

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1904626

基于 GMM-HMM 模型的智能下肢假肢运动意图识别*

盛敏^{1,2}, 刘双庆^{1,2}, 王捷^{2,3}, 苏本跃^{2,3}

(1. 安庆师范大学数学与计算科学学院 安庆 246133; 2. 安徽省智能感知与计算重点实验室 安庆 246133;
3. 安庆师范大学计算机与信息学院 安庆 246133)

摘要:传统下肢假肢运动意图识别方法常使用多模态传感器信号,带来一定的复杂性以及模式转换识别一般带有滞后性,提出了基于数据驱动下的智能下肢假肢运动意图识别方法。在对单侧下肢截肢者运动模式进行了重定义后,仅使用惯性传感器,采集健肢侧处于摆动相的时序数据。选择高斯混合-隐马尔可夫模型作为分类器,对下肢假肢的运动意图进行识别。实验结果表明,该算法在模式空间中的一组基模式:平地行走、上坡、下坡、上楼和下楼5种稳态模式中,识别率达到98.99%,在包含5种稳态模式和8类转换模式的13类运动模式中的识别率可达到96.92%。所提出的方法可以在下肢假肢运动意图识别性能上有较大提升,帮助单侧下肢截肢者实现自然、流畅、稳定的行走。

关键词: 运动意图识别;惯性传感器;高斯混合-隐马尔可夫模型;模式转换;摆动相

中图分类号: TH7 TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Motion intent recognition of intelligent lower limb prosthesis based on GMM-HMM

Sheng Min^{1,2}, Liu Shuangqing^{1,2}, Wang Jie^{2,3}, Su Benyue^{2,3}

(1. School of Mathematics and Computational Science, Anqing Normal University, Anqing 246133, China;
2. University Key Laboratory of Intelligent Perception and Computing of Anhui Province, Anqing 246133, China;
3. School of Computer and Information, Anqing Normal University, Anqing 246133, China)

Abstract: Traditional lower limb prosthesis motion intent recognition methods often use multi-modal sensor signals, which bring certain complexity and lags of pattern transition recognition. This paper proposes a data-driven based intelligent lower limb prosthesis motion intent recognition method. After redefining the movement patterns of unilateral lower limb amputees, only the inertial sensors are used to collect the time series data in the swing phases of the healthy side. The Gaussian mixture model-hidden Markov model (GMM-HMM) is selected as the classifier to recognize the motion intent of lower limb prosthesis. The experiment results show that the recognition rate of the method reaches 98.99% in steady patterns; level-ground walking, ramp ascent, ramp descent, stair ascent and stair descent, and 96.92% in 13 motion patterns that contain 5 steady patterns and 8 transition patterns. The method proposed in this paper can greatly improve the recognition performance of lower limb prosthesis motion intent, and help the unilateral lower limb amputees to walk naturally, smoothly and steadily.

Keywords: motion intent recognition; inertial sensor; Gaussian mixture model-hidden Markov model (GMM-HMM); pattern transition; swing phase

收稿日期: 2019-01-06 Received Date: 2019-01-06

* 基金项目: 国家自然科学基金(11471093)、教育部“云数融合科教创新”基金(2017A09116)、安徽省科技重大专项(18030901021)、安徽省高校优秀拔尖人才培养项目(gxbjZD26)资助

0 引言

根据2006年国务院公布的第二次全国残疾人抽样调查结果,我国现有各类残疾总人口占全国总人口的比例约为6.34%,其中肢体残疾者超过2400万。对于截肢患者,现有的医疗水平并不能让失去的肢体再生,为了使截肢者重返社会,社会各界对假肢的研究工作正如火如荼的进行。

下肢假肢运动意图识别方法源于上肢假肢动作意图识别研究^[1]。有别于上肢假肢,下肢假肢涉及到人体的运动平衡问题,且直接影响着残疾人的日常活动,因此下肢假肢的控制和运动意图识别尤为重要。下肢假肢可分为主动型假肢(也称智能假肢)和被动型假肢,智能假肢与被动假肢根本不同之处在于后者只能被动做出反应,而前者可以主动做出反应和运动,可减少代谢能量消耗^[2]。同时,通过外骨骼传感系统,以足底压力传感器、关节角加速度传感器、腿部压力传感器等为主要判断手段可精确判断机器人的当前步态,实现机器人对人体运动意图、运动趋势的智能判断等^[3]。

人体运动的步态数据的获取是假肢运动意图识别的重要前提,因此稳定和完整的人体步态运动数据的测量设计与实现显得尤为重要^[4]。根据采集的生物信号源的不同,下肢运动意图识别方法主要包括两种^[5]:1)基于生物力学信号,即基于生物力学信号的下肢运动意图识别是通过采集下肢生物力学信号,如关节角度、角速度、三轴加速度、足底压力信息、电容信息等识别下肢运动意图;2)基于生物电学信号,即基于生物电学信号的下肢运动意图识别方法是通过采集人体肌电、脑电等生物电信号识别下肢运动信息。

