

控制与决策

Control and Decision

基于改进卷积神经网络的动力下肢假肢运动意图识别

苏本跃, 倪钰, 盛敏, 赵丽丽

引用本文:

苏本跃, 倪钰, 盛敏, 等. 基于改进卷积神经网络的动力下肢假肢运动意图识别[J]. *控制与决策*, 2021, 36(12): 3031–3038.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0326>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[周围神经MicroCT图像中神经束轮廓获取算法的改进](#)

An improved approach to obtain contours of fascicular groups from MicroCT images of peripheral nerve
控制与决策. 2021, 36(7): 1601–1610 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1664>

[基于条件对抗生成孪生网络的目标跟踪](#)

Conditional generative adversarial siamese networks for object tracking
控制与决策. 2021, 36(5): 1110–1118 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1215>

[基于卷积神经网络的云雾遮挡舰船目标识别](#)

Obscured ship target recognition based on convolutional neural network
控制与决策. 2021, 36(3): 661–668 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0781>

[基于卷积长短时记忆神经网络的城市轨道交通短时客流预测](#)

Metro short-term traffic flow prediction with ConvLSTM
控制与决策. 2021, 36(11): 2760–2770 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0501>

[复杂背景下全景视频运动小目标检测算法](#)

Panoramic video motion small target detection algorithm in complex background
控制与决策. 2021, 36(1): 249–256 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0686>

基于改进卷积神经网络的动力下肢假肢运动意图识别

苏本跃^{1,2,3†}, 倪钰^{1,3}, 盛敏^{3,4}, 赵丽丽⁵

(1. 安庆师范大学 计算机与信息学院, 安徽 安庆 246133; 2. 铜陵学院 数学与计算机学院, 安徽 铜陵 244061;
3. 安徽省智能感知与计算重点实验室, 安徽 安庆 246133; 4. 安庆师范大学 数学与计算科学学院,
安徽 安庆 246133; 5. 中国科学院 合肥智能机械研究所, 合肥 230031)

摘要: 传统动力下肢假肢运动意图识别算法常使用机器学习算法分类器, 在特征选择方面则需要手工提取. 针对该问题将深度学习算法应用于运动意图识别研究中, 通过在传统的卷积神经网络的基础上进行改进, 使算法更适应于基于短时行为样本数据的运动意图识别, 同时抑制深度学习算法应用于运动意图识别中的过拟合. 在意图识别数据集中进行滑动窗口预处理, 目的是对时间序列样本做数据增广, 扩增目标数据集能够使训练集更加丰富全面, 提高识别的精度, 运用改进后的卷积神经网络对增广后的数据集进行特征学习与分类. 实验结果表明, 该方法在 13 类运动模式下的识别率达到 93 %.

关键词: 动力下肢假肢; 运动意图识别; 短时时间序列样本; 改进卷积神经网络; 自学习特征

中图分类号: TP391 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0326

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 苏本跃, 倪钰, 盛敏, 等. 基于改进卷积神经网络的动力下肢假肢运动意图识别[J]. 控制与决策, 2021, 36(12): 3031-3038.

Intent recognition of power lower-limb prosthesis based on improved convolutional neural network

SU Ben-yue^{1,2,3†}, NI Yu^{1,3}, SHENG Min^{3,4}, ZHAO Li-li⁵

(1. School of Computer and Information, Anqing Normal University, Anqing 246133, China; 2. School of Mathematics and Computer, Tongling University, Tongling 244061, China; 3. University Key Laboratory of Intelligent Perception and Computing of Anhui Province, Anqing 246133, China; 4. School of Mathematics and Computational Science, Anqing Normal University, Anqing 246133, China; 5. Institute of Intelligent Machines, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China)

Abstract: Traditional intent recognition algorithms of power lower-limb prosthesis often use machine learning algorithm classifiers, which require manual extraction in feature selection. In this paper, using deep learning algorithms in motion intent recognition research, the algorithm is improved on the basis of the traditional convolutional neural network, and is more suitable for the motion intent recognition based on the short-term behavior sample data, while suppressing the application of deep learning algorithms in motion intent recognition. The sliding window preprocessing is performed on the intent recognition data set. The purpose is to augment the data of the time series samples. Amplifying the target data set can make the training set more abundant and comprehensive, improve the accuracy of recognition. The improved convolutional neural network is used to perform feature learning and classification on the augmented data set. The experimental results show that the recognition rate of the improved algorithm under the 13 types of motion patterns reaches 93 %.

Keywords: lower-limb prosthesis; intent recognition; short-term sample; improved CNN; self-learning feature

0 引言

全国残疾人抽样调查表明,我国残疾人数量突破 8 500 万, 占总人口的 6.34 %, 其中肢体残疾达到 2 400

万^[1]. 为了帮助残疾人减轻残疾程度, 辅助残疾人获得相应功能的恢复或补偿, 使得残疾人的生活环境得到改善并能够平等地参与社会生活, 国家制定了各项

收稿日期: 2020-03-21; 修回日期: 2020-09-19.

