



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

先验引导的虹膜图像盲修复算法

王甲, 项刘宇, 黄昱博, 夏玉峰, 田青, 何召锋

引用本文

王甲, 项刘宇, 黄昱博, 夏玉峰, 田青, 何召锋. 先验引导的虹膜图像盲修复算法[J]. 计算机科学, 2023, 50(12): 148-155.

WANG Jia, XIANG Liuyu, HUANG Yubo, XIA Yufeng, TIAN Qing, HE Zhaofeng. [Prior-guided Blind Iris Image Restoration Algorithm](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(12): 148-155.

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)

[基于统一注意力融合网络的耕地变化检测](#)

Detection of Farmland Change Based on Unified Attention Fusion Network

计算机科学, 2023, 50(11A): 221100060-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.221100060>

[基于多模态时-频特征融合的信号调制格式识别方法](#)

Automatic Modulation Recognition Method Based on Multimodal Time-Frequency Feature Fusion

计算机科学, 2023, 50(4): 226-232. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220600242>

[基于特征梯度的调制识别深度网络对抗攻击方法](#)

Feature Gradient-based Adversarial Attack on Modulation Recognition-oriented Deep Neural Networks

计算机科学, 2021, 48(7): 25-32. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210300299>

[基于双重权重偏差建模的无监督域适应](#)

Unsupervised Domain Adaptation Based on Weighting Dual Biases

计算机科学, 2021, 48(2): 217-223. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200700028>

[结合变邻域搜索的竞争Hopfield神经网络解决最大分散度问题](#)

Competitive Hopfield Network Combined with Variable Neighborhood Search for Maximum Diversity Problems

计算机科学, 2010, 37(3): 208-211252.

先验引导的虹膜图像盲修复算法

王甲¹ 项刘宇¹ 黄昱博² 夏玉峰³ 田青⁴ 何召锋¹

1 北京邮电大学人工智能学院 北京 100876

2 北京邮电大学集成电路学院 北京 100876

3 北京邮电大学现代邮政学院(自动化学院) 北京 100876

4 北方工业大学信息学院 北京 100144

(wangj@bupt.edu.cn)

摘要 虹膜识别作为最有潜力的生物特征识别技术之一,已得到广泛应用。然而,现有的虹膜识别系统在图像采集过程中易受外界因素干扰,存在采集的虹膜图像分辨率不足、易模糊等问题。为解决以上问题,提出了一种先验引导的虹膜图像盲修复算法,利用生成对抗网络和虹膜先验知识对低分辨率、运动模糊、离焦模糊等降质因素混合的未知退化虹膜图像进行盲修复。修复网络包括退化去除子网络、先验估计子网络和先验融合子网络,其中先验估计子网络对输入的风格信息进行分布建模,并将其作为先验知识来指导生成网络;先验融合子网络利用注意力融合机制来整合多层级的风格特征,提高了信息的利用率。实验结果表明,所提方法在定性和定量指标上都优于其他算法,实现了退化虹膜的盲修复,提高了虹膜识别的鲁棒性。

关键词 虹膜修复;虹膜识别;虹膜分割;风格信息;注意力融合

中图法分类号 TP391

Prior-guided Blind Iris Image Restoration Algorithm

WANG Jia¹, XIANG Liuyu¹, HUANG Yubo², XIA Yufeng³, TIAN Qing⁴ and HE Zhaofeng¹

1 School of Artificial Intelligence, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

2 School of Integrated Circuits, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

3 School of Modern Post (School of Automation), Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

4 School of Information, North China University of Technology, Beijing 100144, China

Abstract As one of the most potential biometric technologies, iris recognition has been widely used in various industries. However, the existing iris recognition system is easily disturbed by external factors during the image acquisition process, and the acquired iris images have inevitable problems of insufficient resolution and easy blurring. To address these challenges, a prior-guided blind iris image restoration method is proposed, which utilizes the generative adversarial network and iris priors to recover unknown degraded iris images mixed with degradation factors such as low resolution, motion blur, and out-of-focus blur. The network includes a degradation removal sub-network, a prior estimation sub-network, and a prior fusion sub-network. The prior estimation sub-network models the distribution of the style information of the input as prior knowledge to guide the generative network. Besides, the prior fusion sub-network uses an attentive fusion mechanism to integrate multi-level style features, which improves the utilization of information. Experimental results show that the proposed method outperforms other methods in both qualitative and quantitative indexes, achieves blind recovery of degraded irises, and improves the robustness of iris recognition.

Keywords Iris restoration, Iris recognition, Iris segmentation, Style information, Attentive fusion

1 引言

虹膜识别作为最具有潜力的生物特征识别技术之一,因其准确性高、非接触等优势,已在公安司法、金融银行、移动互联网等领域和行业得到广泛应用。

然而,现有的虹膜识别系统在图像采集过程中易受外界因素干扰。如图 1 所示,在人与相机距离为 3~10m 的中远

距离场景中,一方面,相机分辨率不足,难以捕捉足够分辨率的高质量虹膜图像(即虹膜的最小直径应大于 150 像素^[1]);另一方面,虹膜相机成像的景深小(即清晰成像的范围小),当用户处于景深之外或正在移动时,图像易模糊。低分辨率和模糊的低质量虹膜图像会导致虹膜的有效识别区域减小,有效纹理信息减少,同时会影响虹膜预处理如虹膜分割的准确度,导致识别的准确率下降。因此,利用有效的虹膜图像修复

到稿日期:2023-05-29 返修日期:2023-09-13

基金项目:国家自然科学基金(62176025,62106015,U21B2045)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62176025,62106015,U21B2045).

