

室内时变流场中多机器人源定位方法实验与数值验证

奉祁林¹ 杨艺斌² 邓 焯¹ 蔡 浩^{3*} 姜明瑞³ 鲁静雨³ 张灿鑫³ 张博远³

(1. 军事科学院国防工程研究院, 北京 100850; 2. 96784 部队, 河南 洛阳 471300; 3. 南京工业大学 城市建设学院, 南京 210009)

摘要: 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。首先, 在风扇左右周期性摆动的实验环境中, 利用 3 台机器人开展了 15 组独立性实验, 其中 14 组实验成功定位源, 成功率达到 93.3%, 说明 URPSO 方法在室内时变流场中具有强鲁棒性。其次, 针对真实实验环境, 利用仿真方法开展了机器人源定位实验, 结果表明: 仿真方法和实验方法获得的成功率一致, 且 2 种方法的平均定位步数和方差接近, 说明利用仿真方法开展源定位研究是可行的。最后, 利用仿真方法在 3 种典型室内时变流场环境(混合通风案例 MV、置换通风案例 DV 和自然通风案例 NV) 中, 分别开展了 100 组独立性实验, 对应的成功率分别为 100%、92% 和 81%, 说明 URPSO 方法在不同时变流场环境中均具有较高成功率。

关键词: 室内环境; 时变流场; 源定位; 多机器人主动嗅觉; 实验与数值验证

DOI: 10.13205/j.hjgc.202102012

EXPERIMENTAL AND NUMERICAL VALIDATION ON A MULTI-ROBOT SOURCE LOCALIZATION METHOD FOR DYNAMIC INDOOR ENVIRONMENT

FENG Qi-lin¹, YANG Yi-bin², DENG Ye¹, CAI Hao^{3*}, JIANG Ming-rui³, LU Jing-yu³, ZHANG Can-xin³, ZHANG Bo-yuan³

(1. Institute of Defense Engineering, AMS, PLA, Beijing 100850, China; 2. Unit 96784 PLA, Luoyang 471300, China;

3. College of Urban Construction, Nanjing Tech University, Nanjing 210009, China)

Abstract: To quickly and accurately locate contaminant sources in dynamic indoor environments, this study presented a multi-robot source localization method (URPSO) by integrating concentration and airflow information and validated the method by combining robot experiments with numerical simulations. The experimental study was first conducted by using three mobile robots to locate an ethanol source in a typical dynamic indoor environment with a fan swinging periodically from left to right. A total of 14 out of 15 experiments were successful, with a success rate of 93.3%, indicating that the method had strong robustness. Next, according to the experimental environment, numerical robot experiments for locating the ethanol source were conducted. The results showed that the success rate and the average number of steps from numerical experiments were consistent with those from robot experiments, indicating the feasibility of using numerical simulations. Finally, 100 numerical experiments were further conducted by using URPSO method to locate an ethanol source in three typical dynamic indoor environments (mixing ventilation case MV, displacement ventilation case DV and natural ventilation case NV), respectively. For MV, DV and NV, the success rates were 100%, 92% and 81% respectively, indicating that URPSO method had high success rates in different dynamic indoor environments.

Keywords: indoor environment; dynamic airflow; source localization; multi-robot olfaction; experimental and numerical validation

收稿日期: 2020-02-22

基金项目: 国家自然科学基金“受限空间中多个危险重气泄漏源的快速辨识问题研究”(51478468)。

第一作者: 奉祁林(1990-) , 男, 博士, 工程师, 主要从事室内污染源(或危险源) 控制、重要经济目标防护、设施规划等方面的研究。qilin2017@163.com

* 通信作者: 蔡浩(1976-) , 男, 博士, 教授, 主要从事室内污染物传播与控制、建筑环境安全、室内热湿环境营造等方面的研究。caihao@njtech.edu.cn

0 引言

现代社会中人们有多达 90% 的时间都在室内度过^[1], 室内污染物与人体健康密切相关。世界卫生组织 2018 年 5 月的最新数据统计显示, 每年有近 380 万人因室内空气污染所致疾病而过早死亡^[2], 室内空气品质问题已成为世界共同关注的热点^[3]。此外, 在室内空间中生化恐怖袭击、危险物质泄漏引发人员中毒、火灾和爆炸事故也时有发生, 室内危险物质泄漏灾害的防治, 已成为防灾减灾和公共安全等领域亟待解决的重要问题^[4]。应对室内污染和危险物质泄漏的常见措施主要有源控制、通风、空气净化、人员疏散等^[5]。在这些措施中, 源控制是特别重要而且需要优先考虑的一个关键措施, 而快速和准确地确定污染源的位置是实施源控制的前提, 对于保障室内空气品质和环境安全均具有十分重要的意义。

室内环境中源定位的难度很大程度上取决于室内空间流场的特性。据此, 可大致将室内环境划分为 2 类: 室内恒定流场环境和室内时变流场环境。各类实际应用的民用或工业建筑、生产车间、工业厂房、地铁、车站等, 其室内流场往往随着时间变化, 要达到理想的稳定状态十分困难。相比恒定流场环境, 室内时变流场环境中不仅流场特性更加复杂, 而且污染物的时空分布更加复杂。因此, 室内时变流场给源定位带了极大挑战^[6]。

当前, 源定位方法可归纳成 2 类: 固定传感器方法和机器人主动嗅觉方法^[7-8]。固定传感器方法是在空间中布置单个或多个固定传感器, 通过传感器检测的气体浓度来推测源的位置。大多数研究针对室内恒定流场环境^[4, 9-14], 而针对室内时变流场环境的研究很少^[6]。机器人主动嗅觉方法最初是受生物界中一些动物的觅食、求偶和避敌等行为启发而发展来的一类源定位方法^[15]。通常利用移动机器人搭载传感器来主动发现、跟踪和确认源^[16-19]。与固定传感器方法相比, 其优势主要有不需要提前在空间中布置传感器, 不依赖于对流场环境的仿真建模, 对于未知和复杂环境有更好的适应性。

