



中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

CONTROL AND DECISION



未知环境下基于激光雷达的启发式导航算法

常路, 单梁, 张伟龙, 王维西, 戴跃伟

引用本文:

常路, 单梁, 张伟龙, 王维西, 戴跃伟. 未知环境下基于激光雷达的启发式导航算法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(9): 2903–2912.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0108>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

一种结合内在动机理论的移动机器人环境认知模型

An environment cognition model combined with intrinsic motivation for mobile robots

控制与决策. 2021, 36(9): 2211–2217 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1744>

基于生物启发神经网络和DMPC的多机器人协同搜索算法

Multi-robot cooperative search algorithm based on bio-inspired neural network and DMPC

控制与决策. 2021, 36(11): 2699–2706 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0959>

一种基于免疫机理的确定性移动机器人路径规划算法

A path planning algorithm of deterministic mobile robot based on immune mechanism

控制与决策. 2021, 36(10): 2418–2426 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0059>

机器人信息增益RRT环境探索算法

Robot RRT based on information gain for environment exploration

控制与决策. 2021, 36(11): 2683–2689 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1007>

凸优化与A*算法结合的路径避障算法

Convex optimization and A-star algorithm combined path planning and obstacle avoidance algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2907–2914 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0351>

未知环境下基于激光雷达的启发式导航算法

常路¹, 单梁^{1†}, 张伟龙¹, 王维西¹, 戴跃伟^{1,2}

(1. 南京理工大学自动化学院, 南京 210094; 2. 南京应用数学中心, 南京 211135)

摘要: 针对未知环境下机器人难以准确理解障碍分布并有效搜索目标的问题, 提出一种基于激光雷达的启发式导航算法. 在雷达数据中引入上升/下降沿进行障碍边缘界定及检测, 提出边缘匹配算法识别狭窄间隙和连续障碍, 经间隙去除与安全性拓展, 得到表征周围环境中的连续障碍集合; 面对遮挡目标的障碍, 提出启发式临时目标选取方法并设计其切换条件, 使机器人以较短路径提前避让各类障碍并渐进抵达全局目标. 基于 Matlab 进行一系列仿真和对比, 结果表明, 所提出的算法可显著提高机器人在复杂未知环境下的通行效率、轨迹平滑度和全局搜索能力. 最后基于 ROS 的实验验证所提出算法在实际环境中的有效性.

关键词: 移动机器人; 未知环境导航; 激光雷达; 启发式搜索; 环境理解; 障碍分割与提取

中图分类号: TP24

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0108

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 常路, 单梁, 张伟龙, 等. 未知环境下基于激光雷达的启发式导航算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(9): 2903-2912.

Heuristic navigation based on LiDAR in unknown environments

CHANG Lu¹, SHAN Liang^{1†}, ZHANG Wei-long¹, WANG Wei-xi¹, DAI Yue-wei^{1,2}

(1. School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China; 2. Nanjing Center For Applied Mathematics, Nanjing 211135, China)

Abstract: In unknown environments, it is difficult for mobile robots to precisely understand the obstacle distribution and effectively search the target. This paper proposes a heuristic navigation method based on LiDAR. First, the rising/falling edges are introduced in LiDAR-data to define and detect obstacles' edges, and the edge matching algorithm is designed to recognize the narrow gaps and continuous obstacles. After the gap removal and obstacle expansion, the continuous obstacle set is obtained to describe the surrounding environment. Second, facing the obstacle that blocks the target, a heuristic selection method for temporary targets is proposed and the switching condition is designed, which make the robot avoid each kind of obstacle in advance with a shorter path, and reach the target progressively. Simulations and comparisons based on Matlab are conducted, whose results show that the proposed method greatly improves the traffic efficiency, path smoothness and global searching ability of mobile robots in unknown environments. The proposed method is also implemented in experiments based on ROS to verify its effectiveness in real environments.

Keywords: mobile robot; unknown environment navigation; LiDAR; heuristic search; environmental understanding; obstacle segmentation and extraction

0 引言

近年来, 移动机器人广泛应用于环境探索^[1-2]、物料搬运^[3]和安检救援^[4]等任务. 导航技术是移动机器人领域的核心技术之一, 根据所需信息与规划范围的不同, 导航算法可分为基于地图的全局路径规划算法(如 A*^[5]、快速随机搜索树(RRT)^[6]等)和基于实时观测的局部路径/运动规划算法(如动态窗口法(DWA)^[7-8]、人工势场法(APF)^[9]等).

已知环境中, 融合全局与局部规划算法的混合导航是一种常见策略^[10]. 但该方法存在两种限制: 一是全局路径规划算法依赖先验地图, 二是局部路径跟踪依赖精确定位. 许多场景并无先验地图或存在大量未知障碍. 此类场景中, 由于地图信息不明确, 规划出的全局路径往往无法执行, 精确定位也难以实现.

相比之下, 局部规划算法能够仅基于实时观测给出运动指令, 更适合未知环境中的导航. 然而, 单纯的

收稿日期: 2023-02-01; 录用日期: 2023-08-16.

基金项目: 中国博士后科学基金项目(2021M701724).

责任编辑: 方勇纯.

[†]通讯作者. E-mail: shanliang@njjust.edu.cn.

局部规划算法由于缺乏参考路径的指导,易出现陷入局部最优以及轨迹冗长扭曲等不良情况.因此,近年来许多研究致力于对传统局部规划算法的改进,使它们具有一定的全局导航能力.

APF是一种基于虚拟力的规划算法,其优势在于灵活的局部动静态避障. Li等^[11]提出了RS-APF,利用回归搜索的初始路径进行迭代优化; Min等^[12]将周围障碍分为线型和角型两类,利用历史经验设计对应的避让方法. 对于检测到机器人已陷入受力平衡的情况,学者们提出了多种恢复行为,如设计势场“峡谷”^[13]和引入逃逸力^[14]等.

DWA是一种基于速度空间优化的局部规划算法,其优势在于可以直接获得机器人的速度指令. GDWA(global DWA)是一种常见的改进策略,通过引入全局导航评价函数将机器人从任意位置引向目标点^[15]. Özdemir等^[16]提出了FTG-DWA(follow the gap-dynamic window approach),利用FTG替换了DWA的朝向与避障子评价函数,缓解了局部最优问题; Chang等^[17-18]将机器人的历史轨迹也视为障碍,增加了陷阱逃离概率.

BUG是一种应激式的局部规划算法,其优势在于一定条件下收敛性可以被证明. Buniyamin等^[19]提出了PointsBug,从周围障碍中寻找突变点组成全局路径,但需要无限的探测范围; Meddah等^[20]提出了E-Bug(duclidian-bug),修正了突变点定义,使之适合有限探测范围; Das^[21]提出了Critical-PointBug,进一步优化了突变点的筛选规则,减少了路径长度.

综上,现有改进方法或融入全局信息、或基于历史经验、或在已发生运动受限后采取恢复措施,此类方法所需信息量和计算量较大,难以使机器人在首次进入未知环境时便以理想轨迹到达目标. 此外,多数文献假设探测范围内所有障碍的形状和边界已知,而未涉及基于实时传感数据的障碍分割和提取算法.

