

控制与决策

Control and Decision

LD-identify: 基于无源RFID的网络学习状态识别

王涛春, 邱庆, 王成田, 陈付龙

引用本文:

王涛春, 邱庆, 王成田, 陈付龙. LD-identify: 基于无源RFID的网络学习状态识别[J]. *控制与决策*, 2024, 39(1): 219–226.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.0622>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于改进卷积神经网络的动力下肢假肢运动意图识别](#)

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

控制与决策. 2021, 36(12): 3031–3038 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0326>

[人脸性别约束下的深度随机森林表情识别](#)

Facial expression recognition using deep random forest under gender constraints

控制与决策. 2021, 36(7): 1693–1698 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1703>

[基于度量学习和典型相关分析的亲缘关系识别网络](#)

Kinship relationship recognition network based on metric learning and canonical correlation analysis

控制与决策. 2021, 36(8): 1977–1983 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1798>

[结合注意力机制的循环神经网络复述识别模型](#)

Recurrent neural networks based paraphrase identification model combined with attention mechanism

控制与决策. 2021, 36(1): 152–158 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0638>

[基于多尺度特征表示的行人再识别](#)

Multi-scale feature representation for person re-identification

控制与决策. 2021, 36(12): 3015–3022 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0952>

LD-identify: 基于无源RFID的网络学习状态识别

王涛春^{1,2†}, 邱庆¹, 王成田¹, 陈付龙^{1,2}

(1. 安徽师范大学 计算机与信息学院, 安徽 芜湖 241002;

2. 安徽师范大学 安徽省医疗大数据智能系统工程研究中心, 安徽 芜湖 241002)

摘要: 在线教育中, 学生实时动作能够准确反映学生当前的学习状态, 在不影响学习注意力和保证个人隐私信息安全的情况下, 准确识别学习动作是监测在线教育质量的关键要素. 对此, 提出一种基于无源RFID的网络学习动作识别系统LD-identify. LD-identify仅通过射频信号完成学生动作识别, 所以识别系统可以很好地保护个人的隐私信息, 且避免设备昂贵等一系列问题. 通过提取相位和信号强度的有效特征和深度学习算法, LD-identify能够获得很好的识别准确率的性能. 实验表明, LD-identify只需要在帽子的背面粘贴两个射频标签, 就能很好地识别出抬头低头、左右摇头、前倾后倾3种动作. 为了进一步验证系统性能, 研究6名志愿者在不同的场景中的动作识别的准确率, 实验结果显示LD-identify能够在不同的场景下很好地识别所有用户的3种动作, 利用卷积神经网络构建分类模型来识别动作可以取得很好的识别率, 识别准确率达到95.5%以上.

关键词: 无线射频识别; 动作识别; 机器学习; 深度学习; 标签; 注意力机制

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.0622

引用格式: 王涛春, 邱庆, 王成田, 等. LD-identify: 基于无源RFID的网络学习状态识别[J]. 控制与决策, 2024, 39(1): 219-226.

LD-identify: Network learning state recognition based on passive RFID

WANG Tao-chun^{1,2†}, QIU Qing¹, WANG Cheng-tian¹, CHEN Fu-long^{1,2}

(1. School of Computer and Information Science, Anhui Normal University, Wuhu 241002, China; 2. Anhui Engineering Research Centers of Medical Big Data Intelligent System, Anhui Normal University, Wuhu 241002, China)

Abstract: In online education, students' real-time movements can accurately reflect their current learning state. In the case that it does not affect the study attention and ensure the security of personal privacy information, accurate identification of learning actions is a key factor in monitoring the quality of online education. This paper proposes a network learning action recognition system LD-identify based on passive RFID. LD-identify only uses radio frequency signals to complete student movement identification, so the identification system can protect personal privacy information well and prevent a series of problems such as expensive equipment. By extracting effective features of phase and signal strength, LD-Identify can achieve good performance of recognition accuracy with deep learning algorithm. The experiment shows that only two radio frequency tags stucked on the back of the hat can well identify three movements: looked up and down, shake your head around, and leaning backward. In order to further verify the performance of the system, the accuracy of six volunteers' action recognition in different scenes is investigated. The experimental results show that LD-Identify can well identify three actions of all users in different scenarios, the convolutional neural network is used to construct a classification model to recognize actions and achieve good recognition rate, and the recognition accuracy reaches more than 95.5%.

Keywords: radio frequency identification; action recognition; machine learning; deep learning; the label; mechanism of attention

0 引言

近年来,随着移动技术和5G的发展,在线教育逐渐成为学生学习的一种重要途径. 在线教育能够不

受时间和地点的限制,且学生对教育资源有更多选择. 特别是新冠肺炎的大流行,使得很多学校无法正常进行线下授课,在线课程能够保证学校继续进行

收稿日期: 2022-04-15; 录用日期: 2022-09-20.

基金项目: 安徽省重点研究与开发计划项目(2022a05020049); 安徽省自然科学基金项目(2108085MF219); 国家自然科学基金项目(61972439, 61972438, 61871412); 安徽省质量工程项目(020jyxm0677).

