



Environmental Engineering

Chinese Journal of

第 15卷 第 9期 2021 年 9月 Vol. 15, No.9 Sep. 2021

www http://www.cjee.ac.cn

E-mail: cjee@rcees.ac.cn

m (010) 62941074

🦉 文章栏目:环境监测技术

DOI 10.12030/j.cjee.202105138

中图分类号 TU831 文献标识码

鲍高贵, 蔡浩, 张博远, 等. 针对室内弱气流环境中气体污染源的多机器人三维溯源[J]. 环境工程学报, 2021, 15(9): 3105-3115.

BAO Gaogui, CAI Hao, ZHANG Boyuan, et al. Experimental research on multi robot three-dimensional source localization of gas pollution sources in indoor weak airflow environment[J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2021, 15(9): 3105-3115.

针对室内弱气流环境中气体污染源的多机器人三维溯源

鲍高贵1,蔡浩1,*,张博远1,姜建中2,李斐1,金晓公2

1. 南京工业大学城市建设学院,南京 210009

2. 中国人民解放军军事科学院国防工程研究院,北京 100036

第一作者:鲍高贵(1998—),男,硕士研究生。研究方向:室内环境污染传播和污染源控制。baogaogui@njtech.edu.cn *通信作者:蔡浩(1976—),男,博士,教授。研究方向:室内环境污染传播和污染源控制。caihao@njtech.edu.cn

摘 要 室内弱气流环境通常指没有通风或通风不良的室内环境。现有针对室内弱气流环境的机器人源定位的 实验研究均为单机器人二维溯源。单机器人二维溯源不仅成功率和效率较低,而且可能无法应对现实应用中源 高度未知的场景。针对上述局限,开发了由3台机器人组成的多机器人三维溯源系统,每台机器人的传感器均 可在 0.5~1.5 m 高度内受控移动,并基于粒子群算法提出了1种三维溯源方法 (SPSO 方法)。在某实训中心共开 展了 60 组源定位实验,机器人的活动范围是 7.65 m×4.1 m,二维溯源时传感器的高度为 1.05 m。当源高度为 1.05 m 和 0.75 m 时,三维溯源的成功率分别为 60%(9 组/15 组)和 53.3%(8 组/15 组),平均定位步数分别为 30 步 和 32.8 步;二维溯源的成功率分别为 80%(12 组/15 组)和 26.7%(4 组/15 组),平均定位步数分别为 16 步和 42 步。结果表明:在室内弱气流环境下,SPSO 方法对不同源高度下的三维溯源具有良好的适应性,能够应用 于源高度未知的场景,但其成功率有待提高;SPSO 方法用于二维溯源能适用于源高度已知的场景,但并不适 用于源高度未知的场景。

关键词 室内弱气流环境;污染源定位;机器人嗅觉;三维溯源方法;粒子群算法

室内污染源/危险源的定位在提升室内空气品质、防控流行病疫情、处置危险气体泄漏和应对 生化恐怖袭击等方面均能发挥重要作用^[14]。迄今为止,研究者们针对室内通风环境中的源定位问 题已经开展了大量研究^[5]。然而,针对未通风或通风不良的室内弱气流环境中的源定位问题,除了 多年前的个别探索,鲜有研究报道^[6]。在实际应用中,室内弱气流环境对应的场景十分普遍,如在 过渡季节室内未通风的场景,通风空调系统发生故障的场景,在事故和灾害中通风空调系统受损 的场景以及受建筑结构或家具影响形成室内风影区的场景等。在上述场景中,由于通风量不足且 缺乏主导气流的输运作用,污染物或危险物质更容易积聚并达到有害或危险浓度。现有研究的不 足与实际应用需求之间的矛盾凸显了在室内弱气流环境下开展源定位研究的必要性。

收稿日期: 2021-05-25; 录用日期: 2021-08-08

基金项目:国家自然科学基金面上项目(51478468);国家重点基础研究发展计划(2015CB058003)

目前,对室内污染源/危险源进行定位的方法主要分为固定传感器网络(SSN)方法和移动机器 人嗅觉(MRO)方法。SSN方法通常利用传感器读数,通过正向或反向求解室内流场和污染物扩散 的基本模型(如计算流体动力学(CFD)模型和多区模型)来定位室内污染源/危险源^[7-9]。由于只有当 污染物/危险物扩散到监测位置,传感器才能获得其浓度读数,SSN方法也被视作为被动式方法。 迄今为止,尽管 SSN方法在室内通风环境的源定位研究中已经有大量报道,但尚未见有此类方法 应用在室内弱气流环境中进行源定位的研究报道。近年来,尽管 SSN方法的研究已经取得了很大 的进展,但该类方法仍存在需要提前布置传感器,边界条件难以确定,模型求解难度大等局限。 另外,室内弱气流环境由于其特殊性,也对 SSN方法的研究提出了一些新挑战。例如,由于缺少 主导气流且受湍流主控,污染物扩散过程的建模和求解会更加困难。此外,污染物可能需要更长 的时间才能扩散到传感器所在位置,因此,也难以对突发污染作出快速响应。

