



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

异质虹膜识别研究综述

孔佳琳, 张琪, 王财勇

引用本文

孔佳琳, 张琪, 王财勇. 异质虹膜识别研究综述[J]. 计算机科学, 2024, 51(6): 186-197.

KONG Jialin, ZHANG Qi, WANG Caiyong. [Review of Heterogeneous Iris Recognition](#)[J]. Computer Science, 2024, 51(6): 186-197.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[一种面向中文自动问答的注意力交互深度学习模型](#)

Attentional Interaction-based Deep Learning Model for Chinese Question Answering

计算机科学, 2024, 51(6): 325-330. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300175>

[基于改进Swin Transformer的中心点目标检测算法](#)

Center Point Target Detection Algorithm Based on Improved Swin Transformer

计算机科学, 2024, 51(6): 264-271. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300222>

[一种基于特征增强的场景文本检测算法](#)

Scene Text Detection Algorithm Based on Feature Enhancement

计算机科学, 2024, 51(6): 256-263. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230500230>

[融合Transformer与多阶段学习框架的点云上采样网络](#)

Point Cloud Upsampling Network Incorporating Transformer and Multi-stage Learning Framework

计算机科学, 2024, 51(6): 231-238. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300154>

[基于词汇的源代码克隆检测技术综述](#)

Summary of Token-based Source Code Clone Detection Techniques

计算机科学, 2024, 51(6): 12-22. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230400117>

异质虹膜识别研究综述

孔佳琳¹ 张琪¹ 王财勇²

1 中国人民公安大学信息安全学院 北京 100038

2 北京建筑大学电气与信息工程学院 北京 100044

(lynn00660@163.com)

摘要 虹膜图像采集环境和设备的不同导致虹膜注册和识别样本差异较大,给传统的虹膜识别技术带来了挑战。异质虹膜识别问题已成为学术界和工业界关注的焦点。文中从不同层级、样本差异性以及单源和多源3个角度对现有的异质虹膜识别方法进行了分类和综述,总结了目前异质虹膜识别的最新进展。按照跨质量、跨设备和跨光谱的分类对现有的异质虹膜数据集进行综述,并总结概述虹膜识别评价指标,以便研究人员更好地评估和验证算法的性能。最后,从环境鲁棒性、数据异质性建模和多模态融合3个方向,对未来异质虹膜识别研究的发展方向进行了展望。

关键词: 虹膜识别; 异质图像; 生物特征; 深度学习

中图分类号 TP391.41

Review of Heterogeneous Iris Recognition

KONG Jialin¹, ZHANG Qi¹ and WANG Caiyong²

1 School of Information and Cyber Security, People's Public Security University of China, Beijing 100038, China

2 School of Electrical and Information Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China

Abstract The variations in iris image acquisition environment and devices result in significant disparities in iris registration and recognition samples, which brings challenges to the traditional iris recognition technology. Heterogeneous iris recognition has emerged as a focal point of interest in both academic and industrial domains. This paper classifies and summarizes the existing heterogeneous iris recognition methods from three perspectives: different levels, sample distinctiveness, and single-source versus multi-source scenarios, and summarizes the latest advancements in heterogeneous iris recognition. Existing heterogeneous iris datasets are reviewed according to the classification of cross-quality, cross-device and cross-spectrum, and the iris recognition evaluation metrics are summarized so that researchers can better evaluate and validate the algorithm performance. Finally, the future development direction of heterogeneous iris recognition is prospected, focusing on three aspects: environmental robustness, modeling of data heterogeneity and multimodal fusion.

Keywords Iris recognition, Heterogeneous images, Biometrics, Deep learning

1 概述

生物特征识别技术是身份认证的重要手段,在众多生物特征中,虹膜因具有独特的纹理样式而非常适合进行准确和安全的个人认证。虹膜识别依靠对虹膜图像进行分析和比对来进行身份认证,近年来已被应用于门禁考勤、公安司法和金融等领域。随着虹膜识别的快速发展和广泛应用,出现了跨设备、跨场景、跨光谱等异质虹膜识别问题,给传统的虹膜识别技术带来了挑战。

虹膜识别技术在使用统一的虹膜传感器、近距离拍摄和用户配合等受控条件下表现出色,在实际应用中却面临着

外部环境多变的挑战。不受约束条件下获取的虹膜图像受到传感器、用户姿态、距离等采集条件变化的影响,从而导致注册和验证的虹膜样本在外观特征、纹理结构、光照条件和姿态等方面具有异质性,降低了虹膜识别的准确性。表1列出了虹膜识别在实际应用中基于采集状态的分类。因此,虹膜识别技术需要不断适应不同的操作条件和应用场景,解决异质虹膜识别问题变得至关重要。

异质虹膜识别涉及处理用于注册和识别的虹膜样本,这些样本因设备、光谱、分辨率等因素呈现显著的类内差异。异质虹膜识别算法旨在减小异质虹膜图像之间的类内差异,提取虹膜数据中固有且稳定的身份信息,实现准确的身份认证

到稿日期:2023-12-25 返修日期:2024-02-16

基金项目:国家自然科学基金(61906199,62106015);中国人民公安大学课程建设项目(2022KCJS026)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61906199,62106015) and Curriculum Construction Project of People's Public Security University of China(2022KCJS026).

通信作者:张琪(qi.zhang@ppsuc.edu.cn)

和识别。根据消除异质差异的处理层级,异质虹膜识别算法可分为像素层、特征层、编码层和分数层^[1];根据异质产生的原因,其可分为跨质量和跨状态;根据处理对象,其可分为单源和多源异质。

表1 基于采集状态的分类

Table 1 Classification based on collection status

类别	外部环境	受试者姿态	类别
同一环境下的无约束状态	不变	不受限制	同一环境下的无约束状态
同一环境下的约束状态	不变	受限制	同一环境下的约束状态
环境变化的无约束状态	变化	不受限制	环境变化的无约束状态
环境变化的约束状态	变化	受限制	环境变化的约束状态

本文第2—4章将分别介绍上述3种分类,并对现有的研究方法进行综述;第5章将介绍跨质量、跨设备和跨光谱的虹膜数据集与虹膜识别评价指标;最后总结全文并展望未来。

2 基于不同层级的异质虹膜识别方法

虹膜识别技术通常涉及虹膜图像预处理、特征提取和特征匹配,异质膜识别方法按照不同层级可以划分为4类,如图1所示,分别是像素层、特征层、编码层和分数层。

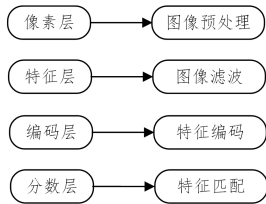


图1 异质虹膜识别方法的分类

Fig. 1 Classification of heterogeneous iris recognition methods

2.1 像素层异质虹膜识别方法

像素层的方法属于图像层面的处理,通过对虹膜图像进行像素级别的变换和调整,来减小注册和识别图像之间的差异。这种方式注重对像素信息的处理,通过调整亮度、对比度、色彩等参数,使得不同样本的视觉特征更加接近,从而提升识别准确性。在像素层处理中,常用的图像处理算法被应用于低质量虹膜图像,例如图像去模糊和超分辨率等算法。这些算法直接对原始图像或其归一化版本进行操作,以减小异质性带来的影响。根据处理目标的不同,可以选择在原始图像上进行操作或者在归一化图像上进行处理。Tan等^[2]提出的方法通过利用不同半径处的局部泽尼克矩(Zernike Moments, ZMs)^[3]将每个像素分为虹膜或非虹膜类别,可以对跨光谱的虹膜图像自动进行鲁棒分割。考虑设备间的差异对识别性能的影响,Arora等^[4]提出在像素层处理跨设备虹膜识别中的视觉差异,首先对输入图像进行特征提取,以确定采集虹膜图像的设备类型,然后针对不同设备采集的虹膜图像进行选择性的图像增强,使其在视觉上相似。然而,这种方法的侧重点在图像的背景和纹理区域的对比度等方面,旨在消除图像之间的视觉差异,忽略了纹理区域。虹膜的纹理是进行虹膜识别的重要特征,因此在异质虹膜识别中,仅仅关注图像

的视觉效果可能无法充分利用纹理特征对虹膜进行有效识别。为了提高远距离虹膜识别系统的性能,Deshpande等^[5]提出了从LR(low-resolution)图像到相应HR(high-resolution)图像映射的框架,该框架依赖于每个邻域像素定义的局部结构,能够提供更好的图像质量。

2.2 特征层异质虹膜识别方法

在异质虹膜识别中,基于特征层的方法是一种常用的方法,它通过分析和提取滤波后得到的特征图像来进行识别和匹配,特征图像中包含了纹理、纹线等特征信息,这些特征信息在虹膜识别中与身份识别密切相关。滤波处理对原始图像中的噪声也有明显的抑制效果,从而能够产生更加鲁棒的结果^[1]。Wild等^[6]使用在电磁频谱的多个波段捕获的虹膜图像信息,提出了一种有效的特征层融合方法,解决了单光谱性能与跨光谱性能的问题,并比较了不同特征类型的分数级融合精度,结合不同的波长以消除不太受限的记录环境中的限制。研究表明,选择性特征级融合可以在不增加虹膜代码总长度的情况下提高整体性能,尤其是跨光谱性能。但由于滤波后图像的特性或异质图像之间的关联往往更难建模,因此模型相对比较直观的超分辨率算法更适合在此层进行处理。

