

DOI: 10.3969/j.issn.1001-3881.2020.19.032

本文引用格式: 陈法权, 樊军. 基于卷积神经网络的人体步态识别算法研究[J]. 机床与液压, 2020, 48(19): 161-164.

CHEN Faquan, FAN Jun. Research on Human Gait Recognition Algorithm Based on Convolutional Neural Network[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2020, 48(19): 161-164.

基于卷积神经网络的人体步态识别算法研究

陈法权, 樊军

(新疆大学机械工程学院, 新疆乌鲁木齐 830047)

摘要: 针对人体步态识别准确率不高且需要手动提取信号特征的问题, 采用卷积神经网络 (CNN) 自动提取传感器信号特征, 对行走、上下楼和上下坡 5 种步态模式进行识别。搭建惯性传感器系统, 采集人体的运动信息; 针对该数据特点设计了一个 4 层的 CNN 模型用于自动提取信号特征和动作分类; 利用检测的数据验证了所提方法的可行性, 与传统的“人工特征+支持向量机 (SVM)”的识别方法进行对比试验。实验结果表明: 所提出的识别方法可以准确地识别运动步态, 平均识别率达到 91.5%, 识别效果优于传统方案。

关键词: 卷积神经网络; 特征提取; 步态识别; 惯性传感器

中图分类号: TP391.4

Research on Human Gait Recognition Algorithm Based on Convolutional Neural Network

CHEN Faquan, FAN Jun

(School of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi Xinjiang 830047, China)

Abstract: In order to solve the problem that the accuracy of human gait recognition is not high and signal features need to be extracted manually, convolutional neural network (CNN) was used to automatically extract sensor signal features to recognize five gait patterns, namely walking, going upstairs, going downstairs, going uphill and going downhill. An inertial sensor system was built to collect human motion information; according to the characteristics of the data, a four-layer CNN model was designed to automatically extract signal features and classify gait. The feasibility of the proposed method was verified by using the measured data, and compared with the traditional recognition method of “artificial feature + support vector machine (SVM)”. The experimental results show that the proposed recognition method can be used to accurately recognize the gait, with an average recognition rate of 91.5%, and the recognition effect is better than that of the traditional scheme.

Keywords: Convolutional neural network (CNN); Feature extraction; Gait recognition; Inertial sensor

0 前言

人体步态识别技术可以广泛应用于下肢外骨骼机器人、智能动力假肢、康复医疗设备和虚拟现实技术等诸多方面。如何准确快速地识别人体的运动意图已成为国内外研究热点。目前, 国内外研究人员基本上都是采用“人工提取特征+机器学习算法”的方法来识别人体步态模式。针对步态识别问题, 人工提取特征主要有 3 种方式: 一是基于时域的特征提取算法, 如最大值、最小值、方差、平均值等^[1-2]; 二是基于频域的特征提取算法, 主要是通过傅里叶变化和其变形等方法, 将时间序列从时域转换到频域后进行分析^[3]; 三是基于时域和频域相结合的算法^[4]。常用于

步态识别的传统机器学习算法主要有: 支持向量机 (SVM)、决策树、 k -紧邻、贝叶斯分类器、BP 神经网络等。

特征提取是步态识别的关键, 但是, 关于如何人工提取优良的数据特征, 目前并没有统一的答案。人工提取特征具有一定的盲目性, 而且需要有该领域丰富的专业知识, 这使得人工提取良好的特征变得更加困难^[5-6]。人工提取的特征有很大的局限性, 可能在某些动作识别中表现较好, 但在其他动作中却表现一般^[7]。为了解决人工提取特征的不足, 有少量研究人员采用 CNN 来自动提取特征。卷积神经网络本质上是一种共享权重的多层复合函数, 可自动抽取数据特

收稿日期: 2019-07-02

基金项目: 国家自然科学基金项目 (11462021)

作者简介: 陈法权 (1990—), 男, 硕士研究生, 研究方向为智能下肢外骨骼协调控制。E-mail: 2151268755@qq.com

通信作者: 樊军 (1965—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为模式识别、石油工艺与工装。E-mail: xj-fanjun@163.com

征并进行分类。目前被成功应用于计算机视觉、语音识别等领域,在很多问题上都表现出了当前最好的性能^[7]。已有研究人员利用 CNN 提取智能手机的力学信号来识别人体的步态,并且取得了较好的结果^[5,8]。但是,由于仅使用手机加速度传感器,其识别准确率和实时性都有待进一步提高。该方案只能作为日常的运动检测,无法应用于智能外骨骼、动力假肢等精密设备。也有研究人员将 CNN 成功应用于脑电信号的特征提取并进行运动分类^[9-10],由于脑电信号微弱且稳定性较差,目前无法实际应用。

