

基于 HRF-Net 的指纹细节点及汗孔统一提取方法

刘 凤^{1),2)} 王秋恒^{1),2)} 肖延峰^{1),2)} 文嘉俊^{1),2)} 沈琳琳^{1),2)} 谭 旭³⁾

¹⁾ (深圳大学计算机与软件学院 广东 深圳 518060)

²⁾ (广东省智能信息处理重点实验室 广东 深圳 518060)

³⁾ (深圳信息职业技术学院 广东 深圳 518172)

摘 要 基于多级特征(例如细节点、汗孔等)融合的指纹识别技术,大大提高了指纹识别系统的安全性和鲁棒性.然而,目前基于高精度指纹的识别技术,几乎都是基于第三级特征中的汗孔特征,而忽略了指纹图像中的其他重要特征.针对这一问题,本文首次提出一种指纹特征提取方法,能够实现在高精度指纹图像上同时提取不同层级特征,包括二级的细节点特征和三级的汗孔特征.本文设计了 High-Resolution Fingerprint Net(HRF-Net)作为特征提取模型,利用指纹图像生成细节点与汗孔的热力图,再通过滑动窗口算法处理得到特征点坐标.在 HRF-Net 模型中,通过引入中继输出结构以实现汗孔和细节点特征的解耦,利用由粗到细的阶段式监督以兼顾网络对不同层级特征的学习,在网络中加入 shuffle unit 模块减少模型计算复杂度,实现了对指纹不同层级特征高效准确的提取.实验结果表明,本文提出的特征统一提取方法在汗孔的提取上真阳率(R_T)达到了 96.59%,比目前取得最好性能的 Judge CNN 提高了 3.45%;在细节点的提取上真阳率(R_T)达到了 81.93%.同时,我们在对汗孔和细节点单独提取上也达到了最好的结果,以衡量提取综合性能的 F1-score 作为评价指标,模型提取汗孔的 F1-score 达到了 95.83%,比 Judge CNN 提高 1.48%.我们利用所提取的特征在指纹匹配数据集上的指纹图像进行匹配实验,在等错误率(Equal Error Rate, EER)上达到了 5.39%,相比传统方法下降 7.02%.结果表明,本文的方法在汗孔和细节点的提取性能以及匹配结果上都达到了目前最佳水平.

关键词 指纹识别;高精度指纹;细节点提取;汗孔提取

中图法分类号 TP18

DOI 号 10.11897/SP.J.1016.2024.02179

A Unified Method for Minutiae and Sweat Pore Extraction Using HRF-Net

LIU Feng^{1),2)} WANG Qiu-Heng^{1),2)} XIAO Yan-Feng^{1),2)}

WEN Jia-Jun^{1),2)} SHEN Lin-Lin^{1),2)} TAN Xu³⁾

¹⁾ (College of Computer Science and Software Engineering, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060)

²⁾ (Guangdong Provincial Key Laboratory of Intelligent Information Processing, Shenzhen, Guangdong 518060)

³⁾ (Shenzhen Institute of Information Technology, Shenzhen, Guangdong 518172)

Abstract Fingerprint features have three levels of different characteristics, namely first-level features (shape and direction of ridges, etc.), second-level features (minutiae, etc.), and third-level features (pores, etc.). Traditional fingerprint recognition systems typically rely only on first and second-level features, particularly minutiae. Fingerprint recognition technology based on

收稿日期:2023-04-06;在线发布日期:2024-06-19. 本课题得到国家自然科学基金(No. 62076163、82261138629)、广东省基础应用面上项目基金(2021A1515011318、2023A1515010688)、普通高校创新团队基金(2020KCXTD040)、广东省智能信息处理重点实验室(Grant2023B1212060076)以及深圳市科技创新委员会(JCYJ20220531101412030)资助. 刘 凤, 博士, 副教授, 中国计算机学会(CCF)会员, 主要研究领域为生物特征识别、图像处理和模式识别. E-mail: feng.liu@szu.edu.cn. 王秋恒, 硕士研究生, 主要研究领域为计算机视觉、人工智能和生物特征识别. 肖延峰, 硕士研究生, 主要研究领域为图像处理、人工智能和模式识别. 文嘉俊, 博士, 助理教授, 主要研究方向为图像处理、模式识别、运动目标检测和跟踪. 沈琳琳(通信作者), 博士, 教授, 中国计算机学会(CCF)会员, 主要研究领域为深度学习、人脸识别分析和医学图像处理. E-mail: llshen@szu.edu.cn. 谭 旭, 博士, 教授, 主要研究方向为智能决策、机器学习和舆论分析.

the fusion of multi-level features (such as minutiae, pores, etc.) has greatly improved the security and robustness of fingerprint recognition systems. Sweat pores are a crucial aspect of high-resolution fingerprint image recognition. However, current high-resolution fingerprint recognition technology predominantly focuses on the sweat pore feature as a third-level characteristic, often overlooking other significant features present in fingerprint images. To address this issue, this article introduces the High-Resolution Fingerprint Net (HRF-Net) as a feature extraction model, which utilizes fingerprint images to generate heat maps of minutiae and sweat pores. These heat maps are then processed using a sliding window algorithm to obtain the coordinates of feature points. In the HRF-Net model, the introduction of intermediate outputs structure allows for the separation of sweat pore and minutiae features. Additionally, a staged supervision approach, starting from coarse to fine, is employed to ensure the network learns different levels of features effectively. To reduce computational complexity, a shuffle unit module is incorporated into the network, enabling efficient and accurate extraction of fingerprint features at various levels. By generating heat maps of minutiae and sweat pores, it captures the intricate details of the fingerprint, enabling a more comprehensive representation of the features. The introduction of intermediate outputs structure allows for the disentanglement of sweat pore and minutiae features, contributing to a more focused and refined feature extraction. Additionally, the staged supervision approach ensures that the network learns the different levels of features progressively, enabling a holistic understanding of the fingerprint image. Furthermore, the incorporation of the shuffle unit module reduces the computational complexity of the model. The combination of these techniques results in a highly efficient and accurate fingerprint feature extraction model. Experimental results show that our proposed unified extraction method achieves a true positive rate of 96.59% in pore extraction, which is 3.45% higher than the best-performing Judge CNN. The true positive rate of minutiae extraction reaches 81.93%. At the same time, we also achieved the best results in separate extraction of pores and minutiae. The F1-score for the extraction of pores reaches 95.83%, which is 1.48% higher than that of Judge CNN. We use the extracted features to conduct matching experiments on the fingerprint matching dataset, and achieve an equal error rate (EER) of 5.39% which is 7.02% reduction compared to traditional methods. These results indicate that our proposed HRF-Net model delivers superior performance in pore and minutiae extraction, as well as matching accuracy. By leveraging the extracted features, our method significantly enhances the efficiency and reliability of fingerprint recognition systems. The HRF-Net model holds great potential for applications in biometric security and forensics, offering a promising solution for high-resolution fingerprint feature extraction and matching.

Keywords fingerprint recognition; high-resolution fingerprint; minutiae extraction; sweat pore extraction

1 引 言

目前,生物特征识别系统正广泛应用于各个安全领域,包括个人身份认证、移动支付、犯罪调查等.自动指纹识别系统(Automatic Fingerprint Recognition Systems,AFRS)是应用最为广泛的生物特征识别系统^[1],由于指纹特征具有普遍性、可

采集性、持久性和显著性等特点^[2],AFRS可以通过采集指纹表面的成像,对指纹图像特征进行提取,然后对相同的指纹图像进行匹配^[3],能够达良好的识别结果.

指纹图像的特征可以分为三级特征^[4],如图1中所示,展示了指纹图像的各级特征.一级特征是由指纹的脊线纹路所构成的全局性特征,如斗型纹(whorl)、箕型纹(loop)、弓型纹(arch)等,虽然一级

特征普遍存在于各种指纹中,其特征的独特性有所欠缺,但能对指纹进行粗粒度的划分(如环的方向等);二级特征是在指纹脊线局部区域一些具有区分性的点,包括端点(ridge ending)、分叉(bifurcation)、小勾(spur)、小桥(crossover)、小点(island)、小棒(independent ridge)、和小眼(lake)等. 其中细

节点(端点和分叉点)在指纹图像中最为普遍,且最容易区分;三级特征是指纹的微观形态特征,如汗孔(pores)、断裂(breaks)、皱纹(creases)、疤痕(scars)等,其中汗孔在指纹中数量较多,且其分布和脊线相关且具有独特性,可以作为区分不同指纹的良好特征.

