

克服 V 型障碍陷阱的激光雷达机器人分层避撞方法

魏瑞轩, 倪 天[†], 许卓凡, 赵晓林

(空军工程大学 航空航天工程学院, 西安 710038)

摘 要: 激光雷达以其高的角度和距离分辨率被广泛地应用于移动机器人的障碍规避,但其固有的探测特性易使机器人陷入 V 型障碍陷阱,并增大路径代价.为此,通过深入分析激光雷达精度与距离的特性关系,提出按照探测精度将探测区域划分为模糊规避区、精确规避区和应急规避区,进而建立一种分层障碍规避方法.为模糊规避区设计神经网络障碍规避算法,同时在精确规避区采用边界点追踪法避撞.仿真实验表明,所提出方法相较于传统的激光雷达避撞方法,不仅能够使机器人避免误入 V 型陷阱,而且可以产生更小的路径代价.

关键词: 移动机器人; 激光雷达; 分层障碍规避; V 型障碍陷阱; 路径代价

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Multilevel collision avoidance approach for lidar based robots to overcome trap of V-obstacle

WEI Rui-xuan, NI Tian[†], XU Zhuo-fan, ZHAO Xiao-lin

(Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: Lidar is widely used in the obstacle avoidance field of the ground mobile robot because of its high resolution of angle and range, but its inherent characteristics of detection may induce robots to be caught in the trap of V-obstacle easily, and increase the cost of planning path. Thus, the detection zone of lidar is divided into the indistinct avoidance region, the precise avoidance region and the emergent avoidance region respectively based on deep analysis of relationship between its accuracy and detection range, furthermore, a multilevel obstacle avoidance method is proposed. An obstacle avoidance algorithm based on neural networks is designed for the indistinct avoidance region, while in the precise avoidance region, collision avoidance is realized by tracking the boundary laser points. Simulation experiments verify that compared to traditional collision avoidance methods based on lidar, the proposed approach can not only make the robot avoid being caught in the trap of V-obstacle, but also generate the avoidance path at a smaller cost.

Keywords: mobile robot; lidar; multilevel obstacle avoidance; the trap of V-obstacle; cost of path

0 引 言

移动机器人技术已经广泛地应用于行星探测、采矿业、高速公路等其他高危环境中.为此,设计一种有效的障碍规避算法对于提高机器人的生存能力和任务成功率至关重要.传统的障碍规避方法主要分为基于全局已知障碍信息的预先规划避障方法^[1]和基于即时探测信息的反应式避障方法^[2].预先规划方法虽然可以寻得全局最优路径,但需要事先建立环境的精确几何模型,这无疑增加了计算的复杂度.此外,多数情况下很难获得工作空间的精确先验信息且一旦机器人周围环境发生变化,则需进行重规划.相比之下,反应式避障方法具有更好的鲁棒性,一旦传

感器探测到新的环境信息,执行器立即作出反应以规避碰撞冲突^[3].因此,反应式避障方法要求机器人必须具备信息感知、数据处理、障碍识别和机动决策的能力^[4].

在反应式避障方法中,模糊逻辑方法因其具有较强的基于不确定信息的推理能力而被广泛地应用于移动机器人领域^[5].Cerezo等^[6]将基于模糊规则和隶属函数的一型模糊逻辑系统用于移动机器人的自主导航.此后,针对一型模糊逻辑系统在消除不确定因素影响方面的局限性,Melin等^[7-9]引入了二型模糊逻辑系统来解决此类问题.另一种有效的反应式避障方法是基于人工神经网络的导航方法.人工

收稿日期: 2016-06-28; 修回日期: 2016-10-26.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61503405, 61573373).

作者简介: 魏瑞轩(1968—),男,教授,博士生导师,从事无人系统自主控制与应用等研究;倪天(1993—),男,硕士生,从事无人系统自主导航、智能化决策的研究.

[†]通讯作者. E-mail: 1806987269@qq.com

神经网络以其固有的容错性、抗噪声能力和模式识别能力而被应用于动态环境中的目标定位和障碍识别^[10]. 文献[11]应用文献[10]中方法实现了多种目标/障碍情形下智能小车的自主障碍规避. 此外, 可视图法^[12]也被广泛地应用于规划生成局部避障路径. 然而, 以上方法均为单一的避障算法, 并未考虑机器人感知系统的探测精度随探测距离的变化特性.

考虑到本文面对的任务是实现机器人在未知环境中高效安全的移动, 因此宜采用反应式避障方法. 但是, 当机器人搭载激光雷达时, 由于其固有角分辨率的存在, 探测所得激光数据点的密集程度将随探测距离的增加而降低, 在探测距离较远时将产生较大的距离盲区. 若按传统方式仅采用单一的避障算法, 则易使机器人陷入V型障碍陷阱, 并增大路径代价. 为此, 本文将研究针对这一问题的解决方法, 通过深入分析激光雷达精度与距离的特性关系, 提出按照探测精度将探测区域划分为模糊规避区、精确规避区和应急规避区, 进而建立一种新的分层障碍规避方法.

