

基于显著性分析的自适应遥感图像融合

张立保 章 珏

北京师范大学信息科学与技术学院, 北京 100875

摘要 针对遥感图像融合中,不同地物区域对空间与光谱信息要求不同的问题,提出了一种基于显著性分析的自适应遥感图像融合算法。结合多尺度谱残差分析模型,将遥感图像分为纹理、边缘丰富的显著区域与纹理、边缘较少的非显著区域,对显著性不同的区域采用不同融合算法。针对居民区、道路等纹理、边缘信息丰富的显著区域,采用窗均值亮度色调饱和度(IHS)变换,较好地保留了空间细节;针对农田、山地等非显著区域,采用基于小波变换的融合策略保留较多光谱信息。实验结果表明,新算法能使融合结果中的显著区域保留更多空间细节,非显著区域保留更多光谱信息,为今后的遥感图像融合研究提供了一定的理论与应用价值。

关键词 图像处理; 图像融合; 显著性分析; 多尺度谱残差; 小波变换; 亮度色调饱和度变换

中图分类号 TN919.8

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201542.0114001

A New Adaptive Fusion Method Based on Saliency Analysis for Remote Sensing Images

Zhang Libao Zhang Jue

College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

Abstract In remote sensing image fusion, these different object regions have different demands on the spatial and spectral resolution. A new adaptive fusion method based on saliency analysis for the remote sensing image is proposed. The multi-scale spectral residual (MSR) analysis model is introduced to divide the remote sensing image into the salient regions with the rich texture and edge information and the non-salient regions with the less texture and edge information. Two different fusion algorithms are applied to the two kinds of areas. The window mean intensity hue saturation (IHS) transform can be used in salient regions with the rich texture and edge information, such as urban areas and roads, to retain more texture and edge information while the wavelet transform can be used in non-salient areas, such as farmlands and mountains, to retain more spectral information. The experimental results show that the new algorithm can obtain the salient regions as urban areas and roads with more texture and edge information and non-salient areas as farmlands and mountains with more spectral information. The new method has more theory and application value in further research of remote sensing image fusion.

Key words image processing; image fusion; saliency analysis; multi-scale spectral residual; wavelet transform; intensity hue saturation transform

OCIS codes 100.2000; 100.3008; 280.4991

1 引 言

遥感图像融合是指将不同传感器得到的具有不同观测特性的图像信息有选择、有策略地结合起来,以得到具有更优观测特性的新图像的方法。它是很多遥感图像应用的预处理环节,在环境监测、地质调查以及城镇规划等诸多领域都有着广泛应用^[1-2]。

收稿日期: 2014-06-10; 收到修改稿日期: 2014-08-08

基金项目: 国家自然科学基金(61071103)、中央高校基本科研业务费专项资金(2012LYB50)

作者简介: 张立保(1977—),男,博士,副教授,主要从事遥感影像压缩与融合等方面的研究。E-mail: libaozhang@163.com

遥感影像中的全色图像(PAN)通常清晰度高,空间细节丰富,但光谱分辨率较低;反之,多光谱图像(MS)光谱信息丰富,但空间分辨率不高。将两者融合可以有效消除冗余,实现空间与光谱信息互补,使融合后图像在保留空间细节信息的同时也能较好地保留光谱信息。常用算法有 Brovey 变换^[3]、亮度色调饱和度(IHS)变换^[4]、离散小波变换^[5](DWT)等。Brovey 变换属于线性加权法中的一种,计算简单,融合速度较快,但融合图像亮度较低,光谱畸变严重。基于 IHS 变换的融合方法可以较好地保留全色遥感图像的空间细节信息,在一定程度上改善了光谱畸变,但融合效果易受全色遥感图像中噪声的影响。基于 DWT 的遥感影像融合能够充分利用多分辨率特性,较好地抑制光谱畸变,目前得到了广泛研究与应用。

在许多实际应用中,遥感图像的不同区域对空间细节信息与光谱特征的要求并不完全相同。例如,纹理与边缘信息丰富的居民区、港口以及道路等区域,通常需要较多空间细节信息;农田、山区及林地等区域则更为重视光谱信息,目前已有的遥感图像融合方法难以针对区域的不同需求准确、高效地完成分区图像融合。