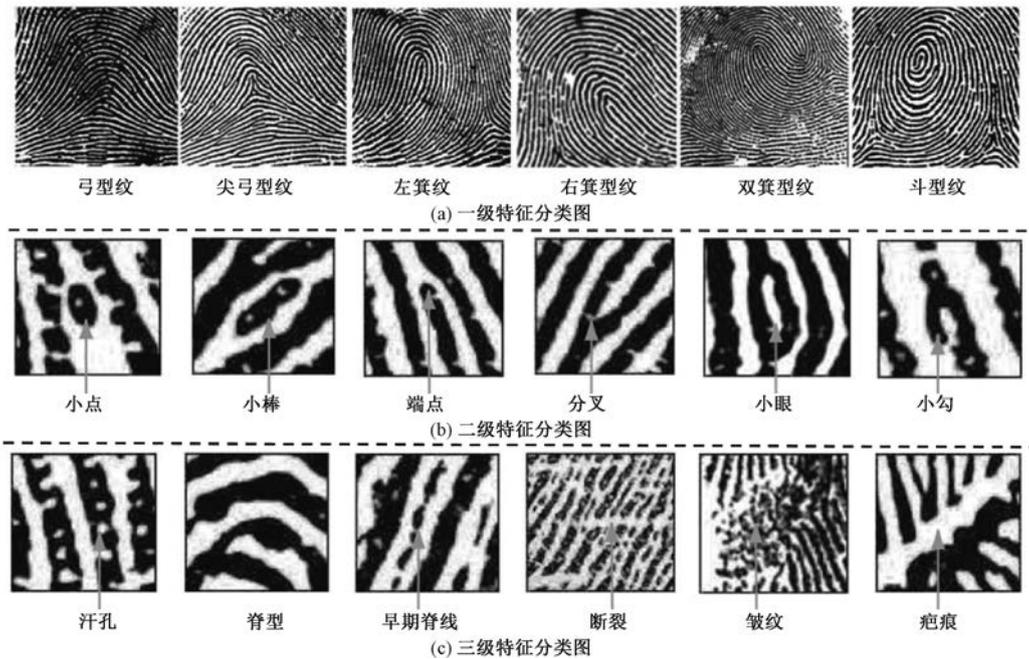


图 1 指纹图像各级特征分类^[4]

指纹识别往往依靠指纹独特的各级特征进行匹配识别. 细节点对指纹有强大的表征能力(特别是端点和分叉)^[5],是重要的二级特征,已经有许多提取细节点的方法被提出. Zhao 等人^[6]提出将指纹图像进行预处理和二值化后,再进行骨骼化,然后在骨骼化的脊线上进行细节点的搜索. 关于深度学习的方法,Gao 等人^[7]提出利用 Gabor 相位来对指纹图像的灰度图进行细节点提取,无需进行二值化操作,而且可以克服图像噪声污染. Jiang 等人^[8]利用两个 CNN 模块,将细节点提取分成两个步骤:(1)通过 JudgeNet 选择出有细节点的图像块,(2)通过 LocateNet 预测出细节点在图像中的精确位置.

在此基础上,利用所提取的细节点进行指纹匹配,提高了指纹识别系统的准确性. Maltoni 等人^[9]提出了通过提取指纹图像中细节点的位置和方向,再结合脊线的纹理特征,综合计算图像之间的匹配得分. 在深度学习领域,Takahashi 等人^[10]通过卷积神经网络(Convolutional Neural Network,CNN)对指纹图像的细节点进行提取后,同时将纹理特征、

细节点特征和傅里叶变换后得到的频谱图特征输入神经网络进行学习,网络能捕获到各种丰富的特征,进而提升了指纹匹配的效率与准确性. 这表明细节点在指纹图像的识别匹配过程中扮演着重要角色.

目前指纹识别系统的准确率已经可以达到 99%以上^[11],但由于手指在接触物品时会将指纹遗留,不法分子可以通过硅胶等材料轻易伪造指纹,进而盗用其他人身份,甚至进行违法犯罪行为^[12]. 研究表明,伪造指纹在传统指纹识别系统上被接受的概率高达 68%以上,这使得自动识别系统的安全性和可靠性受到威胁. 提高指纹识别系统的安全性和鲁棒性是当前需要解决的问题,一系列防伪的方法被相继提出. 一方面,利用真假指纹固有的不同特性可以用于检测伪造样本的演示攻击. Marcialis 等人^[13]利用伪造指纹和真实指纹中的汗孔的频率的不同来将其区分;另一方面光学相干断层扫描(optical coherence tomography,OCT)能够采集到皮肤表面 0~3 mm 下的三维数据,可以提取角质层轮廓、汗腺位置和活性表皮层等活体特征,能够显著提

升指纹识别系统的防伪能力和抗干扰能力^[14]。

指纹采集设备的升级与高精度指纹图像的出现,使得指纹识别系统可以利用汗孔作为指纹识别的特征^[15],系统的安全性和可靠性有很大提升。相比于传统的指纹特征,三级特征汗孔具有独特性,指纹伪造者难以伪造指纹图像中所有的汗孔,可以利

用汗孔作为活体检测材料来区分伪造指纹和真实指纹,使得指纹系统对抗伪指纹攻击的能力大大加强。汗孔作为指纹三级特征中最主要的特征,其数量丰富,可分辨性强,能够大大提高指纹识别系统的精确度与安全性^[16],高精度指纹图像及其特征如图 2 所示。

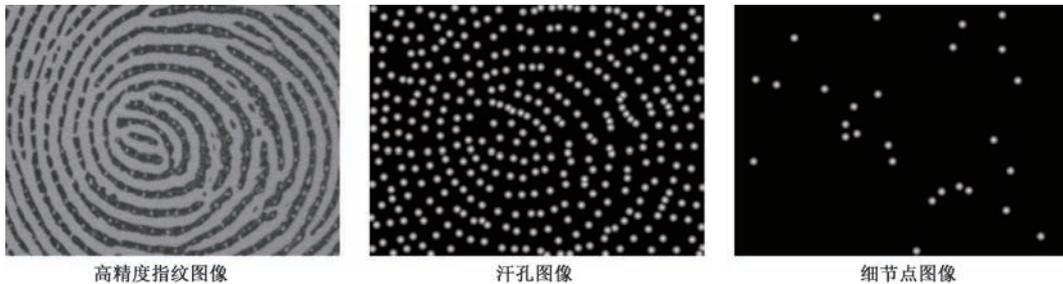


图 2 高精度指纹图像以及其特征

并且由于汗孔在大部分指纹区域上都可见,在法医评估方面,能够对潜在的指纹图像进行判定,尤其是当指纹图像的细节点数量很有限时能发挥更大的作用^[17]。另一方面,近年部分指纹识别系统在手机侧面指纹上应用广泛,使用者往往只需要手指的一部分就能完成身份认证,但是部分指纹系统所匹配的图像往往只有指纹的一小块,其一级特征和二级特征在数量和精度上都不如完整指纹图像,如果使用传统指纹系统,其安全性和鲁棒性难以得到保障。高精度指纹图像具有更加丰富的三级特征,即便是部分指纹图像^[18],其大量特征也能有效帮助指纹识别系统的匹配与辨识,所以高精度指纹图像在部分指纹识别系统上有很好的应用前景。

汗孔是高精度指纹图像中最具独特性和可识别性的三级特征。在利用汗孔进行指纹匹配的工作中,Zhao 等人^[19]提出利用直接汗孔匹配的方法(Direct Pore matching, DP),通过将汗孔与其周围的特征提取出来进行配对,再计算匹配的分值,可以不依赖细节点的提取进行指纹匹配。Liu 等人^[20]提出利用神经网络对汗孔特征进行提取,再利用 DP 的框架进行匹配,能达到最好的识别效果。目前,高精度指纹图像基本是基于特征进行匹配的,汗孔特征几乎已经成为高精度指纹图像的代表。

在自动指纹识别系统中,往往需要先对指纹图像的特征进行提取,才能进一步去做下游的匹配任务。对于高精度指纹图像,三级特征汗孔的提取非常重要。Jonathan 等人^[21]利用汗孔在脊线上这一先验知识,先将指纹的端点进行提取,再对指纹的脊线进行跟踪搜索,进而对脊线上的汗孔进行提取。

Zhao 等人^[22]利用汗孔的空间分布与二维高斯分布类似这一特性,利用大小不同的两个高斯滤波器对指纹图像进行增强,相减后得到汗孔的初步图像,再经过进一步的处理后得到比较精确的汗孔分布。随着 CNN 在图像处理领域产生的巨大影响,基于各种深度学习的汗孔提取方法被相继提出。Jang 等人^[23]提出了 DeepPore,他们依据汗孔坐标生成热力图,将原指纹图像输入到神经网络中,通过连续的卷积操作后预测出汗孔的热力图,再通过滑动窗口的搜索得到汗孔更精确的坐标。和 DeepPore 不同,Labati 等人^[24]提出用两个不同的 CNN 网络完成这一任务,第一个 CNN 通过输入的指纹图像对汗孔坐标进行初步提取,第二个 CNN 判断提取到的坐标是否是真正的汗孔。Liu 等人^[25]提出 JudgeCNN,通过将指纹图像经过二值化等预处理后,再根据图像中心是否有汗孔将原指纹图像分成小块,让网络学习到汗孔的特征,进而实现汗孔坐标的精确提取。Dahia 等人^[26]设计了一个轻量级的全卷积网络,将指纹图像转化成汗孔热力图后,利用阈值汗孔对密集区域进行非极大值抑制,最后得到汗孔坐标。Khmila 等人^[27-28]首先将指纹图像进行二值化,再利用形态学操作将指纹的脊线进行骨架化,通过连接组件标记(Connected Component Labeling, CCL)将汗孔去除后,通过相减操作得到汗孔的分布图像,在此基础上,他们提出利用汗孔开闭的不同形态特征对开闭两种状态的汗孔进行分别提取。Anand 等人^[29]在 DeepPore 的基础上提出利用残差结构加强网络对汗孔表征的学习,提出 DeepRespore 对汗孔进行提取,能够在部分测试集上达到更好的汗孔提

取效果. Shen 等人^[30]提出将汗孔检测作为一个目标检测任务,通过全卷积网络(Fully Convolutional Networks, FCN)对指纹图像中的分块进行分类判断,并利用 focal loss^[31]解决正负样本不平衡的问题,能够在部分测试集上更精确地检测汗孔. Anand 等人^[32]针对跨传感器场景的汗孔提取问题,提出 DeepDomainPore 模型利用残差网络和无监督方法,模型能够适应源域到目标域的传感器场景转换,解决了跨传感器的高精度指纹的汗孔提取的问题. Tang 等人^[33]利用弱监督的方法提取汗孔,使用带噪声的标签进行网络训练,可以取得与监督神经网络提取汗孔相当的效果. Liu 等人^[34]提出了一种新的汗孔表征方式,利用卷积神经网络对提取汗孔特征并同时指纹图像进行重建,同时达到汗孔提取和汗孔表征的目的. Ali 等人^[35]设计出两阶段的汗孔提取方法,第一阶段设计 CNN 对汗孔进行汗孔粗提取,第二阶段利用汗孔的空间特征对汗孔真假进行判断. 但是,上述方法仍有一些问题需要解决:(1) 图像处理的方法难以捕获指纹中汗孔的全部特征,提取汗孔较为困难,漏检和误检的情况出现较多;(2) 在深度学习的方法中,DeepPore^[23]的方法网络结构较为简单,因此在一些噪声较大的指纹图像上不能很好的对汗孔进行预测,导致汗孔提取准确率不尽如人意;Liu 等人^[25]提出的 JudgeCNN 在检测汗孔精度方面表现较好,但数据预处理和后处理步骤繁琐,并且由于方法在分块的过程中难以取到完整的边缘图像块,在提取指纹的边缘汗孔方面表现不佳;(3) 目前现有的方法均针对单种特征,不能同时提取多个层次的特征,难以全面地提供各级指纹特征进行身份识别.

