

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413613

基于时间加权最大似然估计的室内气体源定位方法*

陈泽众^{1,2}, 姚逸卿^{1,2}, 阳 媛^{1,2}, 鲍琳欣^{1,2}

(1. 东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096; 2. 微惯性仪表与先进导航技术教育部重点实验室 南京 210096)

摘 要:利用移动传感器寻找空气中化学气体的源头可应用于安保搜索、灾区救援和建筑环境领域。探讨了在室内环境中利用移动机器人进行气体源定位的问题,提出了一种基于时间加权的最大似然估计算法 TWMLE。该算法基于采样时间加权的机制,通过利用包含气体浓度、风速风向以及自身相对定位的观测样本迭代地估计并趋近局部羽流源位置,有效地应对动态湍流环境中时变的气体和气流分布。同时,基于局部感知窗口方法约束估计位置的可行解空间来保证估计结果可行性,实现在未知环境中对局部羽流的短期估计,有效提升估计稳定性。此外,基于气体检测情况对多次估计结果进行加权平均,有效提升在气体命中时的逆风搜索能力和气味未命中时快速再发现羽流的能力。实验分别在 4 种具备不同气流条件和障碍物分布的模拟环境以及真实环境中进行,所提出的 TWMLE 算法在成功率和搜索表现上优于 infotaxis 算法和 surge-cast 算法。在实际实验中, TWMLE 算法的成功率达到 90.0%, 高于 infotaxis 算法的 80.0% 以及 surge-cast 算法的 60.0%。结果表明,所提出的 TWMLE 算法在复杂室内环境中能够有效定位气体源。

关键词: 气体源定位; 时间加权最大似然估计; 室内湍流环境; 机器人嗅觉

中图分类号: TP391 TP212.9 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4020

A gas source localization method in indoor environments based on time weighted maximum likelihood estimation

Chen Zezhong^{1,2}, Yao Yiqing^{1,2}, Yang Yuan^{1,2}, Bao Linxin^{1,2}

(1. School of Instrument Science&Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China; 2. Key Laboratory of Micro-inertial Instrument and Advanced Navigation Technology of Ministry of Education, Nanjing 210096, China)

Abstract: Utilizing mobile sensors to locate chemical gas sources in the air can be applied to security searches, disaster relief, and building environments. This study investigates the problem of gas source localization using mobile robots in indoor environments and proposes a time-weighted maximum likelihood estimation algorithm (TWMLE). Based on a sampling time-weighting mechanism, the algorithm utilizes the observation samples that contain gas concentration, wind speed, direction, and its relative localization to iteratively estimate and approach the position of local plume source, accommodating the time-varying gas distributions and airflows in dynamic turbulent environments. Meanwhile, this study employs a local sensing window to constrain the feasible solution space of the estimated source location to ensure the feasibility of the estimation results, achieving short-term estimation of local plumes in unknown environments and effectively enhancing estimation stability. Additionally, this study weights average the multiple estimation results based on the gas detection condition, effectively enhancing the ability to search upwind when gas is detected and the ability to quickly rediscover the plume when gas is missed. The experiments are implemented to evaluate the proposed method in four indoor environments with different airflow conditions and obstacles, as well as in a real environment. The proposed TWMLE algorithm outperforms both the infotaxis algorithm and the surge-cast algorithm in terms of success rate and search performance. In the real environment, the success rate of the TWMLE algorithm reaches 90.0%, which is higher than the 80.0% of the infotaxis algorithm and the 60.0% of the surge-cast

收稿日期: 2024-12-20 Received Date: 2024-12-20

* 基金项目: 2022 年度教育部“春晖计划”合作科研项目 (HZKY20220128)、东南大学“至善青年学者”支持计划项目 (2242024RCB0023)、江苏省科技厅创新能力建设计划项目 (BM2023013-4) 资助

algorithm. The results show that the proposed TWMLE algorithm can effectively locate the gas source in complex indoor environments.

Keywords: gas source localization; time weighted maximum likelihood estimation; indoor turbulent environment; robotic olfaction

0 引言

气体源定位(gas source localization, GSL)是确定气体释放源位置的问题^[1]。GSL技术可有效应用于环境空气质量的预防保障^[2]、危险气体泄漏源的定位搜寻^[3]以及在灾害环境中对幸存者的搜寻救援^[4]。在现实世界中GSL是一项具有挑战性的任务,因为气体扩散受到分子扩散和气流传输的组合作用^[5]。因此,气体分布不仅取决于气体源的特征,还取决于受环境影响的气流特征。

现有的GSL方法可分为基于固定传感器网络(stationary sensor networks, SSN)的方法和基于移动机器人嗅觉(mobile robots olfaction, MRO)的方法^[6]。SSN方法根据空间中分布的固定传感器网络获得的气体浓度和气流信息,通过正向或逆向求解底层模型来估计源参数^[7]。这类方法可以远程定位瞬时源和分析气体源的相关参数^[8-9]。目前,许多SSN方法都集中于室内稳态气流中的气体源定位研究,提出了拟可逆性方法^[10]、伪可逆性方法^[11]、贝叶斯概率方法^[12]、人工神经网络方法^[13]和基于优化的方法^[14-15]。目前对于室内动态气流中的源定位问题的研究还很有限。Wang等^[16]提出了一种在室内动态气流环境中定位污染源的逆向方法。尽管SSN方法取得了令人鼓舞的进展,但在实际应用中仍面临以下限制:需要提前了解建筑空间信息并建立仿真模型;需要提前部署气体传感器;基于强假设包括稳态气味分布模型,源释放率不变,气流为层流等^[17]。

MRO基于一个或多个配备气体传感器或辅以气流传感器的移动机器人追踪气体羽流,直到它们接近源头^[18-20]。由于移动方便、环境适应性强和功能性强等优点,MRO近年来得到了广泛的研究^[21]。现有的单机器人GSL算法根据是否基于解析模型可分为两类:反应式方法和概率方法^[22]。

反应式方法根据感知信息确定行为策略,包括梯度算法和仿生算法。基于梯度的算法适用于气体分布有明显梯度信息的扩散主导环境^[23],机器人向梯度上升方向移动。具体算法包括大肠杆菌算法^[24]和十六进制路径算法^[25]。仿生算法模仿生物基于嗅觉的行为来定位气体源^[26]。比如从雄蛾的交配行为中得到启发的surge-cast算法规定机器人在探测到羽流时逆风移动,在丢失羽流时向侧风移动^[27-28]。仿生算法简单、计算效率高,在大部分场景下表现良好。然而,在空间上气体分布不均匀且时间上有间歇性的高湍流环境中,仿生算法几乎不能使机器人持续检测羽流^[29]。

