

粒子群优化与自适应注入模型的遥感图像融合

李世泽, 董燕*

昆明理工大学国土资源工程学院, 云南 昆明 650093

摘要 提出了一种基于粒子群优化的融合方法,旨在解决图像融合过程中可能出现的光谱信息和空间细节信息损失、融合图像不清晰等问题。首先对原始图像进行预处理,以获取图像各通道的边缘检测矩阵;其次,利用最小二乘法计算光谱覆盖系数,以获取细节图像;最后自适应注入模型框架,引入加权矩阵,利用粒子群优化算法和综合全局相对误差(ERGAS)指数函数优化边缘检测的权重,计算数据集波段权重,生成最终的融合图像。选取了不同分辨率的遥感卫星影像(WorldView-2、GF-2和GeoEye)进行了研究,并采用5种不同融合方法进行对比实验,选用6种评价指标进行定量分析。结果表明,所提方法在主观视觉效果以及平均梯度和空间频率等客观定量评价指标上表现优于其余方法,在保留光谱和空间信息方面也取得了较好的融合效果。

关键词 图像融合;多光谱与全色图像;最小二乘法;粒子群优化;边缘检测权重

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP231414

Remote Sensing Image Fusion Based on Particle Swarm Optimization and Adaptive Injection Model

Li Shize, Dong Yan*

Faculty of Land Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology,
Kunming 650093, Yunnan, China

Abstract To address issues, such as loss of spectral and spatial detail as well as unclear fusion results during the fusion process, a fusion method based on particle swarm optimization is proposed. The initial step of this method involves preprocessing the original image to derive edge detection matrices for each of the image's channels. Subsequently, the spectral coverage coefficient is determined by employing the least square method to generate a more precise image. Finally, an adaptive injection model framework is proposed, which incorporates a weighted matrix, particle swarm optimization, and error relative global accuracy (ERGAS) index function to optimize the weights for edge detection. The band weights in the dataset are calculated to generate the final fused image. In this study, the performance of five fusion methods is assessed using three remote sensing satellite images of varying resolution (WorldView-2, GF-2, and GeoEye) by quantitatively analyzing six evaluation indicators. The results indicate that the method proposed in this paper outperforms other methods in terms of subjective visual effects and objective quantitative evaluation indicators such as average gradient and spatial frequency. Furthermore, the proposed method realizes a good fusion effect in retaining spectral and spatial information.

Key words image fusion; multispectral and panchromatic images; least square method; particle swarm optimization; edge detection weight

1 引言

随着遥感技术的不断发展,如今各类型遥感传感器已经可以提供丰富的图像数据,通过选择合适的图像融合技术就能从遥感图像中提取出更多有用信息,并生成更清晰、更具视觉效果的图像。遥感图像融

合是将取自相同区域、相同目标但拥有不同光谱和空间信息的遥感图像数据通过特定算法整合到一幅图像中^[1]的图像处理技术。其中,多光谱(Multispectral, MS)图像与全色(Panchromatic, PAN)图像融合是一种重要的遥感图像处理技术,MS图像包含多个波段信息,可以提供更多的光谱信息,利用波段之间的差异

收稿日期: 2023-05-30; 修回日期: 2023-06-21; 录用日期: 2023-07-24; 网络首发日期: 2023-08-18

通信作者: *dongyanchina@sina.com

可以对地物进行分类;PAN 图像具有较高的空间分辨率,可以用于提取地物边界信息和进行边界检测。通过融合 MS 图像和 PAN 图像的优势,可以提高图像的空间分辨率、光谱信息丰富度、视觉效果和数据处理效率,从而生成高质量的融合图像^[2],该技术在全球变化、农情监测和资源环境调查^[3]等领域起到重要的作用。然而,如何有效提取源图像信息,并将其融合成高质量的图像,仍然是遥感图像处理领域亟需解决的重要难题^[4]。

根据不同的理论模型,现有的 MS 图像和 PAN 图像融合方法可分为多分辨率分析 (Multiresolution analysis, MRA) 方法^[5]、成分替换 (Component substitution, CS) 方法^[6-7]、基于模型 (Model-based, MB) 的方法^[8]和基于深度学习^[9]的方法。MRA 方法首先采用多尺度分解变换方法,如金字塔变换和小波变换^[10]等,将原始图像分解为高频和低频成分。然后,使用适当的融合规则将不同尺度的高频和低频成分进行融合。最后,将融合后的高频和低频成分反变换得到融合图像^[11]。然而,该方法的融合结果在空间细节方面存在较严重的失真。MB 方法是根据理想的融合图像与 PAN 图像和 MS 图像之间的关系建立能量函数并进行最优化求解得到清晰的融合图像,该方法能适用于不同类型图像并保留多尺度信息,但其计算复杂度较高。He 等^[12]尝试将 CS 和 MRA 两种方法结合起来,构建一种注入模型融合框架,取得了较好的融合效果。

近年来深度学习已成为多光谱图像融合的研究热点,Liu 等^[13]提出了一种双流融合网络,其设计了特征提取网络、融合网络和重构网络。此外,为解决不能充分提取和利用全局上下文特征而造成图像信息丢失的问题,Fan 等^[14]提出一种基于分支 U 型 Transformer 的遥感图像融合方法。Zhang 等^[15]提出一种基于深度光谱变换的渐进式全色锐化网络,该方法能平衡不同分辨率下的性能,并充分利用卫星观测数据来提高融合结果的质量,有效提高了图像空间纹理保持能力。使用样本对深度神经网络进行训练虽然可以获得较好的融合结果,但该方法需要大量的训练样本且其对不同遥感数据的泛化能力较差。

