

利用多机器人定位室内周期性污染源的实验研究

姜明瑞¹, 廖禹¹, 姜文青², 杨洲³, 蔡浩¹, 奉祁林⁴, 王强⁵, 杨艺斌⁶

(1. 南京工业大学 城市建设学院, 南京 211800; 2. 南京工业大学 计算机科学与技术学院, 南京 211800;

3. 南京工业大学 能源科学与工程学院, 南京 211800; 4. 军事科学院 国防工程研究院, 北京 100850;

5. 中国人民解放军 32182 部队 100042; 6. 陆军工程学院 国防工程学院, 南京 210007)

[摘要] 确定室内污染源的位置对于保障室内空气质量及环境安全均具有重要意义。针对机械通风室内稳定流场中时变污染源的定位问题, 本文提出了一种基于改进粒子群算法的多机器人嗅觉方法(UPSO)并通过实验验证了该方法的有效性。在实验中, 以周期性时变源为对象, 利用风扇营造稳定流场环境, 通过3台机器人进行源定位实验。针对两个典型的源位置CS1(下风区)和CS2(回流区), 利用UPSO方法分别开展了15组独立实验, 分别成功了15组和12组(成功率分别为100%和80%), 说明UPSO方法具有较高的成功率。进而针对源位置CS1, 利用基于标准粒子群算法的源定位方法(SPSO)进行实验, 该方法仅成功了2组(成功率为13.3%)。对比UPSO和SPSO方法的实验结果说明了本文方法的成功率明显高于SPSO方法, SPSO由于成功率较低尚不能满足实际应用的需求。

[关键词] 时变污染源; 机械通风; 源定位; 移动机器人嗅觉; 室内环境

[中图分类号] TU831

[文献标识码] A

Experimental Study on Locating Periodic Indoor Contaminant Source by Using Multiple Robots

JIANG Mingrui¹, LIAO Yu¹, JIANG Wenqing², YANG Zhou³, CAI Hao¹, FENG Qilin⁴,
WANG Qiang⁵, YANG Yibin⁶

(1. College of Urban Construction, Nanjing Tech University, Nanjing 211800, China; 2. College of Computer Science and Technology, Nanjing Tech University, Nanjing 211800, China; 3. College of Energy Science and Engineering,

Nanjing Tech University, Nanjing 211800, China; 4. Research Institute for National Defense Engineering of Academy of Military Science PLA China, Beijing 100850, China; 5. The 32182 Troop of PLA 100042;

6. College of National Defense Engineering, Army Engineering University, Nanjing 210007, China)

Abstract: Locating indoor contaminant sources is important for ensuring indoor air quality and environmental safety. This study presented a particle swarm optimization (PSO) algorithm based multi-robot olfaction method (UPSO) for locating time-varying contaminant source in the indoor steady flow field with mechanical ventilation, and verified the effectiveness of UPSO through experiments. In the experiment, three robots were used to locate the periodic time-varying source in a steady flow field produced by a fan. For the two typical source locations CS1 (downwind zone) and CS2 (recirculation zone), 15 and 12 experiments out of 15 experiments by using the UPSO method were successful, with success rates of 100% and 80%, respectively, indicating a high success rate of UPSO. For CS1, 15 experiments were conducted by using the method based on the standard particle swarm optimization algorithm (SPSO), only 2 experiments were successful, with the success rate of 13.3%. A comparison of the experimental results of UPSO and SPSO methods indicated that the UPSO method performs much better than SPSO in terms of success rate, and SPSO method cannot meet the requirements of practical applications due to its low success rate.

Keywords: time-varying contaminant source, mechanical ventilation, source localization, mobile robot olfaction, indoor environment

[收稿日期] 2019-09-25

[修回日期] 2019-10-21

[基金项目] 国家重点基础研究发展计划(973计划“燃(油)气泄漏爆燃灾害安全性基础研究”(2015CB058000); 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); 江苏省大学生创新创业训练计划项目(201910291029Z)

[作者简介] 姜明瑞(1997-), 男, 在读本科生

[通讯作者] 蔡浩(1976-), 男, 博士, 教授

[联系方式] caihao@njtech.edu.cn

[编辑部收稿邮箱] bj365@126.com

0 引言

污染物或危险物质在室内空气中的传播,不仅会破坏室内空气品质、危害室内人员身体健康,甚至会造成严重的人员伤亡和巨大财产损失。例如2003年SARS流行病疫情导致774人死亡^[1]、2009年H1N1流行病疫情侵袭了200多个国家,病例多达17483例^[2]。在现代社会中,人们大致有90%的时间在室内度过^[3],因此对室内环境中污染源的定位对于保障室内空气品质、控制空气传播疾病、应对生化恐怖袭击、处置危险物质泄漏等均具有极其重要的意义。

根据污染源的释放特性,可大致将室内污染源分为释放速率不随时间变化的恒定源和释放速率随时间变化的时变源两大类^[4]。在实际应用中,大部分污染物的释放速率是随时间发生变化的。常见的时变源包括衰减源、递增源和周期性源等。另外,从理论上讲,恒定源可视作为时变源的一种特例,因而对时变源的定位具有更重要的理论意义和更广阔的应用价值^[5]。