目前, 大部分机器人主动嗅觉方法研究集中在室内恒定流场环境中, 只有少数研究针对室内时变流场环境^[20]。近些年, 一些学者尝试的方法主要包括改进的蚁群算法^[21-23]、粒子群算法^[23]及其改进算法^[20, 24-31]。但是, 这些方法大部分是通过数值或仿真方法来验证, 仅有少数研究开展了多机器人实验^[22]。

Meng 等^[24]提出了一种基于概率适应度的粒子群算法(P-PSO)和一种结合逆风搜索的改进蚁群算法(ACO+US), 并在室内时变流场环境中验证了 2 种方法的有效性。Feng 等^[31]提出了一种不依赖风速信息的改进 PSO 源定位方法(IPSO), 并通过真实实验和仿真实验验证了该方法在室内时变流场中的有效性, 但是该方法的成功率会受室内流场变化强度的影响。

为了进一步提高 IPSO 方法的性能, 发展了一种融合浓度和气流信息并带有极值扰动的改进逆风粒子群算法, 以提升机器人持续跟踪烟羽能力, 同时扩大机器人的搜索范围。在改进粒子群算法的基础上, 进一步结合一种源确认算法和一种跳出局部极值策略来提高源定位的成功率和效率, 形成一种综合的多机器人源定位方法(URPSO)^[30], 该方法在真实的自然通风环境中进行实验验证, 并与前人提出的 2 种改进 PSO 算法进行对比, 实验结果表明, URPSO 方法能够在室内时变流场环境中成功找到源, 并且成功率明显较优。但是, 在实验验证过程中, 由于机器人本身的限制, 传感器只能在二维平面上移动, 尚未实现在高度方向上移动。为了进一步检验 URPSO 方法在室内不同的三维时变流场环境中的有效性, 本文综合利用机器人实验和仿真实验开展验证性研究。

1 实验部分

1.1 方法框架

根据前期研究提出的多机器人主动嗅觉方法(URPSO), 机器人在源定位过程中有 3 种基本的运动模式: 1) 烟羽发现模式, 机器人从起始位置出发后, 采用烟羽发现算法, 不断搜索未知区域, 直到某个机器人检测到空气中存在特定的污染物; 2) 烟羽跟踪模式, 机器人采用烟羽跟踪算法, 不断跟踪气体扩散所形成的烟羽, 并朝着高浓度区域行进, 直到找到浓度局部极值区域; 3) 源确认模式, 机器人利用源确认算法判断是否找到了源。

上述 3 种行为模式分别对应 3 个核心算法: 烟羽发现算法、烟羽跟踪算法、源确认算法。此外, 为了避免机器人之间的互相碰撞和躲避障碍物, 在源定位方法中还增加了避障算法。图 1 为 URPSO 方法的源定位主要过程。

1.2 方法原理

根据多个机器人具有并行运动的特征, 采用一种简单的发散搜索策略来快速发现烟羽。当污染物泄漏后, 多个机器人从同一初始区域出发向各个方向以

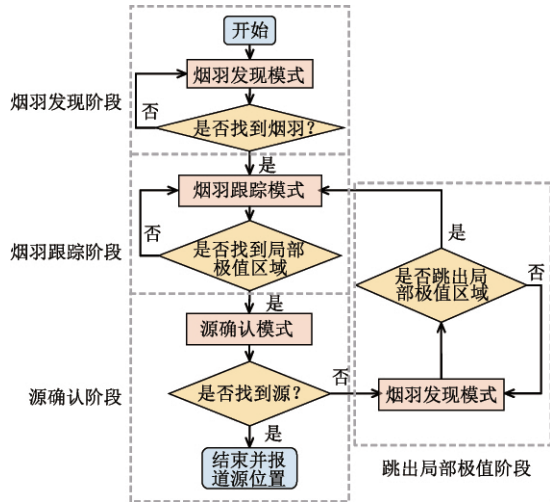


图1 多机器人主动嗅觉源定位方法的流程

Figure 1 Flow chart of the multi-robot olfaction method

相同的速度移动,机器人的移动轨迹为直线,移动轨迹之间呈相同的夹角,以便在最短时间覆盖最大的面积,快速发现烟羽^[20]。在烟羽发现过程中,如果机器人碰到边界,则根据反射定律来改变移动方向。当机器人检测的污染物浓度一旦超过预设的阈值 c_{\min} ,将切换到烟羽跟踪模式。

当前粒子群优化算法被广泛应用到烟羽跟踪过程中。在基本粒子群算法中,机器人根据个体最优位置和全局最优位置来调整移动方向和速度,这种运动模式不会因环境变化而改变。当室内流场发生动态变化时,浓度分布也会相应地发生改变,基本粒子群算法无法响应这些变化而难以让机器人持续跟踪烟羽。为了克服此缺陷,本文增加了逆风项,使机器人动态地响应流场的变化,引导机器人朝着正确的方向移动。此外,当机器人聚集在局部极值区域时,新增加的逆风项可使机器人继续保持搜寻更多新的区域,进而降低机器人陷入此局部极值区域的可能性。

另外,基本粒子算法容易引导机器人快速收敛到局部极值,降低机器人的搜索范围。在室内时变流场环境中,由于室内流场大小和方向会发生较大变化且有时无规律,容易形成多个浓度局部极值区域并且局部极值区域的位置也会随风发生移动。为进一步扩大机器人的搜索范围,避免机器人过早收敛到局部极值区域,本文在个体最优位置中增加随机扰动项。

本文首先介绍基本的粒子群算法原理。在粒子群算法中,个体用无质量无体积的粒子表示,粒子所在位置的优劣程度通过适应度的大小来评价。将每个机器人看作1个粒子,第 i 个机器人记为 R_i ,多个

