

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108265

基于足底压力的不规范深蹲姿势识别*

周丙涛, 向 勉, 汪 涛, 陈世强, 金 浩
(湖北民族大学新材料与机电工程学院 恩施 445000)

摘 要:深蹲被称为力量训练之王,但不正确的姿势会对人体产生不可逆转的伤害。提出了一种利用足底压力来检测常见不正确的蹲姿的方法。使用带 8 个压力传感器的鞋垫收集了 1 组正确蹲姿和 4 组常见错误蹲姿的数据,提出了对这些连续蹲姿数据进行分割的算法,并对压力云图进行了分析。然后设计了 3 组深度神经网络作为分类器,分别是引入注意力机制的长短期记忆网络(att-LSTM)、长短期记忆网络(LSTM)和卷积神经网络(CNN)。实验结果表明,3 组模型的测试准确率分别为 90.2%、83.0% 和 79.8%。结果表明,采用引入注意力机制的 LSTM 作为分类算法是一种有效的蹲姿检测方法。

关键词:深蹲;长短期记忆网络;注意力机制;压力云图

中图分类号: TH823 TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2099

Detection of common incorrect squats based on sensor insoles

Zhou Bingtao, Xiang Mian, Wang Tao, Chen Shiqiang, Jin Hao

(School of Advanced Materials and Mechatronic Engineering, Hubei Minzu University, Enshi 445000, China)

Abstract: Squat is known as the king of strength trainings. However, the incorrect positions may produce irreversible damage to the human body. This study proposes a method utilizing plantar pressure to detect common incorrect squats position. Insoles with eight pressure sensors are utilized to collected 5 sets of database, which are correct squat and 4 common incorrect squats. An algorithm is proposed to segment those continuous pressure data. Then, the pressure nephogram is also analyzed. Three sets of deep neural network are designed as classifiers, which are Att-LSTM, LSTM, and CNN, respectively. Experimental results show that accuracies of these models are 90.2%, 83.0% and 79.8%, respectively. The results suggest that the utilization of sensor insoles with LSTM and attention mechanism as the classification algorithm is a valid method to detect squats position.

Keywords: squat; LSTM; attentional mechanism; stress nephogram

0 引 言

深蹲被誉为力量训练之王,可以显著提高人体的核心力量和下肢力量^[1]。运动员在篮球、足球、田径等许多不同的运动训练中都使用深蹲,以提高运动成绩^[2-6]。同时深蹲需要较高的技术含量,不正确的姿势会对膝盖、腰肌甚至腰椎造成不可逆转的损伤。下蹲时,膝盖弯曲约 90°,浅蹲达到弯曲约 60°,下蹲的深度取决于运动的需要,这不是正确与否的标志^[7-8]。下蹲最重要的技术是保

持重心和控制膝盖的移动路径^[9-10],最常见的错误是前倾或后倾,膝盖内收或外展,这些错误使得膝盖受到更大的剪切力,导致损伤^[11]的风险增加。

在正确的深蹲中,小腿保持接近垂直,以减少膝关节的剪切力,同时保持双脚平整放在地板上^[12]。蹲姿的监测方法有很多,Zulkifley 等^[13]提出了一种利用深度神经网络对蹲姿视频进行处理,测试深蹲是否标准。Pueo 等^[14]用同样的方式,但研究对象是蹲下速度。Zangene 等^[15]利用表面肌电信号采集下蹲过程中持续的膝关节角度信号,并将这些信号放入人工神经网络中预测膝盖

收稿日期:2021-07-19 Received Date: 2021-07-19

* 基金项目:恩施州科技计划项目(2019001062)、湖北民族大学高水平科研成果校内培育项目(PY21022)、2021 年大学生创新创业训练计划项目(X202110517262)、超轻弹性体材料绿色制造重点实验室 2021 年度开放基金项目(PT092107)、超轻弹性体材料绿色制造重点实验室 2020 年度开放基金项目(PT092009)资助

