

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2023)05-1462-15

论文引用格式: Chen Y, Wu W Q, Xu L and Guo S B. 2023. Iris-periocular features-fused non-collaborative authentication. Journal of Image and Graphics, 28(05):1462-1476(陈英, 吴文强, 徐亮, 郭书斌. 2023. 融合虹膜一眼周特征的非协作身份认证. 中国图象图形学报, 28(05): 1462-1476)[DOI:10.11834/jig.220649]

融合虹膜一眼周特征的非协作身份认证

陈英*, 吴文强, 徐亮, 郭书斌

南昌航空大学软件学院, 南昌 330063

摘要: 目的 虹膜识别是具有发展前景的生物特征认证方式, 然而现有的一些方法无法在远距离、非协作状态下捕获的低质量图像中表现出较好的性能, 极大阻碍了虹膜识别在实际中的应用部署。为此, 提出一种基于卷积神经网络的网络模型, 使用眼周和虹膜进行有效融合, 克服单一模态生物特征的局限性, 增强生物特征身份认证方式的可靠性和安全性。**方法** 为了能够提取鲁棒性更强的辨别特征, 将空间注意力机制和特征重用方法进行结合, 有效减轻了在前向传播过程中梯度消失的问题。同时, 引入中间融合表达层, 根据不同模态低、中、高层特征信息对融合策略产生的贡献值自适应地学习相对应的权重, 并通过加权组合的方式有效地融合生成鲁棒性更强的辨别特征, 极大提升了虹膜识别在远距离、非协作状态下的识别性能。**结果** 在3个公开数据集 ND-IRIS-0405(notre dame)、CASIA(Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences)-Iris-M1-S3以及CASIA-Iris-Distance上进行测试, 本文方法 EER(equal error rate)值分别为 0.19%, 0.48%, 1.33%, 优于对比方法, 表明了本文方法的优越性。**结论** 本文提出的中间融合表达层融合方法能够有效融合眼周和虹膜在不同阶段的语义信息, 生成判别性更强的特征模板, 提升了远距离、非协作状态下虹膜识别的性能。

关键词: 虹膜识别; 眼周识别; 中间融合表达层; 自适应加权; 生物特征融合; 远距离和非协作

Iris-periocular features-fused non-collaborative authentication

Chen Ying*, Wu Wenqiang, Xu Liang, Guo Shubin

School of Software, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China

Abstract: **Objective** Identity authentication method is in relevance with the biological characteristics of the human body, which is benefited from breakthrough of computer technology and consistent improvement of hardware computing ability in the past 20 years. The biometrics-relevant artificial intelligence (AI) technology has been developed intensively. Iris-related features analysis is crucial for biometric authentication method. Current iris recognition technique is used to optimize short-distance and specific scenarios, but it is still challenged for the applications in the context of long-distance and non-collaborative scenarios. There are two main constraints as mentioned below: first, the iris recognition process is required for a short distance-relevant sensor-based instruction in terms of matching-completed prompts. This acquisition process is challenged for large-scale application farther. Second, current sensor-based hardware acquisition is increased as the distance between target and acquisition device. The accuracy and reliability of recognition will be lower severely because the quality of iris image-gathered is not effective. The iris recognition performance is required to be improved for

收稿日期: 2022-06-24; 修回日期: 2022-10-12; 预印本日期: 2022-10-19

* 通信作者: 陈英 c_y2008@163.com

基金项目: 国家自然科学基金项目(61762067); 江西省自然科学基金项目(20202BABL202029)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61762067); Natural Science Foundation of Jiangxi Province, China (20202BABL202029)

long-distance and low-quality images and non-prompted scenes. To get credible identity authentication, a variety of biometrics are focused on iris recognition-assisted. Multiple modal-fused biometric information is more effective compared to single modality based identification. First, due to the heterogeneity of biological characteristics, a variety of modes of biometric recognition needs to be mutual-benefited. Second, safe authentication methods will not be guaranteed effectively when the biometric information storage encounters information leakage. To meet the needs of iris recognition in real scenario, it is necessary to generate richer biometric information in the eye area of the human face, such as the iris and eye area. Eye area-related semantic information has good recognizability for identity identification, but the eye area recognition is disturbed easily by complex background information. The iris texture features are relatively stable and iris recognition is affected less. Therefore, to get accurate and stable authentication in non-prompted and long-distance scenarios, effective fusion of the eye circumference and iris can be optimized to achieve modalities-mutual benefits and enhance the reliability and security of biometric identity authentication. **Method** Some of the existing methods pay more attention on the high-dimensional semantic feature layer. To fuse the feature vectors of different modes, addition, multiplication and other related ways are then used. Due to great limitations, lack of certain flexibility and adaptability, the differences and the semantic characteristics of each mode are ignored at different stages. It is ineffective to combine multimode information of different stages mutually. To extract more robusted and distinctive features, the spatial attention mechanism and feature-reused method are coordinated and the model-opted can be focused on the feasible iris texture area, and the problem of gradient disappearance is alleviated via propagation-forward. For fusion strategy, the introduction of intermediate fusion expression layer can be adaptively used to learn the corresponding weights according to the contribution value of low, medium and high-level feature information of different modes, and it can be fused to generate more robust and distinctive features in terms of the integrated weights, which can improve the recognition performance of iris recognition in long-distance and non-cooperative status. **Result** To verify the effectiveness of the proposed method, experiments are carried out and compared to three popular public datasets, called notre dame (ND)-IRIS-0405, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences (CASIA)-Iris-M1-S3, and CASIA-Iris-Distance. Comparative analysis is in comparison with other related state-of-the-arts methods, including false reject rate (FRR), true accept rate (TAR), and equal error rate (EER). Lower FRR and EER values can indicate better performance, while TAR is vice versa. The test results of the three publicly available datasets can demonstrate that each EER value can be optimized and reached to 0.19%, 0.48% and 1.33%. **Conclusion** We develop a convolutional neural network (CNN) based model. The model is focused on the iris texture area in terms of the integration of efficient channel attention mechanism and feature-reused and the problem of model gradient disappearance can be alleviated to a certain extent, which is beneficial for the depth of the model and robust distinctive features. At the same time, the intermediate fusion joint expression layer is introduced and focused on characteristics of semantic features of different modes at different stages, and it can learn the corresponding weights adaptively according to the degree of contribution generated by the low, medium and high semantic features of different modes, and the iris and eye area features are fused into distinctive features more through weighted fusion, which can improve the iris recognition performance in long-distance and non-cooperative status. This method is easy to be trainable as well.

Key words: iris recognition; periocular recognition; central fusion expression layer; adaptive weighting; biometric fusion; long-distance and non-cooperative

0 引言

随着计算机技术理论的不断发展和计算机算力的逐步提升,人工智能技术迅猛发展,并在生物识别领域取得十分优越的表现。生物特征识别是指通过判别个体之间的生理特征和行为特征的差异性进行身份标识的有效方式(孙哲南等,2021)。虹膜是生

物特征中备受关注的模态之一,相比于其他生物识别技术,虹膜识别突出的优势是唯一性、稳定性和非接触性(Lumini和Nanni,2017)。因此,虹膜识别吸引了各界的广泛关注,并逐年发展壮大且走向成熟,已经部署和应用在国防、金融管理、智慧安防和智能家居等诸多领域(Nirgude和Gengaje,2022)。