概率方法通过观测环境信息并解析观测模型,生成关于气体源位置的概率分布^[30]。机器人根据概率分布移动。概率分布在机器人连续观察环境期间迭代更新并最终收敛。经典的概率算法包括贝叶斯推理^[31-32]、infotaxis^[33-34]、Entrotaxis^[35]、粒子滤波方法^[36-37]。概率方法不仅可以提供源位置信息,还能提供环境或源特征信息。其次,由于该方法框架是概率性的,因此所提供的信息具有一定的不确定性,这表明了数据的可信度。最后,与其他类型相比,概率算法在底层硬件类型(如静态、移动、单机器人或多机器人)方面更加灵活。因此,概率方法已成为当今GSL的主流研究方法。

但目前的概率方法仍存在问题。首先,大多数概率算法需要环境地图的先验知识来计算气体源在各栅格里的概率,这不适用于实际救援场景^[38]。其次,大多数研究仅在无障碍物的湍流环境中得到验证,而对复杂动态湍流环境的研究较少。针对这些问题,提出了一种时间加权最大似然估计(time weight maximum likelihood estimation, TWMLE)算法。主要贡献有:1)为了解决依赖环境地图先验知识的问题,提出的TWMLE基于观测值的短期相对位置来估计气体源位置,而不需要先验地图信息来计算每个栅格包含源的概率。2)针对动态湍流中羽流分布随时间变化而导致旧观测样本不可靠的问题,提出的TWMLE算法基于采样时间对观测样本加权,以增强对时变羽流的跟踪能力。3)针对复杂场景下气体分布与羽流解析模型不匹配的问题,提出基于局部感知窗口和基于气体检测结果加权平均的约束方法,实现对局部羽流源的短期估计,提高羽流搜索能力和估计的稳定性。

1 气体扩散仿真环境

为了在相同的环境条件下进行多次算法比较实验,需要构建一个气体扩散仿真环境。本研究的气体扩散仿真环境包括气流场和气体分布,其中前者基于计算流体力学(computational fluid dynamics, CFD)计算生成,后者基于细丝烟羽模型生成^[39]。本节主要介绍基于细丝烟羽模型的原理。

Farrell等^[39]根据实际环境中气体羽流的间歇性、蜿蜒性和时变性等物理现象,提出了一种细丝烟羽模型。细丝烟羽模型可以有效地模拟湍流中气体羽流的短期特征和长期暴露统计。

细丝烟羽模型假设气体源连续释放气体烟团,每个气体烟团由多个细丝组成,细丝模型如图1所示。

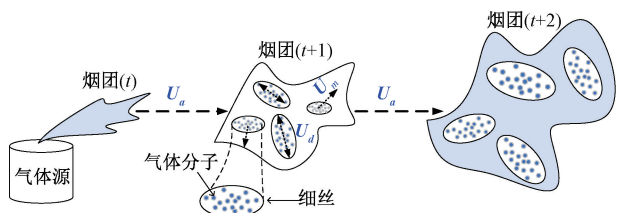


图1 细丝模型

Fig. 1 The schematic of the filament-based model

如图1所示,细丝被建模为分子的三维正态分布。气体在流体中的运动主要受湍流和分子扩散的影响。根据湍流中不同尺度漩涡对气体扩散的影响,细丝的运动速度可分为3部分^[39]:

1) 比烟团尺度大得多的旋涡将烟团作为一个整体输送。由于烟团是由细丝组成的,这种效应可以被模拟为影响细丝运动的平流(U_a)。

2) 与烟团尺度相似的旋涡会导致烟团膨胀和扭曲。该效应可建模为烟团内部的细丝相对于羽流中心线的随机扩散(U_m)。

3) 比烟团尺度小的旋涡影响细丝的尺寸和形状。这种现象可以理解成细丝中的分子扩散,可以将其建模为细丝尺寸随时间缓慢连续增长(U_d)。

考虑作用在烟团上的平流和扩散效应,第*i*个细丝在*t*时刻的速度如式(1)所示。

$$U_{fil,i}(t) = U_{a,i}(t) + U_{m,i}(t) \quad (1)$$

其中, $U_{a,i}(t)$ 、 $U_{m,i}(t)$ 分别表示在*t*时刻作用在第*i*个细丝的平均速度和扩散速度,由基于CFD的FLUENT软件和基于高斯正态分布随机生成,如图2所示。

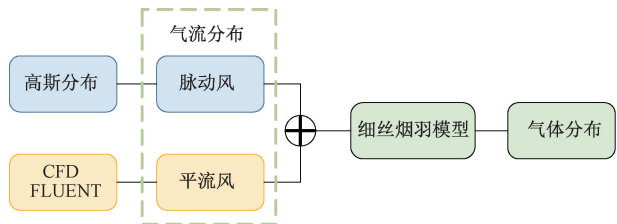


图2 气体扩散模型构建框架

Fig. 2 The construction framework of gas dispersion model

考虑到改变细丝尺度的速度 U_d ,细丝的尺度随时间变化的公式如式(2)所示。

$$R_i(t) = \sqrt{R_i^2(0) + \gamma t} \quad (2)$$

其中, $R_i(t)$ 表示第*i*个细丝在*t*时刻的尺寸参数, γ 常量为细丝的生长率。

根据第*i*个细丝的位置和尺寸参数,进一步计算出第*i*个细丝的气味浓度分布。对于任意时刻*t*,第*i*个细丝在位置 $P(x_i, y_i)$ 处的浓度如式(3)所示。

$$C_i(P, t) = \frac{q}{\sqrt{8\pi^2 R_i^3(t)}} \cdot \exp\left(-\frac{r_i^2(t)}{R_i^2(t)}\right) \frac{\text{molecules}}{\text{cm}^2 \cdot \text{filament}} \quad (3)$$

其中, q 表示每个细丝的分子数量, $r_i(t)$ 是*t*时刻 P 位置与第*i*个细丝之间的欧几里得距离。考虑到细丝被建模为3D正态分布,并且距离细丝中心位置越远浓度越低,因此只考虑距离细丝中心 $3R_i(t)$ 范围内的位置,减少计算量。

*t*时刻 P 位置处的瞬时浓度是所有细丝在该位置处的浓度之和,如式(4)所示。

$$C(P, t) = \sum_{i=1}^N C_i(P, t) \frac{\text{molecules}}{\text{cm}^2} \quad (4)$$

2 时间加权最大似然估计 TWMLE

在本章中,首先介绍静态高斯烟羽模型,因为概率方法是基于解析模型来计算概率的,并且由于细丝模型是通过时间积分生成的气体分布,无法作为解析模型。考虑到在真实环境中,长时间平均的局部气体分布近似符合伪高斯浓度烟羽模型,因此使用Ishida等^[40]提出伪高斯烟羽模型作为解析烟羽模型。其次介绍针对羽流时变性问题所提出的基于时间加权的最大似然估计方法TWMLE。最后介绍基于局部感知窗口和基于风向加权平均的约束方法。

