

改进的双通道自适应 PCNN 和 NSST 的遥感图像融合

阮理念, 董燕*

昆明理工大学国土资源工程学院, 云南 昆明 650032

摘要 遥感图像融合作为一种整合多光谱和全色图像所包含信息的有效方法, 在国土空间规划和灾情检测等应用领域已成为一种强大的技术。针对非下采样剪切波变换(NSST)域的融合策略进行研究, 提出一种新的 NSST 域遥感图像融合方法。首先对源图像进行 NSST, 将其分解为低频系数和多方向的高频子带; 然后, 引入基于平均谱半径(MSR)的图像特征加权机制, 将能量属性和改进的拉普拉斯能量和进行加权并应用于低频系数融合, 以解决能量保存和细节提取问题; 其次, 开发一种改进的双通道脉冲耦合神经网络, 并结合由方向信息确定权重的加权自适应方法来对高频子带进行融合; 最后, 利用融合后的低频系数和高频子带进行重构, 得到融合后的图像。通过 GF-2、GeoEye 和 WorldView-3 这 3 种不同分辨率的共 48 组卫星影像验证了该方法的有效性。与 5 种融合方法的对比实验表明, 该方法在视觉感知和定量评价指标方面都能取得较好的效果。

关键词 遥感; 图像融合; 非下采样剪切波变换; 双通道脉冲耦合神经网络; 加权自适应; 平均谱半径

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP212866

Non-Subsampling Shearlet Transform Remote Sensing Image Fusion with Improved Dual-channel Adaptive Pulse Coupled Neural Network

Ruan Linian, Dong Yan*

Faculty of Land and Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology,
Kunming 650032, Yunnan, China

Abstract Remote sensing image fusion, an effective method that integrates information contained in multispectral and panchromatic images, has become a powerful application technology in fields such as territorial spatial planning and disaster detection. A new method of remote sensing image fusion in non-subsampling shearlet transform (NSST) domain is proposed on the basis of research on fusion strategy in the NSST domain. First, the source image is NSST decomposed into low-frequency coefficients and multi-directional high-frequency subbands. Subsequently, to solve the problems of energy conservation and detail extraction, an image feature weighting mechanism based on the mean spectral radius weights the energy attribute and the improved Laplacian energy sum and applies these to low-frequency coefficient fusion. Next, an improved dual-channel pulse coupled neural network is developed to fuse the high-frequency subbands by combining the weighted adaptive method with the direction information to determine the weight. Finally, the fused low-frequency coefficients and high-frequency subbands are used for reconstruction to obtain the fused image. The effectiveness of this method is verified by 48 sets of satellite images with three different resolutions, namely, GF-2, GeoEye, and WorldView-3. The comparison experiment with five fusion methods shows this new method can achieve good results in visual perception and quantitative evaluation indicators.

Key words remote sensing; image fusion; non-subsampled shear-wave transform; dual-channel pulse coupled neural network; weighted adaptive; mean spectral radius

1 引言

高分辨率遥感影像在国土空间规划、环境监测、场景解译以及目标识别等领域都起到重要的作用, 但由于传感器技术的限制, 目前无法获得既有多光谱信息

又具有高分辨率的空间细节信息图像。因此, 整合多光谱信息和空间信息的遥感图像融合成为一种强大的技术。

在过去几十年, 融合技术飞速发展, 主要可以分为成分替换(CS)^[1]和多分辨率分析(MRA)^[2]两类。

收稿日期: 2021-11-03; 修回日期: 2022-01-17; 录用日期: 2022-02-14; 网络首发日期: 2022-02-24

通信作者: *dongyanchina@sina.com

经典的 CS 方法包括 Intensity-Hue-Saturation (IHS) 变换^[3]、主成分分析 (PCA)^[4] 和 Gram-Schmidt (GS)^[5] 等, 这类方法的特点是将多光谱图像 (MS) 变换到某一个空间, 如颜色、亮度或主成分, 再用全色图像 (PAN) 替换亮度或第一主成分, 最后经过对应的逆变换重建融合图像。MRA 方法由拉普拉斯金字塔和小波变换^[6] 发展而来, 但小波变换存在方向限制和混叠等缺点, 为了解决这些问题, 发展出曲波变换^[7]、轮廓波变换^[8] 和剪切波变换^[9] 等多尺度分解方法。在此基础上, 发展的非下采样轮廓波变换 (NSCT)^[10-11] 和非下采样剪切波变换 (NSST)^[12-13] 具有平移不变的特性, 能消除融合图像边缘的吉布斯现象。NSST 由于比 NSCT 具有更小的计算量而受到更广泛的关注。目前, 大多数学者都致力于不同尺度系数融合规则的改进, 并取得一些成果: 成飞等^[14] 在 NSST 域中引入一种边界测度调制脉冲耦合神经网络 (PCNN) 和活跃度水平测量 Weighted Local Energy (WLE) 的融合策略; 李威等^[15] 对低频系数采用高斯滤波和双边滤波结合的方法, 对高频系数采用参数自适应的 Pulse Coupled Neural Network (PCNN) 模型进行红外与可见光图像融合; Wang 等^[16] 通过分析 NSST 低频和高频系数的方向性和树状结构, 提出一种基于方向邻域和树状结构的融合策略。

然而, 由于 NSST 中的非线性变换, 融合后的图像也会出现像素失真。而具有线性融合的人工神经网络能减少失真。PCNN 是源于皮层模型^[17] 中的一种仿生神经网络^[18], 由于其结构简单、无需训练以及能使相似的神经元同步脉冲的特性而被广泛应用于图像处理领域。为了简化 PCNN 的计算, 研究者提出一系列的简化模型: 交叉皮层模型 (ICM)^[19]、单元链接 PCNN 模型^[20-21]、尖峰皮层模型 (SCM)^[22] 和忆阻 PCNN^[23] 等。研究发现, PCNN 的性能与模型内参数的选择有关^[24], 为了设置能达到最好效果的参数往往需要耗费大量的时间。由此, Chen 等^[24] 提出 Parameter-Adaptive Pulse Coupled Neural Network (PAPCNN) 模型, 该模型能根据输入图像自适应地确定模型内的参数, 无需人工设置。且该模型被应用到医学图像融合领域^[25], 并取得不错的效果。另一方面, 由于原始的 PCNN 或 SCM 都是单通道的, 一次只能处理一张图像, 当用于图像融合时, 需要建立两个模型。研究者们为了减少计算量, 提出用于图像融合的双通道模型^[26], 即双通道脉冲耦合神经网络 (DC-PCNN)^[27-28] 和双通道尖峰皮层模型 (DC-SCM)^[29]。这一类模型的每个神经元接收来自两个图像的刺激, 并且将融合过程嵌入模型中, 每一次迭代都会利用上一次迭代的融合信息, 因此只需要建立一个模型, 从而达到减少计算量的目的。Panigrahy 等^[30] 借鉴 PAPCNN 中的参数自适应方法和双通道模型的优点, 发展出 PA-DCPCNN。同年, Panigrahy 等^[31] 又提出了加权自适应双通道 PCNN

(WPADCPCNN), 并将其用于 Magnetic Resonance Imaging (MRI) 和 Single Photon Emission Computed Tomography (SPECT) 图像的融合, 性能优异。但是, DC-PCNN 模型在遥感图像融合中效果不佳, 融合后的图像空间信息丢失严重、视觉模糊。