与 SSN 方法相比,因为移动机器人具有在空间中主动搜索的能力,MRO 方法也被视作为主动 式方法。此类方法通常是受动物的觅食、求偶和避敌等行为启发而发展而来,因而在方法中通常 会体现出仿生学原理^[10-12]。与 SSN 方法相比,MRO 方法主要有以下 3 点优势:机器人通过主动搜 索可以更快地探测到目标污染物;MRO 方法通常不需要对复杂的室内污染物扩散过程进行建模和 求解;机器人可以执行多重任务,如源头控制、疏散引导、医疗救助等。综上所述,针对室内弱 气流环境中的源定位问题,本文开展基于 MRO 方法的研究。

现有的基于 MRO 方法的源定位研究主要针对有主导气流的室内通风环境^[5,13-24]。相比之下, 只有少数研究考虑了未通风或通风不良的室内弱气流环境^[6,25-30]。与室内通风环境相比,室内弱气 流环境对 MRO 方法的挑战主要有 2 点:没有主导气流信息可以指导机器人连续跟踪污染物烟羽; 污染物的扩散受湍流的影响更大,其浓度的波动往往会更加剧烈和频繁,从而无法形成持续指向 源的浓度梯度,并由此增加机器人溯源的难度。

针对室内弱气流环境的 MRO 方法溯源研究,根据使用机器人的数量可分为单机器人嗅觉方法 和多机器人嗅觉方法。在早期研究中,单机器人嗅觉方法因其成本低、易于实现而受到青睐。 LILIENTHAL 团队^[22]提出了 Braitenberg-type 方法,FERRI 团队受飞蛾等生物启发提出了 Spiral 方 法^[25]。2个团队皆通过实验验证了其所提方法在室内弱气流环境中的有效性。从这2个团队的单机 器人溯源实验来看,均采用二维溯源方式,即假设源高度已知,且机器人所携带的传感器也固定 在源高度上。然而,在实际应用中还普遍存在源高度未知的场景,此时二维溯源能否适用则有待 于验证。

为了进一步提升源定位的成功率和效率,研究者们尝试着用多机器人嗅觉方法来解决室内弱 气流环境中的源定位问题。FERRI^[30]提出了1种基于家蚕行为的多机器人嗅觉方法,通过模拟室内 弱气流环境对该方法进行了测试,结果表明,该方法在成功率和效率方面明显优于单机器人嗅觉 方法。在这项研究之后,FERRI^[27]进一步提出了1种基于粒子群优化算法的多机器人嗅觉方法 (EPSO),该方法进一步加强了机器人之间的协作。尽管上述研究取得了一定进展,但是这些研究 均是基于模拟的污染物浓度场开展的仿真研究,因此,不可避免地存在以下局限:在真实的室内 弱气流环境中,受湍流影响,污染物的浓度会呈现出剧烈和频繁的波动,这是难以通过时均化的 数值模型模拟得出的;在仿真研究中也没有充分考虑传感器的实际特性,如响应/恢复时间和检测 误差;在仿真研究中也很难体现机器人之间的碰撞以及机器人运动对流场的干扰。

本研究的目标是在真实的室内弱气流环境下,利用基于标准粒子群算法 (SPSO) 的多机器人嗅觉方法 (SPSO 方法) 来实现对源高度未知的气体污染物的溯源。虽然 OSÓRIO^[32] 等建立了一种能够检测不同高度气味浓度和风向的机器人,但其机器人上仅是在垂直方向 3 个高度上携带了传感器,其传感器是固定不可受控移动的^[32],而本研究中我们开发了多机器人三维溯源系统,该系统

由 3 台传感器可以在高度方向上受控移动的三维溯源机器人组成,并且能够执行 SPSO 方法。在本 研究中,设置了 1.05 m 和 0.75 m 2 种源高度,并在每种源高度下均开展了 15 组三维和二维溯源 (传 感器高度为 1.05 m) 实验,以验证三维溯源的有效性,并对比三维溯源和二维溯源的性能。