2.1 伪高斯羽流模型

静态烟羽模型描述层流中连续点源的时间平均浓度模型公式如式(5)所示。

$$c(x_i, y_i) = \frac{Q}{2\pi kd} \cdot \exp\left(-\frac{U}{2K}(d - dx)\right) \quad (5)$$

$$dx = (x_i - x_s) \cdot \cos(\beta) + (y_i - y_s) \cdot \sin(\beta) \quad (6)$$

其中,气体源的位置设为 $P(x_s, y_s)$, $c(x_i, y_i)$ 代表点 $P(x_i, y_i)$ 处的气体浓度, Q 常数为气体释放率, d 为 $P(x_i, y_i)$ 到 $P(x_s, y_s)$ 的距离, U 为风速, β 为顺风方向与正*x*轴的夹角, dx 为 $P(x_i, y_i)$ 到 $P(x_s, y_s)$ 的向量在顺风轴上的投影, k 为扩散系数,可以拟合合成与 dx 相关的线性函数。

2.2 基于时间加权的最大似然估计 TWMLE

最大似然估计的思想在于,希望从所有参数 $\{\theta_i | i = 1, \dots, n\}$ 中找出能最大概率生成已知观测样本 $\{s_i | i = 1, \dots, n\}$ 的参数 θ_i 作为估计结果。在本研究中,观测样本 $s_i = \{x_i, y_i, Co_i, u_i, wd_i\}$ 是包含采样点的坐标,气体浓度,风速,风向的向量。估计参数 $\theta_i = \{x_s, y_s, Q, a, b\}$ 是包含气味源坐标,气体释放率和扩散系数相关参数的向量。通过对似然函数 $L(\theta | s)$ 求极大值便可求得可能性最大的气源位置估计值。

考虑到满足高斯分布 $N(\mu, \sigma^2)$ 的噪声 n_i , 观测样本 s_i 的气体浓度 Co_i 如式(7)所示。

$$Co_i = c(\theta) + n_i = \frac{Q}{2\pi kd} \cdot \exp\left(\frac{-U}{2K}(d - dx)\right) + n_i \quad (7)$$

其中, $c(\theta)$ 为基于羽流模型计算得到的气体浓度。为简便计算, 将方程(7)归一化为正态分布 $N(0, 1)$ 。

$$(Co_i - \mu)/\sigma = (C(\theta) + n_i - \mu)/\sigma \quad (8)$$

其中, $\sigma^2 = \sigma_M^2 + \sigma_D^2$, σ_M 和 σ_D 分别表示模型和测量误差的标准差, 假设两个误差均呈正态分布, 均值 μ 设为0。设定 $D_i = (Co_i - \mu)/\sigma$, $C_i = c(\theta)/\sigma$, $s_i = (n_i - \mu)/\sigma$, 即:

$$f(s_i; \theta) = f(D_i - C_i; \theta) = f(\zeta_i; \theta) \sim N(0, 1) \quad (9)$$

样本 s_i 的概率密度函数 $f(s_i; \theta)$ 如式(10)所示。

$$f(s_i; \theta) = \exp(-(D_i - C_i)^2/2)/\sqrt{2\pi} \quad (10)$$

由于环境中湍流程度越高, 气体浓度和风向的变化频率越高。因此在动态湍流的环境中, 越早的观测样本与当前环境情况的匹配程度越小, 换句话说这个样本数据越不可靠。为了解决观测样本在湍流环境中的不可靠性问题, 基于采样时间对观测样本的概率密度函数进行加权。样本 s_i 的采样时间越新, 权重 w_i 越大。

$$w_i = \exp((T_i - T_{new})/a) \quad (11)$$

其中, T_i 为样本 s_i 的采样时间, T_{new} 为最新样本的采样时间。为了提高新样本权重的同时旧样本的权重不至于太小, 通过调整 a 的值来调整样本间权重的梯度。根据经验, a 在 5 ~ 10 之间有良好的结果, 本研究设置 $a = 5$ 。

关于 θ 的似然函数 $L(\theta|s)$ 等于观测样本 $\{s_i | i = 1, \dots, n\}$ 的联合概率密度函数。

$$L(\theta|s) = \prod_{i=1}^n f(s_i; \theta) = \prod_{i=1}^n \exp(-(D_i - C_i)^2/2)/\sqrt{2\pi} \quad (12)$$

为了便于计算, 将加权似然函数对数化。

$$\ln[L(\theta|s)] = \sum_{i=1}^n \frac{-1}{2} (\ln(2\pi) + w_i \cdot (D_i - C_i)^2) \quad (13)$$

由于 $-N \cdot \ln(2\pi)/2$ 不随参数变化, 可以忽略, 简化后的对数加权似然函数为:

$$\ln L(\theta|s) = \frac{-1}{2} \sum_{i=1}^n \exp\left(\frac{T_i - T_{new}}{a}\right) \cdot (D_i - C_i)^2 \quad (14)$$

通过求偏导使得 $\ln L(\theta|s)$ 值最大, 即求出气体源估计位置 $P(x_s, y_s)$ 。

需要注意的是, 因为研究中使用时间平均羽流模型, 样本需要用固定时间窗口内的观测平均值表示。因此, 为了采集一个样本, 机器人在每个目标点停止 2 s, 然后计算在 10 Hz 下采集的观测值的平均值(即总共 20 个浓度值)。

2.3 基于局部感知窗口和气体检测加权平均的约束方法

在复杂气流环境比如动态湍流中, 气体分布与上述的伪高斯烟羽模型并不匹配, 因此为了约束估计结果符合局部羽流特征, 提出基于局部感知窗口和风向加权平均来约束 TWML 的估计结果。设定 W 为机器人的局部感知窗口, 是以机器人为中心的 $n \times m$ 的矩形区域。在机器人移动的过程中, 更新 W 边界值 $\{x_{left}, x_{right}, y_{up}, y_{down}\}$ 以及感知范围中的障碍物分布, 并将其作为参数估计的边界约束条件。当源估计位置处于 W 范围之外或者在障碍物范围内, 则舍弃该估计结果, 从而限定气体源估计位置在范围 W 内。

为了减少单次估计误差过大对搜索带来的影响, 本研究基于气体检测情况对多次估计结果进行加权平均。基于同一观测样本并解算多次加权最大似然函数获得 n 个气体源估计位置 $\{P_i(x_s, y_s) | i = 1, \dots, n\}$ 之后, 基于气体检测情况对该 n 个估计位置进行加权平均以获得更有利于羽流搜索的气体源估计位置 P_{goal} 。

$$P_{goal} = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot P_i(x_s, y_s) \quad (15)$$

