

基于 SLAM - GDM 的乙烯气源定位与降解机器人研究

赵文锋^{1,2} 刘小玲¹ 林暖晨¹ 梁升濠¹ 张宇^{1,2}

(1. 华南农业大学电子工程学院, 广州 510642;

2. 农业农村部华南智慧农业公共研发平台, 广州 510520)

摘要: 对于典型的呼吸跃变型水果,降低外源乙烯浓度可以减弱果实对乙烯的敏感性,从而延缓内源乙烯跃变高峰及呼吸跃变高峰的出现,对果实起到一定的延缓衰老作用。首先采用 MOX 气体传感器构建高精度乙烯浓度传感器;其次,基于 Kernel DM + V 算法,开展单一和多气源定位实验,形成 SLAM - GDM 地图对未知环境中的乙烯进行气源定位和浓度分布可视化;最后采用乙烯降解机器人开展降解实验。实验结果表明:所建立的气体分布模型能够预测气源位置,SLAM - GDM 地图性能在预测单一气源位置上的平均误差为 0.78 m,精度高于 95%;多气源位置预测实验表明,方差分析具有较高预测精度,气源预测位置平均误差小于 0.48 m,相对误差小于 5%;气体降解机器人能够根据乙烯气体分布图较为准确地找到气源位置,并以较高的速率进行乙烯降解。本研究通过移动机器人进行乙烯气源定位与降解乙烯,从而延长水果保鲜期和货架期,在水果保鲜领域具有应用前景。

关键词: SLAM - GDM; 移动机器人; 气源定位; 乙烯降解; 水果保鲜

中图分类号: S24; TP24

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)03-0451-08

OSID:



Ethylene Gas Source Localization and Degradation Robot
Based on SLAM - GDM

ZHAO Wenfeng^{1,2} LIU Xiaoling¹ LIN Nuanchen¹ LIANG Shenghao¹ ZHANG Yu^{1,2}

(1. College of Electronic Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China

2. South China Smart Agriculture Public Research and Development Platform,
Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Guangzhou 510520, China)

Abstract: For characterized climacteric fruit, its sensitivity to ethylene can be weakened by reducing the concentration of exogenous ethylene, so as to postpone the emergence of endogenous ethylene climacteric peak and respiratory climacteric peak, which plays a role in postponing the senescence of fruits to some extent. Firstly, the MOX gas sensor was adopted to build an ethylene concentration sensor with high precision; secondly, it carried out single and multiple gas sources localization experiments based on Kernel DM + V algorithm to form a SLAM - GDM map to locate the gas source and visualize the concentration distribution of ethylene in an unknown environment; finally, it performed the degradation experiment by using ethylene degradation robots. The experiment findings indicated that the built gas distribution model can predict the gas source localization. The average error of the SLAM - GDM map performance in predicting the single gas source localization was 0.78 m with more than 95% of accuracy. The multiple gas sources localization prediction experiment showed that the analysis of variance presented high prediction accuracy. The average error of the gas source prediction localization was less than 0.48 m with less than 5% of relative error, and the gas degradation robot can accurately find the gas source position according to the ethylene gas distribution mapping, and conduct ethylene degradation at a high rate. The ethylene gas-source was positioned and degraded ethylene through mobile robots, to extend the storage and shelf life of fruits and it had an application prospect in the field of fruit preservation.

Key words: SLAM - GDM; mobile robot; gas source localization; ethylene degradation; fruit preservation

收稿日期: 2022 - 11 - 11 修回日期: 2023 - 01 - 06

基金项目: 广东省农业科技创新十大主攻方向“揭榜挂帅”项目(2022SDZG03)和广东省科技创新战略专项资金项目(pdjh2022b0078)

作者简介: 赵文锋(1979—),男,副教授,博士,主要从事光催化技术与智能农机装备研究,E-mail: zwf555@scau.edu.cn

0 引言

乙烯(Ethylene, C₂H₄)是一种重要的植物激素。乙烯在极低浓度(0.01~0.1 μL/L)时就可对水果产生生理效应,而当乙烯浓度达到1~10 μL/L时,对果实的后熟具有强烈的促进作用。呼吸跃变型水果(如香蕉、苹果、番茄、猕猴桃、荔枝等)在成熟过程中释放的大量乙烯会引起水果的成熟和老化,从而导致严重的产品损失(高达10%~80%)^[1]。因此,在保证果实完整性及卫生状况的基础上,降低外源乙烯浓度,减少乙烯对水果保鲜的负面影响,可以有效延长水果的保鲜期^[2]。

随着化学传感器的飞速发展,许多不同类型的传感器已被用于移动机器人来检测气体和污染源,其中基于金属氧化物(MOX)的化学电阻式气体传感器由于具有灵敏度高、可重复性高、制造简单和成本低的优点,在过去的几十年中被广泛用于环境监测^[3-4],然而,这类气体传感器也存在一些缺点,即选择性低、功耗相对较高(由加热装置引起)等^[5-6],其中一个严重的缺点是在去除气体后反应恢复缓慢,不适用于频繁测试的场所^[7]。

