

## 结合多聚焦融合和DSGEF双阶段网络重建太阳斑点图

金亚辉, 蒋慕蓉, 李福海, 杨磊, 谌俊毅

### 引用本文

金亚辉, 蒋慕蓉, 李福海, 杨磊, 谌俊毅结合多聚焦融合和DSGEF双阶段网络重建太阳斑点图[J]. 计算机科学, 2023, 50(6A): 220600182-6.

JIN Yahui, JIANG Murong, LI Fuhai, YANG Lei, CHEN Junyi. [Combining Multi-focus Fusion and DSGEF Two-stage Network to Reconstruct Solar Speckle Image](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(6A): 220600182-6.

---

### 相似文献推荐 (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)

#### [结合稳像补帧与VIBE算法的抖动视频前景目标提取方法](#)

Using Image Stabilization and VIBE Algorithm to Extract Foreground Target from Jitter Video  
计算机科学, 2022, 49(11A): 210800195-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210800195>

#### [基于改进Marching Tetrahedra算法的锥体气象数据三维重建](#)

Three-dimensional Reconstruction of Cone Meteorological Data Based on Improved  
MarchingTetrahedra Algorithm  
计算机科学, 2021, 48(11A): 644-647. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210200025>

#### [利用透射率与场景深度实现带雾图像能见度检测](#)

Visibility Detection of Single Fogging Image Based on Transmittance and Scene Depth  
计算机科学, 2021, 48(11A): 420-423. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210200072>

#### [结合MCycleGAN与RFCNN实现太阳斑点图高分辨重建](#)

Combining MCycleGAN and RFCNN to Realize High Resolution Reconstruction of Solar Speckle  
Image  
计算机科学, 2021, 48(6A): 38-42. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.201000160>

#### [生物光声成像中声反射伪影抑制方法的研究进展](#)

Review on Methods of Reducing Acoustic Reflection Artifact in Biological Photoacoustic Imaging  
计算机科学, 2021, 48(6A): 10-14. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200800147>

# 结合多聚焦融合和 DSGEF 双阶段网络重建太阳斑点图

金亚辉<sup>1</sup> 蒋慕蓉<sup>1</sup> 李福海<sup>1</sup> 杨磊<sup>2</sup> 谌俊毅<sup>2</sup>

1 云南大学信息学院 昆明 650500

2 中国科学院云南天文台 昆明 650011

(1530166441@qq.com)

**摘要** 太阳斑点图具有对比度较低、米粒结构相似、帧间差异较小的特点,现有重建网络在进行单帧去模糊时存在高频特征不足、局部细节难以恢复等问题。结合图像多聚焦融合,构建梯度增强与 FPN 双阶段网络实现太阳斑点图的高分辨率重建。首先,利用序列图像帧间相似信息互补特性,使用块聚焦图像融合算法,弥补图像丢失的高频细节;其次,以生成对抗网络 GAN 为框架,设计了一个双阶段重建网络 DSGEF,联合梯度分支与结构特征分支增强高频细节,再利用 FPN 网络进行多尺度特征重建,改善米粒边缘清晰度;最后,引入一个包含对抗损失、像素损失和感知损失的联合损失函数,用于引导网络 DSGEF 进行训练,实现高分辨率太阳斑点图的重建。实验结果表明,该方法与现有深度学习方法相比,峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似性 (SSIM) 指标均有明显提高,能够满足太阳观测图像高分辨率重建要求。

**关键词:** 多聚焦融合;双阶段网络;梯度增强;太阳斑点图;图像重建

中图法分类号 TP391.41

## Combining Multi-focus Fusion and DSGEF Two-stage Network to Reconstruct Solar Speckle Image

JIN Yahui<sup>1</sup>, JIANG Murong<sup>1</sup>, LI Fuhai<sup>1</sup>, YANG Lei<sup>2</sup> and CHEN Junyi<sup>2</sup>

1 School of Information Science and Engineering, Kunming 650500, China

2 Yunnan Observatories, Chinese Academy of Sciences, Kunming 650011, China

**Abstract** Because the solar speckle image has the characteristics of low contrast, similar structure of rice grains and small difference between frames, there are some problems such as insufficient high-frequency features and unrecoverable local details when using the existing reconstruction network for single frame deblurring. In this paper, a high-resolution reconstruction method of solar speckle image is proposed by combining multi-focus fusion and building gradient enhancement and FPN two-stage network. Firstly, the block-focused image fusion algorithm is performed to compensate for high-frequency details lost in the images by utilizing the complementary characteristics of similar information between sequence images. Secondly, a two-stage reconstruction network DSGEF is constructed based on the generative adversarial network (GAN), which combines gradient branches and structural feature branches to enhance high-frequency details, uses FPN network for multi-scale feature reconstruction to improve the definition of rice grain edges. Finally, a joint training loss including adversarial loss, pixel loss and perceptual loss is introduced to guide the network to implement high-resolution reconstruction of solar speckle images. Experimental results show that, compared with existing deep learning methods, the proposed method can significantly improve the image peak signal-to-noise ratio (PSNR) and structural similarity (SSIM) indicators, and can meet the requirements of high-resolution reconstruction of solar observation images.

