

基于生成对抗网络的渐进式夜视图像彩色化算法

欧博[†], 刘晓倩, 林怡彤, 胡玉鹏
(湖南大学信息科学与工程学院, 湖南长沙 410082)

摘要: 受限于夜景光照不足等影响, 夜视成像中的部分内容极易缺失或模糊, 导致这部分的彩色化效果不佳. 为此, 本文提出了一种基于生成对抗网络的夜视图像彩色化算法, 通过对纹理细节的修复来提升图像模糊区域的彩色化效果. 首先, 在模糊区域修复中, 利用下采样操作减少模糊图像块的比例, 并用梯度调节预测器对模糊图像块周围的像素值进行预测, 以此来不断增强和修复模糊的纹理细节. 其次, 在彩色化过程中, 依托于生成的超分辨率图像和已有的先进对抗网络着色模型, 通过最小化亮度和纹理等失真, 来生成较为清晰的彩色图像. 实验结果表明, 经过模糊区域恢复和增强之后, 灰度图像的 PSNR 平均提升 0.33 dB. 相比之前的夜视图像彩色化方法, 本文方法可以赋予灰度夜视图像更丰富、自然的色调, 更清楚地表达图像的细节, 从而提高目标探测和识别效率.

关键词: 夜视图像彩色化; 纹理细节预测; 生成对抗网络; 模糊区域修复

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Progressive Colorization Algorithm of Night Vision Images Based on Generative Adversarial Network

OU Bo[†], LIU Xiaoqian, LIN Yitong, HU Yupeng

(College of Computer Science and Electronic Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: Affected by insufficient nighttime illumination, some content in night vision imaging is prone to missing or blurring, resulting in poor colorization. To address this issue, this paper proposes a colorization algorithm of night vision images based on generative adversarial network, where the image colorization in the blurred area is improved through texture detail prediction. Firstly, in the blurred area restoration, down-sampling is used to gradually reduce the proportion of the blurred image patches. What's more, gradient adjustment predictor is used to predict the pixel values around the blurred image patches so as to continuously enhance and remedy the blurred texture details. Then, in the colorization process, we use the super-resolution imaging and the advanced adversarial network colouring model to obtain a clearer color image through minimizing the brightness and texture distortions. Experimental results show that, the PSNR of gray image increases by 0.33 dB on average after the distortion and enhancement in the blurred area. Compared with the previous advanced colorization methods, the proposed method can give the grayscale night vision image richer and more natural colors, and express the details of the image more

* 收稿日期:2022-10-19

基金项目:国家自然科学基金资助项目(92067104,61872128), National Natural Science Foundation of China(92067104,61872128); 长沙市科技计划项目(kq2004004), Science and Technology Planning Project of Changsha(kq2004004)

作者简介:欧博(1985—),男,湖南株洲人,湖南大学副教授,博士

[†] 通信联系人, E-mail: oubo@hnu.edu.cn

clearly. It helps to improve the efficiency of target detection and recognition.

Key words: night vision image colorization; texture prediction; generative adversarial network; blurred area restoration

夜视图像彩色化是为了赋予夜视成像仪生成的图像以合理的色度值,使其具有自然感的色彩,从而帮助观察者发现目标和理解场景.夜视成像技术在各种军用及民用领域^[1],如战场监控、情报传送、刑事侦察、安全检查、交通管制、夜间导航、文物保护等方面有着重要应用.但夜视图像大多是非彩色的,色调简单,接近于灰度图像.而研究表明,人眼能分辨的颜色数量要远多于能分辨的灰度级^[2],即人眼可以分辨几千种颜色,但只能分辨100多级灰度.因此通过增加夜视图像的颜色可以充分利用人类视觉响应特性,改善观测性能.这种性能改善在低照度、低对比度情况下表现尤为明显.这也是彩色化技术开始被应用于夜视图像的原因之一.通过将夜视图像彩色化处理,可以获得更丰富的场景信息,减少观察者的反应时间,达到提高目标探测和识别效率的目的^[3-4,26].

由于夜晚可见光不足,目标信息往往无法完全呈现在夜视图像中,其目标轮廓可见性差、细节缺失等问题^[5]直接影响了图像的着色效果.这是因为图像彩色化的原理大多是基于“相同纹理则颜色相近”这一朴素思路设计实现,较为依赖应用图像的纹理清晰度,即图像越清晰,越有利于后期颜色传递和特征匹配着色.因而,对于夜视图像而言,直接应用传统彩色化算法进行处理并不合适.夜视模糊区域在常规的彩色化处理后依然可能是模糊的,甚至由于不合适的着色、颜色分配错误导致目标更加难以辨别、干扰目标检测.为了解决这些缺陷,研究者提出了夜视图像彩色化技术来提高特征对比度,以更好地表达图像内容.与传统的彩色化方法相比,夜视图像的彩色化更加强调对边缘清晰度、着色的连续性和准确性的提高.本文提出的夜视图像彩色化算法正是基于增强夜视图像质量的目的来进行设计的.

1 夜视图像彩色化方法的发展

夜视图像彩色化的发展主要经历了三个阶段:伪彩色融合、颜色迁移和使用神经网络着色.第一阶段是伪彩色融合阶段^[6-8],即将得到的多个光谱的图

像直接映射到彩色波段融合成彩色图像,利用这种方法得到的彩色夜视图像不能准确反映图像中的真实彩色信息,只是为了方便观看而进行的彩色变换;第二阶段是通过颜色迁移为灰度夜视图像着色^[9-15],将不同条件下拍摄得到的彩色图像的颜色传递到灰度夜视图像上,使其获得与参考图像类似的具有自然感的颜色;第三阶段是应用神经网络为灰度夜视图像进行着色^[16-26],先使用训练集训练出一个着色模型,之后直接使用该模型便可以实现自动化着色.

