

面向狭窄环境的机器人室内导航系统

董敏, 谭皓禹, 毕盛

引用本文

董敏, 谭皓禹, 毕盛. 面向狭窄环境的机器人室内导航系统[J]. 计算机科学, 2025, 52(9): 320-329.

DONG Min, TAN Haoyu, BI Sheng. Robot Indoor Navigation System for Narrow Environments[J].

Computer Science, 2025, 52(9): 320-329.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于伪标签不确定性估计的无源域自适应方法](#)

Source-free Domain Adaptation Method Based on Pseudo Label Uncertainty Estimation

计算机科学, 2025, 52(9): 212-219. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240700159>

[基于自适应采样的超级传播者检测算法](#)

Super Spreader Detection Algorithm Based on Adaptive Sampling

计算机科学, 2025, 52(8): 393-402. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240900085>

[基于双重分类和重建的跨域图异常检测](#)

Cross-domain Graph Anomaly Detection Via Dual Classification and Reconstruction

计算机科学, 2025, 52(8): 374-384. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.241000140>

[基于对齐查询的跨语言信息检索方法](#)

Cross-lingual Information Retrieval Based on Aligned Query

计算机科学, 2025, 52(8): 259-267. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.241000055>

[基于干扰样本分布优化的工控异常检测改进SVM模型](#)

Improved SVM Model for Industrial Control Anomaly Detection Based on Interference Sample

Distribution Optimization

计算机科学, 2025, 52(7): 388-398. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240500100>

面向狭窄环境的机器人室内导航系统

董敏 谭皓禹 毕盛

华南理工大学计算机科学与工程学院 广州 510006

(hollymin@scut.edu.cn)

摘要 在机器人领域中,安全地通过狭窄环境是机器人自主可靠地执行导航任务的关键之一。对于多种误差源导致的机器人无法安全通过狭窄环境的问题,提出了面向狭窄环境的机器人室内导航系统。该系统在导航过程中根据地图中障碍物与全局路径的几何关系标记狭窄环境,并生成合适通行位姿对;机器人出入被标记的狭窄环境时自动切换导航策略,以自适应环境;在狭窄环境导航策略中,全局成本地图膨胀化,以规划更安全的全局路径,机器人根据合适通行位姿分段规划全局路径,目的为提前调整位姿以减少在狭窄环境中的转向需求,并通过将最优控制问题转换为最小二乘问题的思想优化 MPC 路径跟踪方法,用于代替局部轨迹规划方法计算轨迹,防止局部轨迹碰撞误判导致导航失败。仿真及真实环境实验结果表明,该系统能够有效提升机器人面对狭窄环境时的通过率,使机器人更加安全稳定地执行导航任务。

关键词: 导航系统;狭窄环境;自适应;合适通行位姿;路径跟踪

中图分类号 TP242

Robot Indoor Navigation System for Narrow Environments

DONG Min, TAN Haoyu and BI Sheng

School of Computer Science & Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China

Abstract In the field of robotics, safe passage through narrow environments is one of the keys for robots to perform navigation tasks autonomously and reliably. To solve the problem that robots cannot safely pass through narrow environment due to multiple error sources, this paper proposes the robot indoor navigation system for narrow environments. In the course of navigation, the system marks the narrow environment according to the geometric relationship between the obstacles and the global path in the map and generates suitable traffic poses. When the robot enters and exits the marked narrow environment, it automatically switches the corresponding navigation strategy to adapt the environment. In the narrow environment navigation strategy, the global cost map is inflated to plan a safer global path, and the robot plans the global path in segments according to the suitable traffic poses, aiming to adjust the pose in advance to reduce the turning demand in the narrow environment. The MPC path tracking method is optimized by converting the optimal control problem into the least squares problem. It replaces the local path planning method to calculate the trajectory, and prevents the misjudgment of local trajectory collision resulting in navigation failure. The simulation and real environment experiment results show that the system can effectively improve the passing rate of the robot in the narrow environment, so that the robot can perform the navigation task more safely and stably.

Keywords Robot navigation, Narrow environment, Automatic adaptation, Suitable traffic pose, Path tracking

1 引言

近年来,随着技术的发展,室内服务机器人在日常生活中发挥着越来越重要的作用。例如,机器人能够引导视障人士在未知的室内环境中行动^[1],作为家庭物理辅助提高人们的生活质量^[2],在移动过程中定位跟踪实验室内的设备以监控管理实验室^[3]等。尽管服务机器人的研究取得了诸多进展,但是其在室内完全自主可靠地工作仍存在许多障碍。需要克服的实际障碍之一是,机器人在室内移动所依赖的导航技术

无法使其稳定地通过狭窄环境。

由于相关导航研究中均未对狭窄环境做明确说明,因此首先对下文讨论的狭窄环境做出定义:从几何角度出发,若环境的通道或空间宽度小于机器人机身宽度的两倍,且机器人在此环境中需要进行复杂的姿态调整或路径规划才能通过,则视其为狭窄环境。

理想情况下,若狭窄环境中存在一条可行的全局路径,则机器人能够生成合适的局部轨迹以通过该环境。然而,根据实际部署经验,机器人在遵循全局路径以及生成局部轨迹等

到稿日期:2024-07-25 返修日期:2024-10-21

基金项目:广东省科技计划(2020A0505100015);高校教师特色创新研究项目(2022DZX03)

This work was supported by the Guangdong Provincial Science and Technology Plan(2020A0505100015) and Research Project on Innovative Characteristics of College Teachers(2022DZX03).

通信作者:毕盛(picy@scut.edu.cn)

方面存在问题:在狭窄环境中,传统导航框架中局部轨迹规划受传感器误差、地图分辨率误差、定位与当前位姿等因素影响,无法感知前方存在的可通行区域,导致局部轨迹生成失败;环境感知的不确定性可能导致轨迹频繁变化,引发振荡现象;或在通行过程中发生碰撞,导致导航任务失败。

为说明该问题,图1演示机器人(机身宽度为20cm)穿越狭窄门框(宽度为35cm)的场景。该场景中展示了3种不同的情况:(a)机器人起始位于通道中间且正对门,并几乎沿一条直线路径穿越;(b)机器人位置靠墙,感知门框处的可导航区域减少;(c)机器人位姿倾斜对门,无法感知可通行区域。

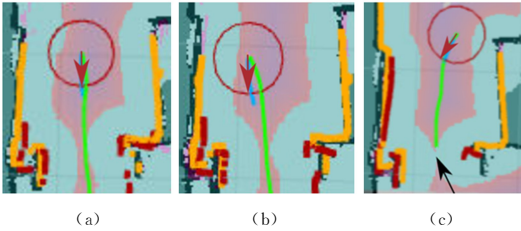


图1 机器人穿越狭窄门框时的3种情况示意图

Fig.1 Schematic diagrams of three situations when the robot passes through the narrow door frame

为提高导航系统对误差源的容忍性与稳定性,针对机器人在狭窄环境中导航存在的问题,提出了面向狭窄环境的机器人室内导航系统,实现了机器人在无人干涉的情况下自动检测狭窄环境并执行狭窄环境导航策略以适应狭窄环境的功能。本文分别在仿真环境和真实环境中对该系统进行实验,验证了系统的有效性。

