



基于模态信息度评估策略的掌纹掌静脉特征识别方法

潘在宇, 徐家梦, 王军, 贾伟

引用本文:

潘在宇, 徐家梦, 王军, 贾伟. 基于模态信息度评估策略的掌纹掌静脉特征识别方法[J]. 智能系统学报, 2024, 19(5): 1136–1148.

PAN Zaiyu, XU Jiameng, WANG Jun, et al. Palmprint and palm vein recognition method based on modal information evaluation strategy[J]. *CAA I Transactions on Intelligent Systems*, 2024, 19(5): 1136–1148.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202310002>

您可能感兴趣的其他文章

面向听视觉信息的多模态人格识别研究进展

Research advance of multimodal personality recognition based on audio and visual cues

智能系统学报. 2021, 16(2): 189–201 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202101034>

多模态情绪识别研究综述

A review of multimodal emotion recognition

智能系统学报. 2020, 15(4): 633–645 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202001032>

基于级联宽度学习的多模态材质识别

Cascade broad learning for multi-modal material recognition

智能系统学报. 2020, 15(4): 787–794 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201908021>

基于宽度学习方法的多模态信息融合

Multi-modal information fusion based on broad learning method

智能系统学报. 2019, 14(1): 150–157 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201803022>

基于超限学习机的非线性典型相关分析及应用

Nonlinear canonical correlation analysis and application based on extreme learning machine

智能系统学报. 2018, 13(4): 633–639 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201703034>

一种多模态融合的网络视频相关性度量方法

A multi-modal fusion approach for measuring web video relatedness

智能系统学报. 2016, 11(3): 359–365 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201603040>

DOI: 10.11992/tis.202310002

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1538.TP.20240829.0950.004>

基于模态信息度评估策略的掌纹掌静脉特征识别方法

潘在宇¹, 徐家梦¹, 王军¹, 贾伟²

(1. 中国矿业大学 信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221116; 2. 合肥工业大学 计算机与信息学院, 安徽 合肥 230009)

摘要: 多模态生物特征识别技术凭借其出色的识别效果和稳健的可靠性引起了业界的广泛关注。然而, 传统多模态生物特征识别方法通常直接在特征层或决策层进行融合, 很少考虑模态样本质量不同导致的融合效果差异。此外, 由于缺乏大规模公开多模态生物特征数据库, 多模态生物特征识别方法的研究受到一定程度上的限制。因此, 设计了一款手部多模态数据采集设备, 并自建了手部多模态数据库, 用于多模态生物特征识别方法的验证与评估; 提出了一种基于模态信息度评估策略的掌纹掌静脉特征识别方法, 利用样本标签对应的类别置信度来评估每个模态特征的信息度, 从而使模型在融合过程中根据不同模态对身份识别的贡献率进行自适应的权重分配。实验表明该方法在 2 个公开的数据库以及自建数据库上均取得了最高识别率。

关键词: 生物特征识别; 掌纹图像; 掌静脉图像; 多模态生物特征数据库; 模态信息度评估策略; 类别置信度; 多模态融合; 掌纹掌静脉特征识别

中图分类号: TP30 文献标志码: A 文章编号: 1673-4785(2024)05-1136-13

中文引用格式: 潘在宇, 徐家梦, 王军, 等. 基于模态信息度评估策略的掌纹掌静脉特征识别方法 [J]. 智能系统学报, 2024, 19(5): 1136-1148.

英文引用格式: PAN Zaiyu, XU Jiameng, WANG Jun, et al. Palmprint and palm vein recognition method based on modal information evaluation strategy[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2024, 19(5): 1136-1148.

Palmprint and palm vein recognition method based on modal information evaluation strategy

PAN Zaiyu¹, XU Jiameng¹, WANG Jun¹, JIA Wei²

(1. School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China; 2. School of Computer Science and Information Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: Multimodal biometric recognition has gained widespread attention in the industry due to its excellent performance and robust reliability. However, traditional multimodal biometric recognition methods usually fuse directly at the feature or matching layer and rarely consider the differences in fusion effects caused by the quality of modal samples. Moreover, research on multimodal biometric recognition methods is restricted by the absence of large-scale publicly available multimodal biometric databases. Therefore, first, a hand multimodal data acquisition device is designed, and a hand multimodal database is created for the validation and evaluation of multimodal biometric recognition methods. Second, a palmprint and palm vein fusion recognition method is proposed based on a modal information evaluation strategy. It uses the category confidence level corresponding to ground truth sample labels to assess the information level of each modal feature. Thus, the model adaptively assigns weights according to the contribution rates of different modes during the identity recognition fusion process. This method outperforms other recognition methods by achieving the highest recognition rate on two public databases and one self-built multimodal biometric database.

Keywords: biometric recognition; palmprint image; palmvein image; multimodal biometric databases; modal information evaluation strategy; category confidence level; multimodal fusion; palmprint and palmvein fusion recognition

收稿日期: 2023-10-07. 网络出版日期: 2024-08-29.

基金项目: 新一代人工智能重大项目 (2020AAA01073000); 中央高校基本科研业务费专项资金项目 (2023QN1077).

通信作者: 王军. E-mail: jrobot@126.com.

在日常生活中, 个人信息已成为每个人宝贵的资产。一旦身份信息被泄露, 可能会导致不可估量的负面后果。在诸多身份鉴别的解决方案

中,生物特征识别技术被认为是最有效的方案之一^[1-2]。尽管人脸^[3]、指纹^[4]、掌纹^[5]和静脉^[6]等单模态身份识别技术已经取得了显著的进展,并且在多个领域得到了广泛的应用。但是单模态生物特征识别方法在不同程度上均受到以下问题的影响:1) 传感器噪声:例如,在掌纹采集过程中,采集仪器上的灰尘可能会影响掌纹图像的质量,而不理想的光照条件也可能会降低识别的准确性;2) 非普遍适用性:例如,用户自身因素可能导致静脉信息在图像中丢失,造成图像对比度较差,影响身份识别的准确性;3) 安全性:例如,利用伪造掌纹可能会骗过基于掌纹的生物特征识别系统;4) 用户设备和时间变化:由于用户使用不同的图像采集设备,以及随着时间的推移,用户的生物特征可能会发生部分变化,这可能导致属于同一类别的样本之间存在显著差异,从而对身份认证产生影响,进而影响识别性能^[7]。

近年来,为了进一步提升身份识别技术的准确性和防伪性,多模态生物特征识别技术得到了广泛的关注。例如,Jani等^[8]提出了一种基于匹配分数加权的融合方法,该方法融合指纹和静脉的匹配分数,取得了较高的准确率。周晨怡等^[9]提出了一种基于特征距离信息引导的决策级融合,对虹膜、掌静脉和手指静脉3个模态进行融合识别。Kabir等^[10]提出了一种基于哈希编码的两阶段融合方法,首先,融合多模态生物特征系统中的单特征编码器的编码特征,并将其称为第一阶段融合(first-stage fusion, FSF)。接下来,将多模态系统中性能最佳的单模态系统和所提出的FSF进行另一次融合,称为第二阶段融合(second-stage fusion, SST)。

虽然上述多模态生物特征识别方法取得了不错的识别效果,但是这些方法都忽略了不同模态和不同质量的样本对模型性能的影响。在真实场景中,随着非接触式采集设施的普及,图像的过曝、模糊、失真和噪声等因素往往会难以避免^[11-12],进而导致采集的同一个人的不同模态图像质量可能存在不同或者不同人的同一模态图像质量也可能存在差异^[13-14]。此外,目前已公开的手部多模态图像数据库较少,不利于识别模型的有效测试与评估^[15-16]。为解决上述问题,本文构建了包含掌纹、掌静脉、手背静脉3种模态信息的手部多模态数据库(CUMT hand multimodal database, CUMT-HMD),同时以掌纹和掌静脉图像为研究对象,设计了一种基于模态信息度评估策略的掌纹掌静脉特征识别方法。

本文的主要贡献总结如下:

1) 为了推动生物特征识别技术的进步,本文构建了一个手部多模态数据库 CUMT-HMD。与现有的公开数据库相比,该数据库不仅拥有更丰富的样本,还同时涵盖手部的3种模态数据,对提升生物特征识别模型的泛化能力以及进一步优化识别性能具有积极意义。现已将此数据库公开发布,可通过以下链接访问:https://pan.baidu.com/s/1nYbp_SqlUzmD4WJPEzb8bA?

