

# 基于动态自适应滤波的移动机器人障碍检测\*

于金霞<sup>1,2</sup> 蔡自兴<sup>1</sup> 邹小兵<sup>1</sup> 段琢华<sup>1</sup>

1. 中南大学信息科学与工程学院, 长沙 410083; 2. 河南理工大学计算机科学与技术学院, 焦作 454003

**摘要** 设计并实现了一个移动机器人感知系统, 将二维激光雷达固定在一个精密电控转台上, 通过转台水平与俯仰角度的转动感知环境. 为了检测障碍, 依据该系统的环境感知信息建立了高度图. 针对系统误差与传感器噪声干扰提出一种动态自适应滤波器, 通过激光测距数据时空关联性的分析进行实时动态地滤波. 此外, 采用 Gauss 分布的平滑滤波器减少扫描间隙. 在导航过程中, 通过对高度图进行地形平坦性分析判断可行区域与障碍区域以实现避障. 实验表明基于动态自适应滤波的障碍检测方法是有效的, 可以为非结构化环境下移动机器人导航中路径规划、自定位提供支持.

**关键词** 移动机器人 障碍检测 感知系统 高度图 动态自适应滤波

智能移动机器人是一类能够通过传感器感知环境和自身状态, 实现有障碍的环境中面向目标的自主导航, 从而完成一定作业功能的机器人系统<sup>[1]</sup>. 非结构化环境下自主导航要求移动机器人能够对环境建模并进行分析, 而障碍检测是其中的一个关键问题.

在障碍检测中, 通常采用立体视觉、激光测距系统等环境感知传感器<sup>[2,3]</sup>. 立体视觉在进行障碍检测中, 易受到光照、分辨率、焦距调节、关注点选择等多种因素的影响, 计算复杂、信息失真严重<sup>[4]</sup>. 而激光测距系统能够有效解决视觉技术在获得深度信息的难题<sup>[5]</sup>. 激光测距系统包括单点的测距传感器、平面上进行线扫描的二维激光雷达<sup>[6]</sup>以及能够对一个区域进行扫描的三维激光雷达<sup>[7]</sup>. 三维激光雷达无疑是非结构化环境下障碍检测的最好选择, 然而, 三维激光雷达系统还很昂贵不适应于一般移动机器人的应用. 一种可供选择的方法是在移动机器人的前部固定一个二维激光雷达, 通过向前和向下运动来实现障碍检测<sup>[8]</sup>.

基于 SICK 公司生产的二维激光测量系统 LMS291, 设计并实现了一个移动机器人环境感知系统. LMS291 固定在一个高精度转动云台进行障碍检

测, 通过传感器转台俯仰与水平的转动实现灵活的非结构环境感知. 在移动机器人静止时, 通过传感器转台俯仰与水平的转动实现环境的扫描; 当移动机器人前进运动时, 激光雷达通过俯视检测地形, 建立高度图分析障碍. 针对系统误差与激光雷达噪声干扰, 为实时扫描数据设计了动态自适应滤波器, 实现了可靠的障碍检测. 此外, 采用 Gauss 分布的平滑滤波器减少扫描间隙. 在移动机器人导航过程中, 通过地形平坦性分析判断可行区域与障碍区域以实现避障. 实验表明基于动态自适应滤波的障碍检测方法是有效的, 该方法可以为复杂非结构化环境下移动机器人导航中路径规划、自定位提供支持.

## 1 感知系统设计

### 1.1 系统结构

感知系统主要由二维激光雷达与高精密的电控转台组成, 通过转台水平与俯仰角度的精确转动, 从而可以实现非结构环境的检测. 电控转台作为机器人的“头部”, 可以实现水平方向 $\pm 150^\circ$ 、俯仰方向 $-50^\circ$ 至 $+15^\circ$ 的扫描运动. 对“头部”的控制与机器人车体的运动控制相分离, 从而具有更大的灵活性. 转台由

2005-06-22 收稿, 2005-11-22 收修改稿

\* 国家自然科学基金资助项目(批准号: 60234030)

E-mail: melissa2002@163.com

24VDC 的步进电机驱动, 步进电机的步距角为  $1.8^\circ$ . 运动控制由 PCL839 步进电机控制卡进行控制, 驱动器采用 10 倍细分方式. 转台的机械减速比为 180 : 1, 即电机旋转 180 周, 转台旋转 1 周; 一个驱动脉冲产生  $0.18^\circ$  的电机旋转, 即转台旋转  $0.001^\circ$ . 因此从电气控制角度上保障了转台位置的精度. 实际上, 由于存在机械传动间隙, 转台所能达到的重复定位精度为  $0.01^\circ$ , 最大负载为 10 kg, 最大旋转速度为  $25^\circ/\text{s}$  (空载). 激光雷达及其安装部件的重量约为 6 kg, 在实际应用中, 水平转台的最大速度限制在  $16^\circ/\text{s}$ , 俯仰转动的最大速度限制在  $8^\circ/\text{s}$ .