2 相关工作

许多学者对此问题展开了研究。Yuan等^[4]通过调整TEB^[5]和DWA^[6]等主流局部轨迹规划方法中的避障权重等相关参数,降低了机器人碰撞检测要求,使机器人得以在进入狭窄环境前生成轨迹并通行。然而,该方法令机器人的碰撞风险上升,且在其他环境下的导航表现下降。Luan等^[7]利用速度插补控制优化TEB算法的输出速度,手动在狭窄空间两侧标记位姿辅助点并调用定点规划算法以提高通过率。然而,手动标记辅助点的方式高度依赖人,机器人无法做到完全自主的工作。Moreno等^[8]提出了自动检测地图中的问题区域并生成辅助导航路径点的方案,使机器人规划出更合适在狭窄环境中通行的轨迹。然而,生成辅助导航路径点的方法只适用于门、角落等狭窄路段较短的环境,无法在长窄走廊中正常工作。

对于机器人在狭窄区域中通行的问题,一些方法通过改变机器人的形态或运动方式来解决。Zhong等^[9]提出的单腿无线磁控软跳机器人,可以实现连续快速的无约束跳跃运动,使其能够在狭窄的空间内灵活调整运动方向;Liu等^[10]设计了一种基于正交连杆的具有可重组模块的蛇形机器人,其能够在狭窄管道中以行波或螺旋的形式向前移动;Liu等^[11]提出的蛇运动步态策略,通过深度强化学习实现了蛇形机器人更快的运动与更节能的运动步态,进一步强化了其在狭窄环境中的运动能力。尽管上述机器人在狭窄环境中通行的表现良好,但其控制策略基本以遥控为主,仍未发展出成熟可靠的自主导航方法。

此外,作为机器人在狭窄环境中的特殊挑战之一,检测并穿越门的任务被广泛研究。Salaris等^[12]提出了一种基于共焦曲线的几何方法,用于实现仅使用单目相机导航的机器人穿过窄门;Kim等^[13]在带有立体相机的机器人上部署基于上下文的目标识别方法,其适用于检测不同类型的门;Dai等^[14]提出利用Kinect相机采集的RGB-D数据完成对门的检测和定位的方法,并设计非线性自适应控制器使机器人垂直通过门;Kim等^[15]提出的搭载云台变焦相机的轮椅机器人系统,能够实现高精度视觉标记门并穿越。然而,上述方法依赖特定特征的检测来识别门或走廊,即存在场景局限性,无法适用于其他狭窄环境。

3 系统整体框架

传统的室内导航系统框架如图2所示。由于非完整系统的路径规划任务同时受到几何学约束与运动学约束的影响^[16],路径规划被拆分为全局路径规划和局部轨迹规划两个阶段。全局路径规划阶段依据静态地图中的几何约束,生成全局路径;局部轨迹规划阶段则依据全局路径和机器人当前所处环境的感知信息,生成符合运动学约束且尽可能跟随全局路径的局部轨迹。路径规划任务分两阶段执行的特征导致了以下问题:狭窄环境中即使存在可供机器人通行的空间(即可规划出全局路径),也由于机器人进入狭窄环境时位姿的限制,无法生成符合运动学约束的跟随全局路径的局部轨迹;激光雷达等感知信息的误差,导致局部轨迹规划器判定前方狭窄环境不可通行。

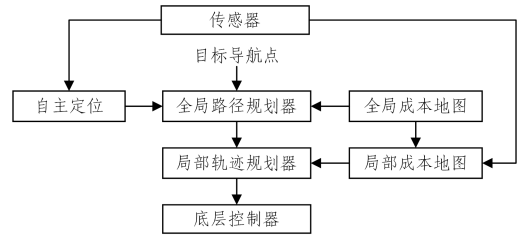


图2 传统室内导航系统的框架

Fig.2 Framework of traditional indoor navigation system

本文提出的面向狭窄环境的机器人室内导航系统的整体框架如图3所示。

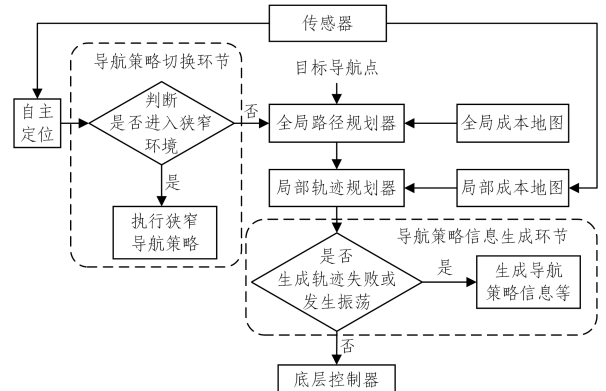


图3 面向狭窄环境的室内导航系统的框架

Fig.3 Framework of the indoor navigation system for narrow environments

该框架在传统室内导航系统的基础上增加了两个环节:

1) 导航策略信息生成环节收集场景中狭窄环境的位置信息,并在狭窄环境出入口生成合适通行的位姿,用于指导机器人通行;2) 导航策略切换环节根据导航策略信息生成环节提供的信息判断机器人是否进入狭窄环境,并根据判断情况在正常导航策略与狭窄环境导航策略之间切换,令机器人自动适应狭窄环境。其中,正常导航策略是基于传统室内导航系统的导航行为的代替术语,旨在区分其与狭窄环境导航策略。

面向狭窄环境的室内导航系统的工作流程如图4所示。

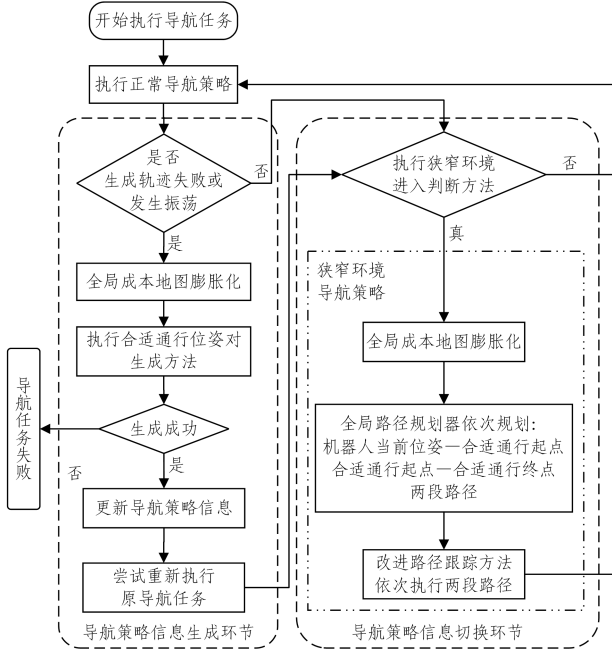


图4 在本文系统框架下机器人导航的工作流程

Fig. 4 Workflow of robot navigation in narrow environments under the proposed system framework

狭窄环境导航策略采用如图4所示流程的原因如下:膨胀化全局成本地图,以生成更安全的全局路径;由于较大曲率的曲线轨迹在狭窄环境中是相对危险的,因此机器人根据导航策略信息生成环节在狭窄环境出入口生成合适通行的位姿,并分段规划全局路径,使其能够在进入狭窄环境前调整前进的姿态,避免其因进入狭窄环境时产生较大的转向需求而驶出大曲率曲线轨迹;分段规划的全局路径令机器人在狭窄环境中尽可能沿直线轨迹行驶,降低了运动控制的难度;使用路径跟踪方法代替局部轨迹规划以严格执行安全的全局路径,一定程度地避免了机器人在狭窄环境中因跟随全局路径运动执行不准确而陷入不利于通行的位姿,同时路径跟踪方法依据全局路径生成局部轨迹而非动态环境,解决了传统导航框架中局部轨迹规划因激光雷达等传感器误差误判前方不可通行,无法成功生成局部轨迹的问题。

