

非下采样 Contourlet 变换耦合区域信息特征的遥感图像融合算法

张淑艳¹ 朱娟¹ 王超¹ 田纪亚¹ 曾小慧²

¹(长春光华学院电气信息学院 吉林 长春 130033)

²(井冈山大学电信学院 江西 吉安 343000)

摘要 当前遥感图像融合算法主要是通过图像的能量信息来完成低频系数的融合,忽略了图像的光谱信息特征,导致融合图像中存在光谱扭曲等不足。设计基于非下采样 Contourlet 变换与区域信息特征的遥感图像融合算法。引入 HSV(Hue, Saturation, Value)变换,从多光谱图像中提取亮度分量。采用非下采样 Contourlet 变换,对全色图像与多光谱图像的亮度分量进行分解,获取图像的低频系数与高频系数。联合低频系数的区域能量以及信息熵特征,构造低频系数的融合模型,完成低频信息的融合。通过高频系数的区域方差相似性,建立高频系数融合规则,对高频系数完成融合。通过非下采样 Contourlet 逆变换与 HSV 逆变换,获取融合图像。实验结果表明,与当前遥感图像融合方法相比,该算法的融合图像具有更好的光谱与空间特性。

关键词 遥感图像融合 非下采样 Contourlet 变换 HSV 变换 区域能量 信息熵 区域方差相似性

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2019.04.030

REMOTE SENSING IMAGE FUSION ALGORITHM BASED ON NONSUBSAMPLED CONTOURLET TRANSFORM COUPLING REGION INFORMATION FEATURE

Zhang Shuyan¹ Zhu Juan¹ Wang Chao¹ Tian Jiya¹ Zeng Xiaohui²

¹(School of Electrical Information, Changchun Guanghua College, Changchun 130033, Jilin, China)

²(School of Telecommunications, Jinggangshan University, Ji'an 343000, Jiangxi, China)

Abstract At present, remote sensing image fusion algorithm mainly completes the fusion of low-frequency coefficients through the energy information of images, ignoring the spectral information characteristics of images, resulting in the existence of spectral distortion and other deficiencies in the fused image. To solve this problem, this paper designed a remote sensing image fusion algorithm based on nonsubsampling contourlet transform and the regional information features. HSV transform was introduced to extract luminance components from multispectral images. We used the nonsubsampling contourlet transform to decompose the luminance components of panchromatic image and multispectral image to obtain the low-frequency coefficients and high-frequency coefficients. Combining the regional energy of low-frequency coefficients and information entropy characteristics, we constructed the fusion model of low-frequency coefficients and completed the fusion of low-frequency information. Through the similarity of regional variance of high-frequency coefficients, the fusion rules of high-frequency coefficients were established, and the fusion of high-frequency coefficients was completed. The fused image was obtained by using the nonsubsampling contourlet inverse transform and HSV inverse transform. Experimental results show that compared with the current remote sensing image fusion method, the fusion image proposed by this paper has better spectral and spatial characteristics.

Keywords Remote sensing image fusion Nonsubsampling contourlet transform HSV transform Regional energy Information entropy Similarity of regional variance

0 引言

遥感图像通常分为含有丰富光谱信息的多光谱图像,以及具有较高空间分辨率的全色图像^[1]。为了得到同时具有丰富光谱信息与较高分辨率的遥感图像,通常需要将多光谱图像与全色图像进行融合,即遥感图像融合^[2]。

