

# 基于改进灰狼算法的机器人烟羽源定位研究

杜爱春<sup>1</sup>, 蒲厚旭<sup>1</sup>, 董建华<sup>1</sup>, 叶骁宇<sup>1,\*</sup>, 蒋强<sup>1</sup>, 傅永亮<sup>1</sup>, 马小兵<sup>2</sup>

<sup>1</sup>哈密职业技术学院, 新疆哈密, 中国

<sup>2</sup>新疆兰石重装能源工程有限公司, 新疆哈密, 中国

**【摘要】**针对巡检机器人对危险泄露源的定位成功率低、搜索时间长的问題, 提出了一种改进灰狼优化算法的机器人烟羽追踪与定位方法。与传统的灰狼算法不同的是, 改进算法采用非线性控制因子和随机权重位置更新策略。通过建立室内二维弱风环境下的烟羽模型, 采用模拟灰狼种群的社会机制与狩猎行为, 实现巡检机器人对烟羽源的定位。根据仿真试验分析, 相比于传统的灰狼优化算法(GWO)、粒子群算法(PSO)和遗传算法(GA), 改进后的GWO算法在平均运行时间分别缩短了4.2秒、10.3秒、11秒, 在平均成功率提高了30%、32%、40%。结果表明: 改进后的GWO算法在解决室内弱风环境下的烟羽追踪与定位问题上具有较高的成功率。

**【关键词】**危险泄露源; 灰狼优化算法; 弱风环境; 烟羽源

## 1. 引言

我国当前处于工业化高速发展阶段, 由于许多企业没有对大量危险化学品的储存、运输和使用进行规范的日常管理, 因危险品泄漏所引发的火灾、爆炸等事故时有发生。同时, 由于易燃、易爆或有毒气体泄漏引起的重大安全事故也频繁发生, 这些事故往往对社会和环境造成了较大的负面影响[1]。因此如何在短时间内更高效、准确地找到泄漏气体的源头, 有效控制污染范围[2], 已成为一项迫切的任务。

“烟羽”是指泄漏物质在介质中传播形成的羽毛状物质[3]。在室内环境中, 快速识别和确定烟羽源是采取有效控制措施、减少人员和财产损失的前提和关键[4]。奉等人[5]为了快速和准确定位室内时变流场中的污染源, 提出了一种综合的多机器人源定位方法(URPSO), 并综合利用机器人实验和数值实验来验证该方法的有效性。陈等人[6]基于主动嗅觉定位室内时变污染源的方法, 提出了一种利用改进的粒子群智能搜索策略, 通过对室内二维通风房间内泄漏速率呈衰减特征的时变污染源的泄漏模拟与源定位分析, 验证了方法的可操作性和可行性; 设计了一个可协调多机器人系统以定位气味源来源的协同控制系统, 通过三个层面的配合实验验证了其可靠性; 相关资料中提出了一种名为MEGI-taxis的新型搜索算法, 算法的复杂程度大幅降低, 实验结果表明, 该算法在平均搜索时间和成功率方面更为优越; Zhang

等人[7]针对多种气味源的定位问题, 提出了一种基于小生境粒子群优化的多机器人协作方法, 通过应用于多种气味源定位的各种场景验证了方法的有效性; Shigaki等人[8]提出了一种适用于各种环境的鲁棒性化学流跟踪(CPT)算法, 通过机器人的CPT实验结果中验证了该算法以时变方式改变行为可以提高羽流源定位成功率; 申和袁[9]将传统灰狼优化算法应用于高斯烟羽模型中, 实验验证了该算法在烟羽追踪中具有可操作性和有效性, 但仍存在后期收敛速度慢等问题。

本文使用CFD建立了弱风环境下的二维室内烟羽浓度分布图, 通过分析GWO的实现机理, 提出了一种改进的GWO算法用于烟羽追踪和定位, 最后通过仿真实验, 将本文算法与PSO算法、GWO算法以及GA算法的性能进行了对比, 结果表明, 所提方法在迭代次数、收敛速度以及寻源成功率等方面的优越性。