**Keywords** Multi-focus integration, Two-stage network, Gradient enhancement, Solar speckle image, Image reconstruction

## 1 引言

通过地基光学望远镜拍摄太阳斑点图像是云南天文台观测和研究太阳活动的主要手段之一。由于受大气湍流的影响,大量的斑点图像容易发生严重的模糊或降质,如高频信息丢失、边缘不清、噪音较多等,需要借助图像处理方法进行高分辨率重建。

随着深度学习被广泛应用于计算机视觉和图像处理

领域,结合机器学习方法重建太阳斑点图像,提高太阳观测数据分析和处理的能力,成为太阳观测图像处理的主流方法之一<sup>[1]</sup>。一些代表性的去模糊网络如 DeblurGANv2<sup>[2]</sup>, DeepDeblur<sup>[3]</sup>, SRN<sup>[4]</sup>等,它们的实现方式都是先将模糊图分成不同尺度大小的图像,然后逐级输入不同卷积网络结构进行特征提取,最后通过上采样依次连接不同尺度的特征,从而达到图像去模糊的目的<sup>[5]</sup>。这些网络针对梯度明显、噪音较少、先验信息较多的低分辨率图像重建效果较好,但是针对噪音

基金项目:国家自然科学基金(11773073);云南省高校科技创新团队支持项目(IRTSTYN);云南大学研究生科研创新基金项目(2021Y273)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(11773073), Science and Technology Innovation Team Support Project of Yunnan Province(IRTSTYN) and Graduate Research Innovation Fund Project of Yunnan University(2021Y273).

通信作者:蒋慕蓉(jiangmr@ynu.edu.cn)

较多、先验信息大量丢失、特征单一的太阳斑点图,重建结果米粒间高频信息丢失、边缘清晰度不够。为了重建出图像米粒间的高频信息, Ren 等<sup>[6]</sup>将感知损失加入 CycleGAN 网络<sup>[7]</sup>的损失函数中,通过计算输入图像和重建图像之间的结构特征差来重建高频细节。虽然该方法能够提高 CycleGAN 网络高频细节的重建能力,但是重建结果存在大量伪像、米粒间高频信息难以恢复的不足; Cui 等<sup>[3]</sup>先采用 Ren 等改进的 CycleGAN 网络进行单帧重建,再结合 RFCNN 网络进行多帧融合以弥补单帧重建时所缺失的高频信息。相比 Ren 等利用改进的 CycleGAN 网络进行单帧重建, Cui 等使用 RFCNN 融合网络对其重建结果进行二次处理,该方法虽然能够弥补部分高频细节,但是单帧输入 CycleGAN 网络图像的先验信息大量丢失,导致重建网络学习图像先验信息受限,即使对重建结果进行二次处理,米粒间高频信息仍然难以恢复。以上网络都是直接将单帧输入网络进行重建,由于输入网络图像先验信息大量丢失,噪声较多,即使针对损失函数进行改进或者对重建结果进行二次处理,仍然难以重建出米粒间的高频信息。

为了更好地重建米粒间的高频信息,本文在生成对抗网络 GAN 框架的基础上,构建了一个双阶段生成器网络 DSGEF,先利用梯度增强网络增强高频细节,再利用 FPN 网络<sup>[8]</sup>改善米粒边缘清晰度。为了避免 DSGEF 网络学习图像先验信息受限,使用基于块的多聚焦图像融合方法进行不同聚焦区域融合,使重建的图像米粒更清晰、高频细节更明显。实验结果验证了本文方法的有效性。

本文第 2 节详细介绍了多聚焦图像融合处理与 DSGEF 网络构建的过程;第 3 节构建了数据集,并将本文方法与同类的其他重建算法进行了实验对比;最后总结全文。

## 2 多聚焦融合处理与 DSGEF 网络构建

### 2.1 图像多聚焦融合

由于序列太阳斑点图具有不同聚焦区域互补的特性,通过多聚焦图像融合可以增加不同聚焦区域图像的先验信息量。融合过程包含两个步骤:1)利用多尺度 Retniox 算法进行图像增强,突出图像高频细节;2)使用 DCT+Variance+CV 算法融合不同聚焦区域。

