

采用改进 D-S 证据融合的动力型假肢运动模式预识别^①

刘 磊^② 杨 鹏^③ 刘作军 宋寅卯

(郑州轻工业大学建筑环境工程学院 郑州 450002)

摘 要 动力型假肢是目前康复工程研究的热点问题之一,动力型假肢穿戴者行走的各路况运动模式的预识别是关键的一个环节。为了能够充分地描述路况信息,本文采集髋关节角度、加速度运动信息和前后脚底压力信息作为识别信号源,采用改进的 D-S(Dempster/Shافر)证据理论方法将陀螺仪传感器和加速度传感器信息融合,从而对假肢穿戴者行走的各路况运动模式进行有效的预识别。实验结果表明,基于改进证据理论数据融合的动力型下肢假肢运动模式预识别方法可有效地对上楼梯、下楼梯、上斜坡、下斜坡、平地行走 5 类运动模式进行预识别,预识别率高达 97.6%。该技术对动力型假肢的研制具有重要的实用价值。

关键词 假肢关节;传感器;改进 D-S(Dempster/Shافر)证据理论;运动模式预识别

0 引 言

近年来,随着计算机技术、信息和康复医学工程等一系列技术的迅速发展,国内外对假肢的研究与开发也不断深入,已从起初的被动式假肢开发出可为穿戴者提供助力的动力型假肢。动力型假肢最主要的特点是能够模仿或跟随人体健肢的运动,能很好地与人体交互信息,是一种人(体)-机(构)结合的产物^[1]。

国外对于动力型下肢假肢的控制方法研究最早可以追溯到 20 世纪 70 年代初期。在这一领域取得较大进展的主要是欧、美、日等国家和地区,如英国 Blatchford 公司研制的智能下肢假肢 IP(intelligent prosthesis),冰岛 Ossur 公司推出的主动型智能下肢假肢 Power Knee^[2,4]。此外,德国 Otto Bock 公司研发的 Genium X3 智能仿生膝关节,不仅可以实现斜坡路况下的行走运动,并且解决了传统假肢难以下水的技术问题^[5,6]。Hitt 等人^[7]设计的假肢跑动机构,由 2 个电机带动关节弹簧做伸缩运动,利用地面

反作用力维持假肢穿戴者的跑动。国内在动力下肢假肢控制技术方面的研究虽起步较晚,但成果显著。王人成^[8]在此方面都做了大量的研究工作。谭冠政等人^[9]研制出了一种基于非线性比例积分微分(proportion-integral-derivative, PID)控制的仿生人工腿控制方法。

为了控制动力型假肢关节能及时平滑弯曲、伸展以及为穿戴者在上楼梯或上坡等特殊路况提供助力支持,实现多种运动模式的及时转换,运动模式预识别环节起着至关重要的作用。为充分表征假肢穿戴者的运动模式信息,本文选择髋关节角度、加速度信息以及足底压力信息作为信息源,利用改进的 D-S(Dempster/Shافر)证据理论将多信息的相关性系数进行融合,对平地行走、上楼梯、下楼梯、上斜坡、下斜坡 5 类运动模式进行预识别研究。

1 人体下肢运动参数采集与处理

假肢穿戴者在平地行走、上楼、下楼等不同运动

① 国家自然科学基金(61773151,61703135)资助项目。
② 男,1984 年生,博士,讲师;研究方向:智能假肢,模式识别,智能控制;E-mail: liulei20060000@126.com
③ 通信作者,E-mail: kongzhi_xueke@163.com
(收稿日期:2020-04-10)

模式下,髌关节角度与加速度信号具有明显差异,可以作为区分不同运动模式的特征值。本文选取 ADXL203 加速传感器和村田 NEC-03 陀螺仪传感器采集髌关节角度与加速度信号,脚底的压力开关信息用来区分每个步态周期中支撑期前期、支撑期中期、支撑期末期、摆动期。图 1 给出了陀螺仪传感器、加速度传感器、脚底压力开关传感器摆放位置。

髌关节角度以及加速度信号在细节处产生了很多可以干扰识别的波形,因此,对采集到的信号进行预处理是十分必要的。针对髌关节角度以及加速度信号的特征,本文多次实验后采用 Sym6 小波,对波形进行 7 级分解后对各频段高频信号进行阈值滤波,再重构 7 层信号。传感器波形处理对比如图 2

