



引用格式: 高毅, 王彪, 王梦阳, 等. 基于反向传播神经网络的三维足迹触觉步态特征识别[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(24): 10646-10653.
Gao Yi, Wang Biao, Wang Mengyang, et al. 3D recognition of footprint tactile gait characteristics based on back propagation neural network[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(24): 10646-10653.

基于反向传播神经网络的三维足迹 触觉步态特征识别

高毅¹, 王彪¹, 王梦阳¹, 穆治亚^{2,3}, 龙兵^{3*}

(1. 中国刑事警察学院刑事科学技术学院, 沈阳 110035; 2. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033;
3. 四川警察学院刑事检验四川高校重点实验室, 泸州 646000)

摘 要 为解决当前传统步态特征人身识别技术过分依赖人工判读、识别准确率较低的问题, 将计算机技术引入步态特征识别领域中, 以获取一种基于反向传播(back propagation, BP) 神经网络的步态特征识别新方法。将立体赤足足迹作为研究对象, 通过光栅立体足迹采集仪对立体赤足足迹图像进行预处理, 以获取计算机可识别出的三维足迹触觉步态特征信息, 记录立体赤足足迹的深度差、区域面积、区域体积三类步态特征信息, 并在法庭科学领域中的足迹检验理论为基础的前提下运用 BP 神经网络, 对其中 Multilayer Perceptron 分类器参数进行优化调整, 最后, 将测试结果与传统的人工检验结果进行比对, 从比对结果得出, 相对于传统的人工鉴别方法只有 84.7% 的准确率, 基于 BP 神经网络的步态特征人身识别算法的准确率可达到 90% 以上。

关键词 反向传播(BP) 神经网络; 触觉步态特征; 图像处理; 人身识别
中图分类号 TP751; **文献标志码** A

3D Recognition of Footstep Tactile Gait Characteristics Based on Back Propagation Neural Network

GAO Yi¹, WANG Biao¹, WANG Meng-yang¹, MU Zhi-ya^{2,3}, LONG Bing^{3*}

(1. College of Criminal Science and Technology, Criminal Investigation Police University of China, Shenyang 110035, China;
2. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;
3. Key Laboratory of Criminal Inspection in Sichuan University, Sichuan Police College, Luzhou 646000, China)

[Abstract] In order to solve the problem that the current traditional gait recognition technology relies too much on manual interpretation and the recognition accuracy is low, the computer technology was introduced into the field of gait feature recognition to obtain a new gait feature recognition method based on back propagation(BP) neural network. Taking three-dimensional barefoot footprints as the research object, three-dimensional barefoot footprints were preprocessed by using a raster stereoscopic footprint acquisition instrument to obtain three-dimensional tactile gait characteristic information that could be recognized by computer, and three kinds of gait characteristic information of three-dimensional barefoot footprints including depth difference, regional area and regional volume were recorded. Based on the footprint test theory in the field of forensic science, BP neural network was used to optimize and adjust the parameters of the Multilayer Perceptron classifier. Finally, the test results were compared with the traditional manual test results. From the comparison results, it is concluded that compared with the traditional artificial identification method, the accuracy rate of the BP neural network based gait recognition algorithm can reach more than 90%.

[Keywords] back propagation(BP) neural network; tactile gait characteristics; image processing; personal identification

目前,很多案件中都会用足迹步态特征检验来进行前期的案件侦查和后续的法庭审判,中国的步态特征检验仍然主要依赖于专家的经验来进行分析判断。以审判为中心增加了专家、律师和刑事技术等相关领域人员对步态特征检验的质疑。其质

疑的焦点集中在步态特征检验是一种经验性的技术,科学性不强,很大程度依靠人的主观判断,甚至在一些案件中检验人员会出现先入为主的现象,导致整个鉴定结果不具有法律效力。步态特征检验在推断年龄、身高、体态、下肢结构和运动幅度等方

收稿日期: 2021-12-02; 修订日期: 2022-05-11

基金项目: 辽宁省自然科学基金引导计划项目(20180550153); 证据科学教育部重点实验室 2019 年开放基金(2019KFKH02); 刑事检验四川高校重点实验室开放课题(2018YB03); 现场物证溯源技术国家工程实验室基金(02021NELKFKT05)