Daugman(1993)最早使用Gabor滤波器对归一化后的虹膜图像进行编码,并转化为相应的相位信

息,然后利用二值化转化为可以用于匹配的特征模板 IrisCode,最后通过计算特征模板之间的汉明距离进行匹配验证身份信息,该工作奠定了虹膜识别早期研究的基础,有着十分重要的意义。Monro 等人(2007)使用离散余弦对归一化后的虹膜图像进行编码,有效解决了在特征编码中橡胶模型产生的图像重叠块问题。Kumar 和 Passi(2010)提出联合使用 Haar 小波和 Log-Gabor 滤波器对虹膜图像相位编码,能够有效提升虹膜识别的性能。随着计算机的计算能力几何倍数地增长,越来越多的识别任务更加青睐采用深度学习的方法。Liu 等人(2016)提出使用深度学习的方法挖掘虹膜图像对之间的映射关系,并通过多个成对滤波衡量图像的相似度。Zhao 和 Kumar(2017a)设计了基于卷积神经网络的轻量型网络,并提供了基于深度学习的虹膜检测、分割和识别的框架 UniNet(Zhao 和 Kumar, 2019),具有十分重要的意义。Zhao 和 Kumar(2018)提出基于卷积神经网络的模型,引入注意力模块使网络能够更多关注眼周图像中重要区域,通过额外的语义区域能够学到更多判别特征,在一定程度上增强了模型的鲁棒性。为了提高非约束环境中虹膜识别的性能,Chen 等人(2021b)提出使用基于动态路径搜索的虹膜分割非归一化预处理方法,并采用基于部分卷积算子的深度卷积网络提取虹膜纹理的特征,增强了虹膜识别在复杂场景下的可靠性。Choudhary 等人(2020)提出了 3 种基于卷积和残差块集合的模型,取得了不错的效果。Chen 等人(2021a)提出一种基于稠密连接与注意力机制网络对无分割的虹膜图像进行特征提取,取得了令人满意的效果。Yang 等人(2021)提出了基于双空间注意力机制的虹膜识别算法,通过编码器和解码器结构生成多维空间的特征表示,有效提升了低质虹膜图像的识别性能。在虹膜领域的其他研究方向,张志礼等人(2022)通过引入区域注意力机制对虹膜的遮掩部分进行补全以丰富虹膜特征。刘明康等人(2020)提出通过增强虹膜图像的灰度空间进行人体活体检测。王雅丽等人(2018)使用深度学习的方式对虹膜图像进行粗特征提取,然后采用高斯混合模型提取 Fisher 向量,并作为最终的虹膜特征表达,以验证使用虹膜图像进行人种分类的可行性。

目前,虹膜识别技术已经在多数场景取得了令人满意的表现,但在远距离、非协作场景下的应用仍

然面临较大的局限性。首先,虹膜识别需要受试者站在与传感器相对较近的距离并在相应的提示下密切配合传感完成身份认证,这种限制性和不友好性的采集过程对于大规模的应用部署有很大的局限性。其次,虹膜识别的可靠性受传感器和虹膜之间的距离影响较大,随着传感器与虹膜采集距离的不断增大,虹膜图像质量显著下降,导致虹膜识别效果不佳(Nguyen 等,2017)。

为了提高远距离、非限制场景下低质图像的虹膜识别性能,一种有效的方式是使用多种生物特征辅助虹膜识别完成可靠的身份认证(Raffei 等, 2019)。毫无疑问,融合多种模态的生物特征信息较基于单一模态的识别显然更有优势。首先,尽管人体自身有多种生物特征,但每种生物特征由于其自身的特点在特定的应用场景中具备独特的优势和劣势,任何一种生物特征都无法适应所有的应用场景,在这种情况下,基于多种模态的生物特征识别能够有效利用各自的优势进行互补以克服其自身缺陷的不足。其次,每个人独特的生物特征是由其自身的生理特征因素随机决定的,例如基因,外部因素的变化无法改变其自身的特征,当存储的生物特征信息遭遇信息泄露时,将面临巨大的风险,安全的认证方式将无法得到有效保障。事实上,在生物特征识别领域,使用多种模态信息进行融合识别已经是大多数人普遍采用的方式。例如,徐硕等人(2022)融合人体的外观特征和姿态特征,不仅能够捕获更丰富的步态特征,而且能够在一定程度上降低因外观特征对步态识别产生的影响。谭等泰等人(2020)通过多种方式融合视频中的高频信息和低频信息,提高了行为识别的可靠精度。

值得注意的是,根据实际场景的需要选择合适的模态和融合方式对虹膜识别具有十分重要的意义。在人脸的眼睛区域中包含丰富的生物特征信息,例如虹膜和眼周(Algashaam 等,2021)。眼周特指眼睛周围的区域,包括眼睑、睫毛、瞳孔等部位(Smerek 等,2015),传感器可以同时捕获眼周图像与虹膜图像,无需进行二次操作。所以,非限制条件下的眼周识别逐渐成为一种颇具热点的生物特征识别方式,相关的研究工作已经证实眼周区域丰富的语义信息具备较好的可辨识性,可以用于身份标识。Park 等人(2009)研究了使用纹理点算子方法提取眼周区域全局和局部的特征信息,从而产生可用于匹

配的特征集,验证了使用个人眼周图像进行身份认证的可行性,奠定了眼周识别的研究基础。Nie等人(2014)提出使用生成随机神经网络—受限波尔兹曼机(convolutional restricted Boltzmann machines, CRBM)提取眼周图像的语义特征,不仅可以学习输入集的概率分布,而且在适应图像大小的同时降低了计算复杂度。Zhao和Kumar(2017b)提出使用语义辅助卷积神经网络SCNN(spatial convolutional neural network)提取在较少约束的环境下自动捕获的眼周图像的纹理特征,该网络结合显式语义信息自动恢复全局眼周特征,实现了在相对较少数量的训练样本条件下卓越的匹配精度。Proenca和Neves(2018)提出使用不同来源的虹膜增强眼周图像的抗干扰性,并使用卷积神经网络对增强后的眼周图像进行训练,使网络在训练过程中降低对虹膜特征的依赖,取得了较为满意的结果。Talreja等人(2022)提出基于属性的深度眼周识别框架(attribute-based deep periocular recognition, ADPR),将预测的软生物特征和眼周特征融合在一起,提高了整体非约束下眼周识别的性能。Brito和Proença(2021)提出了一个眼周识别框架,在提取眼周图像特征的同时,能够提供支持决策的特征域的视觉表达,有效了解释不匹配问题。Mishra等人(2022)提出使用thermo-visible特征和集合子空间网络分类器来改进现有的虹膜识别系统,提高了单一模态眼周识别的精准度。Vyas(2022)旨在通过结合手动特征和基于深度学习的特征表示来增强近红外眼周图像表示,增强眼周识别的可靠性和稳定性。

尽管眼周识别已经取得了显著效果,但是眼周识别容易受到复杂背景信息的干扰,性能的稳定性无法保障,虹膜纹理特征比较稳定,对虹膜识别的影响力有限。此外,由于景深窄、用户移动不合作以及曝光时间不协调等因素的影响,传感器采集的虹膜纹理图像受噪音影响,图像质量较差,而眼周图像不容易受到上述因素的影响。综上所述,通过融合虹膜与眼周特征的方式能够做到模态之间的优势互补,在非限制性、远距离场景下实现准确、稳定的身份验证。

Tan和Kumar(2013)加权融合眼周和虹膜的匹配得分,有效提高了远距离、非理想虹膜图像的识别精度。Santos等人(2015)采用的融合策略与Tan和Kumar(2013)的方法相类似,与其不同之处是,眼周

和虹膜匹配得分的权重由两层神经网络学习得到,该方法在一定程度上提高了移动跨传感器的识别性能。Ahuja等人(2016)分别采用ROOT SIFI和基于深度学习的方法生成虹膜和眼周的特征表示,并计算特征向量之间的欧几里得距离和余弦距离,确定图像之间的相似度,得到匹配得分,最后采用平均值和线性回归方法对匹配分数融合。Verma等人(2016)利用随机决策森林策略有效融合眼周和虹膜的匹配得分,在远距离虹膜识别数据集上取得了较为满意的结果。Algashaam等人(2021)设计了两个神经网络用于模拟基于变换的分数融合和基于分类的分数融合过程,然后将两个子网络有效组合起来以达到分数融合的目的。Wang和Kumar(2021)提出使用UniNet提取两种不同模态的辨别特征,然后将匹配得分作为神经网络的输入进行动态融合,取得了较好的性能。Zhang等人(2018)提出使用加权连接的方式,融合两个模态的辨别特征,解决移动设备上低质虹膜图像性能不佳的问题。Luo等人(2021)提出一种端到端深度特征融合的框架,使用通道注意力和空间注意力,能够提取鲁棒的辨别特征,并使用协同注意力机制融合眼周和虹膜的特征信息。但是,这些方法缺乏灵活性和自适应性,更重要的是忽视了各个模态在不同阶段语义特征的特点和优势,无法将不同模态的不同阶段的互补信息有效结合。

1 本文方法

本文通过高效通道注意力学习跨通道间交互信息,并通过特征复用的方法在特征图通道维数上进行拼接,丰富了特征图的语义信息,有效提取虹膜和眼周的判别特征。同时考虑低、中、高层的语义信息的特点和优势,通过引用中间融合表达层,根据不同阶段不同模态特征图对融合产生的有效贡献度自适应地学习相对应的权重,并通过加权融合的方式有效地融合虹膜和眼周的特征。

1.1 图像预处理

虹膜图像和眼周图像的预处理过程如图1所示,主要分为3个步骤。首先,在原始的虹膜数据集采集的人脸图像中定位出虹膜所处的区域并进行裁剪;其次,使用分割算法(Chen等,2022)对裁剪区域逐像素点进行定位和分割;然后,将虹膜图像与其对应的掩码图像进行与操作,使图像中的非虹膜区域