所示,从上到下依次表示原始信号、小波滤波重构信号和重构信号零校准信号。

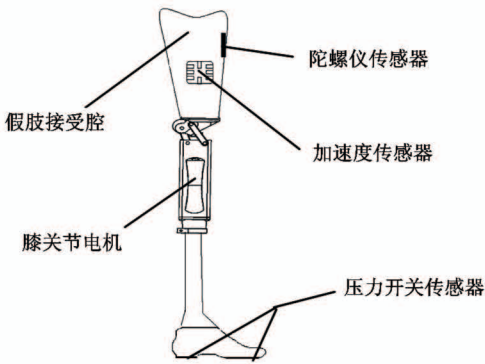
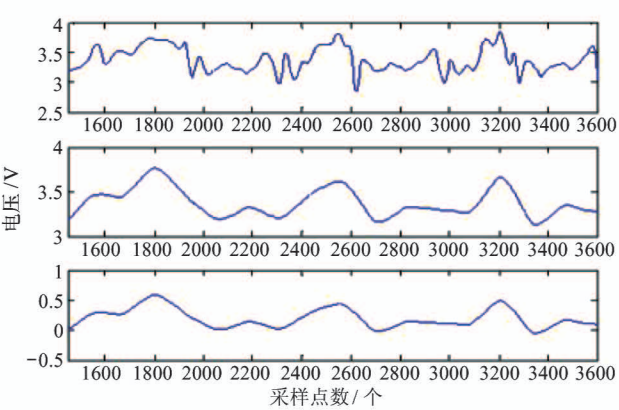
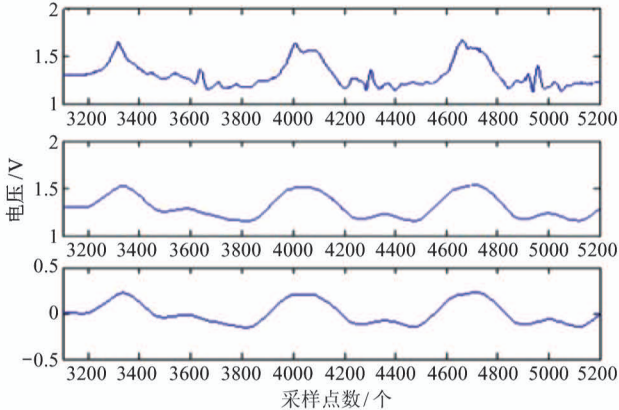


图 1 传感器安装位置



(a) 加速度计电信号波形对比



(b) 陀螺仪电信号波形对比

图 2 传感器波形处理对比

步态周期(gait cycle)指一侧下肢完成从足着地到再次足着地的时间过程,步态周期可以分为支撑期和摆动期。图 3 给出了步态周期图,其中每个步态包括支撑期(约占 60%)和摆动期(约占 40%)2 部分。支撑期包括支撑前期、支撑中期、支撑后期。图 4 给出了足底压力信号、归一处理后足底压力信号和识别支撑前期、支撑中期、支撑后期、摆动期 4 个阶段的梯形图。实验中选取 5V 和 0V 作为引起足底压力信号变化的阈值,检测前脚掌和后脚跟压力传感器信号在一个步态周期内支撑前期、支撑中期、支撑后期和摆动期 4 个变化时刻。支撑前期用 2 表示,支撑中期用 3 表示,支撑后期用 4 表示,摆动期用 5 表示。



支撑期(约占60%)			摆动期(约占40%)
支撑前期	支撑中期	支撑后期	摆动期

图 3 步态周期图

2 数据融合分析方法

假肢穿戴者在平地行走、上斜坡、下斜坡等不同运动模式下髌关节角度与加速度呈现不同的变化趋势。相反,当假肢穿戴者行走在单一运动模式时,其加速度与角速度信息呈现相同的变化趋势。利用这