#### 2.1.1 利用多尺度 Retniox 算法增强聚焦区域

在太阳斑点图中,聚焦区域是米粒结构轮廓较为清晰、细节比较明显的区域,如图 1 所示。利用梯度图可以反映出不同聚焦区域的差异,如图 2 所示。借助多聚焦融合算法将多帧太阳斑点图像信息汇聚一起,利用不同聚焦区域间的相似信息来互补就能增加图像的整体信息量。

由于太阳斑点图具有部分区域明显较暗、决策边界不规则、多个聚焦区域等特点,现采用多聚焦图像融合算法进行融合,融合效果不理想,需要先进行图像增强,再进行融合。

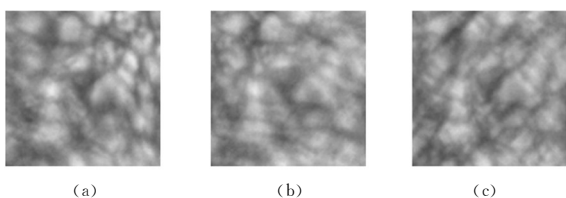


图 1 太阳斑点图的不同聚焦区域

Fig. 1 Different focus areas of solar speckle image

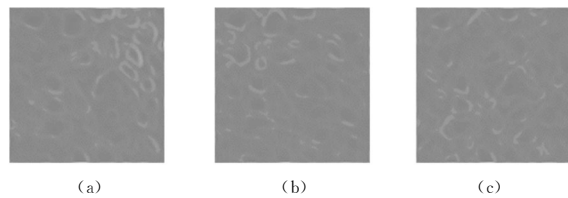


图 2 图 1 的梯度图

Fig. 2 Gradient image of Fig. 1

多尺度 Retniox 算法是 Jobson 等<sup>[9]</sup>提出的一种图像增强算法,具有提高图像对比度、进一步突出图像高频细节、改善图像色彩等优点<sup>[10]</sup>。本文使用多尺度 Retniox 算法先对太阳斑点图像进行增强,增强结果如图 3 所示。

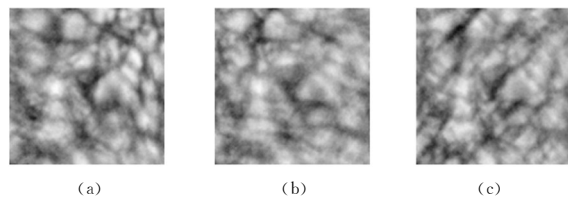


图 3 图 1 的增强结果

Fig. 3 Enhancement results of Fig. 1

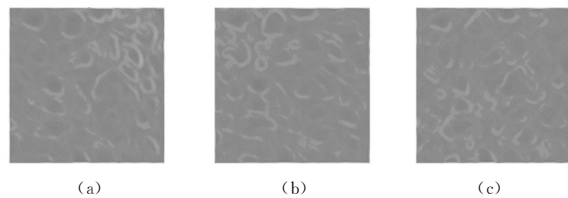


图 4 图 3 的梯度图

Fig. 4 Gradient image of Fig. 3

从图 4 中可以看出,利用多尺度 Retniox 算法增强后,聚焦区域米粒结构轮廓更加明显,更有利于不同聚焦区域的融合。

#### 2.1.2 使用 DCT+Variance+CV 算法融合不同聚焦区域

为了融合不同源图的聚焦区域,先对图像进行分块,将子块图像进行离散余弦变换(DCT),再将方差(Variance)作为融合规则,利用一致性验证(CV)去除融合结果中的块效应<sup>[11]</sup>。具体融合过程如算法 1 所示。

#### 算法 1 基于分块的 DCT+Variance+CV 算法

输入:多帧太阳斑点图像(记作 $S_n$ )

输出:多聚焦区域融合图像,记作( $F_n$ )

1. 将源图 $S_1$ 和 $S_2$ 进行分块处理,处理后得到若干个 $8 \times 8$ 大小的子块。设 $f_1(x,y)$ 和 $f_2(x,y)$ 分别为 $S_1$ 与 $S_2$ 相同位置的子块矩阵。
2. 将 $f_1(x,y)$ 和 $f_2(x,y)$ 分别进行二维离散余弦变换(DCT),变换结果依次记作为 $F_1(x,y)$ , $F_2(x,y)$ ,即
 
$$F_i(x,y) = \text{DCT}(f_i(x,y)), i=1,2.$$
3. 计算 $F_1$ 和 $F_2$ 的方差,选取方差较大的结果作为融合块 $u$ ,并使用矩阵 $c$ 将 $u$ 标记为+1,否则为-1,计算式如下:

$$u(x,y) = \begin{cases} F_1(x,y), & \sigma(F_1(x,y)) > \sigma(F_2(x,y)) \\ F_2(x,y), & \sigma(F_1(x,y)) < \sigma(F_2(x,y)) \end{cases}$$

$$c(x,y) = \begin{cases} +1, & \sigma(F_1(x,y)) > \sigma(F_2(x,y)) \\ -1, & \sigma(F_1(x,y)) < \sigma(F_2(x,y)) \end{cases}$$

