面向速度适应的动力小腿假肢蹬地时刻在线识别

许东方^{1,3}, 冯仰刚^{1,3}, 麦金耿^{1,3}, 王启宁^{1,2,3*}

1. 北京大学工学院, 北京 100871;

2. 北京大学工程科学与新兴技术高精尖创新中心, 北京 100871;

3. 北京市智能康复工程技术研究中心, 北京 100871

* E-mail: qiningwang@pku.edu.cn

收稿日期: 2018-06-11; 接受日期: 2018-10-15; 网络版发表日期: 2018-11-22

国家自然科学基金重大研究计划重点支持项目(编号: 91648207)资助

摘要 本文开展了针对残疾人穿戴动力假肢行走时蹬地时刻的在线识别及面向速度的适应性问题研究. 实验中, 残疾人被试穿戴我们自主设计的智能动力小腿假肢. 该动力假肢通过角度传感器测量踝关节角度, 利用角度传感器信号可以将运动划分为两个模式(模式转换时刻即为蹬地时刻). 两个惯性测量单元和一套电容传感系统被用来识别这两种运动模式及蹬地时刻. 实验中, 我们首先采集了被试穿戴动力假肢在0.9 m/s速度下行走的数据进行模型训练, 然后基于此模型研究在不同速度下(0.7, 0.9, 1.1 m/s三种情况)对蹬地时刻的在线识别效果. 结果如下: 首先, 在不同的速度下, 针对两种模式的在线识别分别取得了97.59%, 98.17%, 93.39%的准确率; 其次, 我们发现, 在三种速度下行走的每一步均可以正确识别出蹬地时刻, 识别出的蹬地时刻与准确的蹬地时刻之间存在时延, 通过对时延的统计分析, 结果表明三种速度下的识别时延统计结果相应为 1.5 ± 8.75 ms, -12.38 ± 5.39 ms, -29.52 ± 15.64 ms. 结合识别准确率与时延分析, 可以得出结论: 本文提出的在线模式识别方法识别蹬地时刻, 具有准确率高、延时短的特点, 同时显示出良好的速度适应性.

关键词 速度适应性, 动力小腿假肢, 蹬地时刻, 在线识别

1 引言

智能动力假肢在残疾人的日常生活中扮演着重要角色. 动力假肢可以帮助穿戴者花费更少的代谢能量并获取更自然的步态^[1-3]. 为适应不同的运动模式, 智能动力假肢需要调整不同控制策略来实现对不同运动模式的适应^[4].

残疾人穿戴动力假肢行走, 需要动力假肢在该侧腿蹬地时刻为残疾人提供助力^[5]. 如何准确及时地识

别出假肢蹬地时刻变的非常重要, 同时针对不同的运动速度, 如何让假肢适应不同的速度都是目前智能动力假肢领域所面临的问题^[3].

为了识别出运动意图, 许多研究团队进行了探索^[6,7]. 传感信号的测量是一种有效的识别运动意图的方法. 针对下肢运动意图识别, 人们很早就开展了表面肌电(sEMG)的方法. 肌电传感器可以测量残肢肌肉的电学信号, 将该信号输入到模式识别算法中进而识别人的运动意图^[8,9]. 然而, 肌电信号弱且不稳定, 容易遇

引用格式: 许东方, 冯仰刚, 麦金耿, 等. 面向速度适应的动力小腿假肢蹬地时刻在线识别. 中国科学: 技术科学, 2018, 48: 1321-1330

Xu D F, Feng Y G, Mai J G, et al. On-line recognition of push-off for powered transtibial prosthesis towards speed adaptation (in Chinese). Sci Sin Tech, 2018, 48: 1321-1330, doi: 10.1360/N092018-00189

到外界干扰和肌肉疲劳等问题^[10]。此外, 因肌电传感器需要直接贴合皮肤, 给穿戴带来了困难。机械传感器(如惯性测量单元)也被广泛使用, 它可以提供加速度和角速度等信息^[11,12]。动力假肢本身也可以提供大量的运动信息(如关节角度, 交互力等信息)。这些传感信号都可以输入到不同的识别算法中来获取人的运动意图^[13]。最近, 基于电容传感的方法被提出并被应用于下肢运动意图识别^[14]。近年来, 越来越多的研究倾向于采用多传感器信号融合的办法来识别人穿戴假肢行走的运动意图(如肌电信号和机械信号的融合^[6], 机械信号和电容信号的融合^[7]等)。多传感器融合能够提供更多类型的运动信息, 为运动意图识别提供了新思路。