在大范围的环境中,配合移动机器人将传感器节点作为可移动元件进行室内气源定位,受到国内外研究人员的广泛关注。如用于探测气体泄漏、监视或区域探测等工作,可自适应地收集传感器测量值,提供更准确的气体分布^[8-9];研究人员进一步在移动机器人上采用多个MOX传感器,针对多个气源创建室内气体分布图分析^[10];BENNETTS等^[11]结合低成本MOX阵列和光电离检测器,快速校准和检测气体浓度。气体分布映射(Gas distribution mapping, GDM)是利用移动机器人估计和可视化空间气体分布,与基于静态气体传感器模型的传统方法相比,移动机器人具备更明显的优势^[12],其主要算法有拉格朗日粒子模型法、计算流体力学方法(CFD)、三次插值法和Kernel DM+V算法等^[13]。Kernel DM+V算法通过从不同区域收集的传感器数据,分析出气源可能出现的位置,从而构建气体分布图,极大提高了环境参数场重建的速度;并且实验表明,特别是多气源存在情况下,气源并不一定是在平均气体浓度最高的区域^[14]。

移动机器人相关研究中,研究重点包括机器人能够在一个未知环境中进行自身定位,即时定位与地图构建(Simultaneous localization and mapping, SLAM)技术是指机器人在自身位置不确定的条件下,在完全未知环境中创建地图,同时利用地图进行自主定位和导航^[15-17]。SLAM算法根据不同类型

的传感器,构建未知环境并预测移动机器人在地图上的位置,Gmapping算法基于Rao-Blackwellized粒子滤波器原理,目前广泛应用于机器人领域^[18]。研究表明SLAM方法可以看作是在GDM模型中执行一个未知区域的探索任务^[19],SLAM和GDM的集成分析需要进一步研究^[20]。本文将低成本乙烯气体传感器阵列嵌入移动机器人中,在机器人操作系统(Robot operating system, ROS)环境中利用气体分布建模算法Kernel DM+V构建乙烯气体分布图,实现Gmapping SLAM和GDM的集成,形成实时SLAM-GDM乙烯浓度分布图,进而进行气源定位,开展高效的乙烯净化。从而使呼吸跃变型水果呼吸跃变高峰延迟出现,延长水果货架期,提升水果储藏保鲜水平。

1 研究装置与方法

1.1 MOX传感器

MOX气体传感器是电导传感器,响应来自表面的化学吸附和氧化还原反应,当气体与传感表面相互作用时,可以通过测量氧化物电导率的变化进行气体浓度检测^[21]。根据MOX传感器的基本公式进行推算,得出乙烯浓度与MOX传感器输出电压的基本关系式,并根据实验测得MOX传感器电压与乙烯气体浓度数据,利用基本关系式,进行校准标定。

$$\lg R_s = m \lg C + n$$

(1)

其中

$$R_s = \left(\frac{V_c}{V_L} - 1 \right) R_L$$

(2)

式中 R_s ——MOX传感器内电阻,Ω

$m、n$ ——常数

C ——被测气体浓度

V_c ——回路电压,V

V_L ——传感器引脚输出电压,V

R_L ——MOX传感器负载电阻,Ω

根据式(1)、(2)推导演算出MOX传感器电压 V_L 与乙烯浓度 C 之间的关系为

$$V_L = \frac{5a}{C^e + b}$$

(3)

式中 $a、b$ ——常数

e ——随气体浓度变化而变化的传感器灵敏度

实验标定采用多个传感器检测实验环境内的乙烯气体浓度,每个MOX传感器的电压与已知的乙烯浓度数据逐对记录,图1为一组4个MOX传感器测量的电压-浓度数据。利用式(3)对每组MOX传感器数据进行分析 and 拟合,确定每一个MOX传感

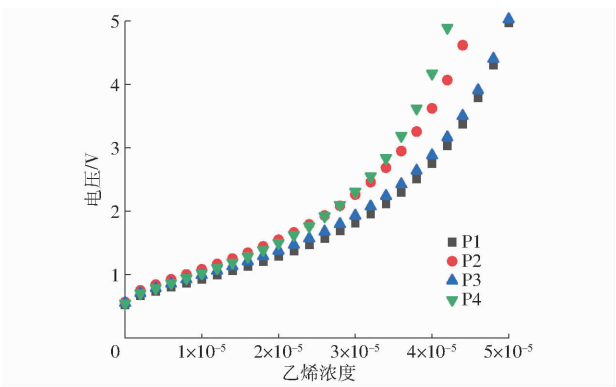


图 1 MOX 传感器采样数据

Fig. 1 Sampling data from MOX sensor

器系数,如表 1 所示。

表 1 传感器拟合系数

Tab. 1 Sensor fitting parameters

系数	P1	P2	P3	P4
a	-0. 700 21	-0. 616 89	-0. 695 03	-0. 652 74
e	0. 454 12	0. 412 33	0. 436 998	0. 448 374
b	-6. 613 27	-5. 428 36	-6. 217 23	-6. 010 97

