

# 智能设备上步态识别系统设计与实现

李文娟<sup>1</sup>, 沈 澍<sup>1,2</sup>, 孙绍山<sup>1</sup>, 陈伟男<sup>1</sup>

(1. 南京邮电大学 计算机学院, 江苏 南京 210023;

2. 江苏省无线传感网高技术重点实验室, 江苏 南京 210023)

**摘 要:**步态是一种新兴的生物识别特征,将步态识别应用到实际生活中意义重大。通过对人体步态进行分析,设计了一款身份识别系统,利用智能手机内置传感器采集人体步态信号并进行数据预处理,再通过部署于手机上的模型对步态数据进行识别。采用智能手机作为搭载工具,实际应用成本低、能在更多复杂环境下进行操作,未来步态识别系统也可以拓展到更多可穿戴设备上。系统主要包括了注册与识别两大模块。注册主要是用户填写信息,系统建立用户个人的信息表用于存储相关数据。注册还需要采集用户的步态数据,再将数据本地存储并上传至服务器,以用于后期的模型训练。识别模块中,通过搭建的深度神经网络模型对预处理之后的数据进行自动特征提取与身份识别。实验结果表明,所提出的神经网络模型在世界上最大的步态数据集 OU-ISIR(745 名受试者)上的识别准确率达到 82.51%,在实验采集的 30 名受试者的数据集中,该模型在任意位置下的识别准确率均达到了 92.34% 以上。

**关键词:**步态分析;智能手机;数据采集;身份识别;深度神经网络

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2022)12-0057-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2022.12.009

## Design and Realization of Gait Recognition System in Intelligent Equipment

LI Wen-juan<sup>1</sup>, SHEN Shu<sup>1,2</sup>, SUN Shao-shan<sup>1</sup>, CHEN Wei-nan<sup>1</sup>

(1. School of Computer Science, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, 210023, China;

2. Jiangsu High Technology Research Key Laboratory for Wireless Sensor Networks, Nanjing 210023, China)

**Abstract:** Gait is a new biometrics feature. It is of great significance to apply gait recognition to real life. Based on the analysis of human gait, an identity recognition system is designed, which uses the inertial sensors of smart phone to collect human gait signal and preprocess the data, and then identifies the gait data through the model deployed on the mobile phone. With smart phones as the carrying tool, the actual application cost is low and it can operate in more complex environments. In the future, the gait recognition system can also be extended to more wearable devices. The system mainly includes two modules: registration and recognition. Registration is mainly for users to fill in the information, the system establishes the user's personal information table for storage of relevant data. The registration also needs to collect the user's gait data, and then stores the data locally and upload it to the server for later model training. In the recognition module, the deep neural network model is built to automatically extract features and identify the pre-processed data. Experimental results show that the proposed neural network model has a recognition accuracy of 82.51% on OU-ISIR, the largest gait data set in the world with 745 subjects, and a recognition accuracy of more than 92.34% at any position in 30 subjects.

**Key words:** gait analysis; smart phones; data collection; identity recognition; deep neural networks

## 0 引言

步态是一种新兴的生物识别特征,相比于人脸、指纹等识别特征,具有不可伪装、环境适应强等特点。除了作为人脸、指纹识别等方法的补充,步态识别既可以

满足一些寻常场景的应用需求,也可以填补一些特殊场景的应用缺口。目前研究者们已经逐渐将步态应用于身份识别<sup>[1-3]</sup>、疾病诊断<sup>[4-5]</sup>、安防监控<sup>[6]</sup>等领域。该文将步态分析应用于用户身份识别,在特殊场景例

收稿日期:2021-12-09

修回日期:2022-04-12

**基金项目:**国家自然科学基金资助项目(61872194);江苏省研究生科研实践创新计划项目(KYCX20\_0827, SJCX21\_0287);南京邮电大学校级科研项目(NY220025);南京邮电大学通达学院教学改革项目(JG30618003);浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室开放课题(A2118)

