

# 基于随机森林算法的地形识别系统在主动型膝上假肢控制中的应用

张燕, 郜鑫, 陈玲玲, 张浩淼(河北工业大学控制科学与工程学院, 天津市 300130)

## 文章亮点:

文章使用激光距离传感器和惯性测量单元测量行走过程中人体位置到前方地形的距离变化以及人体的运动状态变化, 并使用基于随机森林算法的建立分类器进行地形识别, 从而获得受试者在步入该地形时的运动状态, 应用到智能下肢假肢的控制当中。

## 关键词:

骨科植入物; 数字化骨科; 主动型膝上假肢; 运动模式; 识别方法; 随机森林算法; 地形识别系统; 激光距离传感器; 惯性测量单元; 滤波; 特征值; 分类器; 国家自然科学基金

## 主题词:

人工四肢; 辅助行走; 激光; 算法; 模式识别; 自动; 组织工程

## 基金资助:

国家自然科学基金项目(61203323, 61174009); 河北省高等学校科学技术研究项目(Q2012079); 天津市应用基础与前沿技术研究计划(13JCQNJC03400)

## 摘要

**背景:** 在主动型膝上假肢的研究中, 现有的运动模式识别方法已经取得了良好的识别效果, 但仍需进一步的提高识别精度和缩小响应时间。

**目的:** 建立一个基于随机森林算法的地形识别系统, 实现对受试者前方地形的识别, 从而获得受试者在步入该地形时的运动模式, 应用于假肢的控制当中。

**方法:** 将激光距离传感器和惯性测量单元固定在人体腰部位置, 分别采集前方地形信息和人体的运动信息。对采集到的数据进行滤波处理, 并提取特征值。利用随机森林算法根据处理过后的数据建立分类器, 并进行路况识别。

**结果与结论:** 结果表明, 该地形识别系统能够有效的识别出日常行走中常见的平地、上楼梯、下楼梯、上斜坡和下斜坡等 5 种路况, 在主动型膝上假肢的控制中将会发挥重大作用。

张燕, 郜鑫, 陈玲玲, 张浩淼. 基于随机森林算法的地形识别系统在主动型膝上假肢控制中的应用[J]. 中国组织工程研究, 2015, 19(53): 8609-8614.

doi:10.3969/j.issn.2095-4344.2015.53.014

## Application of random forest algorithm in terrain recognition to control active above-knee prosthesis

Zhang Yan, Gao Xin, Chen Ling-ling, Zhang Hao-miao(School of Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

## Abstract

**BACKGROUND:** In the research of the active above-knee prosthesis, the existing motion pattern recognition methods have shown promising results, but the further improvement of the recognition accuracy and the reduction of the response time are still necessary.

**OBJECTIVE:** To establish a terrain recognition system based on the random forest algorithm, achieve the identification of the front terrain, and obtain the motion mode of the subject on the terrain for the control of artificial limb.

**METHODS:** A laser distance sensor and an inertial measurement unit sensor were fixed on the waist to collect the terrain information and human motion signals. The collected data were filtered and the characteristic values were extracted from the data. The random forest algorithm was applied in the establishment of the classifier, which was used to recognize the terrain.

**RESULTS AND CONCLUSION:** The results showed that the terrain recognition system could recognize level ground, stair ascent/descent and ramp ascent/descent at a high accuracy, which could contribute to the control of the active above-knee prosthesis.

**Subject headings:** Artificial Limbs; Dependent Ambulation; Lasers; Algorithms; Pattern Recognition, Automated; Tissue Engineering

**Funding:** the National Natural Science Foundation of China, No. 61203323, 61174009; the Science and Technology Research Project of Hebei Colleges and Universities, No. Q2012079; the Tianjin Application Foundation and Advanced Technology Research Plan, No. 13JCQNJC03400

张燕, 女, 汉族, 1974年生, 河北省石家庄市人, 2004年南开大学毕业, 博士, 教授, 主要从事智能假肢, 非线性系统, 智能算法等研究。

通讯作者: 郜鑫, 河北工业大学在读硕士, 河北工业大学控制科学与工程学院, 天津市 300130

中图分类号:R318

文献标识码:B

文章编号:2095-4344

(2015)53-08609-06

稿件接受: 2015-11-16

http://www.crter.org

Zhang Yan, M.D., Professor, School of Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China

Corresponding author: Gao Xin, Studying for master's degree, School of Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China

Accepted: 2015-11-16

Zhang Y, Gao X, Chen LL, Zhang HM. Application of random forest algorithm in terrain recognition to control active above-knee prosthesis. *Zhongguo Zuzhi Gongcheng Yanjiu*. 2015;19(53): 8609-8614.

