

基于最小噪声分离和生成对抗网络的影像阴影去除

丁栋^{1,2}, 汪佳丽¹, 陈明^{1,2*}¹上海海洋大学信息学院, 上海 201306;²农业农村部渔业信息重点实验室, 上海 201306

摘要 为了提高影像阴影去除的效果,提出一种基于最小噪声分离(MNF)和生成对抗网络(GAN)的影像阴影去除算法。它以GAN作为基本框架,在生成器和判别器中分别引入条件信息,采用端到端共同学习的多任务模式。生成网络采用编码解码结构,判别网络采用马尔可夫判别器结构。此外,此算法使用MNF,将消除噪声的影像灰度化后与阴影影像一起训练,进而恢复无阴影的影像。这样的网络在训练时可以专注于MNF变换后的单独特征嵌入,而非传统的跨任务共享嵌入。实验结果表明,在指定数据集上,所提算法的结构相似性(SSIM)的平均值达0.9780,像素均方根误差(RMSE)的平均值减小到9.8717。在主观感知和客观评价指标上,所提算法的实验结果均优于对比算法。

关键词 阴影去除; 最小噪声分离; 生成对抗网络; 编码解码结构

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP213421

Image Shadow Removal Based on Minimum Noise Fraction and Generative Adversarial Network

Ding Dong^{1,2}, Wang Jiali¹, Chen Ming^{1,2*}¹College of Information Technology, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China;²Key Laboratory of Fisheries Information, Ministry of Agriculture, Shanghai 201306, China

Abstract An image shadow removal algorithm based on minimum noise fraction (MNF) and a generative adversarial network (GAN) is proposed to improve the shadow removal effect. The algorithm takes GAN as its basic framework, introduces condition information into the generator and discriminator respectively, and adopts the multitask mode of end-to-end joint learning. The generative network adopts the encoding-decoding structure, and the discriminant network adopts the Markov discriminator structure. Additionally, the proposed algorithm uses MNF to restore the shade-free image after graying the noise-eliminating image with the shadowed image. Therefore, our network can focus on single feature embedding after the change in MNF instead of the traditional cross-task shared embedding. Experimental results indicate that the proposed algorithm can increase the mean structural similarity (SSIM) to 0.9780 and decrease the mean root mean square error (RMSE) to 9.8717 on the specified dataset. Both visual and statistic comparisons confirm that the proposed algorithm is better than other algorithms.

Key words shadow removal; minimum noise fraction; generative adversarial network; encoding and decoding structure

1 引言

近年来,计算机视觉技术和数字影像分析技术迅猛发展,在工业、医学、遥感等诸多领域都得到了广泛应用。影像阴影作为视觉影像的一个重要方面,它的存在一方面给特定场景提供了亮度信息和场景理解,另一方面也给分类、目标检测、语义分割等工作造成了极大的干扰。因此,阴影去除成为影像处理领域的一

个研究热点。

传统的阴影去除方法大致可分为三种:基于光照迁移的方法、基于梯度域去阴影的方法、基于颜色域的阴影去除方法。基于光照迁移的方法^[1-3]对影像中的阴影区域进行一致照明,根据阴影斑块与光照斑块之间的对应关系,构造优化的恢复算子,进行信息填充,但是需要进行实例分割、聚类等预处理工作,效率较低。基于梯度域去阴影的方法^[4-7]通过比较光照不变

收稿日期: 2021-12-31; 修回日期: 2022-02-27; 录用日期: 2022-03-29; 网络首发日期: 2022-04-10

基金项目: 广东省重点领域研发计划(2021B0202070001)、上海海洋大学科研发展专项基金(A1-2006-21-7016)

通信作者: *mchen@shou.edu.cn

图与原始影像进行阴影检测,进而利用基于梯度的方法进行阴影去除,但这种方法只会改变阴影边界或半影的梯度变量,因此不适用于全阴影区域的光照变量。基于颜色域的阴影去除方法^[8-9]将阴影分为半影和全影区域,从局部到全局进行优化,可以保留阴影区域中的细节,但是计算复杂度较高,存在重构误差。

随着计算机视觉领域对运算速度要求的提高,基于深度学习的阴影去除方法^[10-14]逐渐成为主流。Qu等^[10]基于卷积神经网络(CNN),提出一个自动的端到端深度神经网络,采用多上下文结构,通过嵌入三个不同角度的信息来预测输出的阴影。Wang等^[11]使用两个条件生成对抗网络(CGAN)设计出一个堆叠组件,采用多任务学习的方式分别进行阴影检测和阴影去除。文献^[12]基于CGAN构建阴影影像衰减器,以生成多样的影像样本,既确保了足够的训练数据,也让模型通过对各种类型阴影的识别与处理来提升泛化能力。文献^[13]采用多阶段阴影去除的结构,分别对全影模块和半影模块两种不同类型的阴影分阶段进行去除。其中文献^[11-14]均使用了生成对抗网络(GAN)^[15],达到了阴影去除的效果,生成器接收到的条件信息大致可分为两类,为阴影二值掩模和阴影蒙版。阴影二值掩模提取时多采用Alpha matting技术^[16],其可以简单地标记阴影区域和非阴影区域。Johnson等^[17]基于CGAN训练生成器,生成阴影蒙版,由于使用数据集拍摄时不可避免地人为引入误差,生成一幅具有光照衰减信息的阴影蒙版影像难度较大。

为了得到更好的阴影去除效果,本文在研究主成分分析(PCA)的基础上提出一种基于最小噪声分离(MNF)和GAN的影像阴影去除方法。该方法以堆叠式条件生成对抗网络(ST-CGAN)为基本框架,生成器接收到的条件信息为经过MNF变换的去噪灰度化影像。这一条件信息一方面避免了提取二值掩模和阴影蒙版的复杂操作,另一方面引入去噪灰度化影像的生成对抗网络不仅能在环境信息复杂的阴影影像中快速准确地识别阴影区域,而且能有效区分阴影及非阴影环境

下的暗色调区域,从而准确完成对阴影区域的提取,实现阴影的去除。本文的主要贡献是:对MNF方法与GAN模型进行组合,形成新的影像阴影去除方法(MNF-GAN),与ST-CGAN进行了全面的比较,验证了MNF-GAN的可行性,并且效果优于ST-CGAN;用MNF方法提取阴影影像的不同特征,作为额外的特定数据集;对MNF方法与PCA方法提取的特征进行了阴影去除比较实验,证明了基于MNF的生成对抗网络的阴影去除效果比基于PCA的方法效果更好。