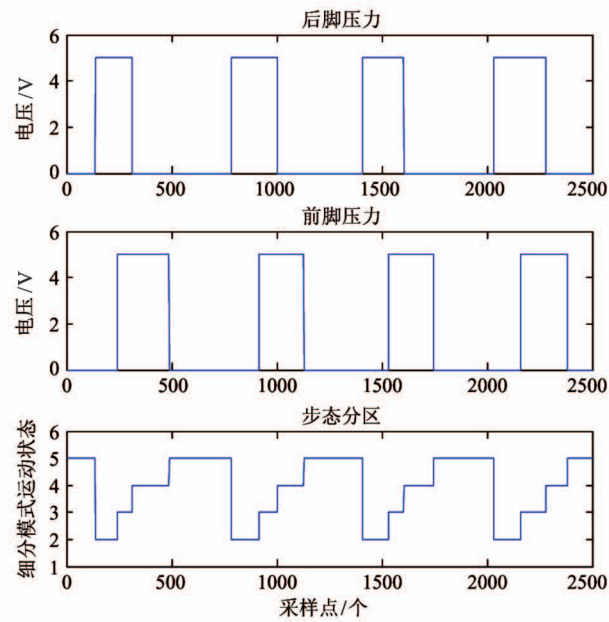


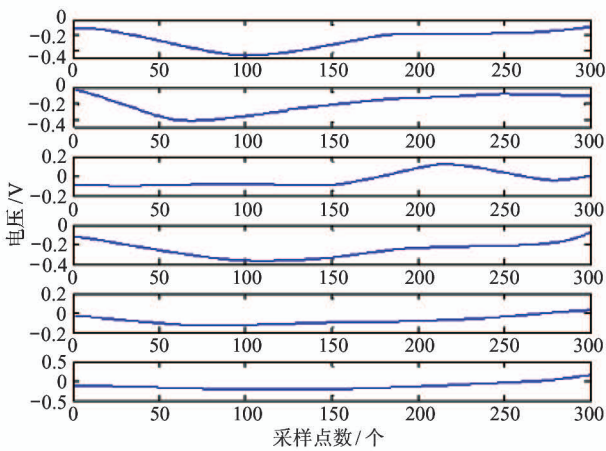
图 4 脚底压力信号

一特性,本文采用相关性分析方法展示不同运动模式的角速度与加速度信号数据与模版数据的不同。

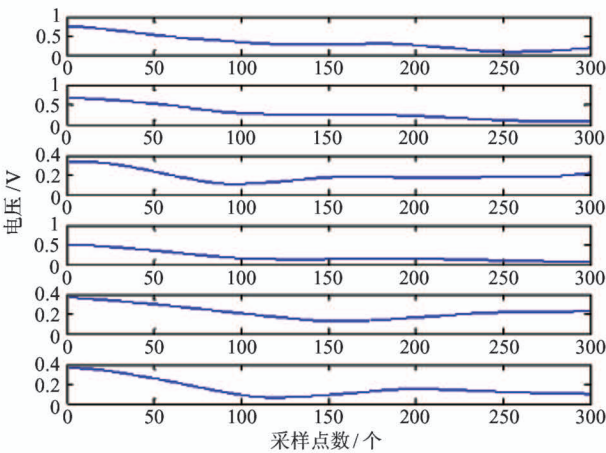
2.1 相关性分析

模板数据对于运动模式预识别具有重要的参考意义,本文实验中选用北京维康科技公司的维康监控系统采集模板数据。模板数据包括 5 种运动模式下假肢穿戴者行走时髌关节的加速度与角速度信号,本文研究的运动模式包括平地行走、上楼、下楼、上斜坡、下斜坡。本文共采集 30 组模版数据,行走速度对于运动模式预识别有影响,实验中 1 ~ 1.85 km/h 对应慢速,2 ~ 2.85 km/h 对应中速,3 ~ 3.85 km/h 对应快速。考虑到算法实时性的问题,识别结果对于数据长度的变化较为敏感,多次实验后本文分析的实验数据长度为支撑期前 300 个点的数据。图 5 给出了一组慢速上斜坡被测实验数据与标准模版数据的支撑期波形相关度对比,波形从上到下分别表示被测数据波形、上楼模版波形、下楼模版波形、上斜坡模版波形、下斜坡模版波形以及平地行走模版波形。

相关性系数可以用来描述两个随机变量 X 与 Y 之间相关程度。本文将被测步态周期起始时刻后每采集到的 100 点数据与模版数据作相关性比较,得到 100 点、200 点和 300 点的相关性。被测加速度



