



开放科学(OSID)

赤足足迹识别研究综述

王 昆^{1,2}, 郭 威^{1,2+}, 王尊严^{1,2}, 韩文强^{1,2}

1. 中国人民公安大学 侦查学院, 北京 100038
 2. 刑事科学技术北京市重点实验室, 北京 100038
- + 通信作者 E-mail: gd928@sina.com

摘要:赤足足迹识别技术是图像识别技术的一个分支,在刑侦、医疗以及安全领域发挥着重要作用,有望成为一种新的进行人身识别的手段。但是该技术尚未形成较为统一的框架,也没有一个规范化的流程。为了给今后的研究人员提供指导,需要规范不同足迹图像的识别流程,并对赤足足迹识别技术相关研究进行归纳与总结。首先对赤足足迹识别研究的背景和意义进行阐述,然后回顾该技术的发展脉络,并根据采集方式的不同将赤足足迹图像分为油墨捺印足迹图像、足底扫描图像、光学足迹采集设备采集的足迹图像以及足迹压力采集系统采集的足压图像四类,并指出后两种图像是目前赤足足迹识别研究的热点。之后分别从赤足足迹数据集、图像预处理、识别方法三个方面分析赤足足迹识别技术的研究现状。其中,识别方法分为传统方法和基于深度学习的方法,后者又进一步划分为网络结构创新方法和损失函数优化方法。在给出识别方法的评价指标后,从多个方面对各种方法进行对比。最后指出该技术目前面临的问题,并对其今后的发展方向进行展望。

关键词:图像识别;赤足足迹;人身识别;足迹图像;足压图像;深度学习

文献标志码:A **中图分类号:**TP391.41

Review of Bare Footprint Recognition

WANG Kun^{1,2}, GUO Wei^{1,2+}, WANG Zunyan^{1,2}, HAN Wenqiang^{1,2}

1. School of Criminal Investigation, People's Public Security University of China, Beijing 100038, China
2. Beijing Municipal Key Laboratory of Forensic Science, Beijing 100038, China

Abstract: Bare footprint recognition technology is a branch of image recognition technology, which plays an important role in criminal investigation, medical treatment and security fields, and is expected to become a new means of personal identification. However, this technology has not yet formed a relatively unified framework, nor has it established a standardized procedure. In order to provide guidance for future researchers, it is necessary to standardize the recognition process of different bare footprint images and summarize the relevant research of bare footprint recognition technology. Firstly, the background and significance of bare footprint recognition research are expounded. Then, the development history of this technology is reviewed, and the bare footprint images are divided into four categories according to different acquisition methods: ink stamped bare footprint images, plantar scanning images, footprint images acquired by optical footprint acquisition equipment and foot pressure images acquired by footprint pressure acquisition system. It is pointed out that the latter two images are the hot spots of bare footprint recognition research at present. Then, the research status of bare footprint recognition technology is analyzed from three aspects: dataset, image preprocessing and recognition methods. Among them, the recognition methods are

基金项目:刑事科学技术北京市重点实验室建设项目(2023ZB06)。

This work was supported by the Construction Project of Beijing Municipal Key Laboratory of Forensic Science (2023ZB06).

收稿日期:2023-07-13 **修回日期:**2023-09-04

divided into traditional methods and deep learning-based methods, and the latter is further divided into network structure innovation methods and loss function optimization methods. The evaluation indices of identification methods are given, and various methods are compared from many aspects. Finally, the problems faced by this technology are pointed out, and its future development direction is prospected.

Key words: image recognition; bare footprint; personal identification; footprint images; foot pressure images; deep learning

赤足足迹识别技术是图像识别技术的一个子领域,在刑侦、医疗以及安全领域具有重要的意义。在诉讼实践中,赤足足迹的识别与鉴定在侦查破案和案件审判中发挥着重要的作用^[1],比如,在侦查破案过程中可以帮助分析案情,判断足迹遗留人员的人身特点,判断作案人数以及为追踪逃犯嫌疑人提供线索;在案件审判中有助于识别人身,与其他证据相互印证从而直接认定人身同一^[2]。赤足足迹识别技术在医疗和安全领域也起着重要作用。它可以帮助诊断足部相关的疾病,如糖尿病足、扁平足、脚气等,也可以检测足部的健康和功能状况。它还可以作为一种辅助的生物识别技术,用于一些高安全性的场

所,如机场、银行、军事基地等^[1-2]。

赤足足迹识别技术或将成为一种新的人身识别手段,比如,若能证明动态足压具有稳定性与特异性,可以利用压力足迹进行人身识别,则可以尝试将足底压力信息作为门禁等人身识别系统的“双保险”,甚至直接作为其判断依据。近些年,赤足足迹识别技术发展迅速,各种研究成果不断涌现,因此,对赤足足迹识别技术的发展历程与研究现状进行综述对后续研究具有十分重要的意义。

表1将五种发展较为成熟的人身识别方式与赤足足迹识别(表中为“赤足识别”)的原理、特点、不足、应用场景、普及度以及准确度进行对比。与其他

表1 六种人身识别方式对比

Table 1 Comparison of six personal identification methods

识别类型	原理	特点(优势)	不足	应用场景	普及度	准确度
人脸识别	通过定位人脸上的特征点或者整体特征来进行识别	非接触式;自然且广泛适用于人体;易于使用	可能受环境光线、角度、遮挡等因素的影响;存在隐私问题	手机解锁、人脸支付、人员出入管理等	高	在理想条件下,准确度很高,但在复杂环境下可能存在误识别
指纹识别	通过分析和比对指纹上的纹路和特征点来进行识别	唯一性高,难以伪造;高安全性,稳定可靠	接触式;可能受伤或者污染的影响;指纹质量不好时可能导致失败	手机解锁、门禁系统、刑侦领域等	高	准确度很高,但指纹质量差时会有一定的误识别率
虹膜识别	通过分析和比对人眼中的虹膜纹理特征来进行识别	非接触式;唯一性高,难以伪造;高安全性	设备成本高,不适合大规模应用;受环境光线和眼球距离等因素影响	高安全要求的场所、边境检查站等	较低	准确度高,但存在一定的误识别率
声纹识别	通过分析和比对声音的频率、节律和共振特征来进行识别	非接触式,可远程识别;每个人的声音独特、稳定	受环境噪音、说话方式等因素影响;可能被模拟或伪造	电话银行、语音助手、身份认证等	较低	在理想条件下,准确度高,但在嘈杂环境中可能存在误识别
静脉识别	通过识别人体静脉系统中的血管分布和特征来进行识别	非接触式;难以伪造,静脉结构稳定且终生基本不变;高度安全,一定程度的抗伪造能力;隐私性较好	设备成本较高,需要特定的红外传感器和图像处理技术;对手的位置和姿态有一定的要求	金融业、医疗保险、数据中心、高安全要求的门禁系统等	低	在适当的使用环境下,其准确度高,一般达到99%以上
赤足识别	通过分析和比对“光学”足迹图像或足压图像来进行识别	难以伪造;有助于刻画身高、体态等人身特征;成趟足迹刻画步态;可辅助其他识别方法识别	接触式;赤足限制了应用场景;研究尚不完善	刑侦领域、高安全要求的场所、门禁、边境检查站等	暂无	准确度较高,多数方法达到了90%以上

人身识别方法相比,赤足足迹识别具有独特的优势,即赤足足迹难以伪造,并有助于刻画身高、体态等人身特征。但同时,赤足足迹识别也存在局限性,由于赤足足迹的采集在较多场合相对不便,并且采用接触式识别方式,还需考虑到相关的卫生问题,其应用场景有一定的局限性。就识别精度而言,较多赤足足迹识别方法的正确识别率都能达到90%以上,但相比于其他人身识别方式,其识别准确度目前仍相对较低。因此,赤足足迹识别的研究亟待丰富与完善。由于成趟赤足足迹图像可以刻画行人步态,在现有识别方法的基础上结合行人的步角等步幅特征分析有助于提高识别准确率。

