

DOI: 10.13382/j.jemi.B2206033

# 基于结构相似约束生成对抗网络的 视网膜 OCT 图像去噪算法

谢巧雪<sup>1,2</sup> 马宗庆<sup>1,2</sup> 祝连庆<sup>1,2</sup> 朱 疆<sup>1,2</sup>

(1. 北京信息科技大学光电测试技术及仪器教育部重点实验室 北京 100192;

2. 北京信息科技大学生物医学检测技术及仪器北京实验室 北京 100192)

**摘要:** 光学相干断层扫描 (OCT) 图像中存在的散斑噪声会掩盖视网膜重要的形态学细节, 妨碍视网膜病变的观察和临床诊断。提出了一种基于结构相似约束生成对抗网络的视网膜 OCT 图像去噪算法, 基于残差策略改进生成对抗网络模型结构, 并融合结构相似性损失约束模型优化, 实现散斑噪声抑制, 同时增强对视网膜结构细节的保留。在杜克大学发布的 SD-OCT 公开数据集上的实验表明, 所提算法的峰值信噪比和边缘保持指数分别为 28.08 和 0.960, 优于所对比的其他去噪方法, 且适用于其他来自 A2A SD-OCT 研究的公开数据集。

**关键词:** 光学相干断层成像; 视网膜; 图像去噪; 生成对抗网络; 结构相似损失

**中图分类号:** TP391; TH74 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

## Retinal OCT image denoising based on structural similarity constrained generative adversarial network

Xie Qiaoxue<sup>1,2</sup> Ma Zongqing<sup>1,2</sup> Zhu Lianqing<sup>1,2</sup> Zhu Jiang<sup>1,2</sup>

(1. Key Laboratory of the Ministry of Education for Optoelectronic Measurement Technology and Instrument, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China; 2. Beijing Laboratory of Biomedical Testing Technology and Instruments, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China)

**Abstract:** Speckle noise in optical coherence tomography (OCT) images obscures important morphological details, and hinders the clinical observation and diagnosis of retinal lesions. A structural similarity constrained generative adversarial network (SSGAN) is proposed for retinal OCT image denoising. The proposed SSGAN utilizes the residual strategy to improve the structure of original generative adversarial network, and incorporates the structural similarity index measure loss into the objective function to achieve more structural constraints while suppressing speckle noise. The experiments on the SD-OCT public dataset published by Duke University show that the peak signal-to-noise ratio and edge preserve index of the proposed method are 28.08 and 0.960 respectively, outperforming the other denoising comparison methods. Further experiments demonstrate that the proposed method can be easily applied to other public datasets from the A2A SD-OCT study.

**Keywords:** optical coherence tomography; retina; image denoising; generative adversarial network; structural similarity loss

## 0 引言

光学相干断层扫描 (optical coherence tomography, OCT) 是一种无创伤、高分辨率光学成像技术, 能提供微米级的生物组织三维结构图像, 是眼科疾病临床诊断和

评估的重要工具之一<sup>[1]</sup>。视网膜病变区域的 OCT 图像会在层间结构上显示出不同的形态学特征, 为眼科医生提供了重要的疾病诊断依据<sup>[2-3]</sup>。然而实际临床应用中, 通过 OCT 技术获得的视网膜图像会受到散斑噪声的干扰<sup>[4-5]</sup>。散斑噪声大大降低了图像的分辨率和对比度, 往往会掩盖视网膜细微而重要的形态细节, 不利于视网膜

收稿日期: 2022-11-22 Received Date: 2022-11-22

\* 基金项目: 国家自然科学基金 (61975019)、北京市教育委员会科技计划重点项目 (KZ202011232050)、北京信息科技大学校科研基金 (2021XJJ10) 项目资助

疾病的临床观察和诊断<sup>[6-7]</sup>,因此有效抑制 OCT 图像中的散斑噪声至关重要。

在临床应用中,帧平均是眼科 OCT 仪器最常用的散斑噪声抑制方法<sup>[8]</sup>。该方法从同一位置获取多个重复的 B 扫描后进行配准和平均,从而得到高质量的图像。这种方法弊端在于数据采集速度慢,且重复扫描过程中人的眼球运动不利于配准,容易导致平均后的图像出现伪影。利用数字图像处理算法,在空域和频域上对 OCT 图像进行后处理分析,可以实现降噪的功能<sup>[5]</sup>,这些方法包括基于块匹配的方法<sup>[9-10]</sup>、基于稀疏表示的方法<sup>[11-13]</sup>等。其中块匹配方法对 OCT 图像中的加性噪声有明显的抑制效果,但对乘性噪声的抑制效果不理想。基于稀疏变换的方法通过向量表示图像块,可能会破坏像素之间的相关性,模糊图像块的细节结构,因此去噪效果并不理想。

深度学习作为图像处理领域的新兴技术,被引入到 OCT 图像分析中<sup>[14]</sup>,尤其是卷积神经网络(convolutional neural network, CNN),被成功应用于去除 OCT 图像中的散斑噪声<sup>[15-16]</sup>。Li 等<sup>[16]</sup>提出一种深度卷积神经网络(deep convolutional neural network, DnCNN),通过增加网络深度并结合残差策略抑制噪声,主要用于去除高斯噪声等加性噪声,但解决散斑噪声问题的能力不强。Abbasi 等<sup>[17]</sup>提出一种多输入全卷积网络(multi-input fully convolutional network, MIFCN),该算法利用相邻 OCT 图像之间的高关联性和互补性信息,逐像素融合多个全卷积网络后取平均得到去噪图像。该方法容易出现过度平滑的问题,导致视网膜区域部分关键信息的丢失。除 CNN 之外,生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)<sup>[18]</sup>也被应用到 OCT 图像去噪任务中<sup>[19-21]</sup>。Ma 等<sup>[22]</sup>基于条件生成对抗网络(conditional generative adversarial network, cGAN),结合边缘损失函数实现 OCT 图像中散斑噪声的抑制,增强了对视网膜边缘细节的关注,但对视网膜的层间结构信息缺少针对性的保护。生成对抗网络的变体结构同样被应用于 OCT 图像去噪任务中。贺玉华等<sup>[23]</sup>提出一种基于 cGAN 的方法,通过学习有噪图像到无噪图像的映射实现去噪过程,在无噪图像的指导下规范和约束抑制噪声的任务,但该方法在散斑噪声强度较高的情况下去噪效果仍需进一步提高。Zhou 等<sup>[24]</sup>及蔡鑫鑫等<sup>[25]</sup>基于循环一致性生成对抗网络(cycle-consistent generative adversarial networks, Cycle-GAN)实现 OCT 图像去噪,但其实现步骤复杂耗时。一些研究进一步改进 GAN 模型,借助 GAN 生成对抗的优势实现半监督或无监督学习<sup>[26-28]</sup>。然而,基于半监督或无监督学习模型的去噪性能通常低于有监督学习模型。此外,Huang 等<sup>[29]</sup>提出一种同时对 OCT 图像进行去噪和超分辨率重建的方法(simultaneously denoise and