1 移动机器人及激光雷达建模

1.1 轮式移动机器人模型

图1给出了轮式移动机器人的运动学模型, 机器人的状态定义为

$$p = (x_g, y_g, \theta)^T. \quad (1)$$

其中: x_g 和 y_g 分别表示机器人质心位置在地面坐标系 $X_g O_g Y_g$ 中的横、纵坐标, θ 为机器人的速度方向角 (逆时针为正).

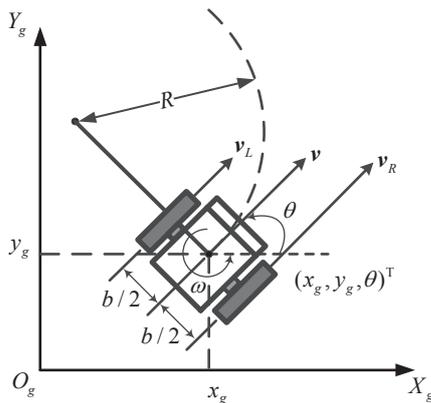


图1 轮式移动机器人运动学模型

给定机器人的控制信号为

$$q = (v, \omega)^T, \quad (2)$$

其中 v 和 ω 分别表示机器人的平移速度和角速度. 因而, 可用以下方程描述机器人的运动学模型:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_g \\ \dot{y}_g \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 \\ \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix}. \quad (3)$$

机器人的平移速度和角速度与其左右两轮线速度之间的关系如下:

$$v = \frac{v_L + v_R}{2}, \quad (4)$$

$$\omega = \frac{v_R - v_L}{b}. \quad (5)$$

其中: v_R 和 v_L 为机器人右(外)侧和左(内)侧轮子的线速度, b 为机器人的宽度. 一旦确定了机器人的线速度和角速度, 其转弯半径 R 即可被下式确定:

$$R = \frac{v}{\omega}. \quad (6)$$

由式(6)可以看出, 当 $\omega \rightarrow 0$ 时, $R \rightarrow \infty$, 机器人作直线运动.

1.2 二维激光雷达探测模型

机器人的探测感知系统主要依赖于二维激光雷达 LMS511, 其性能参数如表1所示.

表1 LMS511 技术参数

| 工作范围/m | 扫描角度/(°) | 角分辨率/(°) | 扫描频率/Hz |
|--------|----------|--------------|-------------|
| 0.7~80 | 190 | 0.25, 0.5, 1 | 25/35/50/75 |

LMS511 的水平扫描范围为 190° , 文中设定其角分辨率为 1° , 则一次扫描可以获得 191 个激光点. 第 i 个激光点在以探测中心 O_r 为原点的机器人坐标系 $X_r O_r Y_r$ 中的位置坐标为^[13]

$$\begin{cases} x_{ir} = d_i \cos(i - 5), \\ y_{ir} = d_i \sin(i - 5), \end{cases} \quad i = 0, 1, \dots, 190. \quad (7)$$

其中 d_i 表示探测到的第 i 个激光点距探测中心 O_r 的距离. 探测点的位置坐标在机器人坐标系与地面坐标系间的转换关系为

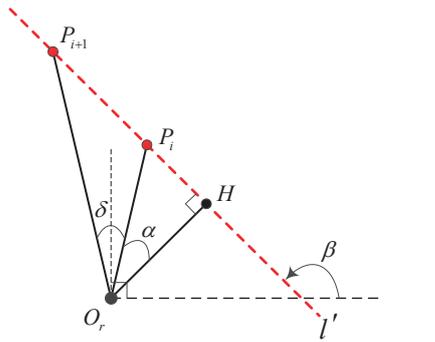
$$\begin{bmatrix} x_{ig} \\ y_{ig} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{O_{rg}} \\ y_{O_{rg}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sin \theta & \cos \theta \\ -\cos \theta & \sin \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{ir} \\ y_{ir} \end{bmatrix}, \quad (8)$$

其中 $(x_{O_{rg}}, y_{O_{rg}})$ 为探测中心 O_r 在地面坐标系中的位置坐标.

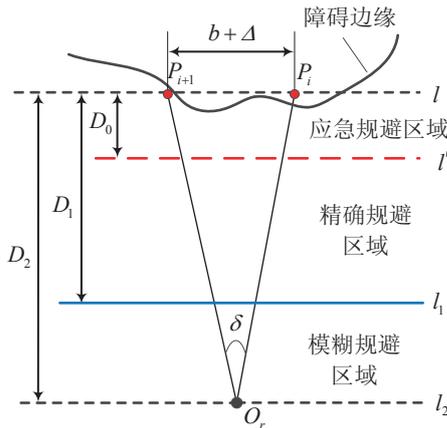
2 基于分层优化的激光雷达探测策略

2.1 激光雷达探测特性分析

由于激光雷达固有角分辨率 δ 的存在, 导致在探测距离较远时产生较大的距离盲区, 如图2(a)中线段 $P_i P_{i+1}$ 所示. 本文即以此为依据, 通过比较距离盲区与机器人自身宽度 b 的大小来对探测区域进行分层.



