

12-30-2023

## Application of Improved Path Tracking Algorithm in Robot SLAM

Qian Li

*School of Information Science and Technology, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China, 1786234631@qq.com*

Ye Tao

*School of Information Science and Technology, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China, ye.tao@qust.edu.cn*

Hui Li

*School of Information Science and Technology, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact [xfzxb@126.com](mailto:xfzxb@126.com).

---

# Application of Improved Path Tracking Algorithm in Robot SLAM

## Abstract

**Abstract:** Mapping is an important part of automated logistics. At present, SLAM is widely used. However, in large-scale scenes, errors are accumulated because robots often repeatedly measure and scan the region edge, which makes it impossible to quickly build a high-precision and complete map. An autonomous mapping method based on auxiliary path tracking is proposed, in which the given initial sketch is grid denoised and the auxiliary path is fitted and improved by multi segment cubic polynomial. The improved pure pursuit algorithm is used to guide the robot to build the map and improve the total distance and time of slam mapping process. Experiments in simulation and real scenes show that, compared with the existing V-SLAM and QRCode-SLAM methods, the algorithm improves the map integrity, accuracy and efficiency and provides a visual two-way interactive way for fast and efficient map construction.

## Keywords

SLAM, high precision complete map, denoising, auxiliary path, map construction, interaction

## Recommended Citation

Li Qian, Tao Ye, Li Hui. Application of Improved Path Tracking Algorithm in Robot SLAM[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(12): 2602-2613.

# 改进路径跟踪算法在机器人SLAM中的应用研究

李倩, 陶冶\*, 李辉

(青岛科技大学 信息科学技术学院, 山东 青岛 266061)

**摘要:** 绘制地图是自动化物流领域的重要环节, 目前普遍采用即时定位与建图(SLAM)方法, 但在大规模场景下, 机器人常在区域边缘地带反复测扫从而积累误差, 无法快速构建高精度完整地图。提出一种基于辅助路径跟踪的机器人自主建图方法, 对给定的初始草图进行栅格化去噪, 通过多段三次多项式对辅助路径进行拟合改进, 采用改进的纯跟踪算法引导机器人建图, 改善SLAM建图过程的总距离和时间。实验表明: 该算法在地图完整性、准确度和建图效率方面, 较现有V-SLAM、QRCode-SLAM方法均有改善, 为快速高效地构建地图提供了一种可视化的双向交互途径。

**关键词:** SLAM; 高精度完整地图; 栅格化去噪; 辅助路径跟踪; 地图构建; 双向交互

中图分类号: TP242

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X(2023)12-2602-12

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-0873

**引用格式:** 李倩, 陶冶, 李辉. 改进路径跟踪算法在机器人SLAM中的应用研究[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(12): 2602-2613.

**Reference format:** Li Qian, Tao Ye, Li Hui. Application of Improved Path Tracking Algorithm in Robot SLAM[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(12): 2602-2613.

## Application of Improved Path Tracking Algorithm in Robot SLAM

Li Qian, Tao Ye\*, Li Hui

(School of Information Science and Technology, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China)

**Abstract:** Mapping is an important part of automated logistics. At present, SLAM is widely used. However, in large-scale scenes, errors are accumulated because robots often repeatedly measure and scan the region edge, which makes it impossible to quickly build a high-precision and complete map. An autonomous mapping method based on auxiliary path tracking is proposed, in which the given initial sketch is grid denoised and the auxiliary path is fitted and improved by multi segment cubic polynomial. The improved pure pursuit algorithm is used to guide the robot to build the map and improve the total distance and time of slam mapping process. Experiments in simulation and real scenes show that, compared with the existing V-SLAM and QRCode-SLAM methods, the algorithm improves the map integrity, accuracy and efficiency and provides a visual two-way interactive way for fast and efficient map construction.

**Keywords:** SLAM; high precision complete map; denoising; auxiliary path; map construction; interaction

## 0 引言

地图高效、准确生成在智能家居、交通运输、

仓储物流等领域极其重要且应用广泛。目前有2种常见地图生成方式: ①采用地图编辑软件<sup>[1]</sup>经由人工测量逐点逐线的完成, 虽精度较高, 但效率

收稿日期: 2022-07-29

修回日期: 2022-09-26

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB1702902); 山东省高等学校青创科技支持计划(2019KJN047)

第一作者: 李倩(1997-), 女, 硕士生, 研究方向为智能制造。E-mail: 1786234631@qq.com

通讯作者: 陶冶(1981-), 男, 教授, 博士, 研究方向为智能制造、软件工程、人机交互等。E-mail: ye.tao@qust.edu.cn

低且耗时长, 需要多人使用测量设备记录整个环境的相关数据, 绘制过程繁琐复杂; ②使用SLAM<sup>[2]</sup>方法自动绘制地图, 面向小规模场景的SLAM技术日趋成熟, 但在大范围环境下的地图构建仍存在问题<sup>[3]</sup>。例如, 大型室内工厂场地空旷且封闭性差、障碍物少、建筑结构密集、线源遍布复杂, 机器人难以获取全面环境信息, 覆盖遍历扫描障碍物从而绘制地图, 在角落和狭窄区域等处需反复测扫, 易导致地图残缺。另外, 机器人里程计<sup>[4]</sup>随时间推移不断积累误差, 也使地图准确度降低。

地图生成算法的改进主要集中在3个方面: ①优化和改进定位及导航跟踪精度, Feng等<sup>[5]</sup>采用(inertial measurement unit, IMU)和(ultra wide band, UWB)结合的集成室内定位系统(intrusion prevention system, IPS)提高定位精度; Rajamohan等<sup>[6]</sup>采用SfM同时定位和映射信息校正尺度漂移, 但较难应对无回环路线的大型仓库、长廊等场景; Fang等<sup>[7]</sup>通过构造知识图和语义描述符提高动态环境中跟踪的精度, 但计算量较大, 耗时较长。②通过多模态信息融合提高建图效率, 李森等<sup>[8]</sup>提出一种兴趣区域地图提取与多机器人SLAM地图融合方法; 徐俊波等<sup>[9]</sup>设计了基于增强虚拟现实的室内智能交互式地图构建方法; 王晨捷等<sup>[10]</sup>提出了基于无人机视觉SLAM的协同建图与导航方法, 结合空中机器人在视角方面的优势, 实现空地机器人协作; 王桐等<sup>[11]</sup>采用启发式搜索方法引导局部地图的重复区域进行地图融合。这类方法通过多设备及局部地图融合构建全局地图, 但在融合过程中往往损失精度且耗时。③完全自主式的探索地图生成方法, Zhao等<sup>[12]</sup>提出了一种结合自适应权重和动态步长的快速探索随机树算法, 集成了基于前沿和基于采样的探索策略; Becerra等<sup>[13]</sup>研究了非完整动力系统的局部规划器的性质, 以在基于采样的规划器(RRT\*)中实现渐近全局最优性; Liu等<sup>[14]</sup>提出一种基于几何规则的方法来选择活动区域中的候选目标点, 但只考虑活动区域中