针对该问题,本文提出了一种基于显著性分析的自适应遥感图像融合策略,将视觉显著性分析模型引入遥感图像融合中^[6-9]。通过构建多尺度谱残差分析模型,将遥感图像中纹理与边缘细节丰富的居民区及道路作为显著区域提取出来;对显著区域使用窗均值 IHS 变换 (WM-IHS),更好地保留空间细节信息,对农田、山区及林地等非显著区域采用基于小波变换的融合策略,保留更多光谱信息,使融合后图像的居民区、道路等显著区域保留更多的空间细节信息;而农田、山区及林地等非显著区域保留更多的光谱信息。

2 遥感图像显著性分析

2.1 多尺度谱残差分析模型

谱残差(SR)是一种有效的视觉显著性分析方法。它通过对频域信息的整合与提取,能够将图像的显著区域快速检测出来。该模型认为图像进行傅里叶变换后频谱幅值的对数谱有着相似的线性分布趋势,而这种相似的统计特性反映了图像的信息冗余,通过去除对数谱中的相似部分,保留差异信息,可以有效获取图像的显著区域信息^[6]。

由于谱残差模型仅保留少量频谱信息,使得显著区域的完整性与清晰性遭到破坏,产生了显著区边缘模糊、显著区内部空洞化等缺陷。针对上述问题,提出了一种多尺度谱残差分析模型(MSR),对遥感图像进行多尺度分解;再对每个尺度下的遥感图像均进行谱残差分析,获得该尺度下的显著特征图;将所有显著特征图加权融合为一幅显著图,根据该显著图将显著区域与非显著区域提取出来。MSR 不仅有效避免了传统单一尺度谱残差模型的缺陷,而且充分考虑了不同尺度下图像的显著信息。

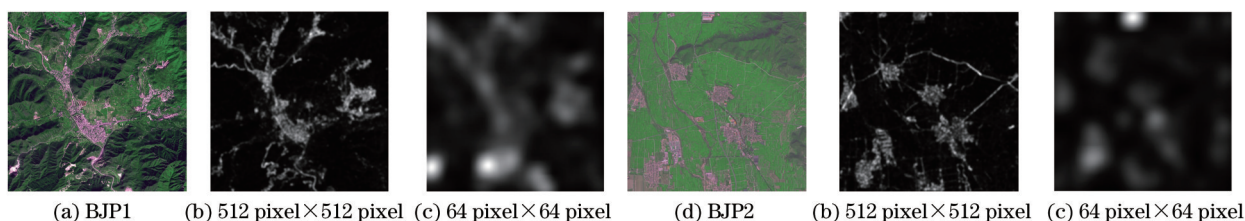


图1 针对遥感图像BJP1与BJP2的不同尺度谱残差分析结果

Fig.1 Results of SR model at different scales for BJP1 and BJP2

图1给出了谱残差分析模型针对遥感图像BJP1与BJP2在不同尺度下的谱残差分析效果图。所选空间尺度大小为 512 pixel×512 pixel 与 64 pixel×64 pixel。下面进一步给出提出的多尺度谱残差分析模型的具体实现步骤:

- 1) 给定图像 I , 利用高斯金字塔得到 3 个尺度下的图像 I_δ , $\delta = 1, 2, 3$;
- 2) 将 $I_\delta(x, y)$ 进行傅里叶变换, 得到图像的幅值谱 $A_\delta(\mu, \nu)$ 和相位谱 $\varphi_\delta(\mu, \nu)$:

$$F_\delta(\mu, \nu) = \int \int_{-\infty}^{+\infty} I_\delta(x, y) \exp[-2i\pi(x\mu + y\nu)] dx dy, \quad (1)$$

$$F_\delta(\mu, \nu) = |A_\delta(\mu, \nu)| \exp[i\varphi_\delta(\mu, \nu)], \quad (2)$$

$$A_{\delta}(\mu, \nu) = \sqrt{\operatorname{Re}[F_{\delta}(\mu, \nu)]^2 + \operatorname{Im}[F_{\delta}(\mu, \nu)]^2}, \quad (3)$$

$$\varphi_{\delta}(\mu, \nu) = \arctan\left\{\frac{\operatorname{Im}[F_{\delta}(\mu, \nu)]}{\operatorname{Re}[F_{\delta}(\mu, \nu)]}\right\}. \quad (4)$$

