

# 基于手指双模态特征的自动身份验证方法及系统

刘 凤<sup>1,2,3</sup>, 林丽英<sup>1,2,3</sup>, 黄怡欣<sup>1,2,3</sup>

<sup>1</sup> 深圳大学 计算机与软件学院 深圳 中国 518060

<sup>2</sup> 深圳市人工智能与机器人研究院 深圳 中国 518060

<sup>3</sup> 广东省智能信息处理重点实验室 深圳 中国 518060

**摘要** 针对目前单模态生物特征识别在稳定性与安全性等方面的不足以及多模态融合识别的多设备多输入困难等问题, 本文提出一种充分考虑类内与类间度量的学习模型, 实现基于手指双模态特征的自动身份验证方法及系统。由于指静脉与指折痕具有不易改变, 难以伪造的特点, 本文选取这两种重要的手部特征进行身份验证。通过结合两种不同模态特征, 利用自编码网络对类内特征进行表示, 来构建基于度量学习的孪生网络模型, 从而提取类内与类间特征; 接着将提取的指静脉和指折痕特征进行距离计算, 将距离融合后使用逻辑回归模型进行概率判断, 最终实现有效的双模态融合身份验证。为验证我们提出方法的有效性, 我们对指静脉识别结果性能进行了对比。实验结果表明, 我们的方法在更具有挑战性的数据库上识别等错误率为 1.69%, 较之现有代表性论文提出的模型的等错误率降低了 2.96%。我们也将构建的双模态融合模型与仅使用单一模态模型进行对比, 结果表明融合指静脉和指折痕特征的融合模型的等错误率为 1.55%, 比单一模态的指静脉与指折痕模型分别降低了 0.14% 和 3.0%, 表明了双模态身份验证模型性能更优。进一步地, 本文采集了一个更具有挑战性的数据库, 开发了显示图像及识别结果的图形界面, 最终实现了一个从数据采集到识别匹配的端对端的一体化自动身份验证系统。基于以上研究, 本文首次提出了一个基于指静脉和指折痕特征的多目自动身份验证方案, 实现集准确性、鲁棒性和实效性为一体的系统。

**关键词** 双模态融合; 孪生网络; 自编码器; 生物特征

中图法分类号 TP391.4 DOI号 10.19363/J.cnki.cn10-1380/tn.2024.05.06

## Automatic Verification System Based on Finger Bimodal Features

LIU Feng<sup>1,2,3</sup>, LIN Liying<sup>1,2,3</sup>, HUANG Yixin<sup>1,2,3</sup>

<sup>1</sup> College of Computer Science and Software Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China

<sup>2</sup> SZU Branch, Shenzhen Institute of Artificial Intelligence and Robotics for Society, Shenzhen 518060, China

<sup>3</sup> The Guangdong Key Laboratory of Intelligent Information Processing, Shenzhen 518060, China

**Abstract** To address the shortcomings of single-modal biometric recognition in terms of stability and security and the difficulties of multi-device and multi-input in multimodal fusion recognition, this paper proposes a learning model that fully considers intra-class and inter-class measure to implement an automatic authentication method and system based on finger bimodal features. Since finger veins and finger creases are difficult to change and hard to imitate, this paper selects these two important hand-based features for authentication. By combining those two different modalities and using the auto-encoder network to represent the intra-class features, we construct a metric learning-based siamese network to extract the intra-class and inter-class features. The extracted finger vein and finger crease features are then subjected to distance calculation, and the distances are fused and used in a logistic regression model to make probabilistic judgments. Finally, a bimodal fusion verification model is achieved. To verify the effectiveness of our proposed method, we compared the performance of finger vein recognition results. Experimental results show that the equal error rate of our method is 1.69% when identifying on more challenging databases, which is 2.96% lower than that of models proposed by existing representative papers. We compare the bimodal fusion model with the single-modal model and show that the equal error rate of the bimodal fusion model with finger vein and finger crease features is 1.55%, which is 0.14% and 3.0% lower than that of the single-modal finger vein and finger crease models respectively, indicating that the multimodal verification model has better performance. Furthermore, we collected a more challenging database, developed a graphical interface to display the collected images and recognition results, and finally built an end-to-end automatic authentication system from data acquisition to feature matching. Based on the above study, a multi-view automatic authentication scheme based on finger vein and finger crease features is proposed for the first time, realizing a system integrating accuracy, robustness and effectiveness.

**Key words** bimodal fusion; siamese network; autoencoder; biometrics

通信作者: 刘凤, 博士研究生, 副教授, Email: feng.liu@szu.edu.cn.

本课题得到国家自然科学基金 (No. 62076163) 的资助。

收稿日期: 2022-07-02; 修改日期: 2022-11-15; 定稿日期: 2024-01-17

## 1 引言

基于生物特征的身份验证是指利用来自同一个体的固有生物特征, 结合计算机技术与光学传感器等进行个人身份的鉴定。身份验证系统是生物特征技术的典型应用, 目前, 单模态生物识别技术发展迅速, 已经被广泛投入生产。但在实际应用中发现, 单模态生物特征具有特征信息丢失、破损的风险, 同时也容易受到环境的影响, 甚至可能被伪造, 导致单模态生物特征信息不能满足人们对身份验证系统的稳定性和安全性高的要求<sup>[1]</sup>。而多模态识别在一个系统中融合不同生物特征信息, 可以提取不同模块的特征信息进行互补, 从而克服单一生物特征识别系统的缺点, 提供更安全有效的身份验证系统。

然而, 多生物特征融合与识别还处于刚刚起步阶段, 我们对很多关键问题尚缺乏深入的研究, 还有很多尚待进一步解决的问题, 其中, 选择哪几种生物特征进行融合至关重要。常用于多模态生物特征识别系统的人体生物特征包括人脸、步态、掌纹、声纹、指纹、指静脉纹理等。如: 人脸/掌纹<sup>[2]</sup>、指纹/声纹<sup>[3]</sup>、人脸/虹膜<sup>[4]</sup>等双模态生物特征融合系统, 以及人脸/声纹/唇动、人脸/指纹/手形等三模态生物特征融合系统。在这些常用的人体生物特征中, 步态和声纹等是后天形成的“行为特征”, 而人脸、掌纹、指纹、指静脉等生理特征是人体先天形成的“固有特征”。较之“行为特征”, “固有特征”更加具有稳定性以及不易改变的优点<sup>[5]</sup>。在这些“固有特征”中, 手部特征集中位于人体肢体末端, 易于采集。同时, 手部特征纹理丰富。因此, 从多模态生物特征识别系统构建的集成性, 成本以及设备体积上, 较之融合人脸、虹膜等特征的系统具有较强的优势。

目前常用于身份验证的手部特征包括掌纹、指纹、指静脉、掌静脉、指折痕等, 其组合具有优秀的灵活性, 防伪性, 成像简易性, 相关性等, 适合进行多特征融合身份识别研究。指纹和掌纹分别指手指末端和手掌中凹凸的皮肤形成的纹路, 可以为身份验证系统提供充分的信息, 但是对于非接触采集的指纹图像, 具有较低的脊谷线对比度<sup>[6]</sup>, 为指纹细节点特征的提取带来很大的挑战; 而掌纹图像涉及的手部面积较大, 容易受环境噪声的影响。同时两者均存在易磨损、易于伪造等缺陷, 从而降低系统的性能。指折痕作为一种生物特征, 由于个体发展所处的环境和经历不同, 也具有特异性<sup>[7]</sup>。Takeda 等<sup>[8]</sup>于 1900 年研究表明手指折痕可以用来进行身份识别。指折痕识别技术的研究也为多模态融合技术加入了

一种新的生物特征<sup>[9]</sup>。相比其他手部特征来说, 指/掌静脉具有以下特点: 1) 静脉图像是活体中的血红素吸收近红外光形成的图像, 一旦脱离人体, 静脉血管中的血液特性会发生变化, 无法获取静脉图像。因此, 使用静脉特征保证了活体性和真实性的优点。2) 静脉属于手内部特征, 不会因为外部皮肤变化而改变。比起指/掌纹等表面特征, 静脉特征在表面磨损或湿润时仍然可以用于身份验证。但是, 由于掌静脉图像采集面积较大, 目前基于指静脉的识别研究较之掌静脉更加广泛和成熟。

上述分析表明, 指静脉特征是基于手部特征的多模态生物特征识别系统中的重要的首选特征。例如, 胡锦涛等<sup>[10]</sup>对指静脉和指腹纹局部纹理特征进行融合。Bharathi 等<sup>[11]</sup>对手指静脉和手掌静脉通过 Gabor 滤波获取的细节点特征融合。Prommegger 等<sup>[12]</sup>之后对细节点特征进行了超过三个特征的多融合, 然而实验结果表明, 并不是融合特征越多效果越好。