在基于生物电学信号的运动意图识别研究中,以表面肌电信号^[6-8](surface electromyography, sEMG)为代表的生物电学信号在智能假肢研究中更为常用。Huang等^[9]提出了基于sEMG的人体运动模式识别方法,通过测量8名健康者和2名大腿截肢者在平地行走、跨越障碍、上楼、下楼、患侧旋转、健侧旋转以及站立7种日常生活中常见的运动模式,设计了基于步态相位的分类器,选取了脚跟落地(foot-contact)和脚尖离地(foot-off)附近一段时间的sEMG信号,计算了该时间窗内的一些特征值(平均值、标准差等),最后根据线性判别分析(linear discriminate analysis, LDA)分类器识别的平均错误率为7.4%。该类型的研究利用了表面肌电信号意图控制的优势,也显示出肌电信号有很大的研究潜力。然而,单纯基于sEMG信息不能获取充足、直接的下肢行走意图。截肢者截肢程度越高,残留肢体肌肉越少,肌电信号源越少,加之sEMG的个体差异和时变特性,无法为下肢高位

截肢者提供充足、稳定(易受肌肉阻抗、皮肤汗液、毛发及电磁干扰)的信息^[8]。

在基于生物力学信号的运动意图识别研究中,依据信号的属性,分为运动学信息和动力学信息,生物力学信号本质上是机械信号。一些研究者专门基于机器学习和模式识别的方法处理集成到智能假肢上的机械传感信号,文献^[10]依靠集成在假肢上的机械传感器进行运动模式识别,包括5种稳态模式和8种转换模式,6名截肢者参与实验,依靠模式分类的算法实现了93.9%的平均识别率。其团队在后续的研究中改进了识别的策略^[11],引入了带有一段时间的历史数据作为先验概率的动态贝叶斯网络(dynamic Bayesian network, DBN),实验结果显示5种稳态模式识别错误率降低了50%,但在识别模型的训练中采集残肢侧(简称患侧)运动模式转换前的支撑相和转换后摆动相的数据,因此带有一定的滞后性。赵丽娜等^[12]利用安装在假肢接受腔上的加速度传感器解算出假肢摆动期髋关节的角度,安装在足底压力传感器作为步态周期的参考校验,基于隐马尔可夫模型(hidden Markov model, HMM),对5种地形运动模式预识别,总的识别率达到96%。文献^[13]后期开发了一种用于意图模式识别下肢运动的纯机械传感器架构,传感器系统由加速度计、陀螺仪和压力鞋垫传感器组成,通过5类地形模式与3种步行速度的笛卡儿积定义了15种运动意图的样本集,利用测量的实时数据计算与模板数据的组内相关系数(intraclass correlation coefficient, ICC),结合D-S(Dempster-Shafer's)数据融合理论,通过HMM识别实时运动状态,平均准确率为95.8%,但未对运动数据连续化处理,也没涉及地形模式间的相互转换识别。相对于sEMG这类神经生物信号的研究,机械信号传感技术更加成熟稳定,且体积小、集成性强,能够达到一定的运动意图识别效果^[8],因此机械信号在智能假肢的控制和运动意图识别^[14]中应用较为广泛。

在上述基于机械信号的运动意图识别研究中,实验数据均来自假肢。在本文前期的工作中已研究并提出,在转换模式识别中,分析假肢摆动相数据时,实际上下一个稳态模式已经发生,再基于此数据进行算法分析,就会具有一定的滞后性,不能体现运动意图的内涵。因此,本文提供了一种采集截肢者健肢侧(简称健侧)处于摆动相的运动数据进行运动意图识别的方案,基于模式识别与机器学习的方法,对此方案的运动模式尤其是模式之间的切换进行了再定义,仅通过惯性传感器采集健侧运动信息,在高斯混合-隐马尔可夫模型(Gaussian mixture model-hidden Markov model, GMM-HMM)的基础上进行分析和判断假肢的运动意图,从而实现下肢假肢运动意图的识别。

1 下肢假肢运动模式定义

人体下肢运动通常用行走来描述,而行走不是简单的机械运动,是膝关节与踝关节弯曲、伸展交替变化,是双足与地面交替接触的周期性、对称性和稳定性的过程^[15]。从模式识别的角度,本文研究涉及运动意图模式空间的一组基模式包括平地行走、上楼、下楼、上坡和下坡5种稳态模式,以及基模式之间相互转换的8类转换模式包括平地行走向上楼转换、上楼向平地行走转换、平地行走向下楼转换、下楼向平地行走转换、平地行走向上坡转换、上坡向平地行走转换、平地行走向下坡转换和下坡向平地行走转换(见表1)。转换模式的规则是从日常生活中道路或者建筑施工的规律出发的,即前一步态模式是上楼,下一步态模式是平地行走或上楼,几乎不可能是下楼或下坡。稳态行走是日常生活中最为频繁且基本的运动模式,因此本文研究的模式空间可以看作由一组基(即5种稳态模式)生成的13类运动模式。

