

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2614938

基于多级特征融合的部分指纹识别方法

刘 超¹, 高庆红¹, 吴鹏程², 郑娟娟¹, 黄绍服¹

(1. 安徽理工大学机电工程学院 淮南 232000; 2. 西南大学人工智能学院 重庆 400715)

摘 要:针对部分指纹识别中过度依赖细节点特征,导致其在小面积采集及低质量图像条件下识别性能下降的问题,提出一种基于多级特征融合的部分指纹识别方法。首先,对输入指纹图像进行归一化、方向场与频率场估计、区域分割及 Gabor 增强,以提升后续特征提取的稳定性。其次,在检索阶段,利用局部曲率信息构建 256 维归一化检索向量,并结合 K-means 聚类实现候选样本筛选,从而降低大规模匹配的计算开销。在精细匹配阶段,联合细节点、邻域脊线方向和局部纹理信息构建局部结构模型。对每个细节点采样 4 个邻域描述点,并将单幅图像的描述符数量控制在 50~200 个,以兼顾匹配效率与特征判别能力。进一步结合动态规划、宽度优先搜索及线性变换估计,实现细节点匹配与图像对齐。随后,依据脊线宽度变化提取凹凸脊线形状特征,并在重叠区域内完成三级特征补充匹配。最后,根据可用细节点数量对二级与三级特征进行自适应加权融合,形成一级检索、二级主导匹配、三级补偿增强的识别框架。实验在 FVC2002、FVC2004 及自建指纹数据库上开展。结果表明,所提方法在不同数据库及不同感知区域条件下的等错误率(EER)均优于对比方法。在最小面积场景下,等错误率降至 3.35%~6.21%。该方法能够在细节点不足条件下充分利用脊线结构补充判别信息,具有较高的识别精度与鲁棒性。

关键词: 部分指纹识别;多级特征融合;曲率检索;细节点匹配;脊线形状特征

中图分类号: TH76 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

A partial fingerprint recognition method based on multi-level features fusion

Liu Chao¹, Gao Qinghong¹, Wu Pengcheng², Zheng Juanjuan¹, Huang Shaofu¹

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232000, China;

2. School of Artificial Intelligence, Southwest University, Chongqing 400715, China)

Abstract: The excessive reliance on minutiae features in partial fingerprint recognition, leads to degraded recognition performance under conditions of small-area capture and low-quality images. To address the issue, the article propose a partial fingerprint recognition method based on multi-level feature fusion. First, the input fingerprint image undergoes normalization, estimation of the orientation and frequency fields, region segmentation, and Gabor enhancement to improve the stability of subsequent feature extraction. Secondly, during the search phase, a 256-dimensional normalized search vector is constructed using local curvature information, and K-means clustering is employed to filter candidate samples, thereby reducing the computational overhead of large-scale matching. In the fine-matching phase, a local structural model is formulated by combining minutiae information, neighborhood ridge line directions, and local texture information. For each minutiae, four neighborhood descriptor points are sampled, and the number of descriptors per image is controlled between 50 and 200 to balance matching efficiency and feature discrimination capability. Furthermore, dynamic programming, breadth-first search, and linear transformation estimation are integrated to achieve minutiae matching and image alignment. Subsequently, convex and concave ridge shape features are extracted based on ridge width variations, and three-level feature supplementary matching is performed within the overlapping regions. Finally, adaptive weighted fusion of level-2 and level-3 features is performed based on the number of available minutiae, forming a recognition framework characterized by level-1 retrieval, level-2 dominant matching, and level-3 compensation enhancement. Experiments are implemented on the FVC2002, FVC2004, and a self-built fingerprint database. The results show that the proposed method achieves a lower equal error rate (EER) than the comparison methods across different databases and under varying capture conditions. In the smallest capture area scenario, the EER is reduced to 3.35%~6.21%.

6.21%. This method effectively utilizes ridge structure to supplement discriminative information when minutiae are insufficient, exhibiting high recognition accuracy and robustness.

Keywords: partial fingerprint recognition; multi-level feature fusion; curvature-based retrieval; minutiae matching; ridge shape features

0 引 言

指纹是位于人类手指尖端皮肤上的细密纹路,这些纹路对每个人来说都是独一无二的,即使是同卵双胞胎的指纹也不相同^[1]。指纹识别是生物识别技术中的首选方法,已被广泛应用于个人身份验证等领域^[2]。

在实际应用中,由于传感器采集范围受限或采集过程不完整,常常只能获取指纹的局部区域,即形成部分指纹^[3]。同时,部分指纹不同于潜指纹。潜指纹通常来源于非受控环境,具有背景复杂、噪声较强及对比度较低等特点;而本文所研究的部分指纹主要由传感器采集范围受限或图像裁剪生成,其图像质量相对较高,但存在明显的信息缺失问题。因此,本文关注的是在信息不完整条件下的部分指纹识别问题,而非潜指纹识别任务。

在基于深度学习的指纹识别中,特征提取是核心环节。指纹特征通常分为 3 级,其中一级特征描述宏观结构,如曲率、奇异点及方向场^[4]。奇异点检测已有多种方法,包括庞加莱指数法^[5]、模型驱动方法^[6]和复杂滤波^[7]以及其他方法^[8]。然而,由于一级特征的独特性有限,其主要用于指纹分类与初步检索,难以有效区分相似指纹。近年来,研究者提出多种改进方案。Wu 等^[9]提出细节点辅助的多尺度指纹表示方法,通过融合不同层级的局部细节与高层语义信息,有效提升了指纹检索精度。王海霞等^[10]基于卷积神经网络设计相位提取方法,并引入包裹感知损失函数,提高相位提取的精度。崔静静等^[11]提出的方向确定度约束与卷积稀疏模型融合算法方法利用方向确定度与卷积稀疏表示实现内外指纹融合,改善匹配性能。刘小强等^[12]提出了面向嵌入式设备的质量评估方法,通过方向场与频率场估计实现快速判别。一级特征在提高效率和便于分类方面具有价值,但其区分能力不足,限制了在精确识别中的独立应用。

二级特征主要是脊线端点和分叉点等细节特征^[13],因其独特性和稳定性而成为指纹识别的核心依据^[14-15]。现有方法可分为传统手工设计和深度学习两类。前者依赖领域知识和启发式规则^[16],在高质量指纹图像上表现良好,但对噪声敏感且需大量先验知识。近年来,深度学习方法展现出显著的优势^[17]。吴震东等^[18]提出了基于卷积神经网络的污损指纹融合算法,利用卷积神经网络识别污损指纹,表现出了较高的鲁棒性。Zhao 等^[19]提出了基于深度学习的自动化细节点提取方法,利用残差网络实现端到端细节点预测,从而提升了指纹细节点提取

性能。尽管二级特征在识别中最具判别力,但其依赖图像质量,且提取与匹配过程计算复杂度较高,限制了在低质量或部分指纹中的应用。

三级特征主要包括汗孔、初生脊及脊线边缘形态等细微结构^[20],通常作为辅助特征以提升识别的精度与可靠性^[21]。其中,汗孔因其稳定的生物特性而受到广泛关注。现有方法主要分为直接匹配与预对齐匹配两类,通常采用由粗到细的分层策略以提高匹配精度。研究者们提出了多种改进方案,Xu 等^[22]在指纹对齐基础上对重叠区域内的汗孔进行部分图匹配,并结合整体区域相似度进行融合,从而提高了汗孔匹配的鲁棒性和整体匹配性能。刘凤等^[23]提出高分辨率指纹网络,实现二级细节点与三级汗孔特征的统一提取。尽管三级特征在高精度识别中具有潜力,但其依赖高分辨率图像,受噪声、模糊及对齐精度影响较大,且计算复杂度较高,限制了其在实际应用中的普适性。

近年来,指纹识别领域在多级特征匹配方面取得了重要进展。Guan 等^[24]针对部分指纹验证问题,提出联合身份验证与姿态对齐的方法,利用多任务卷积神经网络与变换器混合模型协同学习判别性特征与相对位姿信息,从而有效提升部分指纹验证性能。Pan 等^[25]针对潜指纹匹配任务,提出基于深度学习的稠密细节点描述子,通过联合表征细节点局部信息与指纹纹理特征,并在重叠区域内完成匹配,有效提升了潜指纹匹配的准确性与鲁棒性。Joshi 等^[26]则设计了一种新的细节点导向方法,用于部分指纹 MasterPrint 的缓解,展示了细节点与局部结构结合的优势。Liu 等^[27]在三级特征层面提出基于残差卷积神经网络描述子的高效汗孔匹配方法,并结合局部异常检测机制,在高分辨率指纹识别中表现出色。