针对上述问题,本文提出了一种可以同时提取汗孔(三级特征)和细节点(二级特征)的方法. 汗孔和细节点是两个不同尺度的特征,对于汗孔特征,往往只需要观察指纹脊线上的部分区域即可判断该特征是否是汗孔;而对于细节点,需要观察脊线的走向,结合更广区域才能判断该特征是否是细节点,所以本文提出的网络模型需要能够捕获多尺度的特征,并将汗孔和细节点特征进行良好解耦. High-Resolution Net(HR-Net)^[36]是提取人体关键点的网络架构,它可以在网络的前向传播中全程保持高分辨率,这使得网络可以学习到丰富的高分辨率的特征;同时网络不断进行下采样和上采样,多个尺度的子网络平行传播并且相互连接,这使得网络可以同时融合多尺度的特征,所以网络输出的热力图在

对特征点的预测位置更加精确. 本文基于 HR-Net 网络,针对高精度指纹图像的特征提取问题,提出了 High-Resolution Fingerprint Net(HRF-Net),实现高精度指纹不同层级特征(汗孔、细节点)的同时提取. 在本文设计的 HRF-Net 模型中,新加入通道重排单元(shuffle unit)结构来替换原始的瓶颈结构(bottleneck block),实现了对特征点精确检测的同时大大降低模型的参数量和计算量,使其便于指纹识别系统的部署. 同时,为解决网络需要兼顾不同层次特征的问题,提出了阶段性监督的策略,利用不同大小的高斯核对网络进行监督,模拟人眼由粗到细地寻找细节点的过程,并使用中继输出实现不同层级特征的解耦,最终实现了对指纹特征点坐标的精确提取.

本文的主要贡献如下:

(1) 本文首次提出一种能够同时提取高精度指纹不同层级特征的方法,实现了高精度指纹图像中细节点和汗孔的同时提取.

(2) 本文针对高精度指纹图像特征提取任务设计了 HRF-Net 模型,引入中继输出结构和阶段性监督以实现汗孔和细节点特征的解耦,并使网络兼顾对不同层级特征的学习,同时加入 shuffle unit 结构实现网络的轻量级,使网络模型高效精确提取指纹特征坐标.

(3) 本文提出的方法在汗孔和细节点的检测性能上均达到最佳;通过融合不同级特征进行匹配的结果也显示本文方法能够达到最佳识别效果.

2 指纹不同层级特征统一提取方法

本文提出的指纹不同层级特征提取方法分为两个步骤:(1) 使用基于 HRF-Net 的模型输出指纹图像汗孔和细节点的热力图;(2) 通过滑动窗口算法对热力图进行搜索,得到指纹汗孔和细节点的坐标. 值得注意的是,对于汗孔的提取,利用已经标注好的汗孔坐标,通过高斯核函数处理得到一张热力图,作为网络学习的真实标签(Ground Truth). 对于细节点,由于缺乏在高精度指纹数据集上进行细节点提取的相关研究,进行细节点提取工作时需要手动标注指纹图像以获取细节点坐标,并经过处理生成细节点的热力图.

2.1 High-Resolution Fingerprint Net(HRF-Net)

近年来,随着卷积神经网络的出现,深度学习网络可以解决图片分类、语义分割、目标检测等视觉任

务,帮助了人类生活的方方面面. Net(HR-Net)^[36]是针对人体姿态估计提出的基于热力图的网络架构,该网络为人体的每个关键点生成独立的热力图,并通过学习热力图中的特征来预测不同关键点的坐标. HR-Net 的网络架构采用并行多个分辨率的分支,并通过信息交互来获得强大的语义信息和精确的位置信息. 为了确保预测的准确性,HR-Net 通过全程保持高分辨率的方式,避免在低分辨率下丢失特征信息,因此在位置信息敏感的任务上表现出色. 此外,HR-Net 使用连续的上采样和下采样操作,使得不同分支之间的信息可以交互,从而学习到不同尺度的特征信息.

本文所提出的 HRF-Net(High-Resolution Fingerprint Net)在 HR-Net 的基础上进行改进,旨在应对高精度指纹特征提取任务. 为了适应汗孔和细节点的不同特征尺度,本文引入了中继输出结构,使网络能够解耦不同特征,并更好地获取汗孔和细节点的位置信息. 为解决网络对不同层级的特征需要同时兼顾的问题,HRF-Net 在对细节点进行提取时引入了阶段式监督结构,模拟了细节点坐标提取从粗到细的过程,以增强细节点特征提取的鲁棒性. 为了使指纹特征提取模型轻量化并便于部署,我们将模型中的卷积基本单元替换为更轻量级的 shuffle unit,该基本单元利用组卷积、深度可分离卷积和逐点卷积来减少参数数量,同时使用通道重排方法增强通道之间的交互. 这样的设计能够降低模型复杂度的同时,保持较高的检测精度.

2.1.1 HRF-Net 基本架构

使用 HRF-Net 作为模型,将汗孔和细节点的提取作为有监督任务(图 3). 首先,通过汗孔和细节点的坐标生成相应的热力图. 具体而言,坐标点的中心位置的热力图强度值设为 1,并随着距离递减,直到强度值为 0. 将指纹原图和汗孔热力图作为训练样本和标签图像,损失函数设置为均方误差损失(mean-squared loss, MSE loss),公式如下,其中 \hat{y}_i 是热力图真实标签中的每个像素强度值,而 y_i 是网络预测出的热力图的每个像素强度值, n 表示一张图片上所有像素点的数量.

$$Loss = \frac{1}{2n} \sum_i^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1)$$

对于最终的损失计算,需要一个权重超参数对两个热力图损失进行调节. 公式如下,其中 $Loss_{pore}$ 和 $Loss_{minutiae}$ 分别表示汗孔热力图和细节点热力图的损失, α 是调节两种损失的权重超参数.

$$Loss_{all} = \alpha Loss_{pore} + Loss_{minutiae} \quad (2)$$

原始 HR-Net 模型的输入是 RGB 三通道图像,但本文任务所使用的高精度指纹图像是单通道灰度图,HRF-Net 模型根据实验需求对输入通道进行了相应的调整. 在 HR-Net 中,经过输入图像后会进行两次步幅为 2 的下采样操作,将图像分辨率缩小为原来的 1/4. 然而,由于指纹汗孔和细节点提取是密集预测任务,为了确保输入和输出图像大小一致,避免精度损失,HRF-Net 模型将这两个下采样层替换为普通的卷积层.

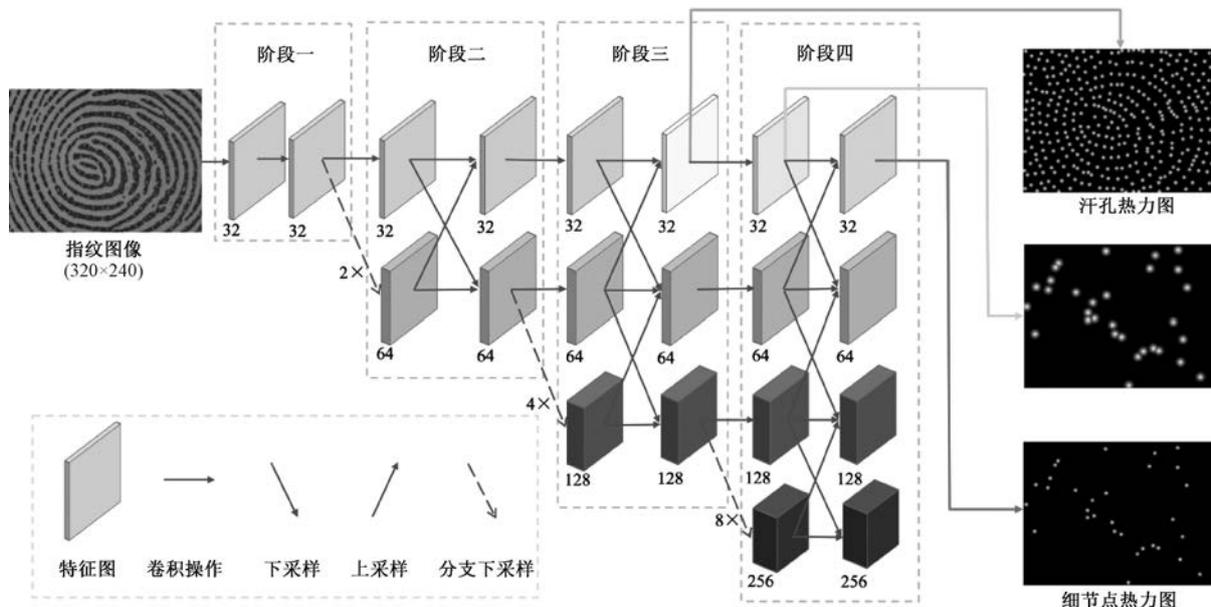


图 3 基于 HRF-Net 提取汗孔和细节点的统一模型

向 HRF-Net 中输入一张 $320 \times 240 \times 1$ 的高精度指纹图像,通过卷积操作得到 $320 \times 240 \times 32$ 的特征图. 特征图在前向传播的过程中,一方面会通过 3×3 的卷积层得到相同大小的特征图,另一方面会经过多次下采样的卷积,每次经过下采样分支,其通道数会加倍,而其长和宽会减半. 如图 3 中所示,特征图的通道数由上至下分别为 32、64、128 和 256. 在不同阶段可以得到多个不同大小的特征图(如阶段四会有 4 个特征图). 在每个阶段中,不同通道数的特征图进行上采样和下采样,得到的特征图相互拼接后继续向前传播,进而可以融合不同尺度的信息.

