



计算机应用  
*Journal of Computer Applications*  
ISSN 1001-9081, CN 51-1307/TP

## 《计算机应用》网络首发论文

题目: 改进的基于通道注意力反馈网络的遥感图像融合算法  
作者: 吴蕾, 杨晓敏  
收稿日期: 2020-07-21  
网络首发日期: 2020-10-12  
引用格式: 吴蕾, 杨晓敏. 改进的基于通道注意力反馈网络的遥感图像融合算法. 计算机应用. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1307.TP.20201011.1549.008.html>



**网络首发:** 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认:** 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 改进的基于通道注意力反馈网络的遥感图像融合算法

吴蕾, 杨晓敏\*

(四川大学 电子信息学院, 成都 610065)

(\*通信作者电子邮箱 arielyang@scu.edu.cn)

**摘要:** 针对前馈卷积网络感受野较小, 获取上下文信息不足, 特征提取卷积层只能提取到浅层特征的问题, 提出了改进的基于通道注意力反馈网络的遥感图像融合算法。首先, 通过两层卷积层分别初步提取全色(PAN)图像的细节特征和低分辨率多光谱(LMS)图像的光谱特征; 其次, 将提取的特征和网络反馈的深层特征结合, 并输入到通道注意力机制模块中初步精细化特征; 然后, 经过反馈模块生成表征能力更强的深层特征; 最后, 将生成的深层特征经过反卷积重建层, 得到高分辨率多光谱(HMS)图像。在三种不同卫星图像数据集的实验结果表明所提算法很好的提取 PAN 图像的细节特征和 LMS 图像的光谱特征, 恢复出来的高分辨率(HMS)图像在主观视觉上更加清晰, 并且在客观评价指标上优于对比算法。在均方根误差(RMSE)指标上, 所提方法比传统方法提升了 50%以上, 比前馈卷积网络方法提升了 10%以上。

**关键词:** 遥感图像融合; 通道注意力; 反馈网络; 卷积神经网络; 深度学习

**中图分类号:** TP751.1 **文献标志码:** A

## Improved remote sensing image fusion algorithm based on channel attention feedback network

WU Lei, YANG Xiaomin\*

(College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610065, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of feedforward convolutional network, such as small receptive field, insufficient context information and only low-level features can be extracted by the feature extraction convolutional layer, an improved remote sensing image fusion algorithm based on channel attention feedback network was proposed. Firstly, the detail features of panchromatic images and the spectral features of low-resolution multispectral (LMS) images were initially extracted through two convolutional layers. Secondly, the extracted features were combined with the deep features of network feedback and input to the channel attention mechanism module to initially refine the features. Thirdly, high-level features with stronger characterization capabilities were generated by feedback module. Finally, high-resolution multispectral (HMS) images were generated by deconvolution reconstruction of deep features. The experimental results of three different satellite image data sets show that the proposed algorithm can well extract the detail features of PAN images and the spectral features of LMS images, and the recovered high-resolution (HMS) images are clearer subjectively and better than the comparison algorithm objectively. In terms of the root mean square error (RMSE) index, the proposed method is more than 50% higher than the traditional methods, and more than 10% higher than the feedforward convolutional network methods.

**Keywords:** remote sensing image fusion; channel attention; feedback network; convolutional neural network; deep learning

## 0 引言

遥感图像融合是一种将低分辨率多光谱(Low spatial resolution MultiSpectral, LMS)遥感图像和高分辨率全色(PANchromatic, PAN)遥感图像融合成高空间分辨率多光谱(High spatial resolution MultiSpectral, HMS)图像的算法。高分辨率多光谱遥感图像广泛地应用在地球观测、分类、目标检测、环境监测和光谱分解等领域<sup>[1][2]</sup>。然而由于当前硬件的

局限性, 遥感卫星只能分别获取地表多波段的多光谱 LMS 图像和单波段的全色 PAN 图像, 这两种图像在信息上是互补的。为了得到 HMS 图像, 遥感图像的融合技术得到了研究者的广泛关注。随着遥感图像越来越重要, 遥感图像融合方法也在不断地改进, 如何将多光谱图像和全色图像的互补信息尽可能多地融合到高空间分辨率多光谱图像中, 是遥感图像融合中重点关注的问题。

收稿日期: 2020-07-21; 修回日期: 2020-09-05; 录用日期: 2020-09-17。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61701327)。

作者简介: 吴蕾(1996—), 女, 湖北黄冈人, 硕士研究生, 主要研究方向: 遥感图像融合; 杨晓敏(1980—), 女, 四川成都人, 教授, 博士, 主要研究方向: 图像处理、机器学习。

近几十年来,遥感图像融合方法的效果一直在不断提升,传统的遥感图像融合算法大致能够分为两类:一类是基于成分替换(Component substitution, CS)的算法;另一类是基于多分辨率分析(Multiresolution analysis, MRA)的算法<sup>[3][4][5]</sup>。由于 PAN 和 LMS 图像的光谱范围不一致,即使在融合策略上进行了改进,现有的 CS/MRA 方法也会表现出一定程度的光谱失真。