自2005年以来,赤足足迹识别技术开始兴起并逐渐发展,不断有新的方法被提出来。近年来,随着深度学习在图像识别领域的广泛应用,基于深度学习的赤足足迹识别方法开始出现,这类方法能够更好地进行特征提取、学习和相似度度量,使得赤足足迹识别技术进入到一个新的阶段。同时,赤足足迹识别技术的发展也面临着一些问题。

由于目前赤足足迹识别技术的研究流程没有得到统一规范,并且较多研究只针对其采集的特定数据集,从而导致其最终的研究成果不具有普适性,不能应用于实际,因此规范赤足足迹识别流程、将赤足足迹图像科学分类、规范建立数据集是迫切而必要的。本文首先按照采集方式的不同将赤足足迹图像分为四类,然后对各类图像的优缺点和应用场景等进行介绍,并梳理足迹图像的预处理过程;接着介绍两类赤足足迹识别方法,分别是基于传统机器学习的方法(即“传统方法”)和基于深度学习的方法,从

多个方面对各种识别方法进行对比,同时给出基于深度学习方法的评价指标;最后指出赤足足迹识别技术目前面临的问题,并对该技术的前景进行展望。

1 赤足足迹识别技术

1.1 赤足足迹数据集

为了进行赤足足迹识别,研究人员需要先建立一个较大的赤足足迹数据库^[3]。目前,由于缺乏公开的大型赤足足迹数据集,研究人员只能自行采集所需的赤足足迹数据。然而,各个研究团队之间没有统一的采集规范,导致收集的足迹数据可能存在偏向性和不可比性。因此,规范建立赤足足迹数据集具有十分重要的意义。

根据遗留方式的不同可以将赤足足迹分为静态赤足足迹和动态赤足足迹^[4-5]。静态赤足足迹是指采集者静止站立时形成的足迹,动态赤足足迹是指采集者行走时形成的足迹^[6]。在采集过程中,应注意区分这两种类型的赤足足迹,并且应重点关注动态赤足足迹,因为其能够反映出更多的信息,更接近现场情况,对案件侦查更有意义。方敏详细阐述了静态赤足足迹和动态赤足足迹的采集规范^[5]。另外,还可以根据承痕客体表面形态是否变化分为平面赤足足迹和立体赤足足迹^[7],目前实验人员通常利用平面赤足足迹进行识别。

赤足足迹图像根据不同的采集方式可以分为油墨捺印足迹图像、足底扫描图像、光学足迹采集设备采集的足迹图像(或称“光学”足迹图像)以及足迹压力采集系统采集的足压图像^[4-5],如图1所示。光学足迹采集设备和足迹压力采集设备如图2^[8]所示。

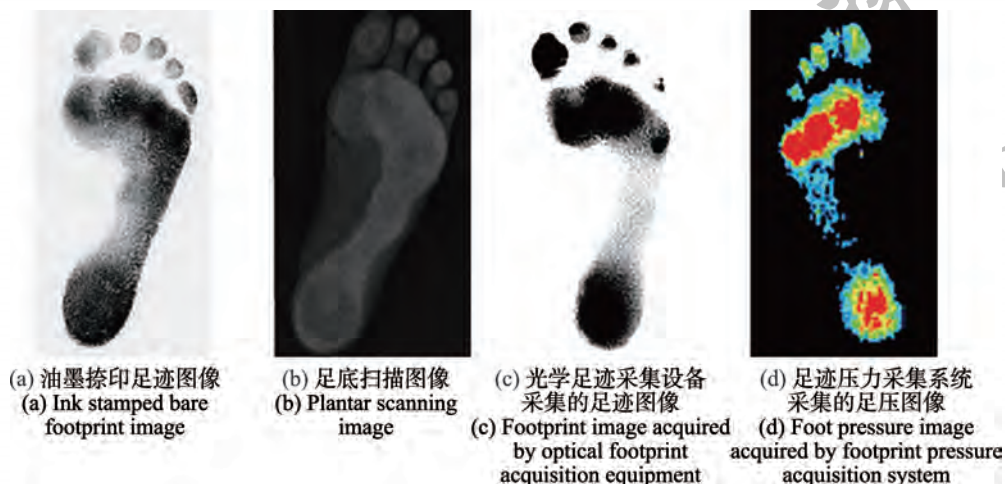


图1 四种不同采集方式得到的赤足足迹图像

Fig.1 Bare footprint images acquired by four different acquisition methods

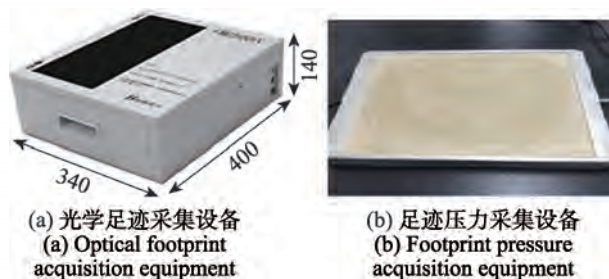


图2 两种不同的赤足足迹采集设备

Fig.2 Two different pieces of bare footprint acquisition equipment

图3^[9]显示了光学足迹采集设备采集足迹图像的成像过程。光源发出的光穿过透明玻璃,以极小的角度照射在反光弹性带的抛光面上。当实验者脚踩到反光带的反面时,由于受力不均,抛光面上会形成不同高度的向下凸起。在没有压力的位置(即脚未与反光带反面接触的位置),光线发生折射不形成图像^[10];对于有压力的位置,压力越高,凸起越高,这些凸起使得光线被反射到平面镜上,光线再次反射后最终被照相机捕获,从而形成了足迹图像^[9]。光学足迹采集设备采集到的原始足迹图像是256级的灰度图像,灰度值越小的地方足压越大。

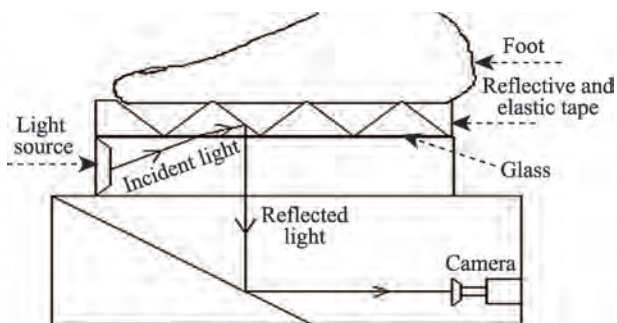


图3 光学足迹采集设备成像过程

Fig.3 Imaging process of optical footprint collection equipment

足迹压力采集设备内部由压阻式传感器构成,能够根据压力板上各个位置压力的不同生成对应的足压图像并将其存入到采集软件中。足迹压力采集系统采集的足压图像可以反映采集者行走过程中足底压力的变化以及由此产生的足迹特征等信息,常与行走运动形态的研究相结合,因此足压图像的识别对于步态特征的研究具有重要意义。

表2介绍了四种用于赤足识别的足迹图像的采集原理、优缺点、应用场景和当前使用率。“光学”足迹图像和足压图像相比于早期赤足足迹识别所采用

的油墨捺印足迹图像和足底扫描图像具有更大的优势,比如更利于构建大型数据集,图像质量更高,识别效果更好等。鉴于此,目前赤足足迹识别研究人员通常采用这两种图像构建数据集,而利用其他种类足迹图像进行识别的研究已经很少,因此本文后续对实验流程的梳理和对方法的介绍均只针对“光学”足迹图像和足压图像。

1.2 图像预处理

对于光学足迹采集设备采集的足迹图像,在传统的赤足足迹识别方法中,其图像预处理过程主要分为:去标尺、去噪、标准化和数据集划分。在基于深度学习的赤足足迹识别方法中,其图像预处理过程还包括数据集增广。相比于光学足迹采集设备采集的足迹图像,足迹压力采集系统采集的足压图像的图像预处理过程少了去标尺操作。赤足足迹图像预处理流程如图4所示。下面对赤足足迹图像的预处理过程进行介绍。

1.2.1 去标尺

使用光学足迹采集设备采集到的足迹图像中含有标尺部分,为了避免标尺对赤足足迹识别过程产生干扰,需要先对足迹图像进行去标尺操作。由于标尺区域是固定的,将该标尺区域的灰度值赋值为255,即用白色填充该区域后,可以去除图像中的标尺^[16]。去标尺操作可由Matlab实现^[5]。