基金项目: 国家自然科学基金项目(11475003, 61603003, 11471093); 教育部“云数融合科教创新”基金项目(2017A09116); 安徽省科技重大专项(18030901021); 安徽省高校领军人才团队项目(皖教秘人[2019]16号); 安徽省高校优秀拔尖人才培养项目(gxbjZD26).

†通讯作者. E-mail: bysu@aqnu.edu.cn.

保障条例和福利制度,并大力发展残疾人康复事业,同时社会各界也更加关心残疾人群体,设立了各项残疾人扶助基金.同时,随着社会科技的进步,研究人员也致力于将先进的技术应用于残疾人康复事业上,目的是使得残疾人群体能够更快、更好地过上与常人无异的生活.下肢截肢患者约占残疾人总数的70%,遗传、疾病、药物、事故、灾害等意外和不幸造成下肢功能的丧失,对残疾人的正常生活和参与社会活动造成严重的影响,下肢假肢是恢复或补偿行走功能的唯一方法.智能下肢假肢由于其在“平安性、功效性、实用性”上做到了相对的均衡,为残疾人正常行走带来了希望.

下肢运动在日常生活中是最基本的人体运动,涉及平衡、行走等复杂问题,智能假肢控制的前提是选择适合的传感器用以获取下肢行走的生物运动信息.常见的用于可穿戴设备的分析信号有生物力学信号、肌电信号、运动单元动作电位序列、目标肌肉神经分布重建混合接口和脑电信号^[2].肌电信号^[3]是较直接的信号来源,可以检测肌肉力的变化,但由于其具有时变特性且易受环境干扰,目前仍处于临床分析阶段;运动单元动作电位序列^[4]能更准确地估计肌肉力,动作类型识别精确,但由于其记录的数据复杂而庞大、计算困难,目前仍处于实验室分析阶段;肌肉神经功能重建中的肌电信号^[5]可以提供附加神经信息,丰富信号来源,但手术方案设计复杂,且对临床经验的要求高,处于临床阶段;脑电信号^[6]能获取更多的假肢控制信息,但可检测的神经信号微弱而处于实验室分析阶段.本文的实验方案基于生物力学信号,生物力学信号^[7-8]收集方式依赖于机械传感器,因其具有行走模式准确率高、无创伤、安全使用便捷等特点,日前均已产品化.

用于本文意图识别的下肢假肢传感器系统如图1所示,其传感器控制系统是由电机、控制板、陀螺仪、加速度计、压力传感器等组成.电机是指依据电磁感应定律实现电能转换或传递的一种电磁装置;控制板是能起到控制作用的电路板;陀螺仪是一种测量围绕固定轴的相对于惯性空间的角速度装置;加速度计是一种用于测量非重力加速度的仪表;压力传感器是一种测量压力信号的装置,应用于智能假肢传感器系统的压力传感器只需要返回下肢触地状态(1或0)即可.基于本文下肢假肢运动意图研究的传感器系统可以收集到速度、加速度、角速度、角加速度、压力数据及左右脚触底状态等生物力学信号.在本文的传感器系统中,将陀螺仪、加速度计以及压力

传感器放置健侧,采用健侧的生物力学信号预测运动意图,进而将意图信息传递给假肢做出相应的反馈.

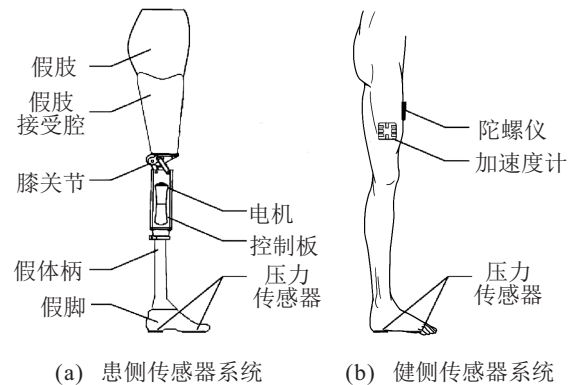


图1 用于意图识别的下肢传感器系统

图2所示为智能下肢假肢中的分层控制策略,智能假肢的控制系统分为3层:高层控制器用于识别人体运动意图,包括运动模式识别和直接意志控制;中层控制器则通过建立的运动意图与控制算法的映射关系,实时调整控制策略;底层控制器用来计算当前阶段与期望阶段的误差,最终根据相应控制算法驱动假肢运动^[9].利用自然人机交互方式对操作者意图进行预测和识别,对提高人机交互效率具有重要意义.下肢假肢运动意图识别起源于上肢假肢运动意图识别,但其发展落后于上肢.人体运动意图识别是智能下肢假肢研究中的主要问题之一,旨在通过使用下肢假肢传感器系统让残疾患者能够实现自由、流畅的行走.