在 CS 方法早期阶段,Tu 等^[16]为基于 CS 的技术的发展开辟了新的方向,提出了通过细节注入方案来完成融合,而无需注入模型,这种方法使得基于 CS 的技术更加高效。Wang 等^[17]提出了一种基于 Gram-Schmidt(GS)变换与非下采样轮廓波变换的波段自适应细节注入方法,该方法显著提高了空间分辨率和光谱保真度。Leung 等^[18]指出,使用注入系数获取细节图的方法会导致光谱信息丢失,因此需要将 MS 图像与 PAN 图像以固定权重线性组合使用。在上述方法中,虽然在一定程度上保留了源图像的光谱信息,但其具有固定权重的细节图还会出现一些失真。

本文提出了一种基于自适应粒子群优化 (Particle swarm optimization, PSO)^[19]算法的图像融合方法,旨

在使融合后图像保留更多的光谱信息和空间信息。近年来,该算法被证实为一种有效的群智能优化算法。与传统的群智能算法相比,其具有参数较少、收敛速度快的优势,能够更快地收敛于最优解。首先,通过计算各波段光谱图像的通道边缘检测矩阵,使用最小二乘法 (Least square method, LSM) 计算光谱覆盖系数,以消除低频分量的影响。然后,利用 PSO 算法和综合全局相对误差 (ERGAS) 指数函数优化边缘检测权重,从而更好地自适应重新定义细节图。最后,建立一个自适应框架来计算所提方法的融合图像,结果表明所提方法能很好地保留图像的光谱信息和空间信息。

2 相关理论

2.1 注入模型的一般框架

CS 融合方法是一种重要的融合方法,这种方法通过线性或非线性图像变换将高分辨率图像转换到新的投影空间,将其分解为光谱和空间成分,并用 PAN 图像替换空间成分,最后进行逆变换以生成融合图像。该方法能够较好地保留空间信息,但会导致光谱信息部分失真。为进一步提高 CS 融合方法的计算效率,提出一种新的 CS 融合方法,其表现形式为

$$\mathbf{M}_{\text{MS},k}^{\text{H}} = \mathbf{M}_{\text{MS},k}^{\text{L}} + \mathbf{w}_k \times \mathbf{D}', k = 1, 2, \dots, n, \quad (1)$$

式中: $\mathbf{M}_{\text{MS},k}^{\text{H}}$ 为高分辨率融合图像; $\mathbf{M}_{\text{MS},k}^{\text{L}}$ 为上采样到 PAN 尺寸大小的低分辨率 MS 图像; 下标 k 为图像的第 $k \in \{1, 2, 3, \dots, n\}$ 个光谱波段; \mathbf{w}_k 为注入权重向量; \mathbf{D}' 为描述空间细节的细节图。 \mathbf{D}' 定义为

$$\mathbf{D}' = \mathbf{P} - \mathbf{I}, \quad (2)$$

式中: \mathbf{P} 为直方图匹配后的 PAN 图像; \mathbf{I} 为强度分量。强度分量 \mathbf{I} 定义为

$$\mathbf{I} = \sum_{j=1}^3 \alpha_j \mathbf{M}_{\text{MS},k}^{\text{L}}, \quad (3)$$

式中: α_j 表示正变换矩阵的第一行的元素,用作衡量光谱覆盖程度的系数。

对于注入权重向量 \mathbf{w}_k , Yang 等^[20]提出基于像素通道间比例的权重系数,该方法具有更好的光谱信息保留能力,并且融合效果优秀。注入向量 \mathbf{w}_k 定义公式为

$$\mathbf{w}_k = \exp\left(-\frac{\lambda}{|\mathbf{A}_p| + \epsilon}\right). \quad (4)$$

式中: \mathbf{A}_p 为 PAN 图像梯度; λ 为调制参数,表示梯度大小; ϵ 为无限小的值,避免分母为零。

2.2 自适应粒子群优化算法

PSO 算法是进化计算的一个分支,是一种模拟自然界生物活动的随机搜索算法。该优化算法以随机解为起始点,通过迭代的方式寻找最优解,并通过跟随当前搜索到的最优值来寻找全局最优解。PSO 算法是一种重要的群智能优化算法,类似于模拟退火算法。

在一个 D 维搜索空间中,设 $\mathbf{x}_i = (\mathbf{x}_{i1}, \mathbf{x}_{i2}, \dots, \mathbf{x}_{iD})$ 为粒子 i 的位置, $\mathbf{v}_i = (\mathbf{v}_{i1}, \mathbf{v}_{i2}, \dots, \mathbf{v}_{iD})$ 为粒子 i 的速度,

$\mathbf{p}_{\text{best } i} = (\mathbf{p}_{i1}, \mathbf{p}_{i2}, \dots, \mathbf{p}_{iD})$ 为粒子 i 所经历过的最优位置, $\mathbf{g}_{\text{best } i} = (\mathbf{g}_{i1}, \mathbf{g}_{i2}, \dots, \mathbf{g}_{iD})$ 为所有粒子的全局最优位置。同时设定在第 $d (1 \leq d \leq D, d \in \mathbb{N})$ 维粒子的位置与速度范围, 搜索最优解的更新过程为

$$\mathbf{V}_{m, id} = \omega \mathbf{V}_{(m-1), id} + c_1 r_1 (\mathbf{p}_{\text{best } id} - \mathbf{x}_{(m-1), id}) + c_2 r_2 (\mathbf{g}_{\text{best } id} - \mathbf{x}_{(m-1), id}), \quad (5)$$

$$\mathbf{X}_{m, id} = \mathbf{X}_{(m-1), id} + \mathbf{V}_{m, id}, \quad (6)$$

式中: $\mathbf{V}_{m, id}$ 是粒子 i 第 m 次迭代的第 d 维速度矢量; $\mathbf{X}_{m, id}$ 是粒子 i 第 m 次迭代的第 d 维位置矢量; c_1 是个体学习因子; c_2 是群体学习因子; r_1 与 r_2 是分布在 0 和 1 之间的随机数; ω 是惯性权重^[21]; m 是迭代次数。

