

多模态生物特征识别系统设计中的手掌几何学

张飞飞

杭州晟元数据安全技术有限公司, 中国·浙江 杭州 311121

摘要: 随着信息安全需求的增加, 多模态生物特征识别技术因其高安全性和可靠性而受到广泛关注。论文探讨了在多模态生物特征识别系统中使用手掌几何学作为主要或辅助识别手段的优势与挑战, 并提出了一种基于深度学习的手掌几何特征提取和匹配方法。实验结果表明, 该方法能够显著提高系统的识别准确率和鲁棒性。

关键词: 多模态; 生物特征; 识别系统; 手掌几何学

Palm Geometry in the Design of Multimodal Biometric Recognition System

Feifei Zhang

Hangzhou Shengyuan Data Security Technology Co., Ltd., Hangzhou, Zhejiang, 311121, China

Abstract: With the increasing demand for information security, multimodal biometric recognition technology has received widespread attention due to its high security and reliability. This paper explores the advantages and challenges of using palm geometry as the primary or auxiliary recognition method in multimodal biometric recognition systems, and proposes a deep learning based palm geometry feature extraction and matching method. The experimental results show that this method can significantly improve the recognition accuracy and robustness of the system.

Keywords: multimodal; biological characteristics; identification system; palm geometry

0 前言

生物特征识别技术利用个体独特的生理或行为特征来进行身份验证, 是当前最有效的个人认证方式之一。多模态生物特征识别通过结合多种生物特征(如指纹、面部、虹膜等)来增强系统的安全性和准确性。

1 手掌几何学的特点

手掌几何学是一种基于手部尺寸、形状以及特定点之间距离等参数来实现个体识别的技术。与其他生物特征识别方法相比, 手掌几何学具有采集便捷、用户接受度高的显著优势。手掌几何学主要通过分析手部的几何属性来进行身份验证。这些属性包括但不限于手部的整体尺寸、各部分之间的相对位置关系及细微结构差异。该技术不仅适用于高安全需求的应用场景, 同时也因其非侵入性的采集过程而受到用户的广泛欢迎。其关键特征点主要表现为以下几个方面:

①宽度: 这一指标涵盖了手掌的最大横向跨度以及手指根部的宽度。其中, 手掌宽度通常指的是从大拇指基部到小指基部的直线距离; 而手指基部宽度则分别测量每个手指与手掌连接处的宽度。

②长度: 指从指尖至手腕最远端的距离。此长度不仅反映了整个手掌的纵向延伸程度, 还能够体现个体间的手形差异。

③角度: 特指拇指与食指自然张开时两者之间的夹角。这一角度对于区分不同人而言尤为重要, 因为即使在相同的手掌大小下, 不同个体也可能展现出显著不同的拇指—食指角度。

④曲线: 描述了手指的弯曲形态。具体来说, 它涉及

了各个关节的位置及其相对于直线条的偏离程度。这种特征尤其有助于捕捉那些仅凭直线距离难以完全表达的手部细节信息。

通过综合考量上述各项关键特征点, 手掌几何学能够在保证较高识别精度的同时提供良好的用户体验。同时, 随着图像处理技术和机器学习算法的发展, 现代手掌几何识别系统正变得越来越精确和可靠, 为构建更加安全高效的多模态生物特征认证体系奠定了坚实的基础。

2 多模态生物特征识别系统框架

多模态生物特征识别系统通过结合多种生物特征(如指纹、面部、虹膜、手掌几何等)来提高身份验证的准确性和安全性。这种系统通常由以下几个关键组成部分构成: 数据采集、预处理、特征提取、融合决策和数据库管理。每个部分都承担着特定的任务, 共同确保了系统的高效运行(如图1所示)。

2.1 数据采集

数据采集是多模态生物特征识别过程中的第一步, 也是最为基础的一环。在这一阶段, 系统需要获取用户的多种生物特征样本。例如, 在一个综合了面部识别和指纹识别的系统中, 首先需要使用摄像头捕捉用户的脸部图像, 并通过指纹扫描仪收集用户的指纹信息(如图2所示)。为了保证后续处理步骤的准确性, 数据采集设备必须具备高分辨率和良好的环境适应性, 以应对不同光照条件和背景干扰。此外, 为了提高用户体验, 采集过程应尽可能快速且无创。