表1 13类运动模式

Table 1 13 classes of motion patterns

编号	运动模式	运动模式描述
1	行走—上楼	平地行走向上楼转换
2	行走—下楼	平地行走向下楼转换
3	行走—上坡	平地行走向上坡转换
4	行走—下坡	平地行走向下坡转换
5	上坡—行走	上坡到平地行走转换
6	下坡—行走	下坡到平地行走转换
7	上楼—行走	上楼到平地行走转换
8	下楼—行走	下楼到平地行走转换
9	行走	平地行走
10	上楼	稳步上台阶
11	下楼	稳步下台阶
12	上坡	稳步上坡
13	下坡	稳步下坡

1.1 步态周期相关概念

下肢的运动具有一定的规律性和周期性,相同的步态模式按照周期性特点可划分为多个步态周期,而每个步态周期又可分为不同的步态相位。步态周期一般定义如下^[10]:在行走过程中,开始于一只脚的后跟触地并结束于同一只脚的后跟再一次触地(以平地行走为例,支撑相位约占整个步态周期的60%,摆动相位占整个步态周期的40%左右),如图1所示。人体行走是双足与地面交替接触,因此触发两个步态事件:脚跟着地(heel strike,

HS)和脚尖离地(toe off, TO)。根据脚与地面的接触状态(即步态事件),一个步态周期划分为两个主要的步态相位,支撑相(stance phase)即一个步态周期中,同侧脚的后跟着地到脚尖离地的时间间隔;摆动相(swing phase)即一个步态周期中,同侧脚的脚尖离地到脚后跟触地的时间间隔。

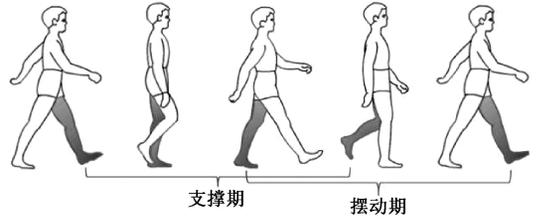


图1 一个步态周期

Fig.1 A gait cycle

1.2 运动模式重定义

在传统下肢假肢运动意图识别中,传感器常嵌于假肢本体上^[16],因此其运动模式的转换步一般定义为起始于脚跟触地时刻,在脚跟触地时或脚跟触地后结束。而本文的方案是将传感器置于健侧,如图2所示。采集健侧位于摆动相的数据进行建模、分析和识别,在模式识别对象空间到模式空间的转换中,本文前期研究已对运动稳态模式和转换模式进行了重定义(尤其是运动的转换模式)。1) 稳态模式与稳态步:始终在同一地形条件下保持相同的运动模式,该运动模式称为稳态模式。起始于一只脚的脚尖离地时刻,终止于同一个地形条件下同侧脚脚后跟着地,该步长称为稳态步,如图3所示。2) 转换模式与转换步:由一个初始运动模式转换为不同地形条件下另一个运动模式过程中的过渡模式,此运动模式称为转换模式。第1类型转换步:起始于前一个地形条件下前一只脚的脚尖离地时刻,终止于同侧脚的后跟着地于后一个地形,如图4所示;特别地,对于平地行走至上楼和上楼至平地行走的两种转换步进行了再定义,第2类型转换步:起始于前一个地形条件下后一只脚的脚尖离地时刻,终止于同侧脚的后跟着地于后一个地形,如图5所示。

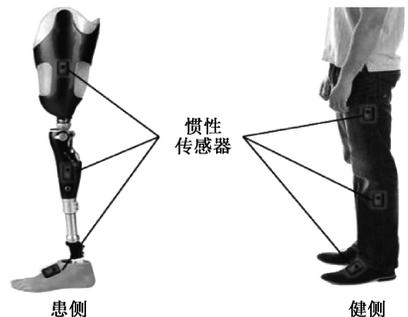


图2 惯性传感器位置示意图

Fig.2 The positions of the inertial sensors

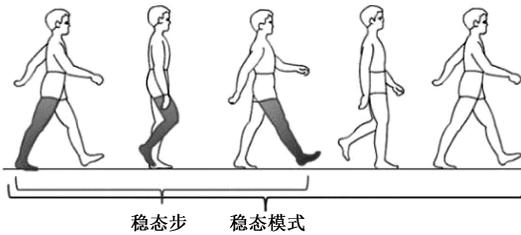


图3 稳态模式与稳态步

Fig.3 Steady pattern and steady step

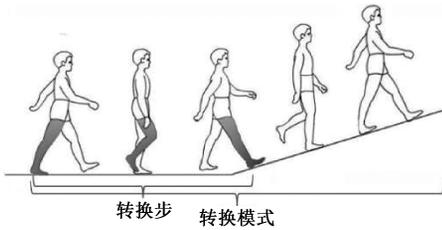


图4 转换模式与转换步(平地行走—上坡)

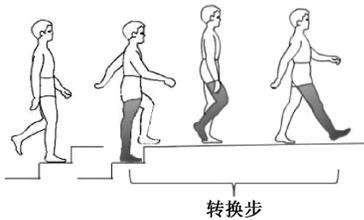
Fig.4 Transition pattern and transition step
(level-ground walking to ramp ascent)

