

doi: 10.6046/gtzyyg.2023212

引用格式: 徐欣钰, 李小军, 盖钧飞, 等. 结合 NSCT 变换和引导滤波的多光谱图像全色锐化算法[J]. 自然资源遥感, 2025, 37(1): 24–30. (Xu X Y, Li X J, Ge J F, et al. A multispectral image pansharpening algorithm based on nonsubsampling contourlet transform (NSCT) combined with a guided filter[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2025, 37(1): 24–30.)

结合 NSCT 变换和引导滤波的多光谱图像全色锐化算法

徐欣钰¹, 李小军^{1,2,3}, 盖钧飞¹, 李轶鲲^{1,2,3}

(1. 兰州交通大学测绘与地理信息学院, 兰州 730070; 2. 地理国情监测技术应用国家地方联合工程研究中心, 兰州 730070; 3. 甘肃省地理国情监测工程实验室, 兰州 730070)

摘要: 遥感图像融合技术能够将两幅或多幅多源遥感图像信息进行互补、增强, 使图像携带的信息更加准确和全面。非下采样轮廓波变换 (nonsampled contourlet transform, NSCT) 对遥感数字图像进行多尺度多方向分解, 有益于提取高分遥感图像细节, 从而实现图像的锐化高空间分辨率, 但传统 NSCT 直接生成的高频细节信息过少, 且容易产生“虚影”现象。基于此, 论文结合 NSCT 与引导滤波 (guided filter, GF), 提出了一种新的遥感图像全色锐化融合算法。该算法通过 NSCT 变换的多尺度多方向分解与重构特性, 提取直方图匹配后的图像的细节分量, 同时结合 GF 提取具有全色细节特征的多光谱细节分量, 最终通过加权细节信息锐化获得高空-谱融合结果。通过多个高分遥感数据集的主客观评价验证了所提出算法有效性。

关键词: 非下采样轮廓波变换; 引导滤波; 遥感图像融合; 全色锐化

中图分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2025)01-0024-07

0 引言

图像融合最早始于 20 世纪 70 年代, 发展至今, 已成为多源遥感数据处理的主要手段^[1]。全色锐化作为遥感数字图像融合的主要方法, 是将低空间分辨率多光谱遥感图像与高空间分辨率的全色图像进行融合, 生成高空间分辨率的多光谱图像的过程。其锐化融合结果可以大大提高后续遥感图像解译与处理精度, 在地物识别、变化检测、图像分类等遥感图像处理中有较高的应用需求^[2-4]。

目前, 遥感图像全色锐化方法大致可分为 2 类: 成分替换方法和多分辨率分解方法^[5]。成分替换方法是将多光谱图像变换到另一个空间, 分离出光谱特征和纹理细节特征, 并采用全色图像替换多光谱细节特征, 再逆变换回到初始空间。成分替换方法主要有: IHS 变换^[6]、Brovey 法^[7]、主成分变换 (principal component analysis, PCA)^[8] 以及 Gram-Schmidt 法^[9] 等。成分替换方法简单易行, 细节保持较好, 但光谱扭曲较大。多分辨率分解方法是先采用多尺度分析对多源遥感图像进行分解, 再将分解

后的子带信息在多方向以及多分辨率下进行融合, 最后再通过重构得到融合后的高质量图像。常见的多分辨率分解方法有非下采样剪切波变换法 (nonsampled shearlet transform, NSST)^[10]、基于平滑滤波器的强度调制法 (smoothing filter-based intensity modulation, SFIM)^[7]、高通滤波法 (high pass filter, HPF)^[7]、金字塔变换^[11]、轮廓波变换^[12]、剪切波变换^[13]、非下采样轮廓波变换 (nonsampled contourlet transform, NSCT)^[14-15] 等。多分辨率分解方法光谱扭曲小, 但计算量较大、细节保持不足。

为了解决遥感图像全色锐化中单一的 NSCT 变换细节保持不足, 且容易产生“虚影”等问题, 本文结合 NSCT 与引导滤波 (guided filter, GF) 变换特性, 提出了一种新的全色锐化算法。该算法首先利用 NSCT 变换将全色图像与多光谱图像的低频分量与高频分量分离出来, 通过 NSCT 分解重构, 分别提取多光谱图像和全色图像的细节信息; 然后将多光谱图像细节信息和全色图像细节信息输入到 GF 中, 得到具有全色信息的多光谱新的细节分量; 接着将经过 NSCT 重构的多光谱细节分量减去经过 GF 的多光谱细节分量得到新的细节分量, 与全色图

收稿日期: 2023-07-14; 修订日期: 2023-09-09

基金项目: 国家自然科学基金项目“基于脉冲耦合神经网络的高光谱遥感图像融合方法研究”(编号: 41861055)、中国博士后基金项目(编号: 2019M653795)和兰州交通大学优秀平台(编号: 201806)共同资助。