此外,潜指纹识别作为指纹识别领域的重要研究方向,近年来受到了广泛关注。相关研究主要围绕潜指纹增强、特征提取、匹配与识别等方面展开^[28]。在潜指纹识别中,细节点仍然是重要的判别依据。Nóbrega 等^[29]针对潜指纹数据受限问题,提出了局部潜指纹表征优化方法,通过自监督对比学习构建细节点局部表示,从而提升了潜指纹匹配性能。除二级细节点外,三级特征在潜指纹识别中也显示出一定应用潜力。Zhuang 等^[30]指出,汗孔大小、间距与分布等三级特征对受损潜指纹匹配具有重要价值,能够为低质量或局部不完整指纹提供额外判别信息。

近年来,随着深度学习的发展,潜指纹识别在特征表示与建模方面取得了进一步的进展。Dhaneshwar 等^[31]

提出了基于局部图像块的潜指纹识别方法,通过利用深度学习对部分潜指纹中的局部纹线与细节模式进行表征,提高了复杂条件下局部特征的判别能力。与此同时,针对潜指纹数据稀缺问题,Wang等^[32]提出了基于扩散概率模型的潜指纹合成方法,通过生成具有更好真实性与多样性的高分辨率样本,为模型训练提供了有效的数据支持。Wahab等^[33]进一步提出了面向细节点准确检测的潜指纹增强方法,在增强过程中联合保留细节点位置、方向场及局部结构信息,从而提升了低质量和信息缺失场景下的识别性能。这些研究为复杂条件下的指纹识别提供了重要参考。

然而,潜指纹识别与部分指纹识别在数据来源及问题特性上存在明显差异。潜指纹通常来源于非受控环境,更侧重于图像增强、噪声抑制与质量恢复;而本文研究的部分指纹主要由采集范围受限或图像裁剪生成,重点关注有效区域受限条件下的判别信息利用与匹配问题。因此,本文主要针对部分指纹识别问题展开研究。

与文献[1]不同,该工作主要通过深度对比学习挖掘跨手指指纹之间的相似性,并利用孪生网络学习全局特征嵌入表示,其研究重点在于跨手指匹配问题。而本文针对部分指纹识别场景,重点解决由于采集区域受限导致特征不完整的问题。在方法上,本文采用显式多级特征融合框架,对一级方向场与曲率、二级细节点及其邻域结构以及三级脊线形态特征进行结构化建模,并通过自适应权重机制实现不同特征层级的动态融合,从而在细节点稀缺条件下提升匹配鲁棒性。这些研究表明,多级特征融合在部分指纹识别中具有重要潜力,同时在潜指纹识别中亦具有一定应用前景。

本文提出了一种多级特征融合的部分指纹识别方法。首先利用一级特征对大量指纹进行分类与检索,以缩小候选范围;随后结合二级与三级特征,通过分析细节特征及其邻域方向场实现精确匹配,并进一步利用脊线特征提升识别精度。针对不同特征类型,采用相应的特征提取方法,并基于各层特征的作用分配权重,综合计算最终匹配得分。实验结果表明,该方法能有效降低等错误率(equal error rate, EER),在部分指纹识别中展现出较高的准确性与鲁棒性。

1 多级特征描述及理论基础

1.1 多级特征的描述

近年来,指纹特征表征研究取得诸多进展^[34-35]。其中,一级特征主要描述指纹的宏观结构,如脊线整体形态与曲率。如图1所示,指纹常见类型包括弓形、环形和斗形,其曲率变化能够有效区分不同模式^[36],因而常用于指纹的初步分类和检索。二级特征则指局部细节特征,

如脊线端点、分叉点、孤立点和短脊线等,这些特征分布不规则且数量丰富,是区分个体差异的主要依据。相比之下,三级特征关注更精细的结构变化,仅在高分辨率图像中可见,包括脊线宽度、边缘粗糙度及微小突起等。这类特征可在细节不足或部分指纹条件下进一步提升识别精度,但对图像质量要求更高。这些特征常用于指纹的详细比对和识别,尤其是在二级特征相似或部分指纹受损的情况下,三级特征为进一步区分个体提供了依据。

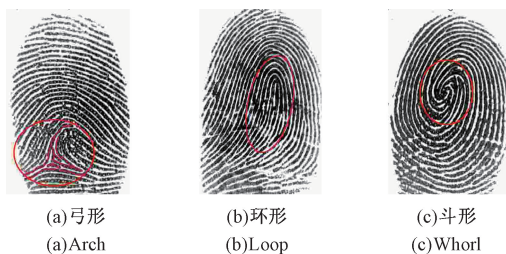


图1 指纹常见分类类型

Fig. 1 Common classification of fingerprints

1.2 数据预处理与指纹图像增强

指纹增强算法不应产生虚假的脊线结构,因为这可能影响细节点的正确提取,从而降低指纹匹配的准确性^[37]。在本文中,采用了Hong等^[38]提出的Gabor滤波技术来增强指纹图像。Gabor滤波是指纹增强领域应用最广泛的技术之一。如图2所示,为指纹图像增强示意流程。

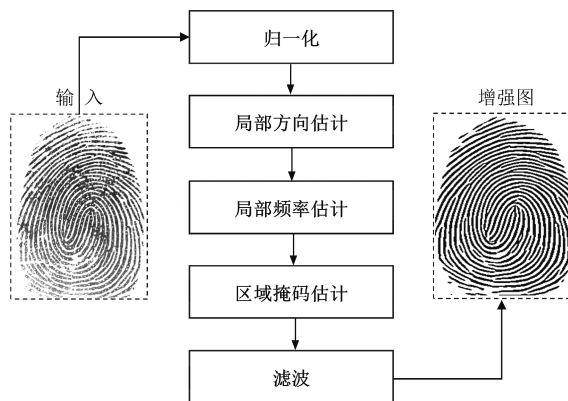


图2 指纹图像增强流程

Fig. 2 Diagram outlining the proposed fingerprint enhancement algorithm

该算法的主要步骤为:

- 1) 归一化:为输入的指纹图像设置预设的均值和方差,以标准化图像。
- 2) 局部方向估计:利用归一化后的指纹图像,估计脊线的方向场。
- 3) 局部频率估计:根据估计的方向场和归一化的指

纹图像,计算频率图像。

4) 区域掩码估计:将归一化后的指纹图像中的每个像素分为可恢复和不可恢复两类,生成区域掩码。

5) 滤波:通过将多个 Gabor 滤波器应用于归一化指纹图像的脊线和谷线像素,生成增强后的指纹图像。这些 Gabor 滤波器专门设计为与局部脊线的频率和方向相匹配。

1.3 多重特征的提取

1) 曲率计算

曲线中包括两个点:点 A 和点 M 。如图 3 所示,从 A 到 M 的距离,或沿曲线这两个位置之间的弧长,由符号 ΔS 表示。

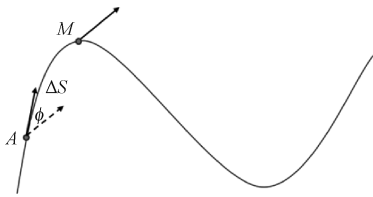


图 3 空间曲率计算过程

Fig. 3 An illustration demonstrating the calculation of curvature for a spatial curve

表示如图 3 所示,分别在点 A 和 B 处与曲线相切的切线形成的锐角指定为 ϕ 。式(1)用于获得点 A 处的曲线曲率:

$$k = \lim_{\Delta S \rightarrow 0} \frac{\phi}{\Delta S} \quad (1)$$

本研究并非直接对像素级方向进行估计,而是将指纹图像划分为大小为 $W \times W$ 的子块,并在每个子块上估计一个主导方向。其中, W 取值范围为 16~32 pixels,以在方向一致性与细节保持性之间取得平衡。将每个块的主方向视为局部脊线的切向角。块内所有像素继承该块的方向,从而避免像素级方向因噪声和局部纹理干扰而剧烈波动。如图 4 所示,在其 3×3 邻域内,根据离散曲率公式定义中心块曲率为所朝向方向上两邻块取向差的一半。