当气体命中时即气体浓度高于给定阈值, 权值 λ 的计算依赖于测量的局部风向和从机器人位置 P_{robot} 到气体源估计位置 $P(x_s, y_s)$ 的矢量所形成的角度 ω 。由于逆风方向的栅格在前一时刻包含气体烟团的概率是最大的, 并且对于远离逆风方向的 ω 值对称减小, 因此将该概率建模为包裹正态分布。

$$\lambda = p(\omega) \sim WN(wd_t, \sigma_h^2) \quad (16)$$

$$\omega = \arccos(\overrightarrow{P_r P_i} \cdot wd_t / \|\overrightarrow{P_r P_i}\| \|wd_t\|) \quad (17)$$

其中, wd_t 是 t 时刻在当前位置测量的逆风方向, $\overrightarrow{P_r P_i}$ 是从机器人位置 P_{robot} 指向气体源估计位置 $P_i(x_s, y_s)$ 的矢量。该分布的标准偏差 σ_h 是一个必须根据传感器的可靠性和气流的稳定性设置的参数。根据经验, σ_h 设置为 0.5 ~ 2 rad 范围内的值不会对算法的行为产生太大影响。

当机器人未命中气体时, 风速的测量结果不会提供太多信息, 无法保证气体源处于顺风方向。因此反转风向测量值的操作无法产生可靠的估计。相反, 如果未命中, 则将认为机器人自上次命中气体以来已经朝着错误的方向移动, 从而降低了同一方向上的概率。同样, 当未命中时, 权重值 λ 建模为包裹正态分布。

$$\lambda = p(\omega) \sim WN(\phi_t, \sigma_m^2) \quad (18)$$

$$\omega = \arccos(\overrightarrow{P_r P_i} \cdot \phi_t / \|\overrightarrow{P_r P_i}\| \|\phi_t\|) \quad (19)$$

其中, 使用从当前机器人位置 P_{robot} 指向上次命中位置 $P_{lastHit}$ 的矢量 ϕ_t 来代替风向 wd_t 。由于命中往往比未命中提供更多关于源位置的信息, 因此 σ_m 的值需要高于 σ_h 的值。根据经验观察到, $\sigma_m = \sigma_h + 0.5$ 的值会产生良好的结果。

3 实验与分析

3.1 实验设置

本节介绍了 TWMLE 方法在 4 种不同气体扩散环境下的模拟实验,并与两种最流行的先进算法 surge-cast 和 infotaxis 进行了比较。surge-cast 算法基于感知-反应的框架,当检测到气体时逆风跟踪羽流,未检测时垂直风向搜索羽流。infotaxis 算法的工作原理是最大化预期信息增益,也就是说,机器人将移动到能获得尽可能多信息的目标点。这两种算法已经在广泛的环境条件下取得了良好的结果^[41]。

基于一个专门为机器人嗅觉设计的三维气体扩散仿真工具 GADEN^[42]进行模拟实验。该仿真工具基于第 2 章中所述的步骤,通过开源计算流体动力学工具 FLUENT 计算气流分布,并基于细丝烟羽模型生成相应

的气体分布。据报道,模拟的气体羽流与现实非常吻合^[35]。对于感知系统,模拟机器人配备了气体传感器和二维风速计。这些传感器都受到噪声的影响,其中气体传感器加上读数的 $\pm 5\%$ 的高斯误差,风速加上 $\pm 0.3\text{ m/s}$ 的高斯误差,风向加上 $\pm 2^\circ$ 的高斯误差。这些误差与市场上常见的传感器的典型误差相近。

4 个模拟实验的俯视图如图 3 所示,每个环境中都具有一个以稳定速率释放气体的源。其中五角星为气体源头,颗粒物为气体细丝。环境 1~3 的房间尺寸一致。实验 1 是在一个具有稳态风的空旷房间里进行的,空间里的气流和气体分布稳定。实验 2 与 1 不同的是,在房间中央有一个障碍物,可以打断气体羽流并使其弯曲。实验 3 在一个具有动态风的空旷房间里进行的,风速风向随时间变化,气流紊乱,气体羽流呈现稀疏,蜿蜒和时变的特性。实验 4 在一个更大的环境中进行,具有更复杂的几何形状,稳态风通过多个通风口进入到房间里,形成连续的羽流。

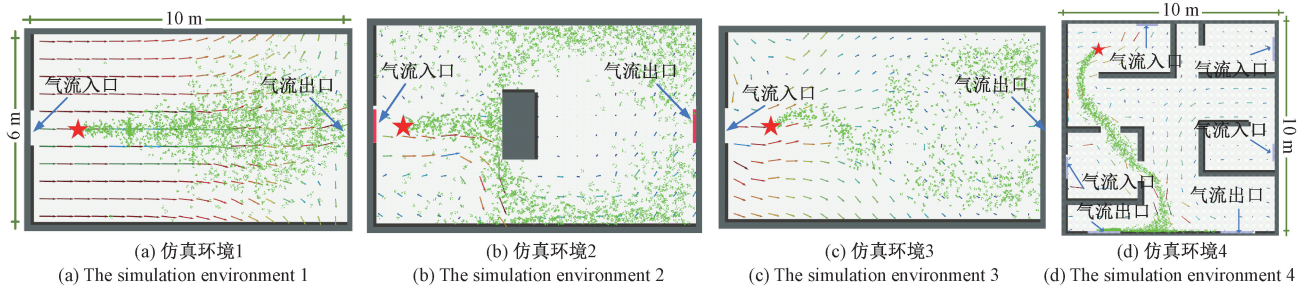


图 3 基于细丝模型的 4 种仿真环境
Fig. 3 Four simulation environments based on the filament mod

- 基于 TWMLE 的 GSL 过程的步骤包括:
- 1) 初始化算法和气体扩散模型的所有参数。
 - 2) 机器人采用 Spiral 遍历策略发现羽流^[43]。
 - 3) 一旦机器人检测到浓度大于气体传感器阈值的羽流,它将启动计时器。
 - 4) 如果机器人用于估计的所有观测样本均未检测到任何浓度,则认为其已彻底离开羽流并返回 2),否则进入 5)。
 - 5) 机器人基于 TWMLE 方法跟踪羽流。
 - 6) 如果机器人进入距离气体源 0.5 m 的范围,则认为机器人成功找到气源。如果时间超过设定的阈值(本研究中为 300 s),则视为搜索失败。

3.2 模拟实验结果

首先比较了不同环境下样本窗口大小对 TWMLE 方法的影响。样本窗口大小的定义是用于似然估计的样本数。实验评估样本窗口大小为 2、5、10、30 和 100 以进行比较。如图 4 所示,样本窗口大小 2 在环境 1、2 和 4 中表现良好。然而,在复杂风场环境 3 中,成功率和路径性能都表现出显著的下降。当样本窗口大小为 5 时,3 种