本文的贡献如下: 1) 提出一种改进的双通道自适应 PCNN 模型 (IDCPA-PCNN), 首先对 DC-PCNN 进行改进, 再采用基于方向信息 (OI) 的加权方法来自适应地计算模型内参数; 2) 提出一种 NSST 域的遥感图像融合方法, 高频系数根据 IDCPA-PCNN 进行融合; 3) 对于低频系数, 提出一种新的融合策略, 引入基于平均谱半径 (MSR) 的图像特征加权机制, 将能量属性 (EA) 和改进的拉普拉斯能量和 (SML) 进行加权并应用于低频系数融合。为了验证所提方法的有效性和优越性, 将所提方法与 SE^[32]、NSCT^[33]、ISCM^[34]、WPADCPCNN^[31] 和 PAPCNN^[25] 方法用于 3 种不同分辨率卫星图像的融合对比实验。

2 相关理论

2.1 NSST

现在, 简单回顾一下剪切波变换的理论, 更多相关信息可参考文献^[9]。在二维空间中, 连续剪切波变换是复合小波变换的一种特殊情况, 通常被定义为映射:

$$\text{SH}_\varphi[f(a, s, t)] = \langle f, \varphi_{a,s,t} \rangle, \quad (1)$$

$$\varphi_{a,s,t}(x) = |\det \mathbf{M}_{a,s}|^{-\frac{1}{2}} \varphi(\mathbf{M}_{a,s}^{-1}x - t), \quad (2)$$

式中: $\text{SH}_\varphi[f(a, s, t)]$ 表示对函数 $f(a, s, t)$ 进行 Shearlet 变换; $a > 0$; $s \in \mathbf{R}^2$; $\varphi \in L^2(\mathbf{R}^2)$; 矩阵 $\mathbf{M}_{a,s}$ 可由 $\mathbf{M}_{a,s} = \mathbf{B}_s \mathbf{A}_a$ 得到。

$$\begin{cases} \mathbf{A}_a = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix}, \\ \mathbf{B}_s = \begin{pmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \end{cases}, \quad (3)$$

当 $a = 4, s = 1$ 时, $\mathbf{A}_a = \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$ 为具有各向异性的膨胀矩阵, $\mathbf{B}_s = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ 为剪切矩阵。

非下采样剪切波, 顾名思义, 就是在剪切波变化过程中没有下采样的过程, 具体实现过程如图 1 所示。NSST 包括非下采样多尺度分解和方向局部化两部分^[9]: 非下采样多尺度分解采用非下采样金字塔滤波器组实现, 保证 NSST 的多尺度特性, 源图像经过 K 层 Nonsampled Pyramid (NSP) 分解后得到 1 个低频分量和 k 个高频子带分量, $(k+1)$ 个子带的大小和源图像的大小相同; NSST 中使用剪切滤波器组实现方向局部化, 首先建立伪极坐标系和笛卡儿坐标系的关系, 然后使用 Meyer 窗函数生成剪切波滤波器组, 最后将 NSP 分解得到的 k 个高频子带与 Meyer 窗函数进行卷积。

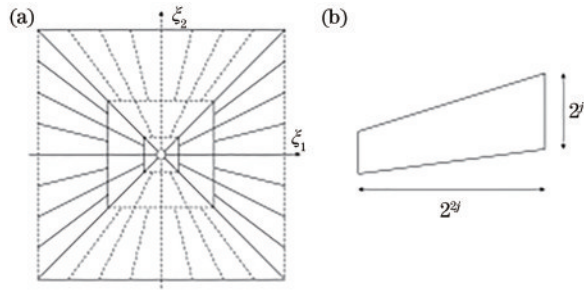


图 1 NSST 的频域细分图和支撑区间。(a) 频域细分图; (b) 频域支撑区间

Fig. 1 Frequency domain subdivision diagram and support interval of NSST. (a) Frequency domain subdivision map; (b) frequency domain support interval

2.2 DC-PCNN

DC-PCNN^[28]同 PCNN 相似,由多个神经元组成,每个神经元包括接收域、信息融合池和脉冲发生器,架构如图 2 所示,其表达式为

$$F_{ij}^1(n) = S_{ij}^1, \quad (4)$$

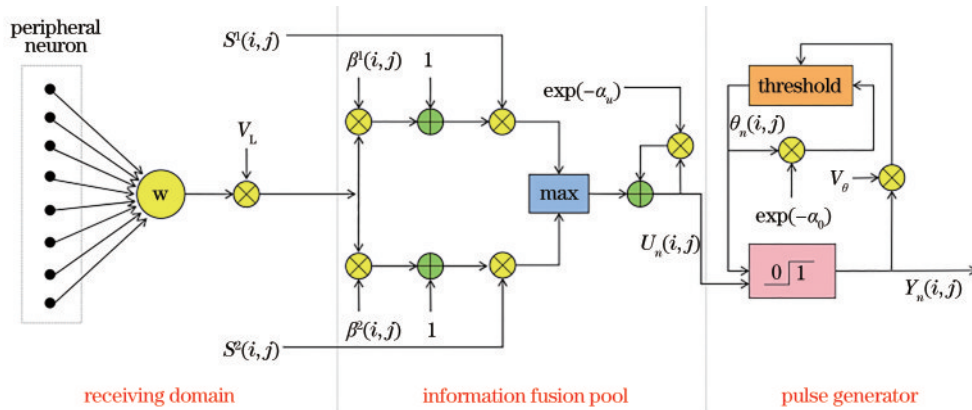


图 2 DC-PCNN 架构

Fig. 2 Architecture of DC-PCNN

3 改进的双通道自适应 PCNN

基于 DC-PCNN 的图像融合往往根据模型最后一次迭代的神经元内部活动来确定融合权重,这种方法存在决策偏差,可能会导致融合后的图像丢失空间信息、模糊。因此,本研究将每一次迭代中神经元内部活动的融合信息保留到矩阵 \mathbf{O} 中,数学表达式为

$$O_{ij}(n) = O_{ij}(n-1) + \begin{cases} 1, & U_{ij}^1(n) > U_{ij}^2(n) \\ 0, & U_{ij}^1(n) \leq U_{ij}^2(n) \end{cases}, \quad (11)$$

式中: \mathbf{O} 为模型输出。联立式(4)~(11)即得到改进 DC-PCNN 的数学表达式。为了分析所提方法的性能,将其与原始的 DC-PCNN 进行对比,实验图像采用的是高分二号图像 NSST 域的高频系数。图 3 展示了 2 层高频系数的结果对比,每层的方向数分别为 $\{2, 4\}$, 选择平均梯度(AG)、分辨率(SF)和标准差(STD)定量评价融合的高频系数的空间纹理信息,结果如表

$$F_{ij}^2(n) = S_{ij}^2, \quad (5)$$

$$U_{ij}^1(n) = F_{ij}^1(n) \left[1 + \beta_1 V_L \sum_{pq} W_{pq} Y_{pq}(n-1) \right], \quad (6)$$

$$U_{ij}^2(n) = F_{ij}^2(n) \left[1 + \beta_2 V_L \sum_{pq} W_{pq} Y_{pq}(n-1) \right], \quad (7)$$

$$U_{ij}(n) = \exp(-\alpha_u) U_{ij}(n-1) + \max\{U_{ij}^1(n), U_{ij}^2(n)\}, \quad (8)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & \theta_{ij}(n-1) < U_{ij}(n) \\ 0, & \theta_{ij}(n-1) \geq U_{ij}(n) \end{cases}, \quad (9)$$

$$\theta_{ij}(n) = \exp(-\alpha_\theta) \theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n), \quad (10)$$