1.2.2 去噪

在利用光学足迹采集设备采集足迹图像过程中,光线和灰尘等因素可能会对生成的足迹图像造成干扰,从而导致一部分足迹图像中存在较多的椒盐噪声;在利用足迹压力采集系统采集足压图像的过程中,人为噪声、足迹采集设备的内部噪声以及数据传输过程中产生的噪声也都不可避免,因此需要对采集到的足迹图像进行去噪处理。由于中值滤波能够保留完整的足迹轮廓信息,从而保证足迹图像的细节信息不被破坏,实验人员常常采用中值滤波对足迹图像进行去噪。鲍文霞等人使用 5×5 的窗口对足迹图像进行中值滤波,消除了光学足迹采集设备采集的足迹图像中的椒盐噪声^[10],之后又采用 3×3 的窗口对足迹压力采集系统采集的足压图像进行中值滤波,完成了足压图像的去噪^[17]。由于噪声处的像素值通常较大,使得噪声不易在图像上被分辨,方敏使用对比度增强方法去噪,首先将每幅足迹图像都乘上一个大小介于0到1之间的系数,提高了图像的对比度,将颗粒状痕迹显现出来,并人工去除这些痕

表2 四种赤足足迹图像对比

Table 2 Comparison of four bare footprint images

图像类别	采集原理	优点	缺点	应用场景	当前使用率
油墨捺印足迹图像	利用光学设备拍摄或扫描已采集的油墨捺印足迹得到的足迹图像	可反映动态足迹信息;成本低廉,操作方便,较好地反映足迹的长宽特征以及形态结构特征 ^[11] ,采集方式与现场足迹的形成过程较为相似,接近现场足迹 ^[12] ;可以反映足底的纹线	捺印足迹过程的规范性不易控制,易受到刚蹭的影响;油墨浓度不均匀可能会使得采集的足迹产生形变或者缺失部分信息,足迹图像的扫描也会受到纸介质的干扰 ^[13] ;油墨捺印过程不方便快捷,不利于建立较大的数据集 ^[14]	足迹鉴定、传统赤足足迹识别等	低
足底扫描图像	扫描足底得到的具有一定立体效果的足部图像	能较为完整地反映足底部的生物特征,有助于研究足迹与其他人身特征(如身高、骨骼构造)之间的关系;不仅包含了足迹重压面 ^[15] 的特征信息,还包含了全足的影像信息 ^[4]	与现场形成的赤足足迹有较大的差别,且只能反映静态足迹的信息,不适用于刑侦领域;足迹图像预处理过程较为复杂	医疗和体育等领域、足迹生物特征识别等	较低
“光学”足迹图像	光学足迹采集设备根据棱镜全反射等光学原理拍摄得到的足迹图像	可反映动态足迹信息;不但在轮廓形态方面接近现场足迹,而且能够较好地反映出足迹重压面的痕迹特征,噪声干扰更少,足迹捺印过程也更易控制,足迹图像采集过程更加高效,利于构建较大数据集	作为灰度图像,主要反映赤足足迹的表面形态结构,也能一定程度上反映足压,但因为其压力值是由算法估计得到的相对值,所以图像压力值不准确,并且图像边缘的轮廓不太清晰	基于深度学习的赤足足迹识别	高
足压图像	足迹压力采集设备根据压力板上各个位置压力不同生成的对应的足压图像	可反映动态足压信息;将压力与形态结合,具有更加完整的数据特征并能够清晰地反映压力分布,压力变化层次丰富,重压面区域清晰,可以准确表示各个位置压力大小,具有清晰的轮廓,有助于提高赤足足迹识别的鲁棒性;采集过程更加简洁高效,利于构建较大数据集	与现场足迹形态差别较大	基于深度学习的赤足足迹识别	高

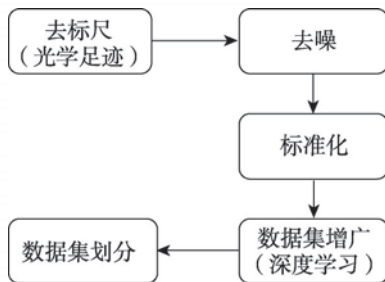


图4 赤足足迹图像预处理流程图

Fig.4 Flow chart of bare footprint image preprocessing

迹噪声,最后将人工处理后的图像除以该系数,得到了去噪后的足迹图像^[5]。王鹏鹏等人将已去标尺的足迹图像分别进行灰度反转和二值化,并将获得的两幅足迹图像逐点相乘最终得到去噪后的足迹图像^[18]。

由于足迹采集设备可能因长期使用而导致密封性不好,采集到的足迹图像容易受到灰尘噪声的影响。灰尘噪声与椒盐噪声和高斯噪声有很大区别,其特征是:噪声点分布随机,但总是聚集在一起;噪

声点强度值与足迹区域强度值大小相似;噪声连通区域的面积总是小于足迹主要部分的面积。鉴于灰尘噪声具有以上特性,Wang等人提出了区域秩滤波器,通过消除较小的区域来过滤噪声^[9]。汪桐生采用扫描线滤波算法对足迹图像进行滤波,去除了足迹图像中的噪声^[6]。由于足迹压力采集系统采集的足压图像足跟处出现噪声点的概率相对较高,梁栋等人在对整个足压图像去噪后,又对足跟处单独设定一个阈值进一步去除足跟处噪声^[19]。

在进行图像去噪操作后,可以进一步对赤足足迹图像进行图像增强。鲍文霞等人采用直方图均衡化方法对足迹图像进行增强,取得了良好的效果^[10]。

图5^[20]显示了光学足迹采集设备采集的足迹图像去标尺与去噪过程,图6^[20]显示了足迹压力采集系统采集的足压图像去噪过程。

1.2.3 标准化

足迹图像的标准化对于后续进行赤足足迹识别具有重要意义,其作用主要体现在以下三个方面:首先,足迹图像标准化可以把有量纲的数据转换为无



图5 “光学”足迹图像去标尺与滤波去噪过程

Fig.5 De-scaling and filtering denoising process of “optical” footprint images

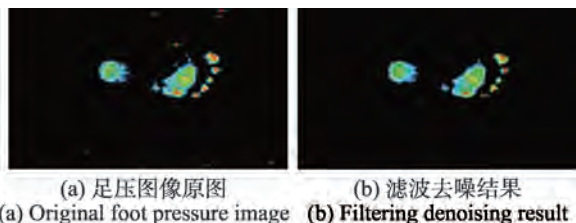


图6 足压图像滤波去噪过程

Fig.6 Filtering denoising process of foot pressure images

量纲的数据,从而约束数据的分布,保证了数据的一致性;其次,由于足迹采集设备在采集足迹图像的过程中会受到光线等因素的干扰,从而导致足迹图像上的像素值大小有较大的差异,而归一化操作可以使得图像上的像素值变为0到1之间的小数,减小了差异值所造成的影响;最后,标准化后的数据集不但能够加快模型在训练过程中的收敛速度,而且可以提高模型的精度。目前常用的归一化方法包括 z-score 标准归一化和极大极小值归一化方法。z-score 标准归一化能够减小足迹图像灰度值分布的差异性,因此实验人员更加倾向于采用此方法进行足迹

图像的标准化^[5]。将足迹图像的大小以及分辨率进行归一化之前,若实验需要,还可以把赤足足迹的方向进行归一化,从而保证足迹图像脚尖朝上、脚跟在下。Wang 等人先把足迹图像中足跟处沿同一个斜向上方向分布的压力方向定义为主方向,之后将足迹沿足跟最凸点旋转至主方向竖直向上,从而得到了足迹方向标准化后的赤足足迹图像^[9]。