1 方法原理

1.1 源定位流程

如图1所示,多机器人在源定位过程中包 括3个阶段:烟羽发现、烟羽跟踪和源确认阶 段。烟羽发现是源定位的开始,在此阶段机器 人通过烟羽发现算法以相同的速度向各个方向 发散, 直到其中某个机器人检测到目标气体浓 度高于烟羽发现预设浓度阈值 C_{min},则所有机 器人进入烟羽跟踪阶段;在烟羽跟踪阶段,机 器人结合烟羽跟踪算法和获得的传感器信息去 规划路径,从而接近污染源。烟羽跟踪阶段根 据功能还可细分为烟羽跟踪和烟羽再发现,当 机器人在跟踪烟羽的过程中丢失烟羽时,便可 根据烟羽再发现重新寻回烟羽;在源确认阶 段,机器人利用源确认算法判断是否到达源附 近,或是陷入了局部浓度极值区域(源不在其 中但浓度比周围高的区域)。如果陷入了局部 浓度极值区域,则需要利用烟羽发现算法逃





离,机器人逃离出局部浓度极值区后,则切换到烟羽跟踪阶段来重新寻找源。在这3个阶段中, 每台机器人行进一步后,均要停留一段时间来采集浓度信息,信息采集完成后机器人会共享各自 的位置和浓度信息,并根据源定位方法计算出各自下一步的目标位置。

1.2 源定位方法

本研究采用的 SPSO 方法主要包括 3 个核心算法,即烟羽发现算法、烟羽跟踪算法、源确认算法。此外,在现实的应用场景中进行多机器人源定位研究时,需考虑机器人本身以及周围障碍物的存在,所以在源定位过程中还加入了1 种已知障碍物的机器人避障算法^[28]。

1)烟羽发现算法。本研究所采用的烟羽发现算法为1种简单的发散搜索策略^[33],通过多台机器人以相同速度向不同方向并行直线运动的形式快速捕获实验场地里目标气体的烟羽。在烟羽发现过程中,如果机器人碰到场地边界,则根据反射定律^[34]改变移动轨迹。当机器人检测到的气体浓度超过*C*_{mm},则切换到烟羽跟踪模式。

2)烟羽跟踪算法。为了进一步理解烟羽跟踪算法的实现,需要引人2个重要的概念,即全局最优值和全局最优位置。全局最优值 C*(t)为到当前时刻 t,机器人群检测到的最大浓度;全局最优位置 P*(t)为到目前时刻 t,检测到的全局最优值的机器人所在的位置。

本研究所采用的烟羽跟踪算法是标准粒子群算法 (SPSO),该算法是1种模仿鸟群、鱼群觅食 行为发展起来的1种进化算法。该算法易于编程实现、运行效率高、参数相对较少,在源定位领 域中得到了广泛的应用^[5,15,27,31,35]。SPSO 算法一般使用第*i*个机器人*R_i(i = 1,2,3,…,N)*在*t*时刻测量的 浓度 *C_i(t)* 作为适应度函数来评估机器人是否处于合适的位置,并指导机器人的下一步行动。本研 究中 *N*取 3, 3 是群体的最小单位,再加上系统复杂程度和场地大小限制,最终选择既能体现算法

(1)

特性,又能在极大程度上控制实现成本的3台机器人。SPSO算法中机器人*R*_i具有2个属性:速度和位置,速度和位置根据*C*(*t*)不断迭代,最终得到满足终止条件的最优解。在SPSO算法中, *R*_i的速度向量根据式(1)进行计算。

$$V_{i}(t+1) = wV_{i}(t) + l_{1}r_{1}(P_{i}^{*}(t) - P_{i}(t)) + l_{2}r_{2}(P_{\sigma}^{*}(t) - P_{i}(t))$$

式中: $V_i(t+1)$ 为 R_i 在t+1时刻的速度向量; $wV_i(t)$ 为 R_i 以往的经验信息, $V_i(t)$ 为 R_i 在t时刻的速度 向量,w为惯性因子,表征因自身速度而产生的惯性,用于控制当前速度对于下一步速度的影响 力,本研究取值为 $1^{[15]}$; $l_1r_1(P_i^*(t) - P_i(t))$ 表示 R_i 自身认知,即趋向自身探索浓度最优值的位置, $P_i(t)$ 示 R_i 在t时刻位置, $P_i^*(t)$ 表示从溯源开始到t时刻 R_i 自身浓度最大值 $C_i^*(t)$ 对应的位置, l_1 为学 习因子,表示 R_i 从自身溯源过程中学习的经验,本研究取值为 $2^{[15]}$; $l_2r_2(P_g^*(t) - P_i(t))$ 表示 R_i 之间协 同合作与信息共享,其中 $P_g^*(t)$ 表示从溯源开始到t时刻机器人群检测到的浓度最大值 $C^*(t)$ 所对应的 位置, l_2 为学习因子,表示 R_i 从群体溯源过程中所学的经验,本研究取值为 $2^{[15]}$; r_1 和 r_2 是均匀分 布在0~1之间的随机数。