2.3 改进的粒子群优化算法

多目标粒子群(MOPSO)算法是一种用于解决多

目标优化问题的进化算法, 该算法的思想也是基于粒子群算法, 但在对目标函数的处理上有所不同。传统的粒子群算法通过优化单个目标函数来寻找最优解, 而多目标粒子群算法则通过同时优化多个目标函数, 找到一组最优解, 并且这些解在多个目标函数上都能达到较好的性能。

针对遥感图像的特征进行选择, 使用 Pareto 方法寻找最优解, 可选取多个参数作为优化目标。假设有两个需要优化的目标函数分别为 F_1 和 F_2 , $\mathbf{X}_{\text{pbest}}$ 和 $\mathbf{X}_{\text{leader}}$ 分别为个体和群体的最佳位置, 在每次迭代中进行更新, 这使得所提出的算法产生的 Pareto 前沿与真实(全局) Pareto 前沿的距离最小化(假设位置已知)。在所提出的算法中, $\mathbf{X}_{\text{pbest}}$ 每次迭代时使用以下方式^[22]进行更新,

$$\mathbf{X}_{\text{pbest}_i}(m) = \begin{cases} \mathbf{X}_i(m), & \text{if } F_1(\mathbf{X}_i(m)) > F_1(\mathbf{X}_i(m-1)) \text{ and } F_2(\mathbf{X}_i(m)) > F_2(\mathbf{X}_i(m-1)) \\ \mathbf{X}_{\text{pbest}_i}(m-1), & \text{otherswise} \end{cases}, \quad (7)$$

式中: $\mathbf{X}_{\text{pbest}_i}$ 是粒子 i 的个体最佳位置; F_1 和 F_2 是两个目标函数。此外, 为获得 Pareto 前沿解, 采用以下方法在所有粒子之间选择最优解,

$$\mathbf{X}_d(i) = \begin{cases} \mathbf{X}_i(m), & \text{if } F_1(\mathbf{X}_i(m)) > F_1(\mathbf{X}_i(m-1)) \text{ and } F_2(\mathbf{X}_i(m)) > F_2(\mathbf{X}_i(m-1)) \\ \phi, & \text{otherswise} \end{cases}, \quad (8)$$

式中: $\mathbf{X}_i(m)$ 表示粒子 i 的位置。选取所有粒子间的最优解后, Pareto 前沿解的定义为

$$P_{\text{PF}}(l)_{x=1,2,\dots,N, l \neq x} = \begin{cases} \mathbf{X}_d(l), & \text{if } F_1(\mathbf{X}_d(l)) > F_1(\mathbf{X}_d(x)) \text{ and } F_2(\mathbf{X}_d(l)) > F_2(\mathbf{X}_d(x)) \\ \phi, & \text{otherswise} \end{cases}, \quad (9)$$

式中: $\mathbf{X}_d(k)$ 是第 d 维所有粒子之间的最优解; $l = 1, 2, \dots, N, N$ 为最优解的个数。

3 所提方法

详细讨论所提出的融合方法, 融合流程如图 1 所示。具体步骤如下:

- 1) 对原始 MS 图像进行上采样, 得到采样后的 MS 图像为 $\mathbf{M}_{\text{MS}, k}^L, \mathbf{M}_{\text{MS}, k}^L$ 与 PAN 图像大小一样。
- 2) 提取 PAN 图像与上采样后的 MS 图像各通道

边缘检测矩阵分别为 $\Gamma_p, \Gamma_{M_{\text{MS}, k}^L}$ 。

- 3) 利用最小二乘法计算光谱覆盖系数 α , 从而提取原始细节, 得到细节图像 \mathbf{f}_k 。

- 4) 引入加权矩阵 Γ_k , 通过利用 PSO 算法和 ERGAS 指数函数优化边缘检测的权重, 计算数据集各波段权重 β ; 此外, 为计算细化的细节图和更好地实现图像融合, 引入收缩因子 χ , 并使用 PSO 算法自适应

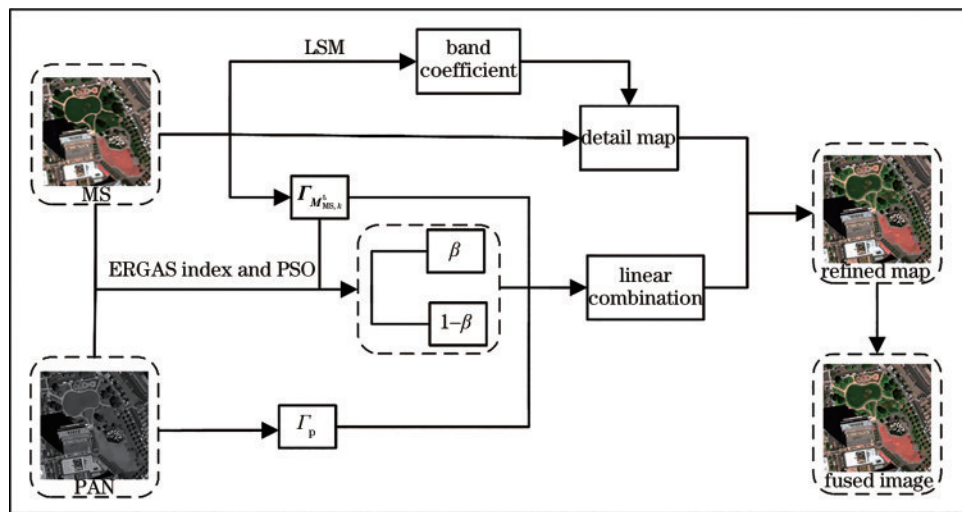


图 1 融合方法流程图

Fig. 1 Flow chart of fusion method

估计 χ 。

5) 根据所建立的模型框架, 计算出最终的融合图像 $M_{MS,k}^H$ 。

3.1 图像预处理

选取 3 种不同类型传感器得到的遥感图像进行实验, 对待融合的 MS 和 PAN 图像进行了校准、定标和上采样等预处理操作。这些图像被裁剪为 512 pixel × 512 pixel 的多对图像进行实验, 正确的预处理可以获得更好的融合结果。此外, 根据控制变量法, 经过预处理的遥感图像的准确性和可靠性更高, 更适合进行后续的分析应用, 并且能有效地评估各种算法的优劣。

