

· 康复工程 ·

基于概率神经网络的假肢穿戴者跌倒模式预识别*

张慧君¹ 耿艳利¹ 刘作军^{1,2,3} 杨 鹏²

由于机体功能的缺失,下肢截肢患者在运动中的平衡能力明显减弱,更容易发生跌倒。假肢穿戴者一旦发生跌倒,会造成截肢患者身体和心理的双重负担。因此,对于下肢假肢跌倒方面的研究具有重要意义。动力型假肢不仅能够跟随健肢运动,从而使健肢和假肢侧腿相互协调运动,还能够为假肢穿戴者的运动提供动力^[1-2]。然而,已有的动力型下肢假肢的研究主要集中在正常步态方面^[3-4],对于跌倒方面的研究非常有限。国内对于跌倒模式分类的研究对象主要是针对老年人^[5-6],对跌倒模式分类的前提是跌倒已经发生,无法采取保护措施。国外研究的跌倒预警实验对象也多是老年人^[7-8]。对于假肢穿戴者进行跌倒模式划分的主要目的是为了对动力型下肢假肢采取相应的控制策略,从而有效地防止跌倒的发生,因此,要在跌倒发生之前识别出跌倒的模式,本文称之为跌倒模式的预识别。针对老年人跌倒检测的方法,为假肢穿戴者检测提供了很多参考^[9-10]。目前,关于假肢穿戴者跌倒方面的分析还比较匮乏。在国内,清华大学的杨建坤等^[11]利用采集地面反作用力对假肢穿戴者行走过程中滑倒的危险性进行了分析,并利用人体表面肌电信号作为研究手段,对健康受试者和假肢穿戴者跌倒过程中采取的平衡策略进行了分析,提出了基于“防滑策略”和“防倒策略”的人体两阶段平衡策略原理。在国外,Lawson BE等^[12]提出了一种利用三轴加速度计设计的跌倒检测方法,通过检测加速度信号是否超过一定的阈值来判断假肢跌倒的可能性。Zhang F等^[13]设计了一种智能下肢假肢跌倒检测系统,通过对多种信号的对比分析筛选出有效信号源,并对跌倒情况进行了分类,通过实验证明了其可行性。Forner-Cordero A等^[14]提出了一种假肢跌倒模型,用于评估多种跌倒恢复策略。

已有的采用加速度信号是否超过一定的阈值来检测假肢穿戴者是否跌倒的检测方法虽然简洁,但是阈值大小在不同受试者以及各种跌倒情形下有很大区别,从而使误警率增大。本文针对滑倒和绊倒两种常见的跌倒模式进行识别。通过采集各关节角度值作为假肢穿戴者跌倒模式识别的潜在数据源,并通过各特征值的对比分析得到有效数据源。通

过概率神经网络的方法对假肢穿戴者跌倒模式进行分类识别,并与正常信号做对比,通过实验验证了方法的可行性。

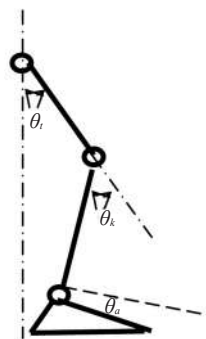
1 有效数据源分析

利用日本村田公司生产的 NEC-03 陀螺仪传感器,采集假肢穿戴者在绊倒、滑倒和正常三种情况下各关节角度变化值。各关节角度值的定义如下图1所示。髋关节角度 θ_t 定义为大腿股骨与垂直轴之间的夹角,膝关节角度 θ_k 定义为大腿股骨延长线与小腿腓骨夹角,踝关节角度 θ_a 定义为第五跖骨与腓骨外侧中线的夹角减去 90° 。陀螺仪输出信号是一个与角速度成正比的电压信号,将其进行积分即可得到对应的角度值。将人体运动时的三个主要关节:髋关节、膝关节、踝关节作为传感器固定点,应用 Quanser 公司的 Q-PID 板卡将传感器采集到的信号传送至电脑进行分析,其采样频率可达 500Hz。数据分析在 Simulink 环境下进行,将板卡中 QuaRC 数据处理软件工具包安装到 Matlab 中,通过 QuaRC 初始化模块将采集板卡与软件相连,并通过 Simulink 中的 To File 模块将采集到的数据保存到电脑进行分析。

本文实验对象为右腿穿戴假肢患者。对于残肢侧采集到的各关节角度信息(图2)进行对比分析:

