

DOI: 10.13973/j.cnki.robot.2017.0688

## 基于 2 维激光雷达的小型地面移动机器人自主回收方法

李捷, 袁夏, 赵春霞, 陆建峰

(南京理工大学计算机科学与工程学院, 江苏 南京 210094)

**摘要:** 为了解决小型地面移动机器人在野外环境中的回收问题, 利用 2 维激光雷达进行环境感知与末端精确引导, 设计并实现了一个自主回收系统. 首先, 提出一种自适应曲率滤波算法预先对雷达数据进行滤波处理. 然后, 在检测引导目标过程中, 结合基于密度和最近邻度量方法对散乱的数据进行聚类, 并且利用引导目标和辅助目标之间的几何结构约束进行目标检测与匹配. 最后, 采用基于影响层划分和候选方向评估的方法进行实时避障与最优行驶方向选择, 对机器人进行精确引导, 从而实现机器人的自主回收. 在野外环境中对该自主回收系统进行验证, 对自主回收系统中的若干环节分别进行实验分析. 实验结果表明, 该方法能够有效地实现小型地面移动机器人在野外环境中的自主回收.

**关键词:** 移动机器人; 自主回收; 2 维激光雷达; 精确引导; 目标检测

**中图分类号:** TP24

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1002-0446(2017)-05-0688-09

## Automatic Withdrawal Method Based on 2D Laser Radar for Small Ground Mobile Robot

LI Jie, YUAN Xia, ZHAO Chunxia, LU Jianfeng

(School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

**Abstract:** In order to resolve the withdrawal problem of small ground mobile robots in natural environment, the 2D laser radar is used for environmental perception and terminal precise navigation, and an automatic withdrawal system is designed and implemented. Firstly, an adaptive curvature filtering algorithm is proposed to process the radar data in advance. Then, the scattered data is clustered in the process of detecting the guiding target according to the density and the nearest neighbor measurement. The target detection and matching are carried out by using the geometric structure constraint between the guiding target and the auxiliary target. Finally, the real-time obstacle avoidance and the optimal forward direction selection are conducted based on the method of affected layer division and candidate direction estimation. Thus the robot is accurately guided to accomplish automatic withdrawal. The automatic withdrawal system is validated in natural environment. And some aspects of the automatic withdrawal system are analyzed experimentally. Experimental results show that the proposed method can effectively accomplish the automatic withdrawal of the small ground mobile robot in natural environment.

**Keywords:** mobile robot; automatic withdrawal; 2D laser radar; precise navigation; target detection

### 1 引言 (Introduction)

随着近年来机器人技术的高速发展, 自主式移动机器人已经成为机器人领域的研究热点之一<sup>[1-2]</sup>, 其自主导航功能与自主任务执行功能能够显著提高移动机器人系统与环境交互的能力和与人机交互效率, 因此受到越来越广泛的关注.

目前, 生活中常见的扫与此形成鲜明对比的是在野外开放环境中执行任务的机器人, 它们通常都由专业操作人员进行远程控制, 在完成任务后将其遥控返回指定地点, 然后人工回收. 与相对封闭的

环境相比, 野外开放环境有较多不确定性因素, 自动回收过程需要移动机器人有更强的环境识别和导航能力<sup>[9]</sup>, 这对野外环境中的移动机器人回收技术提出了挑战. 同时由于小型移动机器人的计算性能、可承载重量和输出功率相对有限, 因此对周围环境的理解能力相对较弱. 鉴于此, 本文主要采用 2 维激光雷达进行移动机器人环境感知, 实现目标检测与自主导航. 此外, 采用 2 维激光雷达还基于以下两点考虑: 1) 2 维激光雷达能够快速捕获周围环境的距离信息, 具有检测精度较高、数据量少和

实时性强的特点<sup>[10]</sup>, 既能满足实时避障的要求, 又能够精确检测定位目标; 2) 2 维激光雷达对光照条件不敏感, 能够适应野外全天时各种光照条件, 且能在运载车辆不提供主动照明的情况下实现自动回收, 可用于需要隐蔽回收的场合.

本文分析了小型地面移动机器人在野外自主回收中的若干问题, 并提出了一种有效的机器人自主回收方法. 如图 1 所示, 整个系统由地面运载车辆、装载机构以及小型地面移动机器人构成. 机器人在自主回收过程中自动检测引导目标, 通过精确的末端导航算法, 自动回到吊框中, 随后运载车辆收起吊框, 完成整个自动回收过程. 最后, 在真实环境下对机器人自主回收中的若干环节进行了多组实验来验证该方法的有效性.

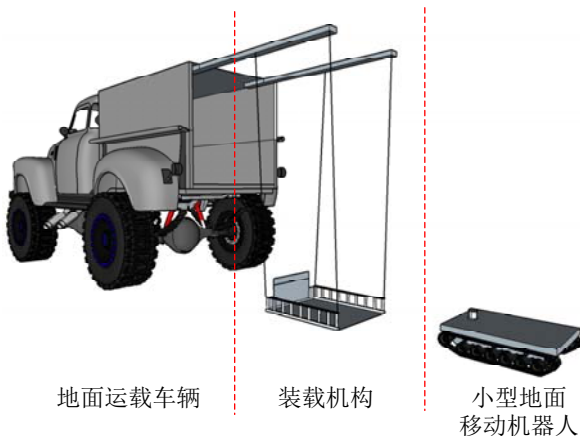


图 1 系统构成  
Fig.1 The components of system

## 2 自主回收系统工作流程 (Workflow of the automatic withdrawal system)

系统工作的完整流程如图 2 所示. 当地面移动机器人完成特定任务之后, 等待操作人员给出下一步任务的指令. 当机器人收到自主回收的指令后, 首先通过 GPS/北斗导航至指定的回收区域附近, 回到运载车辆后方, 并通过运载车和机器人各自的航向测量系统使移动机器人大致面向运载车辆尾部.

到达指定区域之后, 通过 2 维激光雷达进行精确的末端引导. 首先对雷达数据进行滤波处理, 降低噪声的影响. 然后使用雷达数据检测引导目标, 该引导目标为宽度已知的挡板, 挡板安装在吊框的内侧, 将运载车的后侧车轮作为辅助目标, 通过挡板与车轮的联合检测与定位, 精确获取挡板与移动机器人的位置关系. 之后, 利用 2 维激光雷达进行实时障碍检测与最佳行驶方向选择, 控制移动机器

人进入吊框, 完成末端引导. 最后, 运载车辆收起吊框, 完成自主回收过程.