4 导航策略信息生成环节

4.1 导航策略信息描述

导航策略信息 I 是由 n 个导航失败位姿 NFP 以及根据其生成的合适通行位姿对 STP_s 构成的集合,表示为:

$$I = \{NFP_i, STP_{s_i}\}_{i=1,2,3,\dots,n} \quad (1)$$

其中, NFP_i 表示机器人标记的第 i 个导航失败位姿, STP_{s_i} 表示根据 NFP_i 生成的合适通行位姿对, STP_s 由合适通行起点

位姿 STP_B 和合适通行终点位姿 STP_E 构成,表示为 $STP_s = (STP_B, STP_E)$,其中位姿 (x, y, θ) 由机器人在地图中的横坐标 x 、纵坐标 y 和方向 θ 构成。

4.2 导航策略信息生成环节的步骤

导航策略信息生成环节的具体步骤如下。

1) 当机器人出现局部轨迹规划失败或振荡现象时,进入步骤2)。

2) 全局成本地图膨胀化,进入步骤3)。

3) 执行合适通行位姿对生成方法,当成功生成 STP_s 时,认为机器人出现步骤1)所述情况是由环境狭窄造成的,因此将当前位姿作为导航失败位姿 NFP ,将该 NFP 与对应的 STP_s 加入 I ,进入步骤4);当生成 STP_s 失败时,认为机器人出现步骤1)所述情况是由环境其他因素造成的,直接判断导航任务失败。

4) 将更新后的 I 加载至导航策略切换环节,尝试重新执行原导航任务。

4.3 全局成本地图膨胀化

由于机器人在本文提出的策略中将严格遵循全局路径通过狭窄环境,因此保证全局路径的安全性至关重要。在生成远离狭窄环境两侧障碍物的安全全局路径的若干种方法中,全局成本地图膨胀化简单且有效。

全局成本地图以栅格地图的形式表示,各栅格的成本表示环境中不同位置的可通行性,供 Dijkstra 算法和 A^* 算法等全局路径规划算法^[17] 规划全局路径。传统的全局成本地图会在障碍物周边增加一层宽度至少为机器人机身半径的致命区域,该区域的成本信息与障碍物相同。该方法存在的问题为:当致命区域的宽度较小时,由于障碍物与致命区域以外的栅格均为自由栅格(成本为0),全局路径规划算法在路径最短成本函数的计算下容易规划出一条靠近障碍物的路径,不利于机器人安全行驶;当致命区域的宽度较大时,则无法在本可通行的狭窄环境中规划路径。为此,本文提出全局成本地图膨胀式:

$$C = \begin{cases} C_o, & d_o < r_r \\ 0, & d_o > r_i \\ C_o * \left(1 - \frac{d_o - r_r}{r_i}\right), & \text{other} \end{cases} \quad (2)$$

其中, C 为当前栅格的成本; C_o 为障碍物栅格的成本; r_r 为机器人的机身半径; d_o 为与当前栅格最近的障碍物之间的距离; r_i 为全局成本地图的膨胀半径,设定其等于狭窄环境的判断阈值 γ_n ,一般为机身宽度的两倍。

如图5所示,障碍物栅格外增加一层宽度为 r_r 的致命区域,防止规划出机器人实际无法通行的全局路径;致命区域外是线性递减的膨胀区域,栅格成本随着与最近障碍物距离的增加而递减,使得全局路径规划算法倾向于选择与障碍物距离相对较远的栅格作为路径点。

该方法使得在致命区域宽度较小,即理论上能在更狭窄的环境规划路径的情况下,通过成本递减的膨胀区域引导全局路径规划算法规划出远离障碍物的全局路径,保证全局路径的安全性。同时,该方法基于栅格地图提出,因此适用于所有使用栅格地图导航的环境。

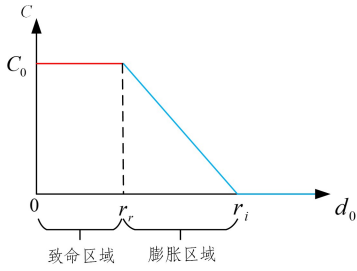


图5 膨胀公式示意图

Fig. 5 Schematic diagram of inflation function

以A*算法作为全局路径规划算法为例,其不同全局成本地图中规划的效果如图6所示,其中黑色区域为障碍物区域,红色区域为致命区域,蓝色栅格分别为起点和目标导航点,蓝色线段为A*算法规划的全局路径。图6(a)中的栅格随着与最近障碍物距离的增加而变色,表示成本递减。由图可知,全局成本地图膨胀化后,相比于传统全局成本地图,A*算法规划出的全局路径更加远离障碍物,有利于机器人的安全行驶及后续方法的展开。

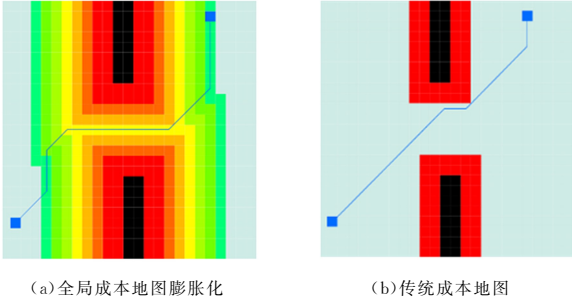


图6 全局成本地图用于规划全局路径的效果对比(电子版为彩图)

Fig. 6 Comparison of the effectiveness of global cost maps in global path planning

4.4 合适位姿通行对的生成方法

4.2节中步骤3)所述的合适通行位姿对生成方法的示意图如图7所示,其参考当前的全局成本地图与位姿,尝试在前方可能存在的狭窄环境的入口处生成 STP_B ,出口处生成 STP_E ,具体步骤如下。

1)重新规划一条由当前位姿到目标点的全局路径 $P = \{p_j\}_{j=1,2,3,\dots,m}$,其中 p_j 表示全局路径中第 j 个路径点的位姿,在全局成本地图膨胀化的影响下, P 会贴近狭窄环境中道路的中线。

2)计算 P 中各路径点 p_j 所处环境的宽度,该宽度集合 W 表示为:

$$W = \{\omega_j\}_{j=1,2,3,\dots,m} \quad (3)$$

其中, ω_j 为 p_j 所处环境的宽度,其计算方式为搜索 ω_j 的第一定义点 o_{j1} 和第二定义点 o_{j2} ,并计算两者之间的距离。

(1)在全局成本地图中,以 p_j 为圆心,以地图分辨率 r_m 为初始半径与半径步长,狭窄环境的判断阈值 γ_n 为最大搜索半径,逐步扩展圆形范围搜索障碍点。

(2)若在最大搜索半径范围内未搜索到障碍点,则置 ω_j 为最大值 M ;否则将搜索到的第一个障碍点作为第一定义点 o_{j1} (见图7(a)),并以 r_m 为步长,沿向量 $\vec{o}_{j1}p_j$ 方向搜索第一个

障碍点作为第二定义点 o_{j2} (见图7(b))。

(3)计算 ω_j 。

$$\omega_j = \sqrt{(x_{o_{j1}} - x_{o_{j2}})^2 + (y_{o_{j1}} - y_{o_{j2}})^2} \quad (4)$$

其中, $x_{o_{j1}}$ 与 $y_{o_{j1}}$ 分别表示 o_{j1} 的 x 坐标和 y 坐标, $x_{o_{j2}}$ 与 $y_{o_{j2}}$ 同理。

3)按顺序遍历 W 中的宽度 ω_j 。

(1)当访问到第 a 个元素 ω_a ,且其首次满足 $\omega_a < \gamma_n$ 时,将 ω_a 的第一定义点 o_{a1} 和第二定义点 o_{a2} 位置的中点作为 STP_B 的位置,垂直于向量 $\vec{o}_{a1}o_{a2}$ 且朝向 $p_{a-1}p_a$ 的方向作为 STP_B 的方向。