现有的源定位方法大致可分为两大类:固定传感器网络方法和移动机器人嗅觉方法。固定传感器网络方法通过在室内布置单个或多个传感器,基于传感器检测到的污染物浓度来确定污染物的泄漏位置。根据研究思路的不同可以把固定传感器网络方法分为正向求解方法和反向求解方法。前者是通过提前模拟各种潜在的污染物泄漏场景,并将污染物浓度存储在数据库中,当污染物发生泄漏后,通过匹配存储的污染物浓度数据来确定泄漏源的位置^[6-7]。后者是通过反向求解污染物扩散的控制方程来确定泄漏源的位置^[8-9]。采用固定传感器网络方法,需要预先布置传感器,因而难以应用于需要快速布置传感器的应急场合(如突发事件和人为蓄意攻击)或者传感器网络在自然或人为灾害中受到破坏的场合。此外,这类方法依赖于对污染物扩散过程的数值模拟,也难以应用于环境信息(如建筑大小、障碍物和通风方式)不确定的未知场合。

移动机器人嗅觉方法利用携带传感器的移动机器人进行主动寻源^[10-11]。与第一类方法相比,该方法具有时效性高和灵活性强的特点^[12-13]。根据机器人的数量不同可以将机器人嗅觉方法分为单机器人嗅觉方法和多机器人嗅觉方法。前者通常是基

于仿生学策略,比如大肠杆菌算法^[14]、飞蛾算法^[15]、真涡虫算法^[16]和Hex-Path算法^[14]等;后者通常是基于群体智能思想,典型的方法有遗传算法^[17]、粒子群优化算法(PSO)^[18-19]和蚁群优化算法^[20-21]等。与单机器人方法相比,多机器人寻源方法具有鲁棒性强、搜索效率高和可扩展性强等优点^[22]。

目前,针对室内环境的机器人嗅觉研究主要集中于解决恒定源的定位问题,还未见采用机器人嗅觉方法定位室内时变源的报道。相比于恒定源,时变源会加剧室内污染物浓度场的动态变化,这不仅导致室内形成更多的浓度局部极值区(局部浓度高于周围环境的区域),而且会增加机器人持续追踪污染物烟羽的难度。

为有效解决时变源的定位问题,本文提出了1种基于改进粒子群算法的多机器人嗅觉方法(UPSO),并开发了1套多机器人源定位系统对方法的有效性进行了验证。实验利用3台移动机器人,针对2个典型的源位置CS1(下风区)和CS2(回流区)采用UPSO方法分别进行了15组独立实验。在此基础上,针对源位置CS1,又利用基于标准粒子群算法的源定位方法(SPSO)进行了15组独立实验,用于方法间对比。

1 基于改进 PSO 算法的时变污染源定位方法

本文提出的方法有3种基本的运动模式:1)烟羽发现模式:污染物释放后,多个机器人同时从初始位置出发,采用烟羽发现算法,根据发散搜索策略,多个机器人以相同的速度并等角度间隔地朝不同方向直线移动,在短时间内扩大搜寻范围,直至有1台机器人检测到特定污染物;2)烟羽跟踪模式:当某台机器人发现烟羽后,多台机器人采用烟羽跟踪算法,持续跟踪烟羽,直到机器人陷入局部极值区(局部浓度高于周围环境的区域);3)源确认模式:机器人陷入局部极值区后,采用源确认算法,根据浓度极大值原理判断是否找到了真实的源。

除上述3种模式所对应的3种算法外,还加入了机器人避障算法。该算法根据反射定律使机器人能够尽快远离障碍物,并且规定若机器人计算出的下一步位置与其他机器人的当前位置和下一步位置发生冲突或者超出实验区边界,则机器人向相反方

向移动一步,从而减少机器人与机器人之间以及机器人与障碍物之间的碰撞,避障算法内容详见^[23]。

本文提出的方法的流程如图1所示。首先,多台机器人同时从起点位置出发。当任意一台机器人探测到的浓度 C_{ij} (i 为机器人序号, j 为机器人当前行进步数)高于设定的阈值 C_d 时,所有机器人将从烟羽发现模式切换为烟羽跟踪模式。在烟羽跟踪过程中,所有机器人曾检测到的浓度值的最大值被称为全局最优值,对应的位置被称为全局最优位置。机器人进入局部极值区后将触发源确认机制。如果全局最优值大于设定的源确认阈值 C_a ,机器人则认为源确认成功,结束此次实验,并将最新的全局最优位置记录为源位置。否则,机器人将判定该位置为局部最优位置,然后触发局部极值跳出机制,机器人重新切换为烟羽发现模式,直至源确认成功。寻源结束后,通过机器人判定的源位置与实际的源位置之间的距离来判断源定位是否成功。