(a) 激光雷达角分辨率引起的探测距离盲区



(b) 不同规避区域的边界确定

图2 基于激光雷达特性分析的探测区域分层

由图2(a)所示几何关系可以求出

$$\begin{aligned} \|P_i P_{i+1}\| &= \|H P_{i+1}\| - \|H P_i\| = \\ \|O_r H\| \tan(\delta + \alpha) - \|O_r H\| \tan \alpha &= \\ \|O_r H\| [1 + \tan(\delta + \alpha) \tan \alpha] \tan \delta, \end{aligned} \quad (9)$$

其中 $\alpha = \pi - \frac{\delta}{2} - \beta$, β 为直线 l' 的倾角.

由式(9)的分析可知,探测中心 O_r 到保护区边界的距离 $\|O_r H\|$ 一定时, β 越大, α 越小, 则距离盲区 $\|P_i P_{i+1}\|$ 越小, 且当 $\beta \rightarrow \pi^-$ 时, $\alpha \rightarrow 0$, $\|P_i P_{i+1}\| \rightarrow \|P_i P_{i+1}\|_{\min}$, 此时有

$$\|P_i P_{i+1}\|_{\min} = \|O_r H\| \tan \delta \approx \|O_r H\| \delta. \quad (10)$$

为避免由于距离盲区导致机器人对可通行区域的误判, 令 $\|P_i P_{i+1}\|_{\min} = b + \Delta$ (Δ 为修正量) 来限定激光雷达的有效探测距离 (如图2(b))

$$D_2 = \|O_r H\| = \frac{b + \Delta}{\delta}. \quad (11)$$

当探测中心 O_r 距障碍近似边缘 l 的距离 $d > D_2$ 时, 距离盲区 $\|P_i P_{i+1}\|$ 一定大于机器人宽度, 故认为探测数据无效. 但当 $d < D_2$ 时, $\|P_i P_{i+1}\|$ 仍可能大于机器人宽度, 从安全性角度考虑, 本文由机器人宽度的三分之一来确定精确规避区域的下界, 即

$$D_1 = \frac{b}{3\delta}. \quad (12)$$

探测区域分层的最终结果如图2(b)所示.

2.2 基于保护区设置的分层优化避让策略

考虑到激光雷达的最小可测距离、机器人的实际尺寸大小和控制误差等因素, 需要在障碍外围确定一个合理的保护区边界, 防止在实际中因控制误差而导致碰撞. 然而, 由于机器人没有关于环境中障碍物的先验信息, 保护区的边界范围无法预先确定, 对此, 本文采用最小二乘法对激光雷达实时探测所得数据信息进行处理, 并给出了保护区边界的确定方法. 而后基于保护区的设置提出了分层优化的避让策略.

受测量误差的影响, 激光雷达对障碍边缘进行检测时无法精确地探测出障碍边缘点的位置信息, 故采用最小二乘法对激光点数据拟合, 用拟合所得直线来近似刻画障碍边缘信息.

设 P_i 为激光雷达探测所得第 i ($i = 1, 2, \dots, n$) 个点, 其位置坐标为 (x_{ir}, y_{ir}) , 设最小二乘拟合所得障碍近似边缘 l 的方程 (机器人坐标系中) 为

$$y = a_1 x + a_2, \quad (13)$$

其中 a_1, a_2 为待定参数. 由最小二乘原理解得

$$\begin{cases} a_1 = \frac{\sum_{i=1}^n x_{ir} \sum_{i=1}^n y_{ir} - n \sum_{i=1}^n x_{ir} y_{ir}}{\left(\sum_{i=1}^n x_{ir}\right)^2 - n \sum_{i=1}^n x_{ir}^2}, \\ a_2 = \frac{\sum_{i=1}^n x_{ir} \sum_{i=1}^n x_{ir} y_{ir} - \sum_{i=1}^n y_{ir} \sum_{i=1}^n x_{ir}^2}{\left(\sum_{i=1}^n x_{ir}\right)^2 - n \sum_{i=1}^n x_{ir}^2}. \end{cases} \quad (14)$$

保护区边界 l' 与直线 l 之间的距离 D_0 由下式确定:

$$D_0 = \begin{cases} r_{\min} + e_c, & r_{\min} \geq b; \\ b + e_c, & 0 < r_{\min} < b. \end{cases} \quad (15)$$

其中: r_{\min} 为激光雷达的最小可测距离, e_c 为控制误差. 再根据两平行线间的距离公式即可确定保护区边界 l' .