指折痕特征位于手指的内表面, 是随手指的弯曲形成的固有特征。李强等<sup>[13]</sup>在 2007 年指出指横纹特征抗噪性强, 纹理简单, 并且具有较高的可区分性, 可以与其他特征构成多模态生物特征融合系统。进一步地, 考虑到多模态生物特征识别系统的成像视野、采集精度等限制因素, 以及使用多个成像设备对同一个体分开采集不同模态的数据, 造成了采集数据的成本增加。用户进行身份验证时, 效率也大大降低。为了减少这些负面影响以及综合考虑分析手部生物特征的特点, 我们构建了一个可以同时采集指静脉以及指折痕双模态特征的自动身份验证系统。由于指静脉与指折痕距离较近且采集所需摄像头分辨率相似, 系统可以通过切换普通光源和近红外光依次拍摄采集这两种生物特征。这种同时采集两种特征的方式既提升了身份验证系统的识别效率, 也大大降低了构建指静脉指折痕多模态数据库的成本。同时, 指静脉与指折痕同属于线性特征, 能进一步简化特征提取模型的, 进一步提升了识别系统的效率。因此, 本文对指静脉与指折痕进行双模态身份验证研究, 提出一种基于手指双模态特征的自动身份验证方法及进一步系统的构建方案。

一个完整的生物特征识别系统一般包含四个模块: 原始图像采集、生物特征提取、匹配分数计算、分类决策。多模态融合识别的核心在于融合不同生物特征的关键信息, 可以在识别系统的四个模块分别进行融合, 被称为传感器层融合、特征层融合、分数层融合和决策层融合<sup>[14]</sup>。

传感器层融合又称为像素级融合, 将传感器采

集得到的原始图像进行直接融合, 融合后的图像具有充足的原始特征信息, 如 Jing 等<sup>[15]</sup>将人脸和掌纹在数据层进行融合, Wang 等<sup>[16]</sup>将掌纹和掌静脉在像素层进行融合, 但是需要大量计算, 且后续特征提取效率不高。

特征层融合设置在特征提取步骤后, 将从不同特征中提取得到的特征向量进行融合, 如 Yang 等<sup>[17]</sup>将手写签名特征和人脸特征融合为新的特征向量, Ross 等<sup>[18]</sup>将人脸特征和手部特征进行线性拼接融合。

分数层融合将不同模态用不同匹配算法计算得到的输出分数进行融合, 如 Noore 等<sup>[19]</sup>将指纹和人脸进行多层次的小波融合。决策层融合将生物特征进行分别识别, 仅对识别验证的结果进行融合得到最终识别结果, 如 Lam 等<sup>[20]</sup>用多数表决法则得出融合结果。

以上对不同层级的融合方式的研究展示了多模态融合在生物特征识别中的潜力, 但如何根据具体的生物特征选择对应的融合方式仍需要视具体情况而分析。但不可否认的是, 多模态融合识别准确率高, 适应性强, 对于单一模态识别具有更多的优势。以指静脉与指折痕单一模态研究为例:

指静脉是指关节之间皮下组织的血管, 肉眼难以观测, 但是在近红外光照射下可以被清晰地提取出来<sup>[21]</sup>。指静脉特征提取算法主要基于传统方法和深度学习方法。传统方法大致分为以下三类:

- 1) 基于指静脉模式的方法。经预处理后得到的手指皮下的血管呈树状, 具有一定的结构信息, 被称为指静脉模式。Miura 等<sup>[22-23]</sup>针对指静脉的结构信息提出了线条追踪算法提取指静脉图像并通过计算最大曲率点来验证指静脉图。

- 2) 基于指静脉纹理的方法。此类方法对指静脉图像精确到像素级别的纹理进行识别与验证。Meng 等<sup>[24]</sup>提出局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)用于指静脉特征提取, 对指静脉进行纹理分析。Yang 等<sup>[25]</sup>提出使用基于个性化最佳位图的方法, 进一步提升了算法的鲁棒性。

- 3) 基于指静脉细节点的方法。类似于指纹谷脊线形成的细节点, 指静脉的细节点主要指的是静脉图像中血管端点、分岔点<sup>[26]</sup>和三叉结构<sup>[27]</sup>。Pang 等<sup>[28]</sup>提出基于尺度不变特征变换(Scale-invariant feature transform, SIFT)的方法, 直接在指静脉灰度图上提取细节点。

传统指静脉识别算法能充分提取指静脉特征信息, 但是对手指图像质量要求较高。当手指摆放位置

发生变化, 如移动、侧放时, 基于传统方法的指静脉匹配算法准确率较低。因此, 研究员们引入学习型方法对指静脉进行识别。Wu 等<sup>[29]</sup>使用机器学习中的降维算法主成分分析法(PCA)和线性判别分析(LDA)对指静脉图像进行降维并提取特征信息。Radzi 等<sup>[30]</sup>创新性地提出将卷积神经网络(CNN)用于指静脉识别, 达到了较高的分类准确性。但是在实际应用中, 使用指静脉单模态识别容易受到近红外光质量、外界光照强度的影响。

指折痕, 是指人手指内侧随手指弯曲形成的纹理, 具有丰富的结构信息。指折痕特征具有特异性, 也可作为生物特征识别。

Takeda 等<sup>[8]</sup>1990 年首次提出使用指折痕代替指纹进行验证, 展示了指折痕作为人体固有特征的特异性。李强等<sup>[13]</sup>使用 Gabor 滤波器提取特征, 并基于此搭建了平均错误率仅为 0.57% 的指折痕身份验证系统。目前对指折痕的研究方法大多为传统方法, 对噪音敏感, 在复杂情况缺乏鲁棒性。因此, 本文针对指静脉与指折痕单一模态识别的缺点, 结合两种生物特征信息进行融合验证。

以上对于指静脉与指折痕的识别方法主要都是通过增加图像类间差异性来实现的, 然而由于在实际情境中会出现旋转, 偏移等因素, 导致图像类内差异较大, 从而影响模型识别精度。针对这一问题, 文献[31]提出了一种基于类内特征与类间特征的指静脉身份验证方法, 一方面, 通过引入自编码网络(Auto Encoder)对类内特征学习, 加强模型同类图像的表征能力并缩小类内距离问题的表现; 另一方面, 使用基于度量学习的孪生网络(Siamese Network)增大类间图像的特征距离, 提高模型区分差异性特征的能力。该方法鲁棒性强, 针对复杂数据依然有较高的识别精度。

为了弥补单一模态特征识别安全性不高, 适应性不强的缺点, 进一步提高模型的鲁棒性, 本文在文献[31]基础上, 提出了基于指静脉与指折痕双模态身份验证方法。

如图 1 所示, 首先构造出指静脉与指折痕图像正负样本对, 接着将图像对分别输入网络中进行特征提取, 使用对比损失函数使得两种模态的类内特征距离减小, 类间特征增大。最后对距离进行概率估计, 从而实现双模态验证。所提出模型(EI-Verf-Bio)包括了缩小图像类内特征距离模块(Intrinsic Feature Learning, IFL)以及增大类间特征距离的模块(Extrinsic Feature Learning, EFL), 指静脉与指折痕两种特征分别通过 EI-Verf-Bio 模型缩小类内距离和增大类间距