(2)继续从 W 的第 $a+1$ 个元素开始访问,当访问到第 b 个元素 ω_b ,且其首次满足 $\omega_b > \gamma_n$ 时,将 p_b 的位置作为 STP_E 的位置,垂直于向量 $\vec{o}_{b1}p_b$ 且朝向 $p_{b-1}p_b$ 的方向作为 STP_E 的方向,其中 o_{b1} 是 ω_b 的第一定义点,生成的 STP_s 如图7(c)所示。若 W 遍历完毕后未能找到满足条件的 ω_a 和 ω_b ,则 STP_s 生成失败,导航任务失败。

4)若 STP_s 生成成功,则根据全局成本地图对其位置进行局部优化。

(1)以 STP_B 为圆心, $\vec{o}_{a1}STP_B$ 所在直线为分界, STP_B 的反方向为朝向,机器人机身半径 r_r 为半径,形成圆形搜索范围,搜索成本最小的点形成点集 $S_n = \{c_i\}_{i=1,2,3,\dots,n}$,并依次计算向量 $\vec{STP_B}c_i$ 的方向与角度 $|\theta_{STP_B} - \pi|$ 的角度差,将使该角度差最小的点的位置作为 STP_B 优化后的位置,其中 θ_{STP_B} 表示位姿 STP_B 的方向。

(2)以 STP_E 为圆心, $\vec{o}_{b1}STP_E$ 所在直线为分界, STP_E 的方向为朝向, r_r 为半径,形成圆形搜索范围,搜索成本最小的点形成点集 $S'_n = \{c'_i\}_{i=1,2,3,\dots,n'}$,并依次计算向量 $\vec{STP_E}c'_i$ 的方向与 θ_{STP_E} 的角度差,将使该角度差最小的点的位置作为 STP_E 优化后的位置,其中 θ_{STP_E} 表示位姿 STP_E 的方向。

优化后的 STP_s 如图7(d)所示。

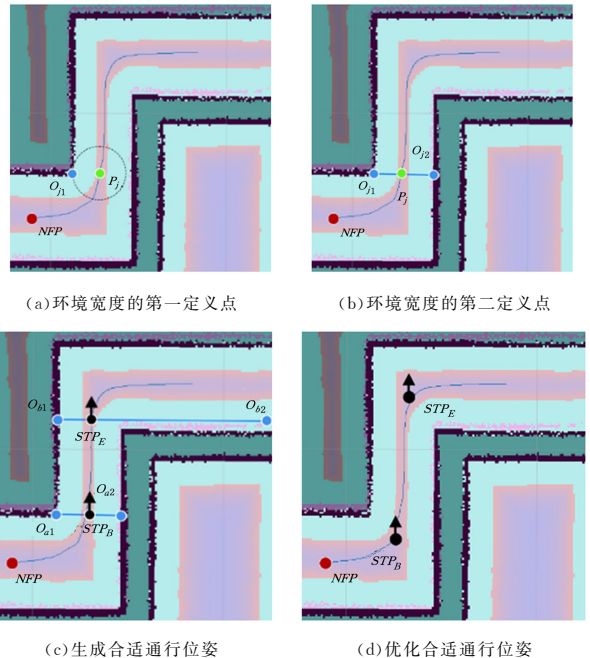


图7 合适通行位姿对生成方法的示意图

Fig. 7 Schematic diagram of STP_s generation method

5 导航策略切换环节

5.1 导航策略切换环节的步骤

导航策略切换环节根据环境以及导航策略信息判断并切换相应的导航策略,其具体步骤如下:

1) 机器人执行导航任务过程中按预设频率执行狭窄环境进入判断方法,当判断结果为真时,返回当前狭窄环境对应的 STP_s ,并进入步骤 2);

2) 切换为狭窄环境导航策略:全局成本地图膨胀化,全局路径规划器依次规划由机器人当前位姿至 STP_B 以及由 STP_B 至 STP_E 的两段路径,并使用改进的路径跟踪方法依次执行两段路径;

3) 切换为正常导航策略,执行由 STP_E 至目标导航点的导航任务。

5.2 判断进入狭窄环境的方法

狭窄环境进入判断方法根据以下两个依据判断机器人是否即将进入狭窄环境:1) 当前位姿与 I 中的导航失败点 NPF 之间的距离;2) 当前全局路径与 NPF 对应的 STP_s 的匹配度。

1) 遍历 I , 计算 NPF 与当前位姿的距离,并将该距离小于预设阈值 γ_d 的 NPF 加入候选点集 $S_q = \{NPF_k\}_{k=1,2,3,\dots,q}$, 其中 γ_d 越大, 机器人将在越远离狭窄环境的位置开始执行狭窄环境导航策略。

2) 依次计算 S_q 中每个 NPF_k 对应的合适通行位姿对 STP_{s_k} 与当前全局路径 P 的匹配度 D_k 。

(1) 按顺序在 P 中搜索首个满足以下条件的路径点 p_a :

$$\begin{cases} \Delta(p_a, STP_{B_k}) < \gamma_d/2 \\ \Theta(p_a, STP_{B_k}) < \pi/2 \end{cases} \quad (5)$$

其中, Δ 表示计算两点之间欧氏距离的算子, Θ 表示计算两点之间角度差的算子, 并记:

$$\begin{cases} d_{B_k} = \Delta(p_a, STP_{B_k}) \\ \theta_{B_k} = \Theta(p_a, STP_{B_k}) \end{cases} \quad (6)$$

若 P 中无符合式(5)的路径点, 则 $D_k = 0$ 。

(2) 若 p_a 存在, 则从 P 的第 $a+1$ 个元素处开始搜索首个满足以下条件的路径点 p_b :

$$\begin{cases} \Delta(p_b, STP_{E_k}) > \gamma_d/2 \\ \Theta(p_b, STP_{E_k}) < \pi/2 \end{cases} \quad (7)$$

并记:

$$\begin{cases} d_{E_k} = \Delta(p_b, STP_{E_k}) \\ \theta_{E_k} = \Theta(p_b, STP_{E_k}) \end{cases} \quad (8)$$

若 P 中无符合式(7)的路径点, 则 $D_k = 0$ 。

(3) 若 p_a 与 p_b 均存在, 则 D_k 的计算式如下:

$$D_k = \left(\frac{d_{B_k}}{\gamma_d} + \frac{\theta_{B_k}}{\pi} \right)^{-1} + \left(\frac{d_{E_k}}{\gamma_d} + \frac{\theta_{E_k}}{\pi} \right)^{-1} \quad (9)$$

3) 令 $D_c = \max\{D_k\}_{k=1,2,3,\dots,q}$, 当 $D_c > 0$ 时, 判断结果为真并返回 (NPF_c, STP_{s_c}) ; 其他情况, 则判断结果均为假。

5.3 改进路径跟踪方法

相比于局部轨迹规划方法, 路径跟踪方法更注重对全局路径的跟随效果, 而不考虑避障, 简化了计算量并降低了运动控制的难度。在狭窄环境中, 面对静态障碍物, 由于全局路径处于狭窄环境的道路中线且有致命区域的限制, 机器人跟踪

全局路径是安全的; 面对动态障碍物, 则通过激光雷达等传感器探测, 执行走或停策略, 即当运动方向检测到障碍物时停下, 等待该障碍物被清除时再恢复导航(该策略不是本文重点, 限于篇幅, 不加以说明)。