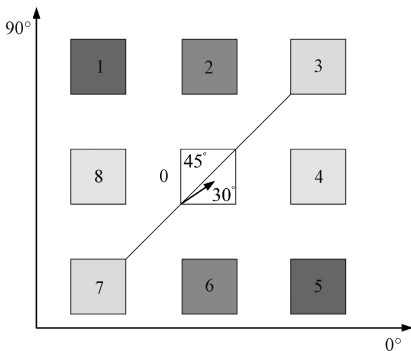


图 4 3×3 块状邻域示意图

Fig. 4 An illustration depicting a 3×3 block neighborhood

其公式为:

$$BC = \frac{|O(B_f) - O(B_s)|}{2} \quad (2)$$

式中: B_f, B_s 为与中心块方向夹角最小的邻域块方向。为避免大块中可能包含多条脊线导致方向混乱,在中心块的 4 个候选方向轴上计算方向方差,选择方差最小的一轴作为代表方向,再据此计算曲率。若某块的邻域方向分布离散度过大,则将该块标记为不可靠并跳过曲率赋值。

2) 细节点特征提取

细节点主要分为两类:脊端点和脊分叉点,前者为脊线的终止位置,后者则表示单一路径分为两条路径的节点。其描述通常由坐标 (x, y) 及方向角度共同定义,即:

$$D_M(m) = (x_m, y_m, \theta_m) \quad (3)$$

设 m 和 p_i 表示检测到的细节和采样点。检测到的细节的描述符定义为:

$$D(m) = \{S(m), \{S(p_i)\}_{i=1}^d\} \quad (4)$$

式中: d 表示采样点的数量; $S(p_i)$ 是表示细节点 m 周围的采样点的尺度不变特征变换 (scale-invariant feature transform, SIFT) 描述符; $S(m)$ 表示细节点的 SIFT 描述符。已有研究^[39]表明,在指纹验证中,靠近细节点的 SIFT 描述符尤为关键,可有效表征局部纹理信息。为兼顾计算效率与验证精度,本研究将参数 d 设为 4。与原始 SIFT 可提取超过 2 000 个关键点相比,本文方法仅生成约 50~200 个描述符,显著降低了计算复杂度,同时保持较高的判别能力。

3) 脊线形状特征提取

脊线形状特征 (ridge shape features, RSFs) 可通过凹凸性进行特征提取^[40-41]。具体而言,凹段通常表现为较窄的脊线宽度,而凸段则相对较宽。通过比较沿脊线方向的宽度变化,即可有效区分凹面与凸面区域,从而实现脊线特征的表征。

首先,使用相同的指纹的二值化和骨架化图像来估计脊线宽度。其示意图如图 5 所示。

在二值化图像中,如图 5(a) 所示,脊线剖面 Ω 以骨架化图像中的某一点 (x_i, y_i) 为中心,其长度为 $2\omega + 1$,并且垂直于局部脊线方向。

如图 5(b) 所示,如果在该位置发现的边界点少于两个,则认为脊线点 (x_i, y_i) 不可靠,并在该位置跳过脊线宽度的测量。另一方面,如果在该位置 (x_i, y_i) 发现的边界点超过两个,则在增强图像中的同一位置重复识别脊线边界的程序。如图 5(c) 所示, (x_1^b, y_1^b) 和 (x_2^b, y_2^b) 之间的欧几里得距离用于确定 (x_i, y_i) 处的脊线宽度 W ,因此使用二值化图像来测量脊线宽度。

在细化后的脊线上,对每个点的脊线宽度进行测量,并与其邻近点的宽度比较,以判断其所属的凹段或凸段,其示意图如图 6 所示。

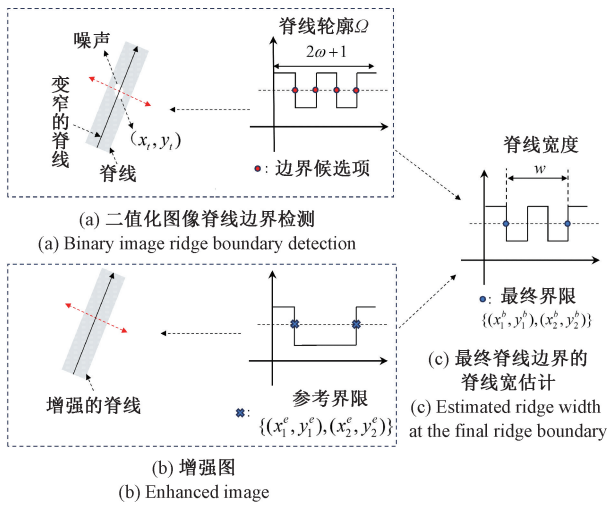
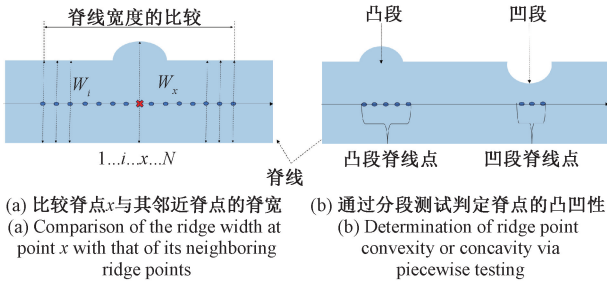
图5 (x_i, y_i) 的脊线宽度估算Fig. 5 Ridge width estimation at point (x_i, y_i) 

图6 脊形状特征提取段测试

Fig. 6 Segmentation-based test for ridge shape feature extraction

如图6(a)所示,设点 x 为窄脊线位置,通过与两侧邻近点 N 的宽度差异进行判别。整个过程中,每个邻近点 $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ 被划分为3种状态,以辅助识别脊线的局部形态。

$$S(i) = \begin{cases} n, & W_i \leq W_x - T_w (\text{narrower}) \\ s, & W_x - T_w < W_i < W_x + T_w (\text{similar}) \\ w, & W_x + T_w \leq W_i (\text{wider}) \end{cases} \quad (5)$$

式中: W_x 表示点 x 处的脊线宽度; W_i 表示邻近点 i 处的脊线宽度;脊线宽度的比较阈值为 T_w 。根据脊线宽度 W_i 和 W_x 的比较结果,脊线点 i 的状态 S_i 被指定为 n 、 s 或 w 之一。

为了确定稀疏脊线上的哪些点是凹点或凸点,系统在每个位置执行分段测试。如图6(b)所示,如果某一段脊线点被连续分类为全凹或全凸,则该段被称为凹段或凸段,并用于定义脊线特征点。相反,如果单独一个脊线

点被识别为凹点或凸点,则由于噪声或模糊性,它会被视为误检而被排除。在一系列连续的凹点或凸点中,中心点即为脊线特征点,也称为 r_k 。

$$r_k = (x_k, y_k, \theta_k, t_k)^T \quad (6)$$

式中: t_k 表示脊线形态的类型(凹或凸); θ_k 是该位置的脊线方向; (x_k, y_k) 是中心点的坐标。这种特征表示法与指纹识别中使用的标准细节点格式类似。然而,脊线的方向范围为 $(-\pi/2, \pi/2]$,而细节点的方向范围通常为 $(-\pi, \pi]$ 。

2 多级特征融合算法设计

本文提出一种基于曲率检索的部分指纹匹配方法。首先利用曲率对指纹进行初步筛选,以降低计算开销。随后依次执行细节点匹配与脊线形状匹配。在该过程中,通过比较细节点及其邻域脊线特征确定候选匹配对,并利用线性变换估计图像间的对齐关系。进一步在重叠区域内进行脊线形状匹配,以评估结构相似性。一级特征的作用仅在于快速检索,并不直接产生最终匹配结果。通过一级特征,可以有效减少后续二级与三级特征的比对规模,从而提升整体计算效率。一级特征得到的候选集将被送入后续的二级与三级匹配阶段。二级特征构成了本文方法的核心匹配基础。在候选集确定后,二级特征的匹配得分与三级特征的匹配结果将在融合公式中进行加权整合。权重因子 λ 根据可用细节点数量自适应调整,确保当细节点稀少时,融合框架能更多依赖三级特征补充。三级特征作为细粒度补充输入融合公式。它与二级特征的得分共同决定最终匹配结果,从而在细节点缺失或局部遮挡情况下,保持较高的识别鲁棒性。如图7所示,为整个指纹匹配的示意图。

2.1 基于指纹曲率的检索

在大规模人群中实现高效识别的可行方案是将测试指纹先分类至预定义类别,再与同类样本进行比对。该方法的性能取决于类别数量、样本分布及分类算法的鲁棒性。本文提出的曲率分类方法具体包括:

- 1) 高曲率脊线上均匀采样以构建特征点集合;
- 2) 对间距超过阈值的点对计算特征并形成特征向量;
- 3) 通过量化策略将特征映射为256维归一化向量;
- 4) 利用K均值聚类(K-means clustering)确定指纹类别。

由于分类步骤可在离线完成,故不会增加识别过程的计算负担。

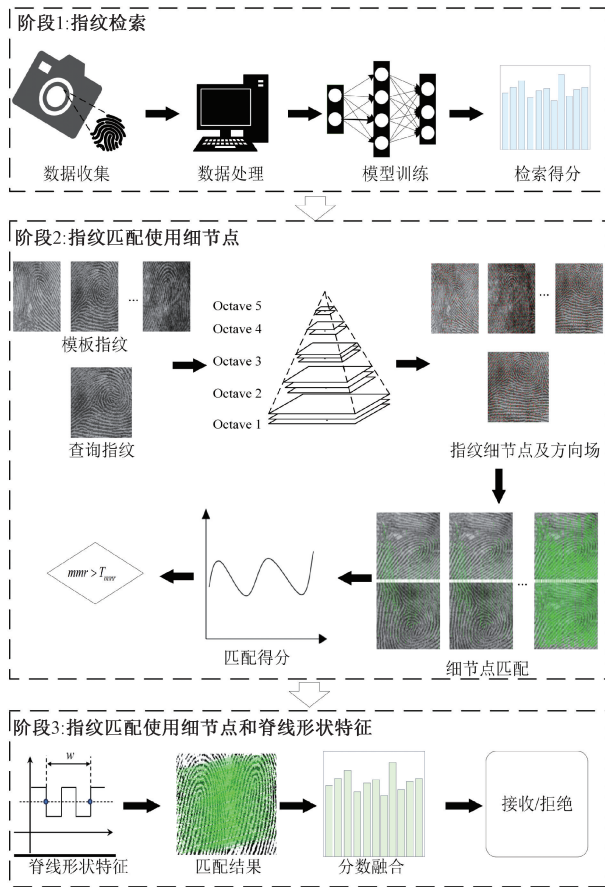


图7 整个指纹匹配的示意图

Fig. 7 Diagram of the entire fingerprint matching process

2.2 局部细节点和脊线形状用于细节点匹配

细节点匹配通常通过比较其局部邻域来寻找模板与查询图像间的对应关系,常见方法包括基于固定数量的邻近细节点^[42]或一定范围内的所有邻居^[43]。然而,当细节点数量不足时,这些方法的判别力有限,难以支持可靠识别^[44]。为此,本文将细节点与其邻近脊线特征联合建模,以增强局部结构的区分能力。

当两幅指纹图像的重叠区域较小时,即使部分指纹图像来自同一手指,一个细节点的最近邻节点也可能发生变化。因此,在中心细节点特定范围内,建议的局部结构包括所有细节和脊线特征。

假设 $L(m^T)$ 和 $L(m^Q)$ 分别表示模板指纹图像中的细节点 m^T 和查询指纹图像中的细节点 m^Q 的局部结构。当这两个局部结构能够很好地配合时,可以使用动态规划方法。动态规划通过寻找最佳匹配结果,以最大化 $L(m^T)$ 和 $L(m^Q)$ 之间的相似度得分。 $S_{lm}(m^T, m^Q)$ 相似度得分的计算公式为:

$$S_{lm}(m^T, m^Q) = \frac{S_m(m^T, m^Q) + S_r(m^T, m^Q)}{2} \quad (7)$$

式中: $S_m(m^T, m^Q)$ 和 $S_r(m^T, m^Q)$ 分别表示通过比较相邻

细节点和相邻脊线特征得到的相似度。使用式(8) 来确定相似度,即:

$$S(m^T, m^Q) = \frac{2 \sum F_s(n_i^T, n_j^Q)}{N^T + N^Q} \quad (8)$$

式中: $F_s(n_i^T, n_j^Q)$ 是 n_i^T 和 n_j^Q 之间匹配的置信度得分; n_i^T 和 n_j^Q 分别是 $L(m^T)$ 和 $L(m^Q)$ 中的局部邻域(细节点或脊线特征);而 N^T 和 N^Q 分别表示 $L(m^T)$ 和 $L(m^Q)$ 中的总邻域数量。

在模板和查询指纹图像中,基于细节点的局部结构进行比较,并选择相似度得分最高的前 N 对作为初始匹配对(实验中 $N=7$)。然后,使用宽度优先搜索算法从每个初始匹配的细节点对逐步找到其他对应的细节点,并生成 N 种不同的匹配结果。最终,选择具有最高细节点匹配率的匹配结果。细节点匹配率用于衡量两幅指纹图像重叠区域中细节点匹配的程度,其计算公式为:

$$mmr = \frac{2 \sum_{u=1}^{M_m} S_{lm}(m_u^T, m_u^Q)}{N_{m,o}^T + N_{m,o}^Q} \quad (9)$$

式中: M_m 是匹配的细节点数量; $S_{lm}(m_u^T, m_u^Q)$ 是匹配细节点对 (m_u^T, m_u^Q) 的基于方程的比较得分; $N_{m,o}^T$ 和 $N_{m,o}^Q$ 分别是模板指纹图像和输入指纹图像重叠区域中的细节点总数。利用匹配的细节点对,通过线性变换估计重叠区域。如果 mmr 超过匹配阈值 T_{mmr} ,则认为两幅图像之间的初始匹配细节点对已被正确检测到。这些匹配对随后被用于进行建议的脊线特征匹配。 T_{mmr} 是基于训练通过实验确定的。

2.3 重叠区域中的脊线特征匹配

在完成细节匹配后,需进一步评估模板与查询图像重叠区域中的脊线特征对应关系。虽然细节匹配已考虑局部脊线信息,但仅依赖细节点邻域难以建立精确的一一对应。通过在重叠区域引入非局部脊线特征比对,可有效提升整体匹配的准确性。

设 r^T 为模板指纹图像中的脊线特征, r^r 为 r^T 在输入指纹图像上的映射表示。考虑到变换误差,输入图像中可能没有与 r^T 完全匹配的脊线特征点。设 r^T 为 r^T 半径 R_c 像素范围内的脊线特征点。为了确定 r^T 和 r^Q 的对应关系,首先将它们表示为匹配细节点 $M_{match} = \{(m_j^T, m_j^Q)\}_{j=1, \dots, M_m}$ 的集合。 r^T 在模板图像中的位置和方向由从模板细节点 $m_j^T \in M_{match}$ 中选出 k 个最近细节点描述。

查询细节点 $m_j^Q \in M_{match}$ 同样表示 r^Q 的位置和方向,而查询细节点 $m_j^Q \in M_{match}$ 的匹配则对应于所选 k 个模板细节点。如果两幅图像之间的匹配细节点对少于五对,则所有匹配细节点都将用于表征 r^T 和 r^Q 。对于 r^T 和 r^Q ,分别利用方向、径向角度以及附近匹配细节点对的相对距离。接下来,确定 r^T 和 r^Q 之间的 $s_{lr}(r^T, r^Q)$ 。具体步骤为:

$$s_{lr}(\mathbf{r}^T, \mathbf{r}^Q) = \frac{\sum_{j=1}^k F_s(m_j^T, m_j^Q)}{k} \quad (10)$$

式中: $F_s(m_j^T, m_j^Q)$ 是 (m_j^T, m_j^Q) 匹配的置信度分数, 通过公式计算得出; 而 (m_j^T, m_j^Q) 是 $\mathbf{r}^T$ 和 $\mathbf{r}^Q$ 之间最近的匹配细节点对。如果 $s_{lr}(\mathbf{r}^T, \mathbf{r}^Q)$ 超过预定的阈值 T_{lr} , 则将脊线特征对 $F_s(m_j^T, m_j^Q)$ 保存在候选对列表中, 并将其视为 $\mathbf{r}^T$ 的候选对。阈值 T_{lr} 的调整取决于附近匹配细节点对的数量 k 。

$$T_{lr} = \frac{T_{\min} - T_{\max}}{5 - 1} \times (k - 1) + T_{\max} \quad (11)$$

T_{lr} 的最大值和最小值分别用 $T_{\max}$ 和 $T_{\min}$ 表示。为了减少由于 $\mathbf{r}^T$ 和 $\mathbf{r}^Q$ 描述不充分而导致的错误匹配, 当 k 值下降时, 阈值 T_{lr} 会相应提高。

