

基于 ResNet 的虹膜识别算法研究及系统实现

摘 要

虹膜识别是一种基于人眼虹膜图案和纹理特征的生物识别技术，具备高度可信度、准确度和安全性。该技术在社会的多个领域都得到广泛实践和应用，对社会进步和发展产生了积极影响。

虹膜识别是虹膜系统最重要的部分，但现有识别技术仍存在一些不足。首先，基于深度学习的虹膜识别算法主要使用普通卷积进行特征提取，忽略了通道之间的依赖性，缺少对主要特征相邻信息的提取能力，网络结构的信息提取呈现表征性不强的问题。其次，现有网络结构在提取信息时忽略了特征图信息的重要性分布，在提取信息时无法自适应地提取信息。最后，为追求识别性能，现有模型设计较为复杂，导致其硬件和计算资源需求较高，极大限制了模型的应用场景。本论文旨在对虹膜信息进行深度挖掘，设计出一个更加有效的虹膜识别算法，并将其部署在移动端进行应用。本论文的主要工作内容如下：

1. 本文利用增强型超分辨率对抗网络（Enhanced super-resolution generative adversarial networks, ESRGAN）对归一化后的虹膜图像进行高分辨率预处理。通过多级残差密集连接模块增强特征表达能力，并使用感知损失函数提升图像细节还原效果。本文在 JLU-V6.0 数据集上进行实验，验证 ESRGAN 的有效性。

2. 本文提出一种新的虹膜识别框架 Iris-ResNest。该框架从信息提取的三个方面对现有虹膜识别框架进行改进。第一，通过将 ResNet101 的首层 7×7 卷积层替换为 3 个连续的 3×3 卷积层，保持相同感受野的同时减小参数量。第二，引入自校准卷积（Self Calibration Convolution, SCC），将 ResNet101 中的第二层 3×3 卷积层替换为 SCC，扩展每个卷积层的感受野，提高虹膜纹理相邻信息的特征提取和融合能力。第三，通过引入分裂注意力机制（Split Attention）对主干网络进行改进，根据不同通道分配权重，以更有效地提取虹膜的细节信息，使模型能够跨不同特征通道挖掘更多精细的虹膜信息。此外，本文针对 Iris-ResNest 设计联合损失函数，该函数结合 L-Softmax Loss 和 Center Loss，通过控制约束系数，实现增大不同类别类间距并减小同一类别类内距的效果，以提高模型对不同虹膜

类别的区分能力，使虹膜特征有更好的区分度。最后，本文在公开数据集上进行对比实验，验证 Iris-ResNest 的有效性。

3. 本文通过引入知识蒸馏（Knowledge Distillation）技术提升轻量化模型 MobileNetV3 的性能并进行研究。首先，本文提出熵减少优化算法，对知识蒸馏流程进行优化，降低教师网络的信息熵复杂度，保留软标签中 useful 信息，去除无用信息，以提高知识蒸馏中教师模型软标签的有用信息占比。其次，本文在公开数据集对其进行实验分析，验证其优越性和有效性。最后，本文将蒸馏后的 MobileNetV3 搭载到移动端并开发运行在手机上的虹膜识别应用以验证算法的实用性。

关键词：虹膜识别，深度学习，ResNet101，Iris-ResNest，知识蒸馏，MobileNetV3

Research and System Implementation of Iris Recognition Algorithm Based on ResNet

Abstract

Iris recognition, a biometric identification technology, is widely acknowledged for its remarkable reliability, accuracy, and security, owing to its utilization of the distinct patterns and texture features present in the iris of the human eye. Its extensive testing and application across various social fields have made a substantial contribution to social development.

While iris recognition plays a crucial role in iris systems, there are still some limitations in current research on iris recognition technology. Firstly, iris recognition algorithms based on deep learning primarily rely on regular convolutions for feature extraction, neglecting the interdependencies between channels. This leads to a lack of capability in extracting crucial adjacent feature information and results in weak representational power of the network structure. Secondly, current network structures fail to take the feature map information distribution into consideration, which hampers the ability to effectively prioritize the extraction of relevant information during the feature extraction process. Finally, in the pursuit of better recognition performance, the most existing model designs have become increasingly complex, resulting in high hardware and computational resource requirements. As a consequence, it imposes great limitations on their deployment in resource-constrained environments or on devices with limited processing capabilities. The primary objective of this paper is to conduct an in-depth survey of iris information, design a more efficient iris recognition algorithm, and deploy it on mobile platforms. The main contributions of this paper are as follows:

1. This study employs an Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Network (ESRGAN) for preprocessing normalized iris images. This study enhances the feature representation capability by incorporating multi-level residual dense

connection modules and improves the restoration of image details using a perceptual loss function. Experimental evaluations conducted on the JLU-V6.0 dataset demonstrate the effectiveness of ESRGAN in enhancing iris image quality and restoring fine details.