机器人组成的粒子群体记为 $R = (R_1, R_2, \dots, R_i, \dots, R_n)$, n 为机器人的数量。粒子的适应度值用机器人在第 t 步所在位置检测到的气体浓度 $c_i(t)$ 来表示。则由第 t 步到 $t+1$ 步的迭代中,机器人 R_i 的位移向量和位置的更新见式(1)~(2):

$$V_i(t+1) = w \cdot V_i(t) + l_1 \cdot r_1 \cdot (P_i^*(t) - P_i(t)) + l_2 \cdot r_2 \cdot (P_g^*(t) - P_i(t)) \quad (1)$$

$$P_i(t+1) = P_i(t) + V_i(t+1) \quad (2)$$

其中

$$P_i^*(t+1) = \begin{cases} P_i(t+1) & c_i(t+1) > c_i^*(t) \\ P_i^*(t) & c_i(t+1) \leq c_i^*(t) \end{cases} \quad (3)$$

$$P_g^*(t+1) = \begin{cases} P_i^*(t+1) & c_i(t+1) > c^*(t) \\ P_g^*(t) & c_i(t+1) \leq c^*(t) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $V_i(t)$ 和 $P_i(t)$ 分别为机器人 R_i 在第 t 步的位移向量和位置向量, w 为惯性权重,表示机器人当前的位移对下1步位移的影响大小,一般取值为1; l_1 和 l_2 为学习因子,分别表示机器人从自身移动的过程和群体移动的过程中学到的经验,根据文献[27], l_1 和 l_2 一般均取值为2; r_1 和 r_2 为均匀分布在 $[0, 1]$ 的随机数; $P_i^*(t)$ 和 $P_g^*(t)$ 分别为从第0步到第 t 步,机器人 R_i 检测的浓度最大值 $c_i^*(t)$ 所对应的位置和机器人器群 R 检测到的浓度最大值 $c^*(t)$ ($c^*(t) = \max\{c_1^*(t), c_2^*(t), \dots, c_N^*(t)\}$) 所对应的位置,也就是个体最优位置和全局最优位置。

在基本的粒子群算法中,通过增加逆风项和随机扰动项,形成一种融合浓度和气流信息并带有极值扰动的改进逆风粒子群算法(简称“改进逆风 PSO 算法”),其位移向量更新见式(5)~(6):

$$V_i(t+\Delta t) = w \cdot V_i(t) + l_1 \cdot r_1 \cdot [P_i^*(t) - P_i(t)] + l_2 \cdot r_2 \cdot [P_g^*(t) - P_i(t)] + l_3 \cdot r_3 \cdot V_i^u(t) \quad (5)$$

$$P_i^*(t+\Delta t) = P_i^*(t) + P_i^r \cdot V_{\max} \quad (6)$$

其中

$$V_i^u(t) = \begin{cases} -V_{\max} \times V_i^s(t) \div |V_i^s(t)|, & |V_i^s(t)| \geq V_{\min}^s \\ V_{\max} \times V_r, & |V_i^s(t)| < V_{\min}^s \end{cases} \quad (7)$$

式中: $P_i^*(t)$ 为经过增加随机扰动项后,机器人 R_i 的个体最优位置; P_i^r 为1个附加给机器人 R_i 的均匀分布在 $[-1, 1]$ 的随机向量,随着 P_i^r 的变化,机器人 R_i 个体最优位置 $P_i^*(t)$ 会发生相应改变,机器人的

移动速度和方向均会变化,有利于扩大机器人群的搜索范围和发现更优位置; l_3 为机器人检测的气流对其移动速度的影响,无量纲,本文取值为3,其值较大有助于机器人快速跟上气流; r_3 为均匀分布在 $[0,1]$ 的随机数; V_{\max} 为机器人的最大移动步长, μ ; $V_i^u(t)$ 为机器人 R_i 在 t 时刻的逆风位移向量, μ ; $V_i^s(t)$ 为机器人 R_i 在 t 时刻检测到的气流速度, μ/s ; V_{\min}^s 为风速传感器检测的阈值, μ/s ; V_r 为均匀分布在 $[-1,1]$ 的随机向量,无量纲。

在烟羽跟踪过程中,如果全局最优位置 $P_g^*(t)$ 在 ΔT 步内的变化尚未大于机器人的最大移动步长 V_{\max} ,即 $\max |P_g^*(t-j) - P_g^*(t-k)| \leq V_{\max} (j, k = 1, 2, \dots, \Delta T)$ ($\Delta T, j$ 和 k 为移动步数,其范围为 $[1, \Delta T]$) 机器人则认为已找到局部浓度极值,继续采用改进逆风 PSO 算法难以再找到更大浓度值。此时,机器人会切换到源确认模式,并且采用浓度极大值方法确认该全局最优位置是在源附近区域还是在局部极值区域中。

本文采用浓度极大值方法来进行源确认和终止源定位过程,即当机器人找到浓度极值后,如果全局最优位置对应的浓度极值 $c^*(t)$ 大于设定的源确认浓度阈值 c_{\max} ,就认为这个全局最优位置位于源附近,并终止源定位过程,否则认为这个全局最优位置位于局部极值区域,机器人需跳出局部极值区域继续寻找更大的浓度值和跟踪源。

在实验环境中,采用一种已知障碍物位置的简单避障算法,以快速躲避障碍物。当机器人 R_i 在第 t 步靠近障碍物表面时,机器人会预测从 $P_i(t)$ 移动到 $P_i(t+1)$ 的轨迹是否与障碍物的表面相交。若存在交点,则表明机器人 R_i 会碰上此障碍物,并根据反射定律改变运动方向避开障碍物,但是其移动步长保持不变,详细避障算法见文献[29]。