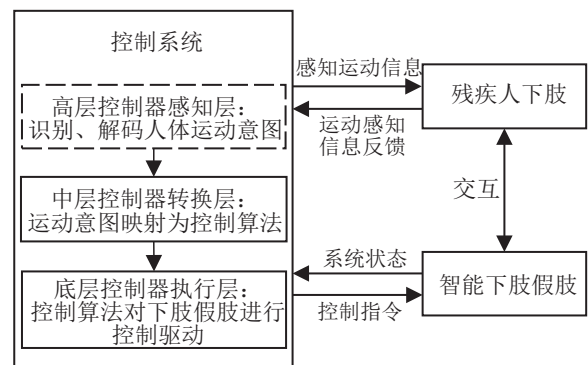


图2 智能下肢假肢中的分层控制策略

1 相关工作

基于动力下肢假肢的运动意图识别主要包括以下几部分内容:对神经中枢运动意图信息的直接解码,比如加速度、角加速度等;人体运动模态识别以及模态切换的识别,比如平地行走、上/下楼梯等;下肢行走步态阶段/相位的检测和估计;人与智能假肢交互状态的识别,比如交互力等^[1].

基于传感器的运动意图识别已成为当今智能下

肢假肢研究方向的一个重要研究热点,主要基于肌电信号和运动信号来驱动下肢假肢运动意图识别,预先对数据进行降维处理^[10-11],构造合适的分类器,依据识别结果调整智能假肢的参数,使残疾人穿戴智能下肢假肢后能够实现自然流畅地行走. 文献[12]提出了一种参数优化策略以改善相位相关的识别,实验招募了7名健康的受试者和一名胫骨截肢的受试者,收集了6种运动模式(5种稳态模式,1种被动模式)下的数据,采集了放置在患侧的两个惯性测量单元和一个压力传感器的运动信号,使用性判别分析结合二次判别分析构造分类器,识别率达到90%;文献[13]在6名胫骨截肢者按照5种稳态模式收集的基于1个惯性测量单元与1个压力传感器采集运动信息的数据集中,使用LDA (linear discriminant analysis)在13种运动模式下达到了93.9%的识别率;文献[14]为了弥补基于肌电图的识别系统的不足,开发了一种用于下肢动作意图识别的纯机械传感器结构. 根据步行速度与地形的笛卡尔积,使用隐马尔可夫模型实现了运动状态的实时识别. 该方法对平地行走、上下楼、上下坡5种稳态的识别率达到95.8%. 文献[15]针对传统意图识别将传感器放置患侧的不足,选择将传感器放置健侧,解决了意图识别滞后性的问题,使用SVM分类器对意图识别数据集进行分类,在13类运动模式下达到了95.1%的识别率. 但传统的机器学习算法需要人工提取特征,加大了意图识别算法的设计难度.

本文在将惯性传感器放置健侧行走意图识别数据集的基础上,使用改进的卷积神经网络算法,探究与运动意图之间的关联性. 传统的卷积神经网络皆用于处理图像问题,本文研究的运动意图涉及的数据为时间序列,由于个体的差异性,增加了类内的差异性,进而增大了识别的难度. 通过加入标准化,改进卷积层结构,调整参数,添加Dropout层,在传统卷积神经网络的基础上进行改进,使其更适应于基于短时行为样本数据的运动意图识别. 在意图识别数据集中进行滑动窗口预处理,目的是对时间序列样本做数据增广,扩增目标数据集能够使训练集更加丰富全面,提高了识别的精度,运用改进后的卷积神经网络对增广后的数据集进行特征学习与分类.

2 人体运动意图识别相关定义

人体下肢运动具有一定的规律性和周期性,如图3所示. 图3显示了左右脚平地行走时脚踝处的三维速度值,在左脚处于运动状态时右脚处于禁止状态(即速度为0),反之同理. 根据双脚触地状态的规律

性,可以分成脚跟着地和脚趾离地这两个步态事件,因此可将运动步态周期分成支撑相和摆动相这两个主要的相位.

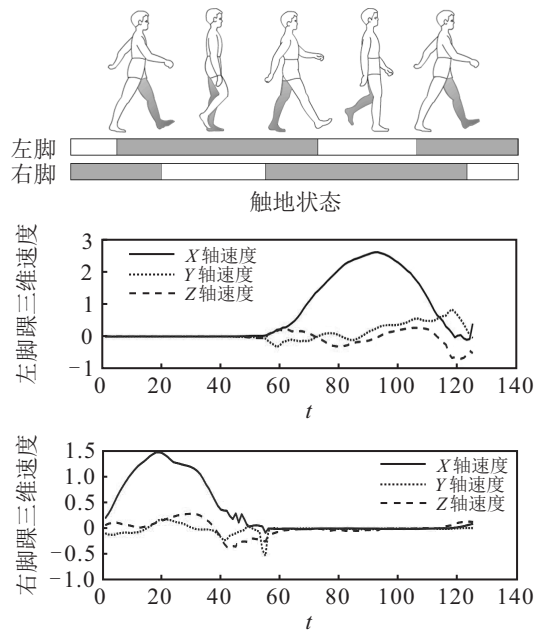


图3 一个步态周期

意图识别主要涉及的运动模式如表1所示,包括5种稳态模式:平地行走、上/下坡、上/下楼,以及8类转换模式: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、下坡向平地行走转换、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. 相对于转换模式而言,稳态模式的识别在日常的生活中则更加重要.

