DOI:10.3969/j.issn.2096-8248.2024.03.009

基于 CNN 和 ViT 的三支路生成对抗网络的多源遥感图像融合*

姬云翔,康家银,马寒雁,章洋洋,张文慧,王怀友

(江苏海洋大学 电子工程学院,江苏 连云港　222005)

摘　要:多源遥感图像具有信息互补性,其中同一场景的全色图像具有较高空间分辨率,而多光谱图像具有较高光谱分辨率。通过多模态图像融合技术,可将全色图像与多光谱图像的信息进行整合,从而得到同时具有高空间分辨率与高光谱分辨率的融合图像。为此,提出了一种基于 CNN 和 ViT 的三支路生成对抗网络的多源遥感图像融合方法。具体地,先将全色图像与多光谱图像分别输入至生成器的空间支路与光谱支路进行特征提取,与此同时将全色图像与多光谱图像经联结后输入至生成器的融合支路进行特征提取;然后,在融合支路,将空间支路、光谱支路提取到的特征逐级地与融合支路提取到的特征进行交互和联结,并重构得到融合图像;接着,采用两个判别器,即空间判别器与光谱判别器,分别对融合图像从空间信息与光谱信息两方面进行真伪判别;最后,通过生成器与两个判别器之间的对抗训练,最终得到同时具有高空间分辨率与高光谱分辨率的融合图像。实验结果表明,相较于 CNMF,PanNet,Pan-GAN,SDPNet 方法,所提方法得到的融合结果在定性、定量对比方面均具有优越性。

关键词:遥感图像融合;卷积神经网络;视觉 Transformer;生成对抗网络

中图分类号:TP18　　**文献标志码**:A　　**文章编号**:2096-8248(2024)03-0070-07

引用格式:姬云翔,康家银,马寒雁,等.基于 CNN 和 ViT 的三支路生成对抗网络的多源遥感图像融合[J].江苏海洋大学学报(自然科学版),2024,33(3):70-76.

Multi-source Remote Sensing Image Fusion Based on Triple-branch Generative Adversarial Network Constructed by CNN and ViT

JI Yunxiang, KANG Jiayin, MA Hanyan, ZHANG Yangyang, ZHANG Wenhui, WANG Huaiyou

(School of Electronic Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, China)

Abstract: Multi-source remote sensing images have complementary information, where panchromatic images of the same scene have higher spatial resolution, while multispectral images have higher spectral resolution. Through multimodal image fusion technology, the information of panchromatic images and multispectral images can be integrated to obtain a fused image with both high spatial resolution and high spectral resolution. To this end, this paper proposes a multi-source remote sensing image fusion method using a triple-branch generative adversarial network constructed by CNN and ViT. Specifically, the panchromatic image and multispectral image are firstly input into the spatial and spectral branches of the generator for feature extraction, respectively. At the same time, the panchromatic image and multispectral image are connected and input into the fusion branch of the generator for feature extraction; Then,

* **收稿日期**:2023-12-29;**修订日期**:2024-01-23

基金项目:国家自然科学基金面上资助项目(62271236);江苏海洋大学自然科学基金项目(Z2015009);江苏海洋大学研究生科研与实践创新计划项目(KYCX2022-41)

作者简介:姬云翔(1998—),男,江苏苏州人,硕士研究生,研究方向为图像处理,(E-mail)736100076@qq.com。

通信作者:康家银(1974—),男,宁夏西吉人,教授,博士,研究方向为图像处理、机器学习、计算机视觉和模式识别,(E-mail)kangjy@jou.edu.cn。

in the fusion branch, the features extracted from the spatial and spectral branches are gradually interacted and connected with the features extracted from the fusion branch, and the fused image is reconstructed. Next, two discriminators, namely spatial discriminator and spectral discriminator, are used to distinguish the authenticity of the fused image from both spatial and spectral information aspects. Finally, through adversarial training between the generator and two discriminators, a fused image with both high spatial resolution and high spectral resolution is obtained. Experimental results show that compared with CNMF, PanNet, Pan-GAN, SDPNet methods, the fusion results obtained by the proposed method are superior in both qualitative evaluations and quantitative assessments.