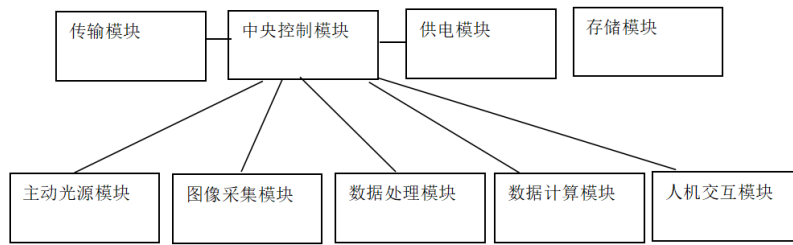


图 1 多模态生物特征识别系统示意图

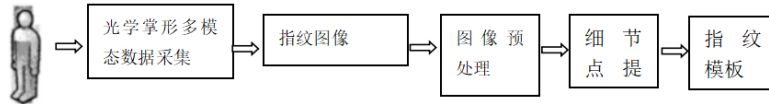


图 2 指纹识别流程示意图

2.2 预处理

预处理环节旨在改善原始数据的质量，以便于后续特征提取的准确性。对于图像数据而言，预处理主要包括降噪、标准化以及增强等操作。降噪技术可以去除图像中的随机噪声，从而提高图像清晰度；标准化则通过对图像进行缩放、旋转和平移变换，使其符合一定的格式要求；而增强技术则是通过调整对比度或亮度等方式来突出有用的特征信息。这些步骤不仅有助于提升最终识别结果的可靠性，也为后续的特征提取提供了更佳的基础。

2.3 特征提取

特征提取是从经过预处理的数据中抽取能够代表个体身份的独特属性的过程。针对不同的生物特征类型，所采用的特征提取方法也各不相同。例如，在面部识别中，可能会利用深度学习模型从人脸图像中提取出诸如眼睛间距、鼻子形状等关键点位置；而在掌纹识别领域，则可能关注于纹线的方向模式及细节点分布。高效的特征提取算法能够在保留足够区分度的同时尽量减少冗余信息，从而加快整个识别过程的速度并降低计算成本（如图 3 所示）。

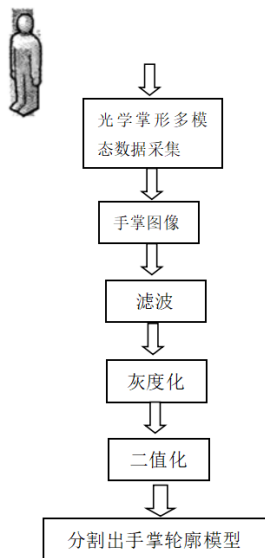


图 3 掌纹识别流程示意图

2.4 融合决策

当从多个生物特征源获得了各自的特征向量后，就需要通过融合决策机制将它们结合起来做出最终的身份判定。常见的融合策略包括基于分数的加权平均法、逻辑回归分类器以及支持向量机（SVM）等。其中，基于分数的方法直接将各个特征源产生的匹配得分按一定权重相加，得到总分后再与预设阈值比较；而机器学习模型则是在训练集上学习如何最优地地组合各种特征向量以达到最佳分类效果。无论采取哪种方式，其目标都是充分利用所有可用信息，以实现更高层次的安全保障。

2.5 数据库管理

最后但同样重要的是数据库管理系统，它负责存储所有注册用户的生物特征模板，并为快速检索提供支持。考虑到隐私保护的重要性，现代生物特征数据库往往采用加密技术对敏感数据进行保护，同时设置严格的访问控制策略以防止未经授权的操作。另外，随着用户数量的增长，高效的索引结构和查询优化算法也成为确保系统性能的关键因素之一。

3 基于深度学习的手掌几何特征提取

3.1 CNN 架构设计

为了有效提取并利用手掌几何特征，构建了一个轻量级的卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）模型。该模型旨在通过深度学习自动从手掌图像中识别和定位关键点，从而支持高效且准确的手掌几何特征分析。模型结构经过精心设计，以确保既能在计算资源有限的情况下运行，又能保持较高的识别精度。

3.1.1 模型架构

轻量级 CNN 模型由多个核心组件构成，包括卷积层、池化层以及全连接层。这些组件协同工作，共同完成从原始输入到最终输出的整个处理流程。具体来说：

①卷积层：卷积层是 CNN 的核心部分，它通过对输入图像进行一系列卷积操作来提取局部特征。每个卷积层包含多个滤波器（或称作内核），这些滤波器能够捕捉不同尺度

和方向上的纹理信息。随着层数增加，网络可以逐步抽象出更高级别的特征表示。例如，在手掌几何学中，初级卷积层可能检测边缘和线条，而深层卷积层则能识别手指轮廓等复杂模式。②池化层：池化层紧随卷积层之后，用于降低特征图的空间维度，减少参数数量，并提供一定程度的平移不变性。常用的池化操作包括最大池化（Max Pooling）和平均池化（Average Pooling）。最大池化选取每个池化窗口内的最大值作为输出，有助于保留最具代表性的特征；而平均池化则取平均值，有助于平滑特征图。通过池化层，模型能够在一定程度上抵抗小范围内的位置变化，提高鲁棒性。③全连接层：在特征提取阶段结束后，全连接层将所有特征图展平为一维向量，并与后续的神经元建立完全连接。全连接层负责将前面学到的特征组合起来，生成最终的分类或回归结果。在本模型中，全连接层主要用于整合来自不同层次的特征信息，为后续的任务特定层提供综合的特征表示。

