

未知环境下势场法路径规划的局部极小问题研究

朱毅^{1,2} 张涛^{1,2} 宋靖雁^{1,2}

摘要 势场法路径规划的局部极小问题已经受到了多年关注, 本文针对环境完全未知的情况为移动机器人设计了一种基于行为的解决方法. 该方法通过合理设计各种行为间的转换条件以保证可靠性, 并引入记忆信息以增强机器人对周边环境的认知能力, 从而降低决策的盲目性, 更准确地决定当前应采用的合适行为. 本文方法对于凸形边界障碍物的有效性得到了证明. 针对一些复杂的凹形边界障碍物, 仿真结果表明, 该方法相对于一些已有方法更加可靠. 基于真实机器人的实验验证了该方法的可行性.

关键词 移动机器人, 路径规划, 势场法, 局部极小, 未知环境

DOI 10.3724/SP.J.1004.2010.01122

Study on the Local Minima Problem of Path Planning Using Potential Field Method in Unknown Environments

ZHU Yi^{1,2} ZHANG Tao^{1,2} SONG Jing-Yan^{1,2}

Abstract The local minima problem of path planning based on potential field has attracted attention for many years. A behavior based solution is proposed in this paper for mobile robots in unknown environments. Proper switching conditions for each behavior are designed to guarantee the validity of the proposed method. Furthermore, memory is incorporated to enhance the capability of understanding the vicinity of the robot, and therefore the robot can eliminate its blindness of decision and select the proper behavior in the current situation more correctly. The validity of the proposed method for obstacles with convex boundaries has been proved. For some complicated obstacles with concave boundaries, simulation studies indicate that the proposed method is more reliable than some previous methods. Experiments based on a real robot verify the applicability of the proposed method.

Key words Mobile robot, path planning, potential field method, local minima, unknown environment

势场法^[1]是一种常见的机器人路径规划方法, 其计算简单、易于实现, 因而得到了广泛的应用. 该方法通过在运动空间中引入一种虚拟受力场控制机器人的运动: 目标点产生引力势场, 障碍物则产生斥力势场, 在合势场的作用下, 机器人从高势场位置沿势场的负梯度方向逐步向低势场位置运动, 由于目标点被设计为合势场的全局极小点, 因此, 理论上机器人将最终止步于目标点. 然而, 复杂环境的势场往往在除了目标点以外的其他局部区域内也存在极小值, 因此可能导致机器人无法到达目标点. 图 1 即描述了这样一种情况, 本文所有图中 G 表示目标点, S 表示初始位置.

该环境下的合势场如图 2 所示. 由图 2 可见, 若机器人沿着势场的负梯度方向运动, 将进入 U 形障碍物内部, 从而困于局部极小点而无法到达目标, 导致路径规划任务失败.

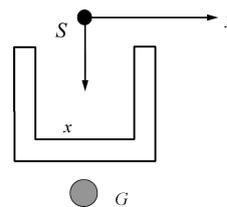


图 1 存在 U 形障碍物的环境

Fig. 1 Environment with an U-shape obstacle

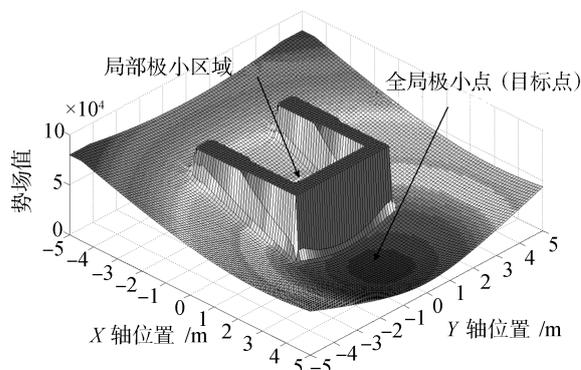


图 2 U 形障碍物附近的势场

Fig. 2 Potential in the vicinity of the U-shape obstacle

收稿日期 2009-04-15 录用日期 2010-01-06
Manuscript received April 15, 2009; accepted January 6, 2010
航空科学基金 (20080758003) 资助
Supported by Aviation Science Funds (20080758003)
1. 清华大学自动化系 北京 100084 2. 飞行器控制一体化技术国防科技重点实验室 西安 710000
1. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084 2. National Key Laboratory of Flight Vehicle Control Integrated Technology, Xi'an 710000

尽管局部极小点的存在可能导致势场法规划失败,但相对于许多复杂的路径规划算法,势场法具有简单实用的优点和良好的实时性,因此很多研究者试图解决局部极小问题以完善势场法。目前解决势场法局部极小问题的方法主要可以分为两大类^[2-3]: 1) 预先消除局部极小点; 2) 陷入局部极小区域后利用某种算法逃离该区域。

第一类方法可以称为消除法。该类方法^[4-6] 试图构造特殊的势场函数以保证目标点为唯一极小点,或尽可能地减少局部极小点的数目。然而,为了构造这样的势场函数,消除法一般需要基于全局环境信息进行预处理,计算量很大,因而通常为离线应用,应用对象主要是机械臂类机器人。