在前期实验中,通过直接将 HR-Net 模型的输出通道维度设为 2,分别对应汗孔和细节点的热力图,但网络提取效果不佳,而且模型参数量与计算量较大,不利于模型的部署. 通过分析,可能原因如下:(1)汗孔和细节点是不同尺度的特征,卷积神经网络需要适应不同感受野大小来学习它们的特征.(2)网络输出的细节点和汗孔两个特征之间存在相互影响,难以解耦.(3)在原始的 HR-Net 中,广泛采用了瓶颈结构(bottleneck block)^[37],这种残差结构能够使网络更深层次堆叠,并解决梯度消失和梯度爆炸的问题. 然而,这也带来了较大的参数量和计算量. 为了解决以上述问题,我们对网络模型进行了进一步的改进.

2.1.2 模型轻量化模块

在原始的 HR-Net 中,采用了瓶颈结构(bottleneck block)作为基本的残差单元,如图 4(a)所示. 瓶颈结构由 1×1 卷积、 3×3 卷积和 1×1 卷积组成,其中 1×1 卷积用于降低维度和恢复维度,而 3×3 卷积用于提取特征. 这种结构能够解决梯度消失和梯度爆炸的问题,但仍会引入较大的参数量和计算量,尤其是在通道数较大的情况下.

为了减少模型的复杂度并提高计算效率,HRF-Net 采用了通道重排单元(shuffle unit)^[38]来替代瓶颈结构. 通道重排单元的结构如图 4(b)所示. 它首先使用 1×1 组卷积来降低维度并将通道分为不同的组,在组内进行特征提取,然后采用通道重排和深度可分离卷积(depth-wise separable convolution)对不同组的通道进行卷积操作,以促进组间通道之间的信息交互. 最后,通过 1×1 逐点卷积来恢复原始的通道数量,并将原始特征图与恢复后的特征图进行残差连接. 当引入 shuffle unit 时,HRF-Net 能够显著减少模型的参数量和计算量,同

时保持对特征的有效提取,从而实现模型的轻量化以及对特征点的精确检测.

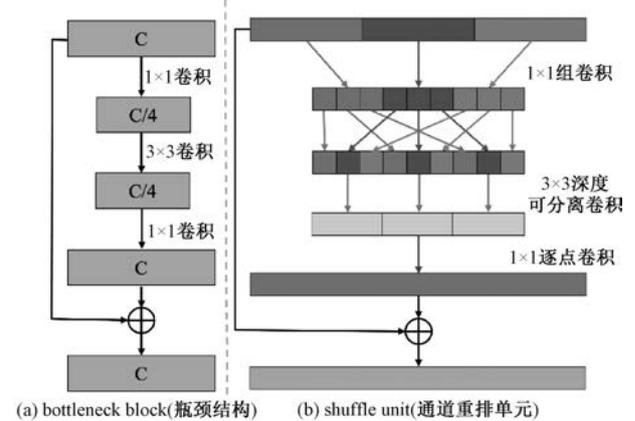


图 4 不同卷积基本单元结构

2.1.3 中继输出与阶段式监督

由于汗孔和细节点是不同尺度的特征,它们在指纹图像中的表现方式也不同. 汗孔通常出现在指纹脊线上,因此网络可以通过仅使用脊线上的一小部分图像来识别汗孔. 而对于细节点(端点和分叉点),网络需要更广阔的图像信息,结合脊线的整体走向等全局信息进行推理和判断.

为了适应不同尺度的特征,我们计算了卷积神经网络的感受野. 在使用 3×3 卷积核的情况下,对于深度为 D 的卷积神经网络,其感受野为 $(2D+1) \times (2D+1)$,在网络的中间层,特征图的感受野较小,在此对其进行输出通道为 1 的卷积操作,生成预测指纹汗孔的热力图. 而在网络的最终输出层,特征图的感受野更大,能够捕获更加广阔的特征信息,将最后输出图像作为细节点的热力图.

为解决网络需要兼顾不同层级特征的问题,本文提出的 HRF-net 采用了一种阶段式监督策略,网络在进行汗孔特征学习的同时,对细节点特征进行了由粗到细的分阶段监督,以达到汗孔和细节点同时准确提取的目的. 具体而言,根据细节点的坐标,绘制不同大小的高斯核热力图,其中距离输入更近的高斯核具有更大的尺度. 这种层级式监督策略模拟了人们在寻找细节点时的过程,先确定大致范围,然后逐步获得更精确的目标,而且细节点由于分布较稀疏更适合进行阶段式监督. 图 5 展示了两种不同的网络结构:图 5(a)代表传统的网络结构,直接在网络的最终层同时输出细节点和汗孔的热力图. 而图 5(b)则是加入了对汗孔的中继输出和对细节点的阶段式监督的结构. 在加入阶段式监督后,对于细节点的损失被分成网络中间的监督损失 $Loss_{middle}$

和最终输出的监督损失 $Loss_{final}$, 我们用参数 β 来平衡这两个损失, 见公式(3).

$$Loss_{minutiae} = \beta Loss_{middle} + Loss_{final} \quad (3)$$

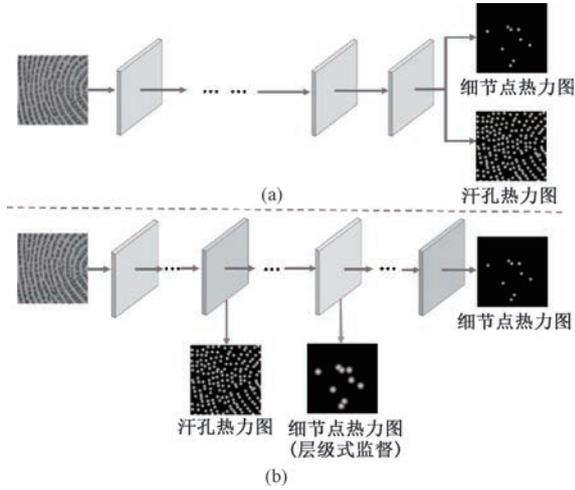


图5 不同网络结构示意图。(a). 传统网络结构, 在网络最终层同时输出细节点和汗孔的热力图, (b). 加入了对汗孔的中继输出和对细节点的阶段式监督的网络结构

2.2 基于滑动窗口的坐标提取算法

为了从热图中提取特征的位置坐标, 本文采用了滑动窗口算法. 该算法用于搜索热图中的局部最大值, 并提取特征点坐标. 具体而言, 首先对图像中的所有像素进行遍历, 将所有强度值小于阈值 θ 强度值设为 0. 然后再进行一次遍历, 将每个像素点及其周围像素合成一个窗口. 对于窗口中的每个像素, 如果它是窗口中具有最大强度的像素, 则将其标记为汗孔或细节点. 算法的伪代码如算法 1 所示, 其中 $M(i, j)$ 表示坐标为 (i, j) 的像素点强度值.

算法 1. 基于滑动窗口的坐标搜索算法.

输入: 大小为 $x \times y$ 的热力图 P

输出: 坐标点集合 U

```

1. FOR  $i = 0; i < x; i++$  DO
2.     FOR  $j = 0; j < y; j++$  DO
3.         IF  $M(i, j) < \theta$  :
4.              $M(i, j) = 0$ 
5.         END IF
6.     END FOR
7. END FOR
8. FOR  $i = 0; i < x; i++$  DO
9.     FOR  $j = 0; j < y; j++$  DO
10.        IF  $M(i, j)$  is the max of the local window:
11.            add  $(i, j)$  to  $U$ 
12.        END IF

```

13. END FOR

14. END FOR

15. RETURN U

3 数据集与实验细节

3.1 数据集描述

本文采用高精度指纹图像数据集 (PolyU HRF Database), 这是目前对指纹进行提取汗孔实验的唯一公开的数据集, 大部分与汗孔提取的相关工作都是基于此数据集. 共包括 30 张大小为 240×320 、1200DPI 的指纹图像, 包含已经被标记的 12767 个汗孔. 在细节点检测的实验中, 由于缺乏在该数据集上进行细节点检测的工作, 需要首先对指纹图像进行手工标注. 指纹细节点主要包括脊线的端点和分叉点, 在数据集中共标注了 629 个细节点. 为了进行汗孔的检测, 本文采取了与 DeepPore^[23] 等工作相似的图像增强方法. 将指纹图像切割成 80×80 的指纹切片, 并对其进行旋转、翻转 (90° 、 180° 、 270°) 等操作, 共得到了 89250 张图像切片. 对于同时检测细节点和汗孔, 考虑到细节点需要更广范围的信息, 故将指纹图像切割成更大的 160×160 图像切片, 以确保网络能够利用更完整的脊线信息, 同样对图像切片进行数据增强, 共得到 32130 张图像切片.

在指纹匹配的实验中, 本文采用 PolyU DBI 指纹匹配数据集的指纹图像进行实验, 其中包含了从 148 个不同手指中采集的 1480 个高精度指纹图像, 每张指纹图像的大小是 320×240 , 一共得到 3700 个匹配指纹样本对和 21756 个非匹配指纹样本对.

