利用射线法将整个场景分为建筑物区域、避障区域、减速区域以及自由飞行区域。建筑物区域被定义为无人机禁止飞行区域;避障区域为建筑物区域的邻域,使用 A* 算法^[16-17]规划出可通行路径以避免无人机与建筑物发生碰撞;减速区域为避障区域的邻域,用于要求无人机在特定情况下进行减速,使无人机更好地适应从最大自由飞行速度到最大避障速度的转变;剩余空间为自由飞行区域,根据加速度和速度公式共同决定无人机的最终运动方向。

2.3 逆风查找策略

动物在寻找食物的过程中,在发现目标气味时通常采取逆风而行的运动策略。其逻辑是烟羽通常从气味源开始扩散,沿着一段时间内气流的运动方向传播,因此,风向的反方向大概率是气味源的方向^[18]。大中型化工装置区中气体泄漏事故通常在有风环境下发生,由于风的影响,泄漏气体的扩散也常常表现出顺风流动的特征。基于这种逆风而行的思想,在 PSO 中引入逆风查找策略。在每次迭代中选择当前体积分数最大的无人机,结合其当前位置信息、风速风向信息以及 PSO 更新其速度。结合体积分数信息与风速风向信息,不仅能够使无人机在风向变化时适应性地调整查找策略,而且能够使无人机的查找具有方向性,客观上加快无人机的查找速度。其速度更新公式如下:

$$v_i(t) = wv_i(t-1) + c_1r_1(p_{i1}(t-1) - x_i(t-1)) + c_2r_2(g(t-1) - x_i(t-1)) + RWr_3(-V) \quad (1)$$

$$W = 1 - \left(\frac{t}{t_{\max}}\right)^2 \quad (2)$$

式中: v_i 为速度; t 为当前迭代次数; w 为权重系数; c_1 、 c_2 为加速因子; r_1 、 r_2 为 $[0, 1]$ 的随机数; p_{i1} 为局部引导者的位置; g 为全局引导者的位置; R 为风向因子; W 为自适应步长; r_3 为 $[0, 1]$ 均匀分布的随机数; V 为风速向量。

2.4 柯西变异扰动与模拟退火机制

随着迭代次数的增加,无人机的多样性降低,易陷入局部最优解。因此,在无人机的位置更新公式上引入柯西变异扰动策略。柯西变异^[19]是一种常用的扰动策略,通过在当前位置周围引入柯西分布的随机数来扩展搜索空间,重新探索更广泛的解空间。当全局最优位置的变化连续多次小于预设阈值

时,将当前全局最优解的位置视为陷阱,在未来的迭代过程中监测无人机是否靠近陷阱位置。若无人机被检测到位于陷阱附近,则结合柯西变异更新无人机的位置。具体扰动位置更新公式如下:

$$x_i(t) = x_i(t - 1) + v_i(t) + C \tag{3}$$

式中 C 为标准柯西分布随机数,其生成的随机数通常是无界的,需将随机数的最大值与最小值限制在预设范围之内。由于实际情况中无人机受到速度与加速度的限制,若扰动过大,无人机无法在一次迭代内到达扰动位置。而气体泄漏事故通常发生在管道、阀门、储罐等建筑物附近,因此,若无人机位于建筑物附近,则将扰动位置作为目标位置,利用多次迭代到达目标点。

由于柯西变异扰动具有随机性和不确定性,且无人机在查找过程中探测到的气体体积分数会受到环境中噪声的影响,仅使用柯西变异扰动不易快速突破陷阱的束缚。为提高无人机的查找性能,引入模拟退火机制使无人机能够较快摆脱陷阱的束缚。模拟退火算法是一种经典的启发式随机寻优算法。算法从一定的初始温度开始,利用具有概率突跳特性的麦尔特罗夫准则^[20]在搜索空间中进行随机查找,通过重复降温与热平衡获得全局最优解。将无人机探测到的气体体积分数值作为能量值,初次迭代时无人机探测到的最高体积分数和最低体积分数的差值作为模拟退火的初始温度。当无人机位于陷阱附近,且连续多次迭代使用柯西扰动策略无法突破陷阱的束缚时,则根据麦尔特罗夫准则计算概率判断是否将当前体积分数的最大无人机位置视为全局最优位置。