在伪彩色融合方法中,美国海军研究室提出从红色查找表中提取红外图像的灰度值,从绿色查找表中提取微光图像的灰度值.Toet等人^[6]提出了一种基于像素的彩色映射算法,该算法对两幅灰度夜视图像进行融合伪彩色渲染,从而得到一幅伪彩色融合图像.Hamam等人^[7]提出一种基于纹理的夜视图像彩色化方法.该方法使用纹理匹配算法选择彩色参考图像,基于纹理将图像划分成片段,接着利用全局和局部特征为每个夜视图像片段找到最佳匹配的颜色片段.薛模根等人^[8]利用非线性扩散和迭代阈值分割方法提取出图像中的热目标,然后利用热目标和灰度融合图像对初步彩色融合图像进行调整,能够有效定位图像中的目标.

在颜色迁移阶段中,Toet^[9]计算了伪彩色图像和参考图像各通道的平均值和标准差,使得伪彩色图像的颜色分布修改与参考图像相似.Zheng等人^[10]提出了一种利用直方图匹配和图像融合来渲染夜视图像的局部着色方法.Toet^[11]将颜色传递方法引入夜视图像的自然彩色化,基本思想是将多波段夜视图像进行融合形成伪彩色图像,在lab颜色空间计算伪彩色图像与参考图像各通道的均值和方差,对伪彩色图像的三通道数值进行修正使得输入图像具有和参考图像相似的色彩感.Gupta等人^[12]从图像中提取超像素的图像特征,并利用这些特征来指导着色过程.超像素加快了着色过程,使彩色化效果表现出更高的空间一致性.他们采用快速级联特征匹配方案,自动查找参考图像与目标图像的超像素之间的对应关系.Qu等人^[13]提出了一种基于场景分类和融合质量

测量的颜色融合方法.他们利用颜色转移法获得了高质量的彩色融合图像.该颜色转移方法可以使彩色图像具有自然的外观.田建勇等人^[14]提出了一种基于局部线性嵌入与模糊 C-均值聚类的夜视图像彩色化算法.朱进等人^[15]提出了一种基于 YUV 空间的夜视图像彩色化方法,他们对图像的亮度通道进行自适应亮度拉伸,并在色度通道进行参考图像的色彩传递.

以往的夜视图像彩色化方法主要是基于传统的和易于使用的图像处理技术实现的.在最新的方法中,采用神经网络等人工智能技术来实现彩色化^[23-24]则是主流.Suárez 等人^[16]提出了利用生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)模型^[17]对近红外图像进行着色的方法.首先,它利用判别器学习对给定的输入进行着色,从而生成 RGB 图像.然后,使用判别模型来估计生成的图像为真实数据的概率.经过生成器和判别器不断的博弈,最终生成彩色夜视图像.Limmer 等人^[18]提出了一种利用深度多尺度卷积神经网络将 RGB 彩色光谱传输到近红外图像的方法.他们构建归一化图像金字塔对图像进行预处理,输入图像金字塔的每一层都被输入各自的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)分支中进行传输,最后将得到的输出值在全连接层实现融合.Suárez 等人^[19]还提出了一种利用深度卷积生成式对抗网络结构对近红外图像进行着色的方法.该方法使用三重模型,以更均匀的方式独立地学习每个颜色通道.

然而,现在夜视彩色化算法在不断更新和进步的同时,仍有一些不足,亟待改善.一方面,现有的方

法尚未对夜视图像的纹理缺失、边缘模糊等问题直接设计网络做出改善和增强,后续性能改进方向不明确、提升空间受限;另一方面,传统的夜视图像彩色化方法生成的图像色调较为单一,无法产生多种着色方案,可重新着色空间小,因而可复用性、可推广性还不强.针对夜视灰度图像由于光照条件差导致的像素丢失问题,本文提出一种超分夜视图像彩色化算法,来提升夜视图像模糊区域的彩色化效果.为了实现这一目的,本文对夜视图像缺失的纹理细节进行增强和修补,然后使用超分辨率生成对抗网络 SRGAN(super-resolution generative adversarial network)进行训练,并根据所设计的模糊区域恢复策略来调整网络结构与参数,使得输入夜视图像能够在保持其真实性的同时进行着色优化,以此提升彩色夜视图像的色彩丰富度和准确度.

本文的主要贡献总结如下:

- 1) 考虑夜视灰度图像的特点,对其模糊区域进行处理,通过迭代渐进的方式来修复模糊区域纹理细节,以此得到更高质量的夜视灰度图像.
- 2) 在模糊区域修复阶段对 SRGAN 网络损失函数进行调整,提升夜视图像的着色连续性和自然性.

2 夜视图像彩色化方法设计

灰度夜视图像由于夜晚可见光不足而导致图像边缘和纹理较为模糊,因此本文首先使用一个生成式对抗网络^[20]来对夜视图像中的模糊部分进行增强和改善,接着利用着色网络对修复后的图像进行彩色化,如图 1 所示.