为了解决传统方法中存在的性能限制和参数依赖性问题,Zhao等^[7]提出了UniNet(Unified Network)框架,包含两个基于FCN(Fully Convolutional Networks)的子网络FeatNet和MaskNet,FeatNet用于特征提取,MaskNet用于对归一化的虹膜图像进行非虹膜区域掩码。在不同数据库上进行测试的结果展示了该方法具有较强的泛化能力,但在特定数据库上表现更为优异,说明可能存在轻微的过拟合问题。

在单一深度学习框架下虹膜数据集大小和情境分类存在约束,难以满足学习方法的要求。为此,Liu等^[8]提出了一种多源特征融合下基于熵特征轻量级神经网络的异质虹膜识别方法,采用平滑算法和纹理高亮算法对虹膜识别区域的图像进行处理;基于sigmoid函数设计识别函数,利用统计信息计算识别参数信息熵,根据虹膜数量动态调整识别函数中的类别标签,实现混合数据集中非稳态虹膜的统计识别,扩大了虹膜的识别范围,提高了约束多状态异质虹膜识别的准确率。在异质虹膜识别中,不同传感器和波长从同一样本获取的虹膜信息也有所不同,因此从异质虹膜图像中准确提取相同特征是一个挑战。为了解决这个问题,Chen等^[9]引入了一种基于注意机制的深度卷积神经网络(Dense Squeeze And Excitation Network, DenseSENet)进行特征提取,DenseSENet能够学习通道之间的关系以提取更多特征,并提取不同波长下虹膜的共同特征,从而提高了算法的准确性和鲁棒性。

需要注意的是,特征层方法的图像处理过程主要发生在滤波后的特征图上,而滤波后图像的特性或者异质图像间的联系往往更难以建模^[1]。此外,针对不同异质源带来的影响,还需要考虑匹配更为合适的滤波器。

2.3 编码层异质虹膜识别方法

编码层方法采用直接处理虹膜样本编码的策略解决异质性问题。编码级处理可以利用深度学习、稀疏编码等方法,将虹膜图像映射到低维空间中的编码表示,从而降低异质性带来的影响,提高识别效果。然而,由于编码是离散的,导致

异质样本编码之间的关系呈现非线性特性,这就难以找到适当的关系建立准确的数学模型,增加了算法的复杂性和挑战。此外,编码层方法可能需要更多的计算资源和时间,因为直接操作虹膜样本的编码会增加计算复杂度。作为编码层的一种扩展,特征选择方法通过选择具有区分力的滤波器形状和位置,可以提取出能够更好地区分不同虹膜样本的特征,这个过程同时涉及了特征层和编码层的概念,为解决异质虹膜识别问题提供了一种有效的途径。

Liu 等^[10]提出了一种编码级异质虹膜识别框架,采用自适应马尔可夫网络对异质虹膜图像二值特征码之间的非线性关系进行建模。该模型将探针中的虹膜模板数量转换为与图库样本相对应的同质虹膜模板。此外,该模型还可以导出虹膜模板中二进制码可靠性的权重图。其将学习到的虹膜模板和权重图共同用于构建鲁棒虹膜匹配器,以应对成像传感器、采集距离和受试者条件的变化。与之前的像素到像素融合方法相比,代码级信息映射在单源和多源异质应用中实现了独特性和鲁棒性之间的最佳权衡。

2.4 分数层异质虹膜识别

分数层方法基于常规的虹膜识别算法,对同一身份的多个虹膜图像或同一样本的不同区域进行处理,计算出多个相似度或距离值,并根据特定规则(如取最大值、最小值、中间值等)来融合这些值,从而得到最终的比对分数或距离^[1]。在分数层方法中,通常使用同一识别人在一次采集时的多帧图像进行处理。此外,如果条件允许,还可以获取同一样本在不同设备、不同光谱条件下的多个观测,以增加数据的多样性和

鲁棒性。分数层方法的优势在于其简单直接且效果显著,通过融合多个相似度或距离值,可以综合考虑不同图像或区域的信息,提高识别性能。同时,这种方法在多模态生物识别系统中,可以融合虹膜匹配分数与其他模态的分数,进而提高识别准确率。

为解决不同虹膜传感器之间的互操作问题,Xiao 等^[11]在文献[12]的基础上,提出了一种改进的多方向序数度量(Multi-direction Ordinal Measures,简称 Multi-OM)特征表示方法,并根据不同的传感器设置适当特征权重将虹膜和眼周生物特征融合,实验结果证明了该方法的鲁棒性。为了采用基于卷积和残差块的集成模型来提高异质虹膜识别的性能,Choudhary 等^[13]通过分数层融合,将集成模型与 SIFT(Scale-Invariant Feature Transform)和 BSIF(Binarized Statistical Image Feature)方法相结合。实验结果表明,所提出的融合方法在一定程度上减小了误差,取得了良好的效果。Vyas 等^[14]采用 SUM 和 PROD(product)规则将近红外和可见光虹膜图像的汉明距离匹配分数进行融合,提高了跨光谱虹膜识别系统的性能。

然而,分数层方法也存在一些限制。例如,分数层方法无法利用异质性虹膜图像之间的内在关系,在融合多个相似度或距离值时,需要选择合适的规则来权衡不同值的重要性,这需要充分理解数据特性和应用场景。此外,数据质量和特征差异等因素也会影响分数层方法的性能,需要进一步研究和优化。基于不同层级的异质虹膜识别方法的总结如表 2 所列。

表 2 基于不同层级的异质虹膜识别方法

Table 2 Heterogeneous iris recognition method based on different levels

层级	年份	异质性	作者	数据集
像素层	2012	跨光谱	Tan 等 ^[2]	UBIRIS, v2, FRGC, CASIA, v4
	2012	跨设备	Arorai 等 ^[4]	IIITD Multi-Sensor Iris database, Notre Dame Cross Sensor database
	2017	跨分辨率	Deshpande 等 ^[5]	CASIA long range iris image database
	2017	跨设备	Zhao 等 ^[6]	ND-IRIS-0405 Iris Image Dataset, CASIA Iris Image Database V4-distance, IITD Iris Database, WVU Non-ideal Iris Database - Release 1
特征层	2015	跨光谱	Wild 等 ^[5]	public UTIRIS multispectral iris dataset
	2020	跨设备,跨分辨率	Shuai 等 ^[8]	JLU-6, 0, JLU-4, 0, JLU-7, 0
	2021	跨设备,跨光谱	Chen 等 ^[9]	IIIT-D contact lens iris (CLI) database, PolyU cross-spectral iris database
编码层	2017	跨设备,跨分辨率	Liu 等 ^[10]	Q-FIRE database, Notre Dame database
	2012	跨设备	Xiao 等 ^[11]	Three databases from high resolution camera: IG, IK, LRI
分数层	2020	跨设备	Choudhary 等 ^[13]	ND-0405, ND-CrossSensor-Iris-2013
	2021	跨光谱	Vyas 等 ^[14]	PolyU Iris Database, the Cross-Eyed Database

3 基于样本差异性的异质虹膜识别方法

根据造成注册和识别样本之间差异性的原因不同,异质虹膜识别问题还可以分为跨质量和跨状态两大类。

3.1 跨质量的异质虹膜识别

跨质量的异质虹膜识别涉及到在虹膜识别中最常见的情况。这种情况下,用于身份注册的虹膜图像通常是在受控条件下获取的高质量图像,而用于在不受控环境下进行识别的虹膜图像则质量较低。我们可以使用线性模型来描述跨质量虹膜图像之间的关系,例如模糊与清晰、高分辨率与低分辨率等。

超分辨率技术可用于解决远距离识别虹膜的低分辨率

问题,为了提高虹膜图像的分辨率,Deshpande 等^[15]提出了基于虹膜特征超分辨率的 Papoulis-Gerchberg (PG) 和 Projection onto Convex Sets (POCS) 算法,对超分辨率虹膜区域进行归一化后提取 GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) 特征,结果表明,采用上述算法重建图像的 GLCM 特征与原始虹膜图像的匹配程度较高。

在面临不受控的采集环境时,虹膜识别系统中普遍存在图像分辨率低的问题。为此,Alonso-Fernandez 等^[16]提出了基于 PCA (Principal Component Analysis) 的特征补丁虹膜超分辨率方法,他们学习每个补丁的特征并生成特征补丁幻象,然后应用重新投影来重建高分辨率图像;为了进一步提高重建高分辨率图像的性能,采用 PCA 变换,并应用匹配器

融合^[17]。实验证明,该方法在近红外虹膜图像数据库上明显优于双线性或双三次插值方法,尤其在图像分辨率降低的情况下更具鲁棒性。为解决虹膜形变、瞳孔扩张等问题,Proença等^[18]提出了一种名为 IRINA(Iris Recognition(even) in Inaccurately Segmented Data)的虹膜识别算法,通过建模同一主体的虹膜图像对中的对应区域,利用 CNN 进行特征学习,推断自由形变模型表示的变形场,并使用支持向量机(SVM)分类。实验结果表明,IRINA 在图像质量良好的情况下表现优越,对瞳孔扩张和非线性变形具有较强的鲁棒性。为了更好地适应虹膜图像中可能存在的非线性形变,Proença等^[19]又通过深度学习分类模型学习虹膜图像中生物学对应区域的位移,摒弃了传统的虹膜分割、噪声检测和规范化步骤,将对应区域映射到无分割的极坐标系统中进行匹配。该方法在虹膜分割困难和不受控环境中的应用表现出了较强的鲁棒性。虹膜图像容易受到光照、分辨率等因素的影响,因此准确定位虹膜的边界成为了一个挑战。Toizumi等^[20]提出了一种虹膜定位方法 ILN(Iris Localization Network),可以直接从低分辨率虹膜图像中定位瞳孔和虹膜。该方法通过引入深度回归网络以及对超参数和虹膜细节的改进,提高了虹膜定位的准确性。实验证明,该方法在提高速度和准确性方面优于传统方法,在多个数据集上具有较好的泛化性能。然而,该文未明确指出该方法在处理某些复杂情况时可能存在的局限性。