为了解决上述问题,本文作者搭建了一个惯性传感器系统用于获取人体运动信息;设计了一个 CNN 模型用于自动提取信号特征并识别步态;通过实验验证了所提方法的可行性,并与传统的方案进行了对比实验。

1 数据获取与处理

本文作者搭建了一个惯性传感器检测系统,该系统包含 4 个角编码器、2 个足底压力传感器、4 个三轴加速度传感器、一个惯性测量单元。传感器安放位置及获取信号情况见表 1,其中足底压力传感器只用

于判断步态的起止时间,不用于步态识别。除足底压力传感器外,该平台共输出 22 种信号,检测频率为 50 Hz。共有 10 名测试人员,年龄在 24~28 岁之间,下肢均无任何疾病。其中,男性 5 名,身高在 170~185 cm 之间;女性 5 名,身高在 155~170 cm 之间。给实验者安放好传感器后,分别检测平地行走、上下楼、上下坡(30°)步态数据。采集的数据量如下:行走 10 000 条、上楼 7 000 条、下楼 7 000 条、上坡 5 000 条、下坡 5 000 条。为获得平滑的信号曲线,需要消除原始运动信号中的抖动噪声。常用的信号去噪方法有很多,其中小波包降噪能更好地去除高频噪声信号,并保留数据的主要特征,所以本文作者采用小波包降噪^[11]。

由于不同传感器信号之间存在量纲差别,采用标准差标准化法对信号进行标准化处理: $x = (x - \mu) / \sigma$ 。数据标准化可以加快 CNN 模型的收敛速度,不容易出现死亡神经元^[8]。为达到实时准确识别步态的目的,以脚跟着地为起始点,使用一个步态周期数据用于步态识别。一个步态周期一般为 1.3~1.6 s,所以采样点个数通常在 65~80 之间。

表 1 传感器选用

传感器种类	传感器数量	测量部位	信号类型	信号数量
加速度传感器	4	大腿和小腿下端(x 轴朝人体前方, y 轴沿腿向上)	加速度	4×3
角编码器	4	膝关节、髌关节	角度	4×1
惯性测量单元	1	腰(紧贴腰椎)	加速度	1×3
			角度	1×3

注:足底压力传感器(置于后足底)只用于判断步态的起止时间。

2 基本原理

在各种深度神经网络中,CNN 是应用最广泛的一种,它可以自动学习复杂的模型。利用一系列的卷积核、激活函数、池化等方式自动提取优良数据特征并进行分类^[12]。CNN 专门被用来处理具有类似网格结构的数据。传感器检测的运动信号属于时间序列,可看作一维网格数据,因此适合用 CNN 来提取这些传感器数据特征并识别步态。典型的 CNN 由卷积层、池化层、全连接层组成。

卷积层可以将局部的信号数据进行线性计算,在此基础上使用激活函数来拟合复杂的问题。CNN 网络中至少使用一层卷积运算来代替一般的矩阵乘法运算,它可以通过自动学习来获得各种有用的卷积核。每个卷积核都是一个特征抽取器,为获得多种有用的特征,需要在每个卷积层上设置多个卷积核^[7]。与只用全连接层相比,卷积层的 2 个主要优势在于参数共享和稀疏连接。权值共享是指,卷积核在做卷积运算时自身的权值保持不变,每个卷积核对整个区域的数

据来说其权值是一样的。稀疏连接是指,每个卷积核只使用上一层数据中特定的局部区域数据进行运算,并未使用全局数据。卷积核这种权值共享和稀疏连接的特性,大幅减少了参数数量,从而预防过拟合并加快训练速度^[7]。池化层主要用于缩减网络模型,但文中没有进行池化处理。全连接层和上一层的每一个节点相连,本质上全连接层和普通的人工神经网络没有区别。

3 步态识别模型

3.1 CNN 模型的构建

采集的运动数据中,同一传感器信号在时间上具有前后关联性,不同传感器信号在同一时刻也具有关联性。基于运动数据这些特点,本文作者依据文献[4-5],针对性地设计了一个 CNN 步态识别模型。该模型由 4 层网络构成,如图 1 所示,具体介绍如下:

(1) 输入层。用于输入传感器数据,为覆盖完整信号数据,输入样本设定为 22×90 的数据矩阵。22

为信号种类, 90 为每个信号在整个周期内的个数 (后面的空位补零), 这样就得到了维数相同并包含整个周期的数据。

(2) 卷积层 (C1、C2)。在提取数据特征时, 为了不同时混杂时间和空间两种信息, 将 C1 卷积核大小设置为 $[22 \times 1]$, 步长设为 1, 用于提取不同信号在相同时间上的特征 (空间特征)。该层共采用 6 个卷积核, 处理后得到 6 个 1×90 的特征图。C2 卷积核的大小设置为 $[1 \times 6]$, 步长设置为 6, 用于提取同一信号在不同时间上的特征 (时间特征)。C2 层共采用 5 个卷积核, 经该层处理后共可得到 30 个 1×15 的特征图。采用 ReLU 激活函数: $\text{ReLU}(x) =$