下蹲角度。Kianifar 等^[16]提出了一种基于惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU) 的自动评估蹲姿质量的方法,使用 3 个 IMU 来预测蹲姿腿的关节角度、速度和加速度。以上研究大多是基于下蹲时膝关节角度的测量,而对下蹲时重心偏差的研究较少,且测量设备复杂,需要更简单的测试方法。Zhang 等^[17]采用图像和地面反作用力相结合的方法,获取了膝关节、髋关节和踝关节在矢状面的角度、角速度和运动学数据,提出可以通过步态特征来衡量深蹲动作的质量。步态特征数据是一种易于获取的数据,应用也非常广泛。许多研究已经证明步态信息能够反映运动个体的特征^[18-25]。Duc 等^[22]提出了一种方法来分类 5 种行走状态,即平地、坡道下、坡道上、楼梯下和楼梯上行走。Luo 等^[23]利用足底压力信号识别不同速度和地面条件下的运动状态。Yeh 等^[24]用类似的方法完成了生物识别。Ivanov 等^[25]提出了一种利用卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 识别身份信息的方法。可见,步态压力可以反映人体运动的运动特性。

在此基础上,本文提出了一种测量蹲姿的新方法,装置简单、算法准确、测试方便。使用 8 点足压传感器收集了 5 组蹲姿信号,分别是正确蹲姿、前倾蹲姿、后倾蹲姿、蹲姿时膝盖外伸、蹲姿时膝盖内收,然后对于模拟信号进行了分割算法的研究,同时对于深蹲信号进行了分析。然后本文提出了一种对连续压力数据进行分割的方法,然后设计了长短期记忆网络 (long short-term memory, LSTM) 网络并对其进行改进,引入了注意力机制,然后来处理后的信号进行分类。

1 数据采集系统与预处理

本文所采用的足底压力采集系统是基于高灵敏度柔性传感器集成的,柔性传感器是由 LENSTAR (中国) 生产研制的,分布有 8 个压力传感器。

柔性传感器的 8 个压力传感单元的分布符合正常人体站立时的足底压力分布,如图 1(a) 所示,贾晓辉等^[19]采用了高分辨率的足底压力采集系统对于整个运动中的足底压力进行了采集,其压力分布如图 1(b) 所示,可知压力主要分布在足尖、前脚掌与足跟处,而 Nike 公司推出的 Nike FREE 5.0 也反映出了相似的云图形状,如图 1(c) 所示。根据云图对比,本文所采用的 8 点压力传感器能够反映出正常人体在运动过程中的足底压力分布。

传感器为柔性薄膜压力传感器,是一种电阻式传感器,输出电阻随着施加在其表面的压力的增大而减小,其性能参数如表 1 所示,具有高灵敏度,高响应速度,很高的耐弯折度以及能够工作在较宽的温度范围的环境内,且重复性和一致性都达到了 $\pm 10\%$,误差较低。

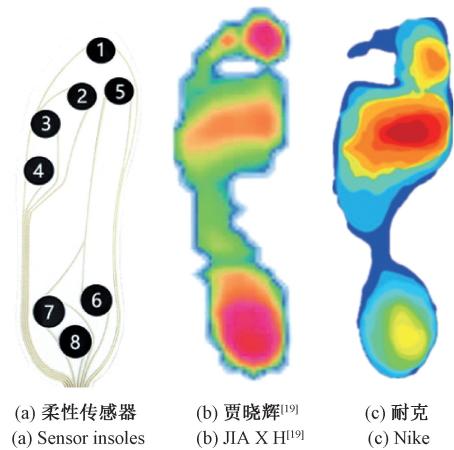


图 1 传感器、压力云图对比

Fig. 1 Comparison of sensor insoles and pressure cloud

表 1 压力传感器参数表

Table 1 Parameters of the pressure sensor

指标	标准
厚度/mm	<0.45
耐久性/万次	>100
初始电阻/M Ω	>10
测试电压/V	DC 3.3
响应时间/ms	<1
恢复时间/ms	<15
工作温度/°C	-20~60
重复性/%	± 10
一致性/%	± 10
测量量程/kg	单点 30

数据采集系统选用的是 MY2901 采样器,频率为 100 Hz,可以支持 8 路信号的传输。数据被采集后,传输采用无线串口模块 AS100DS (ashining, China),采用 RS232 接 TTL 串口通信,波特率为 115.2 kbps,数据传输到 PC 端由 MATLAB 进行处理。

本研究共招募了 5 名健康状况良好、经验丰富的健身教练,每名教练都有健身从业资格证明,能够准确、专业的做出深蹲以及常见的深蹲错误。每个参与者被要求做正确的下蹲、前倾下蹲、后倾下蹲、下蹲时膝盖外伸、下蹲时膝盖内收 5 种不同的下蹲动作各 100 次,深蹲时动作示意图如图 2 所示。数据采集系统共采集到 250 000 条压力数据,总计 2 500 多次深蹲数据。所有参与者都被介绍了安全预防措施,本文作者也获得了每个参与者的同意。