责任编辑: 谢晖.

†通讯作者. E-mail: wangtc@ahnu.edu.cn.

正常的教学活动,极大地降低了新冠肺炎给教学带来的影响.然而,相对线下课程,线上课程学生更容易走神,特别是自制力相对较差的学生,学习效果较差.如果能实时监测学生状态并给予走神的同学适当的提醒,则能够有效降低线上教学的负面影响.在线学习的过程中,当学生专心学习时,其状态一般是抬头或低头,没有专心学习时一般处于左右摇头或前后倾的非静止状态.因此,如何实时监测出学生动作从而确定学生的学习状态是保证在线教育质量的关键因素.

当前,学习状态检测研究相对较少,少部分教育机构采用视频和定时打卡等方式获取学生学习状态.基于视频的学习状态监测容易造成个人隐私泄露的问题;定时打卡一般通过系统不定时弹出窗口,学生点击弹出窗口中的“确定”按钮等类似形式进行学习状态监测,但这种方式准确率不高,且增加了学生分散学习注意力的可能.如何在保证学生隐私且不影响学生学习状态的情况下,准确监测学生学习状态至关重要.使用天线和RFID标签检测学生的头部运动能够很好地保护学生的隐私.RFID电子标签在各行各业的应用越来越广泛^[1-2],其具有体积小、形状多样、成本低和数据获取方便等特点,通过RFID电子标签能够识别学生学习动作,从而确定其学习状态,且不泄露学生的其他信息.

为降低标签部署对学生本身的影响,LD-identify将标签粘贴在帽子背面.因为单个标签很难识别出左右摇头动作,而2个以上近距离标签耦合度较大,影响动作识别准确度,所以帽子背面粘贴2个标签.同时,在线学习过程中,可能存在外部环境和在线学习设备的噪音,从而影响动作识别的准确率,LD-identify采用Savitzky-Golay滤波器首先对采集的数据进行噪音过滤,再进行归一化处理.系统通过识别抬/低头、左右摇头、前/后倾3种动作进行判断学习状态,在线学习的过程中,学生可能会随时做出动作,因此如何提取每一次动作的起始时间变得尤为关键.每次新动作时,相位和RSSI值会有较大变化,所以LD-identify利用相位和RSSI值变化进行动作提取,即将波峰幅度变化阈值判断为一次动作的开始,如对于连续采集到的相位值 $R_{\text{phase}}\{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ 和RSSI值 $R_{\text{RSSI}}\{m_1, m_2, \dots, m_n\}$,当 $|r_i - r_{i-1}| \geq k$ 且 $|m_i - m_{i-1}| \geq l$ 条件连续成立 N 次(N 为设定的固定阈值)表示一次动作的开始.当前时序 x 为一次动作的开始时刻,系统保存该时刻前后 t 个信号作为该动作的信号数据.实验表明,抬/低头、左右摇头和前/后倾3种动作时,标签移动距离差异较小,所以通过提

取处理后信号数据的均值、方差、最大值、最小值、中位数和众数特征很难准确识别这3种动作.基于此,LD-identify利用卷积神经网络(CNN)进行动作识别.LD-identify分别对不同用户、不同场景、不同标签距离等因素进行大量实验,构造出一种准确率在95.5%以上的网络在线学习系统.

LD-identify利用不同的网络方法进行动作识别,例如长短期记忆网络(LSTM)、全连接神经网络(MLP)、支持向量机(SVM)、决策树(single tree)、随机森林(random forest)方法,实验结果表明,CNN具有更好的动作识别准确率.

1 相关工作

现有的动作识别主要技术包括:视觉传感器、WiFi和RFID.

1) 基于视觉传感器的动作识别:视觉传感器可以收集各种视觉和图像信息,被越来越多地应用于各个领域当中,主要采用图像识别^[3]和视频监控^[4]的方式,Iosifidis等^[3]提出了一种新的多视图动作图像方法MVAI(multi-view action image)进行人体动作识别,该方法利用多摄像头捕捉不同视角的人体动作,解决了摄像机视点识别问题,MVAIs应用线性判别将动作映射到判别特征空间,再利用最近类质心分类算法对动作进行分类;Liu等^[4]提出了一种基于多特征的动作识别方法,使用局部时空和高阶统计量兴趣点模型捕捉人的动作行为.这些方法不仅对设备要求比较高,而且对室内室外拍摄的环境要求也比较高,在运动过程中可能会因为一些遮挡而影响判断,从而在实施的过程中会比较困难.

2) 基于WiFi的动作识别:WiFi技术诞生于90年代,由约翰·沙利文团队提出,随着技术的快速发展,21世纪初,在机场、饭店、家里等就可以实现无线连接.如今WiFi技术在室内定位^[5]和动作识别^[6]上有着广泛的应用.Zhang等^[6]利用通道状态信息提取个人行走特征进行个人识别系统WiFi-ID,人的步态会对WiFi频谱造成一定的干扰,通过分析信道状态提取具有代表性的行走动作特征.当然WiFi技术同样也存在着很多的不足:首先各种病毒和黑客都威胁着网络,具有非常大的网络安全隐患,其次ip网络也存在着覆盖范围小、难开发、价格昂贵等缺点.