*R*_i的位置更新如式 (2) 所示。机器人自身的局部最优位置更新如式 (3) 所示。机器人群的全局 最优位置更新如式 (4) 所示。

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

$$P_i^*(t+1) = \begin{cases} P_i(t+1) & C_i(t+1) > C_i(t) \\ P_i^*(t) & C_i(t+1) \le C_i(t) \end{cases}$$
(3)

$$P_{g}^{*}(t+1) = \begin{cases} P_{i}^{*}(t+1) & C_{i}(t+1) > C_{i}^{*}(t) \\ P_{g}^{*}(t) & C_{i}(t+1) \leq C_{i}^{*}(t) \end{cases}$$
(4)

3) 源确认算法。源确认是指通过获取气味特征来确认源在机器人附近的定位过程。本研究中 使用浓度极大值方法来进行源确认和结束源定位过程,即当机器人在全局最优位置P_g(t)探测到的浓 度极大值 C^{*}(t) 超过预设的浓度阈值 C_{max} 时,则认为机器人到达了源附近,结束源定位过程,否 则,认为机器人陷入了局部浓度极值区域。然后,机器人重启烟羽发现算法逃离局部浓度极值区 域,直到检测到新 C^{*}(t) 超过 C_{mn},则切换到烟羽跟踪模式。

2 实验设计

2.1 实验方案设计

如图 2 所示,为了验证在室内弱气流环境下三维溯源的有效性以及对比三维和二维溯源的性能,在实验开始前设置了 1.05 m 和 0.75 m 2 种源高度。在每种源高度下,分别计划开展 15 组三维和二维溯源实验,共计 60 组实验。实验过程中,二维溯源机器人传感器固定在 1.05 m 高度。



图 2 实验方案设计图 Fig. 2 Experimental scheme design

2.2 多机器人溯源系统

本研究基于课题组之前开发的多机器人二维溯源系统新开发了1套多机器人三维溯源系统, 该系统机器人上的传感器可在0.5~1.5 m内受控移动。每台二维溯源机器人(图3(a))均配备1种用 于搭载和移动的机器人底盘(Kobuki Turtlebot2),用于定位和导航机器人的激光测距雷达(RPlidarA2), 用于监测和收集气流速度与方向的超声波风速风向仪(Windsonic, Gill,传感器精度:风速(12± 0.24) m·s⁻¹,风向±3°),以及用于监测和收集乙醇蒸汽浓度的气体传感器 MICS-5524((267±8) mg·m⁻³, 响应时间小于2 s)。

三维溯源机器人(图 3(b))的基础配置跟二 维溯源机器人类似,包括机器人底盘,激光测 距雷达,超声波风速风向仪和气体传感器。三 维机器人与二维机器人的显著区别是设计了可 以使传感器在高度上受控移动的三维运载模 组。三维运载模组用于控制风速风向仪与气体 传感器在垂直高度方向上的移动。三维运载模 组的运行逻辑为:首先启动并初始化机器人, 待气体传感器将收集到的浓度信息传送给工控 机,工控机根据相应的运行策略计算出下一步 传感器要到达的目标高度;然后根据此刻激光 测距传感器测得的传感器的高度来计算出需要 上下移动的距离;最后换算出直流电机需要的 转向和圈数,如此迭代更新,不断控制传感器 在不同高度上的移动。



Fig. 3 Configuration of two-dimensional and threedimensional source localization robot

2.3 实验场地及源设置

本研究的溯源实验在城市建设学院生产实训基地 (图 4(a)) 开展,其中机器人活动范围限定为 7.65 m×4.1 m(图 4(b))。在本研究中,由于乙醇无毒、易挥发、易获取、价格低廉等特性被选来作为 示踪气体。在实验过程中使用水浴箱 (保持 65 ℃ 恒温) 加热含有乙醇液体的烧瓶,生成的乙醇蒸汽 通过与气泵相连的橡胶管输送到源位置。实验过程中乙醇以 12.5 mg·s⁻¹ 的速率恒定释放。