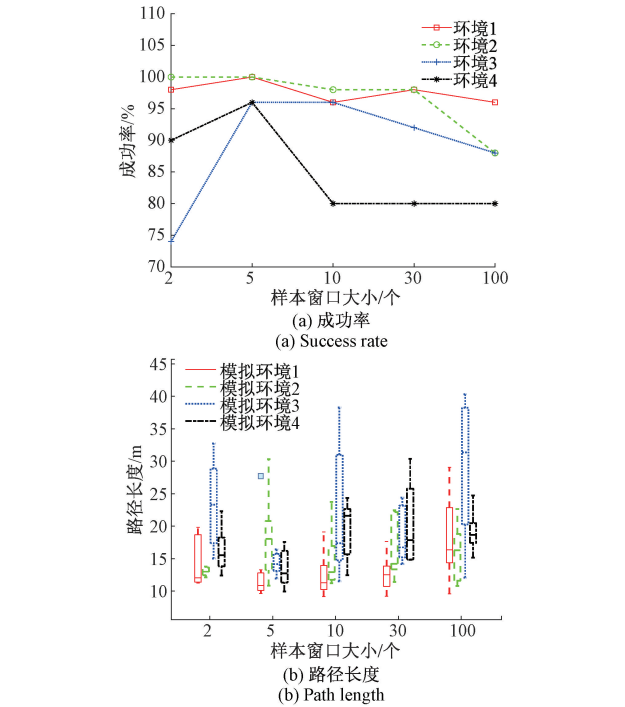


图 4 样本窗口大小对算法估计结果的影响
Fig. 4 The influence of sample window size on algorithms

环境下的成功率最高,路径距离较短。样本窗口大小从 10 开始,成功率和路径性能随着样本数的增加而下降。

造成以上结果的原因是函数中的未知参数有 5 个。在气流较为稳定的环境 1、2 和 4 中,两个样本也可以较好地估算出局部羽流的分布方向,从而较好地跟踪羽流。然而,在环境 3 的时变风场中,气流紊乱,需要至少 5 个样本才能准确估计出正确的风向,否则一旦脱离羽流就容易导致丢失过去的状态从而远离羽流范围。此外,考虑到气体分布随时间变化以及解析模型与环境中的气体分布不匹配的问题,样本窗口过大使得旧样本对估计结果产生错误的影响,反而导致性能下降。因此样本窗口大小的选择应视流场情况而定,本研究选定 5 个样本作为后续实验的样本窗口大小。

其次验证基于局部感知窗口方法约束后的估计方向更稳定、准确。如图 5 所示,虚线矩形为地图范围,实线矩形为局部感知窗口 W 的范围。无约束时,有些气体源估计位置超出了地图范围并且估计方向误差较大,而在局部感知窗口约束下,估计结果都在 W 范围内,并且估计方向大致正确,能准确有效地指引机器人搜索羽流。

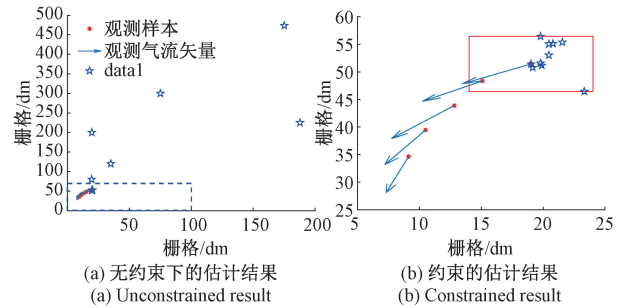


图 5 基于局部感知窗口的估计约束

Fig. 5 Estimation constraint base on local perception window

最后,验证一下基于风向的加权平均后的气体源估计方向能更有效地引导机器人搜索羽流。为了更直观地观察气体分布,基于气体浓度进行了绘制,如图 6 所示,其中箭头为环境中气流矢量。图 6(a)显示了某时刻气体命中时的估计结果,有一部分估计目标点处于羽流内而另一部分则处于羽流外。可以明显看到,基于风向加权平均后的估计结果指向逆风方向且引导机器人趋近真实气体源位置,而平均估计位置受到了错误估计结果的影响,反而引导机器人脱离羽流。图 6(b)显示了气体未命中的估计结果,在未命中的情况下,加权平均后的估计结果受少数在顺风向并且处于羽流内的估计目标的主要影响,引导机器人回到羽流,而平均的估计结果则引导机器人向逆风方向探索,反而更加偏离羽流范围。从气体未命中的情况中也可以得出 TWMLE 本身具备在脱离羽流后进行“掉头”倾向的结论,而基于风向加权平均的操作加大倾向程度。虽然“掉头”操作会增加搜索过程中

的距离开销,但能够有效地帮助机器人重新回到烟羽范围,避免彻底丢失烟羽信息。

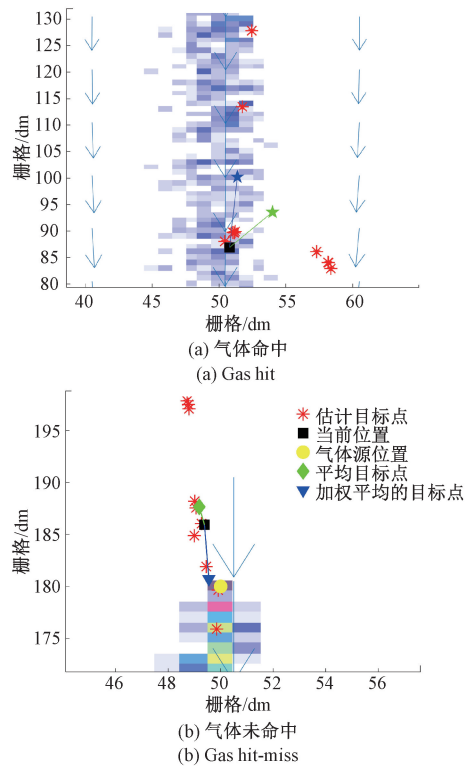


图 6 基于风向加权平均估计

Fig. 6 Weighted average estimation based on wind direction

在 4 个模拟环境中比较 TWMLE 与 infotaxis 和 surge-cast 的效果。每种方法分别进行 30 次重复实验并计算其成功率以及搜索成功的距离和时间开销。

如图 7 和表 1 所示,3 种算法在模拟环境 1 中的表现类似,成功率都是 100%,其中所提出的 TWMLE 算法在路径长度和时间花费上和 infotaxis 算法相近且优于 surge-cast 算法。在这种无障碍物的稳态气流环境中,风向信息明显,尤其是在羽流内部基本同向,导致不论是基于参数估计的 TWMLE 算法,还是基于获取最大信息增益的 infotaxis 算法和基于逆风向搜索的 surge-cast 算法都是大致以逆风向从起点向气体源位置进行搜索。