4. 重复步骤 2—步骤 3,直到处理完所有图像块,得到 $S_1$ 和 $S_2$ 融合结果 $f$ 和矩阵 $c$ 。

5. 为了去除块效应,使用 $3 \times 3$ 邻域滤波器 $w$ 获得决策图 $m$ :

$$m = c \otimes w$$

然后利用决策图 $m$ 对融合结果 $f$ 进行一致性验证(CV),得到一致

性验证结果 $f_{cv}$ ,即:

$$f_{cv}(x,y) = \begin{cases} f_1(x,y), & m(x,y) > 0 \\ f_2(x,y), & m(x,y) < 0 \end{cases}$$

6. 将 $f_{cv}$ 进行二维离散余弦逆变换(IDCT),得到变换结果 $F_2$ 。

$$F_2 = IDCT(f_{cv})$$

7. 按照以上步骤对  $n$  个源图进行串行融合,得到融合结果,记作 $F_n$ 。

$$F_n = \begin{cases} S_1, & n=1 \\ F_{n-1} \nabla S_n, & n \neq 1 \end{cases}$$

其中, $\nabla$ 表示步骤 1—步骤 6。

利用算法 1 对图 3(a)—图 3(c)进行多聚焦区域融合,融合结果和梯度图如图 5 所示。

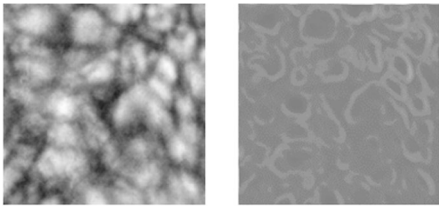


图 5 图 3 的融合结果和梯度图

Fig. 5 Fusion results and gradient image of Fig. 3

从图 5 中可以看出,融合结果先验信息量明显增加,但是仍存在米粒间高频信息丢失、部分区域边缘模糊等问题。为此,本文构建双阶段 DSGEF 网络进行高分辨率图像重建。

### 2.2 DSGEF 网络构建

构建 DSGEF 网络要达到的目的是:1)增加梯度分支单独捕获空间结构信息,解决基于块融合结果存在高频信息不足的问题;2)将梯度增强网络来重建结果输入 FPN 网络来捕获米粒结构以丰富上下文信息,改善米粒边缘清晰度。

在自然图像去模糊任务中,Kupyn 等<sup>[2]</sup>以 GAN 框架为基础,将 FPN 网络作为生成器,取得了较好的重建效果。本文通过实验发现,利用 FPN 网络作为生成器虽然能够使太阳斑点图的重建结果清晰度得到改善,但是高频信息仍然存在丢失。这是因为太阳斑点图中包含了大量的噪音,在网络由模糊

图分布向清晰参考图分布映射的过程中,较为模糊的高频信息会被当作模糊图中的噪音一并去除。为了达到增强高频信息的目的,本文利用目标梯度图引导梯度分支从模糊图中恢复出高分辨率的梯度图,为图像重建过程提供空间结构先验,增强图像的高频细节,但是重建结果仍存在局部边缘模糊问题。

为了能够利用网络进行高分辨率图像重建,本文将生成器网络设计为两个阶段,分别用于解决基于块融合结果存在的两个问题。Stage1 增加梯度分支来单独捕获空间结构信息,以解决基于块融合结果存在高频信息不足的问题,Stage2 利用 FPN 网络捕获米粒结构丰富的上下文信息,改善米粒边缘清晰度。将 FPN 网络设计在 Stage2 的原因是 Stage1 已经对空间结构信息进行增强,FPN 网络既可以达到改善边缘清晰度的目的,也不会将高频信息当作噪音丢失,整体网络结构如图 6 所示。其中,梯度图通过梯度分支从模糊图中获取,目标梯度图从清晰参考图 Level1+ 中获取。Stage1 结果和 Stage2 结果分别为梯度增强网络重建结果和 FPN 网络重建结果。