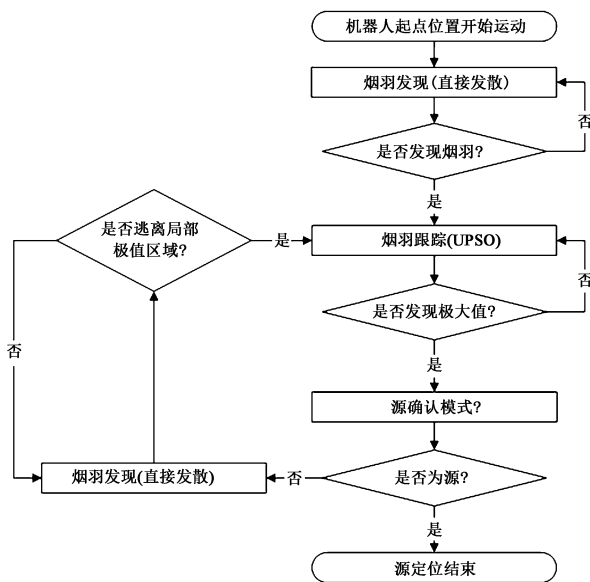


图1 多机器人嗅觉 UPSO 方法的流程图

用于进行方法间对比的标准粒子群算法如下^[24]:

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

$$V_i(t + \Delta t) = \omega \times V_i(t) + l_1 \times r_1 \times (P_i^*(t) - P_i(t)) + l_2 \times r_2 \times (P_g^*(t) - P_i(t)) + l_3 \times r_3 \times V_i^u \quad (2)$$

式中: $P_i(t)$ 、 $V_i(t)$ 分别为第 i 台机器人在 t 时刻的位置和 t 至 $t + \Delta t$ 时刻的平均速度向量; Δt 为时间步

长; ω 、 l_1 、 l_2 分别设置为1.0、2.0和2.0^[23,25]; r_1 和 r_2 为区间 $[0, 1]$ 内的一个随机数; $P_i^*(t)$ 和 $P_g^*(t)$ 分别为从0到 t 时刻机器人的局部最优位置和全局最优位置。

在标准粒子群算法的基础上,本文进一步引入了风速信息,以提高机器人源定位的性能^[13,18]。下面是第 i 台机器人更新速度向量的公式见式(3):

$$V_i(t + \Delta t) = \omega \times V_i(t) + l_1 \times r_1 \times (P_i^*(t) - P_i(t)) + l_2 \times r_2 \times (P_g^*(t) - P_i(t)) + l_3 \times r_3 \times V_i^u \quad (3)$$

式中: l_1 、 l_2 和 l_3 均用于反映风速对机器人速度向量的影响程度,本文设置为3,使机器人更倾向于朝着逆风方向运动^[26]; r_1 、 r_2 和 r_3 均为区间 $[0, 1]$ 内的随机数; $P_i^*(t)$ 是从0到 t 时刻,每一时间步长多台机器人中检测浓度最大值的机器人对应的位置; $P_g^*(t)$ 是从0到 t 时刻,所有时间步长中多台机器人中检测浓度最大值的机器人对应的位置; V_i^u 为风速向量,其表达式见式(4):

$$V_i^u = \begin{cases} -V_{\max} \times V_i^s / |V_i^s| & |V_i^s| \geq V_{\min}^s \\ V_{\max} \times V_r & |V_i^s| < V_{\min}^s \end{cases} \quad (4)$$

式中: V_{\max} 为机器人最大运动速度; V_i^s 为第 i 台机器人在 t 时刻获得的风速向量; V_r 为一个在 $[-1, 1]$ 区间内的随机方向向量; V_{\min}^s 为机器人风速风向仪的测量阈值。当风速小于测量阈值时,风速风向仪读数的可信度大幅降低,故取随机向量作为此时的风速向量。

2 实验设置

实验场地设置在一间6.6 m × 4.9 m的实验室中(图2)。实验室分为2个功能区:一是工作区(1.3 m × 4.9 m),用于放置源释放装置、风扇及办公桌椅;二是实验区(5.3 m × 4.9 m),用于开展源定位实验。在实验中,开启风扇并保持风扇朝向不变,同时关闭所有门窗,以营造一个稳定的机械通风环境。

在实验中利用3台Turtlebot2移动机器人来验证本文方法的有效性。每台机器人都搭载1个高精度激光测距雷达(RPlidar A1),1台工控机,1台风速风向仪(Windsonic,响应时间:0.25 s,风速精度:±2% @ 12 m/s,风向精度:±3% @ 12 m/s),1个

气体传感器(MICS 5524 ,响应时间: 2 s 精度: $\pm 3\%$ @ 130 ppm) 。实验过程中 ,机器人每步的采样时间为 6 s ,采样频率为 1 Hz。3 台机器人起点坐标分别为 SP1(0.7 m ,1.4 m) ,SP2(1.05 m ,1.05 m) ,SP3(1.4 m ,0.7 m) (图 2b) 。机器人的最大移动步长为 0.4 m ,每次移动耗时不超过 10 s。