在机器人控制系统中, 采用集成工控机来实现分布控制, 可以安装 4 套独立的工控机 (industrial personal computer, IPC) 系统. 机器人配置了 3 个 IPC 系统, 分别实现车体的运动控制 (IPC0)、视觉信息处理 (IPC2) 和激光雷达的信息处理与传感器转台的控制 (IPC1). IPC1 的系统结构如图 1 所示. 作为环境信息处理系统, IPC1 也能够判断移动机器人前方的自由区域与障碍区域来分析地形, 并且建立局部环境的高度图. 为了分析障碍, 在移动机器人静止时, 通过传感器转台俯仰与水平的转动感知环境; 当移动机器人前进运动时, 激光雷达通过俯视图扫描前方的区域.

扫描获得 361 个测量数据, 厘米数据模式下最大测量范围为 81.92 m. 每个测量数据为 2 个字节, 包含起始码与校验码的数据包长度为 732 个字节; 在以 500 kb 的通讯速率下, 传输延迟时间约为 13.3 ms, 激光雷达的扫描时间为 26.67 ms, 因此采用 40 ms 的监控周期启动激光雷达的线扫描, 并对数据进行处理.

### 1.2 高度图建立

依据移动机器人的机械结构, 通过二个步骤实现激光雷达测量信息的障碍表示.

第一步: 假设车体不动, 将测量信息映射到以机器人作为参考中心, 车体平面为参考平面的机器人坐标系  $O_r$  中 (见图 2). 设传感器转台的激光雷达扫描圆心处的扫描面坐标系为  $O_2$ , 云台面绕坐标系  $O_1$  的  $y_1$  轴做俯仰角为  $\gamma_p$  的转动; 云台的水平转动等效为围绕机器人参考平面的运动中心坐标系  $O_r$  绕  $z_r$  轴的转动, 设转动角度为  $\gamma_h$ .  $O_1$  在  $O_r$  中沿  $z_r$  轴平移  $d_0$ ;  $O_2$  在  $O_1$  中沿  $z_1$  轴平移  $d_1$ , 沿  $x_1$  轴平移  $d_2$ .

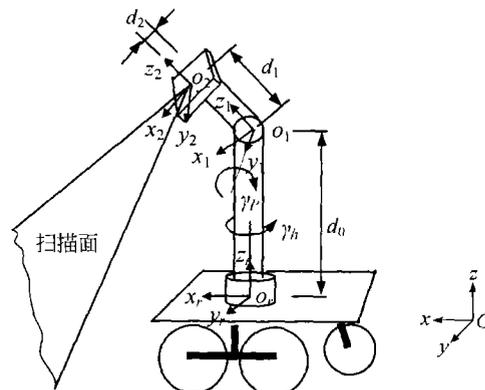


图 2 激光测距系统到机器人坐标系的坐标变换

激光雷达的扫描面为  $x_2 - y_2$  上以  $O_2$  为圆心  $-90^\circ - +90^\circ$  范围的辐射扇面. 测量数据表示为扫描扇面上的极坐标测量值  $(\rho_{i,j}, \lambda_{i,j})$ ,  $\rho_{i,j}$  为测量距离,  $\lambda_{i,j}$  为极角 (以  $x_2$  为极轴). 下标  $i$  表示激光测距数据包组的采样时刻, 在时刻  $i$ , 激光雷达传送一次扫描的数据包, 其中包含了 361 个测量数据. 下标  $j$  代表了一个数据包中测量点的编号. 对于  $x_2 - y_2$  扫描面上的测量值  $(\rho_{i,j}, \lambda_{i,j})$  依据以下公式转化为坐标系  $x_2 - y_2 - z_2$  上的向量 [9].

$$u |_{O_2} = (\rho_{i,j} \cos \lambda_{i,j}, \rho_{i,j} \sin \lambda_{i,j}, 0, 1)^T, \quad (1)$$