对于拟合后参数 a 、 b 、 e ,采用残差平方和 (SSE) 和校正系数 R^2_{adj} 来判断。残差平方和是在线性模型中衡量模型拟合程度的一个量,越接近 0,其拟合程度越好;校正系数用来表示数据模型的拟合程度,其值越接近 1 表示拟合的效果越好。

表 2 表明 4 个 MQ-2 传感器的残差平方和均低于 0.07,校正系数大于 0.95,表明拟合模型较优,达到预期目标。

表 2 数据模型拟合效果

Tab. 2 Data model fitting effect

指标	V1	V2	V3	V4
残差平方和	0.003 02	0.005 5	0.067 93	0.067 52
校正系数	0.989 85	0.983 25	0.954 00	0.953 60

1.2 集成 Gmapping SLAM 和 Kernel DM + V 的气体分布图

Kernel DM + V 的计算依赖于 Gmapping SLAM 提供的定位信息,运行时系统形成 3 个独立的映射:SLAM 映射 $m^{(k)}$ 、平均浓度分布图 $\bar{r}^{(k)}$ 和方差分布图 $\bar{v}^{(k)}$ 。SLAM 的占用网格图由黑色、白色和灰色像素组成,分别表示被占用(包含障碍)、未被占用(自由空间)和未探索(未知)区域。每种情况下对应的值为

$$m^{(k)} = \begin{cases} 0 & (\text{占用}) \\ 205 & (\text{未探索}) \\ 255 & (\text{未占用}) \end{cases} \quad (4)$$

式中 k ——栅格,地图分辨率

另一方面,Kernel DM + V 的气体分布图表示浓

度均值或方差,用强度或颜色表示。将均值图和方差图与 SLAM 图合并,从而将 SLAM 图中未被占用的像素替换为均值图和方差图的气体浓度估计,表达式为

$$\bar{r}^{(k)} = \begin{cases} r^{(k)} & (m^{(k)} = 255) \\ m^{(k)} & (m^{(k)} \neq 255) \end{cases} \quad (5)$$

$$\bar{v}^{(k)} = \begin{cases} v^{(k)} & (m^{(k)} = 255) \\ m^{(k)} & (m^{(k)} \neq 255) \end{cases} \quad (6)$$

最终合并产生 SLAM - GDM 均值图 $\bar{r}^{(k)}$ 和方差图 $\bar{v}^{(k)}$ 表达式为

$$m^{(k)}(r, g, b) = \begin{cases} (0, 0, 0) & (\text{占用}) \\ (205, 205, 205) & (\text{未探索}) \\ (255 - \bar{r}^{(k)}, 255 - \bar{r}^{(k)}, 255) & (\text{未占用}) \end{cases} \quad (7)$$

式中 r ——每个栅格红色所映射的灰度值
 g ——每个栅格绿色所映射的灰度值
 b ——每个栅格蓝色所映射的灰度值

对于未知区域的实时 GDM,从 SLAM 中对机器人的定位可以表示气体传感器测量的位置,将生成的 GDM 地图结合 SLAM 地图表示各地域气体的空间分布,能专门用于预测气源的位置。SLAM - GDM 方法的实现能够让移动机器人在不事先了解其环境和位置的情况下执行 GDM,使移动机器人能够同时执行 SLAM 和 GDM,最终的结果是输出一个基于二维图像显示,如环境中的障碍和气体浓度的空间分布。

对于被占用的网格和未知的网格,指定的颜色分别为黑色和灰色。自由区域的颜色将取决于其气体浓度大小。图 2 显示了气体浓度对自由区域颜色的影响。气体浓度越低,颜色越接近绿色;气体浓度越高,红色的程度将增加。当读数接近气体浓度平均值时,黄色将更明显。

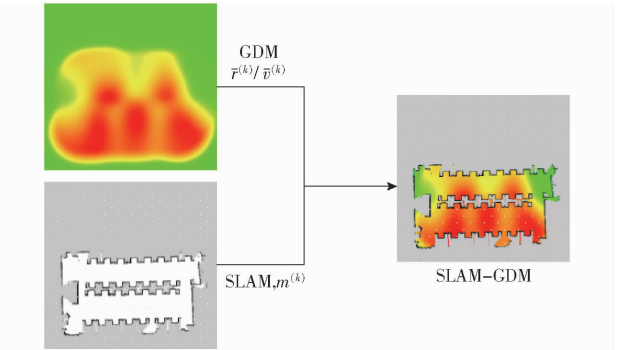


图 2 SLAM 地图和 GDM 地图合并示意图

Fig. 2 Schematic diagram of merging SLAM map and GDM map

1.3 乙烯降解机器人

1.3.1 基于 ROS 的特定环境中的自主移动程序
采用 ROS 机器人对乙烯气体进行定位和降解,

配置步骤为:首先,配置传感器实现对外界的环境信息感知;其次,机器人系统将对有效的信息进行分析和处理;最后,机器人在分析气体浓度映射信息和环境信息后做出不同的净化决策。其结构如图 3 所示。