2. This paper introduces a novel network architecture called Iris-ResNest, which utilizes ResNet101 as the backbone network with specific modifications and enhancements. Firstly, three consecutive 3x3 convolutional layers are used in place of ResNet101's initial 7x7 convolutional layers. This replacement preserves the same receptive field while reducing the parameter count. Secondly, the Self-Calibrated Convolution (SCC) is introduced to replace the second 3x3 convolution layer in ResNet101, which extends the receptive field of each convolution layer and improves the feature extraction and fusion ability of background information around the iris. Thirdly, the paper introduces the Split Attention mechanism to improve the backbone network. It assigns weights to different channels to effectively extract detailed iris information, allowing the model to explore more intricate iris information across different feature channels. Fourthly, this paper proposes a joint loss function specifically for Iris-ResNest. This function combines the L-Softmax Loss and Center Loss, where the constraint coefficients are controlled to increase inter-class distances and decrease intra-class distances. As a result, it effectively enhances the model's discriminative ability towards different iris categories and differentiation of distinct iris features. Through comparative experiments on publicly available datasets, the effectiveness of Iris-ResNest has been validated.

3. This article introduces knowledge distillation technology to improve the performance of the lightweight model MobileNetV3 and conducts research. Firstly, this article proposes an entropy reduction optimization algorithm to optimize the knowledge distillation process, reduce the information entropy complexity of the teacher network, retain useful information in the soft labels, and remove useless information to increase the proportion of useful information in the teacher model soft labels in knowledge distillation. Secondly, this article conducted experimental analysis on the public dataset to verify its superiority and effe

ctiveness. Finally, this article integrates the distilled MobileNetV3 onto the mobile end and develops an iris recognition application running on a mobile phone to verify the practicality of the algorithm.

Keywords: Iris Recognition, Deep Learning, ResNet101, Iris-ResNest, Knowledge Distillation, MobileNetV3

关于学位论文使用授权的声明

本人完全了解吉林大学有关保留、使用学位论文的规定，同意吉林大学保留或向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅；本人授权吉林大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文和汇编本学位论文。

论文级别： ☒ 硕士 ☐ 博士

学科专业： 软件工程

论文题目： 基于 ResNet 的虹膜识别算法研究

作者签名： 

指导教师签名： 

2023 年 9 月 1 日

目 录

第一章 绪论.....	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 传统的虹膜识别研究现状.....	2
1.2.2 基于深度学习的虹膜识别研究现状.....	3
1.2.3 研究现状不足之处.....	4
1.3 主要研究内容.....	4
1.4 本文组织架构.....	5
第二章 虹膜识别相关理论基础.....	7
2.1 虹膜识别技术简介.....	7
2.1.1 图像采集.....	8
2.1.2 质量评价.....	8
2.1.3 虹膜定位.....	9
2.1.4 虹膜归一化和增强.....	11
2.1.5 虹膜图像识别.....	12
2.2 虹膜数据库.....	13
2.2.1 JLU 虹膜库.....	14
2.2.2 中科院虹膜库.....	14
2.3 卷积神经网络.....	15
2.4 注意力机制.....	16
2.5 常用模型介绍.....	16
2.5.1 ResNet.....	16
2.5.2 ResNeXt 模型.....	17
2.5.3 SENet 模型.....	18
2.6 本章小结.....	19
第三章 基于 ResNet 的虹膜识别算法.....	20
3.1 引言.....	20
3.2 增强型超分辨率生成网络.....	21