2) 本文提出了一种动态融合策略,通过评估不同模态不同样本的信息度,自适应地融合不同模态的生物特征信息。该策略能够有效降低模态特征中的噪声影响,并增强模型对模态特征质量动态变化的鲁棒性,从而达到双模态生物特征的高效、自适应融合。

3) 针对多模态融合过程中存在不可靠性这一问题,设计了信息度评估模块,核心思路是利用各模态样本的真实标签所对应的类别置信度,作为该模态样本的信息度,从而衡量不同类别与模态之间生物特征的相对重要性。

1 相关工作

1.1 掌纹识别

掌纹是指手指根部到手腕之间的皮肤纹理,具有较大的信息捕获区域,含有丰富的特征,可用于辨识身份^[17]。1985年,Matsumoto^[18]首次提出将掌纹作为个体特征,用于个人身份识别。目前,掌纹识别方法主要分为2类:基于传统特征提取方法和基于深度学习方法。

在传统的掌纹识别方面,国内外许多学者深入研究如何高效地进行掌纹特征识别,例如,Wang等^[19]在比较多种去模糊化算法的基础上,采用手掌图像非局部集中稀疏表示对手掌图像进行重构,提高了掌纹图像的识别精度。Yang等^[20]提出了一种基于局部稀疏表示法的掌纹识别方法,局部稀疏编码首先找到 n 个与测试样本相似的样本,然后将 n 个样本应用于测试样本的稀疏表示。Păvăloi等^[21]利用SURF(speeded up robust features)关键点对掌纹识别问题进行了研究。

然而,传统的掌纹识别方法无法应对更复杂的应用需求,例如非控制环境下、跨域等掌纹识别问题。随着深度学习的发展,基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的方法为解决这些难题提供了可能。在深度特征表示方面,Liu等^[22]采用ImageNet预训练的AlexNet提取掌纹图像的深度特征。Zhong等^[23]提出了一种端到端的掌纹识别方法,首先使用2个参数共享的

VGG16 网络来提取图像的卷积特征,然后将 2 张掌纹图片分别输入到孪生网络,输出特征的相似度来完成身份验证任务。基于卷积神经网络的特征学习方法往往需要大量训练数据,为此, Wang 等^[24]利用生成对抗学习,生成高质量掌纹图像,在小规模数据库上取得了更高的识别精度。尽管一般的深度掌纹识别算法通常较为复杂,无法满足嵌入式系统的实时需求,但 Shao 等^[25]构造了一种新的蒸馏损失函数,用于对深度模型进行压缩,进一步提高网络的特征提取效率。

1.2 掌静脉识别

静脉识别因其体内分布、活体识别等独特特性在身份认证领域被广泛应用。1991 年,掌静脉识别技术首次被提出^[26]。目前,掌静脉识别方法可以归纳为 2 类:基于传统特征表示方法和基于深度学习方法。在基于传统特征表示方法的掌静脉识别领域,研究人员主要设计手工特征表示方法获取掌静脉图像的结构信息或纹理信息,然后利用传统机器学习方法进行身份识别。例如, Wang 等^[27]研究了手掌距离与手掌静脉识别性能之间的关系,从低分辨率感兴趣区域图像的清晰度、图像结构差异以及图像匹配结果等方面进行了探讨。此外, Sun 等^[28]提出了一种基于邻域保持嵌入 (neighborhood preserving embedding, NPE) 和核极限学习机 (kernel extreme learning machine, KELM) 的手掌静脉识别算法,该算法保留了嵌入降维特征的邻域信息,并最终使用核极限学习机进行分类和识别。此外,基于深度学习的方法也在掌静脉识别领域取得了显著进展。袁丽莎等^[29]提出了 2 种掌静脉识别方法,一种是基于双通道卷积神经网络,另一种是采用迁移学习和随机森林进行识别。Jia 等^[30]对比了多种常用深度卷积神经网络在手掌静脉图像上的识别效果,并通过实验证明了 ResNet18 网络具有较好识别性能。此外, Du 等^[31]提出了基于一种基于端到端卷积神经网络的掌静脉识别方法。Wang 等^[32]通过 CycleGAN 网络模型扩充了静脉图像样本集,并提出了一个由约束 CNN 和 CycleGAN 组成的分层生成对抗网络用于数据增强。

1.3 掌纹掌静脉融合识别

掌纹与掌静脉融合识别技术虽然在生物识别技术领域起步较晚,但近年来受到越来越多的关注。掌纹与掌静脉融合识别技术具有广泛的应用前景和研究价值,相对于单一模态的识别技术,从互补性入手融合掌纹和掌静脉模态,可以提高生物特征识别的准确性和鲁棒性。

在传统方法和深度学习方法中,研究者们采

用不同的策略来融合掌纹和掌静脉信息,以实现更好的识别性能。例如, Zhang 等^[33]提出一种融合掌纹和掌静脉信息的在线个人身份认证系统,并通过实验证明了掌纹和掌静脉信息之间的互补性。Luo 等^[34]提出了一种双向竞争编码,用于提取掌纹和掌静脉特征,该方法能在较高匹配速度的情况下获得较高的识别率。随着深度学习技术的不断发展,越来越多的研究者开始探索深度学习在掌纹与掌静脉融合识别领域的应用。例如,许学斌等^[35]提出了一种结合注意力机制的残差网络,对融合后的掌纹与掌静脉图像进行分类。李俊林等^[36]采用小波分解法提取掌纹与掌静脉的特征,并根据固定权值、图像质量以及图像相似性系数等 3 种不同的权值进行特征融合。Wu 等^[37]采用深度哈希网络提取二进制模板,用于掌纹和掌静脉的身份信息验证,并通过空间变压器网络解决了旋转和位置错误的问题。

2 图像采集

如表 1 和表 2 所示,众多研究者在验证他们的算法时,主要依赖自行采集的单一模态和规模较小的数据库。现有公开的手部多模态图像数据库相对较为有限,多数仅包含多光谱采集的手掌图像,未充分考虑手背静脉、掌纹和掌静脉等情况。为此,本文提出建立一个手部多模态数据库 (CUMT hand multimodal database, CUMT-HMD)。该数据库包含了 8 700 张图像,涵盖了来自 290 名志愿者的数据。与已公开的数据库相比,本数据库不仅包含更多的志愿者数据,而且同时涵盖手部的 3 种模态数据,这有望提高生物特征识别模型的泛化能力,进一步提升识别性能。

表 1 公开掌纹数据库
Table 1 Public palmprint dataset

数据库	是否接触	采集人数	类别数	图像总数
PolyU II ^[38]	是	193	386	7 752
PolyU M_B ^[39]	是	252	500	6 000
HFUT I ^[40]	是	400	800	16 000
HFCT CS ^[41]	否	100	200	12 000
TJU-P ^[42]	否	300	600	12 000

表 2 公开静脉数据库
Table 2 Public vein dataset

数据库	年份	光源	采集人数	图像总数
CASIA-MS-PalmprintV1 ^[43]	2008	多光谱	100	7 200
PolyU Multispectral Palmprint Database ^[39]	2010	多光谱	250	6 000

续表 2

数据库	年份	光源	采集人数	图像总数
PUT Palmvein Database ^[44]	2011	近红外	50	1 200
VERA Palmvein Database ^[45]	2012	近红外	110	2 200
TongjiPV ^[42]	2018	近红外	300	6 000

2.1 采集原理

手背、手掌和手指等位置的静脉血管信息可以在近红外波长光照下成像,血管的分布具有个体独特性,并且不受年龄变化的影响,因此具高度可区分性和长期分布稳定性的特征,这使静脉血管信息可被用于身份认证。