式中: n 为迭代次数; $F_{ij}(n)$ 为神经元反馈输入; S_{ij} 为外部输入; α_u 和 α_θ 表示衰减时间常数; β 为神经元之间的链接权重; $U_{ij}(n)$ 代表神经元的内在活动; $\theta_{ij}(n)$ 为动态阈值; V_L 为连接输入的放大系数; $W_{ij,pq}$ 表示神经元的突触联系(周围神经元的贡献权重); V_θ 为阈值放大系数; $Y_{ij}(n)$ 表示神经元的 PCNN 输出脉冲,如果 $U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n-1)$, 则神经元产生的脉冲值为 1。

1 所示,其中 IDC-PCNN 表示改进的双通道 PCNN。

观察图 3 可以发现, IDC-PCNN 融合结果相对于原始 DC-PCNN 细节纹理更清晰,表 1 中的 3 个定量评价指标也印证了这个结果。这是由于在改进的模型中,经历 N 次迭代后,模型输出 \mathbf{O} 包含融合信息,利用 \mathbf{O} 来确定源图像的融合权重能充分利用每一次迭代信息,减少决策偏差,提升模型融合性能。

本实验的自适应模型借鉴了 WPADCPCNN 中的加权自适应方法。在原模型中, α_u 控制神经元内部活动 U_{ij} 的范围, α_u 越小, U_{ij} 的分布范围越广,用对数函数建模为

$$\alpha_u = \log\left(\frac{1}{w_1 \sigma_{s_1} + w_2 \sigma_{s_2}}\right), \quad (12)$$

式中: σ_{s_1} 和 σ_{s_2} 分别为外部输入 S_1 和 S_2 的标准差; w_i 为相应的权重,本研究采用 OI 定义权重。

OI 能够描述图像的纹理信息和边界特征,可以呈

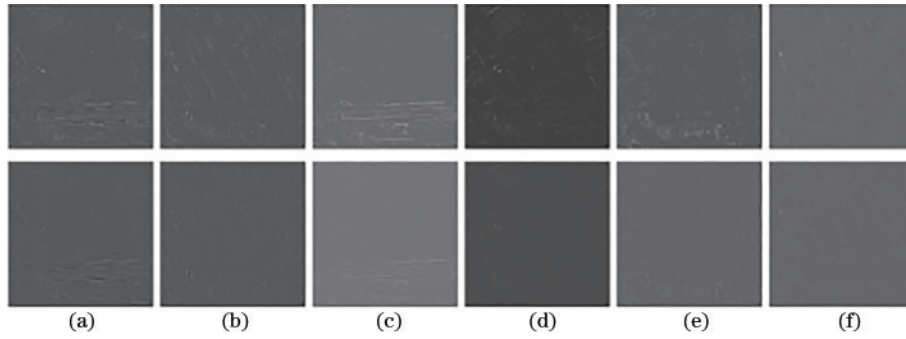


图 3 各方向高频系数融合结果。(a)~(b)第1层2个方向高频子带;(c)~(f)第2层4个方向高频子带
Fig. 3 Fusion results of high-frequency coefficients in all directions. (a)~(b) High frequency subbands in 2 directions in first layer; (c)~(f) high frequency subbands in 4 directions in second layer

表 1 各方向空间信息定量评价
Table 1 Quantitative evaluation of spatial information in all directions

Index	Method	1	2	3	4	5	6
AG	DCPCNN	0.0087	0.0072	0.0043	0.0033	0.0036	0.0044
	IDCPCNN	0.0067	0.0056	0.0017	0.0023	0.0016	0.0024
SF	DCPCNN	0.0235	0.0190	0.0149	0.0115	0.0123	0.0138
	IDCPCNN	0.0216	0.0173	0.0095	0.0098	0.0079	0.0102
STD	DCPCNN	0.0211	0.0163	0.0094	0.0071	0.0074	0.0084
	IDCPCNN	0.0181	0.0140	0.0064	0.0060	0.0051	0.0061

现图像的分段平滑特征^[35]。假设 $p(i, j)$ 为图像在 (i, j) 处的灰度值,窗口大小为 $(2r + 1) \times (2r + 1)$ 的 OI 的表达式为

$$p_{OI}(i, j) = \max_{0 \leq \theta \leq 180^\circ} d_\theta - \min_{0 \leq \theta \leq 180^\circ} d_\theta, \quad (13)$$

$$d_\theta = \left| \sum_{(i, j) \in A_L} p(i, j) - \sum_{(i, j) \in A_R} p(i, j) \right|, \quad (14)$$

式中: A_L 和 A_R 是窗口中左边和右边区域, OI 如图 4 所示。

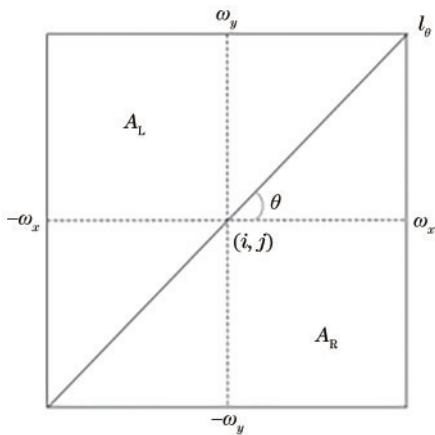


图 4 方向信息计算
Fig. 4 Direction information calculation

为了表示 OI 矩阵的整体统计情况,这里采用 MSR^[36]来表示。MSR 利用矩阵的所有特征值,能较好地反映矩阵的总体统计特征。计算公式如下:

$$M_{MSR} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\lambda_i|, \quad (15)$$

式中: λ 是矩阵特征值; n 为特征值个数。相应的权重计算如下:

$$w_1 = \frac{M_{MSR1}^{OI}}{M_{MSR1}^{OI} + M_{MSR2}^{OI}}, \quad (16)$$

$$w_2 = \frac{M_{MSR2}^{OI}}{M_{MSR1}^{OI} + M_{MSR2}^{OI}}. \quad (17)$$

相似地, β 、 V_θ 和 α_θ 计算方式如下:

$$V_\theta = \exp(-\alpha_u + 1 + 6\lambda), \quad (18)$$

$$\alpha_\theta =$$

$$\ln \left\{ \frac{V_\theta}{(w_1 S_1' + w_2 S_2') \left[\frac{1 - \exp(-3\alpha_u)}{1 - \exp(-\alpha_u)} + 6\lambda e(-\alpha_u) \right]} \right\}, \quad (19)$$

$$\lambda = \frac{w_1 k_1 S_{\max}^1 + w_2 k_2 S_{\max}^2 - k_1 k_2}{6k_1 k_2}, \quad (20)$$

$$\beta_i = \frac{S_{\max}^i - k_i}{6k_i}. \quad (21)$$

结合改进的 DC-PCNN 和自适应参数计算方法,就是所提的 IDCPCNN。

4 所提融合方法

4.1 具体步骤

所提方法的流程图如图 5 所示,具体步骤如下:

- 1) 将预处理后的 MS 图像进行 RGB-YIQ 变换, 提取亮度分量 Y ;
- 2) 将 Y 和 PAN 进行 NSST, 分解为低频系数 (L_Y 、 L_P) 和高频系数 (H_Y 、 H_P);
- 3) 对于低频系数, 采用 EA 和 SML 结合的融合规则获得融合后的低频系数 L_F ;

- 4) 对于高频系数, 采用 IDCPA-PCNN 获得相应方向的高频系数 H_F ;
- 5) 对 L_F 和 H_F 进行逆 NSST, 得到 Y' ;
- 6) 将新的亮度分量 Y' 与 I 、 Q 进行 YIQ-RGB 变换得到融合图像。

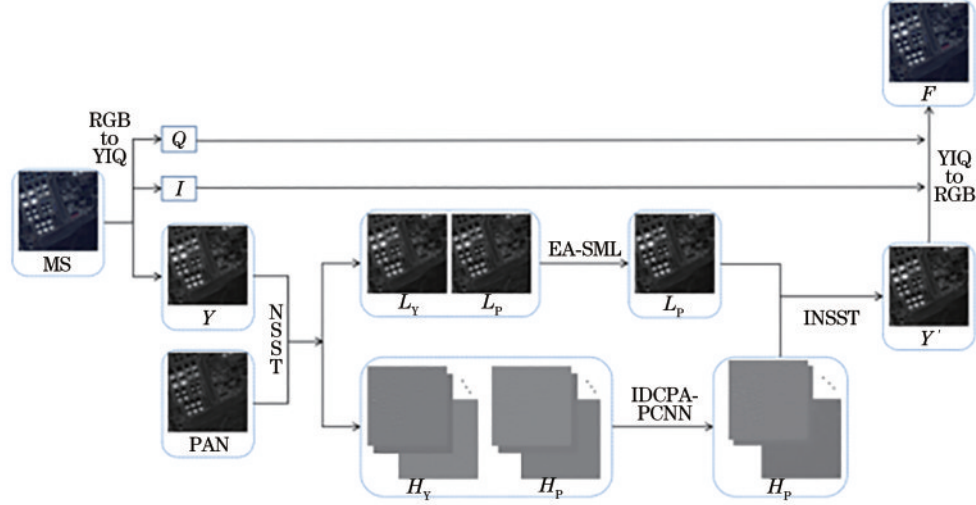


图 5 流程图
Fig. 5 Flow chart

4.2 高频系数融合规则

高频系数的融合采用 IDCPA-PCNN, 将高频系数对作为模型输入, 模型输出 O 用于确定融合权重。由于 O 为自然数矩阵, 因此需要将其归一化到 $(0, 1)$, 本实验采用 S 形函数进行归一化:

$$\omega(i, j) = \frac{1}{1 + \exp[-O(i, j)]}, \quad (22)$$

融合后的高频系数可以表示为

$$H_F = \omega H_1 + (1 - \omega) H_2. \quad (23)$$

4.3 低频系数融合规则

对于低频系数采用基于 EA^[37] 和改进的 SML^[25] 的融合规则获得融合后的低频系数。EA 是一种图像的全局特征, 改进的 SML 描述的是局部特征。因此, 低频系数融合规则旨在结合全局和局部特征, 更全面地反映源图像的特性, 达到更好的融合效果。

EA 和 SML 的表达式分别为

$$E_{EA\ ij} = p_{ij} - \mu - m, \quad (24)$$

$$M_{ML} = \left| 2p(i, j) - p(i-1, j) - p(i+1, j) \right| + \left| 2p(i, j) - p(i, j-1) - p(i, j+1) \right| + \left| 2p(i, j) - p(i-1, j-1) - p(i+1, j+1) \right| + \left| 2p(i, j) - p(i-1, j+1) - p(i+1, j-1) \right| \quad (25)$$

$$S_{SML} = \sum_{x, y \in w(i, j)} M_{ML}(x, y), \quad (26)$$

式中: p 代表图像的灰度值; μ 为图像均值; m 是图像中位数。为了有效结合两种特征, 采用式 (14) 计算各自的 MSR, 再将特征结合:

$$M = \frac{M_{MSR_{EA}}}{M_{MSR_{EA}} + M_{MSR_{SML}}} E_{EA} + \frac{M_{MSR_{SML}}}{M_{MSR_{EA}} + M_{MSR_{SML}}} S_{SML}. \quad (27)$$

低频系数融合可描述为

$$L_F = W_L L_Y + (1 - W_L) L_P, \quad (28)$$

$$W_L = \begin{cases} 1, & M_Y \geq M_P \\ 0, & M_Y < M_P \end{cases}. \quad (29)$$

5 实验

5.1 实验环境

为了能全面地衡量所提方法的融合性能, 选择 GF-2、WorldView-3 和 GeoEye 这 3 种卫星的影像进行实验。将所提方法与 SE、NSCT、ISCM、WDCPCNN 和 PAPCNN 这 5 种方法进行对比, 并从主观视觉和客观评价指标这 2 个方面对各方法融合性能进行评价。选择 6 种评价指标进行定量评价, 包括 AG、SF、信息熵 (E)、融合质量 ($Q^{AB/F}$)、基于视觉信息保真度的指标 (VIFF)^[38] 和特征互信息 (FMI)^[39]。所有实验均在 Matlab 2018b 上进行, PCNN 模型中迭代次数设置为

$$110, \text{ 周围神经元贡献权重 } \mathbf{W} = \begin{bmatrix} 0.5 & 1 & 0.5 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.5 & 1 & 0.5 \end{bmatrix}.$$

5.1.1 VIFF

VIFF 是基于视觉信息保真度提出的衡量融合图像质量的指标, VIFF 的值越大, 表示融合图像质量越好。第 k 个子带的 VIFF 计算公式为

$$V_{\text{VIFF}_i}(I_1, \dots, I_n, I_F) = \frac{\sum_b \text{FVID}_{k,b}(I_1, \dots, I_n, I_F)}{\sum_b \text{FVIND}_{k,b}(I_1, \dots, I_n, I_F)} \quad (30)$$

全局 VIFF 由各个子带加权求和, 计算公式为

$$V_{\text{VIFF}}(I_1, \dots, I_n, I_F) = \sum_k p_k \cdot V_{\text{VIFF}_i}(I_1, \dots, I_n, I_F) \quad (31)$$

式中: p_k 为各子带权重。 $V_{\text{VID}_{k,b}}(I_i, I_F)$ 和 $V_{\text{VIND}_{k,b}}(I_i, I_F)$ 按照下式计算:

$$V_{\text{VID}_{k,b}}(I_i, I_F) = \log_2 \left[1 + \frac{g_{k,b}^2(I_i, I_F) \cdot (\sigma_{k,b}^i)^2}{(\sigma_{k,b}^F)^2 - g_{k,b}^2(I_i, I_F) \cdot (\sigma_{k,b}^i)^2 + \sigma_N^2} \right] \quad (32)$$

$$V_{\text{VIND}_{k,b}}(I_i, I_F) = \log_2 \left[1 + \frac{(\sigma_{k,b}^i)^2}{\sigma_N^2} \right] \quad (33)$$

$$g_{k,b}(I_i, I_F) = \sigma_{k,b}^{F,i} / (\sigma_{k,b}^i)^2 \quad (34)$$

5.1.2 FMI

FMI 越大, 表示融合图像的质量越好。在计算 FMI 时, 使用 MI 的主要问题是考虑边际概率分布函数作为图像特征的联合概率分布函数的计算。设 x 和 y 分别为边际累积分布函数 $F(x)$ 和 $G(y)$ 的变量, $H(x, y)$ 为联合累积分布函数。 H_U 和 H_L 满足

$$\begin{cases} H_L(x, y) = \max\{F(x) + G(y) - 1, 0\} \\ H_U(x, y) = \min\{F(x), G(y)\} \end{cases} \quad (35)$$

x 和 y 的协方差定义为

$$\text{Cov}(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} [H(x, y) - F(x)G(y)] dx dy \quad (36)$$

