

# 控制与决策

Control and Decision

解决势场法路径规划中局部极小问题的角度累积法

徐胜, 邢强, 王浩

引用本文:

徐胜,邢强,王浩. 解决势场法路径规划中局部极小问题的角度累积法[J]. *控制与决策*, 2022, 37(8): 1997–2007.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0143>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

[一种基于概率地图的机器人最优期望时间目标搜索](#)

An expected-time optimal target search method based on probabilistic maps

*控制与决策*. 2022, 37(4): 944–952 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1035>

[非平坦地形下机器人安全路径规划](#)

Safe path planning of mobile robot in uneven terrain

*控制与决策*. 2022, 37(2): 323–330 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1221>

[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>

[基于 \$\text{pm}3\sigma\$ 正态概率区间分族遗传蚁群算法的机器人路径规划](#)

Path planning of mobile robot based on  $\text{pm}3\sigma$  normal probability interval population division using genetic ant-colony algorithm

*控制与决策*. 2021, 36(12): 2861–2870 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0745>

[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>

# 解决势场法路径规划中局部极小问题的角度累积法

徐胜<sup>1</sup>, 邢强<sup>1†</sup>, 王浩<sup>2</sup>

(1. 南通大学机械工程学院, 江苏南通 226019; 2. 南京航空航天大学机电学院, 南京 210026)

**摘要:** 通过势场法进行路径规划而导致的局部极小问题备受关注. 针对该问题, 分析机器人陷入局部极小时势场与速度方向间的关系, 提出一种基于运动累积角的避障法. 该方法利用机器人行进过程中自身内外角及其累计变化量, 分析自身与目标间的方向角度关系, 定义了基于角度累积量的“关键重置点”; 通过自身位置刷新、累积角度重置, 简化了复杂环境, 实现在未知环境中的路径规划. 仿真实验表明, 该方法可实现状态间的转换条件的合理设计、状态间的有序过渡与平稳运行, 提高状态变换决策的灵活性与可靠性; 与已有相关算法相比, 该方法具有规划路程更短、运行效率更高的优点. 利用自制的移动机器人实验来验证该方法的避障可行性. 上述结果表明: 该方法可解决机器人路径规划中的局部最小问题, 适用于初次通过未知复杂环境且无需建图的路径规划场景.

**关键词:** 路径规划; 势场法; 局部极小; 角度累积; 未知环境

中图分类号: TP242

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.0143

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



**引用格式:** 徐胜, 邢强, 王浩. 解决势场法路径规划中局部极小问题的角度累积法 [J]. 控制与决策, 2022, 37(8): 1997-2007.

## Angle accumulation method for solving local minimum problem in path planning with potential field method

XU Sheng<sup>1</sup>, XING Qiang<sup>1†</sup>, WANG Hao<sup>2</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Nantong University, Nantong 226019, China; 2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210026, China)

**Abstract:** The local minimum problem caused by path planning of potential field has received much more attention. To cope with this issue, in this paper, the relationship between the potential force field and the velocity direction is analyzed when the robot has been trapped in the local minimum, and an obstacle avoidance method based on the motion cumulative angle is proposed. The internal and external turning angles of the robot are taken to appraise the relationship between the direction and angle of the robot. Based on the angle cumulative, the “key reset point” is defined. By refreshing its own position and resetting its cumulative angle, the complex environment is simplified and the path planning is realized in an unknown environment. Simulation studies indicate that proper switching conditions for each state are designed to guarantee the orders of the state switching and smooth operation, and therefore the robot can improve the flexibility and reliability of decision. Compared to some existing methods, the method has the advantages of shorter plan path and higher efficiency. The feasibility of this method is verified by a path planning experiment on the self-made mobile robot. These results show that the proposed algorithm is suitable for the first time through the unknown complex environment and the scenario of path planning without mapping.

**Keywords:** path planning; potential field method; local minimum; angle accumulation; unknown environment

## 0 引言

向目标导航是机器人自主导航中必不可少的一项任务, 其要求机器人可以自主到达目标并避开障碍. 一种较为常见的路径规划方法是势场法<sup>[1]</sup>, 其通

过引入广义势场的概念, 在三维空间中构造人工势场. 势场由目标点产生的引力场和周围障碍产生的斥力场叠加而成. 在叠加势场的作用下, 机器人只能沿着叠加势场的负梯度方向运动, 运动过程中受到

收稿日期: 2021-01-23; 录用日期: 2021-05-12.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61973159).

责任编辑: 易建强.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: meexq@ntu.edu.cn.

最终目标点的引力作用而靠近,同时又受到周围障碍的斥力作用而躲避,进而形成起始点与目标点之间的有效路径.相比于其他复杂路径规划算法<sup>[2]</sup>,势场法具有规划复杂度低、实时性高等优点.但由于实际环境中障碍分布的复杂性,存在机器人目标不可达以及无法脱离局部极小区域的问题.当目标点附近存在障碍物时,斥力非常大而引力相对较小造成目标不可达,可以通过改进势场函数解决<sup>[3]</sup>;而对于局部极小问题,以图1中L形障碍为例,机器人沿着势场负梯度方向运动,将进入凹形障碍物内部,此时斥引力大小相等方向相反,合力矢量无法为机器人提供下一步运动的方向和驱动力,导致无法完成路径规划<sup>[4-5]</sup>.

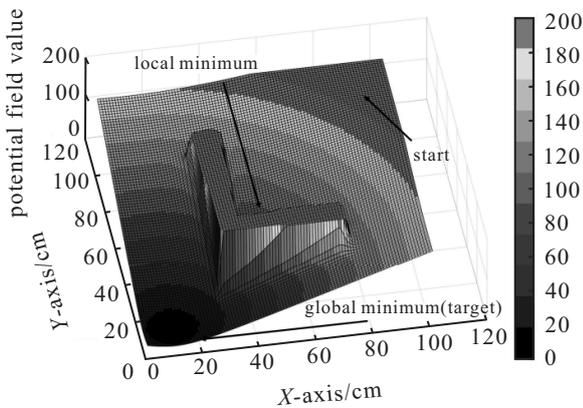


图1 L形障碍周围势场

如图2所示,针对势场法存在的局部极小问题,很多专家都提出了一种全局规划的方法.利用蚁群算法<sup>[6]</sup>、遗传算法<sup>[7]</sup>、多势场切换<sup>[8]</sup>等在陷入极小值点后进行搜索算法;文献[9]提出将全局路径预规划与实时路径势场法相结合,在预测阶段提前避开局部极小点;文献[10]中A\*算法能够通过算法迭代在已知环境中产生较短的路径.文献[11]提出的依靠建图辅助规划路径的方法适用于未知环境.然而,在实际场景中全局规划存在如下局限:多数情况下实际环境是复杂的,先验知识并不完整,且探索任务通常要求实时的.