近年来,国内外学者提出一系列的遥感融合方法,如 Deng 等^[2]利用局部方差特征设计了一种遥感图像融合算法,通过滑动窗口计算图像的局部方差,利用 IHS 变换获取图像的亮度分量,通过局部方差特征求取亮度分量以及 SPOT 图像的权重,进而通过 IHS 逆变换获取融合图像。实验结果显示,这种方法融合的图像具有较好的空间信息,清晰度较高,不存在模糊现象。但由于 IHS 变换获取的亮度分量与全色图像存在一定偏差,导致融合结果中存在光谱失真现象,使得融合图像的颜色偏深。Zhang 等^[3]将 PCA 方法与稀疏表示用于遥感图像的融合,通过 PCA 方法建立高空间分辨率的多光谱图像字典,使用将稀疏表示产生的残差插值作为补偿,进而实现遥感图像的融合,实验结果显示,该方法融合的图像具有较好的空间分辨率,不存在块效应等,融合图像的细节较为清晰,而且图像质量指数也较好。但由于 PCA 方法存在光谱丢失的缺陷,导致融合图像中具有光谱扭曲的缺陷,融合图像的人眼视觉有待提升。赵学军等^[4]通过 shearlet 变换获取图像的高频系数与低频系数,利用 OMP 算法获取稀疏系数,并利用图像的能量信息完成低频系数的融合,采用 PCNN 方法来实现高频系数的融合,通过 OMP 重构及 shearlet 逆变换获取融合图像。实验结果显示,该方法具有较好的融合图像的视觉效果,其融合图像保持了源图像的绝大部分光谱色彩信息,并改善了图像的空间细节信息,其平均梯度值与信息熵分别保持在 14.3、16 以上。但是该方法在低频系数融合时,只考虑了图像的能量信息,而忽略了图像的光谱信息特征,使得融合图像中存在光谱扭曲等缺陷,而且 shearlet 变换具有下采样过程,不具备平移不变性,使得融合图像存在模糊效应。

为了使得融合的遥感图像包含更多的光谱信息与空间信息,本文提出了一种非下采样 Contourlet 变换与区域信息特征相结合的遥感图像融合算法。通过 HSV 变换分解出多光谱图像的亮度分量。利用具有平移不变性的非下采样 Contourlet 变换对亮度分量以及全色图像进行分解,得到高频系数与低频系数。在低频系数融合时,通过图像的区域能量度量图像特征信息的

大小,并通过信息熵度量图像中的光谱信息,利用图像的区域能量以及信息熵特征作为低频系数的融合依据,完成低频系数融合。通过图像的区域方差相似度对图像块的区域方差差异度进行度量,建立高频系数融合规则,完成高频系数融合。利用非下采样 Contourlet 逆变换以及 HSV 逆变换完成图像融合。最后,测试了所提算法的融合质量。

1 算法设计

所提的基于非下采样 Contourlet 变换与区域信息特征的遥感图像融合算法过程见图 1。从图 1 可知,本文算法主要由提取亮度分量、获取分解系数以及系数融合三部分组成:

1) 提取亮度分量。利用 HSV 变换从多光谱图像中提取出包含图像主要亮度信息的亮度分量 V 。

2) 获取分解系数。通过非下采样 Contourlet 变换,将亮度分量 V 及全色图像进行系数分解,得到图像的低频系数与高频系数。

3) 系数融合策略。利用图像的区域能量以及信息熵特征,分别对低频系数所包含的特征信息以及光谱信息进行度量,进而构造了低频系数的融合模型,实现低频系数的融合。利用图像的区域方差特征,对高频系数的差异度进行度量,并根据度量结果,建立高频系数融合规则,实现高频系数的融合。完成高频系数与低频系数的融合后,再通过非下采样 Contourlet 反变换获取新的亮度分量 \bar{V} ,并将其与 H 、 S 分量进行 HSV 反变换,从而完成遥感图像的融合。

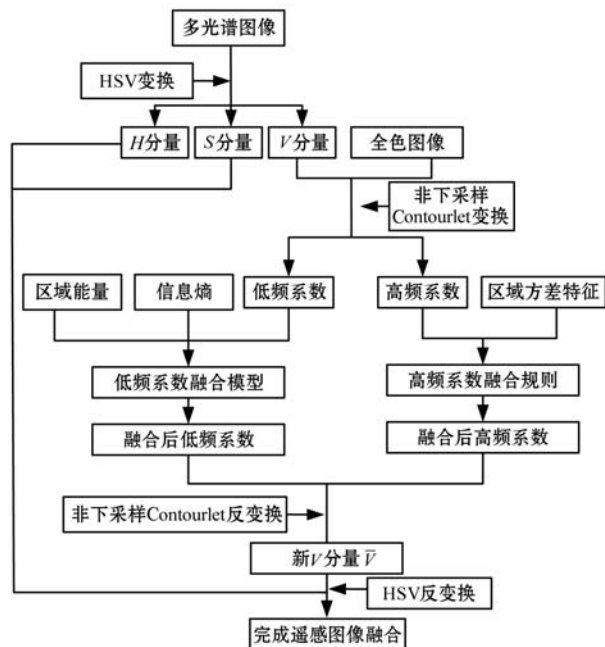


图1 本文遥感图像算法的融合过程

1.1 提取亮度分量

HSV 变换过程中包含了色调分量 H 、饱和度分量 S 、亮度分量 V 。通过 H 、 S 、 V 三个分量、形成一个如图 2 所示的锥形 HSV 变换空间^[5]。多光谱图像通过 HSV 变换可被分解成 H 、 S 、 V 三个分量,该分解过程如下。

