

基于深度学习的眼周识别方法研究

秦涛¹ 王云龙² 孙哲南^{2,3*} 周琬婷²

¹(湖南工业大学计算机学院 湖南 株洲 412007)

²(中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室智能感知与计算研究中心 北京 100190)

³(中国科学院大学人工智能学院 北京 100049)

摘要 为了提高眼周识别性能,提出一种基于深度卷积神经网络的眼周识别方法(PeriocularNet)。PeriocularNet具有16层卷积神经网络,融入了残差学习模块,使用了ArcFace损失函数;在训练策略上引入数据增强,以解决训练过程中产生的过拟合。在UBIPr、UBIRIS.V2数据集上进行实验,实验结果表明所提方法的识别EER值分别达到1.9%和7.9%,相较于经典的眼周识别方法取得了更好的眼周识别性能。另外,为了验证端到端的眼周识别方法中眉毛区域特征对眼周识别性能的影响,建立两个涉及三种眉毛形态的眼周数据集。通过实验验证,保持眉毛区域特征不变的眼周数据识别EER比其他两种去掉眉毛特征的情况更低,表明眉毛区域特征能够提高眼周识别性能。

关键词 生物特征识别 眼周识别 深度学习 卷积神经网络 眉毛区域

中图分类号 TP3

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.06.028

PERIOCLAR RECOGNITION APPROACH BASED ON DEEP LEARNING

Qin Tao¹ Wang Yunlong² Sun Zhenan^{2,3*} Zhou Wanting²

¹(School of Computer Science, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412007, Hunan, China)

²(Center for Research on Intelligent Perception and Computing, National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

³(School of Artificial Intelligence, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract In order to improve the performance of periocular recognition, a new method based on deep convolutional neural networks referred to as PeriocularNet is proposed. PeriocularNet exploited a 16-layer convolutional neural network, integrated with a residual learning module, and adopted the ArcFace loss function. Data augmentation was introduced to avoid the over-fitting in training process. The experiments on UBIPr and UBIRIS.V2 datasets show that the equal error rate (EER) of the proposed approach achieve 1.9% and 7.9% respectively. which improves the periocular recognition performance compared to the related methods. In addition, in order to verify the effect of the eyebrow region feature on the performance of periocular recognition in the end-to-end approach, two periocular datasets, UBIPr-1 and UBIRIS-1, involving three eyebrow shapes were established. Experimental results show that the EER of images containing the eyebrow feature is lower than that of the eyebrow feature removed, which indicates the importance of eyebrow feature in periocular recognition.

Keywords Biometric recognition Periocular recognition Deep learning Convolutional neural network Eyebrow area

0 引言

近年来,面向少约束场景下的生物特征识别技术逐渐成为了研究热点。在此情况下,得益于对虹膜识别、人脸识别的补充,眼周识别得到了越来越多的关注。在众多的生物特征识别技术中,虹膜识别具有较高的可靠性、准确性^[1],人脸识别^[2]也被广泛应用到各种场景,然而在少约束场景下虹膜识别和人脸识别仍然存在很多问题。例如,虹膜识别对采集设备和光照条件要求比较高,通常需要在近红外光源下才能采集到合格的虹膜图像。此外,在采集过程中,用户运动等也会造成虹膜图像模糊等问题。在此情况下,虹膜识别的精度受到了很大的影响。尽管人脸识别对成像和用户配合等要求较低,但是来自面部的遮挡使人脸识别的性能大幅下降,尤其是新冠疫情以来,佩戴口罩使得人脸的大部分区域被遮挡,模型的识别性能受到很大的影响。眼周作为面部的一个区域,通常包括眼睛、睫毛、眉毛和眼睛周围的皮肤等区域,这些区域包含了丰富的颜色和纹理特征,且相比较整个人脸区域受年龄变化^[3]和表情变化^[4]影响较小,具有较高的区分性和稳定性。当虹膜和人脸识别在少约束场景下性能受到影响时,如图1所示,眼周往往作为一种可行的补充模态,显示了良好的识别性能,并通过与虹膜^[5-7]、人脸^[8]等模态进行融合识别,极大地提升了识别的整体性能。



图1 眼周识别技术应用场景

卷积神经网络(CNN)以其强大的特征提取能力在计算机视觉等任务中取得了巨大的成功,如手写字符识别^[9]、目标检测^[10]、图像分类^[11]、人脸识别^[2]、步态识别^[12]、虹膜识别^[1]。相比传统的眼周识别方法,深度神经网络(DNN)通过端到端基于数据驱动的学习,可以提取到更加鲁棒性的、准确的特征,期望可以解决眼周识别问题。从以上的研究中可以得出结论,为了满足大规模实际应用的需要,匹配精度的提高仍