第一作者: 高毅(1978—),男,汉族,吉林吉林人,硕士,副教授。研究方向: 足迹生物特征识别和痕迹检验。E-mail: 396406005@qq.com。

* 通信作者: 龙兵(1980—),男,汉族,四川德阳人,博士,副教授,研究方向: 公安技术。E-mail: longbing001122@163.com。

投稿网址: www.stae.com.cn

面有着至关重要的作用,因此运用足迹步态特征进行人身个体识别已成为公安技术领域亟待解决的重要课题。而解决这些问题,已不再局限于传统的理论和技术,迫切需要辅以现代信息化技术。王文君等^[1]通过计算足底压力数据,从步态运动过程中落脚与起脚相对位置描述参数以及压力中心轨迹线在冠状面上的变化幅度,论证了步态特征的稳定性。虽然是从足底压力的测量分析角度来加以研究,但依然更多依赖传统的足迹步态特征检验方法。Nina等^[2]总结了法医步态在荷兰、英国和丹麦的使用情况,利用步态特征数据库和似然比估计的知识,扩展了关于受试者间和受试者内步态变异性,步态特征的区分强度和相互依赖性。李若愚^[3]将传统的石膏制模的立体足迹提取方法升级为深度相机光学采集,满足了立体足迹的非接触式无损采集的要求,并采用 Mask-RCNN 算法进行了特征识别,但仅停留在识别应用层面,并没有针对性的对其关于立体足迹的检测进行改进,无法较为准确地进行个体识别。马天娇等^[4]利用结构光点云算法分割方法实现对足部模型的点云配准,与传统的 (iterative closest point, ICP) 点云配准算法相比,较大地改善了特征的配准速度和精度。但没有将立体足迹深度信息采集和图像处理算法有机结合。

反向传播 (back propagation, BP) 神经网络已应用在医疗、销售市场等领域,并取得了一定的成绩^[5-6]。但在刑事技术的足迹识别的应用研究尚处于探索阶段。为此,将 BP 神经网络应用于步态特征检验中,利用光栅投影技术提取立体赤足足迹,并以点云数据的形式进行保存分析,用立体足迹各区域的深度数据表达触觉步态的足底压力特征,并强化特征处理,再使用 BP 神经网络对量化后步态特征进行学习、建模,进行识别研究,为今后的三维足迹步态特征识别提供科学依据。

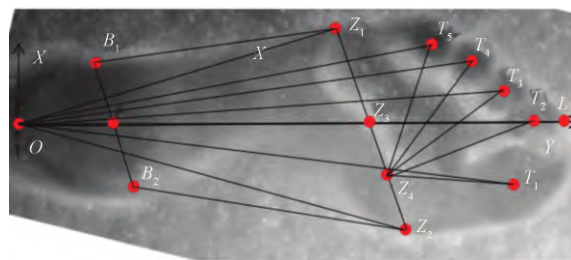
1 步态特征选择

随着法治的完善,在审判过程中对证据科学的标准愈发严格,这就极大提高了对证据科学性和客观性的要求。目前中国立体足迹检验鉴定的方法主要涉及赤足足迹特征、鞋袜足迹特征和步法特征,而对于单枚立体赤足足迹而言,步态特征无疑是很好的选择^[7-8]。在实际运用中,步态特征也存在很多限制因素,如现场环境和检验人员的水平。现场形成足迹的承痕客体多种多样,单独用肉眼或者石膏制模来观察步态特征,会受到光照等外界环境的影响,给足迹的检验分析造成麻烦。且步态特征的种类虽然繁多,但主要以特征形成的原因对特征进行描述,还处于定性阶段,无法对特征进行精确表

达,在进行检验时,需要检验人员大量的经验积累^[9]。基于以上面临的难题,采用将步态特征用深度信息数据来表示的方法,对步态特征进行量化。

一个完整的立体足迹主要包括:足趾区、足跖区、足弓区和足跟区所形成的痕迹。由于足弓可分为高弓型形态、窄弓型形态、中等弓型形态、扁平弓型形态和膨胀弓型形态,足弓区的深度信息相对于足趾区、足跖区和足跟区而言变化太大,有时会出现足弓区深度信息较少,甚至没有足弓区深度信息的情况^[9-12]。这将会影响后面的深度信息数据分析精确性,不利于实验结果。因此,将深度信息选取的部位主要定位在足趾区、足跖区和足跟区这3个部位。

选取具体特征时,根据足部骨骼结构、足迹重压部位、行走特点等理论分析,将立体赤足足迹的步态特征分为:深度差特征、区域面积特征、区域体积特征,3种特征的研究方法如图1所示。



$T_1 \sim T_5$ 为第 1~5 趾头中心点; Z_1 为足跖区内缘最突点; Z_2 为足跖区外缘最突点; Z_3 为点 Z_1 与点 Z_2 连线的中点; Z_4 为点 Z_2 与点 Z_3 的中点; B_1 为足跟区内缘最突点; B_2 为足跟区外缘最突点; O 为足后跟边缘最突点; Y 线为第 2 趾头中心点与足跟后边缘最突点连线; X 线为与 OY 垂直水平线,箭头指向为足部外缘; L 为足迹在 Y 线的最远点

图 1 立体赤足足迹特征图

Fig. 1 Stereo barefoot footprint characteristic figure

1.1 深度差特征

人在行走过程中,由于环境、行走习惯和心理等因素的影响,即使是在同一趟足迹中,任何两枚足迹也不会完全相同,会出现一些细微的变化,这些变化在足迹定性化检验中不会有太大的影响。但在足迹量化检验中,特别是引用深度学习,这些变化是不容忽视的。因此,为了保证检验结果的准确性和可信度,在进行足迹检验之前,足迹特征的提取测量必须严格依照足迹学和深度学习标准进行^[13]。深度差特征的测量过程如下。