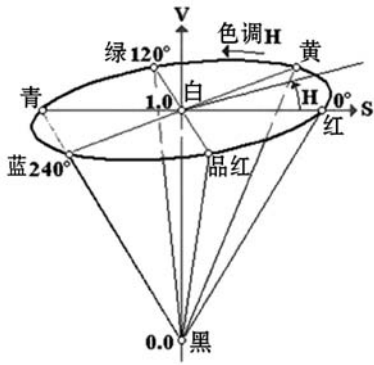


图 2 HSV 变换空间示意图

令 R, G, B 表示三原色中的三个分量, $a = \max(R, G, B)$ 以及 $b = \min(R, G, B)$ 分别表示 R, G, B 分量中的最大值与最小值, 则 HSV 变换过程可表述为^[6]:

$$H = \begin{cases} 240 + 60(R - B)/(a - b) & B = a \\ 120 + 60(G - B)/(a - b) & G = a \\ 360 + 60(R - B)/(a - b) & R = a \& G < B \\ 60(G - B)/(a - b) & R = a \& G \geq B \\ 0 & S = 0 \end{cases} \quad (1)$$

$$S = \begin{cases} (a - b)/a & a \neq 0 \\ 0 & a = 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$V = a \quad (3)$$

令 $H = 360^\circ$ 与 $H = 0^\circ$ 时相等, 则 HSV 反变换可表述为:

$$\begin{cases} R = V, G = e, B = c & f = 0 \\ R = d, G = V, B = c & f = 1 \\ R = c, G = V, B = e & f = 2 \\ R = c, G = d, B = V & f = 3 \\ R = e, G = c, B = V & f = 4 \\ R = V, G = c, B = d & f = 5 \end{cases} \quad (4)$$

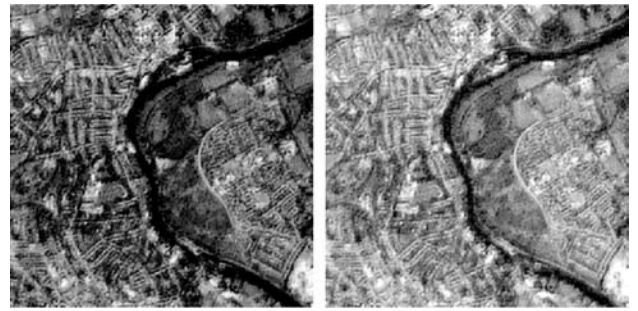
式中: $f = \left[\frac{H}{60} \right]$ 表示 H 分量与 60 相除后所得的商, c, d, e 的表述为:

$$\begin{cases} c = V \times (1 - S) \\ d = V \times (1 - Sg) \\ e = V \times (1 - S \times (1 - g)) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $g = \frac{H}{60} - f$ 。