有很大的空间,因此基于深度神经网络的眼周识别方法仍是今后研究的热点。

1 相关工作

在较少约束环境下的眼周识别算法研究一直得到相关研究人员的关注^[13],Park等^[14]最早进行了利用眼周区域特征进行人的身份识别的可行性研究,为以后眼周识别的发展奠定了基础。在虹膜识别失败的情况下,Bharadwaj等^[15]进一步确定了眼周识别的有效性,之后也进行了跨光谱的眼周数据上身份匹配的眼周识别研究^[16]。这些具有探索性的工作激发了相关研究人员进行眼周识别研究的动力,促进眼周识别技术进一步的发展。2015年,Smereka等^[5]提出了眼周概率变形模型(PPDM)。该模型为眼周图像之间存在的潜在变形提出了将眼周图像匹配问题简化为图像局部区域匹配问题,利用相关滤波器对捕获的变形进行推断来匹配眼周数据对。在2016年,这一团队的研究人员又改进了已有的基本模型,通过选择更有辨别力的斑块区域来进行更可靠的匹配,进一步提高眼周识别性能^[17]。2017年,Zhao等^[18]提出了一个语义标签协助的眼周识别方法。该方法能够结合语义信息获得更全面的眼周特征,提高眼周识别准确度。2018年这一团队又提出了基于注意力机制对眼周的眉毛和眼睛这两个区域特征赋予更多的权重提高眼周识别准确度的方法^[19],这一方法取得了领先的眼周识别性能。Smereka等^[20]使用传统的眼周识别方法PDM和m-SIFT实验验证了不同眼周区域对眼周识别性能的影响。但是基于传统机器学习的眼周识别方法由不同的模块和不同的功能组成,整个过程需要进行数据标注,图像数据的转换,每个过程又是相互独立的,这些过程都会影响实验结果的准确性。相比较传统方法,基于端到端的深度神经网络的眼周识别方法只需要把标注数据输入到CNN中学习,就可以得到识别结果。端到端的学习可以减少人为标注的工作量,同时使得预测的结果更符合真实的情况。基于深度学习的眼周识别方法已经成为研究的热点,因此在基于深度学习的端到端的眼周识别方法中眉毛区域对眼周识别性能的影响需要进一步验证。

为了进一步提高眼周识别性能,本文提出了一种基于深度神经网络的眼周识别方法PeriocularNet,数据预处理阶段使用了数据增强,网络中融入了残差学习模块和设计了适用于眼周识别任务的16层卷积神经网络,最后使用了ArcFace损失函数作为分类损失函

数。本文方法对比主流的网络模型和基于深度神经网络的眼周识别方法,在两个公开的眼周数据集上验证,结果表明所提方法具有较好的鲁棒性和准确性。在眼周识别任务中也存在数据集信息分布不均、数据量不足等问题,造成网络性能退化。本文方法能够更好地解决这些因素给识别性能带来的影响,进一步提高了眼周识别性能。在基于深度神经网络端到端的眼周识别方法中,眉毛区域颜色和纹理特征对眼周识别性能的影响有待验证。因此本文建立了两个包含三种眉毛形态的眼周数据集,通过实验验证,得出了在基于深度神经网络端到端的眼周识别方法中,眉毛区域颜色和纹理特征可以提高眼周识别性能的结论。

2 PeriocularNet 眼周识别方法

2.1 PeriocularNet 网络设计

AlexNet^[21] 出现使得研究人员看到深度学习技术的潜力,基于深度学习的深度卷积神经网络可以学习得到表达能力更强的特征也给模型带来更强的分类能力。通过 VGGNet^[22] 可知在深度网络中,各个特征会不断地经过非线性的综合计算,越深的网络输出表示能力越强的特征,网络的深度对于学习表达能力更强的特征至关重要。但是研究表明随着网络深度的增加也会带来梯度爆炸或者消失,也会带来网络退化的问题。残差学习网络(ResNet)^[23] 的出现解决了随着网络深度的增加网络退化的问题。但是随着网络深度的增加使得学习参数量增多,计算资源消耗增加。在深层网络模型中学习表达能力更强的特征,也需要海量的数据支撑。大量的计算资源消耗,训练和识别时间消耗在真实的眼周识别应用场景中也是不适用的。

为了解决这些问题,进一步提高眼周识别性能,本文提出了一个新的眼周识别方法 PeriocularNet。首先,PeriocularNet 网络模型在设计时每层卷积神经网络融入了残差学习模块,残差学习网络机制是把本层输入特征信息和经过卷积网络之后提取到的信息全部传递到下一层网络中,使用残差学习网络能够在不增加网络深度的情况下,提取到更丰富的眼周特征,也避免了训练过程中的过拟合。本文网络模型中设计的残差模块如图 2 所示,包含卷积层 Conv2d、非线性激活函数 ReLU、归一化层 BatchNorm2d 构成,模块参数包含通道数、卷积核大小和步长。PeriocularNet 网络模型如