图5 转换模式与转换步(上楼—平地行走)

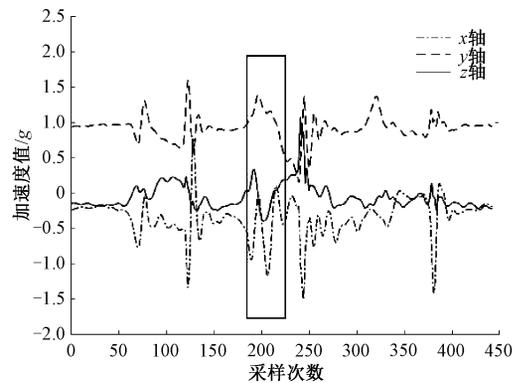
Fig.5 Transition pattern and transition step (stair
ascent to level-ground walking)

2 运动意图识别算法

基于机械传感器的运动意图识别一般流程是首先,模式识别的一般流程需经历对象空间、模式空间、特征空间到类型空间的不断转换,涉及到模式的定义与采集、特征提取与选择、类型的判别与分类等多项任务,本文聚焦于从运动的模式空间到特征空间的转换中对于运动意图的刻画和描述以及运动模式的特征的选择和提取;其次,利用机器学习算法,对分类器进行设计,从模式空间到特征空间直至类型空间的全部操作,其基本流程如下:1)采集人体运动过程中绑定在健侧传感器产生的数据信号;2)对信号进行滤波,去噪和加窗处理,再提取相应特征;3)利用机械传感器信号特征样本,离线训练运动意图分类模型;4)利用训练模型对新输入的人体运动意图信号进行在线实时识别。

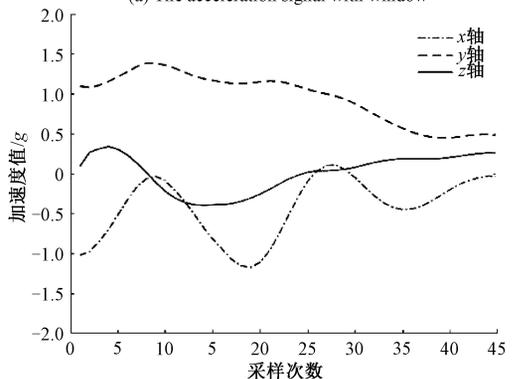
2.1 信号的预处理

由于采集的数据会难以避免地引入噪声,实验前须对信号进行滤波去噪,本文采用低通滤波对原始数据进行处理。对于转换模式,根据惯性传感器获得的触地状态序列找到转换步的起始点即脚尖离地的位置,从转换步的起始点开始进行加窗处理,往后提取固定窗口长度为 T 的数据(图6(a)所示为采集的整段数据,图6(b)所示为截取的窗口数据);对于稳态模式,需要找到每一步健侧脚尖离地的位置,然后提取与转换模式相对应的数据,即从脚尖离地开始窗口长度 T 的数据。考虑到样本的采样频率为 96 Hz,窗口长度 T 取为 45 frame(约为摆动相的 1/2),保证在稳态步和转换步中,当健侧位于摆动相时,患侧处于支撑相,可以提前调整假肢的控制参数,达到控制的无滞后性。



(a) 加窗口的加速度信号

(a) The acceleration signal with window



(b) 提取的加速度窗口数据

(b) The extracted acceleration window data

图6 本文提取的摆动相窗口数据

Fig.6 The swing phase window data extracted
in this paper

2.2 特征的选择

根据人体运动的三维特性以及人体运动学和动力学可知,人体的运动离不开力的作用,并且动作具有一定的连续性。由牛顿运动定律可知,加速度的大小可以反映出力的大小,力的直观表现就是人体的运动状况,而且加

速度的信息直观可靠;角速度信息能够量化人体运动过程中的三维偏转情况,反映人体动作幅度的大小,并能够解算出膝关节和踝关节的角度信息。不同的步速、步态、相位拥有不同的加速度和角速度信息,因此人体运动的加速度和角速度物理特征信息是非常重要的。本文提取了转换步和稳态步中放置于健侧摆动相的大腿、小腿和脚踝 3 个部位惯性传感器所采集的三维运动数据,即加速度数据和角速度数据特征作为本文所使用的特征集合,表示为 $\{a_x, a_y, a_z, \omega_x, \omega_y, \omega_z\}$ 。

2.3 基于 GMM-HMM 的意图识别算法

HMM 是关于时间序列的统计概率模型,描述了一个双重随机过程^[12],在假肢运动意图识别系统中,假肢的运动数据在时间上是连续的序列,适合用 HMM 来处理。且假肢的运动状态相互转换是一个隐藏的过程且随着时间不断变化,不能被直接的观测到,但可以通过绑定在健侧的惯性传感器,采集三轴加速度和角速度特征的显层特征信息,通过隐层状态与显层之间的关系来判断识别健侧的运动。再由下肢运动的对称性可获得假肢所处的状态。