本文提出一种未知环境下基于激光雷达的启发式导航算法. 一方面,在雷达数据中定义上升/下降沿进行障碍边沿检测,考虑复杂环境中障碍相互遮挡和过窄间隙等问题,提出边沿匹配算法,将周围环境表征为连续障碍集合 S_{obs} ; 另一方面,提出一种启发式临时目标选取及切换方法,当 S_{obs} 中有障碍遮挡目标时切换至临时目标,实现对各类障碍的提前、小代价规避和全局目标的渐近抵达. 所提出的算法可以与任意基础的运动规划器结合,实现机器人在未知环境下的快速部署和智能导航.

1 问题定义与假设

本文考虑未知环境,算法不依赖定位及地图. 环境中全局目标已知、障碍未知,机器人任务为安全到达全局目标. 本文针对差分驱动机器人,仅考虑其旋转和前进运动,其线角速度和加速度具有上限.

算法所需数据均来自机器人搭载传感器(激光雷达、陀螺仪、编码器). 具体地,做出如下假设.

假设1 机器人的起点和终点位置可达.

假设2 每个时刻,机器人自身速度及全局目标在其局部坐标系中的位置已知.

假设3 每个时刻,机器人周围各角度上最近障碍距离已知,该数据由激光雷达获取,表示为 $L = [\Theta, D]$. 其中: $\Theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n]^T$ 为 $[0, 2\pi)$ 内的各角度; $D = [d_1, d_2, \dots, d_n]^T$ 为各角度上的障碍距离, n 为角度分辨率,距离信息不大于雷达探测范围 d_{lidar} .

2 基于激光雷达的障碍边沿检测与提取

本节从原始激光雷达数据中提取连续障碍集合 S_{obs} . 首先给出雷达数据中各类沿的定义; 然后提出边沿匹配算法识别并去除机器人无法通过的过窄间隙; 接着利用类似的匹配算法提取所有连续障碍; 最后对每个障碍进行安全性扩展,得到 S_{obs} .

2.1 各类沿的定义

如图1所示,未知环境下的雷达数据可能是杂乱的. 由于激光雷达的局限性,难以获得环境中连续障碍的实际个数,本文所指的连续障碍为一段连续、有障碍的雷达数据. 对于每个连续障碍而言,其雷达数据间断点(起点、终点、被遮挡位置、超出探测距离位置等)的角度在 L 中距离会与相邻角度存在差别. 基于此距离差可定义不同类型的雷达数据沿,进而找到所有可能的障碍边沿.

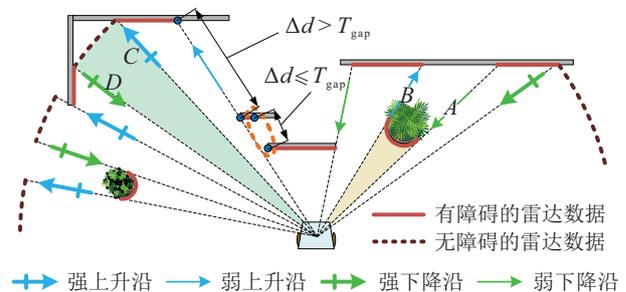


图1 复杂环境中的雷达数据和各类沿

为方便定义和演示,将 L 中无障碍角度的距离设为一特定值 $c \notin [0, d_{lidar}]$,在图1中这些数据用深色虚线表示. 记 $[\theta_i, d_i]$ 为 L 中第 i 个数据对, i 按逆时针方向递增,给出第 i 个角度上各类沿的定义.

定义1 强上升沿: $d_i \in [0, d_{lidar}] \wedge d_{i+1} = c$,

记为SR (strong rising edge);弱上升沿: $d_i, d_{i+1} \in [0, d_{\text{lidar}}] \wedge d_{i+1} - d_i > T_{\text{gap}}$, 记为WR (weak rising edge);强下降沿: $d_i = c \wedge d_{i+1} \in [0, d_{\text{lidar}}]$, 记为SF (strong falling edge);弱下降沿: $d_i, d_{i+1} \in [0, d_{\text{lidar}}] \wedge d_i - d_{i+1} > T_{\text{gap}}$, 记为WF (weak falling edge);无沿:非上述4种情况, 记为Null.

上述定义中, T_{gap} 是判断弱沿是否存在的阈值. 若两相邻角度上距离差 $\Delta d \leq T_{\text{gap}}$, 则认为机器人无法通过, 如图1中虚线椭圆内数据, 此时将忽略该间断点. 复杂环境中, 各类沿作为起点和终点可用于描述障碍(如沿 A 、 B)和间隙(如沿 C 、 D)的位置, 帮助机器人清晰理解障碍分布. 逆时针方向遍历 L , 可得各角度上沿的情况. 将所有角度上沿的记号连成列向量 E 并入 L , 得到原始增广雷达数据 $L_{\text{ori}} = [\Theta, D, E]$.

2.2 过窄间隙的去除

除了相邻角度上距离差表示的间隙外, 另一种常见间隙是由角度上并不相邻的两障碍构成, 如图2所示. 按逆时针方向, 该类间隙起始于上升沿, 并终止于下降沿, 本文称其为GP (gap pattern). 一个GP是否可以通过取决于其在雷达数据中的宽度, 即机器人局部坐标中该GP起始和终止侧雷达数据点间的欧氏距离. 图2中, d_g 即为所示GP的宽度.

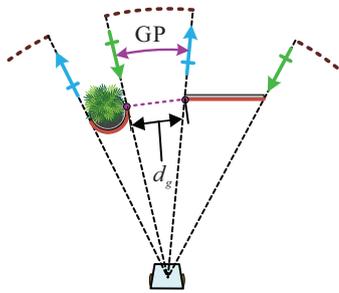


图2 简单环境中的沿和典型GP

图3为复杂障碍场景中沿及3个GP的分布情况. 可见强沿和弱沿均可作为一个GP起始和终止标志. 此外, GP不要求其内部雷达数据连续, 一个GP内部可能存在其他沿, 如GP₂. 因此, 一个上升沿可以与其后多个下降沿匹配构成多个GP, 如GP₁与GP₂共用一个起始SR. 这样的多重匹配在复杂环境中是必要的. 如图3中, GP₁的宽度 d_{g1} 较大, 但GP₂的宽度 d_{g2} 过小而无法通过. 此时单独处理GP₁无法准确理解环境中的过窄间隙, 还可能影响GP₂的识别.

本文对 L_{ori} 采取逆时针扫描匹配的方式识别并去除GP, 如算法1所示. 算法1包含两个循环, 大循环从起始角度开始向后扫描, 一旦遇到上升沿, 则记录

该沿角度 θ_r . 根据设定的GP匹配角度范围 θ_{range} , 得到能与该沿匹配的最远角度 θ_{max} . 小循环从 θ_{max} 至 θ_r 反向扫描下降沿, 一旦遇到能与 θ_r 处上升沿组成无法通过的GP的下降沿, 则记录其角度 θ_f , 在雷达数据中完整去除该GP, 然后回到大循环.