2 仿真研究

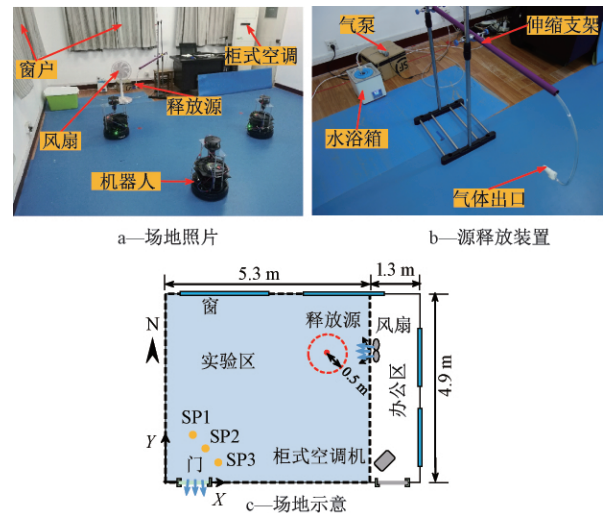
2.1 研究框架

实验研究具有可靠性高的优势,但是也存在周期长和成本高的缺陷。而仿真实验研究具有成本低、周期短、可重复性强等优势。为了实现实验研究和仿真实验研究的优势互补,本文综合利用机器人实验和仿真实验相结合的方法检验上述方法在室内不同时变流场环境中的有效性,首先开展机器人实验,然后基于机器人实验环境开展仿真研究,对比分析仿真实验结果与机器人实验结果是否一致,进而对仿真方法进

行校验。最后,建立典型的室内混合通风时变流场案例、置换通风时变流场案例和自然通风案例,并利用已校验的仿真方法开展源定位数值研究,验证本文提出的源定位方法在室内不同时变环境中的有效性。

2.2 机器人实验设置

本实验场地选择在一间长为6.6 m,宽为4.9 m,高为3.3 m的实验室中(图2),该实验室划分为2个区域:实验区(5.3 m×4.9 m)和办公区(1.3 m×4.9 m)。实验区用于开展机器人的源定位实验,并限定机器人在该区域内移动。办公区包括办公桌椅、1台柜式空调、1台风扇及源释放装置等。在机器人实验中,打开西南侧的门并且开启风扇左右周期性摆动模式,以营造室内时变流场环境。另外,在实验中关闭了实验室的所有窗户、东南侧的门和柜式空调机,以避免干扰。



注: SP1—SP3: 机器人出发位置 SP1 为(0.70, 1.40), SP2 为(1.05, 1.05) SP3 为(1.40, 0.70)。

图2 机器人实验场地

Figure 2 Experimental sites of the robots

本文选用酒精蒸汽作为示踪气体,因为酒精具有低毒、易挥发、易于检测的特性,已被广泛应用于源定位的研究中^[32]。在实验中,首先利用恒温水浴箱(60℃)加热烧瓶中的酒精液体,以加快酒精挥发速率(12.5 mg/s),再利用气泵通过橡胶软管将酒精蒸汽输送到指定的释放位置(图2b)。释放源位于下风区的位置($X=4.2$ m, $Y=3.5$ m),高度约为0.55 m,跟风扇扇叶的中心高度保持一致。

本文使用的移动机器人是由 Willow Garage 公司开发的 Turtlebot2(图3)。该机器人具有移动灵活、自主导航与移动、定位精度高(线定位误差5 cm,方

位定位误差 5°) 等特性。Turtlebot2 机器人主要由移动底盘、激光扫描测距雷达、嵌入式单板计算机等组成。此外,根据源定位方法所需,每台机器人载有 1 台风速/风向仪 (Windsonic, Gill, 其技术参数见表 1) 和 1 个酒精气体传感器 (MICS 5524: 精度为 $\pm 3\%$ @ 63.3 mg/m^3 , 响应时间 $\leq 2 \text{ s}$, 恢复时间 $\leq 4 \text{ s}$)。

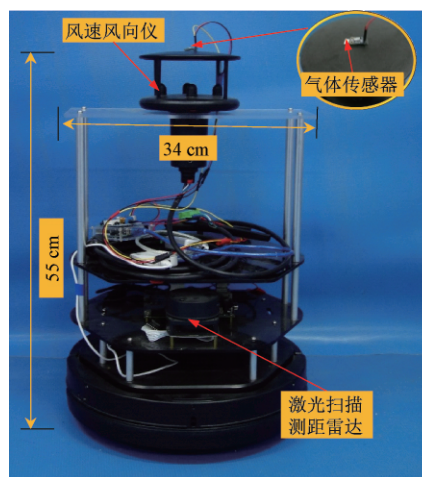


图3 TurtleBot2 机器人配置情况

Figure 3 Configuration of the TurtleBot2 mobile robot

表1 WindSonic 风速风向仪技术参数

Table 1 Technical parameters of WindSonic wind speed and direction detector

测量参数	测量范围	精度	分辨率	反应时间
风速	0~60 m/s	$\pm 2\%$ @ 12 m/s	0.01 m/s	0.25 s
风向	0~359°	$\pm 2\%$ @ 12 m/s	1°	0.25 s

每次实验开始前,首先开窗和门进行通风,以清除房间里积累的酒精气体,待室内房间的各处气体浓度均 $< 2.4 \text{ mg/m}^3$ 后,再关闭窗和门,打开柜式空调,并将 3 台机器人调整到各自出发位置 (图 2c)。随后打开气泵释放酒精气体,60 s 后让机器人按照源定位算法行进。3 台机器人均采取“走-停-走”策略^[22]行进,即每台机器人行进 1 步后,停留一段时间采集风速风向和浓度信息,再继续行进。机器人每前进 1 步约需要 10 s,数据采集时间为 5 s,采样频率为 10 Hz。此外,每台机器人的最大线速度控制在 0.3 m/s ,最大移动步长 $\leq 0.4 \text{ m}$ 。

在每次实验中,烟羽发现的浓度阈值 c_{\min} 设置为 7.3 mg/m^3 。在烟羽跟踪过程中,如果多台机器人的全局最优位置在 5 步内 ($\Delta T = 5$ 步) 变化 $\leq 0.4 \text{ m}$ (等于移动最大步长),则机器人认为已陷入浓度极值区域,然后采用浓度极大值方法进行源确认。源确认的浓度阈值 c_{\max} 设置为 29.2 mg/m^3 ,该值是通过采集距