在缺乏障碍先验信息的环境中, 受精确探测区域距离的限制, 激光雷达存在探测盲区, 若采用传统的单一障碍规避策略, 易使机器人误入V型障碍陷阱, 产生较长的规避路径; 若仅利用远距离探测数据进行规避, 则将产生较大的绕行距离, 亦难以寻得最优路径. 对此, 为充分利用激光雷达不同距离范围内的探测信息, 优化障碍规避路径, 本文提出了分层优化避让策略. 具体算法流程如图3所示.

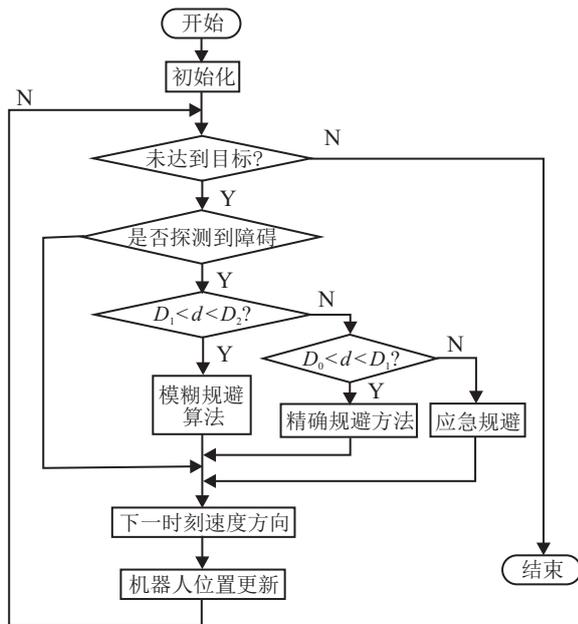


图3 分层障碍规避算法

机器人探测到障碍后,计算其与障碍近似边缘 l 的距离 d ,而后确定所处规避区域并采取相应的规避算法确定出下一时刻的速度方向,完成位置更新后重复上述过程,直至抵达目标.

3 面向不同探测区的规避方法设计

3.1 模糊规避区的障碍规避方法

由于该区域的量测信息误差较大,同时对规避的精确度要求不高,本文采用具有高容错性和抗噪声能力的神经网络方法为该区域作机动决策.将机器人前方探测区域划分为5个子区域 (Area_{*i*}, $i = 1, 2, \dots, 5$),每个子区域的角度覆盖范围为 36° .同时,定义机器人在各子区域的可选速度方向为 $\mathbf{v}_i = [\cos(36(i-1) + 18), \sin(36(i-1) + 18)]$.

由于模糊规避区距离障碍较远,为防止机器人陷入V型障碍陷阱,同时避免机器人因错失前方可能存在的可通行区域而增加路径代价,本文设计了如图4所示的可通行域二次判决方法.

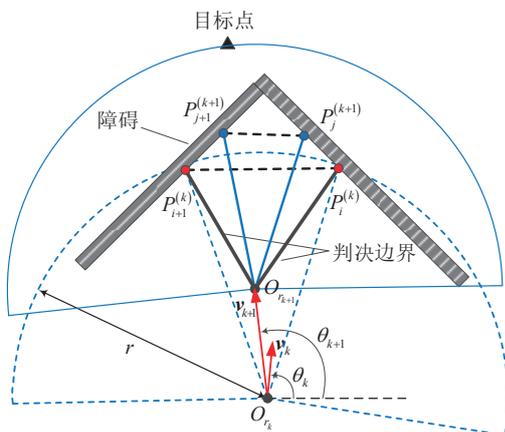


图4 可通行域二次判决示意图

设 t_k 时探测中心位于 O_{r_k} 处,机器人速度为 \mathbf{v}_k ,探测到前方相邻两激光点 $P_i^{(k)}, P_{i+1}^{(k)}$ 之间的距离为 $\|P_i^{(k)} P_{i+1}^{(k)}\| > b$.为防止对前方可通行区域的误判,机器人向前趋进一步至 $O_{r_{k+1}}$ 处并判断此时 (t_{k+1} 时刻) 判决边界 $O_{r_{k+1}} P_i^{(k)}$ 与 $O_{r_{k+1}} P_{i+1}^{(k)}$ 所限定的角度范围内是否再次探测到激光点.若探测到激光点,则判定前方为V型障碍陷阱,否则为可通行区域.

图5所示为该区域的具体规避算法.因为同时考虑避开障碍和趋向目标的任务将在一定程度上增大计算量和机器人决策的复杂度,故本文将规避决策的过程划分为两个子模块,即障碍规避模块和面向目标模块,而后通过加权融合两个子模块的输出最终确定机器人的规避速度方向.