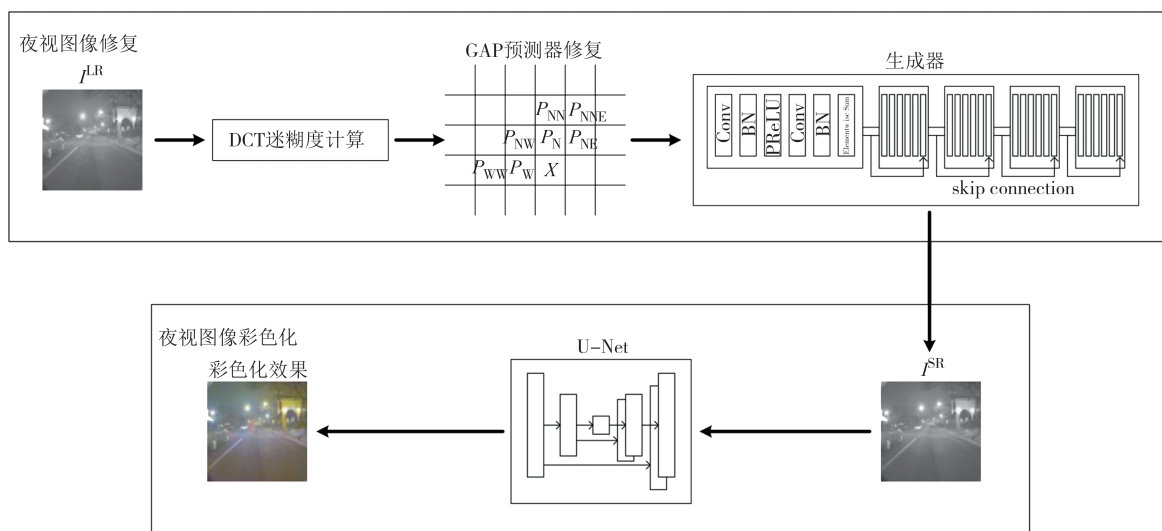


图 1 夜视图像彩色化方法整体框架

Fig.1 The framework of proposed night vision image colorization algorithm

在对灰度夜视图像进行着色之前,先利用一个生成式对抗网络来增加低分辨率夜视图像 I^L 的细节,以此来修复图像的缺失纹理和模糊边缘.首先利用离散余弦变换(discrete cosine transform, DCT)来判断夜视图像中每个图像块的模糊度,对模糊图像块进行下采样,减少图像中模糊图像块的比例;然后利用传统梯度调节预测器(gradient adjusted prediction, GAP)对原图中因下采样导致的空白区域进行像素值的预测;接着将修补完成的图像输入SRGAN生成超分辨率的图像,进一步获得纹理增强的夜视图像 I^R ;最后利用着色网络对增强的夜视图像进行彩色化即可获得最终的彩色夜视图像.

2.1 模糊区域修复与增强

2.1.1 数据预处理

将灰度夜视图像分割为 8×8 大小的图像块,然后利用DCT计算每个图像块的模糊度,将大于模糊度阈值的图像块认定为模糊图像块,进行修复,整体流程如图2所示.

在图像块模糊度计算中,首先将灰度夜视图像分成 8×8 的图像块,并定义一个全0的 ϵ 矩阵,再对图像中的 8×8 大小的图像块进行DCT变换,如公式(1)所示.

$$F(u, v) = c(u)c(v) \left(\sum_{i=0}^{K-1} \sum_{j=0}^{K-1} f(i, j) \times \cos \left[\frac{(i+0.5)\pi}{N} u \right] \cos \left[\frac{(j+0.5)\pi}{N} v \right] \right) \quad (1)$$

式中: $F(u, v)$ 是DCT变换后的系数, $c(u)$ 和 $c(v)$ 是补偿系数, K 为原始信号的点数, $f(i, j)$ 为原始的信号. DCT系数矩阵与补偿系数矩阵相乘后转为正交矩阵.接着本文根据图像块大小设定的阈值将DCT变换得到的矩阵进行二值化处理为0或1,并将该二值化结果与 ϵ 相加结果保存在 ϵ ,根据 $\epsilon[0][0]$ 的结果设置二值化阈值 t ,如公式(2)所示.

$$t = 0.1 \times \epsilon[0][0] \quad (2)$$

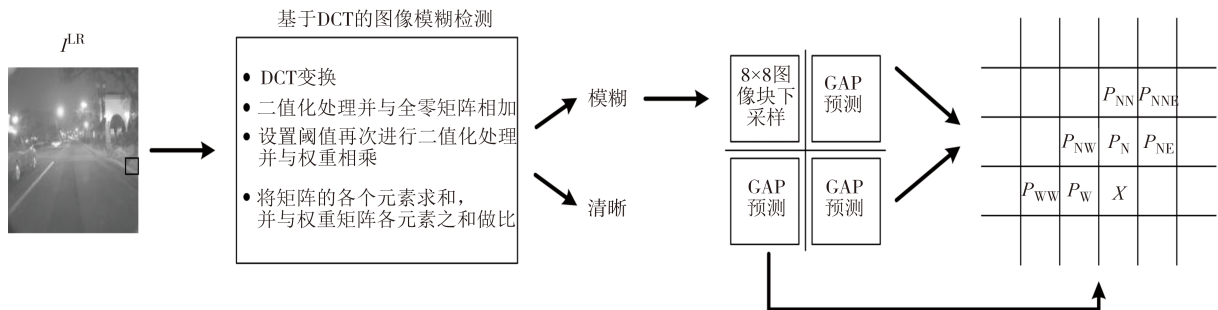


图2 模糊区域修复流程

Fig.2 The flow of blurred regions restoration

对得到的新矩阵利用 t 进行二值化处理,将二值化结果与设定好的权重矩阵相乘得出结果矩阵 α ;最后将 α 的各个元素求和并与权重矩阵 β 各元素之和做比,得到图像模糊度结果 r ,如公式(3)所示.

$$r = \frac{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{U-1} \alpha(m, n)}{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{U-1} \beta(m, n)} \quad (3)$$

式中: M 和 U 分别表示矩阵的长和宽,图像模糊度 r 的数值越大表示图像块越模糊.在上述基于DCT的图像块模糊度计算方法中,模糊度最大的图像块的 r 值约为0.976.因此,本文着重改善这一部分图像块的清晰度并恢复其中的纹理细节,将模糊度大于0.976的图像块视为模糊图像块,然后将模糊图像块下采样为原来的1/2大小,其他残缺的部分的像素值利用传统GAP预测器模板进行预测.传统GAP预测器首先根据预测上下文模板计算垂直和水平方向的梯度 dv 和 dh , dv 的计算如公式(4)所示.