通过整理总结传统的遥感图像融合方法,可以发现许多提取和整合空间细节特征的过程和卷积神经网络有相似之处,并且卷积神经网络所提取到的特征比手工设计的提取规则所提取到的特征具有更强的表征能力。因此,为了解决传统方法所存在的缺点,已经有很多基于卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)的遥感图像融合算法被提出。例如, Masi 等<sup>[6]</sup>使用基于超分辨率的三层 CNN 结构进行了遥感图像融合,率先提出了基于 CNN 的遥感图像融合方法(Pansharpening by Convolutional Neural Network, PNN),显著提高了遥感图像融合算法的性能。Wei 等<sup>[7]</sup>提出了一种深度残差遥感图像融合神经网络(Pansharpening by Deep Residual Convolutional Neural Network, DRPNN),用于鲁棒和高质量的 PAN 和 LMS 图像融合。该方法融合了残差学习过程,在残差学习架构的支持下,形成了极深的卷积滤波框架,提高了融合的精度,同时也保证了网络的性能可以快速收敛。Shao 和 Cai<sup>[8]</sup>提出了双分支的 CNN 来分别提取 LMS 和 PAN 图像的特征,并采用残差连接以增强遥感图像融合的性能。Yang 等<sup>[9]</sup>提出了一种结合了有关遥感图像融合的先验知识的网络结构,该方法从 LMS 和 PAN 图像中提取高频信息,并将它们用作网络的输入,该网络是在频率域而不是空间域中进行训练的,因此其泛化能力和性能都优于传统方法和基于简单网络结构的遥感图像融合方法。

上述方法中所有的卷积神经网络都是前馈的,由于前馈网络的感受野较小,获取的上下文信息不足,浅层卷积层所提取到的浅层特征表征能力不足,在网络随后的卷积层中这些浅层信息会被重用,这会导致网络的重构性能降低。同时 LMS 图像和 PAN 图像具有不同的信息,但是上述方法在融合的时候,平等的对待特征图的各个通道,忽略了各个特征图之间各通道的相互依赖关系。针对以上问题,本文提出了改进的通道注意力反馈网络,即使用反馈网络将深层特征反向传回从而优化浅层特征并且引入通道注意力机制充分利用各通道之间的相互依赖关系来进一步提升反馈网络的性能。本文的主要工作有两个,分别如下:

1) 引入了反馈卷积网络,学习深层特征和浅层特征之间的相互依赖关系,在保留 LMS 图像的光谱信息和 PAN 图像的细节信息的同时可以生成更深层次的特征。

2) 使用注意力机制为反馈过程中产生的特征图以及特征图的各个通道,自动分配不同的注意力资源,使网络模型可以学习到尽可能多的有用信息。

## 1 相关工作

### 1.1 反馈机制

在人类视觉系统中普遍存在反馈机制,能够将信号从高阶区带到低阶区<sup>[10]</sup>。将反馈机制应用在图像处理中可以取得很好的效果。例如,对于单幅图像的超分辨率, Haris 等<sup>[11]</sup>根据反投影理论构造了上投影和下投影单元,以此来实现一种迭代误差的反馈。Li 等<sup>[12]</sup>精心设计了一个反馈块,为低级视觉任务提取强大的高级表示,并传输高级特征来细化低级特征,实现反馈机制。

同样的,反馈机制也可以应用到遥感图像融合中,通过学习深层特征和浅层特征之间的依赖性来得到更深层次的特征。本文设计了一种具有特殊特征提取块的反馈模块,特征提取块由三对密集跳跃连接的上下采样层组成,迭代的上、下采样实现了反投影机制,通过学习各种上、下采样算子,使网络生成强大的特征。其中的密集跳跃连接允许重用来自前一层特征,避免重复学习冗余的特征。该特征提取块可以提取出强大的高级表示,然后网络的反馈连接将高级表示反向的传回到输入,并再次送入反馈模块来进行处理。通过不断地反馈学习,得到最终的深层特征。

### 1.2 通道注意力机制

在卷积神经网络中最重要的就是卷积算子,它使网络在提取每一层特征的时候能融合空间信息和信道信息。基于特征的这种空间组成关系, Hu 等<sup>[13]</sup>提出了一个新的建筑单元,称为“压缩-激发”块,该模块首先明确地表示出通道之间的互相依赖关系,然后根据依赖关系来自适应地校准通道相关的特征响应,来提高网络产生的特征的质量。这是一种通道注意力机制,该机制通过运用全局信息,有偏向地强调有用的信息特征,抑制作用有限的特征。Zhang 等<sup>[14]</sup>将通道注意力(Channel Attention, CA)应用在了图像超分辨率中,并且取得了不错的效果。

在遥感图像融合算法中, LMS 图像是多通道的,每个通道都有不同的光谱信息, PAN 图像是单通道有非常清晰的细节信息的灰度图。在融合的过程中,首先将 PAN 图像和 LMS 图像在通道上进行拼接,如果平等的对待每个通道则不能很好的保留 LMS 图像的光谱信息和 PAN 图像的细节信息。将通道注意力机制应用在遥感图像融合中,就可以针对性的提取出 LMS 图像的光谱特征和 PAN 图像的细节特征。

## 2 本文算法

### 2.1 算法框架

为了直观的展示本文的算法,首先给出了本文的总体网络结构如图 1 所示。算法的实现主要有 3 个步骤: 1) 用了双

通道特征提取层分别提取 LMS 图像的光谱特征和 PAN 图像的细节特征, 并且将这两部分特征与反馈输出的表征能力较强的深层特征拼接在一起。其中, 特征提取层 2 在提取 PAN 图像特征的同时会对特征下采样以适应 LMS 特征的尺寸; 2) 结合以后的特征输入到反馈层, 在反馈层中先经过残差通道注意力模块(Residual Channel Attention Block, RCAB)强调有用的信息来优化特征, 然后将优化后的特征输入到反馈模块(Feedback Block, FB), 在反馈层中经过若干次反馈, 最终输出具有有力表征能力的特征, 在这之前的输出结果都是作为反馈量和输入特征合并到一起的; 3) 反馈结构输出的特征经过重建层(1 个反卷积层和 1 个 3x3 的卷积层)再与上采样后的 LMS 图像相加, 从而得到最终的重建 HMS 图像。