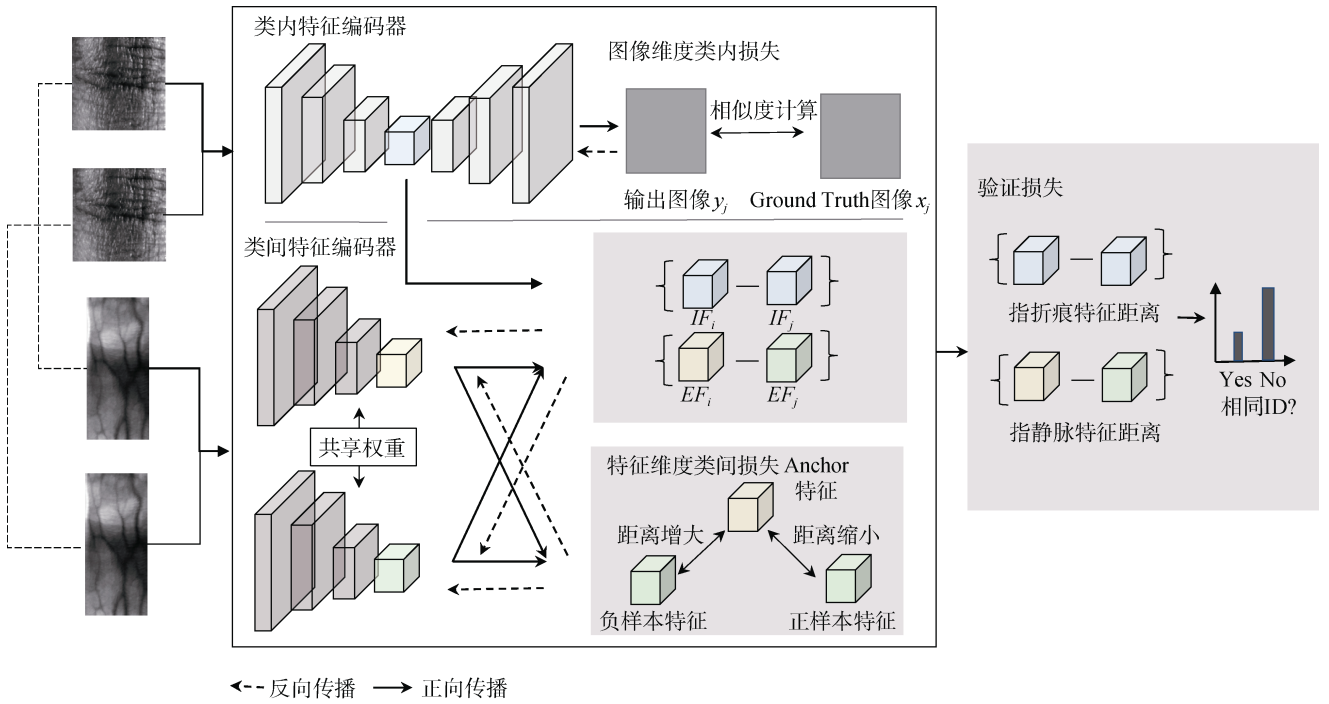


图1 基于特征距离的指静脉与指折痕双模态融合验证模型

Figure 1 Overview of our proposed bimodal fusion model

离, 以达到分类效果。不同于现有研究使用单一损失函数, 本文双模态特征提取模型的损失函数包含三部分, 第一部分类内特征学习模块所使用的均方损失函数(Mean Squared Error, MSE), 约束类内图像以及特征距离。第二部分类间特征学习模块采用了对比损失函数, 用于提高网络对类间图像的区分能力。最后通过使用逻辑回归对特征距离进行概率预测。实验结果表明, 通过引入指折痕生物特征信息, 双模态模型准确率有所提升, 等错误率(Equal Error Rate, EER)为 1.55%, 比仅使用单一模态的指静脉模型降低了 0.14%。

## 2 基于 EI-Verf-Bio 的双模态融合验证方法

本节重点介绍本文提出的双模态融合方法, 包含(1)基于自编码器的类内特征学习框架; (2)基于孪生网络的类间特征学习框架; (3)基于特征距离的身份验证模块。

自编码网络模型利用深度学习, 实现了对输入图像在像素级别上的重建。自编码网络模型  $F(x)$  实现  $x \rightarrow x'$  的映射。其中,  $x$  是输入图像,  $x'$  为重建图像。为实现上述映射关系, 模型需对网络参数进行约束, 确定学习目标, 即损失函数。为了使输入图像与重建图像具有更小的差异, 模型使用均方误差 MSE 作为损失函数, 如式(1)。

$$L_{\text{MSE}}(x, x') = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x - x')^2 \quad (1)$$

式(1)中,  $n$  是样本个数。模型通过最小化损失函数确定参数, 实现输入图像与重建图像的映射关系, 完成对输入图像的重建。以指静脉图像为例, 自编码器模块  $F_{AE}$  整体结构如图 2。我们对类内图像  $X^t = \{x_0^t, \dots, x_i^t, \dots, x_n^t\}$  进行随机挑选, 将构造成的图像对  $(x_i^t, x_j^t)$  输入到  $F_{AE}$  进行训练, 在此过程中, 类内特征编码器  $F_1(\cdot)$  将输入图像  $x_i^t$  映射成特征编码, 而特征解码器  $F_D(\cdot)$  将特征编码重构为  $x_i^{t'}$ , 如式 2。

$$F_{AE}(x_i^t) = F_D(F_1(x_i^t)) \quad (2)$$

$$L_r(x_i^t, x_j^t) = \|F_{AE}(x_i^t) - x_j^t\|_2 \quad (3)$$

在式(2)中,  $F_1(\cdot)$  为提取类内图像的编码器部分, 用于提取指静脉和指折痕图像特征信息。  $F_D(\cdot)$  为特征解码器, 将编码器  $F_1(\cdot)$  所提取的特征重构为原始输入大小的图像。

在传统的自编码网络中, 希望重构图像能够尽量还原原始图像, 通常将输入图像与重构图像进行损失计算。本文为了使类内图像特征更加相似, 在对生成图像  $F_{AE}(x_i^t)$  进行损失计算时, 从  $X^t$  中随机选取图像  $x_j^t$  作为真实值, 而不是直接使用输入图像。

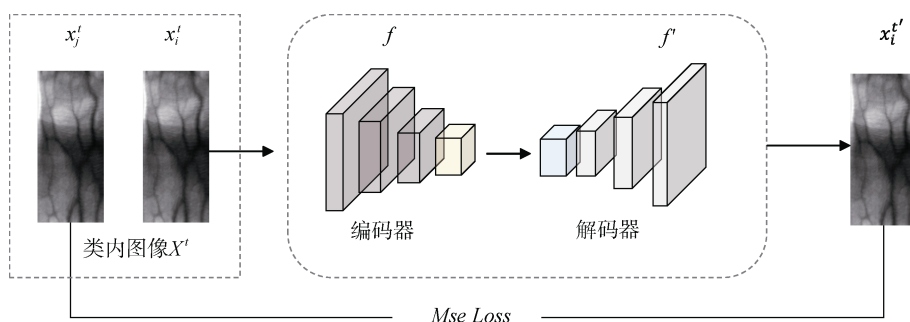


图 2 自编码网络结构, 网络对输入图像  $x_j^t$  进行特征提取后, 解码器对编码重构成  $x_i^t$ , 将随机选取的类内图像  $x_j^t$  与  $x_i^t$  参与计算损失

**Figure 2 AutoEncoder model.** After the Encoder extracting features of the input image  $x_j^t$ , the decoder reconstructs the latent code into  $x_i^t$ , and the randomly selected intra-class image  $x_j^t$  with  $x_i^t$  are participates in calculating the loss

也就是说, 编码器的输入不参与损失计算, 每次参与损失计算的图像均是从  $\mathbb{E}_{x_i \sim X^t}$  随机选取, 替代了每个  $x_i^t \in X^t$  作为真实值。自编码网络损失函数如式 3。

为了提升自编码模型  $F_{AE}(\cdot)$  的收敛速度, 本文采用了一个 U 型网络结构。如表 1 所示, 整体分为编码网络( $F_E(\cdot)$ )和解码网络( $F_D(\cdot)$ )两部分。其中, 编码网络用于提取输入图像的高维深度特征, 解码网络利用编码网络输出的深度特征完成输入重构。本文中自编码网络的编码器采用 ResNet-18 作为骨干网络, 由多层卷积网络堆叠组成, 具体包含一个具有  $7 \times 7$  卷积核的卷积层、一个最大池化层、一个  $3 \times 3$  卷积层和三个 Res-Blocks。解码器部分由五个转置块和一个卷积核为  $1 \times 1$  的卷积层组成。

### 3 基于度量学习的类间特征学习框架

度量学习(Metric Learning)一般用于衡量样本之间的相近程度, 也称为相似度学习。距离度量学习希望通过机器学习从(弱)监督数据中自动构建特定的度量方式用于各种不同任务, 如 K-NN 分类、聚类、信息检索等。通常来说, 度量学习的目标是使同类样本之间的距离尽可能缩小, 不同类样本之间的距离尽可能放大。在本文中, 我们使用了自编码网络减小同类样本的距离, 而针对不同类样本, 我们设计了基于度量学习的孪生网络(Extrinsic Feature Learning, EFL), 用于学习输入数据的类间特征。该模块主要用于将来自不同 ID 的指静脉与指折痕图像映射成具有较大差异的特征编码。

表 1 网络结构  
Table 1 Network structure

	Layer type	Number	Channel	Input size	Output size
Res-Block	Conv3×3(with BN, Relu)	1	—	—	—
	Conv3×3 (with BN)	1	—	—	—
	shortcut from input using Conv1×1 (with BN)				
	Conv3×3(with BN, Relu)	1	—	—	—
Transpose-Block	Conv3×3 (with BN)	1	—	—	—
	Transpose Conv2×2	1	—	—	—
	Conv3×3	1	—	—	—
Encoder( $F_E(\cdot)$ , $F_E(\cdot)$ )	Conv7×7	1	64	128×128×1	64×64×64
	Max Pooling	1	—	64×64×64	32×32×64
	Conv3×3	4	64	32×32×64	32×32×64
	Res-Block	3	(128,256,512)	32×32×64	4×4×512
Decoder( $F_D(\cdot)$ )	Transpose-Block	5	(512,256,128,64,64)	4×4×512	128×128×64
	Conv1×1	1	1	128×128×64	128×128×1



