

基于交互融合的高精度图像融合算法的研究

王吉哲¹, 李 勃², 马晨瑛¹, 殷奇缘¹, 周 鹏¹

(1 南京航空航天大学电子信息工程学院 南京 210016;

2 南京航空航天大学无人机研究院 南京 210016)

摘要: 针对可见光和 SAR 图像融合, 提出了一种基于跨模态差分感知和注意力机制的交互融合(TDPAM Fusion)算法, 能有效保留可见光图像中的纹理结构和 SAR 图像的细节信息。首先, 采用跨模态差分感知融合(Cross-Modal Differential Perception Fusion, CMDAF)模块提取图像的互补信息, 避免真值缺失并提高融合精度。其次, 通过坐标注意力机制(Coordinate Attention, CA)提高特征提取的准确性和效率, 增强语义信息的集成。最后通过交互融合算法(Interactive Fusion Module, IFM)将特征自适应融合。设计了相应的大型基准数据集, 用于网络模型的训练和测试。实验结果表明: TDPAM Fusion 融合算法可以获得包含清晰 SAR 信息的高质量可见光图像。此外, 融合算法将互信息(Mutual Information, MI)、空间频率(Spatial Frequency, SF)、视觉保真度(Visual Fidelity, VIF)和相关系数(Correlation Coefficient, CC)等关键指标, 分别提高了约 6.41%、10.36%、14.25% 和 4.74%。

关键词: 深度学习; 图像融合; 可见光图像; SAR 图像; 交互融合

中图分类号: TP75; TP391 文献标志码: A 文章编号: 2095-1000(2023)06-0064-08

DOI: 10.12347/j.ycyk.20230704002

引用格式: 王吉哲, 李勃, 马晨瑛, 等. 基于交互融合的高精度图像融合算法的研究[J]. 遥测遥控, 2023, 44(6): 64-71.

Research on high-precision image fusion algorithm based on interactive fusion

WANG Jizhe¹, LI Bo², MA Chenying¹, YIN Qiyuan¹, ZHOU Peng¹

(1. College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. Research Institute of Aerial Vehicles, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Aiming at the fusion of visible and SAR images, a novel interactive fusion algorithm based on Transmembrane Differential Perception and Attention Mechanism (TDPAM Fusion) is proposed, which can effectively preserve the texture structure of visible images and detail information of SAR images. Firstly, the Cross-Modal Differential Perception Fusion module is utilized to extract complementary information from images, which can avoid the missing of true values and improve the accuracy of fusion. Secondly, the coordinate attention mechanism is employed to enhance the accuracy and efficiency of feature extraction, and improve the integration of semantic information. Finally, a feature interaction fusion algorithm is used to adaptively fuse features from SAR and visible images. A corresponding large benchmark dataset is designed for model training and testing. Experimental results demonstrate that the fusion algorithm can obtain high-quality visible images with clear SAR information. In addition, the algorithm can improve key indicators such as mutual information, spatial frequency, visual fidelity, and correlation coefficient by approximately 6.41%, 10.36%, 14.25%, and 4.74%, respectively.

Keywords: Deep learning; Image fusion; Visible image; SAR image; Interactive fusion

Citation: WANG Jizhe, LI Bo, MA Chenying, et al. Research on high-precision image fusion algorithm based on interactive fusion [J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2023, 44(6): 64-71.

引言

随着现代遥感技术不断发展,合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像和可见光图像融合已经成为一个热门研究领域。SAR图像有良好的穿透性和不受天气限制的优点,但分辨率较低,难以识别细小目标;可见光图像有高空间分辨率和色彩信息,但易受天气和光照的限制。因此,将SAR图像和可见光图像融合,可以综合两种图像的优势,既突出显著目标,又展现丰富的细节信息,提高目标识别和定位能力^[1-3]。

目前,主流图像融合方法和技术包括像素级融合、特征级融合和决策级融合等传统方法^[4,5]。此外,还有些基于深度学习的融合方法,如基于自编码器(Auto-Encoder, AE)框架、卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)框架^[6,7]和生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)框架^[8]等,这些框架能自动学习SAR和可见光图像之间的关系,得到更准确的融合结果。

传统图像融合算法包括拉普拉斯金字塔、离散小波^[9]、剪切波^[10]、非抽样轮廓波和潜在低秩表示等,也会用稀疏表示和子空间等方法^[11,12]。但传统方法采用复杂变换和手工规则限制算法实时性和语义信息的集成,限制了在高级视觉任务中的应用。

自编码器是一种常用的融合模型。传统自编码器融合法需要手动设计融合规则,限制融合性能。基于分类显著性自编码器融合框架,提高了融合精度和鲁棒性,但存在分类器过拟合和训练数据不足的问题。

基于卷积神经网络的融合框架成为图像融合领域的研究热点。该方法通过设计损失函数,实现隐式特征提取、聚合和图像重建。但这些方法存在真值缺失问题,限制性能发挥。且需要手动设计规则或使用显著性掩模,限制了融合性能。