$$dv = |P_W - P_{NW}| + |P_N - P_{NN}| + |P_{NE} - P_{NNE}| \quad (4)$$

假设 X 为要预测的像素值,如图2所示,则 P_W 表示 X 左侧像素点的像素值, P_{NW} 表示 X 左上角像素点的像素值, P_N 、 P_{NN} 、 P_{NE} 、 P_{NNE} 分别为 X 上方像素点的像素值、 P_N 上方像素点的像素值、 P_N 右侧像素点的像素值和 P_N 右上角像素点的像素值.此外, dh 的计算如公式(5)所示.

$$dh = |P_W - P_{WW}| + |P_N - P_{NW}| + |P_N - P_{NE}| \quad (5)$$

在图2中, P_{WW} 表示 P_W 左侧像素点的像素值,从而得到两个方向梯度的差值 D ,如公式(6)所示.

$$D = dv - dh \quad (6)$$

然后依据一些经验阈值来判断水平或者垂直边沿的出现,最后根据水平或垂直边沿的变化程度适当选取相邻像素的权重计算出预测的像素值 X .

2.1.2 超分辨图像生成

图像进行预处理后,将模糊区域得到初步修复

的夜视图像输入超分辨率生成式对抗网络进行训练.在超分辨率生成式对抗网络中,训练目标是学习从源数据集低分辨率图像 I^L 到目标数据集高分辨率图像 I^H 的映射.生成网络由残差结构组成,如图1中生成器所示.残差结构由两个卷积层(3×3内核和64个特征映射)、批量归一化层和ParametricReLU组成.批量归一化层可以解决在训练过程中中间层数据分布发生改变的问题,以防止梯度消失或爆炸并加快训练速度.生成器由六个具有相同布局的残差块组成.为了区分真实的高分辨率图像 I^H 和生成的超分辨率样本 I^SR ,本文训练了一个判别器网络,它包含7个渐进层,其中3×3滤波器内核的数量逐渐增加,从VGG(visual geometry group)网络^[21]中的64个内核增加到512个内核.每次特征数量加倍时,本文使用跨步卷积来降低图像分辨率,得到的512个特征图之后利用两个全连接层和最终的S形激活函数以获得样本分类的概率.损失函数由内容损失 L_X^{SR} 、对抗损失 L_{Gen}^{SR} 和正则化损失 L_{TV}^{SR} 三部分加权组成.使用内容损失函数主要是为了使重建的超分辨率图像与真实的高分辨率图像具有相似的特征;使用对抗损失函数的目的是让低分辨率图像通过基于生成式对抗网络的处理后得到的生成图像与目标图像尽可能具有相同的数据分布;使用正则化损失的目的是保持生成图像的光滑性和真实性.损失函数的计算如公式(7)所示.

$$L^{SR} = \lambda_1 \times L_X^{SR} + \lambda_2 \times L_{Gen}^{SR} + \lambda_3 \times L_{TV}^{SR} \quad (7)$$

在公式(7)中, λ_1 、 λ_2 、 λ_3 分别表示内容损失、对抗损失和正则化损失的权重.内容损失 L_X^{SR} 可通过公式(8)来计算.

$$L_X^{SR} = \frac{1}{T_{i,j}H_{i,j}} \left\{ \sum_{x=1}^{T_{i,j}} \sum_{y=1}^{H_{i,j}} \left[\phi_{i,j}(I^{HR})_{x,y} - \phi_{i,j}(G_S(I^{LR}))_{x,y} \right]^2 \right\} \quad (8)$$

这里, $T_{i,j}$ 和 $H_{i,j}$ 表示VGG网络内各个特征图的尺寸, $\phi_{i,j}$ 表示在VGG19网络内第 i 个最大池化层之前通过第 j 个卷积(激活之后)获得的特征映射, I^{HR} 表示参考高分辨率图像, I^{LR} 表示输入的低分辨率图像, G_S 表示生成器.在内容损失的计算中,不再依赖像素损失,而是使用更接近感知相似性的损失函数,将内容损失定义为重建图像 $G_S(I^{LR})$ 与参考图像 I^{HR} 的特征表示之间的欧氏距离.对抗损失 L_{Gen}^{SR} 可以用公式(9)计算.

$$L_{Gen}^{SR} = \sum_{n=1}^N -\log D_S[G_S(I^{LR})] \quad (9)$$

式中: N 是图像的个数, D_S 是判别器, $D_S[G_S(I^{LR})]$ 表示重建图像 $G_S(I^{LR})$ 是自然高分辨率图像的概率.为使神经网络反向传播的过程顺利进行,采用 $-\log D_S[G_S(I^{LR})]$ 作为最小化目标.对抗损失的计算鼓励判别器网络生成更接近自然图像的方案.正则化损失 L_{TV}^{SR} 用公式(10)来计算.

$$L_{TV}^{SR} = \frac{1}{k^2TH} \sum_{x=1}^{kT} \sum_{y=1}^{kH} \left\| \nabla G_S(I^{LR})_{x,y} \right\| \quad (10)$$

其中 kT 和 kH 为生成的超分辨率夜视图像的尺寸.在正则化损失的计算中,它倾向于保持图像的光滑性,防止生成的图像过于像素化.受噪声污染的图像的总变分比无噪图像的总变分明显更大,因此限制总变分就可以限制噪声.总变分定义为梯度幅值的积分,利用基于总变分的正则项还可以鼓励产生具有空间相似性的结果.

通过以上步骤对模糊区域进行增强与修复,本文得到高质量夜视图像,下一步利用彩色化网络对其进行着色.