**作者简介:**李文娟(1997-),女,硕士研究生,研究方向为步态识别、深度学习;通讯作者:沈 澍(1982-),男,博士,副教授,CCF 会员(96284M),研究方向为人工智能物联网、移动健康。

如案件侦查下提供新兴的识别技术,在疫情期间也可以做到无接触式身份识别,减少病毒传播。

根据获取信息方式的不同,步态识别通常可划分为基于图像序列的步态识别<sup>[7-8]</sup>和基于运动传感器的步态识别<sup>[9-10]</sup>。第一种是通过摄像机捕捉步态图像。Thunwa Sattrupai 等人<sup>[8]</sup>找出步态视频中每一帧的关键点并寻找轨迹序列的相关帧,利用密集轨迹进行识别。在前视角下识别准确率达到 85%,但是由于背光问题,导致在后视角下准确率较低。可见,利用摄像机进行步态识别,不仅成本高,也会受到光照、视角和被遮挡衣物的影响。

第二种是通过可穿戴式传感器采集步态数据。与基于图像序列的步态识别方式相比,基于传感器的识别只需要低成本的可穿戴设备或智能手机,不受环境影响。因此,基于传感器的识别技术越来越受到人们的重视。智能手机集成了多种高精度、高智能、多功能的传感器,利用智能手机采集人体走路时产生的惯性传感器信号进行用户身份识别,应用设备成本低且便携性强,具有较好的发展前景。

毛晨飞<sup>[11]</sup>利用手机传感器来获取步态信号,并利用支持向量机(SVM)分类模型和自己所设计的 BP 网络在 30 人的数据集上进行实验,识别准确率分别达到了 90.45% 和 90.17%。Zou 等人<sup>[12]</sup>使用加速度计和陀螺仪获取步态数据,并通过步态识别技术进行人体识别。为了提高计算精度,他们提出了一种由 CNN 和长短期记忆(LSTM)组成的混合深度神经网络。它被用于提取时域和空间域的特征。该方法在自己搭建的 whuGait Dataset #1(118 名受试者)数据集上的识别准确率达到 93.5%。

现阶段,利用传感器采集步态信号所建立的大型公开的步态数据集有日本大阪大学科学研究所提供的 OU-ISIR<sup>[13]</sup>和武汉大学提出的 whuGait<sup>[12]</sup>。OU-ISIR 数据集中每个受试者的步态数据仅包含 1 000 多个采样点,数据量较少,而 whuGait 中的数据在采集时没有限制设备的放置位置,对研究采集设备的放置位置对识别性能的影响不能提供帮助。因此,考虑到可用的开源数据集较少,以及受限于数据量大小以及采集设备位置,需要根据自己的需求来搭建更合适的步态数据集。

除了数据集以外,现有的识别方法准确率较低,距离实际应用还有较长距离。因此,基于卷积神经网络设计了新的识别模型并开发了一个步态识别系统,旨在帮助提升识别效率,为促进步态识别在实际中的应用贡献一份力量。系统主要包括身份注册模块与身份识别模块。注册模块用于采集数据建立新的步态数据集,用于支撑该研究,同时也可以为后续的研究者提供

更多步态数据。识别模块采用了该文设计的模型进行身份识别。实验证明该系统具有较好的鲁棒性和识别准确率。

## 1 系统设计

### 1.1 总体设计

一个集成数据采集与识别功能的系统主要包括两个模块:身份注册与身份识别。身份注册模块需要用户填写个人信息和采集步态信号,身份识别模块需要用户再次采集步态数据,然后系统根据采集到的数据进行用户身份识别,系统总体流程如图 1 所示。对于数据库中不存在的用户,需要将采集到的数据预先送入模型进行训练,然后系统拉取最新训练过的模型。在进行身份识别时,只要将采集到的数据送入已经训练过的模型中进行推理,获取识别结果。

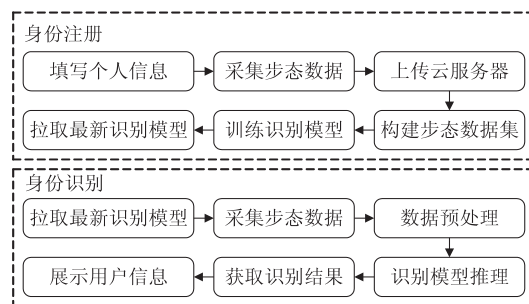


图 1 系统总体流程

### 1.2 功能介绍

#### 1.2.1 身份注册

身份注册主要包括个人信息录入,需要填写姓名、性别、身高、体重并拍摄照片,随后进行步态数据的采集。采集步态数据时需要用户拿起手机正常行走 2 分钟,系统会实时获取行走时手机内置的加速度传感器和陀螺仪传感器产生的信号,采集完成后自动生成本地文件并上传至云服务器,同时触发步态识别模型的训练,从而完成用户的整个身份注册。对于采集到的数据可用于构建步态数据集。具体界面如图 2 所示。