(a) 加速度波形相关度对比



(b) 角速度波形相关度对比

图 5 传感器信号波形相关度对比

与角速度数据表示为 $X(t)$,模版数据表示为 $Y(t)$,相关系数计算公式为

$$C_{acc_i_j} = \frac{E(X_a(t)Y_{ai}(t)) - E(X_a(t))E(Y_{ai}(t))}{\sqrt{E(X_a(t)^2) - E(X_a(t))^2} \sqrt{E(Y_{ai}(t)^2) - E(Y_{ai}(t))^2}} \\ i = 1, \dots, 5, j = 100, 200, 300 \quad (1)$$

$$C_{gyr_i_j} = \frac{E(X_g(t)Y_{gi}(t)) - E(X_g(t))E(Y_{gi}(t))}{\sqrt{E(X_g(t)^2) - E(X_g(t))^2} \sqrt{E(Y_{gi}(t)^2) - E(Y_{gi}(t))^2}} \\ i = 1, \dots, 5, j = 100, 200, 300 \quad (2)$$

虽然相关性分析可以明显突出被测数据与模版数据之间的差异,但是单传感器数据包含的可用信息往往不够全面,对此本文利用改进的 D-S 证据理论将多传感器信息进行融合分析。

2.2 改进的证据融合模型

D-S(Dempster/Shافر) 证据理论经提出后进一步发展所形成了一套处理多证据融合问题的数学方法,主要用于描述对某一事件的信任程度,该方法在目标识别、故障诊断等领域被广泛使用^[10-14]。

虽然 D-S 证据理论融合模型推理形式简单,且能很好地处理不确定信息,但本文考虑到 D-S 证据理论融合模型处理冲突的不足,决定在分配冲突的同时应对证据模型进行修正。Jousselme^[15]提出的距离函数可以有效地表示两个证据之间焦元以及基本概率赋值函数的综合影响。利用距离函数定义各证据的可信度并修正原始证据模型,该方法对一致性证据的“与”运算合成问题,以及证据冲突在各合成命题的比例分配问题上,均有效利用了各证据的可信度等全局信息,使融合结果更加全面、准确^[16-18]。

设 $m_1, m_2, \dots, m_n$ 是同一识别框架 Θ 下的 n 个证据, $|\Theta| = N$ 。 A, B 为 Θ 的幂集,则证据 m_1 和证据 m_2 的距离可以表示为

$$d(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{1}{2}(m_1 - m_2)^T D(m_1 - m_2)} \quad (3)$$

式中,元素 D 为

$$D(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (4)$$

$d(m_1, m_2)$ 可表示为

$$d(m_1, m_2) = \sqrt{\frac{1}{2}(\|m_1\|^2 + \|m_2\|^2 - 2\langle m_1, m_2 \rangle)} \quad (5)$$

式中, $\|m_1\|^2 = \langle m_1, m_1 \rangle$; $\|m_2\|^2 = \langle m_2, m_2 \rangle$; $\langle m_1, m_2 \rangle$ 为两个向量内积:

$$\langle m_1, m_2 \rangle = \sum_{i=1}^{2N} \sum_{j=1}^{2N} m_1(A_i) m_2(B_j) \frac{|A_i \cap B_j|}{|A_i \cup B_j|} \quad (6)$$

证据之间的距离反映了两个传感器给出信息的相似性,距离越大,表明两个证据相似性越小,冲突越大。由此定义 m_1, m_2 相似性与距离的关系为

$$\text{com}(m_1, m_2) = 1 - d(m_1, m_2) \quad (7)$$

对于单独证据,其可信度会受其他证据的影响。如果一个证据与其他证据相似,则认为它们相互可

信程度也高,这些证据相互支持对方。证据 m_i 的可信度反映了 m_i 被其他证据支持的程度:

$$\text{Re}(m_i) = \sum_{j=1, j \neq i}^n \text{com}(m_i, m_j) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

如果一个传感器给出的证据与其他传感器给出的证据距离都大,则该传感器给出的证据是低可信度的,因而给此证据赋予小的权值。求出可信度后,可以定义证据的权值:

$$w(m_i) = \frac{\text{Re}(m_i)}{\max_{1 \leq j \leq n} \text{Re}(m_j)} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