孪生网络接收一对图像, 分别输入到权重共享的孪生网络中进行特征提取, 最后通过计算两个特征向量的距离来判断图像之间的相似度。基于度量学习的类间特征学习框架如图 3 所示。

本文所设计的深度孪生网络  $F_E(\cdot)$  能够有效区分不同类的输入图像, 结构与  $F_I(\cdot)$  模块相同。与 IFL 不同的是, EFL 接收随机 ID 的图像对  $(x_i^{t_0}, x_j^{t_1})$ , 采取推拉规则的对比损失函数  $L_p(x_i^{t_0}, x_j^{t_1})$  对  $F_E(\cdot)$  进行训

练, 以此学习指静脉与指折痕图像的类型特征。损失函数如式(4)所示:

$$L_p(x_i, x_j) = \begin{cases} \max(L_d(EF_i, EF_j) - m_p, 0), & t_0 = t_1 \\ \max(m_q - L_d(EF_i, EF_j), 0), & t_0 \neq t_1 \end{cases} \quad (4)$$

$$L_d = (EF_i, EF_j) = \|EF_i - EF_j\|_2$$

在式(4)中,  $t_0 = t_1$  代表图像 ID 相同, 即输入图相对为正样本对。  $t_0 \neq t_1$  即表示图像对来自不同类, 为负样本。

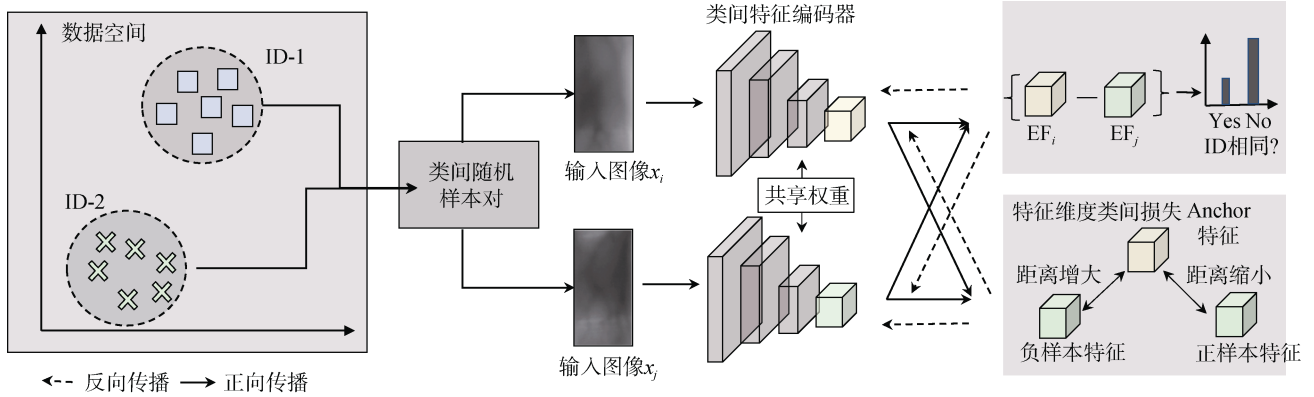


图 3 基于度量学习的类间特征学习结构。输入图像对  $x_i$  和  $x_j$  使用 EI-Verf 模型进行特征提取, 通过特征距离进行融合验证

Figure 3 The structure of extrinsic feature learning model based metric learning. Input image pair  $x_i$  and  $x_j$  use EI-Verf to extract features, and make fusion verification by feature distance

$m_p, m_q$  为预先设定的阈值, 意味着损失函数希望将同类图像之间的距离小于  $m_p$ , 此时损失函数取值为 0。而对于不同类的图像, 只考虑特征距离在  $(0, m_q)$  范围内的情况, 特征距离越大, 损失函数值越小。当特征距离大于  $m_q$  时, 损失函数值为 0。经过这种规则的学习,  $F_E(\cdot)$  网络可以在减小类内特征距离的同时增大类间特征距离, 从而对类间图像进行区分。

本文所提出的多模态身份验证算法 EI-Verf-Bio 由类内特征学习模块 IFL 以及类间特征学习模块 EFL 组成, IFL 专注于缩小同一 ID 的特征距离, 而 EFL 则关注不同 ID 之间的特征差异信息, 二者形成互补。样本图像经过  $F_I(\cdot)$  后, 将图像映射为特征对  $\{IF_i, IF_j\}$ ,  $F_E(\cdot)$  将图像映射特征对  $\{EF_i, EF_j\}$ 。接着我们计算所提取的特征之间的距离判断匹配得分  $\hat{s}_{ij}$ , 如公式 5-6 所示。

$$\hat{s}_{ij} = \frac{1}{1 + \exp(-W^T A_{ij})} \quad (5)$$

$$A_{ij} = \{A_i, A_j\} = \{L_d(IF_i, IF_j), L_d(EF_i, EF_j)\} \quad (6)$$

其中,  $W$  为可学习参数, 模型通过计算损失并反向传播, 不断更新特征距离矩阵  $A_{ij}$ 。

$$L_c(x_i, x_j) = s_{ij} \log(\hat{s}_{ij}) + (1 - s_{ij}) \log(1 - \hat{s}_{ij}),$$

$$s_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{ID } t_i = \text{ID } t_j \\ 1, & \text{ID } t_i \neq \text{ID } t_j \end{cases} \quad (7)$$

为了使模型更好地学习图像的特征, 本算法使用了损失函数  $L_c(x_i, x_j)$  进行训练, 对  $F_I(\cdot)$  与  $F_E(\cdot)$  提取的特征距离进行学习, 最终的损失函数可以写作  $L_c + L_p$ 。在上式 7 中,  $s_{ij}$  为样本标签, 取值为 0/1, 作为模型预测值  $\hat{s}_{ij}$  的真实值。

比起基于自编码器的类内特征学习框架, 基于指静脉与指折痕的双模态身份验证算法流程主要包括以下步骤: 为了使  $F_E(\cdot)$  更好地学习来自不同 ID 之间的指静脉特征,  $F_E(\cdot)$  还使用了损失函数  $L_c(x_i, x_j)$  进行训练,  $F_E(\cdot)$  最终的损失函数可以写作  $L_c + L_p$ 。

总的来说, 基于类内特征和类间特征的双模态

身份验证算法的流程主要包括以下步骤:

1) 首先构造指静脉图像正负样本对, 正样本对设置标签为 1, 负样本对标签设置成 0。

2) 将正样本对输入到类内特征学习模块中进行特征提取, 在训练过程中, 从类内图像随机选取一张图像替代输入图像作为真实值, 将随机选取的图像参与计算 MSE 损失函数, 保存训练好的模型。

3) 将正负样本对随机打乱, 输入孪生网络中进行度量学习, 缩小正样本对距离, 增大负样本对距离。在这个过程中不断更新参数, 训练模型。

4) 将网络模型提取类内特征与类间特征进行距离计算, 通过逻辑回归函数判断相似度。

算法整体伪代码如下:

#### 算法 1 EI-Verf-Bio

输入:

训练样本:  $\{X^t | t \in N\}$

测试样本:  $x_i$  和  $x_j$

初始化  $F_{AE}(\cdot)$  和  $F_E(\cdot)$

输出:

训练网络:  $F_I(\cdot)$  和  $F_E(\cdot) // F_I(\cdot)$  是  $F_{AE}(\cdot)$  的编码器

计算  $x_i$  与  $x_j$  的匹配分数  $\hat{s}_{ij}$

#### FOR 训练步骤 DO

通过公式 2 计算图像维度的类内损失函数  $L_r$

通过类内特征学习模块  $F_I(\cdot)$  获得特征 IF

通过类间特征学习模块  $F_E(\cdot)$  获得特征 EF

通过公式 4 计算类间特征损失  $L_p$

通过公式 5 计算距离矩阵  $A_{ij}$

通过公式 6 计算验证损失

使用  $\frac{\partial \mathcal{L}_r}{\partial F_{AE}}$  更新  $F_{AE}(\cdot)$  和使用  $\frac{\partial (\mathcal{L}_p + \mathcal{L}_c)}{\partial F_E}$  更新

$F_E(\cdot)$

END FOR

通过  $F_E(\cdot)$  和  $F_I(\cdot)$  获得  $x_i$  与  $x_j$  对应的  $A_i$  和  $A_j$

通过公式 5 获取匹配分数  $\hat{s}_{ij}$

返回  $\hat{s}_{ij}$ ,  $F_I(\cdot)$  和  $F_E(\cdot)$

## 4 实验结果分析

在实验部分, 本章节首先介绍了实验所用数据集, 接着阐明实验实施方案, 然后进行消融实验验证双模态融合的有效性。实验分别从模型大小, 验证速度, 准确率以及 EER 四个方面进行性能对比。