Key words: remote sensing image fusion; convolutional neural network; visual Transformer; generative adversarial network

0　引言

遥感技术指远距离感知目标反射或自身辐射的电磁波、可见光等信息,并对目标进行探测和识别的技术。通过不同遥感技术获取的同一场景的图像称为多源遥感图像,其中,全色图像(panchromatic image, PAN)与多光谱图像(multi-spectral image, MS)较为常用。全色图像是通过遥感设备获取的具有整个可见光波区的单通道灰度图像,其空间分辨率较高,但全色图像的光谱信息较少。相对地,多光谱图像由数个光谱组成,具有较高的光谱分辨率,但往往由于采集设备的限制,其空间分辨率相比全色图像较低。遥感图像融合技术可以利用多源遥感图像间的信息互补性,对多源遥感图像进行信息集成,以弥补单一遥感图像信息的不足。将全色图像与多光谱图像进行融合,可以得到同时具有较高空间分辨率与光谱分辨率的融合图像。

现有的多源遥感图像融合方法可大致分为传统的融合方法和基于深度学习的融合方法。传统融合方法具有处理速度快、操作简单等优势。近年来,相较于传统方法,深度学习展现出强大的特征提取和整合能力,并逐渐成为多源遥感图像融合的主流方法。近年来用于图像融合的深度学习方法主要包括卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)[1]、生成式对抗网络(generative adversarial networks, GAN)[2]、视觉 Transformer 网络(vision transformer, ViT)[3]等。卷积神经网络通过多个卷积,层次化地提取图像的局部特征并将其整合到融合结果中。在遥感图像融合中,卷积神经网络展现出了强大的局部特征提取能力,因而有着广泛的应用。文献[4]中提出一种基于 3D 卷积的遥感图像融合方法,实现多光谱图像与高光谱图像融合;文献[5]设计了一种深度卷积融合方法,并采用双支路的网络结构,实现多光谱图像与高光谱图像融合;文献[1]采用深度卷积结构,对多光谱图像与全色图像进行多尺度融合。生成对抗网络由生成器(generator)和判别器(discriminator)组成,通过生成器与判别器相互博弈的方式进行学习训练,能够在半监督或无监督的应用场景下实现遥感图像融合任务。Ma 等[2]设计了一种生成对抗网络结构,首次实现基于生成对抗网络的图像融合;文献[6]设计了一种新的条件生成对抗网络,实现全色图像与多光谱图像融合;文献[7]设计了双判别器生成对抗网络结构,并获得具有较好效果的融合图像。视觉 Transformer 网络模型采用基于自注意力机制的 Transformer 网络,相较于卷积神经网络,具有更强大的全局信息提取能力。文献[8]设计了一种编码器-解码器的融合框架,通过结合 Transformer 网络与卷积神经网络,取得了优异的融合效果;文献[9]设计了一种结合 Transformer 网络与卷积神经网络的编码器-解码器融合框架,以实现效果较好的图像融合。

在目前的研究中,卷积神经网络展现出了强大的局部特征提取能力;生成对抗网络在无监督任务中具有较好的表现;视觉 Transformer 网络具有强大的全局特征提取能力。在现有遥感图像融合方法中,如何进一步将卷积神经网络、生成对抗网络与视觉 Transformer 网络相结合以实现多种网络的优势互补,进而实现在无监督遥感图像融合任务中兼顾遥感图像的局部特征与全局特征,仍是一个有待研究的问题。针对此问题,本文提出基于 CNN 与 ViT 的三支路生成对抗网络的多源遥感图像融合方法。研究内容主要包括 3 个方面:① 针对全色图像与多光谱图像的不同特点,设计双判别器(空间判别

器、光谱判别器)的生成对抗网络模型,并分别从空间纹理信息与光谱信息进行优化训练;② 提出一种三支路(空间支路、光谱支路、融合支路)的生成器网络结构,将全色图像与多光谱图像分别输入到基于空间 Transformer 的空间支路与基于光谱 Transformer 的光谱支路进行特征提取,并在基于 CNN 的融合支路逐层进行三条支路的信息交互;③ 设计混合的损失函数以优化模型。