其中 GPS/北斗导航部分国内外已有诸多学者提出了各种有效方法<sup>[11-14]</sup>, 因此, 本文主要工作为设计实现回收过程中的精确末端引导部分.

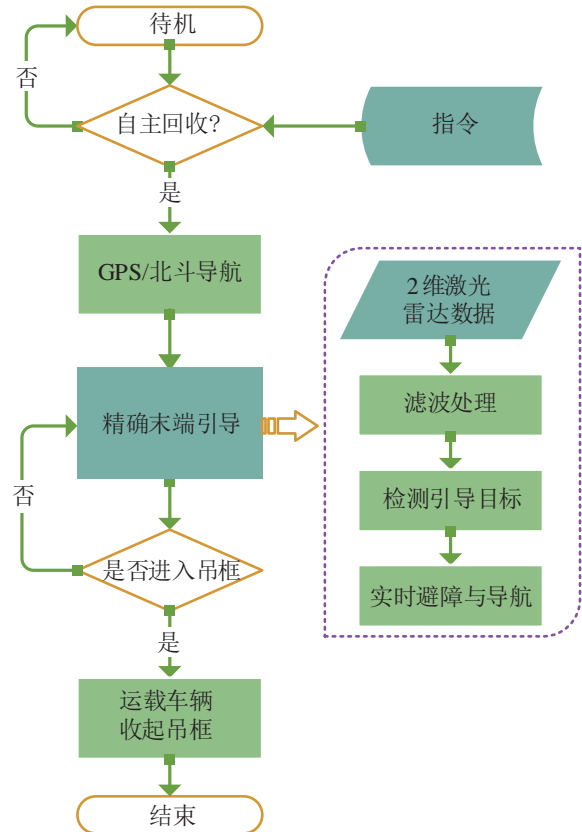


图 2 系统工作流程  
Fig.2 The workflow of system

## 3 数据滤波设计 (Data filtering design)

在机器人运动过程中, 激光雷达数据中不可避免地存在噪声点, 这样会降低目标检测或障碍检测的精度. 针对这一问题, 在自适应动态滤波<sup>[15]</sup>的基础上, 提出了自适应曲率滤波算法.

实际环境下, 单帧雷达数据中存在着一些仅有少数几个点甚至只有一两个点聚集的情况, 称之为离群点. 它们看似孤立的噪声点, 实际上是由于环境中的细小物件被激光雷达扫描到所获得的真实有效数据. 这些离群点可能是由于距离较远的物体或者极其微小的物体造成, 如铁丝或远处的线缆、铁杆等; 也可能是由于近处的物体遮挡, 使得远处的物体仅被扫描到很小的一部分所产生的.

现有的许多滤波算法在处理 2 维激光雷达数据时, 往往会在去除噪声的同时把真实存在的离群点也给剔除, 这有可能导致机器人避障失败. 此外, 普通滤波算法假设数据是光滑的<sup>[16]</sup>, 这一假设在

移动机器人面对的真实环境数据中很难满足, 直接的结果就是处理后的数据在边缘处模糊. 由于边界数据跳变剧烈, 如果采用数据平滑的策略, 这必然使得边界变得模糊<sup>[17]</sup>, 若采用中值滤波的策略, 也同样会导致边界的位置信息不精确<sup>[18]</sup>.

本文设计了一种自适应曲率滤波算法, 在处理2维激光雷达数据时, 采用极坐标形式将测量数据表示为 $(\rho_{i,j}, \theta_j)$ , 下标 $i$ 是测量数据的采样时刻,  $j$ 是测量数据在同一帧数据包中的排列序号.  $\rho_{i,j}$ 表示在第 $i$ 时刻的一帧数据中, 第 $j$ 个扫描线所测量得到的数据, 该数据含义为从2维激光雷达轴心出发到扫描线所遇到的障碍物的距离.  $\theta_j$ 表示第 $j$ 个扫描线到坐标横轴的角度, 该角度仅与扫描线的序号有关, 每个扫描线的角度间隔由硬件决定.

建立以点 $\rho_{i,j}$ 为中心的 $3 \times 3$ 的数据分析窗口, 在数据分析窗口中的9个数据具有在时间与空间上最大的相关性, 即时空关联性. 点 $\rho_{i,j}$ 在空间上相邻的点为 $\rho_{i,j-1}$ 和 $\rho_{i,j+1}$ , 在时间上相邻的点为 $\rho_{i-1,j}$ 和 $\rho_{i+1,j}$ . 依据高斯曲率给出 $\rho_{i,j}$ 与邻近数据差值的公式:

$$\begin{aligned} \Delta\rho_1 &= (\rho_{i-1,j} + \rho_{i+1,j})/2 - \rho_{i,j} \\ \Delta\rho_2 &= (\rho_{i,j-1} + \rho_{i,j+1})/2 - \rho_{i,j} \\ \Delta\rho_3 &= (\rho_{i-1,j-1} + \rho_{i+1,j+1})/2 - \rho_{i,j} \\ \Delta\rho_4 &= (\rho_{i-1,j+1} + \rho_{i+1,j-1})/2 - \rho_{i,j} \\ \Delta\rho_5 &= \rho_{i-1,j} + \rho_{i,j-1} - \rho_{i-1,j-1} - \rho_{i,j} \\ \Delta\rho_6 &= \rho_{i-1,j} + \rho_{i,j+1} - \rho_{i-1,j+1} - \rho_{i,j} \\ \Delta\rho_7 &= \rho_{i,j-1} + \rho_{i+1,j} - \rho_{i+1,j-1} - \rho_{i,j} \\ \Delta\rho_8 &= \rho_{i,j+1} + \rho_{i+1,j} - \rho_{i+1,j+1} - \rho_{i,j} \end{aligned} \quad (1)$$