由图2可知髋关节、膝关节、踝关节在绊倒、滑倒时的角度值与正常情况下的角度值有很大的不同,可以初步确定为

图1 人体下肢角度定义



DOI:10.3969/j.issn.1001-1242.2017.07.018

*基金项目:国家自然科学基金项目(61174009)

1 河北工业大学控制科学与工程学院,天津,300130; 2 河北工业大学智能康复装置与检测技术教育部工程研究中心; 3 通讯作者
作者简介:张慧君,女,硕士研究生; 收稿日期:2016-01-14

有效的数据源。

为了保证受试者的人身安全,在进行实验时,假肢穿戴者在发生绊倒或者滑倒之后身体并未触地,而是由实验人员采取保护措施,防止受试者倒地。本文绊倒实验数据选择受试者在摆动期接触障碍物开始,到即将倒地,实验人员对受试者实施保护为止的信号作为实验有效数据;滑倒实验数据选择受试者在支撑期支撑未稳,发生滑倒动作开始,到受试者即将倒地,实验人员采取保护措施为止。直接采集到的每种时间序列信号都至少包含几百个数据,其中很多数据特征不明显,而且输入数据过多,会牺牲识别所需时间,因此,选择信号中典型的几个特征值作为输入信号。目前主要的特征值提取有时域和频域两种,由于时域信息可以直观地反映信号的变化,本文选取时域特征提取法,主要提取髌关节、膝关节、踝关节在绊倒、滑倒、正常三种情况下的最大值、最小值、均值、方差。为了更快更早地识别出跌倒的发生,实验选取每次实验数据的前20个数据(从接触障碍物或支撑未稳开始计算)作为识别跌倒模式的有效数据,并对每个关节角度的20个数据提取特征向量。输入特征向量的个数越多,程序运行时间越长,剩余保护策略实施时间就会缩短。因此,对比绊倒、滑倒和正常三种情况,共12个特征值的区分度,找到对输出有较大影响的输入项,组成最佳组合,从而最大限度地缩短识别所需时间。

髌关节角度各特征值如图3所示,由上图可以看出:在绊倒、滑倒和正常三种情况下,髌关节角度的最大值及平均值区分度比较明显,但是在绊倒和滑倒两种情况下有个别重复值,因此,不能够将髌关节角度的最大值或平均值作为唯一的数据源来判别是否跌倒。髌关节角度的最小值及方差在绊倒和滑倒两种异常情况下区分度不明显,因此,该特征值不能作为判别跌倒的有效数据源。

膝关节角度各特征值如图4所示,由上图可以看出:三种情况下,膝关节角度的平均值区分度比较明显,但是在绊倒和滑倒两种情况下有个别重复值,因此,不能够将其作为唯一的数据源来判别是否跌倒。膝关节角度的其他三个特征值区分度不是特别明显,因此,不能作为判别跌倒的有效

数据源。

踝关节角度各特征值如图5所示,由上图可以看出踝关节角度在三种情况下的各个特征的区分度都不是特别明显,如果选取为特征值无疑会给识别造成干扰,并给识别过程带来不必要的时间损耗,因此,不能够将踝关节角度的各特征值作为识别跌倒的有效数据源。