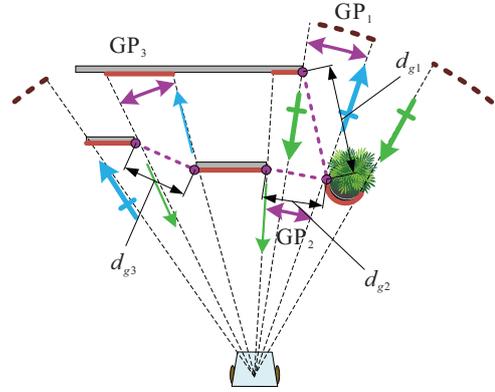


图3 复杂环境中沿和3个GP

算法1 基于激光雷达的GP识别与去除算法

```

输入:  $L_{\text{ori}} = [\Theta, D, E], T_{\text{gap}}, \theta_{\text{range}}$ 
输出:  $L_{\text{mdf}}$ 
1)  $L_{\text{mdf}} = L_{\text{ori}}$ 
2) for  $i = 1$  to  $n$  do
3)   if  $e_i = \text{WR}$  or  $\text{SR}$  then
4)      $\theta_r = \theta_i$ 
5)      $\theta_{\text{max}} = \theta_i + \theta_{\text{range}}$ 
6)     for  $j = \text{Ind}(\theta_{\text{max}})$  to  $i + 1$  do
7)       if  $e_j = \text{WF}$  or  $\text{SF}$  then
8)         计算  $\theta_i$  与  $\theta_j$  间GP的宽度  $d_g$ 
9)         if  $d_g < T_{\text{gap}}$  then
10)           $\theta_f = \theta_j$ 
11)          在  $L_{\text{mdf}}$  中完整去除该GP
12)           $i = j + 1$ 
13)          break
14)        end
15)      end
16)    end
17)  end
18) end
    
```

注1: $\text{Ind}(\theta)$ 为 θ 在 L_{ori} 中的索引;

注2: 为简洁起见, 省略索引或角度超过一周时的处理.

图4演示了GP的识别和去除方法. 观察图4(a), 大循环扫描到SR的 B 后, 小循环从 θ_{max} 向 θ_r (蓝色扇形) 扫描下降沿. 先遇到WF的 G , 构成GP₁. 检查其宽度 d_{g1} 大于 T_{gap} , 跳过; 再遇到WF的 E , 构成GP₂, 检查其宽度 d_{g2} 小于 T_{gap} , 即GP₂无法通过. 在 L_{mdf} 中从距离 (D 向量) 与沿 (E 向量) 两个方面去除GP₂. 距离方面, 将GP₂所占角度内数据点修改为连接其两侧障碍的直线形状, 相当于在两侧障碍之间添加了一个线性等效障碍; 沿方面, 将GP₂所占角度内的所有沿修改为Null, 即擦除了沿 B 、 C 、 D 和 E .

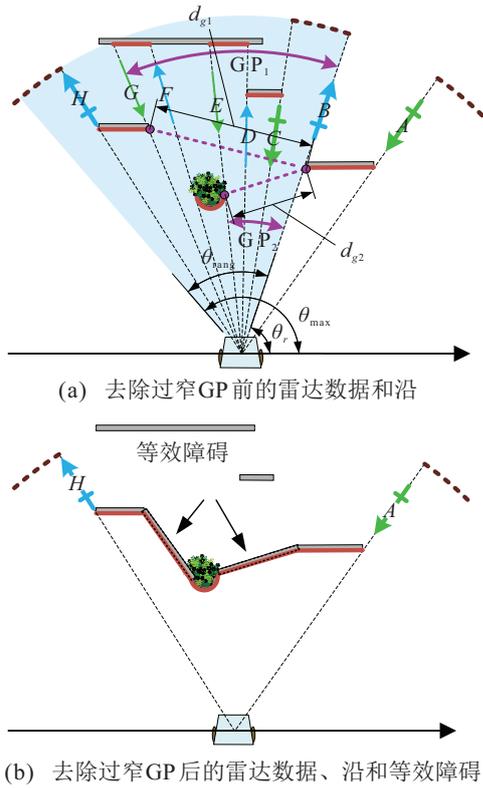


图4 GP的识别和去除方法

同理,可以识别并去除另一个由WR的F和WF的G构成的过窄GP.去除后, L_{mdf} 中的数据将与在图4(b)环境中获取的数据一致.可见两个无法通过的GP已被完整去除,且其他沿和雷达数据未受影响.

经算法1将所有无法通过的GP去除,得到修改后的增广雷达数据 $L_{\text{mdf}} = [\Theta, D', E']$.

2.3 连续障碍的提取

类似于GP,按逆时针方向,连续障碍起始于除SR外的任意沿,并终止于除SF外的任意沿,本文称其为OP(obstacle patten).图5为复杂场景中的沿以及5个OP的分布情况.可见SR与SF不构成OP的原因是两沿中间并无障碍,如两个绿色扇形区域.此外,相邻的两个OP会共用一个沿作为各自的起始沿和终止沿,如 OP_1 和 OP_2 、 OP_3 和 OP_4 .

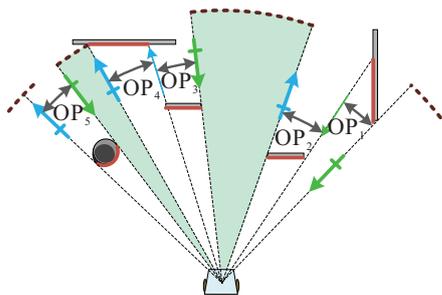


图5 复杂环境中沿和5个OP

依然采取逆时针扫描匹配的方式从 L_{mdf} 中提取OP,如算法2所示.算法包含两个循环,大循环先从起

始角度开始向后扫描除SR外的任意沿,再进入小循环继续扫描除SF外的任意沿,然后记录两沿间的OP并回到大循环.第*i*个OP表示为 $o_i = [\theta_i, D_i]$,其数据结构与 L 相同.经算法2从 L_{mdf} 中提取所有OP,得到原始连续障碍集合 $S_{\text{ori_obs}} = \{o_1, o_2, \dots, o_{\text{no}}\}$,其中no为OP的个数.

算法2 基于激光雷达的OP提取算法

```

输入:  $L_{\text{mdf}} = [\Theta, D', E']$ 
输出:  $S_{\text{ori\_obs}}$ 
1)  $S_{\text{ori\_obs}} = \emptyset$ 
2) for  $i = 1$  to  $n$  do
3)   if  $e_i \neq \text{Null}$  and SR then
4)      $\theta_s = \theta_i$ 
5)      $j = i + 1$ 
6)     while True do
7)       if  $e_i \neq \text{Null}$  and SF then
8)          $\theta_e = \theta_j$ 
9)         将  $\theta_s$  与  $\theta_e$  间的OP存入  $S_{\text{ori\_obs}}$ 
10)         $i = j$ 
11)       break
12)     end
13)     $j = j + 1$ 
14)  end
15) end
16) end

```

注1:为简洁起见,省略了索引或角度超过一周时的处理.