### 4.1 数据集介绍

由于目前公开的手指特征数据库大多为单一模态数据库, 尚未有公开的指静脉与指折痕数据库。因此, 本文首次建立了一个包含来自同一个体的指静脉与指折痕两种模态特征的数据库(MultiView-VC)。本文采用自己搭建的非接触式多目采集设备进行数据采集。在实际情境中, 我们不可避免会发生手指位移和旋转等情况, 导致所采集的图像与注册图像存在一定的偏差, 给系统识别带来一定的难度。

同时, 为了更加贴近真实使用情景, 本文所搭建的多目设备如图 4 所示, 使用了三个不同角度的摄像头, 通过光源切换, 一次采集三个相差  $30^\circ$  角的指静脉与指折痕图像。因此, 本文所用数据库具有较大的差异性, 特别是对于同类的数据而言, 多目摄像头模拟了手指位移和旋转等情况, 提供了一个更具有挑战性的双模态数据库。

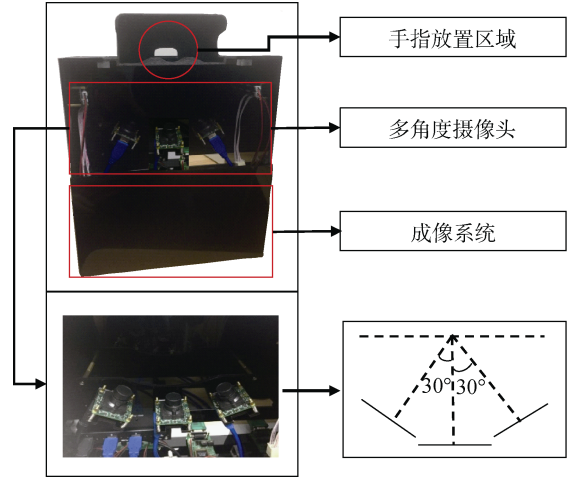


图 4 MultiView-VC 数据集采集设备及说明, 使用三个不同角度的摄像头, 采集三个不同角度的手指图像  
Figure 4 Multiview-VC data set acquisition equipment and description. Use three cameras with different angles to capture finger images from three different angles

该数据库采集了受试者的食指和中指, 每个手指均采集 4 次, 每次采集三个不同角度摄像头的图像, 则每个手指采集 12 张图像。因此, 数据库中共包含 6480 张指静脉与指折痕图像, 分辨率为  $1280 \times 1024$ , 个别图像样本如图 5 所示。从图 5 样例图中可以看出, 多目摄像头给手指带来了姿态变化, 对于同一手指的图像来说, 类内的差异较大。在匹配过程中, 类内图像的变化会导致拒识率(False Rejection Rate, FRR)增加, 模型的准确率下降。此外, 在采集过程中无可避免会受到光照, 手指表皮磨损等因

素影响,造成部分低质量图像。图6中分别展示了因老化、褶皱、破皮、光线过暗造成指折痕和指静脉的纹理特征不清晰的手指图像。

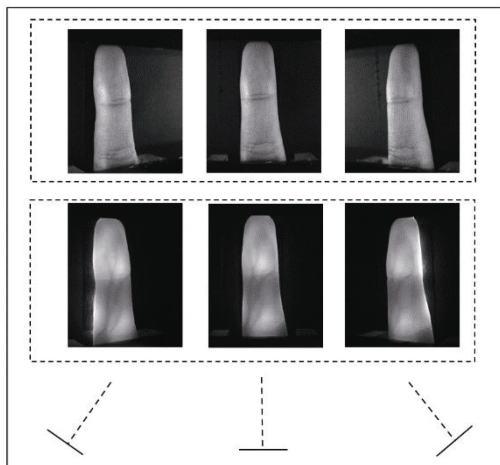


图5 指静脉与指折痕数据库样本,上下两行分别为普通光源和红外光源下拍摄得到的三个不同角度的手指图像

**Figure 5 Finger vein and finger crease image samples.** The upper and lower rows are three finger images taken at different angles under ordinary light sources and infrared light sources

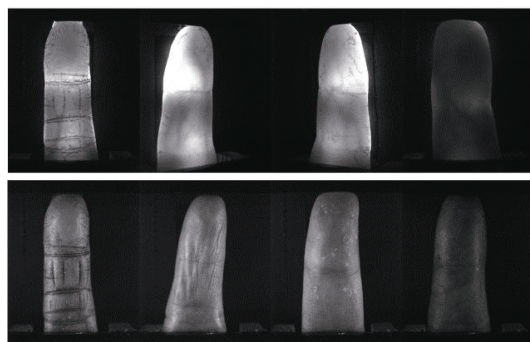


图6 低质量图像样本,第一行对应为指静脉样本图,第二行对应为指折痕样本图,从左到右依次为老化、褶皱、破皮和光线过暗造成的纹理不清晰图像

**Figure 6 Low quality image samples.** The first row corresponds to a finger vein sample plot, the second row corresponds to a finger crease sample plot, from left to right, showing the texture of the texture caused by aging, folds, skin breakage, and too dark light

## 4.2 实验设置

本文所提出的方法基于开源深度学习框架PyTorch实现。首先,在ImageNet中预训练的模型中初始化网络每一层的权重,实验使用了Adam优化器,初始学习率设置为0.001,stepLR的动量和 $\gamma$ 分别设置为0.9和0.1。

同时采用了数据预处理技术,包括归一化和Gabor滤波器来增强图像的纹理。所使用的工作站的CPU是2.8GHz,内存是32GB,GPU是NVIDIA TITAN RTX。

## 4.3 模型性能分析与对比

本文对指静脉以及指折痕特征是使用同一个方法进行识别的,为了验证我们提出方法的有效性,我们对比了基于指静脉识别的性能。其中对比方法我们复现了目前具有代表性的作者Fang等<sup>[32,35-37]</sup>提出的方法。我们选用了三个指静脉数据集,分别是山东大学机器学习与数据挖掘实验室指静脉数据集<sup>[33]</sup>(DB-1)、韩国全北国立大学指静脉数据集MMCBNU\_6000<sup>[34]</sup>(DB-2)、以及我们首次建立的非接触式多视角指静脉数据集MultiView-FV(DB-3)。

实验结果如表2所示,在DB-1、DB-2上,本文提出的EI-Verf模型的EER分别达到了0.47%和0.1%。在DB-3,由于数据集存在角度旋转和位移,对算法的鲁棒性具有更大的挑战性。本文提出的模型EER为1.69%,与Fang等人的方法比较,EER降低了2.96%,证明了算法模型具有更好的识别性能,并且针对复杂情境下的数据更加具有鲁棒性。

进一步地,本文在自采数据库MultiView-FV上进行了消融实验,实验在模型大小,验证速度(单次从输入到输出的耗时),准确率以及等错误率EER四个方面进行性能对比。实验结果如表3。从表3中在自采数据库上进行的消融实验可以看出,加入指折痕特征后模型准确率进一步提高。在EI-Verf-Bio方法中,双模态验证的EER为1.55%,比仅使用指静脉或指折痕特征分别提升了0.14%和3.00%,验证了融合识别对性能的提升有积极的促进作用。基于指静脉、指折痕以及双模态的识别EER曲线对比如图7所示,从中可以看出,指静脉与指折痕双模态融合的曲线最靠近坐标轴两端,说明融合识别能够取得更优的性能,基于手指双模态特征的自动身份验证方法具有可行性。

## 5 双模态身份验证系统设计与实现

以上实验结果证明双模态身份验证比使用单一模态能取得更好的效果,基于此,本文开发出一个鲁棒的指静脉与指折痕双模态生物特征的多视角身份验证系统,本章节将从:(1)设备与参数说明;(2)系统流程;(3)系统功能模块三个方面进行介绍。

### 5.1 设备与参数说明

系统采集设备为自主搭建,设备说明如图4所



表 2 EI-Verf 与现有方法在各指静脉数据库上的 EER 表现

Table 2 The EER representation of EI-Verf and existing methods on various fingervein databases	SDUMLA-HMT	MMCBNU_6000	MultiView-FV
	(DB-1)	(DB-2)	(DB-3)
Xie et al. [35] (2014)	0.47	0.4	—
Liu et al. [36] (2016)	-	0.3	—
Qiu et al. [37] (2016)	1.59	-	—
Fang et al. [32] (2018)	0.47	0.1	4.65
EI-Verf	0.47	0.1	1.69

表 3 单一模态与双模态融合的性能表现

Table 3 Performance of single modal and bimodal fusion						
骨干网络	指静脉验证	指折痕验证	性能表现			
			模型大小(Mb)	验证速度(ms/对)	准确率(%)	EER(%)
EI-Verf-Bio	√	×	102.57	74.98	98.85	1.69
	×	√	98.17	117.98	98.76	4.55
	√	√	204.86	203.56	99.13	1.55

