



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

联合边缘检测与参数自适应PCNN的遥感图像融合方法

石影, 贺新光, 刘滨瑞

引用本文

石影, 贺新光, 刘滨瑞. 联合边缘检测与参数自适应PCNN的遥感图像融合方法[J]. 计算机科学, 2023, 50(11A): 220900264-6.

SHI Ying, HE Xinguang, LIU Binrui. Remote Sensing Image Fusion Method Combining Edge Detection and Parameter-adaptive PCNN [J]. Computer Science, 2023, 50(11A): 220900264-6.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

双分支注意力网络的遥感图像融合

Remote Sensing Image Fusion with Dual-branch Attention Network

计算机科学, 2023, 50(11A): 230200072-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230200072>

基于改进NSGA-III的多目标联邦学习进化算法

Multi-objective Federated Learning Evolutionary Algorithm Based on Improved NSGA-III

计算机科学, 2023, 50(4): 333-342. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220300033>

演化循环神经网络研究综述

Survey on Evolutionary Recurrent Neural Networks

计算机科学, 2023, 50(3): 254-265. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220600007>

红外和可见光图像融合算法的研究进展

Research Progress of Infrared and Visible Image Fusion Algorithms

计算机科学, 2023, 50(2): 190-200. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220100074>

基于子空间特征相互学习的MRI与PET/SPECT图像融合

MRI and PET/SPECT Image Fusion Based on Subspace Feature Mutual Learning

计算机科学, 2022, 49(11A): 211000171-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211000171>

联合边缘检测与参数自适应 PCNN 的遥感图像融合方法

石影 贺新光 刘滨瑞

湖南师范大学地理科学学院 长沙 410081

地理空间大数据挖掘与应用湖南省重点实验室 长沙 410081

(shiying4560@163.com)

摘要 为了提高全色与多光谱图像的融合质量,解决脉冲耦合神经网络(PCNN)参数调整困难和融合图像边缘特征保存不完整的问题,提出了一种联合 Canny 算子和参数自适应 PCNN 的遥感图像融合方法。首先对多光谱图像进行 HSV 颜色空间变换,获取多光谱的 V 亮度分量,再利用 Canny 算子提取全色图像边缘特征,并根据边缘特征因子对全色图像与多光谱的 V 分量进行边缘特征融合,得到边缘加强的全色图像。然后对新的全色图像和多光谱 V 分量分别进行非下采样剪切波变换(NSST),获得相应的高频和低频系数子带。其高频子带采用参数自适应 PCNN 模型进行融合,其中所有 PCNN 参数均由输入频段自适应估计,得到具有最优参数的 PCNN 模型;而低频子带则采用有选择性的加权求和规则进行融合。最后由 NSST 逆变换得到新的 V 分量,再经 HSV 逆变换获得最终的融合图像。将所提方法与其他新近提出的方法进行对比实验,选取 7 种客观评价指标对融合图像的空间细节和光谱信息进行评价。实验结果表明,所提融合算法在视觉质量以及客观指标评价方面上更有优势,获得了更好的融合性能。

关键词: 图像融合;脉冲耦合神经网络;Canny 算子;剪切波变换;参数优化

中图分类号 TP751;TP391

Remote Sensing Image Fusion Method Combining Edge Detection and Parameter-adaptive PCNN

SHI Ying, HE Xinguang and LIU Binrui

School of Geographic Sciences, Hunan Normal University, Changsha 410081, China

Key Laboratory of Geospatial Big Data Mining and Application, Hunan Province, Changsha 410081, China

Abstract In order to improve the fusion quality of panchromatic(PAN) and multispectral(MS) images, and to solve the problems of difficulty in parameter adjustment of pulse coupled neural network(PCNN) and incomplete preservation of edge features of fused images, this paper proposes a remote sensing image fusion method by combining Canny operator and parameter-adaptive. Firstly, the MS image is converted into HSV color space to obtain the value(V) component, and the edge information of PAN image is distinguished to the non-edge by Canny operator. The edge of PAN image is enhanced by fusing the PAN image and V-component of MS image according to the characteristics of edge distribution. Then, the new PAN image and the V-component of MS image are respectively decomposed into their corresponding high-frequency and low-frequency coefficient bands by the non-subsampled shearlet transform(NSST). The high-frequency bands are fused by a parametric-adaptive PCNN model, in which all the PCNN parameters can be estimated adaptively by the input frequency bands to obtain a PCNN model with optimal parameters. The low-frequency bands are fused by the method of selective weighted summation. Finally, the new V-component is obtained by inverse transform of NSST, and then the final fused image is achieved by inverse transform of HSV. The proposed method is compared with other recent methods, and seven objective evaluation indicators are selected to evaluate the spatial details and spectral information of the fusion image. Experimental results show that the proposed method can obtain better fusion performance with more advantages in visual quality and objective index evaluation.