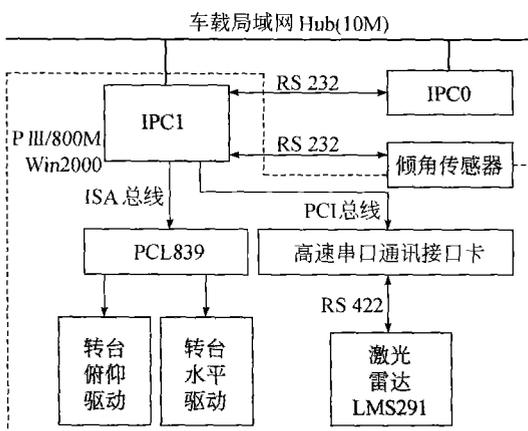


图 1 感知系统结构

IPC1 配置了一块 PCI 插槽的高速串行通讯接口卡, 与激光雷达 (LMS291) 通过 RS422 接口在 500 kb 通讯速率下; 一块基于 ISA 插槽的 PCL839 对传感器转台的水平转动与俯仰转动的步进电机控制. 该感知系统中, 激光雷达在采用  $180^\circ/0.5^\circ$  每次

在时刻  $i$  传感器转台的状态为:  $\{\gamma_p, \gamma_h\}$ . 将坐标系  $x_2 - y_2 - z_2$  上的向量  $u |_{O_2}$  转换为机器人坐标系  $O_r$  的地形高度. 以下式中  $\text{Trans}(\cdot)$  表示坐标平移变换,  $\text{Rot}(\cdot)$  表示围绕某坐标轴进行旋转变换, 在变换矩阵中  $s$  表示求正弦函数  $\sin(\cdot)$ ,  $c$  表示求余弦函数  $\cos(\cdot)$  [9].

$$u |_{O_r} = {}^O_2 T_r \cdot u |_{O_2}, \quad (2)$$

式中

$${}^O_2 T_r = \text{Trans}(0, 0, d_0) \text{Rot}(z_r, \gamma_h) \text{Rot}(y_1, \gamma_p) \cdot \text{Trans}(d_2, 0, d_1) = \begin{bmatrix} c\gamma_p c\gamma_h & -s\gamma_h & s\gamma_p c\gamma_h & d_2 c\gamma_p c\gamma_h + d_1 s\gamma_p c\gamma_h \\ c\gamma_p s\gamma_h & c\gamma_h & s\gamma_p s\gamma_h & d_2 c\gamma_p s\gamma_h + d_1 s\gamma_p s\gamma_h \\ -s\gamma_p & 0 & c\gamma_p & -d_2 s\gamma_p + d_1 c\gamma_p + d_0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

将扫描数据映射到机器人坐标系的结果为

$$\begin{cases} x_{r|i,j} = \rho_{i,j}(c\lambda_{i,j}c\gamma_p c\gamma_h - s\lambda_{i,j}s\gamma_h) + d_2 c\gamma_p c\gamma_h + d_1 s\gamma_p c\gamma_h \\ y_{r|i,j} = \rho_{i,j}(c\lambda_{i,j}c\gamma_p s\gamma_h + s\lambda_{i,j}c\gamma_h) + d_2 c\gamma_p s\gamma_h + d_1 s\gamma_p s\gamma_h \\ z_{r|i,j} = -\rho_{i,j}c\lambda_{i,j}s\gamma_p - d_2 s\gamma_p + d_1 c\gamma_p + d_0. \end{cases} \quad (3)$$

分析高度方向的测量误差

$$\begin{aligned} \Delta z_{r|i,j} &= \frac{\partial z_{r|i,j}}{\partial \rho_{i,j}} \Delta \rho_{i,j} + \frac{\partial z_{r|i,j}}{\partial \lambda_{i,j}} \Delta \lambda_{i,j} + \frac{\partial z_{r|i,j}}{\partial \gamma_p} \Delta \gamma_p \\ &= -c\lambda_{i,j}s\gamma_p \Delta \rho_{i,j} - \rho_{i,j}s\gamma_p s\lambda_{i,j} \Delta \lambda_{i,j} - (\rho_{i,j}c\gamma_{i,j}c\gamma_p + d_2 c\gamma_p + d_1 s\gamma_p) \Delta \gamma_p. \end{aligned} \quad (4)$$

式中  $\Delta \rho_{i,j}$ ,  $\Delta \lambda_{i,j}$ ,  $\Delta \gamma_p$  可以通过实验获得,  $d_1$  为 2.5 cm,  $d_2$  为 7.5 cm.

在  $\gamma_p = -45^\circ$  时, 可以依据公式(4)估计出高度误差的值  $|\Delta z_{r|i,j}| \leq 2.2$  cm. 我们假定移动机器人的越障能力为 10 cm, 为了保证运行的安全性, 机器人必须能够分辨出高度在 5 cm 左右的地形变化. 因此, 该系统能够满足对地面高度区分度为 5 cm 的性能要求.

