

# 神经网络技术下的掌纹识别

罗美美

杭州晟元数据安全技术有限公司, 中国·浙江 杭州 311121

**摘要:** 随着生物识别技术的快速发展, 掌纹识别作为一种新兴的身份验证手段, 受到了广泛关注。论文旨在探讨神经网络技术在掌纹识别中的应用, 并分析其识别性能及优化方法。首先, 介绍了掌纹识别基本原理和神经网络技术基础知识; 其次, 详细阐述了不同类型神经网络在掌纹识别中的应用及效果; 最后, 提出了提高掌纹识别准确率的优化措施和未来发展方向。

**关键词:** 神经网络; 掌纹识别; 技术应用

## Palmprint Recognition under Neural Network Technology

Meimei Luo

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

**Abstract:** With the rapid development of biometric technology, palm print recognition has received widespread attention as an emerging means of identity verification. The paper aims to explore the application of neural network technology in palm print recognition, and analyze its recognition performance and optimization methods. Firstly, the basic principles of palm print recognition and the basic knowledge of neural network technology were introduced; secondly, the application and effectiveness of different types of neural networks in palm print recognition were elaborated in detail; finally, optimization measures and future development directions were proposed to improve the accuracy of palm print recognition.

**Keywords:** neural network; palmprint recognition; technology application

### 1 引言

生物识别技术是利用人体固有生理特征或行为特征进行身份验证的一种技术。掌纹识别作为生物识别技术的一种, 具有独特性、稳定性和易采集等优点, 因此在安全监控、金融支付等领域具有广泛应用前景。神经网络技术作为一种模拟人脑神经元计算模型, 具有强大学习和处理能力, 为掌纹识别提供了有效的技术支持。

### 2 掌纹识别的原理

掌纹识别是一种基于生物特征的身份验证技术, 通过对手掌表面的独特纹理特征进行提取和比对, 以确认个体的身份。掌纹特征包括主线、皱纹、细节点等, 它们错综复杂地交织在一起, 形成了每个人独一无二的掌纹图案, 其独特性让掌纹识别在身份验证领域具有极高的可靠性和准确性。

掌纹识别系统的工作流程通常包括四个主要步骤: 图像采集、预处理、特征提取和匹配。首先, 图像采集是获取手掌表面清晰、高质量的图像, 这是后续处理的基础。采集过程中需要注意光照条件、手掌放置姿势等因素, 以确保图像质量。接下来是预处理阶段, 旨在对采集到的原始图像进行去噪、增强和归一化等操作, 以消除图像中的干扰因素, 突出掌纹特征, 使得后续的特征提取更加准确可靠。特征提取是掌纹识别中的核心步骤, 通过对预处理后的图像进行深入分析, 提取出掌纹的主线、皱纹、细节点等关键特征。

这些特征将被编码成数字或向量形式, 便于后续的存储和比对。最后是匹配阶段, 将提取到的掌纹特征与预先存储在数据库中的模板进行比对, 找出最相似的模板作为识别结果。匹配过程中可以采用不同的算法和度量标准, 以提高识别的准确性和效率。总的来说, 掌纹识别技术以其独特生物特征和高效的处理流程, 为身份验证领域提供了一种安全、可靠且难以伪造的解决方案。随着技术的不断发展, 掌纹识别将在更多领域得到广泛应用(见图1)。

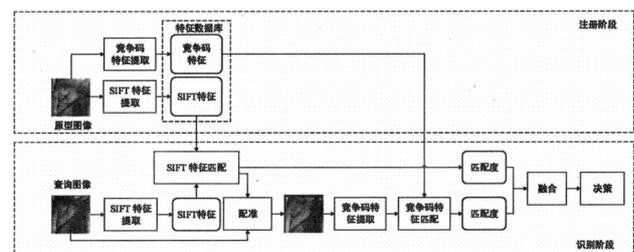


图 1 掌纹识别原理示意图

### 3 神经网络技术的特点

神经网络的计算模型设计, 其灵感源于人脑复杂神经元结构, 通过模拟生物神经网络中神经元交互方式。在神经网络中, 每个神经元都如同一个信息处理单元, 接收并处理来自其他神经元的输入信号。这些信号在神经元内部经过加权处理, 再通过一个激活函数转化为输出信号, 继续传递给

下一层神经元。这种层级结构和信号传递方式，让神经网络能够模拟人脑对信息的逐层抽象和处理过程。通过不断地训练和学习，神经网络可以自动从输入数据中提取出有用特征信息，其信息在后续预测和分类任务中起到关键作用。