3) 对幅值谱 $A_{\delta}(\mu, \nu)$ 取对数, 得到对数谱 $L_{\delta}(\mu, \nu)$, 即

$$L_{\delta}(\mu, \nu) = \lg[A_{\delta}(\mu, \nu)]. \quad (5)$$

4) 对 $L_{\delta}(\mu, \nu)$ 进行 $5 \text{ pixel} \times 5 \text{ pixel}$ 的均值滤波后得到 $L'_{\delta}(\mu, \nu)$, 用 $L_{\delta}(\mu, \nu)$ 减去 $L'_{\delta}(\mu, \nu)$, 分别得到不同尺度下的谱残差 $R_{\delta}(\mu, \nu)$, 即

$$R_{\delta}(\mu, \nu) = L_{\delta}(\mu, \nu) - L'_{\delta}(\mu, \nu). \quad (6)$$

5) 将 $R_{\delta}(\mu, \nu)$ 与 $\varphi_{\delta}(\mu, \nu)$ 进行傅里叶逆变换并用滤波器 $g(x, y)$ 对逆变换结果 $I'_{\delta}(x, y)$ 进行高斯滤波, 分别得到不同尺度下的显著特征图 S_{δ} :

$$F_{\delta}(\mu, \nu) = \exp[R_{\delta}(\mu, \nu) + \varphi_{\delta}(\mu, \nu)], \quad (7)$$

$$I'_{\delta}(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} F_{\delta}(\mu, \nu) \exp[2\pi i(x\mu + y\nu)] d\mu d\nu, \quad (8)$$

$$S_{\delta} = I'_{\delta}(x, y) * g(x, y). \quad (9)$$

2.2 显著特征图的跨尺度融合

在获得不同尺度下的显著特征图 S_{δ} 后, 还需要将这些显著特征图加以有效融合, 才能获得图像的最终显著图 S 。基于显著特征图中显著区域和非显著区域的对比度差异, 提出了一种快速跨尺度融合机制。该机制计算显著特征图中显著区域与全图的对比度差异 $f_{\max}(S_{\delta}) - f_{\text{mean}}(S_{\delta})$; 按(10)式取平方, 作为该尺度显著特征图的融合权重 w_{δ} ; 按(11)式将 w_{δ} 与 S_{δ} 相乘并进行累加, 得到最终的显著图 S 。

$$w_{\delta} = [f_{\max}(S_{\delta}) - f_{\text{mean}}(S_{\delta})]^2, \quad \delta = 1, 2, \dots, n, \quad (10)$$

$$S = \sum_{\delta=1}^n (w_{\delta} \times S_{\delta}). \quad (11)$$

通过对最终显著图的二值分割, 获得遥感图像融合所需要的显著区域与非显著区域模板。

3 基于显著性分析的自适应遥感图像融合

IHS模型通过对亮度、色度、饱和度的描述来模仿人类视觉系统对色彩的感知。较红绿蓝(RGB)模型相关性更小, 能够更准确地描述图像的颜色特征, (12)~(15)式为RGB与IHS相互转换的公式, 其中 V_1 、 V_2 是中间变量。

$$\begin{bmatrix} I \\ V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ -\frac{1}{\sqrt{6}} & -\frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{2}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & -\frac{1}{\sqrt{6}} & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}, \quad (12)$$

$$H = \arctan^{-1}\left(\frac{V_2}{V_1}\right), \quad (13)$$

$$S = \sqrt{V_1^2 + V_2^2}, \quad (14)$$

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 & -\frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 & \sqrt{2} & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} I \\ V_1 \\ V_2 \end{bmatrix}. \quad (15)$$

在IHS变换基础上对多光谱图像的 I 分量和全色遥感图像采取了自适应分区融合策略, 即利用多尺度谱残差分析模型对全色遥感图像进行显著性分析, 得到图像的显著区域和非显著区域, 对两种区域进行侧重点不同的融合算法, 例如, 对道路、居民区等显著性较高的区域, 使用WM-IHS变换, 较好地保留全色遥感图