另一种方法是大多适用于未知环境的局部规划方法.这种方法在陷入局部极小点后,不需要先验知识只需要依靠传感器采集的环境信息就可以在线规划.常见算法有随机搜索法<sup>[12]</sup>、设置虚拟目标点法<sup>[13]</sup>、沿墙算法<sup>[14-15]</sup>等.随机搜索通过生成随机点以引导机器人的运动方向算法的效率较低.设置虚拟目标点法又包含设置虚拟目标及设置虚拟障碍法,设置虚拟目标点法<sup>[16]</sup>主要是基于周围环境信息以选择合适的子目标,因过于依赖传感器的测量范围导致只能针对特定环境;设置虚拟障碍法<sup>[17-18]</sup>则通过

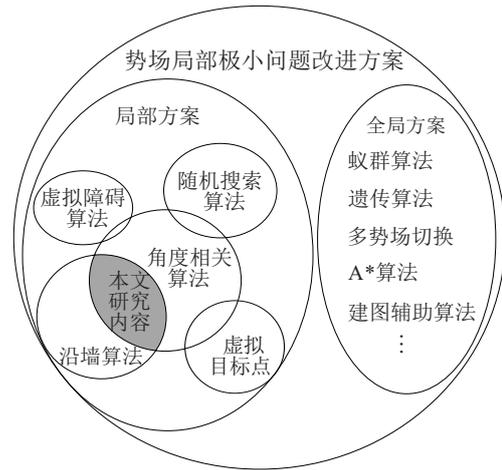


图2 概述局部极小问题的解决算法

计算当前位置,并将该位置用虚拟障碍填补以改变原有势场分布的方式引导机器人逃离局部极小点,该算法依赖机器人自身定位精度且在线计算量较大.沿墙(Bug)法利用沿墙方式逃离陷入局部极小的陷阱,如文献[19]提出在机器人与目标距离变小时切换状态,该方法容易过早地结束沿墙运动,只能针对特定环境;文献[20]通过跟踪物体轮廓,直到到达起始点与目标点之间的连线位置后作为墙体分离条件,该方法需要记忆历史路径,计算量较大.

局部规划方法中还有一些通过分析角度实现局部路径规划的算法.文献[21]利用随机角产生随机逃逸力脱离局部极小,但运动盲目、效率低.文献[22]结合目标方向角与左右传感器测量值,设计相关的启发函数计算得出虚拟目标点,之后暂时放弃最终目标而选择虚拟目标以此摆脱局部最小点,但该方法特别依赖传感器测量范围,当左右传感器测量不到障碍时,机器人无法确定当前所处环境,之后的行为具有盲目性.文献[23]提出仅利用当前目标方向角与设定阈值比较实现状态切换的方法,容易使得机器人过早地结束沿墙运动,在目标的引力作用下重新陷入极小,只能针对特定环境.与之类似,文献[24]的方法一样存在此类问题.文献[25]提出当目标方向角大于设定阈值时即采用试错法,该方法虽然能成功到达目标但试错会导致较长规划时间和规划距离,运行效率较低.在此基础上,文献[26]提出旋转角度试错法,虽然增强了对未知环境的感知能力,但只参考部分历史角度信息且在面对U形障碍的对称内拐角时选择了偏转的折中方案,容易导致重复陷入局部极小.文献[5]提出将旋转角度值与设定阈值作比较以实现状态切换.对于封闭内墙环境,机器人累计角始终不可能小于设定阈值,因此一直沿墙运动,无法到

达目标. 综上所述, 这些方法普遍存在计算量大、规划效率较低或只能针对特定环境等问题, 并不能很好地解决势场法存在陷入局部极小问题.

针对上述局部规划方法中的问题, 本文提出一种基于累计角度的多状态体系结构的在线规划方法. 本文首次在角度累积法中引入“关键重置点”的概念, 并结合沿墙算法完成路径规划. 其中累计角是在沿墙状态下记录所有时段航向角变化的累积量, 不但可以描述当前环境信息, 而且可以描述机器人与初始位置的角度关系; “关键重置点”定义为与初始位置角度关系相同的位置, 用于重置状态至初始状态, 简化复杂环境. 相比于一些现有方法, 不但计算量小、对环境有普适性, 而且在平均路径规划时间和长度方面存在较大优势.

## 1 基本原理

### 1.1 势场模型

基于势场模型进行路径规划, 采用如下势场函数<sup>[3]</sup>:

$$U_{att}(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}k_{att}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_g)^m, \quad (1)$$

$$U_{rep}(\mathbf{x}) = \begin{cases} \frac{1}{2}k_{rep}\left(\frac{1}{\rho} - \frac{1}{\rho_0}\right)^2(\mathbf{x} - \mathbf{x}_g)^n, & \rho < \rho_0; \\ 0, & \rho > \rho_0. \end{cases} \quad (2)$$

其中:  $\mathbf{x}$  是机器人当前位置,  $\mathbf{x}_g$  为目标位置,  $\rho$  是机器人到障碍的最短距离,  $k_{att}$ 、 $k_{rep}$ 、 $\rho_0$  均为常系数, 机器人在每个采样时刻所受斥力为斥引力场的负梯度<sup>[3]</sup>, 有

$$\vec{F}_{att} = \frac{m}{2}k_{att}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_g)^{m-1}; \quad (3)$$

$$\vec{F}_{rep} = \begin{cases} \vec{F}_{rep1} + \vec{F}_{rep2}, & x - x_{obj} \leq \rho_0; \\ 0, & x - x_{obj} > \rho_0; \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} \vec{F}_{rep1} = k_{rep}\left(\frac{1}{\rho} - \frac{1}{\rho_0}\right)\frac{1}{\rho^2}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_g)^n, & \rho \leq \frac{\rho_0}{2}; \\ \vec{F}_{rep2} = \frac{n}{2}k_{rep}\left(\frac{1}{\rho} - \frac{1}{\rho_0}\right)^2(\mathbf{x} - \mathbf{x}_g)^{n-1}, & \rho \leq \frac{\rho_0}{2}; \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} \vec{F}_{rep1} = k_{rep}\left(\frac{1}{\rho} - \frac{1}{\rho_0}\right)\frac{1}{\rho^2}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_g)^2, & \frac{\rho_0}{2} < \rho \leq \rho_0; \\ \vec{F}_{rep2} = 2k_{rep}\left(\frac{1}{\rho} - \frac{1}{\rho_0}\right)^2(\mathbf{x} - \mathbf{x}_g), & \frac{\rho_0}{2} < \rho \leq \rho_0; \end{cases} \quad (6)$$

$$\vec{F}_{sum} = \vec{F}_{att} + \vec{F}_{rep}. \quad (7)$$

其中:  $F_{att}$  是目标点对机器人的引力,  $F_{rep}$  是障碍对机器人的斥力, 合力  $F_{sum}$  是引力与斥力的矢量和,  $F_{rep1}$  为从障碍物距机器人最近的点指向机器人方向的斥力分量,  $F_{rep2}$  为从机器人指向目标点方向的斥力分量. 上述所采用的新势场模型解决了原有势场函数<sup>[1]</sup>中目标不可达问题, 具有更好的适应性.

### 1.2 角度累计

在势场力作用下, 机器人以某一状态(例如自由状态)沿势场方向靠近目标, 当遇到障碍时(如A处), 在合力及惯性作用下, 机器人沿障碍继续前进(A~D): 由于前进过程中合力方向的不断变化(即在A~C段所受合力向右, C~D段合力向左)将使得机器人在B~D之间出现加速、减速甚至往返徘徊运动, 如图3所示. 作为合力相左分界点的C点, 因斥力方向垂直于墙面且引力与其等大反向, 所以叠加合力为零. 由此, 机器人只能依靠瞬时速度方向决定下一步的运动方向, 而此处的瞬时速度方向又与B点或C点速度方向相似, 定义在分界点C处的瞬时速度与引力夹角为 $\theta$ ,  $\theta$ 理论上为 $90^\circ$ . 当机器人在分界点C处时, 若移除障碍, 则障碍产生的斥力将消失, 机器人只受引力影响; 机器人的运动方向将由原速度方向向墙体方向偏转一定角度 $\theta$ , 新的前进方向由原来与引力呈夹角 $\theta$ 变为与引力方向接近并直面目标.