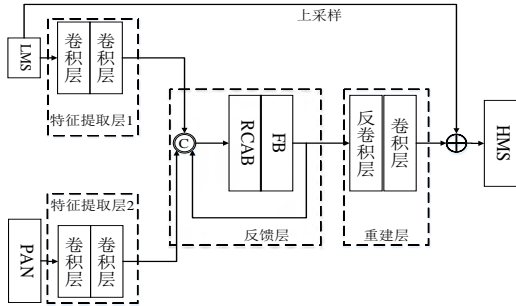


图1 本文网络框架

Fig. 1 Framework of the proposed algorithm

## 2.2 通道注意力机制

以前基于卷积神经网络的遥感图像融合方法平等地对待 LMS 和 PAN 图像各通道的特性, 这对于实际情况不灵活。为了更多的获取有用信息, 可以通过特征通道之间的相互联系来更多的关注到有用的信息特征, 从而形成通道注意机制。该机制最重要的就是如何合理地去关注每个通道上的特征。对此, 本文主要考虑两个方面: 一方面, LMS 图像和 PAN 图像中包含的信息并不相同。PAN 图像中的信息是高频成分, 包含了很多细节和纹理信息。LMS 图像中具有丰富的光谱信息和低频成分。另一方面, 在卷积的过程中每个卷积算子都只有一个局部的感受野, 并不能充分利用到上下文信息, 因此获取的特征也是缺少上下文信息的。

基于这些分析, 我们引入了通道注意力机制。首先运用全局平均池化将全局的通道空间信息转化成信道描述符, 如图 2 所示。

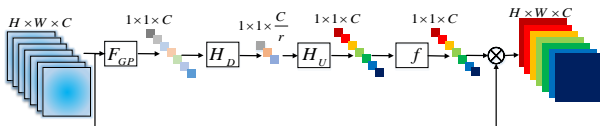


图2 通道注意力机制结构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of channel attention mechanism

$X = [X_1, X_2, \dots, X_C]$  是一个通道注意力机制的输入, 其中包含  $C$  层大小为  $H \times W$  的特征图。通过空间维度  $H \times W$  对  $X$  进行收缩, 可以得到通道级的统计量  $z$ , 第  $c$  层的元素  $z$  可以表示为:

$$z_c = F_{GP}(x_c) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W x_c(i, j) \quad (1)$$

式中  $x_c(i, j)$  为第  $c$  层特征  $x_c$  在  $(i, j)$  处的值。  $F_{GP}(\bullet)$  为全局池化函数。这种通道统计量可以看作是局部描述符的集合, 其统计量有助于表达整个图像。

为了通过全局平均池化完全捕获聚合信息的通道依赖性, 本文引入了一个门控机制。正如<sup>[14]</sup>中讨论的, 门控机制应该满足两个标准: 首先, 它必须能够学习通道之间的非线性交互作用。其次, 由于需要的是多通道的特征, 而不是单一的激活, 它必须学习一种非互斥的关系, 本文选择使用 sigmoid 函数来实现简单的门控机制:

$$w = f(H_U \delta(H_D z)) \quad (2)$$

式中,  $f(\bullet)$  和变量  $\delta(\bullet)$  分别表示 sigmoid 门控和 ReLU(Rectified Linear Units)函数。  $H_D$  是降维卷积层的权值集, 降维卷积层起到的通道降维作用, 降维比例为  $r$ 。降维后的维信号被 ReLU 函数激活后, 再通过升维卷积层增大通道数  $r$  倍, 升维卷积层权值集为  $H_U$ 。然后得到最终的通道统计量  $w$ , 用于重新调节输入  $x_c$ :

$$\tilde{x}_c = w_c \cdot x_c \quad (3)$$

式中,  $w_c$  和  $x_c$  分别为第  $c$  层通道的比例因子和特征图。

同时, 受<sup>[7]</sup>中残差块(Residual Block, RB)的启发, 本文将 CA 集成到 RB 中, 提出残差通道注意块(RCAB), 如图 3 所示:

$$F_b = F_{b-1} + C_b(X_b)X_b \quad (4)$$

式中  $C_b$  为通道注意函数,  $F_{b-1}$  和  $F_b$  是 RCAB 的输入和输出, RCAB 从输入中获取残差  $X_b$ 。剩余分量主要由两层叠加得到:

$$X_b = W_b^2 \delta(W_b^1 F_{b-1}) \quad (5)$$

式中  $W_b^1$  和  $W_b^2$  是 RCAB 中两个堆叠卷积层的权重集。

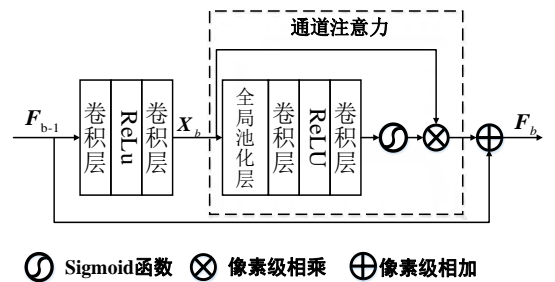


图3 残差通道注意力模块结构示意图



Fig. 3 Schematic diagram of residual channel attention module

### 2.3 反馈模块

在反馈模块中, 本文采用了三组由下采样卷积层和上采样反卷积层构成的投影组, 在每个卷积层和反卷积层之间又加入了稠密连接, 这样可以增加各层特征之间的联系, 通过

特征重利用的方式, 在相同的卷积层数下, 可以生成表征能力更强的特征。

如图4所示, 第 $t$ 次迭代的反馈模块(FB)接收到反馈信息 $P_o^{t-1}$ 来纠正浅层表示 $P_i^t$ , 然后将更强大的深层表示输出到下一次迭代和重构块。FB按顺序包含3个投影组, 它们之间有密集跳越连接。每个投影组主要包括一个上采样操作和一个下采样操作, 它们可以将深层特征投影到浅层特征中。