据此,  $\rho_{i,j}$ 与其在时间上和空间上相邻的测量数据之间的最小邻近差值 $\Delta\rho_{\min}$ 便可按以下公式计算得到:

$$|\Delta\rho_{\min}| = \min\{|\Delta\rho_k|, k = 1, \dots, 8\} \quad (2)$$

如果 $|\Delta\rho_{\min}| > \delta_d$ , 表明该测量数据受噪声的影响较大, 则可以将该数据点剔除. 其中 $\delta_d$ 是激光雷达测距的标准差, 可通过对激光雷达在不同的测距条件下所捕获的测距数据进行统计分析来获得. 对于正常数据点采用以下方法获取滤波后的数据 $\hat{\rho}_{i,j}$ :

$$\hat{\rho}_{i,j} = \rho_{i,j} + \Delta\rho_{\min} \quad (3)$$

若点 $\rho_{i,j}$ 为离群点, 由于考虑了时间关联性, 尽管离群点的左右相邻数据的差值较大, 其时间上相邻的2帧使得点 $\rho_{i,j}$ 与时间上相邻的点 $\rho_{i-1,j}$ 和

$\rho_{i+1,j}$ 的差值较小, 其中 $\Delta\rho_1$ 、 $\Delta\rho_7$ 和 $\Delta\rho_8$ 能够确保 $|\Delta\rho_{\min}| < \delta_d$ , 因而离群点得以保留. 若点 $\rho_{i,j}$ 为边界点, 则空间关联性能够确保 $|\Delta\rho_{\min}| < \delta_d$ . 由于点 $\rho_{i,j}$ 在空间上紧挨一侧物体, 而与另一侧相邻数据间隔较远, 故左右两侧的相邻数据差值中必有一侧的差值较小. 此时尽管 $\Delta\rho_2$ 可能较大, 而 $\Delta\rho_5$ 和 $\Delta\rho_6$ 必有一个差值较小, 因而边界点得以保留. 故而本文提出的自适应曲率滤波算法既能有效地减少噪声, 又能够保持数据边界点、保留离群点, 适用于2维激光雷达数据的滤波处理.

## 4 目标识别 (Target recognition)

### 4.1 数据聚类

滤波后对雷达数据进行聚类. Rodriguez等人于2014提出了一种基于点的密度以及点与其他点的距离的聚类方法<sup>[19]</sup>. 2维激光雷达数据正是包含相对精确的距离信息, 因此采用这种基于距离信息的聚类方法是可行的. 而且该算法复杂度低、执行速度快、消耗的计算资源较少, 符合地面移动机器人对计算性能的要求. 然而文[19]的方法在移动机器人的应用环境下存在以下问题: 首先, 该方法需要人工确定聚类中心, 而移动机器人的自主过程中没有人工干预; 其次雷达数据具有近密远疏的特点, 近处的数据和远处的数据必然会存在密度不均的情况, 采用文[19]的密度计算方法来处理雷达数据并不合适. 因此, 本文针对以上两方面问题, 并结合2维激光雷达数据的特点, 对原始方法进行了改进.

首先, 对于每一个点 $P_i$ , 该点到其他点 $P_j$ 的距离为 $d_{ij}$ , 计算该点的局部密度 $m_i$ :

$$m_i = \sum_j \chi(d_{ij} - \mu \cdot \min(\rho_i, \rho_j)) \quad (4)$$

其中,  $\chi(\cdot)$ 为指示函数, 当 $x < 0$ 时,  $\chi(x) = 1$ , 否则 $\chi(x) = 0$ .  $\mu \cdot \min(\rho_i, \rho_j)$ 为截断距离, 该方法能够保证对于距离较远的点 $P_i$ , 其截断距离在整体上要比距离较近的点的截断距离更大. 当物体较远时, 捕获的雷达数据较为稀疏, 采用更大的截断距离来估算较远处的点的密度更为合理. 因此该方法能够有效地产生空间分布更为均匀的聚类结果. 而且, 这种计算方式仅对密度 $m_i$ 的相对幅度敏感, 对参数 $\mu$ 的选择是鲁棒的. 一般,  $m_i$ 等同于与该点距离大于截断距离的点的数目.

接着, 在比点 $P_i$ 密度更高的点之间, 寻找距离 $P_i$ 最小的点, 这个点与 $P_i$ 的距离即为最近邻距离

$\delta_i$ :

$$\delta_i = \min_{j:\rho_j > \rho_i} d_{ij} \quad (5)$$

对于密度  $m_i$  最高的点通常采用最大距离  $\delta_i = \max_j d_{ij}$ . 注意到此时  $\delta_i$  的值要比一般的最近邻距离值大很多, 该值仅对应局部或全局密度最大点, 因此那些  $\delta_i$  值异常大的点能够被识别为聚类中心.

为了便于分析与理解, 本文分别以密度和最近邻距离作为横纵坐标, 将一帧 2 维激光雷达数据点绘制成一幅决策图, 如图 3 所示, 大部分点的最近邻距离都比较小, 仅有少数点的最近邻距离较大, 这些点即为聚类中心.

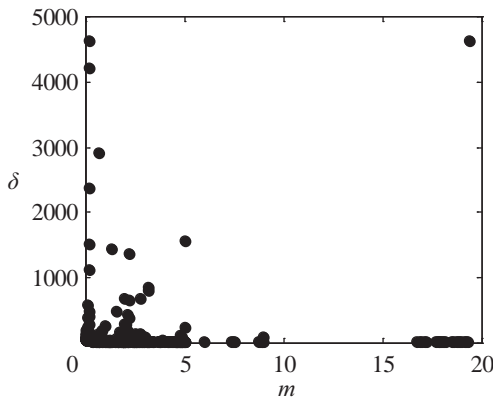


图 3 决策图  
Fig.3 Decision graph

图中大部分点的密度属性也相对较小, 这体现的是数据的分布特征. 由于雷达数据相对较为散乱, 在如图 4 所示的完整的一帧数据中, 许多类簇的数据点都很少, 而且数据点分布较为稀疏, 因而造成其数据的密度属性较小.

随后, 本文将所有数据点的最近邻距离按降序进行排列, 将前  $\lambda\%$  的值作为最近邻距离阈值  $\delta_T$ , 依据  $\delta_i$  确定聚类中心:

$$C = \{P_i | \delta_i > \delta_T\} \quad (6)$$

其中,  $\delta_i > \delta_T$  反映的是类间距离与类内距离的关系. 普通的点总是能在类内找到一个密度更高的点, 因而其最近邻距离会比较小. 对于聚类中心点, 它在类内的密度最大, 其最近邻距离为另一个密度更大的类中的某一点与它的距离. 故而绝大多数的点的最近邻距离的数值较小, 仅有少数聚类中心点的最近邻距离的数值较大. 这种现象在各个聚类相互间的分布较为分散时表现得尤为明显, 因而阈值  $\delta_T$  的设定也是鲁棒的.