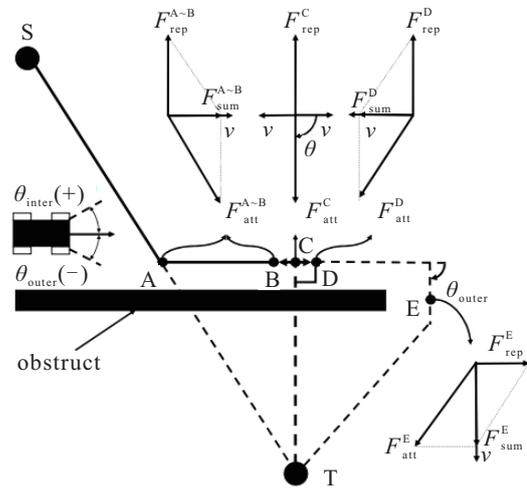


图3 局部极小点附近受力模型

而在避障过程中, 若机器人以某状态行至E点, 速度参考合力方向, 其速度向引力方向偏转 $\theta$ , 同时E点正是墙体缺口处, 与位于C点时障碍移除产生的偏转假设相似; 此时机器人前进方向已不存在障碍, 即认为已经绕过障碍. 根据这一避障过程, 可得到机器人直面目标时向墙体方向偏转 $\theta$ 角度的变化是其到达目标位置的充分条件.

根据上述假设与分析,机器人在陷入局部极小值点进行避障而采用的角度累计法可以表述如下。

沿墙模式下向障碍同侧旋转的转角定义为外角 $\theta_{outer}$ ,向障碍异侧旋转的转角定义为内角 $\theta_{inter}$ ,记内角为正,外角为负.考虑到机器人在运动状态下障碍的复杂性,引入相对累积角 $\theta_{total}$ 以及关键重置点.以图3为例,记C点为初始状态( $\theta_{inter} = \theta_{outer} = \theta_{total} = 0$ ),其中相对累积角 $\theta_{total} = \theta_{inter} + \theta_{outer}$ ,描述了机器人在沿墙状态下所有时段航向角变化的累积量,以及机器人与初始位置的角度关系;关键重置点描述为 $\theta_{total} = 0$ 即机器人姿态与初始姿态(C点)相同的路径点,在该位置点重置机器人 $\theta_{outer} = \theta_{inter} = 0$ ;关键重置点的引入可以帮助机器人将复杂环境分解为多个简单环境,而在简单环境的假设中C点速度方向向障碍偏转的 $\theta$ 与上述定义的外角 $\theta_{outer}$ 相同,且仅在墙体缺口处机器人才有可能向障碍物偏转外角 $\theta_{outer}$ .因此,对于复杂环境机器人同样可以利用累计角度以及关键重置点在类似图3中E点处位置逃离障碍.利用这一特点设计3种状态间的切换条件.

## 2 基于状态的改进方法

为解决未知环境下势场法的局部极小问题及避障实时性,本文采用了包括势场法避障状态在内的多状态程序结构.为逃脱局部极小点位置,选择了忽略障碍和沿墙行走两种辅助状态;多状态程序结构体系直接面向底层控制,具有良好的实时性,可以方便地通过增加或减少状态对体系结构进行模块化的修改与调整.

为实现状态间的有序过渡,引入行进过程中的角度累计变化信息来增强机器人在各状态间切换的能力.每个控制周期机器人通过传感器的实时数据和角度信息,对当前环境进行识别,决定运行状态;通过3种状态间的有效配合与转换,实现未知环境下势场法的路径规划.多状态程序结构体系间状态功能及转换条件如图4所示.

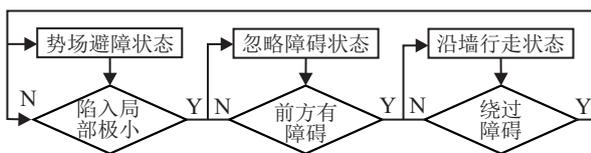


图4 状态间相互切换关系

### 2.1 基于势场的避障状态(状态1)

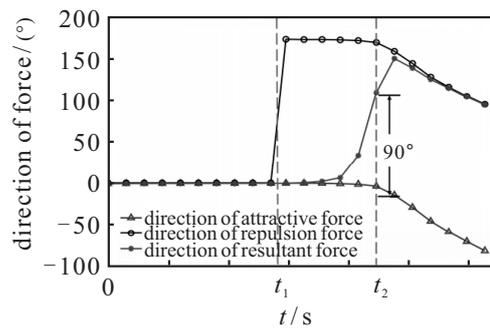
状态描述:当未陷入局部极小时,机器人利用势场法避障.

结束条件:条件1|条件2.

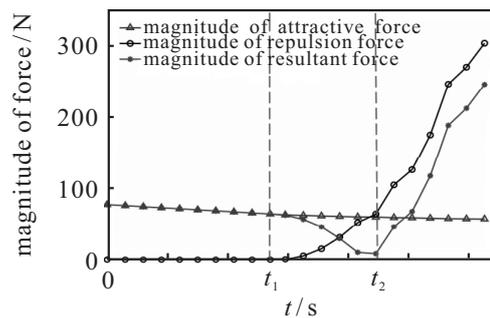
条件1:  $|F_{att} + F_{rep}| \leq \epsilon$ ;

条件2:  $|\theta_{att} - \theta_{sum}| \geq 90^\circ$ .

本文所有结束条件中,“&”表示逻辑与,“|”表示逻辑或.条件1成立意味着合力大小接近于0( $\epsilon$ 是一个很小的正数),这是最常见的判断局部极小的条件.机器人陷入局部极小后常会出现抖动和原地旋转情况,而条件1却无法检测到,所以本文从机器人前进过程中斥力与合力的变化出发,设置结束条件2,用于检测上述情况是否发生,如图5所示.在 $T \in [0, t_1)$ 时刻,机器人正处于势场的避障状态,此时障碍物在探测范围以外,所以机器人的运动方向参考引力方向向目标点移动;在 $T \in [t_1, t_2)$ 时刻,随着机器人探测到周围障碍并逐渐逼近,斥力逐渐增大,合力的方向开始逐渐偏向斥力方向;针对 $t_2$ 时刻,合力方向与引力方向夹角突增,设计结束条件相较于在局部极小点切换状态可以更早发现可能存在局部极小,使机器人更早地切换状态.在满足势场避障状态和忽略障碍状态结束条件时,随即进入沿墙模式.



(a) 斥引力以及合力方向



(b) 斥引力以及合力大小

图5 避障时斥引力以及合力方向和大小变化

### 2.2 忽略障碍状态(状态2)

状态描述:忽略障碍斥力,沿着引力方向的直线运动.

有两种环境会形成实际场景中势场局部极小点.第1种情况是障碍物形成的局部极小点位于机器人与目标之间,这种情况下需要绕过该障碍物,如图1

所示;第2种情况则是周边多个障碍物的合斥力造成了局部极小点,但机器人位置与目标位置间的连线上并不存在障碍物,只需沿着引力方向直线向目标运动即可,如图6所示.