3.2 实验参数设置

为了减少数据集划分带来的偏差, 本文选用 5 折交叉验证法进行训练. 训练时, 本文选择 AdamW^[39] 作为网络训练的优化器, 其优势在于能够实现 L2 正则化的同时提升计算效率. 优化器参数 weight decay 设置为 0.0001, 学习率设置为 0.001, 迭代次数设置为 100. 在不同层级特征同时提取的实验中, 由于汗孔和细节点的数量差距较大, 网络对于汗孔的检测任务的学习更加容易, 而对于细节点的学习相对困难, 本文将损失权重超参数 α 设置为 0.02, 赋予细节点更大的损失权重, 可以兼顾两种特征的学习. 同时, 由于最终阶段输出作为细节点热力图的预测结果, 所以需要赋予更大

的损失权重,将权重超参数 β 设置为 0.25. 在后处理阶段涉及到的滑动窗口大小问题将会在后续的实验中详细讨论. 对于滑动窗口算法中的阈值 θ , 根据实验经验,本文选取了表现最佳的 0.25.

3.3 评价指标

在本文中,当真实汗孔的坐标与被检测到的汗孔的坐标之间的欧几里得距离小于数据集中脊线的平均长度的一半时,将检测到的坐标判断为正确提取到的汗孔坐标. 为了评估汗孔提取方法的准确度,本文使用了真阳率 (R_T) 和误检率 (R_F) 以及 F1-score 这三个指标. R_T 表示被检测到的真实汗孔数量与所有真实汗孔数量的比例,而 R_F 则表示被错误检测的汗孔数量与所有被检测到的汗孔数量的比例,一个优秀的汗孔提取算法应该同时拥有较高的 R_T 和较低的 R_F , 见公式(4)和(5).

$$R_T = \frac{Num_{TrueDetected}}{Num_{GroundTruth}} \quad (4)$$

$$R_F = \frac{Num_{FalseDetected}}{Num_{AllDetected}} \quad (5)$$

同时可以用精确率 (Precision) 和召回率 (Recall) 来衡量模型提取汗孔的性能,其中召回率的值和 R_T 相对应,而精确率的值等于 1 减去 R_F , 见公式(6)(7).

$$Recall = R_T \quad (6)$$

$$Precision = 1 - R_F \quad (7)$$

在过去的实验中,往往只用 R_T 和 R_F 作为汗孔提取模型的评价指标,但由于这两个指标是相互对立的,难以找到最平衡的提取结果. F1-score 是精确率和召回率调和平均数,见公式(8),能够兼顾检测的精确率和召回率,同时也平衡了 R_T 和 R_F , 可以衡量这个算法的综合性能.

$$F1-score = 2 * \frac{Recall * Precision}{Recall + Precision} \quad (8)$$

在同时提取的评价指标中,汗孔和细节点是两个不同的评价样本,分别有各自的 R_T 、 R_F 和 F1-score. 但是,数据集中总汗孔的数量是 12767 个,而总细节点的数量是 629 个,为了更公平地衡量网络提取两种指纹特征的性能,本文选择用 Macro-F1-score 作为最终的评价指标. Macro-F1-score 是汗孔的 F1-score 和细节点的 F1-score 的算数平均,可以避免汗孔和细节点数量不平衡带来的影响. 计算方式见公式(9),其中 $F1-score_p$ 表示汗孔检测的 F1-score,而 $F1-score_m$ 表示细节点检

测的 F1-score.

$$Macro - F1-score = \frac{F1-score_p + F1-score_m}{2} \quad (9)$$

4 实验结果与分析

4.1 不同滑动窗口大小对检测性能的影响

在后处理汗孔热力图的过程中,采用了滑动窗口来搜索特征点的坐标. 其他深度学习方法,例如 DeepPore^[23],滑动窗口的大小通常设置为 11×11 ,与汗孔的大小相对应. 然而,实验表明,当滑动窗口过大时,可能会导致漏检情况的发生,特别是当窗口内同时包含两个真实的汗孔坐标时. 如图 6 所示,当窗口大小为 11×11 时,窗口中的两个汗孔点中的一个可能因为不是窗口内的最大值而被错误地判断为非汗孔. 而当窗口大小设置为 3×3 时可以避免漏检的问题. 为了进一步研究这个问题,需要选择最佳的滑动窗口大小,以在搜索过程中尽可能减少漏检的发生.

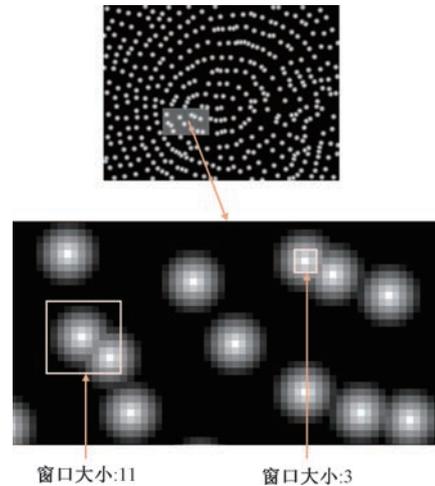


图 6 滑动窗口过大导致的漏检问题

本文通过使用不同大小的滑动窗口对汗孔热力图进行后处理,以探究效果最佳的滑动窗口大小. 使用 3×3 、 5×5 、 7×7 、 9×9 和 11×11 大小的窗口进行对比实验,并记录了实验结果. 结果如表 1 所示,随着滑动窗口大小的减少,对于汗孔检测的真阳率 (R_T) 呈上升趋势,而误检率 (R_F) 呈下降趋势. 同时我们也考虑了不同窗口大小下算法的运行时间,发现运行时间也随着窗口大小减少而降低.

表 1 不同大小滑动窗口对汗孔检测性能的影响

评价指标	窗口大小				
	3×3	5×5	7×7	9×9	11×11
R_T (%)	94.95	94.82	94.49	93.39	90.52
R_F (%)	6.11	5.59	5.77	5.39	4.94
$F1-score$	94.37	94.39	94.32	93.95	92.68
运行时间/s	0.34	0.72	1.37	2.07	2.92

由于 R_T 和 R_F 这两个指标是互相对立的,因此本文选择使用 $F1-score$ 来评估方法的综合性能,当 $F1-score$ 的值高时,既能保证高准确率,又能最小化误检的发生.可以发现,用 3×3 大小的滑动窗口检测时,结果的 R_T (真阳率)表现最佳;其 $F1-score$ 指标也能达到较高的水平,仅比窗口大小为 5×5 时低 0.02;而且其运行时间远远小于其他窗口大小,因此在后续的实验中,本文选择了 3×3 大小的滑动窗口来对热力图进行后处理.

4.2 不同层级特征同时提取实验

4.2.1 细节点和汗孔同时提取效果

利用本文设计的 HRF-Net 模型,通过输入高精度的指纹灰度图像,可以获得指纹图像的细节点热力图和汗孔热力图作为输出.通过应用滑动窗口

算法,可以提取所需的特征点坐标.在同时提取细节点和汗孔的情况下,得到的提取结果如下:对于汗孔的提取, R_T (真阳率)达到了 96.59%, R_T (误检率)达到了 7.13%, $F1-score$ 达到了 94.66%.对于细节点的提取, R_T 达到了 81.93%, R_T 达到 11.48%, $F1-score$ 达到了 84.27%.而能够衡量细节点和汗孔提取综合性能的指标 $Macro-F1-score$ 达到了 89.46%.上述结果表明,本文提出的指纹特征提取方法在同时提取指纹细节点和汗孔上能够达到较高的水平.

图 7 展示了汗孔和细节点的热力图标签与网络预测图像.第一行显示了网络在细节点较少的情况下的预测结果,而第二行展示了在指纹图像噪声较大的情况下的预测结果.图示表明,网络预测的热力图与真实热力图基本匹配:对于汗孔热力图的预测,网络能够精确地生成具有汗孔坐标信息的热力图;对于细节点热力图的预测,大多数细节点能够被准确预测,但由于数据集中细节点数量较少,网络在少数细节点的预测中可能会出现漏检和误检的情况.结果表明,本文提出的模型能够有效地学习到指纹的不同层级特征,预测出细节点和汗孔的热力图.

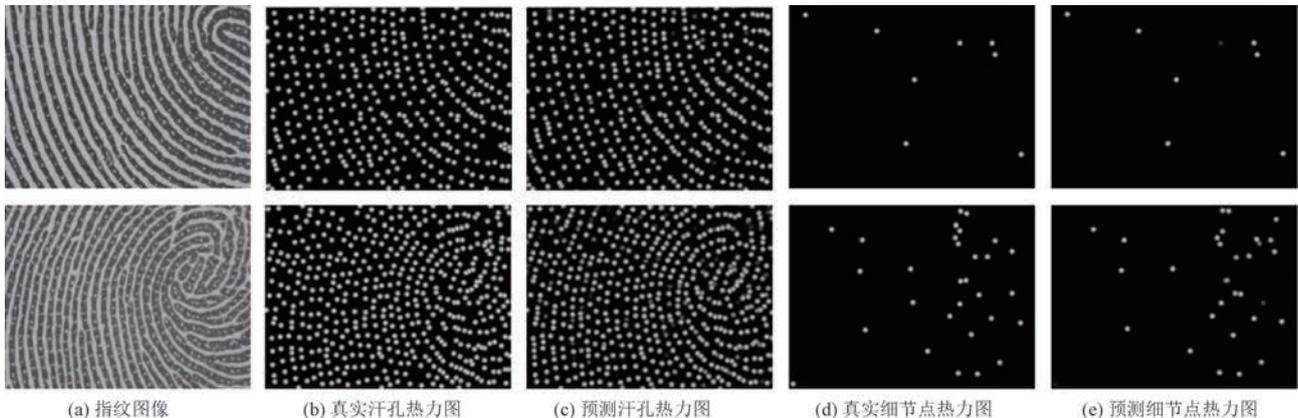


图 7 汗孔和细节点同时提取结果

4.2.2 消融实验

为了验证中继输出、shuffle unit 和阶段式监督三个模块的有效性,本文对特征同时提取的网络模型做了一系列消融实验,结果如表 2 所示.第一行利用基础的 HR-Net 模型,输入指纹灰度图,直接将网络的最终输出通道维度设置为 2,分别对应汗孔和细节点的热力图.第二行在 HR-Net 的基础上加入了中继输出模块,即在 HR-Net 的基础上将汗孔作为网络中间层的输出,而细节点作为网络最终层的输出,第三行在此基础上加入轻量化模块 shuffle unit,最后一行将中继输出模块、shuffle unit 模块和