2 基本原理

2.1 MNF法

MNF^[18]改进了PCA变换^[19-20]在消除噪声和增强图像方面的不足。可以将MNF视为两次PCA变换,图像经过MNF变换后,对应的波段信息将按照信噪比(SNR)^[21-22]高低顺序进行排序。MNF中各分量的信噪比为

$$R_{\text{SNR}_i} = \frac{\mathbf{a}_i^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{a}_i}{\mathbf{a}_i^T \boldsymbol{\Sigma}_N \mathbf{a}_i}, \quad (1)$$

式中: \mathbf{a}_i 是MNF变换矩阵中的第*i*个波段对应值; $\boldsymbol{\Sigma}$ 为信号分量*S*的协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}_S$ 和噪声分量*N*的协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}_N$ 的和。通过MNF变换,前几个特性波段包含了大部分的信号信息,使得影像阴影的特征提取变得简单,而且特征波段的有限降维可以提高处理效率,特别是涉及多个波段时。

2.2 MNF效果图

本次实验的MNF变换是在ENVI遥感分析平台上实现的。输入的阴影影像经过MNF变换后,可以显示输出MNF的特征波段,正常情况下一般选特征值大于1的特征作为输出特征波段。本次实验选取三个特征波段,包括最小噪声的第一特征影像、第二特征影像、第三特征影像和三特征叠加的特征影像,分别作为MNF-GAN的特定数据集。特定数据集的分离效果如图1所示。

由于光照信息和地物环境的影响,不同的阴影影

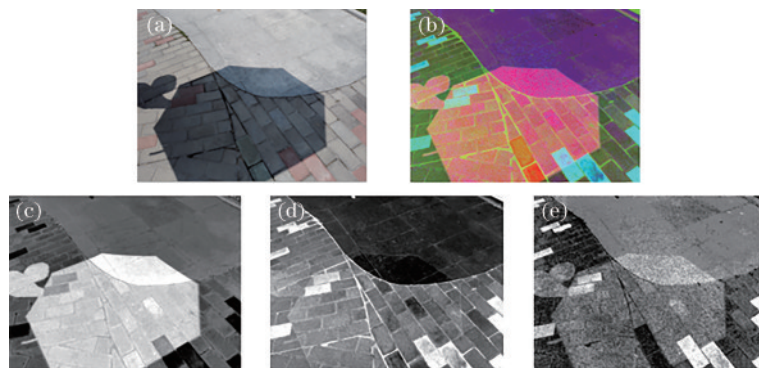


图1 MNF实验结果。(a)原始影像;(b)MNF的前三个特征影像(依次用红、绿、蓝表示);(c)MNF的第一特征影像;(d)MNF的第二特征影像;(e)MNF的第三特征影像

Fig. 1 MNF results. (a) Original image; (b) the first three features of MNF image (displayed as R, G, B); (c) the first feature of MNF image; (d) the second feature of MNF image; (e) the third feature of MNF image

像的最佳特征波段也不同,本次实验选取第一、第二、第三特征波段,一方面可以保证最大化去除噪声,使得纹理信息提取效果更好,另一方面根据 MNF 变换后的波段信噪比,这三个特征影像几乎可以占据阴影影像上所有信息。因此采用这三个特征波段的影像作为生成对抗网络的基础影像。

3 MNF-GAN 模型

MNF-GAN 组合模型将 ST-CGAN 作为基础模

型,用 MNF 特征影像代替传统阴影二值掩模作为输入,将阴影影像、无阴影影像、经过 MNF 的灰度化影像输入到生成对抗网络中,并构建了多项损失函数来提升阴影去除的效果。MNF 处理后的不同特征图与 GAN 组合,分别描述为 MNF-GAN(第一特征)、MNF-GAN(第二特征)、MNF-GAN(第三特征)和 MNF-GAN(三特征叠加)。网络训练流程如图 2 所示。

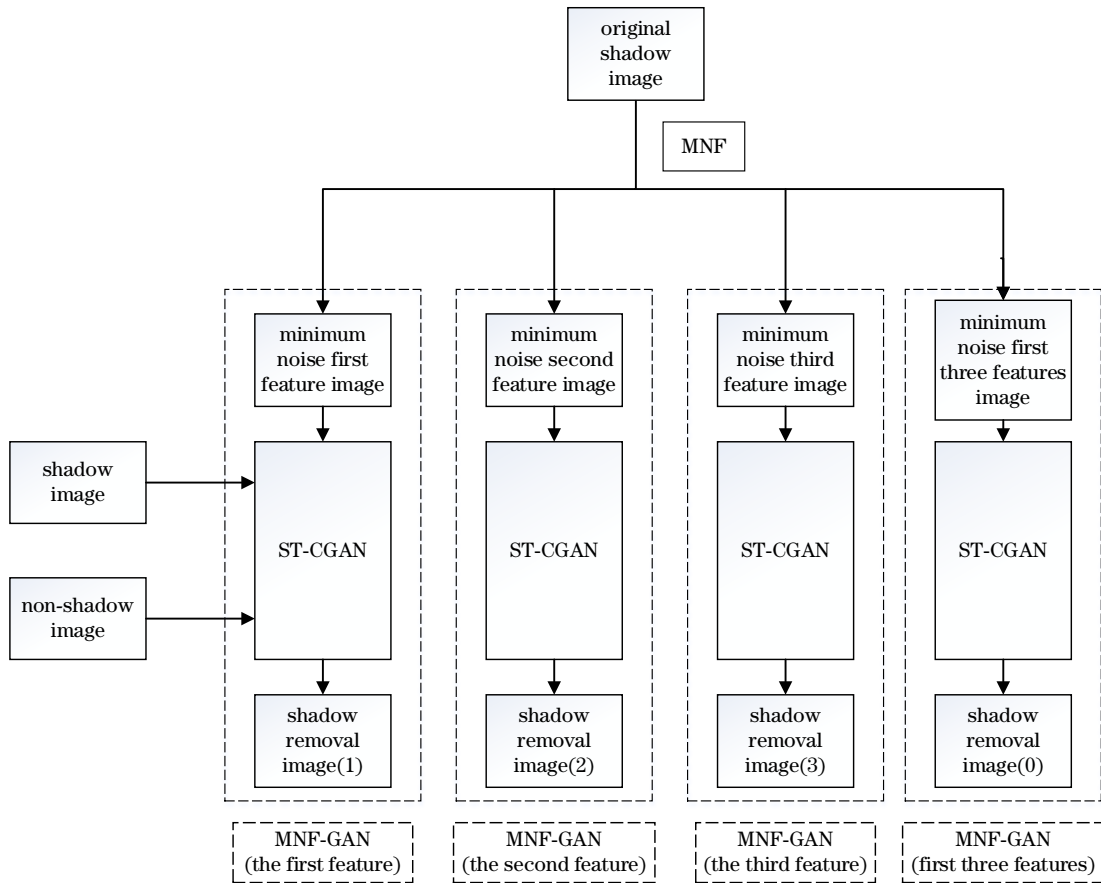


图 2 MNF-GAN 算法的训练流程
Fig. 2 Training flow of MNF-GAN algorithm

3.1 模型结构

受 Wang 等^[11]的启发,本文采用 ST-CGAN 的结构,该网络以端到端方式共同学习,利用编码器与解码器提取影像特征,进行去噪影像的阴影提取和阴影去除。MNF 的阴影影像使得复杂地物环境的阴影区域更为突出,CGAN 可以有效地利用信息条件,将其引入到对抗损失中,从而生成更加真实的去阴影影像。MNF-GAN 算法的执行流程如下:先将有阴影的影像作为生成网络的输入,经过模型的推理得到生成影像;并将生成影像和参考影像一起送到判别网络中,计算出两张影像间的误差损失;再将计算出的误差损失送回到生成网络的各个层,对网络的各层参数进行不断更新,从而获得高质量的已去除阴影的影像。ST-CGAN 的结构和数据处理流程如图 3 所示。