HMM 有多类变形,但主要围绕 3 个基本问题:概率计算问题、学习问题、预测问题。文献[12-13]的 HMM 属于预测问题,模型的参数 $\lambda = (\pi, \mathbf{A}, \mathbf{B})$ 需要事先给定,其中参数 π 和 \mathbf{A} 根据模式空间而定,参数 \mathbf{B} 来自初步识别的混淆矩阵。而本文的模型参数未知,需要通过学习对参数进行估计求解,在文献[12-13]中未充分考虑下肢运动的连续性,在信号处理时未进行连续化处理,使用离散的数据计算变量分布的概率,其模型属于离散隐马尔可夫模型(discrete HMM, DHMM)。而下肢的运动是一个连续的过程,在 HMM 中体现为组合腿部不同隐层运动状态连续性的转移,鉴于此,GMM-HMM 来表征隐层状态到观测层输出概率,体现人体下肢的运动的连续性。

在 GMM-HMM 训练中,显层的观测输出概率矩阵的初值定义对训练的过程影响很大。本文采用 3 个惯性传感器组成了 18 维的特征向量,即观测序列 $\mathbf{O} = (\mathbf{o}_1, \mathbf{o}_2, \dots, \mathbf{o}_T)$ 中元素 $\mathbf{o}_t \in \mathbf{R}^{1 \times 18}, 1 \leq t \leq T$ 。若用单个高斯概率密度函数不足以表示 18 维观测值的输出概率分布,因此本文采用多元高斯混合输出概率密度函数定义观测概率矩阵的初值,故算法是基于 GMM-HMM 进行假肢运动意图识别。

1) GMM-HMM 问题描述

一个 GMM-HMM 一般可由五元符号描述:

$$\lambda = (N, M, \pi, \mathbf{A}, \mathbf{B}) \quad (1)$$

式中: N 为隐层的状态数目; M 为显层的观测种类数目。

$\pi = (\pi_i)_{1 \times N}$ 表示隐层各状态在初始时刻概率组成的向量,其中 $\pi_i = P(q_0 = s_i), i = 1, 2, \dots, N$ 。

$\mathbf{A} = (a_{ij})_{N \times N}$ 描述了隐层中各个状态之间的转移概率,隐藏状态的个数决定矩阵的阶数,其中, $a_{ij} = P(q_t = s_j | q_{t-1} = s_i), 1 \leq i, j \leq N$ 。

$\mathbf{B} = [b_j(\mathbf{o}_t)]_{N \times M}$ 表示在每个隐层状态下输出相应观测值的概率,其中 $b_j(\mathbf{o}_t) = P(\mathbf{o}_t = v_m | q_t = s_j)$,形式为多元高斯混合概率密度函数,表达式为:

$$b_j(\mathbf{o}_t) = \sum_{m=1}^M c_{jm} G(\mathbf{o}_t | \boldsymbol{\mu}_{jm}, \boldsymbol{\Sigma}_{jm}), 1 \leq j \leq N \quad (2)$$

式中: $G(\mathbf{o}_t | \boldsymbol{\mu}_{jm}, \boldsymbol{\Sigma}_{jm})$ 为多维高斯密度函数。当观测向量的维数为 d 时:

$$G(\mathbf{o}_t | \boldsymbol{\mu}_{jm}, \boldsymbol{\Sigma}_{jm}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d |\boldsymbol{\Sigma}_{jm}|}} \exp \left[-\frac{(\mathbf{o}_t - \boldsymbol{\mu}_{jm})^T (\boldsymbol{\Sigma}_{jm})^{-1} (\mathbf{o}_t - \boldsymbol{\mu}_{jm})}{2} \right] \quad (3)$$

2) GMM-HMM 的拓扑结构

按照 HMM 隐层状态间的转换特点和时序关系, HMM 主要有两种拓扑结构,遍历模型(ergodic model)、左右模型(left-to-right model)或者 Bakis 模型。由于自左到右的模型更适合描述随时间变化的信号,本文的三轴加速度和角速度的特征信号就属于典型时序信号,符合人体结构约束,故而本文选取 Bakis 模型结构,作为 GMM-HMM 的拓扑结构(见图 7)。



图 7 GMM-HMM 拓扑结构

Fig.7 The topological structure of GMM-HMM

3) GMM-HMM 的训练

本文的隐层为下肢在三维空间上运动状态的转移序列,结合下肢运动过程中的特点,腿部在竖直方向上,有 3 种状态,抬升、水平、下落;水平方向上也有 3 种状态,偏左、偏右、向前。通过排列组合,可以合成腿部的运动状态集合 S 共有 9 种类型,即隐层状态集合为 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_9\}$,其中 $s_1 = \{\text{腿部抬升并向前}\}, s_2 = \{\text{腿部落下并向前}\}, s_3 = \{\text{腿部水平并向前}\}, s_4 = \{\text{腿部抬升并偏左}\}, s_5 = \{\text{腿部抬升并偏右}\}, s_6 = \{\text{腿部落下并偏左}\}, s_7 = \{\text{腿部落下并偏右}\}, s_8 = \{\text{腿部水平并偏左}\}, s_9 = \{\text{腿部水平并偏右}\}$ 。