3.3 Iris-ResNest 整体结构.....	21
3.3.1 自校准卷积.....	23
3.3.2 ResNest Block.....	24
3.4 模型损失函数设计.....	26
3.4.1 L-Softmax 函数.....	26
3.4.2 联合损失函数.....	27
3.5 实验结果与分析.....	28
3.5.1 实验准备.....	28
3.5.2 评价指标.....	29
3.5.3 实验对比.....	30
3.6 本章小结.....	36
第四章 基于知识蒸馏的轻量级虹膜识别方法研究.....	37
4.1 引言.....	37
4.2 本文知识蒸馏流程.....	38
4.3 改进软标签熵损失的知识蒸馏方法.....	39
4.4 实验准备.....	41
4.4.1 模型选取.....	41
4.4.2 数据集划分.....	41
4.5 实验结果与分析.....	42
4.5.1 软标签熵值优化结果对比.....	42
4.5.2 不同学生模型蒸馏结果对比.....	44
4.5.3 不同教师模型蒸馏结果对比.....	46
4.5.4 经典知识蒸馏算法对比.....	46
4.6 移动端虹膜识别系统搭建.....	47
4.6.1 开发环境及流程.....	48
4.6.2 虹膜识别应用效果展示.....	48
4.7 本章小结.....	50
第五章 总结与展望.....	51
5.1 论文总结.....	51

5.2 论文展望.....	52
参考文献.....	52
作者简介及在学期间科研成果.....	60
致 谢.....	61

第一章 绪论

1.1 研究背景与意义

随着科技的发展，数字化信息的重要性日益凸显，生物识别技术成为研究热点。相对于传统识别技术，生物识别技术具有方便和快捷的优点，大力发展生物识别手段可以改善人们的生活水平。生物识别技术将生物信息作为识别媒介，其中人脸识别、指纹识别和虹膜识别等方式在许多领域获得了广泛应用。然而，作为外部器官，人脸和指纹具有易破坏和易伪造的缺点，不利于信息安全。因此，研究发展安全性、稳定性更强的生物识别技术受到了国内外学者的广泛关注。

虹膜是眼睛瞳孔和巩膜之间的圆环型区域，相比于其他生物信息，其具有很多优点。首先，虹膜纹理在经过一段时间的定形后，几乎不会发生变化，且大多数疾病不会对虹膜造成伤害或改变其纹理特征，因此虹膜识别可以实现长期稳定的身份验证。其次，在非配合的情况下，虹膜成像的清晰度较低，使得虹膜信息更难被盗用。最后，虹膜识别具有非接触性，在采集和识别虹膜的过程中，不需要直接接触人体，提高了系统的卫生性。虹膜识别技术使用虹膜特征识别用户身份，通过采集虹膜图像、图像预处理、特征提取和识别过程完成虹膜识别任务，与人脸识别、指纹识别相比，具有更高的稳定性和安全性，因此可以应用于更多场合，比如：在不适合人脸和指纹识别的矿场等施工场所使用虹膜识别技术可以确保身份识别的稳定性。在金融、医疗和政府机构等高保密场所，通过虹膜识别技术能够有效地防止身份冒用和信息泄露等安全问题。综上所述，虹膜识别技术的发展具有重要的研究意义和应用价值，虹膜识别的应用场景如图 1.1 所示。



图 1.1 虹膜识别应用场景

尽管虹膜识别技术发展迅速，但其仍存在改进空间。虹膜识别技术涵盖了图

像采集、预处理、定位、特征提取和识别等一系列工作。不同于人脸识别、指纹识别，虹膜设备在采集虹膜图像时不够便捷，需要被采集人高度配合。首先，无法保证的光照条件，被采集人难以控制的眨眼、晃动是虹膜图像潜在的影响因素。因此虹膜图像的采集工作会耗费大量的人力物力，且产出很多分辨率低的图像数据，不利于虹膜识别流程的进行，如何解决好虹膜图像低分辨率问题对虹膜识别技术的发展很有意义。此外，虹膜的特征十分丰富，除虹膜区域中的纹理部分外，其他非纹理部分也会提供相关信息，如何提高模型对虹膜信息的利用率受到了国内外学者的广泛关注。其次，不同的损失函数对模型的训练质量十分重要，因此探究更适合虹膜识别网络的损失函数可有效帮助模型训练，提高模型性能。最后，越来越多的算法被应用在实际的系统中，但深度学习方面的研究对硬件资源、计算资源有一定要求，如何将自己研究的框架效果转移到硬件资源、计算资源更小的设备之上具有一定的应用价值。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 传统的虹膜识别研究现状