步骤 1 过足跟后缘向后最突出点(设为原点 O)和第二趾头中心点(设为点 T_2)作直线并双向延长,延长线与第二趾头中心点前端相交于一点(设为点 L),计算点 O 与点 L 之间深度信息形成的高程差,即为足迹中心线的深度差(设为 H_0)。

步骤2 选取足跖区内缘最突点(设为 Z_1)和外缘最突点(设为 Z_2),计算点 Z_1 与点 Z_2 之间深度信息形成的深度差,即为跖斜宽深度差(设为 H_1)。

步骤3 选取足跟区内缘最突点(设为 B_1)和外缘最突点(设为 B_2),计算点 B_1 与点 B_2 之间深度信息形成的深度差,即为足跟宽深度差(设为 H_2)。

步骤4 根据足迹学标准,分别作出拇趾至第五趾各趾趾头的中点,作为计算深度差的特征点,依次设为 $T_1 \sim T_5$ 。

步骤5 计算点 Z_1 和点 B_1 之间深度信息形成的深度差,即为内缘深度差(设为 H_3),计算点 Z_2 与点 B_2 之间深度信息形成的深度差,即为外缘深度差(设为 H_4)。

步骤6 作点 Z_1 与点 Z_2 连线的中点 Z_3 ,点 Z_2 与点 Z_3 的中点 Z_4 (跖内缘1/4点),点 B_1 与点 B_2 的中点 B_3 ,计算点 Z_3 与点 B_3 之间深度信息形成的深度差,即为趾跟中点深度差(设为 H_5)。

步骤7 以点 Z_4 为中心,分别作点 Z_4 与点 T_1 、 T_2 、 T_3 、 T_4 、 T_5 的连线,并计算出 Z_4 与 T_1 、 T_2 、 T_3 、 T_4 、 T_5 之间深度信息形成的深度差,即为跖趾深度差(分别设为 H_6 、 H_7 、 H_8 、 H_9 、 H_{10})。

步骤8 将足后跟边缘最突点(O 点)作为中心,分别作点 O 与 T_1 、 T_2 、 T_3 、 T_4 、 T_5 的连线,并计算出点 O 与点 T_1 、 T_2 、 T_3 、 T_4 、 T_5 之间深度信息形成的深度差,即为跟趾深度差(分别设为 H_{11} 、 H_{12} 、 H_{13} 、 H_{14} 、 H_{15})。

步骤9 将足后跟边缘最突点(O 点)作为中心,分别作点 O 和点 Z_1 、 Z_2 的连线,并计算出点 O 与点 Z_1 、 Z_2 之间深度信息形成的深度差,即为跟跖深度差(分别设为 H_{16} 、 H_{17})。

按照上述操作流程,整个足底12个特征点和18个深度差特征便可表示并计算出,其数据可通过立体足迹提取系统计算得出,为通过深度差特征检验分析立体赤足足迹提供科学、准确、客观的依据,深度差特征的概念如表1所示。

1.2 区域面积特征

每个人足底结构都不是完全相同的,它的长短、宽窄以及各部位的肌肉脂肪情况也是各不相同的。在行走过程中,每个人特异的行走习惯与各不相同的足底结构相结合,在相同的承痕客体上形成了可以作为分析识别人身的特征^[14-15]。当遗留足迹为立体赤足足迹时,足是直接和承痕客体相接触的,当足的某一部位与承痕客体接触程度较高时,这部分的痕迹面积大且深度深,当足的某一部位与承痕客体接触程度较低时,这部分的痕迹面积小且深度浅。此时,可以通过计算足迹重压面积来分析

表1 立体赤足足迹的深度差特征

Table 1 Depth difference characteristics of three-dimensional barefoot footprints

编号	特征参数	计算方法	类型
1	足迹中心线的深度差 H_0	点 O 与点 L 之间深度信息形成的深度差	深度差
2	跖斜宽深度差 H_1	跖区内缘最突点和外缘最突点之间深度差	深度差
3	足跟宽深度差 H_2	足跟区内缘最突点和外缘最突点之间深度差	深度差
4	内缘深度差 H_3	跖区内缘最突点与跟区内缘最突点之间深度差	深度差
5	外缘深度差 H_4	跖区外缘最突点与跟区外缘最突点之间深度差	深度差
6	趾跟中点深度差 H_5	趾中点与跟中点之间深度差	深度差
7	跖区与拇趾深度差 H_6	跖内缘1/4点与拇趾中点之间深度差	深度差
8	跖区与第2趾深度差 H_7	跖内缘1/4点与第2趾中点之间深度差	深度差
9	跖区与第3趾深度差 H_8	跖内缘1/4点与第3趾中点之间深度差	深度差
10	跖区与第4趾深度差 H_9	跖内缘1/4点与第4趾中点之间深度差	深度差
11	跖区与第5趾深度差 H_{10}	跖内缘1/4点与第5趾中点之间深度差	深度差
12	跟区与拇趾深度差 H_{11}	足跟边缘最突点与拇趾中点之间深度差	深度差
13	跟区与第二趾深度差 H_{12}	足跟边缘最突点与第2趾中点之间深度差	深度差
14	跟区与第三趾深度差 H_{13}	足跟边缘最突点与第3趾中点之间深度差	深度差
15	跟区与第四趾深度差 H_{14}	足跟边缘最突点与第4趾中点之间深度差	深度差
16	跟区与第五趾深度差 H_{15}	足跟边缘最突点与第5趾中点之间深度差	深度差
17	跟区与跖内缘深度差 H_{16}	后跟边缘最突点与跖内缘最突点之间深度差	深度差
18	跟区与跖外缘深度差 H_{17}	后跟边缘最突点与跖外缘最突点之间深度差	深度差