目前主流的路径跟踪方法有 Pure pursuit^[18], PID^[19], LQR^[20], MPC^[21] 等。文献[22]对比多种路径跟踪方法, 认为整体效果上 $MPC > LQR > PID$ 。然而, MPC 由于求解非线性规划问题的计算负担较大, 即使部署在搭载高端低功耗处理器如 RK3399 等的机器人上也效果不佳(效果体现在下文实验与分析的真实环境实验中)。Rosmann 等^[23]指出, TEB 算法实际上可视为基于 MPC 的局部轨迹规划算法的特殊实现: 对于最优控制问题, 其通过将机器人的运动学在位姿空间中以平面系统模型的形式进行几何表达, 采用有限差分位姿的方式得到非线性规划, 并利用二次惩罚函数将非线性规划转换为无约束最小二乘问题以优化整体计算过程。本文的改进路径跟踪方法基于 MPC 方法, 以二轮差速驱动机器人模型, 采用同样的计算优化思路进行实现。

改进的路径跟踪方法将生成的轨迹在位姿空间中进行有限差分操作, 分出的 n 个位姿 $P_i = (x_i, y_i, \theta_i)$ 构成了位姿序列 Q , $n-1$ 个由相邻连续位姿之间的时间间隔 ΔT_i 构成了时间间隔序列 τ , 两者组合表示轨迹 G :

$$Q = \{P_i\}_{i=1,2,\dots,n} \quad (10)$$

$$\tau = \{\Delta T_i\}_{i=1,2,\dots,n-1} \quad (11)$$

$$G = (Q, \tau) \quad (12)$$

在 MPC 中, 对于轨迹 G 在非完整运动学、动力学等约束下根据轨迹与路径之间误差构建目标函数形成的非线性规划问题, 可利用若干二次惩罚函数 f_j 将其转换为无约束最小二乘问题:

$$G^* = \arg \min_G \sum_j \gamma_j f_j(G), j \in \{p, a, l, n\} \quad (13)$$

f_p 为远离路径的惩罚函数, 如式(14)所示:

$$f_p = \begin{cases} \left(\frac{d_{\min,j} - (r - \epsilon)}{S} \right)^2, & d_{\min,j} > r - \epsilon \\ 0, & d_{\min,j} \leq r - \epsilon \end{cases} \quad (14)$$

其中, $d_{\min,j}$ 为机器人与路径点之间的最小距离, r 为机器人与路径点之间的距离阈值, ϵ 为偏移因子, S 为缩放比例。

f_l 为线速度与线加速度的几何约束形式的惩罚函数, f_a 为角速度与角加速度的几何约束形式的惩罚函数, 分别表示为:

$$f_l = (v_i - (v_{i-1} + a_i * \Delta T_i))^2 \quad (15)$$

$$f_a = (\omega_i - (\omega_{i-1} + a_{\omega,i} * \Delta T_i))^2 \quad (16)$$

其中, v_i 和 a_i 分别为机器人在位姿 P_i 时的线速度和线加速度, ω_i 和 $a_{\omega,i}$ 分别为位姿 P_i 时的角速度和角加速度, 由相邻位姿的平均速度近似计算:

$$v_i = \left\| \begin{pmatrix} x_{i+1} - x_i \\ y_{i+1} - y_i \end{pmatrix} \right\| / \Delta T_i \quad (17)$$

$$\omega_i = (\theta_{i+1} - \theta_i) / \Delta T_i \quad (18)$$

$$a_i = 2(v_{i+1} - v_i) / (\Delta T_i + \Delta T_{i+1}) \quad (19)$$

$$a_{\omega,i} = 2(\omega_{i+1} - \omega_i) / (\Delta T_i + \Delta T_{i+1}) \quad (20)$$

f_n 为非完整运动学约束的惩罚函数。差速驱动机器人的运动学约束导致其只能在当前前进方向上运动, 这要求相邻

位姿位于如图 8 所示的公共曲率弧线上; P_i 方向与 $d_{i,i+1}$ 方向的夹角 β_i 应等于 $d_{i,i+1}$ 方向与 P_{i+1} 方向的夹角 β_{i+1} , 即:

$$\begin{pmatrix} \cos \theta_i \\ \sin \theta_i \end{pmatrix} \times d_{i,i+1} = d_{i,i+1} \times \begin{pmatrix} \cos \theta_{i+1} \\ \sin \theta_{i+1} \end{pmatrix} \quad (21)$$

$$d_{i,i+1} = \begin{pmatrix} x_{i+1} - x_i \\ y_{i+1} - y_i \end{pmatrix} \quad (22)$$

则 f_n 表示为:

$$f_n = \left\| \left[\begin{pmatrix} \cos \theta_i \\ \sin \theta_i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \cos \theta_{i+1} \\ \sin \theta_{i+1} \end{pmatrix} \right] \times d_{i,i+1} \right\|^2 \quad (23)$$

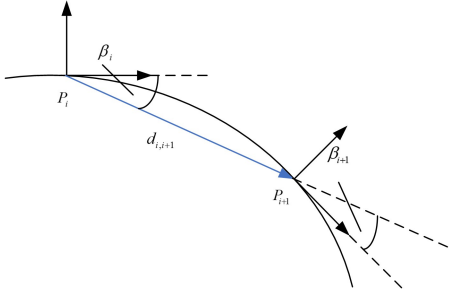


图 8 非完整运动学约束

Fig. 8 Constraints of non-holonomic kinematics

由于式(13)最小二乘问题中的大部分分量相对于轨迹 G 是局部的,即只依赖于少数连续的位姿,因此系统矩阵是稀疏的,能够使用专门的大规模数值优化方法,如 g2o 图优化框架^[24]。通过以位姿和时间间隔为节点,二次惩罚函数为边,将式(13)转换为超图,便可以利用 g2o 对该图进行迭代优化,获取最优轨迹 G^* 。

6 实验与分析

为验证面向狭窄环境的室内导航系统适应狭窄环境(下文简称为自适应方法)的可行性,基于 ROS 机器人操作系统实现该导航系统,分别在仿真环境和真实环境下进行实验,并通过 3D 可视化工具 rviz 对 STPs 和行驶轨迹等关键数据进行可视化、采集与分析。

6.1 仿真环境实验

6.1.1 前期部署

仿真环境实验的硬件配置如下:处理器为锐龙 R9-6900HS,显卡为 RTX3050 Ti;运行环境如下:操作系统为 Ubuntu 20.04,机器人系统为 ROS-Noetic。

仿真二轮差动机器人的建模如图 9 所示,底盘由半径为 10cm 的圆柱状机身、两个宽度为 1.5cm 的驱动轮和两个球状万向轮构成,总体机身长 20cm,宽 23cm。

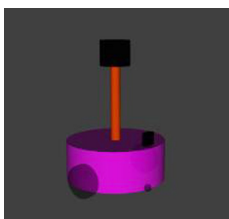
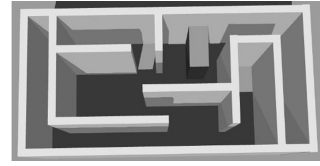


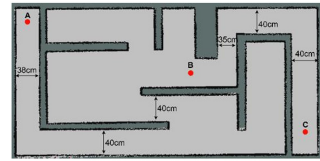
图 9 仿真机器人模型

Fig. 9 Simulation robot model

环境中包含若干宽度为 35~40cm 的狭窄环境(该环境中正常导航行为难以通行),并使用 SLAM 算法创建二维栅格地图,如图 10 所示。本次实验的导航任务分为两个阶段。阶段一:从 A 点导航至 B 点;阶段二:从 B 点导航至 C 点。