Keywords Image fusion, Pulse coupled neural network, Canny operator, Shearlet transform, Parameter optimization

1 引言

图像融合的目的是从同一场景的源图像中提取有价值 and 代表性的信息,这些源图像来自不同类型的图像传感器或是以不同模式工作的同一图像传感器,然后将这些源图像融合成一幅具有更多有用信息和更好视觉效果图像。图像融合常用于不同领域,如医学图像融合^[1]、红外和可见光图像

融合^[2]、多聚焦图像融合^[3]、遥感图像空谱融合^[4]等。近年来,图像融合已成为图像处理领域的研究热点,学者们提出了各种各样的图像融合算法,这些算法大致可以分为两类:基于空间域和基于变换域的算法。

基于空间域的算法可以分为 3 种类型:基于像素、基于块和基于区域的算法。基于像素的图像融合算法直接对所有源图像的像素值进行平均^[5]。平均算法简单快速,但是削弱了

基金项目:湖南省自然资源厅科技项目(2021-45)

This work was supported by the Science and Technology Project from Department of Natural Resources of Hunan Province(2021-45).

通信作者:贺新光(xghe@hunnu.edu.cn)

图像的对比度,在一定程度上模糊了边缘信息,并且丢失了源图像中的一些重要信息。基于块的图像融合方法首先将源图像分解成若干块,然后分别计算每个块的特征^[6]。基于区域的算法首先根据区域形状将源图像分割成不同的区域,然后对每个分割区域分别进行处理^[7]。其中,基于空间域的算法的数据分析过程非常耗时,并且大多数基于块和基于区域的算法都是针对多聚焦图像融合的,不具有普适性。

基于变换域的算法首先对源图像进行图像变换,然后再对变换域系数进行融合,得到变换系数,最后进行逆变换重构融合图像。基于变换域的算法在众多的图像融合算法中显示出优越性,多尺度变换就是典型的基于变换域的算法。基于多尺度变换的融合方法包括3个基本步骤:首先,对源图像进行多尺度分解;然后使用制定好的融合策略来合并变换后的系数;最后,通过执行逆变换,从合并的系数重构融合后的图像。图像融合中常用的多尺度变换方法包括基于金字塔的方法^[8]、基于小波变换的方法^[9]以及基于多尺度几何分析的方法^[10]。在这些方法中,基于多尺度几何分析的方法,尤其是基于非下采样轮廓波变换(NSCT)和非下采样剪切波变换(NSST)的方法,在图像融合中更具优势^[11-13]。基于多尺度变换融合方法的关键除了图像的选择,还有高频和低频子带系数融合算法的设计。大量文献研究表明,通过设计更有效的融合策略,基于多尺度变换方法的性能可以得到显著提升。近年来,许多学者通过改进和组合不同的高低频子带系数的融合规则,提出了许多新的基于多尺度变换的遥感图像融合方法。Sulaiman等^[11]提出了一种结合NSCT和核主成分分析的鲁棒全色锐化技术。Smadi等^[12]提出了一种基于NSCT和卷积自动编码器的遥感图像融合方法。Pan等^[4]提出了一种利用NSST域内 β 散度非负矩阵分解的全色图像锐化方法。

脉冲耦合神经网络(PCNN)是Eckhorn等^[13]提出并用于模拟猫大脑皮层的同步脉冲分布的一个模型,具有全局耦合和脉冲同步的特点,在图像融合中得到了广泛应用。通常,PCNN与多尺度变换一起用于图像融合,对多尺度变换分解后的子带进行PCNN融合,选取点火次数较多的像素点作为最终融合像素点。Zhang等^[14]提出了一种在NSST域内联合鲁棒主成分分析与PCNN的遥感图像融合方法。Li等^[15]提出了一种基于稀疏表示和PCNN的图像融合框架。Zhang等^[16]提出了基于图像固有特征的参数自适应PCNN融合方法。PCNN模型通常包含一系列自由参数,并且融合结果的质量严重依赖于这些参数设置。然而在大多数算法中,PCNN参数被手动固定为常数,或是对其中某个参数进行自适应改进,这在很大程度上限制了算法性能。

针对传统PCNN模型在融合过程中参数设置复杂以及传统的多尺度分解在分解过程中无法保护图像边缘而导致融合图像边缘特征无法完整保存的问题,本文依据全色和多光谱图像不同的光谱和空间特性,提出了一种基于NSST变换、联合Canny算子和参数自适应PCNN的遥感图像融合方法。实验结果表明,所提算法能够获取相对较好的主观视觉效果和客观评价指标。

2 算法基本理论

2.1 Canny边缘检测算子

Canny算子由Canny^[17]于1986年提出,是最经典的图像

边缘检测算法之一。该算子利用双阈值和梯度方向进行边缘检测,具有较高的信噪比和边缘检测精度,算法计算简便并且耗时短。Canny算子的基本思想是采用高斯滤波器对图像进行卷积,准确地计算图像梯度以及边缘幅值,然后寻找滤波后图像的局部梯度最大值,最后通过双阈值对图像进行分割以及边缘连接,从而获取边缘图像。本文方法中该算子的算法流程如下:

1)对全色图像进行高斯滤波降噪,即采用核大小为 3×3 的高斯滤波器对图像进行卷积。

2)计算图像梯度大小以及方向,采用一阶偏导有限差分计算全色图像每一个像素点在 x, y 方向的偏导数 f_x 和 f_y ,根据式(1)和式(2)分别计算出该点的梯度幅值 G 与梯度方向 θ 。

$$G = \sqrt{f_x^2 + f_y^2} \quad (1)$$

$$\theta = \arctan(f_y / f_x) \quad (2)$$

3)遍历全色图像,对梯度幅值进行非极大值抑制,比较目标像素点与其相邻像素点的梯度幅度的大小,判断目标像素点的梯度值是否是局部最大值,以此决定该像素点是保留还是抑制。

4)使用双阈值对边缘分布图像进行检测并连接边缘,设置两个高低阈值,具体取值范围参考文献[18]。将边缘强度大于高阈值的点作为边缘点,剔除小于低阈值的点,介于两者之间的被认为是弱边缘点,采用8邻域像素寻找周围可以连接到轮廓的边缘,以此不断地收集边缘点直到边缘闭合。

2.2 非下采样剪切波变换

NSST是通过剪切波滤波器组(SFB)和非下采样金字塔滤波器(NSPF)相结合来实现图像的分解过程,即利用NSPF获取输入图像从细到粗的多尺度分解。如果应用 M 级分解,我们可以得到 $M+1$ 个与输入图像大小相同的子带,其中包括 M 个高频带和一个低频带。对于每个分解级别,利用SFB来获得相应频带的多向表示。图1给出了三级NSST分解的示意图。逆NSST则是通过两个步骤重建图像——首先生成非下采样金字塔,其中每个尺度是通过剪切滤波器组在所有方向上累积分解的滤波结果获得的。然后使用重建滤波器将获得的非下采样金字塔从粗到细重建图像。由于具有多尺度、多方向和平移不变性等特性,NSST已被认为是一种非常有效的图像融合方法^[14-16]。

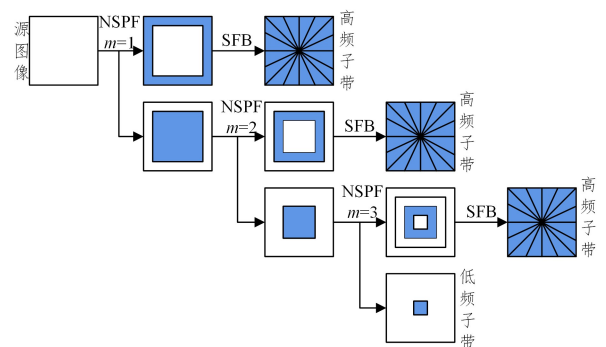


图1 三级NSST分解示意图

Fig. 1 Schematic of a three-level NSST decomposition

2.3 脉冲耦合神经网络

不同于现有的大部分神经网络,PCNN基于迭代计算,并

不需要任何训练过程。PCNN 模型在图像融合应用中一般是具有二维数组输入的单层网络。输入的图像像素与 PCNN 神经元之间存在一一对应关系,因此神经元的数量与像素的数量相等。每个神经元与其相邻的神经元相连,用于信息传递和耦合。传统 PCNN 模型中的自由参数需要手动输入,为了克服手动设置这些参数的困难,Chen 等^[19]提出了一种简化的参数自适应 PCNN(PA-PCNN)模型用于图像分割。Yin 等^[20]在此基础上提出了一种基于 NSST 的多模态医学图像融合方法,结果表明 PA-PCNN 模型在图像融合中能取得较好的效果。PA-PCNN 模型如图 2 所示,算法如式(3)一式(8)所示。

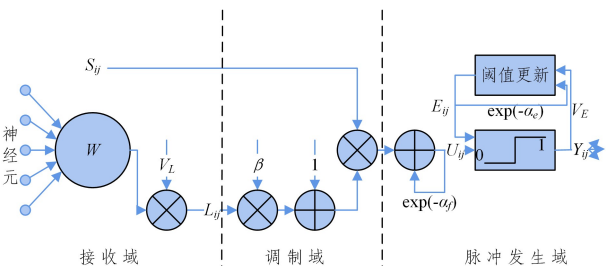


图 2 PA-PCNN 模型结构

Fig. 2 Architecture of PA-PCNN model

$$F_{ij}[n] = S_{ij} \quad (3)$$

$$L_{ij}[n] = V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \quad (4)$$

$$U_{ij}[n] = e^{-\alpha_f} U_{ij}[n-1] + F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]) \quad (5)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & \text{if } U_{ij}[n] > E_{ij}[n-1] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

$$E_{ij}[n] = e^{-\alpha_e} E_{ij}[n-1] + V_E Y_{ij}[n] \quad (7)$$

$$W_{ijkl} = \begin{bmatrix} 0.5 & 1 & 0.5 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.5 & 1 & 0.5 \end{bmatrix} \quad (8)$$