3 实验设计与数据集

3.1 匹配分数计算

两个指纹图像之间的最终匹配得分由细节特征匹配得分和脊线特征匹配得分之和决定。细节特征匹配得分的计算公式为:

$$S_{\min} = mmr \times \frac{2M_m}{N_{m,t}^T + N_{m,t}^Q} \quad (12)$$

式中: mmr 是基于细节点匹配的相似性分数; $N_{m,t}^T$ 和 $N_{m,t}^Q$ 分别表示模板图像和输入图像中细节的总数量; 而 M_m 则表示匹配成功的细节点数量。前一项被视为两幅图像重叠区域中细节点的匹配率, 而公式右侧的后一项则表示重叠区域的大小。重叠区域的大小反映了两幅图像在细节上的匹配程度。

脊线特征的匹配分数计算为:

$$S_{rsf} = \frac{2 \sum_{v=1}^{M_r} s_{lr}(\mathbf{r}_v^T, \mathbf{r}_v^Q)}{N_{r,o}^T + N_{r,o}^Q} \times \frac{2M_r}{N_{r,t}^T + N_{r,t}^Q} \quad (13)$$

式中: $N_{r,t}^T$ 和 $N_{r,t}^Q$ 分别表示模板图像和输入图像中 RSFs 的总数量, $s_{lr}(\mathbf{r}_v^T, \mathbf{r}_v^Q)$ 是匹配的 RSFs 对 $(\mathbf{r}_v^T, \mathbf{r}_v^Q)$ 的相似性分数, M_r 是匹配的 RSFs 数量, 而 $N_{r,o}^T$ 和 $N_{r,o}^Q$ 则分别表示模板图像和查询图像重叠区域中 RSFs 的总数量。

随后, 最终匹配分数通过式 (14) 确定, 即:

$$S_{\text{total}} = \lambda \cdot S_{\min} + (1 - \lambda) \cdot S_{rsf} \quad (14)$$

式中: 细节点匹配分数和 RSFs 匹配分数通过权重因子 λ ($0 < \lambda \leq 1$) 进行组合。根据指纹图像中包含的细节数量调整权重因子的方法为:

$$\lambda = \frac{(N_{m,t}^T + N_{m,t}^Q)}{(N_{m,t}^T + N_{m,t}^Q) + \alpha_{rsf}(N_{r,t}^T + N_{r,t}^Q)} \quad (15)$$

式中: α_{rsf} 是脊线特征的权重, 用于赋予脊线特征特定的

相对重要性 ($\alpha_{rsf} = 0.12$)。在本研究中, 式 (15) 所确定的权重 λ 体现了自适应的分配机制: 当图像中可用细节点数量较多时, 二级特征在匹配中占主导地位; 当细节点数量较少或受噪声干扰时, 三级脊线等特征的权重相应增加, 从而弥补局部信息不足, 保持整体鲁棒性。这一设计避免了固定权重的僵化, 能够根据样本质量在不同特征层级之间动态平衡, 有助于提高在低质量、局部遮挡等复杂条件下的识别性能。综上, 本文的方法不是 3 个独立的匹配模块, 而是一个多特征融合框架: 各层级特征的得分在式 (14) 和 (15) 中被统一整合为最终匹配分数。

3.2 指纹数据集的描述

在实验中, 使用了 3 个指纹图像数据库进行评估。指纹验证竞赛 2002 数据库 (fingerprint verification competition 2002, FVC2002) 的数据库 1 (database 1, DB1) 和数据库 3 (database 3, DB3), 指纹验证竞赛 2004 数据库 (fingerprint verification competition 2004, FVC2004) 的 DB1 和 DB2 (database 2, DB2), 以及自建数据库。数据库分辨率为 500 dpi, 共包含 148 个手指的 1 184 张指纹图像 (每指 8 张)。为模拟部分指纹, 将原始图像裁剪生成子图, 其中第 1、3、5、7 张作为模板图像, 其余 4 张作为查询图像。部分指纹的生成过程旨在更贴近真实应用场景。

1) 从指纹图像的前景区域创建 5 个子区域;

2) 为了确保足够的前景空间, 在每个子区域中随机选择一个点作为部分图像的中心;

3) 通过在每个子区域中随机生成部分指纹图像, 从每个手指的 4 个指纹图像中生成 20 个部分图像。

然而, 如图 8 和表 1 所示, 从 4 个查询图像的前景区域中随机生成 20 个查询部分图像, 确保每个部分图像包含超过 90% 的前景区域。

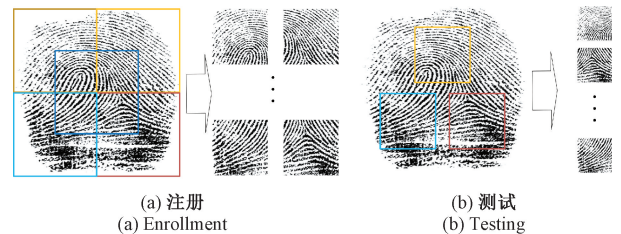
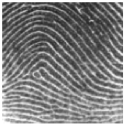
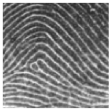


图 8 FVC2002, FVC2004 以及自建数据库被用于生成部分指纹图

Fig. 8 Partial fingerprint images generated using FVC2002, FVC2004, and a self-constructed database

在 3 种部分图像尺寸下, 共生成 2 000 张模板与 2 000 张查询图, 并展示了部分样例。基于所构建的数据库, 对 FVC2002 DB1 中每指 100 张图像进行统计, 分析了感应区域大小与细节点数量的关系。结果表明, 在最小尺寸 (6.9 mm×6.9 mm) 下虽能检测到至少 4 个细节

表 1 FVC2002、FVC2004 以及自建数据库中截取了部分指纹图像
Table 1 Partial fingerprint images selected from FVC2002, FVC2004, and a self-constructed database

FVC2002(DB1&DB3)			FVC2004(DB1&DB2)			自建的数据集		
裁剪样本	感应区域/ mm ²	图像大小/ pixels	裁剪样本	感应区域/ mm ²	图像大小/ pixels	裁剪样本	感应区域/ mm ²	图像大小/ pixels
	9.3×9.3	184×184		9.3×9.3	184×184		9.3×9.3	184×184
	7.7×7.7	152×152		7.7×7.7	152×152		7.7×7.7	152×152
	6.9×6.9	136×136		6.9×6.9	136×136		6.9×6.9	136×136
	9.3×9.3	184×184		9.3×9.3	184×184			
	7.7×7.7	152×152		7.7×7.7	152×152			
	6.9×6.9	136×136		6.9×6.9	136×136			

点。如图 9 所示,但部分图像的细节点数量不足以支持可靠匹配。因此,本文引入脊线特征作为补充,以提升部分指纹识别的准确性。总体来看,感应区域减小会显著减少可检测的细节点数。

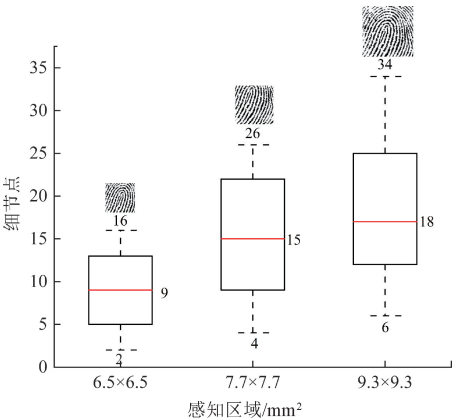


图 9 基于感知区域面积的特征点数量

Fig. 9 The amount of minutia based the sensing area

3.3 部分指纹图像的匹配测试

在 FVC2002 与 FVC2004 数据集中,每个手指均采集 20 张注册图像,输入图像依次与同一受试者的 20 张模板进行比较并取最高分作为最终结果,从而形成约 2 000 次真实匹配 (100 指纹×20 查询图像) 与 4 950 ((100×99)/2) 次假匹配。在自建数据库中,每个手指使用 10 张注册图像,共形成 480 次真实匹配与 1 128 次假匹配。该设定遵循 FVC 官方竞赛规则,确保实验具有可重复性与对比性。在实验中,从 FVC 数据库中选取 100 个手指,每个手指采集 20 张图像作为注册/测试样本。在匹配实验时,每个输入图像需要与该手指的 20 张模板图像逐一比较,取最高分作为结果。因此,对每个手指而言,共有 20 次真实匹配;对于 100 个手指,则总共有 100×20=2 000 次真实匹配。假匹配是指不同手指之间的匹配。在实验中,让每个手指的第一幅测试图像与其他手指的注册模板进行比较。由于共有 100 个手指,两两组合得到的匹配对数为 100×(100-1)/2=4 950 对手