对多光谱图像进行 HSV 变换后, 可提取其亮度分

量。以图 3(a) 所示多光谱图像为例, 对其进行 HSV 变换, 提取出的亮度分量如图 3(b) 所示。



(a) 多光谱图像 (b) 所提取亮度分量

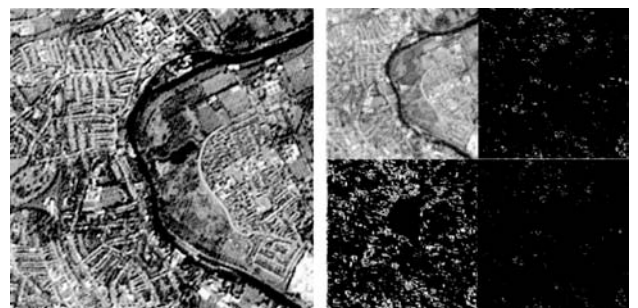
图 3 亮度分量提取结果图

1.2 获取分解系数

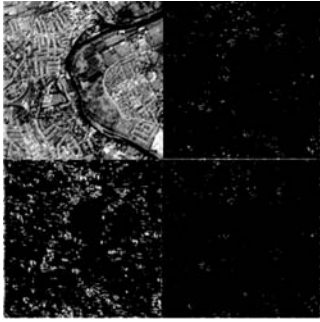
非下采样 Contourlet 变换不仅继承了 Contourlet 变换具有的多方向性, 而且还具有平移不变性, 克服了 Contourlet 变换在对图像进行系数分解时产生的块效应, 使得融合图像的质量得以提升。对此, 本文将采用非下采样 Contourlet 变换对图像进行系数分解, 获取低频与高频系数。

非下采样 Contourlet 变换在结构上由非下采样金字塔 NSP (Nonsubsampled Pyramid) 以及非下采样方向滤波器组 NSDFB (Nonsubsampled Directional Filter Bank) 构成^[7]。下采样 Contourlet 变换中的 NSP 具有非下采样性, 其通过双通道的 NSDFB 进行迭代来构造 NSP, 可以达到多尺度分解的效果。在实现 NSP 分解后, 非下采样 Contourlet 变换还将采用 NSDFB 对分解所得的高频子带进行多方向的分解^[8]。NSDFB 通过利用多种采样矩阵对扇形滤波器进行上采样, 同时对前级分解子带采用滤波操作, 以实现对于子带图像进行精细方向分解的效果。

非下采样 Contourlet 变换利用 NSP 与 NSDFB 分别实现精细的多尺度与多方向的分解, 从而使得获取到的低频系数与高频系数能够包含更多的空间与光谱信息。图 3(b) 中的亮度分量和图 4(a) 中的全色图像经过非下采样 Contourlet 变换后所得到的结果分别如图 4(b) 与图 4(c) 所示。



(a) 全色图像 (b) 亮度分量系数分解图



(c) 全色图像系数分解图

图4 非下采样 Contourlet 变换系数分解效果图

1.3 系数融合策略

信息熵能够对图像所含信息量进行度量,同时也能对图像的光谱信息量进行度量。本文将通过图像的区域能量以及信息熵两个特征,构建低频系数融合模型,使得在融合低频系数时不仅能够考虑图像的特征信息,而且还能兼顾图像的光谱信息。

在低频系数 $H(x,y)$ 中,以任意像素点 $p(i,j)$ 为中心建立一个尺寸为 3×3 的矩形窗口 L ,则该窗口内的区域能量 R 为^[9]:

$$R = \sum_{x,y \in L} |H(i+x, j+y)|^2 \quad (6)$$

通过式(6)求取不同低频系数 H_a 与 H_b 中区域能量的占比 E_a 与 E_b :

$$E_a = \frac{R_a}{R_a + R_b} \quad (7)$$

$$E_b = \frac{R_b}{R_a + R_b}$$

令图像的灰度级为 $\{0, 1, 2, \dots, S-1\}$,其中灰度 n ($n < S$) 出现的概率为 G_n ,则信息熵 W 为^[10]:

$$W = - \sum_{n=0}^{S-1} G_n \lg G_n \quad (8)$$

式中: \lg 表示以 2 为底的对数运算。

通过式(8)按照类似式(7)的方法,求取不同低频系数 H_a 与 H_b 中信息熵的占比 W_a 与 W_b 。则通过区域能量与信息熵特征构造的低频系数融合模型为:

$$H_c = (E_a + W_a)H_a + (E_b + W_b)H_b \quad (9)$$

式中: H_c 表示融合后的低频系数。

在高频系数融合的过程中,本文将利用图像的方差,对不同高频系数的区域方差差异度进行度量,并根据度量结果,建立高频系数融合规则,实现高频系数的融合。

令高频系数 $T(x,y)$ 中,以任意像素点 $p(n,m)$ 为中心建立的尺寸为 3×3 的矩形窗口 U 中的系数平均值为 $K(n,m)$,方差为 $F(n,m)$,则不同高频系数 T_a 与