基于传感的方法, 人们对残疾人穿戴假肢行走任务进行了研究。如对连续地形识别任务^[6,7], 步态事件识别^[14,15], 离线分析运动模式^[7]以及在线实时运动意图识别的研究^[16]。而针对动力假肢行走过程中的蹬地时刻的识别, 目前的研究是采用阈值(如踝关节角度)划分的办法^[3,17]。阈值划分存在着适应性差、准确率低等缺陷。基于我们所知, 目前尚无采用模式识别的方法来研究面向速度适应性的智能假肢蹬地时刻的在线识别。本文采用电容传感与惯性测量单元及其他假肢传感信号融合的方法开展了面对速度适应的智能动力小腿假肢蹬地时刻的在线识别。

2 基于智能动力假肢的在线识别系统

本研究采用了北京大学自主设计研制的PKU-RoboTPro-II动力小腿假肢^[3], 如图1所示。该假肢总重量约为1.75 kg(不含锂电池), 可提供的功率约为150 W。该款智能动力假肢可以辅助残疾人行走, 调整和控制残疾人行走时的步态稳定性和对称性, 降低残疾人行走所消耗的能量^[3]。

2.1 假肢平台介绍

该智能动力假肢(如图1所示)集成有两个惯性测量单元, 分别集成在假肢小腿处(惯性测量单元1)和假肢脚板处(惯性测量单元2)。惯性测量单元包括一个三轴的陀螺仪和一个三轴的加速度计, 通过内置的算法处理, 可以输出三个方向的角度、加速度和角速度信号。同时该假肢内集成有角度传感器和测力传感器。角度传感器可以测量运动时踝关节的角度变化, 角度

图1 PKU-RoboTPro-II型号智能动力小腿假肢^[3]

的测量范围是从背屈25°到跖屈25°, 通过对踝关节角度变化的测量, 我们能够分析判断出假肢蹬地时刻。测力传感器可以测量人行走时残肢与假肢的交互力, 通过对交互力进行判断, 可以检测运动时下肢处于支撑阶段还是摆动阶段, 据此采用相应的控制策略。

2.1.1 假肢的三连杆模型

假体的机械结构模型可以简化为三连杆结构模型(如图2所示)^[3]。

该模型中, 杆AC和杆BC有固定的长度, 杆AB的长度可通过电机带动丝杠旋转进行调节。杆AB的长度变化会导致杆AC旋转带动踝关节C, θ 被定义为踝关节角度。电机输出轴传输通过同步带-同步带轮结构将动力传递给滚珠丝杆结构, 传动比为 r 。假设电机的输出转矩是 τ_0 , 沿着杆AB的线性力是 F_s , 根据能量守恒定律有

$$\tau_0 \omega \eta = F_s v, \quad (1)$$

其中, ω 是电动机的转速, v 是丝杠线速度, η 是粗略估计的传输效率。

相比之前的研究^[18], 本文采用的PKU-RoboTPro-II采用了带-轮结构。因此, 在三连杆模型公式推导中要考虑带-轮结构的传动比 r 。当丝杠旋转 2π 弧度, 对应线性移动一个螺距 p , 也就是

$$\frac{2\pi r}{\omega} = \frac{p}{v}. \quad (2)$$

由式(1)和(2), 根据电机输出转矩 τ_0 可以计算 F_s :

图 2 (网络版彩图)假肢结构的三连杆模型

$$F_s = \frac{2\pi r \eta \tau_0}{p}. \quad (3)$$

F_s 改变 AB 的长度,促使踝关节旋转.踝关节转矩 τ_a 可以表示为

$$\tau_a = F_s L_{AC} \sin \theta_1 = \frac{2\pi r \eta \tau_0 L_{AC} \sin \theta_1}{p}, \quad (4)$$

式中, L_{AC} 表示杆 AC 的长度; θ_1 随着踝关节的旋转而变化,可由踝关节角度 θ 表示.根据余弦定理,电机输出转矩 τ_0 和踝关节转矩 τ_a 之间的传递增益可表示为

$$G = \frac{\tau_a}{\eta \tau_0} = \frac{2\pi r K \sin \theta_2}{p \sqrt{L_{AC}^2 + L_{BC}^2 - 2K \cos \theta_2}}, \quad (5)$$

$$\theta_2 = \angle OCB - \theta, \quad (6)$$

其中, $\angle OCB$ 是一个常数,由机械结构所决定; L_{BC} 和 L_{AB} 表示杆 BC 和 AB 的长度, $K = L_{AC} \cdot L_{BC}$ 是一个常数; θ 是踝关节角度,可由假肢上的角传感器测得.假肢机械结构的参数详见表1.

2.1.2 假肢控制介绍

我们采用阻尼控制和位置控制的方法,在阻尼控制模式下,识别假肢蹬地时刻.本文采用了有限状态机的控制策略,针对步态周期中不同的步态阶段采用了不同的控制方式.