第一作者: 徐欣钰(1999-), 女, 硕士研究生, 主要研究遥感图像融合方向。Email: 11210900@stu.lzjtu.edu.cn。

通信作者: 李小军(1982-), 男, 副教授, 主要研究遥感数字图像处理、神经网络等方向。Email: xjli@mail.lzjtu.cn。

像细节信息相加得到总细节信息;最后将总细节信息注入到多光谱图像中获得全色锐化结果。

1 研究方法

1.1 NSCT 变换与 GF 滤波原理

1.1.1 NSCT 变换

Cunha 等^[16]根据非下采样小波变换原理,在轮

廓波变换对图像分解处理的基础上,提出了 NSCT 变换的概念。NSCT 变换首先由非下采样金字塔 (nonsampled pyramid, NSP) 滤波器组对图像进行多分辨率分解,然后采用非下采样方向滤波器组 (nonsampled direction filter bank, NSDFB) 对多尺度分解得到的高频子带进行多方向分解,以 2 层分解、各层方向分解数为 n_1 和 n_2 为例,NSCT 分解示意图如图 1 所示。

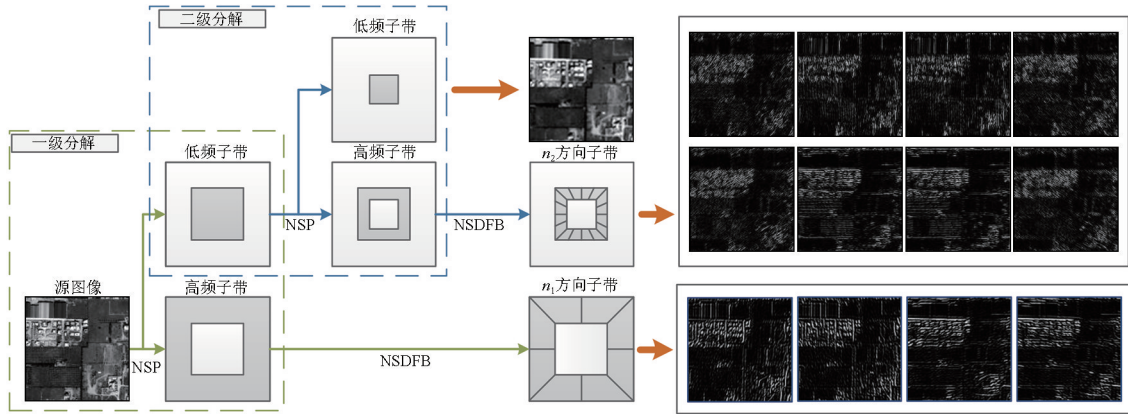


图 1 NSCT 二级分解示意图

Fig.1 Schematic diagram of NSCT secondary decomposition

1.1.2 GF 原理

GF 技术是 He 等^[17-18]在解决图像去雾问题中所提出的一种滤波方法,该方法滤波结果边缘保持性较好,且能够将引导图像的特征注入到输入图像中。若规定引导图像为 G ,输出图像为 O ,则 GF 的数学表达为:

$$O_k = a_q G_k + b_q \quad \forall k \in \omega_q, \quad (1)$$

式中: a_q 和 b_q 为引导图像 G 当窗口中心位于 q 时的线性变换系数; q 和 k 为图像像素的索引; ω_q 为引导图像 G 中以 q 为中心,大小为 $(2R+1) \times (2R+1)$ 的窗口, R 设置为 5。

将输入图像 I 和输出图像 O 之间的线性方程转换成求取最优参数问题,则线性系数 a_q 和 b_q 可以表示为:

$$E(a_q, b_q) = \sum_{k \in \omega_q} (a_q G_k + b_q - I_q)^2 + \varepsilon a_q^2, \quad (2)$$

式中: ε 为归一化因子,其作用是防止 a_q 值过大。

用最小二乘法求解上式,可得:

$$a_q = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_q} G_k I_q - \mu_q \bar{I}_q, \quad (3)$$

$$b_q = \bar{I}_q - a_q \mu_q, \quad (4)$$

式中: μ_q 和 σ_q^2 分别为引导图像 G 在窗口 ω_q 中的均值和方差; $\bar{I}_q$ 为输入图像 I 在 ω_q 中的均值; $|\omega|$ 为窗口内的总像素个数。

1.2 结合 NSCT 与 GF 的全色锐化算法

本文提出一种结合 NSCT 变换和 GF 滤波的遥感图像全色锐化算法。该算法主要由细节分量提取模块、自适应细节权重计算模块和全色锐化融合模块组成,算法流程框图如图 2 所示。该算法利用广义 IHS (generalized intensity - hue - saturation, GIHS)