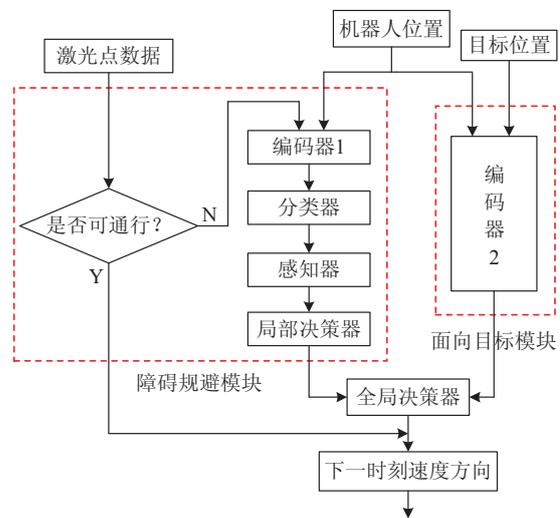


图5 模糊规避过程算法

设第 i ($i = 1, 2, \dots, n$) 个激光探测点 $I(x_{ir}, y_{ir})$ 经编码后的输出为 $P_i = (p_{i1}, \dots, p_{ik}, \dots, p_{i5})^T$, 则

$$p_{ik} = f\left(\frac{\overrightarrow{O_r I} \cdot \mathbf{v}_k}{\|O_r I\|}\right), k = 1, 2, \dots, 5. \quad (16)$$

其中

$$f(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0; \\ 0, & x < 0. \end{cases}$$

编码器1的最终输出为

$$P = (p_1, \dots, p_k, \dots, p_5)^T = \sum_{i=1}^n P_i, \quad (17)$$

其中 n 为探测到的激光点个数.由式(16)和(17)可见,存在障碍的区域,其对应速度方向的投影值累加和 $p_k = \sum_{i=1}^n p_{ik}$ 较大,故该编码方式能有效地反映障碍的分布情况.

分类器用于识别不同的障碍模式(障碍分布情况),由一个3层BP神经网络构成,其输出经阈值感知器后即转化为布尔量.局部决策器从安全性和高效

性的角度给出每种障碍模式下机器人的局部最优规避策略. 为提高机器人的实时决策效率,局部决策器采用线性神经网络的结构,如图6所示.

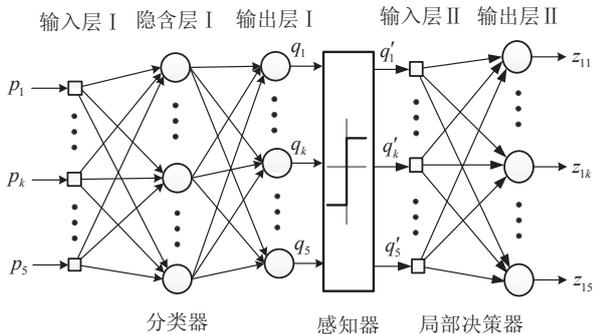


图6 障碍规避模块内部结构

针对每一种障碍模式,局部决策器第 $k(k = 1, 2, \dots, 5)$ 个节点的期望输出为

$$z_{1k} = \begin{cases} e^{-\frac{\alpha(\mathbf{v}_k)}{c}}, & \mathbf{v}_k \in V_{av}; \\ 0, & \mathbf{v}_k \in \bar{V}_{av}. \end{cases} \quad (18)$$

其中: $\alpha(\mathbf{v}_k) = \sum_{\mathbf{v}_j \in \bar{V}_{av}} \arccos(\mathbf{v}_k \mathbf{v}_j)$ 为可通行子区域内的速度方向与各存在障碍区域速度方向的夹角之和, V_{av} 为各可通行子区域速度方向的集合, \bar{V}_{av} 为存在障碍区域速度方向的集合, 常数 $c(c > 0)$ 可由下式确定:

$$\sum_{\mathbf{v}_k \in V_{av}} e^{-\frac{\alpha(\mathbf{v}_k)}{c}} = 1. \quad (19)$$

由式(18)和(19)可知,局部决策器每个节点的输出不仅反映了每个子区域的可通行性,而且还从成功规避障碍效率的角度定量刻画了可行解的优劣程度,即在可行解集 V_{av} 中优先选择偏离障碍区方向小的解,以尽可能地减少绕行路径代价.

面向目标模块为全局决策器提供目标信息,与文献[11]相比,本文没有在该模块增设分类器用于识别不同的目标模式(机器人与目标的空间位置关系),而仅采用一个编码器来提取机器人与目标的相对位置信息,从而简化了决策结构. 编码器2的编码规则与编码器1类似,设目标 T 经编码器2后的输出为 $Z_2 = (z_{21}, \dots, z_{2k}, \dots, z_{25})^T$, 则

$$z_{2k} = f\left(\frac{\overrightarrow{O_r T} \cdot \mathbf{v}_k}{\|\overrightarrow{O_r T}\|}\right), \quad k = 1, 2, \dots, 5, \quad (20)$$

从而可得全局决策器的输出为

$$z_{global} = (z_{g1}, \dots, z_{gk}, \dots, z_{g5})^T = c_1(z_{11}, \dots, z_{15})^T + c_2(z_{21}, \dots, z_{25})^T, \quad (21)$$

其中: $0 < c_1 < 1, 0 < c_2 < 1$ 且 $c_1 + c_2 = 1$.