表 1 假肢机械结构参数

物理参量	参数值
杆 AC 长度	120 mm
杆 BC 长度	30.81 mm
螺距 p	2 mm
$\angle OCB$	96.4°
传输效率 η	92%
传动比 r	2.5

有限状态机控制策略^[19]已经被应用到了一些假肢/矫形器的控制中^[20-23].平地行走始于一只脚的脚跟着地,结束于同一只脚的下次脚跟着地^[24].步态周期一般可分为摆动阶段和站立支撑阶段.摆动阶段开始于脚尖离地,结束于接下来的脚跟着地.站立支撑阶段包括控制屈曲和动力跖屈两个阶段,分别如下:

(1) 控制屈曲(CF): 控制屈曲包括控制跖屈和控制背屈.控制跖屈起始于脚后跟着地(踝关节开始跖屈CP),结束于脚掌放平(踝关节开始背屈CD);控制背屈起始于脚掌放平,结束于踝关节角度达到最大(背屈)角度时;

(2) 动力跖屈(PP): 动力跖屈开始于控制背屈的结束,结束于脚尖离地.

在控制屈曲阶段,脚踝吸收脚跟着地时的冲击,储存行走的动能,能够推动身体的重心前移^[2];在动力跖屈期间,脚踝关节做正功,推动身体向上和向前;在摆动阶段,踝关节作为一个位置源来实现足部清除和重置脚踝到平衡位置^[2].在本研究中,我们继续采用了之前提出的针对站立支撑阶段的阻尼控制策略和针对摆动阶段的位置控制策略.

智能假肢在控制屈曲阶段的阻尼控制是通过控制直流电机的堵转力矩来产生.当使用一个方波(PWM方波)来控制电机定子绕组的通断时,在导通段(PWM高电平),电机堵转力矩变大,因此电机受到阻碍后转速变慢,在绕组断开时间段(PWM低电平),电机正常转动.电机堵转力矩 τ_b 与PWM波的占空比 D 之间的关系可以表示为

$$\tau_b = k_b D n, \quad (7)$$

其中, D 为控制器的阻尼系数, k_b 是比例系数, n 是电机转速.

假肢控制器分别在CP阶段和CD阶段设置相应的

阻尼曲线, 控制器根据关节角速度 $\dot{\theta}$ 来确定步态阶段. 当踝关节角速度 $\dot{\theta} < 0$ 时, 踝关节处于CP阶段, 阻尼系数为 $D1$, 反之则处于CD阶段, 阻尼系数为 $D2$, 每一个阶段的阻尼系数表示如下:

$$D1 = 1 - 0.5(\tanh(s_1(\theta - \theta_{d1})) + 1), \quad \dot{\theta} < 0, \quad (8)$$

$$D2 = 0.5(\tanh(s_2(\theta - \theta_{d2})) + 1), \quad \dot{\theta} > 0, \quad (9)$$

其中, θ_{d1} 为跖屈角度阈值, θ_{d2} 为背屈角度阈值, s_1 和 s_2 是方程的增益系数.

在摆动阶段采用位置控制策略, 本文设计的位置控制策略采用常见的比例-微分控制:

$$D = k_p(\theta_0 - \theta) + k_d(\dot{\theta}_0 - \dot{\theta}), \quad (10)$$

其中, k_p 为比例系数, k_d 为微分系数, θ_0 为期望的角度, $\dot{\theta}_0$ 为期望的角速度.

2.2 非接触式电容传感器系统

我们的研究采用了机械信号与电容信号相融合的方法, 图3(a)为残疾人穿戴假肢行走的实物图. 机械传感信号集成在假肢里, 如前所述.

本文中使用的非接触式电容传感方法测量被试运动时小腿残端的肌肉信号. 非接触电容传感系统是独立于假肢的传感系统, 这种非接触式电容传感系统利用金属铜电极片(如图3(b)所示)贴在假肢接受腔内侧与人体耦合形成电容, 当被试穿戴该电容传感系统运动时(如图3(a)所示), 我们可以通过记录电容信号来获取运动信息. 电容电极片与人的皮肤隔着绝缘的内衬套. 运动过程电容两电极(电极片和人体)之间距离等的变化会使电容信号发生变化.

本研究使用的电极片大小为 $3.5 \text{ cm} \times 4.5 \text{ cm}$, 厚度约为 0.5 mm 左右. 在电容信号采集电路中, 我们使用了CTD(电容-时间转换)模块, 通过记录电容充放电时间变化来得到实际的电容值.