传统虹膜算法是虹膜识别发展初期的主要研究算法。19 世纪末，Alphonse Bertillon 提出了虹膜识别系统^[1]，由于处于虹膜识别发展初期，系统只提取了虹膜颜色和结构信息进行识别。1987 年，Leonard 等科学家认为虹膜的独特特征可用于生物特征识别^[2]，但由于科技不发达最终没有实现。1994 年，道格曼博士细致研究了虹膜识别，开发出了首个虹膜识别系统^[3]，该系统划分了具体的处理过程，后续的研究工作都在此基础上进行。1996 年，王尔德提出了一种新的虹膜定位方法，使用霍夫变换算法定位虹膜，为了表达图像纹理的特征信息，王尔德提出使用多尺度的方法-拉普拉斯表示法^[4]。1998 年，为了提高虹膜识别系统的性能，Boles 使用小波过零的特性提取虹膜特征信息^[5]。2002 年，谭铁牛使用圆形对称滤波器提取特征^[6]，提高了特征信息的匹配速度。2004 年，谭铁牛使用 Ma 小波进行虹膜特征提取，通过异或运算计算相似性。2014 年，科学家 Nigam 等人使用局部块二进制特征功能提取虹膜特征^[7]。2016 年，吉林大学霍光硕士使用新的 Gabor 用来选择参数^[8]，提高了特征信息提取的匹配度。2019 年，吕林涛

提出了一种利用奇数对称 2D log-Gabor 滤波器消除冗余特征的方法^[9], 从虹膜图像中提取特征, 提高了算法性能。同年, 姚立平团队提出利用 Haar 小波以及 log-Gabor 变换提取特征的方法^[10]。2021 年, 张阔提出了一种基于特征融合的特征提取算法^[11]。刘冬冬提出一种动态虹膜定位算法^[12], 其根据虹膜数据库建立虹膜内外边界数学关系模型, 动态定位虹膜外边界。使用频域小波的高频部分提取出虹膜图像的轮廓、边缘特征, 同时使用空域滤波算法提取虹膜图像的整体纹理特征, 将其融合在一起组成特征向量, 充分利用虹膜图像的纹理信息利用率。尽管传统虹膜算法发展依旧强势, 但大多数传统算法选择使用 Gabor 滤波、Haar 小波提取虹膜特征信息, 这种方式过于简单, 而未来的虹膜识别研究需要引入深度学习技术。

1.2.2 基于深度学习的虹膜识别研究现状

深度学习技术的发展依赖于机器学习, 作为一种多层次的神经网络模型, 深度学习通过模拟人脑, 对数据进行特征学习, 将低级特征转化为高级特征, 实现类似于人的学习能力。2006 年, Hinton 提出了深度学习的概念^[13], 此后这一技术发展迅速, 在各个领域被广泛应用。2012 年, 深度学习被引入图像识别领域, 图像领域在引入深度学习之后发展迅速, 达到了一个又一个的里程碑。同年, Alex Krizhevsky 在 ImageNet 图像分类竞赛中提出一种经典的卷积神经网络 AlexNet^[14]。该网络采用了多层卷积和池化层以及 ReLU 激活函数, 使得网络可以学习到更加复杂的特征表示。2014 年, DeepFace 算法被 Facebook 提出^[15], 此算法提高了 CNN 在人脸识别系统中的地位且较好提高了人脸识别系统性能。2016 年, 科学家 WEN Y 通过改进损失函数, 进一步提升人脸识别的性能^[16]。人脸识别取得了巨大的进步, 但虹膜识别技术在 21 世纪初期发展不够完善, 虹膜数据量远远小于人脸数据量, 因此当时虹膜识别技术仍然属于起步阶段。此后, Kien Nguyen 和 Abhishek 对虹膜识别继续进行了优化, 前者通过提取虹膜特征时候使用了多层卷积, 使用 SVM 分类器进行分类^[17], 后者提出 DeepIrisNet-A 网络和 DeepIrisNet-B 网络^[18], 其为虹膜识别领域做出了贡献, 对后期虹膜识别的发展提供了帮助。2017 年, Kumar 为提升性能, 引入了膜识别的深度学习框架和三态损失函数^[19]。2018 年, Zhang 为了优化虹膜特征表示以及学习卷积滤波器的参数,

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/198115050133006043>