阶段式监督模块都加入网络,构成完整的 HRF-Net 网络结构.根据实验结果可以发现,当网络加入中继输出结构时,在结果 $Macro-F1-score$ 上相比于原始的 HR-Net 提升了 2.17%.但当网络加入 shuffle unit 时,由于模型实现了轻量化,所以精度上有略微下降.值得注意的是,当同时加入所有模块时,特征提取的性能达到最好,其中 $Macro-F1-score$ 达到了最高的 89.46%,比原始的 HR-Net 模型提升了 2.75%,而且对于汗孔和细节点检测的其他指标也能达到最好,以上结果表明各个模块的加入能够使网络性能得到进一步的提升.

表 2 消融实验

HR-Net	中继输出	shuffle unit	阶段式监督	特征种类	评价指标			
					R_T (%)	R_F (%)	$F1-score$ (%)	$Macro-F1-score$ (%)
✓				汗孔	95.79	6.50	94.56	86.61
				细节点	77.29	17.73	78.66	
✓	✓			汗孔	96.81	7.37	94.63	88.78
				细节点	81.58	14.01	82.93	
✓	✓			汗孔	96.76	7.35	94.60	87.92
				细节点	79.56	15.15	81.24	
✓	✓	✓	✓	汗孔	96.59	7.13	94.66	89.46
				细节点	81.93	11.48	84.27	

4.2.3 对比实验

为验证本文提出网络对于汗孔和细节点同时提取的优越性,本文分别设计针对这一任务的 U-Net^[40]、Attention-U-Net (A-U-Net)^[41]、Trans-U-Net^[42]等进行实现,与本文所提出的网络进行比较. U-Net 作为语义分割的网络,该网络先进行下采样得到特征图,再对特征图进行上采样,为一个“U”型结构,上采样的时候与对应层的特征进行拼接操作,然后对其进行卷积操作. U-Net 在医学图像的分割方面表现良好,在汗孔的提取方面也有一定效果,Attention-U-Net 在原有的基础上加入了注意力机制. 基于注意力机制的 transformer 模型在计算机视觉领

域取得了很大的成效,如 vision-transformer (Vit)^[43]模型在分类等的视觉任务上超越了传统卷积神经网络,Trans-U-Net 将 transformer 和 U-Net 结合,用于医学图像分割任务,本文将上述网络进行改进用于指纹特征的提取,与提出的 HRF-Net 进行比较. 不同网络模型对于此任务性能对比的结果如表 3 所示,对比最好的分割模型 Trans-U-Net,本文的网络提取结果中 $Macro-F1-score$ 相比 Trans-U-Net 提高了 2.33%,汗孔的 $F1-score$ 相比 Trans-U-Net 提高了 0.81%,细节点的 $F1-score$ 相比 Trans-U-Net 提高了 3.86%. 对比实验结果表明,本文提出的模型在指纹不同特征提取的任务上表现优于其他网络.

表 3 对比试验

网络结构	特征种类	评价指标			
		R_T (%)	R_F (%)	$F1-score$ (%)	$Macro-F1-score$ (%)
U-Net ^[40]	汗孔	96.33	6.52	94.83	86.27
	细节点	80.41	22.78	77.72	
A-U-Net ^[41]	汗孔	96.66	7.41	94.54	86.67
	细节点	79.58	18.86	78.81	
Trans-U-Net ^[42]	汗孔	96.05	8.17	93.85	87.13
	细节点	83.95	21.45	80.41	
Vit ^[43]	汗孔	65.24	22.69	70.54	68.27
	细节点	63.38	27.84	66.00	
HRF-net(ours)	汗孔	96.59	7.13	94.66	89.46
	细节点	81.93	11.48	84.27	

为了对各个模型的计算复杂度进行分析,我们从模型参数量、计算量 (FLOPs: 每秒浮点运算次数) 和运行时间上进行比较,实验结果如表 4 所示. 与 U-Net、Attention-U-Net、Vit、Trans-U-Net 等其他网络相比,HRF-Net 在计算量和参数量上也处于领先地位. 这一差异主要归因于 HRF-Net 中引入了 shuffle unit 的设计,通过减少模型的参数量和计算量,HRF-Net 能够在保持高性能的同时,降低对计算资源的需求. 需要注意的是,HRF-Net 在网络结构中有大量的上采样、下采样以及拼接操作,运行时间上相比 U-Net 稍有不足,但相比 HR-Net 已经

表 4 不同模型计算复杂度对比

模型	参数量/M	计算量/Gflops	时间/ms
U-Net ^[40]	34.5	76.7	7.1
A-U-Net ^[41]	34.8	78.0	7.7
Trans-U-Net ^[42]	17.9	66.8	7.1
vit ^[43]	201.2	99.3	16.8
HR-Net ^[36]	30.0	202.0	40.7
HRF-Net(ours)	3.3	30.7	24.4

有了很大的提升,而且 HRF-Net 所需参数量也远小于其他网络,更加适合模型部署. 综合上述,HRF-Net 是一种轻量级模型,在实际任务中具备较低的计算成本和部署要求,适用于指纹识别系统的

部署,并能够提供高准确率与高性能的指纹特征提取功能。

4.3 不同层级特征单独提取实验

为进一步展现 HRF-Net 对特征提取任务的通用性,本文进行了汗孔单独提取以及细节节点的单独提取实验,表明本文方法可以适应不同的任务场景。

4.3.1 汗孔提取效果

在汗孔单独提取实验中,向 HRF-Net 模型中输入指纹图像,将汗孔热力图作为预测输出,并利用滑动窗口算法对汗孔坐标点进行提取. 将实验结果与其他提取汗孔方法进行对比,包括传统提取汗孔方法:Jain's method^[4]、Adapt DoG^[22]、DAPM^[44]以及基于深度学习进行汗孔提取的方法:CNN^[24]、DeepPore^[23]、Judge CNN^[25]、Liu's method^[34]、Vijay's method^[32]、Dilated U-Net^[45]. 以 R_T 、 R_F 和 $F1-score(\%)$ 作为衡量模型检测效果的指标,实验结果如表 5 所示,利用本文设计的 HRF-Net 模型和滑动窗口算法提取汗孔的 R_T 达到了 95.59%, $F1-score$ 达到了 95.07%, 优于其他方法,证明了本文设计的方法在汗孔特征的单独提取任务上表现优秀。

分析表中数据发现, Judge CNN 在误检率 (R_F) 方面的表现略优于本文提出的方法. 为进一步提升网络在特征提取方面的性能,深入研究 Judge CNN



图 8 汗孔提取实验利用多通道输入得到更好的提取效果

表 6 改进后方法对汗孔检测的性能对比

方法	评价指标		
	$R_T(\%)$	$R_F(\%)$	$F1-score(\%)$
Judge CNN	93.14	4.39	94.35
Ours(单独提取)	95.27	5.08	95.07
Ours+ridge	94.12	4.35	95.36
Ours+binary	95.55	5.02	95.24
Ours+ridge+binary	95.42	4.94	95.83

具体分析实验结果发现,将原图和二值化图片组合作为两通道输入能够获得最高的 R_T (真阳率). 这表明网络能够检测出更多正确的汗孔点,由于二值化图片使得汗孔在图片中更加明显,故更容

表 5 不同方法对汗孔检测的性能对比

方法	评价指标		
	$R_T(\%)$	$R_F(\%)$	$F1-score(\%)$
Jain's method ^[4]	75.90	23.00	76.45
Adapt DoG ^[22]	80.80	22.20	79.27
DAPM ^[44]	84.80	17.60	83.58
CNN ^[24]	84.69	15.31	84.69
DeepPore ^[23]	93.09	8.64	92.21
Judge CNN ^[25]	93.14	4.39	94.35
Dilated U-Net ^[45]	93.13	7.92	92.60
Liu's method ^[32]	94.88	24.25	84.24
Vijay's method ^[34]	94.55	8.88	92.77
Ours(同时提取)	96.59	7.13	94.66
Ours(单独提取)	95.27	5.08	95.07

的汗孔提取方法发现,在 Judge CNN 的后处理过程中,根据汗孔在脊线上的先验知识,将不在脊线上的汗孔坐标排除,在去除一些错误的汗孔点后, Judge CNN 可以取得较低的误检率. 然而,预处理和后处理步骤会使模型效率降低. 因此,本文通过增加网络的输入通道以达到后处理的效果,而不影响模型的效率. 具体而言,在网络的输入阶段,将单通道指纹灰度图改为多通道图像,增加的通道图像包括二值化后的指纹图像、提取到的脊线图像以及原始的灰度图像,如图 8 所示. 增加网络的输入通道后的汗孔提取结果见表 6,可以发现,在误检率 (R_F) 等其他指标上均超过 Judge CNN 方法。