2.3 传感信号处理流程

微控制器的发展为运动模式实时在线识别提供了便利. 该在线识别硬件部分包括传感器和微控制器单元两部分. 传感器部分包括假肢传感器和电容传感两类传感器. 传感信号分别经串口通信发送至微控制器单元. 微控制器可以用于收集和同步多通道的传感器

图3 (网络版彩图)基于小腿假肢的非接触式电容传感系统穿戴实物图. (a) 被试穿戴假肢在跑台上行走实物图; (b) 非接触电容传感系统电极

信号, 同步后的多传感器信号传输到内部处理器进行处理, 处理结果通过无线的方式发送至电脑端和返回假肢控制电路.

3 实验方案

在该项研究中, 1名左腿小腿截肢被试参与完成了我们设计的实验任务. 被试的详细信息见表2(该被试提供了书面知情同意书).

在实验中, 被试穿戴自己的假肢接受腔, 通过连接器将该接受腔与我们设计的动力假肢连接. 为适应动力假肢及熟悉设定的实验任务, 正式实验开始前, 被试需穿戴动力假肢进行必要的练习.

正式实验分为训练实验部分和测试实验部分. 在训练实验部分, 被试穿戴动力假肢在跑步机上行走, 采集 0.9 m/s 速度下被试行走的假肢运动数据(包括两个IMU数据、电容数据、测力传感器和角度传感器数据)作为训练集, 采用该训练集数据训练模型. 在测试实验中, 我们直接采用已得到的训练模型分别识别被试在 0.7 , 0.9 , 1.1 m/s 三种速度行走时的蹬地时刻. 训练及测试实验的速度设置见图4.

4 系统设计及信号处理

4.1 蹬地时刻的定义及运动模式的分类

角度传感器可以测量踝关节角度(即图2所示 θ), 进而划分运动模式和标定蹬地时刻, 详见图5. 基于运动学和动力学分析, 蹬地时刻发生在踝关节角度传感器测得角度最大值处(即 θ 最大时). 我们将一个步态周

表2 小腿截肢被试详细信息

编号	性别	年龄	身高 (cm)	体重 (kg)	已截肢时间 (年)
被试1	男	51	170	70	14

图4 (网络版彩图)训练及测试实验的速度设置

图5 (网络版彩图)运动模式的划分与蹬地时刻的定义

期中角度传感器从最小值变化到最大值的阶段定义为模式1, 随后从最大值变化到最小值的阶段定义为模式2. 两阶段的转变时刻对应角度最大值的时刻, 也就是蹬地时刻.

4.2 传感信号处理流程

在线系统的采样频率是100 Hz. 我们采用150 ms的滑动窗对传感器数据(包括两个IMU传感信号, 每个IMU有9个通道)和电容数据(6个通道)总共24个通道进行提取特征值. 该滑动窗口是一个15×24的矩阵. 我们分别提取了该滑动窗下每一个信号通道的最大值、最小值、均值、标准差及每10 ms下信号变化量的绝对值之和五类特征值. 提取特征值之后该滑动窗口会由一个15×24的矩阵转换为1×120的向量. 通过贪心算法

筛选为1×30的向量. 将该向量输入到训练的模型中, 得到识别结果.

4.3 识别算法

本文研究的运动模式分为两类, 即: 模式1与模式2. 由于线性判别分析(LDA)具有模型简单、识别结果好、计算量小、计算时间短等特点, 尤其是对于两类的分类, 效果很好. 为此我们拟采用LDA的方法进行模式识别研究.

5 系统评估

我们采用识别准确率与蹬地时刻识别的正确数目及时延三种指标评估在线识别性能.

5.1 识别准确率

识别准确率可以评估该在线识别系统的性能. 两种运动模式总体识别准确率的定义为

$$RA = \frac{N_{\text{right}}}{N_{\text{total}}} \times 100\%, \quad (11)$$

其中, N_{right} 代表正确识别出的样本数, N_{total} 表示总体的样本数目. 除了总体识别准确率的计算外, 针对不同模式的识别, 可以进一步采用混淆矩阵的方法来评估. 混淆矩阵表示如下:

$$C = \begin{pmatrix} C_{11} & \cdots & C_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{m1} & \cdots & C_{mm} \end{pmatrix}, \quad (12)$$

其中, 对于混淆矩阵中任一元素 C_{ij} 可表示为

$$C_{ij} = \frac{n_{ij}}{n_i} \times 100\%, \quad (13)$$

式中, n_i 表示样本数据中属于第 i 类的样本总数, n_{ij} 表示在第 i 类样本中被识别为第 j 类的样本数, 混淆矩阵中的对角元素表示该模式被正确识别的准确率.

5.2 蹬地时刻识别的正确数目及时延

蹬地时刻作为模式1到模式2的转换时刻, 如何对其进行正确恰当的评价非常重要.