第二步, 考虑移动机器人的坐标变换, 把测量信息从机器人坐标系映射到全局坐标系中(见图 3). 这种情形下, 移动机器人的姿态可以用机器人平台

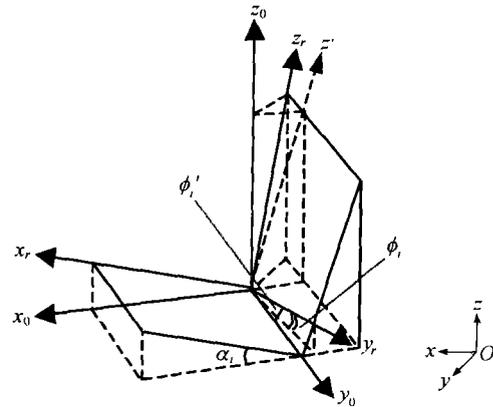


图3 机器人坐标系到全局坐标系的坐标变换

参考中心的状态  $(x_i, y_i, z_i, \theta_i, \alpha_i, \phi_i)$  来表示, 其中  $\theta_i$  表示机器人的航向角,  $\alpha_i$  表示机器人的俯仰角,  $\phi_i$  表示机器人的横滚角. 机器人的航向角由光纤陀螺输出, 俯仰角与横滚角由机器人平台上的倾角传感器输出, 俯仰角与横滚角是机器人平台面与参考水平面的夹角. 进一步将测量点映射到世界参考坐标系中, 采用如下的等效坐标转换方式: 首先机器人坐标平移到  $(x_i, y_i, z_i)$ , 围绕新坐标系的  $z$  轴方向旋转  $\theta_i$  (航向角), 围绕新坐标系的  $y$  轴方向旋转  $\alpha_i$  (俯仰角), 围绕新坐标系的  $x$  轴旋转到  $\phi'_i$  (横滚方向). 从机器人参考平面映射到全局坐标,

$$u |_O = {}^O_r T \cdot u |_{O_r}. \quad (5)$$

式中

$${}^O_r T = \text{Trans}(x_i, y_i, z_i) \text{Rot}(z_{\text{new}}, \theta_i) \text{Rot}(y_{\text{new}}, -\alpha_i) \cdot \text{Rot}(x'_i, \phi'_i) = \begin{bmatrix} c\theta_i c\alpha_i & -c\theta_i s\alpha_i s\phi'_i - s\theta_i c\phi'_i & -c\theta_i s\alpha_i c\phi'_i + s\theta_i s\phi'_i & x_i \\ s\theta_i c\alpha_i & -s\theta_i s\alpha_i s\phi'_i + c\theta_i c\phi'_i & -s\theta_i s\alpha_i c\phi'_i - c\theta_i s\phi'_i & y_i \\ s\alpha_i & c\alpha_i s\phi'_i & c\alpha_i c\phi'_i & z_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

由于定义机器人平台抬起方向为俯仰角正方向, 与右手规则定义的旋转方向相反, 因此旋转变化中的角度取  $-\alpha_i$ .  $\phi'_i$  是考虑了俯仰角补偿后的横滚转动, 该变化可见图 3, 变换的公式表示为

$$\phi'_i = \arcsin \frac{\sin \phi_i}{\cos \alpha_i}. \quad (6)$$

应用二维数组  $A_{[m][n]}$  来记录平面上的环境高度信息, 数组的数值就代表了曲面与基准面的相对高度,  $m, n$  代表了投影平面上相应的栅格坐标, 在水平面上采用 3 cm 解析度的栅格, 在高度方向上采用 2 cm 的解析度, 则

$$\begin{cases} m = (\text{int}) \frac{x_{o1,i,j}}{3} \\ n = (\text{int}) \frac{y_{o1,i,j}}{3} \\ A_{[m][n]} = (\text{int}) \frac{z_{o1,i,j}}{2} \end{cases} \quad (7)$$

## 2 误差分析与滤波器设计

### 2.1 误差分析

基于激光测距信息转换的障碍检测中, 主要存在以下缺陷:

#### (1) 通讯干扰

LMS291 与计算机系统之间的通讯, 可能存在乱码. 发生乱码的概率因系统硬件和通讯环境不同而有所不同. 该系统中 LMS291 与计算机通讯数据包发生乱码的概率达到 0.9%. 在通讯中完全避免通讯的干扰是不可能的, 但必须能够识别因通讯而产生的干扰噪声, 避免进入到环境建模环节中去. 为了检测通讯的故障, LMS291 内嵌了 CRC(cyclic redundancy check)校验码来识别错误的数据包.

#### (2) 环境干扰噪声

在环境的光线或阳光中可能存在一定的与激光雷达相近的频率成分, 从而产生干扰. 环境干扰噪声的特点为随机性与离散性. 在环境地形高度图中, 常常表现为脉冲噪声形态.