的像素值均变为0;最后,找到与真实虹膜区域相切的最小矩阵进行截取。事实上,相关研究(Ahmad 和 Fuller,2019)已经证实,在虹膜图像预处理过程中,并不是必须将图像通过归一化形成一个固定尺寸大小

的矩阵。一方面,归一化操作会产生图像块重叠的问题;另一方面,基于深度学习的方法是基于数据驱动的,在训练过程中模型能够自动聚焦并学习图像中的虹膜区域,而无效的像素点(黑色区域)将自动忽略。

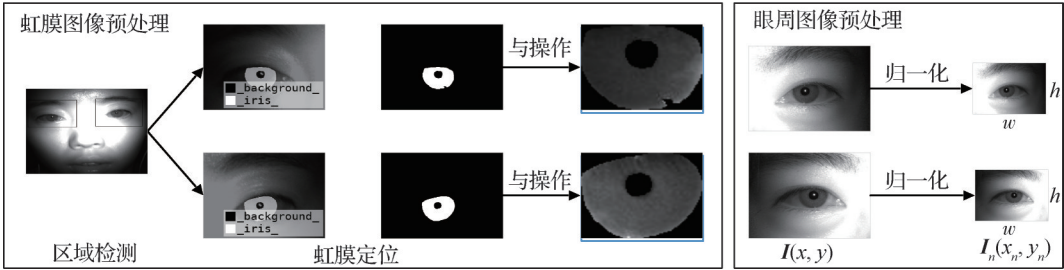


图1 虹膜图像和眼周图像的预处理过程
Fig. 1 The preprocessing of iris image and periocular image

眼周区域采用Zhang等人(2018)提出的归一化方法将眼周区域固定为统一大小的尺寸,具体为

$$\begin{cases} I(x,y) \rightarrow I_n(x_n,y_n) \\ x = \left(x_n - \frac{w}{2}\right) \times \frac{R}{R_n} + x_i \\ y = \left(y_n - \frac{h}{2}\right) \times \frac{R}{R_n} + y_i \end{cases} \quad (1)$$

式中, $I(x,y)$ 和 $I_n(x_n,y_n)$ 分别指原图像和归一化图

像之间的映射关系, x 和 y 代表原来的尺寸, R 和 R_n 分别表示开始的瞳孔中心和归一化后的瞳孔中心, w 和 h 分别表示归一化后尺寸的大小。虹膜图像与眼周图像的输入尺寸设置为 160×120 像素。同时,在预处理阶段没有对输入图像进行任何数据增强操作。

1.2 眼周一虹膜融合识别框架

虹膜—眼周深度特征融合网络如图2所示。该

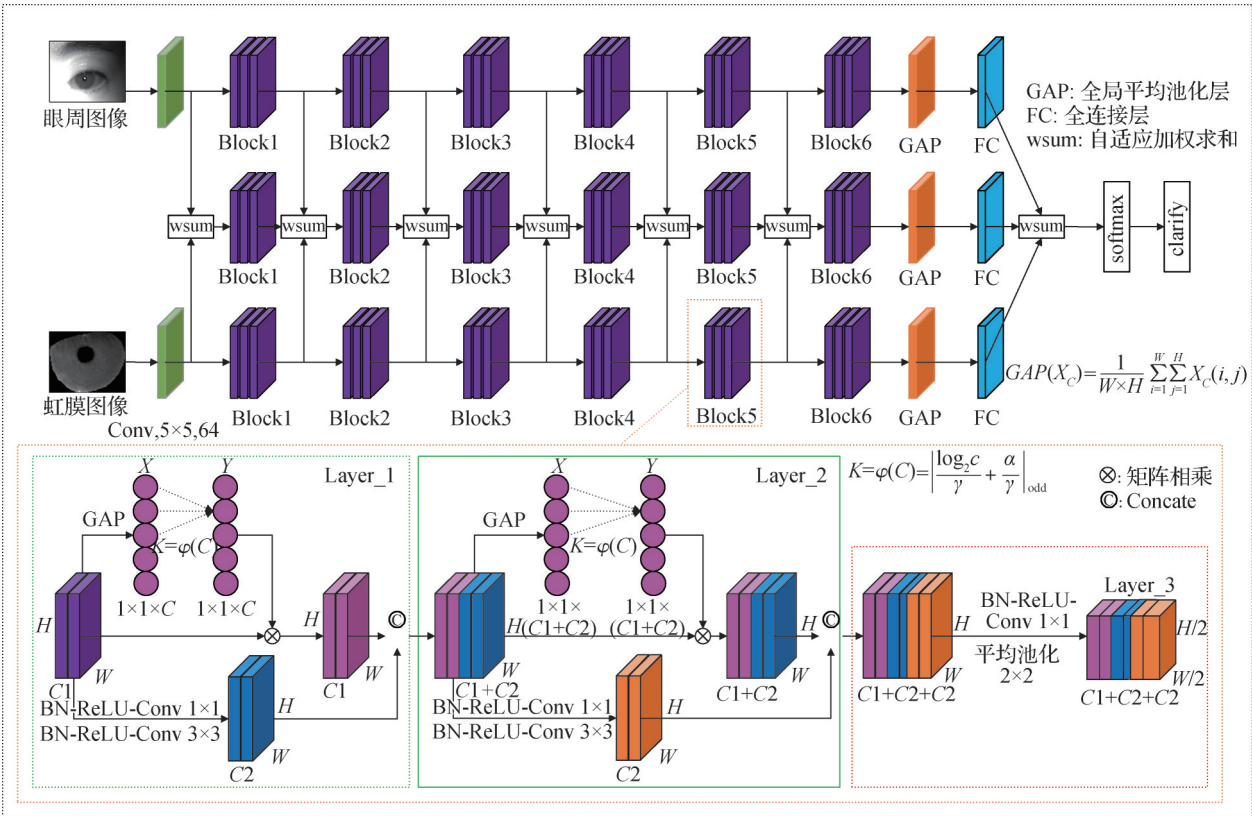


图2 眼周一虹膜深度特征融合网络
Fig. 2 Periocular-iris depth feature fusion network

网络从整体上可以分为两个子网络层和中间特征融合联合表达层3部分。子网络层分别用于提取虹膜和眼周图像的辨别特征,主要由卷积层、Block层、全局平均池化层和全连接层等结构构成。首先使用核大小为 5×5 卷积层对输入的2维图像进行粗略的特征提取,然后利用若干个Block层对粗特征进一步提取获得更鲁棒的辨别特征,形成语义信息更丰富的高层特征图。

Block层主要由3个串行部分依次组成,在前向传播中第1个阶段,使用BN(batch-normalization)-ReLU-Conv 1×1 和BN-ReLU-Conv 3×3 对输入特征 X 进行特征提取,得到 X_1 ;然后利用通道注意力机制学习特征向量通道之间的交互信息,并赋予输入 X ,得到 X_2 ;最后使用Concat操作,在空间维度上对特征向量 X_1 和 X_2 进行拼接,得到输出特征 Y 。通过特征复用的方法能够有效减轻在前向传播过程中梯度消失的问题,进一步加深网络的深度。随后,将第1阶段的输出作为第2阶段的输入,并在第2阶段执行相同的操作,经过Block层前两个阶段的特征提取操作,特征图在通道维度上急剧增加,为了有效减轻模型的计算复杂度,再使用BN-ReLU-Conv 1×1 和平均池化层将特征图的宽和高减少为原来的一半。在模型的Block层中大量使用了BN-ReLU-Conv 1×1 和BN-ReLU-Conv 3×3 线性整流单元来设计网络,目的是能够在减少模型计算复杂度和不改变特征图尺寸的条件增加网络的非线性特性,缓解训练过程中模型的过拟合,增加其泛化性。批量归一化的计算过程为

$$y^k = \gamma^k \frac{x^k - E[x^k]}{\sqrt{Var[x^k]}} + \beta^k \quad (2)$$

式中, γ^k 和 β^k 分别表示学习的参数, x^k 和 y^k 表示输入和输出特征图。

高效通道注意力(Wang等,2020)能够在特征图维度不改变的情况下,学习跨通道之间的相关性,具体实现过程为

$$X_2 = X_c \times \delta(Concat(1D(GAP(X_c), K))) \quad (3)$$

式中, δ 代表非线性激活函数ReLU。

首先,使用全局平均池化层(global average pooling, GAP)将特征图的宽高均转化为1,得到 $1 \times 1 \times C$ 的特征矩阵,其计算过程为

$$GAP(X_c) = \frac{1}{W \times H} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H X_c(i, j) \quad (4)$$