1.2.4 数据集增广

较为常用的数据增广方法包括:旋转、水平镜像、垂直镜像、平移、亮度变换、剪切以及噪声等^[21]。鲍文霞等人对滤波去噪后的两种赤足足迹图像分别采用垂直翻转、水平翻转、逆时针旋转 10°和顺时针旋转 10°四种方法进行数据集增广^[20],如图7和图8所示;汪桐生采用数据擦除增广方式^[22]对足压图像数据集进行增广操作,进而得到残缺足压图像^[6]。采用经过残缺足压图像增广后的数据集进行赤足足迹识别,增加了网络对于残缺压力足迹识别的鲁棒性,降低了网络的拟合时间,提高了卷积神经网络对残缺足压图像检索的自适应能力。

1.2.5 数据集划分

在传统的赤足足迹识别方法中,为了验证所采用方法的优越性,可以将赤足足迹数据集划分为训练集和测试集;在深度学习中,为了训练神经网络模型并防止模型的过拟合,可以将赤足足迹数据集划分为训练集、验证集和测试集^[3]。数据集划分完成后,就可以进行赤足足迹识别实验,设计合适的赤足足迹识别方法,构建性能良好的网络模型。



图7 “光学”足迹图像数据集的四种增广方法

Fig.7 Four methods of augmenting dataset of “optical” footprint images

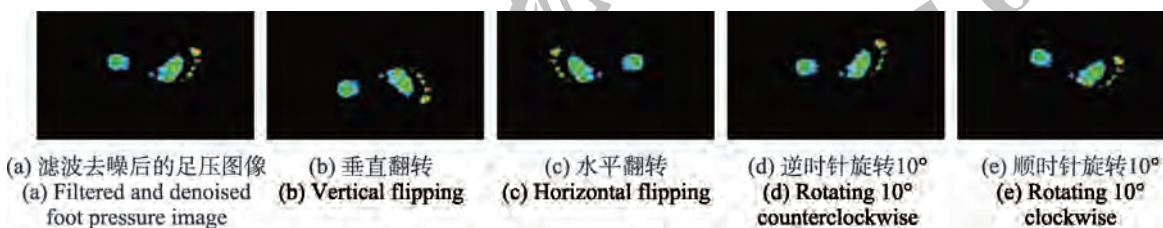


图8 足压图像数据集的四种增广方法

Fig.8 Four methods of augmenting dataset of foot pressure images

1.3 识别方法

根据是否运用深度学习的方法,可以将赤足足迹识别方法分为传统赤足足迹识别方法和基于深度学习的赤足足迹识别方法。传统的赤足足迹识别方法在2018年以前在赤足足迹识别中具有广泛的应用,对于赤足足迹识别技术的发展具有不可磨灭的重要意义。2006年,Hinton等人提出了深度学习的概念^[23],它是包含多个隐藏层的一种神经网络结构,能够更抽象、更深层次地描述目标对象的属性和特征^[24]。深度学习具有较快的数据处理速度、较强特征提取能力以及较高的识别精度,被越来越广泛地应用在图像识别领域^[25]。自2018年开始,基于深度学习的赤足足迹识别方法开始不断地涌现出来,使得赤足足迹识别技术进一步发展,进入了一个新的阶段。下面将对传统赤足足迹识别方法和基于深度学习的赤足足迹识别方法分别进行介绍。

1.3.1 传统赤足足迹识别方法

传统的赤足足迹识别方法通常是先对足迹图像进行特征提取与选择,再计算特征之间的相似度,最后利用分类器给出识别结果。识别准确率通常是评价传统赤足足迹识别方法性能优劣的指标。传统的赤足足迹识别方法流程图如图9所示。表3从多个方面对已有的较为经典的传统赤足足迹识别方法进行比对。



图9 传统赤足足迹识别方法流程图

Fig.9 Flow chart of traditional bare footprint recognition method

传统方法在特征提取过程中,不但可以提取足压图像的形态特征、压力特征、卷积特征、拉普拉斯特征,还可以提取光学足迹采集设备采集的足迹图像的形态特征和局部相位量化(local phase quantization, LPQ)特征,并可以进一步对特征进行优化融合。为了计算图像之间的相似度,可以采用度量学习等方法。实验人员常用支持向量机(support vector machine, SVM)分类器或K近邻(K-nearest neighbor, KNN)分类器进行足迹图像的识别,而采用度量学习核函数的SVM方法能够进一步提高赤足足迹识别率。图10显示了一个较为经典的传统赤足足迹图像识别方法^[10]的算法流程。

1.3.2 基于深度学习的赤足足迹识别方法

大多数的传统赤足足迹识别方法都能取得较高的平均识别率,但是当数据集较大时,这类方法并不能快速高效地得出分类识别的结果。基于深度学习的赤足足迹方法不但可以克服这一缺点,而且具有更强的特征提取能力和更高的识别精度,因此该方

表3 传统赤足足迹识别方法对比

Table 3 Comparison of traditional bare footprint recognition methods

名称	创新点	数据集	优势	不足	准确率/%	适用场景
基于光学足迹图像的赤足足迹识别算法 ^[26]	双树复小波变换 ^[27] +度量学习+SVM	光学	特征提取较好,识别速度较快	识别准确率较低	88.13	中等样本“光学”足迹图像识别
基于度量学习核函数的赤足足迹图像识别算法 ^[10]	Relief-F ^[28] 方法优化融合LPQ ^[29-30] 特征和全局形态特征+度量学习+SVM	光学	能够提取稳定的显著性特征;增大类间差异,减小类内差异	识别效率有待提高	96.66(max)	中等样本“光学”足迹图像识别
基于区域置信度的赤足足迹相似度计算方法 ^[9]	几何形状谱表示法&压力径向梯度图+主成分分析方法&线性判别分析 ^[31] +KNN	光学	训练样本较多,特征提取较好	识别效率有待提高	98.75	中等样本“光学”足迹图像识别
触觉步态识别方法 ^[19]	拉普拉斯谱特征提取+SVM ^[32]	足压	数据噪声小,鲁棒性强	数据精度低,识别效率有待提高	96.00	小样本足压图像识别
基于足底压力和脚印外观形状的左右脚动态识别方法 ^[33]	连通域图像分割算法+Canny边缘检测算法	足压	识别效率高,鲁棒性强	聚类条件有待改进,识别准确率有待提高	94.50	小样本足压图像识别
基于压力传感器的赤足足迹识别算法 ^[34]	贝叶斯阈值+主成分分析+SVM	足压	特征提取较好,鲁棒性强	训练样本数量较少,识别效率有待提高	97.00	小样本足压图像识别
基于多模特征赤足足迹识别算法 ^[35]	连通区域滤波+多特征优化融合+SVM	足压	解决残缺赤足足迹分类识别问题,鲁棒性强	数据为静态足压图像,意义不大;识别效率有待提高	100.00(完整集) 99.93(半完整集) 94.45(不完整集)	小样本足压或残缺足压图像识别

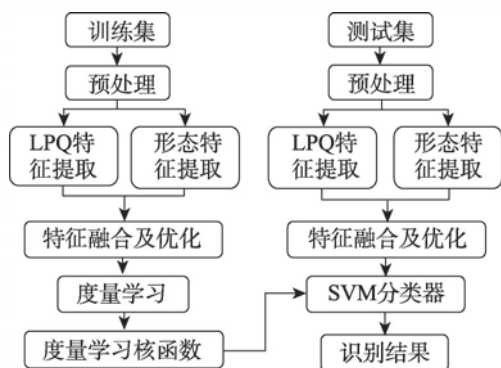


图10 传统赤足足迹图像识别方法算法流程图

Fig.10 Algorithm flow chart of traditional bare footprint image recognition method

法逐渐成为赤足足迹识别领域的研究热点。

基于深度学习的赤足足迹识别方法通常包括以下四个步骤:构建网络结构模型、特征提取与学习、相似度计算、模型得出识别结果。基于深度学习的赤足足迹识别方法的流程图如图11所示。后文对基于深度学习的赤足足迹识别方法的评价指标进行总结,然后进一步详细介绍并从多方面对比多种能够反映研究现状的识别方法。