图 2 身份注册界面

#### 1.2.2 身份识别

用户登陆以后,拿起手机正常走 5 秒后系统直接

将采集到的数据送入模型进行推理,并且每隔 5 s 就会执行一次,用户行走期间会一直动态显示识别结果,当结束采集后会将最终识别信息展示出来。图 3 展示了识别模块的界面。

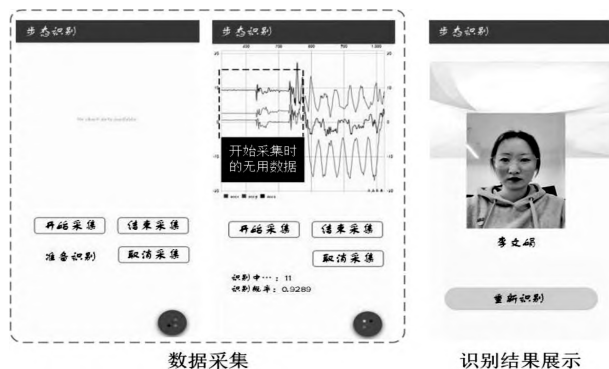


图 3 身份识别界面

## 2 关键模块

目前步态识别研究距实用阶段还需要走很长的路,主要体现在可用数据集较少、识别准确率较低等方面。这也是本系统开发所需要攻坚的难点问题。因此对于步态识别系统,主要分为三个关键模块:数据采集、模型搭建和模型部署。首先,通过在智能手机上开发采集系统来采集步态数据,接着,搭建步态识别模型用于身份识别,最后,将模型部署到手机端,结合采集功能构成一个完整的步态识别系统。

### 2.1 数据采集模块

步态识别系统的第一个主要功能就是进行步态数

据采集。加速度传感器和陀螺仪传感器能够测量运动加速度和旋转角速度,采集到的信号可用于步态研究,已经被较多研究者使用<sup>[14-15]</sup>。本系统通过手机内置的加速度计和陀螺仪传感器采集步态信号,实验使用的手机型号为华为 P20。根据采样定理,将采样频率设置为 50 Hz,保证采样值可以包含原始信号的所有信息。当人在走路时,采集设备可以放置于身体不同部位。需要验证采集设备在不同放置位置与识别性能之间的关系,因此选择采集将手机放置在手臂、手和后腰三个位置的步态数据。

对于采集到的原始信号,还需要进行相应的预处理操作。首先,根据其信号特征,采用巴特沃斯低通滤波<sup>[16]</sup>对数据进行平滑处理,减少其他噪音的干扰。其次,手机采集到的数据是连续信号,需要将其划分为一个个独立样本。已有研究者 Zou<sup>[12]</sup>根据 Acc 曲线的局部最大值来确定连续信号的周期分割点:

$$Acc = \sqrt{Acc_x^2 + Acc_y^2 + Acc_z^2} \quad (1)$$

其中,  $Acc_x$ ,  $Acc_y$ ,  $Acc_z$  是加速度计  $x$ ,  $y$  和  $z$  轴方向的值。按照 Acc 曲线极值分割样本存在一些误差。如果分割长度不能涵盖一个完整的步态周期,很容易忽略一些特征。图 4 为六个不同的受试者拿着手机行走时的 Acc 曲线图。对于不同受试者而言,从 50 到 178 左右的采样点均能包含两个步态周期。因此,对于采集到的数据,选择将长度为 128 个采样点的滑动窗口按照一定的步长来滑动分割数据,同时,也能够增强数据量大小。