## 0 引言 Introduction

根据第六次全国人口普查中国总人口数, 及第2次全国残疾人抽样调查中国残疾人占全国总人口的比例和各类残疾人占残疾人总人数的比例, 中国残疾人联合会推算2010年末中国残疾人总人数8 502万人, 其中肢体残疾2 472万人<sup>[1-2]</sup>。肢体残疾人中又有很大一部分人下肢残疾, 大腿截肢者很难完成正常行走, 在日常生活中有极大的不便与困扰, 同时也增加了社会负担。由于当前医疗水平有限, 尚不能使残疾人失去的肢体再生, 穿戴假肢就成为了残疾人恢复正常生活, 重新融入社会的惟一途径。

20世纪70年代, 由于世界工业水平整体的突飞猛进, 人工腿的研制有了极大的进展, 在此期间, 出现了不同构造的膝关节, 包括带锁定器的膝关节, 可承重自锁的膝关节, 具有可变瞬时转动中心的多轴膝关节和全功能膝关节<sup>[3]</sup>。20世纪90年代研究领域兴起了具有高性能的主动型膝上假肢, 其主要功能特点是能根据外界条件变化和工作要求, 自动调整假肢系统的参数, 使其工作可靠, 运动自如, 具有很好的仿生性<sup>[4-5]</sup>。主动型膝上假肢具有能够提供很好的步态对称性、跟随性和步速随意性的优点, 现已成为下肢假肢研究的重点<sup>[6-7]</sup>。人体下肢运动过程变化复杂, 正确的识别出人体运动的不同模式在主动型下肢假肢的控制中具有至关重要的作用<sup>[8-10]</sup>。

在目前的主动型下肢假肢研究中, 经常采集行走过程中人体的运动信息来进行步态识别, 这些运动信息包括运动学信号, 压力信号和生物学信号。在步态识别中经常用到的运动学信号主要包括从腿部、膝关节和踝关节等处采集的角度、角速度和加速度信号, 其多应用于机器人的研究当中<sup>[11-12]</sup>。例如日本机器人ASIMO上安装有陀螺仪和加速度传感器, 可以实现对运动中角度、角速度和角加速度的判断, 并成功的应用到了步行的运动控制当中<sup>[13-15]</sup>。压力信号主要包括假肢在接受腔连接处受到的压力和足底压力等<sup>[7]</sup>。压力信号研究中比较典型的为C-Leg, 在小腿腿管中安装压力应变片, 利用行走中压力引起的腿管的变形量实现步态的判断<sup>[17-20]</sup>。除了以上常用到的运动学信号和压力信号, 肌电信号在运动医学、康复医疗等研究领域也经常作为一种重要的生物学信号。有些研究者利用表面电极采集残肢侧的肌电信号, 对下肢残肢运动行为进行分析和识别<sup>[21]</sup>。高云园等<sup>[22-23]</sup>融合了表面肌电信号、足底压力信号和腿部角度信号, 利用多源运动信息, 根据信号的不同特点, 采用了先分模式后分步态的策略, 实现了下肢假肢不同模式不同步态的识别。刘磊等<sup>[24-25]</sup>建立下肢多源信息采集系统, 采集下肢表面肌电信号、髋关节角度、髋关节加速度, 提取信号的特征值, 使用粒子群优化算法和广义

回归神经网络实现了下肢运动模式识别。

现有的识别方法已经取得了可喜的成果, 但仍有必要进一步的提高识别精度和缩小响应时间。有研究设计了一个可以采集行走时前方地形信息和人体运动信息的地形识别系统, 利用决策树算法基于日常生活中常见的5种地形的规格参数: 坡度, 楼梯高度等实现了地形识别, 从而获得受试者的运动意图<sup>[26]</sup>。为了更好的实现假肢穿戴者的运动模式识别, 文章设计了一种地形识别系统, 该系统利用激光距离传感器和惯性测量单元采集假肢穿戴者前方的地形信息和穿戴者的运动状态等信息, 并将其作为主动型膝上假肢的先验知识。利用先验知识, 使用随机森林算法建立分类器, 并对前方地形类别进行识别, 在受试者步入前方地形之前做出判断, 识别出受试者在该地形上的运动状态。