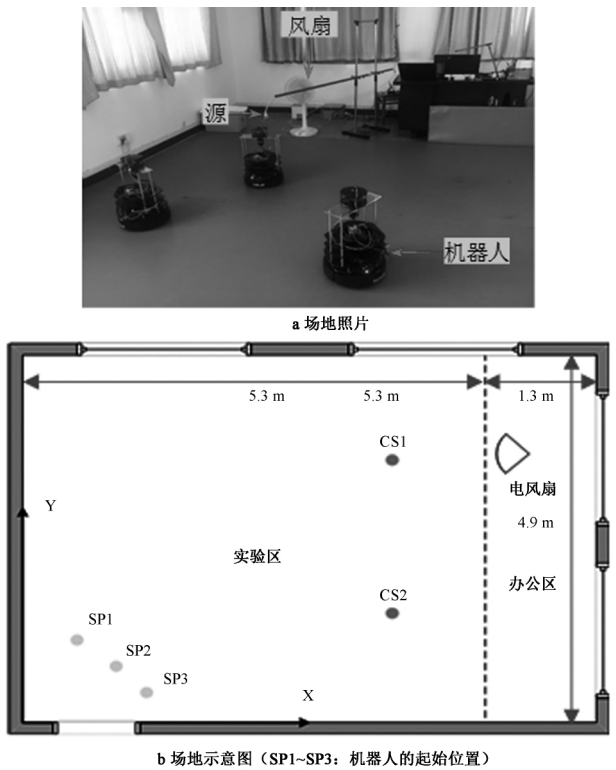
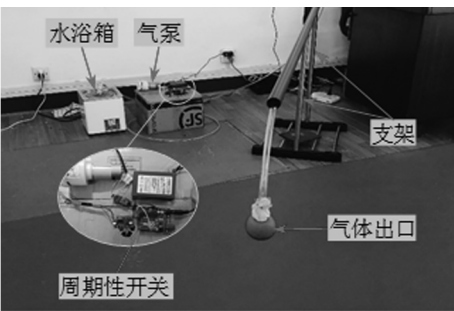


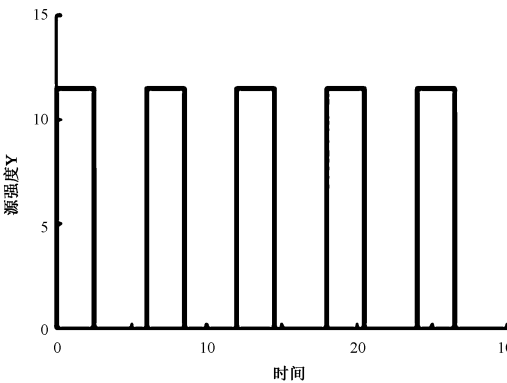
图 2 实验场地(SP1 ~ SP3: 机器人的起始位置)

实验采用了低毒、易挥发、易检测的酒精蒸汽作为示踪气体^[27]。首先利用恒温水浴箱加热(60 ℃) 酒精液体 ,以加快酒精蒸发 ,然后利用气泵和塑料软管将加热产生的酒精蒸汽输送到指定位置。为了模拟人体周期性呼吸源^[28] ,设置了 1 种周期性的开关来控制酒精释放量(图 3a) ,其释放强度变化如图 3b。为测试源位置对源定位的影响 ,设置了 2 个不同的源位置: CS1 和 CS2(高度均为 60 cm) 。CS1 位于电风扇正前方的场地右上方 ,受送风影响大 ,属于下风区 ,坐标为(4.2 m ,1.7 m) 。CS2 位于距离电风扇较远的场地右下方 ,受送风影响小 ,属于回流区 ,坐标为(4.2 m ,3.5 m) (图 2b) 。

实验中设定烟羽发现阈值 C_d 为 12 ppm ,源确认阈值 C_a 为 40 ppm。若多个机器人全局最优位置在 5 步内变化小于等于 0.4 m ,机器人则判断已陷



a 实物照片



b 源释放强度

图 3 周期性源释放装置

入局部极值区。此外 ,为避免单次实验耗时过多 ,如果机器人移动步数达到 50 步(约 15 min) ,则终止实验并认为源定位失败。实验结束后 ,若机器人找到的源位置距离实际的源位置不超过 0.5 m ,则认为源定位成功 ,否则认为源定位失败。

3 结果与讨论

3.1 方法验证

为验证本文所提出的 UPSO 方法的可行性 ,本文在 2 个典型的源位置 CS1 和 CS2 分别进行了 15 组实验 ,实验结果如表 1 所示。当源位置为 CS1 时 ,15 组实验全部成功 ,成功率为 100%。当源位置为 CS2 时 ,12 组实验成功 ,成功率为 80%。实验结果表明本文所提出的 UPSO 方法能够在稳定流场环境中成功定位到周期性污染源 ,并且具有较高的成功率。

表 1 采用 UPSO 方法的源定位实验结果统计

源位置	源定位方法	成功组数/总组数	成功率	平均定位步数	定位步数方差
CS1	UPSO 方法	15/15	100%	27.4	8.59
CS2	UPSO 方法	12/15	80%	25.2	8.17