3.2 跨状态的异质虹膜识别

跨状态的异质虹膜识别是由于不同的用户情况和虹膜设备引起的虹膜图像差异:1)由于不同用户的注册和采集时间不同步,导致虹膜获取状态不一致,从而影响虹膜特征的表达,因此,即便是在相同设备下,同一用户的虹膜特征也可能呈现出不同的外观;2)注册和采集样本的设备存在变量,如传感器类型(CCD与CMOS)、照明方式(近红外与可见光)和光学镜头,这会导致虹膜纹理的显著变化。跨状态异质虹膜识别大多体现在跨光谱和跨设备两方面。

3.2.1 跨光谱虹膜识别

在跨光谱虹膜识别中,相机或传感器采集到的虹膜图像通常包括两个或多个不同的光谱范围,如可见光和近红外光。光谱和设备差异使这两种图像之间存在明显的成像差异,进而造成了不同光谱图像之间的分布差异,严重影响虹膜识别的准确性。虽然跨光谱图像匹配是一个具有挑战性的领域,但通过选择合适的特征可以实现高识别性能。如 Oktiana等^[21]描述了几种基于 VIS 和 NIR 成像系统的特征表示方法,其中 LBP(Local Binary Pattern)和 BSIF(Binarized Statistical Image Features)是最佳的特征描述符,可以准确提取虹膜特征进行跨光谱匹配。Nalla等^[22]引入马尔可夫随机场模型,与以往主要依赖于二进制特征或虹膜代码的方法不同,提出的基于朴素贝叶斯最近邻分类的领域适应框架使用实值特征表示。为了进一步提升跨领域虹膜匹配的准确性,作者引入了空间金字塔匹配(SPM)的概念,该方法考虑了不同级别的局部虹膜像素信息,从而在匹配过程中更好地适应局部图案的变化,减小了旋转变化的不利影响。此外,突破性地提出了一种新型的双光谱虹膜识别系统,能够同时获取可见光和

近红外光图像,实现了匹配性能的显著提升,克服了传统近红外虹膜识别或可见光照明虹膜识别的局限性。

为了解决虹膜模板过大导致匹配速度慢的问题,Wang等^[23]引入了 SDH(Supervised Discrete Hashing),通过 CNN 生成的特征向量显著降低了虹膜模板的尺寸,实现了在维持高匹配准确度的同时提高匹配速度。这一创新性的做法使得该方法在实际应用中更具可行性。

现有的跨光谱虹膜识别研究主要采用基于特征的识别方法,该方法受特征提取过程中的参数如空间位置和方向以及虹膜图像采集条件的显著影响。基于此,Oktiana等^[24]提出了一种基于相位和同态滤波的跨光谱虹膜识别方法,对 NIR 和 VIS 虹膜图像进行同态滤波以减少镜面反射,而后从 NIR 和 VIS 图像的 DFT 光谱中获取虹膜图像的相位信息进行虹膜匹配。匹配过程如图 2 所示,所使用的 BLPOC(Band-Limited Phase-Only Correlation)和同态滤波能够抑制照明,显著提高了 NIR 和 VIS 虹膜图像的跨光谱虹膜识别性能。但是,当图像存在非线性的强度变化时,很难获得近红外和可见光虹膜图像之间的相位相关性,限制了所提方法在处理这类图像时的有效性。

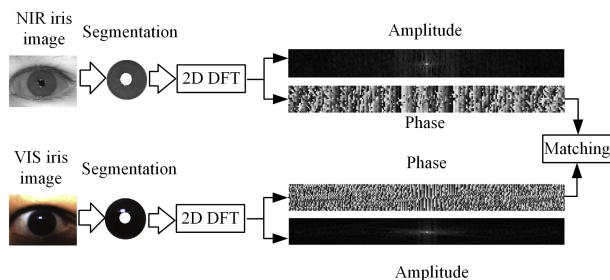


图 2 基于相位的跨光谱虹膜匹配图

Fig. 2 Diagram of phase-based cross-spectral iris matching

深度学习方法近年来备受瞩目,但在用于恢复虹膜图像的不变代表性特征上,目前的方法还未达到商业应用期望的准确度。为了解决这些问题,Mostofa等^[25]提出了 CpGAN(Conditional Coupled Generative Adversarial Network)框架,利用条件生成对抗网络来学习虹膜图像的模式不变特征。通过将可见光和近红外虹膜图像投影到低维嵌入领域,探索它们之间的潜在关系。CpGAN 包括两个基于生成对抗网络的网络,一个负责检索可见光领域的图像,另一个负责检索近红外领域的图像。两个网络尝试将数据映射到一个共同的嵌入子空间,以确保同一主体的两个虹膜模式的特征向量之间的最大成对相似性。实验结果表明,CpGAN 相对于现有方法在各性能指标上表现更好,特别是在分辨率和光谱之间存在差异的情况下。除了直接进行虹膜匹配,文献[25]还使用 CpGAN 进行领域转换实验,结果表明,CpGAN 在潜在特征向量的帮助下优于领域转换方法,能为虹膜匹配提供更好的性能。尽管 CpGAN 算法在多个实验场景中展现了在跨光谱虹膜识别方面的卓越性能,但在低分辨率情境下的性能并不如其他实验令人满意。

为了提高可见光和近红外异质噪声虹膜图像的分割精度和效率,You等^[26]提出了基于注意力机制与密集多尺度特征融合的轻量级异质噪声虹膜分割深度神经网络模型 MF-

Flris-Unet(Multiscale Feature Fusion Iris segmentation U-Net),采用改进的残差瓶颈单元和高效并行空间-通道注意力机制,以提高网络的特征表示能力和效率,并通过多尺度特征融合模块来提升分割精细度,以解决虹膜分割中的异质噪声和细粒度目标问题,在可见光和近红外虹膜数据集上展现出了更均衡的分割性能。

为解决不同光谱的样本之间存在分布差异导致识别性能严重下降的问题,Wei 等^[27]提出了 Gabor Trident 网络(GTN)。首先利用 Gabor 函数的先验来感知不同光谱下的虹膜纹理,然后将设备特定的波段作为残余分量进行编码,以利于生成光谱不变的特征。通过对特定波段的研究,GTN 有效地减少了设备特定波段对身份特征的影响。针对光谱域变化对虹膜识别率影响的问题,Ren 等^[28]提出了一种基于双重注意力机制下的跨光谱虹膜识别优化算法,通过改进空间注意力机制、引入外部注意力模块以及采用 ArcHard Loss 优化算法,该方法在实验中表现出了较高的识别精度。具体而言,引入的 SA-GeM 空间注意力机制和外部注意力模块有助于提升模型性能,减轻光斑和睫毛等干扰,更关注虹膜纹理

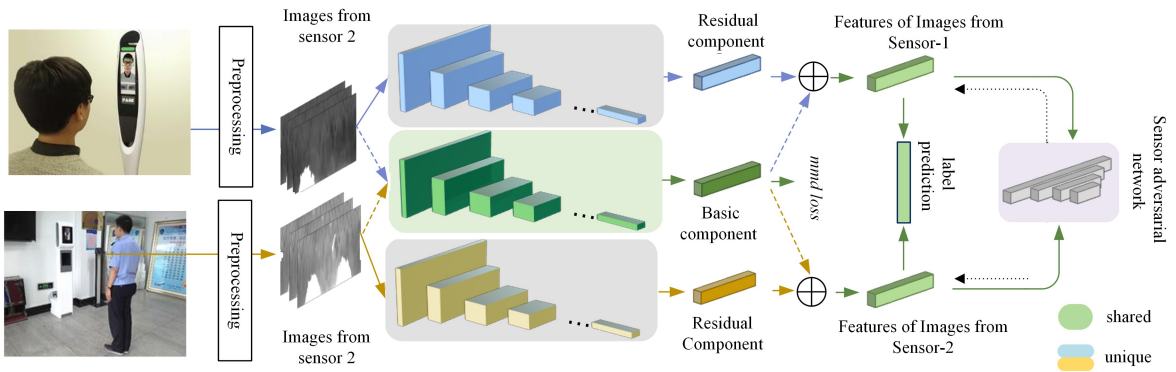
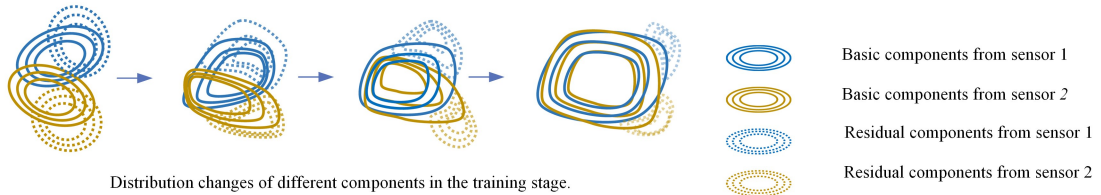