1 实验方法

1.1 总体框架

多光谱图像具有丰富的光谱信息,全色图像具有清晰的空间纹理信息。本文针对多光谱图像与全色图像的信息互补性,设计了基于 CNN 与 ViT 的三支路生成对抗网络的多源遥感图像融合方法,总体框架如图 1 所示。首先,将全色图像输入生成器(generator)的空间支路(spatial branch),将多光谱图像输入生成器的光谱支路(spectral branch),并将全色图像与多光谱图像在通道维度上联结后输入生成器的融合支路(fusion branch)。其次,对于包含较多空间纹理信息的全色图像,使用空间支路的空间 Transformer(spatial transformer)提取全局空间特征;对于包含较多光谱信息的多光谱图像,使用光谱支路的光谱 Transformer(spectral transformer)提取全局光谱特征。然后,将空间支路与光谱支路提取的特征联结后逐层输入至融合支路,利用卷积神经网络提取输入特征图中的局部信息并进行融合,实现全局空间特征、全局光谱特征与局部信息的交互,从而重构得到融合图像,以此作为生成器的输出。接着,将生成器输出的融合图与多光谱图像输入到光谱判别器(spectral discriminator),将融合图经平均池化(average pooling)处理后的单通道图与全色图像输入到空间判别器(spatial discriminator),从空间信息、光谱信息两方面分别对融合图进行判别。最后,经过生成器与光谱判别器、空间判别器之间不断地对抗博弈、优化,直到空间判别器与光谱判别器均无法判别融合图像的真伪,即得到最终的融合结果。