#### (3) 混合像素干扰

激光雷达采用飞行时间测距, 发射的光束被反射后接受. 为了克服干扰, 激光雷达的电路设计为只接受一个波长的反射光. 从而可以克服大部分的光束折射、多次反射造成的误差. 但是, 当物体边缘距离背景物体的距离在光束的一个波长以内, 如果激光雷达发射的光束恰好作用于障碍边缘与背景物上, 造成该方向的测量数据发生了随机干扰误差, 这称之为混合像素干扰. 通过实验发现混合像素干扰极其显著. 在混合像素产生的极角方向上的

数据, 测量值呈现较大的散差分布.

#### (4) 数据包丢失

当测量范围超出, 或是反射率太小或是由于较大的人射角, 会造成数据丢失, 呈现出测量值无限远(大于等于 8192).

#### (5) 遮挡区域

由于障碍物的遮挡, 存在激光雷达扫描的盲区, 盲区的环境难以表示. 在这里我们假定盲区的高度值相对于机器人的轮胎着地面为 0 高度的数值.

#### (6) 扫描间隙

由于激光雷达的扫描线存在间隙(目前采用的  $0.5^\circ$  解析度. 当探测距离较远时, 可能存在一些未扫描到的空间区域; 当机器人以一定速度前进、转动时, 激光雷达以一定的频率扫描环境, 也会产生一定的扫描间隙. 我们假定这些未扫描到的区域的高度值相对于机器人的轮胎着地面为 0 高度的数值. 这样, 有可能在物体表面图形中呈现出内陷的缺损.

### 2.2 动态自适应滤波器设计

激光雷达系统得到的环境高度信息的滤波、平滑, 在一定程度上类似于一个灰度图像的处理. 常用的图像处理滤波器能够应用于高度图形的处理过程中, 但是, 传统的图形处理技巧如: 平滑滤波、Gauss 滤波、中值滤波器有一定的缺陷. 大多数传统的图像滤波器是无条件地应用于全部图像上, 因此可能使图像模糊. 文献 [10] 中采用了置信度辅助空间滤波(certainty assisted spatial filter, CAS)方法, CAS 方法与其他图形处理方法一样, 是针对高度图的离线处理方式, 并不能对导航过程中出现的干扰进行实时的滤波处理. 此外, CAS 方法对混合像素干扰的滤波效果有限. 在实时导航中, 由于上述干扰因素的影响, 为了满足移动机器人的导航要求, 需要进行动态在线的滤波.

通过对移动机器人动态运行过程采集的数据分析表明, 激光雷达的测量值表现为在每个极坐标测量角度方向上, 相邻时刻的测量值具有相关性. 同时, 在同一组测量的相邻扫描角度上的测量值也存在较大相关性. 因此在实时导航中, 本文采用动态自适应滤波(dynamic adaptive filter, DAF)方法消除障碍检测中的噪声干扰. 针对测量值  $(\rho_{i,j}, \lambda_{i,j})$ ,

建立如下的数据分析窗口：

$$\begin{aligned} & \rho_{i-1,j-1}, \rho_{i-1,j}, \rho_{i-1,j+1} \\ & \rho_{i,j-1}, \rho_{i,j}, \rho_{i,j+1} \\ & \rho_{i+1,j-1}, \rho_{i+1,j}, \rho_{i+1,j+1}, \end{aligned} \quad (8)$$

式中  $i$  表示激光测距数据包组的采样时刻； $j$  表示一个数据包中测量点的编号。激光雷达的旋转镜面以 75 Hz 的频率旋转，每次扫描时间 13.3 ms，扫描的角度间隔  $1^\circ$ ；采用  $0.5^\circ$  分辨率模式时，通过二次扫描获得相差  $0.5^\circ$  的角度解析度。因此上述 9 个测量值具有时间与空间上最大的相关性。在数据窗口中根据公式(9)计算出  $\rho_{i,j}$  与邻近测量值之差  $\Delta\rho_{\min}$ 。

$$\Delta\rho_{\min} = \min\{|\rho_{t+i,s+j} - \rho_{i,j}|\}, \quad (9)$$

$$t, s = -1, 0, 1 \& t \neq 0, s = 0 \& t = 0, s \neq 0\}.$$

在静态环境且机器人处于静止状态时，可以用针对不同距离范围下的标准差来估计  $\Delta\rho_{\min}$  的合理性。在动态环境或机器人自身处于运动状态时，则需要考虑到机器人的运动速度以及目标的运动速度。在动态环境下测量值的可接受邻近差值的阈值设定为

$$\delta(\rho, v) = \sigma(\rho) + \frac{1}{25}(|v_{\text{goal}}| + |v_{\text{robot}}|) \text{ (cm)}, \quad (10)$$