2.5 算法终止条件

由于无人机的全局引导者始终为目前迭代过程中发现的最佳位置。因此,根据全局引导者的体积分数判断是否发现泄漏源。如果全局引导者体积分数大于阈值 ε_1 ,则认为无人机发现气体泄漏源。

如果无人机找到气体泄漏源,则立刻停止查找,输出全局引导者的位置。当无人机在最大迭代次数内仍未发现气体泄漏源,则认为查找失败,停止查找。

2.6 多无人机查找泄漏源算法流程

多无人机查找泄漏源流程如图 1 所示。

3 气体泄漏源定位仿真试验

3.1 环境信息与参数设置

以长 193.5 m、宽 198 m 的大中型化工装置区为

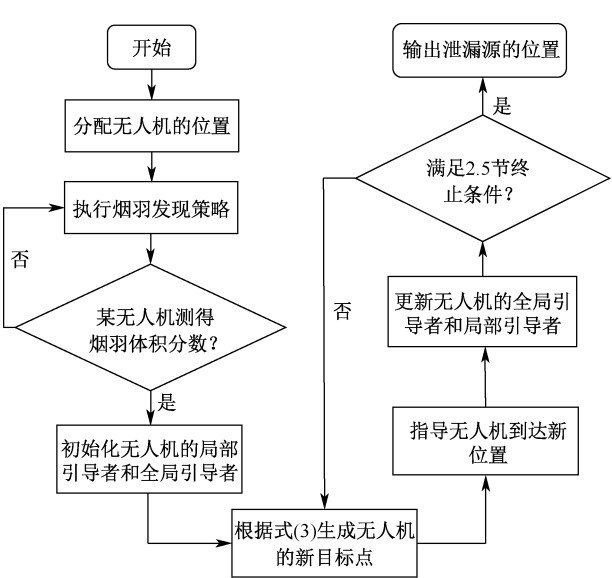


图 1 多无人机查找泄漏源流程

Fig. 1 Multi-UAV leak detection process

仿真场景,并利用 Unity 平台进行三维建模还原。相较于其他模型,气体湍流扩散模型适用范围广、结构简单,能快速模拟不同条件下的气体扩散。由于大中型化工装置区较为开阔、障碍物少,气体扩散主要受风速风向影响,且远距离扩散趋于均匀,障碍物局部影响减弱。因此,仿真中未考虑障碍物对气体体积分数的影响。

假设仿真场景中仅存在一个气体泄漏源,通过 Visual Studio 设置不同试验条件,利用 Unity 展示三维可视化过程,两者使用 Socket 进行通信。根据大中型化工装置区的特点,泄漏源常位于设备高处,因此,在仿真过程中,设置气体泄漏源的位置为 (163.2, 54.9, 11.3 m),最大迭代次数为 2 400,气体泄漏源强 $Q=60 \text{ mg/s}$,气体扩散系数 $k=0.08 \text{ m}^2/\text{s}$,风速为 1.2 m/s,无人机的最大飞行速度为 10 m/s,最大避障速度为 6 m/s,最大加速度为 10 m/s^2 ,无人机的最大飞行高度为 21 m,无人机在 x 、 y 、 z 轴上的初始速度均为 1 m/s,无人机每隔 0.1 s 更新一次位置和所采集到的气体体积分数。为更加贴近实际环境中的气体分布情况,在计算无人机所在位置的体积分数数据时,加入 $[-10\%, +10\%]$ 的误差。该条件下泄漏源所在高度的体积分数分布如图 2 所示,气体扩散体积分数呈椭圆状由内向外递减。