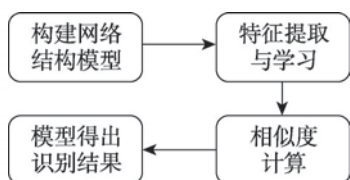


图11 基于深度学习的赤足足迹识别方法流程图

Fig.11 Flow chart of bare footprint recognition method based on deep learning

1.3.2.1 评价指标

在赤足足迹识别实验中,实验人员通常通过比较各赤足足迹识别方法取得的平均识别率(或正确识别率)来证明其所采用方法的优越性。在赤足足迹图像检索的实验中,由于实验数据集较大,除了通过比较各个方法的识别准确率,还可以通过比较其他指标来证明所提出方法的优越性,比如:前*i*个检索结果精度 $P@k$ 、平均精度均值(mean average precision, mAP)以及在累积匹配(cumulative match characteristic, CMC)曲线中表示检索集中前*K*个检索结果中出现正确匹配的概率 $RankK$ 等。文献[3]利用 $Rank1$ 、 $Rank5$ 、 $Rank10$ 以及 mAP 这4个指标来反映赤足足迹跨模态检索的准确度,通过与其他两种方法的对比,表明其提出的 HPM+Separate Triplet

Loss 算法取得了较高的精度;文献[17]采用了 $Rank1$ 、 mAP 和 $P@k$ 作为实验的评价指标,通过与其他方法对比,证明了其提出的赤足足迹图像跨模态检索方法的优越性。式(1)到式(4)反映了 $Rank1$ 、 mAP 和 $P@k$ 这三个评价指标的计算过程:

$$Rank1 = \frac{1}{M} \sum_{r=1}^M \delta(1) \quad (1)$$

$$P@k = \frac{TP}{k} \quad (2)$$

$$mAP = \frac{1}{M} \sum_{r=1}^M AP(r) \quad (3)$$

$$AP = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (P@i \times \delta(i)) \quad (4)$$

式中, M 为查询集的大小; $\delta(1)$ 表示查询图像标签是否与返回的第1个结果相同,相同为1,不相同为0; k 为返回的足迹图像的数量; TP 为 k 个结果中与标签相同的足迹图像的数量; AP 为每幅足迹图像的平均相似度; $P@k$ 为前 i 个识别结果的准确度; $\delta(i)$ 表示查询图像标签是否与返回的第 i 个结果相同,相同为1,不相同为0。

文献[36]还设置了消融实验验证其构建的置信函数的影响,结果表明,同时使用信息熵和方差作为评价指标评价区域信息时,模型会取得相对最优的性能。

1.3.2.2 方法对比

在基于深度学习的赤足足迹方法中,深度卷积神经网络(deep convolutional neural network, DCNN)已成为大多数计算机视觉相关任务中最广泛使用的解决方案^[37]。为了提高网络的性能,实验人员可以在网络结构上进行创新,也可以对损失函数进行优化。表4从多个方面对若干较新的基于深度学习的赤足足迹识别方法进行对比,其中几乎所有方法都从网络结构方面进行了创新,最后四种方法还对损失函数进行了优化。

1.3.2.3 方法小结

网络结构创新方法在网络结构上进行创新可以在网络结构中添加特征融合模块、注意力机制模块、引入残差网络以及使用较为复杂的网络结构(如引入分支结构的网络)等。对于跨模态足迹检索网络结构,还可以引入特征嵌入模块。不同的网络结构创新方法可以解决赤足足迹识别过程中的不同问题,进一步提高模型性能和识别准确率,使得赤足足迹识别技术愈发完善与成熟。

损失函数优化方法对多个损失函数进行融合可

表4 基于深度学习的赤足足迹识别方法对比

Table 4 Comparison of bare footprint recognition methods based on deep learning

模型名称	改进点	数据集	优势	不足	准确率/%	适用场景
基于双线性足迹分类算法 ^[5]	双线性网络+欧式度量	光学	整个网络参数量较少,复杂度较低,解决了过拟合的问题	根据小样本学习方法分类,只能进行小范围分类	91.14(左足集1) 92.89(左足集2) 94.15(右足集1) 94.34(右足集2)	小样本“光学”足迹图像分类
CsshuffleNet ^[38]	ShuffleNet ^[39] +SE模块+CSP结构	光学	网络参数量少,特征提取全面,识别精度高	训练样本数量较少,训练速度不快	97.80	中等样本“光学”足迹图像识别
MSFF-Net ^[40]	MSFF结构+BDB ^[41] 结构+D-Trihard	光学	可快速提取样本有效信息,解决传统难样本三元组挖掘方式不合理的问题	结构较为复杂,平均检索精度有待提高	88.86(mAP) 95.63(Rank1) 98.81(Rank5) 99.01(Rank10)	中等样本“光学”足迹图像检索
DPSC-Net ^[16]	VGG11+CFEM模块+SSCM模块	光学	网络总层数相对较深,对足迹特征的提取能力更强;涉及的模块较少,利于模型后续的迭代优化	未针对足迹数据进行网络细节的优化,提取到的足迹特征可能有冗余	90.86(左足集1) 94.67(左足集1) 87.71(右足集2) 90.89(右足集2)	大样本“光学”足迹图像识别
简单CNN ^[42]	无	足压	训练速度快,鲁棒性强	表达能力有限性能较低,样本数量少	92.69	小样本数据集的特征提取与图像分类
SFANet ^[43]	自下而上路径+自上而下路径+SFA模块	足压	充分融合足压图像的全局特征和多尺度稳定局部特征,鲁棒性强	训练样本数量较少;识别准确率有待提高	93.60	中等样本足压图像识别
基于MSACM的足压图像识别算法 ^[44]	MSACM模块+ISM模块	足压	MSACM模块抑制不重要特征,提取更多显著性特征;ISM模块减小残缺图像对检索的影响	训练样本数量较少;结构复杂,检索效率有待提高	81.64(mAP) 95.63(Rank1) 98.75(Rank5) 99.38(Rank10)	中等样本足压图像检索
基于图像重构的ResNet50双分支网络 ^[45]	ResNet50+双支路网络+GAN ^[46]	足压	能提取足迹局部特征细节信息,判别能力强,降维并优化特征	数据规模较小;存在过拟合问题	98.75	中等样本足压图像识别
MFGN ^[47]	多级融合模块+子图融合	足压	模型稳定,鲁棒性强;增大类间差异,减小类内差异;解决残缺足迹分类识别问题	网络参数过多,运算速度较低;残缺足迹采集规范性有待提高	94.61(足压集1) 93.51(足压集2) 94.49(足压集3)	中等样本足压或残缺足压图像分类
基于SAWM的VGG ^[48]	VGG19+SAWM模块	足压	SAWM模块保留显著性特征,抑制不重要特征;模型收敛速度快	识别准确率有待提高	91.20	大样本足压图像识别
四分支时序自适应算法 ^[49]	时空特征提取模块+多分支时空增强模块+TAM时序自适应模块	足压	解决模型后检索性能大幅下降的问题,检索精度较高	结构较为复杂,检索效率有待提高	91.44(mAP) 95.01(Rank1)	大样本足压图像检索
DSBH ^[50]	10层CNN+监督哈希降维	足压	检索精度高,内存消耗小	训练速度不快	98.00	大样本足压图像检索
DCMH ^[17]	深度特征融合模块+哈希编码模块+深度中心匹配损失函数	足压	能提取丰富的足压特征;增大类间差异,减小类内差异;检索精度和首中准确率较高	训练样本量有待增加	99.60(mAP) 99.50(Rank1)	大样本足压图像检索
基于融合注意力机制的赤足足迹检索算法 ^[51]	ResNet50+融合注意力机制+KL相似性损失函数	足压	能提取丰富的足压特征;增大类间差异,减小类内差异	检索识别精度有待提高	81.50(mAP) 99.70(Rank1) 99.90(Rank5) 100.00(Rank10)	大样本足压图像检索
基于空间注意力机制的双分支网络 ^[8]	ResNet50双分支网络+空间注意力机制+部分参数共享+交叉熵损失&异质中心损失	光学+足压	空间注意力机制有助于提取各模态显著性或判别性特征,损失函数增大类间差异,减小类内差异	检索识别精度和首中准确率有待提高	70.83(mAP) 87.50(Rank1)	大样本“光学”足迹图像与足压图像跨模态检索
跨模态足迹检索网络结构 ^[20]	ResNet50+非局部注意力模块+交叉熵损失&三元组损失	光学+足压	增大类间差异,减小类内差异;结构简单,灵活性与实用性高	检索识别精度有待提高	83.95(mAP) 96.50(Rank1)	大样本“光学”足迹图像与足压图像跨模态检索