super-resolve OCT, SDSR-OCT),该方法从不同分辨率考虑优化视网膜 OCT 图像去噪任务,但其网络结构相对较复杂,耗时间长。Kande 等<sup>[30]</sup>在 GAN 中融合 Siamese 网络得到一个新的深度生成模型(SiameseGAN),生成更接近真实图像的去噪图像,与 SDSR-OCT 方法类似,该方法也具有较复杂的网络结构,导致训练和测试阶段花费的时间较长。

总的来说,与传统去噪方法相比,基于深度学习方法的去噪效果更理想,但大多数方法主要聚焦于散斑噪声的消除,即减少均匀的颗粒状外观。虽然平滑均匀区域是 OCT 去噪的主要目的,但值得注意的是视网膜图像的结构层次和边缘细节是医生进行疾病诊断时最重要的参考信息。因此去噪的同时保留视网膜区域的结构细节是视网膜 OCT 去噪算法的重要需求。对此,Qiu 等<sup>[31]</sup>结合结构相似性(structural similarity index measure, SSIM)损失函数训练深度神经网络模型,保留视网膜不同层的结构信息。尽管该方法取得不错的去噪性能,但其处理的图像中噪声级别较低。因此,在 OCT 图像中含有较高级别的散斑噪声时,需要进一步探索如何能同时抑制散斑噪声并保留视网膜区域的结构信息。

基于上述问题,本文提出一种基于结构相似约束生成对抗网络(structural similarity constrained generative adversarial network, SSGAN)的视网膜 OCT 图像去噪模型。SSGAN 模型的生成器由去噪编码器和去噪解码器组成,本文结合残差策略重点改进编码器和解码器结构,提取图像中不同深度的语义信息,更好地保留重要的结构信息。同时,本文结合结构相似性损失函数改进 SSGAN 模型的学习策略,促使去噪模型在对抗训练过程中对视网膜区域的结构信息更加敏感,从而在抑制散斑噪声的同时实现对视网膜区域结构信息的充分保留,得到高质量的视网膜 OCT 去噪图像。本文主要创新点如下:

- 1) 提出了一种基于结构相似约束生成对抗网络模型,利用残差策略改进生成器结构,使其更适用于去除噪声和保留结构信息的任务中;

- 2) 在损失函数中引入 SSIM 损失,以此来约束模型训练方向,实现抑制散斑噪声的同时增强对结构信息的保护。

## 1 GAN 原理

GAN<sup>[18]</sup>是采用对抗过程估计生成模型的网络,由生成器  $G$  和判别器  $D$  组成。原始 GAN 网络模型是无监督的,本文采用 GAN 的变体模型——cGAN<sup>[32]</sup>进行有监督学习,通过增加约束条件指导数据生成过程,加快模型训练的收敛速度,使得生成的样本符合预期。

条件生成对抗网络原理如图 1 所示,在本文的应用中, $z$  代表噪声 OCT 图像, $x$  表示对应的真实无噪声图像, $c$  代表额外输入的条件信息。在  $G$  和  $D$  的迭代训练下,充分学习从  $z$  到  $x$  的映射。在训练过程中, $G$  的目标是生成更接近参考图像的生成图像来尽可能地欺骗  $D$ ,而  $D$  的目标是不断地改进自己,从而更准确地辨别出生成图像  $G(z)$  和真实图像  $x$  之间的差异。这个过程是一个最大最小优化问题:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\log(D(x))] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (1)$$

其中, $E$  表示期望值, $p_{data}(x)$  和  $p_z(z)$  分别代表真实数据分布和噪声数据分布。训练过程中,在  $G$  确定的情况下, $D$  通过最大化实现更新;在  $D$  确定的情况下, $G$  通过最小化实现优化。最终,条件生成对抗网络交替更新足够多的迭代后, $G$  能充分学习到真实图像的数据分布,学习能力不断增强,最终生成高质量的 OCT 图像。

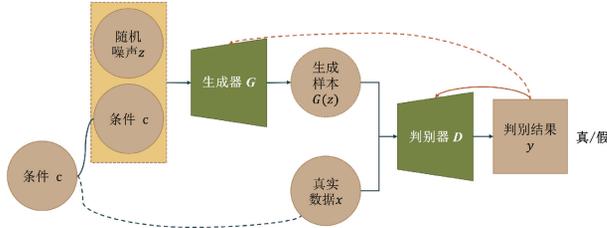


图 1 条件生成对抗网络原理  
Fig. 1 Principle of cGAN

## 2 基于结构相似约束生成对抗网络的去噪模型

本文所提 SSGAN 去噪模型的整体架构如图 2 所示。SSGAN 主要对去噪编码器和解码器的结构进行了优化与改进,使得模型既能聚焦深层次结构信息,又能保留其他关键信息,如边缘信息等。其中,生成器由去噪编码器和去噪解码器组成,均基于残差策略构建。去噪编码器提取输入噪声图像的深层次语义特征,去噪解码器恢复图像分辨率,并输出生成的去噪图像。同时,生成的去噪图像和真实图像一同输入基于全卷积神经网络的判别器中进行判别,得出的真假结论反馈给生成器,促使生成器生成更接近真实图像的去噪图像。