像的空间细节,对农田、山地等非显著性区域,采用基于小波融合算法,更好地保留融合后该区域的光谱信息。图2给出了本文提出的自适应遥感图像融合框架。

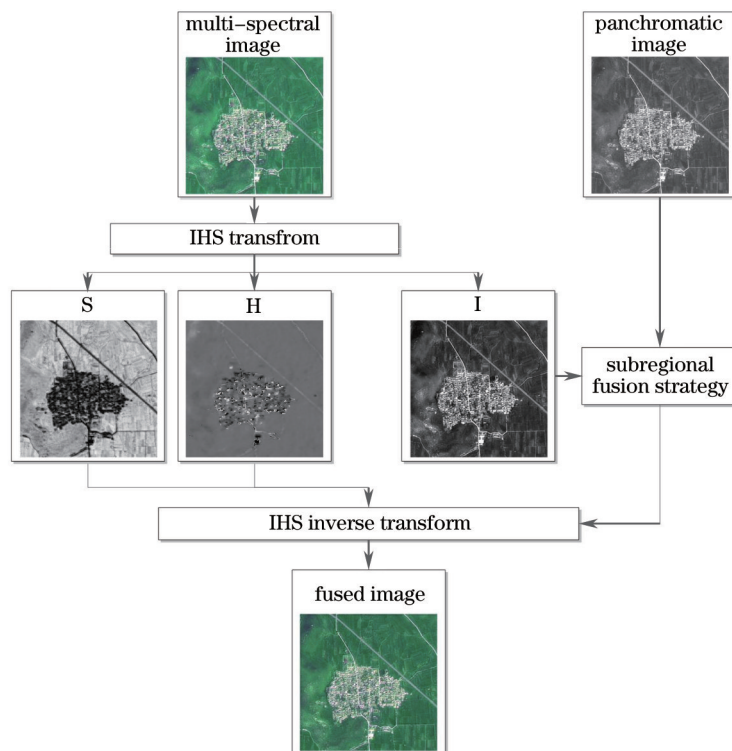


图2 自适应遥感图像融合框架

Fig.2 Framework of the adaptive fusion method for remote sensing images

3.1 显著区域融合策略

显著区域融合采用WM-IHS算法,最大限度地保留全色图像的空间细节信息,且有效减少光谱扭曲。WM-IHS算法将多光谱图像I分量的显著区域与全色遥感图像显著区域进行加窗的灰度值匹配,得到融合图像亮度分量的显著区域。为了改善显著区域光谱畸变情况,引入一个3 pixel×3 pixel窗口,计算IHS变换所得显著区域I分量的各窗口均值,用来校正全色遥感图像显著区域的窗口灰度值,在更好地保留显著区域空间细节信息的同时减小其光谱扭曲度。

灰度值匹配所用公式为

$$T = M_{QW} \times \frac{f_{PW_M}}{f_{QW_M}}, \quad (16)$$

式中 M_{PW} 与 M_{QW} 分别为多光谱图像I分量的显著区域和全色遥感图像的显著区域对应位置上的3 pixel×3 pixel窗口矩阵, f_{PW_M} 与 f_{QW_M} 分别为 M_{PW} 与 M_{QW} 中所有元素的灰度均值。

遍历显著区域所有像素,将每次得到的亮度矩阵 T 放在融合图像亮度分量显著区域的对应位置上,最终得到融合图像亮度分量的显著区域。

3.2 非显著区域融合策略

非显著区域采用基于小波变换的融合算法,将多光谱遥感图像I分量的非显著区域与全色遥感图像的非显著区域进行小波分解与重构,得到融合图像亮度分量的非显著区域。

针对检测得到的遥感影像非显著性区域,采用基于小波变换的融合算法。即将全色遥感图像与多光谱图像I分量进行N层小波分解,将多光谱图像I分量的低频子带与全色遥感图像的高频子带进行融合,对融合后的小波系数进行小波逆变换,得到非显著区域的融合结果^[10-11]。事实上,高频系数对保留图像的空间细节信息起着主要作用,低频系数则对保留图像的光谱信息有至关重要的作用。对图像非显著区域进行了3层小波分解,将全色遥感图像非显著区域的高频系数和多光谱图像I分量中非显著区域的低频系数直接重