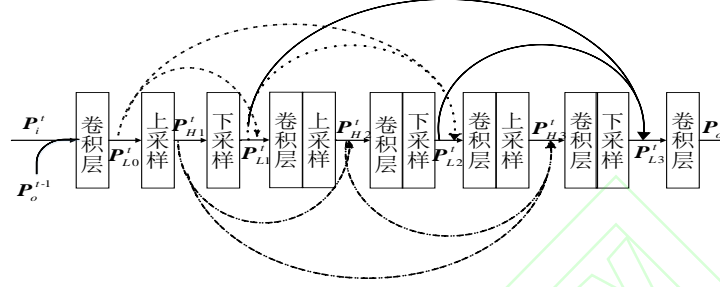


图4 反馈模块结构示意图

Fig. 4 Schematic diagram of feedback module

在FB开始时, 通过卷积层 $Conv(1, m)$ 对 $P_i^t$ 和 $P_o^{t-1}$ 进行拼接和压缩, 通过反馈信息 $P_o^{t-1}$ 来优化输入特征 $P_i^t$ , 产生重新优化的输入特征 $P_{L0}^t$ , 公式表达如下:

$$P_{L0}^t = Conv(\langle P_i^t, P_o^{t-1} \rangle) \quad (6)$$

式中 $Conv(\bullet)$ 为初始压缩卷积操作,  $\langle P_i^t, P_o^{t-1} \rangle$ 为 $P_i^t$ 和 $P_o^{t-1}$ 的拼接。设 $P_{Li}^t$ 和 $P_{Hi}^t$ 为FB中第 $i$ 组投影组在第 $t$ 次迭代时给出的HMS和LMS特征图。 $P_{Hi}^t$ 可以由下式得到:

$$P_{Hi}^t = C_i \uparrow ([P_{L0}^t, P_{L1}^t, \dots, P_{Li-1}^t]) \quad (7)$$

式中,  $C_i \uparrow$ 为在第 $i$ 个投影组使用反卷积层 $Deconv(k, m)$ 的上采样操作。对应地,  $P_{Li}^t$ 可由下式得到:

$$P_{Li}^t = C_i \downarrow ([P_{H0}^t, P_{H1}^t, \dots, P_{Hi-1}^t]) \quad (8)$$

式中,  $C_i \downarrow$ 为使用卷积层 $Conv(k, m)$ 在第 $i$ 个投影组的下采样操作。除了第一个投影组外, 在 $C_i \uparrow$ 和 $C_i \downarrow$ 之前添加卷积核大小为1的卷积层 $Conv(1, m)$ 来减少参数和提高计算效率。

为了从每个投影组中挖掘有用信息, 并确保在下次迭代中映射输入LMS特征 $P_i^{t+1}$ 的大小不变, 对投影组生成的LMS特征进行融合(图4中的实线箭头), 生成FB的输出:

$$P_o^t = Conv([P_{L1}^t, P_{L2}^t, \dots, P_{LG}^t]) \quad (9)$$

式中,  $Conv$ 表示 $Conv(1, m)$ 的函数。

### 3.1 实验设计

#### 3.1.1 实验设置与数据集介绍

本文实验中使用PReLU(Parametric Rectified Linear Unit)作为激活函数, 每次迭代中除最后一层之外的所有卷积层和反卷积层都使用了PReLU。除了在每次反馈中具体分析每个输出的图像, 将最后一次反馈网络输出的图像作为最终的锐化结果。使用<sup>[12]</sup>中的方法初始化网络参数, 采用Adam优化网络参数, 初始学习率为0.0001, 每200个epoch学习率乘以0.5, 提取的图像特征层数为64。网络是在Pytorch框架上实现, 并在NVIDIA 1080TiGPU上进行训练。

各个卫星得到的图像种类不尽相同, 为了验证算法的适用性, 实验采用了三种卫星的图像, 分别是Spot-6, QuickBird和WorldView2, 这三种卫星图片覆盖了建筑、植被和海洋等场景。所有的LMS图像尺寸为 $64 \times 64$ , PAN图像的尺寸 $256 \times 256$ 。由于无法获取真正的HMS图像, 本文将原始的尺寸为 $256 \times 256$ 的MS图像作为参考图像, 原始MS图像下采样4倍的图像作为LMS图像来充当训练集。由于有些对比算法需要训练集, 为了公平原则, 所有的训练集图像都保持一致。

#### 3.1.2 不同通道注意力模块的对比实验

在本小节中实验中探讨了在反馈网络中添加不同的通道注意力机制模块(注意力模块和残差注意力模块)的效果。实验结果如图5所示, 该图中横坐标是epoch数, 一共训练了1000个epoch。纵坐标是结果图像与HMS图像之间的相关系数。从图中可以看出通道注意力机制确实可以改进反馈网络的效果, 而且增加了残差通道注意力机制模块能表现出更好的性能。