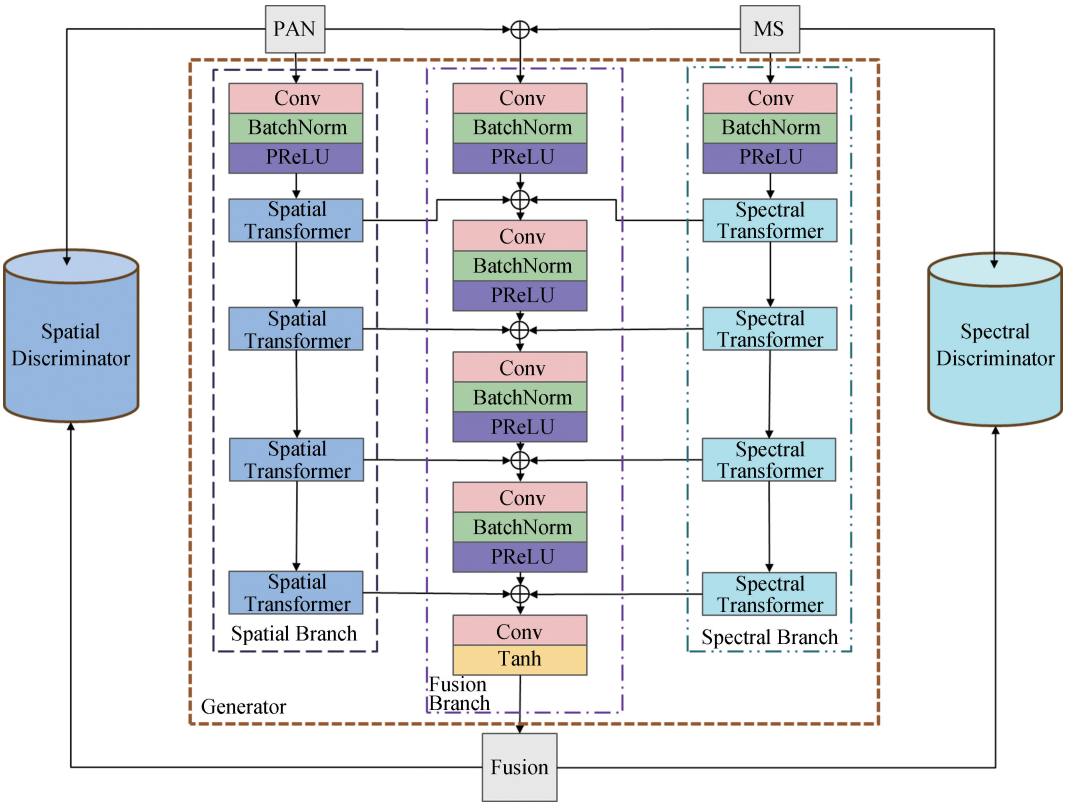


图 1 总体融合框架图

Fig. 1 Overall fusion framework

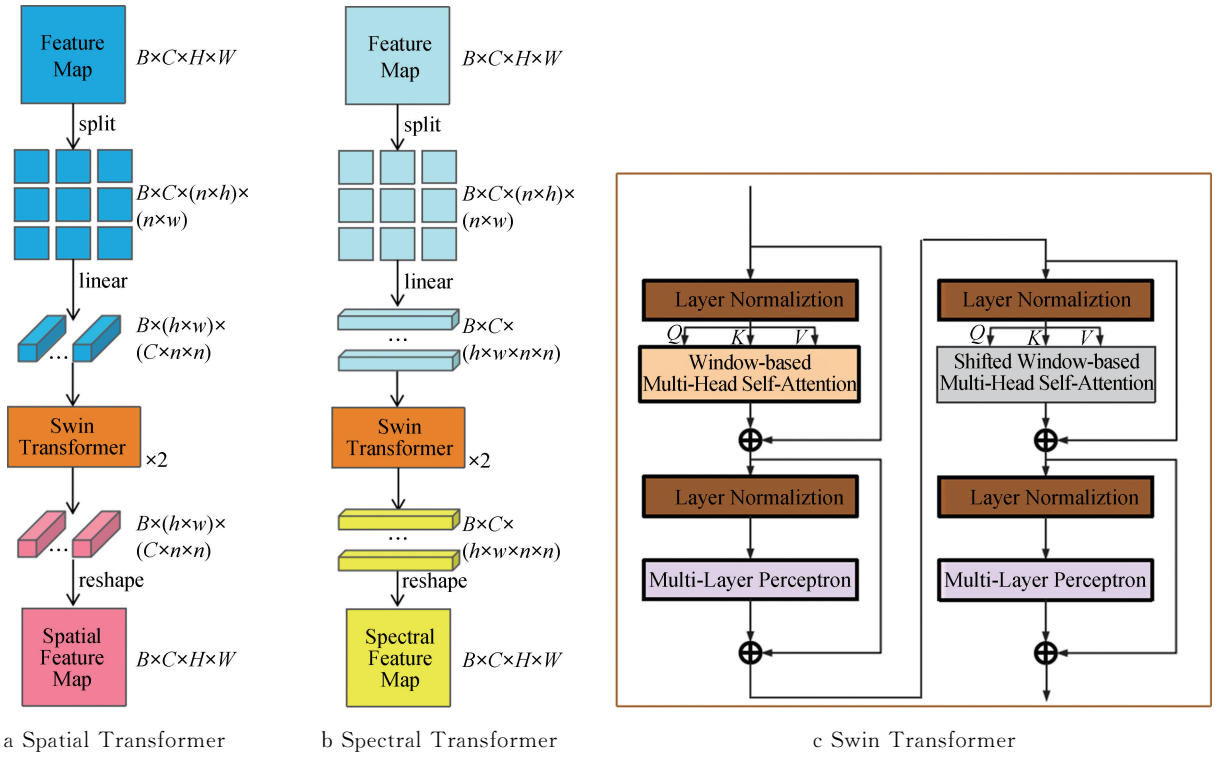
基于 CNN 与 ViT 的三支路生成对抗网络的多源遥感图像融合方法通过三支路生成器网络提取全色图像的空间信息、多光谱图像的光谱信息,并逐层有效地整合到融合结果中。通过空间判别器、光谱

判别器与生成器进行对抗训练,得到同时具有高空间分辨率与光谱分辨率的遥感融合图像。

1.2　网络结构

Transformer 网络具有强大的全局信息提取能力,CNN 网络具有强大的局部特征提取能力。本文在生成器的网络结构中设计了空间支路、光谱支路与融合支路,分别通过空间 Transformer 模块、光谱 Transformer 模块与 CNN 模块实现全局空间信息的提取、全局光谱信息的提取并与局部信息进行融合。在判别器中,均采用了基于 CNN 的网络结构。