生成对抗网络是种无监督学习方法,用于图像转换^[13,14]和图像融合等。在图像融合领域,引入双鉴别器生成对抗网络和多尺度注意机制,提高鲁棒性。但当前的融合算法忽视高层次视觉任务需求,要增强融合图像的语义信息并整合源图像互补信息。一些深度学习算法尝试使用感知损失或显著目标掩模来增强语义信息,但效果有限。

尽管最近基于深度学习图像融合算法可以生成令人满意的融合图像,但SAR和可见光图像融

合仍面临着一些挑战。一方面,由于SAR图像和可见光图像特点不同,因此需要选择合适的融合方法综合两种图像信息。另一方面,融合结果评价难度大,难用简单定量指标评价,需要考虑多种因素,如目标识别能力、信息保留程度、色彩还原等。

本文提出一种基于跨模态差分感知和注意力机制的交互融合算法(TDPAM Fusion),并设计相应的大型基准数据集,用于SAR和可见光图像融合。首先,采用包含跨模态差分感知融合(CMDAF)模块的渐进式特征提取器来充分提取融合图像中的互补信息,以此来避免真值缺失并提高融合精度。其次,通过基于坐标注意力机制的特征选择方法(CA),提高特征提取的准确性和效率,增强语义信息集成。最后通过特征交互融合算法(IFM)从SAR和可见光图像中选择特征进行自适应融合。实验结果表明:TDPAM Fusion融合算法将互信息(MI)、空间频率(SF)、视觉保真度(VIF)和相关系数(CC)等关键指标,分别提高了约6.41%、10.36%、14.25%和4.74%。

1 基于跨模态差分感知和注意力机制的交互融合算法

1.1 网络结构

网络模型结构如图1所示,包含编码器和解码器三部分。网络输入为一对配准的可见光图像 I_{rgb} 和SAR图像 I_{sar} ,对网络进行端到端训练以生成融合图像 I_f 。

编码器的目的是提取源图像特征。首先用大小为 3×3 的卷积核和激活函数提取图像浅层特征,而后通过级联四个大小为 3×3 的卷积核和激活函数提取图像细粒度特征,将其中前三次卷积获得的特征图通过CMDAF模块对差分信息进行补偿,获得的特征图作为下一次操作的输入。将获得的细粒度特征通过CA模块进一步提高特征提取的准确性和效率。通过IFM模块将两组特征进行融合,通过解码器将融合特征进行重构,解码器包括四个大小为 3×3 的卷积核和一个大小为 1×1 的卷积核,激活函数为ReLU。

1.2 CMDAF模块

跨模态差分感知融合(CMDAF)模块的作用是对差分信息进行补偿,模块结构如图1所示。 F_{rgb} 和 F_{sar} 表示通过卷积获得的可见光特征和SAR特征,