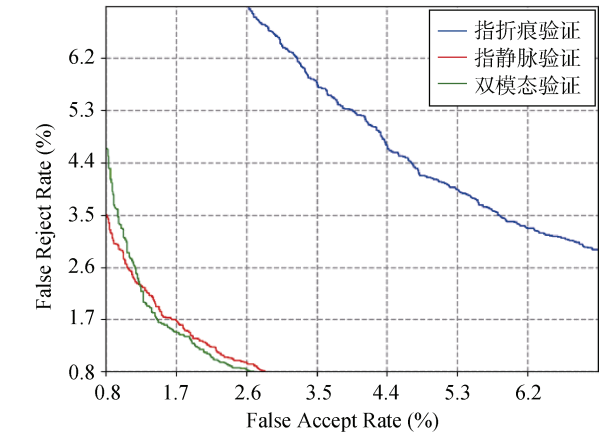


图 7 不同模态特征的 EER 曲线  
Figure 7 EER curves of different modals

示, 完成图像采集与传输。启动中的设备如图 8。本设备连接电脑时, 需要安装相机 SDK, 设备通过 USB3.0 hub 数据线和单片机串口线进行连接。其中, 设备使用相机型号及其他产品为:

- 照相机: IDS U3-3241LE-NIR-GL,3 台
- USB3.0 Hub
- 可见光 LED 灯 2 条
- 850nm 近红外光 1 条

在图像采集过程中, 系统开启可见光, 对每个用户采集 3 个不同角度指折痕图像, 接着用户保持手指姿势不变, 系统自动切换到红外光源进行指静脉图像拍摄, 整个过程系统全自动处理。

5.2 系统流程

5.2.1 图像采集流程

运行代码将设备启动后, 系统依次开启 3 个不

同角度的摄像头与左右两侧可见光灯板, 此时用户将手指放置于设备图像采集区域并固定位置。点击拍摄按钮, 系统采集指折痕图像进行保存, 随即将光源切换为近红外光, 对指静脉进行采集并保存图像, 此时完成整个图像采集过程。流程如图 9(a)。



图 8 启动中的采集设备, 设备打开摄像机, 并开启可见光源, 先采集三个不同角度的指折痕图像  
Figure 8 Acquisition device in startup. The device turns on the camera, turns on the visible light source, and collects finger crease images from three different angles

5.2.2 图像预处理流程

在提取特征之前, 往往需要对采集图像进行预处理, 这一步骤主要为了去除原始采集图像中多余的背景信息, 增强图像纹理特征。本系统在封闭的空

间内进行图像采集, 并且手指位置在采集过程中固定, 因此可以直接对图像进行二值化处理, 提取出手指区域, 接着利用边缘检测的手段对手指区域进行有效分割。由于指折痕特征在图像中呈现出较暗

的水平褶皱, 本系统采用了灰度值投影的方式对指折痕位置进行定位, 准确地获取到指折痕所在位置, 从而截取指静脉与指折痕感兴趣区域(Region of Interest, ROI)。该过程如图 9(b)所示。

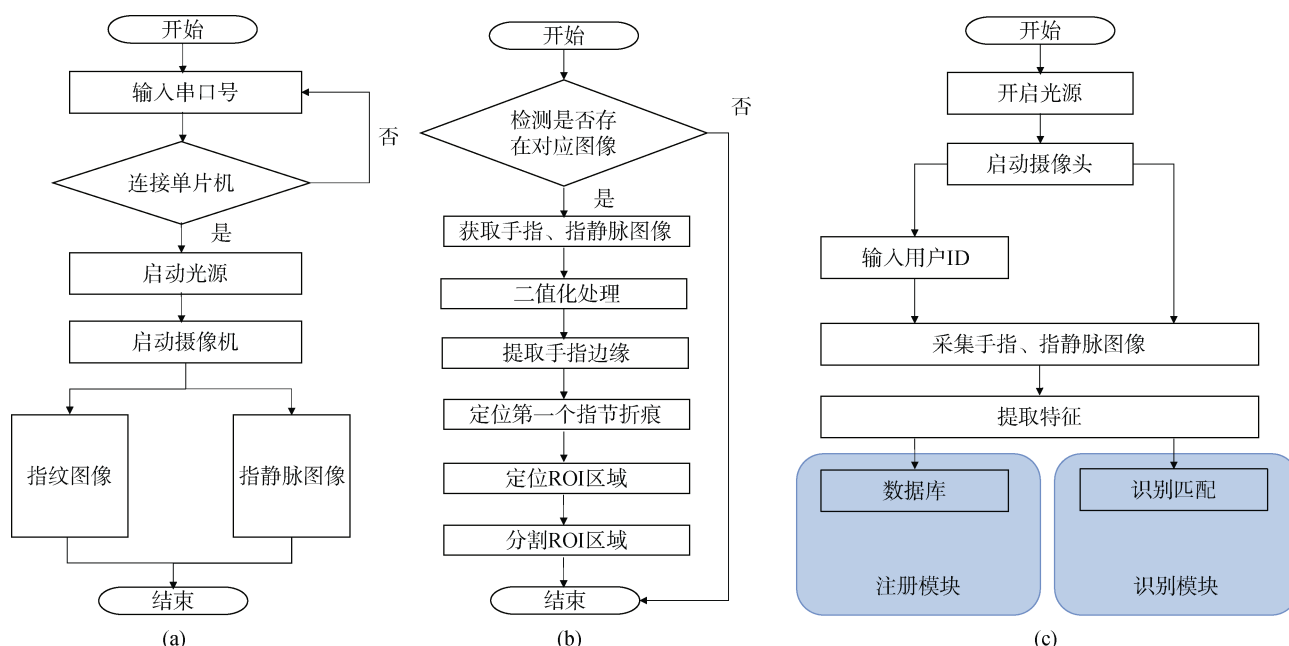


图 9 系统工作流程示意图, (a)图像采集流程, 通过代码启动设备后, 设备启动摄像机并依次采集指折痕和指静脉图像(b)图像预处理流程, 为了得到更好的识别性能, 在特征提取之前对采集到的原始图像进行预处理(c)图像识别流程, 在识别阶段, 将用户的指静脉、指折痕图像与数据库中注册图像进行比对, 得到相似分数, 进行身份验证

**Figure 9 System workflow. (a) Image acquisition process.** After the device is activated through the code, the device activates the camera and sequentially captures images of finger creases and finger veins. **(b) Image preprocessing process.** To get better recognition performance, the collected original images are preprocessed before feature extraction. **(c) Image recognition process.** In the identification stage, the images of the user's finger veins and finger creases are compared with the registered images in the database to obtain a similarity score for identity verification

### 5.2.3 图像识别流程

在注册流程中, 系统对图像进行预处理后, 对手指指节折痕和指静脉感兴趣区域进行特征提取, 将竞争编码特征保存到数据库中。在识别阶段, 将采集的指折痕与指静脉图像特征与数据库中保存的特征逐一进行匹配。在这个过程中, 对于指折痕与指静脉两种特征, 每种特征三个角度图像逐一进行相似比对, 可以得到  $3 \times 3$  的相似分数矩阵。对于矩阵每一行, 选取相似分数值最大的值对应的一对图像作为匹配的对象, 然后计算它们之间的汉明距离, 若 3 个距离值都小于设定的阈值, 则为匹配成功, 反之失败。最后融合两种特征的匹配结果进行身份验证。系统的总识别流程如图 9(c)所示。

## 5.3 系统功能模块

### 5.3.1 系统设置

在系统设置模块, 首先是对硬件连接的检查。由于设备连接电脑的 USB 接口的不同, 需要设置 LED

灯板的串口编号。如图 10 所示, 在设置模块填写用

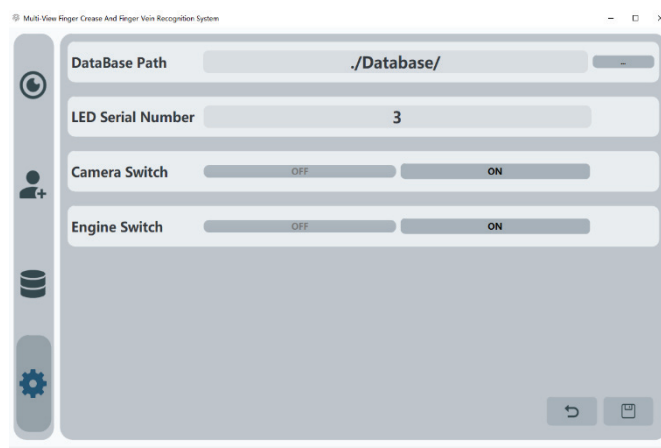


图 10 系统设置模块界面展示, 用户在此填写数据库路径并查看摄像头状态

**Figure 10 System settings module interface.** The user fills in the database path and checks the status of camera

户注册信息存放路径, 在匹配阶段系统可以根据此路径读取用户信息进行匹配验证。随后点击开关按钮, 启动摄像头和 Matlab 引擎, 摄像头状态由关闭变成打开, 说明摄像头各个摄像头均已连接正常, 系统设置工作准备就绪。