3.2 生成网络的构建

受生物医学影像分割领域的 U-net^[23]的启发,生成网络的构建包含了收缩路径和对称扩展路径,使得该网络在学习过程中快速获取上下文信息的同时,也能够准确进行对称定位。生成网络包含编码模块和解码模块两个主要部分,网络是一个经典的全卷积网络(即网络中没有全连接操作)。卷积层分两个部分,如图 4 所示,encoder 部分表示经典卷积层,decoder 部分表示转置卷积层,跳跃连接可以有效地使 decoder 部分进行特征图上采样。其中,卷积层 512(×3)和卷积层 1024(×3)是将相同的卷积层重复了 3 次的结果,感受野的大小不变,减少了参数量,引入了更多非线性映射,提高了决策函数的判断能力。

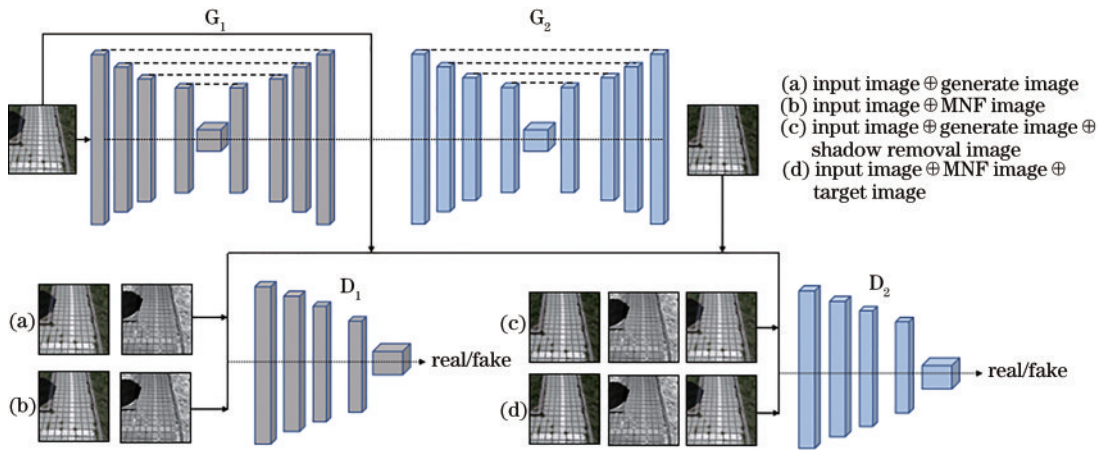


图 3 ST-CGAN 结构

Fig. 3 ST-CGAN structure

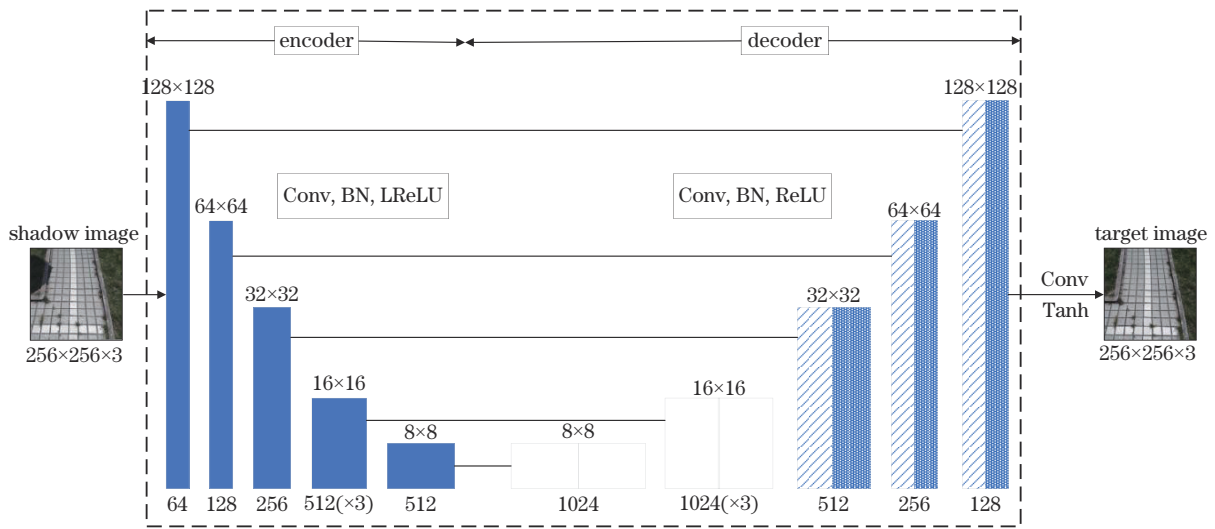


图 4 生成网络结构

Fig. 4 Generative network structure

3.3 判别网络的构建

判别网络采用了马尔可夫判别器 (PatchGAN)^[24]