组,对重组后的系数进行小波逆变换得到融合图像亮度分量的非显著区域。

3.3 融合步骤

- 1) 多光谱图像经 IHS 变换得到 I 、 H 、 S 分量;
- 2) 结合多尺度谱残差模型对全色遥感图像进行显著性分析并得到图像的显著图,利用最大类间方差法对显著图进行阈值分割,得到显著区域和非显著区域的二值化模板;
- 3) 多光谱图像 I 分量与非显著区域模板相乘得到多光谱图像 I 分量的非显著区域,记为 M ;全色遥感图像与非显著区域模板相乘得到全色遥感图像非显著区域,记为 N ;
- 4) 对 M 进行三层小波分解,提取 M 的低频分量,记为 M_l ;对 N 进行三层小波分解,提取 N 的高频分量,记为 N_h ;
- 5) 将 M 的低频分量 M_l 和 N 的高频分量 N_h 直接重组,将重组结果进行小波重构,得到融合图像亮度分量的非显著区域,记为 I_1 ;
- 6) 多光谱图像的 I 分量与显著区域二值化模板相乘得到多光谱图像 I 分量的显著区域,记为 P ;全色遥感图像与显著区域二值化模板相乘得到全色遥感图像的显著区域,记为 Q ;对 P 和 Q 进行窗口大小为 $3 \text{ pixel} \times 3 \text{ pixel}$ 的灰度值矩阵匹配,得到融合图像亮度分量的显著区域,记为 I_2 ;
- 7) 将融合图像亮度分量的显著区域 I_2 补充非显著区域 I_1 中,得到融合图像亮度分量,记为 I' ;
- 8) 将 I' 、 H 、 S 分量通过 IHS 逆变换得到融合图像。

4 实验结果及分析

4.1 MSR 算法提取显著区域的性能评价

为了评估提出的 MSR 算法对遥感图像显著区域检测的效果,将 MSR 与 ITTI、基于图像的视觉显著性 (GBVS)、SR 等显著性分析算法进行了对比实验。其中,ITTI 算法主要基于图像的亮度、颜色、方向特征,通过多尺度的高斯金字塔进行显著区域提取^[12]。GBVS 算法则是一种混合型显著性分析策略,它采取类似于 ITTI 算法的过程提取图像显著特征,在得到特征图后引入马尔科夫链完成显著值的计算^[13]。SR 算法即基本的谱残差分析算法^[6]。实验结果展示了基于 SPOT5 卫星的两幅遥感图像 BJP1 与 BJP2 的显著性检测与自适应融合效果。

图 3 分别给出了遥感图像 BJP1 与 BJP2 的多光谱及全色图像。图 4 将 4 种显著性分析算法针对 BJP1 与 BJP2 得到的显著图进行了比较。图 5 进一步展示了 4 种显著性分析算法针对 BJP1 与 BJP2 所获得的显著区域。

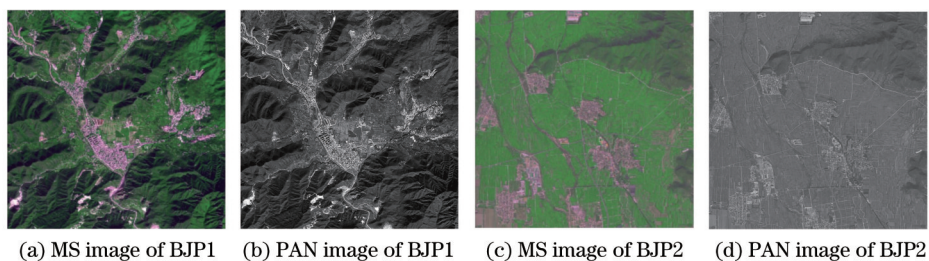


图 3 BJP1 与 BJP2 的多光谱及全色图像

Fig.3 Multi-spectral images and panchromatic images of BJP1 and BJP2

4.2 遥感图像融合质量评价

对遥感图像融合效果的评估通常分为主观评价和客观评价。图 6 与图 7 给出了本文算法、基于 Brovey 变换的融合、基于 IHS 变换的融合以及基于小波变换的融合等 4 种算法针对遥感图像 BJP1、BJP2 融合效果的主观比较。

表 1 给出了 4 种算法针对遥感图像 BJP1 显著区域融合的客观评价,表 2 给出了 4 种算法针对遥感图像 BJP1 非显著区域融合的客观评价,表 3 列出了 4 种算法针对遥感图像 BJP1 的全区域融合客观评价。选取了均值(Mean)、标准差(STD)和平均梯度(AG)指标来反映融合图像的亮度、对比度和清晰度;选取了光谱扭曲度(SD)、偏差指数指标(DC)来反映融合图像与原图像相比光谱信息的变化程度^[14]。