### 2.1 生成器

生成器的结构如图 3 所示,由去噪编码器和去噪解码器两部分构成,去噪编码器和去噪解码器的具体实现介绍如下。

#### 1) 去噪编码器

去噪编码器由 4 个如图 4 所示的密集残差块

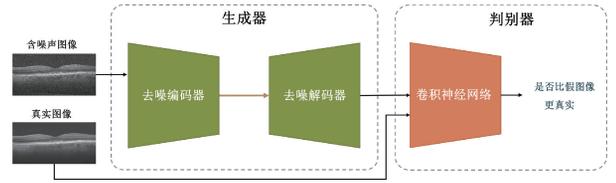


图 2 SSGAN 框架图  
Fig. 2 Framework of the proposed SSGAN

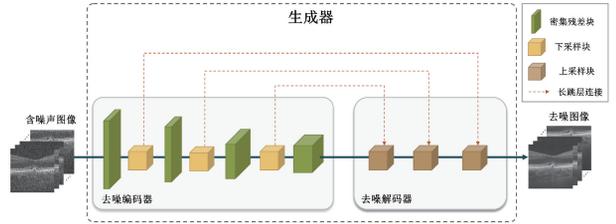


图 3 SSGAN 生成器的详细结构  
Fig. 3 The detailed architecture of the generator of SSGAN

(residual-in-residual dense block, RRDB)<sup>[33]</sup> 和 3 个下采样块组成,是生成器中提取输入噪声图像特征的核心模块。每个 RRDB 由两个密集块(dense block)组成,密集块的每个激活层之前增加批处理归一化层(batch normalization, BN)以避免模型训练时过拟合。两个密集块组成一个特征提取块,并且通过残差比例参数  $\beta$  和多级残差策略相结合,增加网络模型的训练深度,提取深层次的结构特征。为了压缩提取的特征,增强对高层次的图像语义理解,除了最后一个 RRDB 之外,在每个 RRDB 后增加了一个下采样模块。如图 5(a)所示,下采样模块采用了文献[34]中下投影单元所示结构,并在其基础上增加了一个  $1 \times 1$  的卷积层。

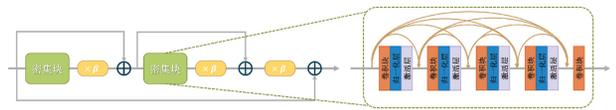


图 4 SSGAN 中密集残差块的结构  
Fig. 4 The RRDB structure in the proposed SSGAN

#### 2) 去噪解码器

去噪解码器以去噪编码器的输出作为输入,并由 3 个上采样块组成。如图 5(b)所示,上采样块的结构与下采样块相似,只是卷积和解卷积操作的次序不同。基于残差策略,通过短跳层连接交互卷积层和反卷积层之间的信息,编码器与解码器之间的长跳层连接用来将上采样块的输出与去噪编码器中相同维度的 RRDB 输出连接起来,以恢复在特征提取过程中可能丢失的细节信息。

### 2.2 判别器

如图 6 所示,SSGAN 的判别器采用全卷积架构,共



另外两个数据集。其中,第2个数据集 Dataset-2<sup>[37]</sup>由17对正常或患有 AMD 疾病的视网膜 OCT 图像组成。第3个数据集 Dataset-3 也来自 A2A SD-OCT 研究<sup>[38]</sup>,共包含20张含噪声的视网膜 OCT 图像,分辨率为 568×744(高×宽),但无对应的无噪声参考图像。

本文所使用的深度学习框架是 Pytorch,在 Ubuntu 的 16 GB TITAN X GPU 上完成模型的训练和测试。生成器中的残差比例参数  $\beta = 0.2$ 。训练阶段使用  $\beta_1 = 0.9$  和  $\beta_2 = 0.999$  的 Adam 优化器优化 SSGAN 模型。初始学习率为 0.001,批量大小为 1。损失函数的权值分别为  $\alpha = 0.05, \gamma = 0.05$ ,模型收敛后结束训练。

### 3.2 评价指标与对比方法

#### 1) 评价指标

为了定量分析所提方法的去噪性能,选择了4个评价指标,即峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)、结构相似性指数(SSIM)、边缘保持指数(edge preservation index, EPI)和对比度-噪声比(contrast-to-noise-ratio, CNR),从全局和局部两个维度进行评价。

PSNR 是全局性评价指标,计算生成器生成图像与参考图像之间的相似性,单位为 dB。具体定义如下:

$$PSNR = 20 \times \lg\left(\frac{MAX_I}{MSE}\right) \quad (10)$$

其中,  $MSE$  表示两幅图像之间的均方差,  $MAX_I$  代表图像  $I$  的最大强度值。SSIM 是衡量两幅图像之间结构相似性的指标,对图像的局部结构和对比度变化敏感,可以评价图像在人类视觉感知中的表现<sup>[35]</sup>,具体定义与式(8)保持一致。

EPI 用来衡量图像处理后对边缘细节的保留程度,具体定义如下:

$$EPI = \frac{\sum_i \sum_j |I_d(i+1, j) - I_d(i, j)|}{\sum_i \sum_j |I_n(i+1, j) - I_n(i, j)|} \quad (11)$$

其中,  $I_d$  和  $I_n$  分别代表去噪图像和噪声图像,  $i$  和  $j$  表示图像  $I$  的纵向和横向的坐标。OCT 图像的前景视网膜区域需要重点关注,因此实验验证时只计算了视网膜区域的 SSIM 和 EPI,摒弃背景区域的干扰。

CNR 是局部性评价指标,用于分析感兴趣区域(regions of interest, ROIs)并评估所选 ROIs 和背景区域之间的对比度,具体定义如下:

$$CNR = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left[ 10 \lg \left( \frac{|\mu_i - \mu_b|}{\sqrt{\sigma_i^2 + \sigma_b^2}} \right) \right] \quad (12)$$