2.2 彩色化网络

pix2pix网络基于GAN实现图像翻译,可以通过添加条件信息来指导图像生成,因此在夜视图像彩色化中就可以将输入的灰度图像作为条件,学习从灰度图像到彩色图像的映射,从而得到指定的输出图像.pix2pix彩色化网络的示意图如图3所示,在图中以基于夜视图像彩色化为例介绍网络的工作流程.

pix2pix在训练时需要成对的图像(灰度夜视图像和对应的彩色夜视图像).输入的灰度夜视图像的亮度值用 I^L 表示,输入图像的真实彩色图像的颜色通道用 I^{col} 表示. I^L 输入到生成器 G_p 得到生成图像 $G_p(I^L)$,将 $G_p(I^L)$ 和 I^L 基于通道维度合并在一起输入到判别器 D_p 得到预测概率值.该预测概率值表示输入是否是一对真实图像,概率值越接近1表示判别器 D_p 越肯定该输入是一对真实图像.另外真实彩色图像也作为判别器 D_p 的输入得到概率预测值.因此判别器 D_p 的训练目标就是在输入不是一对真实图像 $[I^L$ 和 $G_p(I^L)]$ 时,尽量输出小的概率值;在输入是真实图像时,则追求最大化输出概率值.生成器 G_p 的训练目标就是使得生成的 $G_p(I^L)$ 和 I^L 作为判别器 D_p 的输入时,判别器 D_p 输出的概率值尽可能大,这样就相当于成功欺骗了判别器 D_p .在网络中,生成器采用图

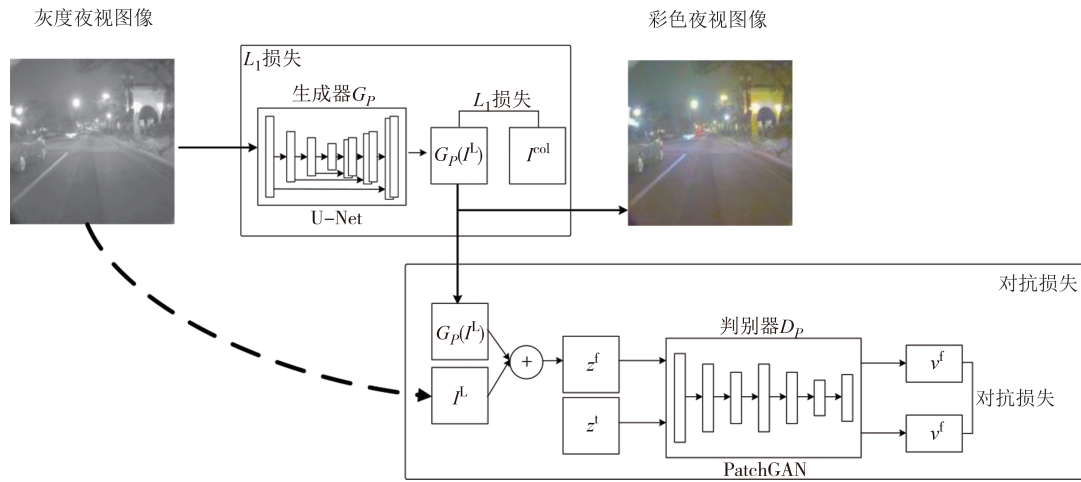


图3 彩色化网络框架

Fig.3 The framework of colorization network

像分割领域应用非常广泛的U-Net结构,来充分融合特征,这样能够有效地保留图像的语义信息.判别器采用PatchGAN结构,对输入图像的每个区域都输出一个预测概率值来决定真假.此结构可以捕获纹理和样式等局部高频特征,鼓励全局和低频信息的保存,将更有助于提高本方法彩色化效果的合理性和自然性.

在彩色化过程中,优化目标是学习两个域亮度通道和颜色通道之间的映射函数,即建立彩色化模型完成映射 $G_p: I^L \rightarrow I^{col}$.此外,本算法还引入了对抗性判别器 D_p ,旨在区分真实彩色图像和生成器生成的假彩色图像.网络的训练目标包含两个部分,分别是对抗损失 $L_{GAN}(G_p, D_p)$ 和 L_1 距离度量下的损失 $L_1(G_p)$.其中 $L_{GAN}(G_p, D_p)$ 借鉴了条件生成对抗网络(conditional generative adversarial nets, CGAN)^[19]的优化目标,另一部分是1-范数距离,用来约束生成图像和真实图像之间的差异,这部分借鉴了其他基于GAN做图像翻译的思想,只不过这里用1-范数损失函数目的是减少生成图像的模糊.总的损失函数的计算如公式(11)所示.

$$G^* = \arg \min_{G_p} \max_{D_p} \lambda_4 L_{GAN}(G_p, D_p) + \lambda_5 L_1(G_p) \quad (11)$$

在公式(11)中, λ_4 和 λ_5 分别表示用来调节对抗损失和距离损失的权重, G_p 和 D_p 分别表示彩色化网络的生成器和判别器.对抗损失的优化目标如公式(12)所示.

$$L_{GAN}(G_p, D_p) = E[\log D_p(I^L, I^{col})] + E[\log(1 - D_p(I^L, G_p(I^L)))] \quad (12)$$

其中,判别器 D_p 的优化目标是使得公式(12)的

值越大越好,而生成器 G_p 的优化目标是使得公式(12)中的 $\log(1 - D_p(I^L, G_p(I^L)))$ 越小越好.需要注意的是公式(12)有时候在训练时容易出现饱和现象,也就是判别器 D_p 很强大,但是生成器 G_p 很弱小,导致 G_p 基本上训练不起来,因此可以将生成器 G_p 的优化目标修改为最大化 $\log(D_p(I^L, G_p(I^L)))$ ^[17].采用新的优化目标后, L_1 损失函数如公式(13)所示.

$$L_1(G_p) = E[\|I^{col} - G_p(I^L)\|_1] \quad (13)$$

L_1 损失函数可以用来约束生成的夜视图像的颜色通道 $G_p(I^L)$ 和真实颜色通道 I^{col} 之间的差异.