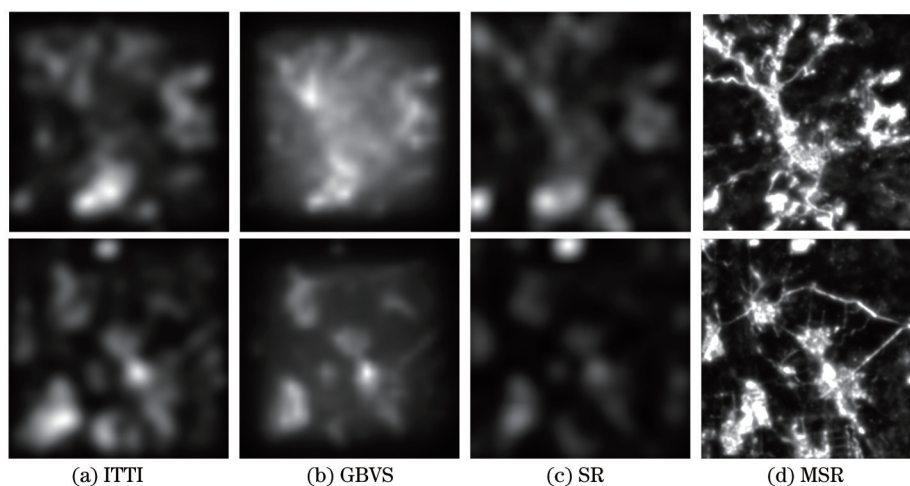


图 4 4种显著性分析算法针对BJP1与BJP2得到的显著图比较

Fig.4 Comparison of the saliency maps based on the four saliency analysis algorithms for BJP1 and BJP2

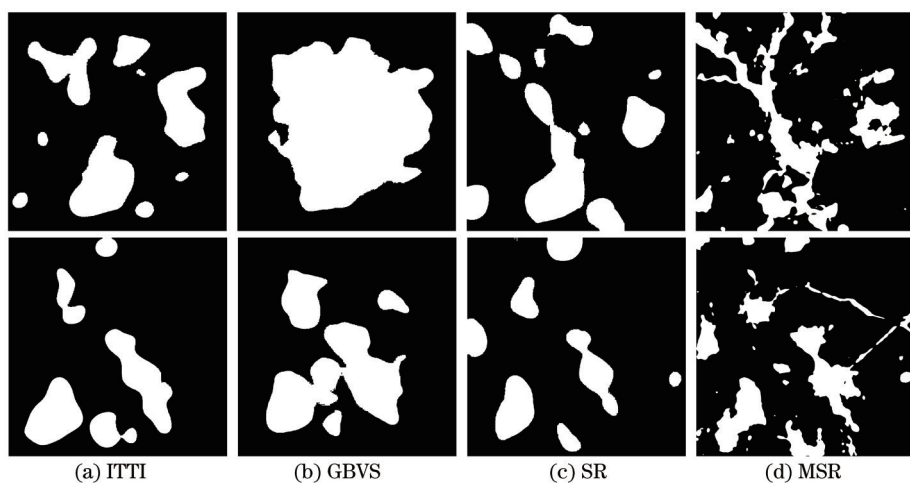


图 5 4种显著性分析算法针对BJP1与BJP2得到的显著区域比较

Fig.5 Comparison of the saliency regions based on the four saliency analysis algorithms for BJP1 and BJP2