具体来说,先建立下肢运动意图的模型 $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{13})$,再根据 Bakis 模型的拓扑结构,对每个下肢运动意图的模型参数选取及初值设置的算法描述如下。

(1) 隐状态数 N :由上述对腿部在 3 维空间中的运动状态描述,可知隐状态数 $N = 9$ 。

稳态运动模式的平均识别率达到 98.99%,图 10 所示为 5 种稳态模式意图识别结果的混淆矩阵。

表 2 运动模式及迈步顺序

Table 2 Themotion patterns and stepping sequence

运动模式	迈步顺序描述
5 种稳态模式	健侧—模拟患侧—健侧—模拟患侧
行走—上楼	健侧(平地行走)—模拟患侧(平地行走)—健侧(平地行走走到上楼转换)—模拟患侧(上楼)
行走—下楼	健侧(平地行走)—模拟患侧(平地行走)—健侧(平地行走走到下楼转换)—模拟患侧(下楼)
行走—上坡	健侧(平地行走)—模拟患侧(平地行走)—健侧(平地行走走到上坡转换)—模拟患侧(上坡)
行走—下坡	健侧(平地行走)—模拟患侧(平地行走)—健侧(平地行走走到下坡转换)—模拟患侧(下坡)
上楼—行走	健侧(上楼)—模拟患侧(上楼)—健侧(上楼到平地行走转换)—模拟患侧(平地行走)
下楼—行走	健侧(下楼)—模拟患侧(下楼)—健侧(下楼到平地行走转换)—模拟患侧(平地行走)
上坡—行走	健侧(上坡)—模拟患侧(上坡)—健侧(上坡到平地行走转换)—模拟患侧(平地行走)
下坡—行走	健侧(下坡)—模拟患侧(下坡)—健侧(下坡到平地行走转换)—模拟患侧(平地行走)

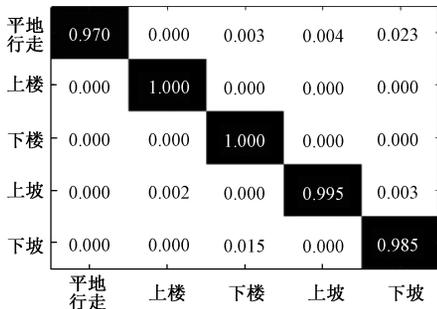


图 10 10 名模拟患者的 5 种稳态模式的混淆矩阵
Fig.10 The confusion matrix of 5 steady patterns for 10 able-bodied subjects

从图 10 可以观察到平地行走相比于其他 4 种稳态行为为识别效果较差,其中平地行走这类稳态模式被误识别为下坡稳态模式的错误率较高,这是由于稳态模式中平地行走与下坡的运动姿态相似度较高,难以把这两类运动模式区分开来,但本文所提的方法对其他稳态模式能够较好地进行识别。

在引入了基模式之间相互组合转换的 8 类转换模式,即平地行走至上坡转换、平地行走至下坡转换、平地行走至上楼转换、平地行走至下楼转换、上坡至平地行走转换、下坡至平地行走转换、上楼至平地转换和下楼至平地转换这 8 类转换模式后,对 10 名模拟患者的实验识别结果有所下降,平均识别结果是 96.92% (见图 11)。

其中下坡稳态模式和下坡至平地行走转换模式识别

效果相比之下最低,由生活经验可知,下坡和下坡至平地行走是一个重心下降的过程,在下坡至平地行走转换中,人体由于惯性的作用,会将前一个运动模式的残留的运动状态延伸至下一运动模式状态中,因此两类运动模式更容易相互识别错误。除此之外,其他模式已经可以得到较好的识别。

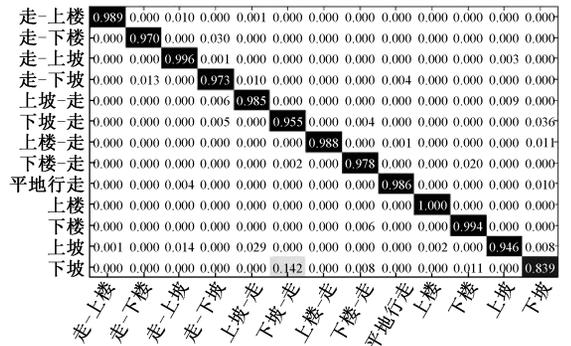


图 11 10 名模拟患者的 13 种运动模式的混淆矩阵
Fig.11 The confusion matrix of 13 motion patterns for 10 able-bodied subjects

对 1 名实际截肢患者的 13 类运动模式同样采取 10 次 5 折交叉验证进行识别,实验的样本量仅为 130 个,实验的平均结果为 86.76%,混淆矩阵如图 12 所示。由于残疾患者样本获取困难,本文截肢患者实验的样本量过少,算法识别精度下降,但将截肢患者数据与模拟患者数据一起使用,算法识别率相当,平均识别率可达 93.65%。