3.1.1 源位于下风区的成功实验

图 4 展示了当源位于下风区 CS1 时的一组源定位成功的实验过程以及 3 台机器人 (R1 ~ R3) 在每一步中检测的平均浓度的最大值。

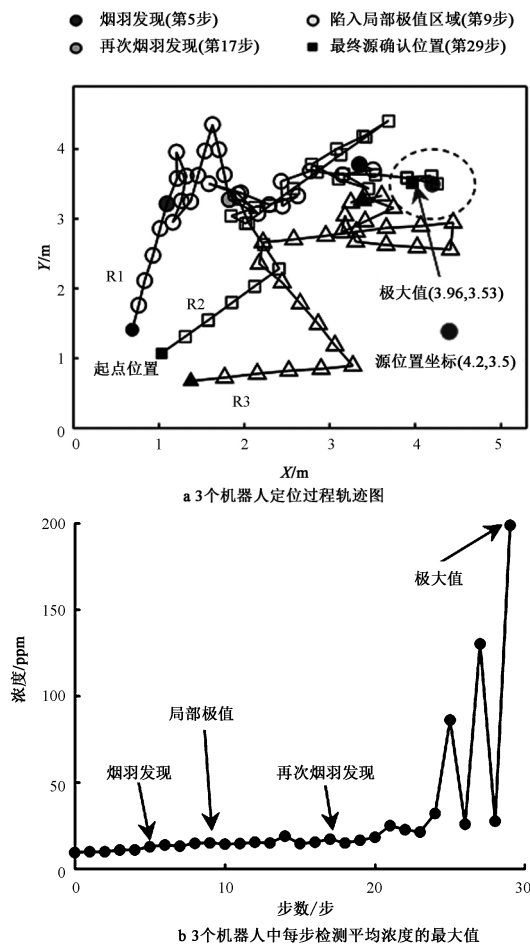


图 4 源位于下风区 (CS1) 采用 UPSO 方法的成功实验结果

机器人从起点出发后,沿直线进行发散。在第 5 步,R1 发现了烟羽,R1 ~ R3 进入烟羽跟踪过程;在第 6 步,R1 检测到 1 个较大的浓度平均值,随后在此区域附近展开搜索,同时 R2 和 R3 向 R1 不断靠拢。直到第 9 步,R1 检测到的浓度平均值(15.23 ppm,小于 C_a) 略高于第 6 步的检测值,但此时 R1 的位置与第 6 步的位置距离为 0.37 m(小于 1 个步长 0.4 m)。R1 ~ R3 根据极大值源确认方法,判断已陷入了 1 个局部极值区,随后 R1 ~ R3 采用发散策略逃离局部极值区,并尝试寻找更大的浓度值。在第 17 步后,R1 ~ R3 成功跳出局部极值,并重新开始跟踪烟羽。

在第 24 步,R2 检测到较大的浓度平均值,并已

经到达了源附近(图 4a)。随后,R2 在源附近进行搜索,试图寻找更大的浓度,同时 R1 和 R3 也会不断向 R2 靠近。在第 29 步,R2 在源附近检测到更大的浓度平均值。随后,R1 ~ R3 根据浓度极大值判断方法进行源确认,并判断出已经成功地找到了源,源定位结束。机器人确定的源位置与源的实际位置之间的距离为 0.24 m(小于 0.5 m),说明此次源定位实验成功。

3.1.2 源位于回流区的成功实验

图 5 展示了当源位于回流区 CS2 时的 1 组源定位成功的实验过程以及 3 台机器人 (R1 ~ R3) 在每一步中检测的平均浓度的最大值。在整个源定位过程中,每个机器人均移动了 21 步,经历了烟羽发现、烟羽跟踪、陷入局部极值区、逃离局部极值区、再次发现烟羽、再次烟羽跟踪和源确认这一系列过程。