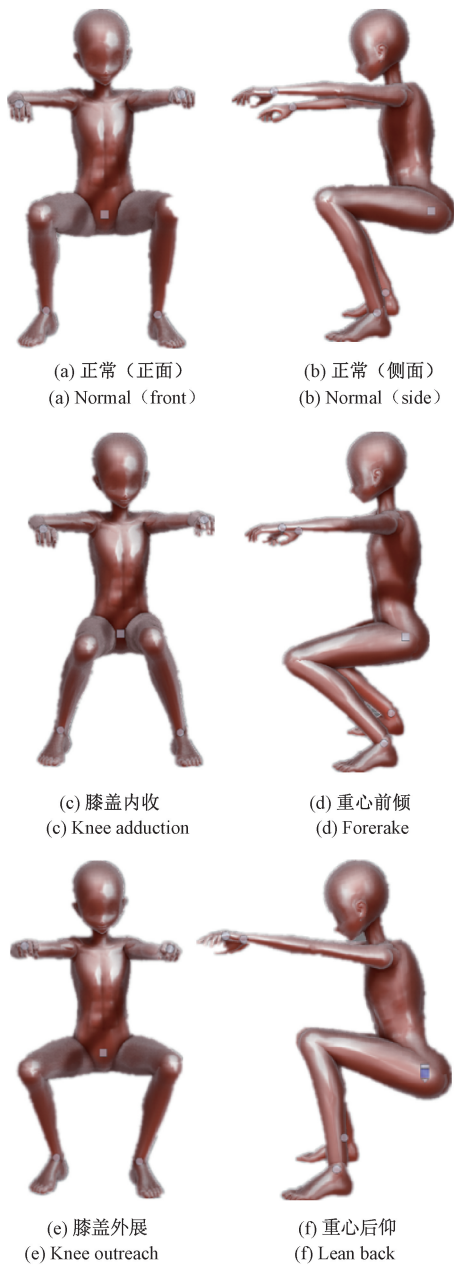


图 2 深蹲动作
Fig. 2 Squat actions

2 深蹲数据处理及分析

2.1 数据分割算法

Duc 等^[22]提出了一种基于压力值突变的行走数据分割方法,利用了行走时脚离地时的压力最低值进行切分。但深蹲的步态压力数据与步行不同,没有任何脚离地的时刻,整个深蹲过程中的压力值没有明显变化。本文提出了一种基于站立姿势足底压力的数据分割方法。连续下蹲时,足底压力随身体重心和踝关节

的铰链运动而变化,压力变化复杂,而深蹲间歇站立时相对压力则相对稳定。我们记录了受试者站立时的足底压力 $J_{st} : [J_1, J_2, \dots, J_8]^T$, 而实验得到的蹲姿数据矩阵为 X_{sq} , 如图 3(a) 所示:

$$X_{sq} = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{81} & X_{82} & \dots & X_{8n} \end{bmatrix} \quad (1)$$

得到 X_{sq} 关于 J_{st} 的特征矩阵 Y_{qt} , 公式如下:

$$Y_{qt} =$$

$$\left[\sum_{i=1}^8 (X_{i1} - J_i)^2, \sum_{i=1}^8 (X_{i2} - J_i)^2, \dots, \sum_{i=1}^8 (X_{in} - J_i)^2 \right] \quad (2)$$