的边界, 容易陷入局部最小值境地。虽可借助高精度雷达设备实现精准定位, 但在未知环境区域过大且障碍物较少时, 以上方法构建地图效率明显偏低。

目前, 主流的轨迹跟踪方法有2类, 基于几何的追踪方法<sup>[15-16]</sup>和基于模型预测的方法。纯跟踪(pure pursuit, PP)方法<sup>[17]</sup>在参考轨迹上选取一点作为虚拟目标点(virtual target point, VTP), 通过控制前轮转向角使车辆后轮中心沿圆弧驶向VTP。但该方法并未考虑车辆动力学特性和转向器动态特性, 当VTP位置靠前时不能保证航向误差<sup>[18]</sup>为0, 且控制品质上限不高。

本文对PP算法进行改进并对其在SLAM中的应用进行研究, 主要贡献包括: ①将改进的PP算法与去除噪声后的激光雷达信息相结合, 提出一种基于辅助路径跟踪的机器人自主建图方法, 通过可视化人机交互方式生成辅助路径, 提高地图精度与完整性; ②将跟踪精确的全局辅助路径模块嵌入SLAM加快建图速度, 利用区域先验知识修正移动路径误差。

## 1 辅助路径的生成与跟踪

为充分利用草图先验信息, 设计了辅助路径生成与跟踪交互框架, 如图1所示。

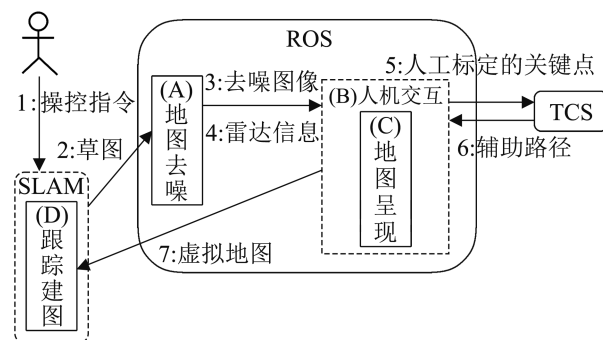


图1 辅助路径生成流程

Fig. 1 Auxiliary path generation flow

利用SLAM构建初始边界草图; 对栅格地图进行去噪处理(A), 将去噪后的图像数据与激光雷

达数据融合呈现在人机交互界面(B);对融合后的草图进行关键路径点标定,形成地图数据配置文件,并由车辆控制系统(transportation control system, TCS)生成完整辅助路径(C),同时通过拟合线段绘制虚拟地图;机器人跟踪虚拟地图中的辅助路径,构建最终地图并呈现(D),完成SLAM与TCS之间地图的双向交互。

图2(a)为初始边界草图,仅含初始点。图2(b)为占据栅格模型<sup>[19]</sup>,由激光雷达传感器构建,仅包含每个栅格( $m_i$ )的状态占用情况。为复用初始草图先验信息,需选择关键点并进行标记。在覆盖范围内,关键点应尽量稠密,关键点之间的距离和位置由实际场景决定,在拐角处、障碍物边上以当前点为顶点构造直角三角形并以斜边值为单位递增,如图2(c)直角三角形所示,起点与终点保持一致。标记关键点ID、坐标位置、关键点与路径之间映射关系,生成地图配置文件。

如图3所示,通过对不同平台的地图数据进行转换与映射,在SLAM与TCS之间实现地图实时交互更新,同时,在建图过程中实现精准定位。

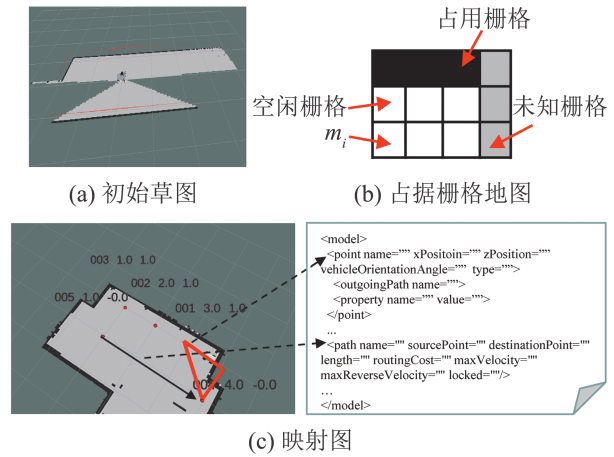


图2 辅助路径生成细节图  
Fig. 2 Auxiliary path generation details

### 1.1 栅格地图去噪

SLAM建图过程中受测扫范围限制,会在无明显边界特征交界处产生放射状噪声<sup>[20]</sup>,影响地图完整性与准确度。本文综合高斯滤波、canny算子边界检测、霍夫变换直线检测和阈值判断方法,提出地图去噪处理算法,整体流程如图4所示。

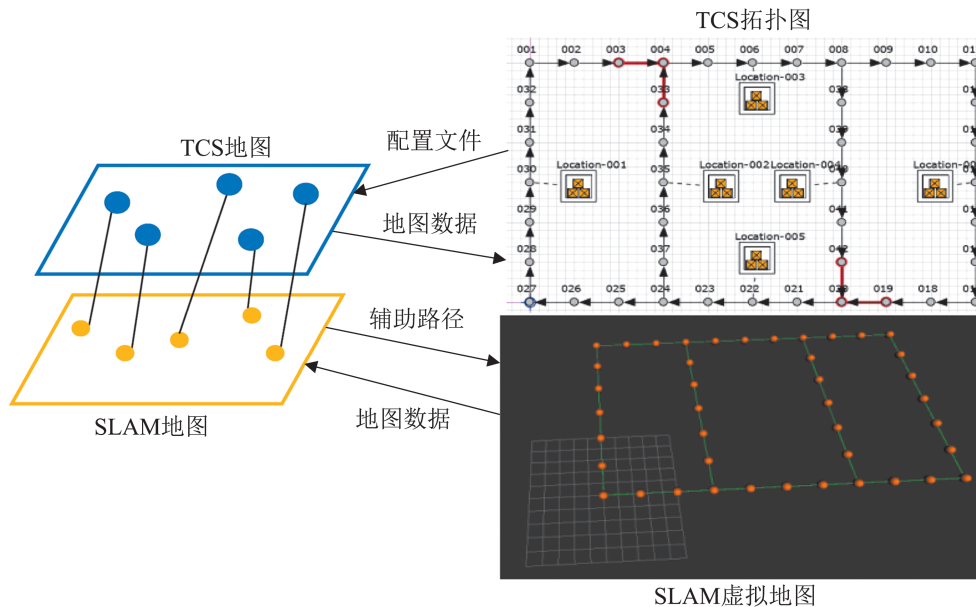


图3 地图数据双向更新  
Fig. 3 Bidirectional update of map data

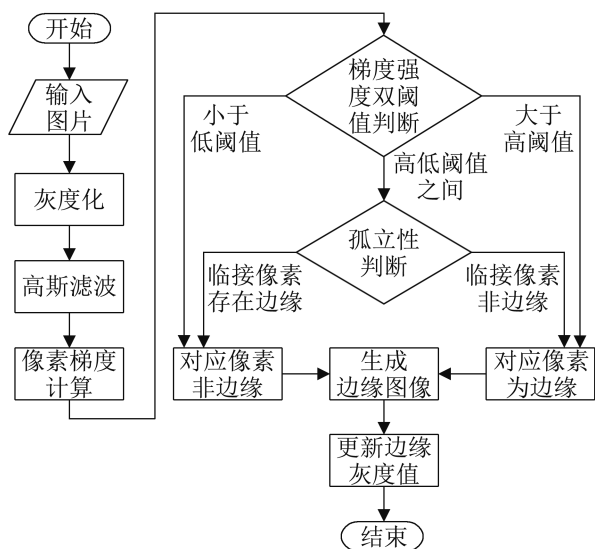


图 4 去噪模块流程  
Fig. 4 Flow of denoising module

(1) 首先将 RGB 图像处理为灰度图像<sup>[21]</sup>:

$$I_G = \sum_{i=1}^n (K_1 R_i + K_2 G_i + K_3 B_i) \quad (1)$$

式中:  $K_1$ 、 $K_2$ 、 $K_3$  分别取 0.299、0.587、0.114<sup>[22]</sup>。

(2) 对灰度图像进行高斯滤波<sup>[23]</sup>:

$$I_\sigma = I_G * G_\sigma \quad (2)$$

式中: \* 为卷积操作;  $G_\sigma$  为标准差为  $\sigma$  的二维高斯核, 使用  $3 \times 3$  模板。

$$G(x, y) = (1/16) \{ f(x-1, y-1) + 2f(x, y-1) + f(x+1, y-1) + 2f(x-1, y) + 4f(x, y) + 2f(x+1, y) + f(x+1, y+1) + 2f(x, y+1) + f(x+1, y+1) \} \quad (3)$$

式中:  $f(x, y)$  为图像中  $(x, y)$  点的灰度值;  $G(x, y)$  为该点经过高斯滤波处理的值。

(3) 对滤波后的图片采用 canny<sup>[24]</sup> 算子进行边缘检测。

(4) 将检测后图像恢复 RGB 通道并判断阈值<sup>[25]</sup>, 边缘处更新灰度, 边缘外的噪声与原地图外的灰度保持一致, 其余灰度不变。

## 1.2 人机交互的辅助路径生成

去除噪声后的地图呈现在可视化环境中(图5)。人工标定避开障碍物基于车本体坐标系关键点的

位置坐标  $(x_i, y_i)$ , 通过曲线拟合方式处理关键点, 采用多段三次多项式作为拟合曲线, 将原始路径划分为  $n$  段, 每段二维路径使用 2 个参数化多项式表示:

$$x(t) = f_i(t) = a_{i3}t^3 + a_{i2}t^2 + a_{i1}t + a_{i0} \quad (4)$$

$$y(t) = g_i(t) = b_{i3}t^3 + b_{i2}t^2 + b_{i1}t + b_{i0} \quad (5)$$

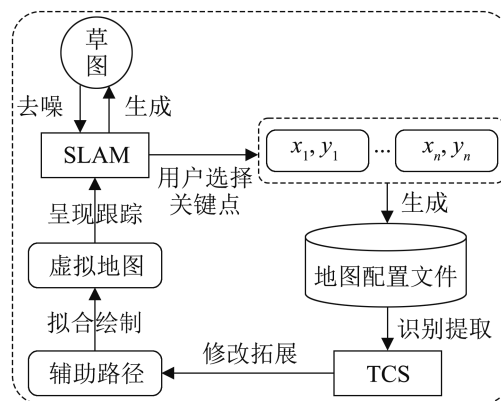


图 5 地图交互设计  
Fig. 5 Interactive map design

由于段与段之间的连接也必须平滑, 因此, 不仅约束位置连续, 且要在约束连接处的一阶导数连续:

$$\begin{aligned} f_i(t_i) &= f_{i+1}(t_0), g_i(t_i) = g_{i+1}(t_0) \\ f'_i(t_i) &= f'_{i+1}(t_0), g'_i(t_i) = g'_{i+1}(t_0) \end{aligned} \quad (6)$$

但此时拟合路径上仍有冗余转折点, 因此, 设计拉直法(算法1)优化冗余点, 如图6所示。

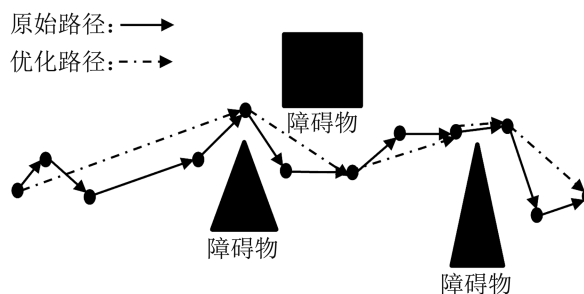


图 6 原始与优化路径对比  
Fig. 6 Comparison of original and optimized paths

起始点与末端点不参与优化, 计算当前节点到上/下节点连线的垂直距离  $d$ , 若  $d$  超过阈值则从集合中删除当前点。若阈值设为当前点  $(x_i, y_i)$  与

全部点垂直距离的最值，则误差为 89.7%，因此，设固定阈值为全部点到上节点与下节点直线垂直距离的中位数  $m_{1/2}$ ，当直线的解析式为  $y=kx+b$  时， $i \in [1, n]$ ， $n$  为全部点数量：

$$d_i = \frac{|kx_i - y_i + b|}{\sqrt{k^2 + 1}} \quad (7)$$

将  $d_1, d_2, \dots, d_n$  按从小到大顺序排列为  $d_{(1)}, d_{(2)}, \dots, d_{(n)}$ ：

$$m_{1/2} = \begin{cases} d_{(n+1)/2}, & n \text{ 为奇数} \\ (d_{(n/2)} + d_{(n/2+1)})/2, & n \text{ 为偶数} \end{cases} \quad (8)$$

将下节点作为新的起点，若小于  $d$  则保留此点并保存到优化路径。

算法 1: 辅助路径生成算法

输入: 路径  $\text{path}(p_1, p_2, \dots, p_n)$ ，总点数  $\text{size}$

输出: 优化后的路径

初始化:  $\text{result} = 1$

for  $i = 1$  to  $(\text{size}-1)$  do

$p_{\text{current}} \leftarrow [p_{ix}, p_{iy}]$

$p_{\text{last}} \leftarrow [p_{(i-1)x}, p_{(i-1)y}]$

$p_{\text{next}} \leftarrow [p_{(i+1)x}, p_{(i+1)y}]$

$d = \text{计算垂直距离}(p_{\text{current}}, p_{\text{last}}, p_{\text{next}})$

if  $d < 3$  then

$\text{result} \leftarrow \text{result} + 1$

$\text{final}_{\text{path}}(\text{result}, x) \leftarrow p_{ix}$

$\text{final}_{\text{path}}(\text{result}, y) \leftarrow p_{iy}$

end if

end for

将拟合优化后的路径符号化为 TCS 可识别的地图配置文件。TCS 对该地图进行修改以及扩展操作后生成辅助路径，通过机器人虚拟地图实现跟踪建图。如图 7 所示，机器人跟踪虚拟地图呈现在 SLAM 可视化界面上的辅助路径根据改进的路径跟踪算法实现自主建图，通过不断地追踪目标路径，减少在未知环境下因探索而产生的碰撞几率，实现按照辅助路径快速准确构建地图。