图 3 所示,模型中有 6 个 Convolution 层、5 个 Maxpool 层、1 个 AdaptiveMaxPool 层、1 个 Full Connection 层和 1 个损失函数层,输入图像大小为 $224 \times 224 \times 3$ 。其中,Conv1 为一般的卷积结构组成,另外 5 个 Convolution 层由本文提出的残差模块组成,Cov1、Cov2、Cov3、Cov4、Cov5、Cov6 中的特征通道数分别为 16、16、32、64、128、256。Full connection 层的维度为 256。损失函数层的输出为眼周数据身份信息分类结果。表 1 为网络模型参数设置。

表 1 PeriocularNet 网络模型参数

卷积层	卷积核大小/步长	输入大小	输出大小
Conv1	5 × 5/1	224 × 224 × 3	224 × 224 × 16
Maxpool	2 × 2/2	224 × 224 × 16	112 × 112 × 16
	3 × 3/1	112 × 112 × 16	112 × 112 × 16
Conv2	3 × 3/1	112 × 112 × 16	112 × 112 × 16
	3 × 3/1	112 × 112 × 16	112 × 112 × 16
Maxpool	2 × 2/2	112 × 112 × 16	56 × 56 × 32
	3 × 3/1	56 × 56 × 32	56 × 56 × 32
Conv3	3 × 3/1	56 × 56 × 32	56 × 56 × 32
	3 × 3/1	56 × 56 × 32	56 × 56 × 32
Maxpool	2 × 2/2	56 × 56 × 32	28 × 28 × 64
	3 × 3/1	28 × 28 × 64	28 × 28 × 64
Conv4	3 × 3/1	28 × 28 × 64	28 × 28 × 64
	3 × 3/1	28 × 28 × 64	28 × 28 × 64
Maxpool	2 × 2/2	28 × 28 × 64	14 × 14 × 128
	3 × 3/1	14 × 14 × 128	14 × 14 × 128
Conv5	3 × 3/1	14 × 14 × 128	14 × 14 × 128
	3 × 3/1	14 × 14 × 128	14 × 14 × 128
Maxpool	2 × 2/2	14 × 14 × 128	7 × 7 × 256
	3 × 3/1	7 × 7 × 256	7 × 7 × 256
Conv6	3 × 3/1	7 × 7 × 256	7 × 7 × 256
	3 × 3/1	7 × 7 × 256	7 × 7 × 256
AdaptiveMaxPool			1 × 1 × 256
FC		256 × 1	256 × 1
Loss function		256 × 1	Classes × 1

在眼周识别算法框架中损失函数分类能力对识别性能有很大的影响^[19]。在生物特征识别任务中有 ArcFace loss^[24]、Softmax loss^[25] 和 Cosface loss^[26] 等损失函数,由于 ArcFace loss 表现了较好的生物特征识别分类能力,因此所提方法选择 ArcFace loss 为本文方法中的损失函数。后续实验也验证了所提方法中损失函

数的眼周识别性能。

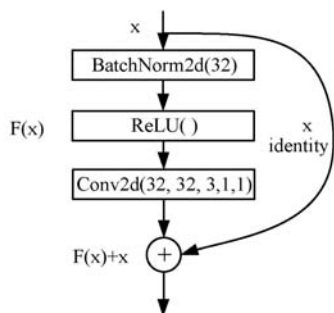


图 2 特征通道数为 32 的卷积模块

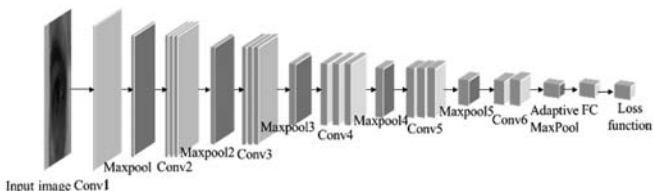


图 3 PeriocularNet 卷积神经网络框架

2.2 UBIPr-1、UBIRIS-1 眼周数据集

为了验证在基于深度神经网络端到端的眼周识别方法中眉毛区域颜色和纹理特征对眼周识别性能的影响,设计实验时考虑到眉毛区域特征是否为眼周识别任务提供有效特征的多种情况,因此需要眉毛区域不变、去掉眉毛区域和眉毛区域填充为皮肤这三种情况的眼周数据。本文在 UBIPr^[27]、UBIRIS-V2^[28] 数据集的基础上,首先把两个数据集中的眉毛区域使用图像处理软件分割标注,在 MATLAB 软件设计合适的算法程序,使用分割得到的眉毛区域数据生成去掉眉毛区域和眉毛区域填充为皮肤区域的眼周数据。眼周原始数据生成不同形态眉毛区域眼周数据过程如图 4 所示,最后整理三种眼周数据建立了两个新的眼周数据集 UBIPr-1、UBIRIS-1。两个数据集的眼周数据信息如表 1 所示,在 UBIPr-1 眼周数据集中眼周原始数据集为 UBIPr-1A 有 100 个人身份信息、每个身份信息有 20 幅眼周图像,性别、年龄分布合理包含左右眼周图像总共 2 000 幅的眼周数据集,生成的去掉眉毛区域眼周数据集 UBIPr-1B 和眉毛区域填充为皮肤的数据集 UBIPr-1C 和原始数据有相同的信息分布,构成了总共 6 000 幅图像的 UBIPr-1 数据集。在 UBIRIS-1 眼周数据集中,数据集 UBIRIS-1A 有 200 个身份信息,共 2 000 幅图像的眼周数据集。生成的去掉眉毛区域眼周数据集 UBIRIS-1B 和眉毛区域填充为皮肤的眼周数据 UBIRIS-1C 和原始数据有相同的信息分布,这三种眼周数据构成了总共 6 000 幅眼周图像的 UBIRIS-1 数据集,眼周数据集示例如图 5 所示。