归一化权重得到如下权值集合,用归一化的权值加权冲突证据,可降低证据间的冲突。

$$\bar{w}(m_i) = \frac{w(m_i)}{\sum_{j=1}^n w(m_j)} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

利用权值加权后,原始证据模型改进为

$$m_i(A)^* = \bar{w}(m_i) \cdot m_i(A) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

对于新得到的证据模型 m_i^* ,证据冲突将依据证据的相对可信度进行分配。新的合成公式定义为

$$m_1 \oplus m_2(C) = \begin{cases} m(A)^* = 0 & A = \varphi \\ m(A)^* = \sum_{\cap A_i = A} \prod_{1 \leq j \leq n} m_j^*(A_i) + K^* \cdot \theta(A, m) & A \neq \varphi \end{cases} \quad (12)$$

其中, $K^* = \sum_{\cap A_i = \varphi} \prod_{1 \leq j \leq n} m_j^*(A_i)$ 表示修正后证据模型

的总冲突, $\theta(A, m) = \sum_{i=1}^n \bar{w}(m_i) \cdot m_i(A)$ 决定了分配给命题的冲突的比例。

综上所述,应用 D-S 证据理论融合两类传感器相关性系数进行下肢假肢运动模式预识别的基本步骤如下。

(1) 利用脚底压力信息提取测试数据支撑期数据,统一数据长度并分段,与模版数据相关性比较,计算得到相关系数。

(2) 计算各个元素的基本概率分配函数 m_i , 置信函数 Bel_i , 以及似然函数 Pl_i 。

(3) 根据决策规则,选择融合证据作用下最大

的假设。

本文具体研究的 5 类运动模式为上楼梯(A_1)、下楼梯(A_2)、上斜坡(A_3)、下斜坡(A_4)、平地行走(A_5)。定义识别框架为 $\Theta = \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5\}$ 。

3 实验结果与分析

图 6 所示为运动模式识别测试实验平台,以及上楼梯、下斜坡实验中假肢穿戴者佩戴传感器采集步态参数的照片。

本实验利用 1 名残疾实验员和 4 名健康实验员在中步速下采集的 500 组测试样本数据进行分析,5 名实验人员的信息如表 1 所示。测试样本包括上楼梯(A_1)、下楼梯(A_2)、上斜坡(A_3)、下斜坡(A_4)和平地行走(A_5)5 种运动模式下各 100 组数据。其中,健康人的 400 组数据用于对比原数据融合方法与改进方法之间的差异性,并验证识别方法的准确性;残疾人的 100 组数据验证此方法在假肢实际控制过程中的有效性。

图7对比了一组单周期下残疾人与健康人的运

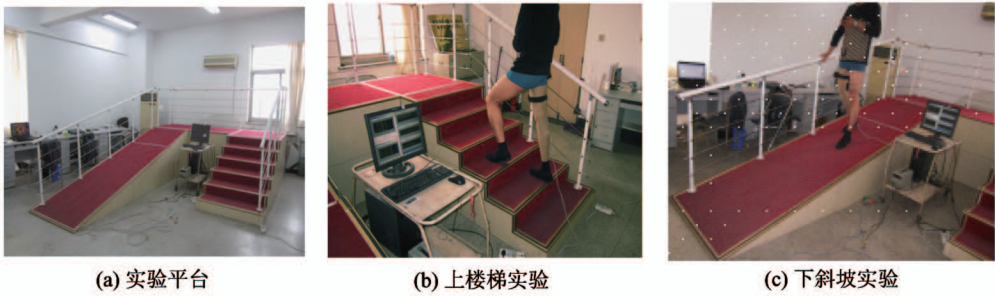


图 6 运动模式预识别测试实验

表 1 参与实验人员信息表

	人员 1	人员 2	人员 3	人员 4	人员 5
性别	男	男	男	女	女
年龄/周岁	34(穿戴假肢 14 年)	26	24	30	24
身高/cm	176	172	176	160	155
大腿长/cm (被测腿)	46.4	51.4	52.2	50.3	47.5
小腿长/cm (被测腿)	--	38.2	42.3	36.6	35.5