图3 跨设备虹膜网络(CSIN)

Fig. 3 Cross-sensor iris network(CSIN)

为了降低计算成本和硬件成本,同时保持虹膜图像的分割精度,Huo 等^[30]在编码路径和解码路径之间的中央瓶颈部分(Central Bottleneck Part,CBP)嵌入了由多尺度特征提取模块(Multi-scale Feature Extraction Module,MFEM)和通道注意力机制(Channel Attention Mechanism,CAM)组成的多尺度上下文信息提取模块 MCIEM(Multi-scale Context Information Extraction Module),其中 MFEM 采用不同膨胀速率的扩张卷积。该模块不仅可以增强网络的感受野,还可以抑制无关的噪声干扰。

4 基于单源和多源的异质虹膜识别方法

异质虹膜识别算法按照处理对象的不同又可以分为单源异质源和多源异质。单源异质虹膜识别中,注册和识别的

特征。而 ArcHard Loss 优化算法则通过动态调整对困难样本的优化力度,来提高网络的整体学习能力。实验证明,该算法相比传统方法及其他主流算法在跨光谱虹膜识别任务中取得了更好的识别效果,具有实际应用潜力。

3.2.2 跨设备虹膜识别

在进行跨设备虹膜识别时,由于用户注册和识别所使用的设备型号不同,因此相比同设备识别,面临着更大的挑战。不同设备在制造技术上存在差异,导致了波长范围、主动光源的强度和底层硬件等方面的不一致,对虹膜图像的纹理细节造成了明显影响,降低了类内样本的相似性,引发了跨设备虹膜识别中的“传感器不匹配”问题。

跨设备给注册图像和识别图像带来的较大差距通常会导致识别性能的下降。为了缓解这种退化,Wei 等^[29]提出了跨设备虹膜网络(Cross-sensor Iris Network,CSIN),用于解决跨设备虹膜识别的匹配精度,如图3所示,通过应用对抗策略,削弱传感器特定信息的干扰,并借鉴度量学习的思想,提出了同时减少类内距离和增加类间距离的实例-锚定损失(Instance-anchor Loss),以减小分布差异的影响。

虹膜图像只存在一种异质源,主要关注如何处理具有相同且单一异质性的虹膜图像,例如模糊图像或低分辨率图像。而在多源异质虹膜识别中,虹膜图像的采集环境不受约束,场景较为复杂,受多种异质因素的影响,虹膜识别系统需要解决虹膜图像中出现的多种异质源的问题。

4.1 单源异质虹膜识别算法

模糊图像和低分辨率图像是单源异质源中的常见情况,名为高分辨率图像,意味着它是由像素数量大(通常超过1000000像素)的相机传感器采集的,而低分辨率图像则是由像素数量小(通常小于1000000像素)的相机传感器采集的。图5给出了来自不同数据库的高、低分辨率图像。例如,在虹膜识别中,如果采集的虹膜直径大于200像素,则通常认为捕获的虹膜图像为高分辨率图像^[31-32]。

在远距离、使用低分辨率相机和不受条件约束等情况下,可能会输入低分辨率图像。为了解决低分辨率问题,人们研究了从低分辨率图像重建高分辨率图像的方法,如超分辨率重建(SR)^[33]。但在实际应用中,某一种异质源往往不会单独出现在虹膜图像中,如某数据集在进行跨设备采集的同时可能会伴随着场景和分辨率的改变,因此多源异质问题才是关注的重点。

4.2 多源异质虹膜识别算法

多源异质虹膜识别需要处理存在多个异质源的虹膜图像,例如对多个虹膜图像进行联合匹配或融合,旨在克服单个虹膜图像的局限性,通过综合多个图像的信息来提高识别性能。

针对不同设备、不同环境导致的虹膜图像质量不稳定问题,Liu等^[34]基于质量评价模糊推理和多特征融合轻量级神经网络,提出了一种轻量级异质虹膜一对一认证全流程。该方法分为评估模块和认证模块。评估模块是一组通用过程,可以在不同采集仪器采集的虹膜上运行,针对认证错误结果的分析以及新的质量要求,设计了质量评价的反馈学习机制,能够随着虹膜数量和质量的动态调整模糊系统中虹膜的

概念和识别功能中的类别标签。认证模块基于轻量层的卷积神经网络结构,采用非模板匹配模式作为模型设计的基础,可以识别不同传感器在不同环境下采集的虹膜图像。该方法实现了混合数据集中多态虹膜的统计识别,扩大了虹膜可识别范围,提高了异质虹膜的识别精度。

当前的虹膜分割网络在相同数据库上具有良好的分割准确性。然而,当不同的虹膜数据库用于训练和测试时,这些网络的泛化能力和迁移能力较差。Huo等^[35]提出了一种基于DropBlock和快捷方式分支的DMS-Unet(Modified U-Net Dropblock and Modified Shortcut Branch U-Net),采用DropBlock结构提高网络的泛化能力,采用快捷分支减少信息损失。

Mostofa等^[36]提出了一种用于跨光谱和跨分辨率的虹膜识别的深度耦合学习框架,该框架利用条件耦合生成对抗网络(cpGAN),如图4所示,通过在降维嵌入式潜在特征子空间中探索NIR和VIS虹膜图像之间的相关性来学习一个共同的嵌入特征向量;采用条件GAN(cGAN)架构将跨光谱数据映射到相同的光谱域,将其应用于相同分辨率下,并将其扩展到跨分辨率虹膜匹配问题。

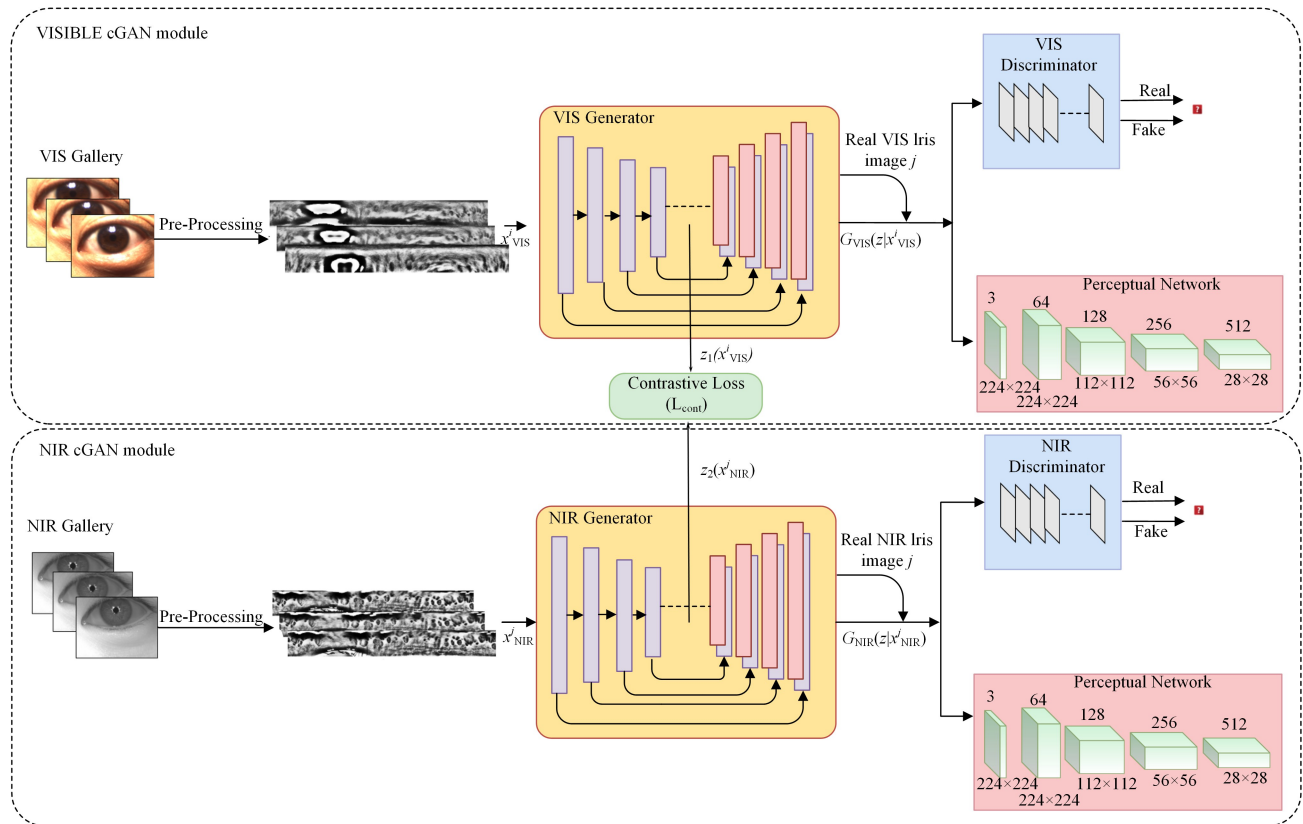


图4 条件耦合生成对抗网络(cpGAN)的架构

Fig. 4 Architecture of the proposed cpGAN

针对多源异质虹膜识别(Multi-Source Heterogeneous Iris Recognition, MSH-IR)有效的通用识别问题,Huo等^[37]提出了一种面向MSH-IR的堆叠卷积深度信念网络(Convolutional Deep Belief Networks-Deep Belief Network, CD-BNs-DBN)的高效神经网络模型,采用逐区提取方法,通过隐含层的偏移来定位有效的局部纹理特征结构并使用DBN作为分类器,通过自编码器的负反馈机制减小重建