体系结构。判别器 1 和 2 (D_1 和 D_2) 分别与生成器 1 和 2 (G_1 和 G_2) 对应。该网络由 5 个卷积层构成, 如图 5 所

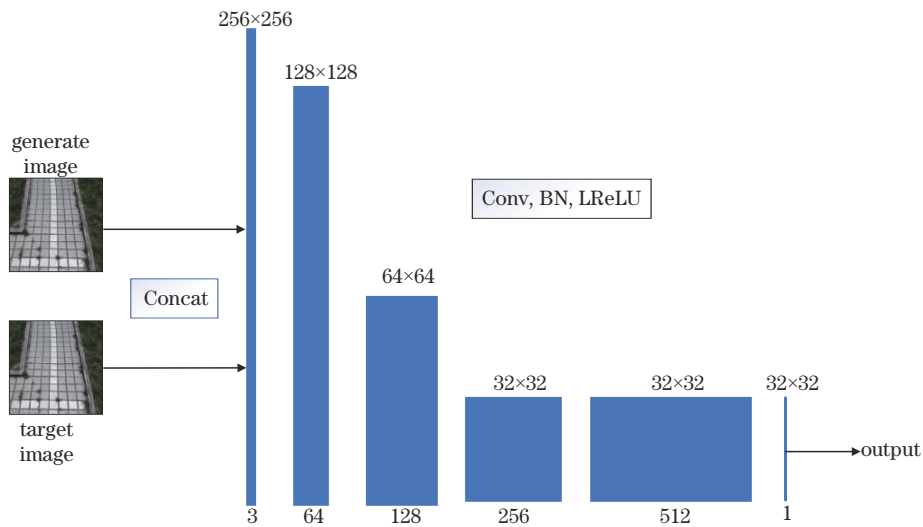


图 5 判别网络结构

Fig. 5 Discriminative network structure

示,最后输出矩阵中的每一个输出代表一个像素点,与参考影像中的局部感受野相对应,因此该判别网络可以极大程度上确保影像细节的真实性,使得阴影边缘纹理信息更加清晰。其中,Concat表示将生成图像与参考图像按通道维度叠加的操作,output表示生成图像与参考图像差异的平均响应。

3.4 损失函数的构建

采用ST-CGAN,该网络由两个CGAN^[25]组成,其中第二个CGAN叠加在第一个CGAN上。在第一个CGAN中,生成器 G_1 和判别器 D_1 的条件信息均为三通道的阴影影像 \mathbf{x} ,根据随机噪声 \mathbf{z} 训练 G_1 ,生成与 \mathbf{x} 对应的灰度影像 $G_1(\mathbf{z}, \mathbf{x})$ 。将 \mathbf{x} 经过MNF变换后的影像灰度化,并表示为 \mathbf{y} , $G_1(\mathbf{z}, \mathbf{x})$ 的目标就是与 \mathbf{y} 无限接近。因此, G_1 需要对数据集的分布 $P_{\text{data}}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 进行建模。构建第一个CGAN的目标函数,表达式为

$$L_1 = E_{\mathbf{x}, \mathbf{y} \sim P_{\text{data}}(\mathbf{x}, \mathbf{y})} [\log D_1(\mathbf{x}, \mathbf{y})] + E_{\mathbf{x} \sim P_{\text{data}}(\mathbf{x})} \left\{ \log \left\{ 1 - D_1[\mathbf{x}, G_1(\mathbf{x})] \right\} \right\}. \quad (2)$$

此外,为了使目标与无阴影影像更为贴近,采用全局相似性损失,表达式为

$$L_2 = E_{\mathbf{x}, \mathbf{y} \sim P_{\text{data}}(\mathbf{x}, \mathbf{y})} \|\mathbf{y} - G_1(\mathbf{x})\|. \quad (3)$$

在第二个条件生成对抗网络中,与式(2)和式(3)进行类比,可以得到

$$L_3 = E_{\mathbf{x}, \mathbf{r} \sim P_{\text{data}}(\mathbf{x}, \mathbf{r})} \|\mathbf{r} - G_2[\mathbf{x}, G_1(\mathbf{x})]\|, \quad (4)$$

式中: \mathbf{r} 表示 \mathbf{x} 对应的无阴影影像。 G_2 将 \mathbf{x} 和 $G_1(\mathbf{x})$ 作为影像对进行输入,而 D_2 将 G_1 和 G_2 的输出串联(条件为 \mathbf{x})与实数对区分开来,得到

$$L_4 = E_{\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{r} \sim P_{\text{data}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{r})} [\log D_2(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{r})] + E_{\mathbf{x} \sim P_{\text{data}}(\mathbf{x})} \left\{ \log \left\{ 1 - D_2[\mathbf{x}, G_1(\mathbf{x}), G_2[\mathbf{x}, G_1(\mathbf{x})]] \right\} \right\}. \quad (5)$$

最后可以得出联合学习任务的整体目标,即解决一个极小极大的问题,其中优化的目标是找到鞍点:

$$L = \lambda_1 L_1 + \lambda_2 L_2 + \lambda_3 L_3 + \lambda_4 L_4. \quad (6)$$

所提算法的目的是提高阴影去除的效果,因此阴影去除的全局相似性损失 L_3 和生成对抗损失 L_4 为损失函数的主体。引入 L_1 和 L_2 的目的是确保MNF和GAN结合后,GAN能够更准确地接收到MNF识别出的阴影区域信息,从而更最大限度地确保阴影去除的效果。 λ 的实际设置为 $\lambda_1=0.1, \lambda_2=1, \lambda_3=5, \lambda_4=0.1$ 。

3.5 实验设置

本实验基于PyTorch深度学习框架,在CentOS 7.6操作系统环境内使用Python完成编程,服务器内存为376 GB,CPU为40核的Intel(R) Xeon(R) Gold5215,主频2.50 GHz,图形处理器(GPU)为NVIDIA Tesla V100(3块)。

优化用Adam求解器,生成器和判别器交替来训练ST-CGAN。具体来说,采用上升步骤更新(D_1, D_2)与(G_1, G_2)的组合。在训练过程中,ST-CGAN的所有权重按均值为0、标准差为0.2的正态分布进行设置;采用裁剪的方法,将原始 286×286 的影像随机裁剪成多个 256×256 的子影像,得到4张子图,经过水平翻转后变成8张子图,数据集得以有效扩充;此外,采用了ReLU、Tanh、Leaky ReLU这三种不同的非线性激活函数,确保模型的泛化能力;为了降低深度神经网络的训练难度,在部分卷积操作后加入批量归一化(BN),它能加速模型的收敛,减小振荡,使训练过程更加稳定,有效地避免过拟合。

4 分析与讨论

4.1 数据集

现有的大多数可用阴影数据集在多任务设置视图中都是有限的,其中SBU^[26]和UCF^[27]仅用于阴影检测,而SRD^[10]、UIUC^[28]和LRSS^[29]则用于阴影去除。因此Wang等^[11]构建了一个大规模的影像阴影三联集ISTD,为了便于对阴影理解方法的评价。ISTD数据集将阴影影像、阴影掩模、无阴影影像组成了三元组,表1列出了ISTD与其他阴影数据集的详细比较。

表1 ISTD数据集与其他主流阴影数据集的比较

Table 1 Comparison between ISTD dataset and other mainstream shadow datasets

Dataset	Data volume	Content of images	Type	Usage
SBU	4727	Shadow/shadow mask	Pair	Detection
UCF	245	Shadow/shadow mask	Pair	Detection
SRD	3088	Shadow/shadow-free	Pair	Removal
UIUC	76	Shadow/shadow-free	Pair	Removal
LRSS	37	Shadow/shadow-free	Pair	Removal
ISTD	1870	Shadow/shadow mask/shadow-free	Triplet	Both