(a) 仿真环境



(b) SLAM 创建的地图

图 10 仿真环境及建图

Fig. 10 Simulation environment and mapping

为方便后续实验的开展,首先启用自适应方法,令机器人从 A 点导航至 C 点,以完成方法中的导航策略信息生成环节。图 11 中相同颜色的两个箭头表示机器人在狭窄环境中生成的 STPs。由此看出,自适应方法能够正确地在狭窄环境的出入口生成适合机器人通行的位姿。

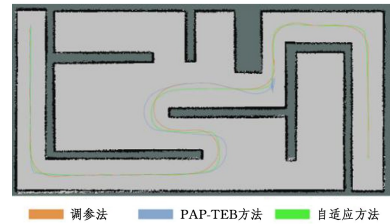


图 11 STPs 在 rviz 中的可视化视图

Fig. 11 Visual view of STPs in rviz

6.1.2 狭窄环境中的导航方法对比

本文分别在机器人上采用调参法^[4]、PAP-TEB^[7]与自适应方法执行相同的导航任务进行对比实验,对比实验共计执行 15 次,统计结果如表 1 和表 2 所列(统计只纳入机器人成功通过狭窄环境的实验数据,下文同理),图 12 为第 5 次实验的轨迹可视图。

表 1 阶段一各方法效果的对比

Table 1 Comparison of the effects of methods in stage 1

方法	通过次数/次	平均耗时/s	平均轨迹长度/m
调参法	15	57.26	7.579
PAP-TEB	15	64.53	7.931
自适应方法	15	62.11	7.734

表 2 阶段二各方法效果的对比

Table 2 Comparison of the effects of methods in stage 2

方法	通过次数/次	平均耗时/s	平均轨迹长度/m
调参法	7	38.62	4.589
PAP-TEB	0	—	—
自适应方法	12	40.85	4.658

本文于 3D 动态模拟器 gazebo 中搭建仿真环境,该仿真

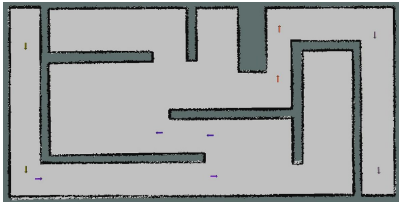


图 12 狭窄环境导航方法的轨迹对比(电子版为彩图)

Fig. 12 Comparison of trajectories of navigation methods in narrow environments

在导航任务的阶段一中,各方法均可顺利通过宽度为 38 cm 与 40 cm 的狭窄环境。从平均耗时与平均轨迹长度看,调参法表现最佳,其原因在于:调参法降低了碰撞检测要求,其规划的轨迹会更靠近障碍物,如图 12 中橙色轨迹所示,使得轨迹与耗时更短;PAP-TEB 方法与自适应方法因分别存在位姿辅助点与合适通行位姿的约束,轨迹更远离障碍物,耗时更长。

在导航任务的阶段二中,各方法均在宽度为 35 cm 的狭窄环境处出现通过失败的现象。PAP-TEB 方法在 15 次实验中均在宽 35 cm 的狭窄环境前因无法生成可行轨迹而发生振荡现象,如图 12 蓝色轨迹所示。原因在于:在传感器噪声、地图分辨率误差等影响下,即使将机器人距离障碍物的安全距离设置为 5cm(23 cm 的机身宽度,在宽 35 cm 的狭窄环境中的安全裕度为 12 cm,理论上局部轨迹规划器能够生成可通行的轨迹),TEB 局部轨迹规划器仍判断所有候选轨迹发生碰撞。调参法降低了碰撞检测要求,导致碰撞风险增大,多次在宽 35cm 的狭窄环境的出入口拐角处由于轨迹贴近障碍物而发生碰撞。自适应方法以路径跟踪方法代替局部轨迹规划方法在狭窄环境中通行,在狭窄环境中因定位误差、路径跟踪误差等因素的影响,发生了 3 次碰撞,整体通过率达 80%,在 3 种方法中表现最佳。

6.1.3 路径跟踪方法对比

分别使用 Pure pursuit, LQR 和 MPC 方法替换自适应方法中导航策略切换环节中的改进的路径跟踪方法,执行导航任务阶段二中宽 35 cm 的狭窄环境的通行任务,以对比不同路径跟踪方法面对狭窄环境的导航效果。对比实验执行 20 次,统计结果如表 3 所列,图 13 为第 8 次实验的轨迹误差和轨迹可视图。

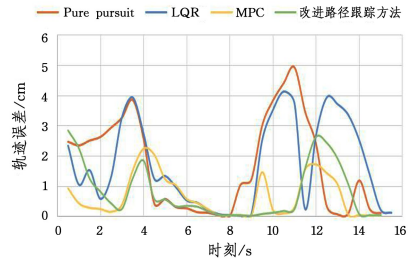
表 3 路径跟踪方法对比

Table 3 Comparison of path tracking methods

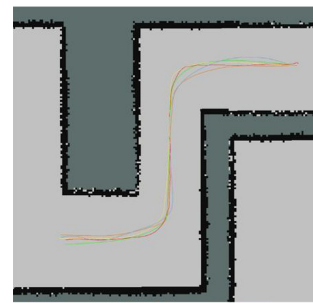
方法	通过次数/次	平均耗时/s	平均轨迹长度/m
Pure pursuit	11	1.703	0.19
LQR	9	1.736	0.42
MPC	17	0.684	26.12
改进的路径跟踪方法	15	0.751	9.49

表 3 表明, MPC 方法的通过率为 85%, 表现最佳;改进的路径跟踪方法通过率为 75%, 表现次之。由图 13 可看出, Pure pursuit 与 LQR 方法在转弯处跟踪路径的稳定性较差, 轨迹误差上升至 4~5cm, 更易在狭窄环境中发生碰撞, 通过率相对较低。本文认为, Pure pursuit 方法的算法特性会导致转弯内切现象; 而 LQR 方法对路径曲率连续的要求较高, 全

局路径规划并没有对曲率连续的约束, 导致 LQR 方法超调。另一方面, MPC 方法在跟踪路径上表现好的代价为, 其计算平均耗时几乎是改进的路径跟踪方法的 3 倍。综合评估, 改进的路径跟踪方法对轨迹的跟踪效果仅次于 MPC 方法, 计算平均耗时少于 MPC 方法。



(a) 第 8 次实验轨迹误差图



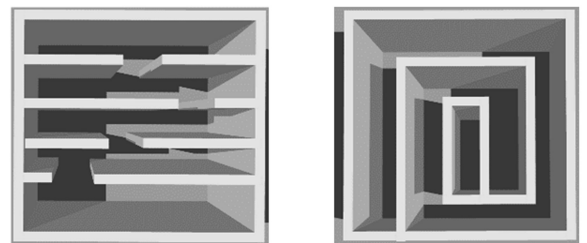
(b) 第 8 次实验轨迹可视图

图 13 路径跟踪方法的轨迹对比

Fig. 13 Comparison of trajectories of path tracking methods

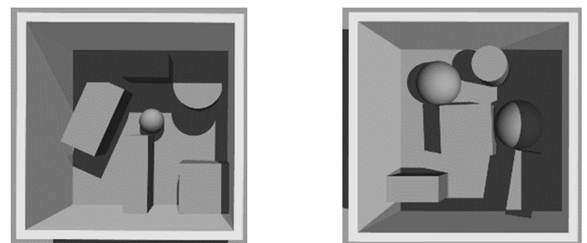
6.1.4 其他仿真环境下的对比

为进一步验证自适应方法在不同狭窄环境下的有效性与适用性, 分别在如图 14 所示的 4 个仿真环境中使用调参法、PAP-TEB 法与自适应方法执行相同导航任务, 测试对比其通过狭窄环境的成功率。