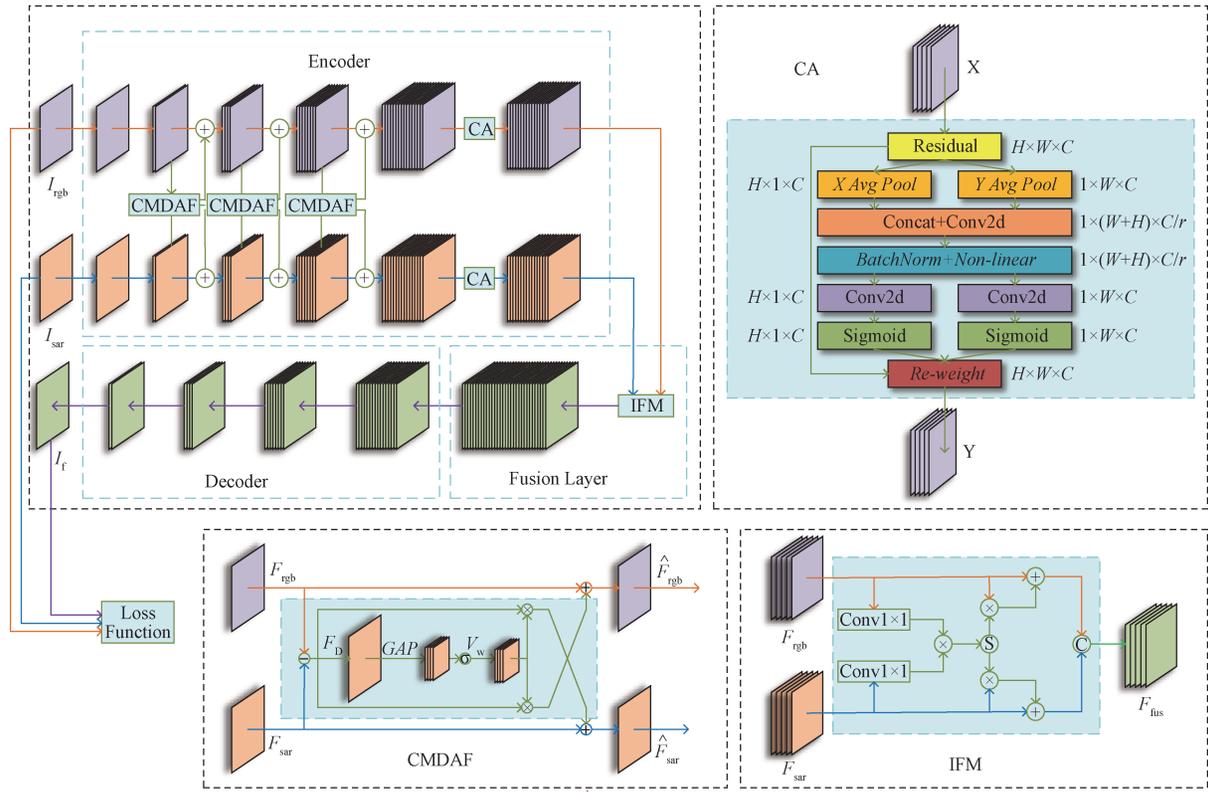


图 1 网络结构

Fig. 1 Network structure

F_{rgb} 和 F_{sar} 可表示为共同部分和补充部分的形式, 如公式(1)所示:

$$F_{rgb} = \frac{F_{rgb} + F_{sar}}{2} + \frac{F_{rgb} - F_{sar}}{2} \quad (1)$$

$$F_{sar} = \frac{F_{sar} + F_{rgb}}{2} + \frac{F_{sar} - F_{rgb}}{2}$$

其中, 公共部分表示公共特征, 互补部分反映不同模态的互补特征。等式解释了微分分解的原理, 类似微分放大电路。CMDAF 模块的关键思想是将互补信息与信道加权充分集成。因此, CMDAF 模块可以精确地定义为:

$$F_{rgb} = F_{rgb} \oplus \delta(GAP(F_{sar} - F_{rgb})) \otimes (F_{sar} - F_{rgb})$$

$$F_{sar} = F_{sar} \oplus \delta(GAP(F_{rgb} - F_{sar})) \otimes (F_{rgb} - F_{sar}) \quad (2)$$

$$GAP(F) = \frac{1}{HW} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W F(i, j)$$

其中, \oplus 表示元素求和, \otimes 表示像素间的乘法操作, $\delta(\cdot)$ 和 $GAP(\cdot)$ 表示 sigmoid 函数和全局平均池, H 表示互补特征高度, W 表示互补特征宽度。如式(2)所示, 全局平均池化将互补特征压缩为向量, sigmoid 函数将向量归一化, 生成信道权重。最后, 将互补特征乘信道权重, 将结果作为模态补充信息添加到原始特征上。因此, CMDAF 模块可以提

取和预整合不同模态的补充特征, 对差分信息进行补偿。

1.3 CA 模块

CA 模块是一种基于坐标注意力机制^[15-17]的特征选择方法, 将空间位置信息嵌入通道注意力中, 从而提高特征提取的准确性和效率。它将输入特征图(Feature Map)分为全局特征和局部特征两部分, 通过学习到权重, 选择性地将全局特征和局部特征进行加权融合, 从而得到最终的特征图。CA 模块的结构如图 1 所示。

CA 模块可以将网络中获得的特征图 $X = [x_1, x_2, \dots, x_C] \in R^{H \times W \times C}$ 进行转变后输出同样尺寸特征图 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_C] \in R^{H \times W \times C}$, 其中 H 表示特征高度, W 表示特征宽度, C 表示特征通道数。首先使用两个池化核, 在水平和垂直方向对每个通道进行编码, 具体如公式(3)所示:

$$z_c^h(h) = \frac{1}{W} \sum_{0 \leq x < W} X_c(h, x)$$

$$z_c^w(w) = \frac{1}{H} \sum_{0 \leq y < H} X_c(y, w) \quad (3)$$

将水平和垂直两个方向的特征 Z^h 和 Z^w 连接并

通过共享的 1×1 卷积进行变换得到 f , 如公式(4)所示

$$f = \delta(\text{Conv}_{1 \times 1}([Z^h, Z^w])) \quad (4)$$

其中, $[\cdot, \cdot]$ 表示在空间维度上进行连接, $\delta(\cdot)$ 表示sigmoid函数, $f \in R^{(H+W) \times Cr}$ 是在水平和垂直方向上对空间信息进行编码的中间特征图, r 为降维比以缩减通道数, 将其设为4。将 f 在空间维度分为两个单独张量 $f^h \in R^{H \times Cr}$ 和 $f^w \in R^{W \times Cr}$, 再使用 1×1 卷积进行变换, 将通道数恢复为 C , 如式(5)所示:

$$\begin{aligned} P^h &= \delta(\text{Conv}_{1 \times 1}(f^h)) \\ P^w &= \delta(\text{Conv}_{1 \times 1}(f^w)) \end{aligned} \quad (5)$$