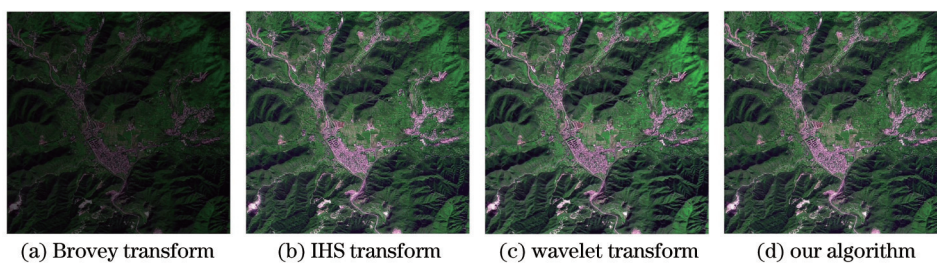


图 6 BJP1 融合结果比较

Fig.6 Fusion results of different methods for BJP1

表 4~6 则分别给出了 4 种算法针对遥感图像 BJP2 的显著区域、非显著区域以及全区域融合的客观评价。

表 1 BJP1 显著区域融合评价

Table 1 Fusion evaluation of salient areas for BJP1

Salient areas	Mean	STD	AG	SD	DC
Brovey transform	35.41294	18.67377	9.16447	70.19335	0.65898
IHS transform	106.14866	55.75676	27.32273	29.73558	0.28335
Wavelet transform	105.34785	56.12307	27.55332	27.95113	0.26727
Our algorithm	104.80857	56.74800	27.99923	27.06764	0.25249

表 2 BJP1 非显著区域融合评价

Table 2 Fusion evaluation of non-salient areas for BJP1

Non-salient areas	Mean	STD	AG	SD	DC
Brovey transform	19.96525	9.40182	2.74077	34.87791	0.64037
IHS transform	59.90934	28.18929	8.15496	11.24271	0.20803
Wavelet transform	54.86353	24.73784	8.26912	8.49053	0.15624
Our algorithm	54.90033	24.76558	8.26490	8.46954	0.15581

表 3 BJP1 全区域融合评价

Table 3 Fusion evaluation of the whole image for BJP1

Whole image	Mean	STD	AG	SD	DC
Brovey transform	23.04660	13.70683	4.02997	41.92226	0.64408
IHS transform	69.13268	41.01698	12.00178	14.93147	0.22305
Wavelet transform	64.93362	39.72236	12.13943	12.37233	0.17839
Our algorithm	64.85551	39.80761	12.22516	12.17929	0.17510

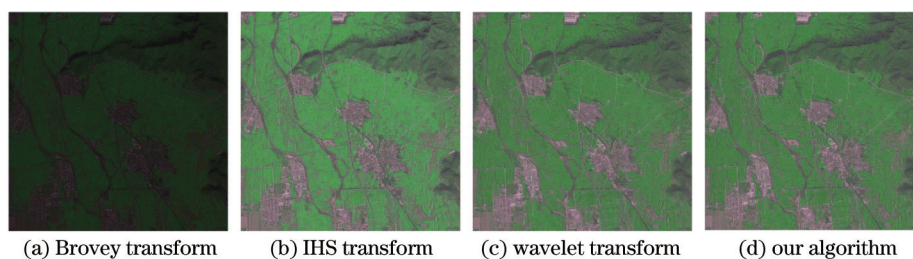


图 7 BJP2 融合结果比较

Fig.7 Fusion results of different methods for BJP2

表 4 BJP2 显著区域融合评价

Table 4 Fusion evaluation of salient areas for BJP2

Salient areas	Mean	STD	AG	SD	DC
Brovey transform	38.78933	8.72599	4.14591	75.84237	0.65940
IHS transform	116.37292	26.16430	12.38425	14.36505	0.12369
Wavelet transform	114.54903	27.02954	12.53377	12.95036	0.10991
Our algorithm	114.62827	27.42148	13.06062	12.70278	0.10718

表 5 BJP2 非显著区域融合评价

Table 5 Fusion evaluation of non-salient areas for BJP2

Non-Salient areas	Mean	STD	AG	SD	DC
Brovey transform	34.11400	4.98980	1.27582	57.63423	0.62747
IHS transform	102.35122	14.94610	3.72728	11.36687	0.12522
Wavelet transform	91.76499	13.97467	3.80871	4.05714	0.04327
Our algorithm	91.84831	13.99781	3.82041	4.07486	0.04348

表 6 BJP2 全区域融合评价

Table 6 Fusion evaluation of the whole image for BJP2

Whole image	Mean	STD	AG	SD	DC
Brovey transform	34.91781	6.80562	1.77273	60.76468	0.63296
IHS transform	104.76190	20.40240	5.22583	11.88234	0.12496
Wavelet transform	95.68215	20.34743	5.31915	5.58611	0.05472
Our algorithm	95.76477	20.45440	5.41962	5.55822	0.05443

通过 4 种不同算法融合效果的主观评价以及表 1~6 的客观评价指标比较不难看出,基于 Brovey 变换的融合方法得到的融合图像亮度低,清晰度和对比度也相对较低,与原始图像相比光谱变化较大。基于 IHS 变