3.2 评价指标与对比算法

采用 2 个评价指标分析算法的性能:①成功率,即成功定位到气体泄漏源的次数与总试验次数的比值,该指标能够衡量算法在多次试验中成功定位到

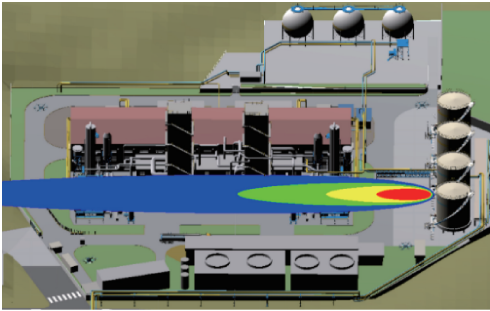


图2 体积分数分布
Fig. 2 Volume fraction distribution

气体泄漏源的鲁棒性。②平均迭代次数,该指标能够衡量算法完成气体泄漏源定位的平均查找时间,反映算法的查找效率。

为验证不同方法的性能,对比 MSPSO 算法与 CPSO 算法^[8]、IPSO 算法^[10]、标准 PSO 算法^[14],表 1 为主要参数的取值。

表 1 参数设置

Table 1 Parameter settings

所用方法	惯性权重	最大迭代次数	c_1 和 c_2
MSPSO	[0.4,1.2]	2 400	2.0
CPSO	1.2	2 400	2.0
IPSO	[0.4,1.2]	2 400	异步变化
PSO	1.2	2 400	2.0

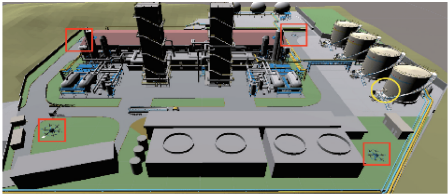
3.3 仿真试验分析

针对上述试验环境,假设无人机个数为 4,且可实时获取所在位置的泄漏气体体积分数,图 3 为使用 MSPSO 算法的气体泄漏源定位过程,矩形为无人机的所在位置,椭圆为气体泄漏源的位置。迭代初期,无人机已经捕捉到气体体积分数,由于受到风速的影响,位于左下角的无人机探测到的体积分数最大,为全局引导者的位置;随着时间的推移,无人机收敛到一个相对较小的区域;查找后期时,无人机已经到达气体泄漏源附近,还未达到算法的终止条件,正在进行局部查找。此次仿真试验无人机定位到的气体泄漏源坐标为(163.0,55.06,11.57 m),与真实气体泄漏源的误差约为 0.37 m,整个过程花费 54.8 s。

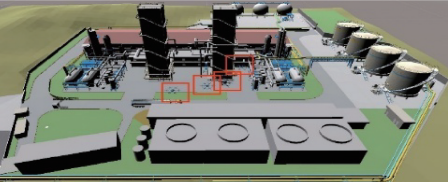
3.4 气体泄漏源定位算法对比试验

3.4.1 无人机规模灵敏度分析及比较

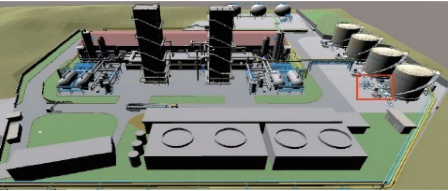
为对比分析 4 种算法在一般情况下的性能及特点,设置无人机个数分别为 2、4、6、8、10、12、14、16,其初始位置随机分布于大中型化工装置区,每种算法针对不同无人机个数均独立运行 30 次,通过查找时间、查找成功率分析不同方法的性能和特点。



(a) 查找前期



(b) 查找中期



(c) 查找后期

图 3 气体泄漏源定位过程

Fig. 3 Gas leak source localization process

图 4 和图 5 分别为 4 种方法在不同无人机个数情况下的查找时间及查找成功率对比,从图 4 和图 5 可以看出,在无人机个数较少时,MSPSO 算法具有较高的成功率,而 CPSO、IPSO 以及 PSO 易陷入伪泄漏源,查找成功率偏低。同时,在无人机的个数较少时,与其他方法相比,MSPSO 算法在查找时间上也展现出一定的优势。但是随着无人机个数的增加,4 种算法的效率差距也随之越来越小。