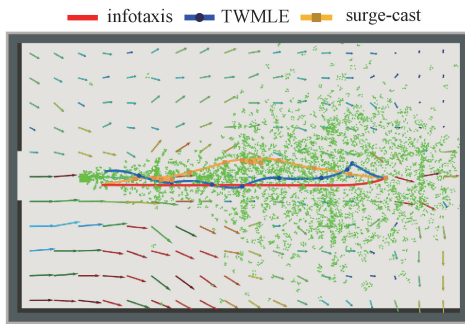


图 7 3 种算法在环境 1 中的搜索路径

Fig. 7 Search paths of three algorithms in environment 1

表 1 环境 1 的实验结果

Table 1 Experimental results of environment 1

算法	成功率/%	路径距离/m	时间花费/s
TWMLE	100	10.55±2.97	98.27±34.47
infotaxis	100	9.94±4.89	91.98±47.82
surge-cast	100	11.86±3.75	126.10±73.18

如图 8 和表 2 所示,在模拟环境 2 中 TWMLE 和 infotaxis 算法的成功率大于 surge-cast 算法。这是因为障碍物的存在导致气流往两边流向,改变了风向和气体分布,并且在房间右半部分,因为气流的对冲导致气流紊乱。基于当前观测样本的 surge-cast 算法容易受到紊乱气流的影响而脱离羽流范围,导致搜索的失败。而 TWMLE 和 infotaxis 都具有过去状态的记忆,即使受到气流紊乱的影响,但基于历史观测样本能够引导机器人掉头重新回到羽流范围中。

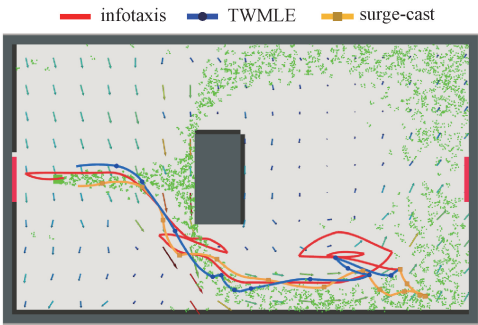


图 8 3 种算法在环境 2 中的搜索路径

Fig. 8 Search paths of three algorithms in environment 2

表 2 环境 2 的实验结果

Table 2 Experimental results of environment 2

算法	成功率/%	路径距离/m	时间花费/s
TWMLE	100	18.07±5.68	143.09±56.56
infotaxis	100	19.88±6.71	170.43±41.32
surge-cast	90.0	14.20±3.19	137.66±68.93

实验 3 模拟风速风向随时间变化的动态气流环境。如图 9 和表 3 所示,TWMLE 不论是在成功率还是在搜索表现上都优于其他两个算法。由于 TWMLE 算法基于时间和风向加权,能够更好地应对风向的改变,不容易脱离羽流范围。infotaxis 算法受到动态风的影响,不仅需要探索更多目标点来获取足够的信息而且容易陷入徘徊导致搜索失败。surge-cast 算法容易跟随时变的风向进行绕圈移动或者陷入徘徊而导致搜索失败。

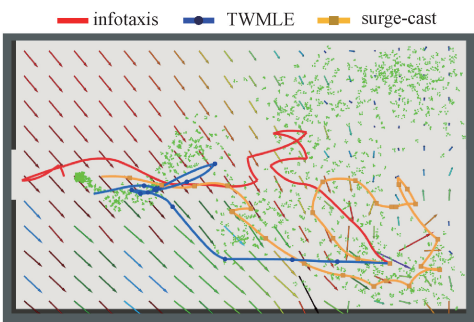


图 9 3 种算法在环境 3 中的搜索路径

Fig. 9 Search paths of three algorithms in environment 3

表 3 环境 3 的实验结果

Table 3 Experimental results of environment 3

算法	成功率/%	路径距离/m	时间花费/s
TWMLE	93.3	14.25±5.31	102.97±48.47
infotaxis	80.0	19.56±7.43	211.13±73.78
surge-cast	30.0	17.96±7.75	147.40±43.17

环境 4 模拟一个复杂的室内 GSL 场景。气流通过多个通风口进入到房间里面,气体扩散成符合房间几何形状分布。如图 10 和表 4 所示,TWMLE 算法在复杂的障碍物环境中依旧有着良好的表现。TWMLE 和 infotaxis 算法由于算法的特性,都可以引导机器人在搜索羽流的过程汇总避开房间中的障碍物,并且即使脱离了羽流也能快速回到预留范围内。surge-cast 算法若能保持在羽流范围内则可以顺利且快速地引导机器人达到气体源位置,但倘若脱离了羽流范围,则因为这复杂的障碍物分布容易导致再发现操作需要绕过一大段距离重新回到羽流范围甚至彻底丢失羽流,因此搜索失败。

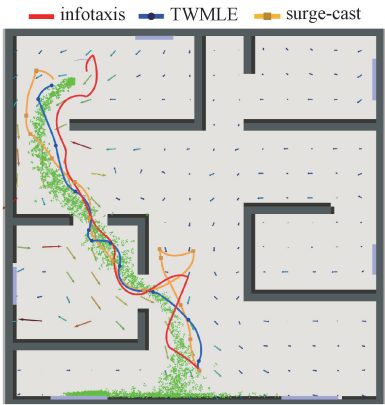


图 10 3 种算法在环境 4 中的搜索路径

Fig. 10 Search paths of three algorithms in environment 4

表 4 环境 4 的实验结果

Table 4 Experimental results of environment 4

算法	成功率/%	路径距离/m	时间花费/s
TWMLE	96.7	19.47±8.74	162.68±43.73
infotaxis	93.3	21.51±5.63	166.89±58.86
surge-cast	63.3	20.43±5.92	151.87±42.28

可以看到在风场较为稳定的环境 1、2、4 中,所提出的 TWMLE 算法的定位气体源的成功率都大于或等于 infotaxis 和 surge-cast 算法,在搜索路径和时间花费上也表现良好。而在动态风的环境 3 中,TWMLE 算法的成功率远高于另两种算法。这是因为 TWMLE 算法基于采样时间赋予样本权重,越新的样本具有更高的置信度,因此在动态风环境中能及时应对气体分布的变化,提升羽流跟踪的能力。同时基于局部感知窗口和气体检测加权平均对估计结果进行约束,使得 TWMLE 方法能够在复杂障碍物环境中避障并逆风搜索或快速重回气体羽流范围,提高搜索的成功率。

3.3 实际实验

本研究以 CO₂ 作为实验气体,采用塔克机器人 AKMX2 型四轮小车完成实际实验测试。如图 11 所示,CO₂ 由气瓶释放,该气瓶通过恒定减压阀来提供稳定的气流,气体释放速率可以控制在 0~1.5 L/min。小车采用 28 cm×18 cm 的阿克曼底盘,搭载思岚单线激光雷达, Nvidia Jetson Nano 车载计算机,超声波风速风向传感器和 CO₂ 气体传感器,采用 ROS Melodic 作为机器人操作系统。