3) 基于RFID的动作识别:近年来,由于RFID射频技术日益成熟,应用领域越来越广泛.随着电子标签的发展,标签的成本也越来越低,应用的范围也越来越广,电子标签又有着易携带、耐磨损、容量大、通信速度快等优点,逐渐得到人们的青睐,随着射频技术和芯片技术的日益提升,电子标签被广泛应用于物

品标记^[7]、医疗方面^[8]、动作识别^[9],其作为一种信息的载体能够很好地存储信息、识别物品、管理医疗器械、识别动作等. Li等^[9]通过提取相位序列的特征并且采用机器学习算法进行坐姿识别,通过在用户背部粘贴3个标签,利用标签相位的变化在不同的场景下对7种动作进行坐姿识别. 随着LSTM和CNN的发展,这两种神经网络被广泛应用于深度学习, CNN主要应用在图像识别^[10]和语音识别^[11]等方面,经过大量的数据训练,能够有着很好的识别效果,目前被广泛应用于机器翻译^[12]、文本分类^[13]、物品检测^[14]等方面.

2 RSSI值和相位值

本节主要介绍RSSI、相位公式以及不同场景下RSSI和相位值特征,下面是各个模块的详细阐述.

2.1 RSSI公式

在射频系统中, RSSI得到了广泛的应用,通过不同的距离接收标签反射回来的信息. RSSI的公式如下所示:

$$X(\text{dbm}) = 10 \log_{10} \frac{P_w G_t^2 G_r^2 T_b^2}{mv} \left(\frac{\lambda}{4\pi d} \right)^4. \quad (1)$$

其中: $X(\text{dbm})$ 为获取的信号强度值, λ 为波长, d 为标签与天线之间的距离, P_w 为阅读器的发射传输功率, G_t^2 为标签阅读器增益, G_r^2 为天线的增益, T_b^2 为信号在散射传输过程中产生的损耗.

2.2 相位公式

射频系统主要包括3个部分:天线、标签、阅读器,标签会接收阅读器发出的射频信号,标签会把接收的信息反馈给天线,波长 $\lambda = c/f$. 其中: c 为波速, f 为频率. 相位 θ 为 2π 的周期函数,即

$$\theta = \left(\frac{2\pi}{\lambda} 2d + \theta_t + \theta_Z + \theta_R \right) \bmod 2\pi. \quad (2)$$

其中: d 为天线与标签的距离, $2d$ 为标签接收天线发出的信号又返回天线的距离; λ 为发出信号的波长; θ_t 为标签特性产生的额外相位; θ_Z 为现场环境产生的噪音; θ_R 为阅读器、天线、电脑产生的额外噪音.

2.3 不同动作下的信号特征

本节通过得到并分析人在坐姿端正、抬头低头、左右摇头、前倾后倾不同动作下RSSI值与相位的变化特征反向识别上述动作. 人员和物体相对固定的静态环境下, RSSI和相位值几乎不变,当出现抬头低头、左右摇头、前倾后倾等动时RSSI和相位值都发生了明显的变化. LD-identify的关键在于如何提取相位和RSSI的特征来识别3种不同的动作. 本文分析了不同动作下的相位和RSSI,希望通过相位和RSSI的特征分布图区别不同的动作,首先根据相位和RSSI的均值、方差、最大值、最小值、中位数、众数的特征分别画出不同动作下的特征图. 相位和信号强度如图1所示.