采用的插值方法是双线性插值 (Bilinear interpolation) 算法, 该算法在数值计算和图像处理领域被广泛应用。相较于三次多项式插值算法, 双线性插值算法具有更快的运算速度; 而与最邻近插值算法相比, 双线性插值算法具有更好的插值效果。使用该算法对原始 MS 图像进行向上重采样, 使其与 PAN 图像具有相同的空间大小, 该算法对应关系如图 2 所示。

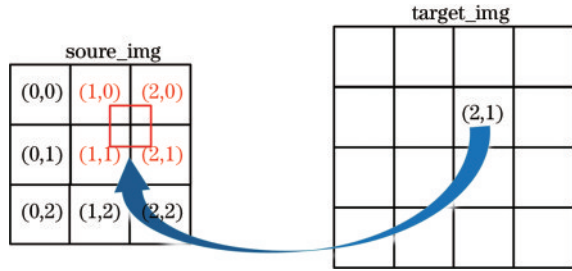


图 2 双线性插值算法对应关系

Fig. 2 Correspondence of bilinear interpolation algorithm

3.2 光谱覆盖系数求解

通常情况下, MS 图像中光谱覆盖系数 α 的标准值为 $\alpha_k = 1/3$ 。然而, 大多数 MS 图像由多个波段组成, 故该标准值并不适用于所有图像。为使 α 适用于其他波段图像, 采用 $\alpha_k = 1/n$, 其中 n ^[23] 为波段数, 这种方法能更好地提取空间细节信息, 但会导致光谱信息的丢失。

为了估计光谱覆盖系数 α , 减少光谱信息的丢失并消除低频分量的影响^[17], 引入一种新的方法, 利用最小二乘法直接计算其最佳系数, 结合式(2)~(3), α 系数求解过程为

$$\|D'\|^2 = \left\| P - \sum_{j=1}^3 \alpha_j M_{MS,k}^L \right\|^2, \quad (10)$$

$$\alpha_j = \left[(M_{MS,k}^L)^T M_{MS,k}^L \right]^{-1} (M_{MS,k}^L)^T P, \quad (11)$$

s. t. $\alpha_1 \geq 0, \dots, \alpha_j \geq 0,$

式中: T 为转置符号。当求解出覆盖系数 α 后, 融合结果可表示为

$$f_k = M_{MS,k}^L + C, \quad (12)$$

式中: f_k 代表第 k 个波段的融合图像; C 为 MS 图像和 PAN 图像之间的差值, 可以突出不同波段之间的差

异, 从而更好地表达图像的细节和特征。

利用粒子群优化算法解决优化问题, 参数设置如表 1 所示。为确保计算结果收敛, 引入收缩因子方法^[24], 收缩因子 χ 表达式为

$$\chi = \begin{cases} \frac{k_0}{\phi - 2 + \sqrt{\phi^2 + 4}}, & \text{for } \phi > 4 \\ k_0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (13)$$

式中: $\phi = c_1 + c_2$ 为个体与群体学习因子之和; k_0 为常数。

表 1 PSO 的初始参数设置

Table 1 Initial parameter settings for PSO

PSO setting parameter	Number
Number of particles	20.00
Population learning factor	2.10
Personal learning factor	2.10
Initial inertial weight	0.90
Final inertial weight	0.40
Number of iterations	200

3.3 边缘信息保持

Yang 等^[25] 提出一种用于保留图像边缘纹理信息的有效方法, 该方法将边缘信息作为融合通道的权重, 并对边缘信息进行改进, 以注入各像素的权重。改进后的边缘信息用于计算 PAN 和 MS 图像各通道的边缘矩阵, 并将两者进行加权, 作为融合图像的边缘信息权重, 这种方法在保留图像边缘纹理信息方面取得了优异的效果。

为了尽量保留原始图像光谱信息和边缘信息, 对式(1)的模型框架进行了修改, 自适应注入模型, 表示为

$$M_{MS,k}^H = M_{MS,k}^L + g_k \times \Gamma_k \otimes D', \quad k = 1, 2, \dots, n, \quad (14)$$

式中: \otimes 表示乘法运算, 即上式中矩阵相乘。 Γ_k 为加权矩阵, 其定义为

$$\Gamma_k = \beta(k) \Gamma_p + [1 - \beta(k)] \Gamma_{M_{MS,k}^L}, \quad (15)$$

$$\Gamma_p = \exp\left(-\frac{\lambda}{|A_p|^4 + \epsilon}\right), \quad \Gamma_{M_{MS,k}^L} = \exp\left(-\frac{\lambda}{|A_{M_{MS,k}^L}|^4 + \epsilon}\right), \quad (16)$$

$$g_k = \exp\left(-\frac{\lambda}{|A_p|^4 + \epsilon}\right), \quad (17)$$

式中: $A_{M_{MS,k}^L}$ 为 MS 图像梯度; β 为数据集中各波段的权重。与式(1)的方法相比, 修改后模型得到的边缘加权矩阵 Γ_k 能尽可能增强边缘信息, 从而减少光谱信息损失。

此外, 为了更好地自适应重新定义细节图, 使用 PSO 算法和 ERGAS 指数函数来优化边缘检测的权重, 并计算 PAN 与 MS 图像之间的参数 β 。ERGAS 指数公式^[26]为

$$E_{\text{ERGAS}}(A, B) = 100 \frac{K}{L} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{E_{\text{RMSE}}^2(A_i - B_i)}{M_i^2}}, \quad (18)$$

式中: K 为PAN图像的分辨率; A 和 B 分别为融合后与融合前的MS图像; L 为MS图像的清晰度; M_i 为融合中所涉及波段的平均辐射度; E_{RMSE} 为均方根误差。