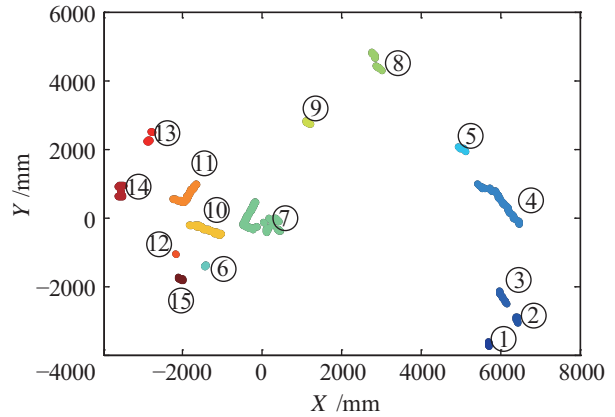


图 4 聚类结果  
Fig.4 The results of clustering

最后, 在确定聚类中心之后, 剩余的每个点被分配给与其较高密度的最近邻居相同的聚类. 由于越靠近聚类中心的点的密度越大, 而式 (5) 确保了最近邻点的密度是更大的, 因此该过程能够确保聚类的有效性. 而且该分配过程可以一步到位, 这相对于诸多迭代聚类的方法要简便许多, 算法效率更高.

在实验中, 本文取一帧雷达数据点的最近邻距离按降序排列的前 5% 的值作为  $\delta_T$ . 图 4 为本文方法对真实环境中的一帧 2 维激光雷达数据的聚类结果, 图中每一个类簇都被不同的颜色标记并给出不同的编号, 实验的结果证明了该方法的有效性.

### 4.2 目标检测

本文采用渐进筛选的策略进行目标检测与识别, 利用一组特征进行逐级匹配, 并结合辅助目标通过几何约束进行联合定位.

检测目标为形状已知的一个矩形挡板, 如图 1 所示, 挡板安装在吊框的顶侧. 吊框两侧的围栏仅为防止移动机器人滑落, 因此实际的围栏非常低, 当雷达正对吊框时, 围栏处在雷达的视野之外. 由于 2 维激光雷达仅在水平方向上扫描, 能够利用的挡板信息仅为挡板的宽度, 因此需要利用这有限的信息尽可能准确地检测出挡板的位置.

本文以聚类结果的每一个类簇作为基本处理单位, 采用由简到难的匹配规则, 选择一组特征依次进行匹配与筛选.

首先利用类簇的大小作为匹配特征, 这一特征可以用类簇包含的数据点的数量  $n$  进行描述, 这一筛选条件是最为简单和确切的. 由于雷达数据的相邻扫描点间隔一致, 因而当机器人离挡板的距离为  $d$  时, 落在挡板上的扫描点数目  $n$  可近似计算为

$$n = l / (d \times \sin \Delta \varphi) \quad (7)$$

其中,  $l$  为挡板宽度,  $\Delta\varphi$  为角分辨率, 即相邻扫描点间隔. 当距离最远时, 对应点的数目最少为  $n_1$ , 而距离最近时点的数目最多为  $n_2$ , 因此数量范围应在  $[n_1, n_2]$  之间, 据此基本上能够将所有的离群点和较大的连续障碍物都排除掉.

第 2 步, 对于满足点的数量约束的类簇, 本文采用线性程度约束进行进一步的筛选. 由于挡板是直的, 所得的一组扫描点也应符合直线分布. 因此在直角坐标系下, 采用最小二乘法对类簇中的数据进行直线拟合. 已知函数为线性关系, 其形式为

$$y = a + bx \tag{8}$$

依据最小二乘法可解得:

$$\begin{aligned} b &= S_{xy}/S_{xx} \\ a &= \bar{y} - b\bar{x} \end{aligned} \tag{9}$$

其中:

$$\begin{aligned} S_{xy} &= \sum x_i y_i - (\sum x_i \sum y_i) / n \\ S_{xx} &= \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2 / n \\ \bar{x} &= \sum x_i / n, \bar{y} = \sum y_i / n \end{aligned} \tag{10}$$

然后, 计算类簇中所有点到拟合直线的距离的均值与均方误差 (MSE). 依据对激光雷达的挡板测距数据的统计分析, 获得距离均值与 MSE 的范围, 据此评估其线性程度, 若线性程度较差, 则依旧不可能为挡板.

第 3 步, 对经过 2 轮筛选后得到的候选挡板, 依据其与真实挡板的相似程度进行评估, 相似度评分  $H$  的计算方式如下:

$$H = \exp(-\alpha_1 \cdot \frac{|\hat{l} - l|}{l} - \alpha_2 \cdot (1 - |R|) - \alpha_3 \cdot \frac{d}{d_m}) \tag{11}$$

其中,  $\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 = 1$ , 且:

$$\begin{cases} R = S_{xy} / \sqrt{S_{xx} S_{yy}} \\ S_{yy} = \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2 / n \end{cases} \tag{12}$$

$\hat{l}$  为拟合所得线段的长度,  $l$  为挡板宽度,  $d$  为机器人与挡板的距离,  $d_m$  为 2 维激光雷达的最大探测距离.  $R$  为相关系数, 一般有  $0 \leq |R| \leq 1$ , 当  $|R| \rightarrow 1$  时, 反映各数据点与拟合直线越靠近, 数据点的分布规律越接近线形. 3 个参数  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  在试验中分别取  $\alpha_1 = 0.5, \alpha_2 = 0.2, \alpha_3 = 0.3$ . 评分  $H$  越高, 则表明该类簇与挡板越相似.

最后, 依据评分  $H$  的高低, 依次对每个候选类簇进行联合定位检测. 由于单独一段雷达数据本身的识别性极为有限, 只要是长度相近的扫描线, 都

可能被误检为挡板. 因此本文将挡板作为主要检测目标, 将运载车辆的后侧车轮作为辅助目标, 进行联合定位检测.

挡板与车轮之间存在特定的几何关系, 如图 5 所示, 当机器人正对挡板时, 左右车轮分别位于挡板的两侧, 与挡板保持固定的距离与角度, 图 5 中右下角显示了此种情况下的扫描情况的俯视图. 当机器人面对挡板的角度改变时, 车轮会受到不同程度的遮挡 (详见实验部分), 因此约束条件可放宽至只需在挡板的任意一侧检测到车轮即可.