指组合,每个手指组合进行两两比对,共产生 4 950 次假匹配。

在测试过程中,对比 4 种不同的匹配技术进行了相关比较:

1)传统细节点匹配器(conventional minutiae matcher, CMM):该方法仅使用细节点特征;整体匹配过程与建议的细节点匹配阶段类似,但通常仅使用靠近中心细节点的细节点来表示细节点的局部邻域。

2)细节点圆柱码(minutiae cylinder code, MCC):这是另一种流行的基于细节点的匹配方法,它使用一种称为圆柱体的 3D 单元结构来描述细节点的局部结构。基于 MCC 的匹配器被认为是最准确的细节点匹配器之一。测试中使用了 MCC 软件开发工具包 2.0 提供的参数值。

3)PoreNet 模型^[45]:该方法利用卷积神经网络提取三级汗孔特征,在高分辨率指纹数据库中表现优异。然而在低分辨率及局部遮挡条件下,其识别性能下降较为显著,而本文方法在多数据库、不同分辨率条件下仍保持稳定的识别率。

4)加速 KAZE 特征算法(accelerated KAZE, A-KAZE)^[46]:该方法基于多尺度加速特征点检测与纹理描述,在部分指纹细节点不足的情况下具备一定鲁棒性。但实验结果显示,其整体识别性能仍明显低于本文提出的多级特征融合方法。

表 2~4 展示了部分匹配测试的结果,而图 10~12 则展示了受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线。

表 2 FVC2002 的 DB1 和 DB3 数据库中模拟的选定指纹数据集上的指纹匹配性能
Table 2 Fingerprint matching performance on selected fingerprint datasets simulated from the DB1 and DB3 databases of FVC2002

模拟数据库	感知区域/mm ²	图像尺寸/pixels	EER/%				
			CMM	MCC	PoreNet	A-KAZE	本文方法
FVC2002 DB1	9.3×9.3	184×184	0.48	0.45	0.50	1.25	0.35
	7.7×7.7	152×152	2.38	6.67	2.34	2.45	2.20
	6.9×6.9	136×136	5.47	25.26	3.60	4.80	3.35
FVC2002 DB3	9.3×9.3	184×184	2.35	2.81	2.40	10.45	2.25
	7.7×7.7	152×152	4.28	9.78	4.10	13.77	3.94
	6.9×6.9	136×136	6.45	22.61	6.12	15.80	5.55

表 3 FVC2004 的 DB1 和 DB2 数据库中模拟的选定指纹数据集上的指纹匹配性能
Table 3 Fingerprint matching performance on selected fingerprint datasets simulated from the DB1 and DB2 databases of FVC2004

模拟数据库	感知区域/mm ²	图像尺寸/pixels	EER/%				
			CMM	MCC	PoreNet	A-KAZE	本文方法
FVC2004 DB1	9.3×9.3	184×184	2.48	3.98	2.38	9.20	2.20
	7.7×7.7	152×152	4.00	8.25	3.82	11.84	3.50
	6.9×6.9	136×136	6.02	19.20	5.80	15.50	5.50
FVC2004 DB2	9.3×9.3	184×184	4.63	4.70	4.52	21.86	4.21
	7.7×7.7	152×152	4.86	7.80	4.66	22.50	4.50
	6.9×6.9	136×136	7.04	25.42	6.24	25.70	5.45

表 4 自建数据库模拟的选定指纹数据集上的指纹匹配性能
Table 4 Fingerprint matching performance on selected datasets simulated from a self-constructed database

感知区域/mm ²	图像尺寸/pixels	EER/%				
		CMM	MCC	PoreNet	A-KAZE	本文方法
9.3×9.3	184×184	1.24	1.15	1.14	3.68	0.94
7.7×7.7	152×152	3.64	7.58	2.88	6.02	2.58
6.9×6.9	136×136	8.52	19.40	7.12	19.40	6.21

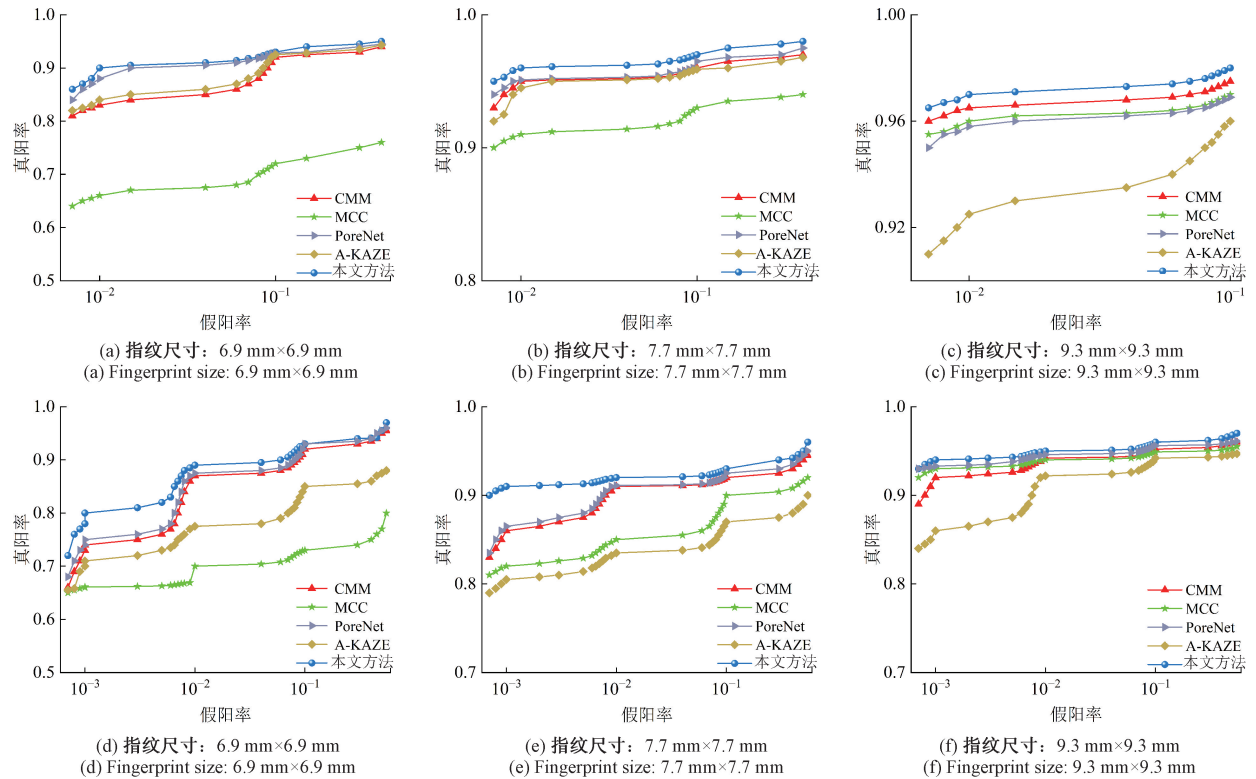


图 10 不同部分指纹尺寸下 FVC2002 DB1 和 DB3 模拟选定数据集的部分指纹匹配 ROC 曲线

Fig. 10 ROC curves of partial fingerprint matching on selected datasets simulated from FVC2002 DB1 and DB3 under different partial fingerprint sizes