2.4 连续障碍的扩展

为给临时目标提供一定裕度,对 $S_{\text{ori_obs}}$ 中每个OP的起始和终止侧进行给定距离 d_{oe} 的扩展.根据图6所示的几何关系, d_{oe} 转换至扩展角的计算方式为

$$\theta_1 = 2\text{arc sin} \left(\frac{d_{oe}}{2d_1} \right). \quad (1)$$

扩展角度内的距离数据设置为与被扩展侧的距离数据一致.图6包括两个OP扩展前后的状态,其中棕色虚线即为设置的距离数据.对 $S_{\text{ori_obs}}$ 中每个OP进行所述的扩展,修改它们的角度和距离信息,可以得到连续障碍集合 $S_{\text{obs}} = \{o'_1, o'_2, \dots, o'_{\text{no}}\}$,将在后文中用于临时目标的选取和切换.

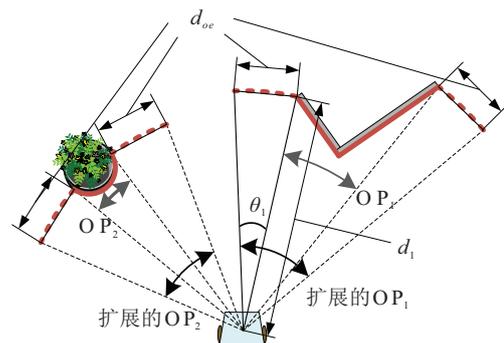


图6 OP的扩展方式和扩展前后的对比

3 临时目标选取和切换方法

本节提出一种启发式临时目标选取和切换方法,首先给出临时目标的基本切换条件,然后提出启发式临时目标选取方法,接着考虑临时目标可能的迭代情况,最后基于提出的选取规则设计临时目标的附加切换条件.

3.1 临时目标的基本切换条件

若遮挡全局目标的障碍较大或呈特殊形状,则仅凭局部规划器很容易陷入局部最优.因此,切换至临时目标的基本条件为 S_{obs} 中有任意障碍遮挡目标.对于 S_{obs} 中一障碍 o ,其遮挡全局目标的条件为

$$C_{basic} \triangleq (\theta_{tar} \in \theta_o) \wedge (d_{tar} > d_o). \quad (2)$$

其中: θ_{tar} 和 d_{tar} 为全局目标在机器人局部坐标下的角度和距离, θ_o 为该障碍(扩展之后)的角度范围, d_o 为该障碍在 θ_{tar} 上的距离.如图7中,障碍1和障碍2遮挡了目标,障碍3由于 $d_{tar} < d_3$ 而未遮挡目标.

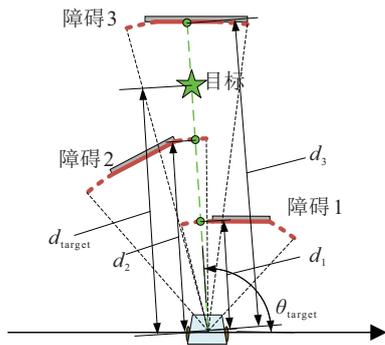


图7 多个障碍对目标的遮挡情况

此外,由于安全性扩展,目标可能同时被数个障碍遮挡.此时将以 θ_{tar} 上距离最近的障碍为准选取临时目标.如图7中的障碍1和障碍2,由于 d_1 小于 d_2 ,此时临时目标点将以障碍1为准选取.

3.2 启发式临时目标选取方法

面对阻挡目标的大型障碍时,人们会自然地从其左侧或右侧绕行.该行为相当于在障碍选取侧外选定一临时目标.类似地,机器人也可以利用该思想实现大型障碍的智能避让.

如图8所示,机器人可从U形障碍左侧或右侧绕行,故先在两侧周围各选取一个候选临时目标.

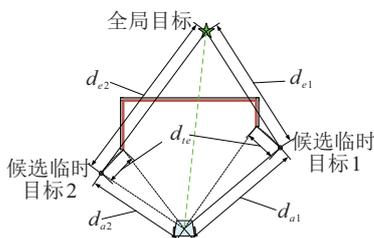


图8 临时目标点选取方法

选取方式与障碍扩展方式类似,临时目标的偏移距离设为 d_{te} .借鉴A*算法的启发式思想,一个候选临时目标的代价定义为

$$Cost_{t_tar} = C_{acc} + C_{est}. \quad (3)$$

其中: C_{acc} 为精确代价,为机器人当前位置到该临时目标的距离,即图8中 d_{a1} 和 d_{a2} ; C_{est} 为估计代价,为该临时目标到全局目标的距离,即图8中 d_{e1} 和 d_{e2} .机器人可以选取总代价较小的临时目标并前往.此方法能在探测到大型障碍时提前做出避障行为而非已陷入局部最优后再采取恢复措施,同时也能充分利用实时探测数据选择更短的避障路径.

3.3 临时目标的迭代

复杂场景中,一种常见情形是根据某一障碍选取的临时目标又被另一障碍遮挡,此时临时目标需迭代选取.如图9所示,全局目标仅被障碍1遮挡,而根据障碍1选出的临时目标1又被障碍2遮挡,因此再根据临时目标1和障碍2选出临时目标2,选择方法相同.依此类推,直到找到未被遮挡的临时目标.

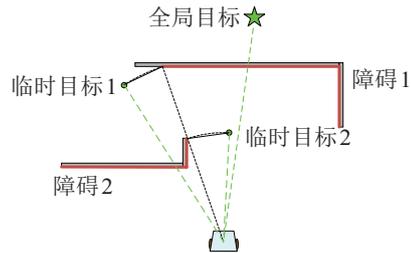


图9 临时目标点的迭代

一般而言,临时目标最多迭代一次.以图9为例,临时目标2靠近障碍2右侧边缘.假设需第2次迭代,则说明临时目标2继续被遮挡,即它与机器人之间还存在障碍3.通过合理设置 T_{gap} 等参数,可导出如下两种情况之一:1)障碍2与障碍3被合并成一个障碍,此时障碍2的右侧边缘将不存在,临时目标2不存在,与假设矛盾;2)障碍3未与障碍2相连,但它改变了障碍1的可探测部分,或以更近的距离遮挡全局目标,此时临时目标1不存在,临时目标2也不存在,与假设矛盾.

考虑到可能存在极特殊情况,为增强算法鲁棒性,将迭代次数设置一个3的上限.若超过迭代次数上限,则中断迭代,该时间步直接前往全局目标.

3.4 临时目标的附加切换条件

未知环境中,由于雷达探测范围有限且存在遮挡,机器人有时无法实时探明遮挡目标的障碍分布,可能导致轨迹扭曲甚至导航失败.因此,本文为临时目标的切换设计两个附加条件,提高未知环境下的导航成功率.