离源 0.5 m 等间隔的 9 个点的浓度数据,求平均值获得。此外,为了避免机器人单次实验耗时过多,若机器人移动步数达到 50 步 (耗时约 15 min) 则直接终止源定位过程。如果多机器人终止寻源后,机器人确定的源位置 (全局最优位置) 与释放源的距离 $\leq 0.5 \text{ m}$,认为机器人成功找到源,否则认为机器人源定位失败。1) 该定位误差距离 (0.5 m) 已经较小,能够满足实际应用的要求^[33]; 2) 机器人可以携带摄像头或者其他设备,当距离源足够近时,借助这些设备可辅助确定源的位置^[34]。

2.3 仿真实验设置

在真实机器人实验的基础上,本文进一步对机器人实验环境和源定位过程进行数值仿真,以验证通过仿真方法能否获得与机器人实验一致的结果。基于真实实验环境,首先建立仿真模型 (图 4),并通过 CFD 模拟计算,获取实验过程中的实时流场和污染物浓度数据,然后在 Matlab 平台上仿真利用机器人进行源定位的过程,最后将仿真结果与实验结果进行对比。

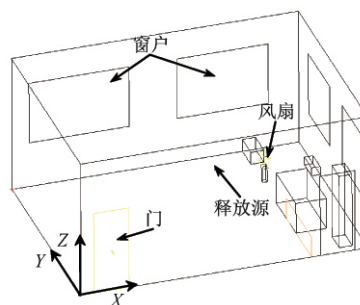


图4 基于实验环境的 CFD 仿真模型

Figure 4 CFD model for the experimental environment

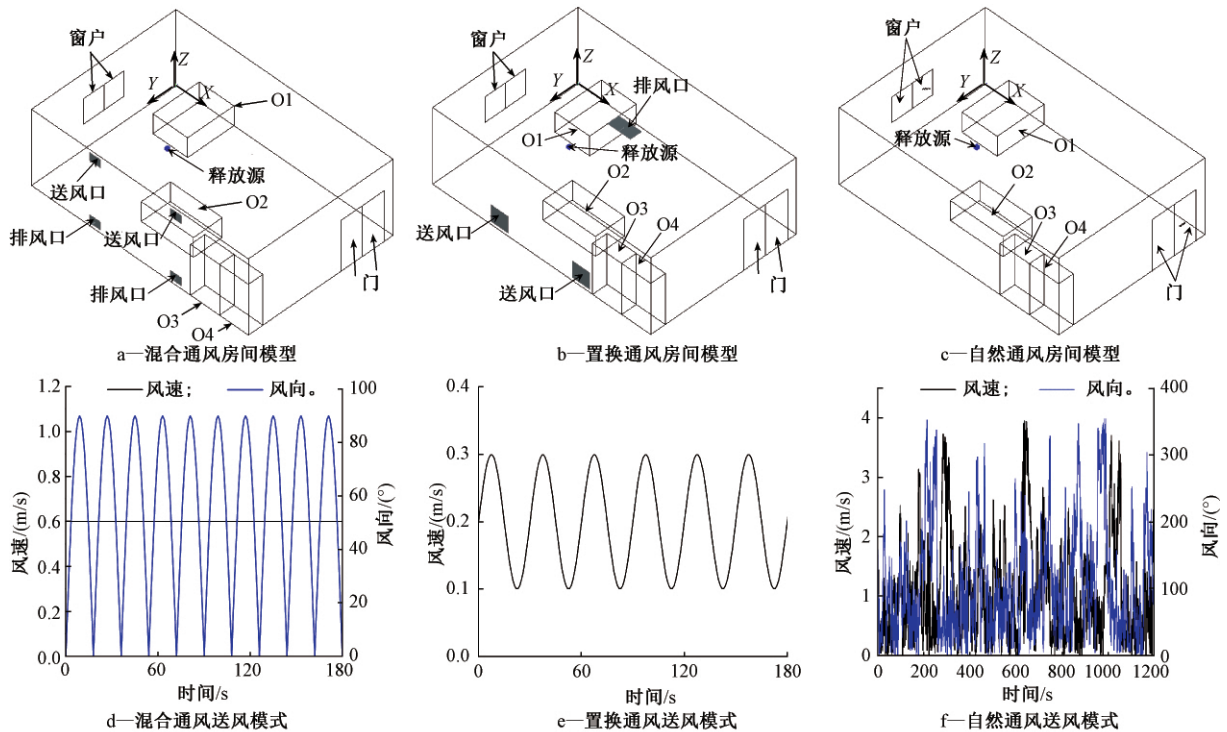
本文利用 CFD 软件 Airpak (version 3.0)^[35] 来模拟室内环境的非稳态流场和气体扩散。Airpak 软件以 Fluent 为核心求解器,内含多种湍流计算数学模型。综合衡量模拟时间和精度,本文选用 RNG $k-\epsilon$ 模型^[6]来模拟每个案例的湍流流动。此外,为了简化模型、减少模拟计算量,本文将圆形风扇等效为 1 个正方形风口 ($0.3 \text{ m} \times 0.3 \text{ m}$) (图 4),送风速度为 1.6 m/s ,左右摆动周期为 24 s,角度为 $0 \sim 100^\circ$ 。此外,仿真模型中不设置热源,送风温度设置为 20°C 。其他参数设置 (如源的位置、释放强度、障碍物等) 与真实的机器人实验保持一致。

2.4 仿真验证

在验证了仿真方法获得的结果与机器人实验结果一致性的基础上,本文进一步在 1 个仿真房间 ($X \times$

$Y \times Z = 7.5 \text{ m} \times 5.0 \text{ m} \times 2.7 \text{ m}$) 内验证方法的有效性。该房间中设置了3种典型的动态通风模式: 混合通风(图5a、d)、置换通风(图5b、e)和自然通风(图5c、f)形成3个典型室内时变流场环境案例。在混合通风案例(MV)中,所有的门和窗均关闭,每个送风口($0.4 \text{ m} \times 0.3 \text{ m}$)的送风方向周期性地上下摆动,但是送风速度保持恒定。在置换通风案例(DV)中,每个