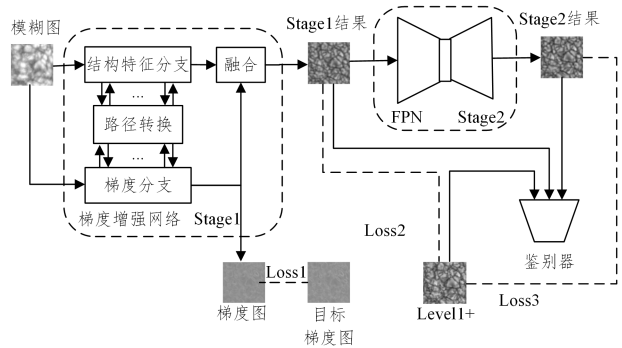


图 6 整体网络结构

Fig. 6 Overall network structure

#### 2.2.1 生成器结构

生成器由梯度增强网络和 FPN 网络两个子网络构成,网络结构如图 7 所示。

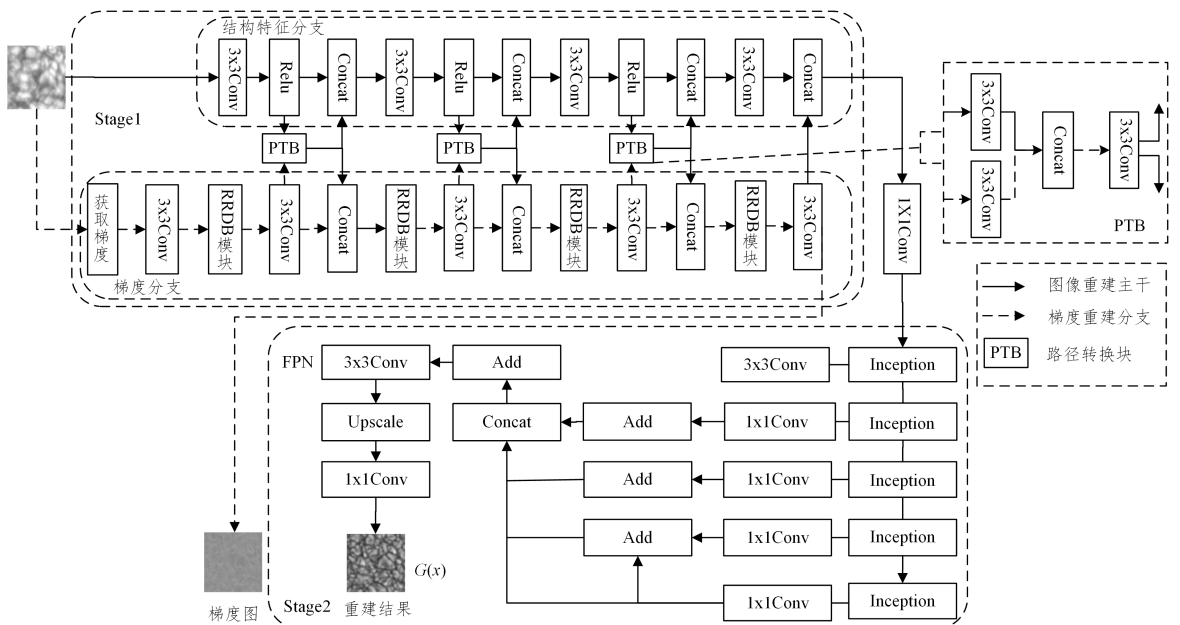


图 7 生成器网络结构

Fig. 7 Generator network structure

梯度增强网络包含结构和梯度特征两个分支,依次提取 低频和 高频信息。其中,梯度分支中采用的 RRDB 残差

模块<sup>[12]</sup>不仅能够进一步加深梯度信息,还可以提高训练过程的稳定性。为了有助于低频和低频信息的提取,利用路径转换块 PTB<sup>[13]</sup>预先融合结构特征分支中 Relu 层和梯度分支中  $3 \times 3$  Conv 层的输出,然后两个分支均采用 Concat 层将预先融合的结果分别与以上 Relu 层和  $3 \times 3$  Conv 层的输出进行堆叠,促进了两个不同分支之间的信息交流。结构特征分支中利用 4 个  $3 \times 3$  Conv 层捕获低频信息,第 2-4 个  $3 \times 3$  Conv 层主要用于对前一个 Concat 层的堆叠结果进行融合。最后,将梯度和结构特征分支的特征提取结果进行再次堆叠,并采用一个  $1 \times 1$  Conv 层融合两个不同分支的特征提取结果,得到具有丰富高频信息的融合结果,再将融合结果输入 FPN 网络来达到改善米粒边缘清晰度的目的,从而得到生成结果  $G(x)$ 。

### 2.2.2 损失函数

DSGEF 网络的损失函数  $L_G$  由 Stage1 和 Stage2 两个阶段的对抗损失、像素损失和感知损失线性组合共同组成,如式(1)所示:

$$L_G = \min(\alpha(L_{\text{pix}}^{\text{ReconStage1}} + L_{\text{pix}}^{\text{ReconGradient}} + L_{\text{pix}}^{\text{ReconStage2}}) + \beta(L_{\text{advStage1}}^{\text{RaLsGAN}} + L_{\text{advStage2}}^{\text{RaLsGAN}}) + \gamma(L_{\text{per}}^{\text{ReconStage1}} + L_{\text{per}}^{\text{ReconStage2}})) \quad (1)$$