人体骨骼和肌肉组织具有对光照的吸收和通透特性,在波长范围为 720~1 000 nm 的近红外光中,部分光线能够透过人体的手部皮下组织,且光的波长越长,它在皮下组织中的穿透深度越大。血管中的血红蛋白在一定程度上吸收可见光波段的近红外光,但较低波段的近红外光在穿透手部皮肤方面效果较差,难以有效透过;然而,当光源波长大于 1 000 nm 时,手部血红蛋白的吸收能力相对较低。根据静脉图像评价模型 FDR^[46]的研究结果,使用 850 nm 红外光拍摄的静脉图像展现出最高的对比度,对比度计算公式为

$$R_{\text{FDR}(vt)} = \frac{(\mu_t + \mu_v)^2}{\sigma_t^2 + \sigma_v^2}$$

式中: v 表示静脉信息, t 表示周围组织信息, $R_{\text{FDR}(vt)}$ 表示手背静脉像素点集合与其周围其他生物组织成像像素点集合之间的 FDR 值, μ_v 和 μ_t 分别表示静脉血管和静脉血管周围组织像素的灰度平均值, σ_v^2 表示静脉信息灰度值分布总体方差信息, σ_t^2 表示周围组织灰度方差信息。根据 FDR 模型,用于判断手背静脉图像质量的标准是: $R_{\text{FDR}(vt)}$ 值越大,表示图像对比度越高;反之, $R_{\text{FDR}(vt)}$ 值越小,表示图像对比度越低。

在自建数据库中,静脉图像的采集采用了波长为 850 nm 的红外光源进行照射。尽管常规的红外摄像机通常具备发射红外光的功能,但由于实际拍摄过程中可能存在光线反射等因素,其拍摄效果可能不够理想。因此,为了确保静脉图像的质量,本研究特别增加了额外的红外光源进行补光,以获得更好的静脉图像。

人体的掌纹属于体表特征,可以在可见光环境下进行采集。为了采集掌纹图像,本文使用一款支持手动焦距调整的 200 万像素高帧率摄像机,能够确保所获得的图像具备清晰和细致的特性,从而更好地用于生物特征识别研究。

2.2 采集设备

基于上述采集原理,本文设计了手部多模态数据采集装置,如图 1 所示。图 1(a)给出了装置的模型设计图,而图 1(b)则给出了装置的实物图。装置内部从上而下依次包括:摄像头固定架、红外摄像头、手部放置平台、红外摄像头、可见光摄像头、补充光源、底座、光强调节器等组件。红外摄像装置采用了带宽为 840~860 nm 的滤波片,而手掌下方则放置了均匀发散的红外光光源,可见光镜头采用了带宽为 400~700 nm 的滤波片,可见光光源放置在可见光镜头的同一侧,光强调节器可以调整红外光和可见光的发光强度,以便采集到更清晰的图像。图 1(c)则是数据采集显示界面,在数据采集工程中,本文通过 USB 端口将摄像头与控制主机相连接。采集对象将手放置在手部放置平台上,并打开各光源,通过上位机界面观察采集到的图片质量,可通过光强调节旋钮进行调整,以获取高质量的手部多模态数据图像。



图 1 手部多模态数据采集装置

Fig. 1 Hand multiple-modal data capturing device

2.3 图像预处理

2.3.1 原始图像

本数据库采集了 290 名志愿者的右手掌纹、手掌静脉和手背静脉图像,其中男女比例约为 3:1,每位志愿者各提供了 10 张掌纹图像、10 张掌静脉图像和 10 张手背静脉图像,总计包含 8 700 张图像。本数据库的所有样本均在 2 个特

定的时间段内采集,且间隔时间超过 10 天。每个类别在每次采集中各包含 5 个样本。静脉图像采集时的红外波长被设置为 850 nm。本数据库的部分原始图像如图 2 所示。

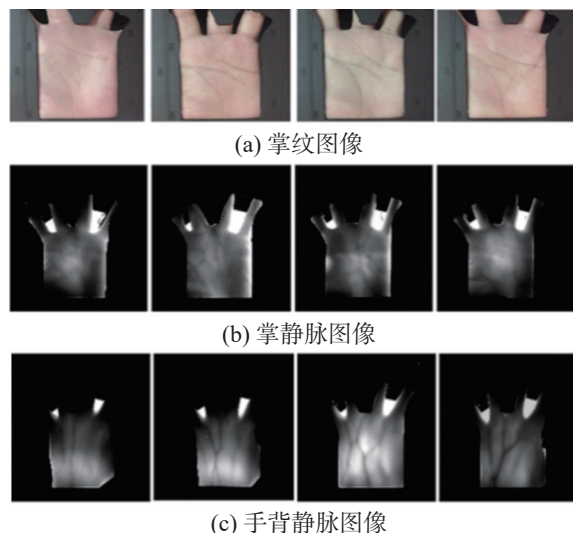


图 2 CUMT-HMD 中的原始图像
Fig. 2 Original images in CUMT-HMD

2.3.2 图像感兴趣区域提取

在手部多模态图像采集的过程中,由于手部的位置摆放等原因可能引入一些非线性影响因素,如旋转、平移和扭曲等。为了降低非线性因素的影响,减少不必要的噪声干扰,本文对采集得到的多模态图像进行了预处理,提取图像的中心有效区域,即感兴趣区域(region of interest, ROI)。这一预处理步骤有助于降低后续工作的复杂性。

感兴趣区域提取过程如下:首先,采用非线性中值滤波对图像进行预处理,去除图像中的噪音信息;其次,本文综合选择对所有样本分割效果最佳的阈值作为全局阈值,利用固定阈值方法将原始图像转换为二值图像,然后使用 Sobel 算子^[47]来提取边缘信息,以便进行后续的定位操作;再次,将当前轮廓的手指边缘和手掌边缘均视为直线,并基于此假设查找外切圆的位置,然后结合外接圆和边缘交点的数量,来确定角度点的位置;最后,通过角度点的中垂线,计算中垂线的斜率比,然后利用其对原始图像进行旋转校正,进而得到感兴趣区域图像。以手背静脉图像为例,提取过程如图 3 所示,其中图 3(a)为原始手背静脉图像,图 3(b)为二值化图像,图 3(c)为边缘图像,图 3(d)为角点定位图像,图 3(e)为 ROI 区域图像。利用上述方法,本文分别对自建的手部多模态数据库中掌纹、掌静脉和手背静脉图像进行感兴趣区域提取。部分手部多模态样本的 ROI 图像如图 4 所示。



图 3 ROI 提取过程
Fig. 3 The process of ROI extraction

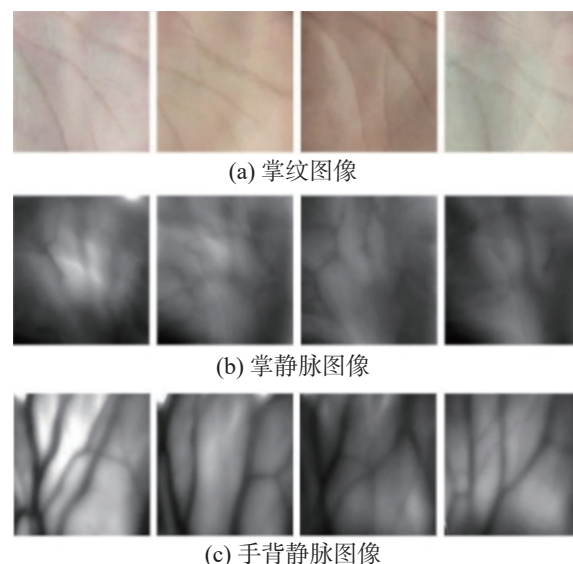


图 4 感兴趣区域图像
Fig. 4 Region of interest image

3 基于模态信息度评估策略的动态融合算法

目前,现有的多模态生物特征融合研究通常假设各模态的质量和任务的相关性是稳定的。但以掌纹掌静脉识别技术为例,实际应用中不可避免地面临着图像曝光、模糊、失真和噪声等问题。因此,同一模态不同类别样本和不同模态同类别样本的信息量可能会随着质量的变化而发生变化,进而影响多模态生物特征识别模型的性能。

为解决上述问题,本文提出了基于模态信息度评估策略的掌纹掌静脉特征识别方法。该方法通过计算模态特征在身份识别任务中提供的有用信息量,从而度量每个模态信息在多模态融合过程中的重要性,进而实现不同模态特征信息的自适应融合。本文所提方法的总体框架如图 5 所示,主要包括 3 个模块:特征提取模块、信息度评估模块和特征融合模块。各模块详细内容如下所述。