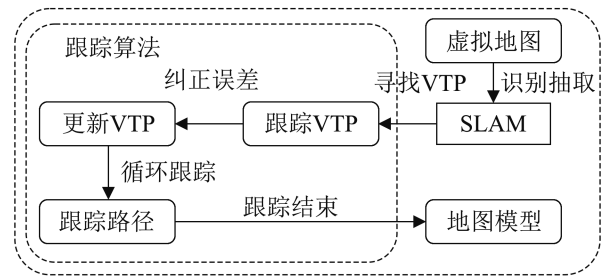


图 7 基于辅助路径的跟踪建图

Fig. 7 Tracing and mapping based on auxiliary path

## 2 改进的路径跟踪算法

本文提出改进的基于 VTP 的路径跟踪算法，修正航向误差。改进算法的几何表达结构如图 8 所示，机器人初始位置为  $P(x, y)$ ，方向角为  $\varphi$ ， $P(x, y)$  在  $W_i$  和  $W_{i+1}$  定义的直线段上的投影为  $q$ ，距  $W_i$  的长度为  $R$ ，投影距离为横向跟踪误差  $e$ <sup>[26]</sup>， $s$  是在  $q$  基础上增加距离  $\delta$  的 VTP。

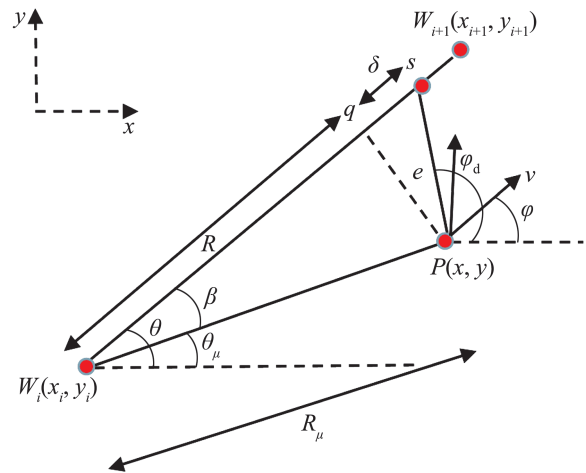


图 8 VTP 路径跟踪控制几何结构

Fig. 8 Path tracking control geometry based on VTP

可算得

$$\tan \theta = \left( \frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i} \right), \theta = \arctan \left( \frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i} \right) \quad (9)$$

同理

$$\theta_\mu = \arctan \left( \frac{y - y_i}{x - x_i} \right) \quad (10)$$

又  $\beta = \theta - \theta_\mu$ ， $R = R_\mu \cos \beta$ ， $R_\mu = \|W_i - P\|$ ，可得 VTP 生成公式：

$$S(x_j, y_j) = ((R + \delta) \cos \theta, (R + \delta) \sin \theta) \quad (11)$$

又有  $\varphi_d = \arctan\left(\frac{y_j - y}{x_j - x}\right)$ , 从而可得通过控制角

度偏差的最大横向加速度公式:

$$\arg \max_a (K(\varphi_d - \varphi)v) \quad (12)$$

该算法的控制输入采用可调节的控制增益量  $K(K > 0)$  的比例控制器, 通过调节该参数以寻找稳定的目标点, 使机器人更新其朝向 VTP 的方向。通过计算自身所处位置的方向角与目标点角度之间的相差度数, 控制该差角, 即  $(\varphi_d - \varphi)$  为 0。引入增益参数  $K_2$  控制减小最大横向误差, 从而可以精确快速地找到 VTP, 即

$$\arg \max_a (K_1(\varphi_d - \varphi)v - K_2e) \quad (13)$$

$$e = \tan(\theta - \theta_\mu)R \quad (14)$$

由式(11)和(12)可知, 前瞻距离  $\delta$  对该算法的影响很大。如图 9 所示, 当  $\delta$  值较低时, 机器人快速向路径移动, 容易产生震荡现象, 在规划路径周围有较大幅度偏离, 很小的  $\delta$  造成车辆不稳定, 当车辆在拐大弯时转向不足而导致较大震荡误差; 随着  $\delta$  增大, 接近路径的速度很慢, 实际路径更贴合规划路径, 横向跟踪误差降低非常慢。如表 1 所示, 随着系数的增大, 最大航向误差逐渐变小, 但最大横向误差处于不稳定状态。

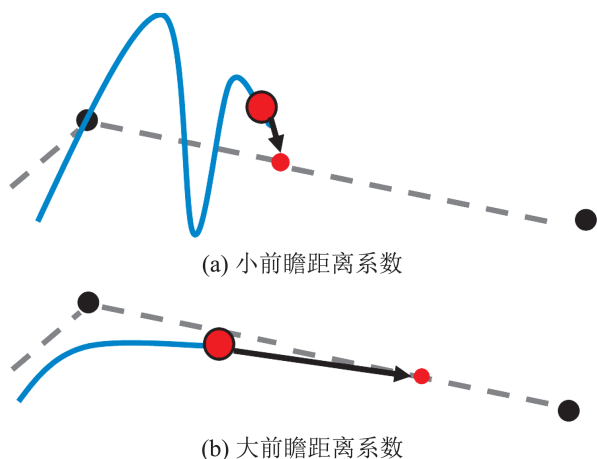


图 9 前瞻距离系数与路径匹配程度  
Fig. 9 Forward looking distance and path matching degree

表 1 不同前瞻距离系数在相同速度下的跟踪情况  
Table 1 Tracking of different forward looking distance coefficients at same speed

前瞻距离系数	最大横向误差/m	最大航向误差/rad
0.5	0.71	0.610
1.0	0.11	0.070
1.5	0.16	0.087
2.0	0.21	0.085

### 3 实验

#### 3.1 草图去噪实验

图 10(a)中放射状的模糊白线经过地图去噪处理后成为图 10(b)的效果。可见, 去噪后的地图放射状的白线消失, 轮廓封闭, 边界明显闭合且边缘线突出, 地图完整度高, 消除了噪声对后续导航操作的影响。