图2 各关节角度对比图

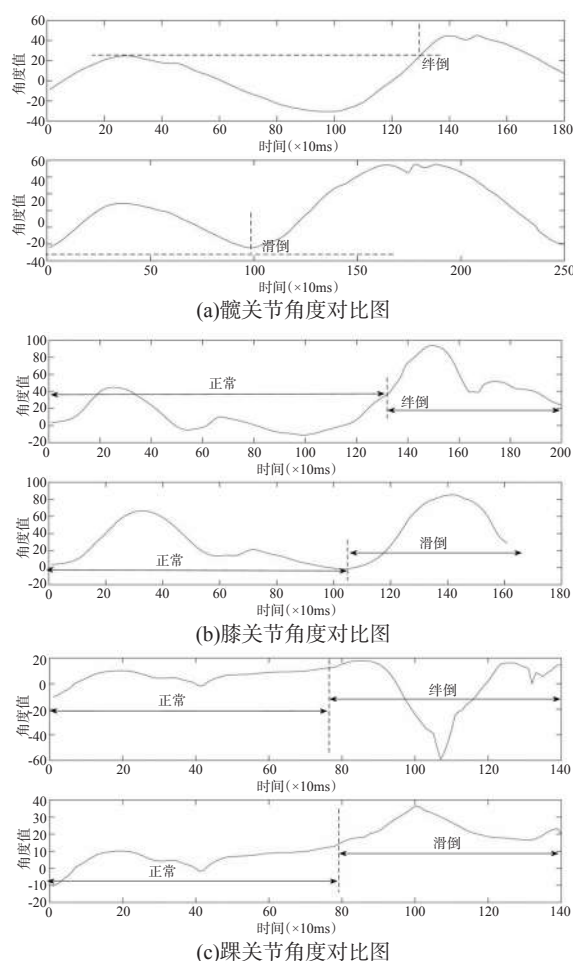


图3 髌关节角度各特征值对比图

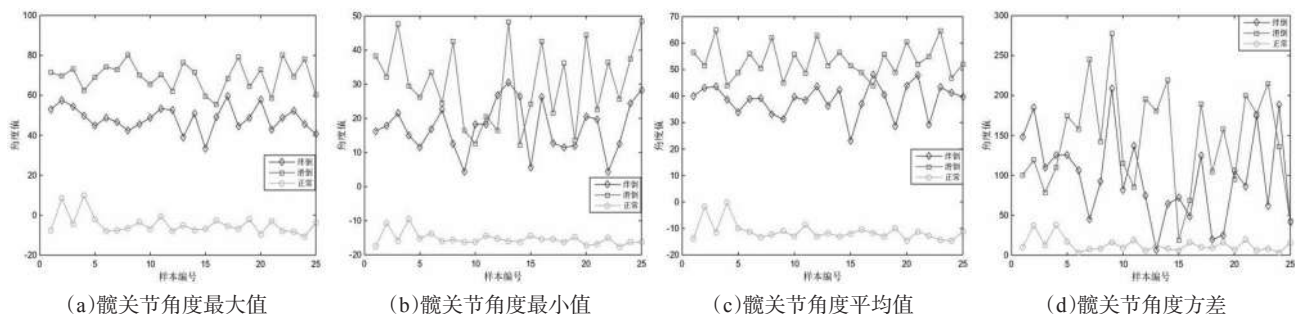


图4 膝关节角度各特征值对比图

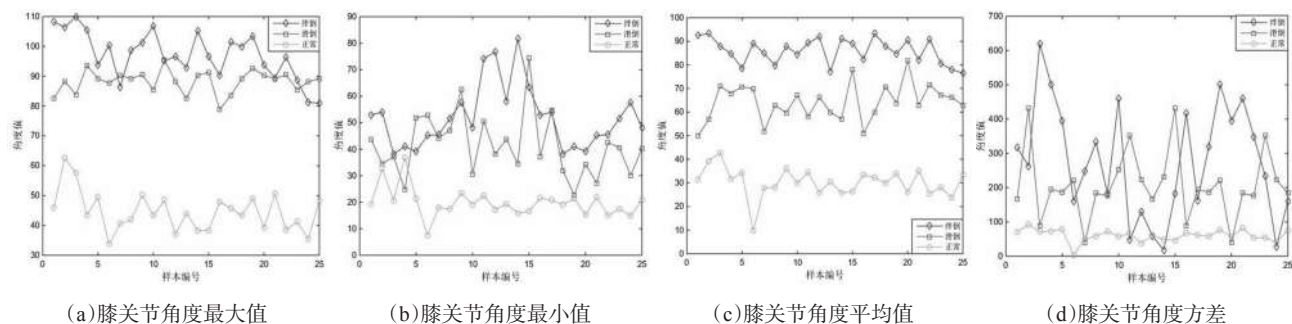
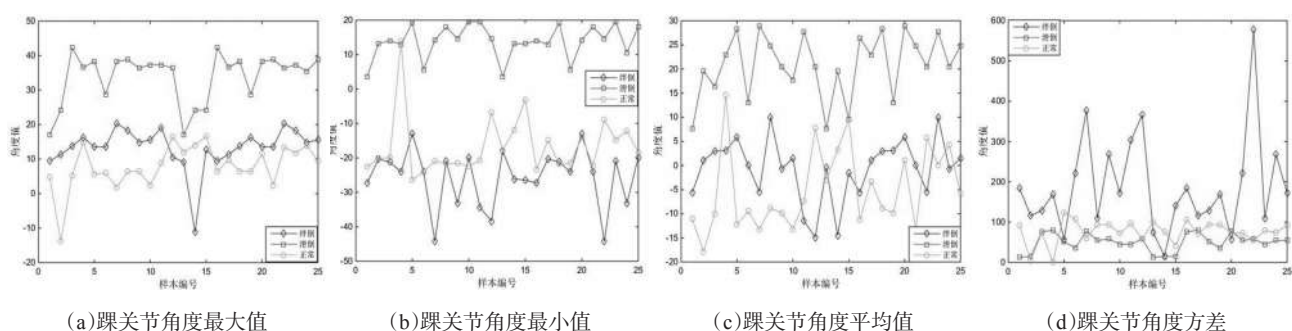