1.2.1　生成器网络结构　如图 2 所示,生成器网络由空间支路、光谱支路与融合支路构成。具体地,空间支路由 1 个卷积块、4 个空间 Transformer 块(spatial transformer)组成;光谱支路由 1 个卷积块、4 个光谱 Transformer 块(spectral transformer)组成;融合支路由 4 个卷积块与 1 个图像重建块组成。在 3 条支路中,卷积块均由 1 个卷积层(conv)、1 个批量归一化层(batchnorm)与激活函数 PReLU 构成。在卷积层中,卷积核大小设置为 3×3,步长为 1,卷积核个数为 96。



a Spatial Transformer　　b Spectral Transformer　　c Swin Transformer

图 2　生成器网络结构

Fig. 2　Network structure of the generator

在空间支路中,空间 Transformer 块的网络结构如图 2a 所示。具体地,先将形状为批量大小(Batch,B)乘以通道数(Channel,C)乘以高度(Height,H)乘以宽度(Width,W)的特征图(feature map)切成 $n\times n$ 个小块;然后进行线性操作(linear),得到形状为 $B\times(h\times w)\times(C\times n\times n)$ 的特征向量;接着将特征向量输入 Swin Transformer[3] 中,其中 Swin Transformer 的网络结构如图 2c 所示。特征向量输入 Swin Transformer 后,首先经过层归一化(layer normalization)计算处理,得到查询特征矩阵(query,$\boldsymbol{Q}$)、键特征矩阵(key,$\boldsymbol{K}$)和值特征矩阵(value,$\boldsymbol{V}$);接着输入到基于窗口的多头自注意力机制(window-based multi-head self-attention)中,并将结果与输入的特征向量残差连接后输入到层归一化与多层感知机(multi-layer perceptron)中;然后将输出结果输入到层归一化与基于移动窗口的多头自注意力机制(shifted window-based multi-head self-attention)中;最后再将输出的注意力矩阵输入层归一化与多层感知机中进行位置编码与特征映射。经 Swin Transformer 模块进行特征映射后,再将输出的特征向量的形状变为与最初输入的特征图相同的空间特征图(spatial feature map),即为空间 Transformer 的输出特征图。在光谱支路中,光谱 Transformer 块的网络结构如图 2b 所示。光谱 Transformer 块与空间 Transformer 块的网络

结构相似,区别在于光谱 Transformer 块中输入 Swin Transformer 的特征向量与空间 Transformer 块的形状不同,且 Swin Transformer 输出的特征向量形状也不同,其原因主要在于光谱 Transformer 块与空间 Transformer 块拉伸特征向量的方式不同,光谱 Transformer 块计算不同通道维度之间的关系,从而有效地提取多光谱图像不同通道维度间的光谱特征。

如图 1 所示,融合支路由 4 个卷积块与 1 个图像重建块组成。4 个卷积块与空间支路、光谱支路的卷积块均一样。图像重建块由卷积核大小为 3×3、步长为 1、卷积核个数为 4 的卷积层与激活函数 Tanh 构成。空间支路、光谱支路与融合支路的交互过程均由跳跃连接实现,通过 3 条支路逐层的信息交互,融合支路重构得到生成器最终的输出图像,即融合图像。

1.2.2 判别器网络结构 判别器分为空间判别器与光谱判别器,两个判别器的网络结构相同,如图 3 所示。两个判别器均由 5 个卷积块与 1 个判别块组成,卷积块的卷积核大小为 3×3,步长为 2。5 个卷积层后是 1 个判别块,由全连接层(fully connected layer)与激活函数 Sigmoid 组成。空间判别器的输入为全色图像与经过平均池化处理后的单通道融合图像,光谱判别器的输入为多光谱图像与融合图像,两个判别器的输出均是 0 到 1 之间的值,即判断输入图像真伪的概率。

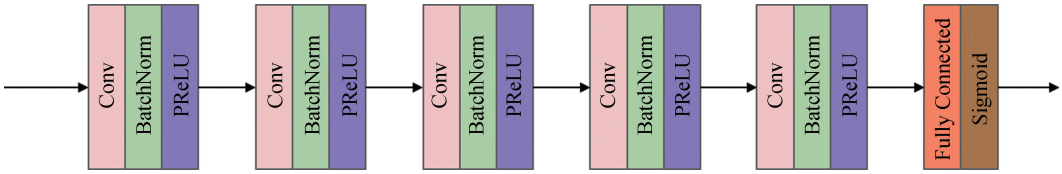


图 3 判别器网络结构

Fig. 3 Network structure of the discriminator

1.3 损失函数

本文提出的基于 CNN 与 ViT 的三支路生成对抗网络的多源遥感图像融合方法的损失函数由生成器损失和判别器损失两部分组成。

1.3.1 生成器损失 生成器损失由对抗损失和内容损失组成,其中生成器总损失定义为

$$L_{\text{Generator}}=L_{\text{adversarial}}+\lambda L_{\text{content}}。\tag{1}$$