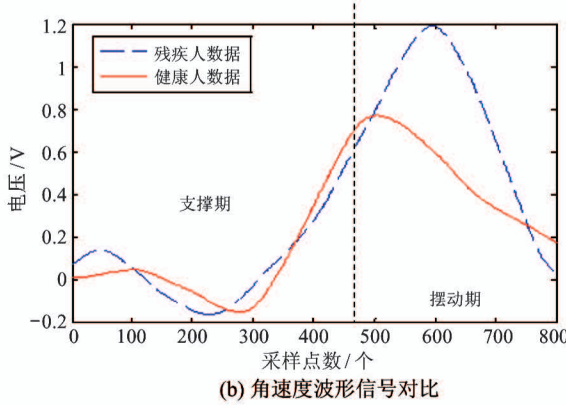
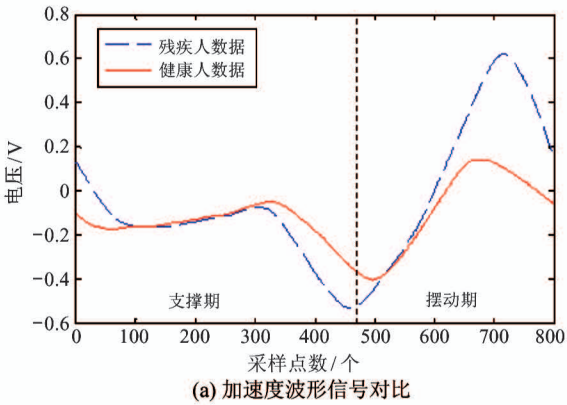


图 7 信号对比

动信息。可以看出,加速度与角速度的信号变化虽然在幅值上存在一定差异,但变化趋势基本一致。因此,本文采用相同的数据处理与预识别方法分析健康人与残疾人的行走信息,即融合步态支撑期信号信息来预测当前运动模式。其有效性与准确性在之后的实验结果分析中也得以体现。

为了验证改进证据融合方法的有效性,本文利用传统 D-S 证据融合模型做对比。表 2 为随机一组上楼梯(A_1)实验中传统 D-S 证据融合模型的信置函数分配,表 3 为改进证据融合模型的信置函数分配。

表 2 D-S 证据信置函数分配

D-S	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	θ
m_{acc_1}	0.223	0.246	0.194	0.051	0.243	0.043
m_{g_1}	0.205	0.223	0.121	0.228	0.188	0.035
m_{acc_2}	0.244	0.246	0.178	0.076	0.221	0.035
m_{g_2}	0.218	0.217	0.151	0.198	0.191	0.025
m_{acc_3}	0.249	0.235	0.172	0.099	0.230	0.015
m_{g_3}	0.22	0.211	0.161	0.191	0.212	0.005

表 3 改进证据的信置函数分配

改进方法	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	θ
m_{acc_1}	0.318	0.127	0.007	0.232	0.291	0.025
m_{g_1}	0.259	0.247	0.216	0.018	0.245	0.015
m_{acc_2}	0.264	0.121	0.205	0.191	0.209	0.01
m_{g_2}	0.257	0.137	0.215	0.163	0.223	0.005
m_{acc_3}	0.245	0.158	0.223	0.136	0.236	0.002
m_{g_3}	0.234	0.166	0.209	0.188	0.202	0.001

不确定因子 θ 是通过大量相关性实验确定的,参数经过改进证据融合模型融合后,不确定因子所占比例大幅降低,从而有效确保判定结果不会受不确定因子的影响。

两种方法的不同数量数据融合时的识别结果如表 4 所示。

对于上楼梯运动模式的预识别,传统 D-S 证据融合模型的前两次判定都是错误的,直到第 3 次才给出了正确的判定结果。可以看出,参与传统 D-S 证据融合模型的数据越多,结果才能越准确。相比之下改进证据融合模型需要的输入参数量较少,缩