通信作者:何召锋(zhaofenghe@bupt.edu.cn)

方法重建高分辨率、清晰的虹膜区域,可以大大提高虹膜识别系统的鲁棒性。

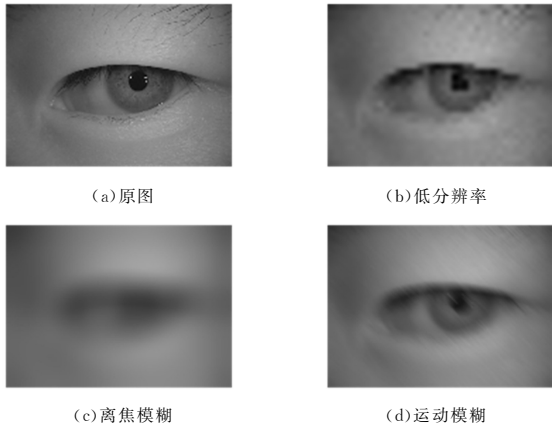


图1 退化图像

Fig. 1 Degraded images

由于虹膜独特的“多自由度”的拓扑结构以及“高熵率”的随机纹理,传统的虹膜图像去模糊^[2-5]、超分辨率方法^[6-7]无法充分利用虹膜图像本身的特征来重建高质量的虹膜图像。而以变分自编码器(Variational Autoencoder, VAE)^[8]和生成对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)^[9]为代表的深度生成模型在理论上取得了重大突破后,极大地推进了通用图像修复领域的进步,也为虹膜图像修复提供了新方法。基于深度生成理论的虹膜图像修复方法最近已经有一些研究成果,例如 Guo 等^[10]应用生成对抗网络对虹膜图像进行固定倍率的超分辨率。Wang 等^[11]将对抗性思想引入了三元组网络,提出了一种新颖的虹膜图像超分辨率架构。Lee 等^[12]提出了一种基于 GAN 的去模糊算法,用于重建更清晰的虹膜图像。但是上述方法仍存在以下问题:1)通常局限于固定的超分辨倍数和模糊核等特定降质因素的恢复,而不能解决退化类型、种类等未知的复杂恢复问题;2)很少考虑到虹膜的具体特性,恢复的虹膜图像与原图缺乏一致性。因此,虹膜图像修复仍然是一个亟待解决的挑战。为解决以上问题,针对问题一,受 Li 等^[13]提出的人脸盲修复概念的启发,本文通过构建包含多种未知降质因素的成对数据集训练生成对抗网络,以实现模型对降质因素的感知和盲去除。针对问题二,虹膜既有特有的拓扑结构(如环状结构等),又具有独特的纹理分布特性(如随机分布性、环向相关性、径向延展性等),在人脸修复上有效的关键点、解析图等先验知识很难有效表示虹膜特征。而近期基于风格的 StyleGAN^[14]的成功表明图像的风格信息中往往包含大量的图像的颜色、形状、纹理等信息,适合于对虹膜图像的细粒度表征。因此,我们可以利用风格先验指导来对虹膜图像修复进行引导。

基于以上分析,我们提出了一种先验引导的虹膜图像盲修复方法,利用随机超分辨倍数、模糊核大小的图像对生成对抗网络进行端到端的训练,以盲恢复低分辨率、运动模糊、离焦模糊等未知退化的虹膜图像。具体来说,该网络主要包括退化去除子网络、先验融合子网络和先验估计子网络。其中,先验估计子网络利用沙漏网络将待生成目标的风格、纹理等信息进行分布建模,将其作为先验知识来指导生成网络,提高生成图像的质量。先验融合子网络提出注意力融合机制来

整合先验知识,将不同尺度的风格纹理信息逐级注入生成网络,减少信息损失。最后,网络采用内容损失、风格损失、感知损失和对抗损失等一致性约束,确保重建图像在拓扑结构和纹理分布特性上与原始图像的一致性。实验表明,我们的虹膜图像修复方法可以显著地感知和盲恢复低分辨、模糊等未知退化的虹膜图像,提升虹膜分割与识别的性能。

本文的贡献如下:

1)提出了一种先验引导的虹膜图像盲修复方法,构建包含多种未知降质因素的成对数据集训练生成对抗网络,实现低分辨率、模糊退化的虹膜图像的盲修复,提高虹膜识别的鲁棒性。

2)将风格信息作为先验知识来指导生成网络,并提出注意力融合机制来整合先验知识,从而提高了生成图像的质量。

3)结合内容损失、风格损失、感知损失和对抗损失等一致性约束,在 CASIA 数据集上相比其他算法得到了更好的修复效果,修复后识别准确率 TAR 提升了 60.98%。

2 相关工作

2.1 深度生成理论

近年来,随着深度学习技术的发展,以变分自编码器和生成对抗网络为代表的深度生成模型在理论上取得了重大突破,一系列能生成高清、逼真图像和视频的算法相继被提出,代表性的算法有 StyleGAN^[14], BigGAN^[15], CycleGAN^[16], StarGAN^[17], Image Transformer^[18]等。近期还出现了更为均衡的基于扩散模型的新的生成范式^[19]。这些算法可以生成以假乱真的高清图像并骗过肉眼。受深度生成理论的启发,图像修复领域也取得了巨大进步。例如,超分辨率领域基于 GAN 提出了 SRGAN^[20], ESRGAN^[21]等方法,去模糊领域提出了 DeblurGAN^[22], DeblurGAN v2^[23]等,相比传统算法取得了极大的提升。

2.2 虹膜图像修复

虹膜图像修复主要包括虹膜图像超分辨率任务和虹膜图像去模糊任务。针对虹膜图像超分辨率任务,与自然图像相比,虹膜纹理随机、复杂,并且个体差异大,这使得虹膜超分辨率任务非常困难。Aljadaany 等^[24]在稀疏表示和字典学习的框架下,使用非参数贝叶斯建模技术对低分辨率虹膜图像进行超分。Zhang 等^[25]提出两种像素级超分辨率方法,即超分辨率卷积神经网络和超分辨率森林,对归一化的虹膜图像进行超分辨率处理,提高了移动终端的虹膜识别效果。Ribeiro 等^[26-27]探索了用于虹膜识别的深度学习图像超分辨率方法,提出了使用深度学习体系结构进行纹理迁移学习的模型,获得了良好的结果。Guo 等^[10]将对抗网络整合到密集连接的网络中,以提升虹膜纹理超分性能。Wang 等^[11]受 SRGAN 的启发,将对抗性思想引入了三元组网络,提出了一种新颖的虹膜图像超分辨率架构。