式中: σ 表示图像的标准差。用 $\text{Cov}(x, y)$ 、 $\text{Cov}(x, y)_L$ 和 $\text{Cov}(x, y)_U$ 除以 $\sigma_x \cdot \sigma_y$ 可以得到相应的 Pearson 相关系数 ρ 、 ρ_L 和 ρ_U 。

假设 $I(x, y)$ 表示一幅图像, 则其梯度对应的边缘分布 $p(x, y)$ 为

$$\begin{cases} p(x, y) = \frac{|\nabla I|}{\sum_{x,y} |\nabla I|} \\ |\nabla I| = \left\{ \left[\frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \right]^2 + \left[\frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right]^2 \right\}^{1/2} \end{cases} \quad (37)$$

融合图像 F 与源图像 A 的联合分布计算如下: 如果 $0 < (\rho^{\text{FA}} = \rho_{\varphi}^{\text{FA}}) \leq \rho_U^{\text{FA}}$, 则有

$$p_{\text{FA}}(x, y, z, \omega) = \varphi h_U^{\text{FA}}(x, y, z, \omega) + (1 - \varphi) p_F(x, y) \cdot p_A(z, \omega) \quad (38)$$

式中: $\varphi = \rho_{\varphi}^{\text{FA}} / \rho_U^{\text{FA}}$, ρ_U^{FA} 表示 h_U 的相关系数。

$$\text{如果 } \rho_L^{\text{FA}} \leq (\rho^{\text{FA}} = \rho_{\theta}^{\text{FA}}) \leq 0, \text{ 则} \\ p_{\text{FA}}(x, y, z, \omega) = \varphi h_U^{\text{FA}}(x, y, z, \omega) + (1 - \varphi) p_F(x, y) \cdot p_A(z, \omega) \quad (39)$$

式中: $\varphi = \rho_{\theta}^{\text{FA}} / \rho_L^{\text{FA}}$, ρ_L^{FA} 是 h_L 的相关系数。

将 F 中包含的关于 A 和 B 的特征信息量通过 MI 单独度量为

$$I_{\text{FA}} = \sum_{f,a} p_{\text{FA}}(x, y, z, \omega) \log_2 \left[\frac{p_{\text{FA}}(x, y, z, \omega)}{p_F(x, y) \cdot p_A(z, \omega)} \right] \quad (40)$$

$$I_{\text{FB}} = \sum_{f,b} p_{\text{FB}}(x, y, z, \omega) \log_2 \left[\frac{p_{\text{FB}}(x, y, z, \omega)}{p_F(x, y) \cdot p_B(z, \omega)} \right] \quad (41)$$

则 FMI 为

$$F_{\text{FMI F}}^{\text{AB}} = I_{\text{FA}} + I_{\text{FB}} \quad (42)$$

最后进行归一化:

$$F_{\text{FMI F}}^{\text{AB}} = \frac{I_{\text{FA}}}{H_F + H_A} + \frac{I_{\text{FB}}}{H_F + H_B} \quad (43)$$

式中: H_F 、 H_A 和 H_B 分别是对应图像的直方图熵。

5.2 分解层数设置

由于 NSST 的分解层数及相应的方向数会影响融合效果, 因此设置了实验来确定最佳的分解层数, 实验采用 AG、SF、 $Q^{\text{AB/F}}$ 、VIFF、FMI 以及全局相对误差综合 (ERGAS)^[40] 等 6 个定量评价指标来评定分解层数对融合结果的影响。选择 3 种卫星数据进行实验, 相关设置如表 2 所示, 融合结果的定量评价指标与分解层数的关系如图 6 所示。从图 6 可以发现: 当分解层数大于等于 3 时, 6 项定量评价指标能得到较优值, 表明此时融合效果较好; 并且, 当分解层数大于 4 时, 融合性能提升不大。考虑到随着分解层数增加, 会耗费更多的时间, 本实验将 NSST 的分解层数设置为 4。

表 2 NSST 分解层数和对应方向数设置

Table 2 Settings of NSST decomposition layers and corresponding directions

Decomposition layers	Direction number
1	16
2	16, 16
3	16, 16, 8
4	16, 16, 8, 8
5	16, 16, 8, 8, 4

5.3 GF-2 卫星影像

5.3.1 实验数据

第 1 组数据是高分二号卫星影像, 其全色影像空间分辨率为 1 m, 多光谱影像空间分辨率为 4 m。本实

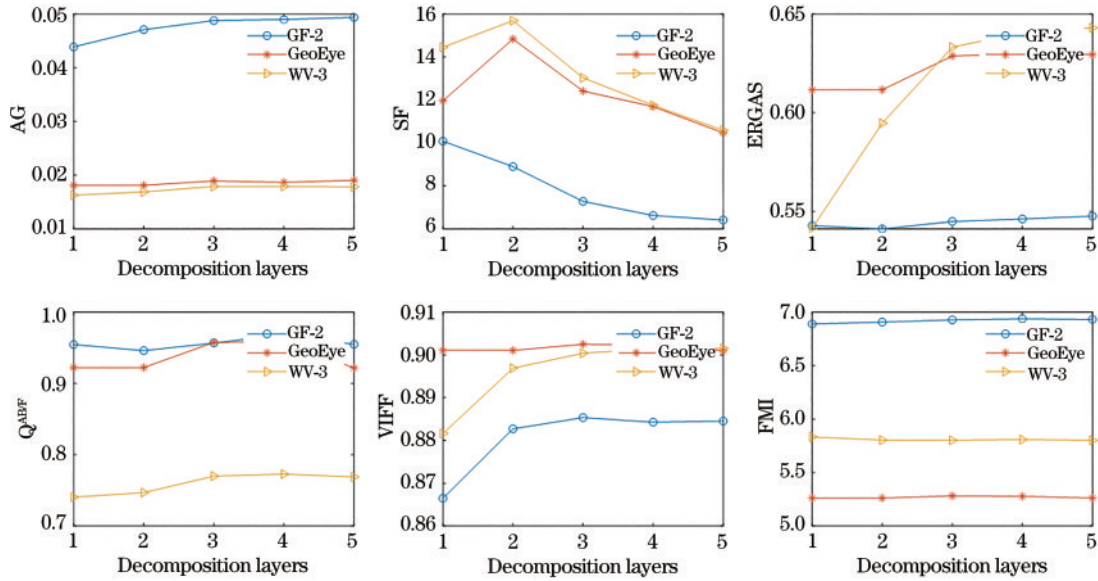


图 6 分解层数对融合效果的影响

Fig. 6 Influence of decomposition layers on fusion effect

验共裁剪了 22 组影像进行实验,大小均为 512 pixel × 512 pixel,其中 2 组源图像如图 7 所示。

5.3.2 实验结果及性能分析

第 1 组融合结果如图 8 所示,初步观察可以发现,图 8(a)融合结果光谱失真严重且存在空间信息丢失的问题。从图像整体来看,图 8(c)、(d)清晰度相似,保留的空间细节更多,但依然存在视觉模糊问题;

