

应用二维激光雷达的地形识别系统设计

张 燕^{1,2}, 赵会民¹, 刘作军^{1,2}, 杨 鹏^{1,2}

(1. 河北工业大学 控制科学与工程学院, 天津 300130;
2. 智能康复装置与检测技术教育部工程研究中心, 天津 300130)

摘 要: 动力型下肢假肢的主要功能是帮助截肢患者实现独立自如的行走, 为了使假肢能够配合用户的运动, 需要对用户的运动意图进行识别。通过提前获知用户前方环境信息, 将其作为运动意图识别的先验知识, 可以提高运动意图的识别精度。为了给动力型下肢假肢提供前方环境信息, 设计了一种可穿戴的地形识别系统。首先通过安装在人体腰部的二维激光雷达收集前方地形数据, 然后利用凝聚分层聚类算法对采集的数据进行线性特征提取, 最后利用有限状态自动机对前方地形进行识别。实验中, 对平地过渡到上/下斜坡、上/下楼梯四种地形进行了测试。结果表明, 该系统不仅对四种地形的识别精度达到了 95.8%, 还可以计算出传统的运动意图识别方法无法得到的地形参数信息, 包括斜坡的坡度、楼梯的阶数和台阶的高度与宽度。这证明了将该系统应用于动力型下肢假肢的有效性和可行性。

关键词: 动力型下肢假肢; 二维激光雷达; 凝聚分层聚类; 线性特征提取; 有限状态自动机
中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201847.0830002

Design of terrain recognition system using 2D lidar

Zhang Yan^{1,2}, Zhao Huimin¹, Liu Zuojun^{1,2}, Yang Peng^{1,2}

(1. School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China;
2. Engineering Research Center of Intelligent Rehabilitation, Ministry of Education, Tianjin 300130, China)

Abstract: The main function of powered lower limb prosthesis is to help the amputees to achieve independent and comfortable walking. In order to make the powered lower limb prosthesis coordinate with the user, it is necessary to recognize the motion intention of the user. By knowing the environment information in front of the user, and taking it as a prior knowledge of motion intention recognition, the recognition accuracy of motion intention will be improved. In order to provide environment information in advance for the powered lower limb prosthesis, a wearable terrain recognition system was designed. The 2D lidar installed in the waist were used to collect the terrain data in front, then extract linear feature of the collected data using agglomerative hierarchical clustering algorithm, finally the terrain was recognized using finite automaton. In the experiment, four terrains were tested, including level ground to up/down stair and up/down slope. Results show that the recognition accuracy of the system to four terrains reaches to 95.8%, and it can obtain the information of terrain parameter including angle of slope, number of

收稿日期: 2018-03-05; 修订日期: 2018-04-03

基金项目: 国家自然科学基金(61773151); 河北省自然科学基金(F2018202279)

作者简介: 张燕(1974-), 女, 教授, 博士, 主要从事智能康复辅具、模式识别、智能控制等方面的研究。Email: yzhangz@163.com

steps, stair height and stair depth which can't be obtained from the traditional motion intention recognition methods. It proves that the system is effective and feasible for powered lower limb prosthesis.

Key words: powered lower limb prosthesis; 2D lidar; agglomerative hierarchical clustering; linear feature extraction; finite automaton

0 引言

由于动力型下肢假肢可以产生接近于人体下肢的动力学特性,因而具有提升用户穿戴体验的潜力,目前已经成为国际研究热点。动力型下肢假肢使用过程中的一个难点问题是,识别用户的运动意图,从而实现与用户协调运动^[1]。

国内外众多学者在识别用户的运动意图方面做了许多研究工作。Huang He 等利用表面肌电图信号来识别用户的运动模式,识别 7 种运动模式的精度达到 92.6%^[2]。Young A.J. 等通过压力传感器和六轴惯性测量单元采集的信号,利用贝叶斯学习算法来识别用户的运动意图,识别三种和五种地形的精度分别达到了 99%和 88%^[3]。苟斌等利用陀螺仪和加速度传感器采集人体运动时的动力学信息,通过相关性分析的方法实现了用户运动模式的预识别,识别精度约为 82%^[4]。虽然先前的研究已经达到了很高的识别精度,但是个别的识别错误依然可能会造成摔倒或其他危险情况,因此进一步提高识别精度是必要的。由于人的步态存在个体间的差异,并且同一个体在不同的实验中步态也不会完全相同,这会使意图识别算法的精度受限。通过对人运动中的视觉研究获知,提前获得环境信息可以指导下肢的运动,因此,此文将环境信息作为一个独立于个体的附加信息源,用于提高运动意图识别算法的精度。