3 实验结果

在模糊区域修复与增强部分,使用DCT来判断夜视图像中每个图像块的模糊度,并利用下采样操作和GAP来修复和增强模糊的图像块,如图4所示.图4中白色方块标记即为模糊图像块.实验证据表明,本文方法可以将部分模糊图像块的清晰度提升2.08%,清晰度的计算如公式(3)所示.



图4 利用DCT判别模糊图像块

图4 利用DCT判别模糊图像块

Fig.4 Marks of blurred block based on DCT

I^R 图像中丢失了很多的高频信息,并不能让人有很好的视觉感受,因此本文在夜视图像增强的过程中恢复更多的细节信息.在经过模糊区域恢复和增强之后,夜视图像模糊的纹理区域变得清晰. SRGAN 利用感知损失和对抗损失来提升恢复的图像的真实感.感知损失是利用卷积神经网络提取出的特征,通过比较生成图片经过卷积神经网络提取

的特征和目标图片经过卷积神经网络提取的特征的差别,使生成图片和目标图片在语义和风格上更相似.从表 1 中的实验数据可以看出,相比起低分辨率的原图,SRGAN 生成的高分辨率图像的峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR) 更高,图像质量更好,说明经过生成式对抗网络生成的图像恢复了更多图像信息,增强了图像的清晰度.

表 1 灰度夜视图像增强前后 PSNR

Tab.1 PSNR before and after grayscale night vision image enhancement

图像编号	PSNR/dB					
	01	02	03	04	05	06
原始图像	41.597	41.464	41.655	42.237	43.393	41.775
增强图像	41.919	41.898	41.992	42.574	43.492	41.892

为进一步验证本文提出的夜视图像彩色化方法的有效性,将本文方法与方法 [12, 22, 23, 24] 从主观和客观评价指标 (平均梯度和色彩丰富度) 两个角度进行对比.在这些研究中,本文采用了 FLIR 数据集来进行夜视图像彩色化.数据是由安装在车上的 RGB 相机和热成像相机获取的 [23]. 本文算法实验对比是在 62G 内存的 NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti 上进行的,采用基于 Python 的 PyTorch 库来搭建生成式对抗网络框架.

灰度夜视图像增强前后和彩色化前后的实验结果如图 5 所示:方法 [12] 以超像素的分辨率从图像中提取特征,并利用这些特征来指导着色过程,每次对一幅夜视图像进行彩色化都需要先进行特征的提

取与匹配,着色过程比较繁杂,无法实现自动化着色.由于像素级的误差难以反映输出和真实图像之间的感知区别,方法 [22] 在生成式对抗网络的优化目标中增加了感知损失的计算,并依然沿用普通的生成式对抗网络结构并且没有对夜视图像进行增强修复.方法 [23] 构建了一种新的生成器结构以获取不同层次的特征,保留了图像的细节特征并提高了图像质量,该方法可以生成视觉效果很好的结果,但是其彩色化结果色调相对单一.方法 [24] 将 GAN 与语义信息结合来指导着色过程,但在图像模糊较大时,难以发挥应有的效果.从主观视觉效果上看,本文方法产生的彩色夜视图像具有更丰富的色调和更自然的着色,颜色的选择也更加合理,所提方法获得了更