送风口($0.6 \text{ m} \times 0.6 \text{ m}$)的方向保持不变,但是送风速度呈周期性地改变。在自然通风案例(NV)中,打开房间1扇窗($0.9 \text{ m} \times 0.9 \text{ m}$)和1扇门($0.75 \text{ m} \times 1.8 \text{ m}$),并根据实测的室外自然风数据设置送风方向和大小,在每个案例中,设置4个障碍物和1个酒精释放源(坐标 $2.10 \text{ m}, 2.50 \text{ m}, 1.10 \text{ m}$)酒精蒸汽的释放速率为 12.5 mg/s 与真实机器人实验一致。



注: 释放源(坐标 $2.1 \text{ m}, 2.5 \text{ m}, 1.1 \text{ m}$); O1~O4为障碍物。

图5 3种典型动态通风案例

Figure 5 Three typical dynamic ventilation cases

为了使室内气流充分混合,在每个案例中先利用Airpak模拟通风300 s后释放酒精蒸汽,然后模拟气流和酒精扩散900 s,步长为1 s,在3个仿真案例中,6个仿真机器人均在酒精释放60 s后,由房间地面的中央位置(坐标 $4.8 \text{ m}, 0.1 \text{ m}, 2 \text{ m}$)出发,在垂直方向(Z轴)的移动步长为 0.1 m ,在水平面(XY面)的移动步长为 0.2 m ,在水平面的移动方向的夹角相同。在仿真实验过程中,其他参数设置跟机器人实验中一致,如机器人的最大移动步长、烟羽发现浓度阈值、源确认浓度阈值等。为了简化,在仿真实验过程中,尚未考虑传感器响应特性和机器人的体积。

3 结果与讨论

3.1 机器人实验

根据2.2节所述,利用3台机器人进行了15组

独立性源定位实验,其中14组实验机器人成功找到释放源,仅有1组实验失败,成功率达到93.3%。实验结果表明,本文方法在室内时变流场中定位污染源具有强鲁棒性。

图6为1组典型的3台机器人成功定位源的实验过程及每步采集的平均浓度的最大值。机器人(R1—R3)从出发位置出发后,采用发散搜索策略朝不同方向直线前进,以快速发现烟羽。在第5步,R3首先发现了烟羽,之后机器人进行烟羽跟踪。在第6步时,R2检测到一个较大的浓度平均值。随后R2在此位置附近展开搜索,试图找到更大的浓度;R1和R3不断向R2靠近。一直到第11步,机器人都未能找到更大的浓度。由于第6步检测到的浓度平均值小于设定的源确认浓度阈值 c_{\max} ,根据浓度极大值方

法,机器人判断找到了1个浓度局部极值区。随后,机器人采用发散搜索策略以快速跳出此局部极值区,并尝试寻找更大的浓度值。在第14步时,R3检测到更大的浓度,随后R1—R3再次进行烟羽跟踪。最终,在第30步时,R1—R3判断已经成功地找到了源,并结束源定位过程。机器人确定的源位置与源的实际位置之间的距离为0.48 m (<0.5 m),源定位实验成功。

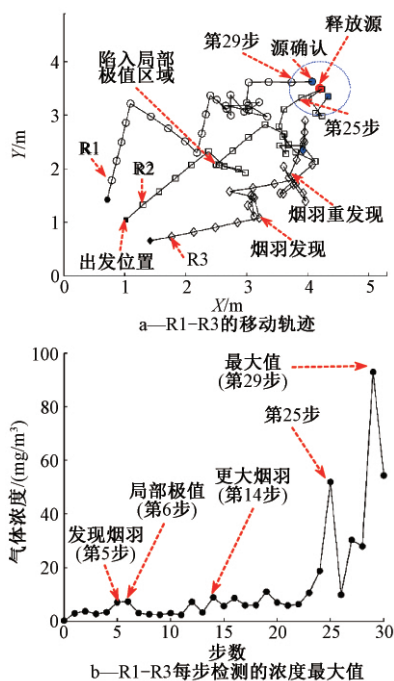


图6 机器人成功定位释放源的实验过程

Figure 6 A successful robot experiment for locating the source

3.2 仿真实验

根据真实机器人实验环境,利用3台仿真机器人开展15组独立性实验,其统计结果见表2。可知:仿真方法获得的成功率与实验方法一致,均为93.3%;仿真方法的平均定位步数和方差与实验方法均相差较小。结果表明:仿真方法的实验结果与实验方法的结果基本一致,能够用于检验源定位方法的有效性。此外,导致实验方法的平均定位步数和方差较仿真方法的值略大的主要原因如下:1)在每次真实实验中,实验的基准条件(如源释放时间和强度、流场特性)难以保持一致,导致每次源定位实验所需的步数存在较大差异;2)在真实实验中,气体传感器存在检测误差和延时性问题,也可能会增加源定位所需步数。

3.3 仿真验证

在3个仿真案例(MV、DV和NV)中,机器人均能成功定位污染源位置。图7为1组典型的6个仿

表2 实验方法和仿真方法的源定位统计结果

Table 2 Statistical results of robot experiments and simulated experiments for locating the source

方法	成功率	平均定位步数	定位步数方差
实验	93.3% (14/15)	28.6	5.2
仿真	93.3% (14/15)	26.2	3.1

真机器人(R1—R6)在NV中成功定位源的实验过程。R1—R6首先采取发散搜索策略直线前进,直到发现烟羽。随后,利用改进的逆风粒子群算法随风曲折前行,进行烟羽跟踪,并陷入局部极值。随后,R1—R6继续采取发散搜索策略寻找更大烟羽,并跳出局部极值。当R1—R6重新找到更大烟羽后,转为烟羽跟踪,直至成功确认找到源。机器人从出发位置到最终找到源,经历一次陷入和跳出局部极值。这表明在自然通风环境中,机器人采用本方法能够跳出局部极值,并成功定位源。

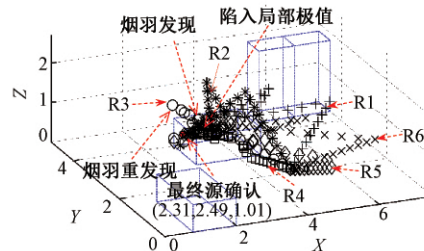


图7 自然通风房间中机器人R1—R6的源定位实验过程

Figure 7 The process of source localization using R1—R6 in an office with natural ventilation