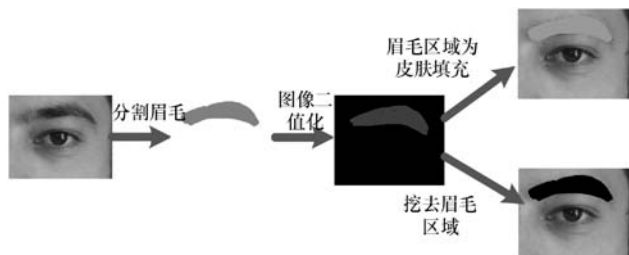
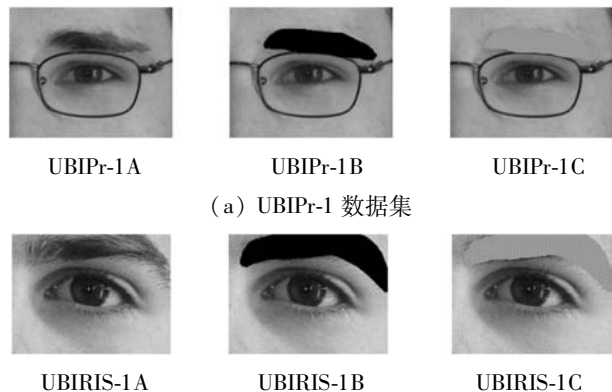


图 4 不同眉毛形态眼周图像生成过程



(a) UBIPr-1 数据集

(b) UBIRIS-1 数据集

图 5 不同眉毛形态眼周数据集示例

2.3 眼周数据增强

基于深度神经网络的眼周识别方法是基于数据驱动使用卷积网络提取关键特征在整个深层网络中学习,训练数据量对模型的泛化能力和网络的性能至关重要,因此为了提高网络的性能和防止训练时数据量不足产生的过拟合,本文方法在训练数据预处理时采用了以下数据增强方法:

1) 使用 PyTorch 中的图像处理方法如把图像的分辨率大小调整为 224×224 ,随机调整图片的亮度、饱和度、对比度和色调。

2) 使用 opencv 中的图像处理方法给图像添加高斯模糊和把 BGR 图像转换成 HSV 图像。

以上数据增强方法使用在训练程序最小批次中的每一幅图片中。使用以上的数据增强方法,可以在不消耗内存的情况下产生更多不同类型的眼周数据,解决了在神经网络中由于训练数据不足产生的过拟合。

3 实验

3.1 评价指标

1) F1-score。Precision 是精度,表示为被分为正样本中真实的样本的比例。Recall 是召回率表示为整个正样本中有多少个被正确分为正样本的比例。F1-score 是 Precision 和 Recall 的加权调和平均,是为了综

合考虑精度和召回率的性能, F1-score 由以下公式定义:

$$P_{\text{recision}} = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (1)$$

$$R_{\text{ecall}} = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (2)$$

$$F_1 = \frac{2 \times P_{\text{recision}} \times R_{\text{ecall}}}{P_{\text{recision}} + R_{\text{ecall}}} \quad (3)$$

式中: T_p 表示为正确预测为正样本个数; F_p 表示错误预测为正样本的个数; F_N 表示为错误预测为负样本的个数。

2) 等错误率(EER)。

$$F_{\text{AR}} = \frac{F_p}{F_p + F_N} \quad (4)$$

$$F_{\text{RR}} = \frac{F_N}{T_p + F_N} \quad (5)$$

FAR 为误识率, 反映将不应该匹配到的信息当成匹配的比例。FRR 为拒识率, 反映将应该匹配的信息当成不匹配的比例。等错误率(EER)是误识率(FAR)和拒识率(FRR)的一个相对平衡点的阈值点, 该值越小表示方法性能越好, 反之则证明方法性能越差。