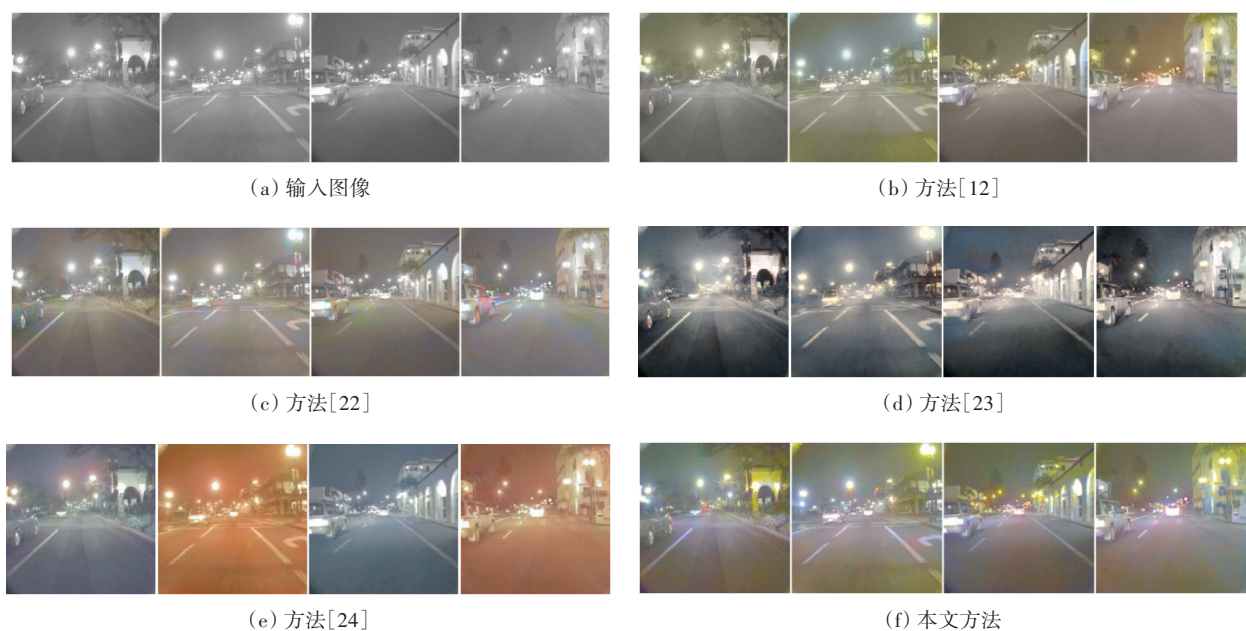


图 5 不同算法的彩色化实验结果

Fig.5 Colorization results of different colorization algorithms

连续、更鲜艳的着色,杂色块也相对减少。

除此之外,本文还利用平均梯度和色彩丰富度两个指标来对几种彩色化方法进行比较.平均梯度 g 的计算如公式(14)所示。

$$g = \frac{1}{Q \times R} \sum_{x=1}^Q \sum_{y=1}^R \sqrt{\frac{[\Delta_x f(x, y)]^2 + [\Delta_y f(x, y)]^2}{2}} \quad (14)$$

式中: Q 和 R 表示图像的尺寸大小, $f(x, y)$ 是图像在位置 (x, y) 处的像素值. $\Delta_x f(x, y)$ 和 $\Delta_y f(x, y)$ 分别表示图像沿 x 和 y 方向的微分算子.平均梯度反映了图像多维方向上密度变化的速率,表征图像的相对清晰程度和图像对细节对比的表达能。色彩丰富度 c 的计算如公式(15)所示。

$$c = \sqrt{[v_i(I_r - I_g)]^2 + [v_i(0.5 \times (I_r + I_g) - I_b)]^2} + 0.3 \times \sqrt{[p_i(I_r - I_g)]^2 + [p_i(0.5 \times (I_r + I_g) - I_b)]^2} \quad (15)$$

式中: v_i 和 p_i 分别表示标准差和均值的计算, I_r 、 I_g 、 I_b 分别表示图像 r 、 g 、 b 三通道的值。

平均梯度 g 和色彩丰富度 c 的对比结果如图6所

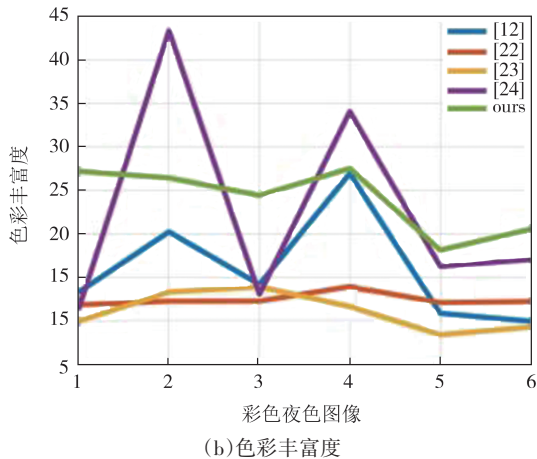
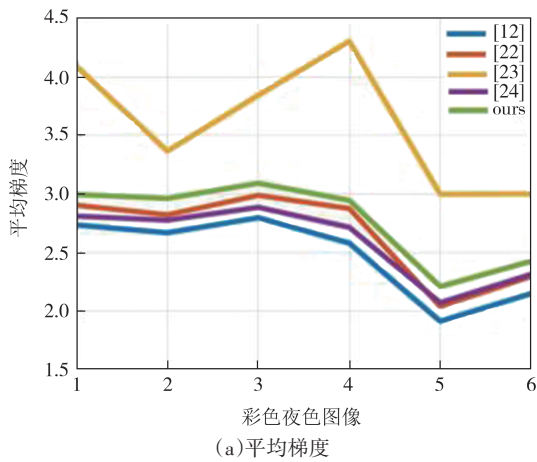


图6 评价指标的对比

Fig.6 Comparison of evaluation indicators

示,相比文献[12]和[22],本文算法生成的彩色夜视图像获得了更大的平均梯度和色彩丰富度.在五种方法中,文献[23]拥有最大的平均梯度,这一点从图5也可以看出,文献[23]生成的结果人眼舒适度最高,但是该方法色彩丰富度较低.而文献[24]所生成结果在色彩丰富度上波动较大,更易于受到原始图像模糊部分的干扰.而本文方法在颜色舒适度与结果稳定性中做了折中,可以有效地提高夜视图像的清晰度,从而弥补夜视图像纹理不清晰、边缘模糊、对比度低的缺陷.以上实验对比说明,本文方法对夜视图像进行彩色化可以更好地表达图像的细节,可以获得色彩较为鲜艳、色调较为丰富的彩色夜视图像,从而有助于人眼获取更丰富的场景信息。

4 结论

针对夜视图像存在部分模糊区域的问题,本文提出了一种基于生成对抗网络的渐进式夜视图像彩色化方法.在模糊区域修复的生成式对抗网络中,本文利用下采样逐步减少模糊图像块的比例,用GAP预测器逐步恢复缺失的图像块.除此之外,网络中的残差块有效地减少了计算量,内容损失的计算减少了高频信息的丢失.实验结果表明,该方法可以有效地提高夜视图像的清晰度,从而弥补夜视图像纹理不清晰、边缘模糊的缺陷,并且可以获得色彩鲜艳、色调丰富的彩色夜视图像,有助于获取更丰富的场景信息,提高目标探测和识别效率。