易被检测到. 将原图和脊线图片组合作为两通道输入能够获得最低的误检率,这表明网络检测出的错误的汗孔点较少,能够排除部分错误汗孔点,达到了与 Judge CNN 方法中后处理步骤同样的效果. 将原图、脊线图片和二值化图片组合作为三通道输入在 $F1-score$ 值上表现最佳,表明三通道输入结合了前两种方法的优点,在综合性能方面可以取得最佳效果。

4.3.2 细节节点提取效果

现有论文在高精度指纹图像数据集上的实验主要围绕汗孔提取开展,还未曾有对这个数据集上做

细节点提取的相关工作. 为验证本文方法对细节点单独提取的有效性, 本文对数据集中的细节点(端点和分叉点)进行标注, 得到了细节点的坐标, 然后构造细节点的热力图, 用 HRF-Net 网络和滑动窗口算法来提取细节点的坐标. 对比实验中, 本文使用其他方法对数据集中的指纹图像进行细节点提取. 首先利用 amengua 等人^[46]提出的传统提取方法, 将指纹图像进行图像增强后得到脊线图像, 再将脊线图像进行修饰和骨架化后来提取汗孔; 另一方面我们将生成热力图的网络模型换成 U-Net、A-U-Net, 进行细节点提取的对比实验, 实验结果见表 7. 实验结果中可以发现, 在用传统方法提取细节点的实验中, 能得到很高的 R_T (真阳率), 但同样 R_F (误检率) 也很高, 表明传统方法在对高精度指纹图像提取细节点时, 检测到正确的细节点的同时, 但也会带来许多错误的细节点, 故该传统方法不适合高精度指纹图像的细节点提取任务. 与深度学习的方法比较, 本文的方法在提取细节点的各项指标的性能达到最佳.

表 7 不同方法对细节点检测的性能对比

方法	评价指标		
	R_T (%)	R_F (%)	F1-score (%)
amengua's ^[46]	91.06	77.47	34.63
U-Net ^[40]	82.59	18.77	81.01
A-U-Net ^[41]	79.54	6.71	80.53
HRF-Net(ours)	80.76	14.47	82.37

4.4 指纹匹配结果

特征的提取效果可以用指纹识别的结果作为评价指标. 等错误率(Equal Error Rate, EER)可以反映指纹图像的识别程度, 也能够表明本文提取特征

的质量. 本文利用提出的统一模型提取出的汗孔和细节点作为特征, 使用最有代表性的基于汗孔的匹配方法(direct pore matching, DP)^[19]对指纹进行匹配实验.

根据 DP 的方法, 在汗孔特征进行匹配的实验中, 首先提取汗孔点周围特征, 本文利用已经提取到的汗孔中心坐标, 获得以该坐标为中心, 半径为 15 像素的特征图像, 再通过提取脊线的方向后对原特征图像进行旋转对齐, 最后将特征图像转化成 961 维的特征向量. 在匹配的过程中, 对两个图像中所有汗孔提取特征后, 得到一个相似度矩阵, 通过搜索矩阵可以得到粗略的匹配结果. 最后对粗匹配结果进行修饰, 利用随机抽样一致算法(RANdom SAmple Consensus, RANSAC)^[47]可以通过正确匹配汗孔点的仿射变换去排除掉错误的匹配, 最终通过匹配的汗孔点数量来计算匹配的分值. 由于本文提取的指纹特征包括指纹的汗孔和细节点两个不同层级的特征, 但是 DP 方法仅仅只能提供汗孔匹配的结果. 所以我们不仅利用基础的 DP 通过单一汗孔特征进行指纹识别的实验, 并在此传统的基础上进行改进, 即将细节点也作为匹配的特征加入指纹识别的实验.

将本文的方法和其他提取实验进行对比. 包括非深度学习的方法 DAPM 和深度学习的方法 DeepPore. 值得注意的是, 在 DAPM 方法中, 也有融合细节点特征的匹配结果, 将其与本文提出的方法进行对比, 结果如表 8 所示. 实验结果表明, 利用本文方法提取特征进行匹配的结果中 EER 达到了 5.39%, 比传统方法在性能上提升了 56.56%. 同时我们将匹配的结果进行可视化, 结果如图 9 所示, 其

表 8 匹配实验结果

汗孔提取方法	DAPM ^[44]	DAPM+细节点	DeepPore ^[23]	Ours	Ours+细节点
HRF-Net(ours)	15.42	12.41	8.10	7.50	5.39

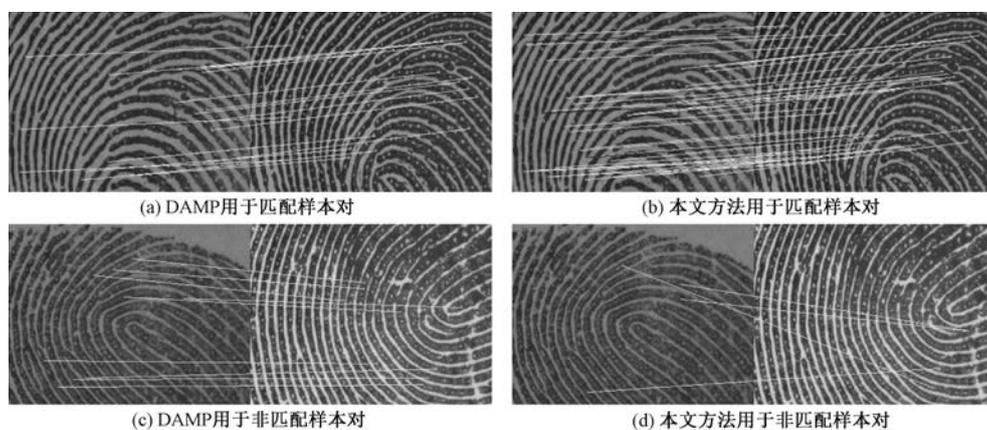


图 9 基于不同指纹特征提取方法匹配结果

中图(a)(c)是利用 DAPM 方法检测出的汗孔进行匹配的结果,用浅色细线连接两张指纹图像中匹配的汗孔,图(b)(d)是利用我们提出的方法提取的特征进行匹配的结果,由于包含了细节节点的匹配,图示中将检测出的匹配细节点用深色粗线连接.可以看出在相匹配的指纹样本对中,利用本文方法提取出的特征进行匹配时,不仅能检测到更多的匹配汗孔对,还能将匹配的细节点对作为指纹识别的补充.以上结果表明,本文所提出的提取模型在基于汗孔的指纹识别中达到最好结果;同时将汗孔和细节点两个特征进行融合,指纹识别的 ERR 能够得到进一步的提升,进一步证明本文所提出的模型的有效性.

5 结 论

本文基于高精度指纹图像,首次提出一种能够同时提取不同级特征(汗孔和细节点)的方法.本文设计的 HRF-Net(High-Resolution Fingerprint Net)模型实现了指纹图像到特征热力图的转换,在 HRF-Net 的网络架构中引入了 shuffle unit 结构,实现网络轻量化,使得模型便于部署;针对不同特征提取任务,在网络架构中加入中继输出模块,使得网络将不同特征解耦,能够同时精准地提取两个不同尺度的特征;针对细节点提取任务,在网络架构中加入由粗到细的阶段式监督以加强网络细节点特征的学习.同时探究滑动窗口算法中不同窗口大小对于特征点坐标提取性能的影响,找到最适合作为汗孔和细节点坐标提取的窗口大小,进一步提升方法精度.实验表明,本文所提出方法的性能指标目前超过了现有的最佳方法,同时也是首个对指纹图像的汗孔和细节点进行同时提取的方法.然而,本文提出的网络仅仅针对指纹特征提取任务,将指纹匹配作为一个单独的下游任务,这可能导致指纹识别系统的效率有所下降.因此,在未来的研究中,我们将进一步提高网络的准确性和鲁棒性,基于提取的特征提出更有效的指纹匹配方法.同时,我们将注重一体化的模型,将指纹的特征提取与匹配模块统一起来,从而实现端到端的指纹识别系统.

致 谢 感谢国家自然科学基金(62076163、82261138629)、广东省基础应用面上项目(2021A1515011318、82261138629)、普通高校创新团队(2020KCXTD040)、广东省智能信息处理重点实验室(Grant 2023B1212060076)以及深圳市科技创新

委员会(JCYJ20220531101412030)对本研究的支持和帮助.

参 考 文 献

- [1] Ratha N, Bolle R. Automatic Fingerprint Recognition Systems. Berlin, Germany: Springer Science & Business Media, 2003
- [2] Zhang Y, Zhao R, Zhao Z, et al. Robust partial fingerprint recognition//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vancouver, Canada, 2023: 1011-1020
- [3] Yu Y, Niu Q, Li X, et al. A review of fingerprint sensors: Mechanism, characteristics, and applications. Micromachines, 2023, 14(6): 1253
- [4] Jain A K, Chen Y, Demirkus M. Pores and ridges: High-resolution fingerprint matching using level 3 features. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 29(1): 15-27
- [5] Jiang X, Yau W Y. Fingerprint minutiae matching based on the local and global structures//Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition. Barcelona, Spain, 2000: 1038-1041
- [6] Fronthaler H, Kollreider K, Bigun J. Local feature extraction in fingerprints by complex filtering// Proceedings of the Advances in Biometric Person Authentication: International Workshop on Biometric Recognition Systems, IWBR 2005. Beijing, China, 2005: 77-84
- [7] Gao X, Chen X, Cao J, et al. A novel method of fingerprint minutiae extraction based on Gabor phase// Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Image Processing. Hong Kong, China, 2010: 3077-3080
- [8] Jiang L, Zhao T, Bai C, et al. A direct fingerprint minutiae extraction approach based on convolutional neural networks// Proceedings of the 2016 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Vancouver, Canada, 2016: 571-578
- [9] Maltoni D, Maio D, Jain A K, et al. Handbook of Fingerprint Recognition. London, UK: Springer, 2009
- [10] Takahashi A, Koda Y, Ito K, et al. Fingerprint feature extraction by combining texture, minutiae, and frequency spectrum using multi-task CNN// Proceedings of the 2020 IEEE International Joint Conference on Biometrics (IJCB). Houston, USA, 2020: 1-8
- [11] Sreeja N K. A hierarchical heterogeneous ant colony optimization based fingerprint recognition system. Intelligent Systems with Applications, 2023, 17: 200180
- [12] Galbally-Herrero J, Fierrez-Aguilar J, Rodriguez-Gonzalez J D, et al. On the vulnerability of fingerprint verification systems to fake fingerprints attacks//Proceedings 40th Annual 2006 International Carnahan Conference on Security Technology. Lexington, USA, 2006: 130-136
- [13] Marcialis G L, Roli F, Tidu A. Analysis of fingerprint pores