以实现损失函数的优化。优化损失函数可以提高模型性能,加快模型训练速度并改善模型稳定性。优化损失函数在赤足足迹识别中也具有重要作用,通过选择合适的损失函数和优化算法,可以提高赤足足迹识别模型的准确率和泛化能力,并加快识别速度。

对网络结构进行优化是较为普遍的选择,在对网络结构进行优化的基础上优化损失函数会进一步提高模型的性能,实现更高的识别准确率。在确定好神经网络结构模型后,需要初始化学习率等训练参数,然后在训练集上对网络进行训练,可以利用损失函数进行度量学习,最后利用训练好的网络模型进行赤足足迹识别。由于模型中含有相似度分数计算模块,模型可以根据计算出的相似度分数得出最终的识别结果。

对于基于深度学习的赤足足迹识别方法,特征提取与学习是至关重要的一个阶段。多数方法的创新点在于对特征提取和学习过程进行优化。能够达到较高识别准确率的方法必须做到较好地提取显著性特征,排除无关或不重要特征。针对这一问题,瞿金杰^[45]提出了一种基于空间聚合加权注意力机制的赤足足迹识别算法。该算法先对特征图中的所有通道进行叠加,保留特征图的高响应区域中高于阈值的特征,并将其与特征图相乘,从而提取出压力足迹的降维优化后的显著性特征,再将空间聚合加权注意力机制嵌入到VGG网络中,使得网络能够专注于处理足迹图像中的显著性区域。进一步地,为了提取足压图像中的局部特征,其又通过一种基于ResNet50双分支网络的足迹识别算法提取了原始足迹图像和重构足迹图像的各显著性特征,最终在足压图像数据集上达到了98.75%的识别准确率。图12^[45]显示了空间聚合加权注意力机制模块,图13^[45]显示了基于空间聚合加权注意力机制的VGG19网络模型,图14^[45]显示了ResNet50双分支网络结构。

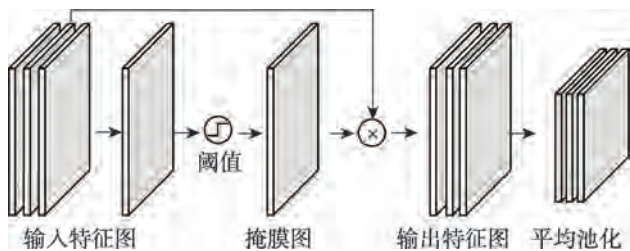


图12 空间聚合加权注意力机制模块

Fig.12 Spatial aggregation weighed attention mechanism module

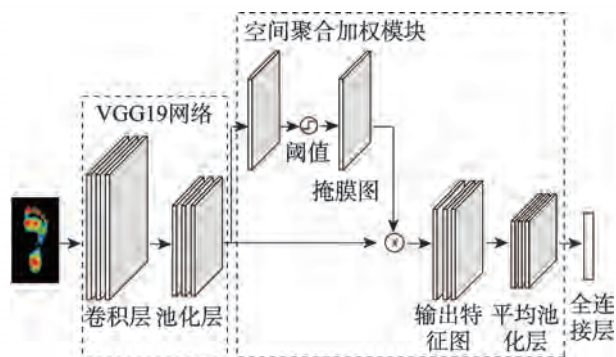


图13 基于空间聚合加权注意力机制的VGG19网络模型

Fig.13 VGG19 network model based on spatial aggregation weighed attention mechanism

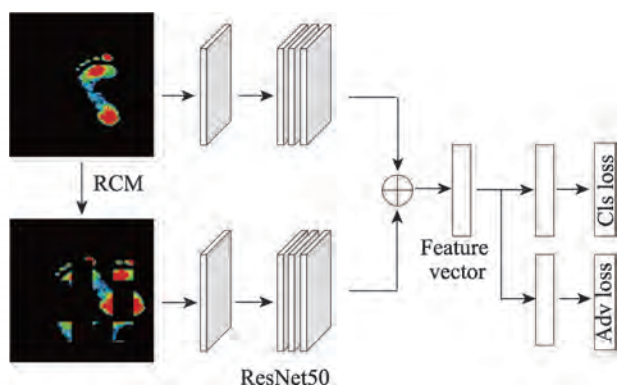


图14 ResNet50双分支网络结构图

Fig.14 ResNet50 bilinear network structure

2 面临的挑战与展望

赤足足迹识别技术虽然在发展过程中已取得了一定的成果,但仍然存在一些问题。因此,未来的研究方向可以从以下几个方面进行探索和完善:

(1)识别可行性。丁汉等人^[52]的实验表明行人自然行走状态下的足压是稳定的,这表明利用足压图像进行人身识别是有科学理论依据的。在今后的研究中,可以探究行人在不同时间段行走、以不同速度行走以及在不同负重条件下行走时足底压力的稳定性与特异性,同时辅以探究动态足压与步法特征的关系,从而从根源上探索出能否利用动态足压图像进行人身识别。

(2)成趟足迹。目前尚未有研究利用成趟足迹图像进行赤足足迹识别。由于现场赤足足迹大多是成趟足迹,出现单个足迹的情况较少,而成趟足迹又可以反映出行走人更多的信息,比如可以推断犯罪现场的作案人数,确定行走人的步法特征,因此未来

的研究可致力于探索成趟足迹的识别问题,以推动刑事侦查技术的进步,并使赤足足迹识别研究更具有现实意义。成趟赤足足迹可以刻画行人的步态,并且已有研究表明不同人在行走时的步长、步宽、步角是存在较大差异的,而步角的人身特定性则更为明显。在现有识别方法的基础上结合成趟赤足足迹图像的步角等步幅特征分析可能极大提高赤足足迹的识别率。

(3) 残缺足迹。由于现场足迹不一定是完整的,对残缺足迹进行识别也具有十分重要的意义。目前关于残缺足迹识别的研究很少,高梓健^[47]将残缺前掌压力图像和残缺足跟压力图像输入嵌入模块,通过范数正则化得到各足压图像间相关矩阵,相关矩阵融合标签 one-hot 向量,再采用多分支多层级更新模块进行聚合更新,根据权重矩阵更新图结构,最后将两子图融合并实现残缺足压图像分类。实验人员可在此基础上进一步探索性能更好的残缺赤足足迹识别方法,比如可以设计合适的反演算法将残缺足迹补全得到完整足迹,之后再行识别。

(4) 采集仪器。现有的足迹压力采集设备和光学足迹采集设备采集的足迹图像质量并不高。今后可以采用更加灵敏的足迹压力采集设备采集足压图像,使得采集到的足压图像可以反映更加细致丰富的压力信息,具有更加清晰的轮廓;也可以采用性能更加良好的光学足迹采集设备采集足迹图像,减少足迹图像的噪声,从而使足迹图像的预处理过程更加高效。

(5) 公开数据集。目前仍没有一个较大的公开赤足足迹数据集。对于基于深度学习的赤足足迹识别方法,可以进一步扩大赤足足迹图像数据集,更为理想地,未来研究可以在统一的赤足足迹采集标准下,针对不同地区、不同年龄、不同人种以及不同性别的个体,构建大规模的公共赤足足迹图像数据集,以便于实验人员进行识别实验。

(6) 识别模型。目前的赤足足迹识别方法的识别准确率也有待提升。在今后研究中,可以考虑设计轻量级网络模型,并对模型参数进行剪枝,以减少模型训练时间并提高识别效率;采用细粒度领域方法构建模型,以更好地适应赤足足迹识别的特定任务和场景;着重改进特征提取与学习阶段,提取到优质特征是取得高识别率的前提。