参考文献

- [1] 牛康力, 谌雨章, 沈君凤, 等. 基于深度学习的双通道夜视图像复原方法[J]. 计算机应用, 2021, 41(6): 1775-1784.
NIU K L, CHEN Y Z, SHEN J F, et al. Dual-channel night vision image restoration method based on deep learning [J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(6): 1775-1784. (in Chinese)
- [2] 蔡铁峰, 朱枫, 郝颖明, 等. 面向人眼探测识别的灰度图像伪彩色化方法[J]. 红外与激光工程, 2015, 44(S1): 213-219.
CAI T F, ZHU F, HAO Y M, et al. Pseudo-color processing of gray images for human visual detection and recognition [J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(S1): 213-219. (in Chinese)
- [3] 倪国强, 肖蔓君, 秦庆旺, 等. 近自然彩色图像融合算法及其实时处理系统的发展[J]. 光学学报, 2007, 27(12): 2101-2109.
NI G Q, XIAO M J, QIN Q W, et al. Development of near natural color image fusion algorithms and real-time image fusion system [J]. Acta Optica Sinica, 2007, 27(12): 2101-2109. (in Chinese)

- [4] 张玮雯,谷小婧,顾幸生. 基于类别色彩查找表的彩色夜视方法[J]. 华东理工大学学报(自然科学版),2019,45(6):954-961.
ZHANG W W, GU X J, GU X S. Night-vision colorization based on category-oriented color lookup tables [J]. Journal of East China University of Science and Technology, 2019, 45(6): 954-961. (in Chinese)
- [5] ZHOU Z Q, DONG M J, XIE X Z, et al. Fusion of infrared and visible images for night-vision context enhancement[J]. Applied Optics, 2016, 55(23): 6480-6490.
- [6] TOET A, WALRAVEN J. New false color mapping for image fusion[J]. Optical Engineering, 1996, 35(3): 650-658.
- [7] HAMAM T, DORDEK Y, COHEN D. Single-band infrared texture-based image colorization[C]//2012 IEEE 27th Convention of Electrical and Electronics Engineers in Israel. Eilat, Israel: IEEE, 2012: 1-5.
- [8] 薛模根,刘存超,周浦城. 基于颜色传递和对比特度增强的夜视图像彩色融合[J]. 图学学报, 2014, 35(6): 864-868.
XUE M G, LIU C C, ZHOU P C. Night vision image color fusion method using color transfer and contrast enhancement [J]. Journal of Graphics, 2014, 35(6): 864-868. (in Chinese)
- [9] TOET A. Natural colour mapping for multiband nightvision imagery[J]. Information Fusion, 2003, 4(3): 155-166.
- [10] ZHENG Y F, ESSOCK E A. A local-coloring method for night-vision colorization utilizing image analysis and fusion [J]. Information Fusion, 2008, 9(2): 186-199.
- [11] TOET A. Colorizing single band intensified nightvision images [J]. Displays, 2005, 26(1): 15-21.
- [12] GUPTA R K, CHIA A Y S, RAJAN D, et al. Image colorization using similar images [C]//Proceedings of the 20th ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM, 2012: 369-378.
- [13] QU Z, XIAO G, XU N W, et al. A novel night vision image color fusion method based on scene recognition [C]//2016 19th International Conference on Information Fusion (FUSION). IEEE, 2016: 1236-1243.
- [14] 田建勇,石林江. 局部线性嵌入与模糊C-均值聚类的红外图像彩色化算法[J]. 图学学报, 2018, 39(5): 917-925.
TIAN J Y, SHI L J. An infrared image colorization algorithm based on local linear embedding and fuzzy C-means clustering [J]. Journal of Graphics, 2018, 39(5): 917-925. (in Chinese)
- [15] 朱进,李力,金伟其,等. 低照度夜视成像的自然感彩色化及增强方法[J]. 光子学报, 2018, 47(4): 165-174.
ZHU J, LI L, JIN W Q, et al. Natural-appearance colorization and enhancement for the low-light-level night vision imaging [J]. Acta Photonica Sinica, 2018, 47(4): 165-174. (in Chinese)
- [16] SUÁREZ P L, SAPPA A D, VINTIMILLA B X. Learning to colorize infrared images[M]//Advances in Intelligent Systems and Computing. Cham: Springer International Publishing, 2017: 164-172.
- [17] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks [EB/OL]. 2014: arXiv: 1406.2661. <https://arxiv.org/abs/1406.2661>.
- [18] LIMMER M, LENSCH H P A. Infrared colorization using deep convolutional neural networks [C]//2016 15th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA). Anaheim, CA, USA: IEEE, 2017: 61-68.
- [19] SUÁREZ P L, SAPPA A D, VINTIMILLA B X. Infrared image colorization based on a triplet DCGAN architecture [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 212-217.
- [20] 马春光,郭瑶瑶,武朋,等. 生成式对抗网络图像增强研究综述[J]. 信息安全学报, 2019, 19(5): 10-21.
MA C G, GUO Y Y, WU P, et al. Review of image enhancement based on generative adversarial networks [J]. Netinfo Security, 2019, 19(5): 10-21. (in Chinese)
- [21] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [EB/OL]. 2014: arXiv: 1409.1556. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.
- [22] JOHNSON J, ALAHI A, LI F F. Perceptual losses for real-time style transfer and super-resolution [C]//European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2016: 694-711.
- [23] CHEN L Q, LIU Y A, HE Y, et al. Colorization of infrared images based on feature fusion and contrastive learning [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2023, 162: 107395.
- [24] VITORIA P, RAAD L, BALLESTER C. ChromaGAN: adversarial picture colorization with semantic class distribution [C]//2020 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Snowmass, CO, USA: IEEE, 2020: 2434-2443.
- [25] NASRABADI N M. Deeptarget: an automatic target recognition using deep convolutional neural networks [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 55(6): 2687-2695.
- [26] 秦晓辉,黄启东,常灯祥,等. 基于改进YOLOv5的露天矿山目标检测方法[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2023, 50(2): 23-30.
QIN X H, HUANG Q D, CHANG D X, et al. Object detection method in open-pit mine based on improved YOLOv5 [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2023, 50(2): 23-30. (in Chinese)