然后,对 $1 \times 1 \times C$ 的矩阵进行1维卷积操作,学习不同通道之间的交互信息,卷积核大小为 K , K 值的大小是非静态的,由输入特征图的通道维数决定,其计算过程为

$$K = \varphi(C) = \left\lfloor \frac{\log_2 C}{\gamma} + \frac{\alpha}{\gamma} \right\rfloor_{\text{odd}} \quad (5)$$

式中, C 表示输入特征图的通道维数, α 和 γ 的初始值分别设置为2和1, $\lfloor \cdot \rfloor_{\text{odd}}$ 表示向下取整操作。

最后,将学习到的通道注意力值赋予对应维度,得到输出 X_2 。通过使用注意力机制和Concat操作能够在网络前向传播的过程中达到特征复用的目的,有效减轻梯度消失的问题,提升模型的识别性。

不同模态在不同阶段对融合特征的直接贡献不同,为此,在模型中引入中间融合联合表示层,该层根据虹膜和眼周低、中、高层语义特征对融合产生的贡献赋予不同的权重,如果其中一种模态对识别的贡献更大,则会赋予更大的权重,并通过加权组合的方式融合特征。中间融合联合表达层的具体实现细节为

$$H_{c_{j+1}} = \alpha H_{c_j} + \beta H_{I_j} + \gamma H_{P_j} \quad (6)$$

在前向传播阶段, H_{c_j} , H_{I_j} , H_{P_j} 分别表示第 j 个中间融合层、虹膜以及眼周的特征矩阵, α 、 β 和 γ 分别表示对应学习的权重值,在训练的初始阶段, α 、 β 、 γ 的初始值都为1;在反向传播阶段,所有可训练的权重参数利用随机梯度下降算法更新最新权重,直至模型收敛,最终学习到最优权重值,权重更新的实现过程为

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial H_{c_j}} = \alpha \frac{\partial L}{\partial H_{c_{j+1}}} \\ \frac{\partial L}{\partial H_{I_j}} = \beta \frac{\partial L}{\partial H_{c_{j+1}}} \\ \frac{\partial L}{\partial H_{P_j}} = \gamma \frac{\partial L}{\partial H_{c_{j+1}}} \end{cases} \quad (7)$$

式中, $\frac{\partial L}{\partial H_{c_j}}$, $\frac{\partial L}{\partial H_{I_j}}$, $\frac{\partial L}{\partial H_{P_j}}$, $\frac{\partial L}{\partial H_{c_{j+1}}}$ 是偏导数关于第 j 个阶段中间融合表达层、虹膜、眼周特征矩阵以及第 $j+1$ 个阶段中间融合表达层的损失函数。考虑该网络第1个中间融合表达层无前继节点,只对虹膜和眼周子网络提取的特征进行加权求和操作,当 j 为0时, α 值也为0。尽管加权融合是一个简单的线性映射,

但由于网络模型中增添了非线性操作,网络依然能够学习到复杂的语义特征联合表示,有效地融合虹膜和眼周的特征信息。

经过上述过程提取的高层语义特征能够很好地反映原始图像的纹理信息,但是特征图的维数过高,为了进一步提取高层语义特征的显著信息,采用全局平均池化层,将形状大小为 $W \times H \times C$ 的特征矩阵转化为 $1 \times 1 \times C$ 的特征向量, W, H, C 分别表示为特征图的宽、高和通道维数。然后,使用全连接层将通道维数转变为 N , N 为数据集图像的类别数。最后,通过加权融合全连接层的辨别特征,并使用 softmax 函数将其标准化作为最终输出的辨别特征,其计算过程为

$$S_i = \frac{\alpha e^{I_j}}{\sum_{k=1}^N e^{I_k}} + \frac{\beta e^{P_j}}{\sum_{k=1}^N e^{P_k}} + \frac{\gamma e^{C_j}}{\sum_{k=1}^N e^{C_k}} \tag{8}$$

式中, α, β, γ 分别表示学习的权重。 $e^{I_j}, e^{P_j}, e^{C_j}$ 分别表示虹膜、眼周和中间融合层 $1 \times 1 \times N$ 向量的第 j 个值,在初始阶段,权重值都设置为 1;在后向传播阶段,应用随机梯度下降方法更新权重,直至模型收敛,权重更新结束。权重更新过程与式(7)类似。在模型训练阶段,使用交叉熵损失函数衡量预测结果和真正例样本之间的误差大小。误差越大,表示预测结果更偏离真实结果。交叉熵损失函数的计算为

$$loss = -\frac{1}{N} \log(P_N, T_N) \tag{9}$$

式中, P_N 表示预测结果, T_N 表示真实标签。在测试阶段,本文没有使用普遍采用的 IrisCode 模板作为特征模板,而是直接使用网络最后一层全连接层使用 softmax 将其标准化,并作为实值特征模板。从分类问题上看,该实值特征模板就是图像类别的预测概率,向量中的最大值的下标即为预测的图像类别。模型主要结构如表 1 所示。

2 实验与结果

2.1 数据集

ND(notre dame)-IRIS-0405(Phillips 等, 2010)数据集共 288 个受试者的虹膜图像,每个受试者为 一类,每类虹膜图像包括 25 幅左眼虹膜和 10 幅右眼虹膜图像,虹膜图像总数量共 10 080 幅,较大的虹膜数据集有效避免了模型在训练中的过拟合问题。每类

表 1 模型的具体结构

Table 1 Specific structure of the model

结构	层	核;步长	输出尺寸
Conv	Conv5×5	2×2;64	160×120×64
	Layer-1	1×1;48	160×120×112
	Layer-2	1×1;48	160×120×160
Block-1	Layer-3		80×60×160
	BN-ReLU Conv1×1	1×1;160	
	平均池化	2×2	
	Layer-1	1×1;48	80×60×208
Block-2	Layer-2	1×1;48	80×60×256
	Layer-3		40×30×256
	BN-ReLU-Conv 1×1	1×1;256	
	平均池化	2×2	
	Layer-1	1×1;48	40×30×304
Block-3	Layer-2	1×1;48	40×30×352
	Layer-3		20×15×352
	BN-ReLU-Conv 1×1	1×1;352	
	平均池化	2×2	
	Layer-1	1×1;48	20×15×400
Block-4	Layer-2	1×1;48	20×15×448
	Layer-3		10×8×448
	BN-ReLU-Conv 1×1	1×1;448	
	平均池化	2×2	
	Layer-1	1×1;48	10×8×496
Block-5	Layer-2	1×1;48	10×8×544
	Layer-3		5×4×544
	BN-ReLU-Conv 1×1	1×1;544	
	平均池化	2×2	
	Layer-1	1×1;48	5×4×592
Block-6	Layer-2	1×1;48	5×4×640
	Layer-3		2×2×640
	BN-ReLU-Conv 1×1	1×1;640	
	平均池化	2×2	
GAP			1×1×640
FC			1×1×N

虹膜图像的前 18 幅左眼和前 7 幅右眼图像用于训练,后 7 幅左眼和 3 幅右眼图像用于测试,训练集与

测试集的比例为5:2。因此,测试集共包括12 960个类内得分和4 132 800个类间得分。

CASIA (Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences)-Iris-M1-S3(Zhang等,2018)数据集使用移动设备采集了360个受试者的人脸图像,每个受试者为一类,每类包含10幅图像。经裁剪后,每类得到10幅左眼和10幅右眼图像,即该数据集共包含3 600幅左眼和3 600幅右眼图像。左眼图像划分为训练集,右眼图像划分为测试集。因此,测试集共包括16 200个类内得分和6 462 000个类间得分。

CASIA-Iris-Distance(Tan,2018)数据集是中国科学院采集的远距离虹膜图像,共采集了142个受试者的人脸虹膜图像,每个受试者采集的图像数量不同,但都至少有10幅,图像数量共2 567幅。实验中使用所有类别的前10幅图像作为一个新数据集,共1 420幅。经裁剪得到10幅左眼和10幅右眼图像,左右眼不加以区分,视为同一类。每类的前5幅左眼和前5幅右眼图像作为训练集,余下部分作为测试集,测试集共6 390个类内得分和2 008 590个类内得分。详细参数如表2所示。

表2 使用的数据集详细信息
Table 2 The details of used dataset

内容	ND-IRIS-0405	CASIA-Iris-M1-S3	CASIA-Iris-Distance
类别数	288	360	142
图像数量/幅	10 080	7 200	2 840
每类图像数量/幅	35	20	20
输入尺寸/像素	160×120	160×120	160×120
光谱	NIR	NIR	NIR