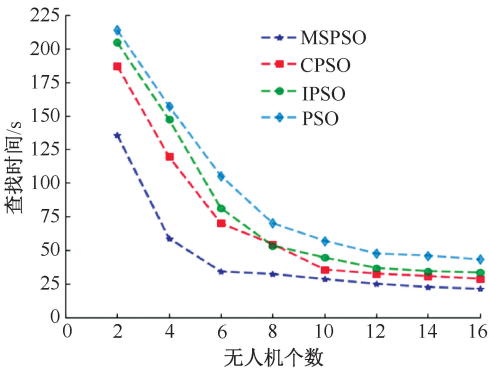


图 4 不同无人机个数查找时间对比

Fig. 4 Comparison of search times for different numbers of drones

3.4.2 无人机初始位置灵敏度分析及比较

为比较 4 种算法在极端初始位置情况下的性能及特点,根据气体湍流扩散模型的体积分数数据将大中型化工装置区划分为高体积分数区域、中等体

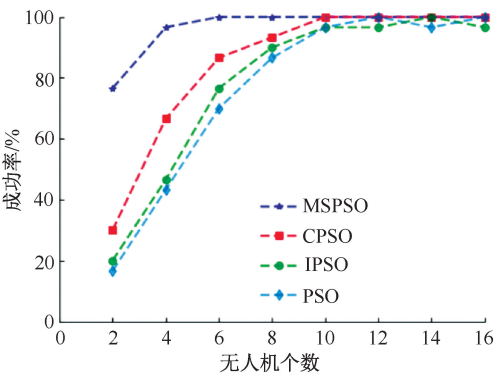


图 5 不同无人机个数成功率对比

Fig. 5 Comparison of success rates by number of drones

积分分数区域及低体积分数区域,使无人机初始位置分别位于不同等级体积分数的区域,无人机的个数分别为 2、4、6、8、10、12、14、16。针对不同定位算法、不同无人机个数和不同等级体积分数区域分别独立运行 30 次,通过查找时间、查找成功率分析不同方法的表现。

图 6—图 11 分别为 4 种方法分别在 3 种初始位置区域的查找时间和成功率对比。对于机器人主动嗅觉而言,由于气体泄漏位置具有不确定性,无人机初始位置的优劣无法完全控制。从图 10 和图 11 中可以看出,相对于其他算法,无人机的初始位置选在低体积分数区域时对 MSPSO 算法的影响相对较小。同时,无人机初始位置选在高体积分数区域和中等体积分数区域时,MSPSO 算法仍具有一定优势。