3.2 数据集和实验参数配置

实验中使用的数据集有 UBIPr^[27]、UBIRIS-V2^[28] 眼周数据集和本文中建立的眼周数据集 UBIPr-1、U-BIRIS-1。UBIPr 数据集中有 5 126 幅左眼数据和 5 126 幅右眼数据, 总共 344 个人的身份信息。本文实验中使用 1 000 幅左眼数据, 1 000 幅右眼数据, 总共 100 个人身份信息的 2 000 幅眼周数据。UBIRIS-V2 数据集中有 518 个身份信息总共 11 101 幅眼周数据。本文实验中使用了 200 个身份信息共 2 000 幅眼周数据。眼周示例如图 6 所示。由表 2 可知, 本文建立的 UBIPr-1、UBIRIS-1 眼周数据集详细的信息。本文实验中全部的训练集和测试集眼周数据比例为 7:3。



(a) UBIPr 数据集



(b) UBIRIS-V2 眼周数据集

图 6 眼周数据集示例图片

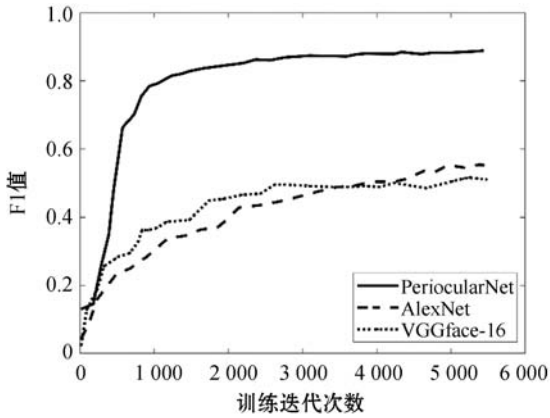
表 2 眼周数据集信息统计

数据集	UBIPr-1			UBIRIS-1		
	UBIPr-1A	UBIPr-1B	UBIPr-1C	UBIRIS-1A	UBIRIS-1B	UBIRIS-1C
光谱	可见光	可见光	可见光	可见光	可见光	可见光
采集距离	4-8 m	4-8 m	4-8 m	3-8 m	3-8 m	3-8 m
采集环境	开放环境	开放环境	开放环境	开放环境	开放环境	开放环境
身份数量	100	100	100	200	200	200
图像数量	2 000	2 000	2 000	2 000	2 000	2 000

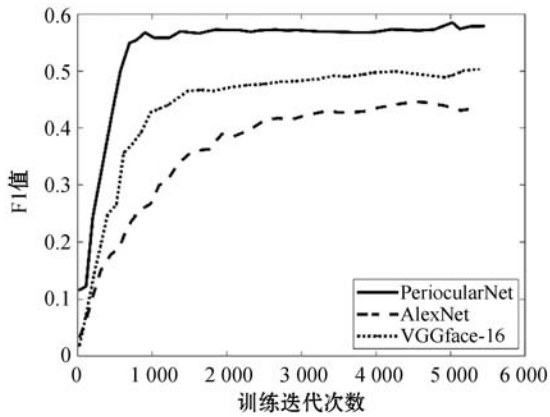
本文实验中, 为了定量评估眼周识别性能, 所有实验设置相同的实验参数, 在同一实验环境下进行。超参数中权重为 $5E-4$ 、学习率为 0.01、动量为 0.9, 在训练迭代到一定次数时, 设置学习率减小 10 倍的学习策略。全部实验训练批量的大小 batch size 设置为 128, 训练迭代次数为 500 epoches, 采用随机梯度下降优化(SGD)方式对损失函数进行优化。全部的实验在 Linux 系统下, 使用深度学习框架 PyTorch1.0 来实现网络模型, 全部实验使用单块 11 GB 的 Tesla K80 GPU 进行运算。

3.3 眼周识别方法对比实验

为了评估所提方法 PeriocularNet 的眼周识别性能, 在 UBIPr、UBIRIS-V2 眼周数据集上进行定量实验。所提方法除了和 Kim 等^[29]提出的 VGGface-16 眼周识别模型进行对比之外, 还与经典的网络模型 AlexNet^[24]对比, 统计各网络模型的 F1-score 曲线和等错误率(EER)。F1-score 曲线如图 7 所示, 图中横坐标表示训练迭代的次数, 纵坐标表示训练迭代后的 F1-score。由图 7 可知, 在 UBIPr、UBIRIS-V2 眼周数据集上经过相同的迭代次数之后所提方法的 F1-score 高于对比的 AlexNet 和 VGGface-16。由表 3 可以看出, 所提方法在 UBIPr 和 UBIRIS-V2 数据集的 EER 值分别为 1.95%、7.9%。所提方法与 AlexNet 和 VGGface-16 方法相比在 UBIPr 数据集上分别低了 7.02%、7.66%, 在 UBIRIS-V2 数据集上分别低了 4.31%、4.56%。另外, AlexNet 比 VGGface-16 具有较少的卷积层, 但是由表 3 可知 AlexNet 比 VGGface-16 的 EER 值更低, 表明在眼周识别任务中, 更深的网络模型没有得到更好的眼周识别性能。实验结果表明本文方法比较 AlexNet 和 VGGface-16 有更好的鲁棒性和准确性, 本文方法在眼周识别任务中具有更好的识别性能。