表 4 数据融合结果对比

规则	传统 D-S 证据	改进方法
m_{acc_1}, m_{g_1}	$m(A1) = 0.232$	$m(A1) = 0.274$
	$m(A2) = 0.249$	$m(A2) = 0.218$
	$m(A3) = 0.159$	$m(A3) = 0.095$
	$m(A4) = 0.125$	$m(A4) = 0.145$
	$m(A5) = 0.214$	$m(A5) = 0.262$
	$m(\theta) = 0.021$	$m(\theta) = 0.006$
判定结果	上坡	上楼梯
m_{acc_1}, m_{g_1}	$m(A1) = 0.238$	$m(A1) = 0.264$
	$m(A2) = 0.242$	$m(A2) = 0.198$
	$m(A3) = 0.155$	$m(A3) = 0.189$
	$m(A4) = 0.131$	$m(A4) = 0.117$
	$m(A5) = 0.223$	$m(A5) = 0.231$
	$m(\theta) = 0.011$	$m(\theta) = 0.001$
判定结果	上坡	上楼梯
m_{acc_2}, m_{g_2}	$m(A1) = 0.244$	$m(A1) = 0.258$
	$m(A2) = 0.238$	$m(A2) = 0.202$
	$m(A3) = 0.162$	$m(A3) = 0.192$
	$m(A4) = 0.132$	$m(A4) = 0.122$
	$m(A5) = 0.221$	$m(A5) = 0.226$
	$m(\theta) = 0.003$	$m(\theta) = 0$
判定结果	上楼梯	上楼梯

短了判定时间且判定更精准,其综合了每个证据的可信度信息,各合成命题的证据冲突比例得到了很好的分配,数据融合效果更具全局性,其有效性和可靠性得到了大幅增加。

两种方法的 500 组测试数据运动模式预识别正确率如表 5 所示。实验结果显示,传统 D-S 证据理论融合数据后的运动模式预识别率为 89%,而利用改进方法融合数据的运动模式预识别率高达 97.6%。其中,9 组运动模式被误识别为平地运动模式,包括 3 组残疾人上坡运动、3 组残疾人下坡运动、1 组健康人上坡运动和 2 组健康人下坡运动。主要原因为实验对象第一次使用实验平台对实验平台不熟悉导致运动模式的预识别率偏低。如果经过多次实验熟悉操作,上坡的预识别率会有小幅提高。另有 3 组残疾人下楼梯运动被误识别为下坡运动模式,同样是由于髋关节角速度变化不明显。但因为下坡运动摆动期时的膝关节弯曲角度和关节电机控制方式与下楼梯时的类似,因此这类错误的识别对假肢穿戴者的正常行走并无太大影响。

参考文献[19-21]研究了假肢运动模式预识别,

表 5 500 组样本运动模式预识别正确率对比(步速 2 – 2.8 km/h)

	上楼梯/%	下楼梯/%	上坡/%	下坡/%	平地/%
D-S 证据	94	84	93	87	87
改进方法	100	97	96	95	100

与本文有相同的思路。为说明本文提出识别方法的有效性,表 6 给出了不同方法之间的对比结果。不难看出,本文提出的方法步态识别准确率优于文献[19-21]提出的方法,证明了它具有良好的应用前景。

实验表明,利用改进的证据融合模型预识别假肢运动模式的方法更有效,其识别率高且识别速度快,可实现动力型假肢的及时调节、及时动作,增强了假肢的智能性。该技术对动力型假肢关节的控制具有重要的作用。

表 6 本文方法与参考文献对比

文献	识别方法	运动模式 种类	识别 准确率/%
[19]	有监督 Kohonen 神经网络	5	92.78
[20]	支持向量机	5	94.70
[21]	线性判别分类器	2	88.40
本文	改进 D-S 证据	5	95.37

4 结 论

假肢穿戴者步态识别是目前动力型下肢假肢研究的热点问题之一。本文研究结果表明,利用髋关节角度、加速度、前后脚掌压力开关表征运动模式特征,克服了单一信号源不能充分描述运动模式的特性。采用改进 D-S 证据融合后对假肢穿戴者的 5 类运动模型进行分类识别,实验结果表明该方法提高了识别准确率,可为实际应用打下良好的基础。