附加条件1:此条件是为避免临时目标频繁切换,并提高临时目标选取时的障碍了解程度.如图10所示,对于遮挡目标的障碍 o ,附加条件1为

$$C_{add} \triangleq (\theta_o > T_{\theta_o}) \vee (d_o < T_{d_o}). \quad (4)$$

其中: θ_o 和 d_o 意义与 C_{basic} 中一致, T_{θ_o} 和 T_{d_o} 为设置的阈值.该条件意为当障碍已遮住较大视野或已逼近时才开始切换临时目标.以图10为例,该时刻机器人不切换至临时目标.沿绿色虚线前进一段距离后,机器人便探测到整个障碍并选取更合理的临时目标.

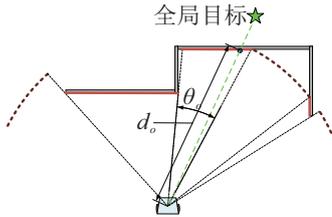


图10 临时目标的第1个附加切换条件

附加条件2:此条件是为避免临时目标短时间内在同一障碍的两侧候选点间来回跳变.如图11所示,当障碍过大或恰呈对称时,两个候选目标的距离代价将类似,此时机器人位置微小变化便可能使两候选目标优劣互换,进而导致临时目标的跳变.

未知环境下,障碍对称性不易评估.因此在选定一个临时目标时,将检查其与另一个候选点的代价之差 d_c ,若 d_c 小于 T_{d_c} ,则认为二者随后易发生跳变.从

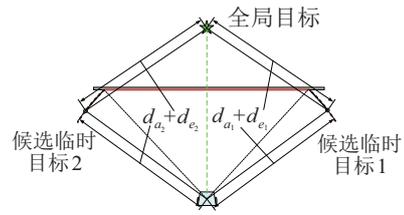


图11 临时目标的第2个附加切换条件

此时开始,在未来 t_h 秒内,若全局目标继续被遮挡,则持续前往当前临时目标而非寻找新临时目标.此阶段称为临时目标保持期, T_{d_c} 和 t_h 为设置的参数.以图11为例,假设该时刻候选点1以微弱优势被选中,则机器人向候选点1持续运动 t_h 秒后,障碍关于机器人与目标连线的对称性将被完全破坏,机器人得以持续选择从整体障碍右侧绕行.

4 仿真实验与分析

本节首先给出导航算法的总体流程;然后基于Matlab进行多组仿真,并与多种其他未知环境下的导航算法进行对比;最后基于ROS在真实环境中验证本文导航算法.

4.1 算法流程及参数

图12为基于激光雷达的启发式导航算法总体流程.每个时间步内包括4个steps:获取传感数据,得到连续障碍集合,确定当前目标和运动至当前目标.表1为机器人运动学模型和导航算法参数.

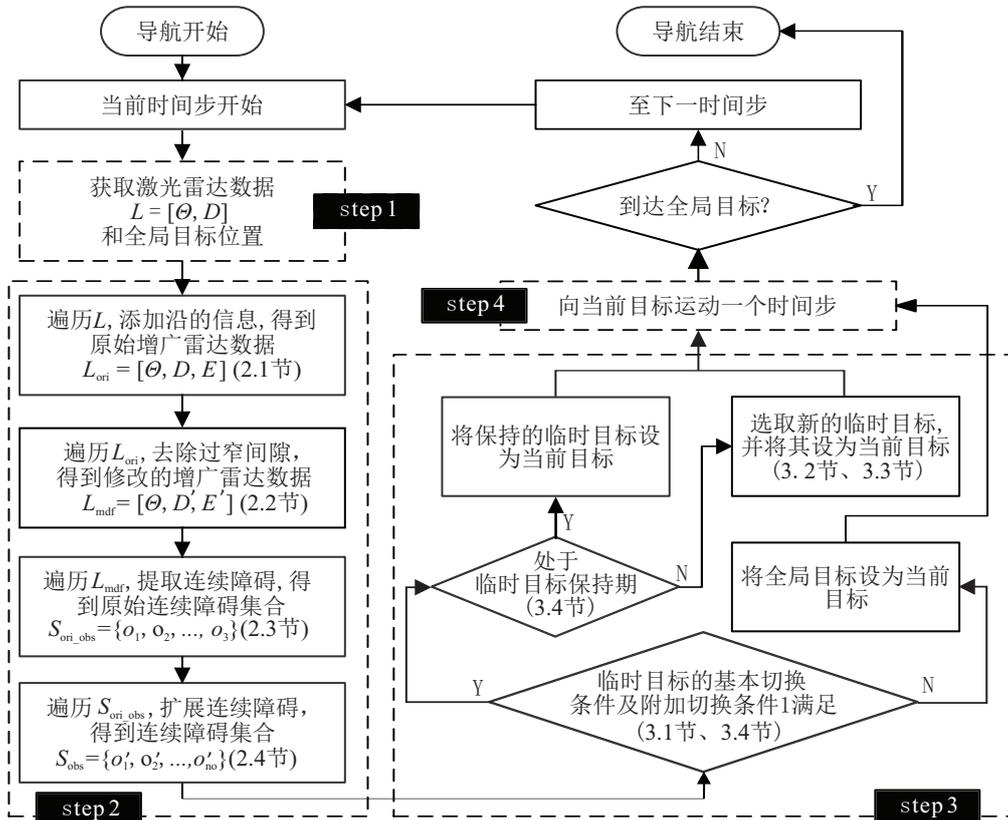


图12 基于激光雷达的启发式导航算法流程

表1 机器人运动学模型及导航算法参数

参数符号	参数值	参数符号	参数值
R_{safe}/m	0.3	θ_{range}	$\pi/2$
$v_{max}/(m/s)$	1	d_{o_e}/m	0.5
$\omega_{max}/(rad/s)$	$5\pi/3$	d_{t_e}/m	0.5
$a_{max}/(m/s^2)$	0.5	T_{d_o}/m	4
$\alpha_{max}/(rad/s^2)$	4π	T_{θ_0}	0.6π
d_{lidar}/m	10	T_{d_e}/m	0.3
T_{gap}/m	1.4	t_h/s	3

4.2 算法仿真及对比

将所提算法在多种未知环境下进行仿真和对比.其中:仿真1~仿真4为本文自建环境,用于阐明算法细节;仿真5~仿真8构建了与其他算法相同的环境,用于对比;仿真9为简单动态环境.对于运动规划器,仿真1~仿真7采用了DWA^[8],仿真8和仿真9采用了APF^[9].

在仿真图13~图19的本文算法中:绿色和红色双圆形为机器人起终点;蓝色实线为机器人轨迹,轨迹上机器人轮廓每0.5s显示一次,以体现其运动速度;绿色空心圆为运行过程中选取的所有临时目标;加粗的机器人轮廓、绿色五角星和紫色三角为一些关键时刻的机器人位置、选取的临时目标和未选取的临时目标.