5.3.2 用户注册

注册模块用户可以注册相关信息。首先用户输入用户名,如图 11(a)所示, 选择注册手指并点击下一步, 此时可见光灯板亮起, 用户将手指放置到固定的采集位置, 如图 11(b)所示, 按下拍摄按钮, 拍摄

指折痕图像后光源自动切换到近红外光, 此时拍摄指静脉图像, 该过程采集了用户的指折痕与指静脉两种生物特征信息, 如图 11(c)所示。接着, 系统对两种生物特征进行特征提取并将代表用户个人身份的特征存储到数据库中, 如图 11(d)所示。

5.3.3 匹配验证

系统匹配模块对用户身份进行匹配验证, 该过程与注册模块类似, 差别在于要将提取出来的生物特征信息与已保存在本地数据库的特征进行验证并显示匹配结果。



图 11 用户注册流程示意图, (a)输入用户名的注册界面, 用户在此填写注册信息(b)注册过程中可见光源下的手指图像, 用户可以观察图像及时调整手指位置(c)系统成功采集到的手指图像, 上下两行分别用于提取指折痕和指静脉特征信息(d)系统分别找到指折痕和指静脉 ROI 区域, 提取特征信息, 并将特征信息存储到数据库中

Figure 11 User Registration Process Diagram. (a) Username registration interface. The user fills in the registration information here. (b) Finger image under visible light source during registration. The user can observe the image and adjust the finger position in time. (c) Finger images collected by the system. The upper and lower lines are used to extract finger crease and finger vein feature information respectively. (d) The system finds the finger crease and finger vein ROI area respectively, extracts the feature information, and stores the feature information in the database

表 4 不同角度指折痕图像相关系数矩阵

Table 4 Correlation coefficient matrix for different angle finger crease images

相似分数	左(%)	中(%)	右(%)
左	0.9876	0.5893	0.7186
中	0.6200	0.9808	0.5287
右	0.6849	0.5169	0.9848

表 5 不同角度指静脉图像相关系数矩阵

Table 5 Correlation coefficient matrix for different angle finger vein images

相似分数	左(%)	中(%)	右(%)
左	0.5730	0.2431	0.2705
中	0.3285	0.9744	0.2280
右	0.2190	0.2203	0.9743

具体流程如下: 用户首先在匹配界面输入自身 ID 信息, 然后将手指放置在设备的图像采集区域, 点击匹配按钮后系统分别进行指折痕与指静脉的图像采集和特征提取, 接着计算特征匹配相关度。

计算过程如下: 系统通过左中右三个角度的摄像机采集指折痕与指静脉图像, 因此每个用户单个模态共采集了三张图像。对于每种模态特征需要与数据库中注册的特征进行两两匹配, 即待识别的左中右三幅特征图像分别和数据库中的每个注册的左中右三幅图像进行相关系数求解, 进而选择相关度最高的三对图像进行后续的距离计算。其中相关系数公式表示如下式 8 所示:

$$\rho(x, y) = \frac{\text{Cov}(x, y)}{\sqrt{\text{Var}[x] \text{Var}[y]}} \quad (8)$$

其中,  $\text{Cov}(x, y)$  为  $x$  与  $y$  的协方差,  $\text{Var}[x]$  为  $x$  的方差,  $\text{Var}[y]$  为  $y$  的方差。在对某一种生物特征而言, 通

过计算可得到的  $3 \times 3$  维度的相关系数矩阵, 指折痕与指静脉相关系数矩阵如表 3-4 所示。相关系数矩阵反映了采集图像与注册图像之间的相关度, 一般而言, 相同角度的两张图像相关性较高, 而不同角度之间的图像由于存在一定的位移和角度偏差而相关度较小。因此, 本文设定的策略是优先选择对应角度的图像对进行汉明距离计算(如左-左, 中-中, 右-右)。

经过上述方法, 根据距离可以分别计算出 3 个角度的指折痕与指静脉的匹配分数, 接着我们将两种生物特征分数分别赋予 0.5 权重进行线性融合识别, 则最终可获得 3 个匹配分数。当 3 个匹配程度均大于预先设定阈值的时候, 即可认为身份验证成功, 用户可通过; 否则验证失败, 拒绝用户进入系统。这里可以根据不同的应用场景, 设定不同阈值, 从而控制拒识率和误识率。识别模块的流程如图 12 所示。

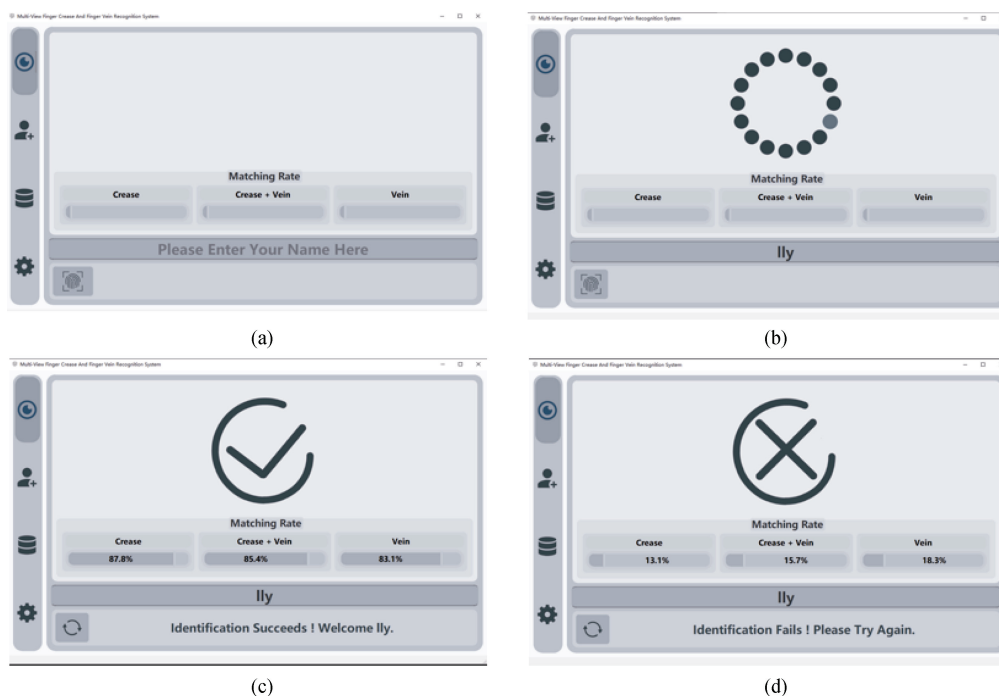


图 12 用户匹配流程示意图, (a)识别模块初始界面, 用户在此输入用户名, 与数据库中的指折痕指静脉数据进行匹配(b)验证过程界面, 等待验证时, 出现该图形化界面(c)验证成功界面, 显示身份验证通过, 下方分别输出指静脉与指折痕以及双模态的匹配分数(d)验证失败界面, 各个模态匹配分数均低于阈值, 身份验证失败

**Figure 12 User matching process diagram. (a) Identify the module initial interface. The user enters the username here, which is matched against the finger crease finger vein data in the database. (b) Validation process interface. While waiting for verification, the graphical interface appears. (c) Verification success interface. It shows that the authentication is passed, and the matching scores of finger veins and finger creases and dual modes are output below. (d) Authentication failure interface. Each modal match score is below the threshold and authentication fails**

## 6 总结

本文提出了一种基于自编码网络和深度度量学习的双模态指静脉与指折痕身份验证框架, 所提出

方法在自建数据库中进行验证。实验结果表明双模态验证比单模态方法具有明显的优势。首先, 基于自编码网络方式将类内图像映射到相同的特征空间, 随机选取类内图像进行损失计算的方式保证来自同



类的指静脉特征和指折痕具有相近的分布;接着,通过基于深度度量学习的孪生网络增大类间特征的距离,同时进一步减小类内指静脉特征与指折痕特征的距离;最后使用逻辑回归方法进行身份验证,消融实验验证了所提出算法能进一步提高识别精度。

以上研究证明,双模态识别比单一模态具有更高的准确率。基于此,本文搭建了一个非接触式多视角双模态身份验证系统,能够同时采集指静脉与指折痕生物信息,并对用户进行有效的身份验证。