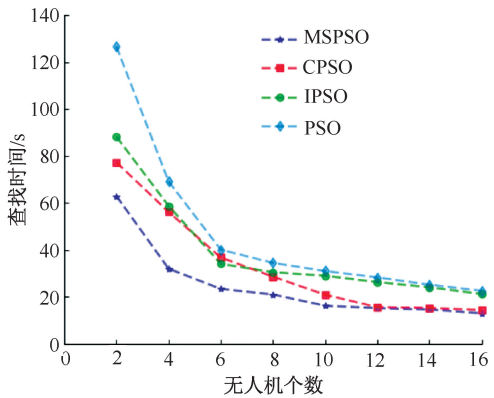


图 6 高体积分数区域查找时间对比

Fig. 6 Comparison of search times in high-concentration areas

3. 4. 3 算法性能分析及比较

为进一步对比和分析 4 种算法的性能,在泄漏源位置、风速风向、无人机个数和初始位置等参数相同的试验条件下,使用 4 种算法进行气体泄漏源仿

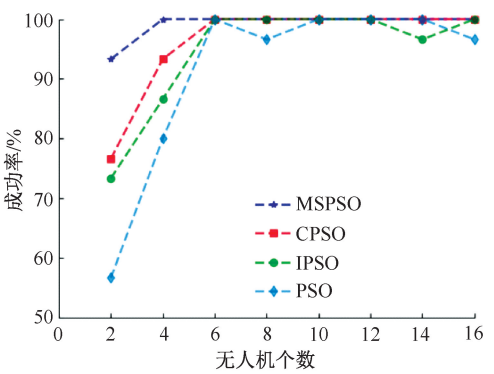


图 7 高体积分数区域成功率对比

Fig. 7 Success rate comparison in high-concentration areas

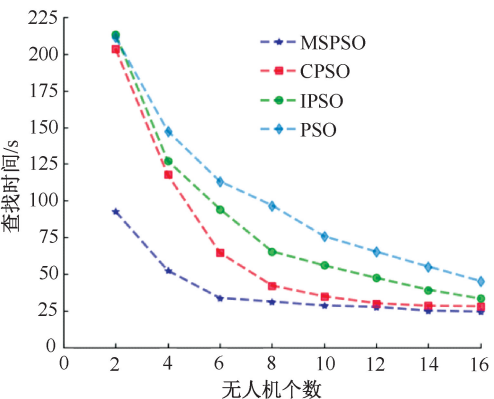


图 8 中等体积分数区域查找时间对比

Fig. 8 Comparison of search times in moderately concentrated areas

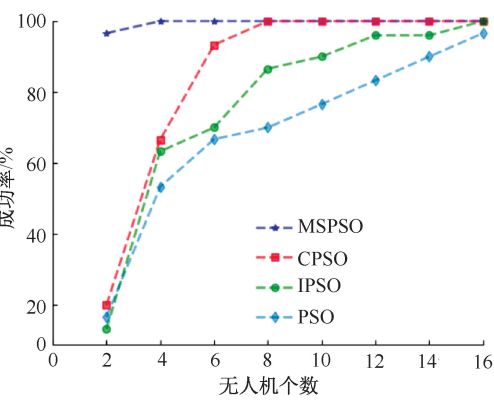


图 9 中等体积分数区域成功率对比

Fig. 9 Success rate comparison in moderate concentration areas

真试验。图 12 为 4 种方法查找过程的变化曲线。由图 12 可知:由于环境中噪声、风速以及建筑物的影响,4 种方法中的全局引导者在查找过程中均存在不同程度的短暂退化现象,但总体来看,随着迭代次数的增加,无人机的全局引导者依然朝气体泄漏