PA-PCNN 模型参数初始化为 $U_{ij}[n]=0, Y_{ij}[n]=0$ 以及 $E_{ij}[n]=0$ 。其中 n 是迭代次数;下标 ij, kl 是像素索引位置; S_{ij} 表示外部输入; $F_{ij}[n]$ 表示反馈输入; $L_{ij}[n]$ 表示链接输入; $U_{ij}[n]$ 表示内部活动; $Y_{ij}[n]$ 表示输出模块(脉冲发生器)的输出; $E_{ij}[n]$ 表示动态阈值; W_{ijkl} 表示神经元连接的权重系数矩阵; V_L 表示 $L_{ij}[n]$ 的振幅; α_f 表示 $F_{ij}[n]$ 的指数衰减系数; α_e 表示 $E_{ij}[n]$ 的指数衰减系数; V_E 表示 $E_{ij}[n]$ 的振幅; β 表示链接强度。

3 本文方法

3.1 图像融合步骤

1) 利用 HSV 颜色空间变换对多光谱图像进行分解,提取 H (色调)、 S (饱和度)和 V (亮度)3 个分量。然后,对全色图像的灰度值进行 $[0, 1]$ 的归一化处理,并利用 Canny 算子提取其边缘特征,分割成像素值为 1 的边缘区域和像素值为 0 的非边缘区域,从而得到边缘二值图像 P_0 。

2) 根据 P_0 图像的边缘以及非边缘特征分布情况,将多光谱图像的 V 分量和全色图像进行选择性融合,得到边缘加强的融合图像 P_C 。具体实现如下:在图像 P_0 的边缘区取全色图像的灰度值;在非边缘区,根据全色图像和多光谱 V 分量的灰度差值进行不同权重的加权平均:灰度差值小于 0.2, 则取全色图像灰度值;大于 0.2 且小于 0.8 时,取全色图像和

V 分量灰度的加权平均值;大于 0.8, 则取 V 分量的像素值。

3) 利用 NSST 变换对多光谱 V 分量和新的全色图像 P_C 进行 M 层分解,以获取相对应的分解带 $\{H_V^{m,q}, L_V\}$ 和 $\{H_P^{m,q}, L_P\}$, 其中 $H_V^{m,q}, H_P^{m,q}$ 分别代表 V 分量和 P_C 图像在第 m 层、 q 方向的高频子带, L_V, L_P 分别是 V 分量和 P_C 图像的低频子带。

4) 利用不同的融合策略对分解后的高、低频系数子带分别进行融合,其中低频子带采用有选择性的加权求和融合规则进行融合,而其高频子带采用 PA-PCNN 的融合策略进行处理。

5) 对处理后的高、低频系数分别进行 NSST 逆变换,获取融合后的 V' 亮度分量,最后将 H 分量、 S 分量和 V' 分量进行 HSV 逆变换,获取最终的融合图像。

3.2 高频子带融合规则

高频子带反映输入图像的边缘、纹理等空间细节信息,高频子带融合的目的就是尽可能地保留这些信息。本文受参考文献^[20]使用 PA-PCNN 模型对医学影像进行融合启发,将 PA-PCNN 模型应用于遥感图像融合领域。PA-PCNN 模型中有 5 个自由参数: $\alpha_f, \beta, V_L, \alpha_e$ 和 V_E , 由式(3)一式(7)可以看出 β 和 V_L 仅仅是权重参数,根据文献^[20]分析,令 $\lambda = \beta V_L$ 来表示加权链接强度,因此,PA-PCNN 模型中只剩 4 个自由参数,且这 4 个参数可由式(9)一式(12)自适应地计算。

$$\alpha_f = \log(1/\sigma(S)) \quad (9)$$

$$\lambda = \frac{(S_{\max}/S') - 1}{6} \quad (10)$$

$$V_E = e^{-\alpha_f} + 1 + 6\lambda \quad (11)$$

$$\alpha_e = \ln \left(\frac{\frac{V_E}{S'}}{\frac{1 - e^{-3\alpha_f}}{1 - e^{-\alpha_f}} + 6\lambda e^{-\alpha_f}} \right) \quad (12)$$

其中, $\sigma(S)$ 表示归一化之后图像 S 的标准差; S_{\max} 表示输入图像的最大强度; S' 表示归一化 Otsu 阈值。

$$F_{ij}[n] = |H_V^{m,q}| \quad (13)$$

$$T_{ij}[n] = T_{ij}[n-1] + Y_{ij}[n] \quad (14)$$

$$H_P^{m,q}(i, j) = \begin{cases} H_V^{m,q}(i, j), & \text{if } T_{ij}^{m,q}[n] \geq T_{P,ij}^{m,q}[n] \\ H_P^{m,q}(i, j), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

将多光谱 V 分量和 P_C 图像 NSST 分解后所得的高频子带系数的绝对值作为模型的输入,即反馈输入,如式(13)所示,其中 $S = \{V, P_C\}$ 。高频系数的活动水平通过整个迭代期间的累计的总触发次数来计算,详见式(14)。式中 $T_{ij}[n]$ 是每个神经元的触发次数, N 是总迭代次数,当 $n = N$ 时,迭代停止。融合高频子带所用规则如式(15)所示, $T_{ij}^{m,q}[n] \geq T_{P,ij}^{m,q}[n]$ 表示选择触发次数较多的系数作为融合系数, $H_P^{m,q}$ 表示融合后的高频子带。