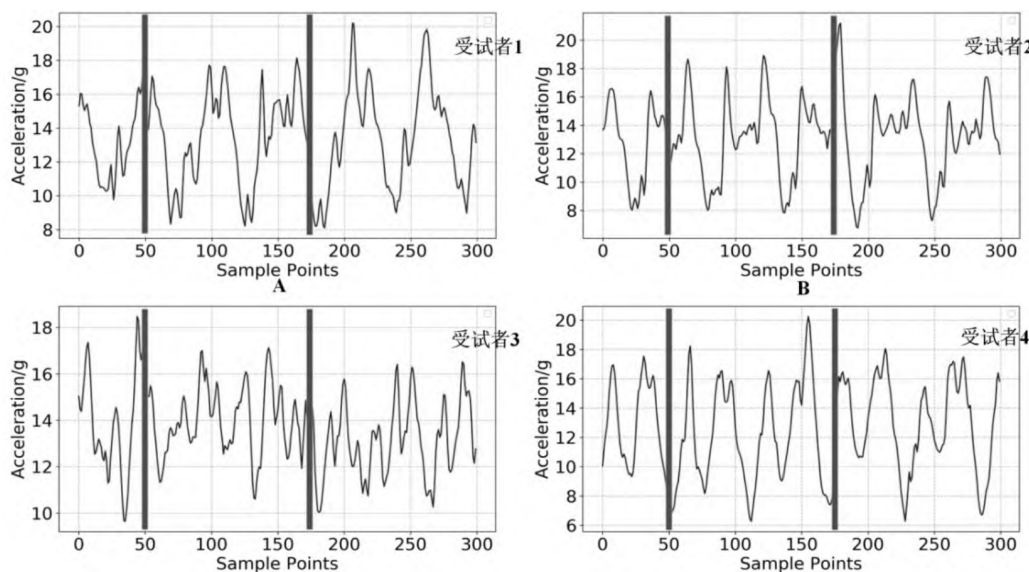


图 4 不同受试者的步态信号

### 2.2 模型搭建模块

步态识别研究面临的第二个问题是准确率不够。为了提升识别准确率,便于推动步态识别在实际生活中的应用,分别利用机器学习算法和深度神经网络搭

建识别模型。

#### 2.2.1 基于机器学习的步态识别模型搭建

在送入机器学习模型之前需要对采集到的原始数据进行特征提取。计算多个特征的重要性,分析比较



并选取最优的一些特征作为模型的输入,避免特征过多导致过拟合现象。通过实验对比,最终选择了 6 类时频域特征作为最终的输入,分别是平均值、标准差、中值、最大值、最小值、偏斜度和峰度。偏斜度是对步态信号分布非对称程度的度量,计算方法为:

$$f_{\text{skewness}} = \frac{m_3}{m_2^{\frac{3}{2}}} = \frac{\frac{1}{S} \sum_{i=1}^S (x_i - f_{\text{mean}})^3}{\left(\frac{1}{S} \sum_{i=1}^S (x_i - f_{\text{mean}})^2\right)^{\frac{3}{2}}} \quad (2)$$

其中,  $m_3$  为样本的三阶中心矩,  $m_2$  为样本二阶中心矩,  $S$  为样本长度,  $x_i$  为第  $i$  个点的值,  $f_{\text{mean}}$  为样本均值。

峰度能够反映步态信号概率密度函数的陡峭程度,计算方法为:

$$f_{\text{kurtosis}} = \frac{m_4}{m_2^2} = \frac{\frac{1}{S} \sum_{i=1}^S (x_i - f_{\text{mean}})^4}{\left(\frac{1}{S} \sum_{i=1}^S (x_i - f_{\text{mean}})^2\right)^2} \quad (3)$$

其中,  $m_4$  为样本的四阶中心矩。

### 2.2.2 基于深度学习的步态识别模型搭建

与机器学习方法相比,深度学习是一种深层次表征学习,其可以采用卷积神经网络自动对数据进行深层特征提取。在有一定量的数据支持下,利用卷积神经网络对信号进行识别可以达到较好的效果。因此设