图3为使用的数据集的图像示例。ND-IRIS-0405数据集采集的纹理较为清晰,图像质量较好,数据集数量较大,能够有效避免训练中的过拟合现象。CASIA-Iris-M1-S3数据集是使用移动端手机短距离(采集距离为20~30 cm)设备采集的人脸图像,虹膜的纹理信息较为模糊,图像质量较差。CASIA-Iris-Distance数据集在长距离(采集距离为3~4 m)非限制状态下捕获的虹膜纹理区域,容易受到睫毛和眼睑等遮挡因素的干扰,同时由于捕获距离较长,纹理信息比较模糊,类间特征差异较大。

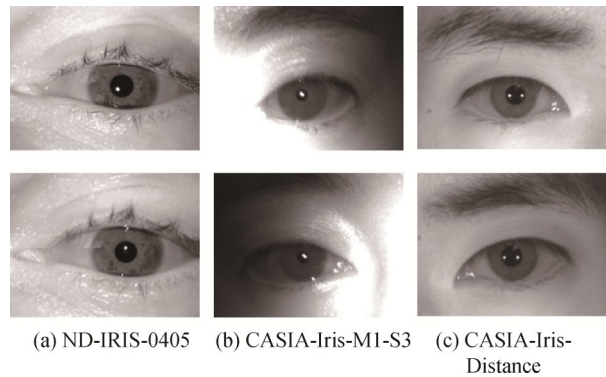


图3 采用的虹膜数据集图像示例

Fig. 3 Examples of iris dataset images used((a) ND-IRIS-0405;(b) CASIA-Iris-M1-S3;(c) CASIA-Iris-Distance)

2.2 实验环境

实验环境的具体参数如表3所示。学习率的初始值为0.001,当训练100个epoch之后,每50个epoch将减少学习率为原来的1/10,共训练300个epoch。由于硬件设施的局限性,batch size最大值只能设为8。

表3 实验环境的具体参数

Table 3 Specific parameters of experimental environment

实验环境	具体参数
操作系统	Windows 10
CPU	Intel(R) Xeon(R) Gold CPU@ 2.30 GHz 2.29 GHz
GPU	NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti 11 GB
内存	64.0 GB
IDEAL	PYCHARM
深度学习框架	Tensorflow

2.3 与其他实验对比结果

与其他实验对比选取的评价指标包括FRR(false reject rate)、TAR(true accept rate)和EER(equal error rate)。FRR和EER数值越低说明性能越优越,TAR则反之。图4分别是3个数据集中虹膜识别、眼周识别以及虹膜—眼周融合识别的受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve,ROC)。

表4是本文方法与其他方法在ND-IRIS-0405数据集上的实验结果对比。可以看出,本文方法的EER和FRR(FAR=0.1%)分别为0.19%和0.21%,与对比方法表现出的最好的0.37%和0.70%相比

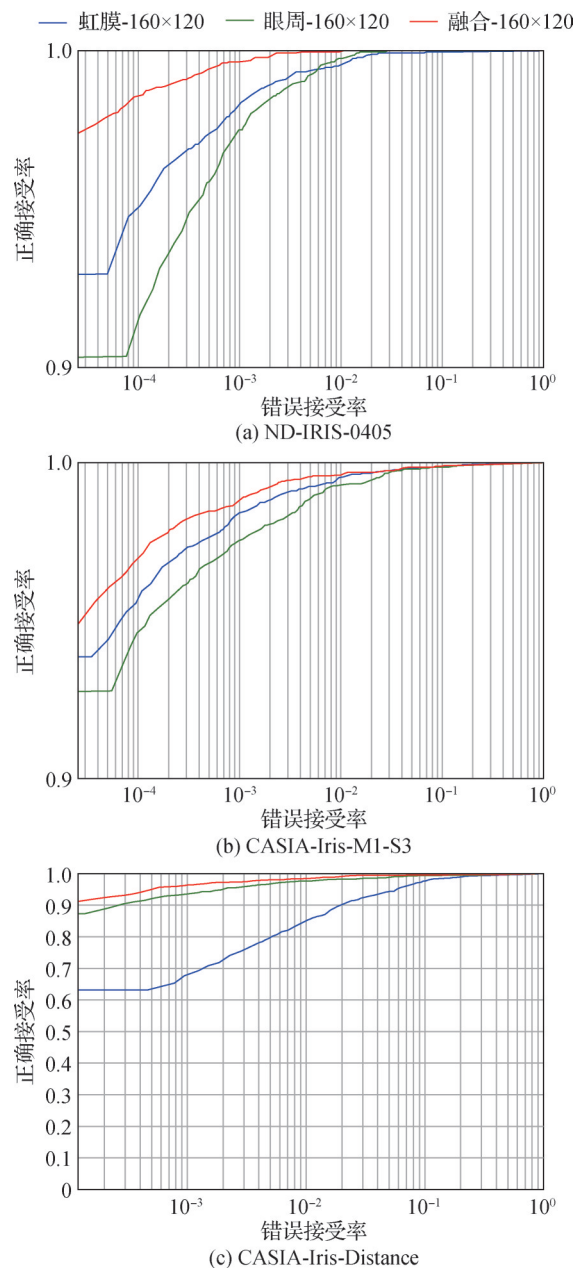


图4 提出的方法在3个公开数据集的ROC曲线
Fig. 4 The ROC curves of the three public datasets((a) ND-IRIS-0405; (b) CASIA-Iris-M1-S3; (c) CASIA-Iris-Distance)

有较高等度的性能提升。这是因为,一方面,本文方法能够有效地提取出辨别性更强的特征信息,虹膜和眼周识别的EER值分别为0.45%和0.60%,均不超过1%,远低于对比方法的1.21%和0.63%。另一方面,深度特征融合方法能够有效地融合虹膜和眼周的特征信息,生成判别性更强的语义特征。

表5和表6分别是本文方法与其他方法基于CASIA-Iris-M1-S3和CASIA-Iris-Distance两个数据集的单模态和融合方法的实验结果对比,比较的性能

表4 本文方法与其他方法在ND-IRIS-0405数据集上的实验结果对比

Table 4 Comparison of experimental results between other methods and ours on ND-IRIS-0405 dataset			
方法	生物模态	FRR(FAR = 0.1%)	EER
陈剑峰(2019)	虹膜	2.13	1.09
Ahmad和Fuller(2019)	虹膜	1.71	0.99
Gangwar等人(2019)	虹膜	-	2.11
Choudhary等人(2020)	虹膜	-	1.33
Luo等人(2021)	融合	0.70	0.37
Luo等人(2021)	眼周	2.06	0.63
Luo等人(2021)	虹膜	2.53	1.21
本文	融合	0.21	0.19
本文	眼周	0.66	0.60
本文	虹膜	0.59	0.45

注:加粗字体表示各列最优结果,“-”表示相关工作未提供数据。

指标主要是TAR和EER。由于这两个公开数据集的图像质量不佳且采集距离较远,对识别算法具有一定的挑战。可以看出,在CASIA-Iris-M1-S3数据集中,本文方法的TAR(FAR = 0.01%)和EER值分别表现为97.77%和0.48%,而对比方法中表现最好的TAR和EER值分别是97.3%和0.73%。特别是单一的虹膜识别,本文方法的TAR和EER值为96.69%和0.67%,均优于对比方法的融合性能,有

表5 本文方法与与其他方法在CASIA-Iris-M1-S3数据集上的实验结果对比

Table 5 Comparison of experimental results between other methods and ours on CASIA-Iris-M1-S3 dataset			
方法	生物模态	TAR(FAR=0.01%)	EER
Tan和Kumar(2013)	融合	85.40	2.43
Zhang等人(2018)	融合	75.40	7.15
Wang等人(2020)	融合	94.30	0.73
本文	融合	97.77	0.48
本文	眼周	95.66	0.77
本文	虹膜	96.69	0.67

注:加粗字体表示各列最优结果。

表 6 本文方法与其他方法在 CASIA-Iris-Distance 数据集的实验结果对比

Table 6 Comparison of experimental results between other methods and ours on CASAI-Iris-Distance dataset			
方法	生物模态	TAR(FAR = 0.01%)	EER
Tan 和 Kumar(2013)	融合	59.20	9.93
贾丁丁和沈文忠(2022)	虹膜	87.62	2.20
陈剑峰(2019)	虹膜	-	4.49
Zhang 等人(2018)	融合	86.30	2.29
本文	融合	92.04	1.33
本文	眼周	87.25	1.76
本文	虹膜	65.18	5.24