4 实验

4.1 实验相关介绍

为了验证所提方法的有效性,选取WorldView-2、GF-2和GeoEye等3种卫星图像进行实验,并与5种经典、主流的融合算法进行对比。其中,非下采样剪切波变换(NSCT)是一种多尺度、多方向的图像变换技术,用于局部频率分析和提取图像的边缘和纹理信息;比值变换(BT)法通过计算图像的比值,将PAN图像的高空间分辨率信息融合到MS图像中,得到具有高空间分辨率和丰富光谱信息的融合图像;主成分分析(PCA)法通过对MS图像进行降维处理,得到一组新的独立变量(主成分),将这些主成分与PAN图像进行融合;双树复小波变换(DTCWT)融合法是利用双树复小波变换对MS图像进行分解和重构,可产生清晰、细节丰富的融合结果;基于双尺度细节提取的引导图像滤波器(DGIF)方法^[27]通过应用引导图像滤波器(GIF)来增强图像的细节,减少噪声的影响,提高图像的质量和清晰度。

4.1.1 实验参数设置

经过大量实验,粒子群优化算法的实验参数选取如下效果最优:粒子群总数为20,最大迭代次数为200,群体和个体学习因子均为2.1,初始和最终惯性权重分别为0.9、0.4,所有实验均在MATLAB2022b上进行。

4.1.2 融合评价指标

为了对融合算法的性能进行定量评价,采用6种主观视觉和客观评价指标来评估不同方法的融合性能。

1)基于图像特征的平均梯度(Average gradient, AG)^[28],AG主要反映图像细节和纹理的变化,数值越大表示图像细节越丰富,清晰度越高;2)空间频率(Spatial frequency, SF)^[29],SF用于测量图像的总活动水平,数值越大表示融合质量越好;3)信息熵(Entropy, E)^[30],E的数值越大,表示融合图像的信息

量越丰富,保留的图像细节也越多;4)边缘强度(Edge intensity, EI)^[31],EI的数值越大,表示图像细节越清晰,图像质量越好;5)边缘保持度($Q^{AB/F}$)^[32], $Q^{AB/F}$ 反映源图像边缘信息在融合图像中的保留程度,数值越大表示边缘信息保持特性越好,融合质量越好;6)交叉熵(Cross entropy, CE)^[33],CE反映融合图像与源图像信息分布的差异性,数值越小表示图像间的差异性越小,同时保留的细节也越多,融合效果越好。

4.2 WorldView-2卫星影像

4.2.1 源影像数据

第一组数据选取的是WorldView-2卫星影像,其中全色和多光谱影像的空间分辨率分别为0.52 m和2.4 m。选取了20组影像并将其裁剪为512 pixel×512 pixel进行实验,图3展示了其中两组源影像。



图3 WorldView-2实验影像。(a)MS;(b)PAN

Fig. 3 WorldView-2 experimental images. (a) MS; (b) PAN

4.2.2 融合结果及性能分析

表2为两组融合影像的性能比较结果,图4为

表2 WorldView-2影像融合结果定量评价

Table 2 Quantitative evaluation of WorldView-2 image fusion results

Image	Method	AG ↑	SF ↑	EI ↑	E ↑	$Q^{AB/F}$ ↑	CE ↓
1	BT	5.201	14.916	55.273	6.722	0.416	0.447
	DGIF	6.462	18.419	67.220	7.081	0.404	0.109
	NSCT	6.395	18.571	66.390	6.895	0.495	0.119
	DTCWT	6.336	17.036	67.351	7.062	0.421	0.118
	PCA	6.362	17.917	67.264	6.959	0.504	0.348
	Proposed	6.682	19.501	69.160	6.930	0.445	0.101
2	BT	4.795	14.508	50.566	6.780	0.454	0.457
	DGIF	5.048	16.497	55.037	7.002	0.468	0.307
	NSCT	5.401	16.009	54.139	6.798	0.529	0.311
	DTCWT	5.094	14.450	53.693	7.089	0.462	0.336
	PCA	5.112	14.806	53.627	7.024	0.523	0.364
	Proposed	5.559	17.603	57.039	6.998	0.477	0.293

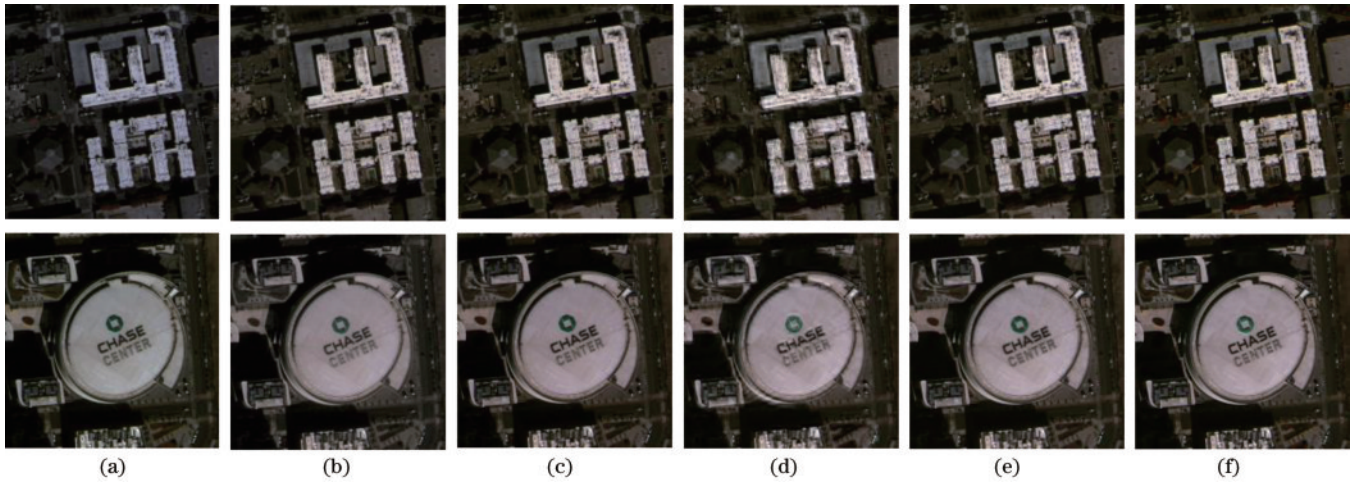


图 4 WorldView-2 影像融合结果。(a)BT;(b) DGIF;(c)NSCT;(d)DTCWT;(e)PCA;(f)所提方法

Fig. 4 WorldView-2 image fusion results. (a) BT; (b) DGIF; (c) NSCT; (d) DTCWT; (e) PCA; (f) proposed method