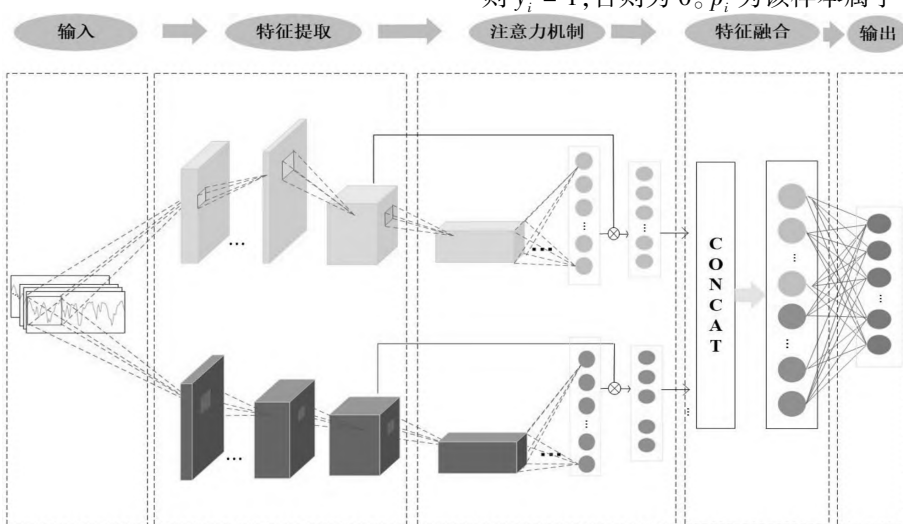


图 5 神经网络模型结构

### 2.3 模型部署模块

选择深度学习模型作为最终的识别模型,要构建身份识别系统就需要将该模型部署到智能手机上。现阶段深度学习模型在智能手机上的应用主要有两种方式,第一种是在智能终端对原始数据进行预处理,然后把数据传至服务器并送入深度学习模型进行推理,并将预测结果返回至终端设备上。利用此种方式实现模型推理相对简单,但从上传数据至服务器到返回预测

计了一个添加注意力机制的神经网络模型,结构如图 5 所示,将相同的输入数据分别送入两个特征提取模块,通过不同的权重矩阵以提取不同的特征。每次进行特征提取的计算方法为:

$$y_n^{(m)} = F_{\text{conv}}(x^{(m)}, [i, j, \text{filters}]) \quad (4)$$

其中,  $y_n^{(m)}$  为第  $m$  个样本的第  $n$  类输出,  $F_{\text{conv}}(x, [i, j, \text{filters}])$  为使用尺寸为  $[i, j, \text{filters}]$  的卷积核对样本进行的卷积运算。

接着,在网络后面添加了注意力机制,通过自学习的方式重新校准通道的重要性并根据通道重要性来提升有用的特征并抑制无用特征。

最后,对于两个特征提取模块提出的特征进行融合:

$$y^{(m)} = F_{\text{conv}}(\text{Concat}(y_1^{(m)}, y_2^{(m)}, \dots), [i, j, \text{filters}]) \quad (5)$$

并利用全连接层网络对所提取的特征进行分类,完成身份识别功能。

为了避免模型出现过拟合,还添加了 Dropout 层,增加模型泛化能力。此外,选择交叉熵作为模型的损失函数,对于单个样本,其交叉熵损失的计算如下:

$$\text{loss} = - \sum_{i=1}^N y_i \log(p_i) \quad (6)$$

其中,  $N$  为输出类别数,如果该样本属于第  $i$  个类别,则  $y_i = 1$ , 否则为 0。  $p_i$  为该样本属于  $i$  类的概率。

结果给终端耗时长,不适合身份识别这种对实时性要求较高的场景。因此,选择在服务器训练好识别模型,然后部署到终端设备上并直接在该设备上模型推理。

实验中采用了 TensorFlow 来搭建识别模型,为了能够将模型部署在资源受限的边缘设备,需要在安卓端创建模型推理所需的环境。将模型输出为 pb 文件并存放于 Android 中 assets 文件夹下;接着,引入 Ten-

sorFlow 框架需要的两个文件 libtensorflow\_inference.so 和 libandroid\_tensorflow\_inference\_java.jar;最后,利用 TensorFlowInferenceInterface 类的 feed()、run() 和 fetch() 方法来实现模型推理并获取推理结果。

该步态识别系统的实现还面临一个问题是扩充数据库。对于数据库中不存在的人群,需要提前采集其步态数据并送入识别模型进行训练。为了能够在系统使用阶段实时扩充数据库,在用户填写个人信息及采集步态数据后,设置在系统将采集到的步态数据上传到服务器的同时触发模型重训练,然后在系统的识别阶段设置其自动拉取最新的训练模型。