最近,Liu Ming 等人利用激光测距传感器来探测前方地形,并将地形识别的结果作为用户运动意图识别的先验知识,识别精度达到了 98%,同时也证明了利用环境信息对用户运动意图识别的重要意义^[5];Krausz 等人利用微软公司的 Kinect 传感器识别上楼地形,在线测试中显示了 98.8%的识别精度^[6]。但是由于立体相机、Microsoft Kinect、三维激光雷达等设备体积太大,无法满足可穿戴设计,并且实时 3D 图像处理在地形识别上计算复杂,在下肢设备上的应用具有挑战性。为了使动力型下肢假肢的地形识

别功能成为可能,文中设计了一种基于二维激光雷达^[7-10]的地形识别系统。该系统利用二维激光雷达采集前方地形数据,通过对采集的数据进行预处理,提取出数据的线性特征,采用非确定的有限状态自动机识别出前方地形,并根据所提取的线段计算出地形的参数信息,实验结果表明该地形识别的方法是有效的。

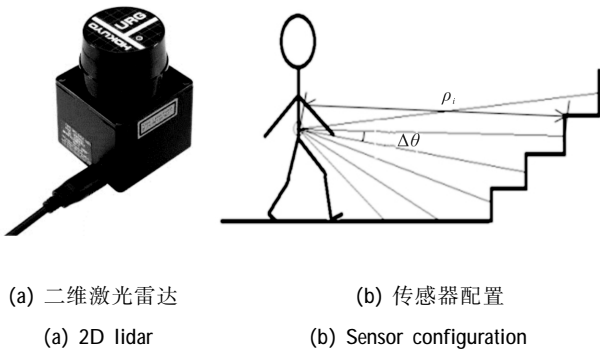
1 数据采集和预处理

1.1 数据采集

文中使用二维激光雷达采集前方地形数据。二维激光雷达会逐点扫描二维平面内的障碍物信息,并记录每个扫描点的距离和角度信息,其采集的一个周期内的数据可以记为 $\{(\rho_i, \theta_i) | i=1, 2, \dots, n\}$,其中 ρ_i 是障碍物到传感器的距离, θ_i 是扫描方向与坐标轴的夹角,扫描的角度分辨率为 $\Delta\theta = \theta_i - \theta_{i-1}$,每个扫描周期由 n 个扫描点组成。由于此文的目的是将传感器安装在人体,并且需要探测出不同地形之间的差异性,因此选择使用体积小而角度分辨率较高的 URG-04LX-UG01 二维激光雷达。其测距范围为 20~5 600 mm,在 60~1 000 mm 范围内的测距误差在 ± 30 mm 以内,在 1 000~4 095 mm 范围内的测距误差在测量距离的 3%以内;最大扫描角度范围为 240°;角度分辨率约为 0.36°(每扫描 360°会产生 1 024 个扫描点),在该点云密度下能够探测出地形特征;扫描频率为 10 Hz/s,即每个扫描周期会在 0.1 s 内完成,扫描一圈所需时间足够短,能够满足实际需求。

将传感器安装在人体腰部的左侧,使其能够垂直于水平面扫描前方地形。由于实际使用时,二维激光雷达是随着人体向前运动的,因此在前进中测量数据更为接近实际情况。但是考虑到扫描一个周期仅需要 0.1 s 的时间,在这段时间内,人体向前走动的距离可以忽略不计,因此实验中的数据是传感器在固定的位置测量的。数据采集方案如图 1 所示。测量时,以二维激光雷达为中心,从其正前方方向开

始,顺时针旋转 120° 结束,选择该角度范围内的数据作为有效的地形信息。为防止出现较大测量误差,测量数据限制在 1 000~4 000 mm 以内。所测量的一帧数据,即 0.1 s 时间内采集的数据如图 2 所示。