其中,  $m$  是所选 ROIs 的数量,  $\mu_i$  和  $\sigma_i$  分别代表第  $i$  个信号 ROIs 的均值和方差,  $\mu_b$  和  $\sigma_b$  分别代表背景区域的均值和方差。

#### 2) 对比方法

本文所提出的 SSGAN 与传统的去噪方法和基于深度学习的去噪方法进行了比较,对比方法包括非局部平均(non-local means, NLM)<sup>[9]</sup>方法、块匹配和三维滤波(block-matching and 3D filtering, BM3D)<sup>[10]</sup>方法、DnCNN<sup>[15]</sup>、MIFCN<sup>[17]</sup>以及 SDRS-OCT<sup>[29]</sup>。NLM 和 BM3D 是基于块匹配思想的传统去噪方法,3种深度学习方法在引言部分已介绍。对于前两种传统方法,本文采用 Python scikit-image 库中的内置函数实现,并通过实验调整参数以获得最优去噪结果。对于后3种基于深度学习的方法,根据论文中提供的公开代码实现,与本文所提出的 SSGAN 使用相同训练集和测试集。

### 3.3 实验结果与分析

#### 1) 去噪性能对比与分析

本实验在 Dataset-1 上验证 SSGAN 在视网膜 OCT 图像去噪上的可行性,并与第 3.2 节中介绍的5种图像去噪方法进行定性定量评估。图7是 SSGAN 和5个对比方法的对比结果图。在每张图像中手动选择了5个区域来计算 CNR,包括4个前景 ROIs 和1个背景区域。图中细线框对应选取的前景区域,粗线框对应选区的背景区域。图7放大选择的4个 ROIs 以显示去噪图像的更多细节,便于评价各个方法的细节保护能力。

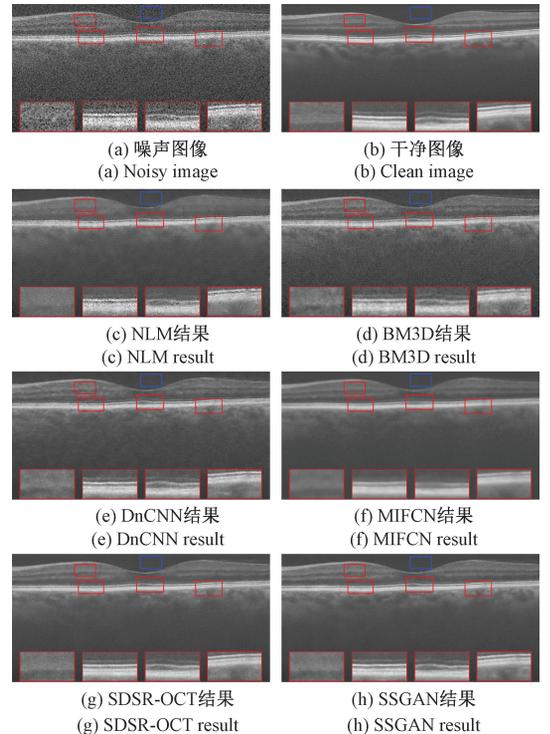


图7 在 Dataset-1 上视网膜 OCT 图像的对比结果

Fig. 7 Comparisons of the retinal OCT images on Dataset-1

整体来看,使用 SSGAN 方法获得的图像质量整体优于参考方法。从图7中可以观察到,NLM 和 BM3D 方法

处理后的图像仍存在散斑现象,并且图像在视网膜的内层和边界附近有伪影。基于深度学习方法的整体去噪效果优于 NLM 和 BM3D,验证了深度学习模型在 OCT 图像去噪上的可行性和有效性。但 DnCNN 不能完全抑制图像中的散斑噪声,生成的图像对比度低且视网膜层结构模糊。MIFCN 得到的图像存在过度平滑的现象,放大的 ROIs 图像中可以看到视网膜层间的边缘结构被破坏。SDSR-OCT 取得了较为理想的结果,不仅能较好地抑制了散斑噪声,而且在一定程度上保留了视网膜的形态学细节。但在对比度较低的图像中,SDSR-OCT 对视网膜结构的保护能力仍需增强。与对比方法相比,所提出的 SSGAN 能有效地消除大部分散斑噪声,充分保留视网膜结构信息,放大后的 ROIs 仍具有清晰的层边界,对比度更高,整体视觉效果最优。

表 1 给出了不同去噪方法在 Dataset-1 上进行定量分析的结果。NLM 和 BM3D 这两个传统方法的 PSNR 和 CNR 值相对较低,但 EPI 相对较高,可能是视网膜边界附近存在伪影造成的。4 个基于深度学习的方法中 DnCNN 的 PSNR、SSIM 和 CNR 最低,但 EPI 最高,考虑这是因为视网膜内区域模糊且噪声消除的不彻底,同时散斑会携带某些有用的结构信息。相比之下,MIFCN 取得了相对较高的 PSNR 和 CNR,但 EPI 最低,这说明该方法散斑噪声去除的较彻底,但处理后的图像被过度平滑导致大量有用的结构信息丢失,使得其边缘信息保留能力差。SDSR-OCT 在 4 个评价指标上都取得了较为平均的结果,性能总体偏上。相比之下,本文提出的 SSGAN 在大多数指标上都明显优于其他对比方法,EPI 值排在第 2 位。高 PSNR 表明 SSGAN 方法可以有效地去除散斑噪声,高 CNR 表明 SSGAN 能捕捉到图像较多的细节信息,具有较高的图像对比度。EPI 和 SSIM 值优于其他方法则表明 SSGAN 不仅可有效去除噪声,还可以保留更多的边缘细节,获得满意的视觉效果。上述定性视觉比较和定量分析两个方面的综合评估,验证了所提 SSGAN 算法在抑制散斑噪声和保留结构信息方面的有效性。