矩阵的重点是在连续深蹲的数据中找到人体站立姿势的间隙,并显示较小的值。经过计算,将图与原图对比如下。

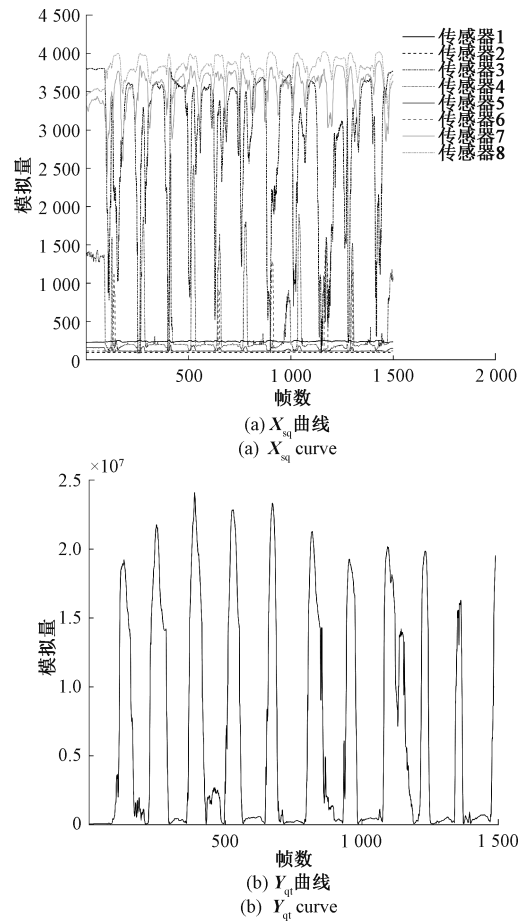


图 3 蹲姿数据矩阵曲线

Fig. 3 Matrix curves of squat data

如图 3(b) 所示,特征矩阵 Y_{qt} 将站立瞬间从蹲姿过程中分离出来,然后通过阈值处理将所有连续数据提取

为单次蹲姿。数据经过分段处理后即可进行下一步操作。参与者被要求以中速约 1 s 的速度下蹲,根据分段数据,所有参与者每次下蹲的帧数范围在 101~145 之间。为了便于后续数据输入到网络中,我们通过均匀采样将每个步态周期的帧数设置为 100 帧。

2.2 深蹲数据分析

对于深蹲数据的分析,采用云图进行分析,每种深蹲姿势选择 5 组数据进行研究分析,我们将整个深蹲过程的压力平均值输入云图进行展示。本文对于深蹲数据研究的重点在于对于深蹲过程中人体重心偏移进行检测,鞋底压力传感器分布图如图 4 所示。而人体重心的偏移分为两个方向维度,一个是前后仰的重心分布,一个是膝盖的内收与外展。

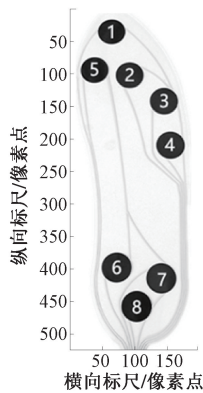


图 4 鞋底压力传感器分布

Fig. 4 Distribution of pressure sensors

1) 前后仰的重心分布分析

由图 5(a) 可知,正常的深蹲压力分布比较均匀,压力最高点分布在小拇指中节趾骨处和脚跟处,前后压力分布平均,此时深蹲时,人体重心均匀分布在脚跟和脚中部区域,膝盖压力较小,重心稳定。在后仰的深蹲状态下,如图 5(b) 所示,压力分布明显后移,6、7、8 号传感器压力明显高于其它位置,此时人体重心靠后存在后仰倾向。在前倾的深蹲状态下,如图 5(c) 所示,前脚掌区域的 2、5 号传感器压力明显增大,而后脚跟处的 6、7、8 号压力传感器数值减少,人体重心前移。

2) 膝盖的内收与外展分析

由图 6(a)、(b) 所示,膝盖内收时的压力分布和正常状态相比,3、4 号传感器的压力值明显减小,而 6 号压力值有上升趋势,此时,随着膝盖的内扣,人体足外弓向上抬起,对地面的压力减少,而足内弓承受压力上升,此时深蹲者膝盖侧副韧带压力增大,受伤风险增加。而膝盖外展时,由图 6(c) 所示,位于外侧足弓处的 3、4、7 号压力传感器压力增大,其余传感器压力降低,人体重心位于外足弓。