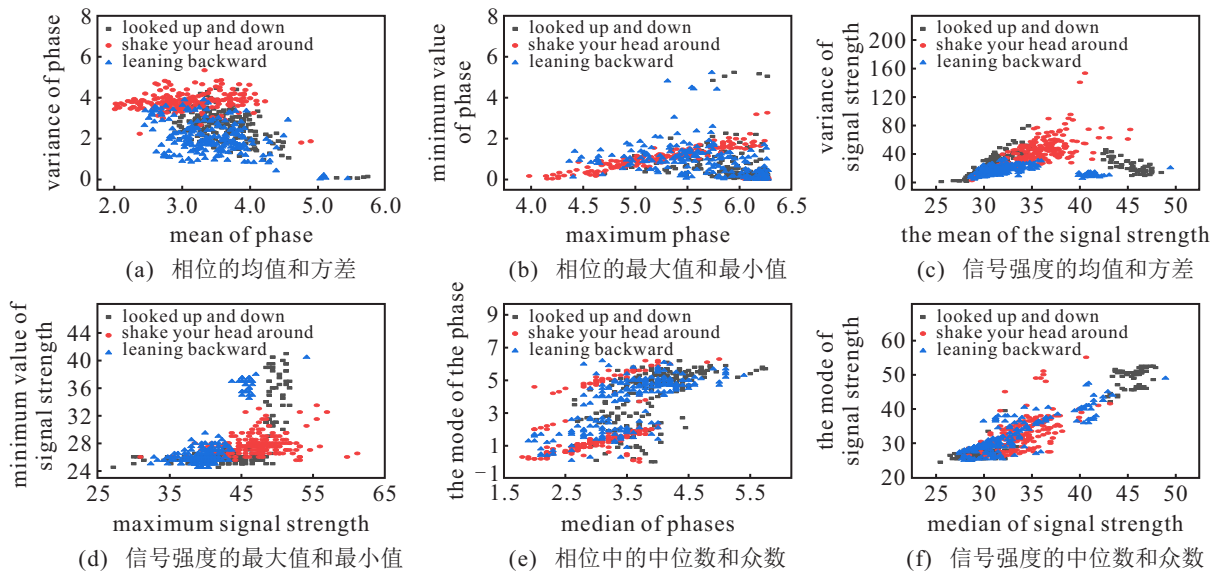


图1 相位和信号强度

如图1所示,每个图分别收集200条数据:如图1(a)和图1(b)分别获取了相位的均值和方差、最大值和最小值,发现两种图形都不能很好地分辨出不同的动作;图1(c)和图1(d)分别获取了RSSI的均值和方差、最大值和最小值来观察特征分布,观察到每种动作的大部分位置分布都没有重合,有一定的区分度,

通过特征图能够对一些动作进行简单的判断;图1(e)和图1(f)分别显示了相位的中位数和众数,通过RSSI的中位数和众数观察特征分布,不同动作的分布更多地重合在一起,很难进行动作的区分. 通过图1的6个图形的数据对比发现,仅仅通过相位和信号强度的均值、方差、最大值、最小值、众数、中数不能够很好地

进行3种动作的识别,因此继续寻找其他方式进行动作区分.

3 动作识别算法

为了能够更好地、更方便地检测用户的动作,LD-identify主要包括4个部分:数据采集、噪音处理、归一化处理、卷积神经网络深度学习. LD-identify通过获取帽子上两个标签的相位和RSSI值,对数据进行去噪和归一化预处理,利用深度学习技术对数据进行动作识别,从而实现网络在线学习状态识别.

3.1 数据采集

如图2所示,本系统需要一顶帽子,使用两个无源标签并列粘贴在实验者帽子后面,数据采集的过程中采用两个标签获得相位和信号强度的值.实验者在做完一次动作之后,每个标签会分别获得18条相位和信号强度值,因此一次完整的动作总共采集了72条数据.

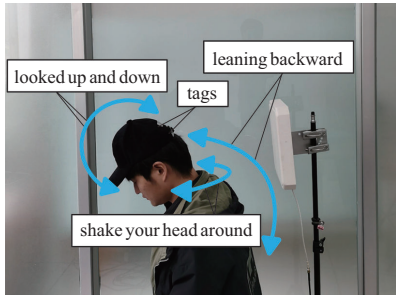


图2 标签部署及3种坐姿

该系统的关键是如何识别如图2所示的3种动作,抬头低头、左右摇头、前倾后倾.因为学生在做抬头低头、左右摇头和前倾后倾的过程中,标签移动的距离发生了变化.当实验者在抬头低头时,头部是上下运动,所以两个标签到天线的距离变化幅度比较大,且变化的范围也不一样.当实验者前倾后倾时,标签到天线的距离会有一个明显的变化,因此对于相位和RSSI的变化影响比较大.当实验者左右摇头时,头部是左右旋转的,因此上下两个标签距离的变化很

大,而且变化的距离不一致.本系统利用不同动作引起相位和RSSI的差异,使用一个通道,获取标签返回的信息.不同动作与天线之间距离的变化,天线与标签在运动过程中的间距变化,会影响相位和信号强度.不同动作下的差值越大越能更好地判断动作.

3.2 预处理

数据在处理过程中,为了更好地去除采集数据过程中突然发出的噪音对相位和RSSI产生的跳变,采用预处理模块.该模块主要包括两个部分:过滤噪音、数据归一化处理.本文对采集的数据利用滤波器进行噪音过滤,对数据进行归一化处理.以下为各个部分的详细介绍.

1) 过滤噪音:在采集数据的过程中可能会遇到一些不可控的因素,比如突然发出的声音.在某个周期内,相位可能会发生跳变,从0变化到 2π ,甚至在未来的时间里,会因噪音的出现而继续发生变化.因此为了减少噪音的干扰并获得更准确的数据,采用Savitzky-Golay滤波器. Savitzky-Golay滤波器可以提高光谱的平滑性,并降低噪音的干扰,能够很好地消除数据冗余,减少系统运行负荷,有较好的过滤效果.

2) 数据归一化处理:该系统为了更好地加快数据梯度求解速度并提高识别精度,对数据进行归一化处理.把采集到的相位和信号强度数据映射到0~1范围之内处理,方法为将变量值减去最小值并且除以最大值与最小值的差.

3.3 基于卷积神经网络的动作识别

CNN具有广泛的应用场景,特别是对图像和数据的处理,CNN有着其他神经网络没有的局部权值共享特征,降低了复杂性,避免了分类过程中构建的复杂性.因此相比较LSTM,CNN具有更好的效率.基于CNN卷积神经网络模型主要包括卷积层、池化层、dropout层、flatten层、全连接层、注意力机制、残差连接,如图3所示.