采用三个特征MNF影像来代替ISTD中的阴影掩模(即本文额外的特定数据集),其中从第一特征、第二特征、第三特征及三特征叠加的影像对应的数据集中分别选取70%的数据作为训练集,用于网络的训练;20%作为验证集,目的是能够及时发现模型的参

数问题,确保泛化能力;剩下的10%用作测试集。

与此同时,在引入的SRD数据集中对所提算法与其他算法进行横向对比。SRD数据集中的阴影影像采集于不同光照条件下,里面存在多云和晴天的阴影影像以及在一天中不同时间点的影像。SRD数据集

的数据量足够得多,可以方便进行横向对比实验数据的筛选,以确保最佳的阴影去除效果。

4.2 客观评价指标

使用像素均方根误差(RMSE)和结构相似性(SSIM)作为阴影去除衡量指标。其中RMSE衡量阴影去除影像和真实无阴影影像之间的误差;数据集上的阴影影像的背景大多源于自然,具有极高的结构性,SSIM这一指标能够很好地对比两幅影像之间的空间信息,贴合人类的视觉感官体验。

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mathbf{I}_i - \mathbf{I}'_i)^2}, \quad (7)$$

式中: \mathbf{I} 和 \mathbf{I}' 分别代表去阴影影像和无阴影影像; n 为像素点个数。

$$M_{\text{SSIM}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}, \quad (8)$$

式中: μ_x 是 \mathbf{x} 的平均值, μ_y 是 \mathbf{y} 的平均值; σ_x^2 是 \mathbf{x} 的方差, σ_y^2 是 \mathbf{y} 的方差, σ_{xy} 是 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 的协方差; $c_1 = (k_1L)^2$,

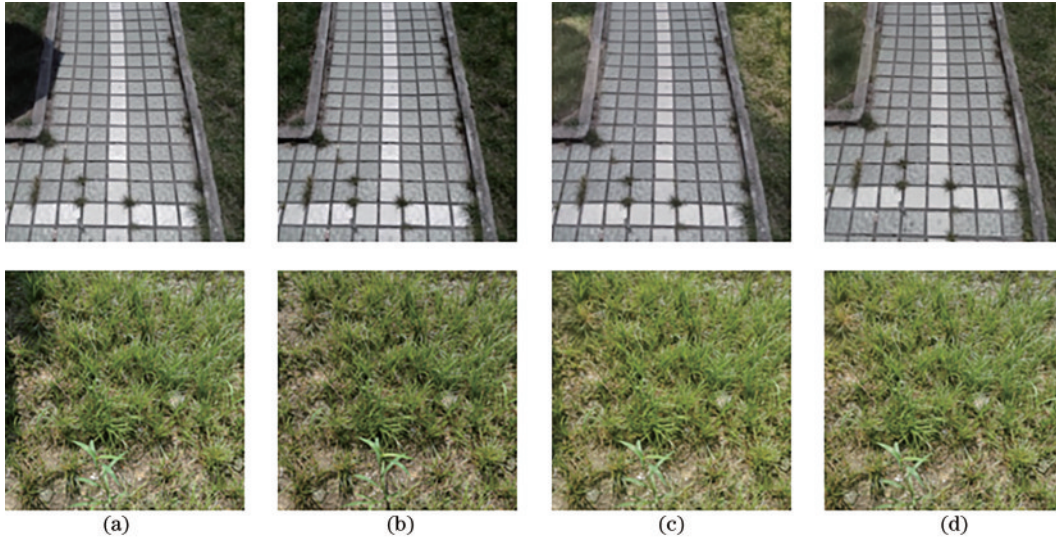


图6 ST-CGAN与MNF-GAN(三特征叠加)阴影去除效果比较。(a)原始阴影影像;(b)无阴影影像(参考影像);(c)ST-CGAN;(d)MNF-GAN(三特征叠加)

Fig. 6 Comparison of shadow removal effect between ST-CGAN and MNF-GAN(first three features). (a) Original shadow image; (b) shadow-free image (reference image); (c) ST-CGAN; (d) MNF-GAN (first three features)

对MNF-GAN(三特征叠加)在三特征叠加数据集上的影像阴影去除效果与ST-CGAN方法进行量化评估,结果如表2所示。在ISTD数据集上挑选不同场景进行测试,表2中的SSIM越接近1说明去阴影影像从结构上与无阴影影像之间更为相似。相较于ST-CGAN方法,MNF-GAN(三特征叠加)的SSIM提高了0.99%。表2中的RMSE越小说明阴影去除影像与真实无阴影影像之间的误差越小。相较于ST-CGAN方法,MNF-GAN(三特征叠加)的RMSE降低了13.69%。

$c_2 = (k_2L)^2$ 是用来稳定的常数,其中 L 是像素值的动态范围,而 $k_1 = 0.01, k_2 = 0.03$ 。

4.3 MNF-GAN与ST-CGAN实验分析

4.3.1 ST-CGAN与MNF-GAN(三特征叠加)的对比实验

为了验证MNF-GAN算法的有效性,与ST-CGAN模型进行对比实验,结果如图6所示。其中,图6(c)为用传统的ISTD数据集(即原始阴影影像、二值掩模、无阴影影像所组成的三元组)训练得出的去阴影影像,而图6(d)为本文特定数据集(前三特征叠加的MNF特征影像代替三元组的二值掩模)训练得出的去阴影影像。从图6第一行的影像可以明显地看出,MNF-GAN由于引入了MNF特征影像,使得对暗区域的阴影区域提取更加准确,进而使得去阴影影像的边界轮廓更加自然;从图6第二行的影像可以看出,杂草的存在使得地物环境更加复杂,MNF-GAN可以在复杂地物环境中准确识别阴影区域,细节区域的纹理信息得到了更好的恢复。

表2 ST-CGAN和MNF-GAN(三特征叠加)的阴影去除的统计比较

Table 2 Statistical results of shadow removal between ST-CGAN and MNF-GAN (first three features)

Algorithm	SSIM	RMSE
ST-CGAN	0.9401	15.6675
MNF-GAN (first three features)	0.9494	13.5222