$\max(0, x)$, ReLU 激活函数更接近人体的神经突触效果, 目前是主流的神经网络激活了函数^[8]。

(3) 全连接层 (F3)。该层共设置有 80 个神经元。

(4) 输出层 (O4)。文中处理的是多分类问题, 采用 Softmax 函数做 5 类步态输出, 它可以输出每个样本分别属于 5 种步态的概率, 概率最大的即为当前步态模式。为了防止过拟合, 在输出层前使用了 Dropout 正则化。该层输出为 $\bar{y} = \text{softmax}\{W_s [\sigma(W_c x + b_c) + b_s]\}$, 式中: \bar{y} 为预测值; W_s 为全连接层的权重; b_s 为全连接层的偏置项; W_c 为卷积层权重; b_c 为卷积层偏置项。

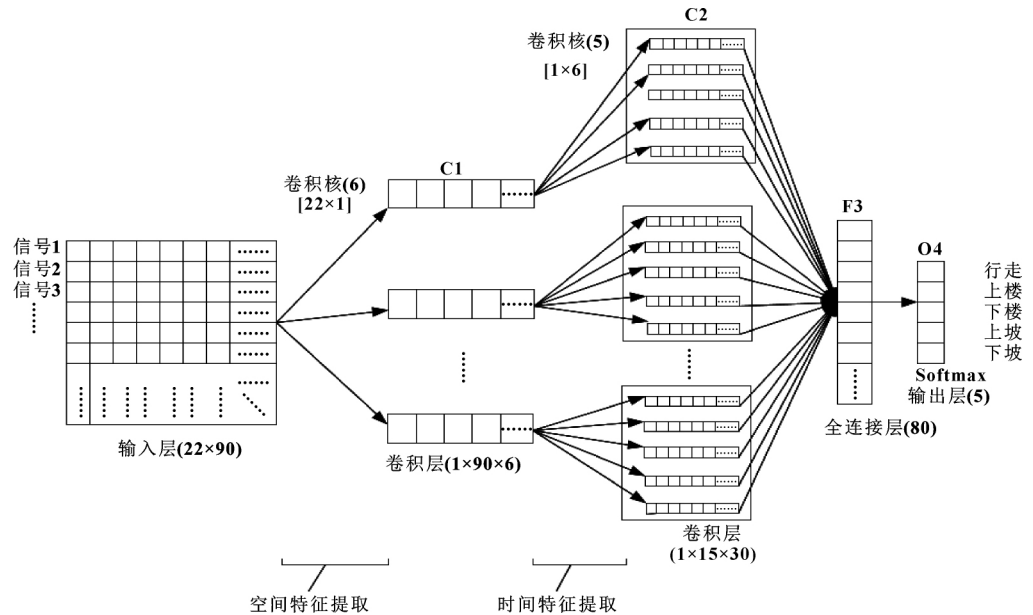


图 1 CNN 步态识别模型

3.2 CNN 模型的训练

神经网络的训练包含了 2 个过程: 首先使用现有参数进行正向传播, 计算出损失函数值; 然后再进行反向传播, 从输出层开始反向计算误差项, 根据误差项对参数 w 、 b 的导数, 使用梯度下降算法对 w 、 b 进行更新, 更新公式为: $w = w - \alpha dw$, $b = b - \alpha db$, 其中 α 为学习率^[7]。本文作者采用的损失函数为: $L(\bar{y}, y) = - \sum_{i=1}^m y_i \log \bar{y}_i$, 式中: i 为第 i 个样本, m 为样本总量, \bar{y} 为预测值。损失函数的作用是通过输入的数据对应出步态类别, 并且使该步态概率尽可能的高。损失函数适用于单个样本, 对于整个样本数据应使用代价函数: $J(w, b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m L(\bar{y}_i, y_i)$ 。训练 CNN 的目的就是, 通过训练数据使用梯度下降算法找到合适的参数 w 、 b , 使得总代价函数 J 到达最小值。为了能够准确地训练模型, 首先要对权重进行初

始化, 初始化时选用公式 $\sqrt{2/n^{(l-1)}}$ 。在训练过程中采用 Adam 优化算法, 学习率设为 e^{-4} 。

为使卷积神经网络达到很好的分类效果, 很大程度上依赖较大的训练集。一般来说, 在越大的数据集上训练出的 CNN 模型精确度越高, 本文作者将 90% 的数据用于 CNN 模型训练。