图5 踝关节角度各特征值对比图



综上所述,本文选取髌关节角度最大值、髌关节角度平均值以及膝关节角度的平均值作为识别跌倒的有效数据源。

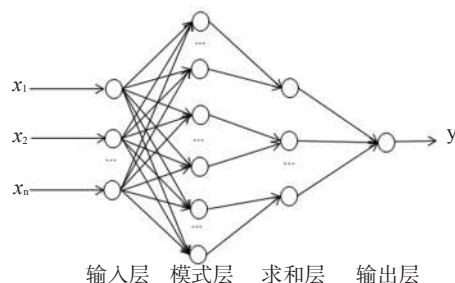
2 概率神经网络

概率神经网络(probabilistic neural network, PNN)是由径向基函数网络发展而来的一种前馈型神经网络,其理论依据是贝叶斯决策理论,算法融合了 Bayes 分类规则与 Parzen 窗的概率密度函数估计方法。它是一类结构简单,训练简洁的人工神经网络,在解决分类问题时,其优势在于用线性学习算法来完成非线性学习算法的工作,同时又保留了非线性算法高精度等的特性;概率神经网络对应的权值就是模式样本的分布,网络不需要学习,所谓的训练,只是将各分类的训练样本作为输入层与模式层的权值,能够满足训练上实时处理的要求。因此,概率神经网络被广泛地应用于分类识别中^[15-16]。

概率神经网络由输入层、模式层、求和层和输出层组成(图6)。输入层用于接收来自训练样本的值,将特征向量传递给网络,其神经元个数和输入向量的长度相等。本文在利用 PNN 建模时,选取了髌关节角度最大值、髌关节角度均值、膝关节角度均值三个特征值作为网络的输入,因此,输入层相当于有3个神经元,即 x_1, x_2, x_3 , 分别表示髌关节角度最大值、髌关节角度均值、膝关节角度均值。

模式层计算输入的特征向量和训练集中各个模式的匹配关系。模式层神经元的个数等于摔倒、滑倒和正常三种模

图6 概率神经网络的结构示意图



式训练样本数之和。实验共选取了 100 组数据作为训练样本,对应于 PNN 模型,模式层有 100 个神经元。模式层的神经元将加权之后的输入特征值求和,经过一个非线性运算后输出传递给求和层。模式层每个模式单元的输出为:

$$g(X, W_i) = \exp\left[-\frac{(X - W_i)^T(X - W_i)}{2\delta^2}\right]$$

其中, X 为输入层的输入向量, W_i 为输入层到模式层的连接权值, δ 是平滑因子。

求和层将与训练样本中对应的同一类的模式层传来的输入进行累加,即得到求和层的输出为:

$$f_A(x) = \sum_{i=1}^m g(X, W_i)$$

其中, m 表示 A 类训练样本的向量个数。本实验训练样本种类有摔倒、滑倒、正常三种,共选取了 100 组样本值,其

中绊倒和滑倒各25组,正常50组,即当A表示三种模式中任一种时,对应相应的样本m值,如A表示滑倒,则m值为25。

输出层神经元是一种竞争神经元,由简单的阈值判别器组成,每个神经元对应于一种数据类型,输出层神经元的个数等于训练样本的种类个数,本实验输出选取了绊倒、滑倒、正常三种行走模式,其中:1表示绊倒,2表示滑倒,3表示正常。

在MATLAB中,使用newpnn函数来创建PNN网络,其调用格式为:

```
net=newpnn(P,T,spread)
```

其中: P 为 Q 组输入向量组成的 $R \times Q$ 维输入矩阵, R 是输入特征值的种类数; T 是 Q 组目标向量组成的 $S \times Q$ 矩阵, S 一般情况下为1; $spread$ 为分布密度。