在候选挡板的两侧分别进行车轮的匹配, 假设车轮在挡板的左侧, 计算车轮的聚类中心与挡板左顶点的距离, 以及车轮的聚类中心和挡板中心的连线与挡板的夹角. 依据距离与夹角进行判断, 当候选挡板存在匹配的车轮时, 则视为检测到有效目标.

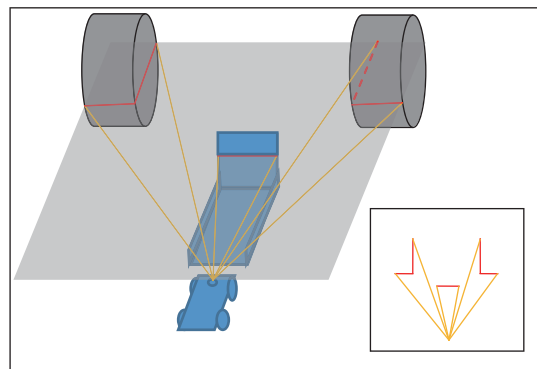


图 5 主要目标与辅助目标之间的几何关系

Fig.5 The geometric relationship between the primary target and secondary target

当检测到引导目标之后, 可以通过简单的几何分析, 得到目标的位置信息. 如图 6 所示, 主要信息包括挡板与机器人的距离、挡板的方位角度和挡板自身的姿态, 从而实现了对引导目标的精确定位.

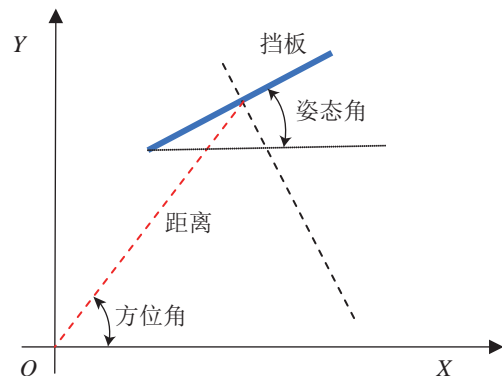


图 6 引导目标的位置信息

Fig.6 Location information of the guiding target

4.3 实时避障与导航

在机器人末端精确引导过程中, 采用基于影响层划分的候选方向评估算法进行实时的避障与导航.

所谓影响层划分, 即依据障碍物与机器人距离的不同, 划分不同的影响范围. 不同距离的障碍对机器人避障的影响程度不同, 距离越近的障碍需要机器人进行越大角度的避让. 受文 [20-22] 的启发, 进一步改进影响层划分算法, 在划分时充分考虑了机器人的尺寸、雷达安装位置、机器人的转弯半径以及机器人的直行速度与转弯速度等因素. 这将确保机器人的安全以及运动轨迹的平滑, 使得机器人能够抵达预期的目标位置.

机器人的最大直行速度为  $v$ , 转弯的最大角速度为  $\omega$ , 机器人自身外切圆半径为  $r_1$ , 机器人的转弯半径为  $r_2$ . 下面首先给出影响层的划分方法.

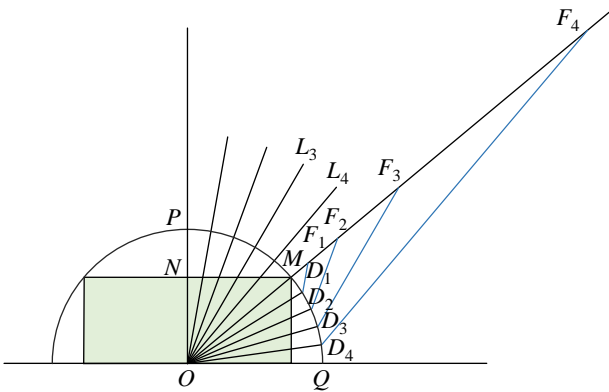


图 7 影响层划分方式  
Fig.7 Division of the affected layers

如图 7 所示, 雷达安装在  $O$  点, 以  $O$  为圆心、 $r_1 + r_2$  为半径的圆  $\varepsilon$  与机器人坐标系的轴线分别相交于点  $P$  和点  $Q$ .  $ON$  为激光雷达安装位置与机器人前端的距离. 圆  $\varepsilon$  与  $ON$  在点  $N$  的垂线相交于点  $M$ , 故  $OM = r_1 + r_2$ . 将  $\angle MOQ$  划分为相同间隔的 5 等份, 与圆  $\varepsilon$  的交点为  $D_i$ . 将  $\angle POM$  划分为等间隔的 5 等份, 连接原点  $O$ , 获得分割线  $L_i$ . 分别过交点  $D_i$  作  $L_i$  的平行线, 与  $OM$  的延长线相交于点  $F_i$ , 则:

$$F_i = (v/\omega) \times (r_1 + r_2) \times \sin \theta_i^1 / \sin \theta_i^2 \quad (13)$$

其中  $\theta_i^1 = \angle OD_i F_i$ ,  $\theta_i^2 = \angle OF_i D_i$ ,  $v/\omega$  是行驶速度与转弯速度的比例因子.  $\angle MOQ$  可以由机器人的机械结构决定, 进而得到  $\angle MOD_i$ , 依据几何关系可分别计算得到  $\angle OD_i F_i$  和  $\angle OF_i D_i$ , 因而划分的 5 层影响层的范围分别如表 1 所示.

表 1 影响层的范围  
Tab.1 The scope of the affected layer

影响层范围				
层 1	层 2	层 3	层 4	层 5
$F_0 \sim F_1$	$F_1 \sim F_2$	$F_2 \sim F_3$	$F_3 \sim F_4$	$F_4 \sim F_5$

一般情况下, 若障碍物到机器人的距离  $\rho$  在  $(F_{j-1}, F_j]$  之间, 则该障碍位于第  $j$  层影响层的范围内, 障碍物到机器人的最近距离为  $F_0 = r_1$ . 当障碍物在 2 维激光雷达的有效探测距离  $F_5 = d_m$  之外时, 暂且不考虑该障碍的影响. 在自主回收阶段, 依据引导目标所处的影响层范围, 对移动机器人的速度进行调整. 当目标在第  $j$  层影响层的范围内, 其回收阶段的行驶速度与转弯速度分别调整为最高行驶速度和最高转弯速度的  $j/6$ , 在影响层的范围之外则全速行驶.