## 1 材料和方法 Materials and methods

### 1.1 设计 数字化医学实验。

1.2 时间及地点 于2015年7月至2015年11月在河北工业大学人体运动分析实验室完成。

### 1.3 材料

**传感器:** ①实验使用深圳盈勤科技有限公司的激光距离传感器RWRFA-2, 其精度: 1 mm; 激光类型: 635 nm 可见激光; 输出接口: 232; 输入电压: 5或9-12VDC。②实验中使用的惯性测量单元集成了飞思卡尔半导体(中国)有限公司MMA7361型三轴加速度传感器和ENC-03型陀螺仪传感器, MMA7361型三轴加速度计的灵敏度: 1.5 g/2 g/4 g/6 g可选; 功耗: 500  $\mu$ A(工作模式)/3  $\mu$ A(休眠模式); 工作电压: 3.3 V(直接向芯片供电)/5 V(通过板子背面稳压器供电); 输出特性: X, Y, Z三轴加速度模拟量输出; ENC-03型陀螺仪传感器的供电电压VDC: 2.7-5.25; 最大角速度deg./s: +/-300; 输出(当角速度为0): VDC1.35; 比例系数 mV/deg./s: 0.67; 线性度YFS: +/-5; 响应频率(Hz): 50 max; 质量g: 0.4; 操作温度: -5-75  $^{\circ}$ C; 储存温度: -30-85  $^{\circ}$ C。

### 1.4 实验方法

1.4.1 地形识别系统的设计与数据采集 实验于2015年7月建立了一个基于便携式激光距离传感器和可佩戴的惯性测量单元的地形识别系统。该地形识别系统的工作流程如图1。

首先由安装在人体腰部右侧的激光距离传感器和惯性测量单元测取实验数据。两种不同的传感器分别采集地形信息和受试者当前的运动信息。激光距离传感器基于光的反射特性, 具有高程度的独立性, 实验中选用深圳盈勤科技的RWRFA-2型传感器, 它可以测量300-10 000 mm距离的

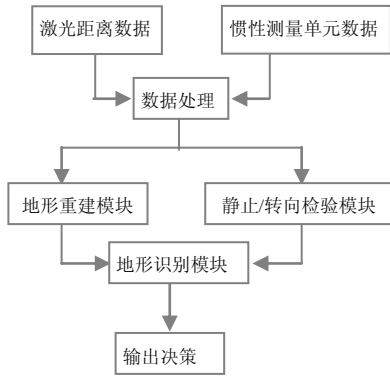


图1 地形识别系统工作流程

Figure 1 Workflow of terrain recognition system

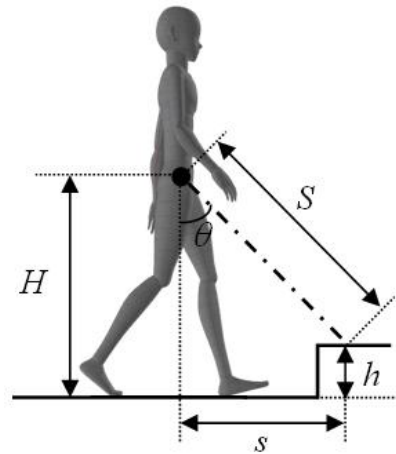


图2 传感器配置信息

Figure 2 Sensor configuration

图注: 图中  $H$  为传感器安装位置到水平地面的距离,  $\theta$  为激光束射出方向与垂直方向的夹角,  $S$  为激光距离传感器到前方地形的距离,  $s$  为人体当前位置到前方地形的水平距离,  $h$  为地形高度。



图3 数据采集平台

Figure 3 Data acquisition platform

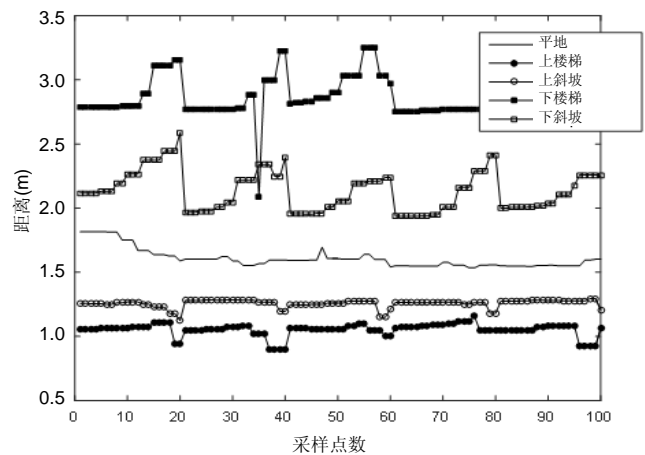


图4 实验中5种路况的激光距离数据

Figure 4 Laser distance data of five terrains

范围。实验选用的惯性测量单元集成了MMA7361型三轴加速度传感器和ENC-03型陀螺仪传感器, 用于采集行走过程中传感器安装位置的高度变化和激光束出射角度的变化。