图 4 实验场地图 Fig. 4 Map of the experimental site

2.4 实验流程

在每次源定位实验前,将门窗打开进行通风,直至室内乙醇浓度低于10.3 mg·m⁻³,以保证每 次实验开始前的情况基本一致。在实验过程中,室内通风设备全部关闭,门窗也均呈关闭状态, 以营造1个无主导气流的室内弱气流环境。在实验开始时,3个机器人分别从起始位置 S1、S2、 S3 出发(图 4(b)),机器人采用"走-停-走"的行进策略,即机器人每向前走1步,均需要停留一段时 间,以便收集浓度信息,机器人每移动1步均会共享各自的位置信息和浓度信息,然后根据共享 的信息代入各阶段的算法计算出各机器人下一步所需抵达的位置。在烟羽发现阶段,各机器人以 烟羽发现算法更新自己的位置,一旦某个机器人测得的烟羽浓度超过所设的烟羽发现的阈值,各 机器人则进入烟羽追踪阶段,在该阶段,3台机器人的位置信息和浓度信息每行进一步都会带入 式(1)~式(4)来计算更新局部最优位置和全局最优位置,以此来规划机器人的路径。

三维溯源与二维溯源不同的是,机器人每次停留,其三维运载模组均在高度上移动一段距离 (0~0.08 m),以采集不同高度上的浓度信息,其中在烟羽发现阶段固定移动 0.08 m,在烟羽追踪和 源确认阶段,每一步将根据 3 台机器人所处位置的高度和浓度通过标准粒子群算法计算出下一步 在高度上移动的最优距离。在机器人溯源过程中,如果浓度最大值在 5 步内保持不变,则视为自 己被困在了局部浓度极值区域,此时转为源确认算法。当实验结束时,如果定位误差小于或等于 0.5 m,则视为实验成功。此外,为控制每次实验的耗时和保障溯源过程的效率,若机器人在 50 步 (二维溯源约为 15 min,三维溯源约为 20 min)内无法找到源位置,则溯源实验终止,并宣布实验失败。

3 结果与讨论

3.1 实验结果分析

为了验证三维溯源的有效性,以及在源高度未知的场景中二维溯源是否仍然适用,在室内弱 气流环境下,本研究利用 SPSO 方法进行源定位实验。针对 1.05 m 和 0.75 m 2 种源高度,共开展了 60 组溯源实验,结果如表 1 所示。由表 1 可见,对于 2 种源高度,三维溯源的实验结果差别很 小。在源高度为 1.05 m 和 0.75 m 时,三维溯源实验分别成功完成了 9 组和 8 组,成功率分别为 60% 和 53.3%。上述实验结果验证了三维溯源的有效性,同时表现出三维溯源对不同源高度的较好 适应性。此外,以上研究结果也表明,在弱气流环境中三维溯源的成功率仍不是很理想,还有待 进一步提高。

表 1 源在不同高度释放时二维溯源和三维溯源实验结果统计

Table 1 Statistics of two-dimensional and three-dimensional source localization experiment results							
when the source was released at different heights							
溯源类型	源高度/m	成功组数/总组数	成功率/%	平均定位步数/步	平均定位时长/s		

溯源类型	源高度/m	成功组数/总组数	成功率/%	平均定位步数/步	平均定位时长/s	
三 维溯酒	1.05	9/15	60.0	30.0	762	
	0.75	8/15	53.3	32.8	815	
一始湖酒	1.05	12/15	80.0	16.0	318	
	0.75	4/15	26.7	42.0	734	

对比三维溯源和二维溯源实验结果可以发现,当源高度为1.05m时,即源高度与二维溯源传 感器高度相同时,二维溯源不仅成功率(80%)明显高于三维溯源的成功率(60%),而且平均定位步 数(16步)和平均定位时长(318s)也明显低于三维溯源的平均定位步数(30步)和平均定位时长(762s)。 当源高度为0.75m时,即源高度与二维溯源传感器高度不同时,从成功率和平均定位步数以及平 均定位时间来看,三维溯源性能仅略有降低,但二维溯源的性能却显著下降,尤其是成功率已从 80% 陡降至26.7%,虽然此工况下二维溯源平均定位时长要低于三维溯源,但如此低的成功率已经 不能满足实际应用需求。上述对比进一步说明,对于源高度未知的场景,三维溯源具有较高的适应性,而二维溯源却不具备类似的适应性。

由表2可见,二维溯源和三维溯源的失败实验多是由于定位误差超过了0.5m,主要因为室内 弱气流环境缺少主导气流且受湍流主控,实验区域内很容易形成多个浓度局部极值区域,导致机 器人难以跳出,以至于最后在远离源的位置宣告了源的存在。对于源高度为0.75m的二维溯源失 败实验多是因为机器人传感器高度为1.05m固定不变,以至于难以在这一高度上持续追踪从源处 释放的酒精蒸汽的烟羽。