(c) 数据采集平台
(c) Data acquisition platform

图 1 数据采集方案

Fig.1 Data acquisition scheme

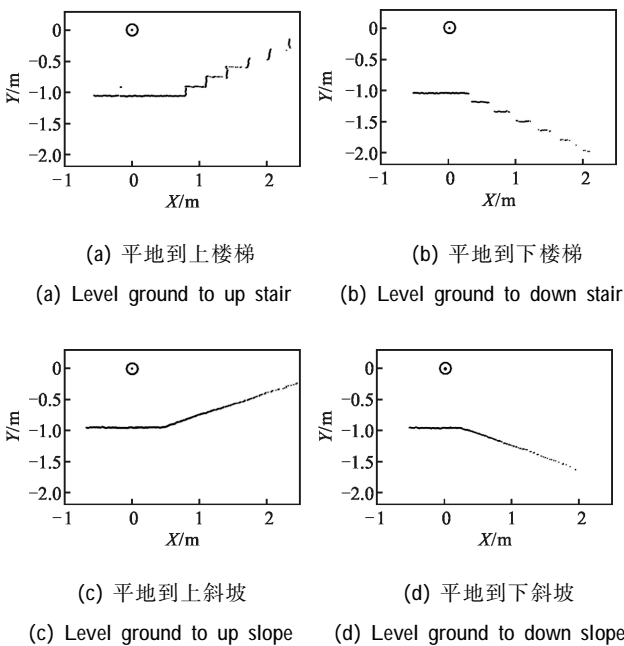


图 2 二维激光雷达采集的四种地形的数据

Fig.2 Data of four terrains collected from 2D lidar

从传感器采集的四种过渡地形的数据中可以看出,在上/下楼梯地形传感器不能探测到完整的阶梯形状,但是在上楼梯地形,传感器可以探测到所有垂直于水平面的部分,同样在下楼梯地形可以探测到所有与水平面平行的部分,文中将基于该特点设计自动机来对地形进行识别。传感器采集的原始数据存在两个主要问题:一是数据中存在某些误差较大的干扰点;另一个是不同位置处扫描点的疏密程度相差较大。

1.2 数据预处理

针对原始数据中存在的问题,进行如下处理:

(1) 限制扫描点到传感器距离的最大最小值,剔除和相邻点距离相差较大的点。

(2) 限制两点间的最小距离,删除一些分布较为密集的点来减小扫描点疏密程度的差异。

2 线性特征提取

为了提取数据的线性特征,文中使用了一种基于聚类算法的线性特征提取方法^[11-13]。该方法首先将数据变换到 (r, α) 参数空间,然后对参数空间的数据进行预分段,最后通过凝聚分层聚类算法对预分段的数据进行合并,从而提取出最终的线段。由极坐标下的直线方程 $r = \rho_i \cos(\alpha - \theta_i)$ 可知,如果 $\{(\rho_i, \theta_i) | i = 1, 2, \dots, n\}$ 共线的话,那么其对应的参数 (r, α) 将是相同的,其中, r 是直线到坐标原点的垂直距离, α 是直线的法线方向与 X 轴之间的夹角。由于数据中含有高斯噪声,所以并不是严格共线的。假设有 n 个扫描点,将每 n_f 个连续的点分为一组, $\{n_1, n_2, \dots, n_f\}$, $\{n_2, n_3, \dots, n_{f+1}\}$, \dots , $\{n_{n-f+1}, n_{n-f+2}, \dots, n\}$, 共 $n-f+1$ 组,将每组数据根据最小二乘原理拟合成直线,取直线的参数 $\{(r_i, \alpha_i) | i = 1, 2, \dots, n_{n-f+1}\}$, 如果这些参数所对应的扫描点共线的话,那么它们在参数空间应该具有相同的聚类。

2.1 极坐标下的直线参数估计及其协方差矩阵的计算

根据下面的公式计算直线的参数 (r, α) :

$$\tan 2\alpha = \frac{-2 \sum (\bar{y} - y_i)(\bar{x} - x_i)}{\sum [(y - y_i)^2 - (\bar{x} - x_i)^2]} \tag{1}$$

$$r = \bar{x} \cos \alpha + \bar{y} \sin \alpha \tag{2}$$

式中: $\begin{cases} x_i = \rho_i \cos \theta_i \\ y_i = \rho_i \sin \theta_i \end{cases}$, $\begin{cases} \bar{x} = 1/n \sum x_i \\ \bar{y} = 1/n \sum y_i \end{cases}$, (ρ_i, θ_i) 为传感器测得

的数据。根据公式(1)和(2),将所有的扫描点变换到参数空间,那么共线的扫描点对应的参数在参数空间中具有相同的聚类。

考虑到参数分布的随机性,将 (r, α) 看做随机变量,利用马氏距离来计算两点间距,因此需要计算 (r, α) 的协方差矩阵。利用一阶泰勒级数展开式来近似计算 (r, α) 的协方差矩阵,令 $\mathbf{P}=[\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_n]$, $\mathbf{Q}=[\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n]$,假设 \mathbf{P} 和 \mathbf{Q} 独立,那么协方差矩阵可以记为:

$$\mathbf{C}_i = \mathbf{m}_{\rho\theta} \mathbf{C}_{\rho\theta} \mathbf{m}_{\rho\theta}^T = \mathbf{m}_\rho \mathbf{C}_\rho \mathbf{m}_\rho^T + \mathbf{m}_\theta \mathbf{C}_\theta \mathbf{m}_\theta^T \quad (3)$$

其中

$$\mathbf{m}_{\rho\theta} = \begin{bmatrix} \mathbf{m}_\rho & \mathbf{m}_\theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \alpha}{\partial \mathbf{P}} & \frac{\partial \alpha}{\partial \mathbf{Q}} \\ \frac{\partial r}{\partial \mathbf{P}} & \frac{\partial r}{\partial \mathbf{Q}} \end{bmatrix} \quad (4)$$