3.1 掌纹掌静脉特征提取

针对传统特征提取方法中存在人的主观因素影响和泛用性较差的问题,本文针对掌纹和掌静脉 2 个模态,采取以下步骤以获得高判别性的深度卷积特征。

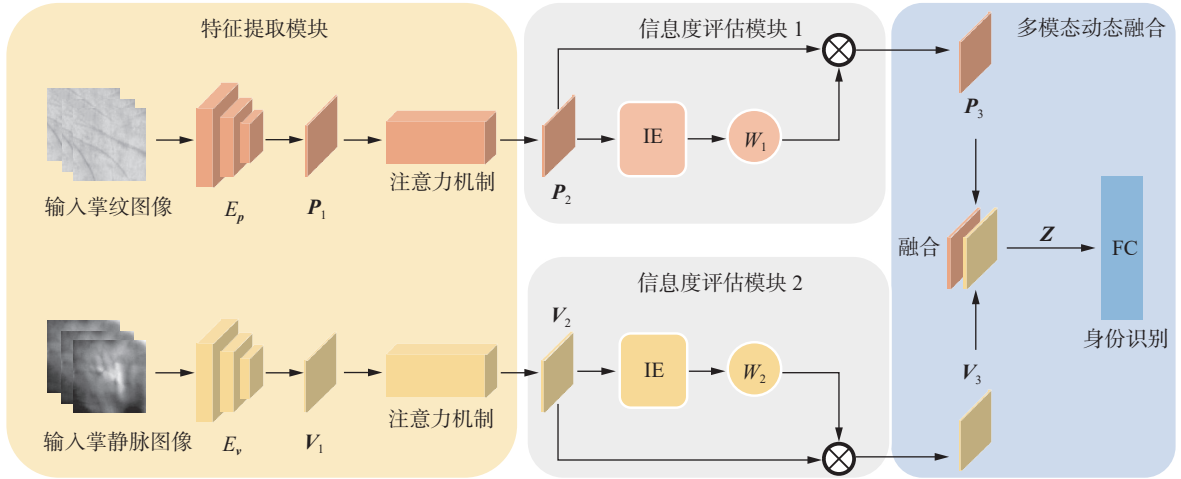


图 5 基于模态信息度评估策略的双模态生物特征识别模型的框架

Fig. 5 Framework of bimodal biometric recognition model based on modal information evaluation strategy

首先, 利用预训练在 ImageNet 数据库上的不含全连接层的 VGG16 网络作为特征提取器, 分别获得 2 个模态的深度卷积特征 P_1 和 V_1 :

$$P_1 = E_1(I_p; \theta_1)$$

$$V_1 = E_2(I_v; \theta_2)$$

式中: E_1 和 E_2 分别为掌纹和掌静脉 2 个模态的特征提取器, I_p 是输入的掌纹图像, I_v 是输入的掌静脉图像, θ_1 和 θ_2 分别是 2 个特征提取器的权重参数, 2 个模态的特征提取器参数不共享, 因此每个模态特征不受其他模态的影响。该步骤有助于提取具有高度判别性的深度特征, 为后续的掌纹掌静脉特征融合和识别任务奠定了基础。

其次, 由于预先训练 VGG16 网络提取的卷积特征图中可能包含噪声和干扰信息, 直接将卷积特征图作为特征表示用于身份识别, 并不能获得良好的性能。为此, 本文引入了 CBAM (convolutional block attention module) 来进行特征增强。CBAM 的具体过程如下: 1) 对输入的特征分别使用最大池化和平均池化操作聚合空间信息, 得到 2 个 C 维的特征图, 然后经过包含 1 个共享参数的多层感知机输出 2 个 $1 \times 1 \times C$ 的通道注意力图, 再将 2 个注意力图相加激活, 得到最终的通道注意力图:

$$M_c(F) = \partial(\text{MLP}(\text{Avgpool}(F)) + \text{MLP}(\text{Maxpool}(F)))$$

式中: $\partial(\cdot)$ 表示 Sigmoid 激活函数, F 表示输入的特征图。2) 在通道维度对输入的特征图进行最大池化和平均池化操作, 再将 2 张生成的特征图进行维度拼接, 最后利用大小为 7×7 的卷积核生成空间注意力图:

$$M_s(F) = \partial(f^{7 \times 7}([\text{Avgpool}(F); \text{Maxpool}(F)]))$$

式中: $f^{7 \times 7}$ 表示一个滤波器大小为 7×7 的卷积运算。

最后, 将空间注意力图和通道注意力图与原始卷积特征进行相乘, 得到增强之后的特征图:

$$F_o = F \otimes M_c(F) \otimes M_s(F)$$

式中 \otimes 表示元素乘法。

本文将掌纹图像的卷积特征图 P_1 掌静脉图像的卷积特征图 V_1 分别输入到 CBAM 中进行特征增强, 得到增强的掌纹的卷积特征图 P_2 和掌静脉的卷积特征图 V_2 。

3.2 模态信息度评估

在实际应用中, 鉴于不同样本和不同模态的质量是动态变化的, 本文采用真实类别对应的概率来量化不同模态的类别置信度, 并将其定义为模态的信息度。当某一模态的类别置信度较低时, 对应的模态信息度也较低, 则表示该模态能够为身份信息识别提供的有用信息量较少。反之, 当模态的类别置信度较高时, 其信息度也较高。

本文设计的信息度评估模块包含掌纹模态的信息度评估模块 1 和掌静脉模态的信息度评估模块 2, 图 6 给出了掌纹模态信息度评估模块的结构框图, 掌静脉信息度评估模块的结构与之类似。具体过程如下:

首先, 将得到的掌纹图像的卷积特征图 P_2 和掌静脉图像的卷积特征图 V_2 分别输入到信息度评估模块 1 和信息度评估模块 2 中, 分别输出掌纹图像的卷积特征图 P_2 的最大类预测概率 W_1 和掌静脉图像的卷积特征图 V_2 的最大类预测概率 W_2 :

$$W_1 = \max(\partial(\text{MLP}_1(P_{2i})))$$

$$W_2 = \max(\partial(\text{MLP}_2(V_{2i})))$$

式中: $W_1 \in (0, 1)$, $W_2 \in (0, 1)$, $\partial(\cdot)$ 是 Sigmoid 激活函数。

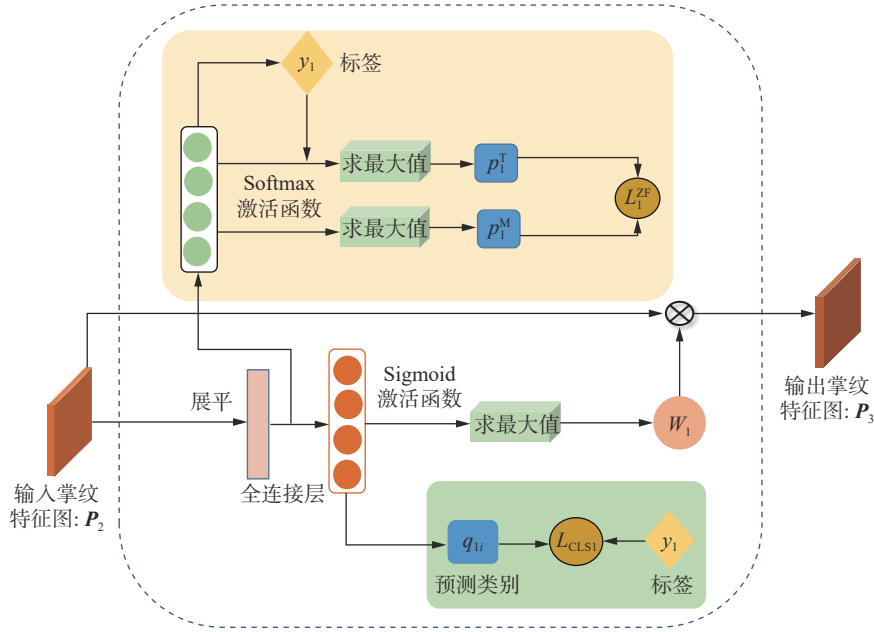


图 6 模态信息度评估模块的框架

Fig. 6 Framework of modal information evaluation module

其次,利用交叉熵损失函数训练网络模型,将输出模态特征的最大类预测概率作为类别置信度,损失函数的计算公式为

$$L_{CLS1} = - \sum_{i=1}^k y_{1i} \cdot \log(q'_{1i})$$

$$L_{CLS2} = - \sum_{i=1}^k y_{2i} \cdot \log(q'_{2i})$$

$$L_1 = L_{CLS1} + L_{CLS2}$$

式中: q'_{1i} 代表掌纹图像的卷积特征图 P_2 的预测类别分布, q'_{2i} 代表掌静脉图像的卷积特征图 V_2 的预测类别分布, y_{1i} 代表掌纹图像的卷积特征图 P_2 真实类别分布, y_{2i} 代表掌静脉图像的卷积特征图 V_2 的真实类别分布, k 代表类别数, i 代表类别。