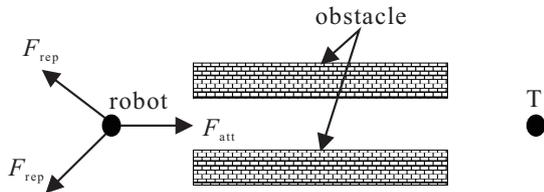


图6 狭窄通道产生的局部极小

在陷入局部极小点后,机器人可以先直奔目标,在发现前方存在障碍物的情况下,再进行沿墙运动以绕过障碍物.

结束条件: 条件1 & 条件2.

条件1:  $d_{frontobstruct} > s_1$ ;

条件2:  $d_{target} > s_1$ .

其中:  $d_{frontobstruct}$  表示机器人到前方某角度范围内障碍的最近距离,条件1表示机器人前进方向没有障碍给予的斥力;  $d_{target}$  为目标离机器人距离,  $s_1$  为安全距离. 条件1和条件2描述了遇到多个障碍形成局部极小的情况,此时机器人不需要转入沿墙行走状态,可通过继续直线行走奔向目标.

### 2.3 沿墙行走状态(状态3)

状态描述: 沿着障碍物的边缘运动.

结束条件: 条件1 & 条件2 & 条件3 & 条件4.

条件1:  $\theta_{total} \approx \theta$ ;

条件2:  $|\theta_{outer}| > \theta$ ;

条件3:  $D_{last} > D_{now}$ ;

条件4:  $d_{target} > s_1$ .

其中: 垂直投影距离  $D$  表示路径点与目标的欧氏距离在小车于局部极小位置与目标连线上的投影,可分为  $D_{last}$  和  $D_{now}$ ,  $D_{last}$  为上一个关键重置点与目标点间的垂直投影距离,  $D_{now}$  为当前路径点与目标点间的垂直投影距离.

该结束条件描述了当机器人仅满足移动到关键重置点时,机器人状态需重置为初始状态 ( $\theta_{inter} = \theta_{outer} = \theta_{total} = 0$ ),并将此刻环境当成新的未知环境重新规划导航;以此循环,直至机器人经过关键重置点,且同时满足上述结束条件(条件1~条件4),方可结束沿墙模式,  $\theta$  取理论值  $90^\circ$ .

机器人路径规划过程如图7所示. 机器人从起始点(S)受势力场影响向目标(T)出发,当遇到墙体时,根据状态切换关系. 由于满足状态2的结束条件,机

器人便进入沿墙状态,此时机器人将车身调整至与墙相切方向(A点),同时设置初始状态 ( $\theta_{inter} = \theta_{outer} = \theta_{total} = 0$ ),记录此时与目标之间的垂直投影距离  $D_A$ ,此后继续前进寻找关键重置点或满足当前状态的结束条件位置. 在沿墙过程中,当机器人遇到转角时,由于检测到墙体在右侧且自身受斥力影响向左偏转,根据内角定义,该转角为内角(如A~B段内产生的转角),此时机器人在B点时的自身角度参数分别为  $\theta_{inter} = +90^\circ$ ,  $\theta_{outer} = 0^\circ$ ,  $\theta_{total} = +90^\circ$ ;同理可得,C点  $\theta_{inter} = +180^\circ$ ,  $\theta_{outer} = 0^\circ$ ,  $\theta_{total} = +180^\circ$ . 当机器人前进到D点时,自身角度参数分别为  $\theta_{inter} = +180^\circ$ ,  $\theta_{outer} = -90^\circ$ ,  $\theta_{total} = +90^\circ$ . 由于外角参数产生一定变化,需要计算自身与目标间的垂直投影距离  $D_D$ ,由于  $D_D > D_A$ ,机器人将继续保持沿墙模式. 当机器人到达E点时,自身角度参数分别为  $\theta_{inter} = +180^\circ$ ,  $\theta_{outer} = -180^\circ$ ,  $\theta_{total} = 0^\circ$ ,此时自身角度参数满足关键重置点条件,机器人将状态重置为与A点相同的初始状态  $\theta_{inter} = \theta_{outer} = \theta_{total} = 0^\circ$ ,并计算与目标之间的垂直投影距离  $D_E$ ,继续保持先前状态进行路径规划. 当机器人探测到右侧障碍且自身向右偏转时,如在E~F段产生相应的外角时,机器人在F点时的自身角度参数为  $\theta_{inter} = 0^\circ$ ,  $\theta_{outer} = -90^\circ$ ,  $\theta_{total} = -90^\circ$ ,累积外角达到  $-90^\circ$ ,此时计算与目标之间的垂直投影距离  $D_F$ ,由于  $D_F < D_E$ ,满足退出沿墙模式条件,机器人在F点重新回到受势场影响的路径规划,直到到达目标(T)位置.

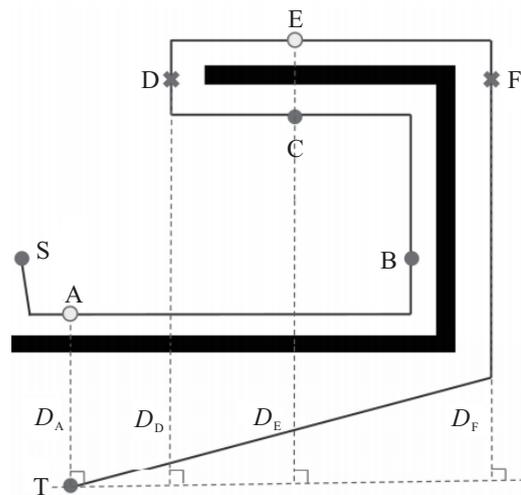


图7 示例环境下理想路径规划

### 3 仿真与实验

结合仿真软件 Webots, 利用自制机器人 SmartCar 对所提出方法的有效性和可行性进行仿真实验,具体如下.

### 3.1 仿真模型

自制移动机器人 SmartCar 的驱动装置由两个主动轮和一个前置万向轮组成,其顶部安装的是由数个测距传感装置组成的距离罗盘,图8(a)描述了其传感器的分布情况.距离罗盘可用于扫描周围环境信息,扫描的数据可以表示为 $(d_i, \theta_i)$ ,其中 $d_i$ 和 $\theta_i$ 分别表示为以机器人中心相对障碍的距离和方向,系统将在每个采样时间点对距离传感器从 $i$  ( $i = 1, 2, \dots, 16$ ) 逆时针依次采样.图示坐标系定义为主体坐标系,仿真时以初始时刻的主体坐标系作为每次路径规划的全局坐标系.

### 3.2 算法实现

#### 1) 势场避障状态.

每个采样时刻,机器人线速度、角速度和前进的期望方向如下:

$$v = \begin{cases} v_{\max}(1 - |\cos(\theta_{\text{rep}} - \theta_0)|), & F_{\text{rep}} > 0; \\ v_{\max}, & F_{\text{rep}} = 0; \end{cases} \quad (8)$$

$$\omega = \omega_{\max}(\theta_{\text{res}} - \theta_0); \quad (9)$$

$$\theta_{\text{exp}} = \theta_{\text{res}}. \quad (10)$$

其中: $v_{\max}$ 是机器人最大线速度, $\omega_{\max}$ 是机器人最大偏转增益常数, $F_{\text{rep}}$ 是障碍物给予机器人的斥力

的大小, $\theta_{\text{rep}} - \theta_0$ 是斥力方向与机器人前进方向的夹角, $\theta_{\text{res}} - \theta_0$ 是合力方向与机器人前进方向的夹角, $\theta_{\text{exp}}$ 是机器人期望运动方向.