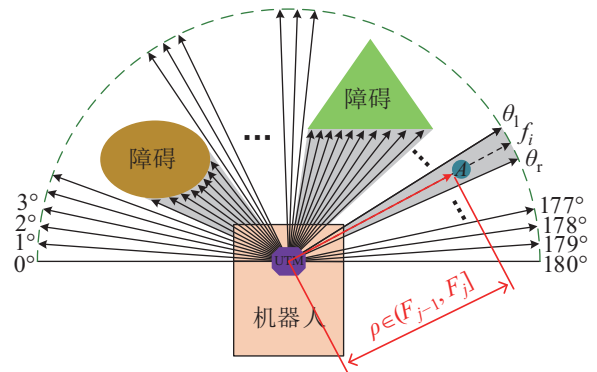


图 8 候选方向划分与可通行区域检测示意图  
Fig.8 The graph of candidate orientation division and accessible area detection

候选方向的划分方法如图 8 所示, 按照相同的角度间隔  $\Delta\theta$ , 从左往右划分每一个候选方向. 本文取  $\Delta\theta = 1^\circ$ , 使得机器人在正前方  $0^\circ \sim 180^\circ$  的范围内, 每一度对应一个候选方向, 共 181 个候选方向. 文 [20-22] 均对候选方向进行了划分, 文 [18-19] 仅有 36 个候选方向, 这对于复杂的野外环境显得过于稀疏, 不利于精确导航.

将障碍物细分为障碍点, 当障碍物落在机器人前进的前方区域内时, 其造成的不可通行方向即为构成障碍物的障碍点集合所造成的所有不可通行方向. 如图 8 所示, 障碍点  $A$  到机器人的距离  $\rho \in (F_{j-1}, F_j]$ , 即  $A$  在第  $j$  层影响层的范围内,  $A$  所在方向角为  $f_i$ , 则可构建以  $(f_i, j)$  为输入的函数, 确定障碍点产生的不可通过区域的左边界方向角  $\theta_l$  和右边界方向角  $\theta_r$ , 在文 [20] 的基础上将函数改进为

$$\begin{aligned}\theta_l &= f_i - \lambda \cdot \angle POM / j + \Delta\theta \cdot j \\ \theta_r &= f_i + \lambda \cdot \angle POM / j - \Delta\theta \cdot j\end{aligned}\quad (14)$$

其中,  $\lambda$  为常数, 并满足  $\lambda > \Delta\theta \cdot j^2 / \angle POM$ , 使得机器人的不可通行区域适当地放大, 确保机器人能够安全通过可选方向. 该函数确保了离影响层越近的障碍点的放大程度越大.

然后, 对障碍物造成的不可通行方向进行标记, 构成的不可通行区域  $\Phi_i$  为

$$\Phi_i = \{ \Phi_i | \min_{k \in \Gamma} \theta_{lk} \leq i \leq \max_{k \in \Gamma} \theta_{rk} \} \quad (15)$$

其中,  $\theta_{lk}$  和  $\theta_{rk}$  为  $k$  障碍点所产生的左边界角和右边界角,  $\Gamma$  为障碍点构成的集合. 在将所有不可通行方向标记出来后, 其余的候选方向便是可通行方向. 图 8 中, 灰色部分为障碍物造成的不可通行区域, 白色部分对应为可通行区域.

经过标记后, 机器人的可选方向可能有多个, 对于目标导向的移动机器人, 需要定义一个代价函数来评价各个可选方向, 以选择最佳方向作为导航方向. 对于可选方向  $f$ , 定义其代价函数为

$$g(f) = \mu_1 \Delta(f, f_g) + \mu_2 \Delta(f, f_r) \quad (16)$$

式中,  $\Delta(f, f_g)$  为待评价的可选方向与目标方向的夹角,  $\Delta(f, f_r)$  为待评价的可选方向与机器人航向的夹角,  $f_g$  为目标方向,  $f_r$  为机器人的航向;  $\mu_1$  和  $\mu_2$  为常数.  $\mu_1$  越大, 表示机器人越以目标为导向;  $\mu_2$  越大, 表示机器人航向角的变化越平滑, 轨迹也越平滑. 计算每一个可选方向的  $g(f)$ , 选取代价最小的方向作为机器人下一时刻的方向. 为了保证机器人朝着目标前进, 式 (16) 中还需满足  $\mu_1 > \mu_2$ . 在本文的试验中, 选取  $\mu_1 = 8$ ,  $\mu_2 = 3$ .

## 5 实验 (Experiment)

### 5.1 实验系统与参数设定

采用自行研制的如图 8 所示的履带式地面移动机器人作为实验平台, 机器人的尺寸 (长×宽×高) 为 72 cm × 48 cm × 23 cm. 吊框的尺寸 (长×宽×高) 为 90 cm × 65 cm × 5 cm, 所检测的目标为宽 53 cm × 高 50 cm 的矩形挡板. 移动机器人的最大直行速度为  $v = 3.5$  m/s, 最大转弯角速度为  $\omega = 1.4$  rad/s. 搭载该小型移动机器人的运载车辆为一辆枭龙越野车改装的智能无人车, 共同组成自主回收系统.

系统使用的 2 维激光雷达型号为 UTM30LX, 安装在移动机器人的中轴线上, 距离机器人前端 30 cm. 2 维激光雷达的最大探测距离为 30 m, 本

文在实验中将有效探测距离设为  $d_m = 10$  m, 其扫描区间从左后方 45° 至右后方 45°, 共 270° 的扇形区域, 相邻扫描点之间角度间隔为 0.25°, 单帧扫描数据共 1081 个扫描点. 因而此时落在挡板上的扫描点数目为  $n_1 = 0.53 / (10 \times \sin 0.25^\circ) \approx 12$ , 当距离最近为 0.48 m 时,  $n_2 \approx 253$ , 故目标检测阶段点的数量限制范围为 [12, 253].



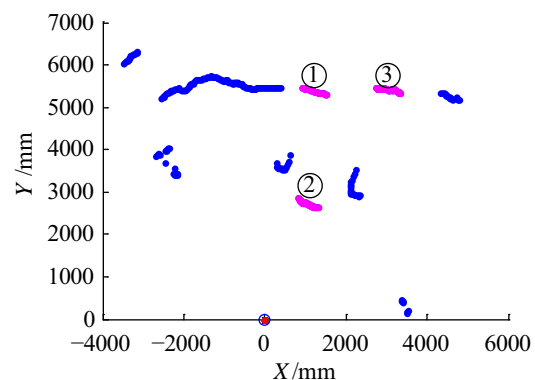
图 9 自主研发试验机器人系统  
Fig.9 The self-developed robot system

移动机器人的运动控制指令频率为 20 Hz, 当移动机器人靠近引导目标时其移动速度降低. 在最小影响层范围之内时, 其速度自动调整为 0.6 m/s, 故运动控制精度为 3 cm, 结合激光雷达的检测精度与回收吊框的尺寸余量, 确保了机器人能够进入回收框.