式中  $\sigma(\rho)$  可以依据环境状况及机器人运动状态利用不同距离范围下的标准差来估计。

如果  $\Delta\rho_{\min} > \delta(\rho, v)$ ，则测量值  $\rho_{i,j}$  就被当作测量噪声而不进入动态环境知识库中进行高度图的计算与障碍评估。在环境中的动态目标，主要针对步行状态的行人，估计速度小于 100 cm/s；当机器人以 25 cm/s 速度行进，测量值  $\rho_{i,j} = 400$  cm 时， $\delta(\rho, v) = 3 + \frac{1}{25}(|100| + |25|) = 8$  cm。

为了实现 DAF 处理过程，当前时刻的测量值先被置于缓存器中，必须要等下一时刻的测量数据接受后，才能对时刻  $n=i-1, i, i+1$  的数据进行判别。这意味着在环境数据更新上将出现一个周期(40 ms)的延迟。对于运动速度并不太高的移动机器人来说，不会对机器人的行为造成很大影响。采用 DAF 能够有效地在将数据转换为高度信息前滤除干扰噪声。

(1) 机器人静态时针对固定目标测距数据分析  
在此应用 DAF 对图 4(a) 包含混合像素干扰的数据进行处理。当在静止状态下，对静止目标进行测距时， $v_{\text{good}} = 0, v_{\text{robot}} = 0$ ，此时  $\delta(\rho, v) = 1$  cm。运用 DAF 对测量数据进行滤波后，对于  $\lambda = 2.0^\circ$  方向混合像素干扰滤波效果非常显著，可以滤除 98% 的混合像素干扰，见图 4(b)。

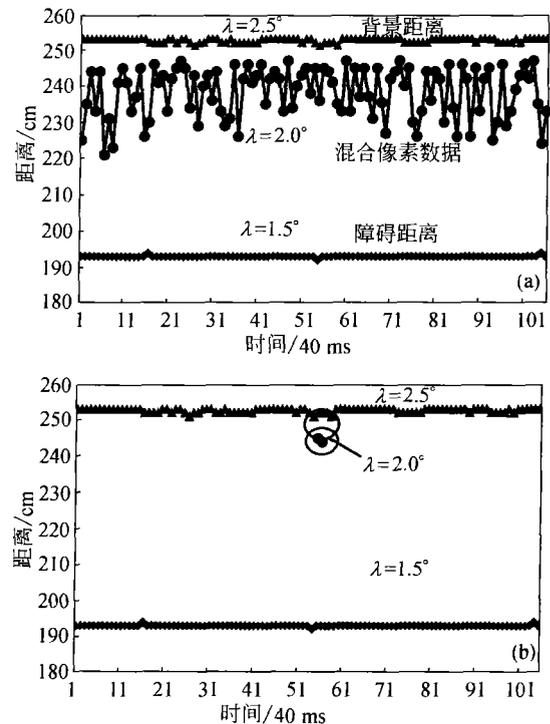


图 4 用于静态时的 DAF 滤波

(a) 混合像素干扰时的测距数据；(b) DAF 滤波后的数据分布

(2) 云台转动时测距数据分析

当云台处于转动运动时，记录下这一过程的测距数据，并应用 DAF 进行处理。此时取  $\delta(\rho, v) = 3$  cm；经过滤波后，一些离散数据被滤除，见图 5。

### 2.3 高度图的平滑滤波

此外，针对扫描间隙引起的物体表面问题，采用 Gauss 分布的平滑滤波器，进行邻近网络的加权平滑滤波处理，并对缺损的栅格信息进行插补。

$$A'_{[m][n]} = \frac{\sum_{i=-R}^{i=R} \sum_{j=-R}^{j=R} A_{[i+m][j+n]} e^{-k(i^2+j^2)}}{\sum_{i=-R}^{i=R} \sum_{j=-R}^{j=R} e^{-k(i^2+j^2)}}, \quad (11)$$