误差,提高了鲁棒性和识别准性。

受VIT(Vision Transformer)和Swin T(Swin Transformer)成功的启发,Meng等^[38]在处理虹膜分割问题时使用线性嵌入层调整通道数量,以处理特征图发送到Swin T块中在局部窗口内执行自注意计算提取虹膜图像的特征信息。在更细粒度的层面提取多尺度空间信息并使用通道注意力机制模块(Channel Attention Mechanism Module, CAMM)增强

虹膜区域的辨别能力。在多源异质虹膜数据库上的实验结果表明,该网络与一些最先进的虹膜分割网络相比,具有显著的性能优势。

由于异质虹膜存在巨大的域差距,现有的基于手动描述符的方法和基于 CNN 的方法的性能受到限制,因此 Zhou 等^[39]提出了一个带有 transformers 和胶囊的模型,以有效、高效地提取和匹配域不变特征。3D 胶囊网络不仅可以有效地考虑部分-整体关系,还可以提高类内紧凑性和类间可分离性。实验结果表明,该方法明显优于目前已有的其他方法。

5 异质虹膜识别数据集及评价指标

5.1 异质虹膜识别数据集

基于异质虹膜识别问题的差异类型,异质虹膜数据集被划分为多个类别,以支持针对不同类型异质虹膜识别问题的实验研究。这些数据集之间可能存在共享实验协议以及相互关联的研究方向。下文将从跨质量、跨设备、跨光谱 3 个方向介绍一些具有代表性的异质虹膜数据集。

5.1.1 跨质量虹膜数据集

克拉克森大学 Q-FIRE 数据集^[40] (Quality-Face/Iris Research Ensemble dataset)是一个多模态识别(包括人脸和虹膜)数据集,在相同传感器的情况下以不同距离拍摄。数据集图像具有不同的质量(失焦模糊、运动模糊、凝视/姿势角度、环境(或外部)照度、分辨率和虹膜遮挡),在去掉严重模糊和遮挡的图像后,选取了前 160 个受试者的 3 123 张(高分辨率)和 2 902 张(低分辨率)虹膜图像来构建跨分辨率数据集。Q-FIRE 数据集适用于虹膜和面部生物识别研究,包含在不同距离和质量条件下收集的图像。研究人员可利用该数据集进行虹膜和面部识别、多模态生物识别,以及评估生物识别系统在不同质量和动态场景下的性能。具体信息如表 3 所列。

表 3 克拉克森大学 Q-FIRE 数据集

Table 3 Q-FIRE dataset from Clarkson University

Devices	non-ideal factors	distances (feet)	Description
OKI IRISPASS EQ5016A, Dalsa 4M30 infrared camera	Occlusion	5,7,11,15,25	6 seconds of blinking
	Out-of-focus blur	5,7,11,15,25	Full range of blur
	Motion blur	7,15	Slow/Fast Walking
	Angles	5,7,11,15,25	Straight, Left, Right, Up, Down
	Illumination	5,7,11,15,25	Low, Med, High

5.1.2 跨设备虹膜数据集

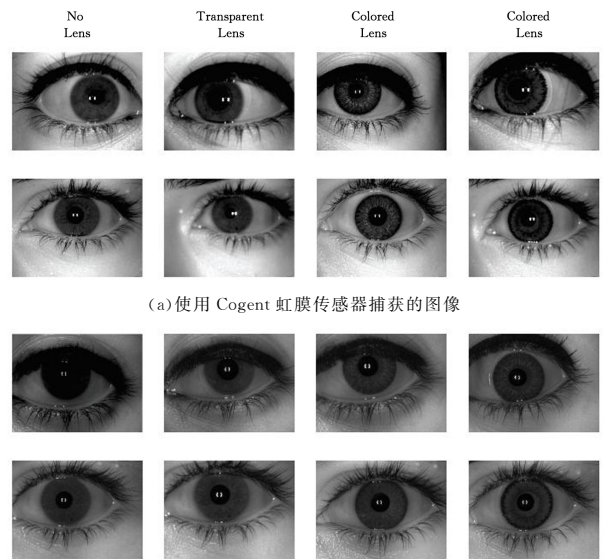
1) 中国科学院自动化研究所跨设备虹膜识别数据集^[41] (CASIA Cross Sensor Iris Recognition dataset)

该数据集是中国科学院自动化研究所建立,用于研究跨设备虹膜识别的基准数据集,涵盖了来自不同虹膜采集设备的图像,包括中科虹霸生产的远距离传感器 IKEMB-200 和 IrisGuard 生产的近距离传感器 EyeGuard AD100,这两者能够在 3~5m 的距离采集虹膜图像。该数据集共包含 32 000 张双眼虹膜图像,这些图像来自 400 名志愿者。该数据集可用于跨设备虹膜识别系统的性能测评。

2) IIIT-D 隐形眼镜虹膜数据库^[42-43] (Indraprastha Insti-

tute of Information Technology-Delhi Contact Lens database)

该数据库收集了来自不同虹膜传感器(Cogent 双虹膜传感器 CIS 202 和 VistaFA2E 单虹膜传感器)的虹膜图像,涵盖了可见光、夜视和近红外光谱,样本图像如图 5 所示。其中,透明(软质)隐形眼镜和 4 种颜色的纹理隐形眼镜为图像引入了丰富的变化。该数据库包括来自 101 名受试者的 6 570 张虹膜图像,每名受试者的左右眼各有 5 张图像,总共有 202 个类别。这使得研究人员能够深入了解不同传感器和不同光谱条件下隐形眼镜对虹膜识别算法性能的影响。通过收集具有挑战性的图像,如隐形眼镜引起的图像噪声、反射、对焦问题以及眼睑、睫毛和眉毛等遮挡问题,该数据库为跨数据库评估提供了实验基础。因此,研究人员可以利用 IIIT-D 隐形眼镜虹膜数据库,深入研究虹膜识别算法在面对跨数据库挑战时的鲁棒性和性能表现,特别是在存在不同光谱条件和硬件设备的实际应用中。



(a) 使用 Cogent 虹膜传感器捕获的图像

(b) 使用 Vista 虹膜传感器捕获的图像

图 5 IIIT-D 隐形眼镜虹膜数据库(IIIT-D CLI)中的虹膜图像
Fig. 5 Iris images in IIIT-D Contact Lens Iris Database(IIIT-D CLI)

3) 圣母大学跨设备虹膜数据库

(1) ND-CrossSensor-Iris-2012 database^[44]。

该数据集最初为与 BTAS 2012 会议关联的跨传感器虹膜识别挑战而发布,涵盖了 LG2200 传感器的 117 503 张图像和 LG4000 传感器的 29 939 张图像,共计 1 352 个类别。整个数据库跨 3 年采集,每位志愿者至少参与了两个会话,每个眼部图像的分辨率为(640×480)像素。此外,数据集还包含了一些 LG2200 图像的修改版本,这些图像在垂直方向上拉伸了 5%,以补偿 LG2200 计算机主机运行时采集系统中嵌入的数字化器的非单位纵横比。ND-CrossSensor-Iris-2012 数据集为研究人员提供了进行跨足多年、多次会话的跨传感器虹膜识别研究的机会,有助于评估算法的鲁棒性和性能,并推动虹膜识别技术在跨传感器条件下的进步。

(2) ND-CrossSensor-Iris-2013 database^[45]。

ND-CrossSensor-Iris-2013(BTAS-2013)数据库包含来自 LG4000 传感器的 29 939 张图像和来自 LG2200 传感器的 117 503 张图像,共计 1 352 个类别。该数据集与 ND-CrossSen-

sor-Iris-2012 非常相似,且包含了 LG2200 传感器的后处理图像(由于非正方形像素)。该相似性使得两个数据库在虹膜识别研究中相互补充并具有可比性。由于涉及非方形像素的后处理,这个数据库适用于评估虹膜识别算法在不同传感器之间的性能,特别是针对处理后的图像。

4) MICHE DB 数据库^[46-48]

MICHE 虹膜数据库是由萨勒诺大学生物识别和图像处理实验室(BIPLab)支持开发的,旨在满足移动端虹膜挑战评估 I/II 的需求。该数据库包含来自 92 名受试者的 3732 张图像,其中 66 名为男性,26 名为女性,年龄分布在 20~60 岁之间,属于高加索人种。该数据库采用 Galaxy Samsung IV, iPhone5 和 Galaxy Tablet II 等 3 台移动设备进行虹膜图像采集,无需额外硬件,通过内置的相机应用程序在可见光谱中捕获图像。数据集的独特之处在于其涵盖了广泛且多样化的受试者群体,采用不同的移动设备进行图像采集,并在相对不受控制的环境下进行。此外, MICHE 数据库采用逼真模拟图像数据采集过程(包括噪声),具有分隔在时间域上的多次图像采集会话的特点。数据集的注释通过附带的元数据完成,