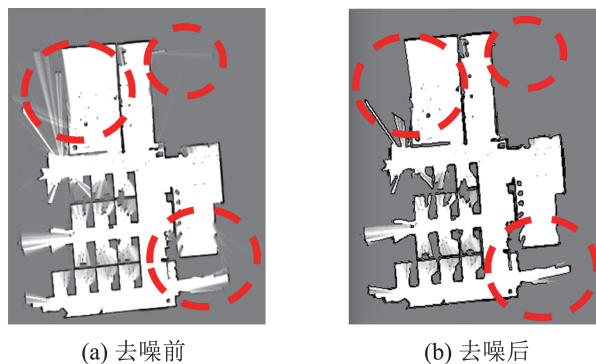


图 10 去噪对比  
Fig. 10 Denoising contrast

对实验室地图图像进行灰度化处理, 灰度化的结果如图 11(a)所示, 将三通道图像转为单通道图像; 进行高斯滤波, 滤波后的图像如图 11(b)所示, 可见放射状的噪声已被模糊化处理; 进行边界检测、直线检测后的图像如图 11(c)所示, 边界明显, 但仍有未闭合的区域; 将图像恢复三通道, 显示在原图像中并进行阈值判断, 如图 11(d)所示。

边界处像素阈值参数须由式(1)计算所得, 在进行阈值判断时, 若像素区间的右侧端点值小于此值则会出现图 12(a)的现象, 可见噪声未处理干净; 大于此值会出现图 12(b)的效果, 整个地图区域除了边界皆会被 ROS 归类为障碍物区, 无法正



常进行后续的其他操作。

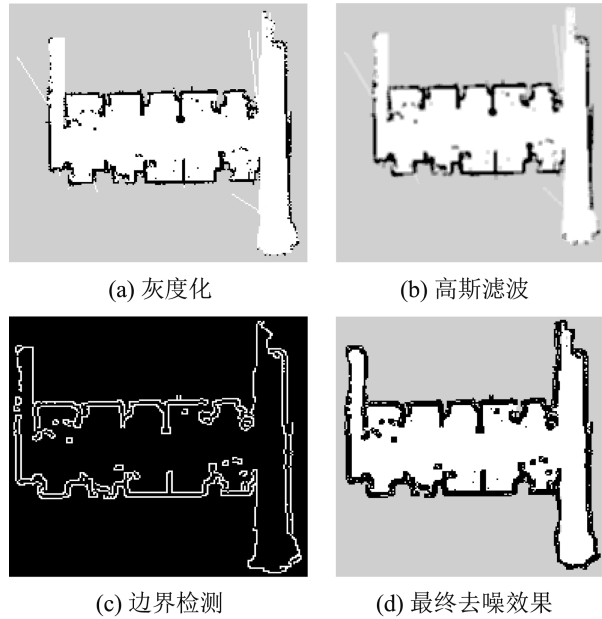


图 11 去噪效果  
Fig. 11 Result of denoising

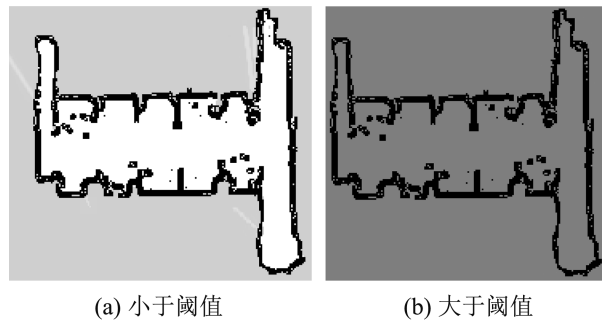
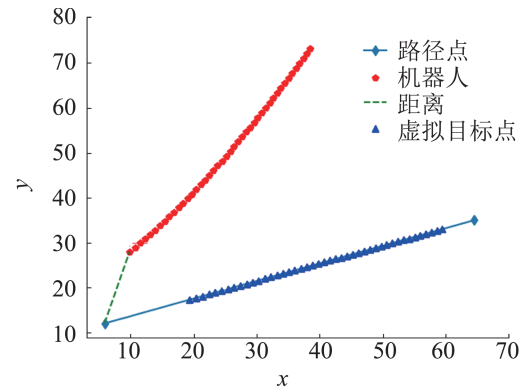


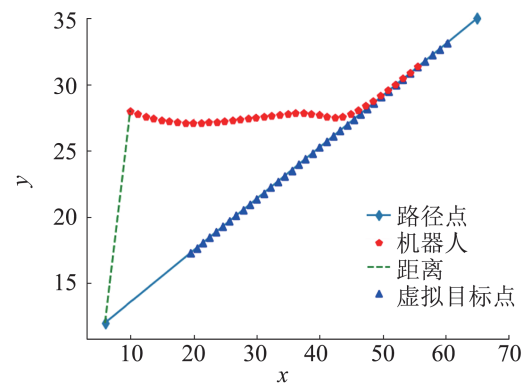
图 12 阈值判断  
Fig. 12 Threshold judgment

### 3.2 跟踪算法改进实验

当机器人航向正确但不在规划路径上时，改进前的算法会导致行驶路径与目标路径平行甚至远离。如图 13(a)所示，目标路径初始点设置在(6, 12)，目标点设置在(65, 35)，机器人从初始点(10, 28)以 25 m/s 速度行驶，以 0.05 s 为时间间隔对 VTP 进行追踪。改进后的算法可有效缩小机器人与预定轨迹的位置偏差，如图 13(b)所示，机器人迅速定位路径上的 VTP 并对其跟踪，且紧密贴合在路径上并随着时间的推移不断延伸。



(a) 改进前的追踪效果( $K=3.5, \delta=5$ )



(b) 改进后的追踪效果( $K_1=0.5, \delta=5, K_2=35$ )

图 13 基于 VTP 的路径跟踪算法效果对比  
Fig. 13 Effect comparison diagram of path tracking algorithm based on VTP

考察跟踪路径精度，如图 14 所示，实际轨迹在区间  $x \in [0, 40]$  规划的路径点集密布的情况下有略微偏移，但是随着时间的推移，规划的路径点集分布开来，实际轨迹贴合于目标路径，不断跟踪更新的 VTP，直至完成任务。

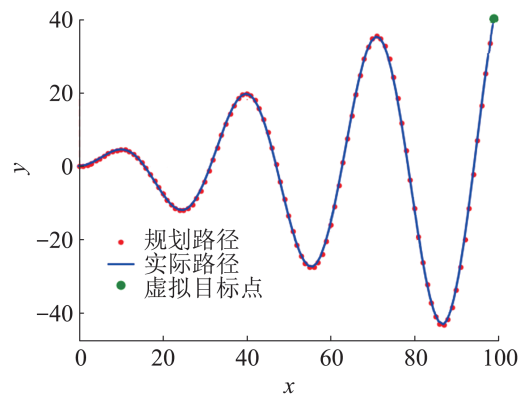


图 14 基于 VTP 的路径跟踪算法跟踪效果  
Fig. 14 Tracing effect diagram of path tracking algorithm based on VTP

### 3.3 仿真场景跟踪建图

采用基于激光雷达的 Gmapping 算法实现跟踪辅助路径生成新的占据栅格地图, 采用改进的基于虚拟目标点的路径跟踪算法, 用地图完整度、精度及建图速度对本文所提方法进行评估。已知占据栅格地图  $m$  把空间划分为有限多个栅格  $m_i$ , 每个地图栅格是独立的, 若对每个栅格计算占用概率, 可得整个栅格地图的完整度概率描述:

$$I = \prod_{i=0}^n P(m_i | z_{1:t}, x_{1:t}) \quad (15)$$

精度则依据栅格地图边界的模糊度和单边网格占据的厚度来评估。通过定量检测边界精确值来反映地图精度, 采用基于 KNN 的度量方法<sup>[27]</sup>:

$$\lambda = 1 - \frac{\sum_{i=1}^k \sqrt{(x_i - x_{close})^2 + (y_i - y_{close})^2}}{k} \quad (16)$$