其中,  $L_{\text{pix}}^{\text{ReconStage1}}$ ,  $L_{\text{advStage1}}^{\text{RaLsGAN}}$ ,  $L_{\text{per}}^{\text{ReconStage1}}$  分别表示 Stage1 重建结果的像素损失、平均相对性最小二乘对抗损失<sup>[14]</sup>和感知损失<sup>[15]</sup>,  $L_{\text{pix}}^{\text{ReconGradient}}$  为梯度分支的像素损失,具体如式(2)-式(5)所示,Stage2 同理。

$$L_{\text{advStage1}}^{\text{RaLsGAN}} = E_{Z \sim p_z(Z)} [D(G(Z)) - E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} D(x) - 1]^2 + E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [(D(x) - E_{z \sim p_{\text{data}}(z)} D(G(Z)) + 1)^2] \quad (2)$$

$$L_{\text{pix}}^{\text{ReconStage1}} = \frac{1}{\omega_l H_l} \sum_{x=1}^{\omega_l} \sum_{y=1}^{H_l} \|G_{\text{Stage1}}(I^{\text{Blur}})_{x,y} - (I^{\text{GT}})_{x,y}\|_1 \quad (3)$$

$$L_{\text{pix}}^{\text{ReconGradient}} = \frac{1}{\omega_l H_l} \sum_{x=1}^{\omega_l} \sum_{y=1}^{H_l} \|G_{\text{grad}}(I^{\text{Blur}})_{x,y} - M(I^{\text{GT}})_{x,y}\|_1 \quad (4)$$

$$L_{\text{per}}^{\text{ReconStage1}} = \frac{1}{\omega_l H_l} \sum_{x=1}^{\omega_l} \sum_{y=1}^{H_l} (\Phi(I^{\text{GT}})_{x,y} - \Phi(G_{\text{Stage1}}(I^{\text{Blur}}))_{x,y})^2 \quad (5)$$

其中,  $I^{\text{Blur}}$  和  $I^{\text{GT}}$  分别为输入模糊图像和 Level1+ 的参考图,  $G_{\text{Stage1}}$  表示 Stage1 生成器,  $G_{\text{grad}}$  表示梯度重建分支,  $M$  表示获取梯度操作<sup>[16]</sup>,  $\Phi$  为 VGG19 网络<sup>[17]</sup>,  $\omega_l$  和  $H_l$  为特征图维度。图 6 中, Loss1 梯度分支只使用像素损失, Loss2 和 Loss3 均使用对抗、像素和感知损失。

为了使提取的 3 种信息类型之间保持平衡,我们对目标损失函数设置了权重,经过反复实验得出  $\alpha, \beta, \gamma$  分别为 0.5, 0.001, 0.006。

### 2.2.3 鉴别器

为了迫使生成器生成更加真实的图像,本文利用双尺度鉴别器<sup>[2]</sup>依次对两个阶段的重建结果进行鉴别,使得两个阶段的生成网络不断进行参数寻优,从而生成高质量的重建结果。为避免梯度消失并增加网络的稳定性,除了首个卷积层外其他每个卷积层后均加入 BN 层。鉴别器损失与生成器的对抗损失相同,鉴别器的总体损失函数如式(6)所示:

$$L_D = \min(L_{\text{DStage1}}^{\text{RaLsGAN}} + L_{\text{DStage2}}^{\text{RaLsGAN}}) \quad (6)$$

其中,  $L_{\text{DStage1}}^{\text{RaLsGAN}}$  和  $L_{\text{DStage2}}^{\text{RaLsGAN}}$  分别表示鉴别器 Stage1 和 Stage2 中的对抗损失。

## 3 实验分析及验证

### 3.1 数据集构建

本文采用云南天文台抚仙湖太阳望远镜 1s 拍摄的 200 帧同一位置高度模糊的太阳斑点图以及利用 Level1+ 算法将 200 帧重建为 1 帧的高分辨率太阳斑点图构建配对数据集。首先,将每 1972 × 2246 大小的太阳斑点图像分割成 80 个子块,每个子块的像素大小为 256 × 256;其次,计算配对低分辨率子块和高分辨率 Level1+ 子块结构相似性(SSIM)的平均值;然后,遍历所有配对子块计算两者之间的 SSIM,如果配对子块的 SSIM 大于平均值,则将其挑选出;最后,将挑选出的同一位置子块 SSIM 进行排序。经过基于块的多聚焦融合方法融合,共获得 5 万幅配对子块图用于网络训练。