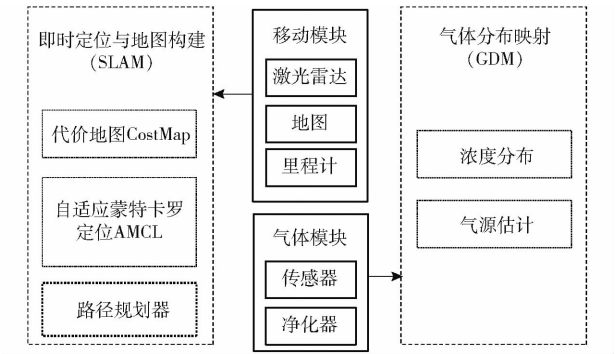


图 3 乙烯降解机器人结构框图
Fig. 3 Block diagram of ethylene degradation robot structure

移动机器人使用即时定位与地图构建 (SLAM) 方案^[22-23],构建气体映射自动探索过程,这个移动过程一直持续到机器人返回起点或到达接近预定义的目标位置,最终对整个环境完成地图绘制,如图 4 所示。

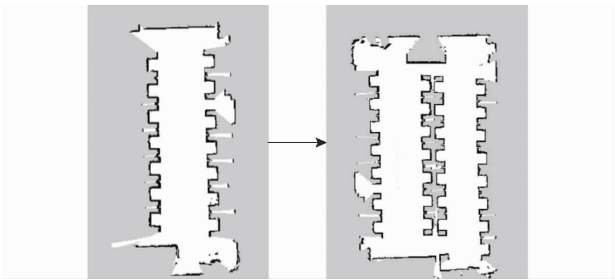


图 4 降解机器人绘制的 SLAM 地图
Fig. 4 SLAM map drawn by a degradation robot

1.3.2 净化与降解装置系统设计

净化与降解装置系统框图如图 5 所示。主要由基于紫外 LED 灯带的光催化装置和喷雾系统组成。通过 MOX 传感器与温湿度传感器 DHT11 对环境中的乙烯气体浓度和温湿度进行信息采集,通过单片机传送到机器人 ROS 终端,判断环境内的乙烯气体浓度是否超过阈值,当超过用户设定的阈值时,ROS 终端智能开启净化模块,催化降解环境内的乙烯气体,同时开启风扇,提高降解效率;若环境中乙烯浓度超过上限,就采用喷雾装置净化降解,进一步提高降解速率。

2 系统程序设计与实验测试

为了进行气源定位及净化降解,移动机器人大多采用气体浓度追踪的方式来实现。由于在仓储环境中气体浓度变化较小,羽流的演化复杂且不明显,

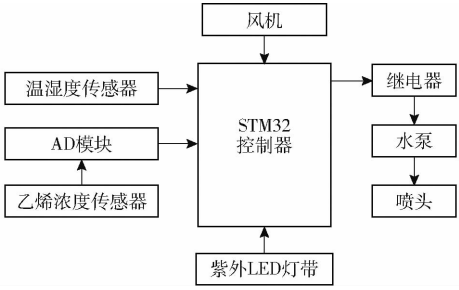


图 5 净化与降解装置系统硬件框图
Fig. 5 Hardware block diagram of purification and degradation device system

使得气体浓度追踪方式难以实现。本文通过机器人对环境中的气体浓度实时监测,采用 Kernel DM + V 算法推断出释放源的位置。从程序设计和实验设置两方面,进行单气源和多气源的定位探究和净化降解分析。

2.1 系统程序

气体降解机器人工作流程如图 6 所示,图中虚线表示机器人在移动过程中收集数据同步生成和更新浓度图,用于验证气源预测实验和乙烯净化效果。

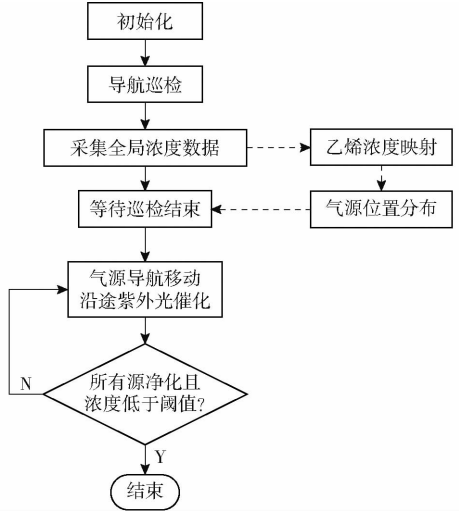


图 6 气体降解机器人工作流程图
Fig. 6 Working flowchart of gas degradation robot

在实验中,配备有 MOX 气体传感器的机器人通过设定好的导航路径自主移动。巡检过程中,获得乙烯浓度进行算法分析得到乙烯的浓度分布并预测气源位置;净化机器人根据气源位置进行移动,沿途进行光催化降解,到达目标点采用光催化降解并协同喷雾净化。

2.2 实验环境

为了验证气体分布映射实验,估计气体图准确性,净化机器人沿着覆盖整个实验区域的预定义的折返路径移动扫描整个区域,定时停止收集浓度数据,机器人在停止之前以最大速度 1 m/s 移动。实验区域封闭,大小为 10 m × 20 m,如图 7 所示。此外,通过乙烯利溶液来制备气体源,将乙烯利与水按