而对虹膜图像去模糊任务,Huang 等^[5]基于虹膜图像和虹膜采集装置中固有的领域知识,提出了基于虹膜采集的去模糊算法,以提升性能。Alaoui 等^[28]提出了虹膜图像的运动去模糊方法,以使用正则化技术实现高质量的边缘保留图像恢复。Liu 等^[29]提出了去模糊方法来自动提高散焦和运动模糊虹膜图像的质量。Lee 等^[12]提出了一种基于 GAN 的

去模糊算法,用于提高虹膜图像的质量。目前尚未有多任务的虹膜图像盲恢复的工作,生成理论在虹膜增强领域的应用仍需探索。

3 虹膜图像修复算法

本章首先介绍本文所提出的虹膜修复模型,然后介绍模型的先验估计子网络和先验融合模块,最后介绍约束网络的损失函数。

3.1 整体框架

如图2所示,本文提出的基于生成对抗网络的虹膜修复模型包括生成器和判别器两部分,判别器采用ESRGAN^[21]中的方案。

而生成器主要由3部分组成:退化去除子网络、先验融合子网络和先验估计子网络。假定 x 为退化的低分辨率、模糊的输入图像, y 为真实图像, \hat{y} 和 p 分别是输出的高质量虹膜

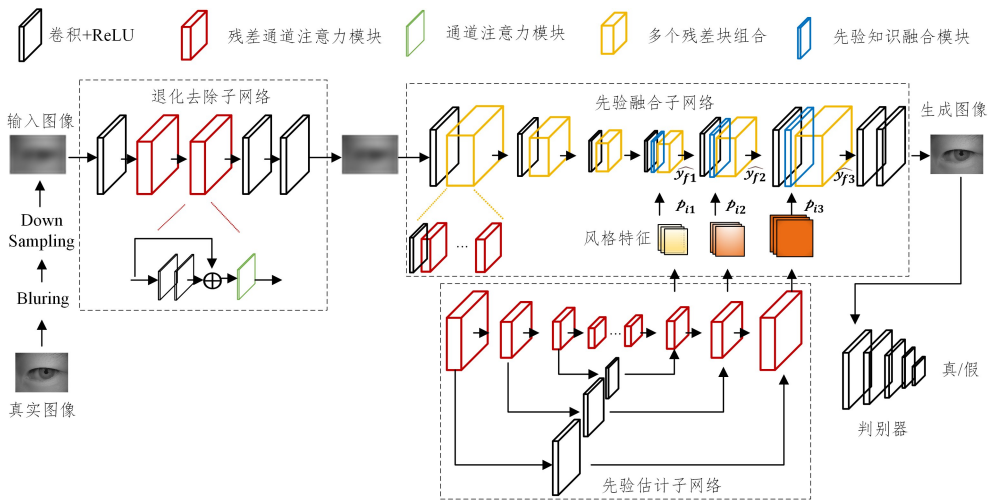


图2 虹膜图像盲修复网络结构图

Fig. 2 Structure diagram of blind restoration network for iris image

3.2 网络结构细节

该部分对生成器的退化去除子网络、先验融合子网络、先验估计子网络和判别器的结构和操作细节进行了描述。

3.2.1 退化去除子网络

在盲恢复任务中,由于退化程度未知,若直接估计先验信息,退化图像可能因未知的严重退化导致先验信息估计错误。因此,如图2所示,本算法首先利用退化去除子网络对退化图像进行粗略的自适应恢复,降低先验知识的预测难度。该子网络首先利用1个卷积层对通道数进行转化,然后使用了包括3个残差网络^[30]和两个卷积层的堆叠,均采用 3×3 的卷积核,通道数量为64。

3.2.2 先验估计子网络

粗略恢复的虹膜图像被发送到两个分支,即先验估计子网络和先验融合子网络。先验估计子网络提取特征并估计虹膜先验信息。虹膜特定的拓扑结构和纹理分布等先验使其具备利用先验知识增益重建效果的可能性。然而,虹膜纹理的随机性决定了对人脸修复有效的关键点、解析图、热力图等很难对虹膜有相同的效果。

近期,基于风格特征的StyleGAN^[14]的成功表明风格特征对图像特征具有更好的表达效果。然而,如何有效利用

图像和先验估计子网络预测的先验信息。输入图像可能因为太模糊而无法进行先验知识估计,所以首先利用退化去除子网络进行特征提取,恢复出粗糙的超分辨率、去模糊的图像。

$$y_c = \mathcal{C}(x) \quad (1)$$

其中, \mathcal{C} 表示退化图像 x 到高分辨率图像 y_c 的映射函数。然后,将 y_c 输入先验估计子网络 \mathcal{P} 和先验融合子网络 \mathcal{F} 中,分别为:

$$p = \mathcal{P}(y_c) \quad (2)$$

$$\hat{y} = \mathcal{F}(y_c, p) \quad (3)$$

其中,先验融合子网络 \mathcal{F} 对 y_c 提取特征,并将先验估计子网络得到的先验知识与提取的特征进行基于注意力机制的软融合,生成更清晰的高质量虹膜图像。将 \hat{y} 送入判别器以判断真假,与生成器相互博弈,迫使生成器生成可以欺骗判别器的逼真图像。

风格信息作为先验知识仍是一个具有挑战性的问题。为了解决该挑战,本文设计了先验估计子网络来提取特征和估计虹膜先验信息,结构如图2所示。同时利用风格损失函数对预测的风格先验进行监督,如图3所示。具体来说,本文采用沙漏(Hourglass, HG)结构^[31]获取不同尺度、不同层次的特征,并使用跳跃连接机制来整合跨尺度的特征并保留不同尺度下的空间信息。