4.3.2 基于不同特征的MNF-GAN的对比实验

为了使MNF-GAN算法达到最优效果,继续在第一、第二、第三特征的三个数据集上对MNF-GAN进

行实验,阴影去除的效果如图 7 所示。可以看出, MNF-GAN(第一、二、三特征)均可进行影像阴影去除,但是效果不一。因此, MNF-GAN 阴影去除的效

果与选取的特征影像有关,选择最佳匹配特征影像可以最大限度地提取影像阴影信息,使得去阴影效果最大化。

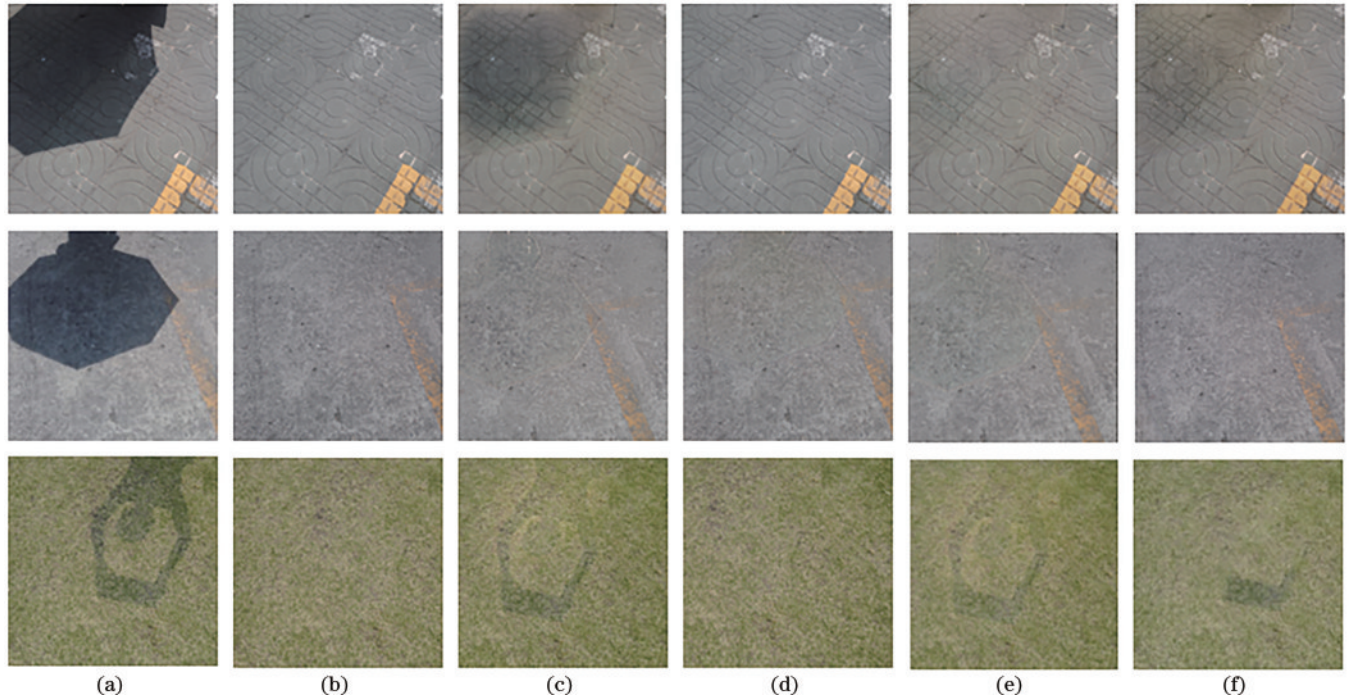


图 7 不同 MNF-GANs 的阴影去除效果比较。(a)原始阴影影像;(b)无阴影影像(参考影像);(c)MNF-GAN(第一特征);(d)MNF-GAN(第二特征);(e)MNF-GAN(第三特征);(f)MNF-GAN(三特征叠加)

Fig. 7 Comparison of shadow removal effects of different MNF-GANs. (a) Original shadow image; (b) shadow-free image (reference image); (c) MNF-GAN (the first feature); (d) MNF-GAN (the second feature); (e) MNF-GAN (the third feature); (f) MNF-GAN (first three features)

从图 7 可以看出, MNF-GAN(第二特征)的阴影去除效果比第一、三特征以及三特征叠加的 MNF-GAN 更好。对基于不同特征的 MNF-GAN 的影像阴

影去除效果进行量化评估,结果如表 3 所示,可以清晰地看出, MNF-GAN(第二特征)阴影去除的 SSIM 最高, RMSE 最低,在两个评价指标上,皆为最佳。

表 3 基于不同特征的 MNF-GAN 阴影去除效果与 ST-CGAN 的对比

Table 3 Comparison of shadow removal effects between MNF-GAN based on different features and ST-CGAN

Algorithm	SSIM	RMSE	Rising rate of SSIM/%	Decline rate of RMSE/%
ST-CGAN	0.9401	15.6675		
MNF-GAN (the first feature)	0.9478	14.1621	0.82	9.61
MNF-GAN (the second feature)	0.9510	12.3016	1.16	21.48
MNF-GAN (the third feature)	0.9499	13.8513	1.04	11.59
MNF-GAN (first three features)	0.9494	13.5222	0.99	13.69

从量化的实验结果分析可以得出,与传统的 ST-CGAN 算法相比,所提 MNF-GAN 算法的影像阴影去除效果显著提高。具体来说, MNF-GAN(第二特征)的阴影去除效果最佳,相比于 ST-CGAN 方法, SSIM 提高了约 1.16%, RMSE 降低了约 21.48%。根据阴影性质和阴影场景的不同,不同的阴影对应着不同的特征,会产生最佳的阴影去除效果。综上所述,所提 MNF-GAN 影像阴影去除算法能取得比 ST-CGAN 算法更好的阴影去除效果。

4.4 MNF-GAN 与 PCA-GAN 对比实验

MNF-GAN 能够提升阴影去除效果,最主要的原因是 MNF 在复杂地物环境下能够更好地凸显阴影区域,并且能够有效地保留阴影表面的纹理信息这一细节问题。而 MNF 变换的原理是两次重叠的主成分分析,因此,不妨假设利用 PCA 进行阴影去除的效果会介于传统方法和 MNF 之间。为了验证这一想法,选取 MNF-GAN(第二特征)进行实验分析。实验中所指的 PCA-GAN 是类似于 MNF-GAN 的网络模型(即把 MNF 特征影像替换成 PCA 特征影像)。实验结果

如表 4 所示,相较于 ST-CGAN 方法,PCA-GAN 的 SSIM 提高了约 0.52%,RMSE 降低了约 4.89%,但其两种评价指标均未达到 MNF-GAN(第二特征)的效果。因此,假设成立,即 MNF-GAN 的阴影去除效果比 PCA-GAN 的效果更好。

表 4 ST-CGAN、PCA-GAN 和 MNF-GAN(第二特征)阴影去除的统计比较

Table 4 Statistical results of shadow removal between ST-CGAN and PCA-GAN and MNF-GAN (the second feature)

Algorithm	SSIM	RMSE
ST-CGAN	0.9401	15.6675
PCA-GAN	0.9450	14.9006
MNF-GAN (the second feature)	0.9510	12.3016