表 1 Dataset-1 上不同方法的定量比较结果

Table 1 Quantitative comparisons of different methods based on Dataset-1

方法	PSNR/dB	SSIM	EPI	CNR
NLM	26.395	0.931	0.954	3.210
BM3D	27.253	0.945	0.951	3.202
DnCNN	26.777	0.923	<b>0.977</b>	3.114
MIFCN	27.783	0.938	0.876	3.666
SDSR-OCT	27.863	0.942	0.932	3.286
SSGAN	<b>28.080</b>	<b>0.958</b>	0.960	<b>3.725</b>

2) 泛化性能对比与分析

为验证所提出的 SSGAN 的泛化能力,本实验基于 Dataset-1 上训练好的模型,在其他两个数据集上进行去

噪性能测试。图 8 是在 Dataset-2 上进行测试的一组视觉效果对比结果。通过观察图像可以看出,整体与 Dataset-1 的结果保持一致。SSGAN 能有效地消除散斑噪声的影响,并较好地保留视网膜区域的形态学细节,从图中的 ROI 可以观察到视网膜的层次结构相对较为清晰。表 2 是 6 种不同的去噪方法在 Dataste-2 的 17 张 OCT 图像上的定量结果。可以看出,SSGAN 的 PSNR 比 BM3D 的 PSNR 提高了 2 dB 以上,SSGAN 的 SSIM 比 SDSR-OCT 增加了 5.8%,并且在大多数指标上都优于对比方法。在 Dataset-2 中,SSGAN 方法在散斑噪声的抑制和边缘细节的保留方面仍保持着较高的性能,整体优于其他对比方法。

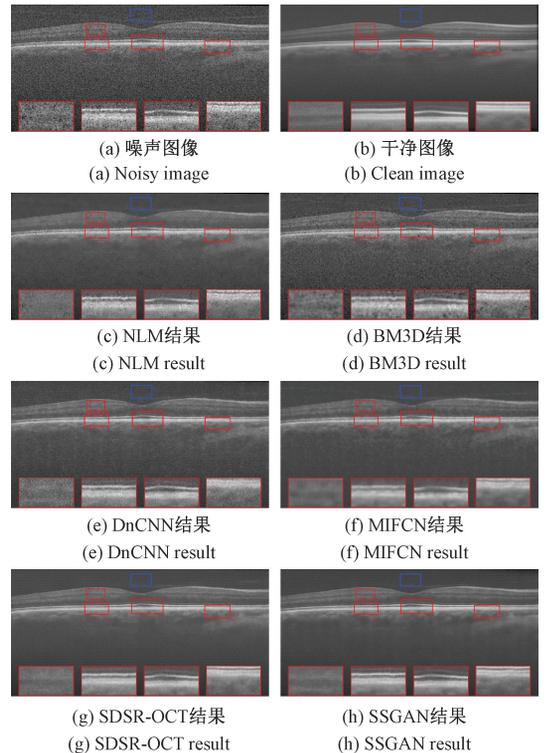


图 8 在 Dataset-2 上视网膜 OCT 图像的对比结果

Fig. 8 Comparisons of the retinal OCT images on Dataset-2

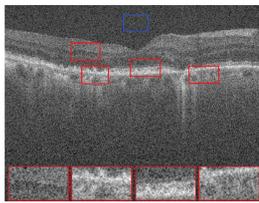
表 2 Dataset-2 上不同方法的定量比较结果

Table 2 Quantitative comparisons of different methods on Dataset-2

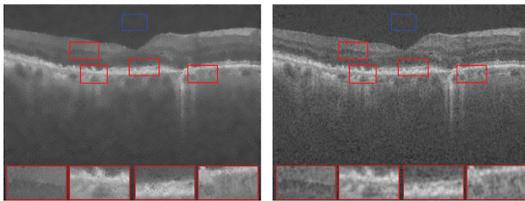
方法	PSNR/dB	SSIM	EPI	CNR
NLM	25.616	0.910	0.969	2.952
BM3D	25.572	0.916	0.966	2.847
DnCNN	24.357	0.902	<b>0.995</b>	2.653
MIFCN	25.961	0.945	0.944	3.220
SDSR-OCT	27.555	0.935	0.958	3.228
SSGAN	<b>27.674</b>	<b>0.993</b>	0.972	<b>3.395</b>

Dataset-3 上的对比结果如图 9 和表 3 所示。因

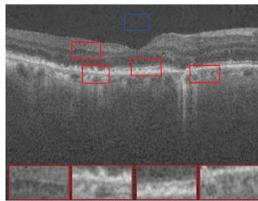
Dataset-3 无参考干净图像,表 3 中只给出了 EPI 和 CNR 这两个评价指标。可以看出,本文提出的 SSGAN 的 CNR 在所有方法中取得了最高值,其 EPI 值排在第 2 位,略低于 DnCNN 的 EPI。值得注意的是上述实验过程中,并没有在 Dataset-2 和 Dataset-3 上重新训练 SSGAN,而是使用在 Dataset-1 上训练好的模型直接进行的测试。上述结果表明,SSGAN 方法的去噪效果并不受限于某个特定的数据集,证明了 SSGAN 具有较好的泛化能力。