训练神经网络过程，实际上是一个不断调整神经元间连接权重过程。在每次训练迭代中，神经网络会根据当前输出结果与实际标签之间差异，反向传播误差，并更新权重。通过此方式，神经网络逐渐学习到从输入到输出的映射关系，实现对未知数据的准确预测和分类。神经网络强大之处在于其强大表征学习能力。通过构建深层网络结构，神经网络可以捕捉到输入数据中高阶特征和复杂模式，从而在处理图像、语音、文本等复杂数据类型时展现出卓越性能。让其在诸多领域，如计算机视觉、自然语言处理、语音识别等，都取得了显著的突破和进展。

## 4 神经网络在掌纹识别中的应用

### 4.1 卷积神经网络 (CNN)

CNN (卷积神经网络) 是深度学习领域中杰出代表，特别擅长处理图像数据。在掌纹识别任务中，CNN 通过其独特的卷积层结构，能够自动且有效地从掌纹图像中提取出深层次特征信息。其特征信息对于区分不同个体的掌纹非常重要。通过堆叠多层卷积层，CNN 能够逐步从掌纹图像中抽象出局部细微特征和全局结构特征。随着网络层数的加深，相关特征变得越来越抽象和具有代表性，极大地提高了掌纹识别的准确率。此外，CNN 中的池化层则负责降低数据的维度，减少计算量，同时保留重要特征信息，进一步增强了模型泛化能力。因此，基于 CNN 的掌纹识别系统在实际应用中表现出了优异性能，为身份验证提供了一种可靠且高效的技术手段。图 2 为卷积神经网络 (CNN) 示意图。

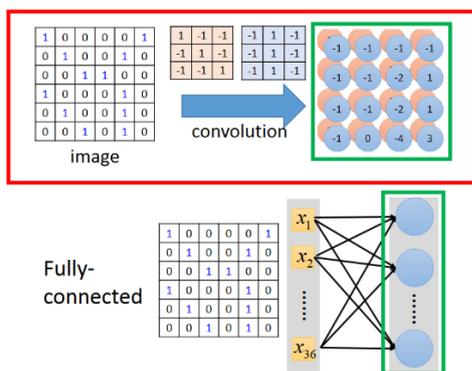


图 2 卷积神经网络 (CNN) 示意图

### 4.2 深度信念网络 (DBN)

DBN (深度信念网络) 深度神经网络模型，由多层受限玻尔兹曼机 (RBM) 以堆叠的方式构成。在掌纹识别任务中，DBN 展现出了其独特优势。首先利用无监督学习的方式，逐层从掌纹图像中提取特征。每一层的 RBM 都能学习到数据的一层抽象表示，这样逐层抽象，最终能够捕捉到

掌纹图像中的深层次特征。通过有监督学习对整个网络进行微调，使网络能够更好地适应掌纹识别任务。DBN 学习方式，使其具有较强特征学习能力，能够从复杂的掌纹图像中有效地提取出关键特征。在此基础上，DBN 还具有较强的抗噪声干扰能力，能够在一定程度上抑制图像中的噪声干扰，提高识别的准确性和稳定性。因此，DBN 在掌纹识别等生物特征识别领域具有广泛应用前景。

### 4.3 循环神经网络 (RNN)

RNN (循环神经网络) 是一种专门设计用于处理序列数据的神经网络模型。其核心思想是通过在网络中引入循环连接，使得网络能够捕捉并利用序列数据中时间依赖性 or 空间依赖性。在掌纹识别领域，RNN 应用提供了一种全新的视角。传统掌纹图像被视为静态二维图像数据，但 RNN 出现可以将其看作是一系列像素点序列。通过这种方法，RNN 能够对掌纹图像中像素点序列进行建模和处理，进而捕捉像素点之间的空间依赖关系。通过其处理方式，允许 RNN 提取出掌纹图像的动态特征，相关特征在静态图像分析中可能被忽略，但对于提高识别准确率至关重要。尽管 RNN 在理论上具有强大处理能力，但在实际应用中，尤其是在处理长序列数据时，它面临着梯度消失或梯度爆炸等挑战。这些问题限制了 RNN 在掌纹识别等需要处理长序列数据的任务中的应用。为了解决这些问题，研究者们不断探索新的 RNN 变体，如 LSTM (长短期记忆网络) 和 GRU (门控循环单元)，以期在保留 RNN 优点的同时克服其局限性。

## 5 提高掌纹识别准确率的优化措施

### 5.1 数据增强

在掌纹识别中，训练数据多样性对于提高神经网络的泛化能力至关重要。为了增加数据多样性，可以对原始掌纹图像进行一系列变换操作。其中，旋转操作可以改变图像的朝向，使得神经网络能够学习到不同角度下的掌纹特征；缩放操作则可以改变图像的大小，从而模拟不同距离和分辨率下的掌纹图像；平移操作则能够改变图像中掌纹的位置，增加神经网络对掌纹位置变化的鲁棒性。通过变换操作，能生成大量新的训练样本，极大地丰富了数据多样性。从而，神经网络在训练过程中更好地学习到掌纹本质特征，并对未知的掌纹图像做出更准确的识别和分类。因此，在掌纹识别系统的设计和实现中，对原始图像进行这类变换操作是一种非常有效且实用的数据增强方法。