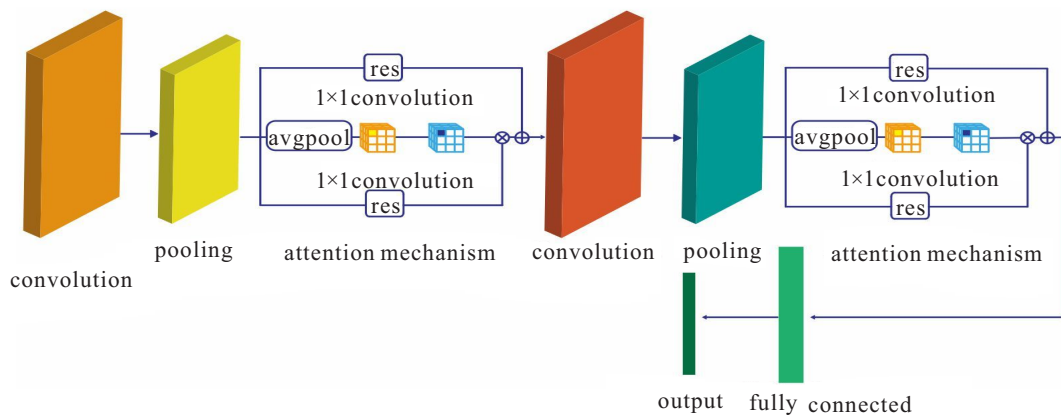


图3 网络模型

1) 卷积层: 本文使用的是两层卷积, 主要对输入数据进行卷积计算, 卷积层是对图像的一个邻域进行卷积得到图像的邻域特征. 本文输入的样本大小为 18×4 , 第1个卷积层的通道为1, 特征图数量为32, 每个卷积核大小为 4×4 , 步长为1.

2) 激活函数: 本文使用relu函数, 激活函数非常简单, 其输出结果简单明了, 当小于0时输入、输出全部结果为0, 对于大于0的则输入与输出相等, 该函数的最大特点是收敛速度快.

3) 池化层: 池化层就是使用pooling方法将附近邻域内的特征点整合从而得到新的特征. 首先把输入的特征图进行缩小, 主要是降低网络复杂度的计算; 同时进行特征压缩, 以突出最主要的特征. 本文输入为 18×4 特征图, 经过 2×2 池化后, 图像变为 9×2 大小.

4) dropout层: 在实验中由于训练参数和训练数量的变化, 往往得到的结果出现不理想的情况, 比如训练数据预测准确率高, 但测试数据预测准确率却低. 其主要的原因是训练的数据比较少, 但模型的参数比较多, 从而导致过拟合化的问题. 因此面对以上的问题, 采用dropout层, 减少模型参数, 从而降低过拟合化问题的出现. dropout函数中只有一个参数, 范围为 $0 \sim 1$ 之间的浮点数, 根据训练情况对参数模型进行调节, 从而达到理想的结果.

5) flatten层: 经过上述方法之后, 数据经过了多次的卷积和池化, 很多的数据还是多维的. 因为全连接层接收二维数据, 所以flatten层把数据降为二维, 所有的数据经过flatten层处理之后就可以进入全连接层了.

6) 全连接层: 经多个卷积层和池化层后, 连接着1个或1个以上的全连接层, 全连接层将样本特征映射到标记空间中. 全连接层的主要作用就是分类. 实验中指定了1000个神经元, 也就是保留了1000个特征输出到下一层, 实现对这1000个特征值的数据进行处理并输出一个具体数值, 该数值作为判断学生当前动作状态的判断依据. 在反复实验过程中, 得到关于不同动作输出值的大致范围, 以此预设点头低头、左右摇头、前倾后倾3种动作对应该数值的阈值范围.

7) 残差连接: 模型越复杂越可能出现很多问题, 例如过拟合、梯度爆炸等, 本文采用残差连接, 降低模型的复杂度和防止过拟合. 如图3所示: res为残差连接, 其功能是在池化之前和注意力机制之后进行相加.

8) 注意力机制: 引入注意力机制对信息进行处

理, 提高CNN网络识别率, 且降低计算量. 为了输入尺寸更加灵活, 首先全局平均池化, 先挤压再扩张, 然后正则化.