(a) UBIPr 数据集



(b) UBIRIS-V2 数据集

图 7 不同眼周识别方法的 F1-score 曲线

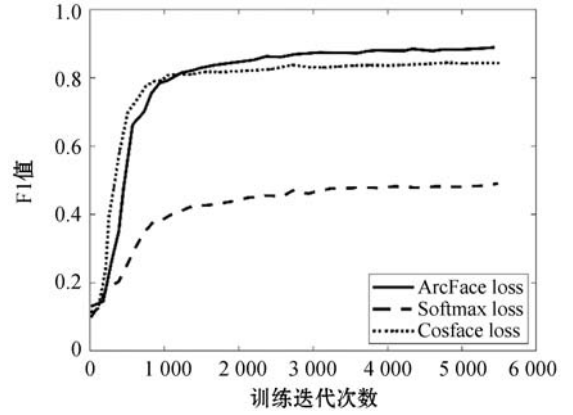
表 3 不同眼周识别方法的 EER (%)

模型	UBIPr 数据集	UBIRIS-V2 数据集
AlexNet ^[24]	8.97	12.21
VGGface-16 ^[25]	9.61	12.46
PeriocularNet	1.95	7.9

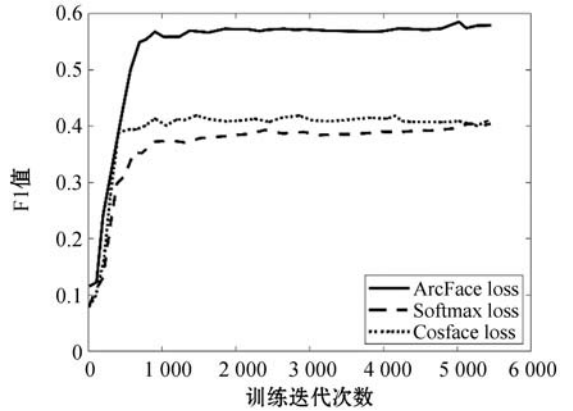
3.4 不同损失函数实验

上述对比实验中已经验证了本文方法的眼周识别性能,但为了进一步说明 ArcFace 损失函数在眼周识别任务中的分类能力,分别使用 ArcFace 损失函数、Softmax^[28] 损失函数、Cosface^[29] 损失函数,在 UBIPr、UBIRIS-V2 眼周数据集上进行定量实验。F1-score 曲线如图 8 所示,EER 值如表 4 所示。在 UBIPr 数据集中 ArcFace 损失函数和 Cosface 损失函数训练迭代后具有相似的 F1-score 曲线,比 Softmax 损失函数 F1 值更大。ArcFace 损失函数 EER 值比较 Cosface 损失函数、Softmax 损失函数分别低 0.51%、5.67%,表明在 UBIPr 数据集中 ArcFace 损失函数和 Cosface 损失函数识别性能相近,比较 Softmax 损失函数有更好的识别性能。在 UBIRIS-V2 数据集中,ArcFace 损失函数迭代训练的 F1 值比较 Cosface 损失函数、Softmax 损失函数一

直是最大的,ArcFace 损失函数 EER 值为 7.9%,比较 Cosface、Softmax 分别低 5.71%、4.81%。实验结果表明在两个眼周数据集上 ArcFace 损失函数比较 Softmax 损失函数和 Cosface 损失函数具有更好的眼周识别分类性能,所提方法中使用 ArcFace 损失函数能够得到最好的眼周识别性能。



(a) UBIPr 数据集



(b) UBIRIS-V2 数据集

图 8 三种损失函数的 F1-score 曲线

表 4 三种损失函数的验证集 EER (%)

损失函数	UBIPr 数据集	UBIRIS-V2 数据集
本文网络 + Softmax	7.62	12.71
本文网络 + Cosface	2.46	13.61
本文方法(ArcFace)	1.95	7.9