识别人身^[16]。基于足迹学中赤足足迹区域及部位划分,采取如下步骤对区域重压面积特征进行测量。

步骤1 采用多点形成的转折线围绕拇趾边缘轮廓以相同深度差为边界进行重压面选取。当转折线的起点和终点围绕重压面轮廓一周重合时,拇趾的区域重压面积就自动计算并显示出,获得拇趾重压面积特征。依次对第2趾、第3趾、第4趾、第5趾,重复此步骤,获得第2趾重压面积特征、第3趾重压面积特征、第4趾重压面积特征、第5趾重压面积特征,依次表示为 S_1 、 S_2 、 S_3 、 S_4 、 S_5 。由于趾头间组合形态会出现重叠分布型组合,这种组合会造成个别趾形成不了重压,更没有面积特征,将此种情况的趾重压面积设为0。

步骤2 采用多点形成的转折线围绕足跖区边缘轮廓进行重压面选取。当转折线的起点和终点围绕重压面轮廓一周重合时,足跖区的区域重压面积就自动计算并显示出,获得足跖区重压面积特征,表示为 S_6 。

步骤3 采用多点形成的转折线围绕足跟边缘轮廓进行重压面选取。当转折线的起点和终点围绕重压面轮廓一周重合时,足跟的区域重压面积就自动计算并显示出,获得足跟重压面积特征,表示为 S_7 。

以上7个部位的重压面积特征由于其稳定性和出现率高,所以引用入步态特征识别。但是,足迹步态特征的伴生痕迹会与以上7个部位的重压面积相连,如坐痕、拧痕等。所以在进行重压面积特征测量时,要注意采用统一标准划开所需的重压面积和伴生痕迹,如表2所示。

表2 立体赤足足迹的区域重压面积特征
Table 2 Regional weight area characteristics of three-dimensional barefoot footprints

编号	特征参数	计算方法简要	类型
1	拇趾重压面积特征 S_1	围绕拇趾重压面轮廓一周	面积
2	第2趾重压面积特征 S_2	围绕第2趾重压面轮廓一周	面积
3	第3趾重压面积特征 S_3	围绕第3趾重压面轮廓一周	面积
4	第4趾重压面积特征 S_4	围绕第4趾重压面轮廓一周	面积
5	第5趾重压面积特征 S_5	围绕第5趾重压面轮廓一周	面积
6	足跖区重压面积特征 S_6	围绕足跖重压面轮廓一周	面积
7	足跟重压面积特征 S_7	围绕足跟重压面轮廓一周	面积

1.3 区域体积特征

重压部位低于水平面的凹陷部分的容积称之为体积特征。区域面积特征反映了足迹各区域重压面积之间的关系,但各区域内的深度信息并不是完全甚至部分相同的,这是因为每个坐标点都具有自己深度信息且不甚相同,所以将区域面积内的所有深度信息体积作为区域体积特征计算出有利于步态特征识别。在区域面积特征的基础上,将区域体积特征分为拇趾体积特征、第2趾体积特征、第3

趾体积特征、第4趾体积特征、第5趾体积特征、足跖区体积特征和足跟区体积特征,依次表示为 V_1 、 V_2 、 V_3 、 V_4 、 V_5 、 V_6 、 V_7 。

区域体积特征的定义参照区域面积特征,所选取部位与区域面积特征完全一致,但计算的是选取区域的体积,只需使用分析系统中的体积测量工具即可像区域面积特征一样自动计算,如表3所示。

表3 立体赤足足迹的区域重压体积特征
Table 3 Regional volume characteristics of three-dimensional barefoot footprints

编号	特征参数名称	计算方法简要	类型
1	拇趾重压体积特征 V_1	围绕拇趾重压面轮廓一周	体积
2	第2趾重压体积特征 V_2	围绕第2趾重压面轮廓一周	体积
3	第3趾重压体积特征 V_3	围绕第3趾重压面轮廓一周	体积
4	第4趾重压体积特征 V_4	围绕第4趾重压面轮廓一周	体积
5	第5趾重压体积特征 V_5	围绕第5趾重压面轮廓一周	体积
6	足跖区重压体积特征 V_6	围绕足跖重压面轮廓一周	体积
7	足跟重压体积特征 V_7	围绕足跟重压面轮廓一周	体积