## 2. 烟羽CFD模型

### 2.1 烟羽CFD控制方程组

目前关于气体泄漏的数值模型主要有高斯模型[10]、SUTTON模型[11]以及FEM3模型[12]。这些模型主要适用于易燃易爆气体在室外的扩散模式, 而在现实环境中, 室内气体泄漏也是普遍存在的。因此, 本文采用计算流体动力学(CFD)方法对室内弱风环境进行建模, 通过求解能量方程组模拟了硫化氢( $H_2S$ )气体在室内泄漏后的扩散过程, 并以释放的 $H_2S$ 气体所形成的烟羽浓度场表

征泄漏气体的分布状态。

在室内环境中，烟羽的流动遵循以下组分控制方程：

气体状态方程：

$$P = \rho RT \quad (1)$$

连续性方程：

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \Delta g(\rho V) = 0 \quad (2)$$

能量守恒方程：

$$k - \varepsilon \quad (3)$$

RNG 模型方程：

$$\frac{\partial(\rho k u_i)}{\partial x_i} = \frac{\partial}{\partial x_j} \left( \alpha_k \mu_{eff} \frac{\partial k}{\partial x_j} \right) - \rho \varepsilon + G_K \quad (4)$$

$$\frac{\partial(\rho \varepsilon)}{\partial t} \frac{\partial(\rho \varepsilon u_i)}{\partial x_i} = \frac{\partial}{\partial x_j} \left( \alpha_\varepsilon \mu_{eff} \frac{\partial \varepsilon}{\partial x_j} \right) + 1.42 \frac{\varepsilon}{k} - 1.68 \frac{\varepsilon^2}{k} \quad (5)$$

$$\mu_{eff} = \mu + \mu_t = \mu + 0.0845 \rho \frac{k^2}{\varepsilon} \quad (6)$$

$$G_k = \mu_t \left( \frac{\partial u_i}{\partial x_j} + \frac{\partial u_j}{\partial x_i} \right) \frac{\partial u_i}{\partial x_j} = 0.0845 \rho \frac{k^2}{\varepsilon} \left( \frac{\partial u_i}{\partial x_j} + \frac{\partial u_j}{\partial x_i} \right) \frac{\partial u_i}{\partial x_j} \quad (7)$$

式中： $u$ 为X轴速度分量，m/s； $v$ 为Y轴速度分量，m/s； $w$ 为Z轴速度分量，m/s； $\rho$ 为气体密度，kg/m<sup>3</sup>； $u_i$ ， $u_j$ 分别为 $i$ ， $j$ 方向速度分量，m/s； $P$ 为气体压强，P； $u_t$ 为气体常数，J/(kg·K)； $\mu$ 为动力粘度，kg/(m·s)； $T$ 为热力学温度，K； $a$ 为热扩散系数，m<sup>2</sup>/s； $k$ 为湍流动能，m<sup>2</sup>/s<sup>2</sup>； $u_{eff}$ 为有效动力粘度，kg/(m·s)； $\varepsilon$ 为耗散率，m<sup>2</sup>/s<sup>3</sup>； $G_k$ 为湍流动能 $k$ 的产生项，kg/(m·s<sup>3</sup>)；普朗特数用符号 $\alpha_\varepsilon$ 表示，湍流动力粘度用符号 $u_t$ 表示，下标符号 $i$ ， $j$ 用于表示张量符号，其取值范围为1和2。

## 2.2 物理模型

本文模拟对象为某高校研究生实验室，根据实际计算需求将实验室简化在10m(长)×8m(宽)的长方体模型室内，并放置一个硫化氢(H<sub>2</sub>S)气体泄漏装置作为模拟泄漏源，如图1所示。