## 3 实验验证与分析

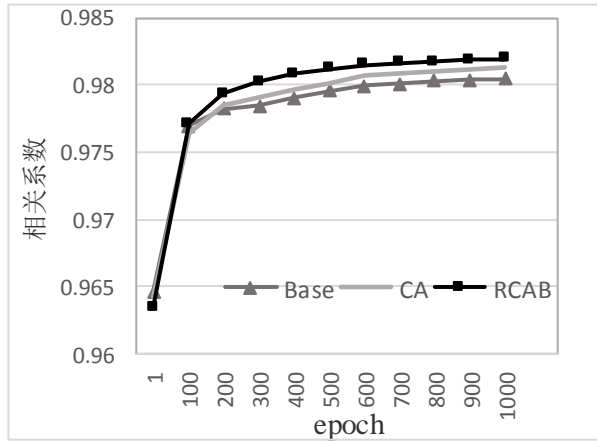


图5 不同通道注意力模块结果的相关系数

Fig. 5 Correlation coefficients of different channel attention module results

### 3.2 评价方法

本文对所对比的其他遥感图像融合算法和本文算法得到的结果图像进行了定量和定性分析。主观上通过观察结果图像的整体颜色和局部放大图的细节来进行比较；客观上采用了6种常见的客观评价指标：1) 计算两幅图像相似性的相关系数(Correlation Coefficient, CC)<sup>[16]</sup>, CC的值越大,说明与HMS图像越相似；2) 全面反映锐化结果质量的合成图像无方向性全局相对误差(Erreur Relative Global Adimensionnelle de Synthese, ERGAS)<sup>[17]</sup>, ERGAS的值越小,说明锐化结果越好；3) 平均通用图像质量指数 $Q$ <sup>[18]</sup>,  $Q$ 的值越大,说明锐化效果越好；4) 反映结果图像光谱质量的波谱角度映射表(Spectral Angle Mapper, SAM)<sup>[19]</sup>, SAM的值越小,说明光谱

质量越好；5) 对所有通道求平均光谱误差(Relative Average Spectral Error, RASE)<sup>[20]</sup>, RASE的值越小,表示锐化结果的平均光谱表现越好；6) 直接对结果图像和参考图像求像素值差异的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)<sup>[20]</sup>, RMSE的值越小,说明锐化结果和参考图像之间差别越小。

### 3.3 实验结果分析

在本实验部分,通过大量的定量和可视化评估,证明了所提出的方法可以表现出优良的性能。实验对比了六种不同的遥感图像融合算法,这六种算法都是具有代表性的且涵盖了遥感图像融合的三大类算法。其中基于多分辨率分析的算法有:基于小波变换的方法(Least-Squares, LS)<sup>[21]</sup>;基于成分替换的算法有:用抠图方法进行锐化(Pansharpening With Matting Model, MMP)<sup>[22]</sup>,主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)<sup>[23]</sup>,快速强度-色调-饱和度遥感影像融合算法(Fast Intensity-Hue-Saturation, FIHS)<sup>[24]</sup>;基于深度学习的算法有PNN<sup>[6]</sup>和DRPNN<sup>[7]</sup>。

#### 3.3.1 Spot-6 数据集

图6展示了一系列Spot-6卫星的建筑图片,其中图6(a)~(c)分别为参考的HMS、PAN和LMS图像,(d)~(j)分别为通过LS、MMP、PCA、FIHS、PNN、DRPNN和本文算法所得到的锐化结果。由于卫星图像是多通道的(R、G、B、近红外),为了主观效果的展示,锐化结果仅仅展示了R、G、B三个通道。

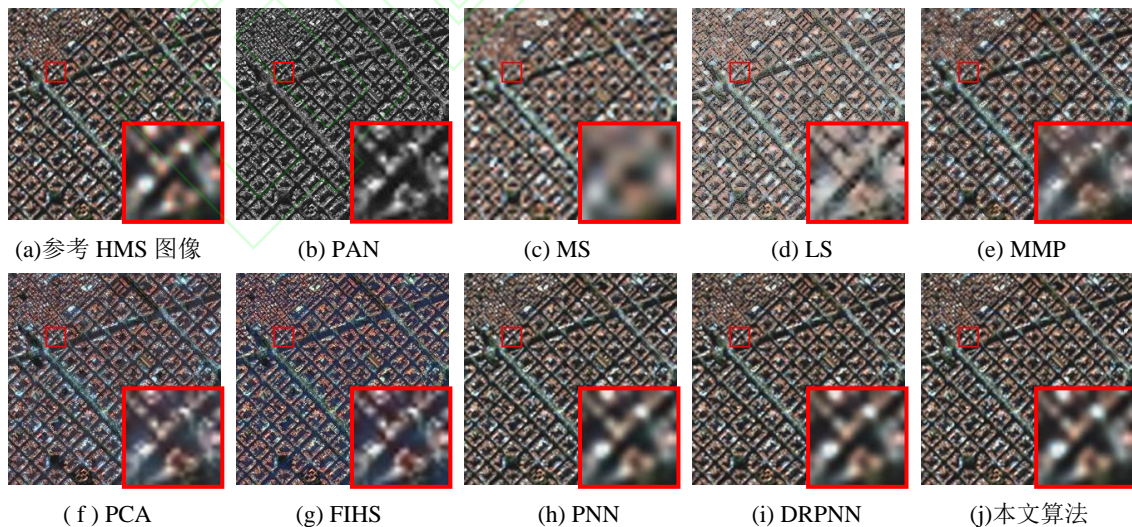


图6 Spot-6 卫星图像在不同算法下的融合结果

Fig. 6 Pansharpening results of Spot-6 satellite images under different algorithms

从图6的实验结果可以看到,LS、PCA和FIHS算法得到的锐化结果有一定程度的光谱失真,尤其是图6(f)PCA算法和图6(g)FIHS算法所得到的图明显偏蓝。图6(d)中LS算法和图6(e)中MMP算法的结果细节比较模糊,细节信息

丢失严重。相比较于以上分析的LS、MMP、PCA、FIHS这些传统方法,图6(h)中的PNN算法、图6(i)中的DRPNN算法和图6(j)中的本文算法在细节方面跟图6(a)中参考图像比较一致。但是在光谱方面,PNN算法和DRPNN算法的结果