#### 2) 奔向目标状态.

每个采样时刻,机器人线速度、角速度和前进的期望方向如下:

$$v = v_{\max}, \quad (11)$$

$$\theta_{\text{exp}} = \theta_{\text{att}}. \quad (12)$$

忽略障碍物对机器人的影响,机器人的运动方向只参考引力方向 $\theta_{\text{att}}$ .

#### 3) 沿墙行走状态.

每个采样时刻,机器人线速度、角速度和前进的期望方向如下:

$$v = v_{\max}(1 - |\cos(\theta_{\text{rep}} - \theta_0)|), \quad (13)$$

$$\omega = \omega_{\max}(\theta_{\text{res}} - \theta_0) + \omega_d(d_0 - d_s), \quad (14)$$

$$\theta_{\text{exp}} = \theta_{\text{rep}} - \alpha. \quad (15)$$

其中: $d_0 - d_s$ 是机器人与墙体的实测距离和预设机器人离墙距离的距离差,修正值 $\omega_d(d_0 - d_s)$ 可以让机器人与墙体之间的距离保持在预设值, $\alpha$ 为偏转角(理论值为 $90^\circ$ ).当以速度 $v$ 靠近障碍并进入沿墙模式后,机器人参照期望运动方向 $\theta_{\text{exp}}$ (如式(15)所示),沿墙行走并调整自身姿态与墙体平行,如图8(b)所示.

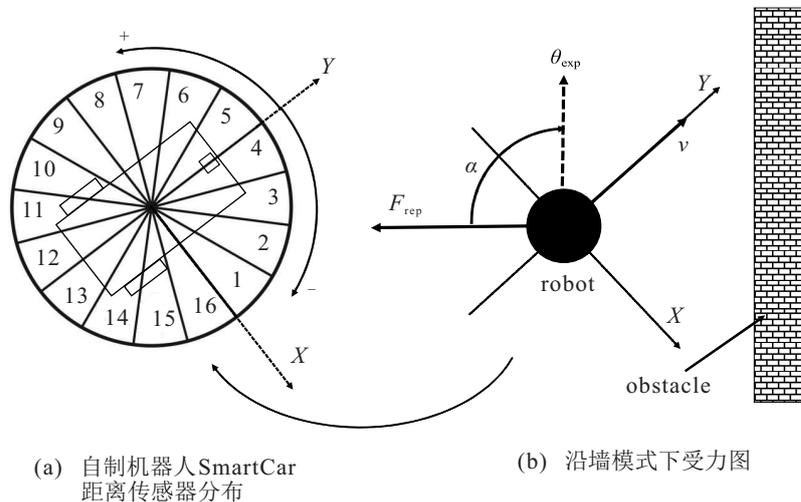


图8 示例环境下理想路径规划

状态3中的累计角由陀螺仪测量并通过下式计算累计角度得到:

$$\theta_{\text{total}} = \sum [\theta(t) - \theta(t-1)]. \quad (16)$$

其中: $\theta(t)$ 为采样时间 $T = t$ 时的前进角, $\theta_{\text{total}}$ 表示累积变化角.

### 3.3 算法验证

#### 1) 参数调整.

算法主要包含两个阈值,分别为安全距离 $s_1$ 和偏转角 $\alpha$ . $s_1$ 和 $\alpha$ 的选择会影响机器人沿墙模式下的运动轨迹,如图9(a)所示.若机器人在起点位置已经满足陷入局部极小切换条件,则安全距离 $s_1$ 的减小会增加与障碍物间发生碰撞的可能性,但过大的 $s_1$ 可能导致机器人过早地转向而不能发现较为狭窄的通道,考虑到机器人的转弯半径,将其设置在 $d_s \sim$

1.5 $d_s$ 之间较为合适. 参数 $\alpha$ 影响局部运动轨迹的平滑程度如图9(b)所示, 考虑到实际应用环境, 并结合机器人进入沿墙模式(I、II及III三个区域段)与障碍距离关系, 分析了偏转角为88°、90°和92°时运动轨迹和运动角度 $\theta_{exp}$ 的关系. 如图9(b)和9(c)所示, 区域段I机器人利用势场模式接近障碍, 区域段II处于沿墙模式的调整区域, 区域III处于沿墙模式. 当处于沿墙模式的调整与前进中时, 机器人只参考期望运动方向 $\theta_{exp}$ 前进. 结果表明: 调整角 $\alpha = 92^\circ$ 使得期望运动方向更偏向障碍, 导致轨迹靠近墙体, 此时与障碍的距离已小于安全距离, 又由于式(14)的作用, 机器人在III段不断调整期望运动方向 $\theta_{exp}$ 避免与墙体发生碰撞; 同理, 当 $\alpha = 88^\circ$ 时, III段也处于不断姿态调整阶段; 而 $\alpha = 90^\circ$ 时在III段期望运动方向 $\theta_{exp}$ 变化最小, 轨迹最为平滑.

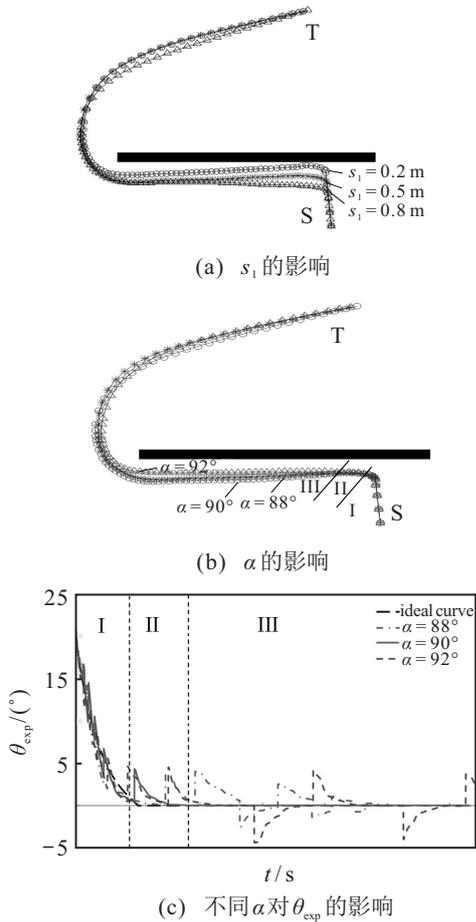


图9 示例环境下理想路径规划

综上所述, 上述各个参数主要影响各状态切换过程以及沿墙模式下的运行轨迹, 为避免各状态的频繁切换且达到较好的运行效果, 参数选用如下:  $s_1 = 0.2\text{ m}$ ,  $d_s = 0.15\text{ m}$ ,  $\alpha = 90^\circ$ .

2) 路径规划效果.

机器人的路径规划所面对任意复杂环境均由典型的特征构成, 为实现本文算法在复杂环境下的路径

规划, 结合提出的关键重置点概念将复杂环境归类为由以下7种典型的简单环境组成, 如图10中(a)~(c)所示. 其中: (a)是具有直角边界的障碍环境, 而图(b)是具有任意折角的障碍环境, (c)是柱形障碍环境. 实验结果表明, 采用本文算法的机器人均可在多种各具特征的障碍物环境中成功进行路径规划. 结合“关键重置点”概念即可对任意复杂环境都进行规划, 图10(d)例举了一种由典型特征构成的复杂环境, 各路径规划结果如图10所示.