图 8(b)、(e)、(f)比前 2 种方法更清晰,空间信息保留更好。从图像的局部来看,即观察红色矩形框中地物的放大图可以发现,所提方法细节保留最好,其次是图 8(b),最差的是图 8(a)。再分析对应的定量评价指标,如表 3 所示,在第 1 组实验中的 2 对图像上,只有所提方法的得分在所有的定量评价指标上排进前 3,因此所提方法表现优秀,融合效果最好。

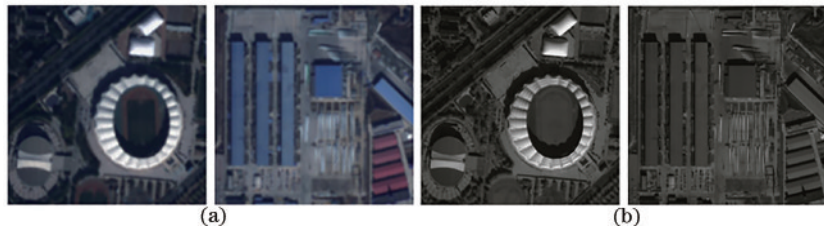


图 7 第 1 组实验数据。(a) MS; (b) PAN

Fig. 7 First group of experimental data. (a) MS; (b) PAN

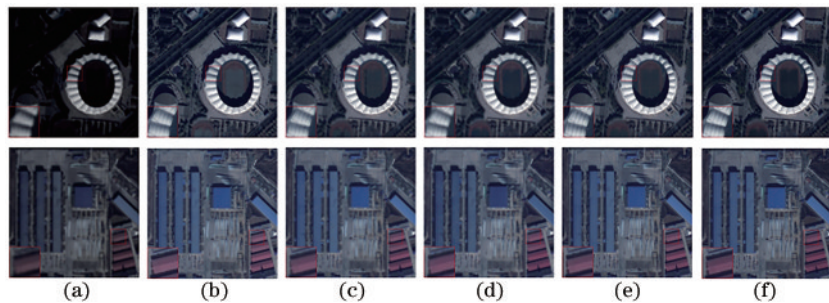


图 8 第 1 组融合结果。(a) SE; (b) NSCT; (c) ISCM; (d) WDCPAPCNN; (e) PAPCNN; (f) 所提方法

Fig. 8 Fusion results of first group. (a) SE; (b) NSCT; (c) ISCM; (d) WDCPAPCNN; (e) PAPCNN; (f) proposed method

5.4 GeoEye 卫星影像

5.4.1 实验数据

第 2 组数据是 GeoEye 卫星影像,其空间分辨率如

下:全色影像为 0.41 m,多光谱影像为 1.64 m。本实验共裁剪了 16 组影像进行实验,大小均为 512 pixel × 512 pixel,其中 2 组源图像如图 9 所示。

表 3 第 1 组实验定量评价

Table 3 Quantitative evaluation of first group of experiments

Image	Method	AG ↑	SF ↑	$Q^{AB/F}$ ↑	VIFF ↑	E ↑	FMI ↑
1	SE	0.0068	0.0197	0.3127	0.5634	4.4744	0.9078
	NSCT	0.0163	0.0407	0.7008	0.9523	6.8287	0.8894
	ISCM	0.0138	0.0370	0.6261	0.8966	6.9263	0.9122
	WDCPA-PCNN	0.0126	0.0313	0.5040	0.8457	6.9216	0.8986
	PAPCNN	0.0169	0.0426	0.6050	0.9462	6.9746	0.9034
	Proposed method	0.0175	0.0450	0.6353	0.9901	6.9823	0.9126
2	SE	0.0078	0.0152	0.4083	0.5834	6.4831	0.8717
	NSCT	0.0143	0.0381	0.6802	0.8630	6.3622	0.8555
	ISCM	0.0126	0.0325	0.6113	0.8421	6.5496	0.8685
	WDCPA-PCNN	0.0124	0.0306	0.5178	0.8435	6.6625	0.8534
	PAPCNN	0.0156	0.0393	0.5800	0.8946	6.5852	0.8394
	Proposed method	0.0166	0.0447	0.6648	0.8993	6.5802	0.8744

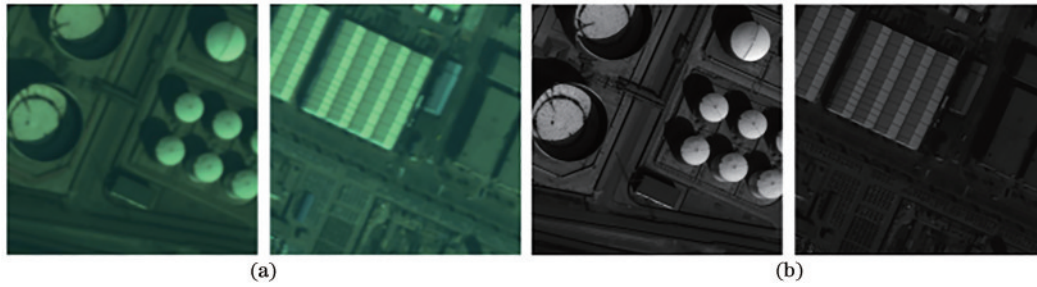


图 9 第 2 组实验数据。(a) MS; (b) PAN

Fig. 9 Second group of experimental data. (a) MS; (b) PAN

5.4.2 实验结果及性能分析

第 2 组融合结果如图 10 所示,可以明显看出,SE 方法不能很好地保持光谱信息,颜色存在严重失真。图 10(b)~(e)展示的方法能很好地保持光谱信息和空间信息,但通过对比发现,它们仍不及所提方法的融合

效果。再分析对应的定量评价指标,如表 4 所示,所提方法是唯一始终在每个指标中排名前 3 的方法。虽然 NSCT 方法在第 2 对图像上取得了 2 个最优值,但是在指标 E 和 FMI 上得分排在倒数第 2。由此可见,所提方法融合性能优秀。

表 4 第 2 组实验定量评价

Table 4 Quantitative evaluation of second group of experiments

Image	Method	AG ↑	SF ↑	$Q^{AB/F}$ ↑	VIFF ↑	E ↑	FMI ↑
1	SE	0.0065	0.0153	0.3803	0.6260	5.5879	0.9325
	NSCT	0.0082	0.0213	0.5522	0.4642	6.0160	0.9117
	ISCM	0.0069	0.0180	0.3918	0.5078	6.1748	0.9234
	WDCPA-PCNN	0.0070	0.0183	0.3630	0.5041	6.1924	0.9163
	PAPCNN	0.0087	0.0222	0.5281	0.5495	6.1991	0.9122
	Proposed method	0.0090	0.0240	0.6087	0.5689	6.1754	0.9250
2	SE	0.0051	0.0113	0.4257	0.6167	6.0126	0.8975
	NSCT	0.0137	0.0364	0.5215	1.0716	6.4405	0.8705
	ISCM	0.0113	0.0301	0.4313	1.0154	6.5779	0.8877
	WDCPA-PCNN	0.0125	0.0324	0.4954	1.0205	6.6032	0.8732
	PAPCNN	0.0155	0.0410	0.5107	1.0150	6.6462	0.8523
	Proposed method	0.0158	0.0426	0.4955	1.0500	6.6329	0.8886