网络对未知数据进行预测使用MATLAB中的sim函数。

3 跌倒模式识别

通过实验得到,在绊倒或滑倒时,从接触障碍物(或支撑未稳)到即将倒地大约需要800—1000ms。在MATLAB中,选取分布密度 $spread=1.5$,创建的PNN网络为:

```
net=newpnn(p_train,t_train,spread)
```

对应于PNN网络中 p_train 为 3×100 矩阵, t_train 为 1×100 矩阵。PNN训练后的效果和训练误差如图7所示;另外选取50组数据作为测试数据(10组绊倒、10组滑倒、30组正常),测试训练网络对未知数据的识别效果,其分类效果如图8所示。

通过程序运行计时,可知通过概率神经网络对假肢穿戴者行走模式进行识别,对未知数据识别结果可达98%。本文采样频率设置为100Hz,三路信号同时采集20个数据所需时间为200ms,当网络形成后,识别50组未知数据,用时约为

图7 PNN训练结果和训练误差

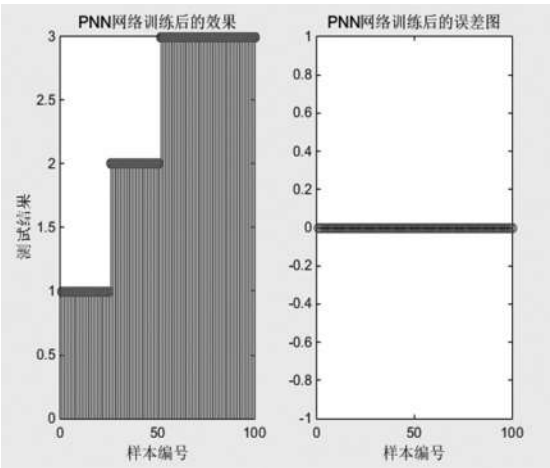
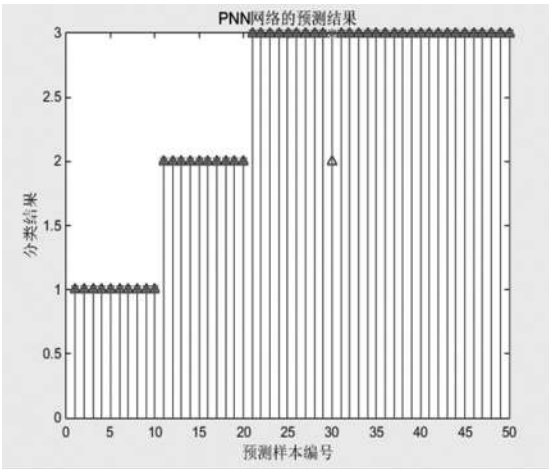


图8 PNN识别结果



0.1s,可以为动力型假肢实施控制策略提供足够的时间。从上图可以看出,通过采集髋关节和膝关节的角度并提取特征值,利用概率神经网络识别下肢假肢跌倒模式,仅有一组将正常行走识别为滑倒。误警的产生和人体行走方式有很大关系。基于概率神经网络识别下肢假肢跌倒模式分类准确率如表1所示。

表1 基于概率神经网络的下肢假肢跌倒模式识别率

跌倒模式	实验次数	识别正确次数	正确率(%)
绊倒	10	10	100
滑倒	10	10	100
正常	30	29	96.67
总和	50	49	98

4 结论

本文通过在各关节处安装陀螺仪传感器采集了下肢假肢穿戴者髋关节角度、膝关节角度、踝关节角度信息,并通过时域分析提取了特征值,确定有效数据源,采用概率神经网络的方法对下肢假肢跌倒模式进行了识别,并取得了很好的识别效果,为下肢假肢的运动控制提供了理论依据。

参考文献

[1] Traballese M, Porcacchia P, Averna T, et al. Energy cost of walking measurements in subjects with lower limb amputations: a comparison study between floor and treadmill test [J]. Gait Posture, 2008, 27(1):70—75.

[2] Goldfarb M, Barth E J, Gogola M A, et al. Design and Energetic characterization of a liquid- propellant- powered actuator for self-powered robots[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2003, 8(2):254—262.

[3] Huang H, Zhang F, Hargrove LJ, et al. Continuous loco-

(下转第825页)