注:加粗字体表示各列最优结果,“-”表示相关工作未提供数据。

力地验证了本文方法在模糊导致的图像质量不佳时依然能够充分地提取出鲁棒的辨别特征。作为具有挑战性的虹膜数据集 CASIA-Iris- Distance, 现有方法表现最好的 EER 值和 TAR 值分别为 2.20%(虹膜识别)和 87.25%(虹膜识别), 尽管该方法在单模态虹膜识别的各项指标均优于本文所提出的单模态虹膜识别, 但是本文方法通过融合眼周区域的特征能够弥补虹膜识别的不足, 提高整体身份验证的准确度。

2.4 消融实验

2.4.1 输入图像尺寸的影响

由于计算机硬件条件的限制,模型的输入图像尺寸未与对比方法保持一致(224×224 像素), 为了保证实验数据的公平性, 避免图像尺寸造成的干扰, 设置了一组消融实验。在该实验中, 将输入尺寸由 160×120 像素改变为 128×64 像素, 其他参数保持不变。

图 5 显示了不同输入尺寸下识别率曲线和 ROC 曲线。可以看出, 在识别率曲线中, 随着训练次数的增加, 识别率曲线不断收敛, 尺寸的变化并不影响网络收敛的速度, 收敛速度保持相对一致。

表 7 为输入图像尺寸实验结果对比。从表 7 可以看出, 随着输入尺寸的不断缩小, 识别效果会受其影响导致识别精度相应下降, 融合后的 EER 值由 0.19% 上升至 0.45%, 鲁棒性显著下降。这说明尽管模型输入尺寸小于对比方法, 但是由于本文方法

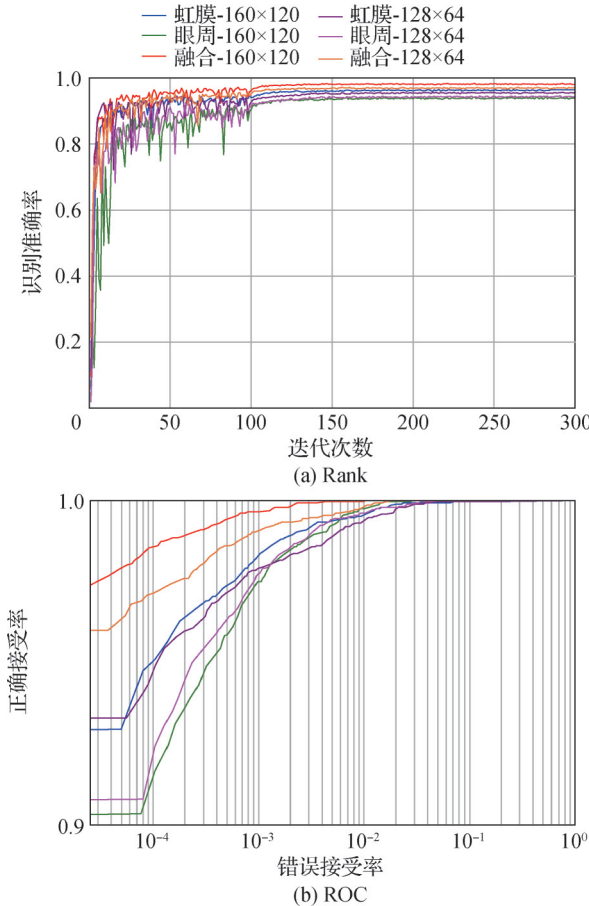


图 5 输入图像尺寸的影响
Fig. 5 Influence of input image size
((a)curves of Rank; (b)curves of ROC)

获取的特征更具有辨别性, 因此性能表现较为优越。

2.4.2 数据增强的影响

为了防止模型在训练中模型的输入偏向训练集

表 7 输入图像尺寸实验结果对比
Table 7 Comparison of experimental results of input image size

输入尺寸 / 像素	生物模态	TAR(FAR= 0.1%)	TAR(FAR= 0.01%)	EER
160×120	虹膜	99.20	97.11	0.45
	眼周	98.29	93.54	0.60
	融合	99.79	98.89	0.19
128×64	虹膜	98.33	95.97	0.77
	眼周	98.50	93.92	0.58
	融合	99.34	97.43	0.45

注:加粗字体为各列在不同输入尺寸的最优结果。

而导致的过拟合现象,设计了两组实验并分别对数据集添加高斯噪声和椒盐噪声。应该注意到,添加噪声在一定程度上会影响图像质量导致识别性能下降,对特征提取的算法具有一定的考验,从而反映该算法的鲁棒性。图6和图7分别是有无高斯噪声和椒盐噪声对比的识别率曲线和受试者工作特征曲线,从图中可以看出,在添加噪音之后,识别率曲线相对抖动较大,最终的收敛速度与未添加噪声保持相对一致。表8是数据增强的实验结果对比。从表8可以看出,添加噪声的EER值均为0.23%,略高于无噪声因素干扰的0.19%,尽管如此,仍然低于对比方法中的0.37%,再次说明了本文方法具有较强的鲁棒性,能够在图像质量不佳时表现出优异的性能。

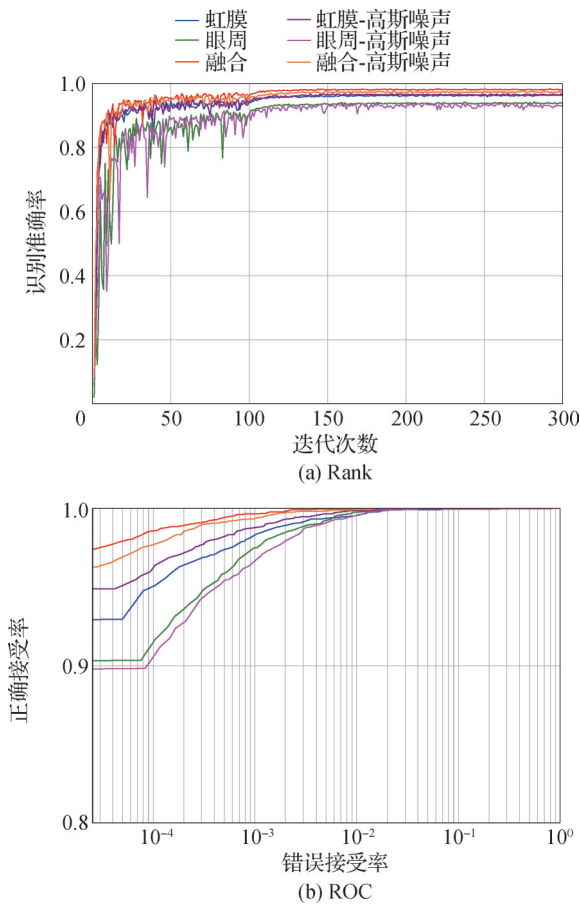


图6 高斯噪声的影响
Fig. 6 Influence of Gaussian noise
((a)curves of Rank;(b)curves of ROC)

2.4.3 注意力机制的影响

为了验证通道注意力机制与特征重用组合模块对模型的性能的影响,移除Block模块中的注意力模块,采用注意力模块的输入进行替代,其他网络结构

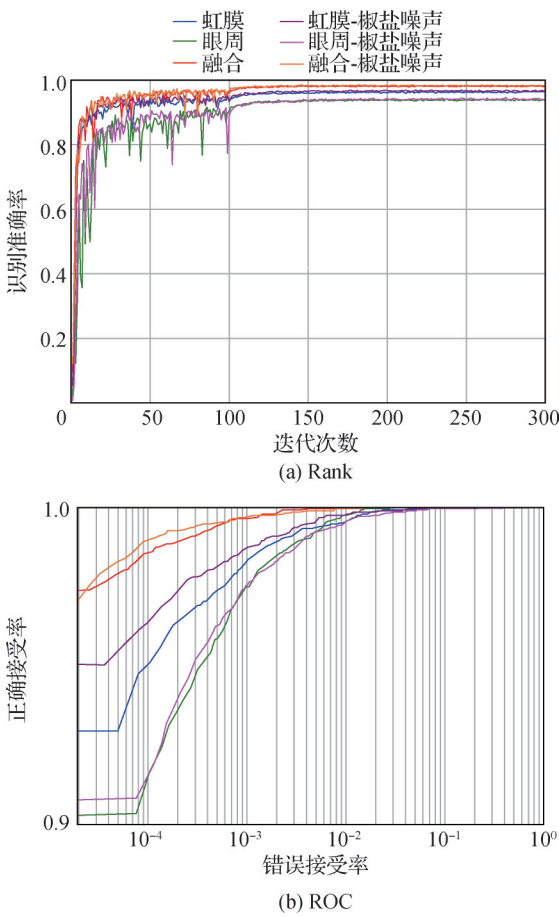


图7 椒盐噪声的影响
Fig. 7 Influence of salt and pepper noise
((a)curves of Rank;(b)curves of ROC)