3.1.2 回归任务的输出层

在网络末尾添加了专门用于回归任务的输出层，以预测手掌关键点的位置。这一层的设计针对手掌几何学的具体需求进行了优化。由于关键点定位是一个连续值预测问题，因此采用了线性激活函数（如恒等函数）作为输出层的激活函数。此外，损失函数通常选择均方误差（Mean Squared Error, MSE）或平均绝对误差（Mean Absolute Error, MAE），以便于直接衡量预测坐标与真实坐标之间的差异。

3.1.3 模型训练与优化

为了训练该轻量级 CNN 模型，使用了大量带有标注的手掌图像数据集（如图 4 所示）。这些数据集包含了各种光照条件、背景干扰以及手部姿态的变化，以增强模型的泛化能力。在训练过程中，采用了随机梯度下降（Stochastic Gradient Descent, SGD）、Adam 等优化算法，并结合早停法（Early Stopping）、学习率衰减等策略来防止过拟合现象的发生。其次，还引入了数据增强技术，如旋转、缩放和平移变换，进一步丰富训练样本，提高模型的鲁棒性和泛化性能。

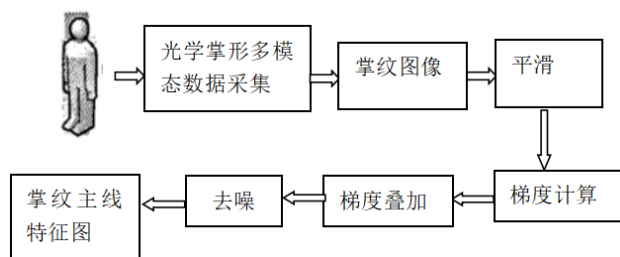


图 4 掌纹采集流程

3.2 训练过程

训练集包含了大量带有标注信息的手掌图片，这些图

片详细标注了关键点的位置，如手指基部、指尖和手掌中心等。为了提升模型的泛化性能，采用了多种数据增强策略。具体来说，通过旋转操作生成不同角度下的手掌图像，使模型能够适应各种姿态变化；缩放变换则确保模型在不同拍摄距离下仍能准确识别手掌特征；平移变换增强了模型对图像中手掌位置变化的鲁棒性。同时，还引入了随机翻转和亮度调整等方法，进一步丰富了训练样本的多样性。

4 实验与结果分析

评估过程中采用了识别精度和响应时间作为关键性能指标。研究发现，当系统整合了手掌几何学特征后，其综合表现显著优于仅依赖于单一生物识别模式的情形。尤其是在面对光照条件剧烈变化或存在部分遮挡的情况下，基于手掌几何结构的识别方案展现了出色的鲁棒性和稳定性。这种改进归功于手掌内部结构相对固定且不易受外部环境因素干扰的特点，使得即使在不利条件下也能提供可靠的身份验证结果。除此之外，结合手掌几何特征还增强了系统的安全性与用户体验，证明了多模态生物识别技术在未来身份认证领域中的巨大潜力。

5 结语

综上所述，论文提出了一个基于手掌几何学的多模态生物特征识别方案，并通过实验证明了其有效性。未来工作将进一步优化算法结构，同时考虑如何更好地与其他类型生物特征相融合，以期达到更优的安全保障效果。

参考文献：

- [1] 王玉伟,董西伟,陈芸.基于稀疏表示的多模态生物特征识别算法[J].计算机工程,2016(10):219-225.
- [2] 李海霞,张擎.结合并行融合的序列化多模态生物特征识别系统框架[J].计算机应用,2015(10):2789-2792+2823.
- [3] 刘洋,段倩丹,张永.多模态生物特征识别在安防领域的技术变革与融合[J].中国安防,2024(1):47-52.
- [4] 王俊生,王波,韩庆芝.一种多模态生物特征融合算法探究[J].智能计算机与应用,2018(6):87-89.
- [5] 肖建力,张静.联合人脸与指纹的多模态生物特征识别方法综述[J].上海理工大学学报,2017(1):51-57.
- [6] 丁璇.多模态生物特征识别技术及其标准化动态[J].电脑知识与技术,2017(36):153-154.
- [7] 聂昊,鲁玺龙,郭文志,等.多模态生物特征识别技术的研究进展[J].生命科学仪器,2020(5):20-28.
- [8] 杨金锋,李承尚,史玉坤.手指多模态生物特征偏振成像系统设计[J].中国民航大学学报,2015(6):28-31+41.

作者简介: 张飞飞(1982-),男,中国河南洛阳人,硕士,副研究员,从事生物特征识别图像芯片设计研究。