表1 13类运动模式

编号	运动模式	运动模式描述
1	行走-上楼	平地行走到上楼转换
2	行走-下楼	平地行走到下楼转换
3	行走-上坡	平地行走到上坡转换
4	行走-下坡	平地行走到下坡转换
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

传统意图识别将传感器放在患侧假肢上,因此转换步定义在患侧,这可能会带来一定的滞后性,本研究小组提出将传感器放置健侧^[15],这样下一个步态模式还未发生,有效避免了滞后性的问题,并对转换步进行了重定义. 第1类型转换步:起始于前一个地形条件下的前一只脚的脚尖离地时刻,终止于同侧脚

的脚后跟着地于后一地形;考虑到平地行走至上楼和上楼至平地行走的特殊性,定义了第2类型转换步:起始于前一个地形条件下后一只脚脚尖离地时刻,终止于同侧脚的后跟着地于后一个地形.

3 人体运动意图识别算法

3.1 数据预处理

标准化就是使得深度神经网络训练的输入保持相同分布,从而一定程度上解决收敛慢的问题. 独立同分布假设,就是假设训练数据和测试数据是满足相同分布的,保证训练好的模型在测试集上获得较好的效果. 批标准化就是对数据进行预处理,使得输入数据分布变化到0均值,单位方差的正态分布,很好地满足了同分布假设. 根据时间序列数据的特点,应用了标准化处理方法并在实践中取得了较好的效果,主要贡献有以下几点:

- 1) 可以使用更高的学习率,加快学习,减少收敛时间,从而达到很好的效果.
- 2) 可以限制模型的复杂度,对数据加以限制,以达到预期的效果.
- 3) 可以一定程度上消除 Dropout 结构. 批标准化可以一定程度上抑制过拟合现象的出现,这样就不需要 Dropout 来解决过拟合的问题,降低了模型的复杂度.

在本文研究的运动意图识别算法中,使用三维加速度和三维角速度原始数据作为模型的输入,而加速度与角速度量纲不同,故本算法在预处理阶段使用标准化对数据进行处理.

滑动窗口是大数据分析中最基础的数据处理方法. 通过对不同样本中数据不等长的时间维序列进行加窗,使样本切分成相等的维度的数据,赋予固定的滑动步长,扩充数据集,让神经网络能有足够的样本以便于学习更多的特征. 如图4所示,通过获取到的动力下肢假肢数据集的分析以及对实验结果来调整参数.

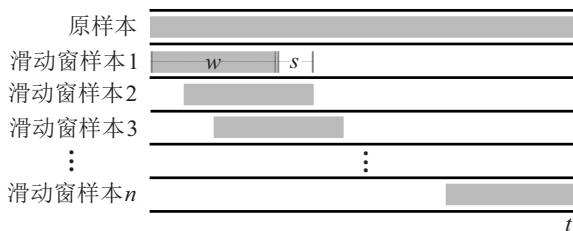


图4 滑动窗口

本文使用的数据集有1300个样本,但对于神经网络而言依旧不够,本文算法提取半个摆动项周期的

数据,采用滑动窗口的方法扩增数据集,扩增后的数据集可以达到25000左右的样本量,可以更加充分地进行深度神经网络的训练. 滑动窗口的大小依据数据集中健侧处于摆动项周期最短的样本帧数而定,故大小设为27帧,步长设为1.

3.2 改进的卷积神经网络

卷积神经网络是一种前馈型的神经网络,在图像分类的领域中有着广泛的应用. 卷积神经网络中有3个基本概念:局部感受野、共享权值、池化. 局部感受野:一般深度神经网络中会把图像的每一个像素点全连接到每一个神经元中,而卷积神经网络则把每一个隐藏节点只连接到图像的某个局部区域,从而减少参数训练的数量;共享权值:在卷积神经网络的卷积层中,神经元对应的权值是相同的,由于权值相同,可以减少训练的参数量;池化:利用图像压缩的思想,对卷积后的图像进行一个下采样的过程,用于调整图像的大小. 经典的卷积神经网络有LeNet-5. 如图5所示,LeNet-5卷积神经网络共有8层网络,分别为输入层、卷积层(C_1)、池化层(S_2)、卷积层(C_3)、池化层(S_4)、卷积层(C_5)、全连接层(F_6)、输出层.