式中:$L_{\text{Generator}}$ 表示生成器 Generator 的总损失;$L_{\text{adversarial}}$ 表示生成器与空间判别器 D_{spatial}、光谱判别器 D_{spectral} 之间的对抗损失;L_{content} 表示生成器生成的融合图像与全色图像、多光谱图像之间的内容损失;λ 表示平衡对抗损失与内容损失的权重系数。对抗损失与内容损失的具体定义分别为

$$L_{\text{adversarial}}=E\left[\log(1-\alpha D_{\text{spatial}}(|\boldsymbol{I}_{\text{Fusion}}|_{\text{AP}}))\right]+E\left[\log(1-(1-\alpha)D_{\text{spectral}}(\boldsymbol{I}_{\text{Fusion}}))\right],\tag{2}$$

$$L_{\text{content}}=\beta\frac{1}{HW}(\|\boldsymbol{I}_{\text{Fusion}}-\boldsymbol{I}_{\text{MS}}\|_{\text{F}})+\gamma\frac{1}{HW}(\|\nabla|\boldsymbol{I}_{\text{Fusion}}|_{\text{AP}}-\nabla\boldsymbol{I}_{\text{PAN}}\|_{\text{F}})。\tag{3}$$

式(2)为对抗损失 $L_{\text{adversarial}}$,其中 $\boldsymbol{I}_{\text{Fusion}}$ 表示生成器生成的融合图像;$|\boldsymbol{I}_{\text{Fusion}}|_{\text{AP}}$ 表示对融合图像 $\boldsymbol{I}_{\text{Fusion}}$ 进行平均池化操作;$E[]$表示期望;α 为平衡空间判别器损失与光谱判别器损失的权重系数。式(3)为内容损失 L_{content},其中 H,W 表示图像的高和宽;$\|\cdot\|_{\text{F}}$ 表示 F 范数;β 与 γ 表示平衡两项损失的权重系数;∇表示高频空间的梯度算子;$\|\boldsymbol{I}_{\text{Fusion}}-\boldsymbol{I}_{\text{MS}}\|_{\text{F}}$ 表示融合图像 $\boldsymbol{I}_{\text{Fusion}}$ 与多光谱图像 I_{MS} 之间的强度损失;$\|\nabla|\boldsymbol{I}_{\text{Fusion}}|_{\text{AP}}-\nabla\boldsymbol{I}_{\text{PAN}}\|_{\text{F}}$ 表示经平均池化操作的融合图像 $|\boldsymbol{I}_{\text{Fusion}}|_{\text{AP}}$ 与全色图像 $\boldsymbol{I}_{\text{PAN}}$ 之间的梯度损失。

1.3.2 判别器损失 判别器损失分为空间判别器损失 $L_{\text{D-spatial}}$ 和光谱判别器损失 $L_{\text{D-spectral}}$ 两部分。空间判别器损失与光谱判别器损失表示为

$$L_{\text{D-spatial}}=E\left[-\log(D_{\text{spatial}}(\boldsymbol{I}_{\text{PAN}}))\right]+E\left[-\log(1-D_{\text{spatial}}(|\boldsymbol{I}_{\text{Fusion}}|_{\text{AP}}))\right],\tag{4}$$

$$L_{\text{D-spectral}}=E\left[-\log(D_{\text{spectral}}(\boldsymbol{I}_{\text{MS}}))\right]+E\left[-\log(1-D_{\text{spectral}}(\boldsymbol{I}_{\text{Fusion}}))\right]。\tag{5}$$

式(4)表示空间判别器损失,其中 $D_{\text{spatial}}(\cdot)$表示空间判别器对输入图像的真伪判断。式(5)表示光谱判别器损失,其中 $D_{\text{spectral}}(\cdot)$表示光谱判别器对输入图像的真伪判断。