体积比 1:500 混合在烧杯中,密封静置 24 h。且在实验中,每个气源设置多个样本,针对每个样本进行 3 次采样取测量均值。

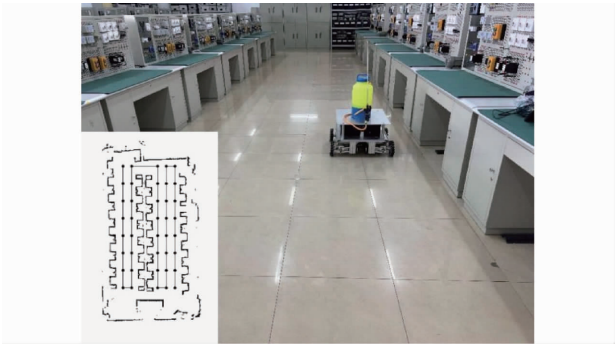


图 7 实验环境和机器人的移动轨迹

Fig. 7 Experimental environment and trajectory of robot

根据上述 SLAM - GDM 方法进行 2 组实验:单源乙烯定位和多源乙烯定位,参数设置如表 3。在实验 1 中,95% 的乙烯利溶液被放置在室内预定的位置。在实验之间没有对周围环境进行吹扫过程,使气体自然分散,以研究气体随时间的分布。实验 2 设计采用 5 个气源,使气体覆盖的区域更广泛。在验证气源定位的准确性基础上,对乙烯气体进行降解,探究所提算法对降解效率的影响。

表 3 SLAM - GDM 实验参数设置

Tab. 3 Setting of experiments with SLAM - GDM

参数	实验 1	实验 2
网格单元宽度 c/m	0.05	0.05
内核宽度 σ/m	1	1
探测周期(全局平均)/s	821	653
采样数(全局平均)	768	620
平均温度/ $^{\circ}C$	26	25
平均相对湿度/%	49.1	49.8

3 实验结果与分析

3.1 乙烯浓度分布映射

3.1.1 单气源定位

首先对 SLAM - GDM 算法性能进行分析。机器人速度设置在 0 ~ 1 m/s(正向和反向)范围内以弥补 MOX 气体传感器响应和恢复较慢的问题。

在单气源实验中,通过设置不同的气源位置开展多次实验,结果如表 4 所示。根据 SLAM - GDM 算法预测乙烯浓度分布和气源位置,气源位置(即 S1、S2 和 S3)分别以不同颜色显示在 SLAM 地图中(图 8)。通过计算 SLAM - GDM 的预测误差,表明其准确性。黑色圆点和白色圆点分别表示乙烯气源的实际位置和预测位置,平均误差低于 1 m。结果显示,SLAM - GDM 表示法对预测气源位置的平均误差约为 0.78 m,精度高于 95%,表

明基于 Kernel DM + V 的 GDM 算法适用于气源定位的应用。

表 4 SLAM - GDM 地图对气源位置预测的准确性

Tab. 4 Accuracy of SLAM - GDM map for gas source location prediction

参数	实验 1	实验 2	实验 3
误差/m	0.69	0.89	0.76
定位精度/%	96.55	95.55	96.20

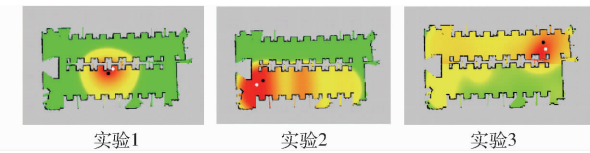


图 8 SLAM - GDM 地图

Fig. 8 SLAM - GDM map

3.1.2 多气源定位

多源实验设定 5 个目标源 S1、S2、S3、S4 和 S5,机器人沿着探索路径行进过程中采集乙烯浓度数据,根据 Kernel DM + V 算法和 SLAM - GDM 建立乙烯浓度分布图。图 9 为在两次实验中不同的采样时间(采样周期如表 3 所示,其中 t_1 、 t_2 、 t_3 为每次采样