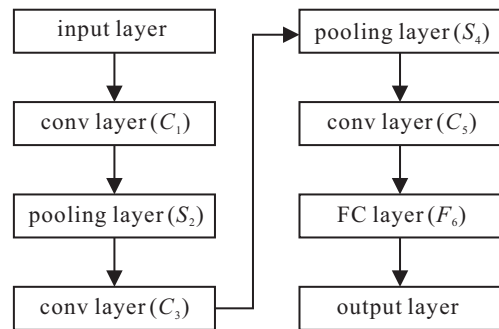


图5 传统卷积神经网络LeNet-5框架

本文使用的数据集为时间序列数据,非通常卷积神经网络应用的规则的图像数据,这就需要对输入层进行修整. 由于数据量比较少,直接用LeNet-5卷积神经网络会出现过拟合现象,且识别效果并不好. 本文在GoogLeNet inception v1^[16]中做了网络结构尝试,并添加了Dropout层避免出现拟合,取得了优秀的识别结果. 在Inception网络结构中,对卷积层采用不同的卷积核,这样一方面增加了网络的宽度,另一方面也增加了网络对尺度的适应性. Inception结构的核心是使用局部最优的稀疏结构取代原有的全连接方式,使用多层感知器有如下所述两个方面的优势:首先,多层感知器与使用反向传播训练的卷积神经网络的结构兼容;其次,多层感知器本身是一个深层模型,可以起到特征重用的作用^[17]. 相比于单层卷积模

型,多层感知器能够对每个局部感知域进行更为繁琐的计算,从而逼近希望得到的特征结果.每层的特征提取计算方式如下所示:

$$f_{i,j,k_n}^n = \max(\omega_{k_n}^T f_{i,j}^{n-1} + b_{k_n}, 0). \quad (1)$$

其中: n 为多层感知器中的层数,整流线性单元用作多层感知器中的激活功能; ω 为系数; b 为偏移项; $\max()$ 为取最大值函数.

在此启发下,本文构造了每层不同的卷积核,分别用 1×1 、 1×3 、 1×5 的卷积核,同时添加了 1×3 的最大池化操作,更为简单的网络结构在数据集上取得了很好的效果. 1×1 卷积核可以增加非线性,提高网络的表达能力,还能起到跨通道信息交互等作用,就本文的基于短视行为样本数据的运动意图问题而言, 1×1 卷积核可以提取动作的瞬时特征,而运动意图研究中瞬时特征的提取尤为重要,因此添加 1×1 卷积核在运动意图识别研究中起到了提取脉冲信号的作用,进而提高了网络对意图识别的适应性.为了使增加宽度后的不同卷积操作获取尺度相同的输出,在每次卷积操作中都加入了填充操作,而奇数的卷积核大小在进行填充后的卷积操作中的输入输出尺寸能够保持一致,并且由于奇数的卷积核中锚点处于中心,使得卷积核可以以模块中心为标准进行移动,避免了特征的位置信息发生变化;同时,针对短时行为样本数据,较大的卷积核会导致计算量的暴增,不利于模型深度的增加,计算性能也会降低,因此本文在实验的基础上增加了 1×3 、 1×5 的卷积核,用来提取运动意图的特征. 1×3 的最大池化能缩减样本数据的大小,提高计算速度,同时提高所提取特征的鲁棒性.从模块结构来看, 1×3 卷积、 1×5 卷积前加 1×1 卷积,目的是为了先进行降维,相较于原来结构减少了较多参数;而把 1×1 卷积放在 1×3 最大池化之后,相较放在前面,也是为了使参数量减少.本文改进的卷积神经网络算法框架如图6所示.

针对过拟合问题,可以采用正则化、批标准化以及Dropout等方法,在本次实验中采用了Dropout来减少过拟合现象.作为有效提高神经网络泛化能力之一的学习算法^[18],Dropout在每次训练批次中通过忽略一部分的特征检测器实现减少过拟合现象.尤其是在本文研究的基于短时行为样本数据驱动的运动意图识别研究中,极易出现过拟合现象,同时本文使用的卷积神经网络又是深度神经网络,这样容易产生过拟合现象,使用Dropout能够避免网络对某一局部特征的过拟合.传统Dropout随机选择神经元作为

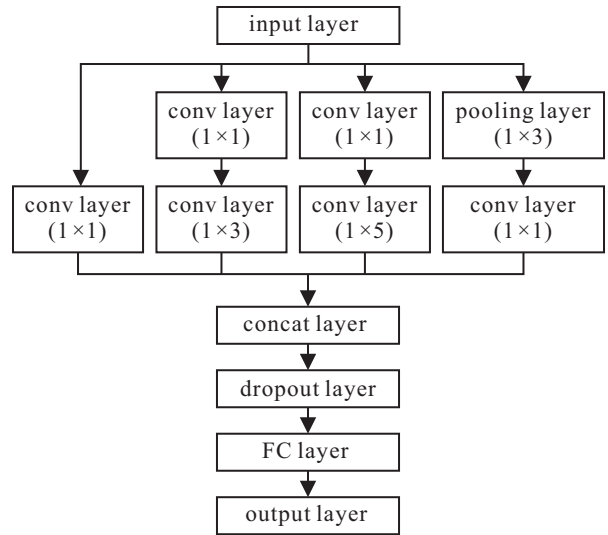


图6 本文改进的卷积神经网络分类器框架

输出的参数常选择40%~60%之间.本文通过实验发现,将参数设定随机选择40%的神经元作为输出特征时,最终测试集识别率与训练集识别率可以达到平衡状态,算法的过拟合现象得以抑制.