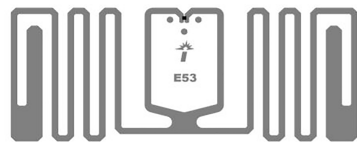
4 实验及分析

4.1 实验配置

通过测试志愿者在不同场景下的各种动作识别率完成在线学习状态检测系统性能, 志愿者戴上一顶贴有两个标签的帽子, 阅读器实时获取反射标签的相位和信号强度的信息. 如图4所示, LD-identify的硬件主要包括: 型号为Impinj R420且开机工作频率为920.625 MHz的商用现货阅读器(COTS)、两个标签、天线、笔记本电脑. 软件部分主要包括: C#语言的应用程序(数据采集处理)、Python语言(深度学习)、Pytorch、构建机器学习库. 志愿者在线学习过程中, 随意做3种动作: 抬头低头动作幅度为 90° 以内, 左右摇头动作幅度为 90° 以内, 前倾后倾的动作幅度为上身直立向前倾斜 60° 左右. 并不是每次动作都是标准的, 而是在一定的范围内进行变化, 使每次动作幅度变化尽可能大, 增加每次动作的差异性, 样本数量如表1所示. 学生在姿势端正听讲的情况下, 是采集不到数据的, 只有学生在做出动作的情况下, 相位和RSSI值会有较大变化, 即通过波峰幅度变化阈值判断为一次动作的开始, 以获取每次动作的相位和RSSI值.



(a) 数据采集



(b) 标签



(c) 阅读器和天线

图4 实验设备

动作	点头低头	左右摇头	前倾后倾	总数
动作数量	1600	1600	1600	4800

4.2 性能评估

本文采用10-fold交叉验证的方法对模型进行训练和测试混淆矩阵. 混淆矩阵用来检测学习的性能, 矩阵中的每一行代表真实的数据, 矩阵中的每一列代表预测的数据. 如图5所示, 列代表动作的真实分类, 行代表动作的预测分类, 对角线为每个动作的识别准确率.

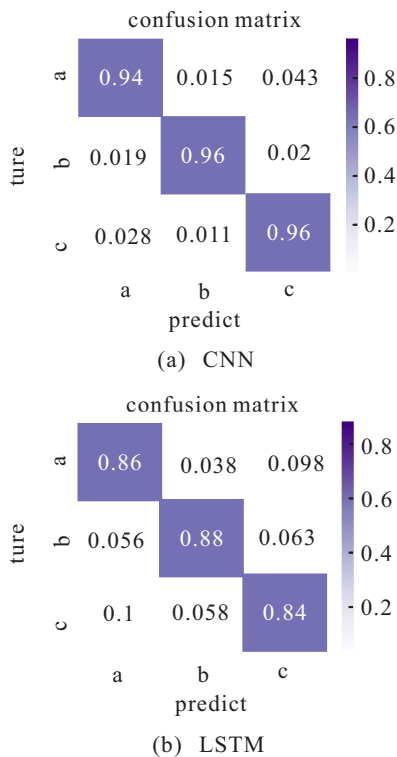


图5 不同网络模型的混淆矩阵

实验中采用6名志愿者的数据进行交叉验证. 由图5可知: CNN模型中, 单个动作的最低识别率为0.94%, 最高为0.96%, 平均动作识别率为95.5%; LSTM模型中, 单个动作的最低识别率为0.84%, 最高为0.88%, 平均动作识别率为86.1%. 由此可知, CNN具有更出色的识别效果.

4.3 外部环境的影响

为了更准确地检测方案的性能, 3名实验者分别在3个不同的场景中采集3种不同距离的数据, 每个实验者、每个场景、每个距离3种动作共采集600条数据. 在不同的场景内识别率低的为96%, 识别率高的为96.1%. 在不同的实验者中最高识别准确率为96.4%, 最低识别准确率为95.5%. 在天线与标签距离为12 cm、22 cm和32 cm时进行实验, 对不同距离数

据之间进行10-fold交叉验证. 距离为12 cm和22 cm的数据混合交叉验证准确率为95%, 距离为12 cm和32 cm的数据混合交叉验证准确率为96%, 距离为22 cm和32 cm的数据混合验证准确率为95.4%, 距离为12 cm、22 cm和32 cm的数据混合验证准确率为95%, 不同距离之间的数据进行交叉验证都有较高的识别率. 外部环境对准确率的影响如图6所示.

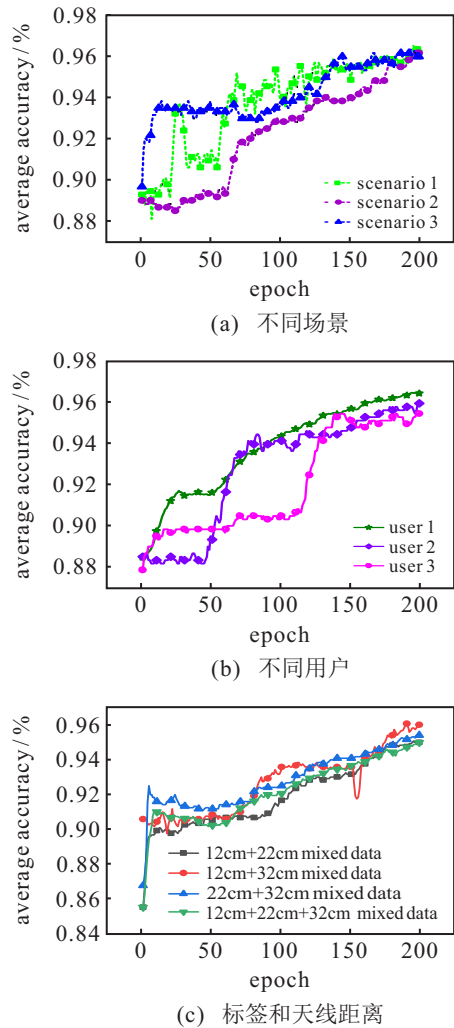


图6 外部环境对准确率的影响

由图6可知: 不同场景、不同参与者、不同距离对实验识别率影响很小.