仿真1 考虑目标点在大型障碍内部,机器人起点、障碍物和目标恰呈对称分布.由于雷达探测距离有限,机器人始终无法观测到障碍左侧的完整轮廓.图13(a)为仿真结果,2.6s时临时目标切换条件满足,由于对称性,两候选目标代价类似,触发了临时目标的保持机制,因此在后续的3s(t_h)内,机器人持续前往2.6s时的临时目标,直到5.6s时开始选择新的临时目标,此时对称性已被完全破坏,机器人得以继续选择从障碍下方绕行并成功到达目标.

仿真2 考虑机器人起点、障碍物和目标仍呈对称分布,而目标在障碍物后方.图13(b)为仿真结果.在2s时机器人选择了左侧临时目标并触发了保持机制直至5s,此时新选择的临时目标与原目标基本重合,机器人得以平滑地避让障碍并到达目标.

仿真3 考虑机器人起点和目标在大型障碍不同侧但未呈对称分布.图14(a)为仿真结果.5.9s时,障碍已占据足够角度范围,机器人开始基于障碍可探测部分选取临时目标.从5.9s至7.5s,障碍右上侧轮廓逐渐可探测,临时目标也随之右移.7.5s时,障碍遮挡目标的部分已足够可测,因此临时目标选在整体障碍右下侧边缘,引导机器人离开包围区域并到达目标.

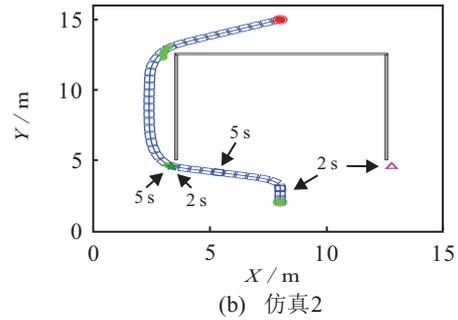
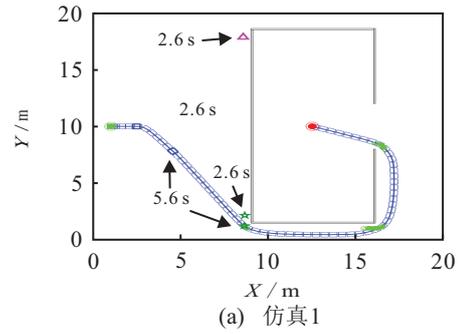


图13 仿真1和仿真2导航结果

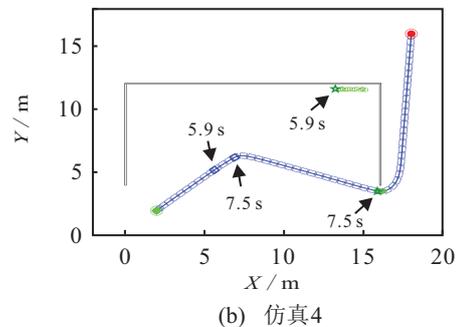
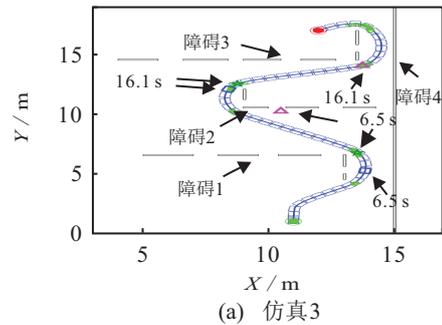


图14 仿真3和仿真4导航结果

仿真4 考虑4个障碍组成Z字形通道,其中障碍1~障碍3呈间断分布,但间断点不足以使机器人通过.图14(b)为仿真结果,可见机器人轨迹和临时目标未被任何间断点影响.此外,该环境中存在临时目标的迭代情况.例如6.5s时,基于障碍2选取的临时目标又被障碍1遮挡,因此该时刻的临时目标经过了一次迭代.又如16.1s时,临时目标也因障碍2和障碍3的遮挡而进行了一次迭代.可见一次选取或多次迭代的临时目标均能无跳变移动,引导机器人平滑运动至目标.

仿真5 考虑与文献[17]中改进的DWA对比,图15为对比结果.可见本文算法在3.4s时探测到整个

障碍轮廓,并立即选择从其右下侧绕行,大大减少了机器人的运动消耗。

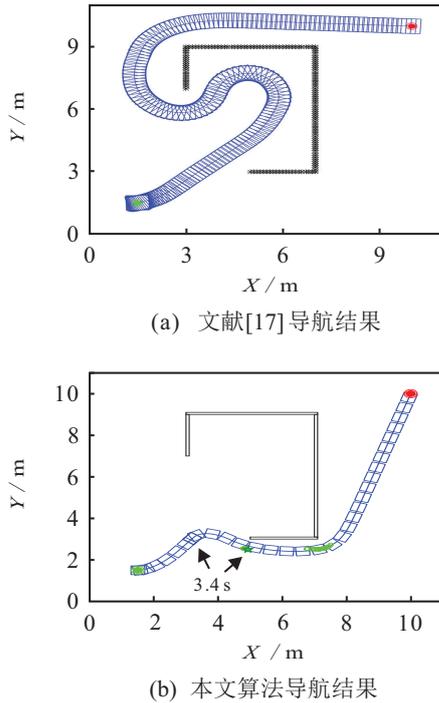


图15 仿真5:本文算法与文献[17]对比

仿真6 考虑与文献[21]中的Critical-PointBug对比,图16为对比结果.可见两种轨迹走向类似,而本文算法始终与障碍保持安全距离且未刻意贴合障碍边缘,提高了轨迹安全性和平滑度。

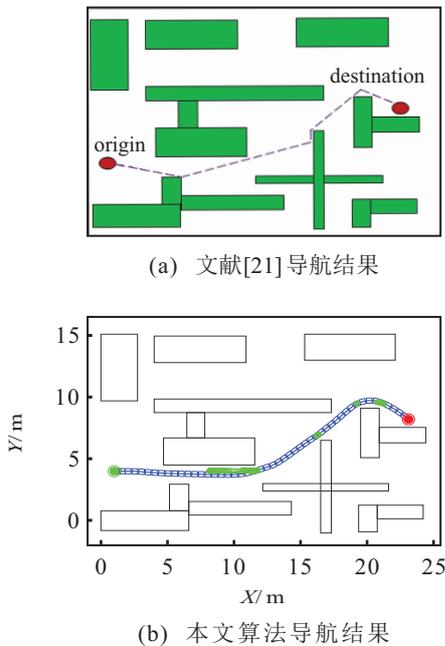


图16 仿真6:本文算法与文献[21]对比

仿真7 与文献[2]中的RL-RRT(reinforcement learning-rapidly-exploring random tree)对比,图17为对比结果.图17(a)的轨迹经由233次强化学习迭代生成.而本文算法无需学习和迭代过程,实时选取的临时目标便能引导机器人高效、平滑地抵达目标。