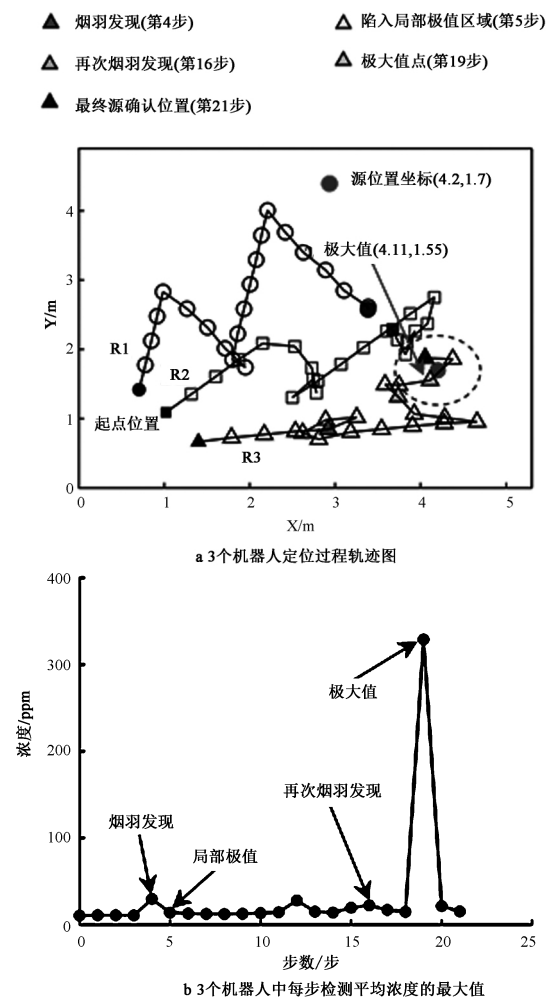


图 5 源位于回流区 (CS2) 采用 UPSO 方法的成功实验结果

机器人从起点出发后,沿直线进行发散。在第4步,R3发现了烟羽,R1~R3进入烟羽跟踪过程;此后,由于3台机器人并没有检测到比第4步大的浓度值,而且R3机器人移动的范围小于0.5 m,此时3台机器人判断它们已陷入了局部极值区,开始进行发散,试图逃离局部极值区。在第16步,R3机器人再次发现烟羽,R1和R2机器人开始向R3机器人所在位置行进。在第19步,R3机器人在源释放位置附近检测到极大值,根据极大值判定方法进行源确认,并判断出已经成功地找到了源。源定位结束。机器人确定的源位置与源的实际位置之间的距离为0.17 m(小于0.5 m),说明此次源定位实验成功。

3.1.3 源位于回流区的失败实验

图6展示了当源位于回流区CS2时的1组源定位失败的实验过程以及3台机器人在每一步中检测的平均浓度的最大值。在整个源定位过程中,每个机器人均移动了39步,经历了烟羽发现、烟羽跟踪、陷入局部极值区、逃离局部极值区、再次发现烟羽、再次烟羽跟踪和源确认这一系列过程。

机器人从起点出发后,沿直线进行发散。在第5步,R2发现了烟羽,R1~R3进入烟羽跟踪过程;接下来,R2在第14步检测到一个较大值,R1和R3同时向R2行进,在第12步到第16步这一过程中,处于全局最优位置的R2移动范围在0.4 m以内,机器人判断它们已经陷入了局部极值区,随后采用烟羽发散策略逃离局部极值区。在第23步,3台机器人重新开始进行烟羽跟踪。在第24步,3台机器人再次陷入局部极值区。在第32步,R2检测到较大值,此时R2再次发现烟羽,随即切换至烟羽跟踪模式。在第36步,R1检测到极大值,触发了源定位机制。R1检测的浓度值为104.91 ppm(大于 C_a),机器人判断它们已经找到了源。由于机器人确定的源位置与源的实际位置之间的距离为0.77 m(大于0.5 m),说明此次源定位实验失败。

对源定位过程进行深入分析可以发现,R1在第35步时,已经非常接近源,但其检测到的浓度值却比第34步更小,则R1向远离源的方向行进。并且在第36步,R1检测到新的极大值,以至于R1继续沿着远离源的方向行进。在之后的过程中,R1并没有能够检测到比第36步更大的浓度值。虽然R1的最终结束位置在源周围0.5 m范围内,但根据源

- 烟羽发现(第5步)
- 陷入局部极值区域(第14步和第24步)
- ▣ 再次烟羽发现(第23步和第32步)
- 极大值点(第36步)
- 最终源确认位置(第39步)

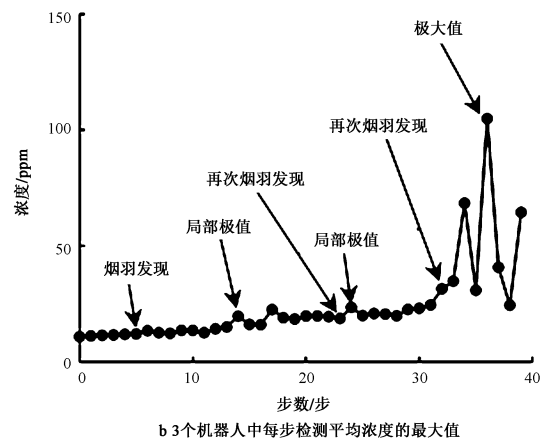
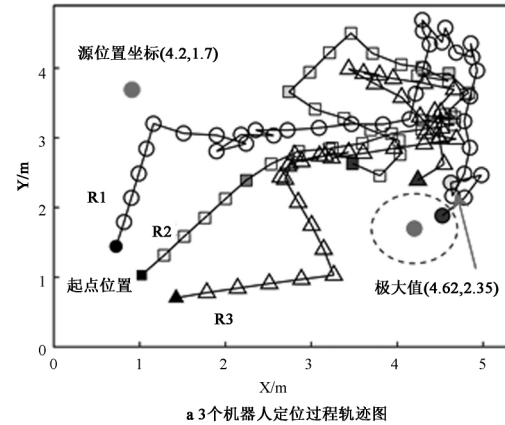