上式为 $2 \times 2n$ 的雅克比矩阵,包含了对应于 \mathbf{P} 和 \mathbf{Q} 的所有参数在均值点处的偏导数。 $\mathbf{C}_{\rho\theta} = \text{diag}(\mathbf{C}_\rho, \mathbf{C}_\theta)$ 为 $2n \times 2n$ 的对角矩阵,包含了子矩阵 $\mathbf{C}_\rho = \text{diag}(\sigma_{\rho_i}^2)$ 和 $\mathbf{C}_\theta = \text{diag}(\sigma_{\theta_i}^2)$,其中 $i=1, 2, \dots, n$ 。由于传感器的噪声主要来自距离信息的不确定性,因此忽略角度信息的不确定性,公式(3)可以简化为:

$$\mathbf{C}_i = \mathbf{m}_\rho \mathbf{C}_\rho \mathbf{m}_\rho^T = \begin{bmatrix} \sigma_{\alpha\alpha} & \sigma_{\alpha r} \\ \sigma_{\alpha r} & \sigma_{rr} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中

$$\sigma_{\alpha\alpha} = \sum \left(\frac{\partial \alpha}{\partial \mathbf{P}_i} \right)^2 \sigma_{\rho_i}^2 \quad (6)$$

$$\sigma_{rr} = \sum \left(\frac{\partial r}{\partial \mathbf{P}_i} \right)^2 \sigma_{\rho_i}^2 \quad (7)$$

$$\sigma_{\alpha r} = \sum \frac{\partial \alpha}{\partial \mathbf{P}_i} \frac{\partial r}{\partial \mathbf{P}_i} \sigma_{\rho_i}^2 \quad (8)$$

$$\frac{\partial \alpha}{\partial \mathbf{P}_i} = \frac{1}{\mathbf{D}^2 + \mathbf{N}^2} [\mathbf{N}(\bar{x} \cos \theta_i - \bar{y} \sin \theta_i - \rho \cos 2\theta) - \mathbf{D}(\bar{x} \sin \theta_i + \bar{y} \cos \theta_i - \rho \sin 2\theta)] \quad (9)$$

$$\frac{\partial r}{\partial \mathbf{P}_i} = \frac{1}{n} \cos(\theta_i - \alpha) + \frac{\partial \alpha}{\partial \mathbf{P}_i} (\bar{y} \cos \alpha - \bar{x} \sin \alpha) \quad (10)$$

式中: \mathbf{N} 和 \mathbf{D} 分别为公式(1)的分子和分母。

2.2 数据预分段

将 n_i 个连续的点变换到参数空间,并计算 (r, α) 的协方差矩阵。通过对参数空间的点进行聚类,提取出共线的扫描点。通常扫描点的个数 n 比较大,这样的聚类在没有先验知识的情况下,将会导致计算时

间过长而无法实际应用。但是在此文的例子中共线的扫描点都是连续的,基于此特点可以对数据进行预分段。取参数空间中相邻的 n_m 个点,按照公式(11)来计算这 n_m 个点之间的距离。

$$\mathbf{d}_i = \sum_j (\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_w)^T (\mathbf{C}_j + \mathbf{C}_w)^{-1} (\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_w) \quad (11)$$

式中: $j=i-(n_m-1)/2, \dots, i+(n_m-1)/2$, \mathbf{x}_w 代表了该 n_m 个点的均值点, \mathbf{C}_w 为 \mathbf{x}_w 的协方差矩阵

$$\mathbf{x}_w = \mathbf{C}_w \sum \mathbf{C}_i^{-1} \mathbf{x}_i \quad (12)$$

$$\mathbf{C}_w^{-1} = \sum \mathbf{C}_i^{-1} \quad (13)$$

\mathbf{d}_i 越小表明聚类精度越高,给定阈值 \mathbf{d}_m ,如果

$$\mathbf{d}_i \leq \mathbf{d}_m \quad (14)$$

认为所涉及的扫描点构成聚类。每当公式(14)由真变为假,确定一个新的聚类,该聚类所包含的扫描点构成一个分段,基于该段包含的扫描点,根据公式(1),(2),(5)重新拟合直线并计算直线参数和协方差矩阵。

2.3 分段数据合并

在数据预分段算法中,由于传感器噪声的存在,会使本来在同一直线上的点分成几个不同的数据段,因此要对上述结果进一步聚类。假设在上一节的聚类中获得了 n_s 个分段,由于 n_s 远小于扫描点个数 n ,因此可以将上一节的过程看作是一个预处理步骤,该步骤减少了聚类算法的输入数据量,使聚类算法变得实时可行。文中使用凝聚分层聚类(Agglomerative Hierarchical Clustering, AHC)算法对预分段结果进行合并,算法简要过程如下所述:

计算出 $n_s \times n_s$ 维的总体距离矩阵 \mathbf{D} ,初始程序将每个点看做一个聚类。

(1) 寻找 \mathbf{D} 中距离 \mathbf{d}_{ij} 最小的两个元素 \mathbf{Q}_i 和 \mathbf{Q}_j ,如果 $\mathbf{d}_{ij} \leq \mathbf{d}_s$,进行下一步,否则,结束循环,聚类结束。

(2) 将 \mathbf{Q}_i 和 \mathbf{Q}_j 合并为 \mathbf{Q}_i ,聚类的个数减少一。

(3) 计算其它聚类和 \mathbf{Q}_i 的距离,更新 \mathbf{D} (只有一行和一系列元素改变),跳转到步骤(1)。

考虑到参数分布的随机性,用马氏距离来确定两点间距,如公式(15)所示:

$$\mathbf{d}_{ij}^2 = (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)^T (\mathbf{C}_i + \mathbf{C}_j)^{-1} (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j) \quad (15)$$

在文中的例子中,不必考虑多点之间的距离问题,因为合并 \mathbf{D} 中的元素后,会重新计算直线的参数和协方差矩阵,因此代表该聚类的始终是参数空

间中的一个点，两个聚类之间的距离就是参数空间中两个点的马氏距离。

3 地形识别

由于待识别的地形具有很明显结构特征,因此文中利用结构模式识别中的自动机理论来对四种地形进行识别。首先选取地形信息的基元,如图 3 所示。

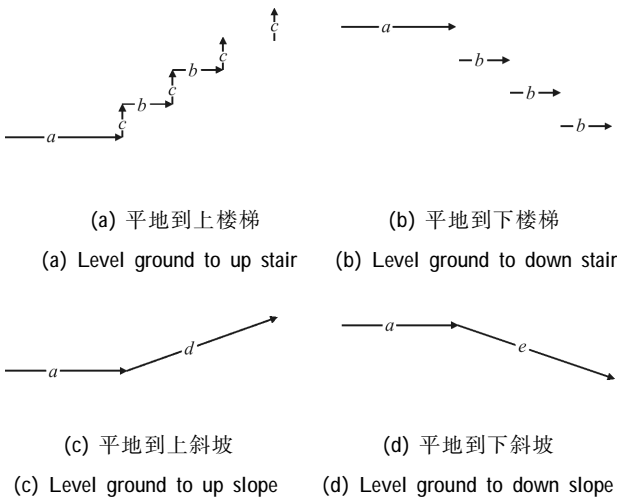


图 3 四种地形的基元选取

Fig.3 Selection of primitive element for four terrains

可以看出，四种过渡地形可以分别用四种字符串来描述,平地到上楼梯为 $a(cb)^n c^m$,平地到下楼梯为 ab^n ,平地到上斜坡为 ad ,平地到下斜坡为 ae 。这样就将地形识别问题转化成了对上述四种字符串的识别。定义地形识别的有限状态自动机(Finite Automaton, FA)为 A ,其五元组表示为:

$$A=(Q, \Sigma, \delta, q_0, F) \quad (16)$$

式中: $Q=\{q_0, q_1, q_2, q_3, t_1, t_2, t_3, t_4\}$ 为状态的非空有限集合; $\Sigma=(a, b, c, d, e)$ 为字母表; δ 为状态转移函数,是 $Q \times \Sigma$ 到 Q 的一种映射; $q_0 \in Q$ 为初始状态; $F=\{t_1, t_2, t_3, t_4\} \in Q$ 为终结状态集合。

根据上述的四种模式类别,可以推断出状态转移函数 δ 为: $\delta(q_0, a)=q_1$; $\delta(q_1, b)=q_2$; $\delta(q_1, c)=\{q_1, q_3, t_1\}$; $\delta(q_1, d)=t_3$; $\delta(q_1, e)=t_4$; $\delta(q_2, b)=\{q_2, t_2\}$; $\delta(q_3, b)=q_2$ 。

由于 δ 的映射所到达的新状态并不是唯一的,因此该 FA 是一个非确定的有限状态自动机(Non-deterministic Finite Automaton, NFA)。可以得到自动机的状态转移图如图 4 所示。