2 实验结果与分析

本文先将 WorldViewII 数据集与 BirdView 数

据集的数据进行混合,然后将图像裁剪成尺寸为 128×128 的全色图像(PAN)与多光谱图像(MS)对,共得 14 400 对图像作为训练数据集。在训练数据集中随机选取 10 对全色图像与多光谱图像,作为测试集。将所提方法与 CNMF[10],PanNet[11],Pan-GAN[7]和 SDPNet[12]4 种方法进行对比实验,并从主、客观两方面对不同方法取得的实验结果进行定性与定量对比分析。实验所用技术为云计算,其中 CPU 参数为 8 核、磁盘内存 28 GB,GPU 采用显存 24 GB 的 GeForce RTX 3090,实验均在 Pytorch 深度学习框架下完成,训练网络总计需要 2 h,因网络模型较大,训练所需时间较其他网络模型长。

2.1　定性对比

图 4 所示为基于不同方法融合全色与多光谱图像的融合结果。两组融合结果图中,PanNet 方法得到的融合结果存在一定的光谱失真,且存在纹理信息不清晰的问题。CNMF 方法与 Pan-GAN 方法得到的融合结果的空间纹理信息较好,但与多光谱图像相比,存在不同程度的光谱失真。SDPNet 方法得到的融合结果光谱信息准确、空间纹理信息清晰,但一些纹理细节信息存在不同程度的模糊。本文方法的融合结果既保留了全色图像的空间信息,又保留了多光谱图像的光谱信息,且具有较好的纹理准确性和光谱一致性。

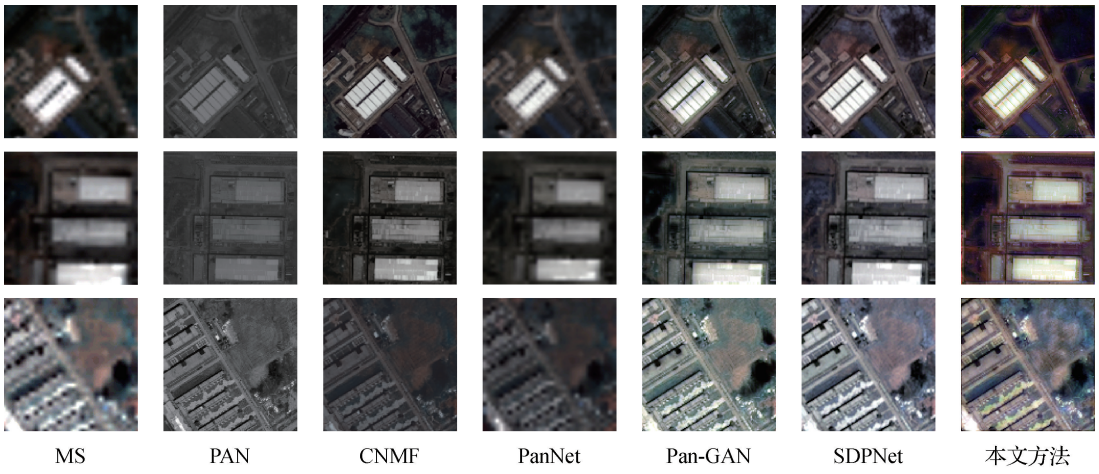


图 4　不同方法的融合结果

Fig. 4　Fusion results of different methods

2.2　定量对比

为了进一步地评价不同方法的融合性能,本文采用了 4 种遥感图像融合中常见且具有代表性的评价指标,从光谱信息与空间信息两个角度对不同方法的融合结果进行比较。本文所采用的评价指标包括:信息熵(information entropy, IE)[13]、均方根误差(root-mean-square error, RMSE)[14]、通用图像质量指数(universal image quality index, UIQI)[15]与峰值信噪比(peak signal-to-nosie ration, PSNR)[16]。IE 主要用以衡量融合图像空间纹理信息的丰富程度,与融合图像的空间纹理信息丰富程度呈正相关;RMSE 用以计算融合图像与源图像之间的差异,与融合图像质量呈负相关;UIQI 用以衡量融合图像结构的扭曲程度,UIQI 越大表明融合图像结构扭曲程度越小,图像质量越好;PSNR 用以评估图像质量,与融合图像质量呈正相关。不同方法融合 10 组图像所得评价指标的均值如表 1 所示。

表 1　不同方法融合 10 组图像所得评价指标的均值

Table 1　Average value of evaluation metrics regarding 10 pairs of images fused by different methods