首先, 我们判断每一个步态周期中, 是否识别出了蹬地时刻. 基于对行走的运动学与动力学分析, 对同一

侧腿(或假肢), 一个步态周期中只存在一个蹬地时刻, 因此如果在一个步态周期内没有识别出蹬地时刻或是识别出多余一个蹬地时刻均为错误。

其次, 在识别出每个步态周期只有一个蹬地时刻的前提下, 该蹬地时刻与准确的蹬地时刻相比, 是否存在时延以及时延是多少。其中, 准确的蹬地时刻是通过角度传感器信号在一个周期中的角度最大值处所标定的。基于以上两个方面, 我们采用识别的错误数目和识别的时延作为对蹬地时刻的评估。

6 实验结果

本文开展了针对三种稳定速度情况下的蹬地时刻在线识别及速度适应性研究。

6.1 模型构建

我们采用0.9 m/s速度下的运动数据进行建模, 研究两类模式(模式1和模式2)的分类问题。在一般的模式识别问题中, 分类的目标是追求最小错误率, 利用概率论中的贝叶斯公式, 得出使错误率最小的分类决策。贝叶斯公式^[25~28]如下:

$$P(C_i | x) = \frac{P(x|C_i)P(C_i)}{P(x)}, \quad (14)$$

其中, $i=1, 2$; $P(C_i)$ 是先验概率(对应为总体样本中每类出现的频率, C_i 对应为运动模式, 本文中 $i=1, 2$); $P(x)$ 是两类的概率密度, 称作总体密度; $P(x|C_i)$ 是第 i 类的概率密度, 称作类条件密度。针对概率密度是正态分布条件下的统计决策, 其公式如下:

$$P(x | C_i) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \times \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - \mu_i) \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i)^T \right\}, \quad (15)$$

其中, $x=[x_1, x_2, \dots, x_d]$, x_i 为输入的特征值, x 为对应的特征向量, 即为原始数据提取特征值后构成的新样本, 本文中特征向量维度为 1×30 , 即 $d=30$, $\mu=[\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_d]$ 为特征值所构成的样本的均值, Σ_i 是每一类的协方差矩阵(对称非负定矩阵)。

针对两类问题, 我们只需比较公式(14)的分子部分。将两类样本分开, 存在着一个决策面, 决策面方程可以表示为

$$\begin{aligned} g(x) &= \ln P(C_i | x) - \ln P(C_j | x) \\ &= -\frac{1}{2} [(x - \mu_i) \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i)^T \\ &\quad - (x - \mu_j) \Sigma_j^{-1} (x - \mu_j)^T] \\ &\quad - \frac{1}{2} \ln \frac{|\Sigma_i|}{|\Sigma_j|} + \ln \frac{P(C_i)}{P(C_j)}. \end{aligned} \quad (16)$$

假定每类的协方差矩阵都相等, 即: $\Sigma_i = \Sigma_j = \Sigma$, 则决策面方程 $g(x)$ 可进一步简化为

$$\begin{aligned} g(x) &= (\mu_i - \mu_j) \Sigma^{-1} x^T - \frac{1}{2} (\mu_i + \mu_j) \Sigma^{-1} (\mu_i - \mu_j)^T \\ &\quad + \ln \frac{P(C_i)}{P(C_j)}, \end{aligned} \quad (17)$$

$$\frac{P(C_i)}{P(C_j)} = \frac{N_i}{N_j}, \quad (18)$$

其中, N_i 与 N_j 代表样本中属于 i 类和 j 类的数目(对应于本研究即为属于模式1和模式2的样本数目), N 为0.9 m/s下采集的总样本数目。决策面方程 $g(x)$ 可最终表示为

$$g(x) = \omega x^T + \omega_0, \quad (19)$$

$$\omega = (\mu_i - \mu_j) \Sigma^{-1}, \quad (20)$$

$$\omega_0 = -\frac{1}{2} (\mu_i + \mu_j) \Sigma^{-1} (\mu_i - \mu_j)^T + \ln \frac{P(C_i)}{P(C_j)}. \quad (21)$$

从上述方程可以看出 $g(x)$ 是样本 x 的线性函数, 该分类方法即为线性判别分析(LDA), 其中 ω 和 ω_0 即为模型参数, 得到训练模型后直接用于后续的在线识别实验, 测试实验中模型参数不发生变化。

6.2 不同速度下运动模式的在线识别准确率

本文开展了针对三种稳定速度情况下蹬地时刻的在线识别研究。我们首先分析了不同速度情况下(0.7, 0.9, 1.1 m/s三种速度)的运动模式(模式1和模式2)识别准确率, 结果见图6。测试实验采用的是基于0.9 m/s下的训练数据构建的模型, 即在测试实验中, 我们直接将该训练的模型运用到了其他速度的条件下进行识别。

从图6可以看到, 在不同的速度下, 所有的运动模式均能取得90%以上的准确识别率, 0.7, 0.9, 1.1 m/s三种速度下的准确识别率分别为97.59%, 98.17%, 93.39%。

对于不同的运动模式, 我们采用了混淆矩阵来评

图 6 (网络版彩图)三种情况下的运动模式总体识别准确率

估每一种运动模式的识别情况及不同模式之间的识别混淆情况, 结果详见表3.