T_b 对应的区域方差相似度 $D(n,m)$ 为^[11]:

$$D(n,m) = \frac{2 \sum_{x=1}^3 \sum_{y=1}^3 (T_a(x,y) - K_a(n,m))(T_b(x,y) - K_b(n,m))}{9(F_a(n,m) + F_b(n,m))} \quad (10)$$

区域方差相似度 $D(n,m)$ 的大小反映了不同高频系数的区域差异度,其值越大表示不同高频系数的区域特征差异较小。本文根据区域方差相似度 $D(n,m)$ 建立的高频系数融合规则如下。

选取相似度阈值 YF 对 $D(n,m)$ 大小进行判断,若 $D(n,m) < YF$,则高频系数的融合规则为:

$$T_c(n,m) = \begin{cases} T_a(n,m) & F_a(n,m) \geq F_b(n,m) \\ T_b(n,m) & F_a(n,m) < F_b(n,m) \end{cases} \quad (11)$$

若 $D(n,m) \geq YF$,则高频系数的融合规则为:

$$T_c(n,m) = \frac{F_a(n,m)T_a(n,m) + F_b(n,m)T_b(n,m)}{F_a(n,m) + F_b(n,m)} \quad (12)$$

式中: $T_c(n,m)$ 为融合后的高频系数。

将融合后低、高频系数,通过非下采样 Contourlet 反变换获取新的亮度分量 \bar{V} ,并将其与原 H 、 S 分量进行 HSV 反变换,从而获取融合图像。

以图 3(a) 与图 4(a) 为对象,利用上述算法融合后所输出的结果如图 5 所示。从图 5 可见,融合后图像具有较好的光谱特性与空间特性。



图5 本文算法的融合结果

2 实验

实验硬件环境为 AMDR3CPU、500 GB 硬盘的 PC 机,采用 MATLAB 7.0 作为软件环境。实验中设置的对照组为文献[12]及文献[13]中的算法。实验中将相似度阈值 YF 的值设置为 0.4。

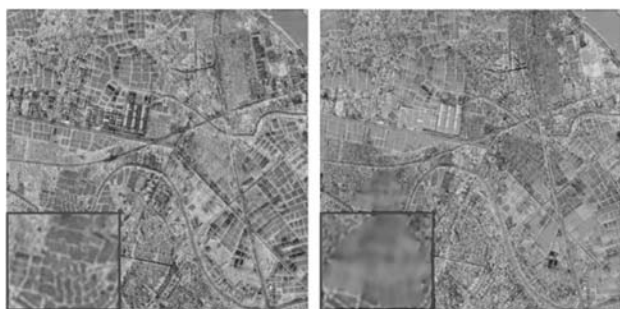
2.1 不同算法融合图像的视觉分析

图 6 为不同算法对 SOPT5 卫星拍摄的某绿化区的遥感图像(大小为 512×512) 融合结果。从图 6 可见,文献[12]算法融合的图像(见图 6(c))中存在较

为严重的光谱扭曲现象,图像中的建筑物颜色偏紫色,而且左下角的方框所示的观察区中存在块效应现象,绿色植被轮廓不清晰。文献[13]算法融合的图像(见图6(d))中存在的失真现象,图像中的绿色植被颜色偏浅,而且左下角的方框所示的观察区中存在模糊效应现象,绿色植被模糊不清。本文算法融合的图像(见图6(e))中建筑物与绿色植被颜色较为正常,但整体图像稍微偏亮,方框所示的观察区中绿色植被轮廓较为清晰。图7为不同算法对 QuickBird 卫星拍摄的某生活区的遥感图像(大小为 512×512) 融合结果。通过对比图7中各算法的融合图像可见,文献[12]算法的融合图像中存在较为严重的光谱失真现象,整体图像的颜色偏绿,而且左下角的方框所示的观察区中存在一定的模糊块现象,建筑物与植被较为模糊,见图7(c)。文献[13]算法的融合图像中存在一定的光谱丢失现象,图像颜色偏暗,而且方框所示的观察区中存在较为严重块效应现象,建筑物之间的间隔变窄,见图7(d)。本文算法的融合图像中明暗度以及颜色都较为正常,左下角的方框所示的观察区建筑物与植被都较为清晰,仅建筑物与植被间存在轻微的模糊效应,见图7(e)。由此可见,本文算法融合的图像具有更好的光谱信息与空间信息,以及视觉效果。原因是本文算法采用了 HSV 变换对多光谱图像进行分解获取亮度分量,较好地保持了多光谱图像中的亮度以及光谱信息。另外,本文算法还根据图像的区域方差特征,建立了高频系数融合规则,较好地保留了高频系数中的细节信息,使得融合图像具有较好的视觉效果。