最终确定的机器人速度方向为

$$\mathbf{v}_{final} = \mathbf{v}_k,$$

$$\text{s.t. } z_{gk} = \max_{1 \leq i \leq 5} (z_{gi}). \quad (22)$$

3.2 精确规避区的障碍规避方法

在精确规避区域,激光雷达的探测精度较高,故探测所得的激光点数据能够精确地刻画障碍的边缘信息. 为减小机器人在避障过程中的绕行路径代价,提高障碍规避的效率,本文为该区域设计了基于边界点追踪的障碍规避方法. 下面以矩形障碍为例说明其规避过程(如图7所示).

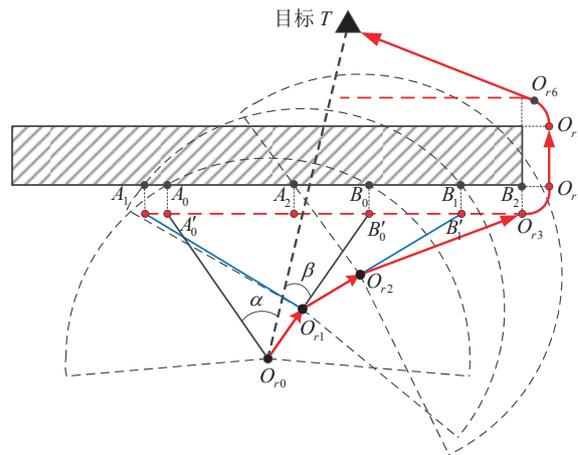


图7 精确规避过程

假设在 t_0 时刻,机器人位于 O_{r0} 位置,其到前方障碍的距离为 $d_0(D_0 < d_0 < D_1)$,此时机器人处于精确规避区域. 设 A_0, B_0 为此刻探测到的激光点数据中的两边界点(经膨化处理后为点 A'_0, B'_0),因探测中心 O_{r0} 到目标 T 的方向与 $O_{r0} B'_0$ 的夹角 β 小于其与 $O_{r0} A'_0$ 的夹角 α ,故选取机动方向为 $\overrightarrow{O_{r0} B'_0}$ 所指方向.

机器人沿 $O_{r0} B'_0$ 运动一个步长后到达 O_{r1} 处,此时 (t_1 时刻)探测到两边界点 $A_1, B_1 (B'_1)$,选择速度方向变化较小的 $\overrightarrow{O_{r1} B'_1}$ 所指方向为下一步的机动方向. 注意,机器人到达 O_{r2} 位置后,探测到的障碍右边界点为拐点 B_2 ,且由于遮挡效应,此后右边界点将不再变化,故机器人向前运动直至 $O_{r3} (B'_2)$ 处,为防止机器人进入障碍保护区,同时考虑到轮式移动机器人的运动学特性,在拐点 B_2 处的期望路径为以拐点 B_2 为圆心,保护区距离 D_0 为半径的四分之一圆弧 $\widehat{O_{r3} O_{r4}}$,而后机器人沿保护区边界运动至拐点 O_{r5} 处,在此沿圆弧 $\widehat{O_{r5} O_{r6}}$ 运动至目标方向后直接驶向目标.

倘若在规避过程中,机器人闯入保护区 ($d < D_0$),即启动应急规避机制,沿垂直于保护区边界的方向撤出.

4 仿真与分析

4.1 分类器训练样例的构造

传统的针对不同障碍模式构造训练样例的方法仅考虑了障碍的方位信息而忽略了障碍的尺寸大小(如文献[14]),这在一定程度上降低了规避的安全性和成功率.为此,针对激光雷达探测数据的特点,本文设计了一种新的障碍探测样本构造方法,即在机器人前方探测子区域($Area_i, i = 1, 2, \dots, 5$)内,分别用 $\odot O_{i1}, \odot O_{i2}, \odot O_{i3}$ 以及它们的组合来构造激光点样本,其中 $\odot O_{ij}(j = 1, 2, 3)$ 的角度范围为 $[36(i-1) + 9(j-1), 36(i-1) + 9(j+1)]$,以 1° (等同于激光雷达角分辨率设定值)为间隔进行采样,而后即可生成分类器的训练样例.设分类器的期望输出为 $Q = (q_1, \dots, q_5)^T$,则

$$q_i = \begin{cases} 1, & (x_r, y_r) \in Area_i; \\ 0, & \text{else.} \end{cases} \quad (23)$$

其中 (x_r, y_r) 为样本点在机器人坐标系中的位置坐标.