式中:  $\lambda$  为精确比例;  $(x_i, y_i)$  为边界模糊栅格的坐标;  $(x_{close}, y_{close})$  为距离  $i$  栅格最远的栅格坐标;  $k$  为边界单元格总数量。

仿真实验场景中所有障碍物以及边界范围都有精准值, 可进行定量评价。在 Gazebo 仿真环境中构建实验环境模型, 添加车辆、长方体等地面障碍物, 并按照真实环境添加摩擦力、重力等环境因素。搭建了仿真实验场景: 小型室内场景、大型工厂场景, 以及含仿真真人模拟动态障碍物的大型仓库场景, 如图 15~17 所示。

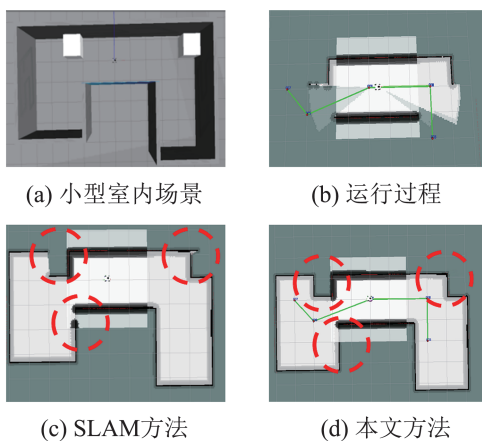


图 15 小型室内场景虚拟仿真实验  
Fig. 15 Virtual simulation experiment of small indoor scene

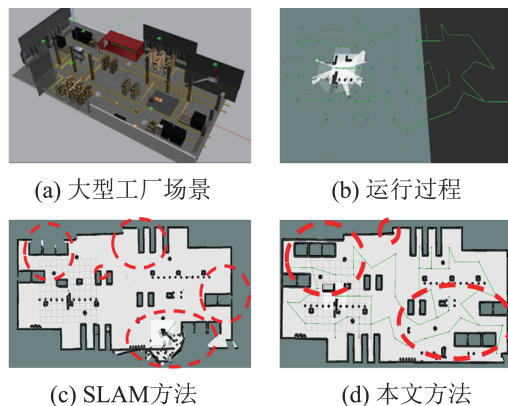


图 16 大型工厂场景虚拟仿真实验  
Fig. 16 Virtual simulation experiment of large factory scene

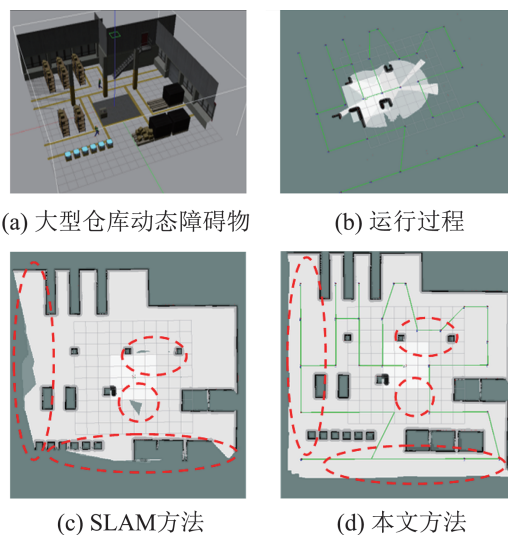


图 17 大型仓库动态障碍物场景虚拟仿真实验  
Fig. 17 Virtual simulation experiment of dynamic obstacle scene in large warehouse

小型室内场景模拟了封闭性好且障碍物少的小型建筑物内部, 采用 SLAM 方法因机器人随着探索次数的增多而累积了误差, 从而无法准确定位自身在地图中的位置, 导致构建不完整地图, 并有多处噪声和重影; 本文方法创建的地图在相应位置的缺陷均有改善, 且完整度高。

大型工厂场景模拟了封闭性较差障碍物多且有车辆固定路线的大型建筑物内部, SLAM 方法多扫描与机器人固定路线不相关区域, 随着构建地图的时间增加, 机器人找不到目标点方向, 出现地图错位现象; 本文方法创建的地图边界增强,

闭合边界比例明显提升，无错位现象。

大型仓库场景模拟了封闭性差且静态障碍物少动态障碍物多的大型建筑物内部，SLAM方法因有动态障碍物干扰且无明显边界特征，所以构建缺失的地图；本文方法创建的地图中表征具体物体的栅格尺寸与外界物理尺寸一致，边界栅格占据的厚度较大，模糊度较小，因进行过地图去噪处理，所以提升了概率表征稳定性，边缘锐化，具有清晰边界。

由表2可以看出，在不同场景规模下，采用本文方法所建地图的完整度和精度都高于传统SLAM方法，且构建地图用时较少。

表2 本文方法与传统SLAM对比

场景规模/m <sup>2</sup>	建图方法	用时	I/%	λ/%
10×6 (图15(a))	本文方法	37 min 25 s	100	99.82
	SLAM	50 min 5 s	93.65	93.21
45×22 (图16(a))	本文方法	3 h 17 min 3 s	99.82	99.05
	SLAM	3 h 55 min 11 s	94.09	75.45
21×22 (图17(a))	本文方法	4 h 19 min 37 s	99.33	97.70
	SLAM	5 h 11 min 32 s	93.70	72.41

### 3.4 实际场景跟踪建图实验

仿真实验忽略了一些现实环境因素的影响，如瓷砖地面过于光滑，导致真实实验中的小车因轮胎打滑而影响建图的精度，建图过程中无法阻止动态障碍物的干扰等，因此设计了基于阿克曼底盘的ROS无人小车的实际场景实验。小车搭载了思岚A1激光雷达传感器，树莓派4B平台，STM32控制器等。

#### 3.4.1 二维光滑地面环境

标记小车初始位置(图18)，添加雷达、里程计、TF坐标转换信息，小车以与仿真环境中相同的速度从固定的初始点出发构建地图，采用改进的基于虚拟目标点的路径跟踪算法引导小车到达目标点附近并开始建图，不断地迭代整个操作流程，直到整个地图构建完毕。每种方法分别进行10次实验，记录其构造整个地图所用的平均时间。