(a) 全色图像 (b) 多光谱图像

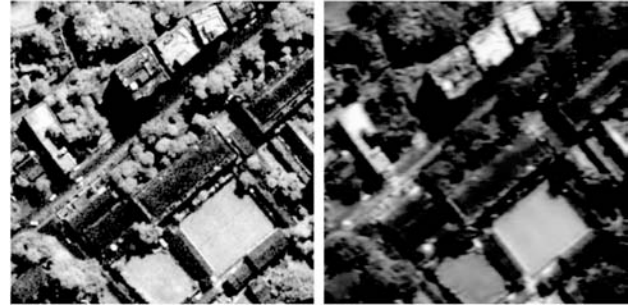


(c) 文献[12]算法 (d) 文献[13]算法



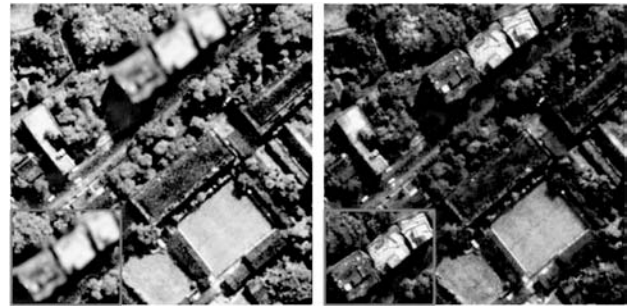
(e) 本文算法

图6 不同算法的融合图像



(a) 全色图像

(b) 多光谱图像



(c) 文献[12]算法

(d) 文献[13]算法



(e) 本文算法

图7 不同算法的融合图像

2.2 不同算法融合图像的客观分析

利用通用图像质量指数 UIQI (universal image quality index) 能够对融合后图像与全色图像的相似程度进行度量。UIQI 的理想值为 1, 其值越趋近于 1, 则说明融合后图像与全色图像的相似程度越高。UIQI 的函数为^[14]:

$$UIQI = \frac{\beta_{BP}}{\beta_P \beta_B} \frac{2B'P'}{\beta_P^2 \beta_B'^2 + P'^2 \beta_B^2 + \beta_P^2} \quad (13)$$

式中: B' 与 P' 分别代表了融合后图像 B 与全色图像 P

的像素平均值, β_B 与 β_P 分别代表了图像 B 与 P 的像素标准差值, β_{BP} 代表了图像 B 与 P 的协方差值。

利用相关系数指标 CC (Correlation Coefficient) 能够对融合后图像与多光谱图像的相关程度进行度量。 CC 的理想值为 1, CC 值越接近 1, 则说明融合后图像与多光谱图像的相关程度越高, 所包含的光谱信息就越丰富。 CC 的表达式为^[15]:

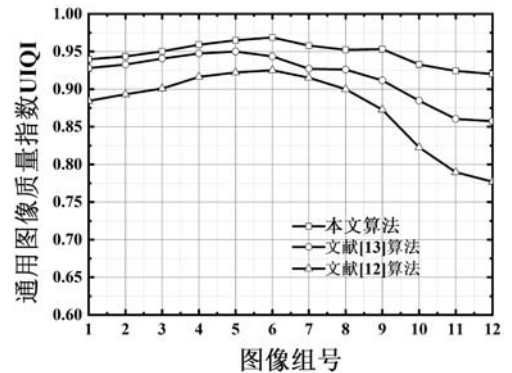
$$CC = \frac{\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^J [b(i,j) - B'] [m(i,j) - M']}{\sqrt{\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^J [b(i,j) - B']^2 \times \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^J [m(i,j) - M']^2}} \quad (14)$$