传感器采集到的数据要经过滤波和提取特征值等处理, 数据处理后输送给地形重建模块和静止/转向检测模块。地形重建模块主要用于计算前方地形的几何信息, 包括地形高度  $h$  和受试者当前位置到前方地形的距离。将计算得到的  $h$  和  $s$  数据输送给地形识别模块进行识别。同时, 地形识别模块接收静止/转向模块输送的信息, 若该模块检测到受试者停止运动或者转向, 则不需识别前方地形, 地形识别模块不工作。若受试者正常向前行走, 则进行识别并输出识别结果, 得到人体下肢在该地形上的运动模式, 地形识别系统的工作流程见图1。

传感器配置信息: 激光距离传感器和惯性测量单元固定在受试者腰部右侧同一位置, 且设置惯性测量单元某一轴的方向与激光束的出射方向相同, 传感器配置信息如图2所示。激光距离传感器和惯性测量单元安装在人体腰部圆点位置。在传感器校准时, 要求受试者站立静止不动。将激光束的出射方向和垂直方向之间的角度  $\theta$  固定为  $45^\circ$ , 并测量传感器安装位置距离地面的高度  $H$ 。

在  $t$  时刻, 地形重建模块对地形高度和受试者当前位置到前方地形的水平距离的计算采用下式

$$h(t) = H(t) - S(t)\cos\theta(t) \quad (1)$$

$$s(t) = S(t)\sin\theta(t) \quad (2)$$

其中,  $S(t)$  为激光传感器采集到的数据。由于在人体运动过程中存在震动会导致传感器安装位置的高度  $H(t)$  和激光束与垂直方向的夹角  $\theta(t)$  会有小幅度的变化, 相对于初始值会产生偏移。惯性测量单元(IMU)包括三轴加速度传感器和陀螺仪传感器, 可以测位置和角度的变化, 通过对初始值的修正, 可以实时的获得传感器高度  $H(t)$  和激光束的出射角度  $\theta(t)$ 。

实验数据采集与处理: 在一个集斜坡, 楼梯和平地的实验平台上对5种不同的路况分别进行20次数据采集实验, 图3为数据采集实验平台。在数据采集过程中, 来自实验环境的噪声干扰会对采集到的数据产生影响, 为了更好地提取特征值, 必须进行数据滤波, 去除噪声对实验数据的影响。在实验中采用小波去噪的方法对传感器采集到的数据进行滤波处理。

激光距离传感器测得的距离数据  $S$  在不同地形下有不同的取值区间, 详见表1。

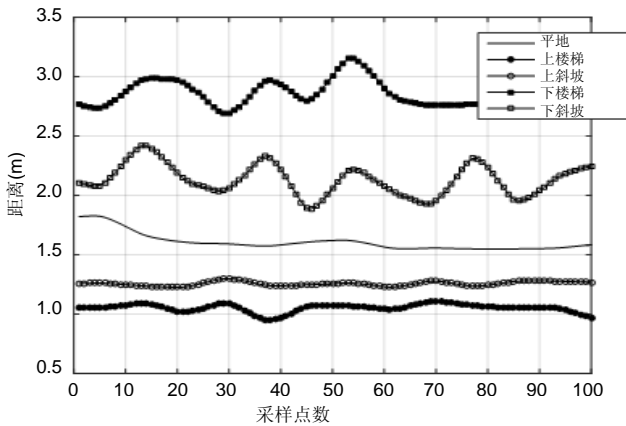


图5 滤波处理后的5种路况激光距离数据  
Figure 5 Laser distance data of five terrains after filtered