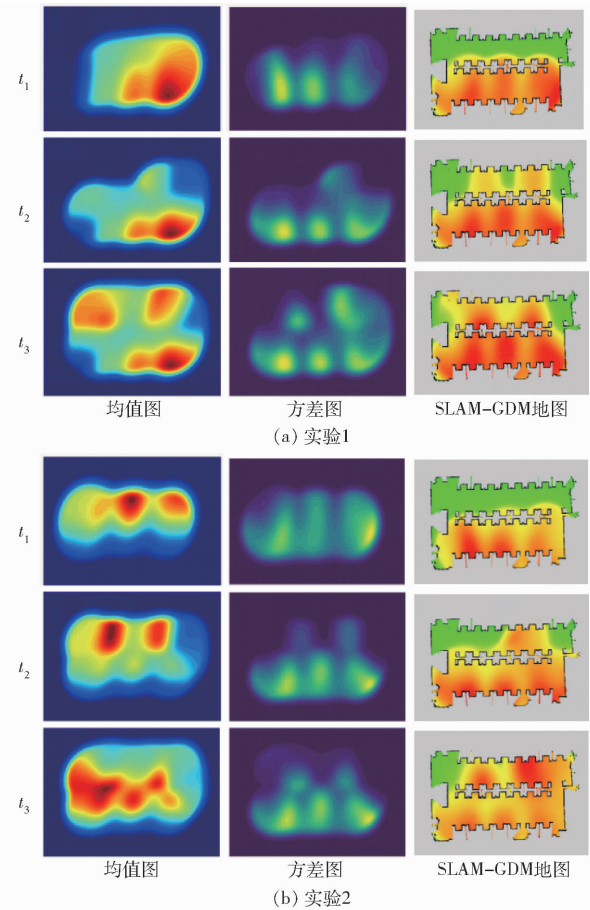


图 9 Kernel DM + V 算法获得的预测均值分布图与方差分布图及 SLAM - GDM 地图

Fig. 9 Predictive mean and variance distribution maps obtained with Kernel DM + V algorithm and SLAM - GDM maps

的三等分值)获得的气体分布图,包括 SLAM - GDM 地图及使用 Kernel DM + V 算法获得的预测均值分布图和预测方差分布图。在 SLAM - GDM 算法中,考虑了障碍物的信息,将预测均值图、方差图与机器人的 SLAM 地图相结合。均值图和方差图中较亮的颜色区域表明相对气体浓度较高,并且所有的测量结果都是传感器在地图中采样的位置平均值,这些点可认为是预测的气源位置。

然而,在实验地图扩展时,其他地区的气体浓度分布略微偏向于机器人的运动。这种情况是由于气体传感器响应延缓和测量同时执行机器人移动的事实造成的。例如,当机器人已经远离气源时,气体传感器才能采样到最高浓度读数。这种情况在以前的文献中被称为“记忆效应”^[24]。图 9 中分布图分别将实验划分为 3 个阶段 t_1 、 t_2 、 t_3 , 由于“记忆效应”的影响,均值图在不同时间的气源预测结果发生了幅度较大的扩散;而在每个阶段的方差图中,随着时间推移,气源点预测结果保持着较好的稳定性和一致性。

将每组实验的浓度图所预测的气源位置 (x,y) 与初始放置气源的 5 个位置 (x',y') 进行比较,源位置的实际分布 (x',y') 在每组实验区域内的坐标设置不变。表 5 为每个地图的相对实际气源位置与相应的预测位置之间的计算距离,从而进行误差分析,并得到其平均相对误差。

表 5 预测的气源位置误差					
Tab.5 Error of gas source prediction localization					
浓度图类型	目标源	误差/m		相对误差/%	
		实验 1	实验 2	实验 1	实验 2
均值图	S1	0.55	0.05		
	S2	0.93	0.91		
	S3	1.00	0.10	5.0	7.0
	S4	0.50	0.61		
	S5	0.72	0.89		
方差图	S1	0.50	0.44		
	S2	0.32	0.18		
	S3	0.75	0.30	4.9	4.6
	S4	0.67	0.66		
	S5	0.46	0.50		

发现两次实验对气源位置的估计具有较高的精度。预测值和设定值的坐标误差在 1 m 以内,气源估计范围与真实源的位置平均误差约为 0.48 m,该距离为机器人的几何中心与气源的距离。相对于均值图 6% 左右的相对误差,方差图给出的信息可以较好地评估气源的位置,误差在 5% 以内,即方差图比均值图更能准确地估计气源的位置,原因可能是方差计算受到记忆效应问题的影响较小,本实验的

精度与其他文献中的实验数据对比如表 6 所示,对比可以看出本实验精度优于其他实验结果。

表 6 本文精度与其他文献精度对比
Tab.6 Comparison of accuracy between proposed algorithm and other references

气源类型	气源数	算法	均值图平均误差/m	方差图平均误差/m
C ₂ H ₅ OH	4 ^[25]	Kernel DM + V	0.5 ~ 1.0	
C ₂ H ₅ OH	4 ^[26]	Kernel DM + V	0.99	1.32
C ₂ H ₄	1	Kernel DM + V	0.78	
C ₂ H ₄	5	Kernel DM + V	0.67	0.48

实验所得到的气体浓度图将气源的位置建模为一个概率分布,可以提供关于气体源位置的良好指示。因此,对于乙烯净化过程而言,可以从全局的无差别净化转换为根据气体浓度分布有选择地进行强净化或弱净化,从而提高净化效率。本文通过多次重复实验验证了该模型的气源预测接近度,并分析其对于不同强度的气源响应,说明了模型具有气源重建的特征。此后,再根据浓度图进行乙烯净化降解实验,并对净化的效率进行分析。

3.2 乙烯降解效果分析

为了分析气源位置与乙烯气体降解速率的关系,对环境中的乙烯气体开展降解实验。降解机器人分析乙烯气体浓度分布、预测气源位置,根据气源浓度由高到低的顺序按照气源的坐标进行导航,依次完成对气源的净化。