(a) 仿真环境 1

(b) 仿真环境 2



(c) 仿真环境 3

(d) 仿真环境 4

图 14 4 个不同的仿真环境

Fig. 14 Four different simulation environments

根据图 14 的仿真环境创建的地图如图 15 所示, 导航任务为机器人从点 A 行驶至点 B。

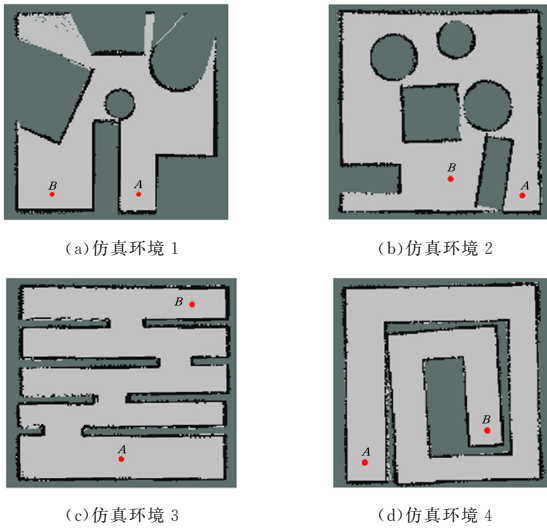


图 15 仿真环境的地图和导航任务

Fig. 15 Map and task of the simulation environments

分别在机器人上采用调参法、PAP-TEB 与自适应方法执行相同的导航任务进行对比实验,每种方法在不同环境中分别执行 10 次,通过次数的统计结果如表 4 所列。

表 4 各方法在不同环境中的通过次数对比

Table 4 Comparison of the effects of methods in different environment

方法	环境 1	环境 2	环境 3	环境 4
调参法	6	8	3	6
PAP-TEB	4	7	4	5
自适应方法	8	10	7	8

机器人使用自适应方法在需要连续穿越窄门的仿真环境 1、穿越长窄走廊的仿真环境 2,以及路况不规则的仿真环境 3 和 4 中,都能够有效标记狭窄环境并生成合适通行位姿对。由表 4 可知,自适应方法面对不同狭窄环境的平均通过率为 82.5%,优于其他两种方法。

6.2 真实环境实验

因仿真环境无法完全模拟计算性能、传感器误差与其他外部环境因素,所以设置真实环境实验,以进一步验证方法的有效性与健壮性。

6.2.1 前期部署

实验使用的机器人如图 16 所示,车身长和宽均为 20 cm,搭载 RockChip-RK3399 的 6 核 ARMv8 处理器,操作系统为 Ubuntu18.04,机器人系统为 ROS-Melodic。

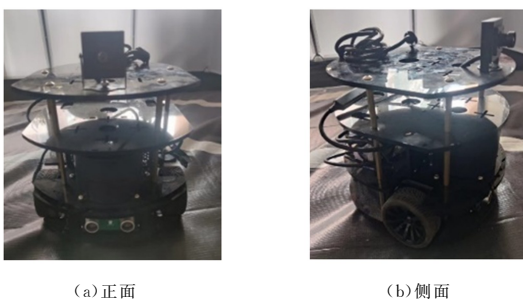


图 16 用于真实环境实验的机器人

Fig. 16 Robot for real-world environment experiments

真实环境的实验场景和地图创建如图 17 所示,其中包含若干宽度为 32~37 cm 的狭窄环境。本次实验的导航任务为从 A 点导航至 B 点。

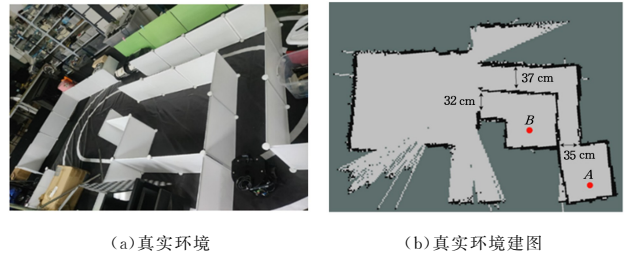


图 17 真实环境的实验场景

Fig. 17 Experimental scenes in real environments

与仿真实验相似,先令机器人使用自适应方法从 A 点导航至 B 点,完成方法中的导航策略信息生成环节,图 18 中相同颜色的两个箭头表示机器人在狭窄环境中生成的 STPs。

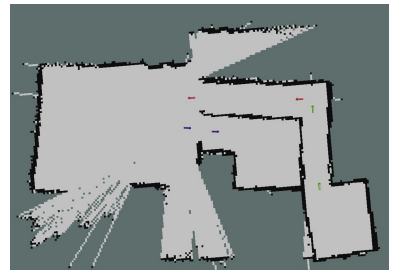


图 18 STPs 在 rviz 中的可视化视图

Fig. 18 Visual view of STPs in rviz

6.2.2 狭窄环境中的导航方法对比

本文分别在机器人上采用调参法、PAP-TEB 与自适应方法执行导航任务进行对比实验,对比实验共计执行 15 次,统计结果如表 5 所列,图 19 为第 2 次实验的轨迹可视图。

表 5 真实环境实验中各方法效果对比

Table 5 Comparison of the effect of methods in real environment experiment

方法	通过次数/次	平均耗时/s	平均轨迹长度/m
调参法	7	47.76	5.066
PAP-TEB	5	63.90	5.609
自适应方法	11	55.83	5.485

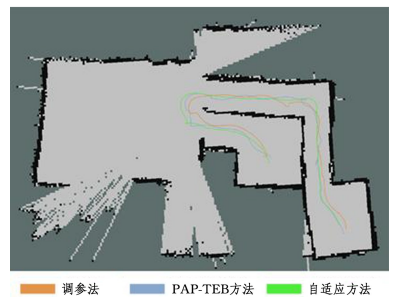


图 19 真实环境实验中狭窄环境导航方法的轨迹对比

Fig. 19 Comparison of trajectories of navigation methods in narrow environments in real environment experiment

与仿真环境实验结果相似,自适应方法通过狭窄环境的效果最佳,通过率为 73.3%。从图 19 可看出,调参法的轨迹

更靠近障碍物,碰撞风险更大;PAP-TEB方法在通过狭窄环境的过程中因出现轨迹碰撞误判而出现机器人连续运动中断或导航失败的现象,导致更高的平均耗时以及更低的通过率;自适应方法能基本保证机器人行驶在狭窄环境的道路中线,远离两侧障碍物,降低了碰撞风险。

6.2.3 路径跟踪方法对比

由于 Pure pursuit 与 LQR 方法在仿真环境中表现不佳,因此仅使用 MPC 方法替换自适应方法中导航策略切换环节中的改进的路径跟踪方法,执行从 A 点导航至 B 点的导航任务,对比两者效果。对比实验共执行 20 次,统计结果如表 6 所列,计算耗时对比如图 20 所示,图 21 为第 10 次实验的轨迹可视图。