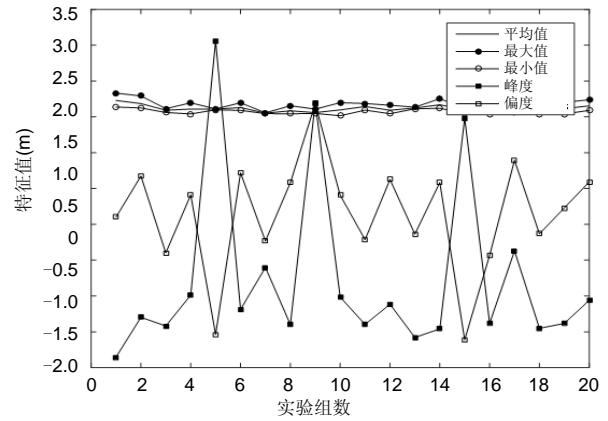


图6 水平地面数据的5种特征值  
Figure 6 Five characteristic values of level ground data

图注: 横坐标代表为实验组数, 共 20 组水平地面数据采集实验, 纵坐标代表特征值的取值范围, 分别为平均值, 最大值, 最小值, 峰度和偏度。由图可看出 20 组数据的平均值, 最大值, 最小值在某一范围内波动, 峰度和偏度表明一组数据内采样点的分布情况, 可以根据每组数据的 5 种特征值进行分类器的建立和地形识别。

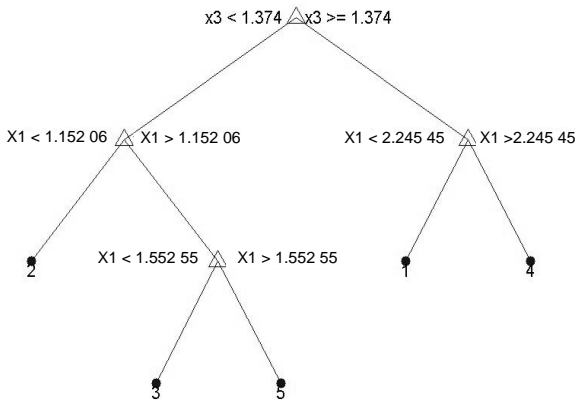


图7 决策树可视化  
Figure 7 Decision tree visualization

图注: 图中叶子节点的 1, 2, 3, 4, 5 分别表示 5 种不同的路况: 平地、上楼梯、上斜坡、下楼梯和下斜坡。X<sub>1</sub>, X<sub>2</sub>, X<sub>3</sub>, X<sub>4</sub>, X<sub>5</sub> 为被选来当作分裂节点的属性; 平均值、最大值、最小值、峰度、偏度。上图显示的决策树只是组成随机森林分类器的众多决策树的一棵, 在该棵决策树生成时选取了 X<sub>1</sub>, X<sub>3</sub> 作为分裂节点。

图4为激光距离数据的波形图。由图4可以看出不同的地形之间S的取值范围有明显的区分, 但又有少量的交叉, 这是由数据采集过程中不可避免的噪声导致的。经过滤波去噪处理后得到如图5的数据波形图。从图中可以看出, 滤波后数据的曲线变得平滑, 有效的去除了噪声对传感器数据的影响, 可以用于后续分类器的建立。

1.4.2 随机森林算法的应用 随机森林算法是一种数据挖掘方法, 根据该算法建立的随机森林分类器是一种组合分类器, 可以利用该分类器对数据进行分类<sup>[27-28]</sup>。文章不直接使用传感器采集到的数据建立分类器, 为提高识别率, 提取数据的平均值, 最大值, 最小值, 峰度和偏度等5种特征值数据, 以水平地面为例, 激光距离传感器采集到的距离数据 经过滤波后提取的特征值数据的波形如图6所示。把特征值数据作为建立随机森林分类器的数据样本X。使用bootstrap重抽样方法从原始数据样本X中抽取n组子数据样本, 然后根据这些子数据样本分别建立决策树, 然后

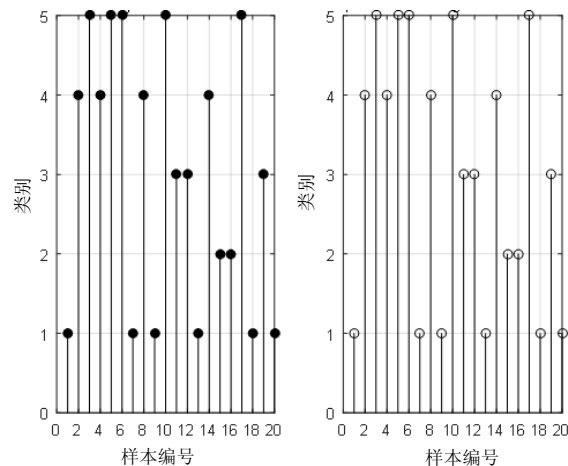


图8 随机森林分类器的识别结果  
Figure 8 Recognition results of the random forest classifier

图注: 图中横坐标测试集的样本号, 纵坐标为地形类别, 其中 1, 2, 3, 4, 5 分别代表水平地面、上楼梯、上斜坡、下楼梯和下斜坡。左图为测试集的真实地形类别, 右图为随机森林分类器的识别结果, 通过对比可以得到随机森林分类器的识别效果。