我们注意到在 1.1 m/s 的速度下, 模式2取得了 90.51% 的识别准确率, 模式2被误识别为模式1的比例为 9.49%. 在 0.9 m/s 的速度下, 两种模式的识别准确率分别为 98.84% 和 97.23%. 在 0.7 m/s 情况下, 两种模式的识别准确率相应为 99.02% 和 95.31%.

6.3 不同速度下运动模式的蹬地时刻识别

在人行走过程中, 假肢在每一个步态周期只有一个蹬地时刻, 即蹬地时刻数目与对应的步数相等. 在一个步态周期中, 没有识别出蹬地时刻或识别出多于一个蹬地时刻均为错误. 我们首先分析识别出的蹬地时刻数目, 见表4.

蹬地时刻的数目仅是对识别结果的一个初步反映, 我们还必须对识别出的蹬地时刻相对于准确蹬地时刻的时延进行统计分析, 结果见表5.

表 3 三种速度下运动模式识别结果

速度 (m/s)		模式1	模式2
0.7	模式1	99.02%	0.98%
	模式2	4.69%	95.31%
0.9	模式1	98.84%	1.16%
	模式2	2.77%	97.23%
1.1	模式1	95.75%	4.25%
	模式2	9.49%	90.51%

表 4 不同速度实验下蹬地时刻识别的数目

速度 (m/s)	总数目	识别错误数目
0.7	20	0
0.9	20	0
1.1	20	0

表 5 不同速度实验下蹬地时刻识别的时延

速度 (m/s)	时延(均值±标准差) (ms)
0.7	1.5±8.75
0.9	-12.38±5.39
1.1	-29.52±15.64

表5中, 时延为负, 代表识别出的蹬地时刻早于事实上的蹬地时刻来临; 时延为正, 代表识别出的蹬地时刻晚于事实上的蹬地时刻来临. 所有速度下的识别时延均值与方差分别为 1.5 ± 8.75 ms, -12.38 ± 5.39 ms, -29.52 ± 15.64 ms.

7 讨论

本文开展了针对残疾人穿戴动力假肢行走时蹬地时刻的识别. 面向不同速度, 研究了对蹬地时刻识别的速度适应性问题. 一名左侧小腿截肢被试穿戴我们设计的动力假肢参与了实验. 我们首先采集了被试穿戴动力假肢在 0.9 m/s 速度下行走的数据, 进行训练模型, 然后基于此模型研究在不同速度下(0.7, 0.9, 1.1 m/s 三种情况)的识别效果.

该动力假肢的角度传感器可以测量踝关节角度. 角度最大值对应的时刻即为蹬地时刻. 我们利用角度传感器信号可以将运动划分为两个模式(模式1和模式2). 两个惯性测量单元传感器和一个电容传感器被用来识别这两种运动模式及蹬地时刻.

首先, 在不同的速度下, 在线模式识别均可以取得较高准确率(如图6所示, 识别准确率分别为 97.59%, 98.17%, 93.39%). 在测试实验中, 0.9 m/s 的速度下识别准确率最高, 这是因为模型来自于 0.9 m/s 速度下的训练实验数据. 该模型在 0.7 m/s 与 1.1 m/s 的条件下性能发生退化, 但仍能维持较高的识别准确率, 这说明该模型对不同速度下识别两种运动模式具有很好的适应性. 针对不同速度, 对蹬地时刻数目的识别结果表明, 该模型均可以很好地识别出每一步蹬地时刻的到来, 没有出现错误(见表4). 同时我们发现识别的蹬地时刻与准确的蹬地时刻之间存在时延, 即出现了提前或滞后的情况(详见表5). 通过对时延的统计分析, 我们发现三种速度下的识别时延的均值与方差分别为 1.5 ± 8.75 ms, -12.38 ± 5.39 ms, -29.52 ± 15.64 ms. 实验中我们的采样间隔为 10 ms, 这表明在 0.7 m/s 的速度下,

该方法能及时识别出蹬地时刻的来临, 具有很好适应性; 而对0.9 m/s 和1.1 m/s的情况下, 出现了提前识别出蹬地时刻的情况. 相对于0.9 m/s速度下的实验, 时延分析表明在0.7 m/s的情况下, 模型的适应性比较好, 在1.1 m/s的速度时模型适应性有一定退化, 但仍表现出很好的适应性.