4.4 模型参数的影响

特征图的数量影响CNN性能, 特征图的数量太大使得模型拟合能力过强, 产生过拟合, 特征图数量太少会使模型的拟合能力过弱, 产生欠拟合. 如图7(a)所示, 本系统选用特征图的数量为16, 识别准确率高.

深度学习模型中, 如果模型参数太多, 而训练样本太少, 则训练出来的模型很容易产生过拟合的情况, 所以神经网络训练过程经常出现过拟合问题, dropout能够有效地减少过拟合现象, 一定程度上达

到正则化效果. 图7(b)给出了3个比率分别为0.3、0.6和0.9的实验结果, 根据实验结果可知, 当dropout比率为0.6时, 达到最高的识别准确率.

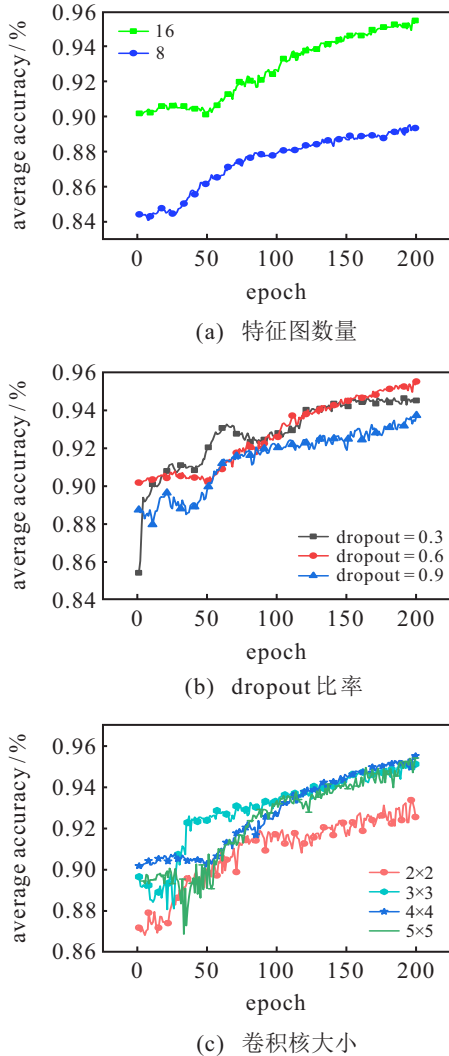


图7 模型参数对准确率的影响

卷积核越大, 获取的特征信息越多, 但卷积核过大将使得计算量暴增, 计算性能降低, 而卷积核过小虽然降低了计算量, 但导致获取的特征减少. 图7(c)给出了卷积核大小为 2×2 、 3×3 、 4×4 、 5×5 的实验结果, 由图7可知, 4×4 卷积核的识别准确率最高为95.5%.

4.5 对比其他方法

1) CNN结构: 本系统构建了CNN模型, 使用两层卷积、两层池化、激活函数relu、全连接层等, 设置dropout为0.6, 输入的样本大小为 18×4 , 卷积核大小为 4×4 , 步长为1, 通过构建模型进行深度学习.

2) LSTM结构: 本系统构建了LSTM模型, 采用两个标签, 每一次动作采集两个标签的相位和信号强度. 输入层大小设置为4, LSTM模型由32个神经元组成, 隐藏层的数量为3层. 同时用全连接网络连接,

全连接网络层输入的神经元个数为32, 输出特征为4.

CNN不仅能够有效地提取图像特征, 也能够较好地提取数据信息特征. 同时, 本系统利用卷积、池化、注意力机制等方法使得网络有更大的感受野, 让模型学习能力更强. LSTM是一种时间递归的网络, 在处理时间间隔和延迟问题上有一定的优势. 图8给出了不同方法的识别准确率, 如MLP、SVM、single tree、random forest方法.

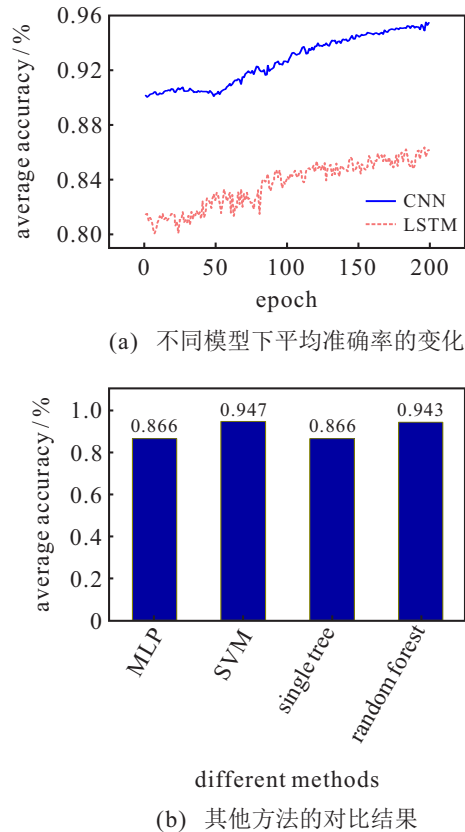


图8 网络模型对准确率的影响

由图8可知, LSTM、MLP、SVM、single tree、random forest模型的识别准确率均低于CNN网络, CNN网络模型识别率最高, 平均准确率达到95.5%以上.