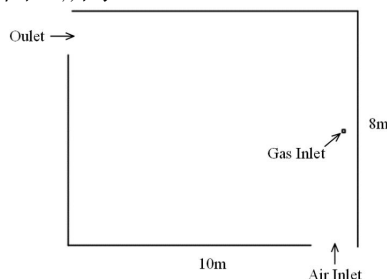


图1.二维烟羽扩散物理模型

## 3.烟羽追踪与定位方法

### 3.1 灰狼优化算法

灰狼优化算法(Grey Wolf Optimization, GWO)是一种基于群体智能的元启发式算法，它被认为是一种创新性的算法。这种方法借鉴了灰狼在社会领导和狩猎行为方面的自然特点[13]。在灰狼优化算法(GWO)中，每个候选解被编码为一个实数构成的位置向量，代表一只狼的当前位置。为模拟狼群的社会等级制度，算法将当前最优的三个解分别视为 $\alpha$ 狼、 $\beta$ 狼和 $\delta$ 狼，其余个体则统称为 $\omega$ 狼。优化(即狩猎)过程主要由这三只领导狼引导完成。狼群( $\omega$ 狼)根据 $\alpha$ 、 $\beta$ 和 $\delta$ 狼的动态位置信息，不断调整自身位置以逐渐逼近猎物(全局最优解)。该方法不仅借鉴了狼群的社会智能机制，还模拟了自然界中狼群狩猎的三个关键阶段：搜寻猎物、包围猎物以及发动攻击。其社会机制如图2所示。

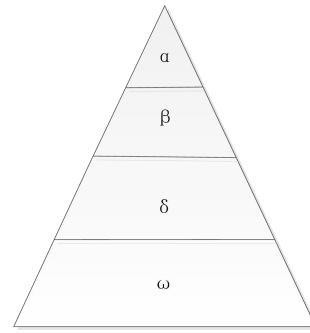


图2.灰狼种群社会机制

#### 3.1.1 追逐猎物

GWO算法中捕捉猎物的行为第一步是计算灰狼与猎物之间的距离，第二步是更新灰狼的位置，其数学表达式如下所示。

$$D = |C \cdot X_p(t) - X_i(t)| \quad (8)$$

$$X_i(t+1) = X_p(t) - A \cdot D \quad (9)$$

式中： $D$ 为狼与猎物间的距离； $t$ 为迭代次数； $X_p(t)$ 为第 $t$ 代猎物的位置； $X_i(t)$ 为第 $t$ 代灰狼的位置向量； $A$ 和 $C$ 表示随机常数，其计算公式如下所示：

$$A = 2ar_1 - a \quad (10)$$

$$C = 2r_2 \quad (11)$$

式中： $r_1$ 和 $r_2$ 为[0,1]范围内的随机向量；数值 $a$ 在优化周期内线性从2降到0，表达式(12)所示：

$$a = 2 - \frac{2t}{t_{max}} \quad (12)$$

#### 3.1.2 包围猎物

在灰狼优化算法中，狩猎行为通常由一只灰狼主导，并伴有其他成员的协作。然而，

由于实际优化问题的搜索空间往往是抽象且高维的，全局最优解的位置通常未知。为模拟该行为，灰狼优化算法（GWO）引入了三种不同的角色，即 $\alpha$ 、 $\beta$ 和 $\delta$ 灰狼，分别对应狼群中的领袖、次级引导者和外围成员。这些领导狼被假定对猎物的可能位置具有更强的判断能力。因此，算法在每次迭代中保留当前发现的三个最佳解，并依靠它们引导其余搜索个体（ $\omega$ 狼）向潜在最优区域移动。其数学表达式如(13)~(15)所示：