2 基于BP神经网络的人身识别研究

由于建模涉及多种分类问题,且大量的数据之间的划分与非线性和多维空间的分类有关,为了尽可能地将数据正确分类,将对模型的参数进行调节^[1]。

Multilayer Perceptron 分类器涉及参数较多,选取模型影响较大的4个参数进行调试,分别为:Epoch(训练的迭代次数)、Momentum(增加的波动阻尼)、Learning Rate(学习速率)和Batch Size(批量大小)。在进行参数调整时,严格按照控制变量法标准进行,当一个参数变化时,其余参数保持原有默认数值。

当一个完整的数据集通过了神经网络一次并且返回了一次,这个过程称为一个Epoch。然而,当一个Epoch对于计算机而言太庞大的时候,就需要把它分成多个小块。在神经网络中传递完整的数据集一次是不够的,需要将完整的数据集在同样的神经网络中传递多次^[13]。由于所使用的是有限数据集,并且一个迭代过程即梯度下降,因此仅更新权重一次或者使用一个Epoch是不够的^[14]。但是随着Epoch数量增加,神经网络中的权重的更新次数也增加,曲线从欠拟合变得过拟合,无法适用于新的数据分类。对于不同的数据集,Epoch的数量也不同。

如表4所示,Epoch越大,正确率越高,均方根误差越小。但是过大的话,会造成模型的过度拟合,使得无法适应新的数据,不利于后续的验证和实践。

在对训练集开始处理之前, BP 神经网络模型存在初始数据。这些初始数据搭建了简单的基础模型, 初始数据对整个模型的构建具有重要影响, 主要表现在: 合适的参数可以极大地缩短训练时间, 提高模型的准确率。然而, 关于 BP 神经网络对步态特征进行训练的研究尚鲜见报道, 缺乏合适的初始参数。这就导致在研究中可能会被局部最优解所迷惑, 而无法得到全局最优解。Momentum 越大时, 其转换为势能的能量也就越大, 就越有可能摆脱局部凹域的束缚, 进入全局凹域^[24]。

如表 5 所示, Momentum 越大, 正确率越高, 当 Momentum 达到一定程度时, 正确率趋于稳定, 但均方根误差会减小。

Learning Rate(学习速率)对权值更新的速度有着巨大的影响, 学习速率过大会错过最优解, 太小又会减缓训练速度。学习率过大, 在算法优化的前期会加速学习, 使得模型更容易接近局部或全局最优解。但是在后期会有较大波动, 甚至出现损失函数的值围绕最小值徘徊, 波动很大, 始终难以达到最优, 因此引入学习率衰减的概念, 是在模型训练初期, 会使用较大的学习率进行模型优化, 随着迭代次数增加, 学习率会逐渐进行减小, 保证模型在训练后期不会有太大的波动, 从而更加接近最优解。如表 6 所示, Learning Rate 值越大, 正确率越高, 均方根误差越小。

Batch Size 是指一次训练所选取的样本数。Batch Size 的大小影响模型的优化程度和速度。在没有使用 Batch Size 之前, 这意味着网络在训练时,

是一次将所有数据(整个数据库)输入网络, 然后计算它们的梯度进行反向传播, 由于在计算梯度时使用了整个数据库, 所以计算得到的梯度方向更为准确。但在这情况下, 计算得到不同梯度值差别巨大, 难以使用一个全局的学习率, 所以这时一般使用 Rprop 这种基于梯度符号的训练算法, 单独进行梯度更新。在小样本数的数据库中, 不使用 Batch Size 是可行的, 而且效果也很好。但是针对大型数据库, 一次性将所有数据输进网络, 肯定会引起内存的爆炸, 因此要使用 Batch Size, 其优点在于: ①单个 epoch 的迭代次数减少了, 参数的调整也慢了, 假如要达到相同的识别精度, 需要更多的 Epoch; ②适当 Batch Size 使得梯度下降方向更加准确。如表 7 所示, Batch Size 达到一定值时, 正确率趋于稳定, 正确率趋于稳定。

表 7 Batch Size 数值调整结果

Table 7 Batch Size numerical adjustment results

Batch Size	正确率/%	均方根误差
100	91.156 5	0.079 7
200	91.156 5	0.079 7
500	91.156 5	0.079 7

上述实验通过对 Epoch、Momentum、Learning Rate 和 Batch Size 的参数不断调试, 选取了最合适的参数作为步态特征识别的 BP 神经网络模型, 即 Epoch 为 500, Momentum 为 0.2, Learning Rate 为 0.3, Batch Size 为 100 的 BP 神经网络模型。

3 实验与结果分析

将 30 名实验者的类型依次命名为 a, b, …, z, A, B, C, D, 参照 WEKA 软件自带示例文本的格式, 将 30 名实验者的特征数据保存为 WEKA 可以使用的“.arff”格式。然后用 WEKA 软件打开“.arff”格式的数据, 利用 WEKA 软件中的 Multilayer Perceptron 分类器, 点击 Start 开始人身识别模型的训练, 通过不断地调试模型的参数, 来建立一个准确、高效的人身识别模型。在进行训练之前, 已经随机从 30 人中挑选 3 人, 每人随机挑出一组数据, 共 3 组数据不进行训练, 而是作为检测数据来验证训练得到的 BP 神经网络模型效果。