4.5 MNF-GAN 与其他算法的对比实验

为了证明 MNF-GAN 算法的优越性,选取其他算法在 SRD 数据集上进行横向对比实验。

相较于 ISTD 数据集,SRD 数据集场景更加丰富且大部分场景地物环境复杂,阴影多处于复杂纹理的环境表面,这样可以最大限度地发挥所提算法的优越

性。由上述实验可以看出,MNF-GAN(第二特征)的阴影去除效果明显优于其他特征的 MNF-GAN。在 MNF-GAN 与其他算法的对比实验中,默认 MNF-GAN 输入的特征影像为第二特征的特征影像。

图 8 为所提算法与几种基于深度学习的阴影去除算法 DeshadowNet^[10]、Mask-ShadowGAN^[14]、CGAN^[11]在 SRD 数据集上的阴影去除结果。从图 8 可以看出:DesadowNet 能够识别出阴影区域并对阴影区域进行光照补充、色彩恢复,但是由于条件信息的制约,并不能很好地将阴影彻底去除;Mask-ShadowGAN 对阴影区域进行影像恢复时由于选取的图片表面纹理复杂,使得影像恢复后的阴影区域存在失真现象,在地物环境较为简单、纹理清晰的物体表面,该方法才能有效地发挥作用;CGAN 方法有效地引入了条件信息,细节处的阴影去除效果也做得很好,但有时会将颜色比较暗的区域视为阴影区域,并且在暗区域进行光照恢复,这样一来无阴影区域的颜色会改变,这是不可取的;所提算法充分考虑整个图像的颜色信息,有效地在暗区域提取信息,并结合条件可以产生更自然更真实的图像,纹理细节得到很好保存。

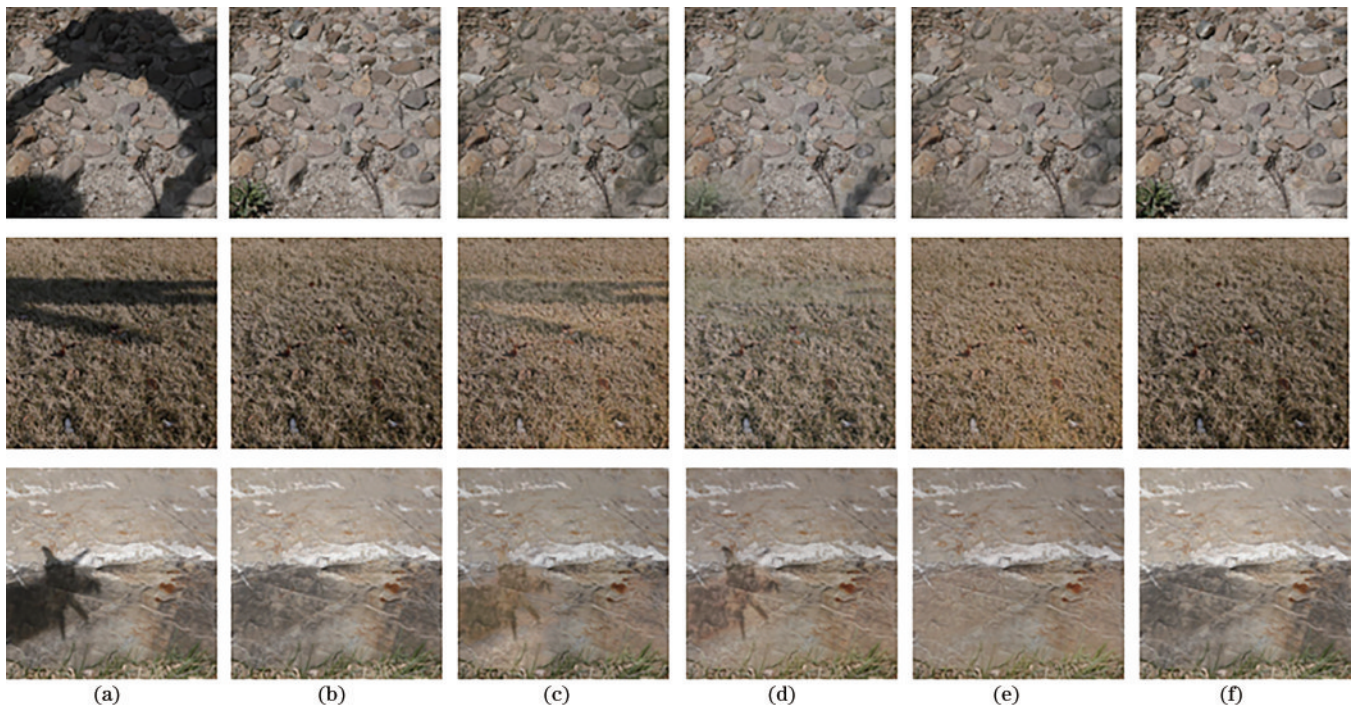


图 8 在 SRD 数据集上的不同算法的阴影去除效果比较。(a)原始阴影影像;(b)无阴影影像(参考影像);(c)DeshadowNet;(d)Mask-ShadowGAN;(e)CGAN;(f)所提算法

Fig. 8 Comparison of shadow removal effects of different methods on SRD dataset. (a) Original shadow image; (b) shadow-free image (reference image); (c) DeshadowNet; (d) Mask-ShadowGAN; (e) CGAN; (f) proposed algorithm

表 5 为不同算法在 SRD 数据集上的阴影去除定量对比。通过表 5 可以看出,所提算法的阴影去除两项指标均优于对比算法,而且所提算法采用了 SRD 数据集的筛选数据集,为了最大限度地发挥所提算法的优越性,筛选场景的天气多为多云天气,时间段多为下

午或黄昏等光照强度较弱的时间点。实验结果表明,所提算法的 SSIM 和 RMSE 分别为 0.9780 和 9.8717,阴影去除后的影像纹理清晰,失真程度小,视觉质量高,极大程度上契合了阴影去除的初衷。

表 5 不同算法在 SRD 数据集上的阴影去除定量对比

Table 5 Shadow removal quantitative comparison of different algorithms on SRD dataset

Parameter	DeshadowNet	Mask-ShadowGAN	CGAN	Proposed algorithm
SSIM	0.9328	0.9465	0.9550	0.9780
RMSE	13.5324	14.7500	12.9437	9.8717

5 结 论

为了提高影像阴影去除的效果,得到更逼真的阴影去除后的影像,在生成对抗网络的基础上加入了 MNF 方法,提出了基于 MNF 和生成对抗网络的影像阴影去除方法。对堆叠条件下的基于生成对抗网络的阴影去除方法进行实验比较,实验结果表明,采用 MNF 的前三个特征都能明显地提升阴影去除效果,基于 MNF 的生成对抗网络比基于主成分分析的生成对抗网络更能有效地去除影像阴影。根据现有的 ISTD 数据集和 SRD 数据集,构造了包含特征影像的特征数据集,所提算法对特征数据集的 SSIM 和 RMSE 评价指标都领先于其他深度学习算法。将来着重研究根据阴影所处场景和阴影特性不同,选择对应的最佳匹配特征,最大限度地使用 MNF 提高阴影去除效果的内容。