图6 源位于回流区(CS2)采用UPSO方法的失败实验结果

确认机制,检测到极大值的机器人位置不在源周围0.5 m范围内,说明此次源定位实验失败。

3.2 方法间对比

由于源位置CS1在下风区,其附近浓度受风影响较大且污染物扩散更快,所以本文选取该位置进一步对比了UPSO方法和SPSO方法的性能(表2)。为了避免其他因素对实验的影响,除烟羽跟踪采用不同的算法外,SPSO方法的其他设置与UPSO方法一致。

由表2可以看出,采用UPSO方法所取得的成功率可以达到100%,明显高于SPSO方法的13.3%。由于SPSO方法的成功率未超过15%,如此低的成功率使得该方法不能满足实际应用的要求。虽然从定位时间来看,UPSO方法所需的平均定位步数大于SPSO方法的值,但值得注意的是平

均定位步数只统计了源定位成功实验的定位步数。如果源定位方法不能成功定位源,定位时间再短也是没有意义的。从这个角度看,本文提出的 UPSO 方法比 SPSO 方法具有明显的优势。

表 2 UPSO 和 SPSO 方法的实验结果统计

源位置	源定位方法	成功组数/总组数	成功率	平均定位步数	定位步数方差
CS1	UPSO 方法	15/15	100%	27.4	8.59
CS1	SPSO 方法	2/15	13.3%	17.0	1.00

4 结 论

为解决机械通风环境中周期性污染源的定位问题,本文提出了 1 种多机器人嗅觉方法(UPSO)。该方法利用 1 种融合浓度和气流信息的改进粒子群算法来让机器人持续跟踪烟羽,并通过源确认和发散搜索策略来引导机器人跳出局部极值区,并最终找到源。本文进一步开发了多机器人主动寻源系统,以周期性时变源为对象,利用风扇营造稳定流场环境,通过 3 台机器人开展源定位实验,验证了本文方法的有效性,并对比了本文方法与 1 种基于标准粒子算法的源定位方法(SPSO)的性能。通过本文实验研究,可以得到如下结论:

1) 采用 UPSO 方法在 CS1(下风区)和 CS2(回流区)两个典型源位置上分别进行了 15 组实验,并分别成功了 15 组和 12 组,对应的成功率分别为 100% 和 80%。说明 UPSO 方法在机械通风环境下对于定位周期性源具有较高的成功率和可行性。

2) 在源位于 CS1 位置(下风区),采用 SPSO 算法进行了 15 次实验,仅成功了 2 组,成功率为 13.3%。对比 UPSO 方法和 SPSO 方法的实验结果可见,UPSO 方法的成功率远高于 SPSO 方法,而 SPSO 方法由于成功率较低尚不能满足实际应用的需求。

3) 当源位于回流区时,源周围的流场和浓度场比源位于下风区时更为复杂,使得源定位的成功率下降,也使得机器人更容易陷入局部极值区,甚至会出现基于极大浓度值原理的源确认机制产生误判的情况。

[参考文献]

[1] 孙洪芬,刘丽君,谢祎,等. SARS 病人患病 10 年后生活质量调查[J]. 天津护理 2017 25(5): 382-384

[2] 龚震宇,杨小平. 2009 年甲型流感(H1N1)大流行早期国境公共卫生措施的初步评价[J]. 疾病监测,2010,25(8): 677-678

[3] Jin M, Liu S, Schiavon S, et al. Automated mobile sensing: Towards high-granularity agile indoor environmental quality monitoring[J]. Building and Environment, 2018, 127: 268-276

[4] 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

[5] 陈一村,蔡浩,陈志龙,等. 基于主动嗅觉的室内时变污染源定位方法[J]. 解放军理工大学学报(自然科学版),2016,17(3): 257-263

[6] Sreedharan P, Sohn M D, Nazaroff W W, et al. Influence of indoor transport and mixing time scales on the performance of sensor systems for characterizing contaminant releases[J]. Atmospheric Environment, 2007, 41(40): 9530-9542

[7] Bastani A, Haghighat F, Kozinski J A. Contaminant source identification within a building: toward design of immune buildings[J]. Building and Environment, 2012, 51: 320-329

[8] Liu X, Zhai Z. Inverse modeling methods for indoor airborne pollutant tracking: literature review and fundamentals[J]. Indoor air, 2007, 17(6): 419-438

[9] Cai H, Long W, Li X, et al. Decision analysis of emergency ventilation and evacuation strategies against suddenly released contaminant indoors by considering the uncertainty of source locations[J]. Journal of Hazardous Materials, 2010, 178(1-3): 101-114

[10] Kowadlo G, Russell R A. Robot odor localization: a taxonomy and survey[J]. The International Journal of Robotics Research, 2008, 27(8): 869-894

[11] Ishida H, Wada Y, Matsukura H. Chemical sensing in robotic applications: A review[J]. IEEE Sensors Journal, 2012, 12(11): 3163-3173