(7) 跨模态检索。赤足足迹图像跨模态检索方法同时适用于“光学”足迹图像和足压图像,具有更强的普适性,因此更加值得研究。目前跨模态检索

是赤足足迹识别领域的研究热点,鲍文霞等人对“光学”足迹图像与足压图像跨模态检索^[8,20],发现在优化损失函数的同时引入注意力机制可极大提高检索精度。在后续实验中,实验人员可尝试采用较新的网络结构(如 EfficientNet、RegNet、SENet 等)作为基本框架,引入其他注意力机制(如瓶颈注意力模块(bottleneck attention module, BAM)、选择性特征融合层(selective feature fusion layer, SEFL)、带自适应共享的高效通道注意力模块(efficient channel attention with adaptive sharing, ECA++)等),构建并优化其他损失函数(如对数损失函数、权重损失函数、焦点损失函数等)。

3 结束语

赤足足迹识别技术在近些年兴起并逐渐发展,将有望成为继指纹识别、人脸识别等生物识别技术后一种新的人身识别方式。对这一技术的流程进行规范并对其相关研究进行综述,能够推动该技术的发展。本文从以下四个方面对这一技术的发展进行了综述:在数据集采集方面,本文将足迹图像分为油墨捺印足迹图像、足底扫描图像、光学足迹采集设备采集的足迹图像以及足迹压力采集系统采集的足压图像,分别介绍其各自的采集原理、优缺点等,并指出“光学”足迹图像和足压图像更适合构建大型赤足足迹数据集;在图像预处理方面,本文按去标尺、去噪、标准化、数据集增广和数据集划分五个步骤介绍了图像预处理过程;在识别方法方面,本文分为传统的赤足足迹识别方法和基于深度学习的赤足足迹方法进行介绍,从改进点、优缺点、准确率等方面对各个方法进行比较,并指出基于深度学习的方法能够更好地进行特征提取、学习和相似度度量,从而提高识别准确度;同时,本文还给出了基于深度学习的赤足足迹方法常用的评价指标,如准确识别率、CMC、Rank1、mAP 和 P@k 等,并介绍如何利用这些评价指标对赤足足迹识别算法进行性能评估。

虽然赤足足迹识别技术在发展过程中面临着一些问题与挑战,但是随着未来图像识别技术的发展与足迹采集仪器性能的提升,通过不断完善赤足足迹识别技术的研究,将能够逐步克服现有问题,并使该技术应用领域更加广泛。

参考文献:

- [1] KENNEDY R B, PRESSMAN I S, CHEN S, et al. Statis-

- tical analysis of barefoot impressions[J]. *Journal of Forensic Science*, 2003, 48(1): 1-9.
- [2] 许爱东, 糜忠良. 足迹鉴定技术理论与实务研究[M]. 北京: 法律出版社, 2018: 1-14.
XU A D, MI Z L. Research on the theory and practice of footprint identification technology[M]. Beijing: Law Press, 2018: 1-14.
- [3] 金益锋, 于霄雪, 王丽, 等. 基于多尺度特征的赤足足迹图像人身识别算法[J]. *刑事技术*, 2022, 47(6): 587-592.
JIN Y F, YU X X, WANG L, et al. Algorithm of personal recognition based on multi-scale features from barefoot footprint image[J]. *Forensic Science and Technology*, 2022, 47(6): 587-592.
- [4] IBRAHIM Y I, ALHAMDANI I M. A hybrid technique for human footprint recognition[J]. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2019, 9(5): 4060-4068.
- [5] 方敏. 基于小样本学习的赤足足迹分类方法研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2020.
FANG M. Research on bare footprint classification method based on small sample learning[D]. Hefei: Anhui University, 2020.
- [6] 汪桐生. 赤足足迹压力图像的检索算法研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2021.
WANG T S. Research on retrieval algorithm of barefoot footprint pressure image[D]. Hefei: Anhui University, 2021.
- [7] 王申. 足迹分析检验系统的设计与实验[D]. 扬州: 扬州大学, 2019.
WANG S. Design and experiment of footprint analysis and inspection system[D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2019.
- [8] 鲍文霞, 茅丽丽, 王年, 等. 基于注意力双分支网络的跨模态足迹检索[J]. *东南大学学报(自然科学版)*, 2021, 51(5): 914-922.
BAO W X, MAO L L, WANG N, et al. Cross-modal footprint retrieval based on the two-branch CNN with attention [J]. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 2021, 51(5): 914-922.
- [9] WANG X N, WANG H Y, CHENG Q, et al. Single 2D pressure footprint based person identification[C]//*Proceedings of the 2017 IEEE International Joint Conference on Biometrics*, Denver, Oct 1-4, 2017. Piscataway: IEEE, 2017: 413-419.
- [10] 鲍文霞, 王云飞, 王年, 等. 基于度量学习核函数的光学足迹图像识别算法[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2020, 48(11): 11-16.
BAO W X, WANG Y F, WANG N, et al. Identification algorithm of optical footprint image based on metric learning kernel function[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2020, 48(11): 11-16.
- [11] 史力民. 足迹检验技术规范[M]. 北京: 中国人民公安大学出版社, 2012: 1-57.
SHI L M. Technical specifications for footprints examination[M]. Beijing: People's Public Security University of China Press, 2012: 1-57.
- [12] 雷航, 童莉, 平西建. 平面赤足足迹特征分析与身份识别方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2008, 20(5): 659-664.
LEI H, TONG L, PING X J. Feature analysis and identification method of plane bare footprint[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2008, 20(5): 659-664.
- [13] 童莉. 平面赤足足迹形状分析与身份鉴别研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2007.
TONG L. Study on shape analysis and identity identification of plane bare footprint[D]. Zhengzhou: The PLA Information Engineering University, 2007.
- [14] 李磊. 平面赤足足迹形态特征提取与分析[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2006.
LI L. Extraction and analysis of morphological features of plane bare footprint[D]. Zhengzhou: The PLA Information Engineering University, 2006.
- [15] 王永栋, 顾士清, 党素琴, 等. 基于重压面形状分析的足迹识别系统的研究[C]//*第十四届全国图象图形学学术会议论文集*. 北京: 清华大学出版社, 2008: 794-797.
WANG Y D, GU S Q, DANG S Q, et al. Research on footprint recognition system based on shape analysis of heavy pressure surface[C]//*Proceedings of the 14th National Conference on Image Graphics*. Beijing: Tsinghua University Press, 2008: 794-797.
- [16] 王鹏鹏. 基于相似度分析的2D光学赤足足迹识别方法研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2021.
WANG P P. Research on 2D optical barefoot footprint recognition method based on similarity analysis[D]. Hefei: Anhui University, 2021.
- [17] 鲍文霞, 胡伟, 王年, 等. 基于深度中心匹配哈希网络的足迹压力图像检索[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2023(9): 81-87.
BAO W X, HU W, WANG N, et al. Footprint pressure image retrieval based on deep center matching hash network [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2023(9): 81-87.
- [18] 王鹏鹏, 吴洛天, 汪曙光, 等. 基于关系网络的赤足足迹识别[J]. *传感器与微系统*, 2021, 40(4): 126-130.