通过上述步骤,可以量化不同模态的类别置信度,帮助模型更好地理解 and 评估特征的信息度,从而更可靠地进行多模态融合。但是,利用模态信息度评估模型来预测样本的类别分布时,对于预测正确的样本,最大类预测概率 W_1 和 W_2 等同与真实类别对应的概率,这可以有效地反映模态类别置信度。然而,在错误预测的情况下,最大类预测概率则反映了模型过度自信,导致错误的预测。因此,真实类别对应的概率相对于最大类别预测概率更可靠地反映了模态类别的置信度。采用真实类别对应的概率可以获得更可靠的模态类别置信度,用以衡量不同类别和不同模态生物特征的重要性。尽管真实类别对应的概率具有可靠性,但由于测试阶段无法直接获取标签信息,因此无法直接使用此概率。

为解决上述问题,本文设计了置信度一致性损失函数。其主要思路是使得信息度评估模块输出的类别最大概率和真实类别对应概率保持一致。损失函数计算公式为

$$L_M^{ZF} = \sum_{m=1}^2 y_{2i} (Z^m - F^m)^2$$

$$Z^m = \sum_{m=1}^2 \sum_{k=1}^K y_m \cdot p_m^T$$

$$F^m = \sum_{m=1}^2 \sum_{k=1}^K y_m \cdot p_m^M$$

$$p_m^M = \max(\varphi(\text{MLP}_m(V_{2i})))$$

式中: $\varphi(\cdot)$ 是 Softmax 激活函数, k 是类别数, m 代表模态数。 p_m^T 表示为第 m 个模态的真实类别对应的概率, y_m 表示为第 m 个模态的标签信息, p_m^M 表示为第 m 个模态的最大类别对应的预测概率。通过最小化 L_M^{ZF} , 使信息度评估网络能够更准确地估计不同模态样本的信息度,从而提高多模态融合的可靠性。

3.3 掌纹掌静脉特征融合

在获得掌纹和掌静脉 2 个模态特征的信息度 W_1 和 W_2 , 将 W_1 作为样本权重与掌纹图像的卷积特征图 P_2 相乘得到 P_3 , 将 W_2 作为样本权重与掌静脉图像的卷积特征图 V_2 相乘得到 V_3 , 其过程的表达式为

$$P_3 = W_1 \cdot P_2$$

$$V_3 = W_2 \cdot V_2$$

通过动态自适应融合方式,模型可以更好地

应对不同模态和样本质量的变化, 从而获得更稳定的融合特征表示。随后, 将掌纹图像的卷积特征图 P_3 和掌静脉图像的卷积特征图进行 V_3 级联, 获得最终的卷积特征图 Z , 公式表示为

$$Z = \text{Concate}[P_3, V_3]$$

式中 $\text{Concate}(\cdot)$ 表示特征级联操作。最后, 将卷积特征图 Z 输入到全连接层, 用于身份识别。网络损失函数采用交叉熵损失, 计算公式为

$$L_{\text{CLS}} = - \sum_{i=1}^k y_i \cdot \log(q'_i)$$

式中: q 是卷积特征图 Z 输入到全连接层后输出的分类结果, y 是多模态卷积特征图 Z 的标签。

网络框架的总体损失函数 L 计算公式为

$$L = \lambda_1 \cdot L_1 + \lambda_2 \cdot L_m^{\text{ZF}} + \lambda_3 \cdot L_{\text{CLS}}$$

式中 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 是平衡各损失函数的超参数。

4 实验与分析

4.1 数据库

1) 中科院自动化研究所的多光谱数据库 (CASIA-Multi-Spectral-PalmprintV1 dataset, CASIA) 是由中国科学院自动化研究院采集而成, 共包括 100 位志愿者的 200 个手掌样本, 使用电荷耦合器件相机在 2 个时期采集而成, 2 个时期相隔超过 1 个月。在每个采集时期中, 分别使用 460、630、700、850、940 nm 以及白光 6 个不同的波段进行采集, 每个波段下每个手掌采集 3 张图像, 总共采集到 7 200 张掌静脉图像。在本实验中, 本文选择了 460 nm 和 850 nm 波长下采集的掌纹图像和掌静脉图像作为数据库。感兴趣区域图像是利用参考文献 [48] 中的感兴趣区域提取算法进行处理的, 该算法包括轮廓追踪、凸包点检测、谷点定位等。部分样本的感兴趣区域图像如图 7(a) 所示。

2) 同济大学的非接触式掌纹掌静脉数据库 (Tongji contactless palmprint&palmvein dataset, Tongji) 包括了 600 位志愿者的 600 个手掌样本。样本分 2 个时期进行采集, 每一时期每个类别采集 10 张图像。感兴趣区域图像是利用参考文献 [42] 中的感兴趣区域提取算法进行处理的。部分样本的感兴趣区域图像如图 7(b) 所示。

3) 中国矿业大学的掌纹掌静脉数据库 (CUMT hand multimodal database, CUMT-HMD), 共采集 290 个志愿者的右手掌纹、掌静脉和手背静脉 3 个模态信息。每个志愿者每种模态信息采集 10 张图像, 分为 2 个阶段采集完成, 2 个时间段之间间隔了超过 10 天。每个阶段分别采集 290 个

志愿者的 5 张掌纹、掌静脉和手背静脉图像。本文采用自建的手部多模态数据库中的掌纹和掌静脉 2 种模态数据来评估所提出方法的有效性。感兴趣区域提取方法是利用参考文献 [24] 中的算法。部分样本的感兴趣区域图像如图 7(c) 所示。

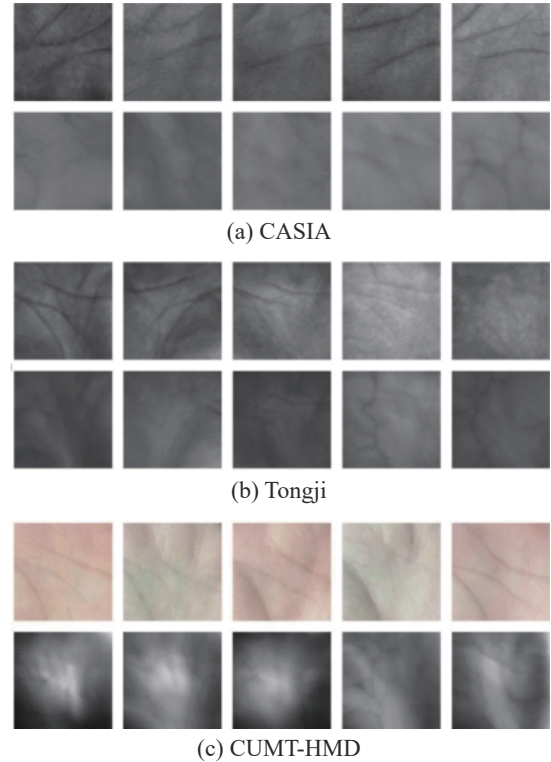


图 7 3 个数据库的掌纹和掌静脉的 ROI 图像
Fig. 7 Palmprint ROI images and palmvein ROI images of three databases