图像颜色比参考图像淡。所以在主观评价上，本文算法取得了较好的结果。

表 1 为各个算法结果图像的客观评价指标的值。其中，CC 和 Q 这两个指标的值越大表示算法的效果越好，而 ERGAS、SAM、RASE、RMSE 这四个指标的值越小表示算法的效果越好。从表 1 可以看出本文算法在 CC 和 Q 指标上

取得了最大值，在 ERGAS、SAM、RASE 和 RMSE 指标上取得了最小值，在各个指标上都是最优的。本文算法的 RMSE 降低最明显，比传统方法降低了 50% 以上，相较于次优的 DRPNN 算法降低了 12.92%。结合前面视觉上的效果，由此可以得出在 Spot-6 卫星图像上，本文算法无论在主观还是客观上都取得了较好效果。

表1 图 6 实验结果的客观评价指标

Tab. 1 Objective evaluation indicators of Fig. 6

算法	CC	ERGAS	Q	SAM	RASE	RMSE
LS	0.9150	2.7486	0.9144	0.0574	11.7621	34.3244
MMP	0.9551	2.4077	0.9542	0.4912	11.4785	28.6640
PCA	0.9384	2.8327	0.9221	0.0498	11.6361	29.0576
FIHS	0.9381	2.6118	0.9221	0.0483	11.4686	28.6392
PNN	0.9909	1.2413	0.9907	0.0363	5.3693	19.1161
DRPNN	0.9924	1.1012	0.9923	0.0316	4.6742	16.6413
本文算法	<b>0.9937</b>	<b>1.0280</b>	<b>0.9937</b>	<b>0.0282</b>	<b>4.0699</b>	<b>14.4901</b>

3.3.2 QuickBird 数据集

图 7 展示了一系列 QuickBird 卫星的建筑和海洋图片，其中图 7(a)~(c)分别为参考的 HMS、PAN 和 LMS 图像，(d)~

(j)分别为通过 LS、MMP、PCA、FIHS、PNN、DRPNN 和本文算法所获取的锐化结果。由于卫星图像是多通道的，但是能显示出的彩色图是 3 通道的 (R、G、B)，为了主观效果的展示，锐化结果仅仅展示了 R、G、B 三个通道。

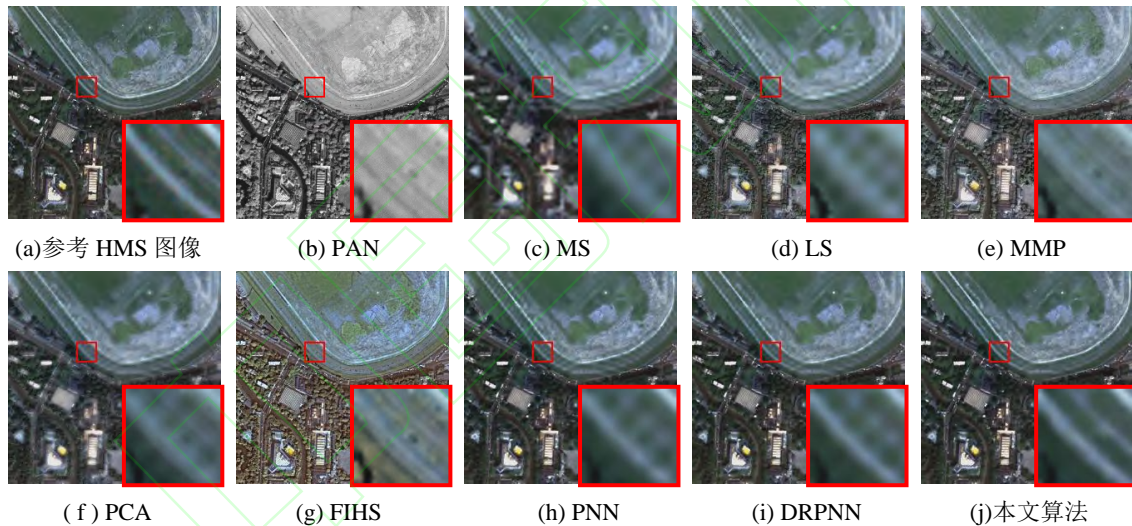


图7 QuickBird 卫星图像在不同算法下的融合结果

Fig. 7 Pabsharpening results of QuickBird satellite images under different algorithms

图 7 的实验结果中，图 7(g)中 FIHS 算法的结果有严重的光谱失真，整幅图像颜色偏白。图 7(f)中 PCA 算法的结果的纹理和轮廓边缘都很模糊。图 7(d)中 LS 算法的结果也有轻微的光谱失真。从总体上看，图 7(e)中 MMP 算法、图 7(h)中 PNN 算法和图 7(i)中 DRPNN 算法都跟图 7(a)中的参考图像比较接近。但是从放大的跑道图中可以看出，这三个算法在细节上都有一定的模糊。无论是整体图和局部图 7(j)中本文算法的效果都比较好。

从表 2 可以看出本文算法在 CC 和 Q 指标上取得了最大值，在 ERGAS、SAM、RASE 和 RMSE 指标上取得了最小值，在各个指标上都是最优的，DRPNN 算法的结果都是次优的。本文算法的 RMSE 降低最明显，比传统方法降低了 50% 以上，相较于次优的 DRPNN 算法降低了 11.52%。结合前面视觉上的效果，由此可以得出在 QuickBird 卫星图像上，本文算法无论在主观还是客观上都取得了较好效果。