第二类解决局部极小问题的方法可以称为逃离法。这些方法试图在机器人已经陷入局部极小陷阱的情况下基于某种策略,引导机器人逃离陷阱。大多数第二类方法可以基于传感器信息进行在线规划,因此能够应用于完全未知的环境。常见的第二类方法包括搜索算法、多势场法、设置虚拟障碍物或子目标点的方法以及沿墙行走方法等。其中,搜索算法的思想是在机器人每次陷入局部极小点后利用诸如最佳优先^[7]、模拟退火^[8]、随机搜索^[7,9]等搜索策略寻找势场值比当前局部极小点更低的逃离点,然后继续沿着势场负梯度方法运动直到到达目标点或下一个局部极小点。但在缺少启发信息的情况下,搜索方法的效率可能很低^[7]。多势场法^[10] 试图设计多个全局极小点相同、但局部极小点不同的势场函数,一旦在某个势场下陷入局部极小点则切换到另一个势场下进行规划。然而在环境信息完全未知的情况下,难以预先设计这样的势场函数,而且该方法可能使机器人回到已逃离的局部极小点,陷入循环运动^[2]。设置虚拟障碍物的方法通过在局部极小点附近设置虚拟的障碍物,以改变原势场的分布,引导机器人逃离^[11] 或阻止机器人再次进入该局部极小点^[12]。设置子目标点的方法^[13-14] 则基于周边环境的信息设置子目标,引导机器人逃离局部极小点,并最终到达目标。基于前述两类方法的一些已有研究工作的不足在于设置虚拟障碍物或子目标点的规则大都是启发式的,缺乏严格的分析,算法验证也往往只基于仿真结果。沿墙行走方法^[15-17] 则通过沿着障碍物的边缘运动逃离陷阱,其简单实用,且在一定程度上可以保证规划的完全性,但之前设计的一些沿墙行走方法过于简单,其有效性往往受到应用环境的限制^[16]。

还有一些方法与前述两大类方法都不一样,这些方法^[18-19] 主要基于分层规划的思想:假设机器人已知某些环境信息,高层基于这些信息预先规划出一条可行路径,底层基于势场法实现对机器人的

实时控制,并利用高层的规划结果引导机器人提前避开局部极小点。但这类方法并不能从根本上解决局部极小问题,一旦环境信息未知或环境信息有误,机器人仍然可能陷入局部极小点。为应对这种情况,还是需要设计逃离策略或通过高层进行重新规划。此外,近年来,还有学者针对智能群体路径规划的势场法局部极小问题进行了研究^[2-3]。

综上所述,势场法的局部极小问题受到了国内外研究者的广泛关注。然而,这并不意味着对于该问题的研究已经非常完善。对于移动机器人而言,在实际应用中,很多情况下会遇到完全未知或部分未知的环境,而前述已有方法中只有大多数逃离法能够应用于完全未知的环境。此外,如前所述,很多已有的逃离法大都存在自身的局限性,往往或者可靠性不高,或者只能针对特定的障碍物,或者计算量过大导致不适合于实时应用,并不能很好地解决未知环境下的路径规划问题。针对未知环境下势场法的局部极小问题,本文提出一种基于行为的解决方法。该方法简单实用,能够保证实时性。其对于凸形边界障碍物的有效性得到了证明。仿真结果表明,相对于一些已有方法,本文方法在一些存在复杂凹形障碍物的环境下更加可靠。基于真实机器人的实验进一步验证了该方法的可行性。第1节将具体描述本文提出的方法。第2节则将通过仿真和实验对算法的有效性和可行性进行进一步的分析和验证。

1 基于行为的改进方法

为了在未知环境下解决势场法的局部极小问题,并保证算法的实时性,本文采用了多行为的体系结构^[17],定义包括势场法避障行为在内的多种行为,当势场法避障行为陷入局部极小点后将采用其他有效的辅助行为逃脱当前的局部极小区域。这样的体系结构直接面向底层控制,所以具有良好的实时性,而且通过增加或减少行为可以方便地对体系结构进行调整和改进。

基于便于实际应用的考虑,本文选择了奔向目标和沿墙行走两种辅助行为,分别针对两种不同的情况逃离局部极小点。为了使得本文方法能够适用于存在各种边界形状障碍物的环境,本文综合考虑各种情况,对三种行为之间的转换条件进行了设计,并引入记忆信息增强机器人的判断能力。每个控制周期机器人通过传感器的实时数据和记忆信息,对当前形势进行判断,决定采用何种行为,同一时刻只有一种行为被激活。通过三种行为的有效配合,解决未知环境下势场法的局部极小问题,图3描述了各行为之间的转换关系。下面将具体描述各行为的功能和切换条件。

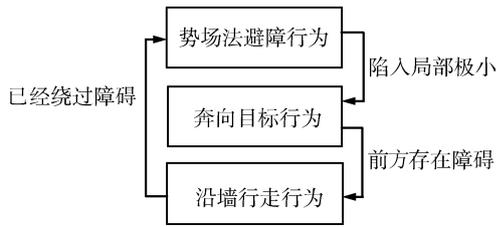


图3 行为间的切换关系

Fig. 3 Switching relationship of the behaviors

1.1 基于势场法的避障行为

行为功能: 在未陷入局部极小的一般情况下, 机器人利用势场法进行避障, 并接近目标.

结束条件: $1 \vee 2 \vee 3$

条件 1. $|\mathbf{f}_{att}(\mathbf{x}) + \mathbf{f}_{rep}(\mathbf{x})| \leq \varepsilon$;

条件 2. $|\mathbf{x}_A - \mathbf{x}_B| \leq \alpha \cdot s_{AB}$;

条件 3. $|\mathbf{x}(t+T) - \mathbf{x}(t)| \leq s_1$.

本文所有结束条件中, “ \vee ” 表示逻辑或, “ \wedge ” 表示逻辑与. 条件 1 成立意味着合力大小接近于 0 (ε 是一个很小的正数), 这是最常见的判断局部极小的条件; 条件 2 中, $|\mathbf{x}_A - \mathbf{x}_B|$ 代表机器人运行过程中某两点间的位移大小, s_{AB} 为两点间的运动路程, α 是一个小于 1 大于 0 的正数, 条件 2 成立意味着机器人运动了较长距离, 但位移却很小; 条件 3 中, $|\mathbf{x}(t+T) - \mathbf{x}(t)|$ 代表机器人 T 周期内移动的位移, s_1 是一个距离下限, 条件 3 成立意味着机器人在很长时间内几乎没有发生位移. 机器人陷入局部极小时, 有时会出现抖动和绕圈运动的情况^[15], 条件 1 常常无法检测到这种情况, 所以设计了条件 2 和条件 3 作为空间和时间上的运动限制以检测上述情况是否发生.