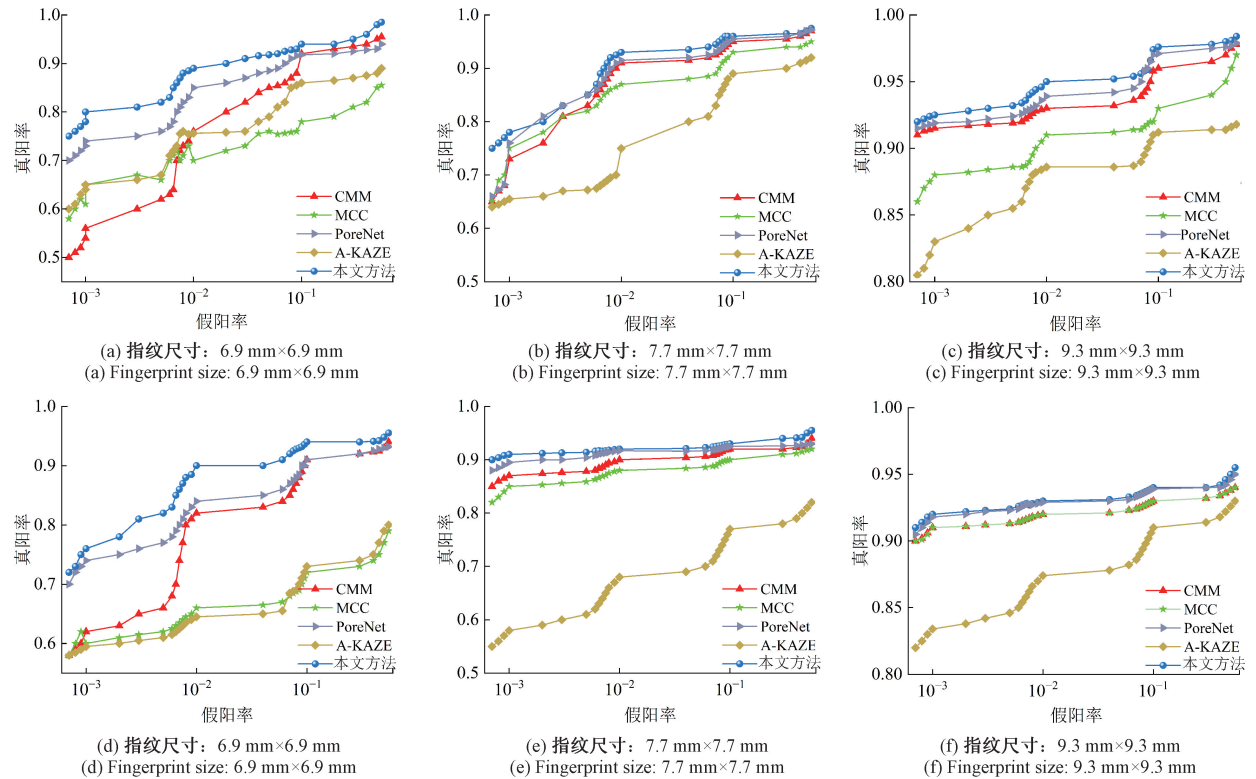


图 11 不同部分指纹尺寸下 FVC2004 DB1 和 DB2 模拟选定数据集的部分指纹匹配 ROC 曲线

Fig. 11 ROC curves of partial fingerprint matching on selected datasets simulated from FVC2004 DB1 and DB2 under different partial fingerprint sizes

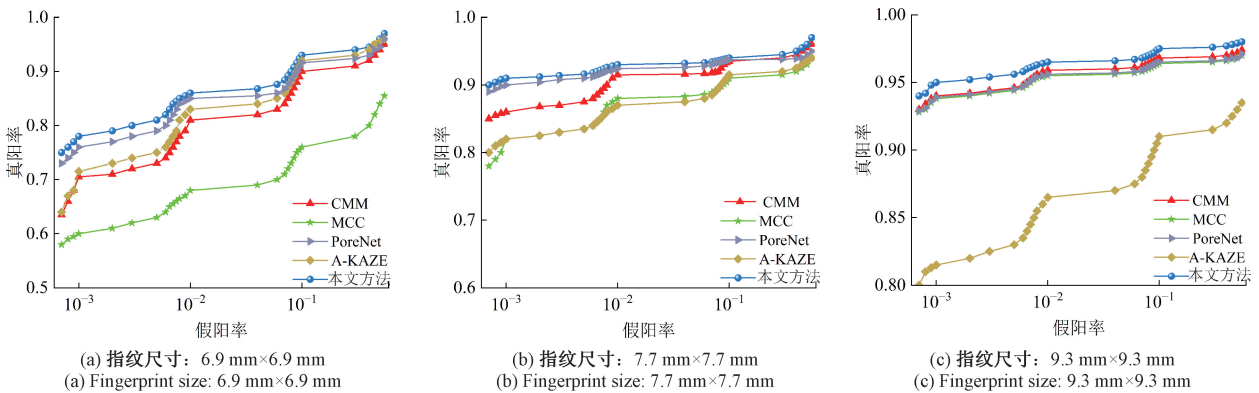


图 12 不同部分指纹尺寸下自建数据库模拟选定数据集的部分指纹匹配 ROC 曲线

Fig. 12 ROC curves of partial fingerprint matching on selected datasets simulated from a self-constructed database under different partial fingerprint sizes

以下是对测试结果的分析:

在 5 种比较的匹配技术中,最新开发的匹配器实现了最低的等错误率。实验结果证实,本文方法采用分级特征融合,一级特征先行检索以缩小候选规模,二级与三级特征再进行精细匹配。SIFT 特征点数控制在 50~200 个,使整体复杂度由传统的 $O(N \cdot M)$ (N 为查询图像数, M 为模板库规模) 降低为 $O(N \cdot k)$, 在大规模数据库中具备更高效率。FVC2002、FVC2004 及自建数据库均含低质量和噪声样本。实验结果表明,本文方法在多数数据库、多场景下均取得低于其他方法的等错误率(equal error rate, EER)。特别是在小面积、低质量的指纹图像中,本文方法仍能保持较高识别性能,体现了较强的鲁棒性。

4 结 论

在本研究中,提出了一种结合多级指纹特征进行部分指纹识别的方法。该方法首先使用一级特征对部分指纹进行初步检索和筛选,随后结合二级和三级特征进行识别。在 FVC2002、FVC2004 以及自建数据集上进行了多次匹配测试。根据数据,所提方法在等错误方面优于现有的匹配技术。这表明所提出的方法显著提高了部分指纹识别的准确性。实验对比结果验证了本研究中提出的部分指纹匹配技术的优势。与一些基于传统细节特征和其他非细节特征的指纹匹配方法相比,该方法展示了更高的匹配性能。

参考文献

[1] GUO G, RAY A, IZYDORCZAK M, et al. Unveiling intra-person fingerprint similarity via deep contrastive

learning [J]. Science Advances, 2024, 10 (2): eadi0329.

[2] 吴秋雯,廖薇. 基于人体通信的生物特征身份识别方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022,36(5):113-119.

WU Q W, LIAO W. Research on biometric identification method based on human body communication[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(5): 113-119.

[3] 胡欣,张朝勇,杨进,等. 改进 MOSSE 的小面积滑动指纹图像追踪算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(3): 57-65.

HU X, ZHANG CH Y, YANG J, et al. Improved MOSSE-based tracking algorithm for small-area sliding fingerprint images[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(3): 57-65.

[4] PATEL M, PARIKH S M, PATEL A R. An improved approach in core point detection algorithm for fingerprint recognition [C]. Proceedings of 3rd International Conference on Internet of Things and Connected Technologies, 2018: 26-27.

[5] LIN CH H, KUMAR A. Matching contactless and contact-based conventional fingerprint images for biometrics identification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(4): 2008-2021.

[6] ALAM N A, AHSAN M, BASED M A, et al. An intelligent system for automatic fingerprint identification using feature fusion by Gabor filter and deep learning[J]. Computers and Electrical Engineering, 2021, 95: 107387.