为了检验本文方法在室内时变通风环境中的有效性,本文利用6个仿真机器人(R1—R6)在3个典型案例(MV、DV和NV)中分别进行了100组独立性实验,其统计结果见表3。可知:本文提出的方法在不同时变流场环境中均具有高成功率和强鲁棒性。从定位所需的时间角度来看,在MV、DV和NV中,本方法所需的平均定位步数相差较小,这表明本方法在不同时变流场环境中均具有较高效率。此外,在3种典型环境中,在MV和DV中获得的成功率要高于在NV中的值,而定位步数的方差相对较小。主要原因是在NV中室内气流的变化较大且无序,源定位难度则越大,成功率越低,并且定位步数的随机性也越大。

4 结论与展望

为了有效地解决室内时变环境中源定位问题,提出了1种综合的多机器人主动嗅觉方法(URPSO)。该方法利用1种融合浓度和气流信息并带有极值扰动的改进逆风粒子群算法来进行烟羽跟踪,并结合浓

表 3 在 3 种典型时变流场房间中的源定位
仿真实验的统计结果

Table 3 Statistical results of using the proposed method to
locate the source in three typical dynamic
indoor environments

案例编号	成功实验次数/ 总实验次数	成功率/ %	平均定位 步数	定位步数 方差
MV	100/100	100	38.1	3.3
DV	92/100	92	37.8	3.6
NV	81/100	81	34.6	9.7

度极大值方法和发散搜索策略来进行源确认和跳出局部极值,以提高源定位的效率和成功率。该方法的有效性在真实实验环境和仿真实验环境中均得到了验证。通过机器人实验和仿真实验研究,本文可以得出如下结论:

1) 本方法能够在室内时变流场环境中成功定位污染源。

2) 在风扇左右周期性地摆动的实验环境中,仿真方法和实验方法获得的成功率(93.3%)一致,具有强鲁棒性,且仿真方法中机器人的平均定位步数和方差接近于实验方法,表明利用仿真方法开展源定位研究是可行的。

3) 在典型的 MV、DV 和 NV 中,本文方法获得的成功率分别为 100%、92%和 81%,平均定位步数分别为 38.1、37.8、34.6 步。说明本文方法在不同室内时变流场环境中均具有高成功率和强鲁棒性。

本文提出了一种综合利用机器人实验与仿真实验相结合的方法框架,充分发挥了机器人实验研究具有可靠性高的优势和仿真实验研究具有成本低、周期短、可重复性强等优势。在未来研究中,将进一步采用机器人实验与仿真实验相结合的方法开展源确认浓度阈值、机器人移动步长等关键参数,对源定位方法性能的影响规律研究及方法优化研究。

参考文献

- [1] JIN M, LIU S C, SCHIAVON S, et al. Automated mobile sensing: towards high-granularity agile indoor environmental quality monitoring[J]. Building and Environment, 2018, 127: 268-276.
- [2] WORLD HEALTH ORGANIZATION. Household air pollution and health[DB/OL]. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/household-air-pollution-and-health>. 2018.
- [3] SZCZUREK A, DOLEGA A, MACIEJEWSKA M. Profile of occupant activity impact on indoor air-method of its determination[J]. Energy and Buildings, 2018, 158: 1564-1575.
- [4] CAI H, LI X T, CHEN Z L, et al. Rapid identification of multiple constantly-released contaminant sources in indoor environments with unknown release time[J]. Building and Environment, 2014, 81: 7-19.
- [5] ZHAI Z Q, LIU X, WANG H D, et al. Experimental verification of tracking algorithm for dynamically-releasing single indoor contaminant[J]. Building Simulation, 2012, 5(1): 5-14.
- [6] WANG H D, LU S, CHENG J J, et al. Inverse modeling of indoor instantaneous airborne contaminant source location with adjoint probability-based method under dynamic airflow field[J]. Building and Environment, 2017, 117: 178-190.
- [7] CHEN Y C, CAI H, CHEN Z L, et al. Using multi-robot active olfaction method to locate time-varying contaminant source in indoor environment[J]. Building and Environment, 2017, 118: 101-112.
- [8] CHEN X X, HUANG J. Odor source localization algorithms on mobile robots: a review and future outlook[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2019, 112: 123-136.
- [9] VUKOVIC V, SREBRIC J. Application of neural networks trained with multizone models for fast detection of contaminant source position in buildings[J]. ASHRAE Transactions, 2007, 113(2): 154-162.
- [10] ZHANG T F, CHEN Q. Identification of contaminant sources in enclosed environments by inverse CFD modeling[J]. Indoor Air, 2007, 17(3): 167-177.
- [11] ZHANG T F, LI H Z, WANG S G. Inversely tracking indoor airborne particles to locate their release sources[J]. Atmospheric Environment, 2012, 55: 328-338.
- [12] TAGADE P M, JEONG B M, CHOI H L. A Gaussian process emulator approach for rapid contaminant characterization with an integrated multizone-CFD model[J]. Building and Environment, 2013, 70: 232-244.
- [13] SHAO X L, LI X T, MA H Y. Identification of constant contaminant sources in a test chamber with real sensors[J]. Indoor Built Environ, 2016, 25(6): 997-1010.
- [14] XUE Y, ZHAI Z Q. Inverse identification of multiple outdoor pollutant sources with a mobile sensor[J]. Building Simulation, 2017, 10(2): 255-263.
- [15] YANG Y B, FENG Q L, CAI H, et al. Experimental study on three single-robot active olfaction algorithms for locating contaminant sources in indoor environments with no strong airflow[J]. Building and Environment, 2019, 155: 320-333.
- [16] 路光达, 张明路, 张小俊, 等. 机器人仿生嗅觉研究现状[J]. 天津工业大学学报, 2010, 29(6): 72-77.
- [17] LILIENTHAL A J, LOUTFI A, DUCKETT T. Airborne chemical sensing with mobile robots[J]. Sensors, 2006, 6(11): 1616-1678.
- [18] ISHIDA H, WADA Y, MATSUKURA H. Chemical sensing in robotic applications: a review[J]. IEEE Sensors Journal, 2012, 12(11): 3163-3173.
- [19] KOWADLO G, RUSSELL R A. Robot odor localization: a taxonomy and survey[J]. The International Journal of Robotics Research, 2008, 27(8): 869-894.
- [20] FENG Q L, CAI H, CHEN Z L, et al. Experimental study on a comprehensive particle swarm optimization method for locating