1.2 奔向目标行为

行为功能: 沿着目标方向进行直线运动.

实际上, 势场的局部极小点可能由两种环境造成: 一是如图 1 所示, 存在某个障碍物横亘在机器人与目标之间, 因此需要绕过该障碍物; 另一种情况则是由周边多个障碍物的合斥力造成了局部极小点, 在这种情况下, 有时在机器人位置与目标位置的连线上并不存在障碍物, 因此只需沿着直线向目标运动即可, 图 4 给出了一种具体情况. 因此, 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: $1 \wedge 2$

条件 1. $|\mathbf{x} - \mathbf{x}_{frontobstacle}| \leq s_2$;

条件 2. $|\mathbf{x} - \mathbf{x}_d| > s_2$.

条件 1 中, $|\mathbf{x} - \mathbf{x}_{frontobstacle}|$ 代表机器人到前方某角度范围内障碍物的最近距离, s_2 为设定的距离阈值, 条件 1 成立意味着机器人与目标之间存在

障碍物, 此时应当进入沿墙行走行为以绕过障碍物; 条件 2 中, $|\mathbf{x} - \mathbf{x}_d|$ 为机器人到目标的距离, 条件 2 的设定是考虑了前方距离阈值内存在障碍物, 但目标离机器人更近的情况, 这种情况下机器人继续直奔目标即可, 无需转入沿墙行走行为.

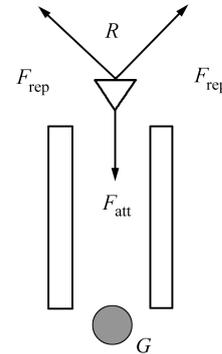


图4 狭窄通道产生的局部极小

Fig. 4 Local minimum generated from a narrow corridor

1.3 沿墙行走行为

行为功能: 通过沿着障碍物的边缘运动, 绕过障碍物, 逃离局部极小陷阱.

沿墙行走方向如下确定:

情况 1. 记忆信息表明当前位置和之前某次沿墙运动的起点很接近, 则直接以该次沿墙运动的反方向作为本次运动的方向.

情况 2. 情况 1 不成立时, 通过传感器获取自身到目标连线方向上一定角度范围内最近障碍物的距离, 选择障碍物距离较远一方作为沿墙运动的方向. 这样选择是因为在没有任何已知信息的条件下, 直观上离障碍物较远的方向可能更容易绕过.

结束条件: $(1 \wedge 2 \wedge 3) \vee 4$

条件 1. $(right \wedge \beta \leq \theta_t \leq 90) \wedge (left \wedge -90 \leq \theta_t \leq -\beta)$;

条件 2. $crossjudge(L_{rg}, Trajectory) = false$;

条件 3. $|\mathbf{x} - \mathbf{x}_{frontobstacle}| > s_2$;

条件 4. $|\mathbf{x} - \mathbf{x}_d| < dis$.

条件 1 中 $right$ 代表机器人右侧沿墙, $left$ 则代表左侧沿墙, θ_t 代表机器人到目标的方向, 若该方向相对于机器人速度方向为左方, 其值为正, 否则为负. β 是一个为了防止噪声干扰设计的非负阈值, 理论上可以为 0. 下面将证明, 条件 1 可以有效对形状任意的凸形边界障碍物. 不失一般性, 考虑如图 5 所示情况, 机器人 R 正以自身右侧沿着凸形边界障碍物 O 的边缘运动, $\beta = 0$. R 到障碍物的距离恒定, RM 平行于 AN . 对于图 5 所示情况, 显然有 $\beta \leq \theta_t \leq 90$, 即目标点位于机器人的左前侧. 因此条件 1 被满足, 机器人将退出沿墙行走行为.

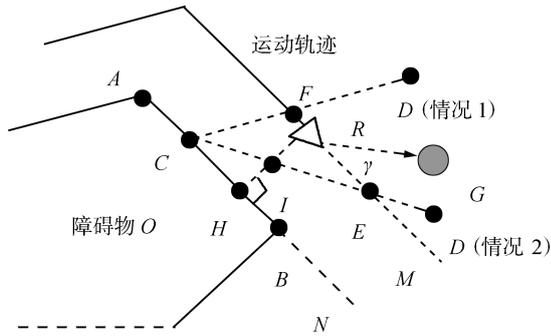


图5 机器人绕行凸形边界障碍物

Fig.5 Robot bypasses obstacles with convex boundaries

定理 1. 前述假设下, 机器人退出沿墙行走行为后, 在目标方向上不会再遇到属于障碍物 O 的点, 即条件 1 成立意味着障碍物 O 已被绕过.

证明. 首先给出凸形边界障碍物的定义: 如果某障碍物内 (包括边界) 任意两点连线间的所有点仍在该障碍物内, 则该障碍物具有凸形边界. 假设此时机器人的左前侧存在一点 D 属于障碍物 O . 在 AH 线段间任取一点 C , 连接 CD , 存在下述两种情况:

情况 1. CD 交 RM 于 F (机器人后方)

情况 2. CD 交 RM 于 E (机器人前方)

对于情况 1, C 、 D 均属于障碍物 O , 基于凸形边界障碍物的定义, 其连线上的点 F 也属于障碍物 O . 然而, F 在机器人经过的运动轨迹上, 故 F 点必不存在障碍物, 假设不成立.

对于情况 2, CD 必与 RH 存在交点, 设为 I . 同理, I 也属于障碍物 O . 由于机器人与墙保持固定的距离, I 点在机器人与墙的垂线上, 且小于固定距离, 故 I 点必不属于障碍物 O , 因此假设不成立.