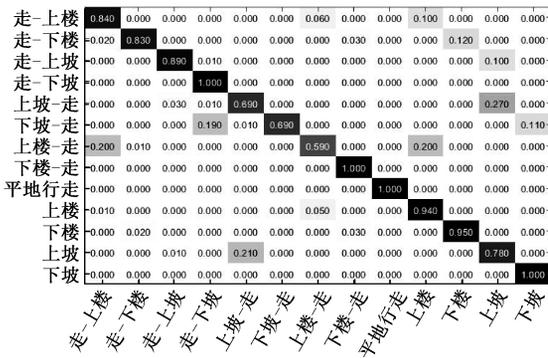


图 12 1 名截肢患者的 13 类运动模式混淆矩阵
Fig.12 The confusion matrix of 13 motion patterns for 1 transibial amputee

对于 10 名模拟患者,当运动模式包含 5 种稳态模式时,本文的识别率已经达到 98.99%,高于文献[10-13]的识别结果。当引入 8 种转换模式时,本文的识别率为

96.92% 依然高于文献[10],这与运动模式尤其是转换模式的重定义有着内在的密不可分的联系,传统的意图识别转换步起始于脚跟触地时刻,在脚跟触地时或脚跟触地后,而本文使用的转换步起始于前一个地形条件下一只脚的脚尖离地时刻,结束于同侧脚后跟着地于后一个地形。另一方面,本文实验采集的数据,均来自健侧的大腿、小腿及脚踝处的传感器,这样在转换步摆动相就可以识别出健侧的运动意图(且健侧的运动模式表现较为明显),由对称映射的关系自然可以知道假肢的运动意图。然而,此时的假肢运动模式还未切换,这时调节假肢的控制参数,可以解决传统意图识别中的滞后性问题。而且,本文采用的是单一类型惯性传感器,与文献[10-13]加速度计,陀螺仪,肌电信号等多类型传感器相比,不用解决数据融合的问题,降低了算法的计算复杂度,且在识别时间方面无延迟,识别精度上依然具有较好的表现(见表 3)。

表 3 实验方法与结果对比
Table 3 Comparison of the experiment methods and results

文献	受试者	传感器		机械信号特征	分类器	运动模式类型		识别精度/%
		类型/数量	位置			稳态	转换	
[10]	6 名截肢患者	3 个加速度计,3 个陀螺仪,1 个压力传感器	患侧	均值,标准差,最大值,最小值	LDA	5	8(下一模式已发生,有滞后性)	93.9
[11]	6 名截肢患者	1 个惯性测量单元,1 个压力传感器等	患侧	均值,标准差,最大值,最小值	DBN	5	-	94.7
[12]	4 名健康者	1 个加速度计,2 个压力传感器	患侧	角度信号	HMM	5	-	96.0
[13]	3 名健康者 2 名截肢者	1 个加速度计,1 个陀螺仪,2 个压力传感器	患侧	组内相关系数	HMM	5	-	95.8
本文方法	10 名健康者	3 个惯性测量单元	健侧	加速度信号,角速度信号	GMM-HMM	5	8(下一模式未发生,无滞后性)	96.92
	5					8(下一模式未发生,无滞后性)	86.76	

4 结 论

本文在对运动模式尤其是运动转换模式进行了重定义后,提出了一种惯性传感器数据驱动的单侧下肢截肢者的运动意图识别方法。本文通过采集绑定在健侧的大腿、小腿和脚踝处的惯性传感器,提取在转换步摆动相产生的加速度和角速度的时序数据;接着介绍了隐马尔可

夫模型的概念、参数和算法实现;并将该算法加入智能下肢假肢意图识别中,介绍了在意图识别中如何使用 GMM-HMM 模型算法,同时提高了意图识别的正确率,加强了智能下肢假肢的安全性,为单侧下肢截肢者的运动意图的预测和识别提供了一种方法。