[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): 1281-1290

[13] 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

[14] Russell R A, Bab-Hadiashar A, Shepherd R L, et al. A comparison of reactive robot chemotaxis algorithms[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2003, 45(2): 83-97

[15] Calvo J M B, i Badia S B, Simó H T, et al. The real-world localization and classification of multiple odours using a biologically based neurorobotics approach[C]//The 2010 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE, 2010: 1-7

(下转第 85 页)

应用的江水源热泵系统复合节能关键技术,充分挖掘水源热泵技术的节能与环保效益的巨大潜力。

[参考文献]

- [1] 田慧峰. 我国地表水水源热泵技术研究及应用现状[J]. 建筑热能通风空调, 2014, (3): 25-29
- [2] 丁勇, 钟云翔, 韩沐辰. 江水源热泵排水系统温度场分析及优化策略[J]. 重庆大学学报, 2014, 37(7): 98-103
- [3] Wang Yong, Kelvin K L Wong, Liu Qinghua, et al. Improvement of energy efficiency for an open-loop surface water source heat pump system via optimal design of water-intake[J]. Energy and Buildings, 2012, 51: 93-100
- [4] Ouyang Heng, Xue Xingsi, Qiu Zongxin, et al. Estimation of River Water Temperature from Air temperature: Using Least Square Method[C]//The Thirteenth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing (IIHMSIP 2017). Matsue, Shimane, Japan, 2018, 81: 264-271
- [5] Pengfei S, Angui L, Xiangyang R, et al. New optimized model for water temperature calculation of river water source heat pump and its application in simulation of energy consumption[J]. Renewable Energy, 2015, 84: 65-73
- [6] Liu Zhaohui, Tan Hongwei, Li Zhenyu. Heating and Cooling Performances of River-Water Source Heat Pump System for Energy Station in Shanghai[J]. Procedia Engineering, 2017, 205: 4071-4081
- [7] Liu Xiaobing, Lu Shilei, Patrick H, et al. A comparative study of the status of GSHP applications in the United States and China[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2015, 48: 558-570
- [8] 张鹏, 逢勇, 石成春, 等. 闽江下游水质变化趋势分析[J]. 水资源保护, 2018, 34(1): 64-69
- [9] 张鹏, 石成春, 逢勇, 等. 闽江下游径流量和北港分流比变化及其对水龄的影响研究[J]. 水资源与水工程学报, 2015, 26(5): 40-45
- [10] 叶燕贻. 水口电站建设对闽江河口区的影响[J]. 水运工程, 2000, 317(6): 33-38
- [11] 肖剑仁. 地源热泵技术在福州地区应用的若干探讨[J]. 制冷与空调, 2011, 111(3): 86-89
- [12] 欧阳恒, 王迪. 福州市闽江水作为水源热泵系统的水源特性研究[J]. 给水排水, 2017, 43(2): 84-89
- [13] 欧阳恒. 福州市闽江水源热泵技术应用基础数据库建设[J]. 福建工程学院学报, 2018, 16(1): 17-21
- [14] 肖剑仁. 某区域水源热泵项目实际运行状况与空调节能技术分析[J]. 供热制冷, 2017, (9): 56-59
- [15] 肖剑仁, 陈震宇. 温湿度独立控制江水源热泵耦合大温差水蓄冷空调系统应用与分析[J]. 暖通空调, 2018, 12(48): 47-53
- [16] 陈华. 海峡文化艺术中心绿色节能技术应用与分析[J]. 建筑节能与绿色建筑, 2018, (2): 57-61
- [17] 戴枫勇, 程永隆, 洪小筠. 闽江下游河床演变水质影响数值模拟[J]. 东北水利水电, 2011, (7): 32-35
- [18] Fraenkel G S, Gunn D L. The Orientation of Animals, Kineses, Taxes and Compass Reactions[M]. Dover Publications, 1961
- [17] Shi Z, Sun J. Mobile robots odor localization with a genetic algorithm [C]//2012 Fourth International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks. IEEE, 2012: 875-878
- [18] 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
- [19] Chen Y, Cai H, Chen Z, 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
- [20] Zou Y, Luo D, Chen W. Swarm robotic odor source localization using ant colony algorithm [C]//2009 IEEE International Conference on Control and Automation. IEEE, 2009: 792-796
- [21] 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
- [22] 薛颂东, 曾建潮. 群机器人研究综述[J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(02): 177-185
- [23] Feng Q, 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[J]. Building Simulation, 2018, 11: 597-611
- [24] Eberhart R, Kennedy J. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of the IEEE international conference on neural networks. IEEE, 1995, 4: 1942-1948
- [25] 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
- [26] Murai A, Matsukura H, Takemura R, et al. Active airflow generation to assist robotic gas source localization: Initial experiments in outdoor environment [J]. ECS Transactions, 2016, 75(16): 65-72
- [27] Kamarudin K, Md Shakaff A Y, 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
- [28] Zhu S, Kato S, Murakami S, et al. Study on inhalation region by means of CFD analysis and experiment [J]. Building and Environment, 2005, 40(10): 1329-1336

(上接第52页)