综上所述, 在当前机器人的左前侧一定不存在属于障碍物 O 的点. □

条件 1 是针对凸形边界障碍物设计的, 而条件 2 的引入则是为了应对更复杂的凹形边界的障碍物. 条件 2 中, L_{rg} 为连接机器人当前位置与目标点的线段, $Trajectory$ 代表之前的沿墙运动轨迹, 该轨迹可以通过实时保存一些关键点进行记录. 条件 2 成立意味着 L_{rg} 和之前的沿墙运动轨迹没有交点. 图 6(a) 可以很好地说明条件 2 的作用, 在该图中, 当前机器人位置满足条件 1, 如果没有条件 2, 机器人将结束沿墙运动, 并在引力作用下重新回到之前经过的路径点上, 发生循环运动的现象, 然而由于 L_{rg} 与之前的路径存在交点, 条件 2 不被满足, 因此增加条件 2 就避免了该情况的发生. 综上所述, 通过引入路径记忆, 条件 2 提高了沿墙运动逃离凹形障碍物的可靠性.

条件 3 中各变量的定义和奔向目标行为中的条件 1 相对应, 该条件考虑到在一些情况下, 例如刚

开始沿墙行走时, 机器人的方向可能还没有转到和墙接近平行的状态, 而条件 1、2 的应用必须建立在机器人的方向大致与墙平行的前提下, 所以条件 3 作为条件 1、2 的补充, 是为了避免错误地利用条件 1、2 进行判断. 条件 4 中, $|\mathbf{x} - \mathbf{x}_d|$ 为机器人到目标的距离, dis 为机器人距离墙壁的距离, 条件 4 作为条件 1、2、3 的补充, 考虑了目标位于机器人和所沿障碍物之间的情况.

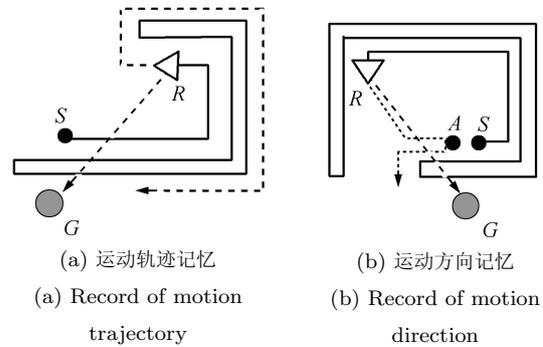


图6 机器人绕行凹形边界障碍物

Fig.6 Robot bypasses obstacles with concave boundaries

上述 4 种条件的组合可有效应用于大多数障碍物. 但为了逃离一些更复杂的凹形障碍物, 例如图 6(b) 中情况, 还需要利用文献 [16] 提出的进行两次不同方向的沿墙运动尝试的思想. 如图 6(b) 所示, 机器人第一次选择了右侧沿墙, 运动到当前位置后, 所有条件都被满足, 但结束沿墙运动后, 机器人将在目标引力作用下再次回到上次沿墙运动的起点附近. 为此, 机器人需要记忆每次沿墙运动的起点和方向, 一旦再次运动到之前经过的起点附近并第二次进行沿墙运动时, 机器人应选择与上次相反的运动方向, 以逃离陷阱. 采用该机制后, 图中机器人再次运动到 S 点附近时, 将沿密集虚线所示路径反向绕行, 最终逃离该陷阱.

2 仿真与实验

为了验证算法的有效性和可行性, 本文基于美国 MobileRobots 公司生产的 Pioneer 3 型机器人实现了本文提出的方法, 利用该系列机器人的专用软件 MobileSim 进行了仿真, 并在真实机器人上进行了实验验证.

Pioneer 3 型机器人配有声纳传感器, 可用于测量障碍物到机器人的距离. 图 7 描述了机器人上的声纳分布情况. 图中所示坐标系为机器人的本体坐标系, 仿真和实验中以初始时刻的本体坐标系作为每次路径规划的全局坐标系.

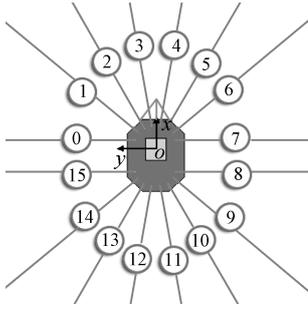


图7 Pioneer 3 型机器人的声纳分布

Fig.7 Sonar arrangement of a Pioneer 3 robot

2.1 算法实现

下面将分别描述各行为的实现方式.

1) 势场法避障行为

本文采用如下所示的势场函数^[20]:

$$U_{\text{att}}(\mathbf{x}) = \begin{cases} k_a |\mathbf{x} - \mathbf{x}_d|^2, & |\mathbf{x} - \mathbf{x}_d| \leq d_a \\ k_a(2d_a |\mathbf{x} - \mathbf{x}_d| - d_a^2), & |\mathbf{x} - \mathbf{x}_d| > d_a \end{cases}$$

$$U_{\text{rep}}(\mathbf{x}) = \begin{cases} \frac{1}{2}k_r \left(\frac{1}{\rho} - \frac{1}{\rho_0}\right)^2 (\mathbf{x} - \mathbf{x}_d)^2, & \rho \leq \rho_0 \\ 0, & \rho > \rho_0 \end{cases} \quad (1)$$

其中, \mathbf{x} 为机器人位置, \mathbf{x}_d 为目标位置, ρ 为机器人到障碍物的最短距离, k_a 、 k_r 、 d_a 、 ρ_0 均为常系数. 每个采样时刻, 机器人的速度 v 和角速度 ω 依据下式求出:

$$v = \begin{cases} k_v \left| \mathbf{f}_{\text{att}} + \sum_{i=0}^7 \mathbf{f}_{\text{rep}}^i \right|, & v \leq v_{\text{lim}} \\ v_{\text{lim}}, & v > v_{\text{lim}} \end{cases} \quad (2)$$

$$\omega = \begin{cases} k_\omega (\theta_F - \theta_0), & \omega \leq \omega_{\text{lim}} \\ \omega_{\text{lim}}, & \omega > \omega_{\text{lim}} \end{cases}$$

其中, k_v 和 k_ω 是增益系数, \mathbf{f}_{att} 为目标引力向量, $\mathbf{f}_{\text{rep}}^i$ 为根据第 i 号声纳获得的最近障碍物距离值计算的斥力向量, v_{lim} 和 ω_{lim} 是速度和角速度的上限, θ_F 和 θ_0 分别是合力的方向角与当前机器人运动的方向角.