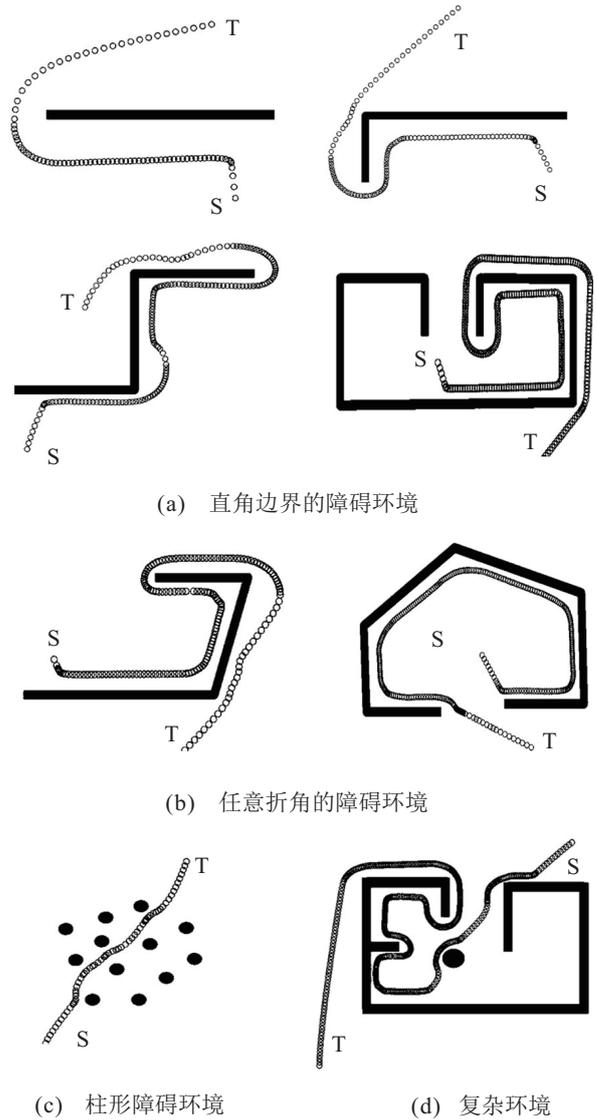


图10 不同示例环境下的运动路径规划

3) 控制系统稳定性.

当机器人躲避障碍时, 利用Lyapunov稳定性公式<sup>[27]</sup>计算控制器的稳定性

$$V_1 = \frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_g)^2, \tag{17}$$

$$V_2 = \frac{1}{2}(\theta_{rep} - \alpha - \theta_0)^2. \tag{18}$$

其中 $V_1$ 描述了势场避障状态,  $V_2$ 描述了沿墙状态. 计

算该算法在图10(b)中的稳定性,算法运行过程中Lyapunov函数值曲线如图11所示,相关函数值逐渐收敛至平衡点,表明该控制器是稳定可靠的.

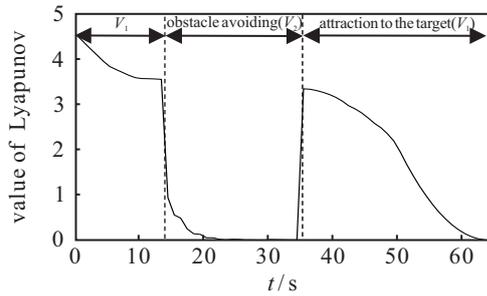


图11 避障中两种状态下的Lyapunov变化曲线

### 3.4 与已有方法的对比

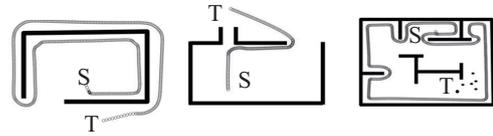
针对如引言中现有局部路径规划方法的局限性,本节将分别对比局部路径规划算法以及与角度相关的路径规划算法.

虚拟目标点法基于周围环境信息设置子目标.例如文献[16]是在陷入局部极小后,放弃实际目标而优先选择虚拟子目标点的方法完成路径规划.对于图12(a)左侧环境,文献[16]中算法由于生成不合理的子目标点,导致机器人沿障碍移动一圈后才脱离障碍,存在效率低的问题.如图12(a)右侧障碍所示,文献[16]算法对于内墙环境因无法从虚拟目标切换回实际目标导致一直沿内墙运动,表明该算法不具有普适性.

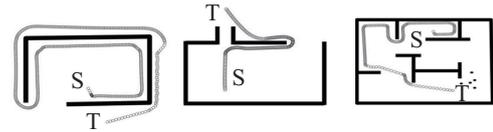
沿墙算法则是机器人沿障碍边缘运动并设计逃离障碍的条件.文献[19]通过记录机器人进入沿墙模式时与目标之间的直线距离,以及实时计算与沿墙模式中的目标直线距离关系,引导机器人回到势场模式,如图12(b)所示.虽然只依靠距离计算量小,但因信息过少导致其缺乏灵活性,规划效率较低.文献[20]则是通过跟踪物体轮廓判断直到到达起始点与目标点之间的连线位置后作为墙体分离条件,实现路径规划,如图12(c)所示.但该方法因需要计算历史路径导致计算量较大.

本文算法在3种环境下均可较快到达目标,结果如图12(d)所示.对于图12中间环境,其特征主要在于狭长通道,以上3种算法均不能识别这种情况.而本文算法没有激活沿墙行走状态直接奔向目标,逃离了狭窄过道形成的局部极小点的情况,体现了控制算法中具有的忽略障碍直接奔向目标的功能.而在图12左侧环境下,本文方案依靠关键重置点简化了复杂环境,相比文献[19]普适性更强.如图12(e)展示了上述4种算法的平均路径规划长度以及平均规划时

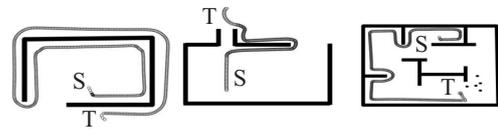
间.通过与上述3种算法量化比较,本文提出的方法相对于一些已有方法,规划路径更短、效率更高.由于航向角等角度信息是小车在前进过程中必须测量的物理量,与需要记忆计算历史路径相比,体现了本文计算量小的特点.



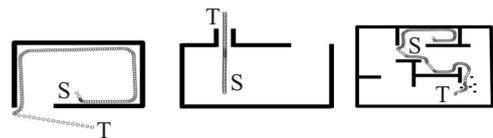
(a) 虚拟目标点法<sup>[16]</sup>



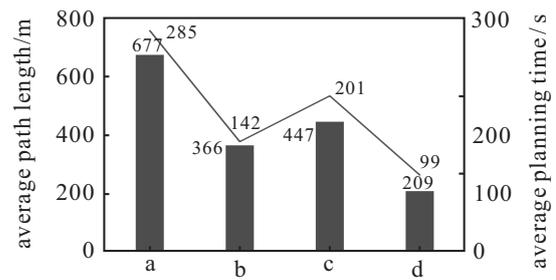
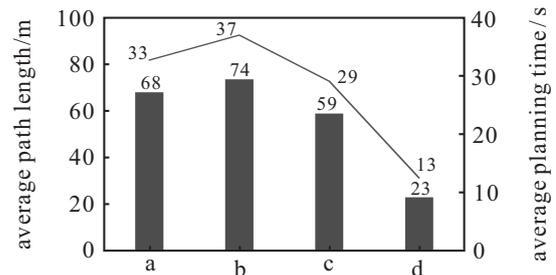
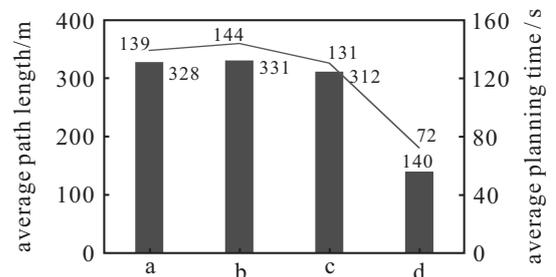
(b) 沿墙算法<sup>[19]</sup>