3.3 低频子带融合规则

NSST 分解后的低频子带包含了源图像大部分的能量信息以及少部分细节信息,决定了融合图像的空间关系,其融合规则的选择对最终融合结果有着重大影响。常用的低频子带融合规则有系数绝对值取大法、加权平均法等。系数绝对值取大法只适合于亮度和对比度较高的图像,否则会导致融合图像中只保留其中一幅图像的特征,而其他的特征会被覆盖。加权平均法权重系数可以调整,算法计算简便并且速度快,但是会造成图像对比度下降,不利于目标信息识别和提取。

本文参考文献[21]的方法,执行有选择性的加权求和融合规则对低频子带系数进行融合,具体融合规则如下:

1) P_C 图像和多光谱图像 V 分量的低频子带所共有的特征为:

$$L_F = \min\{L_V, L_P\} \quad (16)$$

2) 求出 P_C 图像低频子带独有的特征为:

$$L_C = L_P - L_F \quad (17)$$

3) 生成融合图像 V 分量的低频子带为:

$$L_F' = L_V + \frac{std(L_P)}{std(L_P) + std(L_V)} L_C \quad (18)$$

其中, $std(L_V)$ 和 $std(L_P)$ 分别表示多光谱图像 V 分量和 P_C 图像低频子带的区域方差。

3.4 融合图像质量评价指标

为了客观地评价融合图像质量,本文选取相关系数(CC)、平均梯度(AG)、结构相似度(SSIM)、相对偏差(RD)、熵(EN)、交互信息量(MI)和峰值信噪比(PSNR)7种客观评价指标^[18-24]对不同方法得到的融合图像进行质量评价。相关系数表征融合图像 F 和多光谱图像 A 之间的相关程度,CC 值越大,融合图像的光谱信息保持得更好,其定义如下:

$$CC_{FA} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i,j) - \mu_F)(A(i,j) - \mu_A)}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i,j) - \mu_F)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (A(i,j) - \mu_A)^2}} \quad (19)$$

其中, μ 为图像均值, M, N 为图像像素行列数, (i, j) 为像素位置。

平均梯度可敏感地反映图像对微小细节反差的表达能力,AG 值越大,说明图像像素的变化率越大,图像越清晰,其定义如下:

$$AG = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\left(\frac{\partial F(i,j)}{\partial i}\right)^2 + \left(\frac{\partial F(i,j)}{\partial j}\right)^2} / 2 \quad (20)$$

其中, $\frac{\partial F(i,j)}{\partial i}$ 和 $\frac{\partial F(i,j)}{\partial j}$ 分别代表图像行和列方向上的差分。

结构相似度是评价融合图像 F 与多光谱图像 A 在亮度、对比度和结构上的相似性指标,SSIM 值越大越好,其定义如下:

$$SSIM(A, F) = \frac{(2m_A m_F + C_1) \times (2\beta_{AF} + C_2)}{(m_A^2 + m_F^2 + C_1) \times (\sigma_A^2 + \sigma_F^2 + C_2)} \quad (21)$$

其中, m 表示图像均值, σ^2 表示图像方差, β 表示两图像的协方差, C_1, C_2, C_3 是小常数,避免出现分母为零的情况。

相对偏差展示了融合图像 F 相对于多光谱图像 A 的光谱信息差异程度, RD 值越小,表示融合图像的光谱信息保持得越好,其定义如下:

$$RD = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |F(i,j) - A(i,j)| \quad (22)$$

图像所包含信息的丰富程度可由熵表达, EN 值越大,其图像所含信息越多,其定义如下:

$$EN = - \sum_{i=0}^{L-1} P_i \log_2 P_i \quad (23)$$

其中, L 表示总灰度等级, P_i 表示像素灰度级为 i 的概率。

交互信息量指融合图像 F 继承多光谱图像 A 信息量的多少, MI 越大表示二者信息联系密切程度越高,其定义如下:

$$MI = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{FA}(i,j) \log_2 \frac{P_{FA}(i,j)}{P_F(i)P_A(j)} \quad (24)$$

其中, $P_{FA}(i,j)$ 表示二者图像联合概率分布, $P_F(i)$ 表示图像

F 灰度值的概率分布, $P_A(j)$ 表示图像 A 灰度的概率分布。

峰值信噪比是通过测量融合图像 F 与多光谱图像 A 之间的均方根误差来判断融合过程的失真情况, PSNR 值越大,融合过程失真越小,融合图像和 MS 图像就越相似,其定义如下:

$$PSNR = 10 \lg \frac{Z^2}{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (F(i,j) - A(i,j))^2} \quad (25)$$