$$D_{\alpha} = |C_1 \cdot X_{\alpha}(t) - X_i(t)| \quad (13)$$

$$D_{\beta} = |C_2 \cdot X_{\beta}(t) - X_i(t)| \quad (14)$$

$$D_{\delta} = |C_3 \cdot X_{\delta}(t) - X_i(t)| \quad (15)$$

$$X_1 = X_{\alpha}(t+1) = X_{\alpha}(t) - A_1 \cdot D_{\alpha} \quad (16)$$

$$X_2 = X_{\beta}(t+1) = X_{\beta}(t) - A_2 \cdot D_{\beta} \quad (17)$$

$$X_3 = X_{\delta}(t+1) = X_{\delta}(t) - A_3 \cdot D_{\delta} \quad (18)$$

$$X_i(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (19)$$

式中： $X_{\alpha}$ 、 $X_{\beta}$ 、 $X_{\delta}$ 分别为 $\alpha$ 狼、 $\beta$ 狼和 $\delta$ 狼的具体位置； $D_{\alpha}$ 、 $D_{\beta}$ 、 $D_{\delta}$ 为狼群个体 $\omega$ 狼与 $\alpha$ 狼、 $\beta$ 狼和 $\delta$ 狼的距离； $X_1$ 、 $X_2$ 、 $X_3$ 是狼的运动轨迹； $X_i(t+1)$ 为灰狼更新后的位置。其位置更新机制如图3所示。

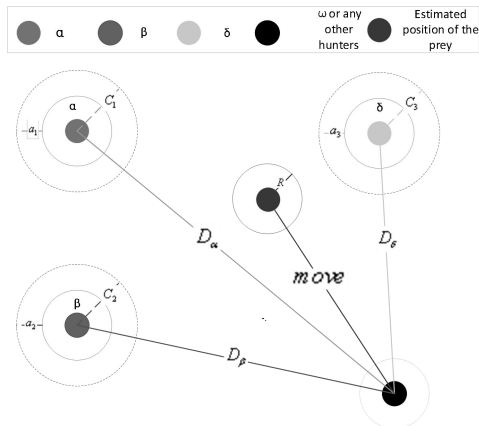


图3.灰狼位置更新机制

### 3.2 改进灰狼优化算法

#### 3.2.1 收敛因子a参数的改进

在标准GWO中，收敛因子a在0到2之间呈线形变化。但是在实际的算法搜索过程中，主要还是以非线性为主。因此，为了更好的平衡局部搜索与全局搜索，采用三角函数表达式来实现非线性的目的，如图4所示。其公式为：

$$a_0 = \cos\left(\pi \cdot \frac{t}{t_{max}}\right) \quad (20)$$

#### 3.2.2 权重位置更新策略改进

在标准的GWO算法中，狼群中的 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\delta$ 三种不同位置的狼会以相同的比例进行位置更新，这会导致狼 $\alpha$ 的主导作用不够突出，

容易陷入局部最优解。为了克服这种现象，可以考虑给狼分配不同的权重，以调整它们的搜索能力。通过动态加权，可以跳出局部最优解，得到更好的优化结果。引入动态加权位置更新策略如下：

$$W_1 = A_1 \cdot C_1 \quad (21)$$

$$X_i(t+1) = \frac{W_1 + X_1 + W_2 + X_2 + W_3 + X_3}{W_1 + W_2 + W_3} \quad (22)$$

$$W_3 = A_3 \cdot C_3 \quad (23)$$

$$X_i(t+1) = \frac{W_1 + X_1 + W_2 + X_2 + W_3 + X_3}{W_1 + W_2 + W_3} \quad (24)$$