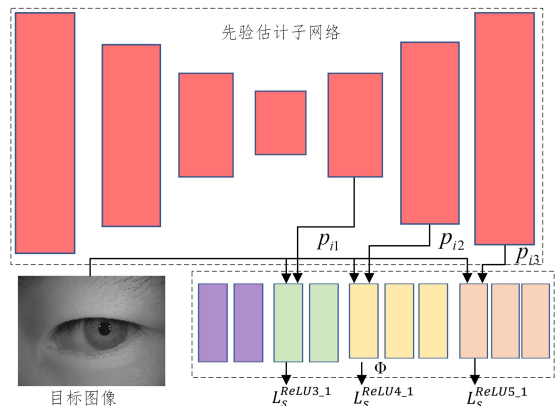


图3 先验信息提取示意图

Fig. 3 Schematic diagram of prior information estimation

根据对 VGG-19^[32] 的研究,卷积网络中尺寸较小、靠前的特征偏向于颜色、形状等信息,而靠后的部分偏向于纹理信息。Gram 矩阵可以有效提取和建模风格特征,因此我们选择基于预训练网络和 Gram 矩阵的风格损失对预测的风格先验进行监督。损失函数的计算式如下:

$$L_s = \|G_i^{\phi}(p_i) - G_i^{\phi}(y)\|_1 \quad (4)$$

其中, G_i^{ϕ} 是由选定的激活图构造的 $C_j \times C_j$ 格拉姆矩阵, C_j 为激活图的通道数,所使用的激活图与感知损失中的相同。 p_{i1} , p_{i2} , p_{i3} 分别是较浅层到较深层,相应的风格损失的神经网络同样是由浅到深,代表着从颜色、形状到纹理的逐级的风格先验。

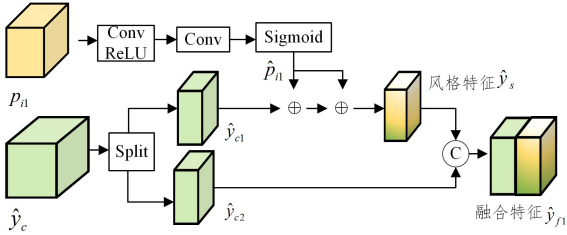


图 4 先验知识融合模块的结构图

Fig. 4 Structure diagram of prior knowledge fusion module

3.2.3 先验融合子网络

先验融合子网络同时接收退化去除子网络的输出特征和先验估计子网络的先验信息,旨在将提取的特征与先验信息进行融合。现有的融合方法通常是将先验知识与特征直接拼接或相加,这可能会忽略存在于风格先验中的特定信息的优先性,导致先验信息未被充分利用。因此,如图 4 所示,我们通过一个新的感知注意融合模块来实现上述目标。令先验估计网络的输出为 p_{i1} , p_{i2} , p_{i3} , y_c 。经过特征提取后得到特征图 \hat{y}_c 。以 p_{i1} 为例,具体操作为首先利用卷积和映射函数对 p_{i1} 进行仿射变换,将风格信息转化为注意力机制中的权重系数 \hat{p}_{i1} ,同时将 \hat{y}_c 均匀切分为具有空间信息的特征 \hat{y}_{c1} 和 \hat{y}_{c2} ,则风格特征 \hat{y}_s 为:

$$\hat{y}_s = \hat{p}_{i1} \odot \hat{y}_{c1} + \hat{p}_{i1} \quad (5)$$

其中, \odot 为点乘。最后,将风格特征 \hat{y}_s 与空间特征 \hat{y}_{c2} 进行拼接,得到了融合后的特征 \hat{y}_{f1} 。

同时, p_{i1} , p_{i2} , p_{i3} 为具有不同尺度、不同颜色、形状和纹理信息的特征图,与先验融合子网络的尺度变换一致,因此利用逐级注入的方式使信息融合更加自然。采用该方式而不是直接与提取到的特征相融合的原因有两个方面:1)关注相关的信息而忽略不相关的信息,明确突出每个虹膜的局部拓扑结构和纹理细节等风格信息,以进行差异恢复;2)直接建立输入与输出之间的依赖关系,以更低的计算代价获得更高的精度。

3.2.4 判别器

本文使用判别器与生成器进行对抗学习,从而逼迫生成器提高生成质量。具体来说,判别器是为了判断生成器生成的图像为假,真实图像为真,从而逼迫生成器生成可以欺骗判别器的逼真图像。本文的判别器结构是基于 ESRGAN^[21],采用 VGG 的网络结构,下采样 5 次,将输入的 224×224 图像转化为 7×7 的特征,最后利用全卷积网络输出图像的判别结果。

3.3 损失函数

本文采用感知损失、风格损失、重构损失和对抗损失来

约束生成器。重建损失用于衡量图像之间像素级的差异,对粗略恢复的中间图像和最终输出的图像同时进行监督,表述式如下:

$$L_r = \|\hat{y} - y\|_1 + 0.1 \times \|\hat{y}_c - y_c\|_1 \quad (6)$$

令判别器为 D_{Re} , 判别器损失定义为:

$$L_{adv}^d = -\mathbb{E}[\log(D_{Re}(y, \hat{y}))] - \mathbb{E}[\log(1 - D_{Re}(\hat{y}, y))] \quad (7)$$

生成器的对抗性损失呈对称形式:

$$L_{adv}^g = -\mathbb{E}[\log(1 - D_{Re}(y, \hat{y}))] - \mathbb{E}[\log(D_{Re}(\hat{y}, y))] \quad (8)$$

为了捕捉高层次的语义并模拟人类对图像的感知,提出使用感知损失^[32],通过在 ImageNet 数据集上^[33]预训练的网络提取虹膜特征图,来计算不同特征之间的差异,其计算式如下:

$$L_p = \sum_i \frac{1}{N_i} \|\Phi_i(\hat{y}) - \Phi_i(y)\|_1 \quad (9)$$

其中, Φ_i 是 VGG-19 骨干网络的第 i 层的激活图,在本文中, Φ_i 对应于 ReLU3_1, ReLU4_1 和 ReLU5_1 的激活图。风格损失用于计算图片之间的风格差异,对风格先验进行约束,如式(4)所示。生成器的总体损失为:

$$L_G = \lambda_1 L_r + \lambda_2 L_p + \lambda_3 L_s + \lambda_4 L_{adv}^g \quad (10)$$