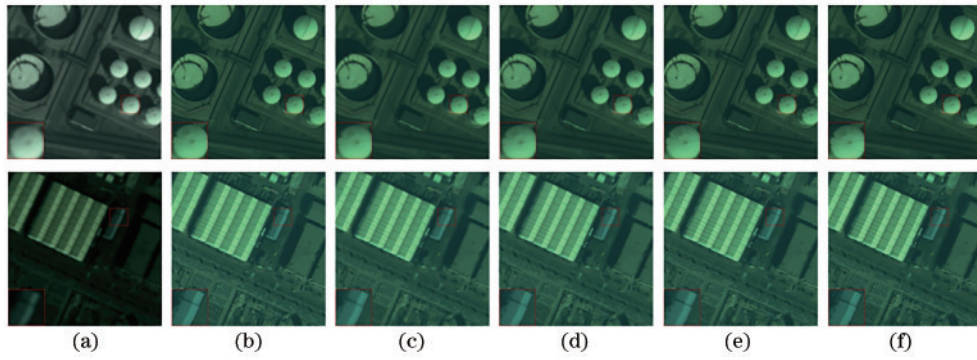


图 10 第 2 组融合结果。(a) SE; (b) NSCT; (c) ISCM; (d) WDCPAPCNN; (e) PAPCNN; (f) 所提方法

Fig. 10 Fusion results of second group. (a) SE; (b) NSCT; (c) ISCM; (d) WDCPAPCNN; (e) PAPCNN; (f) proposed method

5.5 WorldView-3 卫星影像

分辨率如下:全色影像为 0.3 m,多光谱影像为 1.2 m。本实验共裁剪了 10 组影像进行实验,大小均为 512 pixel × 512 pixel,其中 2 组源图像如图 11 所示。

5.5.1 实验数据

第 3 组数据是 WorldView-3 卫星影像,其空间分

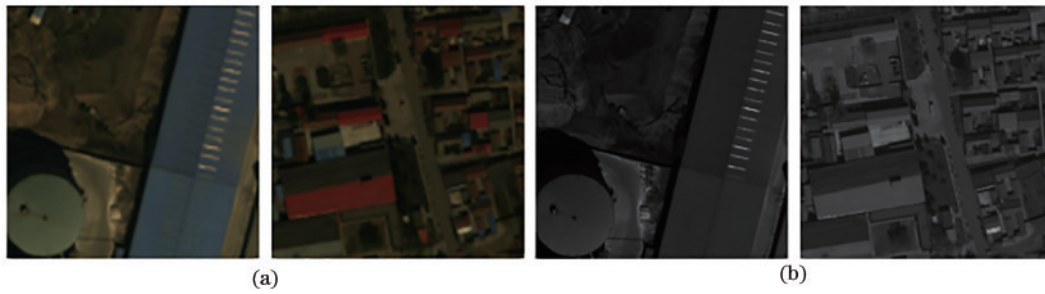


图 11 第 3 组实验数据。(a) MS; (b) PAN

Fig. 11 Third group of experimental data. (a) MS; (b) PAN

5.5.2 实验结果及性能分析

第 3 组融合结果如图 12 所示,可以发现,SE 存在明显的光谱失真,其余 4 种方法在保留空间细节和光谱信息方面表现得比较出色。但通过仔细对比发现,

所提方法具有更优的空间细节表现,如红色矩形框中的地物。再分析对应的定量评价指标,如表 5 所示,只有所提方法在 2 对图像上的 6 项指标得分均排在前三,表明所提方法融合效果优异。

表 5 第 3 组实验定量评价

Table 5 Quantitative evaluation of third group of experiments

Image	Method	AG ↑	SF ↑	$Q^{AB/F}$ ↑	VIFF ↑	E ↑	FMI ↑
1	SE	0.0033	0.0084	0.5525	0.7099	5.8743	0.9318
	NSCT	0.0049	0.0157	0.6477	0.9820	5.8277	0.9404
	ISCM	0.0045	0.0152	0.6562	0.9748	6.0193	0.9447
	WDCPA-PCNN	0.0045	0.0124	0.5241	0.8857	6.0950	0.9248
	PAPCNN	0.0051	0.0143	0.5814	0.9827	6.0443	0.9318
	Proposed method	0.0053	0.0164	0.6406	0.9898	6.0316	0.9447
2	SE	0.0047	0.0093	0.5302	0.7573	5.7709	0.9059
	NSCT	0.0051	0.0123	0.6789	0.6124	5.3645	0.8900
	ISCM	0.0049	0.0110	0.6191	0.6921	5.5513	0.9063
	WDCPA-PCNN	0.0058	0.0141	0.5905	0.7971	5.6667	0.8825
	PAPCNN	0.0057	0.0132	0.6054	0.7394	5.5513	0.8936
	Proposed method	0.0061	0.0146	0.6693	0.7474	5.5751	0.9061

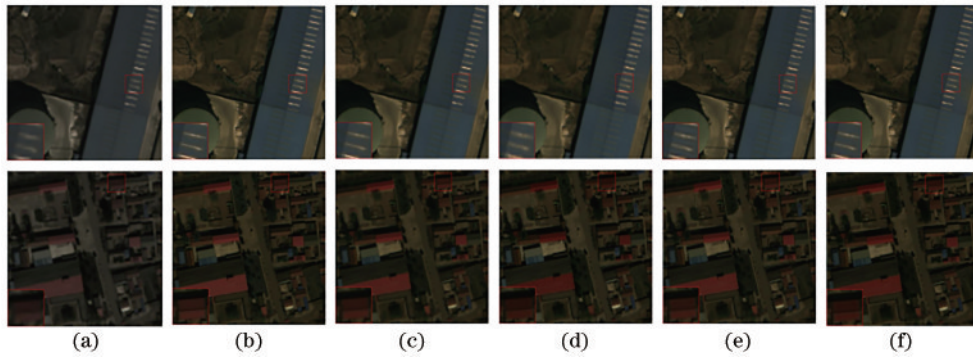


图 12 第 3 组融合结果。(a) SE; (b) NSCT; (c) ISCM; (d) WDCPAPCNN; (e) PAPCNN; (f) 所提方法

Fig. 12 Fusion results of third group. (a) SE; (b) NSCT; (c) ISCM; (d) WDCPAPCNN; (e) PAPCNN; (f) proposed method

6 结 论

提出一种新的 NSST 域遥感图像融合方法,主要的创新在于 2 个方面:1)对于低频系数,提出一种基于 MSR 加权的 EA 和 SML 的融合策略;2)对 DC-PCNN 模型进行改进,并且采用加权自适应计算方法来确定模型中的相关参数。利用 48 组 3 种不同分辨率的卫星影像进行实验,且与 4 种方法进行对比,实验结果表明所提方法在定性和定量评价方面都具有优异的融合性能。接下来将继续研究更有效的融合策略,进一步提高融合性能。另外,由于深度学习是如今的研究热点,因此,还会致力于研究深度学习在图像融合方面的应用。