- WANG P P, WU L T, WANG S G, et al. Bare footprint recognition based on relation network[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2021, 40(4): 126-130.
- [19] 梁栋, 高玮玮, 张艳, 等. 基于足底压力图像的静态触觉步态识别[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2013, 41(10): 25-29.
- LIANG D, GAO W W, ZHANG Y, et al. Static tactile gait recognition based on plantar pressure image[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2013, 41(10): 25-29.
- [20] 鲍文霞, 茅丽丽, 王年, 等. 非局部注意力双分支网络的跨模态赤足足迹检索[J]. *中国图象图形学报*, 2022, 27(7): 2199-2213.
- BAO W X, MAO L L, WANG N, et al. Non-local attention dual-branch network based cross-modal barefoot footprint retrieval[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2022, 27(7): 2199-2213.
- [21] PAWARA P, OKAFOR E, SCHOMAKER L, et al. Data augmentation for plant classification[C]//*Proceedings of the 2017 International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, Brussels, Sep 18-21, 2017. Cham: Springer, 2017: 615-626.
- [22] ZHONG Z, ZHENG L, KANG G, et al. Random erasing data augmentation[C]//*Proceedings of the 2020 AAAI Conference on Artificial Intelligence*, New York, Feb 7-12, 2020. Menlo Park: AAAI, 2020: 13001-13008.
- [23] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. *Science*, 2006, 313(5786): 504-507.
- [24] 郑远攀, 李广阳, 李晔. 深度学习在图像识别中的应用研究综述[J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55(12): 20-36.
- ZHENG Y P, LI G Y, LI Y. Survey of application of deep learning in image recognition[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(12): 20-36.
- [25] 王颢. 深度学习在图像识别中的研究与应用[J]. *科技视界*, 2020(24): 37-38.
- WANG H. Research and application of deep learning in image recognition[J]. *Science & Technology Vision*, 2020(24): 37-38.
- [26] BAO W X, WANG Y F, WANG N, et al. Optical footprint image recognition algorithm based on metric learning and SVM[C]//*Proceedings of the 2020 International Conference on Computer Engineering and Application*, Sanya, Oct 20-22, 2020: 864-868.
- [27] SELESNICK I W, BARANIUK R G, KINGSBURY N C. The dual-tree complex wavelet transform[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005, 22(6): 123-151.
- [28] ZHANG L, LI D, ZHONG C. Collaborative optimization of clustering by fuzzy c-means and weight determination by ReliefF[C]//*Proceedings of the 2009 6th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, Tianjin, Aug 14-16, 2009: 454-459.
- [29] AHONEN T, RAHTU E, OJANSIVU V, et al. Recognition of blurred faces using local phase quantization[C]//*Proceedings of the 2008 19th International Conference on Pattern Recognition*, Tampa, Dec 8-11, 2008: 1-4.
- [30] XIAO Y, CAO Z G, WANG L. Local phase quantization plus: a principled method for embedding local phase quantization into Fisher vector for blurred image recognition[J]. *Information Sciences*, 2017, 420: 77-95.
- [31] HART P E, STORK D G, DUDA R O. *Pattern classification* [M]. Hoboken: Wiley, 2000: 1-30.
- [32] BLANCO-DELGADO N, DE HAAG M U. Multipath analysis using code-minus-carrier for dynamic testing of GNSS receivers[C]//*Proceedings of the 2011 International Conference on Localization and GNSS*, Tampere, Jun 29-30, 2011: 25-30.
- [33] 汪飞跃, 姚志明, 许胜强, 等. 基于柔性力敏传感器的左右脚动态识别方法[J]. *传感技术学报*, 2015, 28(7): 964-971.
- WANG F Y, YAO Z M, XU S Q, et al. Dynamic footprint recognition method based on flexible force-sensitive sensor [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2015, 28(7): 964-971.
- [34] HEYDARZADEH M, BIRJANDTALAB J, POUYAN M B, et al. Gaits analysis using pressure image for subject identification[C]//*Proceedings of the 2017 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics (BHI)*, Orlando, Feb 16-19, 2017: 333-336.
- [35] 张艳, 王乔, 王年, 等. 基于多模特征的足迹识别算法[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2019, 47(5): 73-78.
- ZHANG Y, WANG Q, WANG N, et al. Footprint recognition algorithm based on multi-modal features[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2019, 47(5): 73-78.
- [36] 孙永胜. 基于多尺度重排填充机制的足迹识别方法研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2022.
- SUN Y S. Research on footprint recognition method based on multi-scale rearrangement and filling mechanism[D]. Hefei: Anhui University, 2022.
- [37] ZHANG J. Seesawfacenets: sparse and robust face verification model for mobile platform[J]. arXiv:1908.09124, 2019.
- [38] 郑治. 基于卷积神经网络的赤足足迹生物信息挖掘技术研究[D]. 长春: 吉林大学, 2022.
- ZHENG Z. Research on bare footprint bioinformatics mining technology based on convolutional neural network [D]. Changchun: Jilin University, 2022.

- [39] MA N, ZHANG X, ZHENG H T, et al. Shufflenet v2: practical guidelines for efficient CNN architecture design [C]//Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision, Munich, Sep 8-14, 2018: 116-131.
- [40] 朱明, 江畅, 于小勇, 等. 基于深度度量学习的足迹图像检索算法[J]. 刑事技术, 2023, 48(3): 283-291.
ZHU M, JIANG C, YU X Y, et al. Footprint image retrieval algorithm based on depth metric learning[J]. Forensic Science and Technology, 2023, 48(3): 283-291.
- [41] DAI Z, CHEN M, GU X, et al. Batch dropblock network for person re-identification and beyond[C]//Proceedings of the 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, Seoul, Oct 27-Nov 3, 2019: 3691-3701.
- [42] KEATSAMARN T, PINTAVIROOJ C. Footprint identification using deep learning[C]//Proceedings of the 2018 11th Biomedical Engineering International Conference, Aachen, May 23-25, 2018: 1-4.
- [43] 许秋菊. 自然行走和负重条件下的赤足压力图像识别算法研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2022.
XU Q J. Research on barefoot pressure image recognition algorithm under natural walking and load-bearing conditions[D]. Hefei: Anhui University, 2022.
- [44] 朱明, 汪桐生, 王年, 等. 基于多尺度自注意卷积的足迹压力图像检索算法[J]. 模式识别与人工智能, 2020, 33(12): 1097-1103.
ZHU M, WANG T S, WANG N, et al. Footprint pressure image retrieval algorithm based on multi-scale self-attention convolution[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2020, 33(12): 1097-1103.
- [45] 瞿金杰. 基于卷积神经网络的压力赤足足迹识别算法研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2021.
QU J J. Research on recognition algorithm of pressure barefoot footprint based on convolutional neural network [D]. Hefei: Anhui University, 2021.
- [46] CHANG C H, YU C H, CHEN S Y, et al. KG-GAN: knowledge-guided generative adversarial networks[J]. arXiv:1905.12261, 2019.
- [47] 高梓健. 基于多级融合分布图网络的赤足压力足迹分类方法研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2022.
GAO Z J. Research on barefoot pressure footprint classification method based on multi-level fusion distribution network[D]. Hefei: Anhui University, 2022.
- [48] 鲍文霞, 瞿金杰, 王年, 等. 基于空间聚合加权卷积神经网络的力触觉足迹识别[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2020, 50(5): 959-964.
BAO W X, QU J J, WANG N, et al. Force-tactile footprint recognition based on spatial aggregation weighted convolutional neural network[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2020, 50(5): 959-964.
- [49] 吴正建. 串行足底压力图像的检索算法研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2022.
WU Z J. Research on retrieval algorithm of serial plantar pressure image[D]. Hefei: Anhui University, 2022.
- [50] WENXIA B, WEI H, Dong L, et al. Deep supervised binary hash codes for footprint image retrieval[C]//Proceedings of the 2020 International Conference on Intelligent Computing and Human-Computer Interaction, Sanya, Dec 4-6, 2020: 138-141.
- [51] 胡伟. 基于卷积神经网络的赤足足迹检索算法研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2022.
HU W. Research on bare footprint retrieval algorithm based on convolutional neural network[D]. Hefei: Anhui University, 2022.
- [52] 丁汉, 唐云祁, 郭威. 自然行走状态下的足底压力稳定性研究[J]. 计算机技术与发展, 2017, 27(4): 153-156.
DING H, TANG Y Q, GUO W. Research on stability of plantar pressure in normal human walking condition[J]. Computer Technology and Development, 2017, 27(4): 153-156.



王昆(1998—),男,河南安阳人,硕士研究生,主要研究方向为图像识别、足迹检验等。

WANG Kun, born in 1998, M.S. candidate. His research interests include image recognition, footprint examination, etc.



郭威(1971—),男,山西榆次人,硕士,教授,主要研究方向为足迹检验、工具痕迹检验等。

GUO Wei, born in 1971, M.S., professor. His research interests include footprint examination, tool trace examination, etc.



王尊严(1987—),女,河南周口人,硕士研究生,主要研究方向为图像识别、足迹检验等。

WANG Zunyan, born in 1987, M.S. candidate. Her research interests include image recognition, footprint examination, etc.



韩文强(1997—),男,安徽阜阳人,硕士研究生,主要研究方向为图像识别、足迹检验等。

HAN Wenqiang, born in 1997, M.S. candidate. His research interests include image recognition, footprint examination, etc.