表 2 源在不同高度释放时二维溯源和三维溯源失败实验结果统计 Table 2 Statistics of two-dimensional and three-dimensional source localization failure experiment results when the source was released at different heights

溯源类型	源高度/m	总失败组数/组	定位偏差超0.5 m组数/组 定位步数超50步组数/组
三维溯源	1.05	6	4 2
	0.75	7	4 3
二维溯源	1.05	3	2 1
	0.75	11	3 8

3.2 源定位过程分析

1) 在源高度 0.75 m 时成功的三维溯源实验。图 5 展示了 1 组利用 3 台三维溯源机器人在实训 中心三楼实验区域中,使用 SPSO 方法进行三维溯源并成功定位恒定源的实验过程以及机器人每 1 步检测到的最大浓度平均值。在实验过程中,从起始点出发到最终定位目标源,机器人主要经历 了烟羽发现、烟羽追踪、第 1 次陷入并逃离局部极值区域、烟羽重发现以及源确认阶段,共用了 27 步。



实验开始前,3台机器人首先进行初始化,机器人移动到预先设置的出发位置。实验开始 后,机器人从起始位置采用发现搜索策略出发,烟羽是由R1在第6步发现的,此时R1的信息采 集模块高度为0.76m。在此组实验过程中,R1第6步发现烟羽后,整个机器人群便切换到烟羽追 踪阶段,开始执行 SPSO 算法。开始烟羽追踪后,第9步时,R1在0.81m高度检测到1个较大的 浓度平均值,接着 R1 开始在附近继续移动搜索以找到更高的浓度值,R2 和 R3 则开始不断向 R1 靠近。在接下来的 5 步中,3 台机器人均未检测到更高的浓度均值,表明此时机器人已经陷入 了局部浓度极值区,并采用浓度极大值方法进行源确认。但 R1 在第 9 步检测到的较高浓度平均值 小于之前设定的源确认浓度阈值 C_{max},根据浓度极大值方法,机器人判定找到了 1 个局部浓度极值 区。为了更好地逃离局部浓度极值区并再次搜索到更高的浓度,机器人再次采用发散搜索策略去 移动探索。在第 19 步时,R2 检测到了 1 个更高的浓度值,3 台机器人再次进入烟羽追踪阶段。在 第 21 步时,R2 检测到 1 个较高的浓度平均值,并已经到达了源位置附近。然后 R2 对其周边领域 进行搜索,试图找到 1 个更高的浓度均值,R1 和 R3 则不断向 R2 靠近,直到第 27 步时,机器人群 均未找到 1 个更高的浓度均值。机器人立即开始采用浓度极大值方法进行源确认,判断出第 22 步测得的浓度大于设定的 C_{max},故判定机器人已经成功定位到了释放源,终止源定位过程。此时,机器人确定的源位置 (全局最优位置) 与真实源位置之间的距离为 0.32 m(小于 0.5 m),表明这组源 定位实验成功完成。

2) 在源高度 0.75 m 时失败的二维溯源实验。在源释放高度为 0.75 m 时,机器人从预先设定的 起始位置按固定角度出发,按直线发散搜索策略前进。第 14 步时,R3 发现烟羽,随后进入烟羽追 踪阶段;第 26 步时,机器人群找到了 1 个局部浓度极值区,并根据浓度极大值方法判定机器人已 经陷入该区域,随后采用发散搜索策略跳出,进入烟羽再发现阶段;第 31 步时,机器人重新检测 到 1 个较高的浓度均值,开始进行烟羽追踪,但在接下来直到源定位过程结束均未找到更高的浓度 值,又因第 31 步的浓度值未到达源确认的阈值,故判定此组源定位实验失败 (图 6)。



进一步分析这组失败的实验案例可以发现,在二维溯源机器人上的传感器高度低于源释放高 度时,即使机器人与源的距离会很近甚至是小于 0.5 m,但在该位置不能检测到更高的浓度均值来 取代已测得的较高的浓度均值,从而导致机器人接下来朝远离源的方向行进,最后终止了源定位 过程。这说明,室内弱气流环境下风速风向无规律变化会使源附近的流场和气体浓度出现较大的 波动,让机器人有时检测不到较高的浓度均值。此外,由于乙醇蒸汽的密度较大而发生下沉,可 能使机器人在高于源释放高度上难以持续追踪其烟羽,从而导致源定位失败。