2) 奔向目标行为

奔向目标行为在每个采样时刻 v 和 ω 的控制率与势场法避障行为完全相同, 只是忽略障碍物的斥力, 令合力仅仅等于目标点的引力即可.

3) 沿墙行走行为

为使得机器人可以沿着形状任意的障碍物边界(包括凸形和凹形)运动, 沿墙行走行为的实现分为两种情况:

情况 1. 如果前方障碍物的距离小于 s_2 , 则机器人沿着选定的沿墙运动方向进行转向, 直到前方

障碍物的距离大于 s_2 .

情况 2. 如果情况 1 不满足, 则机器人沿障碍物边缘继续前进. 当机器人左侧沿墙时, 其控制率如下:

$$v = v_0$$

$$\omega = \begin{cases} k_1(\rho_0 - \rho_{15}) + \\ k_2(\min\{\rho_0, \rho_{15}\} - \rho_{\text{exp}}), & \omega \leq \omega_{\text{lim}} \\ \omega_{\text{lim}}, & \omega > \omega_{\text{lim}} \end{cases} \quad (3)$$

其中, ρ_0 和 ρ_{15} 为 0 号声纳与 15 号声纳获得的最近障碍物距离值, ρ_{exp} 为到障碍物的期望距离, k_1 和 k_2 为增益系数, v_0 为常数. 右侧沿墙时类似.

2.2 仿真研究

本文进行了大量仿真以验证算法的有效性, 并在一些常见的复杂凹形陷阱环境中与三种已有方法进行了对比. 下面首先对仿真的参数设置进行说明, 然后给出仿真结果并进行分析.

1) 参数影响分析

算法的主要参数包括 3 个阈值 s_1 、 s_2 、 β 以及一个比例系数 α .

α 和 s_1 的设置影响到对是否陷入局部极小点的判断. α 的取值范围为 0 到 1, 主要用于识别机器人陷入局部极小后的徘徊现象. s_1 的取值范围为 0 到 $v_{\text{lim}}T$, v_{lim} 是机器人的速度上限, T 是检测周期. s_1 主要用于识别机器人陷入局部极小后抖动不前的现象. α 和 s_1 越大, 误判率越高, 但不会造成碰撞或影响目标的可达性. 因为即使误判, 也将采用奔向目标和沿墙行走行为进行避障. α 和 s_1 越小, 误判率越低, 但会延长识别局部极小点的时间. 设置时可根据实际需求通过调试确定.

s_2 和 β 的设置影响到机器人沿墙运动的局部运动轨迹. 如图 8 所示 (s_2 的单位为米, β 的单位为度): 若机器人在起点已经陷入局部极小, 可以看到, s_2 的增加将使得机器人更容易从奔向目标行为切换到沿墙行走行为, 降低了与障碍物发生碰撞的危险性, 但过大的 s_2 可能造成机器人过早转向因而无法发现较狭窄的通道, 一般设为 1.5 dis 到 2.5 dis 比较合适, dis 为沿墙运动的离墙距离. β 增加则将延长机器人运动的冗余路径, 因此 β 越小越有利于缩短运动轨迹, 理论上 β 可以为 0, 但考虑到实际应用中目标角度 θ_t 可能存在计算误差, 过小的 β 可能造成对于沿墙运动结束条件 1 的误判, 因此 β 值可以尽量取小, 但应大于 θ_t 的计算误差限.

综上所述, 上述各参数主要影响到各行为切换过程中的局部规划轨迹, 对算法可行性的影响很小. 为了避免各行为错误地频繁切换, 本文仿真与

实验中以避免误判为参数选取准则, 选取参数如下: $\alpha = 0.04$, $\beta = 45^\circ$, $s_1 = 0.1 \text{ m}$, $T = 6 \text{ s}$, $dis = 0.4 \text{ m}$, $s_2 = 0.8 \text{ m}$.

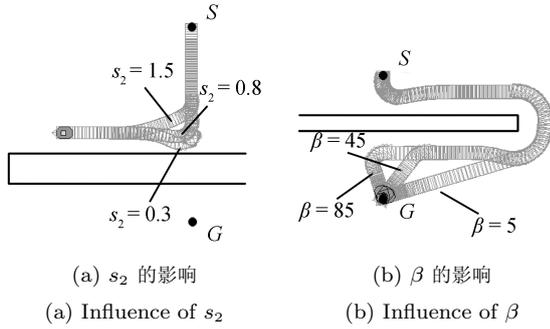


图 8 参数设置对运动轨迹的影响
Fig. 8 Parameter influences on motion trajectories

2) 算法验证

图 9 描述了本文方法在 4 种存在局部极小点的障碍物环境下的仿真结果. 图 9(a) 中, 机器人没有激活沿墙行走行为, 直接奔向目标就逃离了狭窄过道形成的局部极小点, 体现了奔向目标行为的作用. 图 9(b) 中, 机器人成功逃离了凸形边界障碍物产生的局部极小点, 验证了沿墙行走行为中条件 1 的作用. 图 9(c) 中, 机器人成功逃离了具有凹型边界的折角形障碍物, 验证了路径记忆的作用. 图 9(d) 中, 机器人则需要 2 次不同方向的沿墙行走尝试才能逃脱, 体现了记忆每次沿墙运动方向的作用.