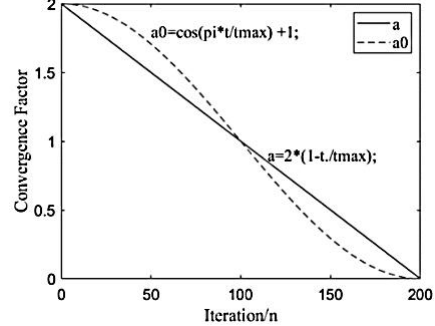


图4.收敛因子对比曲线

### 4.仿真验证与结果分析

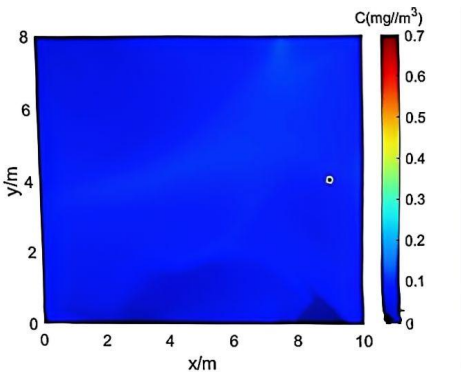
#### 4.1 烟羽模型仿真与分析

本研究通过CFD仿真，在 $t_0 = 0$ 时刻以质量分数为 $M = \frac{0.04\text{kg}}{\text{s}}$ 的条件下释放气体，入风口风速为 $v = \frac{0.3\text{m}}{\text{s}}$ ，出风口压力值为0Pa，在0~600s之间选取了四个时刻（54s、180s、360s、600s）内硫化氢（H<sub>2</sub>S）浓度的扩散云图。由于气体泄漏后具有湍流效应，其持续向前扩散，导致约54秒时气体在两侧墙壁处显著积聚，并已远离泄漏源。随着泄漏时间的增加，气体泄漏源及其周围的浓度值逐渐增大。由于进风口位置受到弱风的影响，进风口位置的烟羽浓度几乎为0。在不同时刻的仿真浓度云图中，可看到硫化氢（H<sub>2</sub>S）泄漏的浓度分布情况。如图5所示。

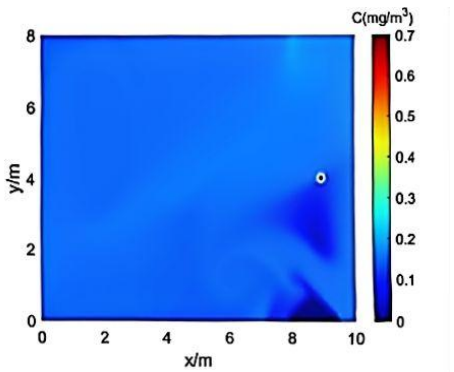
#### 4.2 烟羽追踪与定位仿真结果与分析

为验证改进版灰狼优化算法（GWO）在室内弱风环境下对烟羽源定位性能的提升，本研究将其与传统GWO、粒子群算法（PSO）及遗传算法（GA）进行对比，基于主动嗅觉烟羽追踪任务开展了仿真实验。采用计算流体动力学（CFD）仿真的烟羽浓度场数据，选取T=420s时刻的室内浓度分布作为算法搜索的背景云图。在MATLAB环境中，使用寻源机器人进行了50次重复仿真实验，机器人起始位置为(0.3,7.5)，烟羽源真实位置设定为(9.5,3.9)。四种寻源算法的烟羽追踪与定位仿真结果如图6至图9所示。