其中, $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$ 分别为重构损失、感知损失、风格损失、对抗损失的权衡参数。

4 实验

本章首先对数据集和实验的细节进行介绍,然后在常用虹膜识别数据库 CASIA 上进行实验,并分别利用生成指标和识别指标对实验结果进行分析,证明了本文方法的有效性。

4.1 数据集

与 Zhang 等^[34]采用的数据集相同,本文使用权威的中科院虹膜数据集中的灯光数据集(CASIA Iris Image Database V4 Lamp, CA4L)和千人数据集(CASIA Iris Image Database V4 Thousand, CA4T),如图 5、图 6 所示。CA4L 包括 822 个类别,共 16 212 幅图像。CA4T 包括 2 000 个类别共 20 000 张图片。将两数据集合并筛选后得到 2 738 个类别、28 089 张虹膜图像的合并数据集用于本次实验。对原始图像进行虹膜检测定位并裁剪,得到分辨率为 224×224 的虹膜图像,如图 7 所示。

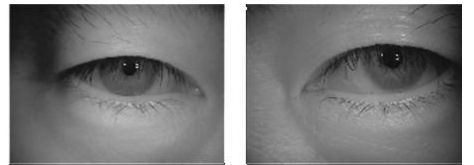


图 5 CASIA 虹膜数据集 V4Lamp

Fig. 5 CASIA iris image database V4 Lamp(CA4L)

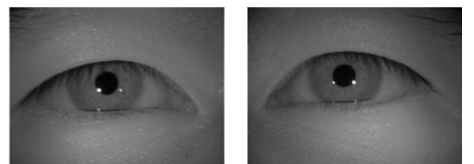


图 6 CASIA 虹膜数据集 V4 Thousand

Fig. 6 CASIA iris image database V4 Thousand(CA4T)

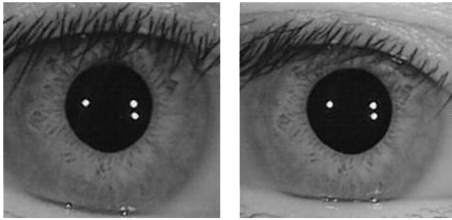


图7 裁剪之后的虹膜图像

Fig. 7 Iris image after cropping

模型主要在生成数据集上训练,这些数据近似于真实的低质量图像。遵循 Li 等^[13]的做法,采用以下退化模型来合成训练数据。

$$x = (y * k_r) \downarrow r \quad (11)$$

其中, $*$ 为卷积操作。高质量图像 y 首先与模糊核 k_r 卷积, 然后进行比例因子 r 的下采样操作。对于每个训练对, 我们分别从 $\{1:4\}, \{3:15\}, \{3:15\}$ 中随机抽取下采样比例因子、运动模糊核、高斯模糊核。测试数据集采用与训练数据相同的合成方式, 测试数据和训练数据集没有重叠。

4.2 实验设置

在训练过程中, 批次加载的图片数量为 16, 学习率最初设置为 0.0001, 每 100000 次迭代衰减一半。Adam^[35] 用作优化器, 其中 $\beta_1 = 0.9, \beta_2 = 0.999, \epsilon = 10^{-8}$ 。除非另有说明, 本文所有实验训练次数均为 100 epoch。使用的深度学习框架为 Pytorch^[36], 版本为 1.17。CPU 为 Intel 至强 E5 2690V4, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX3090。本文采用 4 种损失函数, 采用 4 种损失函数权重用于平衡各损失函数, 根据 SPARNet^[37], $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$ 分别为 1, 0.01, 0.01, 0.1, 具体设置依据请见 4.3.3 节。

4.3 生成指标对比分析

首先, 本文对生成图像的质量进行评估和分析。为更有效地评估本文方法, 将本文方法与目前通用图像修复、人脸图像修复领域先进的修复算法进行了比较, 包括通用超分辨率

算法 (EDSR^[30], RCAN^[38], SRGAN^[20], ESRGAN^[21])、人脸超分辨率算法 (SPARNet^[37], SISN^[39]) 以及去模糊算法 DeblurGAN v2^[23] 进行了定性和定量的比较, 评估的指标包括峰值信噪比 (Peak Signal-to-noise Ratio, PSNR)、结构相似度 (Structural Similarity, SSIM) 和可学习的感知图像块相似度 (Learned Perceptual Image Patch Similarity, LPIPS)。同时, 本文还对比了测试阶段算法所用的时间。为了公平比较, 以上所有算法均在我们提供的数据集上进行了重新训练。

4.3.1 定量比较

表 1 列出了所有方法的定量结果。可以观察到, 本文方法在两个数据集上都实现了最佳的 PSNR, SSIM 和 LPIPS 性能, 并且运算速度更快。本文方法在各个指标上都较为优异, 表明其相比其他方法保留了更多的与真实图像之间的像素级一致性, 说明了本文方法的优越性。

表 1 不同方法的定量对比结果

Table 1 Quantitative comparison results of different methods

方法	PSNR(↑)	SSIM(↑)	LPIPS(↓)	时间/ms
EDSR	34.1544	0.8808	0.1249	88
RCAN	33.5743	0.8789	0.1324	70
SRGAN	32.8499	0.8695	0.1311	80
ESRGAN	30.2892	0.8314	0.1189	154
DeblurGANv2	32.8592	0.8785	0.1185	15
SISN	33.8433	0.8860	0.1090	202
SPARNet	33.3548	0.8818	0.0978	134
本文方法	35.0986	0.8973	0.0871	11

注: 加粗字体为每行的最优值。

4.3.2 定性比较

将不同方法修复的虹膜图像可视化, 以比较定性结果, 如图 8 所示。可以看到, 相比其他方法, 本文方法恢复了更逼真的虹膜结构和纹理, 并在感知上保留了和原始图像的一致性。这表明本文方法针对虹膜图像修复任务的特点, 利用先验知识, 可以更加准确地指导对抗网络生成虹膜的拓扑、纹理等细节。