将n棵决策树组合到一起, 对每棵决策树的识别结果赋予权重, 并进行投票, 得出最终分类结果。

随机森林分类器的基础分类器是决策树, 决策树的生成算法有很多, 包括CLS, ID3, C4.5, CART等节点分裂算法<sup>[29-30]</sup>。实验主要采用ID3算法生成n棵决策树。在每棵树生成时, 选取该棵决策树对应的子数据样本, 把5种特征值作为决策树分裂时的依据的5种属性, 并计算各个属性的信息增益。信息增益的计算过程如下:

首先计算该组数据的信息熵:

$$Info(D) = -\sum_{i=1}^m P_i \log_2 P_i \quad (3)$$

表 1 S 的取值范围

Table 1 The scope of S

地形	S(m)
水平地面	1.55-1.88
上楼梯	0.95-1.11
下楼梯	2.69-3.15
上斜坡	1.29-1.33
下斜坡	1.89-2.42

在实验中,  $D$  为子数据样本;  $m$  为消息个数, 即该组数据样本中包含的地形类别个数;  $P_i$  为第  $i$  个事件发生的概率, 即每种地形出现的概率,  $i=1, 2, 3, \dots, m$ 。

其次, 计算按某一属性值  $A$  对样本  $D$  划分的样本分类所需要的期望信息, 计算公式如下:

$$Info_A(D) = \sum_{j=1}^v \left[ \left( \frac{|D_j|}{|D|} \right) * Info(D_j) \right] \quad (4)$$

其中,  $A$  为数据的 5 种属性的其中一种,  $v$  为按属性  $A$  分类出现的子属性个数, 按不同属性进行分类时, 出现的子属性个数不一定全都相同,  $v$  的数值则需统计出分类结果后才能确定;  $D_j$  为第  $j$  种地形的数据样本,  $|D_j|/|D|$  充当第  $j$  个划分的权重  $j=1, 2, 3, \dots, v$ 。  $Info_A(D)$  越小, 划分的纯度越高, 按该属性  $A$  分类出现的分类结果个数越少。

最后由式(3)和式(4)可得信息增益, 定义式为:

$$Gain(A) = Info(D) - Info_A(D) \quad (5)$$

表示由  $A$  的值而导致的信息需求的期望减少, 即信息增益。信息增益越大, 越能尽快达到根节点, 构建决策树的速度则越快。ID3 算法即是选取信息增益最大的属性作为节点分裂时的依据。

此次试验中, 建立决策树模型首先获得所要建立的子树的数据样本  $D$ , 并将其作为当前训练集  $T$ 。若当前训练集  $T$  下所有样本类别均相同则产生叶子节点, 算法结束。否则, 计算  $T$  下所有属性的信息增益; 选择信息增益最大的属性  $B$  作为节点分裂属性, 并设置根节点, 若该属有  $v$  个子属性, 则就从根节点产生了  $v$  个分支, 设置每个分支作为新的根节点。获取每个分支下的训练集并作为新的当前训练集  $T$ , 判断  $T$  下所有样本类别是否均相同, 若相同则产生叶子节点, 算法结束, 否则按上述过程继续分裂, 直到新的当前训练集中所有样本的类别均相同, 产生叶子节点, 决策树建立完毕。

单棵决策树如下图 7。以上建立决策树的过程循环  $n$  次之后, 就建立好了  $n$  棵决策树, 赋予每棵决策树的分类结果权重, 投票得出最终的分类结果。基于随机森林算法的分类器建立完毕。

**1.5 主要观察指标** 观察随机森林分类器对测试集数据的识别结果, 与测试集数据真实类别进行比对。

表 2 地形识别系统识别率

Table 2 Recognition rate of the terrain recognition system

地形	识别率(%)
水平地面	100
上楼梯	95
下楼梯	95
上斜坡	100
下斜坡	95
所有地形	97

## 2 结果 Results

实验首先对 5 种不同路况分别进行 20 组数据采集实验, 将采集到的 100 组数据进行处理, 随机挑选 80 组数据通过随机森林算法建立分类器, 用剩余的 20 组数据来测试分类器的分类效果, 反复测试, 直到分类器的识别效果达到要求, 分类器建立完毕。利用串口将激光距离传感器与惯性测量单元测得的数据输送给处理器, 并进行数据处理, 利用建立好的分类器识别当前时刻受试者前方的地形, 以达到在线识别的目的。随机森林分类器的识别效果如图 8。