机器人实验中的其余各项参数, 已分别在对应章节中给出.

### 5.2 实验结果与分析

在实际环境中对本文提出的系统进行验证, 将机器人以各种角度面对吊框与挡板, 即使在辅助目标存在各种遮挡的情况下, 机器人均能有效地检测到并识别出目标挡板. 本文的引导策略也能够在这种自然场景下有效地将机器人引导入吊框之中, 实现自主回收.



(a) 不使用联合定位的检测效果

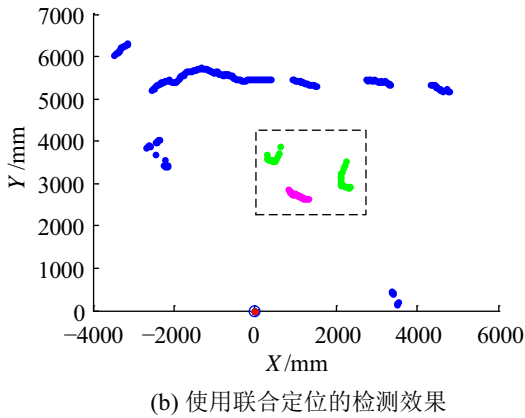


图 10 联合定位的有效性说明

Fig.10 The validity illustration of the joint positioning

实验结果如图 10 和图 11 所示, 每一个雷达数据点标记为蓝色, 检测到的目标被标记为品红色,

用于联合定位的车轮则被标记为绿色. 图中坐标 (0,0) 处对应机器人的 2 维激光雷达中心, 在数据预处理部分, 将超过 2 维激光雷达的有效测距范围的数据剔除.

从图 10 中可以看出, 在存在与目标特征极为接近的障碍物的情况下, 仅仅依靠目标自身的特征信息无法区分其是否为真实的目标, 因而非常容易导致误检. 图 10 中方框标记的①号和③号数据与已知的挡板信息十分接近, ①号数据比②号数据在线性程度方面表现得甚至更像挡板, 因而在目标检测时, 三部分均成为候选目标. 在通过联合定位检测之后, 仅有②号数据能够满足几何结构的约束, 如图 10(b) 所示, ②号数据的两侧成功匹配到辅助目标, 因而便能将①号和③号剔除, 将最终的目标识别出来.

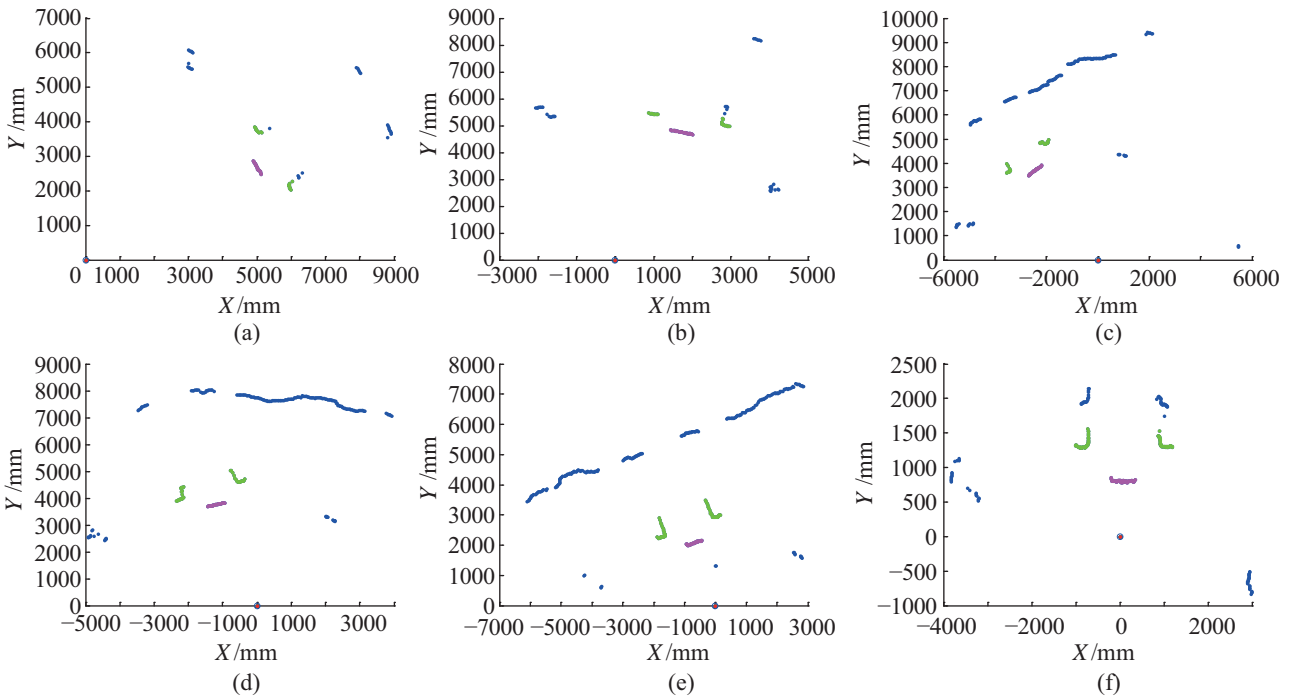


图 11 目标检测的实验结果

Fig.11 The experiment results of target detection

图 11(e) 显示数据中辅助目标较为完整, 而图 11 的其余子图数据中, 辅助目标均存在不同程度的遮挡或变形. 这是由于扫描角度的不同, 使得引导目标和辅助目标的结构存在较大的变化, 尤其是辅助目标会由于遮挡的影响造成较大的变化, 即使是如图 11(f) 所示挡板和车轮与机器人的距离较近, 车轮也有一定程度的变形和遮挡. 根据实验结果可知, 本文提出的算法能够有效地将目标检测出来并适应不同的场景, 从而验证了该算法的有效性和鲁棒性.