### 3 实验及结果分析

为了测试该系统的应用性能,在华为 P20 手机上进行实验,采样频率设置为 50 Hz。在南京邮电大学选取了 30 位处于 20~25 岁年龄段的学生,让他们将手机分别放置在手臂、手和后腰 3 个位置正常行走 1 分钟,重复 3 次,前两次采集的步态数据作为训练集,第 3 次采集的步态数据作为测试集。

对于每位志愿者,共采集了 9 000 条数据,每条数据分别包含相同时间戳下的加速度传感器和陀螺仪

$x, y, z$  轴信号。观察到在数据收集过程的最初 10 秒和最后 10 秒内,传感器数据存在波动。这种波动的原因是一些用户在数据收集过程开始后,仍在查看智能手机的屏幕,甚至在数据收集过程结束前就会查看手机。为了减轻在开始和结束时这种波动的影响,将最初和最末尾的 10 s 数据移除,然后对数据应用了带通滤波,滤除其他噪音干扰,得到了一个完整的步态数据集。该数据集包含三个子数据集,分别为不同采集位置下 30 个人的步态信号,将其命名为 NJUPT Dataset I,并开源到 IEEE Dataport 上<sup>[17]</sup>。

将 NJUPT Dataset I 按照固定长度为 128 个采样点的滑动窗口以 50 个采样点的滑动步长进行滑动分割,并按照 7:3 的比例划分训练集和测试集。针对机器学习算法,计算出样本的 6 个时域特征作为输入,针对神经网络模型,将数据以  $X = [\text{acc}_x, \text{acc}_y, \text{acc}_z, \text{gyr}_x, \text{gyr}_y, \text{gyr}_z]^T$  格式作为输入。随后,将数据分别送入随机森林、K 最近邻算法、支持向量机和 2.2 节中提出的神经网络模型进行训练,其中训练集和测试集比例为 7:3,然后根据准确率来衡量识别性能。实验结果如表 1 所示。

表 1 不同算法在 NJUPT Dataset I 上的识别效果

%

算法模型	手臂	手部	腰部
随机森林	94.67	93.72	98.61
K-最近邻	93.38	89.22	96.83
支持向量机	93.90	91.62	95.40
神经网络模型	92.52	92.34	99.91

由表 1 中可看出,所有算法在腰部位置的识别准确率最佳,均超过了 95%,甚至通过神经网络模型进行识别时的准确率能够达到 99.91%,可见腰部是设备的最佳放置位置。手部位置的识别效果均处于较低水平,显然人们在走路时总是很自然地摆动手臂,手臂的长度、摆幅都会干扰身份识别。考虑到将手机拿在手上是最常用的方式,后续会针对手部位置进一步研究。观察实验结果还可以得出,神经网络模型和随机森林分类器较其他算法而言性能更佳,考虑到神经网络模

型无需自动进行特征提取,选择此模型作为最终的识别模型。

此外,还将神经网络模型在几个较为权威的步态数据集上进行训练,并且将其与 Zou 等人提出的 LSTM 模型以及 CNN+LSTM 并联模型<sup>[12]</sup>进行对比。数据处理方法同上,学习率设置为 0.000 1。针对不同的数据集,也做了一些超参数调整,比如 dropout rate 和 epoch 的设置。最终的实验结果如表 2 所示。

表 2 算法性能对比

%

算法模型	OU-ISIR (745 人)	whuGait-1 (118 人)	whuGait-2 (20 人)
LSTM <sup>[12]</sup>	67.61	91.08	96.78
CNN+LSTM <sup>[12]</sup>	53.61	93.5	97.08
神经网络模型	82.51	94.82	97.84

可以看出,该模型在武汉大学提出的 whuGait Dataset #1 和 whuGait Dataset #2 步态数据集上的识别准确率较 CNN+LSTM 与 LSTM 模型提升了 1%~3% 左右。

由于 OU-ISIR 数据量较少,在实验时通过超参数调整以及数据增强方法,使模型在 OU-ISIR 数据集上较 CNN+LSTM 方法提升了 14.9%。通过上述实验证明,该系统能够有效提升身份识别性能。