- for vitality detection// Proceedings of the 2010 20th International Conference on Pattern Recognition. Istanbul, Turkey, 2010; 1289-1292
- [14] Liu F, Zhang W, Liu H, Liu G, Shen L. Deep learning based fingerprint subsurface reconstruction. *Chinese Journal of Computers*, 2021, 44(10): 2033-2046(in Chinese)
(刘凤, 张文天, 刘浩哲, 刘国杰, 沈琳琳. 基于深度学习的亚表面指纹重构. *计算机学报*, 2021, 44(10): 2033-2046)
- [15] Kryszczuk K M, Morier P, Drygajlo A. Study of the distinctiveness of level 2 and level 3 features in fragmentary fingerprint comparison//Biometric Authentication: ECCV 2004 International Workshop, BioAW 2004. Prague, Czech Republic, 2004; 124-133
- [16] Liu F, Zhao Q, Zhang D. A novel hierarchical fingerprint matching approach. *Pattern Recognition*, 2011, 44(8): 1604-1613
- [17] Martins N, Silva J S, Bernardino A. Fingerprint recognition in forensic scenarios. *Sensors*, 2024, 24(2): 664
- [18] Lee J, Pyo M, Lee S, et al. Hydrochromic conjugated polymers for human sweat pore mapping. *Nature Communications*, 2014, 5(1): 3736
- [19] Zhao Q, Zhang L, Zhang D, et al. Direct pore matching for fingerprint recognition//Advances in Biometrics; Third International Conference, ICB 2009. Alghero, Italy, 2009; 597-606
- [20] Liu F, Zhao Y, Liu G, et al. Fingerprint pore matching using deep features. *Pattern Recognition*, 2020, 102: 107208
- [21] Stosz J D, Alyea L A. Automated system for fingerprint authentication using pores and ridge structure//Proceedings of the Automatic Systems for the Identification and Inspection of Humans. San Diego, USA, 1994, 2277; 210-223
- [22] Zhao Q, Zhang D, Zhang L, et al. High resolution partial fingerprint alignment using pore-valley descriptors. *Pattern Recognition*, 2010, 43(3): 1050-1061
- [23] Jang H U, Kim D, Mun S M, et al. DeepPore: Fingerprint pore extraction using deep convolutional neural networks. *IEEE Signal Processing Letters*, 2017, 24(12): 1808-1812
- [24] Labati R D, Genovese A, Munoz E, et al. A novel pore extraction method for heterogeneous fingerprint images using convolutional neural networks. *Pattern Recognition Letters*, 2018, 113: 58-66
- [25] Liu F, Zhao Q, Zhang D. *Advanced Fingerprint Recognition: From 3D Shape to Ridge Detail*. Singapore: Springer, 2020
- [26] Dahia G, Segundo M P. Improving fingerprint pore detection with a small FCN. *arXiv preprint arXiv:1811.06846*, 2018
- [27] Khmila H, Barhoumi S, Kallel I K, et al. Fingerprint recognition based on level three features. *Advanced Methods for Human Biometrics*, 2021, 40: 21-40
- [28] Khmila H, Smaoui N, Khanfir I, et al. An efficient method for the extraction of closed and open pores in fingerprint images//Proceedings of the 2019 16th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD). Istanbul, Turkey, 2019; 154-157
- [29] Anand V, Kanhangad V. Pore detection in high-resolution fingerprint images using deep residual network. *Journal of Electronic Imaging*, 2019, 28(2): 020502-020502
- [30] Shen Z, Xu Y, Li J, et al. Stable pore detection for high-resolution fingerprint based on a CNN detector// Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Taipei, China, 2019; 2581-2585
- [31] Lin T Y, Goyal P, Girshick R, et al. Focal loss for dense object detection//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy, 2017; 2980-2988
- [32] Anand V, Kanhangad V. Cross-sensor pore detection in high-resolution fingerprint images. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 22(1): 555-564
- [33] Tang R, Sun S, Liu F, et al. Weakly supervised fingerprint pore extraction with convolutional neural network// Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Anchorage, USA, 2021; 2993-2997
- [34] Liu F, Liu G, Zhang W, et al. A novel high-resolution fingerprint representation method. *IEEE Transactions on Biometrics, Behavior, and Identity Science*, 2022, 4(2): 289-300
- [35] Ali M, Wang C, Ahmad M O. An efficient convolutional neural network for fingerprint pore detection. *IEEE Transactions on Biometrics, Behavior, and Identity Science*, 2021, 3(3): 332-346
- [36] Sun K, Xiao B, Liu D, et al. Deep high-resolution representation learning for human pose estimation//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach, USA, 2019; 5693-5703
- [37] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA, 2016; 770-778
- [38] Zhang X, Zhou X, Lin M, et al. Shufflenet: An extremely efficient convolutional neural network for mobile devices// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA, 2018; 6848-6856
- [39] Loshchilov I, Hutter F. Decoupled weight decay regularization. *arXiv preprint arXiv:1711.05101*, 2017
- [40] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015. Munich, Germany, 2015; 234-241
- [41] Oktay O, Schlemper J, Folgoc L L, et al. Attention u-net: Learning where to look for the pancreas. *arXiv preprint arXiv:1804.03999*, 2018
- [42] Chen J, Lu Y, Yu Q, et al. Transunet: Transformers make strong encoders for medical image segmentation. *arXiv preprint arXiv:2102.04306*, 2021
- [43] Dosovitskiy A, Beyer L, Kolesnikov A, et al. An image is worth 16×16 words: Transformers for image recognition at

scale. arXiv preprint arXiv:2010.11929, 2020

- [44] Zhao Q, Zhang D, Zhang L, et al. Adaptive fingerprint pore modeling and extraction. *Pattern Recognition*, 2010, 43(8): 2833-2844
- [45] Ding B, Wang H, Chen P, et al. Subcutaneous sweat pore estimation from optical coherence tomography. *IET Image Processing*, 2021, 15(13): 3267-3280
- [46] Amengual J C, Juan A, Pérez J C, et al. Real-time minutiae

extraction in fingerprint images// *Proceedings of the International Conference on Image Processing and Its Applications*. Dublin, Ireland, 1997: 871-875

- [47] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395



LIU Feng, Ph. D., associate professor. Her research interest covers biometrics, image processing and pattern recognition.

WANG Qiu-Heng, M. S. candidate. His research interests include computer vision, artificial intelligence

and biometrics.

XIAO Yan-Feng, M. S. candidate. His research interests are in image processing, artificial intelligence and pat-

tern recognition.

WEN Jia-Jun, Ph. D., assistant professor, His research interest covers image processing, pattern recognition, moving object detection and object tracking.

SHEN Lin-Lin, Ph. D., professor. His research interest covers deep learning, face recognition analysis and medical image processing.

TAN Xu, Ph. D., professor. His research interests include intelligent decision, machine learning and public opinion analysis

Background

Automatic fingerprint recognition systems (AFRS) extract different fingerprint features from collected fingerprint images and match fingerprints from the same person. AFRS has the advantages of strong identification, good stability, and high reliability.

With the upgrade of fingerprint collection devices, high-resolution fingerprint images containing rich fingerprint features can be obtained, which can simultaneously accommodate first, second, and third-level fingerprint features. Compared to traditional fingerprint recognition systems, systems based on third-level features have the following advantages:

(1) The anti-counterfeiting ability of the fingerprint recognition system is greatly enhanced. Since sweat pores are unique, fingerprint forgers find it difficult to forge all the sweat pores in fingerprint images. Sweat pores can be used as live detection materials to distinguish between fake fingerprints and real fingerprints, effectively ensuring the security of the fingerprint recognition system.

(2) The richness of fingerprint features is improved. In some scenarios, such as forensic identification and partial fingerprint recognition, the number of minutiae is often insufficient, and the accuracy of matching recognition is greatly affected. As the most important feature of third-level fingerprint features, sweat pores are abundant in number, have

strong recognizability, and can effectively solve the problem of insufficient features.

Sweat pores is the main feature for high-resolution fingerprint image recognition. However, current high-resolution fingerprint recognition technology almost always relies on the sweat pore feature of third-level features and ignores other important features in fingerprint images. To address this problem, this paper proposes a fingerprint feature extraction model for the first time that can simultaneously extract different-level features from high-resolution fingerprint images, including second-level minutiae point features and third-level sweat pore features.

The method is based on the High-Resolution Fingerprint Net (HRF-Net) as the basic network, which converts fingerprint images into feature maps of minutiae and sweat pores, and then uses a sliding window for post-processing to obtain feature coordinates. This paper utilizes HRF-Net to capture multi-scale features, which adds intermediate outputs and multi-stage supervision to the network structure to disentangle multiple features, while also adds a shuffle unit to reduce the computational complexity of the model. The experimental results show that our method can accurately extract sweat pores and minutiae from fingerprints and achieve the best Equal Error Rate (EER) results based on the extracted feature points for matching.