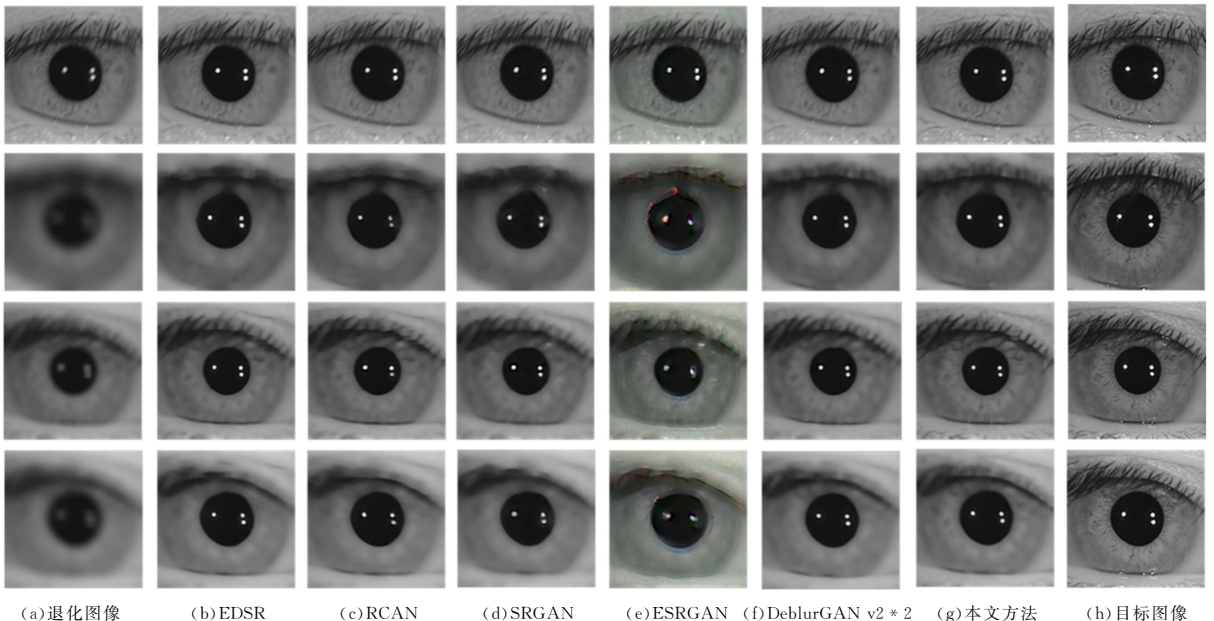


图 8 在 CASIA 上视觉质量的比较结果

Fig. 8 Comparison results of visual quality on CASIA

4.3.3 消融实验

1)网络模块的验证。本文进一步实施消融研究来衡量风格损失、先验融合模块和先验估计子网络的有效性。首先,将同时移除了风格损失、先验融合模块和先验估计子网络的基线模型称为模型 1,将只移除了风格损失而保留了先验融合模块和先验估计子网络的模型称为模型 2,将只移除先验融合模块的模型称为模型 3,将同时移除风格损失和先验融合模块的模型为模型 4,包含了所有模块的模型为最终模型。数据集上的 PSNR,SSIM 和 LPIPS 的性能如表 2 所列。

表 2 消融实验的定量结果

Table 2 Quantitative results of ablation studies

	PSNR(↑)	SSIM(↑)	LPIPS(↓)
模型 1	34.0134	0.8843	0.0973
模型 2	34.5582	0.8943	0.0884
模型 3	34.5456	0.8956	0.0892
模型 4	34.3454	0.8912	0.0903
模型 5	34.2134	0.8872	0.0984
模型 6	34.5621	0.8976	0.0893
模型 7	33.3542	0.8865	0.0902
模型 8	35.1021	0.8923	0.0897
最终模型	35.0986	0.8973	0.0871

注:加粗字体为每行的最优值。

从表中可以看到,相比基线模型 1,模型 4 重建图像的质量得到了较大的提高,表明了先验知识引导对算法具有较大的增益。相比模型 1 和模型 4,模型 2 的性能有较大的提高,

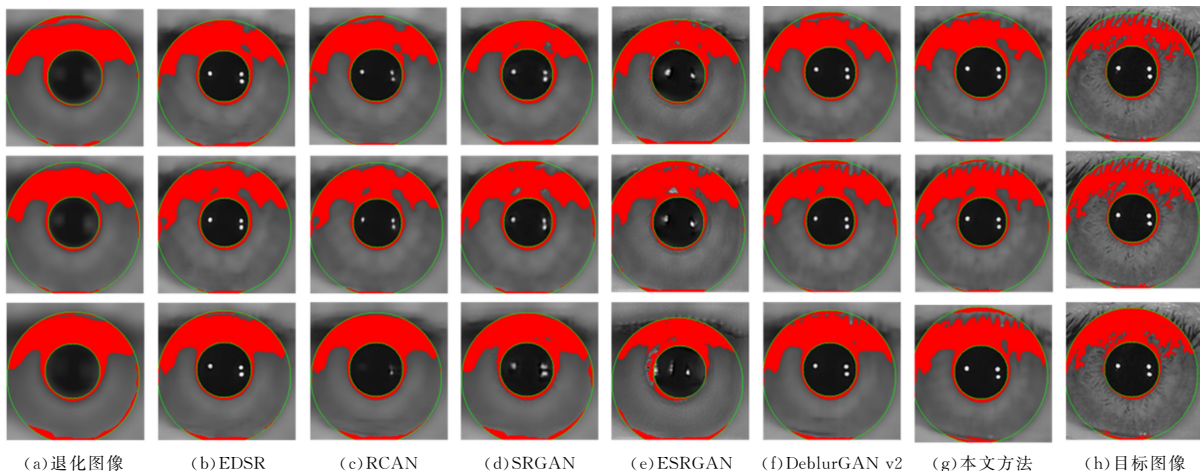
说明了先验融合模块提高了对于先验知识的利用。模型 3 相比模型 1、模型 4 具有优势,表明风格损失加强了对虹膜风格信息的约束。结果证明了所提方法的优越性。