4.2 单个V型陷阱规避

首先对环境仅存在单个V型障碍陷阱的情形进行仿真.设置仿真场景一为 $40\text{m} \times 40\text{m}$ 的区域,起点位置为 $(0, -30\text{m})$,目标位置为 $(0, 8\text{m})$.激光雷达的角分辨率设为 1° ,最小探测距离 r_{\min} 约为 0.7m ,机器人的尺寸为 $27\text{cm} \times 27\text{cm}$,控制误差 e_c 取为 0.3m ,则根据式(15)求得保护区距离 D_0 为 1.0m ,再由式(11)和(12)可以确定有效探测距离 D_2 约为 15m ,精确规避距离 D_1 约为 5m .分别采用单一的规避方法和本文所设计的分层优化规避方法进行仿真实验,结果如图8所示.

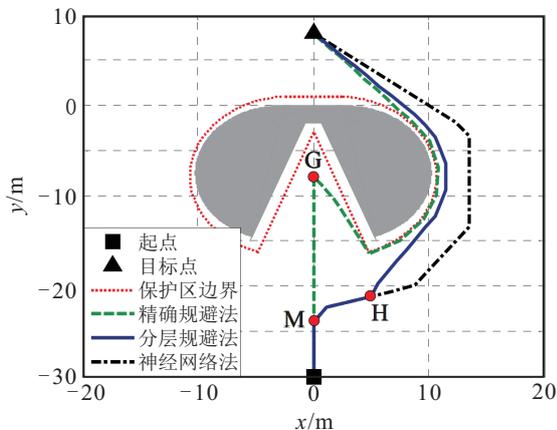


图8 单个V型陷阱的规避

采用精确规避算法时,由于在到达G点之前,机器人探测到前方相邻两激光点间距离均大于机器人自身宽度 b ,故判定前方为可通行区域,从而陷入V型

陷阱.当其到达G点时,才可探知前方激光点间距小于自身宽度,随即采用边界点追踪的方法撤出,从而付出了较大的全局路径代价.

相比之下,当采用分层优化的障碍规避算法时,机器人运动到M点即采用神经网络算法进行规避机动.当到达H点时,探知其处于精确规避区,即切换为边界点追踪法以近距离绕开障碍,有效地避免了误入V型障碍陷阱.单一的神经网络法虽然也能绕开V型陷阱,但由于其事先限定了机器人的机动方向,故只能以较远的距离绕开障碍,如图8中点划线所示.

4.3 多个障碍规避

为了进一步验证本文提出的分层优化避撞方法的规避效果,针对包含V型陷阱的多个障碍环境,分别进行了两组仿真实验.设置仿真场景二为 $60\text{m} \times 65\text{m}$ 的区域,起点位置为 $(0, -45\text{m})$,目标位置为 $(0, 18\text{m})$,其余参数设置同仿真场景一,实验结果如图9所示.

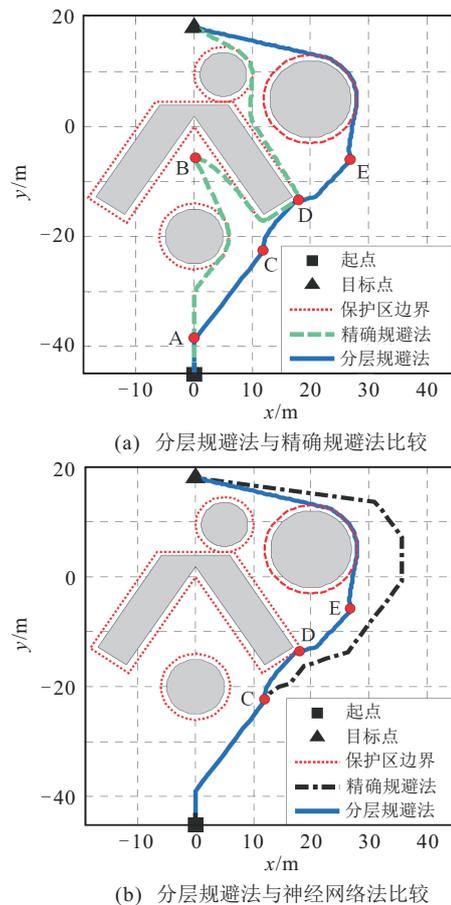


图9 多个障碍环境中不同规避算法路径比较

采用精确规避算法时,由于模糊规避区内激光雷达存在较大的距离盲区而导致机器人对前方可通行区域的误判,使得其处于精确规避区之外时不采取任何规避动作,从而在目标点的驱使下陷入V型陷阱,如图9(a)中虚线所示.相比之下,采用分层优化障碍