参考文献

[1] 喻贝贝,孟青云,喻洪流,等. 基于视觉信息的智能下肢假肢路况识别[J]. 中国康复理论与实践,2018,24(10):1210-1214

[2] 朱波,褚亚奇,赵新刚. 假肢中的感知及其反馈技术研究进展[J]. 生物医学工程学杂志,2019,(6):1048-

1054

[3] Young A J, Simon A M, 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

[4] Jinming S, Philip A V. Powered transtibial prosthetic device control system design, implementation, and bench testing[J]. *Journal of Medical Devices*, 2014,8(1): 1-8

[5] 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 and Rehabilitation Engineering*, 2017, 25(2): 161-170

[6] 杨大鹏,赵京东,崔平远,等. 基于支持向量机的人手姿态肌电模式识别与力检测[J]. 高技术通讯,2010,20(6):618-622

[7] Hitt J, Oymagil A M, Sugar T, et al. Dynamically controlled ankle-foot orthosis (dco) with regenerative kinetics; incrementally attaining user portability[C] // 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Roma, Italy, 2007:10-14

[8] 王人成. 我国假肢技术的研究与进展[J]. 中国康复医学杂志. 2012,27(11):1058-1060

[9] 谭冠政,蔡光超,曾庆冬,等. CIP-I 智能仿生人工腿手持控制系统研究与设计[J]. 计算机测量与控制, 2006,14(1):47 – 50

[10] Bogler P L. Shafter-Dempster reasoning with application to multisensor target identification system [J]. *IEEE Transactions on System Man and Cybernetics*,1987(17): 968-977

[11] 陈迎春,李鸥,孙昱. 能量修正和决策集约简的证据理论优化算法[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(8):1878-1884

[12] 张欢,陆见光,唐向红. 面向冲突证据的改进 DS 证据理论算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(3):616-623

[13] 徐浩,邢清华,王伟. 基于 DST-IFS 的空中目标敌我属性综合识别[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39

- (8):1757-1764
- [14] 贾松敏, 张国梁. 基于模糊树图与 DS 证据理论的机器人功能模块粒度划分方法[J]. 机器人, 2016, 38(6):696-703
- [15] Joussetme A L, Maupin P. Interpreted systems for situation analysis[C] // Proceedings of the 10th International Conference on Information Fusion, Quebec City, Canada, 2007:9-12
- [16] 程晓涛, 吉立新, 尹 赢, 等. 基于 D-S 证据理论的网络表示融合方法[J]. 电子学报, 2020, 48(5):854-860
- [17] 周莉, 唐文静, 郭伟震. 基于改进 D-S 证据组合规则的目标识别算法[J]. 北京邮电大学学报, 2016, 39(5):47-50
- [18] 叶春霖, 邱颖宁, 冯延晖. 基于警报信号和 D-S 证据理论的风电机组故障诊断[J]. 太阳能学报, 2019, 40(12):3613-3620
- [19] 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
- [20] 赵晓东, 刘作军, 陈玲玲, 等. 下肢假肢穿戴者跑动步态识别方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2018, 52(10):1-10
- [21] Jason D M, Mahyo S B, Michael E H. Myoelectric walking mode classification for transtibial amputees[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, 60(10):2745-2750

Walking mode pre-recognition of lower limb prosthesis based on the data fusion of improved D-S theory

Liu Lei, Yang Peng, Liu Zuojun, Song Yinmao

(School of Building Environmental Engineering, Zhengzhou College of Light Industry, Zhengzhou 450002)

Abstract

In order to improve the uncoordinated control of prosthesis caused by the delay effect of dynamic prosthetic motion decision program and prosthetic actuator, a walking mode pre-recognition method based on the data fusion of improved D-S (Dempster/Shافر) theory is used to drive prosthetic joint motion in advance and real-time adjust prosthetic gait, which can achieve the best coordinated control effect. The prosthetic motion information of gyroscope and acceleration sensors in the prosthetic socket are used as the data source, and the foot pressure switch information auxiliary analysis is used. The improved method of D-S theory combined with distance function is used to fuse the correlation coefficient, thereby to pre-recognize walking mode effectively. The experimental results show that five walking mode including upstairs, downstairs, uphill, downhill, level walking can be pre-identified by walking mode pre-recognition of power lower limb prosthesis based on the data fusion of improved D-S theory. The method has important practical value to develop the technology of dynamic prosthesis.

Key words: prosthetic joint, sensor, improved D-S (Dempster/Shافر) theory, walking mode pre-recognition