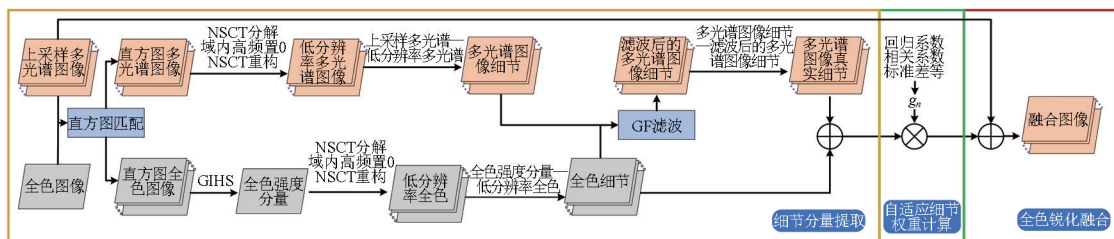


图 2 本文全色锐化算法流程

Fig.2 Flow chart of the proposed pansharpening algorithm

变换提取直方图匹配后的全色图像强度分量,并使用 NSCT 获取插值后的多光谱图像的第 n 个波段 MSU_n 和全色图像强度分量各自的细节分量;随后,通过 GF 滤波,将全色图像细节分量作为引导图像,引导 MSU_n 图像细节分量来计算多光谱图像的真正细节信息,再加上全色图像细节分量来获得总细节信息;最后,对 MSU_n 图像各波段自适应注入总细节信息,按照多分辨率分析法进行全色锐化融合,得到高空间分辨率的多光谱图像。

1.2.1 细节分量提取

为了下文表述方便,定义上采样的多光谱图像为 MSU , n 为第 n 波段,直方图匹配后的多光谱图像为 MSH ,低分辨率的多光谱图像为 MSL ,提取到的多光谱细节为 MSD ,经过 GF 得到多光谱图像为 MSG ,融合图像为 MSO ;提取到多光谱图像中的真正细节为 M ,直方图匹配后的全色图像为 $PANH$,全色图像的强度分量为 $PANI$,低分辨率的全色图像为 $PANL$,提取的全色细节为 $PAND$ 。

在细节分量提取中,使用 NSCT 提取直方图匹配后的多光谱图像和全色图像的细节信息,进而通过 GF 引导获得总细节分量信息,具体步骤如下:

1) 将与 MSU_n 图像直方图匹配后的全色图像进行 GIHS 变换,提取 $PANI$;

2) 对 MSH_n 图像的每个波段均进行 NSCT 分解,并将所有高频系数置 0。随后经过 NSCT 重构得到 MSH_n 图像各波段的低频强度分量 MSL_n ,用 MSU_n 图像减去 MSL_n ,得到多光谱图像的细节信息 MSD_n ;

3) 对 $PANI$ 进行 NSCT 分解,将域内的高频系数全部置 0,重构系数得到低频强度分量 $PANL$,用 $PANI$ 减去 $PANL$ 得到全色图像细节信息 $PAND$;

4) 使用 GF,将 $PAND$ 作为引导图像, MSD_n 作为输入图像,得到输出图像 MSG_n ;

5) 最后云计算得到第 n 个波段的最终细节分量 D_n ,计算公式为:

$$D_n = PAND + (MSD_n - MSG_n) \quad (5)$$

1.2.2 自适应细节权重计算

由于多光谱图像每个波段光谱信息存在差异,统一为 MSU_n 图像注入相同强度细节分量势必会导致融合图像产生较大的光谱失真。为此,本文采用自适应细节权重,为每个波段注入不同强度的细节分量^[19]。规定 n 为第 n 个波段, N 为多光谱图像的总波段数; r 为多光谱图像与全色图像的空间分辨率比值; X_l 为将 X 图像先下采样 $1/r$,再上采样 r 倍得到的低通图像。则细节权重 g_n 的数学描述如式

(6) — (11) 所示。

$$PANL = \alpha_0 + \sum_{n=1}^N \alpha_n MH_n \quad (6)$$

式中: MH_n 为 $[M \times N, L+1]$ 的矩阵,其中 M, N 和 L 分别为 MSU_n 的行数、列数和波段数; MH_n 的第 1 列全为 1,后 4 列是将 MSH_n 进行形状变换得到的矩阵。

利用式 (6) 求回归系数 $\alpha, \alpha = [\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_n]$ 。

$$I_1 = MH_n \times \alpha \quad (7)$$

$$I_n = \text{corr}(MSH_n, I_1) \times PAN + [1 - \text{corr}(MSH_n, I_1)] \times MSH_n \quad (8)$$