$\delta(\cdot)$ 为sigmoid函数, P^h 和 P^w 为获得的注意力权重, 对输入的特征图进行校准, 如式(6)所示:

$$Y_c(i, j) = X_c(i, j) \times P_c^h(i) \times P_c^w(j) \quad (6)$$

1.4 融合规则

特征交互融合模块(IFM)可以自适应地从SAR和可见光图像中选择特征进行融合, 其结构如图1所示。为了关注更多重要的特征, 要通过式(7)重新校正特征响应:

$$A_t = \delta(\text{Conv}_{1 \times 1}(F_{\text{rgb}}) \otimes \text{Conv}_{1 \times 1}(F_{\text{sar}})) \quad (7)$$

校正之后的结果为:

$$\begin{aligned} F_{\text{rgb}}^{A_t} &= F_{\text{rgb}} \otimes (1 + A_t) \\ F_{\text{sar}}^{A_t} &= F_{\text{sar}} \otimes (1 + A_t) \end{aligned} \quad (8)$$

最终获得融合结果, 如公式(9):

$$F_{\text{fus}} = \text{Conv}_{3 \times 3}(\text{Concat}(F_{\text{rgb}}^{A_t}, F_{\text{sar}}^{A_t})) \quad (9)$$

其中, $\delta(\cdot)$ 为sigmoid函数, \otimes 为像素间的乘法操作。

1.5 损失函数

为了减少信息损失, 最大限度地保留SAR雷达图像的辐射信息和可见光图像的纹理信息, 在 L_{total} 中采用了多种损失, 包括结构相似性损失、强度损失和梯度损失, 三者的联合约束能使网络获得满意的融合结果。网络的总体损失可表示为:

$$L_{\text{total}} = \alpha L_{\text{ssim}} + \beta L_{\text{int}} + \gamma L_{\text{grad}} \quad (10)$$

式中, L_{ssim} 表示结构相似性损失; L_{int} 表示强度损失; L_{grad} 表示梯度损失。

结构相似度量SSIM根据亮度、对比度和结构信息的相似性来模拟失真, 结构相似性损失 L_{ssim} 用来约束输入源图像对 I_{rgb} 、 I_{sar} 和融合图像 I_f 之间的结构相似性, 其计算公式为:

$$\begin{aligned} L_{\text{ssim}} &= ((1 - \text{SSIM}(I_f, I_{\text{rgb}})) + (1 - \text{SSIM}(I_f, I_{\text{sar}}))) \times 0.5 \\ \text{SSIM}(x, y) &= \frac{(2\mu_x \mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \end{aligned} \quad (11)$$

其中, μ_x 是 x 的平均值, μ_y 是 y 的平均值, σ_x^2 是 x 的方差, σ_y^2 是 y 的方差, σ_{xy} 是 x 和 y 的协方差。 $c_1 = (k_1 L)^2$, $c_2 = (k_2 L)^2$ 是用来维持稳定的常数, L 是像素值的动态范围, $k_1 = 0.01$, $k_2 = 0.03$ 。

强度损失约束融合图像保持与源图像相似的强度分布。强度损失 L_{int} 的计算公式为:

$$L_{\text{int}} = \frac{1}{HW} \left\| I_f - \max(I_{\text{rgb}}, I_{\text{sar}}) \right\|_1 \quad (12)$$

其中, $\max(\cdot)$ 表示元素的最大选择。

梯度损失迫使融合图像包含丰富的纹理细节信息。梯度损失 L_{grad} 的计算公式为:

$$L_{\text{grad}} = \left\| \max(\nabla I_{\text{rgb}}, \nabla I_{\text{sar}}), \nabla I_f \right\|_1 \quad (13)$$

其中, ∇ 表示测量图像的纹理信息的梯度算子。

2 实验结果

2.1 数据采集方法

数据集使用了新加坡海岸的公开的可见光图像和SAR图像。将获得的图像数据进行分割, 共计获得2310对 128×128 大小的图像。从中随机选取1980对图像数据作为训练集, 选取剩下的330对图像数据作为测试集。

网络模型训练中, 批处理大小为32, 训练轮次为300, 初始的学习率为 1×10^{-3} , 损失函数中的参数分别设置为 $\alpha=1$, $\beta=7$, $\gamma=20$ 。

2.2 融合性能评估

为了验证TDPAM Fusion的有效性, 实验选取DenseFuse, CSF, SeA Fusion, PIA Fusion, GANMcC, GAN-FM进行对比。选取了五个常用指标对融合图像进行客观评估, 包括信息熵(EN)^[18]、互信息(MI)、空间频率(SF)^[19]、视觉保真度(VIF)^[20]和相关系数(CC), 互信息(MI)表示从源图像传输到融合图像的信息量; 空间频率(SF)表示图像越清晰, 融合图像质量越好; 视觉保真度(VIF)表明融合图像符合人类视觉系统放的程度; 相关系数(CC)表明融合图像与可见光图像和SAR图像的相关性。