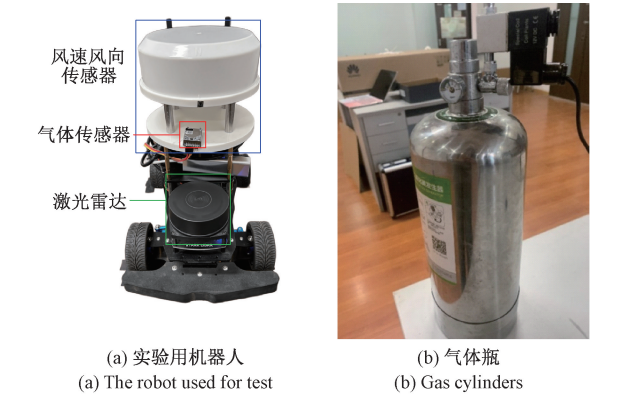


图 11 实验设备

Fig. 11 Experimental equipment

如图 12(a)所示,实验采用 6.5 m×4.1 m 的室内作为实验场地,CO₂ 气瓶作为气体源以及电风扇作为风源。由于空气中存在 CO₂,因此每次实验前首先检测环境中 CO₂ 浓度 10 min 左右并取其中的最高值作为检测阈值,某次测量结果如图 12(b)所示。用于估计的浓度值由传感器测量值减去检测阈值得到。

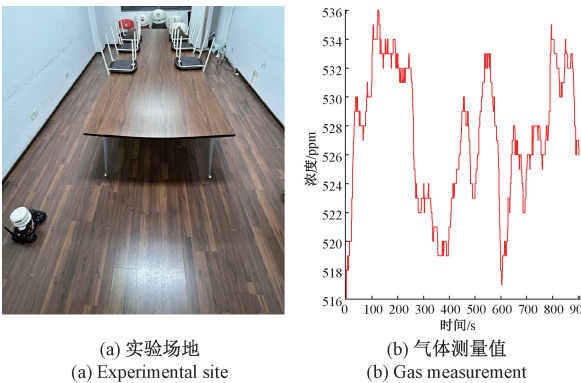


图 12 实验初始设置

Fig. 12 Initial setting of experiment

实际实验判定气体源定位成功的条件与模拟实验一致。由于每次实验所需时间较久,因此每种算法分别进行 10 次实验。某次基于 TWMLE 算法的搜索结果如图 13 所示,其中曲线为小车的搜索轨迹,曲线上的圆形标志为采样点,地图周围的曲线为激光雷达点云,箭头为采样点处的风速矢量。有些采样点处没有显示风速箭头代表该点的风速测量值低于传感器的检测阈值。TWMLE 算法在真实环境中定位气体源的表现与模拟实验中大致相同,在有风向信息时呈现逆风搜索羽流的特点,在只有浓度信息的情况下也能根据历史样本向有效区域搜索。如表 5 所示,TWMLE 算法在实际实验中定位气体源的成功率以及搜索表现均优于另两种算法,证明该算法能在现实环境中有效定位气体源。

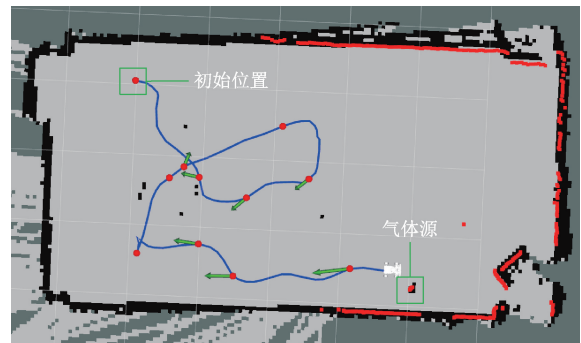


图 13 TWMLE 搜索轨迹结果

Fig. 13 TWMLE search track result

表 5 实际实验结果

Table 5 Real experimental results

算法	成功率/%	路径距离/m	时间花费/s
TWMLE	90.0	7.50±2.41	118.52±27.54
infotaxis	80.0	9.69±0.75	225.76±20.79
surge-cast	60.0	10.59±3.81	139.04±62.15

4 结 论

该研究提出了一种基于 TWMLE 的气源定位算法,该算法利用历史采样点估计气源参数。与经典的概率算法相比,该算法不需要环境地图的先验知识来计算单元格包含气体源的概率。相反,它使用包含相对位置的观测样本来估计气源位置。为了增强在动态湍流环境中的跟踪能力,TWMLE 根据采样时间赋予样本不同的权重,并采用局部感知窗口方法和基于风向加权平均方法来估计局部羽流,使该方法能够更准确地估计时变羽流分布。通过仿真和实际实验,比较了 TWMLE 算法、infotaxis 算法和 surge-cast 算法在不同室内环境下的性能。结果表明,无论是在稳态气流主导的环境还是在动态风主导的环境中,TWMLE 都有着良好的表现。