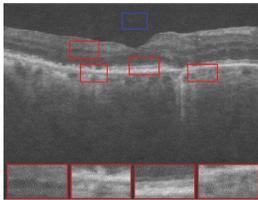
(a) 噪声图像  
(a) Noisy image



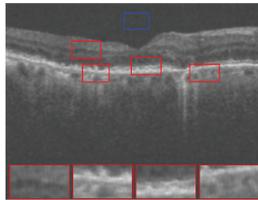
(b) NLM结果  
(b) NLM result



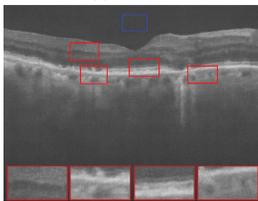
(c) BM3D结果  
(c) BM3D result



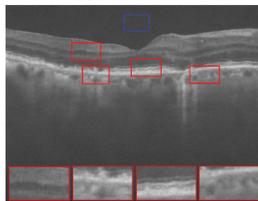
(d) DnCNN结果  
(d) DnCNN result



(e) MIFCN结果  
(e) MIFCN result



(f) SDSR-OCT结果  
(f) SDSR-OCT result



(g) SSGAN结果  
(g) SSGAN result

图 9 在 Dataset-3 上视网膜 OCT 图像的对比结果

Fig. 9 Comparisons of the retinal OCT images on Dataset-3

综合来看这 3 组对比实验,实验结果表明进行比较的 5 种方法的整体去噪性能都低于 SSGAN。NLM 和 BM3D 是经典的去噪方法,处理后的图像中仍有散斑残留并且边界附近存在伪影。主要原因是 NLM 和 BM3D 方法都是基于查找相似块后平均的方式进行去噪,对于视网膜 OCT 图像,前景区域相对于背景区域所占面积较小,非局部块匹配不适合直接应用于整张图像。因此可以将图像的前景视网膜区域和背景区域进行分割,再基

于这两种方法对不同区域分别进行去噪。DnCNN、MIFCN 和 SDSR-OCT 都是基于深度学习的去噪方法,其中 MIFCN 和 SDSR-OCT 是针对视网膜 OCT 图像的去噪算法,因此整体的去噪效果要优于 DnCNN。DnCNN 模型结构的特点在于深层次和残差策略,可以应用于不同类型的去噪任务。针对视网膜 OCT 图像去噪任务,可以考虑从学习策略方面进行优化,引入边缘损失函数或结构相似性损失函数来进一步约束模型的学习过程。通过 MIFCN 去噪后的图像出现过度平滑的问题,结构信息大量丢失;SDSR-OCT 的整体去噪性能基本优于其他对比方法,但与本文所提的 SSGAN 相比,视网膜层间结构信息的细节保护还需要进一步增强,从学习策略和网络结构两个方面进行改进,提升对视网膜结构信息的保护能力,进而提高方法的整体去噪性能。

表 3 Dataset-3 上不同方法的定量比较结果

Table 3 Quantitative comparisons of different methods based on Dataset-3

方法	EPI	CNR
NLM	0.863	3.763
BM3D	0.859	3.432
DnCNN	<b>0.975</b>	3.147
MIFCN	0.605	3.521
SDSR-OCT	0.936	3.668
SSGAN	0.954	<b>3.867</b>

### 3) SSGAN 关键模块的有效性分析

在提高视网膜 OCT 图像质量过程中,本文主要从模型结构和学习策略两个方面进行考虑。结合残差策略针对性的改进模型结构,将长跳层连接引入生成器的编码器和解码器之间,期望更多保留视网膜层间细节信息。为了验证长跳层连接的贡献,进行了消融实验。表 4 是对应的定量比较结果,图 10 显示了有/无长跳层连接的 SSGAN 生成的图像。综合来看,有长跳层连接的 SSGAN 生成的去噪图像在所有评价指标上取得更好的结果,没有跳层连接的 SSGAN 生成的视网膜 OCT 图像有些失真,层间结构模糊。最终结果表明长跳层连接的引入有助于视网膜结构信息的保留。

在学习策略优化方面,引入 SSIM 损失约束模型训练时的收敛方向。为了评估 SSIM 损失的贡献,进行了有/无 SSIM 损失的消融实验。图 11 显示了视觉对比效果,表 5 为定量比较结果。从表 5 可以看出,有 SSIM 损失的 SSGAN 在所有指标结果中都取得更好的结果,尤其是在评价生成图像和参考图像之间结构相似性的 SSIM 指标上。这说明考虑了 SSIM 损失的模型能更多的关注对视网膜结构信息的保护,生成更清晰的图像,进而验证了 SSIM 损失约束在模型训练中的有效性。

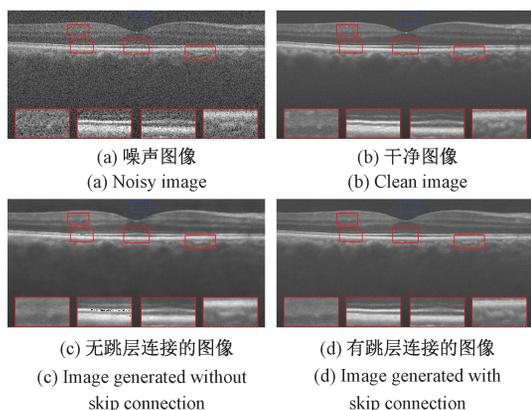


图 10 SSGAN 中有/无跳层连接的定性比较结果

Fig. 10 Qualitative comparisons of SSGAN with/without the skip connection

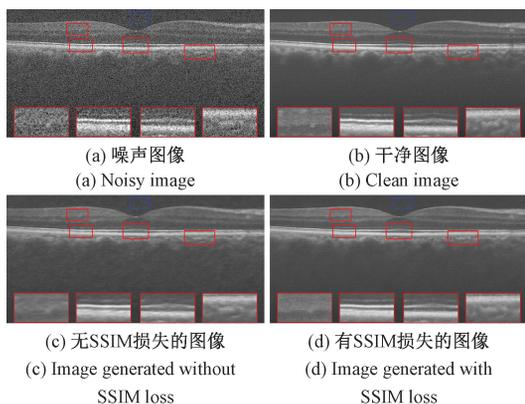


图 11 SSGAN 中有/无 SSIM 损失的定性比较结果

Fig. 11 Qualitative comparisons of SSGAN with/without SSIM loss

表 4 SSGAN 中有/无跳层连接的定量比较结果

Table 4 Quantitative comparisons of the SSGAN with/without skip connection

方法	PSNR/dB	SSIM	EPI	CNR
无跳层连接的 SSGAN	27.368	0.941	0.951	3.151
有跳层连接的 SSGAN	<b>28.080</b>	<b>0.958</b>	<b>0.960</b>	<b>3.443</b>