设置机器人为 120 min 内完成乙烯降解工作,在初始时刻、净化 60 min 时、净化 120 min 时采用机器人探测乙烯浓度变化情况,如图 10 所示,从图 10 可知,降解机器人自动探测气源位置并开展乙烯降解,从而呈现出多个乙烯浓度峰;刚开始(0 min 时) 5 个气源处乙烯浓度分别达到 $1.4 \times 10^{-5} \sim 1.6 \times 10^{-5}$,降解 60 min 后,气源处乙烯浓度分别为 $4.5 \times 10^{-6} \sim 5.5 \times 10^{-6}$,降解 120 min 后,乙烯浓度降至

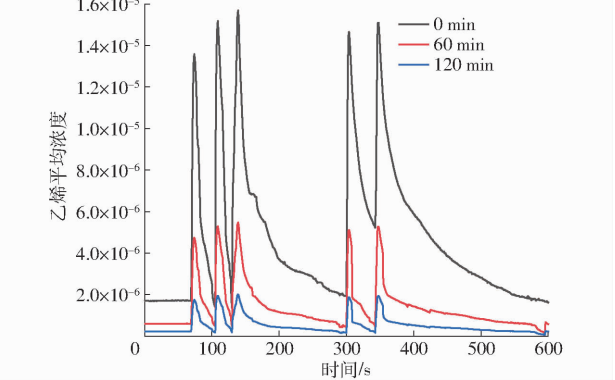


图 10 机器人降解不同时间后环境中乙烯平均浓度
Fig.10 Average concentration of ethylene in environment after robot degradation at different times

2×10^{-6} 以下。图 11 为某气源处乙烯的降解曲线及降解效率,结果表明,在 60 min 时气源处乙烯的平均降解效率达到 60% 左右,120 min 时乙烯的平均降解效率达到 85% 左右,降解速率达到 $7 \times 10^{-6} \text{ h}^{-1}$;表明定位气源进行水果仓储环境中的乙烯降解具有明显的效果。

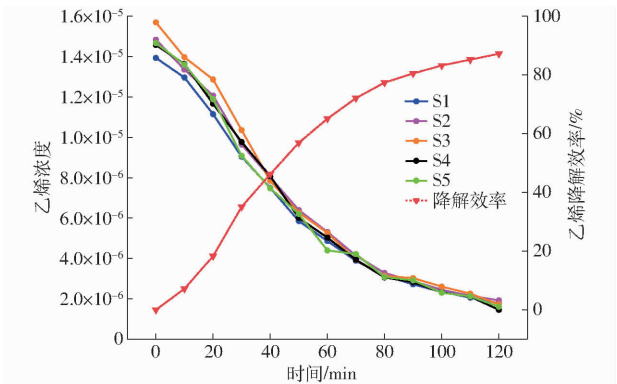


图 11 气源处乙烯的降解曲线及平均降解效率曲线
Fig. 11 Degradation curves and average degradation efficiency curves of ethylene at gas source

4 结论

(1)采用 MOX 气体传感器构建高精度乙烯浓度传感器,通过机器人可以自适应地收集传感器测

量值,搭配相应的降解系统,从而构建整体实验平台。并提出移动机器人在导航过程中使用 SLAM 和 Kernel DM + V 融合方案,对乙烯气体浓度分布进行建模来预测气源位置,并开展相应的乙烯降解工作。

(2)基于 Kernel DM + V 算法,采用乙烯降解机器人在单一和多个气源的环境中开展探测实验,形成 SLAM - GDM 地图对环境中的乙烯进行气源定位和浓度分布可视化。实验结果表明:所建立的气体分布模型能够准确预测气源位置,SLAM - GDM 图谱性能在预测单气源位置上的平均误差为 0.78 m,精度高于 95%;多气源预测实验结果表明,方差可以提高预测的准确度,气源预测位置平均误差为 0.48 m,相对误差小于 5%。

(3)采用乙烯降解机器人开展降解实验。实验结果表明:气体降解机器人以较高的速率完成乙烯降解,在 60 min 时气源处乙烯的平均降解效率达到 60% 左右,120 min 时乙烯的平均降解效率达到 85% 左右。验证了 SLAM - GDM 映射融合方案与所设计的系统能够实现实时操作,气体降解机器人能够根据乙烯气体分布图准确找到气源位置,并以较高的速率进行乙烯降解,从而延长水果保鲜期和货架期。

参 考 文 献

[1] KELLER N, DUCAMP M, ROBERT D, et al. Ethylene removal and fresh product storage: a challenge at the frontiers of chemistry. Toward an approach by photocatalytic oxidation[J]. Chemical Reviews, 2013, 113(7): 5029 - 5070.

[2] PATHAK N, CALEB O J, RAUH C, et al. Effect of process variables on ethylene removal by vacuum ultraviolet radiation; application in fresh produce storage[J]. Biosystems Engineering, 2017, 159: 33 - 45.

[3] YUMOTO M, KAWATA Y, ABE T, et al. Non-destructive mid-IR spectroscopy with quantum cascade laser can detect ethylene gas dynamics of apple cultivar ‘Fuji’ in real time[J]. Scientific Reports, 2021, 11(1): 1 - 9.