基于我们所知, 目前尚无研究采用模式识别的方法对蹬地时刻进行研究. 模式识别相较于目前的阈值判断, 尤其是复杂情况的阈值判断, 具有准确性高、鲁棒性好等特点.

尽管本研究取得了一定的效果, 但仍然存在许多不足和需要改进的地方. 首先, 我们仍然需要采用一些办法来提高识别准确率和改善时延问题, 这可以通过算法的改进、多传感器的融合等办法实现; 其次, 本研究只是针对蹬地时刻的识别, 尚未与具体的动力假肢控制相结合, 这需要我们继续研究, 而且本研究是在假肢摆动阶段的位置控制和支撑阶段的阻尼控制的条件下开展的, 还需要研究在结合蹬地时刻助力下的模式识别问题. 未来我们还需要开展更多的基于残

疾人被试的实验, 来分析统计更详细的运动信息, 为下一步的助力行走做准备.

8 结论

本文开展了针对残疾人穿戴动力假肢行走时蹬地时刻的识别及对速度(0.7, 0.9, 1.1 m/s三种情况)适应性的研究. 根据动力假肢行走时的角度传感信号的变化, 我们将平地行走划分为两种运动模式(模式1与模式2), 两种运动模式之间的转换时刻即为蹬地时刻. 在不同的速度下, 在线模式识别取得了97.59%, 98.17%, 93.39%的准确率. 针对蹬地时刻的研究, 我们发现所有情况下蹬地时刻都能被识别出来(见表4), 识别出的蹬地时刻与准确的蹬地时刻之间存在时延, 出现了提前或滞后的情况, 识别时延相应为 1.5 ± 8.75 ms, -12.38 ± 5.39 ms, -29.52 ± 15.64 ms. 结合识别准确率与时延分析, 可以得出结论: 我们提出的新方法(即模式识别的方法)识别蹬地时刻, 具有准确率高以及延时小的特点, 同时显示出良好的速度适应性.

参考文献

- 1 Klute G K, Czerniecki J, Hannaford B. Development of powered prosthetic lower limb. In: Proceedings of the 1st National Meeting on Veterans Affairs Rehabilitation Research and Development Service. 1998
- 2 Wang Q, Yuan K, Zhu J, et al. Walk the walk: A lightweight active transtibial prosthesis. *IEEE Robot Autom Mag*, 2015, 22: 80–89
- 3 Feng Y, Wang Q. Combining push-off power and nonlinear damping behaviors for a lightweight motor-driven transtibial prosthesis. *IEEE/ASME Trans Mechatron*, 2017, 22: 2512–2523
- 4 Jiménez-Fabián R, Verlinden O. Review of control algorithms for robotic ankle systems in lower-limb orthoses, prostheses, and exoskeletons. *Med Eng Phys*, 2012, 34: 397–408
- 5 Park H W, Park S. Increase of push-off propulsion to compensate heel strike loss during step-to-step transition is limited at faster gait speeds. *Int J Precis Eng Manuf*, 2013, 14: 825–829
- 6 H Huang, F Zhang, Hargrove L J, et al. Continuous locomotion-mode identification for prosthetic legs based on neuromuscular–mechanical fusion. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2011, 58: 2867–2875
- 7 Zheng E, Wang Q. Noncontact capacitive sensing-based locomotion transition recognition for amputees with robotic transtibial prostheses. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2017, 25: 161–170
- 8 Hargrove L J, Young A J, Simon A M, et al. Intuitive control of a powered prosthetic leg during ambulation. *JAMA*, 2015, 313: 2244–2252
- 9 Kim D H, Cho C Y, Ryu J. Real-time locomotion mode recognition employing correlation feature analysis using EMG pattern. *ETRI J*, 2014, 36: 99–105
- 10 Phinyomark A, Quaine F, Charbonnier S, et al. EMG feature evaluation for improving myoelectric pattern recognition robustness. *Expert Syst Appl*, 2013, 40: 4832–4840
- 11 Zhu R, Zhou Z. A real-time articulated human motion tracking using tri-axis inertial/magnetic sensors package. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2004, 12: 295–302
- 12 Ahmad N, Ghazilla R A R, Khairi N M, et al. Reviews on various inertial measurement unit (IMU) sensor applications. *IJSPS*, 2013, 1: 256–262