式中: $\text{corr}()$ 为相关系数; PAN 为原始全色图像。将 I_n 进行下采样 $1/r$,再上采样 r 倍,得到低分辨率的亮度分量 I_{ln} ,从而计算 g_n ,公式为:

$$\beta = \text{regree}(I_{ln}, MSH_n) \quad (9)$$

$$IP_n = MH_n \times \beta \quad (10)$$

$$g_n = 0.95 \times \text{corr}(IP_n, MSH_n) \times \frac{\text{std}(MSH_n)}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \text{std}(MSH_n)} \quad (11)$$

式中: $\text{regree}(A, B)$ 为 A 与 B 的回归系数; $\text{corr}(A, B)$ 为 A 与 B 的相关系数; $\text{std}(A)$ 为 A 的标准差; MSH_n 为直方图匹配后的多光谱图像。

1.2.3 全色锐化融合

由前面计算得到的强度分量细节信息,对 MSU_n 图像各波段自适应注入高分强度分量细节信息,按照多分辨率分析法进行全色锐化融合,得到高空间分辨率的多光谱图像,从而计算锐化融合结果 MSO_n ,公式为:

$$MSO_n = MSU_n + g_n \times D_n \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

1.3 评价指标

除了采用主观评价方式对图像融合效果进行主观评判以外,论文还选用了光谱扭曲度 D_λ 、空间细节失真度 D_s 、无参考指标 (quality with no reference, QNR)、四元数指标 (Q4)、相对全局综合误差 (relative dimensionless global error in synthesis, ERGAS)、光谱映射角 (spectral angle mapper, SAM)、广义图像质量指标 (universal image quality index, UIQI) 和相关系数 (correlation coefficient, CC) 共 8 种客观评价指标^[20] 对图像融合效果进行客观评价,其中 D_λ, D_s 和 QNR 属于在全分辨率融合下的评价指标, Q4, ERGAS, SAM, UIQI 和 CC 属于按照 wald 协议^[21],将原始多光谱图像作为参考图像,将原始多光谱图像和全色图像都进行下采样后,降分辨率融合下的评

价指标。

$Q4$ 指标用来衡量融合图像的光谱变形程度,其

$$Q4 = 4 | \sigma_{xy} | \| \bar{\mathbf{x}} \| \| \bar{\mathbf{y}} \| / (\sigma_x^2 + \sigma_y^2) (\| \bar{\mathbf{x}} \|^2 \| \bar{\mathbf{y}} \|^2) , \quad (13)$$

式中: $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{y}$ 分别为融合图像与参考图像的四元数; σ 为协方差。

$$D_\lambda = \sqrt[p]{\frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N | Q4(\mathbf{F}_i, \mathbf{F}_j) - Q4(\mathbf{f}_i, \mathbf{f}_j) |^p} , \quad (14)$$

$$D_s = \sqrt[q]{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N | Q4(\mathbf{F}_i, \mathbf{P}) - Q4(\mathbf{f}_i, \mathbf{P}_L) |^q} , \quad (15)$$

$$QNR = (1 - D_\lambda)^\alpha (1 - D_s)^\beta , \quad (16)$$

式中: $\mathbf{f}$ 和 $\mathbf{F}$ 分别为低空间分辨率的多光谱图像和高空间分辨率的融合图像; $Q4(\cdot)$ 为 $Q4$ 指标; i 和 j 为波段序号; N 为多光谱图像的总波段数; $\mathbf{P}$ 为全色图像; $\mathbf{P}_L$ 为通过低通滤波得到的低分辨率全色图像; $p=q=1$; α 和 β 为控制 D_λ 和 D_s 的 2 个常数,文中都设置为 1。 D_λ 和 D_s 的最优值为 0, QNR 的最佳值为 1。

SAM 是最常用的光谱差异测量方法, SAM 值越小,表示参考图像与融合图像之间的光谱相似性越大。SAM 的公式为:

$$SAM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \arccos \left(\frac{\langle \mathbf{f}_i, \mathbf{F}_i \rangle}{\| \mathbf{f}_i \| \cdot \| \mathbf{F}_i \|} \right) , \quad (17)$$

式中: 符号 $\langle \cdot \rangle$ 为内积; 符号 $\| \cdot \|$ 为范数; i 为波段; N 为图像总波段数; $\mathbf{f}$ 和 $\mathbf{F}$ 分别为多光谱图像和融合图像。

ERGAS 用来衡量融合图像的光谱失真程度,值越小越好,其计算公式为:

$$ERGAS = \frac{100}{c} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{RMSE_i^2}{\mu_i^2}} , \quad (18)$$

式中: $RMSE_i$ 为融合后的图像与参考标准图像第 i 个波段的均方根误差; c 为多光谱图像与全色图像的空间分辨率的比值; μ_i 为融合后的图像第 i 个波段的均值。