表 6 真实环境实验中路径跟踪方法的对比

Table 6 Comparison of path tracking methods in real environment experiment

方法	通过次数/次	平均耗时/s	平均轨迹长度/m
MPC	11	3.63	61.48
改进的路径跟踪方法	16	2.47	36.34

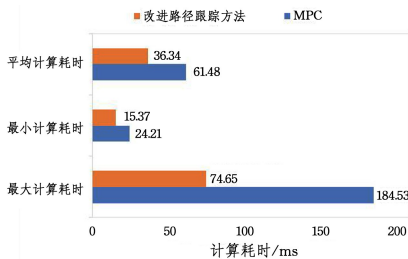


图 20 计算耗时对比

Fig. 20 Comparison of calculation time

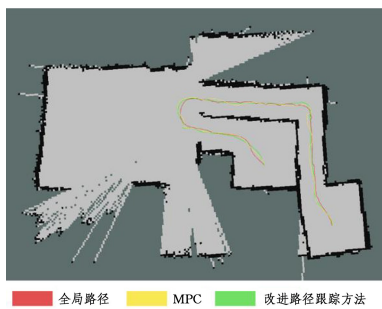


图 21 真实环境实验中路径跟踪方法的轨迹对比

Fig. 21 Comparison of trajectories of path tracking methods in real environment experiment

由表 6 可知,使用改进的路径跟踪方法的通过率为 80%,表现最佳;而 MPC 方法的通过率为 55%,相比仿真环境实验有所降低。本文认为 MPC 方法在真实环境实验下效果不佳的原因在于:嵌入式平台的算力有限,在运行计算负担较大的 MPC 方法时,无法在控制频率内计算出控制结果。在 RK3399 处理器中,MPC 方法某些时刻的计算耗时过高,最高计算耗时达 184.53ms,如图 20 所示,导致机器人控制延迟过大,在跟踪过程中因对当前位姿响应不及时产生左右摇摆的现象,从而影响后续路径跟踪的效果。综上,实验结果表明,改进的路径跟踪方法对 MPC 方法的计算优化是有效且有必要的。

结束语 针对机器人无法安全稳定地通过狭窄环境的问题,本文提出了面向狭窄环境的机器人室内导航系统。该系统在传统室内导航系统的基础上增加导航策略信息生成环节与导航策略切换环节,使机器人能够自动标记狭窄环境,并在即将进入狭窄环境前切换相应导航策略以自动适应该环境。狭窄环境导航策略通过全局地图膨胀化使全局路径更加安全,根据上一环节生成的合适通行位姿对分段规划全局路径,使机器人在进入狭窄环境前调整前进的姿态,并使用改进的路径跟踪方法代替局部轨迹规划方法控制机器人的运动。仿真及真实环境的实验结果表明,该系统能够正确判断并标记狭窄环境,狭窄环境导航策略有效提升了机器人面对狭窄环境时的通过率,使其更加安全稳定地执行导航任务。后续研究工作将围绕狭窄环境导航策略展开研究,探索更有效的狭窄环境通行方式,以提高机器人的通过率。

参考文献

- [1] HSIEH Y Z, KU X L, LIN S S. The development of assisted-visually impaired people robot in the indoor environment based on deep learning[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2024, 83(3): 6555-6578.
- [2] MORA A, PRADOS A, MENDEZ A, et al. ADAM: a robotic companion for enhanced quality of life in aging populations[J]. *Frontiers in Neurorobotics*, 2024, 18: 1337608.
- [3] HUANG J, THUROW K, JUNGINGER S, et al. IoT based Labware Tracking during Mobile Robot Transportation[C]// 2023 12th International Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS). 2023: 405-410.
- [4] YUAN H, LI H, ZHANG Y, et al. Comparison and Improvement of Local Planners on ROS for Narrow Passages[C]// 2022 International Conference on High Performance Big Data and Intelligent Systems (HDIS). 2022: 125-130.
- [5] ROSMANN C, FEITEN W, WOSCH T, et al. Trajectory modification considering dynamic constraints of autonomous robots [C]// 7th German Conference on Robotics (ROBOTIK 2012). 2012: 1-6.
- [6] FOX D, BURGARD W, THRUN S. The dynamic window approach to collision avoidance[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 1997, 4(1): 23-33.
- [7] LUANT T, WANG H, YOU B, et al. TEB unmanned vehicle navigation method for position and attitude auxiliary points in narrow space[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(4): 121-128.
- [8] MORENO F A, MONROY J, RUIZ-SARMIENTO J R, et al. Automatic waypoint generation to improve robot navigation through narrow spaces[J]. *Sensors*, 2019, 20(1): 240.
- [9] ZHONG T, WEI F, ZHAI Z, et al. An Untethered Miniature Soft Jumping Robot Inspired by Quadrupeds[J]. *Journal of Bionic Engineering*, 2023, 20(4): 1467-1480.
- [10] LIU J, WANG Y, LI M, et al. Joint Linkage and Motion System Design of Pipeline Detecting Snake Robot[C]// 2023 35th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). 2023: 1545-1550.

- [11] LIU Y, BARATI F A. An Energy-Saving Snake Locomotion Pattern Learned in a Physically Constrained Environment With Online Model-Based Policy Gradient Method [J]. *Journal of Mechanisms and Robotics*, 2023, 15(4):041007.
- [12] SALARIS P, VASSALLO C, SOUERES P, et al. The geometry of confocal curves for passing through a door [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2015, 31(5):1180-1193.
- [13] KIM S, CHEONG H, KIM D H, et al. Context-based object recognition for door detection [C] // 2011 15th International Conference on Advanced Robotics (ICAR). 2011:155-160.
- [14] DAI D W, JIANG G L, XIN J, et al. Detecting, locating and crossing a door for a wide indoor surveillance robot [C] // 2013 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). 2013:1740-1746.
- [15] KIM B K, TANAKA H, SUMI Y. Robotic wheelchair using a high accuracy visual marker and its application to door crossing navigation [C] // 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2015:4478-4483.
- [16] GASPARETTO A, BOSCARIOL P, LAN-ZUTTI A, et al. Path planning and trajectory planning algorithms: A general overview [J/OL]. Paoloboscarior. altervista.org/50. pdf.
- [17] LIN Y C, CHOU C C, LIAN F L. Indoor robot navigation based on DWA*: Velocity space approach with region analysis [C] // 2009 ICCAS-SICE. 2009:700-705.
- [18] SAMUEL M, HUSSEIN M, MOHAMAD M B. A review of some pure-pursuit based path tracking techniques for control of autonomous vehicle [J]. *International Journal of Computer Applications*, 2016, 135(1):35-38.
- [19] JOHNSON M A, MORADI M H. PID control [M]. London: Springer-Verlag, 2005.
- [20] MORALES S, MAGALLANES J, DEL-GADO C, et al. LQR trajectory tracking control of an omnidirectional wheeled mobile robot [C] // 2018 IEEE 2nd Colombian Conference on Robotics and Automation (CCRA). 2018:1-5.
- [21] BAI G, MENG Y, LIU L, et al. Review and comparison of path tracking based on model predictive control [J]. *Electronics*, 2019, 8(10):1077.
- [22] VARMA B, SWAMY N, MUKHERJEE S. Trajectory tracking of autonomous vehicles using different control techniques (pid vs lqr vs mpc) [C] // 2020 International Conference on Smart Technologies in Computing, Electrical and Electronics (ICSTCEE). 2020:84-89.
- [23] ROSMANN C, MAKAROW A, BERTRAM T. Online motion planning based on nonlinear model predictive control with non-euclidean rotation groups [C] // 2021 European Control Conference (ECC). 2021:1583-1590.
- [24] KUMMERLE R, GRISETTI G, STRASDAT H, et al. G2O: A general framework for graph optimization [C] // 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2011:3607-3613.



DONG Min, born in 1977, Ph.D, associate professor. Her main research interest is intelligent system and application.



BI Sheng, born in 1978, Ph.D, associate professor, is a member of CCF (No. 97471M). His main research interest is intelligent robot.

(责任编辑:柯颖)