其中, Z 表示多光谱图像灰度最大值与最小值的差值。

4 仿真实验与结果分析

4.1 实验数据与条件

为了验证所提方法的有效性和优越性,本文选取两组不同分辨率的全色和多光谱图像进行融合对比实验,如图 3 所示。

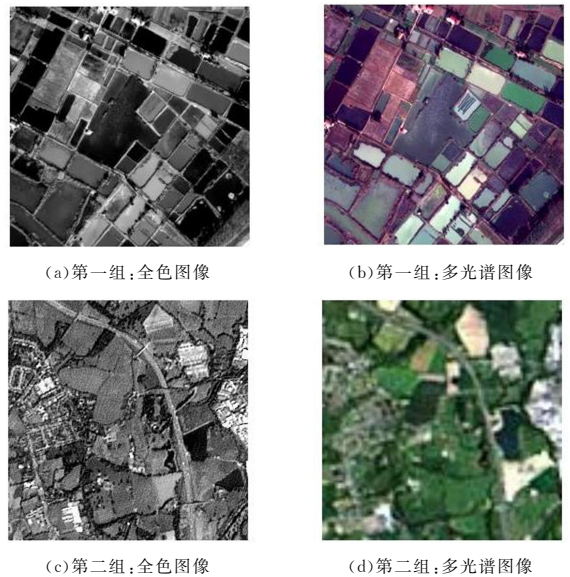


图 3 实验源图像

Fig. 3 Source images of experiments

第一组实验数据是来自 WorldView-2 的全色图像(见图 3(a))和多光谱图像(见图 3(b)),其分辨率分别为 0.5 m 和 2 m。第二组实验数据是 SPOT 全色图像(见图 3(c))和 TM 多光谱图像(见图 3(d)),其分辨率分别为 10 m 和 28 m。实验条件:处理器为 Intel(R) Core(TM) i3-7100 3.90 GHz,内存 8 GB,固态硬盘 120 GB,操作系统 Windows 10,实验软件 Matlab R2020b。

4.2 实验结果

仿真实验采用 5 种不同的融合方法对两组多源遥感图像进行融合实验。这 5 种方法分别是:1)传统的基于彩色空间变换的 HSV 融合方法,该方法直接采用全色图像替换多光谱图像的 V 分量,简称 TD-HSV,融合结果如图 4(a)和图 4(f)所示;2)由 Tan 等^[25]提出的一种基于 NSST 变换的图像融合算法,高频子带采用有界测度 PCNN 的融合规则,低频子带采用保持能量属性的融合规则,简称 BP-NSST,融合结果如图 4(b)和图 4(g)所示;3)由 Yin 等^[20]提出的一种基于 NSST 变换的图像融合方法,高频子带采用与本文相同的 PA-PCNN 融合策略,低频子带则采取能量保持和细节提取的融合策略,简称 PP-NSST,融合结果如图 4(c)和图 4(h)所示;4)本文改进 PP-NSST 的一种融合方法,高、低频子带系数均采用本文所描述的融合规则,简称 NPP-NSST,融合结果如

图 4(d)和图 4(i)所示;5)本文所提联合 Canny 算子与 PA-PCNN 的图像融合算法,简称 CPP-NSST,融合结果如图 4(e)和图 4(j)所示。在图像融合中,多尺度几何变换的方向数通常设置为 2 的幂次方,文献[20,25-26]的研究表明,当

NSST 分解层数为 4、方向数从较细尺度到较粗尺度设置为[16,16,8,8]时,性能最佳。故所有对比方法中的 NSST 分解层数为 4,方向数为[16,16,8,8],方向尺度滤波器均为“maxflat”。

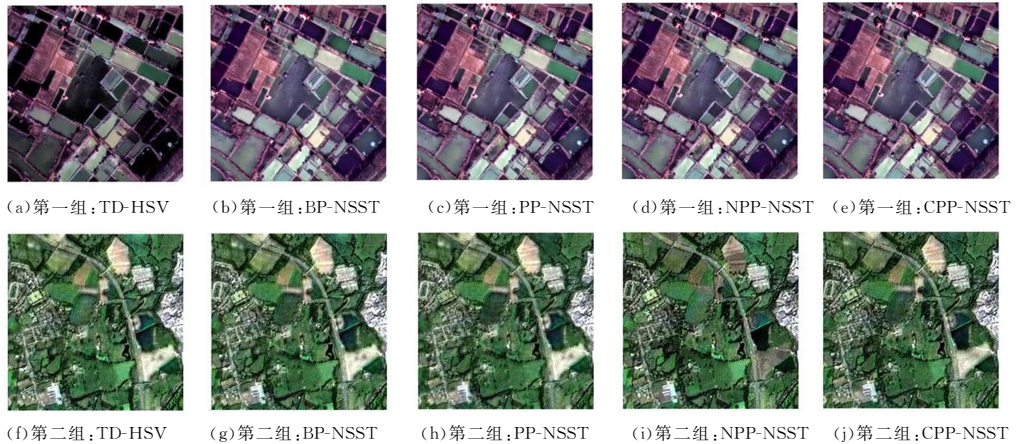


图 4 两组图像的融合结果

Fig. 4 Fusion results of two sets of images

4.3 实验结果分析

对两组实验结果进行质量评价,各项评价指标如表 1 和表 2 所列。

表 1 第一组图像的客观评价结果

Table 1 Objective evaluation results of the first group images

	CC	AG	SSIM	RD	EN	MI	PSNR
MS		3.3311			7.5976		
TD-HSV	0.6781	3.5640	0.4252	0.1688	7.3072	0.5394	13.9225
BP-NSST	0.8255	3.6499	0.6182	0.1123	7.5767	0.7961	17.4042
PP-NSST	0.8924	4.0210	0.7663	0.0668	7.7000	1.0246	20.4406
NPP-NSST	0.8939	4.0246	0.7689	0.0660	7.6996	1.0376	20.5021
CPP-NSST	0.9155	3.8797	0.7984	0.0605	7.6797	1.0910	21.6003