在离线识别率达到要求的基础上, 进行了在线数据采集与识别实验。把激光距离传感器和惯性测量单元采集到的数据通过串口直接输送给数据处理程序, 进行解码以及滤波和提取特征值等处理。数据处理之后输送给上述分类器, 并作出决策。设定程序, 定时从串口接收数据, 接收完数据后立即进行处理并用分类器进行分类, 得到分类结果, 即当前行走的地形类别。通过实验验证, 该地形识别系统对于在线识别方面也有很高的正确识别率。对 5 种不同地形分别进行 20 次实验, 该分类器的识别效果如表 2。

## 3 讨论 Discussion

实验结果显示, 基于随机森林分类器的地形识别系统能精确有效的识别出受试者前方地形类别。现有的运动模式识别方法大多采集肌电信号或下肢各关节角度, 文章则采集受试者行走前方的地形信息。文章以激光距离传感器和惯性测量单元为硬件基础, 设计了一个可穿戴的地形识别系统。该系统通过两种传感器采集数据, 得到地形高度信息和人体运动信息。使用小波去噪的方法对采集到的数据进行滤波处理并提取平均值、最大值、最小值、峰度和偏度等 5 种特征值。数据处理完毕后利用随机森林算法建立分类器, 并利用该分类器对实时采集的数据进行识别, 完成对日常行走中常见的 5 种地形的识别。并且通过实验验证, 该方法可以有有效的识别地形类别, 提高了主动型膝上假肢行走时的稳定性, 该方法将在主动型膝上假肢控制中起到重要的作用。

**致谢:** 感谢国家自然科学基金项目(61203323, 61174009), 河北省高等学校科学技术研究项目(Q2012079), 天津市应用基础与前沿技术研究计划(13JCQNJC03400)对文章的支持。感谢在实

验阶段河北工业大学控制科学与工程学院人体运动分析研究室同仁的大力支持。同时感谢河北工业大学刘作军教授对文章实验方案和方法的指导!

**作者贡献:** 实验设计为第一作者和通讯作者。实验实施为第一、二、四作者。实验评估为第一、三作者。资料收集为第二、四作者。

**利益冲突:** 所有作者共同认可文章无相关利益冲突。

**伦理问题:** 没有与相关伦理道德冲突的内容。

**文章查重:** 文章出版前已经过 CNKI 反剽窃文献检测系统进行 3 次查重。

**文章外审:** 本刊实行双盲外审制度, 文章经中国小同行外审专家审核, 符合本刊发稿宗旨。

**学术术语:** 表面肌电信号的特点? 是肌肉收缩时伴随的电信号, 是在体表无创检测肌肉活动的重要方法。文章研究分析表面肌电信号的检测与分析方法, 也包括检测技术与装置及利用表面肌电信号反馈控制外部装置的方法等, 其应用背景主要集中在康复医学和体育科学两大领域。