UIQI 是衡量融合影像与参考影像间的亮度和对比度之间的相似性,通过滑动窗口进行计算,最后在所有窗口和所有波段上取平均值得到。UIQI 值越大,融合质量越好,最佳值是 1。计算公式为:

$$UIQI = \frac{\sigma_{Ff}}{\sigma_F \sigma_f} \times \frac{2\mu_F \mu_f}{\mu_F^2 + \mu_f^2} \times \frac{2\sigma_F \sigma_f}{\sigma_F^2 + \sigma_f^2} , \quad (19)$$

式中: σ 为协方差; μ 为均值。

CC 表示了 2 幅影像间的空间相关性,可以衡量融合影像的几何失真情况,值越大说明失真越小,其

值越大说明融合图像的光谱扭曲越小,最优值为 1。

$Q4$ 指标公式为:

光谱扭曲度 D_λ 、空间细节失真度 D_s 和综合评价

索引 QNR 的计算公式为:

计算公式为:

$$CC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N CCS(\mathbf{F}_i, \mathbf{f}_i) , \quad (20)$$

$$CCS(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \frac{\sum_{h=1}^H \sum_{w=1}^W (\mathbf{U}_{hw} - \mu_U)(\mathbf{V}_{hw} - \mu_V)}{\sqrt{\sum_{h=1}^H \sum_{w=1}^W (\mathbf{U}_{hw} - \mu_U)^2 (\mathbf{V}_{hw} - \mu_V)^2}} , \quad (21)$$

式中: $\mathbf{U}$ 和 $\mathbf{V}$ 为单波段影像; H 和 W 为图像的总行数和总列数; h 和 w 为行号和列号。

2 实验与分析

2.1 实验数据

为验证本文所提出算法的有效性,论文采用 2 组高分遥感数据集进行仿真验证。第一组数据采用的是 WorldView-2 遥感卫星采集的农田区域,其中全色图像和多光谱图像大小分别为 1024×1024 和 $256 \times 256 \times 4$,多光谱图像的空间分辨率为 2 m,全色图像的空间分辨率为 0.5 m。第二组数据选取 GF-2 遥感卫星获取的敦煌市城镇地区,全色图像和多光谱图像大小与第一组数据集一致,多光谱图像和全色图像的空间分辨率分别为 3.44 m 和 0.86 m。

另外,开展了本文方法与 GSA^[22], HPF^[23], SFIM^[23], Indusion^[24], MTF-GLP-HPM-PP^[7] 和 MTF-GLP-CBD^[7] 这 6 种经典遥感图像融合算法对比实验。文中所有实验以及相关代码均在 MATLAB 软件下开展, NSCT 分解级数为 3 级,从“细”到“粗”分解的方向子带数分别为 8, 8, 16; GF 中的滤波窗口大小 R 设置为 5,归一化因子 ε 为 0.01。

2.2 融合结果

图 3 所示为采用 WorldView-2 的 7 种算法融合实验对比结果。从主观上来看,其他 6 种对比融合算法均获得了较好的融合结果,但与本文算法相比,仍存在一定的差异。从融合图像的光谱扭曲来看, GSA 方法和 MTF-GLP-HPM-PP 法融合图像光谱扭曲最大,在农田和道路区域较为明显; SFIM 法和

HPF 法在边缘处可以看出融合结果存在重影现象; 本文所提算法的融合结果对多光谱图像光谱保真上明显优于 GSA, SFIM, Indusion 和 MTF-GLP-HPM-PP 图像融合算法。从融合图像的空间细节注入程