通过对于人体深蹲时的压力云图分析可知,利用足

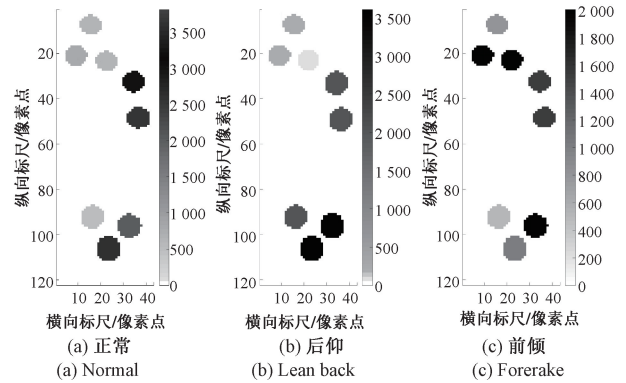


图 5 重心偏移的压力云图

Fig. 5 Pressure nephogram of center of gravity deviation

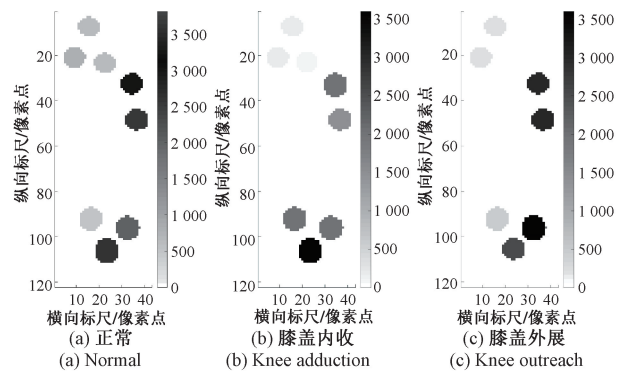


图 6 膝盖形态的压力云图

Fig. 6 Pressure nephogram of knee shape

底压力可以大致地分析出人体深蹲时的基本姿态,具有一定科学性,但是人体的深蹲是一个持续的过程,由下蹲、静止、上升 3 个阶段构成,想要更进一步对于 5 种不同深蹲姿态进行分类,需要用到能够处理连续数据的深度学习算法。

2.3 分类算法

在本文的研究中,提出了 LSTM 来进行分类。LSTM 属于 RNN。该算法针对传统神经网络无法连续处理数据的问题,有利于解决 RNN 的梯度消失问题。LSTM 常用于自然连续及相关信号的处理,如自动语音识别、语义识别等。Luo 等^[23]利用大腿肌肉的表面肌电图(surface electromyography, sEMG)识别不同速度和地面条件下的运动状态。

网络结构设计如图 7 所示。样本数据维数为 8,时间维数为 100。对于 LSTM 第一层的数据输出,时间的维数仍然是 100,样本数据的维数是 50。而第 2 层 LSTM 层的时间维数没有变化,样本数据的维数变化为 100。在第 3 个 LSTM 层,时间维数为 1,样本数据维数为 200,然后连接一个 Dense 层,神经元数量为 100,使用一个 softmax 层进行分类。选择交叉熵函数作为损失函数。优化器是自适应矩估计(adaptive moment estimation, Adm)。

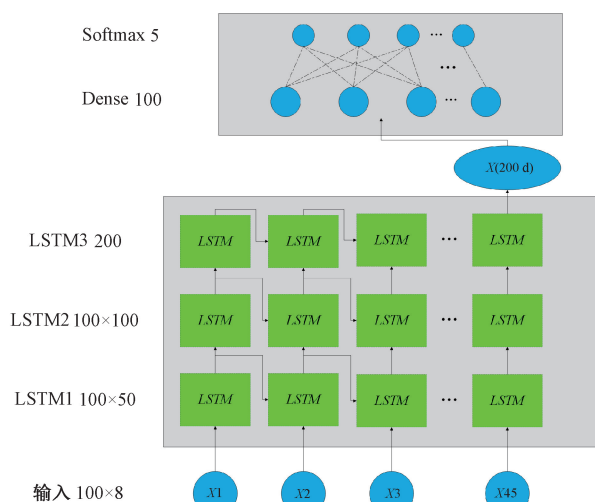


图7 LSTM 网络结构

Fig. 7 Network structure of LSTM

根据第2章深蹲数据分析可知,在分类过程中,每个压力值对最终结果都有不同的影响,很明显,关注对分类结果影响较大的数据可以有效提高文本分类的效果。基于此,本文引入了神经网络的注意力机制,采用了注意力机制的长短记忆网络 (attention-long short-term memory, att-LSTM) 来改进分类结果,如图8所示。