4 实验与分析

4.1 实验设备及方案

本文数据集采集设备为Noitom可穿戴惯性传感器,共收集17个传感器反馈的21个节点的数据.如表2所示,每个惯性测量单元可收集节点的16维特征数据(三维位移值、三维速度值、四维四元数值、三维加速度值和三维角速度值),采集设备无需采用压力传感器便可反馈左右脚触地状态,使得本文方法可以更加简便地处理原始数据,获取健侧处于摆动项的数据.在13种运动意图模式下,10位受试者(5男5女)以每种模式采集10次样本的方式收集数据集,数据集共收集了1300个样本.本文方法提取绑定在健侧大腿、小腿以及脚踝3处惯性测量单元的数据,考虑到三维位移值、三维速度值、四维四元数值是基于全局坐标系下的特征,而现实情况中,对于残疾患者日常行走建立全局坐标系是不可行的,所以本文实验采用三维加速度和三维角速度的原始数据值作为本文改进卷积神经网络模型的输入.

表2 本文采用的惯性传感器反馈的运动信息

编号	特征	维数	坐标系
1	位移	三维	全局
2	速度	三维	全局
3	四元数	四维	全局
4	加速度	三维	局部
5	角速度	三维	局部

4.2 实验结果与分析

本文在十折交叉验证的用户依赖实验下,对算法的性能进行评估.使用识别准确率以及时间复杂度作为衡量算法性能的标准,识别准确率即正确识别动作意图的样本数在测试样本集中数量的占比,时间复杂度即测试集在训练后的网络参数模型下测试所需要的时间.

使用改进的卷积神经网络深度学习算法对意图识别训练集进行训练,得到最优的参数模型,后用测试集对模型进行验证,如表3所示,得到最终的识别准确率为93.08%.同样的训练集和测试集下,传统LeNet-5卷积神经网络仅能达到90.00%的识别准确率,验证了本文改进卷积神经网络的有效性.为了验证本文改进卷积神经网络算法的时间效率,考虑了在实验中统计模型的时间复杂度.传统LeNet-5神经网络的时间复杂度为0.241 146 s,而改进卷积神经网络的时间复杂度为0.072 056 s,大大降低了验证测试集所需要的时间.同时,增加了一组基于两层inception V1架构的GoogLeNet卷积神经网络的运动意图识

别仿真实验,可以看出无论是识别率还是时间复杂度,本文改进的卷积神经网络更优,而且GoogLeNet这样的深层卷积神经网络在本文研究的运动意图识别这样的短时行为样本问题中很容易出现过拟合现象.由于改进的卷积神经网络在增加网络宽度的同时降低了网络的深度,增加宽度对模型的时间复杂度影响不大,而降低网络的深度却可以降低网络算法的复杂度,实验表明,改进的卷积神经网络在增加识别准确率的基础上也降低了网络的复杂度,提升了算法的时间效率.

表3 改进的卷积神经网络性能实验

网络结构	识别准确率 (accuracy / %)	时间复杂度 (time / s)
GoogLeNet卷积神经网络	85.38	0.243 006
LeNet-5卷积神经网络	90.00	0.241 146
改进的卷积神经网络	93.08	0.072 056

稳态模式和转换模式是人体下肢日常活动最为频繁的两种模式,准确地识别出稳态模式和转换模式这两类下肢运动意图十分重要.如表4所示,在与其他文献的对比实验中验证本文实验方案的有效性.

表4 本文方法与其他文献的实验结果对比

文献	传感器		机械信号		分类器	运动模式种类		识别精度 / %
	类型及数量	位置	特征	长度		稳态	转换	
[19]	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	一个步态周期	DBN			94.7
[14]	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	整个支撑相	HMM	5	—	95.8
[20]	1个加速度计, 2个压力传感器	患侧	角度	一个步态周期	HMM			96.0
[21]	2个加速度计,2个陀螺仪, 1个压力传感器	患侧	均值,标准差, 绝对值等	一个步态周期	SVM+QDA	—	8(下一模式已发生, 有滞后性)	94.9
[22]	1个惯性测量单元, 1个压力传感器	患侧	均值,标准差, 最大值,最小值	一个步态周期	DBN	5	8(下一模式已发生, 有滞后性)	90.0
						5	—	96.0
本文方法	3个惯性测量单元	健侧	自学习特征	摆动项前期	改进卷积神经网络	—	8(下一模式未发生, 无滞后性)	96.2
						5	8(下一模式未发生, 无滞后性)	93.0