融合图像的客观评价结果见表1, 斜体代表指标的最优值。从表1可以看出, TDPAM Fusion融合算法在MI、SF、VIF、CC四个指标中最优。

如图2所示, 基于跨模态差分感知算法和注意力机制的交互融合模型(TDPAM Fusion)具有良好的信息融合能力。TDPAM Fusion方法在对 SAR 图像与可见光图像细节特征进行融合的同时, 图像主体清晰, 极大程度保留了 SAR 图像与可见光图像的细节信息, 且在融合过程中在 SAR 图像的基

础上针对可见光图像细节对融合图像进行了增强使得图像内容层次清晰, 细节更加丰富, 有利于后续根据融合图像进行决策。同时, 融合图像保持了较高的对比度, 目标信息清晰突出, 方便后续识别与跟踪任务的进行, 没有受到 SAR 图像锯齿状成像问题的影响, 具有一定程度的鲁棒性。

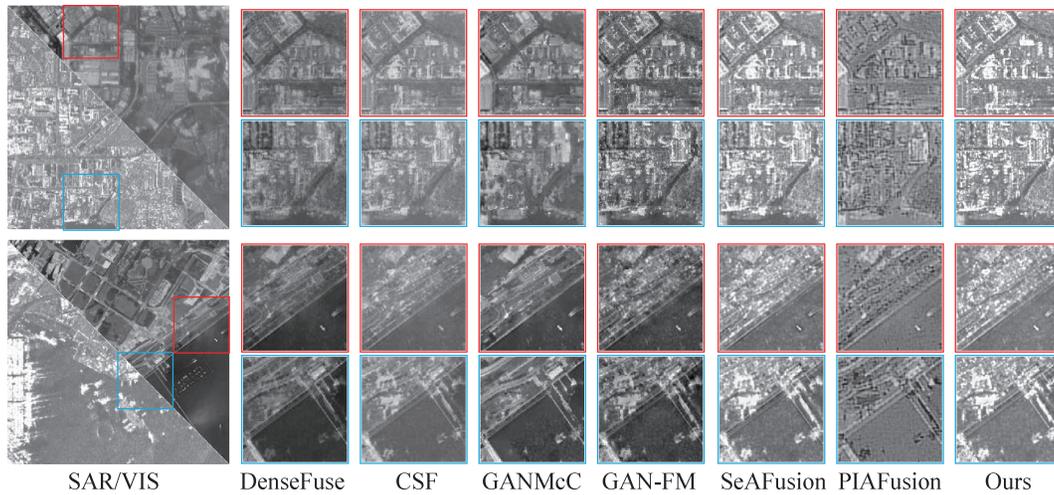


图2 不同融合方法的结果对比

Fig. 2 Comparison of results of different fusion methods

表1 不同融合方法的结果的评价指标均值

Table 1 Mean of evaluation indicators for result of different fusion methods

	DenseFuse	CSF	GANMcC	GAN-FM	SeA Fusion	PIA Fusion	Our
EN	6.193	6.151	6.570	6.618	6.889	6.731	6.706
MI	2.997	2.626	3.104	2.748	2.918	2.611	3.105
SF	18.663	16.548	24.484	28.947	31.249	32.608	34.485
VIF	0.466	0.391	0.505	0.466	0.463	0.203	0.529
CC	0.683	0.685	0.614	0.676	0.654	0.193	0.685

2.3 消融实验

2.3.1 IFM 的有效性

为了探究交互融合规则(IFM 模块)对融合算法的影响, 实验采用 CNN+CMDAF 网络和 CNN+CMDAF+IFM 网络进行对比, 其中 CNN+CMDAF 网络使用加法规则进行融合。选取两对“海岸线”图像作为代表, 以对使用加法规则产生的实验结果和使用 IFM 模块产生的实验结果进行对比, 实验结果如图3所示。

如图3(c)和图3(d)中红、蓝、黄框标记出的位置。见光图像与 SAR 图像对比发现部分陆地区域被水遮挡住无法显示出, 图3(d)黄色框与图3(c)黄色框标记处相比, IFM 融合算法可以清晰的将被阻

挡区域融合在一起; 图3红、蓝框标记处, “海岸线”的细节边缘部分有了较大改善, 并且可以很好地改善融合后图像的颗粒较强、不够平滑的情况, 在保留有效信息的同时可以较好抑制噪声的干扰。显然, 使用 IFM 融合规则获得的图像具有更多的纹理细节和更高的对比度。