以确保对眼睛图像的准确描述。MICHE 数据库为移动虹膜识别算法的性能评估提供了独特而全面的测试数据,为研究和开发移动虹膜识别技术提供了有价值的资源。

5) Cross Sensor Iris and Periocular 数据集^[49-50] (CSIP Database)

由贝拉内政大学(UBI)收集的数据库,旨在研究虹膜和眼周生物特征的融合。该数据库包含 2 004 张图像,涵盖了 100 个类别,使用 Sony Ericsson Xperia Arc S, Apple iPhone 4, ThL W200 和 Huawei Ideos X3(U8510)4 种不同的移动设备采集的,以实现跨设备和不同采集场景的研究。为了模拟与移动识别相关的噪声因素的可变性,受试者在多个地点进行拍摄,涵盖了人工、自然和混合照明条件。因此,即使使用相同的设备从不同的主体采集图像,每项采集设置与周围条件之间也存在显著差异。除了图像之外,该数据集还提供了虹膜分割掩码和注释(参与者信息和采集条件),通过采集来自不同传感器设置和多样化采集场景的图像,模拟移动应用场景中的实际条件,使研究人员能够评估在移动环境中的虹膜和眼周分割与识别算法的性能。

表 4 跨设备虹膜数据集
Table 4 Cross sensor iris dataset

Database	Devices	Number of images(classes)
CASIA Cross Sensor Iris Recognition dataset ^[41]	IKEMB-200, EyeGuard AD100	32 000(400)
IIIT-D Contact Lens database ^[42-43]	Cogent dual iris sensor(CIS 202), VistaFA2E single iris sensor	6 570(202)
The ND-CrossSensor-Iris-2012(BTAS-2012) database ^[44]	LG 2200 EOU, LG iCam 4000	147 442(1352)
The ND-CrossSensor-Iris-2013(BTAS-2013) database ^[45]	LG 2200 EOU, LG iCam 4000	146 550(1,352)
MICHE DB ^[45-48]	iPhone 5, Samsung Galaxy(IV+ Tablet II)	3 732(184)
CSIP Database ^[49-50]	Xperia Arc S, iPhone 4, THL W200, Huawei Ideos X3	2 004(100)

5.1.3 跨光谱虹膜数据集

1) 香港理工大学双光谱虹膜图像数据集^[22-23] (PolyU Bi-Spectral Iris Database)

该数据集旨在研究跨光谱虹膜识别,包含了来自 209 名受试者双眼的虹膜图像,每只眼睛近红外和可见光样本各 15 张,总计包含 12 540 张图像,图像的分辨率为 640×480 像素。数据集采用自制的虹膜图像采集设备(采集装置见图 6),能够同时获取近红外光和可见光虹膜图像(样本图像见图 7)。

该数据库是当前文献中存在的最大异构领域的双眼虹膜数据库,具有最多的受试者数量。尽管该数据集以双光谱形式呈现,但实际上采集了 4 个光谱波段,因为彩色相机分别采集了 3 种颜色(红色、绿色和蓝色)。此外,该数据集还提供可见光和相应的近红外图像的自动分割/归一化图像。双光谱虹膜图像的外观在照明和对准方面存在较大的变化,由于该数据库双光谱图像的丰富性和异质性,它在研究跨光谱虹膜识别算法的性能方面具有显著的应用潜力。

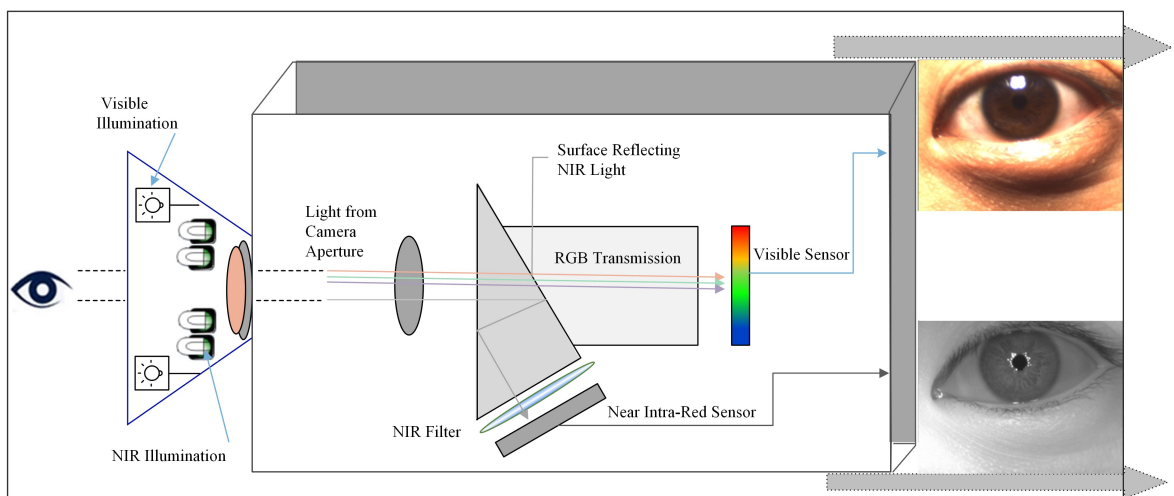


图 6 在近红外和可见光照明下同时进行虹膜成像

Fig. 6 Simultaneous iris imaging under near infrared and visible illumination

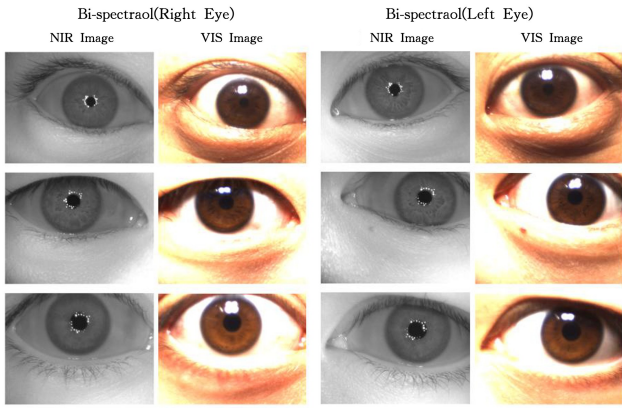


图7 香港理工大学双光谱虹膜图像数据集的可见光和近红外虹膜图像

Fig. 7 VIS and NIR iris images from PolyU bi-spectral iris database

2) IITD 多光谱眼周数据库^[51] (IITD Multi-spectral Periocular Database, IMP)

该数据集由印度德里理工学院 (the Indian Institute of Technology Delhi, IITD) 建立, 包含 1240 张眼睛图像, 涵盖了可见光、夜视和近红外 3 个光谱波段。对于 62 名受试者, 每个光谱提供了 5 张图像, 总计 1860 张图像。可见光和夜视光谱的图像覆盖整个眼睛区域, 每张图像包含两只眼睛, 数据库样本如图 8 所示。然而, 由于大部分图像不够清晰, 而且作者未明确给出光谱波段的具体定义, 这可能影响虹膜识别的效果。该数据库的创立是为了满足交叉光谱眼周图像的研究需求。这个数据库在虹膜识别研究中可用于评估多光谱眼周图像的性能, 尤其是在考虑到光照条件和波段差异的情况下。数据库的特点在于提供了可见光、夜视和近红外光谱下眼睛图像的多样性, 有助于深入研究不同波段对虹膜识别性能的影响。

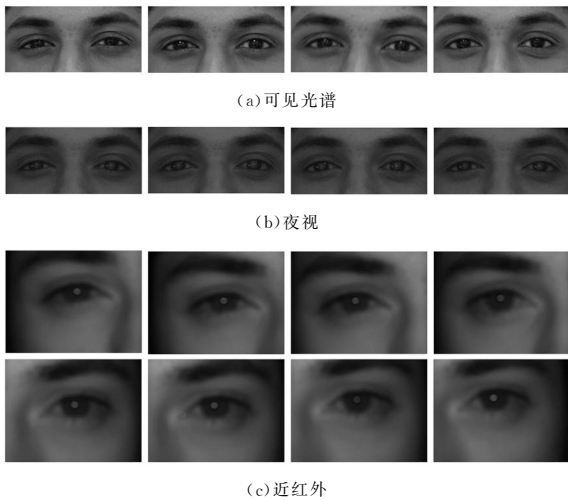


图8 IITD 多光谱眼周数据库的样本图像

Fig. 8 Sample images from IITD multispectral periocular database

3) 雷丁大学 Cross-Eyed 数据集^[52] (Cross-Eyed database)

该数据库是第一届 Cross-Spectrum Iris/Periocular Re-

cognition Competition (Cross-Eyed 2016) 的基准数据集。该数据集由自定义开发的双光谱成像传感器采集的 VIS 和 NIR 图像组成, 通过使用具有 90% NIR 反射率和 80% VIS 透过率的镜头以及经过校准的设置, 利用高分辨率 (2000 × 2000) 机器视觉摄像头同步采集图像 (采集装置见图 9)。该数据集包括来自 120 名具有不同国籍、种族和虹膜颜色的受试者, 种族分布如下: 高加索人 75%、亚洲人 17%、印度人 4% 和非洲人 3%。年龄范围为 20 ~ 70 岁, 男女占比分别为 66% 和 34%。Cross-Eyed 数据集由虹膜、蒙面眼周和眼部图像组成, 通过手动裁剪面部图像获得。每个子集包含每名受试者在两个光谱中获取的 8 张图像, 总计 3840 张图像, 虹膜图像为 400 × 300 像素 (样本图像见图 10)。同步采集的双光谱图像有助于研究跨光谱虹膜和眼周识别, 同时排除了瞳孔扩张可能引起的干扰。图像采集距离为 1.5 ~ 2m, 包含眼部区域, 使其适用于虹膜和眼周识别。