在传感器方面,其他较多文献采用的是多种传感器的综合使用,本文采用的是单一传感器并且在其他文献中均可采用;在样本方面,本文采集的样本环境基本是与参考文献类似的环境、对象和模式,所以识别精度大小具有一定的参考价值.本文主要对比的是将深度学习框架引入运动意图识别研究问题中,而

传统的运动意图识别方法均采用机器学习算法;本实验小组将传感器放置健侧的策略,仅提取了摆动项前期的数据,相比于将传感器放置患侧,其有效地解决了运动意图识别的滞后性,使得智能假肢更加快速地回馈正确的运动意图.

本文改进的卷积神经网络分类器的输入选择使

用惯性测量单元收集的原始数据:加速度及角速度,采用的深度学习分类器具有自学习特征的优势,相较于传统的分类器无需手工提取特征,使得整个算法流程更为简便.在稳态模式下,本文算法识别准确率为96.0%,高于文献[14, 19, 20]的识别结果.在转换模式下,本文算法的准确识别率达到96.2%,依旧优于文献[21].在稳态模式中引入转换模式,本文算法的识别率可达93.0%,相比于文献[22]更加准确.综上,本文方法相较于传统方法有如下几点优势:使用单一惯性传感器,无需考虑数据融合问题;有效解决了传统意图识别滞后性问题;分类器自学习特征无需手工提取特征;改进的卷积神经网络在识别率上优于传统意图识别方法.

图7所示为稳态模式与转换模式共13种动作意图识别率的混淆矩阵.

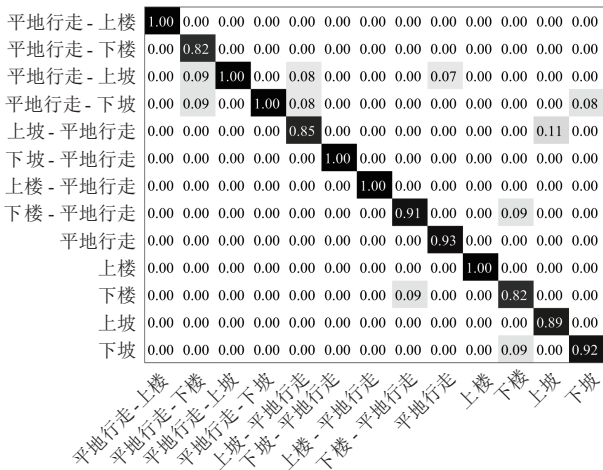


图7 13种动作识别率对应的混淆

由图7可以看出,本文算法可以对6类动作达到完全精准的识别率,由于运动意图姿态具有相似性,其中7种模式的识别率无法完全正确识别,但大样本的识别结果均正确.

图8所示为5种稳态模式识别结果的混淆矩阵,5种模式均准确识别.

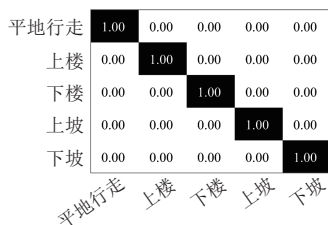


图8 5种稳态模式识别率对应的混淆矩阵

图9所示为8种转换模式识别结果的混淆矩阵,除了平地行走到下楼的转换和平地行走到下坡的转换这两类动作有少量的样本识别错误,其他转换模式均识别正确.

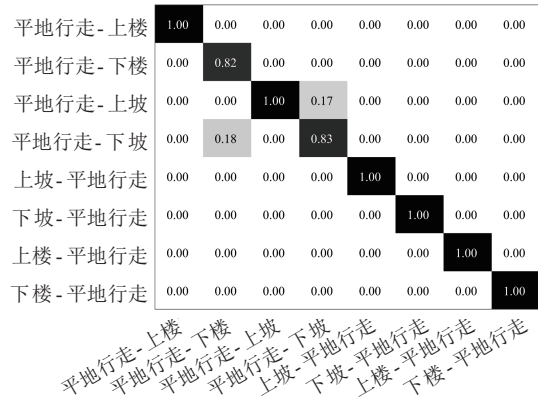


图9 8种转换模式识别率对应的混淆矩阵

实验表明,本文的方法对意图识别的两种模式具有很好的分类效果.

5 结论

本文工作深入探究了意图识别研究现状,结合意图识别实际的问题和数据,提出了一种基于深度学习应用于意图识别的可行方案.通过分析运动意图短时行为样本的特征,改进了传统卷积神经网络的不足,解决了传统手工提取特征的不便.实验方案中加入了可用于意图识别的数据预处理方法,通过改进传统卷积神经网络的框架、调整参数、加入Dropout等,使本文算法相较于传统方法可以更快更准确地识别出假肢的运动意图,通过与其他文献的对比可知,本文方法具有更高的识别率,验证了本文方法的有效性.运动意图识别研究中引入深度学习算法具有十分重要的现实意义.