表 2 第二组图像的客观评价结果

Table 2 Objective evaluation results of the second group images

	CC	AG	SSIM	RD	EN	MI	PSNR
MS		2.4887			7.5283		
TD-HSV	0.5962	5.6486	0.4199	0.1372	7.4984	0.3922	14.7887
BP-NSST	0.8030	5.6606	0.5089	0.1001	7.6079	0.6227	17.6256
PP-NSST	0.8230	5.5862	0.5713	0.0968	7.6726	0.6659	17.8400
NPP-NSST	0.8381	5.5790	0.5758	0.0924	7.6673	0.7031	18.2994
CPP-NSST	0.8771	5.5296	0.6339	0.0802	7.6369	0.8303	19.6259

1)BP-NSST,PP-NSST,NPP-NSST 与 CPP-NSST 这 4 种基于 NSST 变换的融合方法与 TD-HSV 方法相比,除平均梯度之外,其余所有指标都得到了不同程度的改善。TD-HSV 直接采用全色图像代替多光谱图像中的 V 分量,最大程度地保存了全色图像的空间细节。但其融合图像与多光谱图像的相关系数、结构相似度和交互信息量都较低,相对偏差较大,损失了大量多光谱图像的光谱信息,出现了严重的光谱失真。说明基于 NSST 变换的多尺度多方向的图像融合方法光谱信息保持能力更优。

2)BP-NSST 是近两年提出的基于局部改进 PCNN 的新算法,将其融合结果与本文 NPP-NSST 的结果相对比可以看出:BP-NSST 方法除在第二组实验中的平均梯度略高之外,其余指标结果都比 NPP-NSST 差。说明采用参数自适应 PCNN 和选择性加权求和策略对高、低频子带进行融合能在保持空间细节的同时,保存更多原多光谱的光谱信息。

3)NPP-NSST 与 PP-NSST 所使用的高频子带的融合规则一致,只有低频子带的融合规则不同。改进的 NPP-NSST 虽然在熵值上有轻微地下降,但其余指标都在一定程度上有所提高,特别是交互信息量、峰值信噪比及相关系数提升更明显,表明 NPP-NSST 的融合图像与原多光谱图像相关性更强,光谱信息损失量更小。这意味着本文方法的低频子带融合性能更优,能够在保留较多空间信息的基础上,更准确地保留原多光谱的光谱信息。

4)通过本文提出的两种方法 CPP-NSST 与 NPP-NSST 的融合结果对比可以看出,加入 Canny 算子的 CPP-NSST 相关系数、结构相似度、交互信息量和峰值信噪比都较高,相对偏差较低,说明其保存了原多光谱图像更多的光谱信息,并且对应区域的结构信息相关性达到了较优的状态。虽然信息熵值和平均梯度值有轻微下降,这是因为图像融合时多光谱图像的光谱信息和全色图像的空间信息保留是相互矛盾的,所以 CPP-NSST 方法在保存更多光谱信息的同时损失了一小部分非边缘区的空间信息,但边缘信息得到了较好的保留。

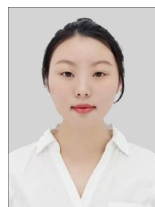
综上所述,本文提出的 CPP-NSST 方法虽然并不是每个客观指标都达到最优,但是面对不同分辨率的图像仍可以达到融合结果综合最优的效果,特别是极大程度地保存了光谱信息,融合图像在人类的主观视觉感知上体验更好,说明其具有一定的有效性和优越性。

结束语 本文利用多源图像的互补性,就多光谱图像和全色图像不同的光谱和空间特性,对二者进行有机融合处理,以获取空间信息更加精确、光谱信息更加丰富的融合图像。在 NSST 域内,联合 Canny 边缘检测算子和参数自适应 PCNN 提出了一种遥感图像融合方法。该方法首先应用 Canny 算子检测并加强图像边缘信息,然后采用参数自适应 PCNN 和有选择性加权求和作为图像 NSST 变换域内高、低频系数子带的融合策略。仿真实验结果表明,所提方法在较优地保持全色图像空间细节的同时,最大可能地保留了原多光谱更多的结构信息和光谱信息,使得融合图像纹理信息更加清晰,色彩信息更加丰富,目视效果更佳,具有较高的应用价值,是一种有效可行的遥感图像融合方法。未来的研究将以两个