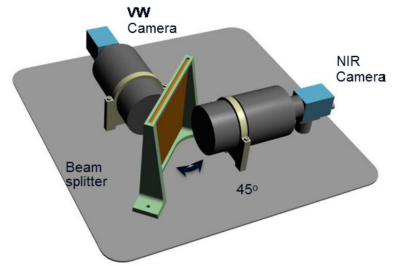


图9 双光谱成像设备

Fig. 9 Dual-spectrum imaging devices



图10 雷丁大学跨光谱虹膜图像数据集的可见光和近红外虹膜图像

Fig. 10 VIS and NIR iris images from cross-eyed database

表5 跨光谱虹膜数据集

Table 5 Cross-Eyed dataset

Database	Spectra	Number of images (classes)
PolyU Bi-Spectral Iris Database ^[22-23]	NIR, VIS (Red, green and blue)	12 540 (418)
IITD Multi-spectral Periocular ^[51]	NIR, VIS	1 860 (124)
Cross-Eyed database ^[52]	Synch, NIR, VIS	11 520 (240)

5.2 评价指标

在虹膜识别性能评价中, 常用的指标包括错误接收率 (False Accept Rate, FAR)、错误拒绝率 (False Reject Rate, FRR)、正确拒绝率 (Genuine Rejection Rate, GRR)、正确接收率 (Genuine Acceptance Rate, GAR)、等错误率 (Equal Error Rate, EER) 和受试者工作曲线 (Receiver Operating Characteristic Curve, ROC)。这些指标通过对虹膜图像的分类和对比, 评估了系统在同一类和不同类虹膜样本上的表现。FAR

表示将异类虹膜误判为同类的概率, GRR 可以表示为 $1 - FAR$; 而 FRR 则表示同类虹膜被误判为异类的概率, GAR 可以表示为 $1 - FRR$ 。EER 是 FAR 与 FRR 相等时的错误率。ROC 曲线则通过展示 FAR 和 FRR 之间的关系, 全面刻画了系统在不同工作点下的性能。这些指标和曲线的综合应用,

有助于研究者更全面地评估虹膜识别算法的优劣, 确保系统在各种场景和条件下都能取得可靠的识别性能。此外, 特征提取网络模型和虹膜数据的可用性也需要得到优化, 以降低 EER, 提高系统的识别性能。表 6 列出了不同方法在上述评价指标下的实验结果。

表 6 异质虹膜识别方法的总结

Table 6 Summary of heterogeneous iris recognition methods

Iris comparisons	Database	Method	EER/%	GAR@ FAR=0.1	GAR@ FAR=0.01	GAR@ FAR=0.001	
Cross-sensor	ND-2013 ^[45]	CoA LBP ^[55]	8.32	—	—	—	
		SIFT ^[56]	6.37	—	—	—	
		MiCoReNet ^[57]	6.20	—	—	—	
		DeepIrisNet ^[58]	5.02	—	—	—	
	ND-0405 ^[54]	CCRNNet	3.81	—	—	—	
		SIFT+BSIF ^[13]	3.21	—	—	—	
		ND-2013 ^[45]	CSIN ^[29]	2.35	—	—	—
		IIIT-D ^[42-43]	DenseSENet real value ^[9]	0.945	100	99.06	—
Cross-resolution	ND-2012 ^[44]	sensor adaptation ^[59]	34.10	—	—	—	
Cross-spectral	Cross-Eyed ^[52]	MRF ^[22]	18.40	78.13	—	—	
		CNN with SDH ^[23]	6.34	—	87.18	—	
		Xor-Sum ^[14]	2.04	—	—	—	
		cGAN ^[36]	1.54	—	80.09	70.10	
	PolyU ^[22-23]	cpGAN ^[25]	1.10	—	89.40	81.80	
		MRF ^[22]	23.87	—	—	—	
		CNN with SDH ^[23]	5.39	—	90.71	—	
		Xor-Sum ^[14]	4.16	—	—	—	
Cross-quality	ND-0405 ^[54]	cGAN ^[36]	1.50	—	80.50	70.10	
		cpGAN ^[25]	1.02	—	92.38	84.98	
		BLPOC ^[24]	0.59	—	—	—	
		ResNet18+SA-GeM+EA-Net ^[28]	0.23	—	—	—	
Cross-resolution	IITD-V1 ^[53]	ILN+OSIRIS ^[20]	6.20	—	—	—	
Cross-quality	ND-0405 ^[54]	Dilated and residual learning using DeepCNN ^[60]	1.30	—	—	—	

结束语 本文对异质虹膜识别技术进行了全面的总结, 分类讨论了异质虹膜识别的各个方面, 包括不同层级的异质虹膜识别方法、跨质量和跨状态的异质问题, 以及单源和多源异质虹膜识别方法。此外, 还介绍了一系列现有的异质虹膜数据集, 用于评估异质虹膜识别算法的性能; 总结概述了虹膜识别评价指标, 为研究者进行实验和测试提供有力的工具。

尽管异质虹膜识别已经取得显著的进展, 但仍然面临着一些新的挑战。未来的研究应重点关注以下几个方面: 1) 环境鲁棒性, 异质图像在采集时通常有较大的光照条件变化, 如强烈的日光、阴影、背光或闪光灯等光源都会对虹膜图像产生不同程度的影响, 算法需要确保在各种光照条件下进行可靠识别; 此外, 虹膜识别系统通常对拍摄距离和角度敏感, 但实际应用中难以控制, 如果能实现不受环境影响的采集设备, 则可以从源头上解决异质虹膜识别问题; 2) 数据异质性建模, 如果能够针对不同设备、环境和条件等提出一个通用的模型, 通过微调来解决不同的异质问题, 可以大大提高识别效率; 3) 多模态融合, 未来的研究可以集中在将虹膜识别与其他生物特征(例如指纹、声纹、面部等)融合, 以便在技术手段无法解决异质虹膜图像的问题时, 依靠其他生物特征来增加识别系统的精度, 提供更高的安全性和可靠性。

在未来, 随着技术的不断进步和新的数据集的建立, 异质虹膜识别将继续成为生物特征识别领域的热点问题, 吸引更多研究者关注。未来的研究可以结合深度学习的方法, 设计

更加有效的特征提取和表示方法, 以实现更准确、可靠且普适性强的异质虹膜识别系统, 为身份验证和安全保障提供更好的解决方案, 推动虹膜识别在实际生活中更为广泛的应用。

参考文献

- [1] LIU J. Robust Recognition of Heterogeneous Iris Images [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2014.
- [2] TAN C W, KUMAR A. Unified framework for automated iris segmentation using distantly acquired face images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(9): 4068-4079.
- [3] SHUTLER J. Complex Zernike Moments [EB/OL]. https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CVonline/LOCAL_COPIES/SHUTLER3/node11.html.
- [4] ARORA S S, VATSA M, SINGH R, et al. On iris camera interoperability [C] // 2012 IEEE Fifth International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS). IEEE, 2012: 346-352.
- [5] DESHPANDE A, PATAVARDHAN P P. Super resolution and recognition of long range captured multi-frame iris images [J]. IET Biometrics, 2017, 6(5): 360-368.
- [6] WILD P, RADU P, FERRYMAN J. On fusion for multispectral iris recognition [C] // International Conference on Biometrics (ICB 2015). IEEE, 2015: 31-37.
- [7] ZHAO Z, KUMAR A. Towards more accurate iris recognition