(c) Bug 2 沿墙算法<sup>[20]</sup>



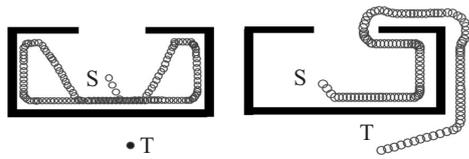
(d) 本文所提出方法



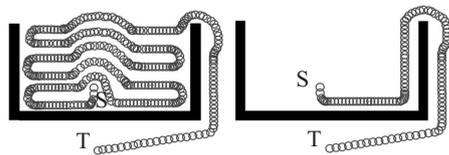
— average path length — average planning time  
(e) 平均路径规划长度以及平均规划时间

图12 与已有算法在3种环境下对比

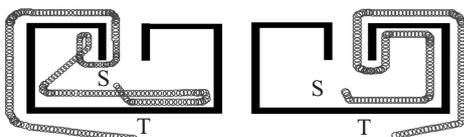
图13进一步对比了本文所提出算法与有关角度的路径规划算法. 如图13(a)左图, 文献[23]仅将当前目标方向角是否小于设定阈值作为切换条件, 导致机器人在障碍缺口处目标与机器人前进方向夹角小于设定阈值, 过早结束沿墙运动, 在目标的引力作用下重新陷入极小. 文献[24]与之类似, 一样存在这样的问题. 而本文累计角记录了从进入沿墙到当前时刻内所有时段航向角变化的累积量, 更能帮助机器人全面了解当前环境, 从而完成路径规划, 具有更好的普适性, 结果如图13(a)右图所示.



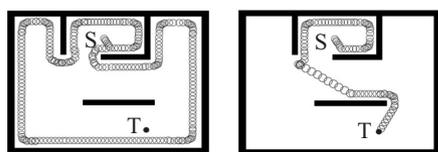
(a) 文献[23]算法与本文算法



(b) 文献[25]算法与本文算法



(c) 文献[26]算法与本文算法



(d) 文献[5]算法与本文算法

图13 不同示例环境下的运动路径规划

如图13(b)左图所示, 文献[25]中设计当目标偏航角大于设定阈值时采用试错法, 该方法虽然能成功到达目标, 但规划时间和距离较长. 而本文通过累计角的方法增强对未知环境的感知能力, 可以无需试错, 从而获得更短规划时间和规划路径长度, 如图13(b)右图所示.

在文献[25]基础上, 文献[26]提出旋转角度试错法, 虽增强了感知能力, 但因只参考历史部分时段角度信息导致在面对U形障碍时依旧需要试错, 且盲目选择偏转角 $135^\circ$ 的折中方案增加了后续规划的不确定性, 如图13(c)左图所示. 而本文方法利用累计角记忆所有时段角度信息的优势, 不仅不需要试错, 而且设计的切换条件比折中方案更为合理和可靠, 如图

13(c)右图所示.

如图13(d)左图所示, 文献[5]面对内墙环境, 机器人累计角始终不可能小于设定阈值, 因此一直沿墙运动, 无法到达目标, 文献[22]与之类似, 一样存在这样的问题. 本文引入关键重置点的概念对累计角重置从而将复杂环境简化, 以及利用合适的切换条件帮助机器人在封闭内墙环境下依旧可以实现路径规划到达目标, 如图13(d)右图所示.

综上所述, 图12对比了典型的局部路径规划算法, 该方法因仅利用累积角度, 不但计算量小, 而且在平均路径规划时间和长度方面存在较大优势; 图13对比了有关角度的路径规划算法, 该方法因利用关键重置点简化了复杂环境, 不但对环境具有普适性, 而且效率更高, 验证了算法的适用性以及可靠性.

### 3.5 实际验证

为检测算法在实际环境下的可行性与可靠性, 按照仿真环境中的SmartCar机器人搭建真实移动机器人如图14所示, 移动机器人的控制系统主要由主控器STM32、陀螺仪、驱动控制器、距离罗盘组成. 距离罗盘由16个GP2Y0A21YK0F红外传感器组成, 理论测距范围为 $10\sim 80\text{ cm}$ , 实际选择测距范围为 $10\sim 40\text{ cm}$ ; 主控器通过距离传感器采集的周围环境数据选择合适的运行状态, 驱动控制器实现对两个带有霍尔编码器电机的差速控制, 其前进方向为图示中的Y轴方向. 实验中的轨迹数据使用Matlab进行离线绘制. 在室内环境下进行实验时, 选择安全距离 $s_1 = 0.2\text{ m}$ , 沿墙模式下离墙距离 $d_s = 0.15\text{ m}$ , 偏转角 $\alpha = 90^\circ$ , 机器人线速度为 $0.5\text{ m/s}$ , 角速度为 $1\text{ rad/s}$ .

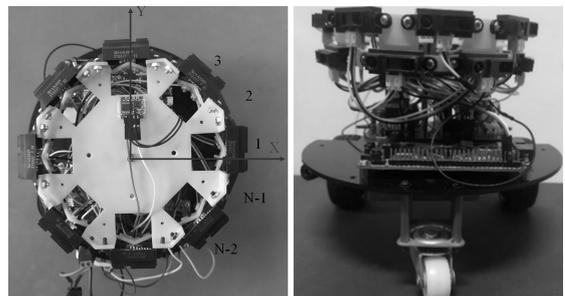


图14 实验中使用的移动机器人SmartCar

实验场景如图15所示, 各障碍由方形纸袋组成. 该环境可以分解为图10中(b)和(c)两种典型环境, 从实际路径规划的轨迹可以看出, 机器人在真实复杂环境下成功绕过障碍, 完成从出发点 to 目标点的路径规划. 将实验结果与相对应仿真环境结果进行对比, 可见实验结果与仿真结果基本相符, 进一步验证了该算法的可行性.