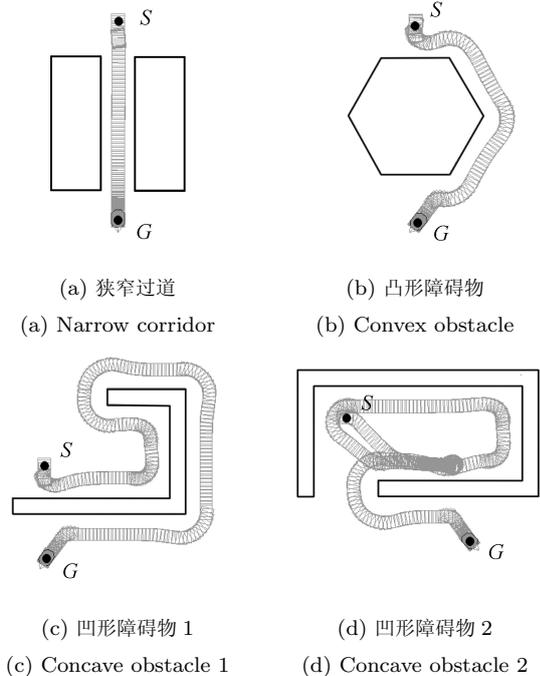


图 9 多种障碍物下的有效性验证
Fig. 9 Validity verification in environments with different obstacles

图 10 的仿真结果验证了本文方法在具有多种障碍物的综合环境下的有效性. 图中 M 为沿墙行走的一次记忆点. 图 10(a) 所示为机器人第一次试图逃离陷阱, 在 M 点选择沿墙运动方向时判断失误, 又重新回到陷阱, 但记录了 M 点的选择. 因此在图 10(b) 中再次到达 M 点附近时, 机器人选择了上次运动的反方向, 得以逃离陷阱.

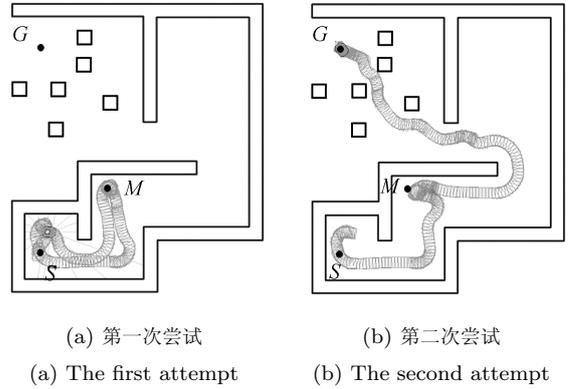


图 10 综合环境下的有效性验证
Fig. 10 Validity verification in a comprehensive environment

3) 与已有方法的对比

如引言中所述, 由于缺乏全局信息, 很多可以在未知环境下解决势场法局部极小问题的已有方法都存在自身的局限性. 例如, 随机搜索算法被认为是搜索算法中比较有效的一种^[8], 其试图在机器人陷入局部极小点后利用无规则的布朗运动找到势场值比当前局部极小点更低的逃离点, 然后继续沿着势场负梯度方向运动直到到达目标点或下一个局部极小点. 然而, 布朗运动的盲目性必然会影响到实时规划的效率, 对于较深的局部极小陷阱, 随机搜索算法的效率就很低^[9]. 沿墙行走方法也是一种常见的解决局部极小问题的方法, 其在机器人陷入局部极小点后利用沿墙运动逃离陷阱, 算法的核心在于设计从沿墙运动模式重新切换到势场法运动模式的条件. 文献 [16] 提出的方法在机器人到目标的距离开始减小时, 切换回势场法运动模式. 文献 [15] 和文献 [17] 提出的方法则在机器人与目标之间的角度小于一定阈值时进行切换. 然而, 这些切换方式都过于简单, 在障碍物形状较复杂的情况下就可能失效. 图 11 和图 12 描述了本文方法与上述已有方法在三种常见障碍物环境下的对比仿真结果.

图 11(a) 中, 机器人采用随机搜索算法, 由于运动盲目, 效率很低, 在运行了很长时间后仍然无法逃离 U 形障碍物, 说明随机搜索对于较深的陷阱并不适用. 图 11(b)~11(d) 则分别描述了文献 [16]、文献 [17] 以及本文方法的仿真结果. 可见, 两种沿墙行走方法以及本文方法都能够成功逃离 U 形障碍物.