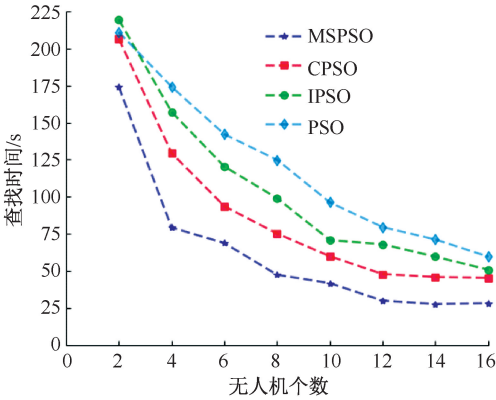


图 10 低体积分数区域查找时间对比

Fig. 10 Comparison of search times in low-concentration areas

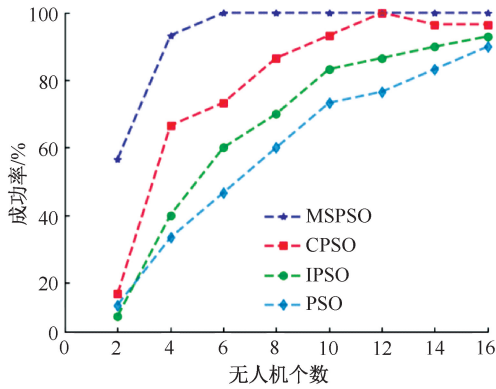


图 11 低体积分数区域成功率对比

Fig. 11 Success rate comparison in low-concentration areas

源的位置移动,最终确定气体泄漏源的位置。同时,在相同的迭代次数内,相比其他方法,MSPSO 算法中全局引导者的位置更接近气体泄漏源。

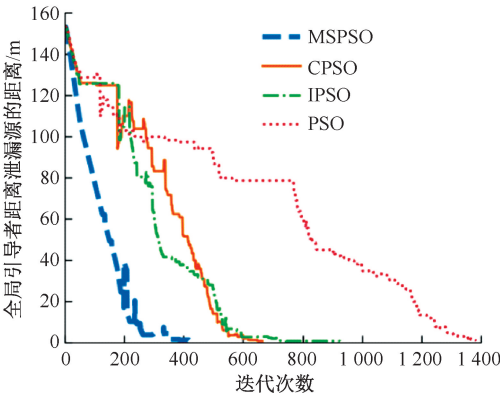


图 12 不同算法处理结果

Fig. 12 Processing results of different algorithms

4 结 论

1) 从逆风查找、柯西变异与模拟退火机制等方面改进 PSO 算法,利用多无人机可快速定位到气体泄漏源。

2) 仿真试验结果表明:与 CPSO 算法、IPSO 算法及标准 PSO 算法相比,文中提出的基于 MSPSO 的泄漏源定位方法能够快速定位到气体泄漏源,成功率较高,且在无人机数量较少及无人机初始位置较差时仍保持相对较好的定位效果,更能满足大中型化工装置区对气体泄漏源定位的要求。

3) 文中研究存在以下不足:①未考虑泄漏气体在扩散过程中会受到降水强度、空气相对湿度等多种因素的影响;②未考虑多个气体泄漏源的存在;③未考虑动态障碍物对无人机查找过程中的影响。因此,探索基于动态环境下的大中型化工装置区多无人机查找泄漏源是未来的研究方向。

参 考 文 献

[1] 梁志刚,顾军华,董永峰. 基于头脑风暴优化算法的多机器人气味源定位[J]. 计算机应用, 2017, 37(12): 3 614-3 619.
Liang Zhigang, Gu Junhua, Dong Yongfeng. Multi-robot odor source localization based on brainstorming optimization algorithm [J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(12): 3 614-3 619.

[2] 缪燕子,王玥,李元龙,等. 融合学习策略与导向果蝇机制的气味源主动定位方法研究[J]. 控制理论与应用, 2023, 40(5): 913-922.
Miao Yanzi, Wang Yue, Li Yuanlong, et al. Research on active scent source localization methods integrating learning strategies and orientation mechanisms of drosophila melanogaster [J]. Control Theory & Applications, 2023, 40(5): 913-922.

[3] 李家奕. 危化品仓储环境下机器人泄漏源搜寻方法研究[D]. 天津: 河北工业大学, 2020.
Li Jiayi. Research on robot-based leak source detection methods in hazardous chemical storage environments [D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2020.

[4] 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 Cheng, He Yuyao, Lei Xiaokang, et al. Multi-robot cooperative information-driven search method for smoke plume source based on cognitive differences [J]. Control and Decision, 2018, 33(1): 45-52.