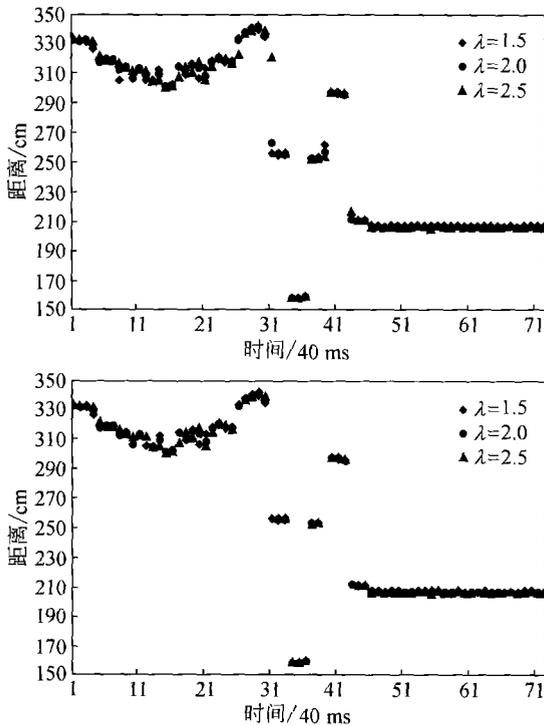


图5 云台转动时的DAF滤波

(a) DAF滤波前的数据分布; (b) DAF滤波后的数据分布

式中  $k > 0$ ,  $R > 0$ ,  $R$  是进行平滑滤波的邻近区域范围,  $k$  则是平滑因子, 当  $k$  的值减小, 平滑效果就增强. 平滑滤波对物体的边缘会产生模糊、钝化的效果, 因此采用的阶次不宜过多, 在应用中取  $R = 1$ ,  $k = 1$ .

### 3 地形分析与障碍检测实验

#### 3.1 地形分析

在非结构化的环境, 需要通过高度图信息进行地形平坦性分析. 非结构化环境下机器人以一个俯视角度的地面前方, 在机器人移动过程中, 前方的地形被检测并转化为高度图信息. 可以用(12)与(13)式进行地形平坦性分析, 分割出可行进区域与障碍区域.

$$g_{[m][n]} \approx \max\{|A_{[m][n]} - A_{[m+j][n+j]}|, i, j = -1, 0, 1\}, \quad (12)$$

式中  $g_{[m][n]}$  代表平面坐标  $m, n$  上相应的地形高度变化梯度的模. 对一个  $3 \times 3$  的栅格区域进行分析,

并取邻近高度差最大变化值作为近似的梯度模值.

运用(13)式对环境的可行进区域与障碍区域进行估计, 在实验中取高度变化的阈值为 2 (相应于实际环境中 4 cm 的变化). 由于机器人云台处于俯视状态时, 在非结构化的环境里, 机器人只能观测到一条扫描线, 因此机器人的行为必须依赖一个累积信息的环境地图  $map_{[m][n]} \cdot map_{[m][n]}$  的值为 -1 时表示未知区域, 为 0 时表示自由栅格, 大于等于 1 表示障碍栅格.

$$map_{[m][n]} = \begin{cases} map_{[m][n]} + 2, & \text{if } g_{[m][n]} > 2 \\ 0, & \text{if } g_{[m][n]} \leq 2. \end{cases} \quad (13)$$

当判断为障碍栅格时,  $map_{[m][n]}$  的数值增加 1, 数值越大表明该位置为障碍的可能性越高, “记忆”也就越深刻而持久,  $map_{[m][n]}$  的最大值限制为 9. 实际上, 环境可能是动态变化的, 而且由于机器人定位也可能存在误差, 因此需要对记忆中的障碍信息进行更新. 在此采用定期的“遗忘”操作来更新记忆信息, 即每 10 s 对地图中以机器人为中心的周围  $300 \times 300$  区域进行一次减 1 操作.

#### 3.2 障碍检测实验

基于动态自适应滤波的障碍检测方法已经成功地应用于我们设计的移动机器人 MORCS-1 上(图 6(a)). 由于机器人感知系统能够实现俯仰与水平的二维运动, 因此不仅能够应用于障碍物高于传感器平面的结构化环境, 同时也可以应用于存在多种形态障碍物的环境.

感知系统在移动机器人自身静止的情况下, 通过头部的灵活运动, 可以实现对机器人周围环境的全面观测. 也可以在行进过程中, 通过对运行前方地面的俯视来累计测量信息, 实现地形高度检测与分析. 在图 6 的实验中, 移动机器人的运行环境中散布着各类高度不一的障碍物, 当移动机器人在运行中, 激光雷达以一定的角度 ( $-45^\circ$ ) 对路面进行观测, 通过机器人的运动实现对地面环境的扫描, 不断积累扫描的数据. 采用 Visual C++ 设计实现了感知系统的处理软件, 并设计了能够显示  $100 \times 100$  栅格的局部障碍. 图 6(b) 中环境水平面上的栅格解