规避算法能使机器人在运动到A点时即采取规避动作,较早地绕开V型陷阱。当到达C点时,探知其处于精确规避区域,即切换为边界点追踪法运动至障碍保护区顶点D,此时激光雷达再次探知其处于前方圆形障碍的模糊规避区,故又切换为神经网络规避算法。当运动到E点时,其处于圆形障碍的精确规避区,故切换为边界点追踪法以近距离绕开障碍,趋向目标。

由图9(b)可见,由于神经网络法忽略了激光雷达探测精度随距离的变化特性,将模糊规避区与精确规避区探测所得的激光点数据以同等精度对待,从而降低了对精确探测信息的利用率,其规避路径只能反映规避障碍的总体趋势,在机器人距障碍较近时,其绕行的路径代价明显增加。两种仿真场景下不同规避方法产生的路径代价如表2所示。

表2 不同规避算法生成的路径代价比较

| 避撞算法名称 | 场景一路径长度/m | 场景二路径长度/m |
|--------|-----------|-----------|
| 精确规避算法 | 62.94 | 115.40 |
| 神经网络算法 | 55.24 | 108.55 |
| 分层避撞算法 | 46.40 | 92.47 |

由表2可知,对于存在V型陷阱的未知环境障碍规避,分层避撞算法的路径代价最小。

综上所述,本文所提出的分层优化障碍规避方法能有效地避免机器人陷入未知环境中的V型障碍陷阱,充分利用了模糊规避区探测到的障碍信息,综合了边界点追踪法在近距离范围内的精确规避特性以及探测距离较远时神经网络法的高容错性,相比传统的基于激光雷达的机器人避撞方法能产生更小的路径代价。

5 结论

针对现有避撞方法因未能充分合理地利用不同距离范围内的探测信息而导致实时规划的全局避撞路径过长的局限性,本文在深入分析激光雷达精度与距离特性关系的基础上,提出按照探测精度将探测区域分区思想,并融合了多种反应式避障算法的优点,建立了一种分层障碍规避方法。仿真实验和分析表明了本文所提出方法的有效性。下一步将对所提出算法进行实物验证,今后还将考虑动态环境下的多机器人系统防碰撞问题。

参考文献(References)

[1] Latombe J C. Robot motion planning[M]. Norwell: Kluwer Academic Publishers, 1991: 400-455.
 [2] Khatib O. Real-time obstacle avoidance for manipulators

and mobile robots[J]. Int J of Robotics Research, 1986, 5(1): 90-98.
 [3] Kim C J, Chwa D. Obstacle avoidance method for wheeled mobile robots using interval type-2 fuzzy neural network[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2015, 23(3): 677-687.
 [4] Janglová D. Neural networks in mobile robot motion[J]. Int J of Advanced Robotic Systems, 2004, 1(1): 15-22.
 [5] Coupertino F, Giordano V, Naso D, et al. Fuzzy control of a mobile robot[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2006, 13(4): 74-81.
 [6] Cerezo A, Mandow A, Lopez M. Fuzzy modelling operator navigation behaviors[C]. Proc of the 6th IEEE Int Conf on Fuzzy Systems. Barcelona: IEEE, 1997: 1339-1345.
 [7] Melin P, Astudillo L, Castillo O, et al. Optimal design of type-2 and type-1 fuzzy tracking controllers for autonomous mobile robots under perturbed torques using a new chemical optimization paradigm[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(8): 3185-3195.
 [8] Castillo O, Melin P. A review on the design and optimization of interval type-2 fuzzy controllers[J]. Applied Soft Computing, 2012, 12(4): 1267-1278.
 [9] Castillo O, Martinez M R, Melin P, et al. Comparative study of bio-inspired algorithms applied to the optimization of type-1 and type-2 fuzzy controllers for an autonomous mobile robot[J]. Information Sciences, 2012, 192(1): 19-38.
 [10] Herbstreith H, Gmeiner L, Preuß P. A target-directed neurally controlled vehicle[J]. Annual Review in Automatic Programming, 1992, (17): 67-71.
 [11] Chohra A, Benmehrez C, Farah A. Neural navigation approach for intelligent autonomous vehicles(IAV) in partially structured environments[J]. Applied Intelligence, 1998, 8(3): 219-233.
 [12] Wang X H, Yadav V, Balakrishnan S N. Cooperative UAV formation flying with obstacle/collision avoidance[J]. IEEE Trans on Control Systems Technology, 2007, 15(4): 672-679.
 [13] Peng Y, Qu D, Zhong Y, et al. The obstacle detection and obstacle avoidance algorithm based on 2-D lidar[C]. Proc of the 2015 IEEE Int Conf on Information and Automation. Piscataway: IEEE, 2015: 1648-1653.
 [14] Chi K H, Lee M R. Obstacle avoidance in mobile robot using neural network[C]. Int Conf on Consumer Electronics, Communications and Networks. Piscataway: IEEE, 2011: 5082-5085.