### 6 结论 (Conclusion)

本文设计了一种地面移动机器人自主回收方法, 并在野外真实环境中验证了该方法的有效性. 系统采用 2 维激光雷达进行环境感知与末端精确引导, 既能实现引导目标的检测, 又能满足实时避障与导航的需要. 本文的实验代码公布在 Github: <https://github.com/waterljwnt/Automatic-Withdrawal>. 后续将进一步研究充分利用各帧数据的时空关联性对目标检测与导航进行优化.



## 参考文献 (References)

- [1] 李磊, 叶涛, 谭民, 等. 移动机器人技术研究现状与未来[J]. 机器人, 2002, 24(5): 475-480.  
Li L, Ye T, Tan M, et al. Present state and future development of mobile robot technology research[J]. Robot, 2002, 24(5): 475-480.
- [2] 徐国保, 尹怡欣, 周美娟. 智能移动机器人技术现状及展望[J]. 机器人技术与应用, 2007(2): 29-34.  
Xu G B, Yin Y X, Zhou M J. The present situation and future of intelligent mobile robot technologies[J]. Robot Technique and Application, 2007(2): 29-34.
- [3] 杨成宏. 面向智能清扫机器人的路径规划技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2012.  
Yang C H. Research on path planning technology for intelligent cleaning robots[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2012.
- [4] 郝宗波, 洪炳镕. 室内环境下移动机器人自主充电研究[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2005, 37(7): 885-887.  
Hao Z B, Hong B R. Research on auto-recharging for mobile robot in indoor environment[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2005, 37(7): 885-887.
- [5] Hofner C, Schmidt G. Path planning and guidance techniques for an autonomous mobile cleaning robot[J]. Robotics and Autonomous Systems, 1995, 14(2/3): 199-212.
- [6] 肖潇. 未知环境下移动机器人自主搜索技术研究[D]. 天津: 南开大学, 2006.  
Xiao X. Autonomous search technology for mobile robots under unknown environment[D]. Tianjin: Nankai University, 2006.
- [7] 张志广. 基于坦克式移动机器人定位和路径规划技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2005.  
Zhang Z G. Studies on technology of localization and path planning based on tank mobile robots[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2005.
- [8] Li W, Wu H, Chen Y, et al. Autonomous navigation experiment for mobile robot based on IHDR algorithm[C]//IEEE International Conference on Cyber Technology. Piscataway, USA: IEEE, 2015: 572-576.
- [9] 欧青立, 何克忠. 室外智能移动机器人的发展及其关键技术研究[J]. 机器人, 2000, 22(6): 519-526.  
Ou Q L, He K Z. Research on key techniques and development of outdoor intelligent autonomous mobile robot[J]. Robot, 2000, 22(6): 519-526.
- [10] 庄秀华. 基于单线激光雷达的障碍物检测与跟踪研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2014.  
Zhuang X H. Research on obstacle detection and tracking based on the single laser radar[D]. Changsha: Hunan University, 2014.
- [11] 王洪涛. 基于北斗卫星导航系统的移动机器人定位技术及应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2014.  
Wang H T. Based on BeiDou satellite navigation system of mobile robot localization technology and application[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2014.
- [12] 肖辰彬. GPS/BD-DR 组合导航系统优化设计与实现[D]. 成都: 西南交通大学, 2014.  
Xiao C B. Optimized design & implementation of GPS/BD-DR integrated navigation system[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2014.
- [13] 郑平方, 常青, 张其善, 等. 车载 GPS/DR 组合导航系统的研究[J]. 北京航空航天大学学报, 1999, 25(5): 513-516.  
Zheng P F, Chang Q, Zhang Q S, et al. Study of GPS/DR integrated navigation system for vehicle[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 1999, 25(5): 513-516.
- [14] 孟祥荔. 基于 GPS 定位的移动机器人导航系统的研究[D]. 天津: 天津理工大学, 2007.  
Meng X L. Research on navigation system of mobile robot based on GPS positioning[D]. Tianjin: Tianjin University of Technology, 2007.
- [15] 于金霞, 蔡自兴, 段琢华. 基于激光雷达的移动机器人运动目标检测与跟踪[J]. 电子器件, 2007, 30(6): 327-332.  
Yu J X, Cai Z X, Duan Z H. Detection and tracking of moving object with a mobile robot using laser scanner[J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2007, 30(6): 327-332.
- [16] Gong Y H. Spectrally regularized surfaces[D]. Zurich, Switzerland: Eidgenossische Technische Hochschule Zurich, 2015.
- [17] Yang Y, He H, Xu G. Adaptively robust filtering for kinematic geodetic positioning[J]. Journal of Geodesy, 2001, 75(2): 109-116.
- [18] 王雨晨. 移动机器人运动目标检测与跟踪[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2015.  
Wang Y C. Detection and tracking of moving object with a mobile robot[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2015.
- [19] Rodriguez A, Laio A. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. Science, 2014, 344(6191): 1492-1496.
- [20] 蔡自兴, 郑敏捷, 邹小兵. 基于激光雷达的移动机器人实时避障策略[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2006, 37(2): 324-329.  
Cai Z X, Zheng M J, Zou X B. Real-time obstacle avoidance for mobile robots strategy based on laser radar[J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2006, 37(2): 324-329.
- [21] 郑敏捷, 蔡自兴, 于金霞. 一种动态环境下的移动机器人避障策略[J]. 高技术通讯, 2006, 16(8): 813-819.  
Zheng M J, Cai Z X, Yu J X. An obstacle avoidance strategy of mobile robots under dynamic environments[J]. Chinese High Technology Letters, 2006, 16(8): 813-819.
- [22] Zhang D L, Wu H Y, Chen Y, et al. Escaping from obstacle zone for mobile robot based on maximum distance priority mechanism[C]//Chinese Automation Congress. Piscataway, USA: IEEE, 2015: 336-341.

## 作者简介:

- 李捷 (1988-), 男, 博士生. 研究领域: 智能机器人环境理解, 计算机视觉, RGB-D 图像显著性分析.
- 袁夏 (1981-), 男, 博士, 副教授. 研究领域: 地面智能机器人环境理解与自主导航技术, 3 维彩色点云数据分析, RGB-D 图像显著性分析.
- 赵春霞 (1964-), 女, 教授, 博士生导师. 研究领域: 智能机器人与智能检测系统, 计算机视觉, 环境理解与建模, 智能交通管理.