3.3 实验结果及分析

本文作者使用另外 10% 的检测数据来验证模型的准确性, 将这些数据输入到训练好的 CNN 模型中, 识别结果见表 3。结果显示, 所提方案达到了平均 91.5% 的识别率, 可以较为准确地识别人体步态模式。其中行走的识别率明显高于其他步态, 其原因可能是行走步态有更多的实验数据。

表 3 基于 CNN 的步态识别结果					
步态模式	行走	上楼	下楼	上坡	下坡
识别率/%	95.4	92.5	90.1	90.3	89.2

为验证所提方案的可行性, 将其与经典的“人工特征+分类算法”识别方案做了对比试验。对比试验采用了目前广泛使用的“时域特征+支持向量机(SVM)”的识别方法, 时域特征采用了通常使用的均值、方差、偏度、最大值、最小值。在使用相同运动数据的情况下, 识别结果如表 4 所示。

表 4 基于 SVM 的步态识别结果

步态模式	行走	上楼	下楼	上坡	下坡
识别率/%	90.1	86.5	88.4	88.5	87.2

通过对比试验可知, 使用 CNN 自动提取特征并识别步态的方案, 在识别准确率上优于经典的人工特征+SVM 的方案。试验结果充分证明, 利用 CNN 自动提取特征并识别步态的方案是可行的。

4 结论

提出利用 CNN 自动提取运动数据特征并识别人体步态的方案。搭建了一个惯性传感器检测平台, 设计了一个 CNN 模型, 通过两层卷积和一层全连接, 自动提取高维特征; 通过实验证明了所提方案的可行性。实验结果表明: 所提方案平均识别率达到 91.5%。CNN 提取特征更为省时省力, 同时避免了人工抽取特征的盲目性和对该领域专业知识的依赖, 为外骨骼机器人、智能假肢等领域的研究提供了理论基础与技术支持。

对于 CNN 模型而言, 本文作者所使用的数据量偏小, 在更大的数据样本的情况下, 该方案的识别准确率有待进一步验证。今后工作的重点是优化 CNN 模型和传感器配置, 还需要进一步扩大不同人群的数据样本, 确保方案的通用性和准确性。

参考文献:

- [1] BAO L, INTILLE S S. Activity recognition from user-annotated acceleration data [M] // Lecture Notes in Computer Science. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2004: 1-17.
- [2] RAVI N, DANDEKAR N, MYSORE P, et al. Activity recognition from accelerometer data [C] // Proceedings of the Seventeenth Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence, 2005.
- [3] KRAUSE A, SIEWIOREK D P, SMAILAGIC A, et al. Unsupervised dynamic identification of physiological and activity context in wearable computing [C] // Proceedings of IEEE International Symposium on Wearable Computers, 2003.
- [4] 刘磊, 杨鹏, 刘作军. 采用多核相关向量机的人体步态识别[J]. 浙江大学学报(工学版), 2017, 51(3): 562-571.
LIU L, YANG P, LIU Z J. Locomotion-mode recognition using multiple kernel relevance vector machine [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2017, 51(3): 562-571.
- [5] ZENG M, NGUYEN L T, YU B, et al. Convolutional neural networks for human activity recognition using mobile sensors [C] // Proceedings of the 6th International Conference on Mobile Computing, 2015.
- [6] ZHANG L, WU X, LUO D. Recognizing human activities from raw accelerometer data using deep neural networks [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Machine Learning & Applications, Miami: IEEE, 2015.
- [7] 雷明. 机器学习与应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2019.
- [8] 吴军, 肖克聪. 基于深度卷积神经网络的人体动作识别 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2016, 44(S1): 190-194.
WU J, XIAO K C. Human activity recognition based on deep convolutional neural networks [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2016, 44(S1): 190-194.
- [9] 唐智川, 张克俊, 李超, 等. 基于深度卷积神经网络的运动想象分类及其在脑控外骨骼中的应用 [J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1367-1378.
TANG Z C, ZHANG K J, LI C, et al. Motor imagery classification based on deep convolutional neural network and its application in exoskeleton controlled by EEG [J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1367-1378.
- [10] 王卫星, 孙守迁, 李超, 等. 基于卷积神经网络的脑电信号上肢运动意图识别 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2017, 51(7): 1381-1389.
WANG W X, SUN S Q, LI C, et al. Recognition of upper limb motion intention of EEG signal based on convolutional neural network [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2017, 51(7): 1381-1389.
- [11] 王永雄, 陈晗, 尹钟, 等. 基于惯导信息的人体动作和路况识别 [J]. 生物医学工程学杂志, 2018, 35(4): 621-630.
WANG Y X, CHEN H, YIN Z, et al. Human action and road condition recognition based on the inertial information [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2018, 35(4): 621-630.
- [12] TOMÈ D, MONTI F, BAROFFIO L, et al. Deep convolutional neural networks for pedestrian detection [J]. Signal Processing: Image Communication, 2016, 47: 482-489.

(责任编辑: 张楠)