图18 真实走廊实验场景

Fig. 18 Real corridor experiment scenario

对比实验结果如表3所示。由于RRT自主建图方法约束较多，需手动顺时针方向设置4个边界点以及1个初始位置点，所以，最终建图的完整度取决于所设置的四边形边界点的位置，而四边形边界点又受限于当前的局部代价地图范围，因此，地图完整度较低，残缺程度大，易出现地图重影、错位、扭曲、大幅度倾斜等现象，如图19(a)所示，误差逐渐变大，构建失败地图；QRCode-SLAM因QRCode较多，得到较好的地图完整度，但精度和时间方面不及本文方法；V-SLAM纯视觉方法所建三维地图精度和完整度受限于所用相机的参数信息，因此精度与完整度较低；V+Laser-SLAM方法在构建二维地图的同时构建三维地图，精度与完整度在双重约束下得到了提升，但是构图时间过长；本文方法小车沿虚拟地图中的辅助路径前行，实时采集小车当前位置，在沿轨迹跟踪的同时建图，实现地图的双向更新，不仅有较短的建图时间，而且地图完整度和精度也优于其他方法，同时改善了因固定小区域探索建图而产生的地图扭曲、残缺、重叠、错位现象，如图19(b)所示。

表3 5种方法效果对比

使用方法	辅助程度	平均时间	I/%	λ/%
RRT	四边形边界	15 min 37 s	74.70	77.39
QRCode-SLAM	QRCode	11 min 49 s	83.43	79.27
V-SLAM	深度相机	9 min 32 s	70.16	63.20
V+Laser-SLAM	Laser+相机	10 min 25 s	86.96	89.32
本文方法	辅助路径	7 min 4 s	99.09	99.52

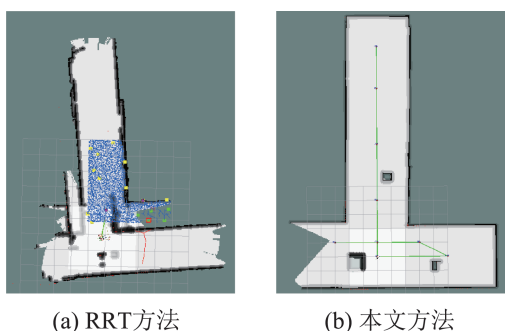


图 19 构建地图及结果  
Fig. 19 Building maps and diagrams of results

### 3.4.2 有坡度和凹凸不平的地面环境

将入口坡道作为实验场景, 凹凸不平的地面摩擦系数为 0.02, 坡道长 16.5 m, 坡度为 9%, 俯瞰图、仰视图及地面粗糙程度如图 20 所示。将小车放置于车道中间位置, 进行实验, 每次实验结束重置小车, 避免误差累积造成偏移现象。

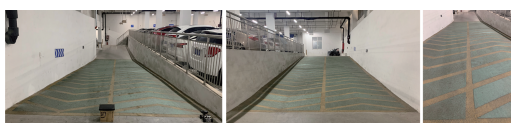


图 20 坡度和凹凸不平环境  
Fig. 20 Slope and rugged environment

由表 4 可见, RRT 在探索时不断变换角度、方向, 导致地图错位、空间重叠现象严重, 如图 21(a)所示; QRCode-SLAM 在坡道上扫描 QRCode 时, 由于视角未进行纠偏导致精确扫描并分析的时间较长; V-SLAM 受相机参数影响, 只有视觉地图, 精度、完整度偏较低; V+Laser-SLAM 精度与完整度较高, 但建图时间较长; 本文方法则兼顾了建图时间、精度与完整度, 如图 21(b)所示, 综合性能较好。

使用方法	辅助程度	平均时间	$I/\%$	$\lambda/\%$
RRT	四边形边界	11 min 32 s	67.03	59.13
QRCode-SLAM	QRCode	10 min 8 s	80.26	68.00
V-SLAM	深度相机	5 min 48 s	64.31	53.57
V+Laser-SLAM	Laser+相机	6 min 12 s	85.25	90.19
本文方法	辅助路径	4 min 15 s	98.89	97.78

由图 21 可知, 高度差导致在构建地图时于坡道的底端形成障碍物遮挡段, 但程度较轻, 可以忽略。使用 RRT 算法构建坡道地图时不仅地图完整度低, 还出现墙体以外仍有可探索区域不断生成的错误现象, 导致所建地图无法使用; 本文方法构建的地图, 有清晰的边界, 完整度、精度较高, 构建区域完全按照辅助路径生成, 提高了效率。因此, 不论是二维光滑平面还是有坡度凹凸不平的地面, 采用本文方法均能达到同样的效果。

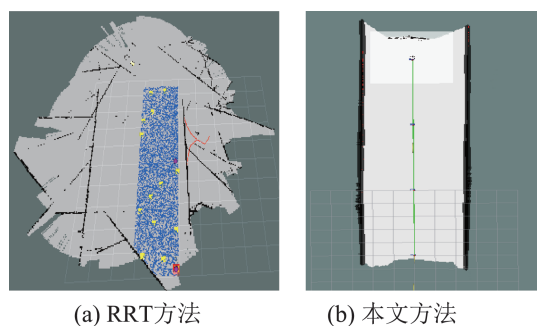


图 21 坡道地图对比  
Fig. 21 Ramp map comparison

### 3.5 关键点稀疏与稠密实验

如图 22 所示, 以原点为中心, 在各向以 5 m 为间隔单位等距离设置关键点。如关键点稀疏, 小车离目标点方向过远, 导致偏离辅助路径行驶, 行驶过程中不断重定向, 则会出现重影多、残缺程度大的现象, 建图时间变长; 关键点数量符合要求时, 关键点稠密程度适宜处于最佳状态, 不会因过于稀疏而导致建图失败, 地图精度、完整度提升, 建图时间相应缩短。

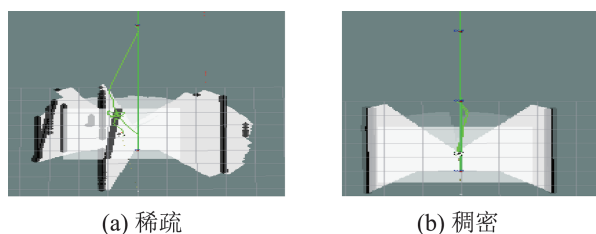


图 22 关键点稀疏与稠密对比  
Fig. 22 Comparison between sparse and dense key points

## 4 结论

为提高先验信息与人机交互在地图构建过程中的作用,提高建图准确性及速度,设计了一种改进的基于虚拟目标点的路径跟踪算法,通过跟踪辅助路径构建地图。在追踪的过程中,不断更新地图数据,显示障碍物位置,且在全局固定路径的基础上进行局部路径点到点之间的重新规划,避开动态障碍物,在未知环境中实现快速自主建图。实验结果表明:本文方法构建的地图在精度、完整度和建图速度方面均有提升。建图精度平均提升18.5%,地图完整度平均提高5.9%,建图时间平均减少34.24 min;在实际场景中,建图精度平均提升18.72%,地图完整度提高18.26%,建图时间平均减少6.65 min。