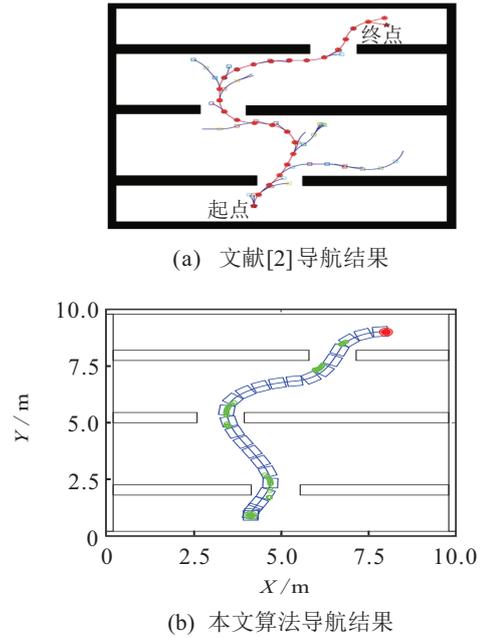


图17 仿真7:本文算法与文献[2]对比

仿真8 考虑与文献[11]中的RS-APF对比,图18为对比结果.文献[11]利用回归搜索进一步平滑和缩短APF所得路径.而本文算法无需额外路径优化操作,可以直接获得与该文献类似且平滑的导航轨迹。

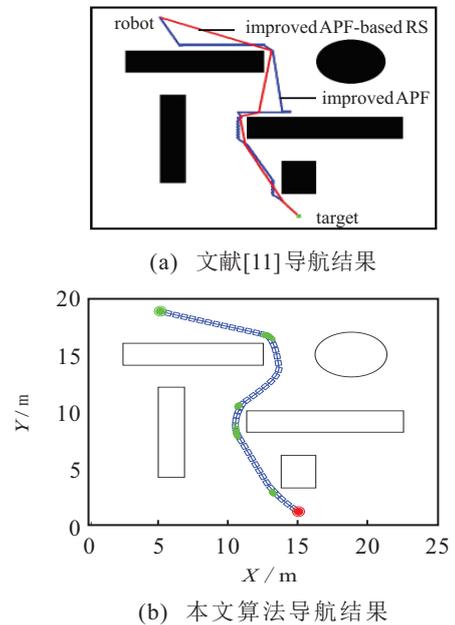


图18 仿真8:本文算法与文献[11]对比

仿真5~仿真8指标对比:对以上4组对比仿真进行定量分析,选取路径长度、总转折角度和最大转折角度3个指标.后两个指标用于评价路径平滑度[22].表2为4组仿真的对比结果,可见本文算法在3个指标中均获得了与对比方法相当或更好的性能,提高了导航效率和路径的可行性,

本文方法也能应对简单的动态障碍情况,如仿真9所示.考虑动态环境中碰撞风险增加,调整了两个

参数 $d_{oe} = 0.8\text{ m}$, $d_{te} = 1\text{ m}$ 使临时目标更加远离障碍,并取消了临时目标的附加切换条件.

表2 仿真5~仿真8指标对比

仿真序号	算法	路径长度/m	总转折角度/rad	最大转折角度/rad
5	改进DWA ^[17]	24.32	9.40	0.28
	本文	14.65	4.51	0.26
6	Critical-PointBug ^[21]	28.50	4.13	0.90
	本文	24.35	2.80	0.07
7	RL-RRT ^[2]	13.08	10.06	0.32
	本文	11.15	5.66	0.12
8	RS-APF ^[11]	25.66	4.51	1.14
	本文	26.28	4.11	0.15

仿真9 考虑动态环境,图19为仿真结果.可见机器人对3个动态障碍的避障方位在运动过程中有所变化,表现为每个障碍的两侧均有被选取的临时目标.而动态环境中允许临时目标敏捷切换,机器人能够基于实时观测及时切换至更合理的临时目标,所得轨迹也较为流畅和平滑.如12.7s时,机器人、障碍3和全局目标呈基本共线状态,但由于该时刻已切换至临时目标,未出现常见的运动停滞现象.

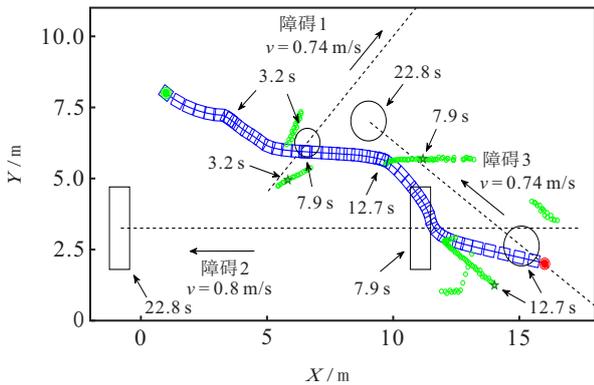
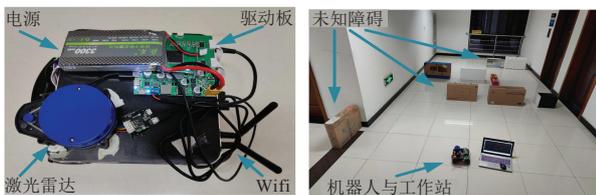


图19 仿真9导航结果

4.3 实验验证

在自制轮式机器人上实现本文导航算法.机器人搭载Celeron J4105 1.5 GHz CPU和4 GB内存,运行基于Ubuntu 16.04的ROS操作系统.机器人如图20(a)所示,其硬件参数如表3所示,控制算法参数与表1相同.图20(b)为实验环境.机器人仅已知全局目标位置而无障碍信息,其局部观测和控制频率为10Hz.



(a) 轮式机器人 (b) 实验环境

图20 机器人及实验环境

表3 轮式机器人硬件参数

参数符号	参数值	参数符号	参数值
R_{safe} / m	0.2	$a_{max} / (\text{m/s}^2)$	0.2
$v_{max} / (\text{m/s})$	0.5	$\alpha_{max} / (\text{rad/s}^2)$	π
$\omega_{max} / (\text{rad/s})$	$2\pi/3$	d_{lidar} / m	10

图21为导航结果,可见机器人能够根据实时观测持续切换临时目标并最终抵达全局目标.此外,比较表1与表3,机器人实物的运动能力逊于仿真模型,且实验中可能存在仿真中未考虑环境噪声的情况.而本文算法从改变实时目标的角度,利用与仿真中相同的控制参数即可实现全局导航,体现了在真实环境中的有效性以及对不同运动学模型的鲁棒性.