方向为主:1)多源遥感图像的融合,探索融合框架的泛化性;
2)结合深度学习进一步提升融合方法的性能。

参 考 文 献

- [1] ULLAH H, ZHAO Y Q, ABDALLA F, et al. Fast local Laplacian filtering based enhanced medical image fusion using parameter-adaptive PCNN and local features-based fuzzy weighted matrices[J]. *Applied Intelligence*, 2021, 2021, 52(7): 7965-7984.
- [2] XU D D, WANG Y C, XU S Y, et al. Infrared and Visible Image Fusion with a Generative Adversarial Network and a Residual Network[J]. *Applied Sciences-Basel*, 2020, 10(2): 554.
- [3] WANG C, ZHAO Z Y, REN Q Q, et al. A novel multi-focus image fusion by combining simplified very deep convolutional networks and patch-based sequential reconstruction strategy [J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 91: 106253.
- [4] PAN Y T, LIU D F, WANG L G, et al. A Pan-Sharpener Method with Beta-Divergence Non-Negative Matrix Factorization in Non-Subsampled Shear Transform Domain[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(12): 2921.
- [5] LI S T, KANG X D, FANG L Y, et al. Pixel-level image fusion: A survey of the state of the art[J]. *Information Fusion*, 2017, 33: 100-112.
- [6] LI H F, QIU H M, YU Z T, et al. Multifocus image fusion via fixed window technique of multiscale images and non-local means filtering[J]. *Signal Processing*, 2017, 138: 71-85.
- [7] BAI X Z, LIU M M, CHEN Z G, et al. Multi-Focus Image Fusion Through Gradient-Based Decision Map Construction and Mathematical Morphology[J]. *IEEE Access*, 2016, 4(99): 4749-4760.
- [8] FU J, LI W S, DU J, et al. Multimodal medical image fusion via laplacian pyramid and convolutional neural network reconstruction with local gradient energy strategy[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2020, 126: 104048.
- [9] SINGH R, KHARE A. Fusion of multimodal medical images using Daubechies complex wavelet transform – A multiresolution approach[J]. *Information Fusion*, 2014, 19(1): 49-60.
- [10] WANG X H, BAI S F, LI Z, et al. The PAN and MS Image Pan-sharpening Algorithm Based on Adaptive Neural Network and Sparse Representation in the NSST Domain[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 52508-52521.
- [11] SULAIMAN A G, ELASHMAWI W H, ELTAWHEEL G S. IHS-based pan-sharpening technique for visual quality improvement using KPCA and enhanced SML in the NSCT domain[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2021, 42(2): 537-566.
- [12] SMADI A A, YANG S Y, ABUGABAH A, et al. A Pan-sharpening Based on the Non-Subsampled Contourlet Transform and Convolutional Autoencoder: Application to QuickBird Imagery [J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 44778-44788.
- [13] REINHARD E, HERBERT J R, ARNDT M, et al. Feature Linking via Synchronization among Distributed Assemblies: Simulations of Results from Cat Visual Cortex[J]. *Neural Computation*, 1990, 2(3): 293-307.
- [14] ZHANG K, HUANG Y D, ZHAO C. Remote sensing image fusion via RPCA and adaptive PCNN in NSST domain[J]. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, 2018, 16(5): 1850037.
- [15] LI Y, ZHENG M Y, QI G Q, et al. A Novel Image Fusion Framework Based on Sparse Representation and Pulse Coupled Neural Network[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 98290-98305.
- [16] ZHANG L X, ZENG G P, WEI J J, et al. Multi-Modality Image Fusion in Adaptive-Parameters SPCNN Based on Inherent Characteristics of Image[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(20): 11820-11827.
- [17] CANNY J. A Computational Approach to Edge Detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, PAMI-8(6): 679-698.
- [18] GU Z P, HE X G. Multiscale remote sensing image fusion method coupling edge detection and optimization[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2017, 53(11): 192-198.
- [19] CHEN Y L, PARK S K, MA Y, et al. A New Automatic Parameter Setting Method of a Simplified PCNN for Image Segmentation[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2011, 22(6): 880-892.
- [20] YIN M, LIU X N, LIU Y, et al. Medical Image Fusion With Parameter-Adaptive Pulse Coupled Neural Network in Nonsubsampled Shearlet Transform Domain[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68(1): 49-64.
- [21] BAO C H, ZHU K, HE X G. Remote Sensing Image Fusion Method Based on Local Feature of Nonsubsampled Contourlet Coefficients[J]. *Computer Science*, 2014, 41(03): 310-313, 319.
- [22] BALASUBRAMANIAM P, ANANTHI V P. Image fusion using intuitionistic fuzzy sets[J]. *Information Fusion*, 2014, 20: 21-30.
- [23] JIN X, RENCAN N, ZHOU D M, et al. Multifocus Color Image Fusion Based on NSST and PCNN[J]. *Journal of Sensors*, 2016, 2016: 8359602.
- [24] LI S T, LI C Y, KANG X D. Development status and future prospects of multi-source remote sensing image fusion[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2021, 25(1): 148-166.
- [25] TAN W, TIWARI P, PANDEY H M, et al. Multimodal medical image fusion algorithm in the era of big data[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 3: 1-21.
- [26] CHENG F F, FU Z T, HUANG L, et al. Non-subsampled shearlet transform remote sensing image fusion combined with parameter-adaptive PCNN[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2021, 50(10): 1380-1389.



SHI Ying, born in 1998, postgraduate. Her main research interests include remote sensing image fusion and classification.



HE Xinguang, born in 1973, Ph.D, professor. His main research interests include geographic spatiotemporal big data mining and application.