## 参考文献:

- [1] Yuan Zhiheng, Yang Zhengmao, Lü Lingling, et al. A Bi-level Path Planning Algorithm for Multi-AGV Routing Problem[J]. *Electronics*, 2020, 9(9): 1351.
- [2] 田野, 陈宏巍, 王法胜, 等. 室内移动机器人的SLAM算法综述[J]. *计算机科学*, 2021, 48(9): 223-234.  
Tian Ye, Chen Hongwei, Wang Fasheng, et al. Overview of SLAM Algorithms for Mobile Robots[J]. *Computer Science*, 2021, 48(9): 223-234.
- [3] Cadena C, Carlone L, Carrillo H, et al. Past, Present, and Future of Simultaneous Localization and Mapping: Toward the Robust-perception Age[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2016, 32(6): 1309-1332.
- [4] Dong Jing, Ren Xingyu, Han Songlai, et al. UAV Vision Aided INS/Odometer Integration for Land Vehicle Autonomous Navigation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(5): 4825-4840.
- [5] Feng Daquan, Wang Chunqi, He Chunlong, et al. Kalman-filter-based Integration of IMU and UWB for High-accuracy Indoor Positioning and Navigation[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(4): 3133-3146.
- [6] Rajamohan D, Kim J, Garratt M, et al. Image Based Localization Under Large Perspective Difference Between Sfm and SLAM Using Split Sim(3) Optimization[J]. *Autonomous Robots*, 2022, 46(3): 437-449.
- [7] Fang Baofu, Mei Gaofei, Yuan Xiaohui, et al. Visual SLAM for Robot Navigation in Healthcare Facility[J]. *Pattern Recognition*, 2021, 113: 107822.
- [8] 李森, 范平清. 兴趣区域地图提取与ROS的多机器人SLAM地图合成研究[J]. *智能计算机与应用*, 2022, 12(1): 168-171, 175.  
Li Sen, Fan Pingqing. Map Extraction of Interest Region and ROS Multi-robot SLAM Mapmerge[J]. *Intelligent Computer and Applications*, 2022, 12(1): 168-171, 175.
- [9] 徐俊波, 吕宏武, 高子哈. 基于增强现实的智能交互式地图构建方法研究[J]. *自动化应用*, 2020(10): 75-77, 82.  
Xu Junbo, Lü Hongwu, Gao Zihan. Research on the Construction Method of Intelligent Interactive Map Based on Augmented Reality[J]. *Automation Application*, 2020(10): 75-77, 82.
- [10] 王晨捷, 罗斌, 李成源, 等. 无人机视觉SLAM协同建图与导航[J]. *测绘学报*, 2020, 49(6): 767-776.  
Wang Chenjie, Luo Bin, Li Chengyuan, et al. The Collaborative Mapping and Navigation Based on Visual SLAM in UAV Platform[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2020, 49(6): 767-776.
- [11] 王桐, 尚光涛, 高山. 基于启发式的多机器人SLAM地图融合方法研究[J]. *系统仿真学报*, 2022, 34(7): 1449-1458.  
Wang Tong, Shang Guangtao, Gao Shan. Research on Multi-robot SLAM Map Fusion Method Based on Heuristics[J]. *Journal of System Simulation*, 2022, 34(7): 1449-1458.
- [12] Zhao Leyang, Yan Li, Hu Xiao, et al. Efficient and High Path Quality Autonomous Exploration and Trajectory Planning of UAV in an Unknown Environment[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2021, 10(10): 631.
- [13] Becerra I, Yervilla-Herrera H, Antonio E, et al. On the Local Planners in the RRT\* for Dynamical Systems and Their Reusability for Compound Cost Functionals[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2022, 38(2): 887-905.
- [14] Liu Shuang, Li Shenghao, Pang Luchao, et al. Autonomous Exploration and Map Construction of a Mobile Robot Based on the TGHM Algorithm[J]. *Sensors*, 2020, 20(2): 490.
- [15] Yang Yang, Li Yankai, Wen Xing, et al. An Optimal Goal Point Determination Algorithm for Automatic Navigation of Agricultural Machinery: Improving the Tracking Accuracy of the Pure Pursuit Algorithm[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 194: 106760.
- [16] Li Cong, Yuan Ruiman, Gao Hong, et al. Characteristics of Blue-green Laser Downlink Cross-media Transmission Under Different Weather Conditions[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2021, 50(12): 1201003.
- [17] 熊璐, 杨兴, 卓桂荣, 等. 无人驾驶车辆的运动控制发展现状综述[J]. *机械工程学报*, 2020, 56(10): 127-143.  
Xiong Lu, Yang Xing, Zhuo Guirong, et al. Review on

- Motion Control of Autonomous Vehicles[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(10): 127-143.
- [18] Wang Lihui, Chen Zongliang, Zhu Wenxing. An Improved Pure Pursuit Path Tracking Control Method Based on Heading Error Rate[J]. Industrial Robot: The International Journal of Robotics Research and Application, 2022, 49(5): 973-980.
- [19] 岳伟韬, 苏婧, 谷志珉, 等. 占据栅格地图的最佳栅格大小与地图精度[J]. 机器人, 2020, 42(2): 199-206.  
Yue Weitao, Su Jing, Gu Zhimin, et al. Best Grid Size of the Occupancy Grid Map and Its Accuracy[J]. Robot, 2020, 42(2): 199-206.
- [20] Savci K, Stove A G, Francesco De Palo, et al. Noise Radar-overview and Recent Developments[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2020, 35(9): 8-20.
- [21] Du Gaoming, Wu Jiting, Cao Hongfang, et al. A Real-time Effective Fusion-based Image Defogging Architecture on FPGA[J]. ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications, 2021, 17(3): 93.
- [22] Wen Junlin, Zhu Yufan, Liu Jianbo, et al. Smartphone-based Surface Plasmon Resonance Sensing Platform for Rapid Detection of Bacteria[J]. RSC Advances, 2022, 12(21): 13045-13051.
- [23] Suryanarayana G, Chandran K, Khalaf O I, et al. Accurate Magnetic Resonance Image Super-resolution Using Deep Networks and Gaussian Filtering in the Stationary Wavelet Domain[J]. IEEE Access, 2021, 9: 71406-71417.
- [24] Wu Fangsheng, Zhu Changan, Xu Jinxiu, et al. Research on Image Text Recognition Based on Canny Edge Detection Algorithm and K-means Algorithm[J]. International Journal of System Assurance Engineering and Management, 2022, 13(1): 72-80.
- [25] 余丽萱, 康佳, 王楠, 等. 一种新的棉花根系图像阈值分割方法[J]. 河北大学学报(自然科学版), 2022, 42(2): 124-130.  
She Lixuan, Kang Jia, Wang Nan, et al. A New Threshold Segmentation Method for Cotton Root Images[J]. Journal of Hebei University(Natural Science Edition), 2022, 42(2): 124-130.
- [26] Kim J, Qi Meng, Kim M, et al. Biogas Reforming Integrated With PEM Electrolysis Via Oxygen Storage Process for Green Hydrogen Production: From Design to Robust Optimization[J]. Energy Conversion and Management, 2022, 251: 115021.
- [27] Uddin S, Haque I, Lu Haohui, et al. Comparative Performance Analysis of K-nearest Neighbour(KNN) Algorithm and Its Different Variants for Disease Prediction[J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 6256.