### 3.2 重建结果分析

#### 3.2.1 与其他同类重建网络对比

为了验证本文重建网络的有效性,本文选取其他几种同类重建网络(Ren<sup>[6]</sup>, Cui<sup>[1]</sup>, Kupyn<sup>[2]</sup>)和 Level1+ 方法<sup>[18]</sup>进行对比,结果如图 8 所示。从图 8 可以看出,本文重建结果的高频信息明显,米粒间结构清晰,重建效果优于其他网络。

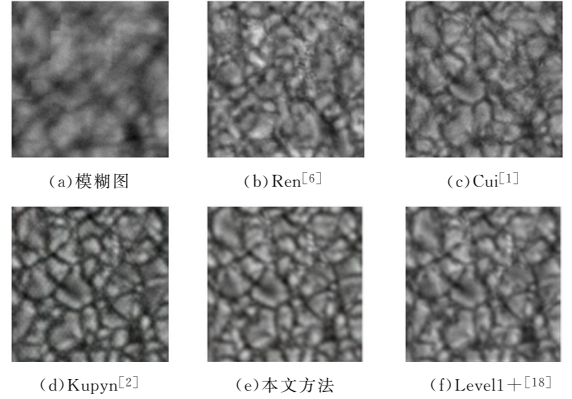


图 8 不同方法的重建结果对比

Fig. 8 Comparison of reconstruction results of different methods

为了更准确地评估网络,本文使用 SSIM 和 PSNR 两个指标来评估网络,结果如表 1 所列。从表 1 可以看出,本文重建网络结果的 SSIM 和 PSNR 两个指标均优于其他网络。

表 1 重建网络客观评价

Table 1 Objective evaluation of reconstruction networks

Method	PSNR/dB	SSIM
Ren <sup>[6]</sup>	23.1437	0.5247
Cui <sup>[1]</sup>	24.8655	0.7136
Kupyn <sup>[2]</sup>	24.0640	0.6854
Our Method	26.7201	0.8310

#### 3.2.2 消融实验

为了验证本文构建的双阶段网络结构 DSGEF 的有效性,分别评估去掉 Stage1 和 Stage2 对重建结果的影响,定量评估结果如表 2 所列,定性评估结果如图 9 所示。

表 2 不同阶段对重建结果的影响

Table 2 Effect of different stages on reconstruction results

Method	PSNR/dB	SSIM
Remove stage1	25.5364	0.6538
Remove stage2	25.3645	0.7694
DSGEF	26.6821	0.8256

从表 2 的定量评估结果中可以看出,DSGEF 的性能优于去掉任何一个网络阶段,说明了双阶段网络结构设计的优越性。从图 9 的可视化结果也可以直观看出,在去掉 Stage1 网络后,重建结果存在米粒间高频信息丢失问题,这是因为较为模糊的高频信息在 Stage2 的网络中被当作噪音去除。在去掉 Stage2 网络后,重建结果米粒间边缘不够明显,而 DSGEF 网络重建结果的高频信息明显,米粒间结构边缘更加清晰。因此,本文构建的双阶段网络 DSGEF 是解决基于块融合结果存在高频信息丢失、局部边缘模糊问题的较优策略。

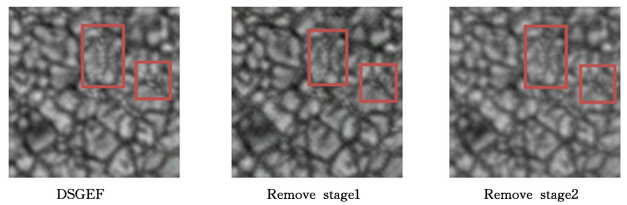


图 9 不同阶段重建结果的对比

Fig. 9 Comparison of reconstruction results at different stages



图 10 不同方法在公开数据集上重建结果的对比

Fig. 10 Comparison of reconstruction results of different methods on public datasets

### 3.2.3 在 GOPRO 数据集上与同类方法的对比

为了验证本文方法在公开数据集上同样适用,选取 GOPRO 数据集作为公开数据集,并将其他同类方法与本文方法的重建结果进行对比,定量和定性评估结果分别如表 3 和图 10 所示。从图 10 可以看出,本文方法重建结果能够较好地恢复出图像的梯度信息。从表 3 可以看出,本文方法在评估指标上没有明显提升,这是因为常规模糊图梯度信息较多,构建 DSGEF 网络增加的梯度分支并不能较好地发挥优势,但仍能对常规模糊图的梯度信息进行一定的增强。