式中: $b(i,j)$ 与 $m(i,j)$ 分别代表了尺寸为 $K \times J$ 的图像 B 与多光谱图像 M 中的像素点。

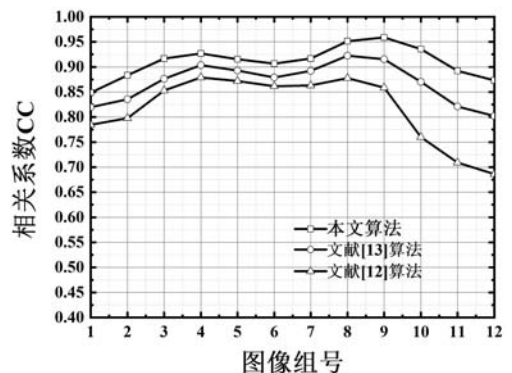
从 IKONOS 卫星拍摄的遥感图像中任意选取 12 组图像用作客观分析对象, 并通过 UIQI 以及 CC 两个指标对不同算法融合图像的质量进行量化度量。

不同算法所输出的融合图像对应的量化度量结果如图 8 所示。通过观察图 8(a) 可见, 在对不同图像组的融合结果中, 本文算法融合图像的 UIQI 值始终是最大的, 对 3 号图像组融合后, 本文算法融合图像的 UIQI 值为 0.964 2, 文献[13]算法的融合图像对应的 UIQI 值为 0.944 6, 文献[12]算法的融合图像对应的 UIQI 值为 0.908 6。通过观察图 8(b) 可见, 在对不同图像组的融合结果中, 本文算法融合图像的 CC 指标值始终最大, 不同算法对 3 号图像组融合后, 本文算法融合图像的 CC 值为 0.920 6, 文献[13]算法融合图像的 CC 值为 0.897 5, 文献[12]算法融合图像的 CC 值为 0.850 8。由此可见, 本文算法较对照组具有良好的融合性能。因为本文采用了具有多方向性以及平移不变性的非下采样 contourlet 变换对图像进行系数分解, 同时还通过图像的区域能量以及信息熵特征, 构造了低频系数的融合模型对低频系数进行融合, 较好地保留了图像的空间以及光谱信息, 克服了块效应的产生, 使得算法的融合性能得以提高。文献[12]算法中利用 PCA 方法与滚动导向滤波器相结合, 获取多光谱图像的大尺度结构信息, 以及全色图像的小尺度信息, 进而再通过 PCA 反变换获取融合图像。由于 PCA 方法在获取尺度信息时存在光谱丢失现象, 而且该方法中滚动导向滤波器对参数设置较为依赖, 易导致滤波出错, 从而使得算法的融合性能不佳。文献[13]算法中利用显著性方法对图像进行多分辨率分析, 将二叉树复小波变换与多分辨率分析相结合实现图像融合。由于小波变换不具备多方向性特征, 使得融合图像中存在光谱以及图像细节信息丢失现象, 导致算法融合性

能有所下降。



(a) UIQI 值测试结果



(b) CC 值测试结果

图 8 不同算法融合图像的量化结果

3 结 论

本文通过 HSV 变换提取多光谱图像的亮度分量。使用非下采样 Contourlet 获取图像的低频系数与高频系数, 使得所得高频系数与低频系数能够包含原图的更多细节信息。利用图像的区域能量以及信息熵特征完成低频系数的融合, 使得低频系数的融合过程既考虑了图像的结构特征, 也考虑了图像的光谱特征, 提高了融合图像的光谱与空间特性。利用图像的区域方差特征完成高频系数的融合。通过实验对比验证了本文算法的优越性能, 表明了本文算法能够较好地实现遥感图像的融合。

参 考 文 献

- [1] Xu F, Liu J H, Dong C. Ship detection in optical remote sensing images based on wavelet transform and multi-level false alarm identification [J]. Remote Sensing, 2017, 10 (9): 1-19.
- [2] Deng C, Wang Z H, Li X W. An improved remote sensing image fusion algorithm based on IHS transformation [J]. KSII Transactions on Internet and Information Systems, 2017, 11(3): 1633-1649.