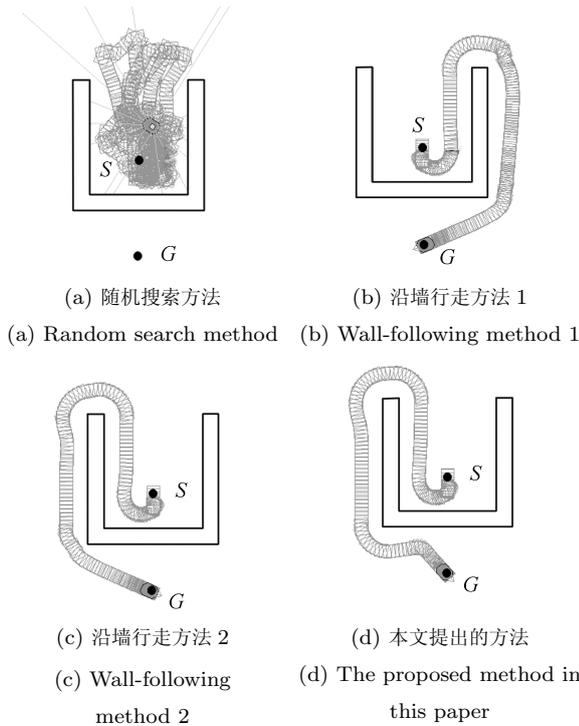


图 11 与一些已有方法的对比
Fig. 11 Comparison with some existing methods

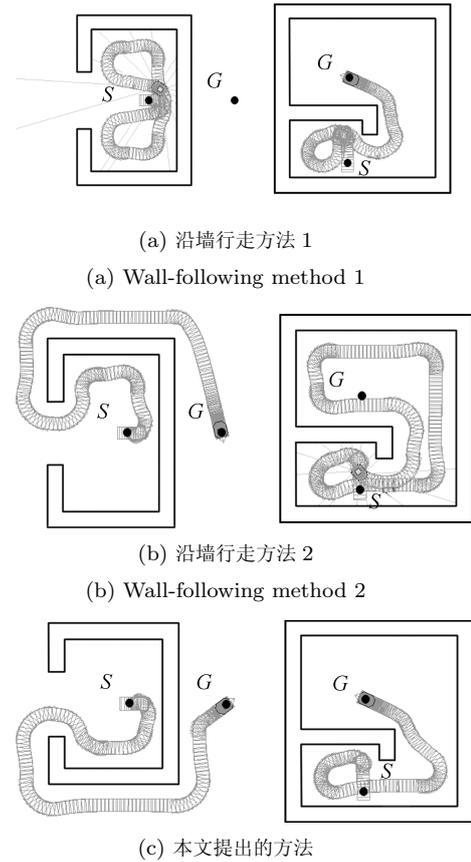


图 12 两种环境下的进一步对比
Fig. 12 Further comparison in two environments

图 12 中的仿真进一步对比了本文方法和前述两种沿墙行走方法. 图 12(a) 右图中, 文献 [16] 中的方法能够成功应用于外围封闭的内墙环境, 但在图 12(a) 左图中, 由于在图中障碍物的缺口处机器人到目标的距离开始减小, 机器人会结束沿墙运动并在目标引力的作用下重新回到原局部极小点, 因此无法逃离该障碍物. 与之相反, 图 12(b) 左图中机器人利用文献 [17] 的方法成功逃离了该障碍物, 但在内墙环境下, 由于在沿墙运动过程中, 机器人始终相对于目标朝一个方向旋转, 因此机器人与目标间的角度将单调递增, 不可能小于设定阈值, 因此机器人将一直进行沿墙运动, 无法到达目标. 与之类似, 文献 [15] 中的方法也存在相同的问题^[15]. 而如图 12(c) 所示, 本文提出的方法依靠改进的切换条件和记忆机制, 在两种环境下都只需一次尝试即可成功到达目标.

图 11 和图 12 的仿真结果验证了本文提出方法在复杂凹形陷阱下的可靠性, 并通过和其他几种方法的对比, 说明本文提出的方法在一些复杂环境中相对于一些已有方法更加可靠.

2.3 实验结果

为进一步检验算法的可行性, 本文在某实验室环境下, 基于真实机器人 (如图 13 所示), 对本文提出的方法进行了实验验证.

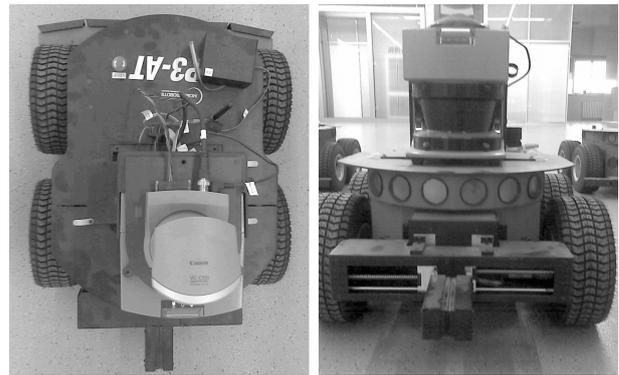


图 13 实验中使用的 Pioneer 3-AT 机器人
Fig. 13 The Pioneer 3-AT robot used for experiments

实验结果如图 14 所示. 其中各障碍物由办公桌椅和不规则纸箱构成. 图 14(a) 中, 机器人从起点出发后进入 U 形障碍物, 在检测到局部极小点后成功逃离了由纸箱构成的 U 形障碍物. 图 14(b) 中, 障碍物的出口比较狭小, 但机器人经过 2 次尝试逃离了该障碍物. 图 14(c) 中, 机器人在办公桌和纸箱构成的内墙环境中利用三种行为的有效切换成功到达

目标. 图 14(d) 中, 机器人绕过多个障碍物, 成功到达目标. 将上述实验结果与图 11 和图 12 的仿真结果进行对比, 可见实验结果与相应环境下的仿真结果基本相符, 进一步验证了本文提出方法的可行性. 此外, 算法运行良好, 可以满足实时性要求 (Pioneer 3-AT 机器人控制周期为 100 ms 左右, 算法计算量过大将导致通信中断), 但也可以看到, 由于障碍物密集、形状不规则且传感器数据存在误差, 机器人的实际运动轨迹不如仿真平滑, 因此需要进一步对算法进行改进.

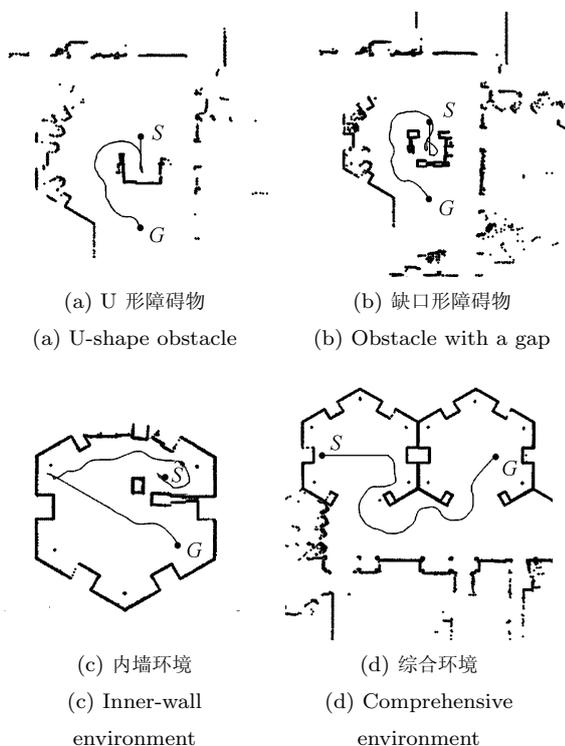


图 14 实验结果

Fig. 14 Experiment results

3 结论

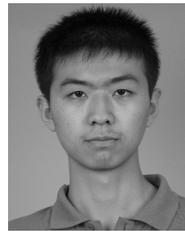
为了在未知环境下解决势场法路径规划的局部极小问题, 本文提出了一种基于行为的方法, 利用奔向目标和沿墙行走两种行为帮助机器人逃离局部极小点, 并通过设计合适的行为转换条件和引入记忆机制保证算法的可靠性.