- using deeply learned spatially corresponding features[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2017;3809-3818.
- [8] LIU S, LIU Y N, ZHU X D, et al. Multi-source feature fusion and entropy feature lightweight neural network for constrained multi-state heterogeneous iris recognition[J]. IEEE Access, 2020, 8; 53321-53345.
- [9] CHEN Y, ZENG Z, ZENG Y, et al. DenseSENet; more accurate and robust cross-domain iris recognition[J]. Journal of Electronic Imaging, 2021, 30(6); 063024.
- [10] LIU N, LIU J, SUN Z, et al. A code-level approach to heterogeneous iris recognition[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2017, 12(10); 2373-2386.
- [11] XIAO L, SUN Z, TAN T. Fusion of iris and periocular biometrics for cross-sensor identification[C]// Biometric Recognition: 7th Chinese Conference, CCBR 2012. Springer Berlin Heidelberg, 2012; 202-209.
- [12] SUN Z, TAN T. Ordinal measures for iris recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 31(12); 2211-2226.
- [13] CHOUDHARY M, TIWARI V, VENKANNA U. Enhancing human iris recognition performance in unconstrained environment using ensemble of convolutional and residual deep neural network models[J]. Soft Computing, 2020, 24(15); 11477-11491.
- [14] VYAS R, KANUMURI T, SHEORAN G, et al. On Fusion of NIR and VW Information for Cross-Spectral Iris Matching[M]// Machine Learning Algorithms and Applications. Chatterjee, Newark; 2021; 175-191.
- [15] DESHPANDE A, PATAVARDHAN P P, RAO D H. Super-resolution for iris feature extraction[C]// 2014 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research. IEEE, 2014; 1-4.
- [16] ALONSO-FERNANDEZ F, FARRUGIA R A, BIGUN J. Eigenpatch iris super-resolution for iris recognition improvement[C]// 2015 23rd European Signal Processing Conference (EU-SIPCO). IEEE, 2015; 76-80.
- [17] ALONSO-FERNANDEZ F, FARRUGIA R A, BIGUN J. Very low-resolution iris recognition via Eigen-patch super-resolution and matcher fusion[C]// 2016 IEEE 8th International Conference on Biometrics Theory, Applications and Systems (BTAS). IEEE, 2016; 1-8.
- [18] PROENÇA H, NEVES J C. IRINA; Iris recognition (even) in inaccurately segmented data[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017; 538-547.
- [19] PROENÇA H, NEVES J C. Segmentation-less and non-holistic deep-learning frameworks for iris recognition[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2019.
- [20] TOIZUMI T, TAKAHASHI K, TSUKADA M. Segmentation-free direct iris localization networks[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. 2023; 991-1000.
- [21] OKTIANA M, ARNIA F, AWAY Y, et al. Features for cross spectral image matching: A survey[J]. Bulletin of Electrical Engineering and Informatics, 2018, 7(4); 552-560.
- [22] NALLA P R, KUMAR A. Toward more accurate iris recognition using cross-spectral matching[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 26(1); 208-221.
- [23] WANG K, KUMAR A. Cross-spectral iris recognition using CNN and supervised discrete hashing[J]. Pattern Recognition, 2019, 86; 85-98.
- [24] OKTIANA M, HORIUUCHI T, HIRAI K, et al. Cross-spectral iris recognition using phase-based matching and homomorphic filtering[J]. Heliyon, 2020, 6(2); e03407.
- [25] MOSTOFA M, TAHERKHANI F, DAWSON J, et al. Cross-spectral iris matching using conditional coupled GAN[C]// 2020 IEEE International Joint Conference on Biometrics (IJCB). IEEE, 2020; 1-9.
- [26] YOU X, ZHAO P, MU X, et al. Heterogeneous noise iris segmentation based on attention mechanism and dense multi-scale features[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 59(4); 0410006.
- [27] WEI J, WANG Y, LI Y, et al. Cross-spectral iris recognition by learning device-specific band[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2021, 32(6); 3810-3824.
- [28] REN J R, SHEN W Z. Optimization Algorithm of Cross Spectral Iris Recognition Based on Dual Attention Mechanism[J]. Journal of Computer Engineering & Applications, 2023, 59(1); 187-198.
- [29] WEI J, WANG Y, WU X, et al. Cross-sensor iris recognition using adversarial strategy and sensor-specific information[C]// IEEE 10th International Conference on Biometrics Theory, Applications and Systems (BTAS 2019). IEEE, 2019; 1-8.
- [30] HUO G, LIN D, YUAN M. Multi-source heterogeneous iris segmentation method based on lightweight convolutional neural network[J]. IET Image Processing, 2023, 17(1); 118-131.
- [31] 国家标准化管理委员会. GB/T 26237.2-2011 信息技术生物特征识别数据交换格式第2部分[S]. 北京: 中国标准出版社, 2011.
- [32] MATEY J R, NARODITSKY O, HANNA K, et al. Iris on the move: Acquisition of images for iris recognition in less constrained environments[J]. Proceedings of the IEEE, 2006, 94(11); 1936-1947.
- [33] WANG Z, CHEN J, HOI S C H. Deep learning for image super-resolution: A survey[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 43(10); 3365-3387.
- [34] LIU S, LIU Y N, ZHU X D, et al. Heterogeneous iris one-to-one certification with universal sensors based on quality fuzzy inference and multi-feature fusion lightweight neural network[J]. Sensors, 2020, 20(6); 1785.
- [35] HUO G, LIN D, YUAN M, et al. Heterogeneous iris segmentation method based on modified U-Net[J]. Journal of Electronic Imaging, 2021, 30(6); 063015.
- [36] MOSTOFA M, MOHAMADI S, DAWSON J, et al. Deep gan-based cross-spectral cross-resolution iris recognition[J]. IEEE Transactions on Biometrics, Behavior, and Identity Science,

- 2021,3(4):443-463.
- [37] HUO G,ZHANG Q,ZHANG Y, et al. Multi-source heterogeneous iris recognition using stacked convolutional deep belief networks-deep belief network model[J]. *Pattern Recognition and Image Analysis*,2021,31:81-90.
- [38] MENG Y,BAO T. Towards More Accurate and Complete Heterogeneous Iris Segmentation Using a Hybrid Deep Learning Approach[J]. *Journal of Imaging*,2022,8(9):246.
- [39] ZHOU Z,LIU Y,ZHU X, et al. Toward More Accurate Heterogeneous Iris Recognition with Transformers and Capsules[C]// *International Conference on Multimedia Modeling*. Cham: Springer International Publishing,2023:28-40.
- [40] JOHNSON P A,LOPEZ-MEYER P,SAZONOVA N, et al. Quality in face and iris research ensemble (Q-FIRE) [C] // *Fourth IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems(BTAS 2010)*. IEEE,2010:1-6.
- [41] LIU N,ZHANG M,LI H, et al. DeepIris: Learning pairwise filter bank for heterogeneous iris verification[J]. *Pattern Recognition Letters*,2016,82:154-161.
- [42] YADAV D,KOHLI N,DOYLE J S, et al. Unraveling the effect of textured contact lenses on iris recognition[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*,2014,9(5):851-862.
- [43] KOHLI N,YADAV D,VATSA M, et al. Revisiting iris recognition with color cosmetic contact lenses[C]// *2013 International Conference on Biometrics(ICB)*. IEEE,2013:1-7.
- [44] ND-CrossSensor-Iris-2012 Dataset [DB/OL]. <https://cvrl.nd.edu/media/django-summernote/2018-09-19/4f89c9f1-fefd-42b1-9289-2dc3f3219659.pdf>.
- [45] XIAO L,SUN Z,HE R, et al. Coupled feature selection for cross-sensor iris recognition [C] // *2013 IEEE Sixth International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems(BTAS)*. IEEE,2013:1-6.
- [46] DE MARSICO M,GALDI C,NAPPI M, et al. Firme:Face and iris recognition for mobile engagement [J]. *Image and Vision Computing*,2014,32(12):1161-1172.
- [47] DE MARSICO M,NAPPI M,RICCIO D, et al. Mobile iris challenge evaluation(MICHE)-I, biometric iris dataset and protocols [J]. *Pattern Recognition Letters*,2015,57:17-23.
- [48] DE MARSICO M,NAPPI M,NARDUCCI F, et al. Insights into the results of miche i-mobile iris challenge evaluation[J]. *Pattern Recognition*,2018,74:286-304.
- [49] SANTOS G,GRANCHO E,BERNARDO M V, et al. Fusing iris and periocular information for cross-sensor recognition[J]. *Pattern Recognition Letters*,2015,57:52-59.
- [50] OMELINA L,GOGA J,PAVLOVICOVA J, et al. A survey of iris datasets [J]. *Image and Vision Computing*,2021,108:104109.
- [51] SHARMA A,VERMA S,VATSA M, et al. On cross spectral periocular recognition[C]// *2014 IEEE International Conference on Image Processing(ICIP)*. IEEE,2014:5007-5011.
- [52] SEQUEIRA A,CHEN L,WILD P, et al. Cross-eyed-cross-spectral iris/periocular recognition database and competition[C] // *2016 International Conference of the Biometrics Special Interest Group(BIOSIG)*. IEEE,2016:1-5.
- [53] KUMAR A,PASSI A. Comparison and combination of iris matchers for reliable personal authentication[J]. *Pattern recognition*,2010,43(3):1016-1026.
- [54] BOWYER K W,FLYNN P J. The ND-IRIS-0405 iris image dataset[J]. arXiv:1606.04853,2016.
- [55] NOSAKA R,OHKAWA Y,FUKUI K. Feature extraction based on co-occurrence of adjacent local binary patterns[C]// *Advances in Image and Video Technology;5th Pacific Rim Symposium(PSIVT 2011)*. Gwangju, South Korea, Part II 5. Springer Berlin Heidelberg,2012:82-91.
- [56] GRAGNANIELLO D,POGGI G,SANSONE C, et al. An investigation of local descriptors for biometric spoofing detection[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*,2015,10(4):849-863.
- [57] WANG Z,LI C,SHAO H, et al. Eye recognition with mixed convolutional and residual network(MiCoRe-Net)[J]. *IEEE Access*,2018,6:17905-17912.
- [58] GANGWAR A,JOSHI A. DeepIrisNet:Deep iris representation with applications in iris recognition and cross-sensor iris recognition[C]// *2016 IEEE International Conference on Image Processing(ICIP)*. IEEE,2016:2301-2305.
- [59] PILLAI J K,PUERTAS M,CHELLAPPA R. Cross-sensor iris recognition through kernel learning [J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*,2013,36(1):73-85.
- [60] WANG K,KUMAR A. Toward more accurate iris recognition using dilated residual features[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*,2019,14(12):3233-3245.



KONG Jialin, born in 2000, M. S. candidate, is a member of CCF (R3399G). Her main research interests include artificial intelligence and biometrics, etc.



ZHANG Qi, born in 1988, Ph.D. lecturer. Her main research interests include biometrics, machine learning, etc.