有无 IFM 融合规则的融合结果的评价指标均值见表2。使用 IFM 融合规则的融合层获得的结果在 MI、SF、VIF 和 CC 四个指标获得了提高。

2.3.2 CA 的有效性

为了探究坐标注意力机制(CA 模块)对融合算法的影响, 实验采用 CNN+CMDAF 网络和 CNN+CMDAF+CA 网络进行对比。在这里选取了“海岸

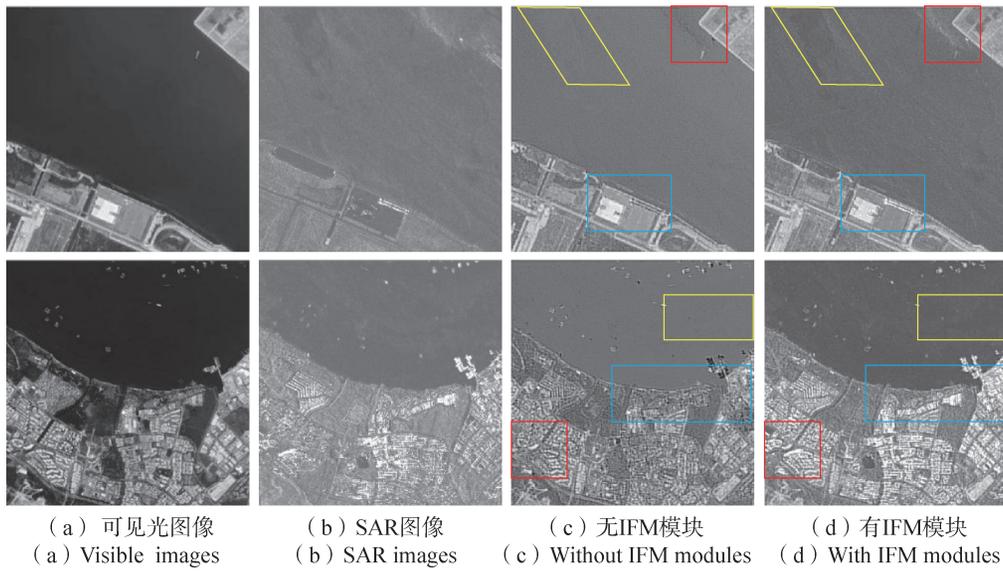


图 3 有无 IFM 模块的融合结果对比

Fig. 3 Comparison of fusion results with and without IFM modules

表 2 有无 IFM 融合规则的融合结果的评价指标均值

Table 2 Mean of evaluation indicators for fusion results with and without IFM fusion rules

实验	EN	MI	SF	VIF	CC
加法融合规则	6.731	2.611	32.608	0.203	0.139
IFM 融合规则	6.693 ↓ 0.038	2.715 ↑ 0.104	32.623 ↑ 0.015	0.408 ↑ 0.205	0.679 ↑ 0.54

线”图像和“建筑群”图像这两对图像作为代表，以对融合网络中有无CA模块产生的实验结果进行对比，实验结果如图4所示。其中图4第一行为“海岸线”图像实验，第二行为“建筑群”图像实验。

如图4(c)和图4(d)中红、蓝框标记出的位置。可将光图像与SAR图像相比，有信息缺失的部分。图4(d)中第一行的海岸线附近平台比图4(c)中的海岸线附近平台显示的更加清晰，图4(c)中第一行图像海岸线附近平台与周围背景过度生硬，颗粒感