WorldView-2 影像融合结果:BT 的融合结果光谱失真严重,原本的建筑物颜色变深;NSCT 和 DTCWT 的融合结果空间信息失真严重,相比其余方法融合结果模糊;DGIF 和 PCA 的融合结果相较于前三种取得了较好的效果,但融合结果仍不够清晰;图 4(f)为所提方法得到的融合结果,在保留光谱和空间信息方面都取得了较好的效果,图像的视觉效果、边缘轮廓更为清晰。观察图像中建筑物可以看出,所提方法得到的融合结果保留了丰富的细节信息,具有最好的视觉效果,其次是 DGIF 方法,而 BT 的融合效果最差。所提方法在 4 个评价指标上取得了出色的成绩,整体效果最佳。

4.3 GF-2 卫星影像

4.3.1 源影像数据

第二组数据选取 GF-2 卫星影像,其中 PAN 和 MS 图像的空间分辨率分别为 1 m 和 4 m。选取了 16 组影像并将其裁剪为 512 pixel×512 pixel 进行实验,图 5 展示了其中两组源影像。

4.3.2 融合结果及性能分析

表 3 为两组融合影像的性能比较结果,图 6 为 GF-2



图 5 GF-2 实验影像。(a)MS;(b)PAN

Fig. 5 GF-2 experimental images. (a) MS; (b) PAN

影像融合结果:BT 和 NSCT 得到的融合结果的空间信息保留效果良好,但颜色存在轻微失真;DTCWT

表 3 GF-2 影像融合结果定量评价

Table 3 Quantitative evaluation of GF-2 image fusion results

Image	Method	AG ↑	SF ↑	EI ↑	E ↑	Q ^{AB/F} ↑	CE ↓
1	BT	12.241	30.183	112.560	7.540	0.351	0.333
	DGIF	12.654	31.035	111.973	7.553	0.421	0.193
	NSCT	11.209	25.324	79.413	7.556	0.379	0.200
	DTCWT	8.388	21.553	85.083	7.565	0.417	0.170
	PCA	12.566	30.258	112.640	7.564	0.374	0.181
	Proposed	11.367	31.334	112.770	7.571	0.407	0.167
2	BT	13.479	32.222	121.590	7.704	0.222	0.528
	DGIF	12.191	32.389	111.039	7.691	0.460	0.408
	NSCT	11.059	27.601	95.451	7.709	0.479	0.337
	DTCWT	9.680	24.762	101.740	7.739	0.468	0.320
	PCA	13.022	32.542	124.550	7.706	0.449	0.327
	Proposed	12.295	32.808	127.210	7.722	0.476	0.280

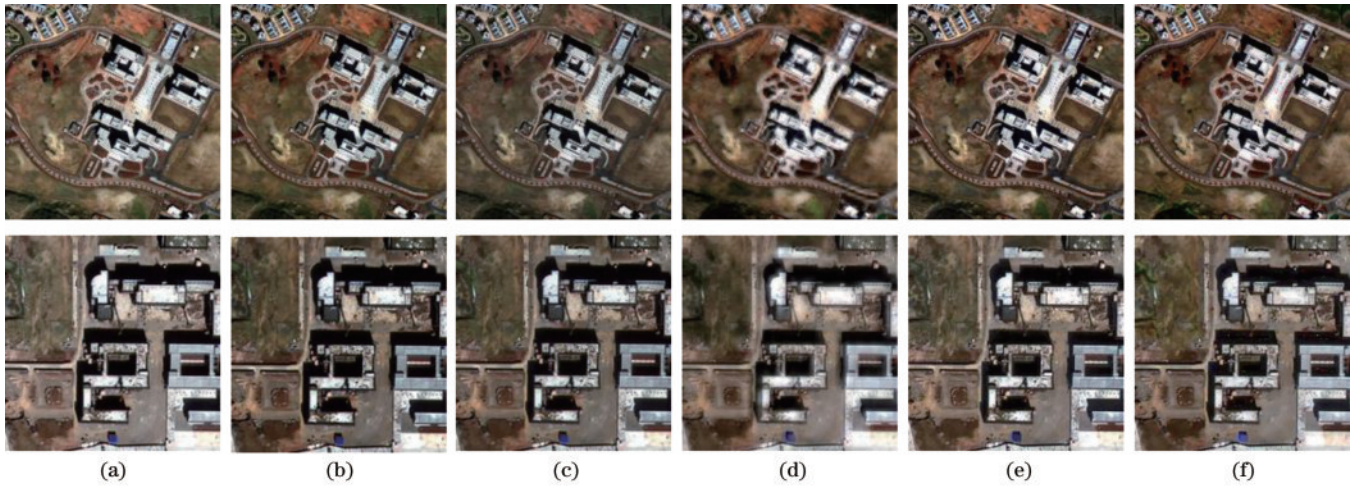


图6 GF-2影像融合结果。(a)BT;(b)DGIF;(c)NSCT;(d) DTCWT;(e)PCA;(f)所提方法

Fig. 6 GF-2 image fusion results. (a) BT; (b) DGIF; (c) NSCT; (d) DTCWT; (e) PCA; (f) proposed method