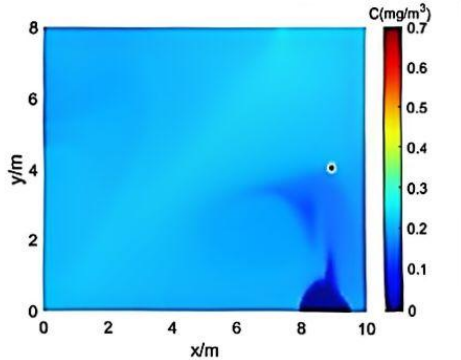




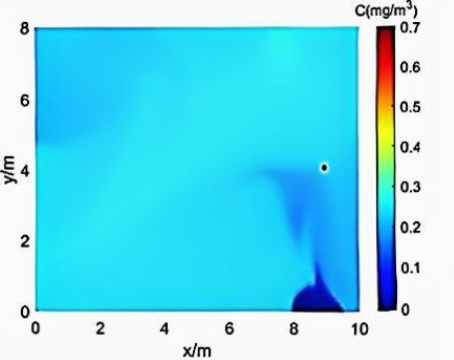
(1) T=54s 时 H<sub>2</sub>S 泄漏浓度云图



(2) T=180s 时 H<sub>2</sub>S 泄漏浓度云图

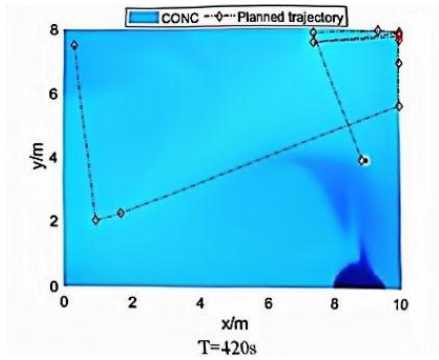


(3) T=360s 时 H<sub>2</sub>S 泄漏浓度云图

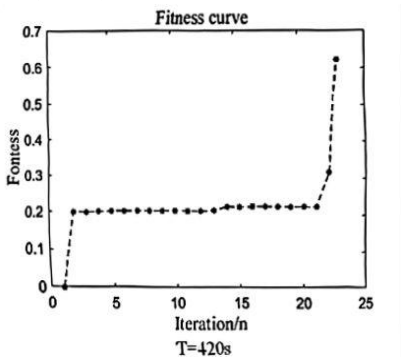


(4) T=600s 时 H<sub>2</sub>S 泄漏浓度云图

图 5.不同 w 时刻H<sub>2</sub>S 泄漏浓度云图



(1) GWO 算法时机器人烟羽追踪轨迹

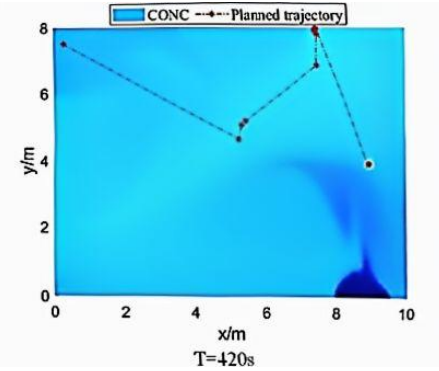


(2) GWO 算法时机器人烟羽适应度曲线

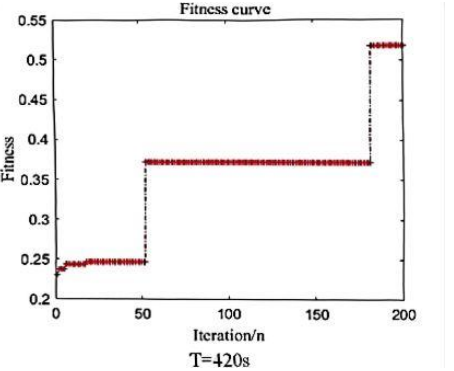
图 6.GWO 算法时机器人烟羽追踪轨迹与适应度曲线

通过图 6 可知，在时刻  $T = 420s$  的室内环境中，经过 23 代迭代，原始灰狼算法成功找到了烟羽源。同时可以发现，在一定的时

间内，浓度变化较小，这表明传统 GWO 仍然存在后期收敛速度较慢的问题。



(1) PSO 算法时机器人烟羽追踪轨迹

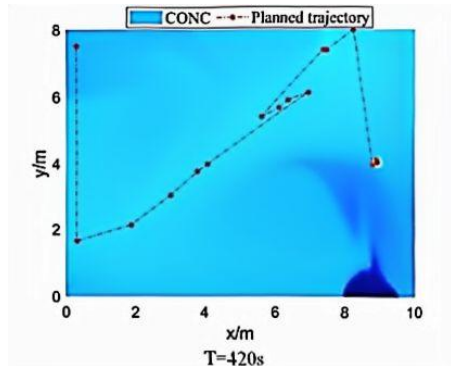


(2) PSO 算法时机器人烟羽适应度曲线

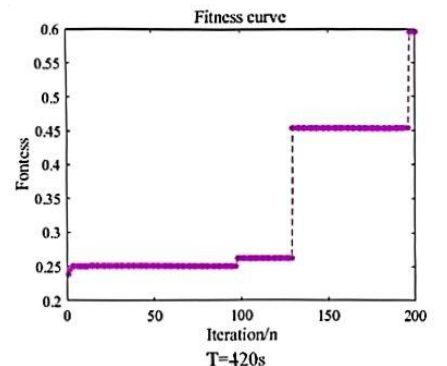
图 7.PSO 算法时机器人烟羽追踪轨迹与适应度曲线

由图 7 可知, 在  $T = 420s$  时刻的室内弱风烟羽环境中, 经过 172 次位置更新后, PSO 算法成功地定位到了烟羽源。相较于 GA 算

法而言, PSO 算法无需编码, 同时对最优解进行了保留, 但其收敛具有随机性, 搜索容易停滞, 算法容易陷入局部最优, 导致最终的烟雾寻源成功率较低。



(1) GA 算法的机器人烟羽追踪轨迹

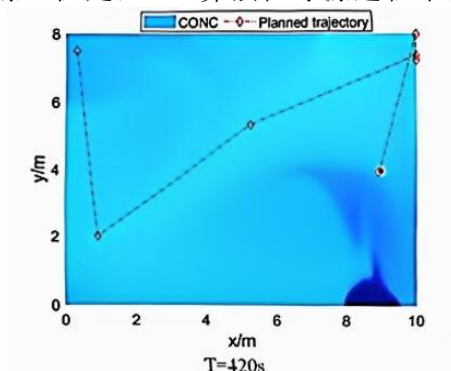


(2) GA 算法的机器人烟羽适应度曲线

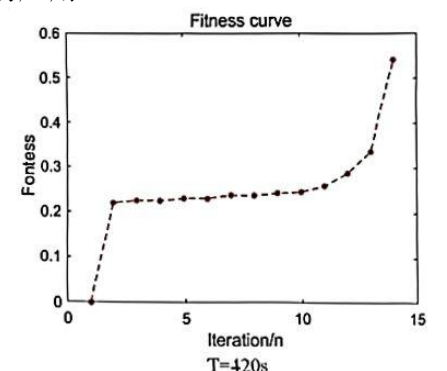
图 8.GA 算法的机器人烟羽追踪轨迹与适应度曲线