**作者声明:** 文章第一作者对研究和撰写的论文中出现的不良行为承担责任。论文中涉及的原始图片、数据(包括计算机数据库)记录及样本已按照有关规定保存、分享和销毁, 可接受核查。

**文章版权:** 文章出版前杂志已与全体作者授权人签署了版权相关协议。

#### 4 参考文献 References

- [1] 第六次全国人口普查委员会. 2010年第六次全国人口普查主要数据公报(第1号)[R]. 北京: 第六次全国人口普查委员会, 2010.
- [2] 中华人民共和国国家统计局. 2006年第二次全国残疾人抽样调查主要数据公报(第二号)[R], 2007.
- [3] 谭冠政, 吴立明. 国内外人工腿(假肢)研究的进展及发展趋势[J]. 机器人, 2001, 23(1): 91-96.
- [4] 王人成, 沈强, 金德闻. 假肢智能膝关节研究进展[J]. 中国康复医学杂志, 2007, 22(12): 1093-1094.
- [5] 王人成, 金德闻. 仿生智能假肢的研究与进展[J]. 中国医疗器械信息, 2009, 15(1): 3-5.
- [6] 金德闻, 王人成. 人工智能假肢[J]. 中国临床康复, 2002, 6(20): 2994-2995.
- [7] 龚思远, 杨鹏, 刘启栋, 等. 智能下肢假肢传感器的应用[J]. 中国组织工程研究与临床康复, 2010, 14(17): 3109-3112.
- [8] 杨鹏, 刘作军, 耿艳利, 等. 智能下肢假肢关键技术研究进展[J]. 河北工业大学学报, 2013, 42(1): 76-80.
- [9] Sup F, Bohara A, Goldfarb M. Design and Control of a Powered Transfemoral Prosthesis. Int J Rob Res. 2008; 27(2): 263-273.
- [10] Au S, Berniker M, Herr H. Powered ankle-foot prosthesis to assist level-ground and stair-descent gaits. Neural Networks. 2008; 21(4): 654-666.
- [11] Djuric, M. Automatic recognition of gait phases from accelerations of leg segments. 9<sup>th</sup> Symposium on Neural Network Applications in Electrical Engineering, 25-27 Sept. 2008: 121-124.
- [12] Sakagami Y, Watanabe R, Aoyama C, et al. The intelligent ASIMO: System overview and integration//Intelligent Robots and Systems, 2002. IEEE/RSJ International Conference on. IEEE. 2002; 3: 2478-2483.
- [13] Chestnutt J, Lau M, Cheung G, et al. Footstep planning for the honda asimo humanoid. Robotics and Automation, 2005. ICRA 2005. Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on. IEEE. 2005: 629-634.
- [14] Chestnutt J, Michel P, Kuffner J, et al. Locomotion among dynamic obstacles for the honda ASIMO. Intelligent Robots and Systems. 2007. IROS 2007. IEEE/RSJ International Conference on. IEEE. 2007: 2572-2573.
- [15] 宗光华, 唐伯雁. 日本拟人型两足步行机器人研发状况及我见[J]. 机器人, 2002, 24(6): 564-570.
- [16] 王岚, 张今瑜, 王劲松. 人体步态相位检测实验研究[J]. 传感器与微系统, 2006, 25(5): 42-44.
- [17] 闫炳雷, 谭冠政, 曾庆冬, 等. 智能仿生人工腿CIP-ILeg性能仿真评估研究[J]. 计算机仿真, 2006, (9): 231-235.
- [18] 谭冠政, 何胜军, 曾庆冬, 等. CIP- I 智能仿生人工腿步速测量系统研究与设计[J]. 计算机测量与控制, 2005, (11): 1164-1166.
- [19] 谭冠政, 王越超. 具有不完全微分的最优模糊PID控制器及其在智能人工腿中应用的仿真研究[J]. 控制理论与应用, 2002, 19(3): 462-466.
- [20] 贺光辉, 谭冠政, 曾庆冬, 等. 智能仿生人工腿位置伺服控制系统的设计[J]. 计算机测量与控制, 2007, (1): 52-55.
- [21] 王喜太, 王强, 张晓玉, 等. 基于肌电传感器的下肢残肢康复训练模式识别的研究[J]. 中国康复理论与实践, 2009, (1): 90-92.
- [22] 高云园, 孟明, 罗志增, 等. 利用多源运动信息的下肢假肢多模式多步态识别研究[J]. 传感技术学报, 2011, (11): 1574-1578.
- [23] 高云园, 余青山, 孟明, 等. 基于多源信息融合的膝上假肢步态识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2010, (12): 2682-2688.
- [24] 刘磊, 杨鹏, 刘作军. 基于多源信息和粒子群优化算法的下肢运动模式识别[J]. 浙江大学学报(工学版), 2015, (3): 439-447.
- [25] 刘磊, 杨鹏, 刘作军. 基于多源信息和广义回归神经网络的下肢运动模式识别[J]. 机器人, 2015, (3): 310-317.
- [26] Zhang F, Fang Z, Liu M, et al. Preliminary design of a terrain recognition system// Conference proceedings : annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual Conference. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc. 2011: 5452-5455.
- [27] Ho TK. Random Decision Forests. In Proceedings of the 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition. Montreal Canada. 1995; 8: 278-282.
- [28] Breiman L. Random Forests. Machine Learning. 2001; 45(1): 5-32.
- [29] John Durkin, 蔡竞峰. 决策树技术及其当前研究方向[J]. 控制工程, 2005, (1): 15-21.
- [30] Quinlan JR. Decision trees and decision-making. Syst Man Cyber IEEE Trans. 1990; 20(2): 339-346.