参考文献

- [1] LI H, YUAN J, YUAN H. An active olfaction approach using deep reinforcement learning for indoor attenuation odor source localization [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(9):14561-14572.
- [2] ZHANG H L, CHEN J H, LI B, 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(1):111062.
- [3] CHEN X X, YANG B, HUANG J, et al. A reinforcement learning fuzzy system for continuous control in robotic odor plume tracking [J]. Robotica, 2023, 41(3):1039-1054.
- [4] XU C, ZHANG Y N, SHEN L Y, et al. Research of the automatic insertion system of a searching and rescuing robot[C]. 2010 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, 2010:1121-1123.
- [5] VILLARREAL B L, OLAGUE G, GORDILLO J L. Synthesis of odor tracking algorithms with genetic programming [J]. Neurocomputing, 2016, 175 (1): 1019-1032.
- [6] JABEEN M, MENG Q H, JING T, et al. Robot odor source localization in indoor environments based on gradient adaptive extremum seeking search[J]. Building and Environment, 2023, 229(2):109983.
- [7] CHEN Q R, WANG H D, DAI Y W. Prompt location of indoor instantaneous air contaminant source through multi-zone model-based probability method by utilizing airflow data from coarse-grid CFD model[J]. Indoor and Built Environment, 2022, 31(4):944-954.
- [8] 刘轩宇,李鹏,张立豪,等. 联合 TCT 和 W-SpSF 的气体泄漏定位 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(5):215-222.
LIU X Y, LI P, ZHANG L H, et al. Gas leak localization combining TCT and W-SpSF [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(5):215-222.
- [9] 郭小烨,侯钰龙,刘胜. 针对复杂屉式结构的气体泄漏定位算法 [J]. 电子测量技术, 2021, 44(15):73-78.
GUO X Y, HOU Y L, LIU SH. Gas leak localization algorithm for complex drawer-like structures [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(15):73-78.
- [10] RAO P, MANORANJAN V S. Tracking contaminant transport backwards with an operator-splitting method [J]. Mathematics, 2023, 11(13):2828.
- [11] LEI L, LIU W. Inverse identification model for release rates of multiple gaseous pollution sources in an aircraft cabin [J]. Indoor and Built Environment, 2023, 32(9):1798-1810.
- [12] XUE F, LI X F, OOKA R, et al. Turbulent schmidt number for source term estimation using Bayesian inference [J]. Building and Environment, 2017, 125: 414-422.
- [13] 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.
- [14] TANG SH B, XUE X T, LI F, et al. Identification of pollution sources in urban wind environments using the regularized residual method [J]. Atmosphere, 2023, 14(12):1786.
- [15] 潘新平,郑艳华,林荣列,等. 基于气体扩散模型的气体源定位系统 [J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(9):72-76.
PAN X P, ZHENG Y H, LIN R L, et al. Gas source localization system based on gas diffusion model [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2017, 36(9):72-76.
- [16] 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.
- [17] JIANG M R, LIAO Y, GUO X. A comparative experimental study of two multi-robot olfaction methods: Towards locating time-varying indoor pollutant sources [J]. *Building and Environment*, 2022, 207:108560.
- [18] LEWIS T, BHAGANAGAR K. A comprehensive review of plume source detection using unmanned vehicles for environmental sensing[J]. *Science of the Total Environment*, 2021, 762:144029.
- [19] BAYAT B, CRASTA N, CRESPI A, et al. Environmental monitoring using autonomous vehicles: A survey of recent searching techniques [J]. *Current Opinion in Biotechnology*, 2017, 45:76-84.
- [20] JING T, MENG Q H, ISHIDA H, et al. Recent progress and trend of robot odor source localization [J]. *IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, 2021, 16(7):938-953.
- [21] 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.
- [22] WANG L X, PANG SH. Autonomous underwater vehicle based chemical plume tracing via deep reinforcement learning methods [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(2):366.
- [23] GAURAV K, KUMAR A, DAYAL R. Veco-axis as a novel engineered algorithm for odor source localization[J]. *International Journal of Ambient Computing and Intelligence*, 2020, 11(2):1-29.
- [24] 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.
- [25] 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.
- [26] LIN Q, WU S H, WU S F, et al. Development and simulation of two novel indoor odor source localization methods using a modified shark smell optimization algorithm[J]. *Measurement*, 2025, 240:115562.
- [27] CARDÉ R T, MAFRA-NETO A. Mechanisms of flight of male moths to pheromone[J]. *Insect Pheromone Research*, 1997:275-290.
- [28] 张捍东, 骆正磊, 吴玉秀, 等. 基于模型辨识的气体信息快速感知[J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(11):163-171.
- ZHANG H D, LUO ZH L, WU Y X, et al. Fast gas information perception based on model identification[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(11):163-171.
- [29] WANG L X, PANG SH, LI J L. Olfactory-based navigation via model-based reinforcement learning and fuzzy inference methods[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2021, 29(10):3014-3027.
- [30] OJEDA P, MONROY J, GONZALEZ-JIMENEZ J. Information-driven gas source localization exploiting gas and wind local measurements for autonomous mobile robots [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(2):1320-1326.
- [31] FERRI G, JAKUBA M V, MONDINI A. Mapping multiple gas/odor sources in an uncontrolled indoor environment using a Bayesian occupancy grid mapping based method[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2011, 59(11):988-1000.
- [32] WIEDEMANN T, SHUTIN D, LILIENTHAL A J. Model-based gas source localization strategy for a cooperative multi-robot system-A probabilistic approach and experimental validation incorporating physical knowledge and model uncertainties [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2019, 118:66-79.
- [33] VERGASSOLA M, VILLERMAUX E, SHRAIMAN B I. Infotaxis' as a strategy for searching without gradients[J]. *Nature*, 2007, 445(7126):406-409.
- [34] 邓思丹, 范书瑞, 张艳. 基于气体扩散模型的信息趋向搜索方法研究[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(12):58-65.
- DENG S D, FAN SH R, ZHANG Y. Research on information taxis search method based on gas diffusion model[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(12):58-65.
- [35] ZHAO X Y, ZHOU W, CHENG K, et al. Regression-enhanced Entrotaxis as an autonomous search algorithm

- for seeking an unknown gas leakage source [J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 242:122569.
- [36] JI Y T, ZHAO Y, CHEN B, et al. Source searching in unknown obstructed environments through source estimation, target determination, and path planning [J]. *Building and Environment*, 2022, 221:109266.
- [37] HARATSU T, SAKAUE M, MATSUKURA H, et al. Simulating a gas source localization algorithm with gas dispersion produced by recorded outdoor wind [C]. *Iberian Robotics Conference*, 2022:105-116.
- [38] LI J G, CAO M L, MENG Q H. Chemical source searching by controlling a wheeled mobile robot to follow an online planned route in outdoor field environments [J]. *Sensors*, 2019, 19(2):426.
- [39] FARRELL J A, MURLIS J, LONG X, et al. Filament-based atmospheric dispersion model to achieve short time-scale structure of odor plumes [J]. *Environmental fluid mechanics*, 2002, 2(1/2):143-169.
- [40] ISHIDA H, MORIIZUMI T, NAKAMOTO T. Remote sensing of gas/odor source location and concentration distribution using mobile system [J]. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 1998, 49(1/2):52-57.
- [41] OJEDA P, MONROY J, GONZALEZ-JIMENEZ J. An evaluation of gas source localization algorithms for mobile robots [C]. *Proceedings of the 3rd International Conference on Applications of Intelligent Systems*, 2020:3378220.
- [42] MONROY J, HERNANDEZ-BENNETTS V, FAN H, et al. GADEN: A 3D gas dispersion simulator for mobile robot olfaction in realistic environments [J]. *Sensors*, 2017, 17(7):1479.
- [43] HAYES A T, MARTINOLI A, GOODMAN R M. Distributed odor source localization [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2002, 2(3):260-271.

作者简介



陈泽众, 2022 年于浙江工业大学获得学士学位, 现为东南大学硕士研究生, 主要研究方向为移动机器人的路径规划和气体源定位技术。

E-mail: chen_zz@seu.edu.cn

Chen Zehong received his B.Sc. degree from Zhejiang University of Technology in 2022. He is currently pursuing his M.Sc. degree with the School of Instrument Science and Engineering at Southeast University. His main research interests include path planning and machine learning.



姚逸卿 (通信作者), 2018 年获得东南大学博士学位, 现为东南大学仪器科学与工程学院的副教授。主要研究方向包括车辆定位、惯性导航以及其与其他导航系统的集成。

E-mail: yucia@sina.com

Yao Yiqing (Corresponding author) received the Ph.D. degree from Southeast University in 2018. She is currently an associate professor with the School of Instrument Science and Engineering at Southeast University. Her main research interests include vehicle positioning, inertial navigation and its integration with other navigation systems.