度来看, 本文算法相较于 HPF, SFIM 和 Indusion 等多分辨率分析法, 对比度更好, 且地物更加准确、清晰。

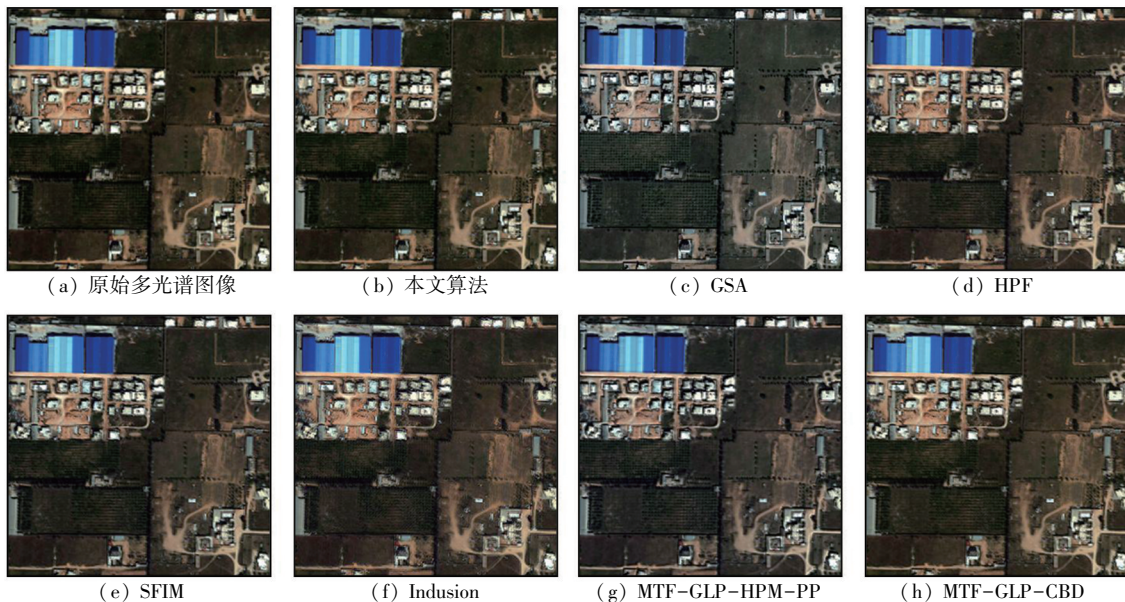


图 3 WV-2 数据集全色锐化结果
Fig.3 Pansharpening results of WV-2 dataset

图 4 所示为 GF-2 数据集的融合结果。从图中可以看出 GSA 和 MTF-GLP-HPM-PP 法融合图像在右下角绿地区域颜色较浅, GSA 融合图像的左上角房屋颜色偏深, 操场颜色偏浅, 均出现光谱较大失

真; Indusion 融合影像有明显的模糊重影现象; 而 HPF, SFIM, MTF-GLP-CBD 和本文算法融合影像颜色自然, 纹理丰富。

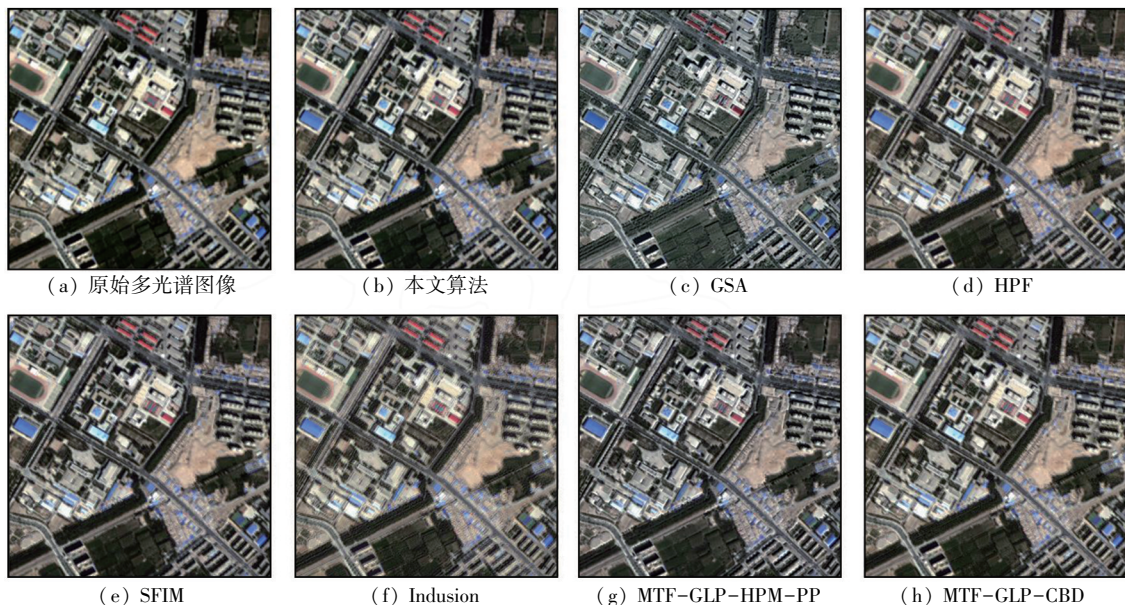


图 4 GF-2 数据集全色锐化结果
Fig.4 Pansharpening results of GF-2 dataset

2.3 指标评价结果

表 1 和表 2 所示为本文算法与其他 6 种融合对比方法的客观评价结果, 几种算法的指标最优值在表中以加粗表示。从表 1 和表 2 可以看出, 本文算法的融合指标精度均优于其他经典融合算法。由于

综合考虑了多光谱图像和全色图像中的细节, 本文方法在图像纹理细节保持、光谱保真、与参考标准图像相关性评价等方面, 相较传统锐化融合算法有较大的提高。因此, 主观与客观 2 种图像融合效果评判验证了本文算法的有效性和可行性。