### 5.2 网络结构优化

在掌纹识别任务中，为了捕捉更多的特征信息，可以设计更深、更宽网络结构。通过增加网络深度，能够引入更多非线性变换，使得网络能够学习到更复杂掌纹特征表示；而通过增加网络宽度，可以提升网络在每一层中特征提取能力，从而捕捉到更多细节信息。此外，为了进一步增强网络对关键特征关注，需要引入注意力机制。注意力机制能够使

得网络在处理掌纹图像时,自动地关注到那些对于识别任务更为重要的特征区域,而忽略那些无关紧要的背景信息。通过这种方式,注意力机制可以帮助网络更加有效地利用有限计算资源,提高掌纹识别准确率和效率。所以,在掌纹识别系统设计中,结合深宽网络和注意力机制是一种非常有前景的技术路线。

### 5.3 损失函数改进

在掌纹识别中,损失函数选择对于模型性能非常关键,因为其直接度量了预测结果与真实标签之间差异。一个更合适损失函数能够更好地反映模型在训练过程中的误差,并引导模型朝着正确方向优化。例如,对于多分类问题,交叉熵损失函数是最为常见选择,其能够有效地处理类别间不平衡问题。在此基础上,为了防止过拟合现象,需要引入正则化项。正则化是一种通过限制模型复杂度来提高模型泛化能力的技术。通过在损失函数中添加一个额外惩罚项来实现,其惩罚项通常与模型的权重参数有关。当模型在训练数据上过度拟合时,正则化项会增加损失函数值,从而引导模型朝着更简单、更鲁棒的方向优化。因此,在掌纹识别系统设计和实现中,应该仔细选择损失函数,并根据具体任务需求引入合适正则化项。不仅可以提高模型的识别准确率,还可以增强模型的泛化能力,使其在实际应用中更加可靠和有效。

### 5.4 集成学习方法

在掌纹识别领域,为了提高识别准确率和稳定性,一个有效方法是结合多个神经网络模型预测结果进行综合判断。其方法通常被称为模型集成或融合。具体而言,可以训练多个不同神经网络模型,每个模型可能具有不同网络结构、初始化参数或训练策略。相关模型在训练过程中,会学习到掌纹图像不同特征表示和判别模式。因此,预测结果可能具有一定的互补性。在进行预测时,将同一个掌纹图像输入到这些不同模型中,得到多个独立预测结果。然后,采用一定策略将这些结果进行综合。例如,简单地取这些结果平均值或最大值作为最终预测结果,也可以采用更复杂投票机制或加权平均方法。通过这种方式,模型集成能够有效地降

低单一模型可能存在的偏差或噪声干扰,提高整体识别准确率和稳定性。由于结合了多个模型信息,此方法还能够一定程度上增强模型对未知数据的泛化能力。所以,在掌纹识别系统的设计和实现中,结合多个神经网络模型预测结果进行综合判断,是一种非常实用且有效的技术手段。可以通过构建更加鲁棒、准确掌纹识别系统,为身份验证等领域的应用提供强有力的支持。

## 6 结语

综上所述,论文探讨了神经网络技术下的掌纹识别方法,并分析了不同类型神经网络在掌纹识别中的应用及效果。通过数据增强、网络结构优化等措施,可以提高掌纹识别的准确率。在后续研究过程中,需要进一步探索深度学习模型在掌纹识别中的应用;研究跨数据库、跨场景的掌纹识别技术;以及开发更高效、更安全的掌纹识别系统等。

### 参考文献:

- [1] 刘雪微,王磊,章强,等.基于卷积神经网络的多光谱掌纹识别技术[J].郑州大学学报(理学版),2021(3):50-55.
- [2] 卢星如.BP神经网络在掌纹图像识别中的运用[J].科技经济导刊,2017(31):29.
- [3] 王晟贤,张宗华,高楠,等.融合曲面类型与迁移学习的三维掌纹识别方法[J].传感器与微系统,2022(12):118-121.
- [4] 王全,田宇.基于TensorFlow的掌纹识别方法研究[J].价值工程,2018(33):169-171.
- [5] 林坤,雷印杰.基于改进AlexNet卷积神经网络的手掌静脉识别算法研究[J].现代电子技术,2020(7):52-56.
- [6] 王作为,郭寒.基于神经网络的掌纹识别技术研究[J].信息技术与信息化,2017(9):162-165.
- [7] 吴明珠,陈瑛,李兴民.基于Stein-Weiss函数的彩色掌纹特征识别算法[J].计算机应用研究,2020(4):1276-1280.

作者简介:罗美美(1986-),女,中国山东费县人,硕士,工程师,从事嵌入式图像算法研究。