从模式识别的角度来说,本文仅基于对模式空间的重定义,根据数据的时序特性,选取 GMM-HMM 模型,对 13 类运动模式的识别。有望以后在特征空间深度研究

挖掘数据的深层特征及依据数据的特征在类型空间中选择更优的分类模型,并结合下肢假肢的运动意图识别与应用,进一步提高下肢假肢识别精度。

参考文献

- [1] 王振平,喻洪流,杜妍辰,等.假肢智能膝关节的研究现状和发展趋势[J]. 生物医学工程学进展, 2015, 36(3):159-163.
WANG ZH P, YU H L, DU Y CH, et al. Research status and development trend of intelligent prosthetic knee[J]. Progress in Biomedical Engineering, 2015, 36(3):159-163.
- [2] AU S K, WEBER J, HERR H. Powered ankle-foot prosthesis improves walking metabolic economy[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2009, 25(1): 51-56.
- [3] 郑悦,景晓蓓,李光林.人机智能协同在医疗康复机器人领域的应用[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(10): 2373-2380.
ZHENG Y, JING X B, LI G L. Application of human-machine intelligence synergy in the field of medical and rehabilitation robot [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(10):2373-2380.
- [4] 姚健,张乾勇. 人体步态数据测量系统的设计与实现[J]. 电子测量技术, 2017, 40(8): 184-188.
YAO J, ZHANG Q Y. Design and implement of a human gait data measure system [J]. Electronic Measurement Technology, 2017, 40(8):184-188.
- [5] 王蕾,王辉,黄品高,等.下肢截肢者行走意图识别方法研究进展[J]. 自动化学报, 2018, 44(8):1370-1380.
WANG L, WANG H, HUANG P G, et al. Progress and perspective of recognition methods for walking intention of lower-limb amputees[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(8):1370-1380.
- [6] 邱石,杜义浩,王浩,等.基于sEMG的下肢运动解析方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(2): 30-37.
QIU SH, DU Y H, WANG H, et al. Research on lower limb kinematic analysis method based on sEMG [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(2): 30-37.
- [7] 丁其川,熊安斌,赵新刚,等. 基于表面肌电的运动意图识别方法研究及应用综述[J]. 自动化学报, 2016, 42(1):13-25.
DING Q CH, XIONG AN B, ZHAO X G, et al. A review on researches and applications of sEMG-based motion intent recognition methods [J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(1):13-25.
- [8] 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.
WANG Q N, ZHENG E H, CHEN B J, et al. Recent progress and challenges of robotic lower-limb prostheses for human-robot integration[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(12):1780-1793.
- [9] 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.
- [10] YOUNG A J, SIMON A M, HARGROVE L J. A training method for locomotion mode prediction using powered lower limb prostheses[J]. IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering, 2014, 22(3): 671-677.
- [11] YOUNG A J, SIMONAM, FEY N P, et al. Intent recognition in a powered lower limb prosthesis using time history information [J]. Annals of Biomedical Engineering, 2014, 42(3): 631-641.
- [12] 赵丽娜,刘作军,荀斌,等.基于隐马尔可夫模型的动力型下肢假肢步态预识别[J]. 机器人, 2014, 36(3): 337-341.
ZHAO L N, LIU Z J, GOU B, et al. Gait pre-recognition of dynamic lower limb prosthesis based on hidden Markov model[J]. Robot, 2014, 36(3):337-341.
- [13] LIU Z J, LIN W, GENG Y L, et al. Intent pattern recognition of lower-limb motion based on mechanical sensors[J]. Journal of Automatica Sinica, 2017, 4(4): 651-660.
- [14] 赵东辉,杨俊友,王义娜,等.基于规则进化模糊系统的步行方向意图识别[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(11): 2615-2625.
ZHAO D H, YANG J Y, WANG Y N, et al. Fuzzy system based on the rule evolution strategy for directional intention identification of walking[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(11):2615-2625.
- [15] 郭欣,王蕾,宣伯凯,等.基于有监督Kohonen神经网络的步态识别[J]. 自动化学报, 2017, 43(3):430-438.
GUO X, WANG L, XUAN B K, et al. Gait recognition based on supervised Kohonen neural network [J]. Acta

Automatica Sinica, 2017, 43(3):430-438.

- [16] ZHENG E H, WANG Q N. Noncontact capacitive sensing-based locomotion transition recognition for amputees with robotic transtibial prostheses [J]. IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering, 2017, 25(2): 161-170.
- [17] LIU M, ZHANG F, HUANG H. An adaptive classification strategy for reliable locomotion mode recognition[J]. Sensors, 2017, 17(9): 2020.
- [18] YOUNG A J, HARGROVE L J. A classification method for user-independent intent recognition for transfemoral amputees using powered lower limb prostheses[J]. IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering, 2016, 24(2): 217-225.

作者简介



盛敏, 1997年于安庆师范学院获得学士学位, 2006年和2009年于合肥工业大学获得硕士学位和博士学位, 现为安庆师范大学教授, 主要研究方向为模式识别与图像及视频处理。

E-mail: msheng0125@aliyun.com

Sheng Min received her B. Sc. degree from Anqing Normal College in 1997, M. Sc. and Ph. D. degrees both from Hefei University of Technology in 2006 and 2009, respectively. Now she is a professor at Anqing Normal University. Her main research interests include pattern recognition, image and video processing.



苏本跃(通信作者), 1997年于安庆师范学院获得学士学位, 2004年和2007年于合肥工业大学获得硕士学位和博士学位, 现为安庆师范大学教授, 主要研究方向为模式识别与机器学习, 图像处理与计算机图形学。

E-mail: bysu@aqnu.edu.cn

Su Benyue(Corresponding author) received his B. Sc. degree from Anqing Normal College in 1997, M. Sc. and Ph. D. degrees both from Hefei University of Technology in 2004 and 2007, respectively. Now he is a professor at Anqing Normal University. His main research interests include pattern recognition and machine learning, image processing and computer graphics.