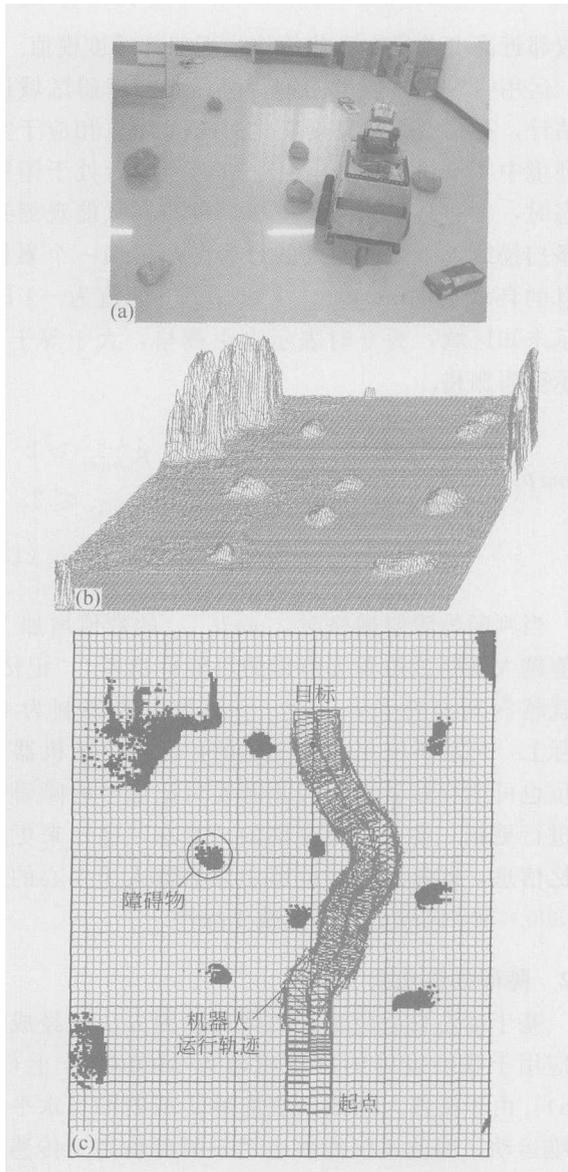


图6 障碍检测与地形分析

(a) 运动过程中的障碍检测; (b) 经过滤波的高度图;

(c) 基于地形分析的避障

析度为  $3 \times 3$  (cm), 高度上的分辨率设为 2 (cm). 图 6(c) 是根据环境地形高度图进行地形变化梯度分析后分割出的可行区域与障碍区域, 从而引导机器人避障. 实验中, 机器人的运行速度范围为 20—35 cm/s.

#### 4 结论

本文设计并实现了一个移动机器人环境感知系统, 它使用激光雷达 LMS291 测量非结构化环境的

高度信息. 移动机器人应用感知平台体现在两个方面: 一是当机器人静止的情况下, 通过感知平台的运动实现对环境的观测, 确定最优的行动方案, 从而减少盲目的行为; 二是当机器人运动时, 激光雷达以一定的角度扫描环境, 通过地形分析来确定运动前方的障碍区域与可行区域.

同时, 设计了动态自适应滤波器消除脉冲与混合像素干扰. 此外, 采用 Gauss 分布的平滑滤波器减少物体表面图形扫描间隙的缺陷. 基于动态自适应滤波的障碍检测方法具有较好的灵活性, 能够实现非结构环境下可靠的障碍检测与分析, 从而可以为非结构环境下移动机器人导航中路径规划、自定位提供支持.

#### 参 考 文 献

- 1 蔡自兴, 贺汉根, 陈虹. 未知环境中移动机器人导航控制研究的若干问题. 控制与决策, 2002, 17(4): 385—390, 464
- 2 Taylor C J, Kriegman D J. Vision-based motion planning and exploration algorithms for mobile robots. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1998, 14(3): 417—426
- 3 杨明, 王宏, 何克忠, 等. 基于激光雷达的移动机器人环境建模与避障. 清华大学学报(自然科学版), 2002, 40(7): 112—116
- 4 Robin R M 著, 杜军平, 吴立成, 胡金春译. 人工智能机器人学导论. 北京: 电子工业出版社, 2004, 129—149
- 5 Langer D, Mettenleiter M, Hartl F, et al. Imaging lidar for 3-D surveying and CAD modeling of real-world environments. International Journal of Robotics Research, 2000, 19(11): 1075—1088
- 6 Jensfelt P, Christensen H I. Pose Tracking using laser scanning and minimalistic environmental models. IEEE Transaction on Robotics and Automation, 2001, 17(2): 138—147
- 7 Vandapel N, Huber D F, Kapuria A, et al. Natural terrain classification using 3-D lidar data. Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'04). New Orleans, LA, USA, 2004, 5117—5122
- 8 Ye C, Borenstein J. Characterization of a 2-D laser scanner for mobile robot obstacle negotiation. Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'02), Washington DC, USA, 2002, 2512—2518
- 9 蔡自兴. 机器人学. 北京: 清华大学出版社, 2000, 29—42
- 10 Ye C, Borenstein J. A novel filter for terrain mapping with laser rangefinders. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2004, 20(5): 913—923