表2 图 7 实验结果的客观评价指标

Tab. 2 Objective evaluation indicators of Fig. 7

算法	CC	ERGAS	Q	SAM	RASE	RMSE
LS	0.9217	1.8170	0.9178	0.0252	6.3397	15.8775

MMP	0.9401	1.2798	0.9370	0.0211	5.7789	13.2781
PCA	0.9352	1.8538	0.9223	0.0369	7.3854	19.3498
FIHS	0.9338	1.7471	0.9043	0.0263	5.9596	14.9254
PNN	0.9760	1.0013	0.9757	0.0182	3.3469	8.3821
DRPNN	0.9826	0.8355	0.9824	0.0147	2.8932	7.2459
本文算法	<b>0.9856</b>	<b>0.7384</b>	<b>0.9855</b>	<b>0.0132</b>	<b>2.5598</b>	<b>6.4108</b>

### 3.3.3 WorldView2 数据集

图8展示了一系列WorldView2卫星的植被和建筑图片，其中图8(a)~(c)分别为参考的HMS、PAN和LMS图像，(d)~

(j)分别为通过LS、MMP、PCA、FIHS、PNN、DRPNN和本文算法所获取的锐化结果。由于卫星图像是多通道的，但是能显示出的彩色图是3通道的(R、G、B)，为了主观效果的展示，锐化结果仅仅展示了R、G、B三个通道。

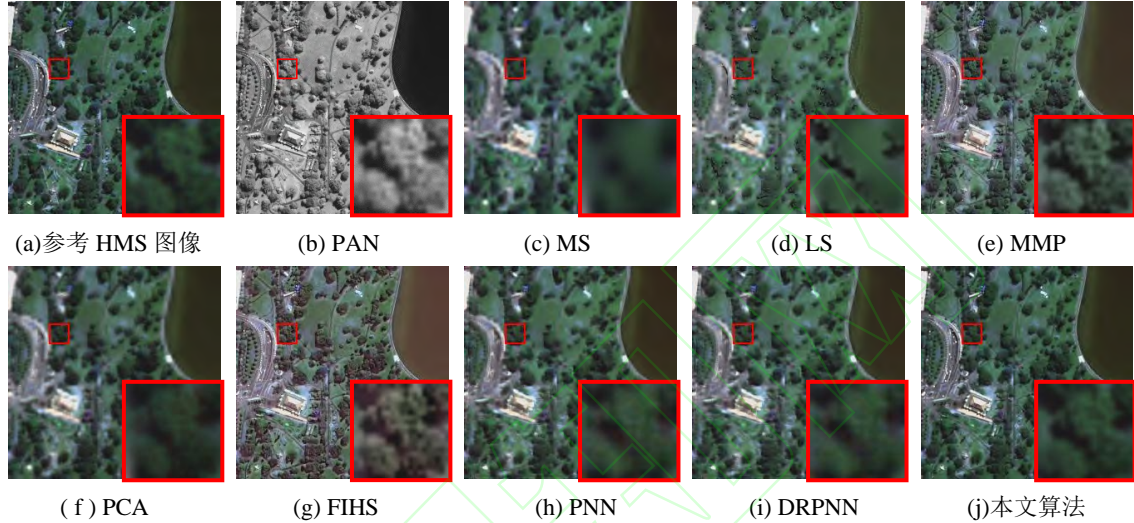


图8 WorldView2 卫星图像在不同算法下的融合结果

Fig. 8 Pansharpening results of WorldView2 satellite images under different algorithms

图8的实验结果中，图8(d)中LS和图8(f)中PCA算法的结果细节模糊非常严重，局部图中树的边缘都看不清。图8(e)中MMP算法的结果有轻微的光谱失真。图8(g)中FIHS算法的结果有严重的光谱失真，整幅图像颜色偏紫、偏白。从总体上看，图8(h)中PNN算法和图8(i)中DRPNN算法、图8(j)中本文算法结果都跟图8(a)中的参考图像比较接近。但是从放大的局部图中可以看出，PNN和DRPNN的放大图中树的纹理都没有了，而本文算法的放大图与参考图像非常

接近，树的轮廓和纹理都比较清晰。

从表3可以看出本文算法在CC和Q指标上取得了最大值，在ERGAS、SAM、RASE和RMSE指标上取得了最小值，在各个指标上都是最优的。本文算法的RMSE降低最明显，比传统方法降低了60%以上，相较于次优的DRPNN算法降低了53.55%。结合前面视觉上的效果，由此可以得出在WorldView2卫星图像上，本文算法无论在主观还是客观上都取得了较好效果。

表3 图8实验结果的客观评价指标

Tab. 3 Objective evaluation indicators of Fig.8

算法	CC	ERGAS	Q	SAM	RASE	RMSE
LS	0.9113	4.3140	0.9082	0.0873	22.2467	64.0081
MMP	0.9731	2.8222	0.9725	0.0530	11.9268	40.1274
PCA	0.9635	4.1623	0.9318	0.0808	17.3939	58.5215
FIHS	0.9607	4.1348	0.9291	0.0801	17.2809	58.1412
PNN	0.9809	2.2660	0.9807	0.0491	9.4882	31.9228
DRPNN	0.9824	2.2653	0.9820	0.0485	9.4830	31.3571
本文算法	<b>0.9899</b>	<b>1.9010</b>	<b>0.9899</b>	<b>0.0221</b>	<b>7.9341</b>	<b>14.5653</b>

## 4 结语

本文针对以往遥感图像融合的深度学习算法中没有利用深层特征去修正浅层特征的问题，提出了一种改进的反馈网

络遥感图像融合算法。本文算法使用反馈的深度学习网络来进行遥感图像融合，而且在反馈网络中加入了残差通道注意力模块对其进行改进。首先通过通道注意力机制重构输入图像的各通道特征，然后通过反馈连接将包含有用信息的深层特征带回到输入中以优化输入的浅层特征，最后重建出来的



HMS 图像在光谱上和细节上都有较好的效果。通过实验验证, 本文算法在不同的数据集上锐化得到的图像没有出现光谱失真和畸变, 空间细节也比较丰富, 在六种客观评价指标上也表现出最佳性能, 这说明本文算法能较好的将 LMS 图像的光谱信息和 PAN 图像的细节信息融合到一起。