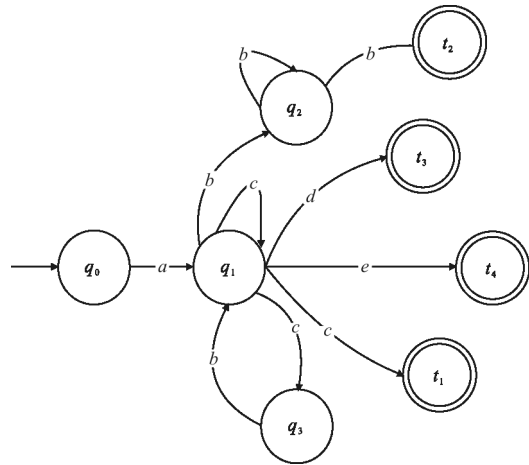


图 4 状态转移图

Fig.4 Diagram of state transition

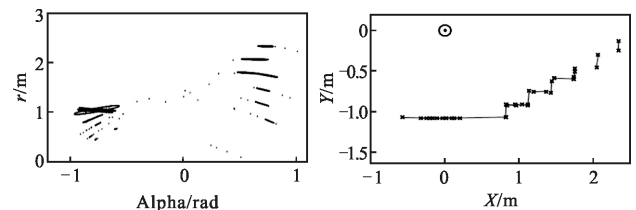
自动机的每个终止状态都对应不同的地形,根据所到达的终止状态,可以识别出地形类别。最后,根据第二节中所提取线段的斜率、数量、长度和端点坐标,可以计算出斜坡的坡度,每阶楼梯的宽度、高度和楼梯阶数等地形参数信息。计算方法如下:

- (1) 基元 d 和 e 的斜率分别为上/下斜坡的坡度;
- (2) 基元 c 和 b 的个数分别为上/下楼梯的阶数;
- (3) 设第 k 个基元 c 或 b 的终点坐标为 (x_k, y_k) , 那么 $|x_{k+1}-x_k|$ 为台阶的宽度, $|y_{k+1}-y_k|$ 为台阶的高度。

4 实验结果

4.1 线性特征提取实验结果

取 $n_l=7, n_m=3, d_m=20, d_s=260$, 由于标准差 δ_{ρ_l} 与 ρ_l 成正比,根据参考文献[14]的实验结果,取 $\delta_{\rho_l}=0.375 \times (\rho_l-0.4)+1.8$ 。以平地到上楼梯地形为例,数据变换到参数空间后的预分段结果和线性拟合结果如图 5 所示。图 5(a)中共有 18 个聚类,每个聚类通过 95%



(a) 数据预分段结果 (b) 线性特征提取结果
(a) Results of data pre segmentation (b) Results of linear feature extraction

图 5 数据预分段和线性特征提取结果

Fig.5 Results of data pre segmentation and linear feature extraction

的置信椭圆来表示,它们之间具有较小的马氏距离;图 5(b)显示了预分段处理后线性拟合的结果(在直角坐标系中显示,以传感器的位置为坐标原点),可见其中很多线段本应合并为一条线段。

数据最终的聚类结果和线性特征提取后的结果如图 6 所示。图 6(a)显示了凝聚分层聚类后的结果,共有 10 个聚类;图 6(b)是最终的线性特征提取结果,可以看出该方法有效地提取出了数据的线性特征。

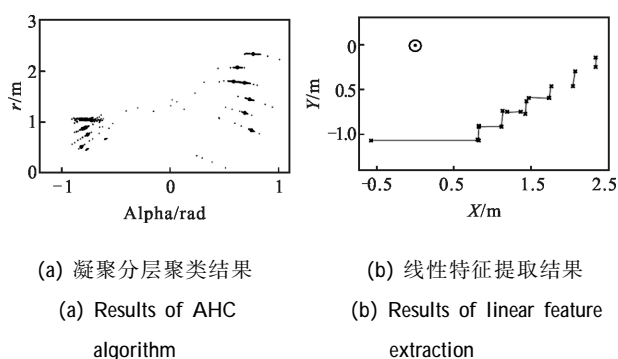
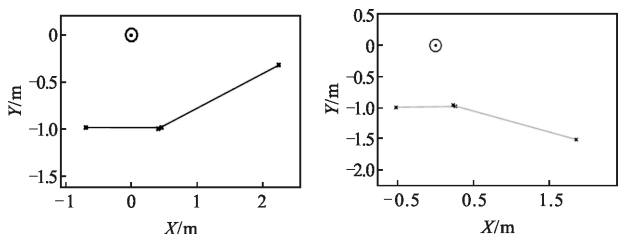


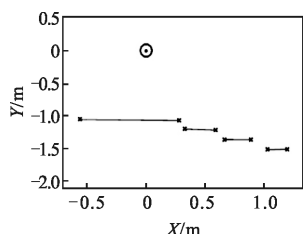
图 6 凝聚分层聚类和线性特征提取结果

Fig.6 Results of AHC algorithm and linear feature extraction

对其余三种过渡地形的线性特征提取结果如图 7 所示,可以看出这三种地形数据的线性特征均能被有效提取。



(a) Level ground to up slope (b) Level ground to down slope



(c) Level ground to down stair

图 7 三种地形的线性特征提取结果

Fig.7 Results of linear feature extraction for three terrains

作为对比,文中使用了基于霍夫变换(Hough Transform, HT)原理的线性特征提取方法进行实验。HT 是图像处理领域非常经典的直线检测方法,应用非常广泛。该方法也被应用到了二维激光雷达数据的线性特征提取当中,参考文献[15]介绍了一种基于霍夫变换原理的线性特征提取方法,该算法流程如下所述:

- (1) 将地形数据初始化为一个具有 N 个点的集合。
- (2) 初始化代表霍夫空间的矩阵 A 。
- (3) 将扫描点变换到霍夫空间, A 中相应的元素值累加。
- (4) 选择 A 中最大的元素值, 记为 V_{max} 。
- (5) 如果 V_{max} 小于阈值, 终止。
- (6) 否则, V_{max} 对应的扫描点构成一个子集。
- (7) 通过子集中的数据拟合成一条线段, 存储线段的参数。
- (8) 将该子集从原集合中移除, 跳转到步骤(2)。

实验结果如图 8 所示。可以看出该方法提取的结果出现了线段断裂的情况, 提取效果不如文中所使用的方法。

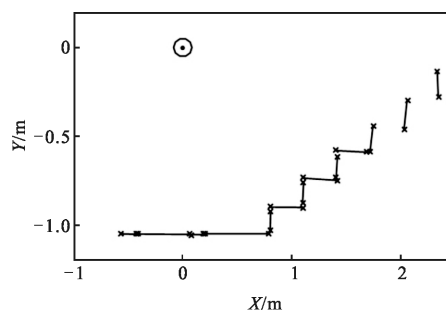


图 8 基于霍夫变换方法的线性特征提取结果

Fig.8 Results of linear feature extracting based on HT method

4.2 NFA 识别结果实验

根据上述实验结果, 利用 NFA 来识别地形, 并通过计算得到地形参数信息。下面对采集的地形数据作 120 组测试, 每种地形 30 组, 得到图 9 和表 1。

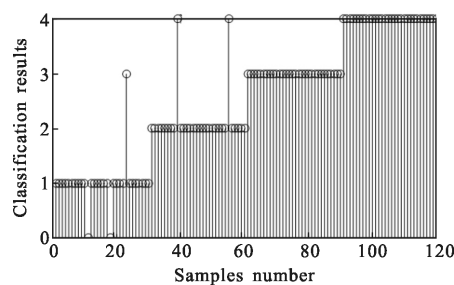


图 9 120 组样本数据的实验结果

Fig.9 Experimental results of 120 groups of samples

图中分类结果中的 1,2,3,4 分别代表平地过渡到上/下楼梯,上/下斜坡四种地形。可以看出 NFA 有较高的识别精度。除了在下楼梯地形能探测到的台阶数目较少外,所获得的地形参数信息非常接近实际值。

表 1 120 组样本数据的实验结果

Tab.1 Experimental results of 120 groups of samples

Terrain	Recognition rate	Slope angle/(°)	Steps number	Step width and height/cm
Upstair	90%	-	6	15±1/30±1
Downstair	93.3%	-	3	15±1/30±1
Upslope	100%	20±1	-	-
Downslope	100%	20±1	-	-

由于传感器测量误差的存在,会影响到最终的实验结果。首先,测距误差会使地形参数的计算结果产生误差。文中所使用的二维激光雷达当测量范围在 1~4 m 之间时,测距误差在测量距离的 3%以内,这意味着测距误差最高可能达到 3~12 cm,这个误差相对于测量距离是微不足道的,但是对于一个高度只有 15 cm,宽度只有 30 cm 的台阶来说就不能直接忽略了,这很可能导致地形参数的计算结果严重偏离实际值。事实上,对于地形参数的计算,更需要关注的是各个扫描点之间的相对位置,与扫描点相对于传感器的位置没有直接关系,而两个扫描点之间的距离误差并没有那么明显。实验结果显示,在距离传感器 1~3 m 远处的 6 阶台阶总的高度误差不超过 2.0 cm,总的宽度误差不超过 2.8 cm,其中每个台阶的高度和宽度误差均小于 1 cm,斜坡坡度的误差小于 1°,可以看出实验结果足够精确,能够满足实际要求。其次,由于采集的数据中存在高斯噪声,造成了线性特征提取错误的情况,从而造成地形识别错误,因此在将来的工作中可以对线性特征提取方法做出改进,或者通过在识别算法中加入误差校正功能,来进一步提高地形识别的精度。