## 参考文献

- [1] Wang L. Research on Fusion and Recognition Method of Finger Biometrics Based on CNN[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2020.  
(王丽. 基于 CNN 的手指多模态融合识别方法研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2020.)
- [2] Ni N. Fusion of Face and Palmprint on Decision Level for Identity Verification[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2006.  
(倪娜. 人脸与掌纹特征在决策层上的融合[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2006.)
- [3] Liu H Y, Wang Y H, Tan T N. Multi-Modal Data Fusion for Person Authentication Based on Improved ENN[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2004, 30(1): 78-85.  
(刘红毅, 王蕴红, 谭铁牛. 基于改进 ENN 算法的多生物特征融合的身份验证[J]. *自动化学报*, 2004, 30(1): 78-85.)
- [4] Chen C H, Te Chu C. Fusion of Face and Iris Features for Multimodal Biometrics[C]. *The 2006 international conference on Advances in Biometrics*, 2006: 571-580.
- [5] Chen Q. Multimodal Biometric Personal Identification Based on Data Fusion[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2007.  
(陈倩. 多生物特征融合身份识别研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2007.)
- [6] Liu F, Zhang D, Song C J, et al. Touchless Multiview Fingerprint Acquisition and Mosaicking[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2013, 62(9): 2492-2502.
- [7] Li P Z, Song Y C. Studies on the Phalangeal Configuration of Chinese[J]. *Acta Anthropologica Sinica*, 1992, 11(1): 38-47.  
(黎屏周, 宋永春. 中国人指节纹的研究[J]. *人类学学报*, 1992, 11(1): 38-47.)
- [8] Takeda M, Uchida S, Hiramatsu K, et al. Finger Image Identification Method for Personal Verification[C]. *10th International Conference on Pattern Recognition*, 2002: 761-766.
- [9] Luo R F, Lin T S, Wu T. Personal Recognition with Finger Crease Pattern[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2007, 34(6): 116-121.  
(罗荣芳, 林土胜, 吴霆. 基于人体手指指节折痕的身份识别方法[J]. *光电工程*, 2007, 34(6): 116-121.)
- [10] Hu J L. Research on Multi-Modal Fusion Identity Recognition Based on Finger Veins and Finger Bellows[D]. Guilin: Guilin University of Electronic Technology, 2017.  
(胡锦涛. 基于指静脉和指腹纹的多模态融合身份识别研究[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2017.)
- [11] Bharathi S, Sudhakar R. Biometric Recognition Using Finger and Palm Vein Images[J]. *Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications*, 2019, 23(6): 1843-1855.
- [12] Prommegger B, Kauba C, Uhl A. Different Views on the Finger—Score-Level Fusion in Multi-Perspective Finger Vein Recognition[M]. *Handbook of Vascular Biometrics*. Cham: Springer, 2020: 261-305.
- [13] Li Q, Qiu Z D, Sun D M, et al. A Novel Biometric: Knuckleprint[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(6): 596-601.  
(李强, 裘正定, 孙冬梅, 等. 指横纹: 一种新的生物身份特征[J]. *自动化学报*, 2007, 33(6): 596-601.)
- [14] Zhang Y. Algorithm Research of Multimodal Biometric Identification Technology[D]. Changchun: Changchun University of Technology, 2017.  
(张岳. 多模态生物特征识别技术的算法研究[D]. 长春: 长春工业大学, 2017.)
- [15] Jing X Y, Yao Y F, Zhang D, et al. Face and Palmprint Pixel Level Fusion and Kernel DCV-RBF Classifier for Small Sample Biometric Recognition[J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(11): 3209-3224.
- [16] Wang J G, Yau W Y, Suwandy A, et al. Person Recognition by Fusing Palmprint and Palm Vein Images Based on “Laplacianpalm” Representation[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(5): 1514-1527.
- [17] Yang J, Yang J Y, Zhang D, et al. Feature Fusion: Parallel Strategy Vs. Serial Strategy[J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(6): 1369-1381.
- [18] Ross A A, Govindarajan R. Feature Level Fusion of Hand and Face Biometrics[C]. *Defense and Security. Proc SPIE 5779, Biometric Technology for Human Identification II*, 2005, 5779: 196-204.
- [19] Noore A, Singh R, Vatsa M. Robust Memory-Efficient Data Level Information Fusion of Multi-Modal Biometric Images[J]. *Information Fusion*, 2007, 8(4): 337-346.
- [20] Lam L, Suen S Y. Application of Majority Voting to Pattern Recognition: An Analysis of Its Behavior and Performance[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, 1997, 27(5): 553-568.
- [21] Yang J F, Jia C Y. Development of Embedded Finger Vein Image Acquisition System[J]. *Journal of Civil Aviation University of China*, 2015, 33(1): 50-54.  
(杨金锋, 贾超云. 嵌入式手指静脉图像采集系统的研制[J]. *中国民航大学学报*, 2015, 33(1): 50-54.)
- [22] Miura N, Nagasaka A, Miyatake T. Feature Extraction of Finger-Vein Patterns Based on Repeated Line Tracking and Its Application to Personal Identification[J]. *Machine Vision and Applications*, 2004, 15(4): 194-203.
- [23] Miura N, Nagasaka A, Miyatake T. Extraction of Finger-Vein Patterns Using Maximum Curvature Points in Image Profiles[J]. *IEICE - Transactions on Information and Systems*, 2007, E90-D(8): 1185-1194.
- [24] Meng X J, Yang G P, Yin Y L, et al. Finger Vein Recognition Based on Local Directional Code[J]. *Sensors*, 2012, 12(11): 14937-14952.
- [25] Yang G P, Xi X M, Yin Y L. Finger Vein Recognition Based on (2D)<sup>2</sup>PCA and Metric Learning[J]. *Journal of Biomedicine and Biotechnology*, 2012, 2012: 324249.
- [26] Yu C B, Qin H F, Cui Y Z, et al. Finger-Vein Image Recognition Combining Modified Hausdorff Distance with Minutiae Feature Matching[J]. *Interdisciplinary Sciences, Computational Life*

- Sciences*, 2009, 1(4): 280-289.
- [27] Yang L, Yang G P, Xi X M, et al. Tri-Branch Vein Structure Assisted Finger Vein Recognition[J]. *IEEE Access*, 2020, 5: 21020-21028.
- [28] Pang S, Yin Y, Yang G, et al. Rotation invariant finger vein recognition[C]. *Chinese Conference on Biometric Recognition*, 2012: 151-156.
- [29] Wu J D, Liu C T. Finger-Vein Pattern Identification Using SVM and Neural Network Technique[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(11): 14284-14289.
- [30] Ahmad Radzi S, Khalil-Hani M, Bakhteri R. Finger-Vein Biometric Identification Using Convolutional Neural Network[J]. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 2016, 24: 1863-1878.
- [31] Lin L Y, Liu H Z, Zhang W T, et al. Finger Vein Verification Using Intrinsic and Extrinsic Features[C]. *2021 IEEE International Joint Conference on Biometrics*, 2021: 1-7.
- [32] Fang Y X, Wu Q X, Kang W X. A Novel Finger Vein Verification System Based on Two-Stream Convolutional Network Learning[J]. *Neurocomputing*, 2018, 290: 100-107.
- [33] Yin Y L, Liu L L, Sun X W. SDUMLA-HMT: A Multimodal Biometric Database[C]. *The 6th Chinese conference on Biometric recognition*, 2011: 260-268.
- [34] Lu Y, Xie S J, Yoon S, et al. An Available Database for the Research of Finger Vein Recognition[C]. *2013 6th International Congress on Image and Signal Processing*, 2013: 410-415.
- [35] Xie S J, Yoon S, Yang J C, et al. Feature Component-Based Extreme Learning Machines for Finger Vein Recognition[J]. *Cognitive Computation*, 2014, 6(3): 446-461.
- [36] Liu C G, Kim Y H. An Efficient Finger-Vein Extraction Algorithm Based on Random Forest Regression with Efficient Local Binary Patterns[C]. *2016 IEEE International Conference on Image Processing*, 2016: 3141-3145.
- [37] Qiu S R, Liu Y Q, Zhou Y J, et al. Finger-Vein Recognition Based on Dual-Sliding Window Localization and Pseudo-Elliptical Transformer[J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 64: 618-632.



刘凤 博士, 西安电子科技大学学士、硕士, 在 2014 年获得中国香港理工大学计算机系计算机科学博士学位。现任深圳大学副教授、硕士生导师、CCF 会员。主要研究方向为模式识别和图像处理以及相关技术在指纹领域中的应用。E-mail: feng.liu@szu.edu.cn



黄怡欣 深圳大学硕士研究生, 主要研究领域为模式识别和生物特征识别。E-mail: huangyixin2021@email.szu.edu.cn



林丽英 深圳大学硕士研究生, 主要研究领域为计算机视觉和模式识别。E-mail: linliying2019@email.szu.edu.cn