表8 数据增强的实验结果对比
Table 8 Comparison of experimental results of data enhancement

噪音影响	生物模态	/%		
		TAR(FAR = 0.1%)	TAR(FAR = 0.01%)	EER
无噪声	虹膜	99.20	97.11	0.45
	眼周	98.29	93.54	0.60
	融合	99.79	98.89	0.19
高斯噪声	虹膜	99.31	97.04	0.39
	眼周	97.7	92.39	0.68
	融合	99.72	98.54	0.23
椒盐噪声	虹膜	99.09	97.11	0.48
	眼周	98.22	93.68	0.67
	融合	99.74	99.27	0.23

注:加粗字体为各列在不同噪声情况下的最优结果。

以及实验中超参数完全保持一致,在3个数据集上进行消融实验,结果如表9—表11所示。可以看出,移除通道注意力模块并使用注意力模块的输入进行替代会降低匹配精度,这是因为引入通道注意力可以学习到特征图通道之间的交互信息,在一定程度上增强了特征的判别性,语义信息更加丰富。特征向量在通道维度上的拼接又能很好地保留有效的特征,避免在网络传播中有效特征丢失的问题。

表 9 在 ND-IRIS-0405 数据集上通道注意力
机制影响的结果对比
Table 9 Comparison of experimental results of
channel attention on ND-IRIS-0405 dataset

/%				
通道注意 力机制	生物模态	TAR(FAR = 0.1%)	TAR(FAR = 0.01%)	EER
有	虹膜	99.20	97.11	0.45
	眼周	98.29	93.54	0.60
	融合	99.79	98.89	0.19
无	虹膜	97.22	93.36	0.92
	眼周	96.84	89.23	0.98
	融合	99.44	98.33	0.40

注:加粗字体为各列在有无通道注意力机制的最优结果。

表 10 在 CASIA-Iris-M1-S3 数据集上通道注意力
机制影响的结果对比
Table 10 Comparison of experimental results of
channel attention on CASIA-Iris-M1-S3 dataset

/%			
通道注意力机制	生物模态	TAR(FAR = 0.01%)	EER
有	虹膜	96.69	0.67
	眼周	95.66	0.77
	融合	97.77	0.48
无	虹膜	95.58	0.73
	眼周	94.42	0.86
	融合	96.81	0.61

注:加粗字体为各列在有无通道注意力机制的最优结果。

3 结 论

本文提出了一种基于卷积神经网络的网络模

表 11 在 CASIA-Iris-Distance 数据集上通道注意力
机制影响的结果对比

Table 11 Comparison of experimental results of
channel attention on CASIA-Iris-Distance dataset

/%			
通道注意力机制	生物模态	TAR(FAR = 0.01%)	EER
有	虹膜	65.18	5.24
	眼周	87.25	1.76
	融合	92.04	1.33
无	虹膜	63.67	5.89
	眼周	86.76	2.20
	融合	90.78	1.64

注:加粗字体为各列在有无通道注意力机制的最优结果。

型,该网络通过联合使用高效通道注意力机制和特征重用的方法在一定程度上能够减缓模型梯度消失的问题,有助于加深模型的深度,获取鲁棒的辨别特征。同时,通过引入中间融合联合表达层根据不同模态的低、中、高层语义特征产生的贡献程度自适应地学习相对应的权重,并最终通过加权融合的方式有效地将虹膜和眼周特征融合为更具辨别性的特征,提升了远距离、非协作状态下虹膜识别性能。与其他方法相比较,本文方法更加注重不同阶段特征的差异性,而不是仅聚焦于高维语义特征的差异,在一定程度上能够增强融合特征的可辨别性,并且该方法容易实现和训练。但是,应该注意到,该工作没有具体衡量不同阶段对最终融合结果的影响作用的差异性。在下一步工作中,将考虑如何利用不同阶段产生影响的差异性更加高效地融合其语义特征,同时将工作重点聚焦于移动端设备远距离、非协作场景下的虹膜识别,这对于虹膜识别在现实中的大规模部署和应用,具有十分重要的现实意义。

参考文献(References)

Ahmad S and Fuller B. 2019. ThirdEye: triplet based iris recognition without normalization//Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Biometrics Theory, Applications and Systems (BTAS). Tampa, USA: IEEE: 1-9 [DOI: 10.1109/BTAS46853.2019.9185998]

Ahuja K, Islam R, Barbhuiya F A and Dey K. 2016. A preliminary study of CNNs for iris and periocular verification in the visible spectrum//Proceedings of the 23rd International conference on pattern

- recognition (ICPR). Cancun, Mexico: IEEE: 181-186 [DOI: 10.1109/ICPR.2016.7899630]
- Algashaam F, Nguyen K, Banks J, Chandran V, Do T A and Alkanhal M. 2021. Hierarchical fusion network for periocular and iris by neural network approximation and sparse autoencoder. *Machine Vision and Applications*, 32 (1) : #15 [DOI: 10.1007/s00138-020-01140-y]
- Brito J and Proença H. 2021. A deep adversarial framework for visually explainable periocular recognition//*Proceedings of 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Nashville, USA: IEEE: 1453-1461 [DOI: 10.1109/CVPRW53098.2021.00161]
- Chen J F. 2019. A Deep Learning Based Iris Recognition System. Xiamen: Xiamen University (陈剑峰. 2019. 基于深度学习的虹膜识别系统. 厦门: 厦门大学)
- Chen Y, Gan H M, Zeng Z and Chen H L. 2022. DADCNet: Dual attention densely connected network for more accurate real iris region segmentation. *International Journal of Intelligent Systems*, 37(1): 829-858 [DOI: 10.1002/int.22649]
- Chen Y, Zeng Z, Gan H M, Zeng Y G and Wu W Q. 2021a. Non-segmentation frameworks for accurate and robust iris recognition. *Journal of Electronic Imaging*, 30(3): #033002 [DOI: 10.1117/1.JEI.30.3.033002]
- Chen Y F, Wu C and Wang Y M. 2021b. Whether normalized or not? Towards more robust iris recognition using dynamic programming. *Image and Vision Computing*, 107: #104112 [DOI: 10.1016/j.imavis.2021.104112]
- Choudhary M, Tiwari V and Venkanna U. 2020. Enhancing human iris recognition performance in unconstrained environment using ensemble of convolutional and residual deep neural network models. *Soft Computing*, 24 (15) : 11477-11491 [DOI: 10.1007/s00500-019-04610-2]
- Daugman J G. 1993. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(11): 1148-1161 [DOI: 10.1109/34.244676]
- Gangwar A, Joshi A, Joshi P and Raghavendra R. 2019. DeepIrisNet2: learning deep-IrisCodes from scratch for segmentation-robust visible wavelength and near infrared iris recognition [EB/OL]. [2022-06-24]. <https://arxiv.org/pdf/1902.05390.pdf>
- Jia D D and Shen W Z. 2022. IrisCodeNet: iris feature coding network. *Computer Engineering and Applications*, 58(10): 185-192 (贾丁丁, 沈文忠. 2022. IrisCodeNet: 虹膜特征编码网络. 计算机工程与应用, 58(10): 185-192) [DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2011-0466]
- Kumar A and Passi A. 2010. Comparison and combination of iris matchers for reliable personal authentication. *Pattern Recognition*, 43(3): 1016-1026 [DOI: 10.1016/j.patcog.2009.08.016]
- Liu M K, Wang H M, Li Q and Sun Z N. 2020. Enhanced gray-level image space for iris liveness detection. *Journal of Image and Graphics*, 25(7): 1421-1435 (刘明康, 王宏民, 李琦, 孙哲南. 2020. 增强型灰度图像空间实现虹膜活体检测. 中国图象图形学报, 25(7): 1421-1435) [DOI: 10.11834/jig.190503]
- Liu N F, Zhang M, Li H Q, Sun Z N and Tan T N. 2016. DeepIris: learning pairwise filter bank for heterogeneous iris verification. *Pattern Recognition Letters*, 82: 154-161 [DOI: 10.1016/j.patrec.2015.09.016]
- Lumini A and Nanni L. 2017. Overview of the combination of biometric matchers. *Information Fusion*, 33: 71-85 [DOI: 10.1016/j.inffus.2016.05.003]
- Luo Z D, Li J T and Zhu Y S. 2021. A deep feature fusion network based on multiple attention mechanisms for joint iris-periocular biometric recognition. *IEEE Signal Processing Letters*, 28: 1060-1064 [DOI: 10.1109/LSP.2021.3079850]
- Mishra N K, Kumar S and Singh S K. 2022. MmLwThV framework: a masked face periocular recognition system using thermo-visible fusion. *Applied Intelligence*, 2023, 53(3): 2471-2487 [DOI: 10.1007/s10489-022-03517-0]
- Monro D M, Rakshit S and Zhang D X. 2007. DCT-based iris recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(4): 586-595 [DOI: 10.1109/TPAMI.2007.1002]
- Nguyen K, Fookes C, Jillela R, Sridharan S and Ross A. 2017. Long range iris recognition: a survey. *Pattern Recognition*, 72: 123-143 [DOI: 10.1016/j.patcog.2017.05.021]
- Nie L, Kumar A and Zhan S. 2014. Periocular recognition using unsupervised convolutional RBM feature learning//*Proceedings of the 22nd International Conference on Pattern Recognition*. Stockholm, Sweden: IEEE: 399-404 [DOI: 10.1109/ICPR.2014.77]
- Nirgude M A and Gengaje S R. 2022. Iris recognition system based on convolutional neural network//*ICT with Intelligent Applications*. Singapore, Singapore: Springer: 455-463 [DOI: 10.1007/978-981-16-4177-0_46]
- Park U, Ross A and Jain A K. 2009. Periocular biometrics in the visible spectrum: a feasibility study//*Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems*. Washington, USA: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/BTAS.2009.5339068]
- Phillips P J, Scruggs W T, O' Toole A J, Flynn P J, Bowyer K W, Schott C L and Sharpe M. 2010. FRVT 2006 and ICE 2006 large-scale experimental results. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 32 (5) : 831-846 [DOI: 10.1109/TPAMI.2009.59]
- Proenca H and Neves J C. 2018. Deep-PRWIS: periocular recognition without the iris and sclera using deep learning frameworks. *IEEE*