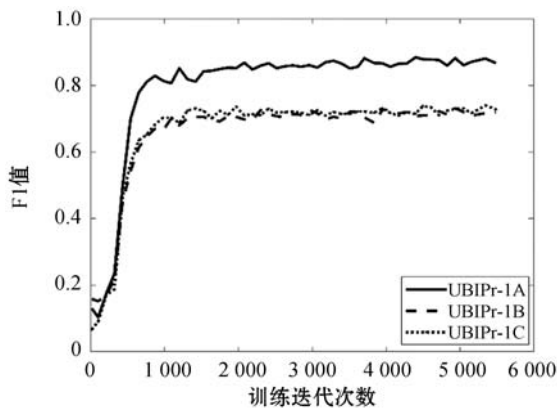
3.5 眉毛对眼周识别性能影响实验

为了验证在基于深度神经网络端到端的眼周识别方法中,眼周关键区域中眉毛颜色和纹理特征对眼周识别性能的影响。本文建立的三种不同眉毛区域眼周数据集 UBIPr-1、UBIRIS-1 使用本文方法实验验证,F1-score 曲线如图 9 所示。可以看出,在训练迭代过程中,F1-score 从不断变大到趋于不变,在 UBIPr-1 中 UBIPr-1A 的 F1 值比较 UBIPr-1B、UBIPr-1C 是最大的。在 UBIRIS-1 中 UBIRIS-1A 的 F1 值比较 UBIRIS-1B、UBIRIS-1C 是最大的。实验测试结果的 EER 值如表 5

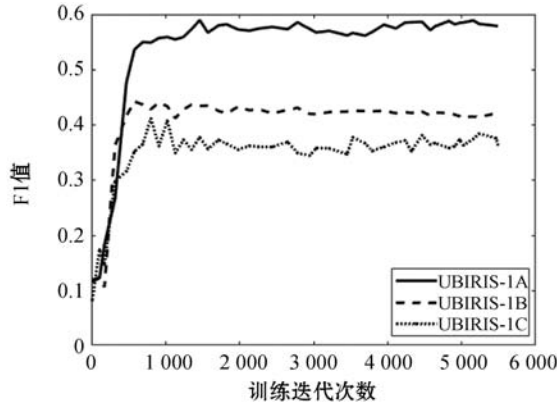
所示,可以看出 UBIPr-1A 的 EER 值为 1.95%, 比较 UBIPr-1B、UBIPr-1C 分别低 2.95%、2.15%。UBIRIS-1A 的 EER 值为 7.9%, 比较 UBIRIS-1B、UBIRIS-1C 分别低 5.9%、3.9%。实验结果表明,眉毛区域不变的眼周数据比挖去眉毛区域眼周数据和眉毛区域为皮肤填充的眼周数据能够有更好的眼周识别性能。另外,通过对比挖去眉毛区域眼周数据和眉毛区域为皮肤填充的眼周数据实验结果可知,眉毛颜色也为识别结果提供了一定的特征信息,但是眉毛纹理信息在眼周识别任务中发挥着更重要的作用,因此,本实验验证了在基于深度神经网络端到端的眼周识别方法中,眉毛颜色和纹理特征能够提高眼周识别性能。

提方法设计了一个融入残差学习结构, ArcFace 损失函数的 16 层卷积神经网络眼周识别框架。实验中本文方法在 UBIPr 和 UBIRIS-V2 数据集上的 EER 分别为 1.95%、7.9%, 和已有的眼周识别方法比较,取得了更好的眼周识别性能。实验结果表明,本文方法在眼周识别任务中有较好的鲁棒性和准确性。为了验证在基于深度神经网络端到端的眼周识别方法中,眉毛的颜色和纹理特征对眼周识别性能的影响,本文建立了三种不同眉毛区域形态的眼周数据集 UBIPr-1、UBIRIS-1, 通过实验验证眉毛区域不变的眼周数据识别性能最好,表明了基于深度神经网络端到端的眼周识别方法中,眉毛区域颜色和纹理特征对眼周识别性能的影响,得出了眉毛区域特征可以提高眼周识别性能的结论。

为了使得眼周识别方法在真实应用场景中达到更好的识别性能,还需要进一步研究。基于深度神经网络端到端的眼周识别方法中眼周关键区域对眼周识别性能的影响,也已经得到了实验验证。但是在基于深度神经网络的眼周识别方法中,不同光谱、不同种族的眼周识别性能的差异,存在的模型鲁棒性问题、种族偏见问题也有待解决。



(a) UBIPr-1 数据集



(b) UBIRIS-1 数据集

图9 三种眉毛情况眼周数据的 F1-score 曲线

表5 三种眉毛情况眼周数据的 EER (%)

眼周数据	UBIPr-1A	UBIPr-1B	UBIPr-1C
EER 值	1.95	4.9	4.1
眼周数据	UBIRIS-1A	UBIRIS-1B	UBIRIS-1C
EER 值	7.9	13.8	11.8

参 考 文 献

- [1] Nguyen K, Fookes C, Jillela R, et al. Long range iris recognition: A survey [J]. Pattern Recognition, 2017, 72: 123 - 143.
- [2] Sun Y, Wang X G, Tang X O. Deep learning face representation from predicting 10,000 classes [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 1891 - 1898.
- [3] Xu F J, Luu K, Savvides M, et al. Investigating age invariant face recognition based on periocular biometrics [C]//International Joint Conference on Biometrics, 2011: 11 - 13.
- [4] Smereka J M, Boddeti V N, Kumar B V. Probabilistic deformation models for challenging periocular image verification [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2015, 10(9): 1875 - 1890.
- [5] Tan C W, Kumar A. Towards online iris and periocular recognition under relaxed imaging constraints [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(10): 3751 - 3765.
- [6] Woodard D L, Pundlik S, Miller P, et al. On the fusion of periocular and iris biometrics in non-ideal imagery [C]//20th International Conference on Pattern Recognition, 2010: 201 - 204.
- [7] Zhang Q, Li H Q, Sun Z N, et al. Deep feature fusion for iris and periocular biometrics on mobile devices [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2018, 13(11): 2897 - 2912.