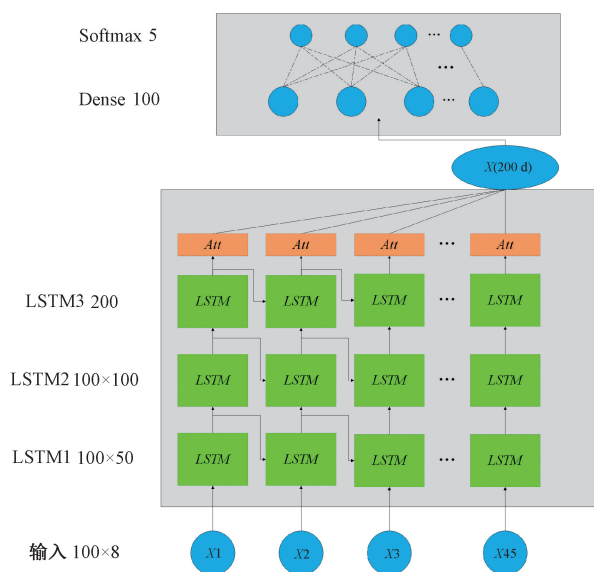


图8 att-LSTM 网络结构

Fig. 8 Network structure of att-LSTM

Att 层与 LSTM 层相连,重点研究几个关键特征来提高分类精度。以最后一层 LSTM 的隐藏状态和单元状态作为输入,使用编码器最后一步的输出与前 n 个时间步的隐含层做点积来计算注意力分数,后经过矩阵拼接形成注意力输出,与编码器最后一步的输出残差连接,最后

将结果用 Dense 进行下一步连接。

Ivanov 等^[25]提出了一种利用 CNN 处理步态信息数据进行身份识别的方法,使用了 500 组压力响应数据,每组数据包含来自 30 个传感器的压力数据,获得了接近 90% 的准确率。在本文研究中,使用 CNN 作为对比实验,其架构如图9所示,由 2 个卷积层、1 个 max-pooling 层、1 个 global average pooling 层和 2 个 dense 层组成。在之前的工作中,该网络可以实现基于步态的身份识别,准确率可以达到 90% 以上。

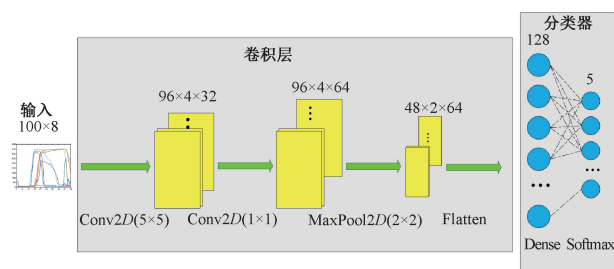


图9 CNN 网络结构

Fig. 9 Network structure of CNN

3 结果

本文将数据按 6:1 的比例划分为训练集和测试集。每个模型训练 5 次,共训练 100 个世代。结果表明,精度在 100 个世代前稳定下来。记录了模型在训练过程中训练参数 (train_loss, train_acc) 的变化,训练 5 次,得到准确性。表 2 为统计检验结果。图 10 显示了表 2 的详细数据。图 11 显示了 train_acc 曲线。图 12 显示了 train_loss 曲线。

表2 统计检验结果

Table 2 Statistical test results

号码	模型类型	准确率/%	标准偏差
1	Att-LSTM	90.2	0.026
2	LSTM	83.0	0.027
3	CNN	79.8	0.031

4 讨论

4.1 实验结果分析

对比表 1 和图 10 的结果,LSTM 模型得到的准确率比 CNN 高 3.2%,训练数据也更收敛。而注意力机制的引入进一步提高了 LSTM 的分类能力,准确率提高了 7.2%。通过对比 train_acc 和 train_loss 曲线,LSTM 模型