得到的融合结果未能很好地保留光谱信息,而且颜色严重失真,存在视觉模糊问题;DGIF和PCA得到的融合结果的光谱和空间信息保留效果很好,但DGIF方法得到的融合结果不够清晰。通过对比发现这些方法的融合效果均不及所提方法;通过对比表3中的定量评价指标,分析发现所提方法的融合效果最优。

4.4 GeoEye卫星影像

4.4.1 源影像数据

第三组数据选取GeoEye卫星影像,其中PAN和MS图像的空间分辨率分别为0.41 m和1.64 m。选取了18组影像并将其裁剪为512 pixel × 512 pixel进行实验,图7展示了其中两组源影像。

4.4.2 融合结果及性能分析

表4展示了两组融合影像的性能比较结果,图8为GeoEye影像融合结果:BT融合方法存在明显的光谱失真;其余4种方法相比于原始MS图像,清晰度有较大的提升,能够很好地保留光谱信息和空间信息,但图像中白色建筑物的纹理、轮廓和边缘细节表现相对模糊;图8(f)为所提方法得到的融合结果,所提方法在空



图7 GeoEye实验影像。(a)MS;(b)PAN

Fig. 7 GeoEye experimental images. (a) MS; (b) PAN

间细节的表现能力方面较优,同时融合图像的光谱信

表4 GeoEye影像融合结果定量评价

Table 4 Quantitative evaluation of GeoEye image fusion results

Image	Method	AG ↑	SF ↑	EI ↑	E ↑	Q ^{AB/F} ↑	CE ↓
1	BT	5.210	13.840	55.475	7.082	0.255	0.799
	DGIF	6.391	20.804	77.300	7.291	0.551	0.219
	NSCT	6.696	20.819	77.267	7.283	0.504	0.237
	DTCWT	6.201	16.609	66.077	7.268	0.486	0.229
	PCA	7.415	20.771	78.049	7.198	0.503	0.229
	Proposed	7.599	20.850	78.056	7.335	0.542	0.211
2	BT	5.402	13.699	58.044	7.260	0.296	0.388
	DGIF	5.770	16.519	65.391	7.530	0.511	0.311
	NSCT	5.681	16.539	63.058	7.351	0.503	0.339
	DTCWT	5.671	14.232	61.036	7.510	0.496	0.228
	PCA	5.824	16.104	67.602	7.515	0.540	0.245
	Proposed	6.080	16.705	64.905	7.545	0.545	0.299

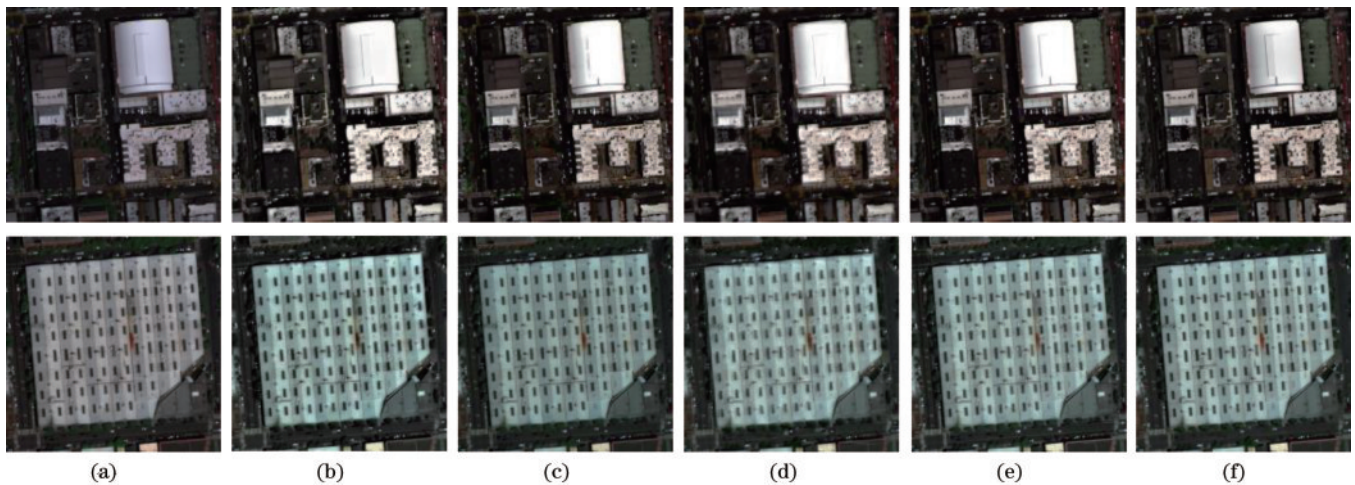


图 8 GeoEye 影像融合结果。(a)BT;(b)DGIF;(c)NSCT;(d)DTCWT;(e)PCA;(f)所提方法

Fig. 8 GeoEye image fusion results. (a) BT; (b) DGIF; (c) NSCT; (d) DTCWT; (e) PCA; (f) proposed method

息损失较小,边缘、轮廓和细节更加清晰。值得注意的是,根据定量评价指标,所提方法在 4 个指标中排名靠前,另外两个指标也排在前三,这表明所提融合方法表现非常出色。

5 结 论

提出了一种基于粒子群优化的新型遥感图像融合方法,实验结果表明,相较于 BT、DGIF、DTCWT、NSCT 和 PCA 等 5 种融合方法,所提方法在保留光谱信息和空间信息方面有了明显的提升。此外,该方法在呈现图像的边缘细节、光谱畸变等视觉效果方面以及定量评价指标上表现更加优秀,能够进一步提高融合图像的空间分辨率,并更好地保留光谱信息,从而提高图像的质量和可视性,是一种行之有效的 MS 和 PAN 图像融合方法。此外,随着深度学习技术的不断发展,未来将进一步探索深度学习方法在图像融合中的应用,以进一步提升图像融合的效果。