4 结 语

少约束环境下为了进一步提高眼周识别性能,本文提出了一个基于深度神经网络的眼周识别方法。所

- [8] Jillela R, Ross A. Mitigating effects of plastic surgery: Fusing face and ocular biometrics[C]//5th International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems, 2012:402-411.
- [9] LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11):2278-2324.
- [10] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014:580-587.
- [11] Szegedy C, Liu W, Jia Y Q, et al. Going deeper with convolutions[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015:1-9.
- [12] Wang L, Tan T N, Ning H Z, et al. Silhouette analysis-based gait recognition for human identification[J]. IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence, 2003, 25(12):1505-1518.
- [13] Alonso-Fernandez F, Bigun J. A survey on periocular biometrics research[J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 82:92-105.
- [14] Park U, Ross A, Jain A K. Periocular biometrics in the visible spectrum: A feasibility study[C]//3rd International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems, 2009:1-6.
- [15] Bharadwaj S, Bhatt H S, Vatsa M, et al. Periocular biometrics: When iris recognition fails[C]//4th IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems, 2010:1-6.
- [16] Sharma A, Verma S, Vatsa M, et al. On cross spectral periocular recognition[C]//IEEE International Conference on Image Processing, 2014:5007-5011.
- [17] Smereka J M, Kumar B V, Rodriguez A. Selecting discriminative regions for periocular verification[C]//IEEE International Conference on Identity, Security and Behavior Analysis, 2016:1-8.
- [18] Zhao Z J, Kumar A. Accurate periocular recognition under less constrained environment using semantics-assisted convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2016, 12(5):1017-1030.
- [19] Zhao Z J, Kumar A. Improving periocular recognition by explicit attention to critical regions in deep neural network[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2018, 13(12):2937-2952.
- [20] Smereka J M, Kumar B V. What is a "good" periocular region for recognition? [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2013:117-124.
- [21] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6):84-90.
- [22] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[EB]. arXiv:1409.1556, 2014.
- [23] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016:770-778.
- [24] Deng J K, Guo J, Xue N, et al. Arcface: Additive angular margin loss for deep face recognition[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019:4690-4699.
- [25] Liu W Y, Wen Y D, Yu Z D, et al. Large-margin softmax loss for convolutional neural networks[C]//33rd International Conference on International Conference on Machine Learning, 2016, 2(3):507-516.
- [26] Wang H, Wang Y T, Zhou Z, et al. Cosface: Large margin cosine loss for deep face recognition[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018:5265-5274.
- [27] Padole C N, Proenca H. Periocular recognition: Analysis of performance degradation factors[C]//5th IAPR International Conference on Biometrics, 2012:439-445.
- [28] Proenca H G, Filipe S, Santos R, et al. The UBIRIS. v2: A database of visible wavelength iris images captured on-the-move and at-a-distance[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 32(8):1529-1535.
- [29] Kim M C, Koo J H, Cho S W, et al. Convolutional neural network-based periocular recognition in surveillance environments[J]. IEEE Access, 2018, 6:57291-57310.
- ~~~~~
- (上接第141页)
- [16] 王荔豪, 杨凯, 王妮芝, 马菲, 刘叙含. 基于 hp 自适应伪谱法的高超声速飞行器上升段闭环制导研究[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(1):136-140.
- [17] 王海涛, 李军营, 梁立威, 等. 基于 hp 自适应 Radau 伪谱法的再入飞行器轨迹优化[J]. 科学技术与工程, 2015, 15(2):165-171.
- [18] 杨希祥, 杨慧欣, 王鹏. 伪谱法及其在飞行器轨迹优化设计领域的应用综述[J]. 国防科技大学学报, 2015, 37(4):1-8.
- [19] 李宁波, 雷虎民, 谭诗利, 等. 基于虚拟域动态逆的空地反辐射导弹轨迹优化[J]. 弹道学报, 2016, 28(4):7-11.
- [20] 陈娅莉, 董新民, 陈勇. 飞机最短时间爬升轨迹的格点搜寻算法[J]. 飞行力学, 2009, 27(6):33-36.
- [21] 方振平. 航空飞行器飞行动力学[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2005.
- [22] Cai W, Yang L, Zhu Y, et al. Direct method for trajectory planning of electromagnetic formation reconfiguration[C]//International Conference on Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control, 2012.