[7] GROSZ S A, JAIN A K. Latent fingerprint recognition;

- Fusion of local and global embeddings [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2023, 18: 5691-5705.
- [8] PERALTA D, TRIGUREO I, GARCIA S, et al. On the use of convolutional neural networks for robust classification of multiple fingerprint captures [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2018, 33(1): 213-230.
- [9] WU S, WANG ZH, JIA Z X, et al. Fingerprint indexing with minutiae-aided fingerprint multiscale representation[C]. 7th Asian Conference on Pattern Recognition, 2023: 344-358.
- [10] 王海霞, 单鲁斌, 庞巧玲, 等. 基于卷积神经网络的指纹条纹图相位提取方法[J]. 光子学报, 2022, 51(6): 380-390.
WANG H X, SHAN L B, PANG Q L, et al. Phase extraction method of fingerprint fringe pattern based on convolutional neural network[J]. Acta Photonica Sinica, 2022, 51(6): 380-390.
- [11] 崔静静, 王海霞, 陈朋, 等. 基于卷积稀疏表示的内外部指纹融合方法研究[J]. 高技术通讯, 2023, 32(11): 1153-1165.
CUI J J, WANG H X, CHEN P, et al. Research on the fusion method of internal and external fingerprints based on convolutional sparse representation[J]. Chinese High Technology Letters, 2023, 32(11): 1153-1165.
- [12] 刘小强, 袁国顺, 乔树山. 应用于嵌入式设备的指纹图像质量估计方法[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2019, 46(12): 9-15.
LIU X Q, YUAN G SH, QIAO SH SH. Fingerprint image quality estimation method for embedded devices[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2019, 46(12): 9-15.
- [13] CAO K, JAIN A K. Automated latent fingerprint recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 41(4): 788-800.
- [14] 戴庆华, 陈光化, 唐逍, 等. 基于 Siamese 卷积神经网络的指静脉识别[J]. 电子测量技术, 2018, 41(24): 51-55.
DAI Q H, CHEN G H, TANG X, et al. Finger-vein recognition based on Siamese convolutional neural network[J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(24): 51-55.
- [15] 周丙涛, 陈世强, 程宇阳, 等. 基于足底压力传感器与深度学习的生物身份识别[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(7): 108-115.
- ZHOU B T, CHEN SH Q, CHENG Y Y, et al. Biometric identification based on plantar pressure sensors and deep learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(7): 108-115.
- [16] FENG Y L, KUMAR A. Detecting locally, patching globally: An end-to-end framework for high speed and accurate detection of fingerprint minutiae [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2023, 18: 1720-1733.
- [17] ZHANG ZH, LIU SH X, LIU M H. A multi-task fully deep convolutional neural network for contactless fingerprint minutiae extraction[J]. Pattern Recognition, 2021, 120: 108189.
- [18] 吴震东, 王雅妮, 章坚武. 基于深度学习的污损指纹识别研究[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(7): 1585-1591.
WU ZH D, WANG Y N, ZHANG J W. Research on damaged fingerprint recognition based on deep learning[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2017, 39(7): 1585-1591.
- [19] ZHAO H T, YANG H, ZHENG SH B. Deep learning-inspired automatic minutiae extraction from semi-automated annotations [J]. IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, 2024, 9: 1509-1521.
- [20] SREEHARI S, ANZAR S M. Touchless fingerprint recognition: A survey of recent developments and challenges [J]. Computers and Electrical Engineering, 2025, 122: 109894.
- [21] LIU J, LUO Y, WU J, et al. Level 3 details: The biological variability among the Chinese Population [J]. Law, Probability and Risk, 2025, 24(1): mgaf005.
- [22] XU Y R, SUN J B, CHAI T T, et al. Multi-feature matching for high-resolution fingerprint recognition [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 1-11.
- [23] 刘凤, 王秋恒, 肖延峰, 等. 基于 HRF-Net 的指纹细节点及汗孔统一提取方法 [J]. 计算机学报, 2024, 47(9): 2179-2194.
LIU F, WANG Q H, XIAO Y F, et al. Unified extraction method of fingerprint minutiae and sweat pores based on HRF-Net [J]. Chinese Journal of Computers, 2024, 47(9): 2179-2194.
- [24] GUAN X J, PAN ZH Y, FENG J T, et al. Joint identity verification and pose alignment for partial fingerprints [J].

- IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2024, 20: 249-263.
- [25] PAN ZH Y, DUAN Y J, GUAN X J, et al. Latent fingerprint matching via dense minutia descriptor[C]. 2024 IEEE International Joint Conference on Biometrics, 2024, 1-10.
- [26] JOSHI M, MAZUMDAR B, DEY S. A novel minutiae-oriented approach for partial fingerprint-based MasterPrint mitigation [J]. Pattern Recognition, 2024, 145: 109935.
- [27] LIU F, WANG Q H, XIAO Y F, et al. An efficient and effective pore matching method using ResCNN descriptor and local outliers[J]. Pattern Recognition, 2025, 163: 111446.
- [28] SHREYA S, CHATTERJEE K. Gan-enable latent fingerprint enhancement model for human identification system[J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 83(9): 27565-27588.
- [29] NÓBREGA A, THEODORO I, FIGUEROA P, et al. Improving local latent fingerprint representations under data constraints[C]. 2024 37th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images, 2024, 1-6.
- [30] ZHUANG G X, LI Y J, CHU X D, et al. Visualization of level-3 latent fingerprints by surfactant-free CsPbBr₃ MCs with Pb(OH)₂ as a passivation layer and an anchored bridge[J]. CrystEngComm, 2025, 27(12): 1763-1772.
- [31] DHANESHWAR R, KAUR M, KAUR M, et al. Patch-based latent fingerprint recognition: A novel approach for reliable identification of partial prints [J]. Journal of Forensic Sciences, 2026, 71(1): 241-257.
- [32] WANG J Q, ZHANG Z CH, HAN C Y. Exploring latent fingerprint synthesis with diffusion probabilistic models[C]. Proceedings of the Future Technologies Conference, 2024, 78-89.
- [33] WAHAB A, KHAN T M, IQBAL S, et al. Latent fingerprint enhancement for accurate minutiae detection[J]. Procedia Computer Science, 2024, 246: 1558-1567.
- [34] 刘玉珍,王鑫磊,林森. 加权自适应 MULBP 与 2DPCA 结合的掌纹识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1): 142-150.
- LIU Y ZH, WANG X L, LIN S. Palmprint recognition method combining weighted adaptive MULBP and 2DPCA[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(1): 142-150.
- [35] ALSHDADI A A, MEHBOOB R, DAWOOD H, et al. Exploiting level 1 and level 3 features of fingerprints for liveness detection[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 61: 102039.
- [36] VALDES-RAMIREZ D, MEDINA-PEREZ M A, MONROY R, et al. A review of fingerprint feature representations and their applications for latent fingerprint identification: trends and evaluation[J]. IEEE Access, 2019, 7(1): 48484-48499.
- [37] ENGELSMA J J, GROSZ S, JAIN A K. PrintsGAN: Synthetic fingerprint generator[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 45(5): 6111-6124.
- [38] HONG L, WAN Y F. Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance evaluation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(8): 777-789.
- [39] KUZU R S, PICIUCCO E, MAIORANA E, et al. On-the-fly finger-vein-based biometric recognition using deep neural networks [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2020, 15: 2641-2654.
- [40] YIN X F, ZHU Y M, HU J K. 3D fingerprint recognition based on ridge-valley-guided 3D reconstruction and 3D topology polymer feature extraction [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 43(3): 1085-1091.
- [41] LEE W, CHO S, CHOI H, et al. Partial fingerprint matching using minutiae and ridge shape features for small fingerprint scanners [J]. Expert Systems with Applications, 2017, 87: 183-198.
- [42] CAO K, NGUYEN D L, TYMOSZEK C, et al. End-to-end latent fingerprint search[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2019, 15: 880-894.
- [43] TAN H ZH, KUMAR A. Minutiae attention network with reciprocal distance loss for contactless to contact-based fingerprint identification [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2021, 16: 3299-3311.
- [44] ANAND V, KANHANGAD V. Cross-sensor pore detection in high-resolution fingerprint images[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 22(1): 555-564.
- [45] ANAND V, KANHANGAD V. PoreNet: CNN-based pore descriptor for high-resolution fingerprint recognition [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(16): 9305-9313.
- [46] MATHUR S, VJAY A, SHAH J, et al. Methodology for

partial fingerprint enrollment and authentication on mobile devices [C]. 2016 International Conference on Biometrics, 2016, 1-8.

作者简介



刘超(通信作者),2012 年于河南工程学院获得学士学位,2017 年于重庆大学获得硕士学位,2020 年于重庆大学获得博士学位,现为安徽理工大学副教授,主要研究方向为图像识别与处理。

E-mail: liuchaomech@163.com

Liu Chao (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Henan University of Engineering in 2012, and his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Chongqing University in 2017 and 2020, respectively. He is currently an associate professor at

Anhui University of Science and Technology. His main research interests include image recognition and processing.



吴鹏程,2015 年于解放军理工大学获得学士学位,2019 年于重庆大学获得硕士学位,2023 年于重庆大学获得博士学位,现为西南大学副教授,主要研究方向为图像识别与处理。

E-mail: wupengcheng_mech@163.com

Wu Pengcheng received his B. Sc. degree from PLA University of Science and Technology in 2015, and his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Chongqing University in 2019 and 2023, respectively. He is currently an associate professor at Southwest University. His main research interests include image recognition and processing.