2)损失函数权重设置的验证。本文引入了 4 种损失函数,分别为重构损失、感知损失、风格损失和对抗损失,并增加对应的权重用于平衡各损失函数。其中,真实度对应的主要损失为重构损失,逼真度对应的主要损失为对抗损失。为获得真实度高且逼真的虹膜图像,本文将重构损失的权重设置为 1,并将其作为基本的参照对象,感知损失、风格损失和对抗损失分别设置为 0.01,0.01 和 0.1,使 4 种损失的数值在同一数量级,保持均衡。作为对比,本文将感知损失、风格损失和对抗损失设置为 0.1,0.1 和 0.1(作为模型 5);0.001,0.001 和 0.1(作为模型 6);0.01,0.01 和 1(作为模型 7);0.01,0.01 和 0.01(作为模型 8)。从表 2 可以看出,以上损失函数权重的设置会导致真实度和逼真度受到影响,而本文采用的是较优的设置。

4.4 识别结果对比分析

虹膜修复的主要目的仍然是进行虹膜识别,因此基于以上生成的虹膜图像结果,本文使用 OSIRIS^[40] 进行虹膜分割和虹膜识别的实验,测试不同修复方法的识别能力。

为了验证本文方法在提高虹膜分割准确度方面的有效性,本文对各种方法重建的虹膜图像进行了分割,如图 9 所示。



(a)退化图像 (b)EDSR (c)RCAN (d)SRGAN (e)ESRGAN (f)DeblurGAN v2 (g)本文方法 (h)目标图像

注:红色部分为分割背景,即非虹膜区域。

图 9 虹膜分割结果(电子版为彩图)

Fig.9 Iris segmentation results

可以发现,修复之后的图像分割结果相比未修复的分割结果更加准确,说明本文方法很好地缓解了低分辨率、模糊等因素造成虹膜分割不准确的问题,有利于提高虹膜识别的性能。并且相比其他方法,本文方法得到了目前最好的虹膜分割结果,说明本文方法相比其他方法在虹膜图像盲修复方面具有较大的优势。

为验证本文方法对于虹膜识别的有效性,本文使用 OSIRIS 虹膜识别算法,对修复后的虹膜图像结果进行了测试。ROC 曲线如图 10 所示,其中图例标注了不同方法图像修复之后的识别结果,展示了修复之后的虹膜图像的曲线始终高于未修复虹膜图像的曲线,修复之后的虹膜图像的识别性能优于退化图像。匹配精度如表 3 所列,退化图像的识别率是 19.92%,本文方法修复之后为 80.90%,显著提高了

60.98%,这证明了本文提出的通过虹膜修复提升虹膜识别结果的可行性与有效性。

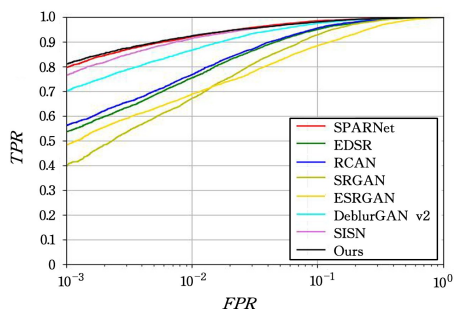


图 10 识别性能测试

Fig.10 Recognition performance test

表3 识别性能对比

Table 3 Performance recognition comparison

方法	TAR(0.1%FAR)	EER/%
未修复	19.92	11.53
EDSR	53.56	7.05
RCAN	56.08	6.79
SRGAN	39.60	8.53
ESRGAN	48.16	10.93
DeblurGAN v2	69.95	4.92
SISN	76.42	3.97
SPARNet	79.48	3.96
本文方法	80.90	3.94
原始图像	93.23	2.74

注:加粗字体为每列的最优值。

同时,在所有的虹膜修复方法中,本文方法的 ROC 曲线、识别性能均优于其他方法,表明了本文算法完全适用于虹膜图像修复任务,极大提高了虹膜识别的鲁棒性。

结束语 本文提出了一种虹膜先验引导的虹膜图像盲修复算法,可以修复低分辨率、运动模糊、离焦模糊等未知退化的虹膜图像,提高虹膜识别的鲁棒性。基于虹膜先验知识可以指导生成网络,本文利用沙漏网络将待生成目标的风格、纹理等信息进行分布建模,以提高生成图像的质量。并且,本文提出了注意力融合机制来整合先验知识,将不同尺度的风格纹理信息逐级注入生成网络,以提高先验信息的利用率。经过 CASIA 虹膜数据集的充分测试,验证了本文方法对低分辨、模糊的未知退化的虹膜图像具有良好的修复作用,可以提高虹膜的识别准确率。同时,由于本文算法针对具有先验特性的虹膜图像设计,因此理论上也可以用于具有相同性质的图像,如人脸图像、单一场景的遥感图像等。下一步,一方面我们将研究面向真实世界的具有更复杂的退化要素的高效盲修复算法,将中远距离虹膜识别系统推向实用;另一方面,我们会尝试将相关算法拓展到更多的图像恢复任务,将其应用于更多的应用场景。