4.2 实验设置

本文实验采用 PyTorch 深度学习框架, 并利用 NVIDIA GeForce GTX 1050 Ti GPU 显卡进行加速计算, 网络模型的初始学习率设置为 0.001, 权重衰减设置为 0.005, 优化器为 SGD, 批次大小设置为 4, 输入图像的尺寸归一化为 224 像素 \times 224 像素, λ_1 、 λ_2 、 λ_3 为平衡各个损失函数的超参数, 分别设置为 0.5、0.5、1。实验中将 3 个掌纹掌静脉数据库均按照 1:1 的比例划分训练集和测试集, 实验数据分布如表 3 所示。在本文开展的实验中, 采用正确识别率 (correct recognition rate, CRR) 和等错误率 (equal error rate, EER) 作为主要评价指标, 来评估模型的效果。

表 3 实验数据分布
Table 3 Distribution of experimental data

数据库名称	类别	训练集数量/张	测试集数量/张
CASIA	200	1 200	1 200
CUMT-HMD	290	2 900	2 900
Tongji	600	12 000	12 000

4.3 CUMT-HMD 数据库的验证与评估

4.3.1 单模态实验验证

为了验证所构建手部多模态数据库的有效性,本文采用多个经典的深度学习模型进行单模态实验验证,其中包括:VGG16、ResNet18 和 MobileNet。身份识别结果如表 4 所示。

表 4 单模态数据库识别结果 (CRR)
Table 4 Identification result (CRR) of single modality dataset %

方法	掌纹	掌静脉	手背静脉
VGG16	98.55	99.11	99.31
ResNet18	99.40	99.45	99.86
MobileNet	97.80	98.97	99.10

由表 4 可知,在 3 个单模态数据库上,各模型识别率均在 98% 以上。其中基于 ResNet18 的身份识别模型在 3 个单模态数据库上取得最高识别结果,分别为 99.40%、99.45% 和 99.86%;基于 MobileNet 的身份识别模型取得了最低的识别结果,分别为 97.80%、98.97% 和 99.10%。

4.3.2 双模态实验验证

为了验证双模态特征对生物特征识别方法的增强效果,本文选取了近几年以 VGG16 作为基础网络的 6 种双模态融合生物特征识别算法来进行实验验证,不同融合方法的描述如表 5 所示。

表 5 不同融合方法的描述
Table 5 Description of different modal fusion methods

方法	描述
FPV-Net ^[49]	该方法不是简单地将特征拼接,而是结合了浅层信息和深层信息,进行多层特征的融合学习。
CSAFM ^[50]	该方法提出利用模态间的互补信息进行通道-空间注意力的融合。
SF-Net ^[51]	提出了一种分数层融合的特征识别方法,根据特征信息动态调整融合权重。
TC-Net ^[52]	该方法对每个分支的倒数第2层进行拼接,然后通过全连接层得到预测结果。
MVCNN ^[53]	该方法使用SENet挖掘图像之间的互补信息,并动态预测每个视图的融合权重。
TSCNNF ^[54]	加权不同模态的匹配分数,最大元素对应的下标为最终分类结果。

本文对 6 种不同的双模态特征融合方法进行了测试,实验结果如表 6 所示,识别率均可达 99% 以上。此外,在融合 3 个模态数据的情况下,3 个多模态生物特征识别模型的识别精度达到了 100%。

表 6 双模态数据库验证结果
Table 6 Multimodal dataset validation results %

方法	CRR
FPV-Net ^[49]	100.00
CSAFM ^[50]	99.79
SF-Net ^[51]	99.37
TC-Net ^[52]	99.86
MVCNN ^[53]	99.72
TSCNNF ^[54]	100.00

4.4 基于模态信息度评估策略算法的验证与评估

4.4.1 模态信息度评估模块的效果评估

为了全面有效的验证所提出信息度评估 (information evaluation, IE) 模块的效果,本文在 2 个公开的数据库以及自建数据库上进行了识别实验。具体实验过程阐述如下:首先,在本文设计的框架中,通过添加或去除 IE 模块,来验证该模块的有效性;其次,本文选用了特征级联 (concat) 和特征相加 (add) 2 种经典的融合方法作为基本融合模块,通过添加或去除 IE 模块,来评估其对掌纹掌静脉特征识别模型的效果。

在 3 个数据库上的实验结果如表 7 所示。由表 7 可知,在 3 个数据库上,添加了 IE 模块的掌纹掌静脉特征识别模型的正确识别率均优于未使用 IE 模块的掌纹掌静脉特征识别模型的正确识别率。上述结果表明,本文提出的 IE 模块可以有效地提升掌纹掌静脉特征识别模型的性能。

表 7 在 3 个数据库上模态信息度评估模块的评估结果 (CRR)

Table 7 Evaluation results (CRR) of the modal information evaluation module on three databases %

方法	CASIA	CUMT-HMD	Tongji
Concat	78.83	99.45	99.78
Concat + IE	84.00	99.93	99.90
Add	92.70	99.45	99.60
Add + IE	96.80	100.00	99.98
Attention	94.50	100.00	99.92
Attention + IE	99.00	100.00	99.97

4.4.2 与主流的多模态生物特征识别方法对比

为了验证所提方法的有效性,本文选取了近几年比较主流的基于卷积神经网络的多模态生物特征识别算法作为对比模型。不同多模态生物特征识别模型在 2 个公开的数据库和自建的数据库上的身份识别结果如表 8 所示。

表 8 在 3 个数据库上不同方法的对比实验结果 (CRR)
Table 8 Experimental results (CRR) of different methods
on three databases %

方法	CASIA	CUMT-HMD	Tongji
FPV-Net ^[49]	94.00	100.00	99.91
CSAFM ^[50]	95.00	99.79	99.83
SF-Net ^[51]	93.33	99.37	99.95
TC-Net ^[52]	88.17	99.86	99.75
MVCNN ^[53]	78.50	99.72	99.95
TSCNNF ^[54]	85.17	100.00	99.97
本文方法	99.00	100.00	99.97

从表 8 中可以看出, 本文所提出的方法在 3 个数据库上均取得了最高的身份识别率, 分别达到了 99.00%、100.00%、99.97%。这表明该算法能够有效地融合多模态生物特征信息, 提升模型的身份识别精度。

此外, 为了更全面地评估所提出方法的效果, 本文还进行了身份匹配实验。不同对比算法的等错误率 (EER) 和 ROC (receiver operating characteristic) 曲线如表 9 和图 8~10 所示。

表 9 在 3 个数据库上不同方法的对比实验结果 (EER)
Table 9 Experimental results (EER) of different methods
on three databases %

方法	CASIA	CUMT-HMD	Tongji
FPV-Net ^[49]	2.34	0.22	0.75
CSAFM ^[50]	2.24	0.30	0.81
SF-Net ^[51]	2.54	0.62	0.65
TC-Net ^[52]	4.71	0.29	1.11
MVCNN ^[53]	6.60	0.41	0.62
TSCNNF ^[54]	4.97	0.15	0.52
本文方法	1.34	0.09	0.26

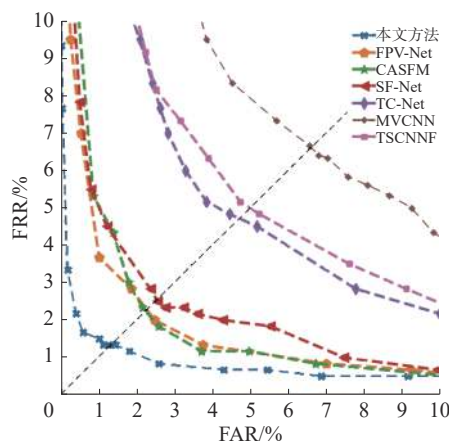


图 8 在 CASIA 数据库上不同方法的 ROC 曲线
Fig. 8 ROC curves of different methods on CASIA database

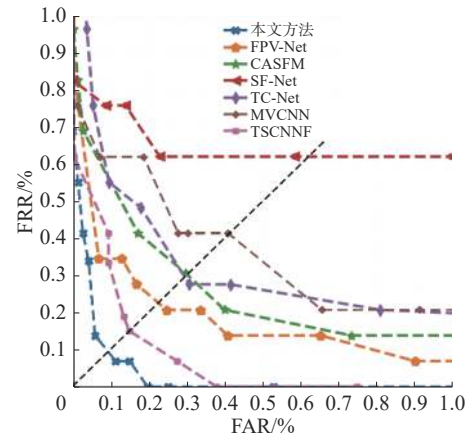


图 9 在 CUMT-HMD 数据库上不同方法的 ROC 曲线
Fig. 9 ROC curves of different methods on CUMT-HMD database