由于卷积神经网络是反馈的, 卷积的参数比较庞大, 在运行时需要较大的内存, 运行速度较慢, 而且需要较大的数据集来训练网络。如何减少网络的参数、提升运行速度是值得继续研究的问题。

### 参考文献

- [1] VIVONE G, ALPARONE L, CHANUSSOT J, et al. A critical comparison of pansharpening algorithms[C]// Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing Symposium. Piscataway: IEEE, 2014: 2565-2586.
- [2] ALPARONE L; WALD L; CHANUSSOT J, et al.. Comparison of pansharpening algorithms: outcome of the 2006 GRS-S data-fusion contest[J] IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007,45(10):3012-3021
- [3] MENG X C, et al. Review of the pansharpening methods for remote sensing images based on the idea of meta-analysis: Practical discussion and challenges[J]. Information Fusion, 2019, 46(2019):102-113
- [4] 王晓艳, 刘勇, 蒋志勇. 一种基于结构相似度的 IHS 变换融合算法[J]. 遥感技术与应用, 2011,26(5):670-676. (WANG X Y, LIU Y, JIANG Z Y. An HIS fusion method based on structural similarity[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2011,26(5):670-676.)
- [5] 曾宇燕, 何建农. 基于区域小波统计特征的遥感图像融合方法[J]. 计算机工程, 2011, 37(19):198-200. (ZENG Y Y, HE J N. Remote sensing image fusion method based on regional wavelet statistical features[J]. Computer Engineering, 2011, 37(19):198-200)
- [6] GIUSEPPE M, DAVIDE C, LUISA V, et al. Pansharpening by Convolutional Neural Networks[J]. Remote Sensing, 2016, 8(7):594.
- [7] WEI Y C, YUAN Q Q, SHEN H F, et al. Boosting the Accuracy of Multispectral Image Pansharpening by Learning a Deep Residual Network[J]. IEEE geoscience & remote sensing letters, 2017, 14(10):1795-1799.
- [8] SHAO Z F, CAI J J, Remote Sensing Image Fusion With Deep Convolutional Neural Network[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(5):1656-1669.
- [9] YANG J, FU X, HU Y, et al. PanNet: A Deep Network Architecture for Pan-Sharpener[C]// Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE, 2017:1753-1761
- [10] HUPE J, JAMES A, PAYNE B, et al. Cortical feedback improves discrimination between figure and background by V1, V2 and V3 neurons[J]. Nature, 1998, 394(6695):784-787.
- [11] HARIS, M., SHAKHNAROVICH, G. UKITA N. Deep back-projection networks for super-resolution[C]// Proceedings of the 2018 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2018: 1664-1673
- [12] Li Z, Yang J L, Liu Z, et al Feedback Network for Image Super-Resolution[C]// Proceedings of the 2019 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2019: 3867-3876
- [13] HU J, SHEN L, ALBANIE S, et al. Squeeze-and-Excitation Networks[C]// Proceedings of the 2018 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2018: 7132-7141
- [14] ZHANG Y, LI K, LI K, et al. Image Super-Resolution Using Very Deep Residual Channel Attention Networks[C]// Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision, LNCS 11211. Cham: Springer, 2018: 294-310.
- [15] 胡高鹏, 陈子鉴, 王晓明等. 基于深度渐进式反投影注意力网络的图像超分辨率重建[J]. 计算机应用, 2020,40(7):2077-2083. (HU G P, CHEN Z L, WANG X M, et al. Image super resolution reconstruction based on deep progressive back projection attention network[J]. Journal of Computer Applications, 2020,40(7):2077-2083)
- [16] WALD L, WALD L, CHANUSSOT J, et al. Comparison of pansharpening algorithms: Outcome of the 2006 GRS-S datafusion contest [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(10):3012-3021.
- [17] WALD L. Quality of high resolution synthesized images: is there a simple criterion[C]// Proceedings of the 2000 International Conference Fusion Earth Data. Piscataway, NJ: IEEE, 2000: 99-105.
- [18] WALD L, RANCHIN T, MANGOLINI M. Fusion of satellite images of different spatial resolutions: Assessing the quality of resulting images[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1997, 63:691-699.
- [19] YUHAS R H, GOETZ A F H, BOARDMAN J W. Discrimination among semi-arid landscape endmembers using the Spectral Angle Mapper (SAM) algorithm[C]// Proceedings of the 1992 Summaries of the Third Annual JPL Airborne Geoscience Workshop. Pasadena: JPL, 1992: 147-149.
- [20] CHOI M. A new intensity-hue-saturation fusion approach to image fusion with a tradeoff parameter[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(6): 1672-1682.
- [21] JIN B, KIM G, CHO N I. Wavelet-domain satellite image fusion based on a generalized fusion equation[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2014, 8(1):080599.
- [22] KANG X, LI S, BENEDIKTSSON J A. Pansharpening With Matting Model[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(8):5088-5099.
- [23] SHAH V P, YOUNAN N H, KING R L. An Efficient Pan-Sharpener Method via a Combined Adaptive PCA Approach and Contourlets[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2008, 46(5):1323-1335.
- [24] TU T M, HUANG P S, HUNG C L, et al. A Fast Intensity-Hue-Saturation Fusion Technique With Spectral Adjustment for IKONOS Imagery[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2004, 1(4):309-312..

This work is partially supported by the National Natural Science Foundation of China (61701327).

**WU Lei**, born in 1996, M. S. candidate. Her research interests include remote sensing images fusion.

**YANG Xiaomin**, born in 1980, Ph. D., professor. Her research interests include image processing, machine learning.