- 13 Young A J, Hargrove L J. A classification method for user-independent intent recognition for transfemoral amputees using powered lower limb prostheses. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2016, 24: 217–225
- 14 Zheng E, Manca S, Yan T, et al. Gait phase estimation based on noncontact capacitive sensing and adaptive oscillators. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2017, 64: 2419–2430
- 15 Wentink E C, Beijen S I, Hermens H J, et al. Intention detection of gait initiation using EMG and kinematic data. *Gait Posture*, 2013, 37: 223–228
- 16 Yuan K, Wang Q, Wang L. Fuzzy-logic-based terrain identification with multisensor fusion for transtibial amputees. *IEEE/ASME Trans Mechatron*, 2015, 20: 618–630
- 17 Quesada R E, Caputo J M, Collins S H. Increasing ankle push-off work with a powered prosthesis does not necessarily reduce metabolic rate for transtibial amputees. *J Biomech*, 2016, 49: 3452–3459
- 18 Yuan K, Wang Q, Wang L. Energy-efficient braking torque control of robotic transtibial prosthesis. *IEEE/ASME Trans Mechatron*, 2017, 22: 149–160
- 19 Zlatnik D, Steiner B, Schweitzer G. Finite-state control of a trans-femoral (TF) prosthesis. *IEEE Trans Contr Syst Technol*, 2002, 10: 408–420
- 20 Sup F, Varol H A, Mitchell J, et al. Preliminary evaluations of a self-contained anthropomorphic transfemoral prosthesis. *IEEE/ASME Trans Mechatron*, 2009, 14: 667–676
- 21 Hoover C D, Fulk G D, Fite K B. Stair ascent with a powered transfemoral prosthesis under direct myoelectric control. *IEEE/ASME Trans Mechatron*, 2013, 18: 1191–1200
- 22 Vitiello N, Cempini M, Crea S, et al. Functional design of a powered elbow orthosis toward its clinical employment. *IEEE/ASME Trans Mechatron*, 2016, 21: 1880–1891
- 23 Cestari M, Sanz-Merodio D, Arevalo J C, et al. An adjustable compliant joint for lower-limb exoskeletons. *IEEE/ASME Trans Mechatron*, 2015, 20: 889–898
- 24 Au S K, Weber J, Herr H. Powered ankle-foot prosthesis improves walking metabolic economy. *IEEE Transactions on Robotics*, 2009, 25: 51–66
- 25 Friedman J H. Regularized discriminant analysis. *J Am Statistical Association*, 1989, 84: 165–175
- 26 Grouven U, Bergel F, Schultz A. Implementation of linear and quadratic discriminant analysis incorporating costs of misclassification. *Comput Methods Programs Biomed*, 1996, 49: 55–60
- 27 Kim K S, Choi H H, Moon C S, et al. Comparison of k-nearest neighbor, quadratic discriminant and linear discriminant analysis in classification of electromyogram signals based on the wrist-motion directions. *Curr Appl Phys*, 2011, 11: 740–745

On-line recognition of push-off for powered transtibial prosthesis towards speed adaptation

XU DongFang^{1,3}, FENG YangGang^{1,3}, MAI JinGeng^{1,3} & WANG QiNing^{1,2,3}

¹ College of Engineering, Peking University, Beijing 100871, China;

² Advanced Innovation Center for Engineering Science and Emerging Technology, Peking University, Beijing 100871, China;

³ The Research Center for Intelligent Rehabilitation Engineering Technology, Beijing 100871, China

The paper investigates the on-line recognition of push-off for an amputee who wears powered prosthesis at different speeds. In the experiment, the subject wears the powered prosthesis designed by our research group. The angular sensor integrated in the prosthesis measures the ankle angle of prosthesis. The moment corresponding to the maximum ankle angle is the moment of push-off. We divide one stride into two modes (mode 1 to mode 2) based on ankle angle (the transition moment from mode 1 to mode 2 is the push-off moment). Two inertial measurement units and a capacitance sensing system are used to recognize the two locomotion modes and push-off. We first collect the walking data that the subject walks on treadmill at the speed of 0.9 m/s to train model, then carry out the research based on the model under different speeds (0.7, 0.9, 1.1 m/s). Under different speeds, on-line real-time recognition accuracies are 97.59%, 98.17% and 93.39%, respectively. Besides, specific push-off in one stride could be recognized with no error. There is time delay between the recognition result of push-off and the real push-off of the powered prosthesis, which appears in advance or behind (corresponding to 1.5 ± 8.75 ms, -12.38 ± 5.39 ms, -29.52 ± 15.64 ms). The results suggest that the method of mode recognition is efficient and feasible to recognize push-off with high accuracy and short delay, which shows good speed adaptability.

speed adaptation, powered transtibial prosthesis, push-off, on-line recognition

doi: [10.1360/N092018-00189](https://doi.org/10.1360/N092018-00189)