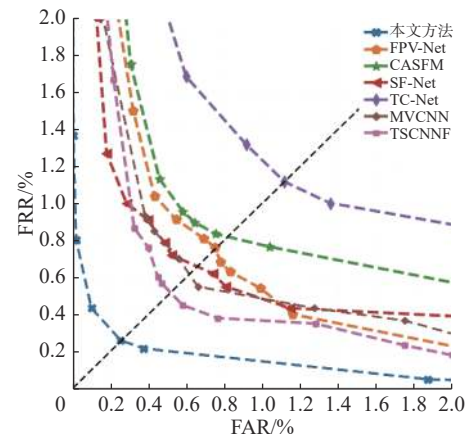


图 10 在 Tongji 数据库上不同方法的 ROC 曲线
Fig. 10 ROC curves of different methods on Tongji database

由表 9 和图 8~10 可以看出, 与其他方法相比, 本文提出的识别模型在 3 个数据库中都取得了较低的 EER 值, 分别为 1.34%、0.09% 和 0.26%。相比在其他 2 个样本质量相对较高的数据库上, 在样本质量相对较低的 CASIA 数据库上, 本文所提出方法的效果更为明显。

上述结果表明, 本文提出的模型对模态特征的质量动态变化具有较强的鲁棒性。其主要原因在于所提出的方法通过真实类概率来评估不同模态上的信息量, 通过动态融合机制减少了无关信息的影响, 进而取得了最优的实验结果。

5 结束语

本文构建了一个手部多模态数据库。在自建多模态数据库上, 单一模态的最高识别精度达到了 99.86%, 通过融合双模态数据, 识别精度进一步提高, 在融合 3 个模态数据的情况下, 3 个多模态生物特征识别模型的识别精度达到了 100%。此外, 本文还针对掌纹掌静脉特征识别方法中模

态信息融合不充分的问题,提出了基于模态信息度的掌纹掌静脉特征识别模型。该模型实现了对不同模态信息的自适应融合,增强了模型对于模态特征质量动态变化的鲁棒性。在 3 个数据库上进行了充分的对比实验,证明了本文所提方法的有效性。未来,将继续探索不同模态之间的关联特性和互补特性对多模态生物特征识别方法的影响。在三模态生物特征识别方法的研究中,也将提升多模态生物特征识别的性能和鲁棒性。这些工作将有助于推动多模态生物特征识别的进一步发展和应用。

参考文献:

- [1] HUANG Zhe, GUO Chengan. Toward cross-dataset finger vein recognition with single-source data[J]. *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, 2024, 73: 2506012.
- [2] PAN Zaiyu, WANG Jun, WANG Guoqing, et al. Multi-scale deep representation aggregation for vein recognition[J]. *IEEE transactions on information forensics and security*, 2020, 16: 1–15.
- [3] 马晓, 张番栋, 封举富. 基于深度学习特征的稀疏表示的人脸识别方法 [J]. *智能系统学报*, 2016, 11(3): 279–286.
MA Xiao, ZHANG Fandong, FENG Jufu. Sparse representation via deep learning features based face recognition method[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2016, 11(3): 279–286.
- [4] GUO Xinxin, PENG Jianfeng. Optimization design and implementation of web fingerprint identification[C]//2023 IEEE 12th International Conference on Communication Systems and Network Technologies. Bhopal: IEEE, 2023: 569–573.
- [5] 颜廷秦, 周昌雄. 二维 EMD 分解提高 PCA 掌纹识别率 [J]. *智能系统学报*, 2013, 8(4): 377–380.
YAN Tingqin, ZHOU Changxiong. The research of improving PCA recognition rate of palmprints with BEMD [J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2013, 8(4): 377–380.
- [6] CHEN Liukui, WANG Xiaoxing, JIANG Haiyang, et al. Design of palm vein platform and pattern enhancement model based on Raspberry Pi[C]//2021 IEEE International Conference on Emergency Science and Information Technology. Chongqing: IEEE, 2021: 495–498.
- [7] PAN Zaiyu, WANG Jun, SHEN Zhengwen, et al. Disentangled representation and enhancement network for vein recognition[J]. *IEEE transactions on circuits and systems for video technology*, 2023, 33(8): 4164–4176.
- [8] JANI R, AGRAWAL N. A proposed framework for enhancing security in fingerprint and finger-vein multimodal biometric recognition[C]//2013 International Conference on Machine Intelligence and Research Advancement. Karta: IEEE, 2013: 440–444.
- [9] 周晨怡, 黄靖, 杨丰, 等. 利用特征距离信息引导决策融合的多模态生物特征识别方法 [J]. *科学技术与工程*, 2020, 20(10): 4036–4042.
ZHOU Chenyi, HUANG Jing, YANG Feng, et al. Multimodal biometric recognition on decision-level fusion guided by feature distance information[J]. *Science technology and engineering*, 2020, 20(10): 4036–4042.
- [10] KABIR W, AHMAD M O, SWAMY M N S. A two-stage scheme for fusion of hash-encoded features in a multimodal biometric system[C]//2018 16th IEEE International New Circuits and Systems Conference. Montreal: IEEE, 2018: 340–343.
- [11] KANG Wenxiong, LU Yuting, LI Dejian, et al. From noise to feature: exploiting intensity distribution as a novel soft biometric trait for finger vein recognition[J]. *IEEE transactions on information forensics and security*, 2019, 14(4): 858–869.
- [12] ZHAO Pengyang, ZHAO Shuping, XUE Jinghao, et al. The neglected background cues can facilitate finger vein recognition[J]. *Pattern recognition*, 2023, 136: 109199.
- [13] 王志强. 基于图像质量评价的掌纹识别算法研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2016: 2–67.
WANG Zhiqiang. Research on palmprint recognition algorithm based on image quality evaluation[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2016: 2–67.
- [14] 李菟兰, 张顶, 黄晞. 基于 BP-AdaBoost 神经网络的多参数掌静脉图像质量评价法 [J]. *计算机系统应用*, 2020, 29(3): 20–28.
LI Xianlan, ZHANG Ding, HUANG Xi. Multi-parameter palm vein image quality evaluation method based on BP-AdaBoost neural network[J]. *Computer systems & applications*, 2020, 29(3): 20–28.
- [15] LI Shuyi, ZHANG B. Joint discriminative sparse coding for robust hand-based multimodal recognition[J]. *IEEE transactions on information forensics and security*, 2021, 16: 3186–3198.
- [16] SINGH M, SINGH R, ROSS A. A comprehensive overview of biometric fusion[J]. *Information fusion*, 2019, 52: 187–205.
- [17] 钟德星, 朱劲松, 杜学峰. 掌纹识别研究进展综述 [J]. *模式识别与人工智能*, 2019, 32(5): 436–445.
ZHONG Dexing, ZHU Jinsong, DU Xuefeng. Progress of palmprint recognition: a review[J]. *Pattern recognition and artificial intelligence*, 2019, 32(5): 436–445.