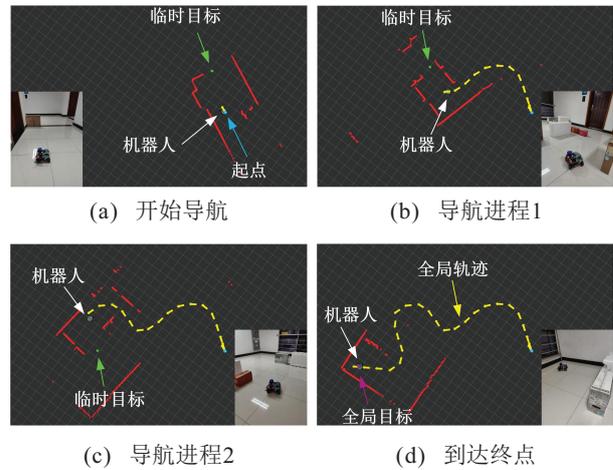


图21 本文导航算法实验结果

5 结论

本文提出了一种基于激光雷达的启发式导航算法以解决未知环境下机器人的环境理解和目标搜索难题.引入上升/下降沿从激光雷达数据中检测障碍边沿,提出边沿匹配算法去除了无法通过的过窄间隙,并将周围环境表示为易于理解和处理的连续障碍集合 S_{obs} . 基于 S_{obs} 提出了启发式临时目标选取及其切换方法,通过替代全局目标避免了传统局部规划算法的多种问题,实现了各类障碍的提前、小代价避让.一系列仿真实验表明,本文算法令机器人在首次进入未知环境时便能准确理解障碍并成功抵达目标,且其轨迹长度、安全性和平滑性等优于许多同类算法,同时也能应对简单动态障碍情况.

未来,将考虑利用多线雷达或视觉信息实现更加精确的环境理解以及障碍运动趋势检测,以增强算法在未知复杂动态环境下的性能.

参考文献(References)

[1] 李秀智, 龚月, 张祥银, 等. 一种室内移动机器人自主探索方法[J]. 控制与决策, 2019, 34(6): 1227-1233.
(Li X Z, Gong Y, Zhang X Y, et al. An autonomous

- exploration method for an indoor mobile robot[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(6): 1227-1233.)
- [2] 邹启杰, 刘世慧, 张跃, 等. 基于强化学习的快速探索随机树特殊环境中路径重规划算法[J]. *控制理论与应用*, 2020, 37(8): 1737-1748.
(Zou Q J, Liu S H, Zhang Y, et al. Rapidly-exploring random tree algorithm for path re-planning based on reinforcement learning under the peculiar environment[J]. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(8): 1737-1748.)
- [3] 伍国华, 毛妮, 徐彬杰, 等. 基于自适应大规模邻域搜索算法的多车辆与多无人机协同配送方法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(1): 201-210.
(Wu G H, Mao N, Xu B J, et al. The cooperative delivery of multiple vehicles and multiple drones based on adaptive large neighborhood search[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(1): 201-210.)
- [4] Chang L, Shan L, Li J, et al. Sliding mode control of T-shaped pedestrian channel[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University: Science*, 2020, 25(4): 478-485.
- [5] Chang L, Shan L, Li J, et al. The path planning of mobile robots based on an improved A* algorithm[C]. 2019 IEEE 16th International Conference on Networking, Sensing and Control. Banff, 2019: 257-262.
- [6] 谭建豪, 潘豹, 王耀南, 等. 基于改进RRT*FN算法的机器人路径规划[J]. *控制与决策*, 2021, 36(8): 1834-1840.
(Tan J H, Pan B, Wang Y N, et al. Robot path planning based on improved RRT*FN algorithm[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(8): 1834-1840.)
- [7] 张伟龙, 单梁, 常路, 等. 基于改进DWA的多无人水面艇分布式避碰算法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(4): 951-962.
(Zhang W L, Shan L, Chang L, et al. Distributed collision avoidance algorithm for multiple unmanned surface vessels based on improved DWA[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(4): 951-962.)
- [8] Fox D, Burgard W, Thrun S. The dynamic window approach to collision avoidance[J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 1997, 4(1): 23-33.
- [9] Ge S S, Cui Y J. Dynamic motion planning for mobile robots using potential field method[J]. *Autonomous Robots*, 2002, 13(3): 207-222.
- [10] Zhu Y, Zhang T, Song J Y, et al. A new hybrid navigation algorithm for mobile robots in environments with incomplete knowledge[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2012, 27: 302-313.
- [11] Li G H, Tamura Y, Yamashita A, et al. Effective improved artificial potential field-based regression search method for autonomous mobile robot path planning[J]. *International Journal of Mechatronics and Automation*, 2013, 3(3): 141.
- [12] Min H S, Lin Y H, Wang S J, et al. Path planning of mobile robot by mixing experience with modified artificial potential field method[J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2015, 7(12): 1-17.
- [13] Kovács B, Szayer G, Tajti F, et al. A novel potential field method for path planning of mobile robots by adapting animal motion attributes[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2016, 82: 24-34.
- [14] Azzabi A, Nouri K. An advanced potential field method proposed for mobile robot path planning[J]. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 2019, 41(11): 3132-3144.
- [15] Zhang F H, Li N, Xue T G, et al. An improved dynamic window approach integrated global path planning[C]. 2019 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Dali, 2020: 2873-2878.
- [16] Özdemir A, Sezer V. Follow the gap with dynamic window approach[J]. *International Journal of Semantic Computing*, 2018, 12(1): 43-57.
- [17] Chang L, Shan L, Jiang C, et al. Reinforcement based mobile robot path planning with improved dynamic window approach in unknown environment[J]. *Autonomous Robots*, 2021, 45(1): 51-76.
- [18] 常路, 单梁, 戴跃伟, 等. 未知环境下基于改进DWA的多机器人编队控制[J]. *控制与决策*, 2022, 37(10): 2524-2534.
(Chang L, Shan L, Dai Y W, et al. Multi-robot formation control in unknown environment based on improved DWA[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(10): 2524-2534.)
- [19] Buniyamin N, Wan Ngah W A J, Mohamad Z. PointsBug versus TangentBug algorithm, a performance comparison in unknown static environment[C]. 2014 IEEE Sensors Applications Symposium. Queenstown, 2014: 278-282.
- [20] Meddah F, Dib L. E-Bug: New bug path-planning algorithm for autonomous robot in unknown environment[C]. *Proceedings of the International Conference on Intelligent Information Processing, Security and Advanced Communication*. New York, 2015: 1-8.
- [21] Das S K. Local path planning of mobile robot using critical-PointBug algorithm avoiding static obstacles[J]. *IAES International Journal of Robotics and Automation: IJRA*, 2016, 5(3): 182.
- [22] Ma Y, Hu M Q, Yan X P. Multi-objective path planning for unmanned surface vehicle with currents effects[J]. *ISA Transactions*, 2018, 75: 137-156.

作者简介

常路(1994—), 男, 博士生, 从事机器人控制算法、机器学习算法等研究, E-mail: 116110001162@njust.edu.cn;

单梁(1979—), 男, 副教授, 博士, 从事移动机器人技术、智能检测、控制算法等研究, E-mail: shanliang@njust.edu.cn;

张伟龙(1995—), 男, 博士生, 从事无人艇路径规划、编队控制算法等研究, E-mail: 117110022187@njust.edu.cn;

王维西(1988—), 男, 讲师, 博士, 从事机器人伺服控制、图像处理等研究, E-mail: wangwish@nuist.edu.cn;

戴跃伟(1962—), 男, 教授, 博士生导师, 从事系统工程、网络信息安全等研究, E-mail: dywjust@163.com.