5 结论

随着社会的进步发展, 家长对孩子的教育越来越重视, 如何有效地监督网络在线学习成为大家热烈讨论的话题. 本文提出的基于无源RFID的网络学习状态识别能够很好地解决这个问题. 本系统采集阅读器获取两个标签的信息, 利用Savitzky-Golay滤波器对数据进行噪音过滤, 为了更快地提高求解速度, 对数据归一化处理, 通过构建CNN网络结构对动作进行识别分类. 在不同的用户和场景进行大量实验, 实验结果表明, 该系统的识别准确率达到95.5%以上.

参考文献(References)

- [1] Yang C, Wang X Y, Mao S W. Unsupervised drowsy driving detection with RFID[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(8): 8151-8163.
- [2] Kantareddy S N R, Sun Y B, Bhattacharyya R, et al. Learning gestures using a passive data-glove with RFID tags[C]. 2019 IEEE International Conference on RFID Technology and Applications. Pisa, 2019: 327-332.
- [3] Iosifidis A, Tefas A, Pitas I. View-independent human action recognition based on multi-view action images and discriminant learning[C]. IVMS. Seoul, 2013: 1-4.
- [4] Liu J, Yang J, Zhang Y, et al. Action recognition by multiple features and hyper-sphere multi-class SVM[C]. The 20th International Conference on Pattern Recognition. Istanbul, 2010: 3744-3747.
- [5] Akiyama T, Teranishi Y, Okamura S, et al. An approach for filtering inaccurate access point observation report in WiFi positioning system[C]. International Conference on P2P, Parallel, Grid, Cloud and Internet Computing. Fukuoka, 2010: 517-520.
- [6] Zhang J, Wei B, Hu W, et al. WiFi-ID: Human identification using WiFi signal[C]. International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS). Washington, 2016: 75-82.
- [7] Oyarhossein S, Mohammadi S. Cryptography and authentication processing framework on RFID active tags for carpet products[C]. IEEE International Conference on Communications Technology and Applications. Beijing, 2009: 26-31.
- [8] Hosaka R. An analysis for specifications of medical use RFID system as a wireless communication[C]. The 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Lyon, 2007: 2795-2798.
- [9] Li C N, Liu M N, Cao Z C. WiHF: Gesture and user recognition with WiFi[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2022, 21(2): 757-768.
- [10] Li P C, Peng L R, Cai J Y, et al. Attention based RNN model for document image quality assessment[C]. The 14th IAPR International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR). Kyoto, 2017: 819-825.
- [11] Park S, Jeong Y, Kim H S. Multiresolution CNN for reverberant speech recognition[C]. The 20th Conference of the Oriental Chapter of the International Coordinating Committee on Speech Databases and Speech I/O Systems and Assessment (O-COCOSDA). Seoul, 2017: 1-4.
- [12] Xiao Q K, Chang X, Zhang X, et al. Multi-information spatial-temporal LSTM fusion continuous sign language neural machine translation[J]. IEEE Access, 2020, 8: 216718-216728.
- [13] Zhang Y X, Rao Z Y. N-BiLSTM: BiLSTM with n-gram features for text classification[C]. The 5th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference. Chongqing, 2020: 1056-1059.
- [14] 赵亮, 高升伦, 陈俊英, 等. 基于特征共享双头 Cascade R-CNN 的混凝土细观损伤特征检测[J]. 控制与决策, 2022, 37(7): 1745-1751.
(Zhao L, Gao S L, Chen J Y, et al. Feature detection of concrete mesoscopic damage based on feature sharing double-head Cascade R-CNN[J]. Control and Decision, 2022, 37(7): 1745-1751.)

作者简介

王涛春(1979—), 男, 教授, 博士生导师, 从事无线射频识别、隐私保护、无线传感器网络、群智感知等研究, E-mail: wangtc@ahnu.edu.cn;

邱庆(1995—), 男, 硕士生, 从事无线射频识别、深度学习、信号处理等研究, E-mail: qiuqing@ahnu.edu.cn;

王成田(1997—), 男, 硕士, 从事无线射频识别、深度学习、信号处理等研究, E-mail: chengtian1997@ahnu.edu.cn;

陈付龙(1978—), 男, 教授, 博士生导师, 从事嵌入式与普适计算、信息物理融合系统、高性能计算机体系结构、物联网安全等研究, E-mail: long005@mail.edu.cn.