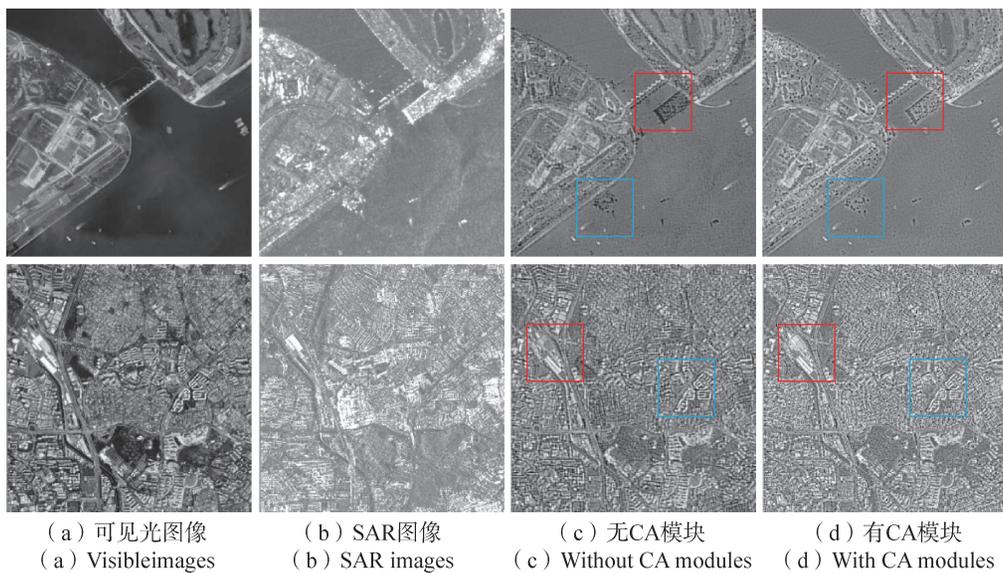


图 4 有无 CA 模块的融合结果对比

Fig. 4 Comparison of fusion results with and without CA modules

较重, 对比之下, 图 4(d) 中第一行图像在保留细节信息的基础上, 背景也较平滑。图 4(d) 中第二行的建筑群楼顶保留了更多的细节和纹理图案, 对比图 4(c) 与图 4(d) 第二行中融合结果图看出红框内融合结果差异不大, 但(d)中图像背景区域更加平滑, 在保留有效信息的同时可以较好地抑制噪声的干扰, 细节部分有了增强, 色彩也更均匀。

有无 CA 模块的融合结果的评价指标均值见表 3。使用加入了 CA 模块进行特征提取的网络获得的结果在 MI、SF、VIF 和 CC 四个指标获得了提高。

2.3.3 CMDAF 的有效性

为了探究跨模态差分感知融合模块(CMDAF)对于融合算法的影响, 实验采用 CNN 网络和 CNN+CMDAF 网络进行对比。选取了“海面”图

像和“港口”图像这两对图像作为代表, 以对融合网络中有无 CMDAF 模块产生的实验结果进行对比, 实验结果如图 5 所示。其中图 5 第一行为“海面”图像实验, 第二行为“港口”图像实验。

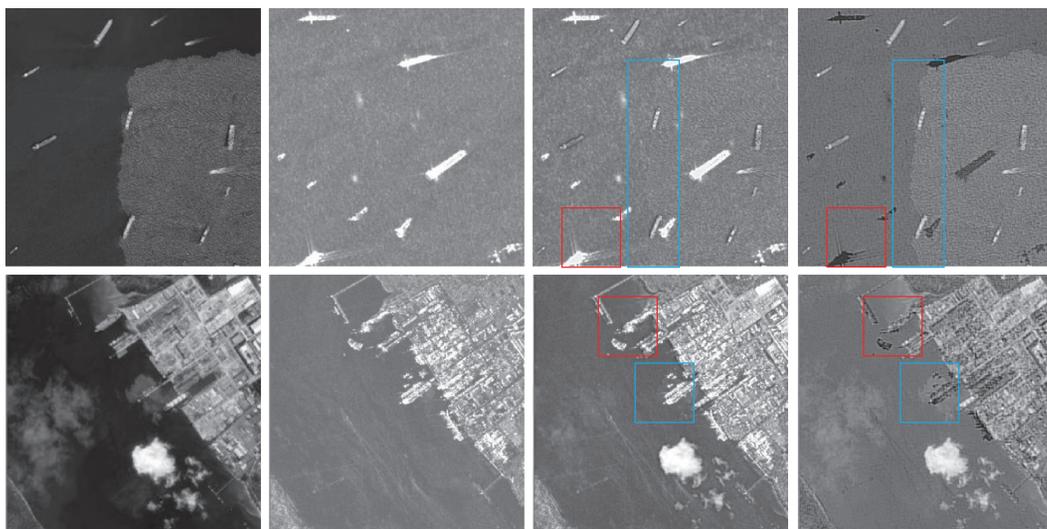
如图 5(c) 和图 5(d) 中红、蓝框标记出的位置, 图 5 中蓝框标记的位置可以很清楚地看到图 5(d) 中水下岛屿的边缘信息比图 5(c) 中的更加清晰。在图 5 第一行红框中的船舶图像, 图 5(d) 比图 5(c) 的边缘信息更为清晰, 对比明显。图 5 第二行中的红框中的港口图像, 图 5(d) 与图 5(c) 相比可以更清晰地看到港口内的细节。

有无 CMDAF 模块的融合结果的评价指标均值见表 4。使用加入了 CMDAF 模块进行特征提取的网络获得的结果在 EN, MI, SF 和 CC 四个指标上获得了提高。

表 3 有无 CA 模块的融合结果的评价指标均值

Table 3 Mean of evaluation indicators for fusion results with and without CA fusion rules

实验	EN	MI	SF	VIF	CC
无 CA 模块	6.731	2.611	32.608	0.203	0.139
有 CA 模块	6.688 ↓ 0.043	2.653 ↑ 0.042	33.750 ↑ 1.142	0.216 ↑ 0.013	0.214 ↑ 0.075



(a) 可见光图像 (a) Visible images (b) SAR 图像 (b) SAR images (c) 无 CMDAF 模块 (c) Without CMDAF modules (d) 有 CMDAF 模块 (d) With CMDAF modules

图 5 有无 CMDAF 模块的融合结果对比

Fig. 5 Comparison of fusion results with and without CMDAF modules

表 4 有无 CMDAF 模块的融合结果的评价指标均值

Table 4 Mean of evaluation indicators for fusion results with and without CMDAF fusion rules