- [5] 李吉功,杨静,周洁勇,等. 室外环境下基于证据理论的多气味源测绘及定位[J]. 机器人,2019,41(6):771-778,787.
Li Jigong, Yang Jing, Zhou Jieyong, et al. Evidence-based mapping and localization of multiple odor sources in outdoor environments [J]. Robot, 2019,41(6):771-778,787.
- [6] Zhang Hongliang, Chen Junhao, Li Bin, 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;DOI:10.1016/j.buildenv.2023.111062.
- [7] Yan Yuting, Zhang Ru, Wang Ji, et al. Modified PSO algorithms with "Request and Reset" for leak source localization using multiple robots [J]. Neurocomputing, 2018,292:382-390.
- [8] Jatmiko W, Sekiyama K, Fukuda T. A pso-based mobile robot for odor source localization in dynamic advection-diffusion with obstacles environment: theory, simulation and measurement [J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2007, 2(2):37-51.
- [9] 张勇,巩敦卫,胡滢,等. 室内噪声环境下气味源的多机器人微粒群搜索方法[J]. 电子学报,2014,42(1):70-76.
Zhang Yong, Gong Dunwei, Hu Ying, et al. Multi-robot particle swarm optimization method for odor source localization in indoor noise environments [J]. Acta Electronica Sinica, 2014,42(1):70-76.
- [10] 周围,孟凡钦,汪芮,等. 基于改进粒子群优化算法的气体源定位研究[J]. 传感器与微系统,2023,42(7):36-39.
Zhou Wei, Meng Fanqin, Wang Rui, et al. Research on gas source localization based on an improved particle swarm optimization algorithm [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2023,42(7):36-39.
- [11] 黄建新,袁杰. 三维空间机器人主动嗅觉烟羽源自主定位策略[J]. 计算机工程与应用,2020,56(12):223-230.
Huang Jianxin, Yuan Jie. Active odor-based source localization strategy for robots in three-dimensional space for smoke plume detection [J]. Computer Engineering and Applications, 2020,56(12):223-230.
- [12] 傅均,沈路遥,刘锐蕊. 基于改进 AEO 算法的多机器人主动嗅觉室内味源定位研究[J]. 传感技术学报,2021, 34(10):1406-1411.
Fu Jun, Shen Luyao, Liu Rui. Research on multi-robot active olfactory indoor odor source localization based on an improved AEO algorithm [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2021,34(10):1406-1411.
- [13] Li Mi, Chen Huan, Shi Xin, et al. A multi-information fusion "triple variables with iteration" inertia weight PSO algorithm and its application [J]. Applied Soft Computing, 2019,84(6);DOI:10.1016/j.asoc.2019.105677.
- [14] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]. The IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN), 1995:1942-1948.
- [15] 戴文智,杨新乐. 基于惯性权重对数递减的粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用,2015,51(17):14-19,52.
Dai Wenzhi, Yang Xinle. Particle swarm optimization algorithm based on inertia weight logarithmic decrease [J]. Computer Engineering and Applications, 2015,51(17):14-19,52.
- [16] 王丽,李育萌,刘云,等. Zigbee 耦合 A* 算法的疏散路径动态规划与指示系统[J]. 中国安全科学学报,2023, 33(11):142-149.
Wang Li, Li Yumeng, Liu Yun, et al. Dynamic planning and indication system for evacuation paths based on Zigbee coupled A* algorithm [J]. China Safety Science Journal, 2023,33(11):142-149.
- [17] 张华军,刘洋,朱震宇,等. 邮轮火灾动态蔓延情况下的最优疏散路径规划[J]. 中国安全科学学报,2023,33(1): 183-190.
Zhang Huajun, Liu Yang, Zhu Zhenyu, et al. Optimal evacuation path planning for dynamic fire spread on cruise ships[J]. China Safety Science Journal, 2023,33(1):183-190.
- [18] Feng Qilin, Cai Hao, Li Fei, et al. An improved particle swarm optimization method for locating time-varying indoor particle sources[J]. Building and Environment, 2019,147:146-157.
- [19] 毛清华,张强. 融合柯西变异和反向学习的改进麻雀算法[J]. 计算机科学与探索,2021,15(6):1155-1164.
Mao Qinghua, Zhang Qiang. An improved sparrow algorithm integrating Cauchy variation and backward learning [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2021,15(6):1155-1164.
- [20] 闫群民,马瑞卿,马永翔,等. 一种自适应模拟退火粒子群优化算法[J]. 西安电子科技大学学报,2021,48(4): 120-127.
Yan Qunmin, Ma Ruiqing, Ma Yongxiang, et al. An adaptive simulated annealing particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Xidian University, 2021,48(4):120-127.



作者简介: 张学锋 (1978—),男,河北石家庄人,博士,教授,主要从事虚拟现实与人工智能等方面的研究。E-mail: zxf_06@ahut.edu.cn。