参考文献(References)

- [1] 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.)
- [2] 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.)
- [3] Hu B H, Rouse E J, Hargrove L J. Using bilateral lower limb kinematic and myoelectric signals to predict locomotor activities: A pilot study[C]. The 8th International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering. Shanghai: IEEE, 2017: 98-101.
- [4] Konstantin A, Yu T Y, Carpentier E L, et al. Simulation of

- motor unit action potential recordings from intramuscular multi-channel scanning electrodes[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2019, 67(7): 2005-2014.
- [5] Kuiken T A, Li G, Lock B A, et al. Targeted muscle reinnervation for real-time myoelectric control of multifunction artificial arms[J]. *Journal of the American Medical Association*, 2009, 301(6): 619-628.
- [6] 张进, 李伟, 俞建成, 等. 基于组合分类器的不同状态下脑电信号分类[J]. *控制与决策*, 2019, 34(5): 897-907.
(Zhang J, Li W, Yu J C, et al. Classification of EEG signals in different states based on combined classifier[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(5): 897-907.)
- [7] Su B Y, Wang J, Liu S Q, et al. A CNN-based method for intent recognition using inertial measurement units and intelligent lower limb prosthesis[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2019, 27(5): 1032-1042.
- [8] 盛敏, 刘双庆, 王婕, 等. 基于改进模板匹配的智能下肢假肢运动意图实时识别[J]. *控制与决策*, 2020, 35(9): 2153-2161.
(Sheng M, Liu S Q, Wang J, et al. Real-time motion intent recognition of intelligent lower limb prosthesis based on improved template matching technique[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(9): 2153-2161.)
- [9] 王婕. 惯性动捕数据驱动的智能下肢假肢运动意图识别方法研究[D]. 安庆: 安庆师范大学, 2019.
(Wang J. An improved motion intent recognition method for intelligent lower limb prosthesis driven by inertial motion capture data[D]. Anqing: Anqing Normal University, 2019.)
- [10] 崔志华, 张茂清, 常宇, 等. 基于平均距离聚类的NSGA-II[J]. *自动化学报*, DOI: 10.16383/j.aas.c180540.
(Cui Z H, Zhang M Q, Chang Y, et al. NSGA-II with average distance clustering[J]. *Acta Automatica Sinica*, DOI: 10.16383/j.aas.c180540.)
- [11] 崔志华, 张春妹, 时振涛, 等. 基于蝙蝠算法的观测矩阵优化算法[J]. *控制与决策*, 2018, 33(7): 1341-1344.
(Cui Z H, Zhang C M, Shi Z T, et al. Measurement matrix optimization algorithm with bat algorithm[J]. *Control and Decision*, 2018, 33(7): 1341-1344.)
- [12] Chen B J, Zheng E H, Wang Q N, et al. A new strategy for parameter optimization to improve phase-dependent locomotion mode recognition[J]. *Neurocomputing*, 2015, 149: 585-593.
- [13] 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 and Rehabilitation Engineering*, 2014, 22(3): 671-677.
- [14] Liu Z J, Lin W, Geng Y L, et al. Intent pattern recognition of lower-limb motion based on mechanical sensors[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2017, 4(4): 651-660.
- [15] 苏本跃, 王婕, 刘双庆, 等. 惯性动捕数据驱动下的智能下肢假肢运动意图识别方法[J]. *自动化学报*, 2020, 46(7): 1517-1530.
(Su B Y, Wang J, Liu S Q, et al. An improved motion intent recognition method for intelligent lower limb prosthesis driven by inertial motion capture data[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, 46(7): 1517-1530.)
- [16] Szegedy C, Liu W, Jia Y Q, et al. Going deeper with convolutions[C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston: IEEE, 2015: 31-90.
- [17] Lin M, Chen Q, Yan S C. Network in network[C]. *International Conference on Learning Representations*. Banff: IEEE, 2014.
- [18] LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [19] 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.
- [20] 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.)
- [21] 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.
- [22] 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 and Rehabilitation Engineering*, 2016, 24(2): 217-225.

作者简介

苏本跃(1971—), 男, 教授, 博士, 从事模式识别与机器学习、图形图像处理等研究, E-mail: bysu@aqnu.edu.cn;

倪钰(1995—), 女, 硕士生, 从事深度学习与运动意图识别的研究, E-mail: niyu316@126.com;

盛敏(1975—), 女, 教授, 博士, 从事模式识别与图像及视频处理等研究, E-mail: msheng0125@aliyun.com;

赵丽娜(1995—), 女, 从事深度学习与图像及视频处理的研究, E-mail: lilyzhao@163.com.