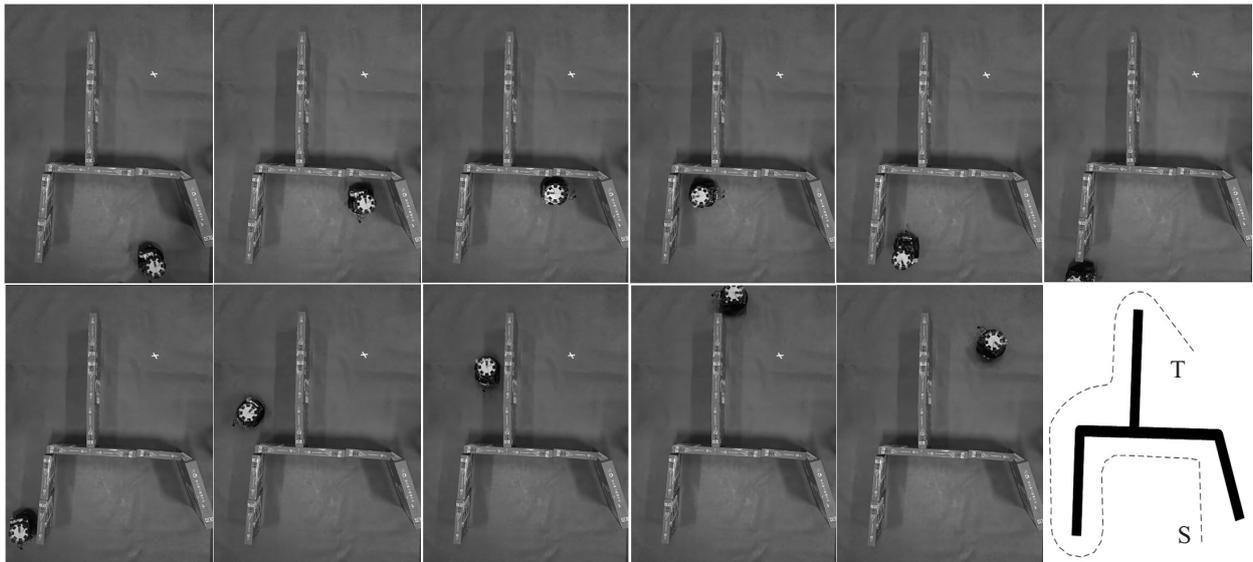


图 15 实际验证结果

## 4 结论

为解决在未知环境下势场法路径规划的局部极小问题,采用了基于势场模型多状态程序结构法,定义了势场法避障状态、忽略目标状态和沿墙行走状态;引入角度累积法以及关键重置点,结合沿墙算法实现路径规划.其中累计角是在沿墙状态下记录所有时段航向角变化的累积量,可以描述机器人与初始位置的角度关系;关键重置点定义为与初始位置角度关系相同的位置,用于重置状态至初始状态,简化复杂环境.本文基于 SmartCar 移动机器人在 Webots 仿真平台实现了上述算法,并对影响机器人运动轨迹的参数进行了分析.仿真表明,所提出的方法能够在多种环境下利用切换条件在线解决势场法的局部极小问题,并且相较于一些现有算法,规划路径更短、效率更高,而对比角度相关局部路径规划算法又具有更好的可靠性以及适应性.

### 参考文献(References)

- [1] Mac T T, Copot C, Tran D T, et al. Heuristic approaches in robot path planning: A survey[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2016, 86: 13-28.
- [2] Liu Z X, Zhang Y M, Yu X, et al. Unmanned surface vehicles: An overview of developments and challenges[J]. *Annual Reviews in Control*, 2016, 41: 71-93.
- [3] Ge S S, Cui Y J. New potential functions for mobile robot path planning[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2000, 16(5): 615-620.
- [4] Vagale A, Bye R T, Ouicheikh R, et al. Path planning and collision avoidance for autonomous surface vehicles II: A comparative study of algorithms[J]. *Journal of Marine Science and Technology*, 2021, 26(4): 1307-1323.
- [5] 谭民, 王硕, 曹志强. 多机器人系统[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.  
(Tan M, Wang S, Cao Z Q. *Multi-robot systems*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.)
- [6] Liu J H, Yang J G, Liu H P, et al. An improved ant colony algorithm for robot path planning[J]. *Soft Computing*, 2017, 21(19): 5829-5839.
- [7] Raja R, Dutta A, Venkatesh K S. New potential field method for rough terrain path planning using genetic algorithm for a 6-wheel rover[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2015, 72: 295-306.
- [8] Bayat F, Najafinia S, Aliyari M. Mobile robots path planning: Electrostatic potential field approach[J]. *Expert Systems With Applications*, 2018, 100: 68-78.
- [9] Duguleana M, Mogan G. Neural networks based reinforcement learning for mobile robots obstacle avoidance[J]. *Expert Systems With Applications*, 2016, 62: 104-115.
- [10] Wang C B, Wang L, Qin J, et al. Path planning of automated guided vehicles based on improved A-Star algorithm[C]. 2015 IEEE International Conference on Information and Automation. Lijiang, 2015: 2071-2076.
- [11] Zhang T, Zhu Y, Song J. Real-time motion planning for mobile robots by means of artificial potential field method in unknown environment[J]. *Industrial Robot*, 2013, 37(4): 384-400.
- [12] Tuncer A, Yildirim M. Dynamic path planning of mobile robots with improved genetic algorithm[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2012, 38(6): 1564-1572.
- [13] Long Z. Virtual target point-based obstacle-avoidance method for manipulator systems in a cluttered environment[J]. *Engineering Optimization*, 2020, 52(11): 1-12.

- 1957-1973.
- [14] 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.
- [15] McGuire K N, de Croon G C H E, Tuyls K. A comparative study of bug algorithms for robot navigation[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2019, 121: 103261.
- [16] Zhang Y K. Flight path planning of agriculture UAV based on improved artificial potential field method[C]. 2018 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Shenyang, 2018: 1526-1530.
- [17] Ordonez C, Collins E G Jr, Selekwia M F Jr, et al. The virtual wall approach to limit cycle avoidance for unmanned ground vehicles[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2008, 56(8): 645-657.
- [18] Zheng Y, Shao X M, Chen Z, et al. Improvements on the virtual obstacle method[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2020, 17(2): 172988142091176.
- [19] Kim D H, Shin K, Han C S, et al. Sensor-based navigation of a car-like robot based on Bug family algorithms[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, 2013, 227(6): 1224-1241.
- [20] Marino R, Mastrogiovanni F, Sgorbissa A, et al. A minimalistic quadrotor navigation strategy for indoor multi-floor scenarios[C]. *Intelligent Autonomous Systems*. Berlin: Springer, 2016: 1561-1570.
- [21] 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.
- [22] Nakhaenia D, Hong T S, Payeur P. Development of a sensor-based approach for local minima recovery in unknown environments[C]. 2013 IEEE International Symposium on Robotic and Sensors Environments (ROSE). Washington DC, 2013: 166-171.
- [23] Borenstein J, Koren Y. Real-time obstacle avoidance for fast mobile robots[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1989, 19(5): 1179-1187.
- [24] Montiel O, Orozco-Rosas U, Sepúlveda R. Path planning for mobile robots using bacterial potential field for avoiding static and dynamic obstacles[J]. *Expert Systems with Applications*, 2015, 42(12): 5177-5191.
- [25] Wang M, Liu J N K. Fuzzy logic-based real-time robot navigation in unknown environment with dead ends[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2008, 56(7): 625-643.
- [26] 马家辰, 张琦, 马立勇, 等. 基于多行为融合的移动机器人路径规划方法[J]. *北京理工大学学报*, 2014, 34(6): 576-581.  
(Ma J C, Zhang Q, Ma L Y, et al. Multi-behavior fusion-based path planning for mobile robot[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2014, 34(6): 576-581.)
- [27] Suganya K, Arulmozhi V. Soft computing controller based path planning wheeled mobile robot[C]. 2016 IEEE International Conference on Advances in Computer Applications (ICACA). Coimbatore, 2016: 230-234.

## 作者简介

徐胜(1996—), 男, 硕士生, 从事机器人高效导航算法的研究, E-mail: 1910310011@stmail.ntu.edu.cn;

邢强(1985—), 男, 讲师, 博士, 从事仿生机器人、仿生视觉导航的研究, E-mail: meexq@ntu.edu.cn;

王浩(1976—), 男, 副教授, 博士, 从事飞行仿生理论、生物机器人等研究, E-mail: haowang@nuaa.edu.cn.

(责任编辑: 孙艺红)