参 考 文 献

- [1] 廖斌, 吴文. 区域配对引导的光照传播视频阴影去除方法[J]. 计算机应用, 2019, 39(2): 556-563.
Liao B, Wu W. Video shadow removal method using region matching guided by illumination transfer[J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(2): 556-563.
- [2] Zhang L, Zhu Y, Liao B, et al. Video shadow removal using spatio-temporal illumination transfer[J]. Computer Graphics Forum, 2017, 36(7): 125-134.
- [3] Shen L, Chua T W, Leman K. Shadow optimization from structured deep edge detection[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 7-12, 2015, Boston, MA. New York: IEEE Press, 2015: 2067-2074.
- [4] Liu F, Gleicher M. Texture-consistent shadow removal [M]//Forsyth D, Torr P, Zisserman Z. Computer vision-ECCV 2008. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2008, 5305: 437-450.
- [5] Finlayson G D, Hordley S D, Drew M S. Removing shadows from images[M]//Heyden A, Sparr G, Nielsen M, et al. Computer vision-ECCV 2002. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2002, 2353: 823-836.
- [6] Finlayson G D, Hordley S D, Lu C, et al. On the removal of shadows from images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(1): 59-68.
- [7] Mohan A, Tumblin J, Choudhury P. Editing soft

shadows in a digital photograph[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2007, 27(2): 23-31.

- [8] Zhang L, Yan Q G, Zhu Y, et al. Effective shadow removal via multi-scale image decomposition[J]. The Visual Computer, 2019, 35(6): 1091-1104.
- [9] Arbel E, Hel-Or H. Shadow removal using intensity surfaces and texture anchor points[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(6): 1202-1216.
- [10] Qu L Q, Tian J D, He S F, et al. DeshadowNet: a multi-context embedding deep network for shadow removal[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 2308-2316.
- [11] Wang J F, Li X, Yang J. Stacked conditional generative adversarial networks for jointly learning shadow detection and shadow removal[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 1788-1797.
- [12] 廖斌, 谭道强, 吴文. 基于衰减式生成对抗网络的单幅图像阴影去除[J]. 计算机应用, 2019, 39(9): 2712-2718.
Liao B, Tan D Q, Wu W. Single image shadow removal based on attenuated generative adversarial networks[J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(9): 2712-2718.
- [13] 张淑萍, 吴文, 万毅. 基于多阶段生成对抗网络的单幅图像阴影去除方法[J]. 计算机应用, 2020, 40(8): 2378-2385.
Zhang S P, Wu W, Wan Y. Single image shadow removal method based on multistage generative adversarial network[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(8): 2378-2385.
- [14] Hu X W, Jiang Y T, Fu C W, et al. Mask-ShadowGAN: learning to remove shadows from unpaired data[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), October 27-November 2, 2019, Seoul, Korea (South). New York: IEEE Press, 2019: 2472-2481.
- [15] Goodfellow I J, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial nets[C]//Proceedings of the 2014 International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS), December 7-14, 2014, Montreal, Canada. Cambridge: The MIT Press, 2014: 2672-2680.
- [16] Cho D, Tai Y W, Kweon I S. Deep convolutional neural network for natural image matting using initial alpha mattes[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(3): 1054-1067.
- [17] Johnson J, Alahi A, Li F F. Perceptual losses for real-time style transfer and super-resolution[M]//Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. Computer vision-ECCV 2016. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2016, 9906: 694-711.
- [18] Green A A, Berman M, Switzer P, et al. A transformation for ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,

- 1988, 26(1): 65-74.
- [19] 尹佳琪, 王世勇, 李范鸣. 基于改进主成分分析的分焦平面偏振图像去噪算法[J]. 光学学报, 2021, 41(7): 0710002.
Yin J Q, Wang S Y, Li F M. Division-of-focal-plane polarization image denoising algorithm based on improved principal component analysis[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(7): 0710002.
- [20] 李靖华, 郭耀煌. 主成分分析用于多指标评价的方法研究: 主成分评价[J]. 管理工程学报, 2002, 16(1): 3, 39-43.
Li J H, Guo Y H. Principal component evaluation: a multivariate evaluate method expanded from principal component analysis[J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management, 2002, 16(1): 3, 39-43.
- [21] 刘俊, 姚予木, 李培楠, 等. 激光测高卫星全波形回波数据的参数优化小波降噪[J]. 中国激光, 2021, 48(23): 2310001.
Liu J, Yao Y M, Li P N, et al. Parameter optimization wavelet denoising algorithm for full-waveforms data of laser altimetry satellite[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(23): 2310001.
- [22] 唐健冠, 刘宇哲, 李成立, 等. 基于超弱光纤布拉格光栅的高信噪比分布式振动传感系统[J]. 光学学报, 2021, 41(13): 1306014.
Tang J G, Liu Y Z, Li C L, et al. Distributed vibration sensing system with high signal-to-noise ratio based on ultra-weak fiber Bragg grating[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(13): 1306014.
- [23] 王通, 董文德, 沈康, 等. 基于改进的 U-Net 神经网络的稀疏视角声学图像质量增强方法[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(6): 0617022.
Wang T, Dong W D, Shen K, et al. Sparse-view photoacoustic image quality enhancement based on a modified U-Net[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(6): 0617022.
- [24] 林克正, 耿佳浩, 程卫月, 等. 基于注意力机制和 PatchGAN 的图像去雾算法[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(16): 1610003.
Lin K Z, Geng J H, Cheng W Y, et al. Image dehazing algorithm combining attention mechanism and PatchGAN [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(16): 1610003.
- [25] Isola P, Zhu J Y, Zhou T H, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks[C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 5967-5976.
- [26] Vicente T F Y, Hou L, Yu C P, et al. Large-scale training of shadow detectors with noisily-annotated shadow examples[M]//Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. Computer vision-ECCV 2016. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2016, 9910: 816-832.
- [27] Zhu J J, Samuel K G G, Masood S Z, et al. Learning to recognize shadows in monochromatic natural images[C]// 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 13-18, 2010, San Francisco, CA, USA. New York: IEEE Press, 2010: 223-230.
- [28] Guo R Q, Dai Q Y, Hoiem D. Paired regions for shadow detection and removal[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(12): 2956-2967.
- [29] Gryka M, Terry M, Brostow G J. Learning to remove soft shadows[J]. ACM Transactions on Graphics, 2015, 34(5): 153.