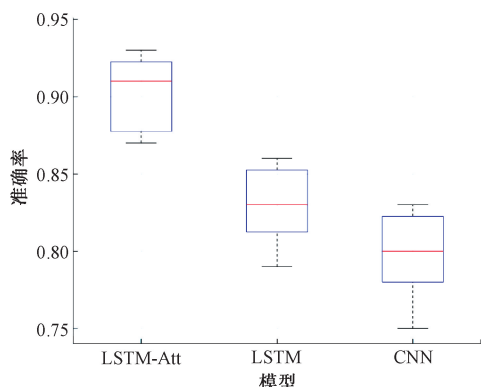


图 10 统计检验结果具体数值

Fig. 10 Detail data of statistical test results

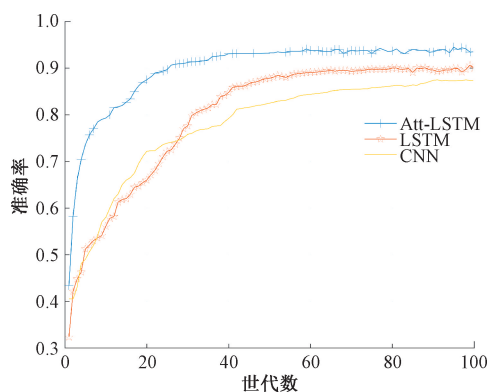


图 11 训练准确率曲线

Fig. 11 Curves of train_acc

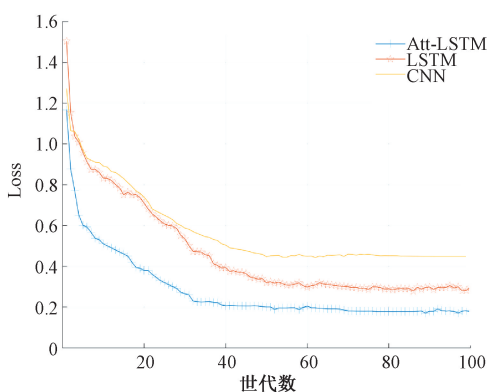


图 12 训练损失函数曲线

Fig. 12 Curves of the train_loss

的收敛速度优于 CNN,这意味着在本研究中,LSTM 是一个更合适的模型,步态压力更像是自然语言等序列信号,而不是图片。作为一张图片,它的信号维数是 100×8 ,并不是典型的可以被 CNN 处理的信号维数,所以 CNN 的

不理想的结果不难理解。也可以看到在 at-LSTM 中的训练数据收敛程度最好,说明注意机制是提高模型科学性的合理方法。

4.2 展 望

本文的研究是近年来首次将足底压力应用于深蹲姿势分析,从结果来看,可以检测出不正确的蹲姿,但准确性有待提高。研究中使用的鞋垫包含 8 个压力传感器,这些传感器只能大致代表脚底压力的分布,脚底的形状,骨骼结构,对于个体来说是不同的,为了显示这些差异,应该使用更多的压力传感器鞋垫。从结果中也可以看出,不同深度学习模型的分类能力是不同的,所以模型的改进也是非常重要的。同时,数据库的扩充和预处理也有助于提高分类的准确性,如数据分割的改进,有很多方面是需要改进的。

足底压力在运动矫正中的应用也很有前景,特别是在体育运动中。足底压力的收集很简单,这是其最大的优点,基本上可以不影响测试对象的正常运动。在某些运动场合,如健身房和专业体育领域,可以代替教练员的功能。总的来说,足底压力反映了很多人体的信息,包含静态的和动态的,以及脚底结构的变化或者重心的转移,本文将来会在这个方向上做更多的研究。

5 结 论

本文研究了足底压力检测错误蹲姿的有效性,使用带 8 个压力传感器的鞋垫收集了 1 组正确蹲姿和 4 组常见错误蹲姿的数据。在此基础上,提出了一种利用间歇稳态数据对连续压力数据进行分割的方法。最后设计了 3 组深度神经网络进行分类,分别是 At-LSTM、LSTM 和 CNN。实验结果表明,Att-LSTM、LSTM 和 CNN 的准确率分别为 90.2%、83.0% 和 79.8%。实验结果表明,引入注意机制的 LSTM 是一种良好的基于足底压力的不正确蹲姿检测方法。

参考文献

- [1] PAULI C A, KELLER M, AMMANN F, et al. Kinematics and kinetics of squats, drop jumps and imitation jumps of ski jumpers[J]. Journal of Strength and Conditioning Research, 2016, 30(36): 43-52.
- [2] WEAKLEY J, RAMIREZ-LOPEZ C, MCLAREN S,