表 5 SSGAN 中有/无 SSIM 损失的定量比较结果

Table 5 Quantitative comparisons of the SSGAN with/without SSIM loss

方法	PSNR/dB	SSIM	EPI	CNR
无 SSIM 损失的 SSGAN	26.992	0.900	0.945	3.411
有 SSIM 损失的 SSGAN	<b>28.080</b>	<b>0.958</b>	<b>0.960</b>	<b>3.443</b>

## 4 结 论

本文提出一种基于结构相似约束生成对抗网络的图像去噪算法,从模型结构和学习策略这两个方面进行改进和优化,在生成器网络结构中融合残差策略,引入跳层

连接,实现重要结构信息的提取和保留。在训练阶段引入结构相似性损失约束模型的收敛方向,增强对视网膜结构信息的保留,从而整体提高模型的去噪性能。多个数据集上的视觉效果和定量对比实验结果表明,所提出的 SSGAN 具有良好的散斑噪声抑制以及视网膜结构细节保留能力。

## 参考文献

- [ 1 ] BAXTER K. An introduction to OCT in retinal disease[J]. Journal of Visual Communication in Medicine, 2015, 38(3-4): 144-151.
- [ 2 ] FANG L, WANG C, LI S, et al. Attention to lesion: Lesion-aware convolutional neural network for retinal optical coherence tomography image classification[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2019, 38(8): 1959-1970.
- [ 3 ] XUAN Y, CHANG Q, ZHANG Y, et al. Clinical observation of choroidal osteoma using swept-source optical coherence tomography and optical coherence tomography angiography[J]. Applied Sciences, 2022, 12(9): 4472.
- [ 4 ] BAGHAIE A, YU Z, D'SOUZA R M. State-of-the-art in retinal optical coherence tomography image analysis[J]. Quantitative Imaging in Medicine and Surgery, 2015, 5(4): 603.
- [ 5 ] 蔡怀宇, 张玮茜, 陈晓冬, 等. 眼科光学相干层析成像的图像处理方法[J]. 中国光学, 2019, 12(4): 731-740.  
CAI H Y, ZHANG W Q, CHEN X D, et al. Image processing method for ophthalmic optical coherence tomography[J]. Chinese Optics, 2019, 12(4): 731-740.
- [ 6 ] SILVA V B, DE JESUS D A, KLEIN S, et al. Signal-carrying speckle in optical coherence tomography: A methodological review on biomedical applications[J]. Journal of Biomedical Optics, 2022, 27(3): 030901.
- [ 7 ] SZKULMOWSKI M, GORCZYNSKA I, SZLAG D, et al. Efficient reduction of speckle noise in optical coherence tomography[J]. Optics Express, 2012, 20(2): 1337-1359.
- [ 8 ] WU W, TAN O, PAPPURU R R, et al. Assessment of frame-averaging algorithms in OCT image analysis[J]. Ophthalmic Surgery, Lasers and Imaging Retina, 2013, 44(2): 168-175.
- [ 9 ] AUM J, KIM J, JEONG J. Effective speckle noise suppression in optical coherence tomography images using nonlocal means denoising filter with double Gaussian anisotropic kernels[J]. Applied Optics, 2015, 54(13):

- D43-D50.
- [10] CHONG B, ZHU Y K. Speckle reduction in optical coherence tomography images of human finger skin by wavelet modified BM3D filter [ J ]. *Optics Communications*, 2013, 291: 461-469.
- [11] FANG L, LI S, NIE Q, et al. Sparsity based denoising of spectral domain optical coherence tomography images [ J ]. *Biomedical Optics Express*, 2012, 3(5): 927-942.
- [12] FANG L, LI S, MCNABB R P, et al. Fast acquisition and reconstruction of optical coherence tomography images via sparse representation [ J ]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2013, 32(11): 2034-2049.
- [13] 王帆, 陈明惠, 高乃珺, 等. 基于字典算法的 OCT 图像散斑稀疏降噪 [ J ]. *光电工程*, 2019, 46(6): 180572-11-180572-8.
- WANG F, CHEN M H, GAO N J, et al. OCT image speckle sparse noise reduction based on dictionary algorithm [ J ]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(6): 180572-11-180572-8.
- [14] 左艳, 黄钢, 聂生东. 深度学习在医学影像智能处理中的应用与挑战 [ J ]. *中国图象图形学报*, 2021, 26(2): 305-315.
- ZUO Y, HUANG G, NIE SH D. Application and challenges of deep learning in the intelligent processing of medical images [ J ]. *Journal of Image and Graphics*, 2021, 26(2): 305-315.
- [15] ZHANG K, ZUO W, CHEN Y, et al. Beyond a Gaussian denoiser: Residual learning of deep cnn for image denoising [ J ]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(7): 3142-3155.
- [16] LI M, SHEN S, GAO W, et al. Computed tomography image enhancement using 3D convolutional neural network [ C ]. *Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support*. Springer, Cham, 2018: 291-299.
- [17] ABBASI A, MONADJEMI A, FANG L, et al. Three-dimensional optical coherence tomography image denoising through multi-input fully-convolutional networks [ J ]. *Computers in Biology and Medicine*, 2019, 108: 1-8.
- [18] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets [ J ]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2014, 27.
- [19] 罗佳, 黄晋英. 生成式对抗网络研究综述 [ J ]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(3): 74-84.
- LUO J, HUANG J Y. Generative adversarial network: An overview [ J ]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(3): 74-84.
- [20] 陈亮, 吴攀, 刘韵婷, 等. 生成对抗网络 GAN 的发展与最新应用 [ J ]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 32(6): 70-78.
- CHEN L, WU P, LIU Y T, et al. Development and application of the latest generation against the network of GAN [ J ]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 32(6): 70-78.
- [21] 张思杰, 方翔, 魏赋. 基于 GAN 的少样本视网膜血管分割研究 [ J ]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(11): 132-142.
- ZHANG S J, FANG X, WEI F. Research on retinal vascular segmentation based on GAN using few samples [ J ]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(11): 132-142.
- [22] MA Y, CHEN X, ZHU W, et al. Speckle noise reduction in optical coherence tomography images based on edge-sensitive cGAN [ J ]. *Biomedical Optics Express*, 2018, 9(11): 5129-5146.
- [23] 贺玉华, 杨明明. 基于生成对抗网络的 OCT 图像去噪方法 [ J ]. *现代计算机*, 2021(12): 87-91.
- HE Y H, YANG M M. OCT image denoising method based on generative confrontation network [ J ]. *Modern Computer*, 2021(12): 87-91.
- [24] ZHOU Y, YU K, WANG M, et al. Speckle noise reduction for OCT images based on image style transfer and conditional GAN [ J ]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2021, 26(1): 139-150.
- [25] 蔡鑫鑫, 张世宇, 陈强, 等. 结构保持生成对抗网络的 SD-OCT 图像去噪方法 [ J ]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2020, 32(5): 751-758.
- CAI X X, ZHANG SH Y, CHEN Q, et al. Structure preservation generative adversarial network for noise reduction in SD-OCT images [ J ]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2020, 32(5): 751-758.
- [26] WANG M, ZHU W, YU K, et al. Semi-supervised capsule cGAN for speckle noise reduction in retinal OCT images [ J ]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2021, 40(4): 1168-1183.
- [27] WU M, CHEN W, CHEN Q, et al. Noise reduction for SD-OCT using a structure-preserving domain transfer approach [ J ]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2021, 25(9): 3460-3472.
- [28] GUO A, FANG L, QI M, et al. Unsupervised denoising of optical coherence tomography images with nonlocal-generative adversarial network [ J ]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 70: 1-12.
- [29] HUANG Y, LU Z, SHAO Z, et al. Simultaneous denoising and super-resolution of optical coherence