参考文献

- [1] DAUGMAN J. How iris recognition works [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(1): 21-30.
- [2] FERGUS R, SINGH B, HERTZMANN A, et al. Removing camera shake from a single photograph[C]// ACM Siggraph 2006 Papers. ACM, 2006.
- [3] LEVIN A, FERGUS R, DURAND F, et al. Image and depth from a conventional camera with a coded aperture [J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): 70-es.
- [4] SHAN Q, JIA J, AGARWALA A. High-quality motion deblurring from a single image [J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 1-10.
- [5] HUANG X, REN L, YANG R. Image deblurring for less intrusive iris capture [C]// 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2009: 1558-1565.
- [6] 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. IEEE, 2016: 1-8.
- [7] ALONSO-FERNANDEZ F, FARRUGIA R A, BIGUN J. Iris super-resolution using iterative neighbor embedding [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. IEEE, 2017: 153-161.
- [8] KINGMA D P, WELING M. Auto-encoding variational bayes [J]. arXiv:1312.6114, 2013.
- [9] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets [C]// Advances in Neural Information Processing Systems. 2014: 2672-2680.
- [10] GUO Y, WANG Q, HUANG H, et al. Adversarial iris super resolution [C]// 2019 International Conference on Biometrics. IEEE, 2019: 1-8.
- [11] WANG X, ZHANG H, LIU J, et al. Iris image super resolution based on GANs with adversarial triplets [C]// Chinese Conference on Biometric Recognition. Springer, 2019: 346-353.
- [12] LEE M B, KANG J K, YOON H S, et al. Enhanced iris recognition method by generative adversarial network-based image reconstruction [J]. IEEE Access, 2021, 9: 10120-10135.
- [13] LI X, CHEN C, ZHOU S, et al. Blind face restoration via deep multi-scale component dictionaries [C]// European Conference on Computer Vision. Springer, 2020: 399-415.
- [14] KARRAS T, LAINE S, AILA T. A style-based generator architecture for generative adversarial networks [C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2019: 4401-4410.
- [15] BROCK A, DONAHUE J, SIMONYAN K. Large scale GAN training for high fidelity natural image synthesis [C]// International Conference on Learning Representations. 2018.
- [16] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 2017: 2223-2232.
- [17] CHOI Y, CHOI M, KIM M, et al. Stargan: Unified generative adversarial networks for multi-domain image-to-image translation [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2018: 8789-8797.
- [18] PARMAR N, VASWANI A, USZKOREIT J, et al. Image transformer [C]// International Conference on Machine Learning. PMLR, 2018: 4055-4064.
- [19] SOHL-DICKSTEIN J, WEISS E, MAHESWARANATHAN N, et al. Deep unsupervised learning using nonequilibrium thermodynamics [C]// International Conference on Machine Learning. PMLR, 2015: 2256-2265.
- [20] LEDIG C, THEIS L, HUSZÁR F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2017: 4681-4690.
- [21] WANG X, YU K, WU S, et al. Esrgan: Enhanced super-resolution generative adversarial networks [C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision Workshops. Springer, 2018.
- [22] KUPYN O, BUDZAN V, MYKHAILYCH M, et al. Deblurgan:

- Blind motion deblurring using conditional adversarial networks [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE,2018;8183-8192.
- [23] KUPYN O,MARTYNIUK T,WU J,et al. Deblurgan-v2:Deblurring (orders-of-magnitude) faster and better[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. IEEE,2019;8878-8887.
- [24] ALJADAANY R,LUU K,VENUGOPALAN S,et al. Iris super-resolution via nonparametric over-complete dictionary learning[C]// 2015 IEEE International Conference on Image Processing. IEEE,2015;3856-3860.
- [25] ZHANG Q,LI H,HE Z,et al. Image super-resolution for mobile iris recognition [C]//Chinese Conference on Biometric Recognition. Springer,2016;399-406.
- [26] RIBEIRO E,UHL A,ALONSO-FERNANDEZ F,et al. Exploring deep learning image super-resolution for iris recognition [C]//2017 25th European Signal Processing Conference. Greece,IEEE,2017;2176-2180.
- [27] RIBEIRO E,UHL A. Exploring texture transfer learning via convolutional neural networks for iris super resolution[C]// 2017 International Conference of the Biometrics Special Interest Group. IEEE,2017;1-5.
- [28] ALAOU F,ASSID K,DEMBELE V,et al. Application of blind deblurring algorithm for iris biometric [J]. International Journal of Computer Applications,2013,79(3):11-15.
- [29] LIU J,SUN Z,TAN T. A novel image deblurring method to improve iris recognition accuracy[C]// IEEE International Joint Conference on Biometrics. IEEE,2011;1-8.
- [30] LIM B,SON S,KIM H,et al. Enhanced deep residual networks for single image super-resolution[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. IEEE,2017;136-144.
- [31] CHEN Y,SHEN C,WEI X,et al. Adversarial poseNet: A structure-aware convolutional network for human pose estimation [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE,2017;1212-1221.
- [32] JOHNSON J,ALAH I A,FEI-FEI L. Perceptual losses for real-time style transfer and super-resolution[C]// European Conference on Computer Vision. Springer International Publishing,2016;694-711.
- [33] RUSSAKOVSKY O,DENG J,SU H,et al. Imagenet large scale visual recognition challenge [J]. International Journal of Computer Vision,2015,115(3):211-252.
- [34] ZHANG Z,ZHANG H,WANG J,et al. Region attention mechanism based dual human iris completion technology [J]. Journal of Image and Graphics,2022,27(5):1669-1681.
- [35] KINGMA D P,BA J. Adam: A method for stochastic optimization [J]. arXiv:1412.6980,2014.
- [36] PASZKE A,GROSS S,MASSA F,et al. Pytorch: An imperative style, high-performance deep learning library [J]. Advances in Neural Information Processing Systems,2019,32:8026-8037.
- [37] CHEN C,GONG D,WANG H,et al. Learning spatial attention for face super-resolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2020,30:1219-1231.
- [38] ZHANG Y,LI K,LI K,et al. Image super-resolution using very deep residual channel attention networks[C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Springer,2018:286-301.
- [39] LU T,WANG Y,ZHANG Y,et al. Face hallucination via split-attention in split-attention network [C]// Proceedings of the 29th ACM International Conference on Multimedia. 2021;5501-5509.
- [40] OTHMAN N,DORIZZI B,GARCIA-SALICETTI S. OSIRIS: An open source iris recognition software [J]. Pattern Recognition Letters,2016,82:124-131.



WANG Jia, born in 1996, Ph.D candidate, is a member of China Computer Federation. His main research interests include computer vision, image restoration, and iris recognition.



HE Zhaofeng, born in 1982, Ph.D, professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include computer vision, biometrics, and reinforcement learning.

(责任编辑:喻藜)