#### 4 结束语

步态识别研究仍处于初步发展阶段,距离规模化应用仍然任重道远。通过采集用户走路产生的惯性传感器信号进行身份识别,可以用于促进步态识别发展。在以步态进行识别用户的研究中,智能手机内置的高精度传感器完全可以满足对原始步态数据获取的需求,同时智能手机存在应用成本低、便携性强等优势。该文利用手机进行步态数据采集,建立自己的步态数据集。通过机器学习算法和卷积神经网络进行步态特征分类,实现对用户身份的识别,最后将模型部署到手机上,结合数据采集功能搭建了一个完整的步态识别系统。通过实验表明,将手机放置在腰上时,该系统的识别准确率能够达到 99.91%,为促进步态识别的研究贡献一份力量。

#### 参考文献:

- [1] MUFANDAIDZA M P, RAMOTSOELA T D, HANCKE G P. Continuous user authentication in smartphones using gait analysis [C]//IECON 2018 44th annual conference of the IEEE industrial electronics society. Washington: IEEE, 2018: 4656-4661.
- [2] 涂斌斌. 基于加速度信号的自适应步态识别方法研究 [D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2019.
- [3] 黄浩华. 基于惯性传感器的身份认证与识别技术 [D]. 深圳: 中国科学院大学 (中国科学院深圳先进技术研究院), 2021.
- [4] 王 琪, 王 涛, 张 硕, 等. 一种基于 CS-SVM 的老年人异常步态识别系统 [J]. 小型微型计算机系统, 2020, 41 (4): 878-882.
- [5] 王 琰, 汪 丰, 章文斌, 等. 一种基于惯性传感器的帕金森病冻结步态识别方法研究 [J]. 临床神经外科杂志, 2018, 15 (2): 90-94.
- [6] 陆兴华, 蔡 韬. 基于 CNN 的安防监控步态特征提取研究 [J]. 计算机技术与发展, 2019, 29 (11): 123-127.
- [7] EL-ALFY H, XU C, MAKIHARA Y, et al. A geometric view transformation model using free form deformation for cross-view gait recognition [C]//2017 4th IAPR Asian conference on pattern recognition (ACPR). Nanjing: [s. n.], 2017: 929-934.
- [8] SATTRUPAI T, KUSAKUNNIRAN T. Deep trajectory based gait recognition for human re-identification [C]//Tencon IEEE region 10 conference. Jeju: IEEE, 2018: 1723-1726.
- [9] MARSICO M D, MECCA A. A survey on gait recognition via wearable sensors [J]. ACM Computing Surveys, 2019, 52 (4): 1-39.
- [10] MARSICO M D. Embedded accelerometer signal normalization for cross-device gait recognition [C]//International conference of the biometrics special interest group. Darmstadt: IEEE, 2016: 1-5.
- [11] 毛晨飞. 基于手机加速度传感器的步态识别 [D]. 深圳: 深圳大学, 2019.
- [12] ZOU Q, WANG Y L, WANG Q, et al. Deep learning based gait recognition using smartphones in the wild [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2020, 15: 3197-3212.
- [13] NGO T T, YASUSHI M, HAJIME N, et al. The largest inertial sensor-based gait database and performance evaluation of gait-based personal authentication [J]. Pattern Recognition, 2014, 47 (1): 222-231.
- [14] 程浩天, 佟沐霖, 封龙龙, 等. 基于加速度传感器的步态分析研究 [J]. 河北农机, 2021 (5): 97-98.
- [15] SETIAWAN A W, MUHAMMAD F, VINCENT, et al. Development of an web-based wearable gait recognition system using gyroscope and accelerometer sensors [C]//2020 international seminar on application for technology of information and communication (iSemantic). Semarang: [s. n.], 2020: 370-373.
- [16] VOLLENHOVEN E V, REUVER H, SOMER J. Transient response of butterworth filters [J]. IEEE Transactions on Circuit Theory, 1965, 12 (4): 624-626.
- [17] SHEN S, LI W J, CHEN W N, et al. NJUPT gait dataset [DB/OL]. 2021-07-14. <https://dx.doi.org/10.21227/3n2q-w610>.