表 1 WorldView-2 图像客观评价指标计算结果

Tab.1 Calculation results of objective evaluation indexes of WorldView-2 image

方法	全分辨率评价				降分辨率评价			
	D_{λ}	D_s	QNR	$Q4$	SAM	$ERGAS$	$UIQI$	CC
本文算法	0.020 3	0.034 1	0.946 2	0.705 3	3.533 7	5.238 4	0.725 2	0.861 2
GSA	0.103 0	0.399 9	0.538 3	0.670 6	4.609 1	6.356 8	0.682 9	0.827 7
HPF	0.063 8	0.129 7	0.814 8	0.688 5	3.739 0	5.534 1	0.699 6	0.846 1
SFIM	0.059 3	0.131 1	0.817 4	0.691 0	3.826 1	5.621 6	0.706 8	0.843 3
Indusion	0.042 3	0.109 2	0.853 0	0.588 5	3.979 7	6.725 8	0.601 7	0.777 7
MTF-GLP-HPM-PP	0.113 6	0.268 9	0.648 1	0.701 7	4.115 7	5.616 7	0.714 6	0.847 0
MTF-GLP-CBD	0.042 6	0.132 7	0.830 4	0.698 6	4.293 6	5.740 5	0.711 4	0.849 0

表 2 GF-2 图像客观评价指标计算结果

Tab.2 Calculation results of objective evaluation indexes of GF-2 image

方法	全分辨率评价				降分辨率评价			
	D_{λ}	D_s	QNR	$Q4$	SAM	$ERGAS$	$UIQI$	CC
本文算法	0.034 2	0.062 7	0.905 2	0.802 5	3.855 1	4.230 8	0.798 2	0.868 9
GSA	0.123 3	0.355 7	0.564 9	0.753 6	5.221 9	5.804 6	0.698 9	0.807 7
HPF	0.070 5	0.153 2	0.787 1	0.798 3	3.965 5	4.491 9	0.781 3	0.852 0
SFIM	0.066 7	0.161 4	0.782 7	0.795 2	4.021 1	4.588 0	0.773 3	0.848 4
Indusion	0.041 5	0.112 8	0.850 4	0.655 0	4.326 7	5.957 6	0.626 5	0.734 3
MTF-GLP-HPM-PP	0.119 6	0.267 6	0.644 8	0.798 3	4.523 9	4.661 7	0.764 4	0.848 3
MTF-GLP-CBD	0.061 4	0.183 2	0.766 6	0.781 6	4.861 3	5.265 3	0.739 0	0.831 8

3 结论

论文提出了一种结合 NSCT 与 GF 的新的全色锐化算法。通过 NSCT 的多尺度多方向的小波分解与重构特性,分别提取多光谱图像和全色图像的细节分量,并结合 GF 计算出多光谱图像中真正的细节,将全色图像细节与多光谱图像细节相加得到总的细节信息,随后将总细节信息自适应注入多光谱图像进而获得具有高空-谱分辨率信息的多光谱融合图像。实验结果表明,提出的全色锐化算法可以解决由于传统 NSCT 变换导致融合中原图像损失较多的细节信息的问题,提升了多分辨率遥感图像融合精度与质量。从多个数据集的主、客观评价实验,验证了本文算法有效性。

但随着遥感数据量的迅猛增长,传统的多分辨率分析法已经不能满足大规模的数据融合。基于深度学习的融合方法已经崛起,且取得了不错的成果,下一步团队将通过深度学习来融合图像的特征并优化融合任务。

参考文献 (References):

[1] Hu J, Hu P, Wang Z, et al. Spatial dynamic selection network for remote-sensing image fusion[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2021, 19: 8013205.

[2] Cao S Y, Hu X J. Dynamic prediction of urban landscape pattern based on remote sensing image fusion[J]. International Journal of Environmental Technology and Management, 2021, 24(1/2): 18.

[3] Xu J, Luo C, Chen X, et al. Remote sensing change detection based

on multidirectional adaptive feature fusion and perceptual similarity [J]. Remote Sensing, 2021, 13(15): 3053.

[4] Li H, Song D, Liu Y, et al. Automatic pavement crack detection by multi-scale image fusion [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(6): 2025-2036.

[5] 盖钧飞, 李小军, 赵鹤婷, 等. 结合脉冲耦合神经网络的自适应全色锐化算法[J]. 测绘科学, 2023, 48(1): 60-69.

Ge J F, Li X J, Zhao H T, et al. Adaptive panchromatic sharpening algorithm with pulse coupled neural network [J]. Science of Surveying and Mapping, 2023, 48(1): 60-69.

[6] Wady S M A, Bentoutou Y, Bengermikh A, et al. A new IHS and wavelet based pansharpening algorithm for high spatial resolution satellite imagery [J]. Advances in Space Research, 2020, 66(7): 1507-1521.

[7] Dadrass Javan F, Samadzadegan F, Mehravar S, et al. A review of image fusion techniques for pan-sharpening of high-resolution satellite imagery [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2021, 171: 101-117.