5 结 论

文中提出了一种基于二维深度数据的地形识别方法,通过凝聚分层聚类算法提取数据的线性特征,

根据所提取的线性特征,利用 NFA 对地形进行识别。实验结果表明:文中使用的线性特征提取方法同霍夫变换方法相比,所提取的线性特征更加准确;利用 NFA 进行地形识别充分利用了地形的结构信息,对上/下斜坡地形的识别精度达到了 100%,对上/下楼梯地形的识别精度分别达到了 90%和 93.3%;根据线性特征提取的结果,能够通过计算得到精确的地形参数信息,其中斜坡的坡度与实际值相差不超过 1°,台阶的高度和宽度与实际值相差不超过 1 cm,并且能正确识别出所探测到的台阶数目。未来的工作重点是将前方地形信息与人体肌电信号和机械信号相融合来识别人体运动意图,以求达到更高的识别精度。

参 考 文 献:

- [1] Wang Qining, Zheng Enhao, Chen Baojun, et al. Recent progress and challenges of robotic lower-limb prostheses for human-robot integration [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(12): 1780-1793. (in Chinese)
王启宁, 郑恩昊, 陈保君, 等. 面向人机融合的智能动力下肢假肢研究现状与挑战 [J]. *自动化学报*, 2016, 42(12): 1780-1793.
- [2] Huang H, Kuiken T A, Lipschutz R D. A strategy for identifying locomotion modes using surface electromyography [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2009, 56(1): 65-73.
- [3] Young A J, Fey N P, Hargrove L J. Intent recognition in a powered lower limb prosthesis using time history information [J]. *Annals of Biomedical Engineering*, 2014, 42 (3): 631-641.
- [4] Gou Bin, Liu Zuojun, Zhao Lina, et al. Walking mode pre-judgment of lower limb prosthesis based on correlation analysis [J]. *Journal of Southeast University: Natural Science*, 2013, 43: 192-196. (in Chinese)
苟斌, 刘作军, 赵丽娜, 等. 基于相关性分析的下肢假肢步行模式预识别方法[J]. *东南大学学报: 自然科学版*, 2013, 43: 192-196.
- [5] Liu M, Wang D, Huang H. Development of an environment-aware locomotion mode recognition system for powered lower limb prostheses [J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2016, 24(4): 434-443.
- [6] Krausz N E, Lenzi T, Hargrove L J. Depth sensing for improved control of lower limb prostheses [J]. *IEEE Trans*

- Biomedical Engineering, 2015, 62(11): 2576-2587.
- [7] Xia Wenzhe, Han Shaokun, Cao Jingya, et al. Ladar range estimation technology [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(9): 0906005. (in Chinese)
夏文泽, 韩绍坤, 曹京亚, 等. 激光雷达距离估计技术[J]. *红外与激光工程*, 2016, 45(9): 0906005.
- [8] An Haixia, Deng Kun, Bi Zhiyue. Miniaturization and lightweight technology of high-power laser equipment [J]. *Chinese Optics*, 2017, 10(3): 321-330. (in Chinese)
安海霞, 邓坤, 闭治跃. 高功率激光装备小型化轻量化技术[J]. *中国光学*, 2017, 10(3): 321-330.
- [9] Zhang Shaoyang, Hou Xuyang, Cui Hua, et al. Depth image acquisition using laser speckle [J]. *Chinese Optics*, 2016, 9(6): 633-641. (in Chinese)
张绍阳, 侯旭阳, 崔华, 等. 利用激光散斑获取深度图[J]. *中国光学*, 2016, 9(6): 633-641.
- [10] Gao Po, Hu Yihua, Zhao Nanxiang, et al. Laser ranging precision in sending and receiving coaxial optical system in indoor instance [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(3): 915-919. (in Chinese)
高坡, 胡以华, 赵楠翔, 等. 近距离收发同轴激光测距精度研究[J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(3): 915-919.
- [11] Arras K O, Siegwart R. Feature extraction and scene interpretation for map-based navigation and map building [C]//*Proceedings of the Symposium on Intelligent Systems and Advanced Manufacturing*, 1997: 42-53.
- [12] Liu Ying, Wang Chaoyang, Gao Nan, et al. Point cloud adaptive simplification of feature extraction [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(1): 245-254. (in Chinese)
刘迎, 王朝阳, 高楠, 等. 特征提取的点云自适应精简[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(1): 245-254.
- [13] Wang Xiaohui, Wu Lushen, Chen Huawei, et al. Region segmentation of point cloud data based on improved particle swarm optimization fuzzy clustering[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(4): 1095-1105. (in Chinese)
王晓辉, 吴禄慎, 陈华伟, 等. 应用改进的粒子群优化模糊聚类实现点云数据的区域分割 [J]. *光学精密工程*, 2017, 25(4): 1095-1105.
- [14] Lee K H, Ehsani R. Comparison of two 2D laser scanners for sensing object distances, shapes, and surface patterns[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2008, 60: 250-262.
- [15] Nguyen V, Martinelli A, Tomatis N, et al. Comparison of line extraction algorithms using 2D laser rangefinder for indoor mobile robotics [C]//*Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Edmonton: IROS, 2005, 23(2): 1929-1934.