- Transactions on Information Forensics and Security, 13 (4) : 888-896 [DOI: 10.1109/TIFS.2017.2771230]
- Raffei A F M, Sutikno T, Asmuni H, Hassan R, Othman R M, Kasim S and Riyadi M A. 2019. Fusion iris and periocular recognitions in non-cooperative environment. Indonesian Journal of Electrical Engineering and Informatics, 7 (3) : 543-554 [DOI: 10.52549/ijeei.v7i3.1147]
- Santos G, Grancho E, Bernardo M V and Fiadeiro P T. 2015. Fusing iris and periocular information for cross-sensor recognition. Pattern Recognition Letters, 57: 52-59 [DOI: 10.1016/j.patrec.2014.09.012]
- Smereka J M, Boddeti V N and Kumar B V K V. 2015. Probabilistic deformation models for challenging periocular image verification. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 10(9) : 1875-1890 [DOI: 10.1109/TIFS.2015.2434271]
- Sun Z N, He R, Wang L, Kan M N, Feng J J, Zheng F, Zheng W S, Zuo W M, Kang W X, Deng W H, Zhang J, Han H, Shan S G, Wang Y L, Ru Y W, Zhu Y H, Liu Y F and He Y. 2021. Overview of biometrics research. Journal of Image and Graphics, 26 (6) : 1254-1329 (孙哲南, 赫然, 王亮, 阚美娜, 冯建江, 郑方, 郑伟诗, 左旺孟, 康文雄, 邓伟洪, 张杰, 韩琥, 山世光, 王云龙, 茹一伟, 朱宇豪, 刘云帆, 何勇. 2021. 生物特征识别学科发展报告. 中国图象图形学报, 26(6): 1254-1329) [DOI: 10.11834/jig.210078]
- Talreja V, Nasrabadi N M and Valenti M C. 2022. Attribute-based deep periocular recognition: leveraging soft biometrics to improve periocular recognition//Proceedings of 2022 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. Waikoloa, USA: IEEE: 1141-1150 [DOI: 10.1109/WACV51458.2022.00121]
- Tan C W and Kumar A. 2013. Towards online iris and periocular recognition under relaxed imaging constraints. IEEE Transactions on Image Processing, 22(10) : 3751-3765 [DOI: 10.1109/TIP.2013.2260165]
- Tan D T, Li S C, Chang W W and Li D L. 2020. Multi-feature fusion behavior recognition model. Journal of Image and Graphics, 25(12) : 2541-2552 (谭等泰, 李世超, 常文文, 李登楼. 2020. 多特征融合的行为识别模型. 中国图象图形学报, 25(12): 2541-2552 [DOI: 10.11834/jig.190637])
- Tan T N. 2018. CASIA.v4 database [DB/OL]. [2022-06-01]. <http://biometrics.idealtest.org>
- Verma S, Mittal P, Vatsa M and Singh R. 2016. At-a-distance person recognition via combining ocular features//Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Phoenix, USA: IEEE: 3131-3135 [DOI: 10.1109/ICIP.2016.7532936]
- Vyas R. 2022. Enhanced near-infrared periocular recognition through collaborative rendering of hand crafted and deep features. Multimedia Tools and Applications, 81(7) : 9351-9365 [DOI: 10.1007/s11042-021-11846-4]
- Wang K and Kumar A. 2021. Periocular-assisted multi-feature collaboration for dynamic iris recognition. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 16: 866-879 [DOI: 10.1109/TIFS.2020.3023289]
- Wang Q L, Wu B G, Zhu P F, Li P H, Zuo W M and Hu Q H. 2020. ECA-Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks//Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, USA: IEEE: 11531-11539 [DOI: 10.1109/CVPR42600.2020.01155]
- Wang Y L, Ma J, Li H Q, Zhang M and Sun Z N. 2018. Race classification based on deep features and Fisher vectors of iris texture. Journal of Image and Graphics, 23(1) : 28-38 (王雅丽, 马静, 李海青, 张曼, 孙哲南. 2018. 基于虹膜纹理深度特征和Fisher向量的人种分类. 中国图象图形学报, 23(1): 28-38) [DOI: 10.11834/jig.170219]
- Xu S, Zheng F, Tang J and Bao W X. 2022. Dual branch feature fusion network based gait recognition algorithm. Journal of Image and Graphics, 27(7) : 2263-2273 (徐硕, 郑锋, 唐俊, 鲍文霞. 2022. 双分支特征融合网络的步态识别算法. 中国图象图形学报, 27(7): 2263-2273) [DOI: 10.11834/jig.200730]
- Yang K, Xu Z H and Fei J J. 2021. DualSANet: dual spatial attention network for iris recognition//Proceedings of 2021 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision. Waikoloa, USA: IEEE: 888-896 [DOI: 10.1109/WACV48630.2021.00093]
- Zhang Q, Li H Q, Sun Z N and Tan T N. 2018. Deep feature fusion for iris and periocular biometrics on mobile devices. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 13(11) : 2897-2912 [DOI: 10.1109/TIFS.2018.2833033]
- Zhang Z L, Zhang H, Wang J, Xia Y F, Liu L, Li P P and He Z F. 2022. Region attention mechanism based dual human iris completion technology. Journal of Image and Graphics, 27(5) : 1669-1681 (张志礼, 张慧, 王甲, 夏玉峰, 刘亮, 李佩佩, 何召锋. 2022. 区域注意力机制引导的双路虹膜补全. 中国图象图形学报, 27(5): 1669-1681) [DOI: 10.11834/jig.210795]
- Zhao Z J and Kumar A. 2017a. Towards more accurate iris recognition using deeply learned spatially corresponding features//Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy: IEEE: 3829-3838 [DOI: 10.1109/ICCV.2017.411]
- Zhao Z J and Kumar A. 2017b. Accurate periocular recognition under less constrained environment using semantics-assisted convolutional neural network. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 12 (5) : 1017-1030 [DOI: 10.1109/TIFS.2016.2636093]
- Zhao Z J and Kumar A. 2018. Improving periocular recognition by explicit attention to critical regions in deep neural network. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 13 (12) : 2937-2952 [DOI: 10.1109/TIFS.2018.2833018]

Zhao Z J and Kumar A. 2019. A deep learning based unified framework to detect, segment and recognize irises using spatially corresponding features. Pattern Recognition, 93: 546-557 [DOI: 10.1016/j.patcog.2019.04.010]

作者简介

陈英,男,副教授,主要研究方向为深度学习、图像处理和计

算机视觉。E-mail: c_y2008@163.com

吴文强,男,硕士研究生,主要研究方向为深度学习和计算机视觉。E-mail: 15079176022@163.com

徐亮,男,硕士研究生,主要研究方向为深度学习和计算机视觉。E-mail: xl_0904@163.com

郭书斌,女,本科生,主要研究方向为深度学习和计算机视觉。E-mail: 1335319355@qq.com