4 结论

1) 在源高度为 1.05 m 和 0.75 m 时各开展了 15 组三维溯源实验。结果表明, SPSO 方法能够适

用于室内弱气流环境下的三维溯源,并且对不同的源高度具有良好的适应性,故其能够应用于源 高度未知的场景;此外,在室内弱气流环境中三维溯源的成功率还有待提高。

2) 当三维溯源的源高度 (1.05 m) 与二维溯源的传感器高度相同时,二维溯源的性能明显优于 三维溯源;但当源高度 (0.75 m) 与二维溯源传感器高度不同时,二维溯源的成功率 (26.7%) 已不能 满足现实需求,说明二维溯源并不能适应不同的源高度,因而也难以将其应用于源高度未知的场 景中。

3) 当源高度 (0.75 m) 低于二维溯源的传感器高度时,三维和二维溯源的源定位过程显示,三 维溯源通过主动调节传感器高度更易于检测到乙醇蒸汽,而二维溯源则因为传感器的高度固定而 难以检测到乙醇蒸汽,这也说明在室内弱气流环境中三维溯源比二维溯源更能够适应源高度未知 的场景。

参考文献

[1] LANDRIGAN P J. Air pollution and health[J]. The Lancet Public Health, 2017, 2(1): 4-5.

- [2] FERRETTI L, WYMANT C, KENDALL M, et al. Quantifying SARS-CoV-2 transmission suggests epidemic control with digital contact tracing[J]. Science, 2020, 368(6491): 619-620.
- [3] ALEXANDER D A, KLEIN S. Biochemical terrorism: too awful to contemplate, too serious to ignore: Subjective literature review[J]. The British Journal of Psychiatry, 2003, 183(6): 491-497.
- [4] CAI H, LONG W D, LI X T, et al. Evaluating emergency ventilation strategies under different contaminant source locations and evacuation modes by efficiency factor of contaminant source (EFCS)[J]. Building and Environment, 2010, 45(2): 485-497.
- [5] 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.
- [6] YANG Y B, FENG Q L, CAL 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.
- [7] LIU D, ZHAO F Y, WANG H Q, et al. History source identification of airborne pollutant dispersions in a slot ventilated building enclosure[J]. International Journal of Thermal Sciences, 2013, 64: 81-92.
- [8] FONTANINI A D, VAIDYA U, GANAPATHYSUBANMANIAN B. A methodology for optimal placement of sensors in enclosed environments: A dynamical systems approach[J]. Building and Environment, 2016, 100: 145-161.
- [9] ZHANG T T, LI H, WANG S. Inversely tracking indoor airborne particles to locate their release sources[J]. Atmospheric Environment, 2012, 55: 328-338.
- [10] 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.
- [11] FRICKE G M, ASPERTI-BOURSIN F, HEXKER J, et al. From microbiology to microcontrollers: robot search patterns inspired by T cell movement[C]//Artificial Life Conference Proceedings 13. One Rogers Street, Cambridge, MA 02142-1209 USA journals-info@ mit. edu: MIT Press, 2013: 1009-1016..
- [12] NURAZAMAN S G, MATSUMOTO Y, NAKAMURA Y, et al. 'Yuragi'-based adaptive mobile robot search with and without gradient sensing: from bacterial chemotaxis to a levy walk[J]. Advanced Robotics, 2011, 25(16): 2019-2037.
- [13] ISHIDA H, HAYASHI K, TACAKUSAKI M, et al. Odour-source localization system mimicking behaviour of silkworm moth[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 1995, 51(2/3): 225-230.