[4] SIRIPATRAWAN U, KAEWKLIN P. Fabrication and characterization of chitosan-titanium dioxide nanocomposite film as ethylene scavenging and antimicrobial active food packaging[J]. Food Hydrocolloids, 2018, 84: 125 - 134.

[5] JOCHUM T, RAHAL L, SUCKERT R J, et al. All-in-one: a versatile gas sensor based on fiber enhanced Raman spectroscopy for monitoring postharvest fruit conservation and ripening[J]. Analyst, 2016, 141(6): 2023 - 2029.

[6] NASIRI N, CLARKE C. Nanostructured chemiresistive gas sensors for medical applications[J]. Sensors, 2019, 19(3): 462.

[7] CHEN X, LEISHMAN M, BAGNALL D, et al. Nanostructured gas sensors: from air quality and environmental monitoring to healthcare and medical applications[J]. Nanomaterials, 2021, 11(8): 1927.

[8] ARAIN M A, HERNANDEZ BENNETTS V, SCHAFFERNICHT E, et al. Sniffing out fugitive methane emissions: autonomous remote gas inspection with a mobile robot[J]. International Journal of Robotics Research, 2021, 40(4 - 5): 782 - 814.

[9] 王宁,韩雨晓,王雅萱,等. 农业机器人全覆盖作业规划研究进展[J]. 农业机械学报, 2022, 53(增刊 1): 1 - 19.

WANG Ning, HAN Yuxiao, WANG Yaxuan, et al. Research progress of agricultural robot full coverage operation planning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(Suppl. 1): 1 - 19. (in Chinese)

[10] FRANCIS A, LI S, GRIFFITHS C, et al. Gas source localization and mapping with mobile robots: a review[J]. Journal of Field Robotics, 2022, 39(8): 1341 - 1373.

[11] BENNETTS V H, LILIENTHAL A J, TRINCAVELLI M. Creating true gas concentration maps in presence of multiple heterogeneous gas sources[C]//Sensors. IEEE, 2012:1 - 4.

[12] SOO K W, KAMARUDIN K, BENNETTS V H, et al. SLAM - GDM implementation on robot operating system for gas source localization[C]//IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. IOP Publishing, 2019, 705(1): 012018.

[13] LI F, CAI H, XU J, et al. Gas distribution mapping for indoor environments based on laser absorption spectroscopy: development of an improved tomographic algorithm[J]. Building and Environment, 2020, 172: 106724.

- [14] YEON A, VISVANATHAN R, KAMARUDIN K, et al. Gas source localization accuracy: a comparison between conventional, weighted arithmetic mean and kernel-based gas distribution mapping methods in small indoor area[C]//IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. IOP Publishing, 2019, 705(1): 012034.
- [15] LIU W. SLAM algorithm for multi-robot communication in unknown environment based on particle filter[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2021; 1–9.
- [16] 刘成良,贡亮,苑进,等. 农业机器人关键技术研究现状与发展趋势[J]. 农业机械学报, 2022, 53(7): 1–22.
LIU Chengliang, GONG Liang, YUAN Jin, et al. Current status and development trends of agriculture robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(7): 1–22. (in Chinese)
- [17] 周俊,何永强. 农业机械导航路径规划研究进展[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 1–14.
ZHOU Jun, HE Yongqiang. Research progress on navigation path planning of agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 1–14. (in Chinese)
- [18] RATUL M D T A, MAHMUD M S A, ABIDIN M S Z, et al. Design and development of GMapping based SLAM algorithm in virtual agricultural environment[C]//2021 11th IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering (ICCSCE). IEEE, 2021: 109–113.
- [19] PALACIN J, MARTINEZ D, CLOTET E, et al. Application of an array of metal-oxide semiconductor gas sensors in an assistant personal robot for early gas leak detection[J]. Sensors, 2019, 19(9): 1957.
- [20] RHODES C, LIU C, CHEN W. Informative path planning for gas distribution mapping in cluttered environments[C]//2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS). IEEE, 2020: 6726–6732.
- [21] COLLIER-OXANDALE A M, THORSON J, HALLIDAY H, et al. Understanding the ability of low-cost MOx sensors to quantify ambient VOCs[J]. Atmospheric Measurement Techniques, 2019, 12(3): 1441–1460.
- [22] MUR-ARTAL R, TARDOS J D. Orb-SLAM2: an open-source SLAM system for monocular, stereo, and rgb-d cameras[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33(5): 1255–1262.
- [23] 赵文文,王海峰,朱君,等. 猪舍消杀巡检机器人系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(增刊2): 270–277.
ZHAO Wenwen, WANG Haifeng, ZHU Jun, et al. Research and design of pig house disinfecting inspection robot system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(Supp.2): 270–277. (in Chinese)
- [24] GRAF B, HANS M, SCHRAFT R D. Mobile robot assistants[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2004, 11(2): 67–77.
- [25] VISVANATHAN R, KAMARUDIN K, MAMDUH S M, et al. Improved mobile robot based gas distribution mapping through propagated distance transform for structured indoor environment[J]. Advanced Robotics, 2020, 34(10): 637–647.
- [26] 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.