方法	IE ↑	RMSE ↓	UIQI ↑	PSNR ↑
CNMF	6.882 7	9.840 1	0.497 9	17.245 4
PanNet	**6.940 3**	9.876 7	0.596 6	17.336 2
Pan-GAN	6.690 7	9.723 1	0.560 6	<u>18.693 4</u>
SDPNet	6.374 5	<u>9.480 0</u>	<u>0.759 4</u>	17.783 7
本文方法	<u>6.903 1</u>	**8.564 7**	**0.891 8**	**23.666 5**

注:表中"↑"表示越大越好,"↓"表示越小越好,加粗数值表示效果最优,下划线表示效果次优。

由表 1 可知,本文方法的融合结果在 RMSE,UIQI,PSNR 3 个指标上均为最优,在 IE 指标上仅次于 PanNet 模型。由此表明,相较于对比方法,本文方法得到的融合图像具有更丰富的光谱信息与更

准确的空间信息。

3 结论

本文提出了一种基于 CNN 与 ViT 的三支路生成对抗网络的多源遥感图像融合方法。所提方法通过生成器的空间支路、光谱支路分别提取全色图像的空间信息与多光谱图像的光谱信息,并在融合支路上逐级融合;此外,采用空间判别器与光谱判别器,分别对融合图像的空间信息与光谱信息进行判别,使得融合图像在保留多光谱图像的光谱信息的同时保留全色图像的空间信息。通过将本文方法与其他方法进行定性、定量实验对比,验证了本文所提方法的优越性。

参考文献:

[1] SHAO Zhenfeng, CAI Jiajun. Remote sensing image fusion with deep convolutional neural network[J]. Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 5(5): 1656-1669.

[2] MA Jiayi, WEI Yu, LIANG Pengwei, et al. FusionGAN: a generative adversarial network for infrared and visible image fusion[J]. Information Fusion, 2019, 48: 11-26.

[3] LIU Ze, LIN Yutong, CAO Yue, et al. Swin transformer: hierarchical vision transformer using shifted windows[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 10012-10022.

[4] PALSSON F, SVEINSSON J R, ULFARSSON M O. Multispectral and hyperspectral image fusion using a 3-D-convolutional neural network[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(5): 639-643.

[5] YANG Jingxiang, ZHAO Yongqiang, JONATHAN C. Hyperspectral and multispectral image fusion via deep two-branches convolutional neural network[J]. Remote Sensing, 2018, 10(5): 800-823.

[6] JIN Xin, HUANG Shanshan, JIANG Qian, et al. Semi-supervised remote sensing image fusion using multi-scale conditional generative adversarial network with Siamese structure[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 7066-7084.

[7] MA Jiayi, YU Wei, CHEN Chen, et al. Pan-GAN: an unsupervised pan-sharpening method for remote sensing image fusion[J]. Information Fusion, 2020, 62: 110-120.

[8] QU Linhao, LIU Shaolei, WANG Manning, et al. TransFuse: a unified transformer-based image fusion framework using self-supervised learning[J]. arXiv Preprint arXiv: 2201.07451, 2022.

[9] TANG Wei, HE Fazhi, LIU Yu. YDTR: infrared and visible image fusion via Y-shape dynamic transformer[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2023, 25: 5413-5428.

[10] YOKOYA N, YAIRI T, IWASAKI A. Coupled nonnegative matrix factorization unmixing for hyperspectral and multispectral data fusion[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 50(2): 528-537.

[11] YANG Junfeng, FU Xueyang, HU Yuwen, et al. PanNet: a deep network architecture for pan-sharpening[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 1753-1761.

[12] XU Han, MA Jiayi, SHAO Zhenfeng, et al. SDPNet: a deep network for pan-sharpening with enhanced information representation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 59(5): 4120-4134.

[13] ROBERTS W, VAN AARDT J A, AHMED F. Assessment of image fusion procedures using entropy, image quality, and multispectral classification[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2008, 2(1): 1-28.

[14] LONCAN L, DE ALMEIDA L B, BIOUCAS-DIAS J M, et al. Hyperspectral pansharpening: a review[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2015, 3(3): 27-46.

[15] WANG Zhou, BOVIK A C. A universal image quality index[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(3): 81-84.

[16] JAGALINGAM P, HEGDE A V. A review of quality metrics for fused image[J]. Aquat Procedia, 2015, 4(2): 133-142.

(责任编辑:李琴,秦海明 实习编辑:易圣杰)