换的融合方法得到的融合图像亮度适合人眼观察,清晰度和对比度较高,同时光谱变化减小。基于小波变换的遥感图像融合方法则很好地降低了光谱扭曲度,但对空间细节信息的保持较IHS变换方法稍差一些。相对上述3种算法,本算法在显著区域很好地保留了空间细节信息;在非显著区域明显降低了光谱扭曲度,减小了光谱变化,实现了分区域融合策略的目标,较好地解决了遥感图像融合中不同区域对空间细节信息和光谱信息要求不同的问题。

5 结 论

针对遥感图像融合中存在的不同地物区域对空间细节和光谱信息要求不同的问题,提出了一种基于显著性分析的自适应遥感图像融合方法。利用多尺度谱残差分析模型自动地将图像分为显著区域和非显著区域,对两种性质不同的区域分别给予不同的融合策略,从而较好地保留了居民区、道路等显著区域的空间细节,较多地保留了农田、山地等非显著区域的光谱信息。从与Brovey变换、传统IHS变换、小波变换等遥感图像融合方法的比较中可以看出,本方法明显降低了光谱扭曲度并保留了较多的空间细节信息,实现了分区域融合策略的目标,解决了图像融合中不同区域对空间细节和光谱信息要求不同的问题,可用于环境监测、地质调查以及城镇规划等多个领域,并为今后的遥感图像融合研究提供了一定的理论与应用价值。

参 考 文 献

- 1 Y Byun, J Choi, Y Han. An area-based image fusion scheme for the integration of SAR and optical satellite imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2013, 6(5): 2212-2220.
- 2 Zhu Kang, He Xinguang. Selective remote sensing image fusion method based on the local feature of contourlet coefficient[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2012, 49(2): 021001.
朱 康,贺新光.基于Contourlet系数局部特征的选择性遥感图像融合算法[J].激光与光电子学进展,2012,49(2):021001.
- 3 C Pohl, J L Van Genderen. Review article multisensor image fusion in remote sensing: Concepts, methods and applications[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(5): 823-854.
- 4 X Xiaorong, G Lei, H Wang, *et al.*. A parallel fusion method of remote sensing image based on IHS transformation[C]. 4th International Congress on Image and Signal Processing (CISP), 2011, 3: 1600-1603.
- 5 Chao Rui, Zhang Ke, Li Yanjun. An image fusion algorithm using wavelet transform[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(5): 751-753.
晁 锐,张 科,李言俊.一种基于小波变换的图像融合算法[J].电子学报,2004,32(5):751-753.
- 6 Hou Xiaodi, Zhang Liqing. Saliency detection: A spectral residual approach[C]. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007.
- 7 Zhang Libao, Wang Pengfei. Fast detection of regions of interest in high resolution remote sensing image[J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(7): 0714001.
张立保,王鹏飞.高分辨率遥感影像感兴趣区域快速检测[J].中国激光,2012,39(7):0714001.
- 8 Zhang Libao. Fast detection of visual saliency regions in remote sensing image based on region growing[J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(11): 1114001.
张立保.基于区域增长的遥感影像视觉显著目标快速检测[J].中国激光,2012,39(11):1114001.
- 9 Zhang Libao, Li Hao. Detection of interest image region based on adaptive radius search[J]. Chinese J Lasers, 2013, 40(7): 0714001.
张立保,李 浩.基于自适应半径搜索的图像感兴趣区域检测[J].中国激光,2013,40(7):0714001.
- 10 Zhang Lining. Research on Image Fusion of SPOTS Based on Pixel Level[D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2006.
张黎宁.基于像素层的SPOT5全色与多光谱影像融合研究[D].南京:南京林业大学,2006.
- 11 A Lavanya, K Vani, S Sanjeevi, *et al.*. Image fusion of the multi-sensor lunar image data using wavelet combined transformation[C]. Recent Trends in Information Technology (ICRTIT), 2011. 920-925.
- 12 L Itti, C Koch, E Niebur. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis[J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1998, 20(11): 1254-1259.
- 13 J Harel, C Koch, P Perona. Graph-based visual saliency[C]. Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems, 2006. 545-552.
- 14 Qiguang Miao, Cheng Shi, Pengfei Xu, *et al.*. Multi-focus image fusion algorithm based on shearlets[J]. Chin Opt Lett, 2011, 9(4): 041001.

栏目编辑:张浩佳