- tomography images based on generative adversarial network [ J ]. *Optics Express*, 2019, 27 ( 9 ): 12289-12307.
- [ 30 ] KANDE N A, DAKHANE R, DUKKIPATI A, et al. SiameseGAN: A generative model for denoising of spectral domain optical coherence tomography images [ J ]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2020, 40 ( 1 ): 180-192.
- [ 31 ] QIU B, HUANG Z, LIU X, et al. Noise reduction in optical coherence tomography images using a deep neural network with perceptually-sensitive loss function [ J ]. *Biomedical Optics Express*, 2020, 11(2) : 817-830.
- [ 32 ] MIRZA M, OSINDERO S. Conditional generative adversarial nets [ J ]. *arXiv preprint arXiv: 1411.1784*, 2014.
- [ 33 ] WANG X, YU K, WU S, et al. Esrgan: Enhanced super-resolution generative adversarial networks [ C ]. *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV) Workshops*, 2018.
- [ 34 ] HARIS M, SHAKHNAROVICH G, UKITA N. Deep back-projection networks for super-resolution [ C ]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018: 1664-1673.
- [ 35 ] SNELL J, RIDGEWAY K, LIAO R, et al. Learning to generate images with perceptual similarity metrics [ C ]. *2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. *IEEE*, 2017: 4277-4281.
- [ 36 ] FANG L, LI S, MCNABB R P, et al. Fast acquisition and reconstruction of optical coherence tomography images via sparse representation [ J ]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2013, 32(11) : 2034-2049.
- [ 37 ] FANG L, LI S, NIE Q, et al. Sparsity based denoising of spectral domain optical coherence tomography images [ J ]. *Biomedical Optics Express*, 2012, 3(5) : 927-942.
- [ 38 ] CHIU S J, IZATT J A, O'CONNELL R V, et al. Validated automatic segmentation of AMD pathology including drusen and geographic atrophy in SD-OCT images [ J ]. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, 2012, 53(1) : 53-61.

## 作者简介



谢巧雪, 2019 年于天津师范大学获得学士学位, 现为北京信息科技大学仪器科学与光电工程学院研究生, 主要研究方向为光学相干断层成像和医学影像分析。  
E-mail: xieqiaoxue@bistu.edu.cn

**Xie Qiaoxue** received her B. Sc. degree in 2019 from Tianjin Normal University. She is currently a M. Sc. candidate in Beijing Information Science and Technology University. Her main research interests include optical coherence tomography and medical image analysis.



马宗庆, 2009 年于吉林大学获得学士学位, 2011 年于哈尔滨工业大学获得硕士学位, 2020 年于四川大学获得博士学位, 现为北京信息科技大学讲师, 主要研究方向为医学影像分析、深度学习和计算机视觉。  
E-mail: zqma@bistu.edu.cn

**Ma Zongqing** received her B. Sc. degree from Jilin University in 2009, received her M. Sc. degree from Harbin Institute of Technology in 2011 and received her Ph. D. degree from Sichuan University in 2020. She is currently a lecturer at the Beijing Information Science and Technology University, China. Her main research interests include medical image analysis, deep learning, and computer vision.



祝连庆, 分别在 1982 年和 1989 年于合肥工业大学获得学士学位和硕士学位, 2013 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为北京信息科技大学教授, 主要研究方向为光纤传感技术、光纤激光器技术、光电精密测试技术等。

E-mail: zhulianqing@sina.com

**Zhu Lianqing** received his B. Sc. and M. Sc. degree both from Hefei University of Technology in 1982 and 1989, and received his Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 2013. He is currently a professor at the Beijing Information Science and Technology University, China. His main research interests include optical fiber sensing technology, fiber laser technology, photoelectric precision testing technology, etc.



朱疆(通信作者), 2002 年和 2004 年于华中科技大学分别获得学士学位和硕士学位, 2009 年于清华大学获得博士学位, 现为北京信息科技大学教授, 主要研究方向为生物传感器和生物医学光子学。  
E-mail: jiangzhu@bistu.edu.cn

**Zhu Jiang** (Corresponding author) received his B. Sc. and M. Sc. degree both from Huazhong University of Science and Technology in 2002 and 2004, and received his Ph. D. degree from Tsinghua University in 2009. He is currently a professor at the Beijing Information Science and Technology University, China. His main research interests include biosensors and biomedical photonics.