参 考 文 献

- [1] Dong L M, Yang Q X, Wu H Y, et al. High quality multi-spectral and panchromatic image fusion technologies based on Curvelet transform[J]. *Neurocomputing*, 2015, 159: 268-274.
- [2] 陈毛毛, 郭擎, 刘明亮, 等. 密集卷积残差网络的遥感图像融合[J]. *遥感学报*, 2021, 25(6): 1270-1283.
Chen M M, Guo Q, Liu M L, et al. Pan-sharpening by residual network with dense convolution for remote sensing images[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2021, 25(6): 1270-1283.
- [3] 吴一全, 王志来. 混沌蜂群优化的 NSST 域多光谱与全色图像融合[J]. *遥感学报*, 2017, 21(4): 549-557.
Wu Y Q, Wang Z L. Multispectral and panchromatic image fusion using chaotic Bee Colony optimization in NSST domain[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2017, 21(4): 549-557.
- [4] 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.
- [5] Khan M M, Chanussot J, Condat L, et al. Indusion: fusion of multispectral and panchromatic images using the induction scaling technique[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, 5(1): 98-102.
- [6] Yang Y, Wu L, Huang S Y, et al. Pan-sharpening for multiband images with adaptive spectral-intensity modulation [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(9): 3196-3208.
- [7] Liu P F, Xiao L, Li T. A variational pan-sharpening method based on spatial fractional-order geometry and spectral-spatial low-rank priors[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(3): 1788-1802.
- [8] Kang X D, Li S T, Benediktsson J A. Pan-sharpening with matting model[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(8): 5088-5099.
- [9] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 770-778.
- [10] 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.
- [11] Xing Y H, Wang M, Yang S Y, et al. Pan-sharpening with multiscale geometric support tensor machine[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(5): 2503-2517.
- [12] He L, Rao Y Z, Li J, et al. Pan-sharpening via detail injection based convolutional neural networks[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, 12(4): 1188-1204.

- [13] Liu X Y, Liu Q J, Wang Y H. Remote sensing image fusion based on two-stream fusion network[J]. *Information Fusion*, 2020, 55: 1-15.
- [14] 范文盛, 刘帆, 李明. 基于双分支 U 形 Transformer 的遥感图像融合[J]. *光子学报*, 2023, 52(4): 0428002.
Fan W S, Liu F, Li M. Remote sensing image fusion based on two-branch U-shaped transformer[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2023, 52(4): 0428002.
- [15] Zhang H, Wang H, Tian X, et al. P2Sharpen: a progressive pan-sharpening network with deep spectral transformation[J]. *Information Fusion*, 2023, 91: 103-122.
- [16] Tu T M, Su S C, Shyu H C, et al. A new look at IHS-like image fusion methods[J]. *Information Fusion*, 2001, 2(3): 177-186.
- [17] Wang H R, Guo Q, Li A. Spatial-spectral fusion based on band-adaptive detail injection for GF-5 and sentinel-2 remote sensing images[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2021, 26(8): 1896-1909.
- [18] Leung Y, Liu J M, Zhang J S. An improved adaptive intensity-hue-saturation method for the fusion of remote sensing images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(5): 985-989.
- [19] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, October 4-6, 1995, Nagoya, Japan. New York: IEEE Press, 2002: 39-43.
- [20] Yang Y, Wu L, Huang S Y, et al. Remote sensing image fusion based on adaptively weighted joint detail injection[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 6849-6864.
- [21] Yin H T, Li S T. Pan-sharpening with multiscale normalized nonlocal means filter: a two-step approach[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(10): 5734-5745.
- [22] Saeedi J, Faez K. A new pan-sharpening method using multiobjective particle swarm optimization and the shiftable contourlet transform[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2011, 66(3): 365-381.
- [23] 陈应霞, 陈艳, 刘丛. 遥感影像融合 AIHS 转换与粒子群优化算法[J]. *测绘学报*, 2019, 48(10): 1296-1304.
Chen Y X, Chen Y, Liu C. Joint AIHS and particle swarm optimization for Pan-sharpening[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2019, 48(10): 1296-1304.
- [24] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(1): 58-73.
- [25] Yang Y, Wan W G, Huang S Y, et al. A novel pan-sharpening framework based on matting model and multiscale transform[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(4): 391.
- [26] Pushparaj J, Hegde A V. Evaluation of pan-sharpening methods for spatial and spectral quality[J]. *Applied Geomatics*, 2017, 9(1): 1-12.
- [27] Jian L H, Yang X M, Wu W, et al. Pan-sharpening using a guided image filter based on dual-scale detail extraction[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2018: 1-15.
- [28] 尹海涛, 周伟. 基于多尺度空洞卷积网络的多聚焦图像融合算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(2): 0210003.
Yin H T, Zhou W. Multi-scale dilated convolutional neural network based multi-focus image fusion algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(2): 0210003.
- [29] 成飞飞, 付志涛, 黄亮, 等. 结合自适应 PCNN 的非下采样剪切波遥感影像融合[J]. *测绘学报*, 2021, 50(10): 1380-1389.
Cheng F F, Fu Z T, Huang L, et al. Non-sampled shearlet transform remote sensing image fusion combined with parameter-adaptive PCNN[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2021, 50(10): 1380-1389.
- [30] 陈国洋, 吴小俊, 徐天阳. 基于深度学习的无监督红外图像与可见光图像融合算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(4): 0410010.
Chen G Y, Wu X J, Xu T Y. Unsupervised infrared image and visible image fusion algorithm based on deep learning[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(4): 0410010.
- [31] Jiang Y, Wang M H. Image fusion with morphological component analysis[J]. *Information Fusion*, 2014, 18: 107-118.
- [32] 杨威, 梅礼晔, 徐川, 等. 深度密集卷积神经网络协同检测的多聚焦图像融合方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(24): 2410004.
Yang W, Mei L Y, Xu C, et al. Multi-focus image fusion method based on depth dense convolutional neural network cooperative detection[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(24): 2410004.
- [33] Liu Y, Chen X, Peng H, et al. Multi-focus image fusion with a deep convolutional neural network[J]. *Information Fusion*, 2017, 36: 191-207.