- [18] MATSUMOTO K. Palm-recognition systems: an ideal means of restricting access to high-security areas[J]. Mitsubishi electric advance, 1985, 31: 31–32.
- [19] WANG Xiyu, LI Hengjian, YU Changzhi, et al. An improved palmprint image recognition algorithm *via* image restoration[C]//2018 2nd IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference. Xi'an: IEEE, 2018: 2687–2691.
- [20] YANG Dongliang, SONG C, GAO F, et al. A 3D palmprint recognition method based on local sparse representation and weighted shape index feature[C]//2019 Chinese Automation Congress. Hangzhou: IEEE, 2019: 4537–4540.
- [21] PĂVĂLOI I, IGNAT A, LAZĂR L C, et al. Palmprint recognition with fixed number of SURF keypoints[C]//2021 International Conference on e-Health and Bioengineering. Iasi: IEEE, 2021: 1–4.
- [22] LIU Dian, SUN Dongmei. Contactless palmprint recognition based on convolutional neural network[C]//2016 IEEE 13th International Conference on Signal Processing. Chengdu: IEEE, 2016: 1363–1367.
- [23] ZHONG Dexing, YANG Yuan, DU Xuefeng. Palmprint recognition using Siamese network[C]//Biometric Recognition. Cham: Springer, 2018: 48–55.
- [24] WANG Gengxing, KANG Wenxiong, WU Qiuxia, et al. Generative adversarial network (GAN) based data augmentation for palmprint recognition[C]//2018 Digital Image Computing: Techniques and Applications. Canberra: IEEE, 2018: 1–7.
- [25] SHAO Huikai, ZHONG Dexing, DU Xuefeng. Deep distillation hashing for unconstrained palmprint recognition [J]. IEEE transactions on instrumentation and measurement, 2021, 70: 2505613.
- [26] Shimizu K. Optical trans-body imaging-Feasibility of optical CT and functional imaging of living body[J]. Medical philosophica, 1992, 11: 620–629.
- [27] WANG Jiaqiang, YU Ming, QU Hanbing, et al. Analysis of palm vein image quality and recognition with different distance[C]//2013 Fourth International Conference on Digital Manufacturing & Automation. Shinan: IEEE, 2013: 215–218.
- [28] SUN Saisai, CONG Xiaoyan, ZHANG Ping, et al. Palm vein recognition based on NPE and KELM[J]. IEEE access, 2021, 9: 71778–71783.
- [29] 袁丽莎. 基于深度学习的手掌静脉识别 [D]. 广州: 南方医科大学, 2019: 55–88.
YUAN Lisha. Palm vein recognition based on deep learning[D]. Guangzhou: Southern Medical University, 2019: 55–88.
- [30] JIA Wei, GAO Jiao, XIA Wei, et al. A performance evaluation of classic convolutional neural networks for 2D and 3D palmprint and palm vein recognition[J]. International journal of automation and computing, 2021, 18(1): 18–44.
- [31] DU Dongyang, LU Lijun, FU Ruiyang, et al. Palm vein recognition based on end-to-end convolutional neural network[J]. Journal of southern medical university, 2019, 39(2): 207–214.
- [32] WANG Guoqing, SUN Changming, SOWMYA A. Learning a compact vein discrimination model with GAN-generated samples[J]. IEEE transactions on information forensics and security, 2020, 15: 635–650.
- [33] ZHANG D, GUO Zhenhua, LU Guangming, et al. Online joint palmprint and palmvein verification[J]. Expert systems with applications, 2011, 38(3): 2621–2631.
- [34] LUO Nan, GUO Zhenhua, WU Gang, et al. Joint palmprint and palmvein verification by Dual Competitive Coding[C]//2011 3rd International Conference on Advanced Computer Control. Harbin: IEEE, 2011: 538–542.
- [35] 许学斌, 邢潇敏, 安美娟, 等. 基于多光谱图像融合的掌纹识别方法 [J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(11): 3615–3625.
XU Xuebin, XING Xiaomin, AN Meijuan, et al. Palmprint recognition method based on multispectral image fusion[J]. Spectroscopy and spectral analysis, 2022, 42(11): 3615–3625.
- [36] 李俊林, 王华彬, 陶亮. 单幅近红外手掌图像掌静脉和掌纹多特征识别 [J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(9): 156–164, 236.
LI Junlin, WANG Huabin, TAO Liang. Palm vein and palmprint fusion recognition with those two features existing in same near-infrared palm image[J]. Computer engineering and applications, 2018, 54(9): 156–164, 236.
- [37] WU Tengfei, LENG Lu, KHAN M K, et al. Palmprint-palmvein fusion recognition based on deep hashing network[J]. IEEE access, 2021, 9: 135816–135827.
- [38] ZHANG D, KONG W K, YOU J, et al. Online palmprint identification[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2003, 25(9): 1041–1050.
- [39] ZHANG D, GUO Zhenhua, LU Guangming, et al. An online system of multispectral palmprint verification[J]. IEEE transactions on instrumentation and measurement, 2010, 59(2): 480–490.
- [40] JIA Wei, ZHANG B, LU Jingting, et al. Palmprint recognition based on complete direction representation[J]. IEEE transactions on image processing, 2017, 26(9): 4483–4498.
- [41] JIA Wei, HU Rongxiang, GUI Jie, et al. Palmprint recog-

- nitition across different devices[J]. *Sensors*, 2012, 12(6): 7938–7964.
- [42] ZHANG Lin, LI Lida, YANG Anqi, et al. Towards contactless palmprint recognition: a novel device, a new benchmark, and a collaborative representation based identification approach[J]. *Pattern recognition*, 2017, 69: 199–212.
- [43] SUN Zhenan, TAN Tieniu, WANG Yunhong, et al. Ordinal palmprint representation for personal identification [representation read representation][C]//2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego: IEEE, 2005: 279–284
- [44] KABACIŃSKI R, KOWALSKI M. Vein pattern database and benchmark results[J]. *Electronics letters*, 2011, 47(20): 1127.
- [45] TOME P, MARCEL S. On the vulnerability of palm vein recognition to spoofing attacks[C]//2015 International Conference on Biometrics. Phuket: IEEE, 2015: 319–325.
- [46] 吕佩卓, 赖声礼, 陈佳阳, 等. 一种自适应的手背静脉区域定位算法 [J]. 微计算机信息, 2008, 24(4): 208–209, 296.
LYU Peizhuo, LAI Shengli, CHEN Jiayang, et al. An adaptive locating algorithm of palm-dorsal vein image[J]. *Microcomputer information*, 2008, 24(4): 208–209, 296.
- [47] MIURA N, NAGASAKA A, MIYATAKE T. Feature extraction of finger vein patterns based on iterative line tracking and its application to personal identification[J]. *Systems and computers in Japan*, 2004, 35(7): 61–71.
- [48] 尚丽, 苏品刚, 淮文军. 一种新的掌纹 ROI 图像定位方法 [J]. 激光与红外, 2012, 42(7): 815–820.
SHANG Li, SU Pingang, HUAI Wenjun. New location method of palmprint ROI images[J]. *Laser & infrared*, 2012, 42(7): 815–820.
- [49] REN Hengyi, SUN Lijuan, GUO Jian, et al. A dataset and benchmark for multimodal biometric recognition based on fingerprint and finger vein[J]. *IEEE transactions on information forensics and security*, 2022, 17: 2030–2043.
- [50] GUO Jian, TU Jiexiang, HENGYI REN, et al. Finger multimodal feature fusion and recognition based on channel spatial attention[EB/OL]. (2022–09–06) [2023–10–07]. <https://arxiv.org/abs/2209.02368>.
- [51] 李小敏, 陈英. 基于分数层融合的多生物特征融合识别 [J]. 长江信息通信, 2021, 34(10): 7–11.
LI Xiaomin, CHEN Ying. Multi-biometric feature fusion recognition based on fractional layer fusion[J]. *Changjiang information & communications*, 2021, 34(10): 7–11.
- [52] 周卫斌, 王阳, 吉书林. 基于特征融合的双模态生物识别方法 [J]. 天津科技大学学报, 2022, 37(4): 44–48, 54.
ZHOU Weibin, WANG Yang, JI Shulin. Bimodal biological recognition method based on feature fusion[J]. *Journal of Tianjin University of Science & Technology*, 2022, 37(4): 44–48, 54.
- [53] ZHOU Qing, JIA Wei, YU Ye. Multi-stream convolutional neural networks fusion for palmprint recognition[C]//Biometric Recognition. Cham: Springer, 2022: 72–81.
- [54] YANG Weili, HUANG Junduan, CHEN Zhuoming, et al. Multi-view finger vein recognition using attention-based MVCNN[C]//Biometric Recognition. Cham: Springer, 2022: 82–91.

作者简介:



潘在宇, 助理研究员, 主要研究方向为生物特征识别、图像修复与增强。发表学术论文 10 余篇。E-mail: pzycumt@163.com。



徐家梦, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习、生物特征识别。E-mail: meng1633606464@163.com。



王军, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能机器人与无人系统、生物特征识别、机器视觉。主持科技部科技创新 2030—“新一代人工智能”重大项目, 获得国家级教学科研奖 1 项、省部/学会级教学科研奖 5 项。获授权发明专利数十项, 发表学术论文 60 余篇, 出版专著教材 6 部。E-mail: jrobot@126.com。