由图 8 可以得知, 可以看出在  $T = 420s$  时刻的室内环境中, 使用基于 GA 算法的寻源方法经过一定的位置更新后成功定位到了烟羽源。但是, GA 算法在寻源过程中需要

先对其进行编码与解码, 导致算法复杂度高, 同时由于其算法的性能受参数影响大, 难以对其进行合理设置, 限制了其在烟雾寻源领域的应用。



(1) 改进 GWO 算法时机器人烟羽追踪轨迹



(2) 改进 GWO 算法时机器人烟羽适应度曲线

图 9.改进 GWO 算法时机器人烟羽追踪轨迹与适应度曲线

由图 9 可知, 在  $T = 420s$  时刻的室内弱风烟羽环境下, 改进后的 GWO 算法只需进行 14 次位置更新就成功地定位了烟羽源[11]。相较于原始 GWO 算法, 改进后的灰狼算法通过调整头狼的权重, 更容易确定整个烟雾范围的目标位置, 同时采用非线性收敛避免狼群过早收敛, 避免算法陷入局部最优解, 从而提高了烟雾寻源的成功率。

在仿真实验中, 将寻源机器人近似看作一个点, 认为是理想机器人, 即许愿机器人能够准确知道自己的坐标[13], 并按照寻源算法规划的路径进行烟羽追踪与定位。规定寻源迭代次数不超过 200 次, 寻源时间不超过 120 秒, 若成功定位烟羽源, 则视为寻源成功, 否则视为失败。其仿真结果数据如表 1 所示。

表 1.420s 时刻基于改进 GWO, GWO, PSO, GA 仿真数据结果

| 算法策略   | 平均迭代次数 | 最短运行距离/m | 最长运行距离/m | 平均运行距离/m | 最短运行时间/s | 最长运行时间/s | 平均运行时间/s | 寻源成功率/% |
|--------|--------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|---------|
| 改进 GWO | 12     | 7.89     | 20.13    | 11       | 3.5      | 10.5     | 5.2      | 100     |
| GWO    | 22     | 8.82     | 21.73    | 12.56    | 4.4      | 17.3     | 9.4      | 70      |
| PSO    | 120    | 8.56     | 21.36    | 14       | 5.2      | 52       | 15.5     | 68      |
| GA     | 144    | 8.66     | 22.18    | 13.90    | 3.3      | 27       | 16.2     | 60      |