实验	EN	MI	SF	VIF	CC
无 CMDAF 模块	6.727	2.611	28.947	0.466	0.676
有 CMDAF 模块	6.772 ↑ 0.045	2.986 ↑ 0.375	32.608 ↑ 3.661	0.403 ↓ 0.063	0.699 ↑ 0.023

3 结束语

对于SAR图像和可见光图像融合任务,本文提出了一种基于跨模态差分感知和注意力机制的交互融合算法,称为TDPAM Fusion。使用跨模态差分感知融合算法和CA注意力机制自适应地融合公共和互补信息,避免真值缺失并提高融合的精度,增强语义信息的集成;通过交互融合算法对获得的信息进行自适应融合,进一步提高融合精度。试验结果表明:所设计的融合网络可以生成包含显著目标和丰富纹理信息的融合图像,互信息(MI)、空间频率(SF)、视觉保真度(VIF)和相关系数(CC)等关键指标也有明显提升。设计了相应的大型基准数据集,用于网络模型的训练和测试。

参考文献

- [1] 毛士艺,赵巍.多传感器图像融合技术综述[J].北京航空航天大学学报,2002,28(5):512-518.
MAO Shi-yi, ZHAO Wei. Comments on multisensor image fusion techniques[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2002, 28(5): 512-518.
- [2] 孙运旺.传感器技术与应用[M].杭州:浙江大学出版社,2006.
- [3] 何道清,张禾,谌海云.传感器与传感器技术[M].北京:科学出版社,2008.
- [4] 阎昆,李心怡,王珺.结构稀疏表示与细节注入的遥感图像融合方法[J].电子设计工程,2018,26(6):68-71,76.
YAN Kun, LI Xinyi, WANG Jun. Remote sensing image fusion based on structured sparse representation and detail injection[J]. Electronic Design Engineering, 2018, 26(6): 68-71, 76.
- [5] 李伟.像素级图像融合方法及应用研究[D].广州:华南理工大学,2006:4-5.
- [6] ZHANG Y, LIU Y, SUN P, et al. IFCNN: A general image fusion framework based on convolutional neural network [J]. Information Fusion, 2020,(54): 99-118.
- [7] XU H, MA J, LE Z, et al. FusionDN: A unified densely connected network for image fusion[C]//AAAI 2020, 2020: 12484-12491.
- [8] MA J, XU H, JIANG J, et al. DDcGAN: A dual-discriminator conditional generative adversarial network for multi-resolution image fusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 4980-4995.
- [9] LIU Yipeng, JIN Jing, WANG Qiang, et al. Region level based multi-focus image fusion using quaternion wavelet and normalized cut-ScienceDirect[J]. Signal Processing, 2014, 97(7):9-30.
- [10] LIU X, MEI W, DU H. Structure tensor and nonsub-sampled shearlet transform based algorithm for CT and MRI image fusion[J]. Neurocomputing, 2017, 23: 131-139.
- [11] YU L, XUN C, WARD R K, et al. Image fusion with convolutional sparse representation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, (99): 1882-1886.
- [12] CVEJIC N, BULL D, CANAGARAJAH N. Region-based multimodal image fusion using ICA bases[J]. Sensors Journal IEEE, 2007, 7(5): 743-751.
- [13] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[J]. arXiv e-prints, 2017: 2223-2232.
- [14] CHOI Y, CHOI M, KIM M, et al. StarGAN: Unified generative adversarial networks for multi-domain image-to-image translation[C]// IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 8789-8797.
- [15] 朱张莉,饶元,吴渊,等.注意力机制在深度学习中的研究进展[J].中文信息学报,2019,33(6):1-11.
ZHU Zhangli, RAO Yuan, WU Yuan, et al. Research progress of attention mechanism in deep learning [J]. Journal of Chinese Information Processing, 2019, 33(6): 1-11.
- [16] HU J, SHEN L, ALBANIE S, et al. Squeeze-and-excitation networks[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2020, 42(8): 7132-7141.
- [17] HOU Q, ZHOU D, FENG J. Coordinate attention for efficient mobile network design[J]. CVPR 2021, 2021: 13713-13722.
- [18] AARDT V, JAN. Assessment of image fusion procedures using entropy, image quality, and multispectral classification[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2008, 2(1):1-28.
- [19] ESKICIOGLU A M, FISHER P S. Image quality measures and their performance[J]. IEEE Trans Commun, 1995, 43(12): 2959-2965.
- [20] HAN Y, CAI Y, CAO Y, et al. A new image fusion performance metric based on visual information fidelity[J]. Information Fusion, 2013, 14(2): 127-135.

[作者简介]

- 王吉哲 1999年生,硕士研究生。
李勃 1977年生,副研究员,硕士生导师。
马晨璇 2000年生,硕士研究生。
周鹏 1999年生,硕士研究生。
殷奇缘 1999年生,硕士研究生。

(本文编辑:杨秀丽)