参 考 文 献

- [1] Yang Y, Wu L, Huang S Y, et al. Compensation details-based injection model for remote sensing image fusion[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(5): 734-738.
- [2] Mansoor A B, Mumtaz M, Masood H, et al. Personal identification using palmprint and contourlet transform [M]//Bebis G, Boyle R, Parvin B, et al. *Advances in visual computing. Lecture notes in computer science*. Berlin: Springer, 2008, 5359: 521-530.
- [3] Masoudi R, Kabiri P. New intensity-hue-saturation pan-sharpening method based on texture analysis and genetic algorithm-adaption[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2014, 8(1): 083640.
- [4] Jelének J, Kopačková V, Koucká L, et al. Testing a modified PCA-based sharpening approach for image fusion[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(10): 794.
- [5] Mura M D, Vivone G, Restaino R, et al. Global and local Gram-Schmidt methods for hyperspectral pansharpening [C]//2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, July 26-31, 2015, Milan, Italy. New York: IEEE Press, 2015: 37-40.
- [6] Joshi M V, Bruzzone L, Chaudhuri S. A model-based approach to multiresolution fusion in remotely sensed images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(9): 2549-2562.
- [7] Ghahremani M, Ghassemian H. Remote-sensing image fusion based on curvelets and ICA[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2015, 36(16): 4131-4143.
- [8] Metwalli M R, Nasr A H, Faragallah O S, et al. Efficient pan-sharpening of satellite images with the contourlet transform[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2014, 35(5): 1979-2002.
- [9] Easley G, Labate D, Lim W Q. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, 25(1): 25-46.
- [10] Anandhi D, Valli S. An algorithm for multi-sensor image fusion using maximum a posteriori and nonsubsampling contourlet transform[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2018, 65: 139-152.
- [11] Yan B Y, Kong Y Y. A fusion method of SAR image and optical image based on NSCT and gram-Schmidt transform[C]//IGARSS 2020 - 2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, September 26-October 2, 2020, Waikoloa, HI, USA. New York: IEEE Press, 2020: 2332-2335.
- [12] Cao Y, Li S T, Hu J W. Multi-focus image fusion by nonsubsampling shearlet transform[C]//2011 Sixth International Conference on Image and Graphics, August 12-15, 2011, Hefei, China. New York: IEEE Press, 2011: 17-21.
- [13] Benjamin J R, Jayasree T. An efficient MRI-PET medical image fusion using non-subsampling shearlet transform[C]//2019 IEEE International Conference on Intelligent Techniques in Control, Optimization and Signal Processing, April 11-13, 2019, Tamilnadu, India. New York: IEEE Press, 2019.
- [14] 成飞飞, 付志涛, 牛宝胜, 等. 基于 NSST 的国产高分多光谱与全色遥感影像融合[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(12): 1228001.
Cheng F F, Fu Z T, Niu B S, et al. Fusion of domestic high resolution multispectral and panchromatic remote sensing images based on NSST[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(12): 1228001.
- [15] 李威, 李忠民. NSST 域红外和可见光图像感知融合[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(20): 2010014.
Li W, Li Z M. NSST-based perception fusion method for infrared and visible images[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(20): 2010014.

- [16] Wang X H, Tao J Z, Shen Y T, et al. A NSST Pansharpening method based on directional neighborhood correlation and tree structure matching[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, 78(18): 26787-26806.
- [17] Eckhorn R, Reitboeck H J, 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.
- [18] Johnson J L, Padgett M L. PCNN models and applications[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(3): 480-498.
- [19] Kinser J M. Simplified pulse-coupled neural network[J]. *Proceedings of SPIE*, 1996, 2760: 563-567.
- [20] Kong W W, Lei Y J, Lei Y, et al. Technique for image fusion based on non-subsampled contourlet transform domain improved NMF[J]. *Science China Information Sciences*, 2010, 53(12): 2429-2440.
- [21] Cai X, Guang H, Wang J K. Multiwavelet-based image fusion method using unit-linking pulse coupled neural networks[J]. *Advanced Materials Research*, 2014, 905: 548-551.
- [22] Liu S Q, Zhao J, Shi M Z. Medical image fusion based on rolling guidance filter and spiking cortical model[J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2015, 2015: 156043.
- [23] Wang H M. Multi-focus image fusion algorithm based on focus detection in spatial and NSCT domain[J]. *PLoS One*, 2018, 13(9): e0204225.
- [24] Chen Y L, Park S K, Ma Y D, et al. A new automatic parameter setting method of a simplified PCNN for image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, 22(6): 880-892.
- [25] Yin M, Liu X N, Liu Y, et al. Medical image fusion with parameter-adaptive pulse coupled neural network in nonsubsampling shearlet transform domain[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68(1): 49-64.
- [26] Wang Z B, Ma Y D, Gu J. Multi-focus image fusion using PCNN[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(6): 2003-2016.
- [27] Xiang T Z, Yan L, Gao R R. A fusion algorithm for infrared and visible images based on adaptive dual-channel unit-linking PCNN in NSCT domain[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, 69: 53-61.
- [28] Cheng B Y, Jin L X, Li G N. Infrared and visual image fusion using LNSST and an adaptive dual-channel PCNN with triple-linking strength[J]. *Neurocomputing*, 2018, 310: 135-147.
- [29] Liu S Q, Wang J, Lu Y C, et al. Multi-focus image fusion based on adaptive dual-channel spiking cortical model in non-subsampling shearlet domain[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 56367-56388.
- [30] Panigrahy C, Seal A, Mahato N K. Fractal dimension based parameter adaptive dual channel PCNN for multi-focus image fusion[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2020, 133: 106141.
- [31] Panigrahy C, Seal A, Mahato N K. MRI and SPECT image fusion using a weighted parameter adaptive dual channel PCNN[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2020, 27: 690-694.
- [32] Connah D, Drew M S, Finlayson G D. Spectral edge image fusion: theory and applications[M]//Fleet D, Pajdla T, Schiele B, et al. *Computer vision-ECCV 2014. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2014, 8693: 65-80.
- [33] Xia J M, Chen Y M, Chen A Y, et al. Medical image fusion based on sparse representation and PCNN in NSCT domain[J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2018, 2018: 2806047.
- [34] Wang Q, Lei Y, Ren C, et al. Spiking cortical model: a new member in the third generation of artificial neural network[C]//2019 3rd International Conference on Electronic Information Technology and Computer Engineering (EITCE), October 18-20, 2019, Xiamen, China. New York: IEEE Press, 2019: 1883-1887.
- [35] 陈肖璐, 龚庆武, 任正, 等. 基于随机矩阵理论的特高压直流送端电网异常状态判别[J]. *武汉大学学报(工学版)*, 2020, 53(3): 232-240.
- Chen X L, Gong Q W, Ren Z, et al. Identification of abnormal state of UHVDC power grid based on random matrix theory[J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2020, 53(3): 232-240.
- [36] Wu C M, Chen L. Infrared and visible image fusion method of dual NSCT and PCNN[J]. *PLoS One*, 2020, 15(9): e0239535.
- [37] 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: 1-21.
- [38] Han Y, Cai Y Z, Cao Y, et al. A new image fusion performance metric based on visual information fidelity [J]. *Information Fusion*, 2013, 14(2): 127-135.
- [39] Haghghat M B A, Aghagolzadeh A, Seyedarabi H. A non-reference image fusion metric based on mutual information of image features[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2011, 37(5): 744-756.
- [40] Pushparaj J, Hegde A V. Evaluation of pan-sharpening methods for spatial and spectral quality[J]. *Applied Geomatics*, 2017, 9(1): 1-12.