从表 1 可以看出, 改进后的 GWO、传统 GWO、粒子群优化算法 (PSO) 以及遗传算

法 (GA) 四种寻源算法在  $T = 420s$  时刻, 在解决室内环境下的烟羽追踪与定位问题上

都表现出一定的适用性与自主性[14]。然而,传统寻源优化算法易陷入“早熟收敛”、局部与全局搜索平衡能力较差等局限性[15],因此在仿真实验中表现较差,从平均迭代次数、规划路径平均距离、以及算法平均运行时间等各性能指标来看,改进后的灰狼优化算法可以更有效地实现烟羽源[16]追踪与定位。

## 5.结论与展望

为了解决室内泄露源定位问题,在计算流体动力学(CFD)中建立了室内烟羽湍流环境模型,并提出了一种改进的灰狼烟羽源自主定位方法。仿真实验结果表明,与原始的灰狼优化算法(GWO)、粒子群算法(PSO)和遗传算法(GA)相比,改进后的GWO算法可以缩短平均迭代次数10次、108次和132次;平均路径规划距离分别缩短1.56m、3m和2.90m;平均运行时间缩短4.2秒、10.3秒和11秒;平均成功率提高30%、32%和40%。这些结果验证了改进后的灰狼算法在解决烟羽追踪问题上的可操作性和鲁棒性。在未来的研究中,将进行室内强风下的烟羽追踪与定位以及三维环境下的烟羽源定位方法的研究。

## 参考文献

- [1] Zhou Y, Liu B, Tang Q, et al. Gas Diffusion Model and Its Application based on CFD Theory[C]//Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2021, 1985(1): 012-078.
- [2] 顾明华, 笪可宁.基于GM(1,1)的化工企业生产事故预测[J].辽宁化工, 2020, 49(10): 1261-1265.
- [3] Murlis J, Payne T L, Birch M C, et al. Mechanisms in insect olfaction[M]. Oxford: Oxford University Press, 1986.
- [4] SEMPEY A, INARD C, GHIAUS C, et al. Fast simulation of temperature distribution in air conditioned rooms by using proper orthogonal decomposition[J]. Building and Environment, 2009, 44(2):280-289.
- [5] 奉祁林, 杨艺斌, 邓烨, 等.室内时变流场中多机器人源定位方法实验与数值验证[J].环境工程, 2021, 39(02): 73-81.
- [6] 陈一村, 蔡浩, 陈志龙, 等.基于改进PSO算法的室内时变污染源定位方法[J].环境工程, 2016, 34(10): 142-146, 171.
- [7] Zhang J, Gong D, Zhang Y. A niching PSO-based multi-robot cooperation method for localizing odor sources[J]. Neurocomputing, 2014, 123: 308-317.
- [8] Shigaki S, Sakurai T, Ando N, et al. Time-varying moth-inspired algorithm for chemical plume tracing in turbulent environment[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 3(1): 76-83.
- [9] 申向远, 袁杰.基于灰狼优化算法的机器人羽流追踪方法[J].科学技术与工程, 2021, (11): 4498-4505.
- [10] Ishida H, Tanaka H, Taniguchi H, et al. Mobile robot navigation using vision and olfaction to search for a gas/odor source[J]. Autonomous Robots, 2006, 20(3): 231-238.
- [11] 陈勇, 周杰.融合量子行为的灰狼优化算法及其在气体源追踪中的应用[J]. 机器人, 2024, 46(3): 267-278.
- [12] Sutton J, Li W. Development of CPT\_M3D for multiple chemical plume tracing and source identification[C]//2008 Seventh International Conference on Machine Learning and Applications. IEEE, 2008: 470-475.
- [13] 张东.仿生机制下的机器人嗅觉感知与定位研究[D].武汉科技大学, 2015.
- [14] 王磊, 吴伟.面向室内环境的改进灰狼嗅觉机器人定位系统.仪器仪表学报[J].2024, 45(6): 1-10.
- [15] 张明, 李强, 王红.改进灰狼算法在动态烟羽源定位中的混沌优化方法.自动化学报[J].2023, 49(5): 1021-1030.
- [16] 郑雪, 周涛.数字孪生驱动的灰狼优化烟羽定位仿真测试方法.系统仿真学报[J].2025, 37(4): 789-800.