本文基于 Pioneer 3 型机器人平台实现了该算法, 通过大量的仿真和实验, 对算法的有效性、可行性进行了验证, 并对各参数设置对于机器人运动轨迹的影响进行了分析. 仿真和实验结果表明, 本文提出的方法在多种完全未知的复杂环境下能够利用传感器信息和记忆信息在线解决势场法的局部极小问题, 并且在一些存在复杂凹形障碍物的环境下相对于一些已有方法具有更加可靠的性能.

References

- 1 Khatib O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robot. *International Journal of Robotics Research*, 1986, **5**(1): 90–98
- 2 Mabrouk M H, McInnes C R. Solving the potential field local minimum problem using internal agent states. *Robotics and Autonomous Systems*, 2008, **56**(12): 1050–1060
- 3 Mabrouk M H, McInnes C R. An emergent wall following behaviour to escape local minima for swarms of agents. *International Journal of Computer*, 2008, **35**(4): 463–476
- 4 Rimon E, Koditschek D. Exact robot navigation using artificial potential functions. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1992, **8**(5): 501–518
- 5 Connolly C I, Grupen R A. The applications of harmonic functions to robotics. *Journal of Robotic Systems*, 1993, **10**(7): 931–946
- 6 Volpe R, Khosla P. Manipulator control with superquadric artificial potential functions: theory and experiments. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1990, **20**(6): 1423–1436
- 7 Barraquand J, Langolis B, Latombe J C. Numerical potential field techniques for robot path planning. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1992, **22**(2): 224–241
- 8 Janabi-Sharifi F, Vinke D. Integration of the artificial potential field approach with simulated annealing for robot path planning. In: *Proceedings of the 1993 IEEE International Symposium on Intelligent Control*. Chicago, USA: IEEE, 1993. 536–541
- 9 Caselli S, Reggiani M, Rocchi R. Heuristic methods for randomized path planning in potential fields. In: *Proceedings of the IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*. Banff, Canada: IEEE, 2001. 426–431
- 10 Chang H. A new technique to handle local minimum for imperfect potential field based motion planning. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Minnesota, USA: IEEE, 1996. 108–112
- 11 Park M G, Lee M C. A new technique to escape local minimum in artificial potential field based path planning. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2003, **17**(12): 1876–1885
- 12 Liu C Q, Jr M H A, Krishnan H, Yong L. Virtual obstacle concept for local-minimum-recovery in potential-field based navigation. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. San Francisco, USA: IEEE, 2000. 983–988

- 13 Zou X Y, Zhu J. Virtual local target method for avoiding local minimum in potential field based robot navigation. *Journal of Zhejiang University, Science A*, 2003, **4**(3): 264–269
- 14 Weir M, Buck A, Lewis J. A mind's eye approach to providing BUG-like guarantees for adaptive obstacle navigation using dynamic potential fields. In: *Proceedings of the 9th International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*. Rome, Italy: Springer, 2006. 239–250
- 15 Borenstein J, Koren Y. Real-time obstacle avoidance for fast mobile robots. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1989, **19**(5): 1179–1187
- 16 Yun X, Tan K C. A wall-following method for escaping local minima in potential field based motion planning. In: *Proceedings of the International Conference on Advanced Robotics*. Monterey, USA: IEEE, 1997. 421–426
- 17 Tan Min, Wang Shuo, Cao Zhi-Qiang. *Multi-Robot Systems*. Beijing: Tsinghua University Press, 2005. 83–94
(谭民, 王硕, 曹志强. 多机器人系统. 北京: 清华大学出版社, 2005. 83–94)
- 18 Choi W, Latombe J C. A reactive architecture for planning and executing robot motions with incomplete knowledge. In: *Proceedings of the IEEE/RSJ International Workshop on Intelligent Robots and Systems*. Osaka, Japan: IEEE, 1991. 24–29
- 19 Qu Dao-Kui, Du Zhen-Jun, Xu Dian-Guo, Xu Fang. Research on path planning for a mobile robot. *Robot*, 2008, **30**(2): 97–101
(曲道奎, 杜振军, 徐殿国, 徐方. 移动机器人路径规划方法研究. 机器人, 2008, **30**(2): 97–101)
- 20 Ge S S, Cui Y J. New potential function for mobile robot path planning. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2000, **16**(5): 615–620



朱毅 清华大学自动化系博士研究生。主要研究方向为移动机器人运动规划与协作。本文通信作者。

E-mail: zhu-y07@mails.tsinghua.edu.cn
(ZHU Yi Ph.D. candidate in the Department of Automation, Tsinghua University. His research interest covers motion planning and cooperation of mobile robots. Corresponding author of this paper.)



张涛 清华大学自动化系副教授。主要研究方向为非线性控制理论和机器人技术。E-mail: taozhang@tsinghua.edu.cn
(ZHANG Tao Associate professor in the Department of Automation, Tsinghua University. His research interest covers nonlinear control theory and robotics.)



宋靖雁 清华大学自动化系教授。主要研究方向为智能交通系统和空间机器人。E-mail: jysong@tsinghua.edu.cn
(SONG Jing-Yan Professor in the Department of Automation, Tsinghua University. His research interest covers intelligent traffic system and space robots.)