表 3 不同方法在 GOPRO 数据集上的评估结果

Table 3 Evaluation results of different methods on GOPRO dataset

Method	PSNR/dB	SSIM
SRN <sup>[4]</sup>	28.2735	0.8742
Kupyn <sup>[2]</sup>	29.4148	0.9244
Zhang <sup>[19]</sup>	29.6538	0.9171
Our method	30.4364	0.9344

**结束语** 在不同聚焦区域融合前,先利用多尺度 Retinex 算法增强聚焦区域,再使用融合算法进行不同聚焦区域融合,突出了高频细节,提高了不同聚焦区域的融合效果;利用太阳斑点图不同聚焦区域相似信息的互补特性,使用 DCT+ Variance+CV 算法融合不同聚焦区域,增加了图像的整体信息量,避免了重建网络学习先验信息受限;构建 DSGEF 双阶段网络,在梯度增强网络中增加梯度分支来单独捕获空间结构信息,弥补了融合结果米粒间高频信息的不足,在 Stage2 中利用 FPN 网络改善了米粒边缘清晰度。

本文方法虽然能够重建出米粒间的高频信息,但是不同聚焦区域采用串行方式进行融合,存在融合时间较长的不足。未来工作中我们将尝试采用并行方式进行融合,提高融合效率。

### 参考文献

[1] CUI W H,JIANG M R,YANG L,et al. Combining McycleGAN

and RFCNN to achieve high resolution reconstruction of solar speckle image[J]. Computer Science,2021,48(6A):38-42.

[2] 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. New York:IEEE Press,2019:8878-8887.

[3] NAH S,HYNU K T,MU L K. Deep multi-scale convolutional neural network for dynamic scene deblurring[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York:IEEE Press,2017:3883-3891.

[4] TAO X,GAO H,SHEN X,et al. Scale-recurrent network for deep image deblurring[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York:IEEE Press,2018:8174-8182.

[5] LI F H,JANG M R,YANG L,et al. Gradient Guided Deblurring of Sun Speckle Images Based on Generative Adversarial Networks[J]. Computer Applications,2021,41(11):3345-3352.

[6] REN Y H. Research on single-frame sun spot image reconstruction algorithm based on generative adversarial network[D]. Yunnan: Yunnan University,2020.

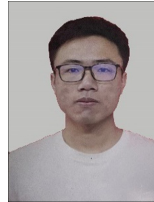
[7] ZHU J Y,PARK T,ISOLA P,et al. Unpaired image to image translation using cycle consistent adversarial networks[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. New York:IEEE Press,2017:2223-2232.

[8] LIN T Y,DOLLAR P,GIRSHICK R,et al. Feature pyramid networks for object detection[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York:IEEE Press,2017:2117-2125.

[9] RAHMAN Z,JOBSON D J,WOODELL G A. Multiscale retinex for color image enhancement[C]// Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing. New York:IEEE Press,1996:1003-1006.

[10] ZHANG J X,YANG H. Low-light color image enhancement based on homomorphic high-low-pass filtering and multi-scale

- retinex[J]. *Computer Applications and Software*, 2021, 38(1): 678-684.
- [11] HAGHIGHAT M B A, AGHAGOLZADEH A, SEYEDARABI H. Multi-focus image fusion for visual sensor networks in DCT domain[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2011, 37(5): 789-797.
- [12] 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*. Germany: Springer Press, 2018: 984-990.
- [13] ZHANG H, XU H, XIAO Y, et al. Rethinking the image fusion: a fast unified image fusion network based on proportional maintenance of gradient and intensity[C] // *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. New York: AAAI press, 2020, 12797-12804.
- [14] JOLICOEU A. The relativistic discriminator: a key element missing from standard GAN. [EB/OL]. (2018-09-10) [2021-12-10]. <https://arxiv.org/pdf/1807.00734.pdf>.
- [15] JOHNSON J, ALAHI A, FEI L. Perceptual losses for real time style transfer and super resolution[C] // *European Conference on Computer Vision*. Germany: Springer Press, 2016: 694-711.
- [16] MA C, RAO Y, CHENG Y, et al. Structure preserving super resolution with gradient guidance [C] // *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. New York: IEEE Press, 2020: 7769-7778.
- [17] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. [EB/OL]. (2015-04-10) [2021-12-10]. <https://arxiv.org/pdf/1409.1556.pdf>.
- [18] XIANG Y Y. Research on high-resolution high speed reconstruction algorithm of the sun[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2016.
- [19] ZHANG K, LUO W, ZHONG Y, et al. Deblurring by realistic blurring[C] // *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. New York: IEEE Press, 2020: 2737-2746.



**JIN Yahui**, born in 1996, postgraduate. His main research interests include image reconstruction and so on.



**JIANG Murong**, born in 1963, professor. Her main research interests include mathematical method of image processing and intelligent calculation.