- et al. The effects of 10%, 20%, and 30% velocity loss thresholds on kinetic, kinematic, and repetition characteristics during the barbell back squat [J]. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 2021, 15(2): 1-23.
- [3] WILLIAMS M J, GIBSON N V, SORBIE G G, et al. Activation of the gluteus maximus during performance of the back squat, split squat, and barbell hip thrust and the relationship with maximal sprinting [J]. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 2021, 35 (1): 16-24.
- [4] JAKOVljeVI S, KARALEJI M, PAJI Z, et al. Relationship between 1RM back squat test results and explosive movements in professional basketball players [J]. *Auc Kinanthropologica*, 2015, 51 (1): 41-50.
- [5] JAMIE G, MORENCOS E, CARLOS B, et al. Effects of 7-week hip thrust versus back squat resistance training on performance in adolescent female soccer players [J]. *Sports*, 2019, 7(4): 80-93.
- [6] CALLAGHAN D E, GUY J H, KEAN C O, et al. Back squat velocity to assess neuromuscular status of rugby league players following a match [J]. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 2021, 24(1): 36-40.
- [7] KASITINON D, KELLY B, PRICE T L, et al. Pudendal nerve injuries in sports and exercise: A case series of pudendal neuropathies from squats [J]. *Journal of Women's Health Physical Therapy*, 2021, 45(1): 3-9.
- [8] SILVIO L, MIRA O, FABIAN Z, et al. How to squat? Effects of various stance widths, foot placement angles and level of experience on knee, hip and trunk motion and loading [J]. *BMC Sports Science, Medicine and Rehabilitation*, 2018, 10: 14-25.
- [9] SCHUTZ P, LIST R, ZEMP R, et al. Joint angles of the ankle, knee, and hip and loading conditions during split squats [J]. *Journal of Applied Biomechanics*, 2014, 30(3): 73-80.
- [10] MYER G D, KUSHNER A M, BRENT J L, et al. The back squat: A proposed assessment of functional deficits and technical factors that limit performance [J]. *Strength and Conditioning Journal*, 2014, 36(6): 4-27.
- [11] O'CONNOR S, MCCAFFREY N, WHYTE E F, et al. Can a standardized visual assessment of squatting technique and core stability predict injury? [J]. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 2020, 34(1): 26-36.
- [12] KUSHNER A M, BRENT J L, SCHOENFELD B J, et al. The back squat: Targeted training techniques to correct functional deficits and technical factors that limit performance [J]. *Strength and Conditioning Journal*, 2015, 37(2): 36-60.
- [13] ZULKIFLEY M A, MOHAMED N A, ZULKIFLEY N H. Squat angle assessment through tracking body movements [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 48635-48644.
- [14] PUEO B, LOPEZ J J, MOSSI J M, et al. Video-based system for automatic measurement of barbell velocity in back squat [J]. *Sensors*, 2021, 21(3): 925-945.
- [15] ZANGENE A R, ABBASI A. Continuous estimation of knee joint angle during squat from sEMG using artificial neural networks [C]. 2020 27th National and 5th International Iranian Conference on Biomedical Engineering (ICBME). *IEEE*, 2020: 75-78.
- [16] KIANIFAR R, LEE A, RAINA S, et al. Automated assessment of dynamic knee valgus and risk of knee injury during the single leg squat [J]. *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, 2017, 5: 210-213.
- [17] ZHANG X S, GUO Y, AN M W, et al. Analysis of kinematic data and determination of ground reaction force of foot in slow squat [J]. *Acta Mechanica Sinica*, 2013, 29(1): 143-148.
- [18] 周丙涛, 陈世强, 程宇阳, 等. 基于足底压力传感器与深度学习的生物身份识别 [J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(7): 108-115.
- ZHOU B T, CHENG SH Q, CHENG Y Y, et al. Biometric identification based on plantar pressure sensor and deep learning [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(7): 108-115.
- [19] 贾晓辉, 王涛, 刘今越, 等. 基于人体模型映射的步态识别及意图感知方法 [J]. *仪器仪表学报*, 2020,

- 41(12): 236-244.
- JIA X H, WANG T, LIU J Y, et al. Gait recognition and intention perception method based on human body model mapping [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(12): 236-244.
- [20] PIERLEONI P, BELLI A, CONCETTI R, et al. Biological age estimation using an eHealth system based on wearable sensors[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2019, 7: 1-12.
- [21] KERDJIDJ O, RAMZAN N, GHANEM K, et al. Fall detection and human activity classification using wearable sensors and compressed sensing[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2020, 11(12): 349-361.
- [22] DUC N N, TRONG B D, HUU T P, et al. Classification of five ambulatory activities regarding stair and incline walking using smart shoes [J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(13): 5422-5428.
- [23] LUO R, SUN S, ZHANG X, et al. A low-cost end-to-end sEMG-based gait sub-phase recognition system[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2020, 28(1): 267-276.
- [24] YE H K H, SU C, CHIU W, et al. I walk therefore I am: Continuous user authentication with plantar biometrics[J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(2): 150-157.
- [25] IVANOV K, MEI Z, PENEV M, et al. Identity recognition by walking outdoors using multimodal sensor insoles[J]. IEEE Access, 2020, 8: 150797-15080.

作者简介



周丙涛 (通信作者), 2014 年于武汉工程大学获得学士学位, 2016 年于华中科技大学获得硕士学位, 现为湖北民族大学助教, 主要研究方向为人工智能和智能装备研究。
E-mail: zbt_hbmzu@163.com

Zhou Bingtao (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Wuhan Institute of Technology in 2014, and received his M.Sc. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2016. He is currently an assistant at Hubei Minzu University. His main research interests include artificial intelligence and intelligent equipment.