- [14] HAYES A T, MARTINOLI A, GOODMAN R M. Distributed odor source localization[J]. Ieee Sensors J, 2002, 2(3): 260-271.
- [15] JATMIKO W, SEKIYAMA K, FUKUDA T. A pso-based mobile robot for odor source localization in dynamic advectiondiffusion with obstacles environment: Theory, simulation and measurement[J]. Computational Intelligence Magazine, 2007, 2(2): 37-51.
- [16] LOCHMATTER T, RAEMY X, MATTHEY L, et al. A comparison of casting and spiraling algorithms for odor source localization in laminar flow[C]//International Conference on Robotics and Automation, 2008: 1138-1143.
- [17] FERRI G, CASELLI E, MATTOLI V, et al. SPIRAL: A novel biologically-inspired algorithm for gas/odor source localization in an indoor environment with no strong airflow[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2009, 57(4): 393-402.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] LIU X, LI F, CAI H, et al. Dynamical source term estimation in a multi-compartment building under time-varying airflow[J]. Building and Environment, 2019, 160: 106162.
- [21] MA T, LIU S, XIAO H. Location of natural gas leakage sources on offshore platform by a multi-robot system using particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2020, 84: 103636.
- [22] FENG Q, CAI H, LI F, et al. An improved particle swarm optimization method for locating time-varying indoor particle sources[J]. Building and environment, 2019, 147: 146-157.
- [23] FENG Q, CAI H, YANG Y, 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.
- [24] YANG Y, ZHANG B, FENG Q, et al. Towards locating time-varying indoor particle sources: development of two multi-robot olfaction methods based on whale optimization algorithm[J]. Building and Environment, 2019, 166: 106413.
- [25] FERRI G, CASELLI E, MATTOLI V, et al. SPIRAL: A novel biologically-inspired algorithm for gas/odor source localization in an indoor environment with no strong airflow[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2009, 57(4): 393-402.
- [26] LILIENTHAL A, REIMANN D, ZELL A. Gas source tracing with a mobile robot using an adapted moth strategy[M]. Autonome Mobile Systeme 2003: 150-160.
- [27] FERRI G, CASELLI E, MATTOLI V, et al. Explorative particle swarm optimization method for gas/odor source localization in an indoor environment with no strong airflow[C]//International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), 2007: 841-846.
- [28] LILIENTHAL A, DUCKETT T. Experimental analysis of gas-sensitive Braitenberg vehicles[J]. Advanced Robotics, 2004, 18(8): 817-834.
- [29] LILIENTHAL A, ZELL A, WANDEL M, et al. Sensing odour sources in indoor environments without a constant airflow by a mobile robot[C]//Proceedings 2001 ICRA. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2001, 4: 4005-4010.
- [30] FERRI G, CASELLI E, MATTOLI V, et al. A biologically-inspired algorithm implemented on a new highly flexible multiagent platform for gas source localization[C]//The First IEEE/RAS-EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics, 2006: 573-578.
- [31] FENG Q L, CAI H, LI F, et al. Locating time-varying contaminant sources in 3D indoor environments with three typical ventilation systems using a multi-robot active olfaction method[C]//Building Simulation. Springer Berlin Heidelberg, 2018, 11(3): 597-611.

- [32] OSÓRIO L, CABRITA G, MARQUES L. Mobile Robot Odor Plume Tracking using Three Dimensional Information[C]//ECMR. 2011: 165-170.
- [33] 李吉功. 室外时变气流环境下机器人气味源定位[D]. 天津: 天津大学, 2010.
- [34] 赵泽宇, 蒲明博, 王彦钦, 等. 广义折反射定律[J]. 光电工程, 2017, 44(2): 129-139.
- [35] FENG Q L, CAI H, CHEN Z, 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.

(责任编辑:曲娜)

Experimental research on multi robot three-dimensional source localization of gas pollution sources in indoor weak airflow environment

BAO Gaogui¹, CAI Hao^{1,*}, ZHANG Boyuan¹, JIANG Jianzhong², LI Fei¹, JING Xiaogong²

1. College of Urban Construction, Nanjing Tech University, Nanjing 210009, China

2. Research Institute of National Defense Engineering, Academy of Military Sciences of the Chinese people's Liberation Army, Beijing 100036, China

*Corresponding author, E-mail: caihao@njtech.edu.cn

Indoor weak airflow environment usually refers to the indoor environment without ventilation or Abstract poor ventilation. The existing experimental research on robot source localization in indoor weak airflow environment is two-dimensional source localization by a single robot. The success rate and efficiency of single robot two-dimensional source localization are low, and it may not be able to cope with the scene of unknown source height in real application. In view of the above limitations, a multi robot three-dimensional source localization system composed of three robots was developed. The sensors of each robot could move under control in the height range of 0.5 m~1.5 m. At the same time, a three-dimensional source localization method based on particle swarm optimization (SPSO method) was proposed. 60 groups of source positioning experiments were carried out in a training center and the range of robot activity was 7.65 m \times 4.1m, the height of sensor was 1.05 m when two-dimensional source localization experiments were carried out. At the source heights of 1.05 m and 0.75 m, the success rates of three-dimensional source localization were 60% (9/15) and 53.3% (8/15), and the average localization steps were 30 and 32.8 steps, respectively. The success rates of twodimensional source localization were 80% (12/15) and 26.7% (4/15), and the average number of localization steps was 16 and 42, respectively. The results show that: in the indoor weak airflow environment, SPSO method had good adaptability to the three-dimensional source localization at different source heights, and could be applied to the scene with unknown source height, but its success rate needed to be improved. For twodimensional source localization, SPSO method could be applied to the scene with known source height, but not to the scene with unknown source height.

Keywords indoor weak airflow environment; pollution source localization; robot olfaction; three dimensional source localization method; particle swarm optimization algorithm