例如, 现场遗留了一枚犯罪嫌疑人的立体足迹。经过侦查人员调查后发现, 只有 30 人有作案时间和作案嫌疑, 但是却无法将嫌疑锁定在具体哪个人身上。此时可以用 BP 神经网络进行步态特征的识别研究, 具体步骤如下。

步骤 1 将现场立体赤足足迹用光栅立体足迹提取仪进行采集, 作为检材。

表 4 Epoch 数值调整结果

Table 4 Results of numerical adjustment of Epoch

Epoch 参数值	正确率/%	均方根误差
200	66.666 7	0.134 2
500	91.156 5	0.063 0
1 000	92.517 0	0.063 7

表 5 Momentum 数值调整结果

Table 5 Momentum numerical adjustment results

Momentum	正确率/%	均方根误差
0.1	91.156 5	0.079 7
0.2	91.156 5	0.076 1
0.4	91.836 7	0.070 0

表 6 Learning Rate 数值调整结果

Table 6 Learning Rate numerical adjustment results

Learning Rate	正确率/%	均方根误差
0.3	91.156 5	0.079 7
0.6	92.517 0	0.063 0
1.0	93.197 3	0.056 9

步骤 2 对 30 名嫌疑人依次进行立体足迹的提取。让嫌疑人在与现场相同的承痕客体上正常行走,随后按照相同的提取标准对嫌疑人的连续 5 枚相同足迹进行提取,作为样本。

步骤 3 对检材和样本进行相同的图像增强处理,有利于后续步态特征的提取。随后,按照之前特征提取的标准提取样本和检材的 3 大类 32 种特征并计算。

步骤 4 将提取到的检材和样本特征数据各写成“.arff”格式的文本,检材作为测试集,样本作为训练集。使用 WEKA 软件用 BP 神经网络对训练集数据进行处理,不断调整参数增强模型的效果,最终选取准确性较强的一个模型作为步态特征识别模型。

步骤 5 将测试集的文本加载到 WEKA 软件中,使用步骤 4 得到的步态特征识别模型对测试集进行分类,观察分类结果,再结合之前训练集的准确度,则可将检材归属于具体嫌疑人。

3.1 实验一

建立一个模拟现场,让实验者 p 在模拟现场留下一枚立体赤足足迹作为检材,对这枚足迹进行提取,增强,提取特征数据作为模型检验的测试集

VV。随后让包含 p 的 30 名实验者在相同承痕客体正常行走留下足迹样本,重复上述步骤,得到 30 组数据作为训练集。通过训练集建立识别模型,再将测试集的数据加载到识别模型中,得到的结果如图 2 所示。

由图 2 可知,1 被模型分类 PP 行,p 列这个位置,表示模型将命名为 PP 的测试集分类给实验者 p,这与实验设定的条件一致,表明试验成功。

3.2 实验二

建立一个模拟现场,让实验者 a、p、w 在模拟现场留下 3 枚立体赤足足迹作为检材,对这枚足迹进行提取,增强,提取特征数据作为模型检验的测试集 AA、PP、WW。随后让包含 a、p、w 的 30 名实验者在相同承痕客体正常行走留下足迹样本,重复上述步骤,得到 30 组数据作为训练集。通过训练集建立识别模型,再将测试集的数据加载到识别模型中,得到结果,如图 3 所示。

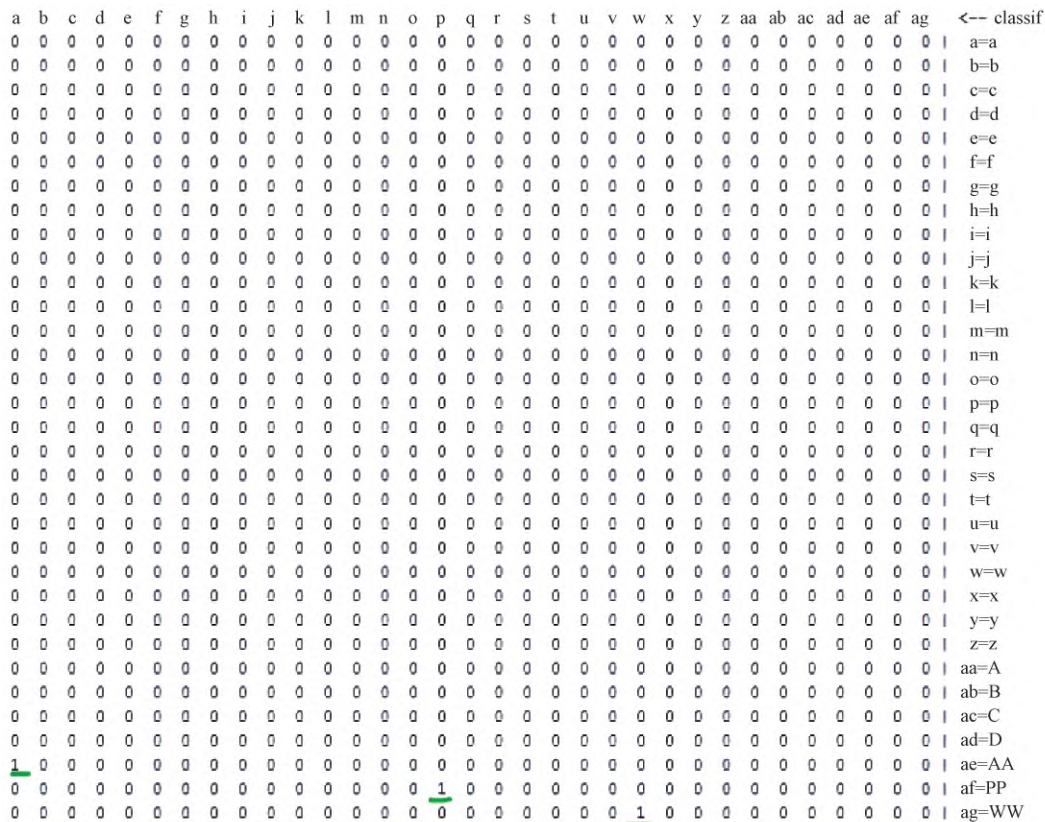
通过图 3 可以看出,1 分别被模型分类 AA 行,a 列; PP 行,p 列; WW 行,w 列这几个位置,表示模型将命名为 AA 的测试集分类给实验者 a; 将命名为 PP 的测试集分类给实验者 p; 将命名为 WW 的测试集分类给实验者 w,这与实验设定的条件一致,试验