- contaminant sources in dynamic indoor environments with mechanical ventilation [J]. *Energy and Buildings*, 2019, 196: 145-156.
- [21] LUO D H. Multi-robot odor source localization strategy based on a modified ant colony algorithm [J]. *Robot*, 2008, 30(6): 536-541.
- [22] MENG Q H, YANG W X, WANG Y, et al. Adapting an ant colony metaphor for multi-robot chemical plume tracing [J]. *Sensors*, 2012, 12(4): 4737-4763.
- [23] 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): 1281-1290.
- [24] MENG Q H, YANG W X, WANG Y, et al. Collective odor source estimation and search in time-variant airflow environments using mobile robots [J]. *Sensors*, 2011, 11(11): 10415-10443.
- [25] MARQUES L, NUNES U, DE ALMEIDA A T. Particle swarm-based olfactory guided search [J]. *Autonomous Robots*, 2006, 20(3): 277-287.
- [26] 张建华, 巩敦卫, 张勇. 动态环境下基于 SVR-PSO 的多机器人气味源定位方法 [J]. *中国科技论文*, 2014, 9(1): 122-129.
- [27] 李飞, 孟庆浩, 李吉功, 等. 基于 P-PSO 算法的室内有障碍通风环境下的多机器人气味源搜索 [J]. *自动化学报*, 2009, 35(12): 1573-1579.
- [28] 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.
- [29] GONG D W, ZHANG Y, QI C L. Localising odour source using multi-robot and anemotaxis-based particle swarm optimisation [J]. *IET Control Theory and Applications*, 2012, 6(11): 1661-1670.
- [30] FENG Q L, ZHANG C X, LU J Y, et al. Source localization in dynamic indoor environments with natural ventilation: an experimental study of a particle swarm optimization-based multi-robot olfaction method [J]. *Building and Environment*, 2019, 161: 106228.
- [31] FENG Q L, CAI H, YANG Y B, 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.
- [32] KAMARUDIN K, SHAKAFF A Y M, BENNETTS V H, et al. Integrating SLAM and gas distribution mapping (SLAM-GDM) for real-time gas source localization [J]. *Advanced Robotics*, 2018, 32(17): 903-917.
- [33] LI J G, MENG Q H, WANG Y, et al. Odor source localization using a mobile robot in outdoor airflow environments with a particle filter algorithm [J]. *Autonomous Robots*, 2011, 30(3): 281-292.
- [34] 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.
- [35] YUAN X L, WANG Y, LIU J X, et al. Experimental and numerical study of airflow distribution optimisation in high-density data centre with flexible baffles [J]. *Building and Environment*, 2018, 140: 128-139, 34.

(上接第 60 页)

- [51] MA X, YAN Y, WANG W G, et al. Metatranscriptomic analysis of adaptive response of anammox bacteria *Candidatus 'Kuenenia stuttgartiensis'* to Zn(II) exposure [J]. *Chemosphere*, 2020, 246: 125682.
- [52] ZHANG Z Z, CHENG Y F, XU L Z, et al. Discrepant effects of metal and metal oxide nanoparticles on anammox sludge properties: a comparison between Cu and CuO nanoparticles [J]. *Bioresource Technology*, 2018, 266: 507-515.
- [53] QIAO S, BI Z, ZHOU J T, et al. Long term effects of divalent ferrous ion on the activity of anammox biomass [J]. *Bioresource Technology*, 2013, 142: 490-497.
- [54] MIAO L, ZHANG Q, WANG S Y, et al. Characterization of EPS compositions and microbial community in an Anammox SBBR system treating landfill leachate [J]. *Bioresource Technology*, 2018, 249: 108-116.
- [55] 毛泓宇, 谢丽, 陆熙, 等. 厌氧颗粒污泥自启动厌氧氨氧化反应特性研究 [J]. *环境工程*, 2020, 38(1): 93-98, 104.
- [56] WU D, ZHANG Q, XIA W J, et al. Effect of divalent nickel on the anammox process in a UASB reactor [J]. *Chemosphere*, 2019, 226: 934-944.
- [57] NI L F, WANG Y Y, LIN X M, et al. Enhancement of the adaptability of anammox granules to zinc shock by appropriate organic carbon treatment [J]. *Bioresource Technology*, 2018, 268: 496-504.
- [58] LI G F, MA W J, CHENG Y F, et al. A spectra metrology insight into the binding characteristics of Cu²⁺ onto anammox extracellular polymeric substances [J]. *Chemical Engineering Journal*, 2020, 393: 124800.
- [59] TANG S M, XU Z H, LIU Y L, et al. Performance, kinetics characteristics and enhancement mechanisms in anammox process under Fe(II) enhanced conditions [J]. *Biodegradation*, 2020, 31(4/5/6): 223-234.
- [60] PRADHAN N, SWATHI S, WUERTZ S. Inhibition factors and kinetic model for anaerobic ammonia oxidation in a granular sludge bioreactor with *Candidatus Brocadia* [J]. *Chemical Engineering Journal*, 2020, 389: 123618.
- [61] YANG Y C, LI M, LI H, et al. Specific and effective detection of anammox bacteria using PCR primers targeting the 16S rRNA gene and functional genes [J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 734: 139387.
- [62] 贾方旭, 彭永臻, 杨庆. 厌氧氨氧化菌与其他细菌之间的协同竞争关系 [J]. *环境科学学报*, 2014, 34(6): 1351-1361.