[8] Wu Z, Huang Y, Zhang K. Remote sensing image fusion method based on PCA and curvelet transform [J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2018, 46(5): 687-695.

[9] 张涛, 刘军, 杨可明, 等. 结合 Gram-Schmidt 变换的高光谱影像谐波分析融合算法[J]. 测绘学报, 2015, 44(9): 1042-1047.

Zhang T, Liu J, Yang K M, et al. Fusion algorithm for hyperspectral remote sensing image combined with harmonic analysis and gram-schmidt transform [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(9): 1042-1047.

[10] 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.

[11] Jin H, Wang Y. A fusion method for visible and infrared images based on contrast pyramid with teaching learning based optimization [J]. Infrared Physics & Technology, 2014, 64: 134-142.

- [12] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2005, 14(12): 2091–2106.
- [13] Lim W Q. The discrete shearlet transform: A new directional transform and compactly supported shearlet frames [J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2010, 19(5): 1166–1180.
- [14] Singh H, Cristobal G, Blanco S, et al. Nonsubsampled contourlet transform based tone-mapping operator to optimize the dynamic range of diatom shells [J]. Microscopy Research and Technique, 2021, 84(9): 2034–2045.
- [15] 徐欣钰, 李小军, 赵鹤婷, 等. NSCT 和 PCNN 相结合的遥感图像全色锐化算法 [J/OL]. 自然资源遥感, [2023-09-18]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1759.P.20221102.1831.020.html>.
- Xu X Y, Li X J, Zhao H T, et al. Pansharpening algorithm of remote sensing images based on by combining NSCT and PCNN [J]. Remote Sensing for Natural Resources. [2023-09-18]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1759.P.20221102.1831.020.html>.
- [16] Cunha A L, Zhou J, Do M N. The nonsubsampled contourlet transform: Theory, design, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2006, 15(10): 3089–3101.
- [17] He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341–2353.
- [18] He K, Sun J, Tang X. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397–1409.
- [19] Choi J, Yu K, Kim Y. A new adaptive component-substitution-based satellite image fusion by using partial replacement [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(1): 295–309.
- [20] 张立福, 彭明媛, 孙雪剑, 等. 遥感数据融合研究进展与文献定量分析 (1992–2018) [J]. 遥感学报, 2019, 23(4): 603–619.
- Zhang L F, Peng M Y, Sun X J, et al. Progress and bibliometric analysis of remote sensing data fusion methods (1992–2018) [J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(4): 603–619.
- [21] Wald L, Ranchin T, Mangolini M. Fusion of satellite images of different spatial resolutions: Assessing the quality of resulting images [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1997, 63(6): 691–699.
- [22] Aiazzi B, Baronti S, Selva M. Improving component substitution pansharpening through multivariate regression of MS+Pan data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(10): 3230–3239.
- [23] Vivone G, Dalla Mura M, Garzelli A, et al. A new benchmark based on recent advances in multispectral pansharpening: Revisiting pansharpening with classical and emerging pansharpening methods [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2021, 9(1): 53–81.
- [24] Vivone G, Alparone L, Chanussot J, et al. A critical comparison among pansharpening algorithms [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(5): 2565–2586.

A multispectral image pansharpening algorithm based on nonsubsampled contourlet transform (NSCT) combined with a guided filter

XU Xinyu¹, LI Xiaojun^{1,2,3}, GE Junfei¹, LI Yikun^{1,2,3}

(1. Faculty of Geomatics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 2. National-Local Joint Engineering Research Center of Technologies and Applications for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China; 3. Gansu Provincial Engineering Laboratory for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China)

Abstract: Remote sensing image fusion technology can combine and enhance information from two or more multi-source remote sensing images, making the fused image more accurate and comprehensive. The nonsubsampled contourlet transform (NSCT) is effective in extracting details from high-resolution remote sensing images through multi-scale and multi-directional decomposition, thus achieving image sharpening with high spatial resolution. However, traditional NSCT produces limited high-frequency details and is prone to introduce artifacts such as “ghosting” in fused images. To address this issue, the study proposed a new panchromatic sharpening fusion algorithm for remote sensing images by combining NSCT with a guided filter (GF). Specifically, the promoted algorithm extracted the detail components from histogram-matched images using the multi-scale, multi-direction decomposition and reconstruction properties of the NSCT. Meanwhile, it extracted multi-spectral detail components with panchromatic detail features using GF. Finally, the fused images with high-spatial and high-spectral resolutions were obtained by sharpening based on weighted detail components. The proposed algorithm was proved effective through both subjective and objective evaluations using multiple high-resolution remote sensing datasets.

Keywords: nonsubsampled contourlet transform; guided filter; remote sensing image fusion; panchromatic sharpening

(责任编辑: 张 仙)