a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	o	p	q	r	s	t	u	v	w	x	y	z	aa	ab	ac	ad	ae	af	ag	<-- classif
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	a=a
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	b=b
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	c=c
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	d=d
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	e=e
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	f=f
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	g=g
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	h=h
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	i=i
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	j=j
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	k=k
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	l=l
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	m=m
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	n=n
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	o=o
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	p=p
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	q=q
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	r=r
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	s=s
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	t=t
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	u=u
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	v=v
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	w=w
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	x=x
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	y=y
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	z=z
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	aa=A
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	ab=B
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	ac=C
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	ad=D
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	ae=AA
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	af=PP
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	ag=WW

行 a ~ ag 为 30 名实验者的数据; 列 a ~ WW 为识别分组; 1 为测试样本

图 2 实验 1 分类结果

Fig. 2 Classification result diagram of experiment 1



行 a ~ ag 为 30 名实验者的数据; 列 a ~ WW 为识别分组; 1 为测试样本

图 3 实验 2 分类结果

Fig. 3 Classification result diagram of experiment 2

成功。

经过上述两个实践表明,通过 30 名实验者的步态特征数据作为训练集得到的 BP 神经网络模型可以进行这 30 人的步态特征识别。

为了进一步验证所提出的基于 BP 神经网络的步态特征识别方法对于人体足迹检验的准确性,对实验 2 进行了 1 000 次重复试验,并传统人工鉴别方法进行准确性比对,其结果如表 8 所示。结果表明,所提出的基于 BP 神经网络的步态特征识别方法能够客观、准确的进行人体身份鉴别,相较于人工鉴别最高 84.7% 的准确率,本文方法的准确率达到 90% 以上,进一步验证了本文方法的有效性。

表 8 本文方法与传统人工比对方法准确率比对结果

Table 8 The accuracy ratio of the method is compared with that of the proposed traditional manual comparison method

实验者编号	准确率/%	
	本文方法	传统人工方法
实验者 a	99.3	83.3
实验者 p	99.1	84.7
实验者 w	99.1	84.1

4 结论

以立体赤足足迹作为研究对象,提出了一种基于 BP 神经网络的步态特征识别。首先,对立体赤足足迹的深度差、区域面积、区域体积 3 种步态特征进行选取和测量,然后,首次引入 BP 神经网络理论,对 MultilayerPerceptron 分类器参数进行优化调整,然后通过一系列实验测试本文方法的有效性,并传统的人工检验结果进行比对,相对于人工鉴别方法只有 84.7% 的准确率,所提出步态特征识别算法的准确率达到 90% 以上,可以应用于刑事技术足迹检验和人身个体识别领域。

参 考 文 献

- [1] 王文君,郭威,唐云祁. 青年人自然行走过程中起落脚位置特征 [J]. 科学技术与工程, 2019, 19(35): 265-272.
Wang Wenjun, Guo Wei, Tang Yunqi. Position of initial and final contact during normal walking of young adults [J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(35): 265-272.
- [2] Nina M, Mastrigt V. Critical review of the use and scientific basis of forensic gait analysis [J]. Forensic Sciences Research, 2018, 3: 183-193.
- [3] 李若愚. 基于深度相机的立体足迹测量方法研究 [D]. 北京:

- 中国人民公安大学, 2020.
- Li Ruoyu. Research on stereo footprint measurement method based on depth camera [J]. Beijing: People's Public Security University of China, 2020.
- [4] 马天娇, 叶方坚, 韩广良, 等. 足部模型点云配准方法研究 [J]. 机电工程技术, 2020, 49(5): 75-78.
- Ma Tianjiao, Ye Fangjian, Han Guangliang, et al. Research on point cloud registration method of foot model [J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2020, 49(5): 75-78.
- [5] 奚先, 黄江清. 基于卷积神经网络的地震偏移剖面中散射体的定位和成像 [J]. 地球物理学报, 2020, 63(2): 687-714.
- Xi Xian, Huang Jiangqing. Location and imaging of scatterers in seismic migration profile based on convolutional neural network [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2020, 63(2): 687-714.
- [6] 曾坤, 姜志侠. 基于多遗传算法的BP神经网络人脸识别 [J]. 计算机技术与发展, 2021, 31(1): 77-82.
- Zeng Kun, Jiang Zhixia. Based on BP neural network with multiple genetic algorithm [J]. Computer Technology and Development, 2021, 31(1): 77-82.
- [7] 谢义. 基于足底触觉信息的步态特征提取与识别研究 [D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2021.
- Xie Yi. Research on gait feature extraction and recognition based on tactile information of plantar [D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2021.
- [8] 高毅. 控制步幅条件下足迹步态特征的稳定性限度研究 [J]. 警察技术, 2021(3): 54-57.
- Gao Yi. Study on stability limit of footstep gait characteristics under controlled stride [J]. Police Technology, 2021(3): 54-57.
- [9] 高毅, 赵泽宇, 张庆时. 年龄对行走状态下足跟区压力分布的影响 [J]. 皮革科学与工程, 2021, 31(3): 54-60.
- Gao Yi, Zhao Zeyu, Zhang Qingshi. Effect of age on pressure distribution in heel area under walking state [J]. Leather Science and Engineering, 2021, 31(3): 54-60.
- [10] 王新亭, 王琪, 徐聃弟, 等. 基于BP神经网络的高足弓异常程度评价模型的构建 [J]. 中国生物医学工程学报, 2021, 40(2): 252-256.
- Wang Xinting, Wang Qi, Xu Dandi, et al. Construction of abnormal degree evaluation model of high arch based on BP neural network [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2021, 40(2): 252-256.
- [11] 张希妮, 张焱, 崔科东, 等. 跑者足部形态与足趾及跖趾关节屈肌力量的相关性 [J]. 医用生物力学, 2021, 36(1): 122-128.
- Zhang Xini, Zhang Shen, Cui Kedong, et al. Correlation between foot morphology and flexor strength of toes and plantar-toe joints in runners [J]. Medical Biomechanics, 2021, 36(1): 122-128.
- [12] 宋礼文, 向长城, 邱达, 等. 基于足底压力分布的足部运动特征提取 [J]. 医用生物力学, 2020, 36(3): 431-436.
- Song Liwen, Xiang Changcheng, Qiu Da, et al. Extraction of foot motion features based on plantar pressure distribution [J]. Medical Biomechanics, 2020, 36(3): 431-436.
- [13] Kim J, Kim T, Kim S, et al. Edge-labeling graph neural network for few-shot learning [C] // Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach: IEEE, 2019: 11-20.
- [14] Caravaggi P, Matias A B, Taddei U T. Reliability of medial-longitudinal-arch measures for skin-markers based kinematic analysis [J]. Journal of Biomechanics, 2019, 88: 180-185.
- [15] Carter S L, Bryant AR, Hopper L S. An analysis of the foot in-turnout using a dance specific 3D multi-segment foot model [J]. Journal of Foot and Ankle Research, 2019, 12: 10-11.
- [16] 高毅, 马越, 赵泽宇, 等. 人体赤足形态特征接触面积与身高体质量相关性统计分析 [J]. 中国组织工程研究, 2021, 25(32): 5103-5108.
- Gao Yi, Ma Yue, Zhao Zeyu, et al. Statistical analysis of the correlation between the contact area and height and body weight of human bare feet [J]. Chinese Journal of Tissue Engineering Research, 2021, 25(32): 5103-5108.
- [17] 陈凯, 陈秀宏. 基于ELM的局部空间信息的模糊C均值聚类图像分割算法 [J]. 数据采集与处理, 2019, 34(1): 100-110.
- Chen Kai, Chen Xiuhong. Fuzzy C-means clustering algorithm for image segmentation based on ELM local spatial information [J]. Data Acquisition and Processing, 2019, 34(1): 100-110.
- [18] 孙成. 三维激光点云特征提取及配准算法改进 [D]. 西安: 西安科技大学, 2019.
- Sun Cheng. Improvement of 3D laser point cloud feature extraction and registration algorithm [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2019.
- [19] 刘建伟, 赵会丹, 罗雄麟, 等. 深度学习批归一化及其相关算法研究进展 [J]. 自动化学报, 2020, 46(6): 1090-1120.
- Liu Jianwei, Zhao Huidan, Luo Xionglin, et al. Research progress on batch normalization of deep learning and related algorithms [J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(6): 1090-1120.
- [20] 刘旭辉, 胡慧娜, 简震. 基于复合摆线的下肢假肢步态规划及运动仿真 [J]. 科学技术与工程, 2021, 21(32): 13691-13695.
- Liu Xuhui, Hu Huina, Jian Zhen. Gait planning and motion simulation of lower limb prosthesis based on compound cycloid [J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(32): 13691-13695.