- ling Analysis [C]//IEEE International Conference on Embedded and Real-Time Computing Systems and Applications. IEEE, 2015:11-20.
- [8] Qi Wang, Parmer, G. FJOS: Practical, predictable, and efficient system support for fork/join parallelism [C]//2014 IEEE Real-Time and Embedded Technology and Applications Symposium (RTAS). IEEE Computer Society, 2014:25-36.
- [9] Li J, Luo Z, Ferry D, et al. Global EDF scheduling for parallel real-time tasks [J]. Real-Time Systems, 2015, 51(4): 395-439.
- [10] Axer P, Quinton S, Neukirchner M, et al. Response-Time Analysis of Parallel Fork-Join Workloads with Real-Time Constraints [C]//Euromicro Conference on Real-Time Systems. IEEE Computer Society, 2013:215-224.
- [11] Davis R I, Burns A. A survey of hard real-time scheduling for multiprocessor systems [J]. Acm Computing Surveys, 2011, 43(4).
- [12] Davis R I, Burns A. Improved priority assignment for global fixed priority pre-emptive scheduling in multiprocessor real-time systems [J]. Real-Time Systems, 2011, 47(1): 1-40.
- [13] Ferry D, Li J, Mahadevan M, et al. A real-time scheduling service for parallel tasks [C]//Real-Time and Embedded Technology and Applications Symposium (RTAS), 2013 IEEE 19th. IEEE, 2013: 261-272.
- [14] 林英, 孟正, 康雁, 等. 多核下一种线程调度算法的研究与实现 [J]. 计算机技术与发展, 2013(10): 19-22.
- [15] Davis R I, Burns A. Priority assignment for global fixed priority pre-emptive scheduling in multiprocessor real-time systems [C]//Real-Time Systems Symposium, 2009, RTSS 2009. 30th IEEE. IEEE, 2009: 398-409.
- [16] Bertogna M, Cirinei M, Lipari G. Improved schedulability analysis of EDF on multiprocessor platforms [C]//Real-Time Systems, 2005. (ECRTS 2005). Proceedings. 17th Euromicro Conference on. IEEE, 2005: 209-218.
- [17] Saifullah A, Li J, Agrawal K, et al. Multi-core real-time scheduling for generalized parallel task models [J]. Real-Time Systems, 2013, 49(4): 404-435.
- [18] Cordeiro D, Mounié G, Perarnau S, et al. Random graph generation for scheduling simulations [C]//Proceedings of the 3rd International ICST Conference on Simulation Tools and Techniques. 2010.
- [19] Baruah S. Improved Multiprocessor Global Schedulability Analysis of Sporadic DAG Task Systems [C]//Proceedings of the 2014 26th Euromicro Conference on Real-Time Systems. IEEE, 2014:97-105.
- [20] Chwa H S, Lee J, Phan K M, et al. Global edf schedulability analysis for synchronous parallel tasks on multicore platforms [C]//Proceedings of the 2013 25th Euromicro Conference on Real-Time Systems. IEEE, 2013: 25-34.
- ~~~~~
- (上接第197页)
- [3] Zhang X F, Ni D, Gou Z J. Sparse representation and PCA method for image fusion in remote sensing [C]//Proceedings of 2016 the 2nd international conference on control, automation and robotics, 2016: 324-330.
- [4] 赵学军, 刘静. 基于 Shearlet 和稀疏表示的遥感图像融合 [J]. 科学技术与工程, 2017, 17(4): 255-259.
- [5] 赵延芳, 王涛, 李鹏. 基于 ZY3 遥感图像的反立体校正方法研究 [J]. 信息技术, 2017, 15(3): 60-64.
- [6] Wang W H, Sun S L, Jiang M X. Traffic lights detection and recognition based on multi-feature fusion [J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(13): 14829-14846.
- [7] Panchal S, Thakker R A. Improved image pansharpening technique using nonsubsampling contourlet transform with sparse representation [J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2017, 45(3): 385-394.
- [8] Peng G, Wang Z Y, Liu S Q. Image fusion by combining multiwavelet with nonsubsampling direction filter bank [J]. Soft Computing, 2017, 21(8): 1977-1989.
- [9] Liu C P, Long Y H, Mao J X. Energy-efficient multi-focus image fusion based on neighbor distance and morphology [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2016, 127(23): 11354-11363.
- [10] Udhaya Suriya T S, Rangarajan P. Brain tumour detection using discrete wavelet transform based medical image fusion [J]. Biomedical Research, 2017, 28(2): 684-688.
- [11] Bao W X, Wang W, Zhu Y X. Pleiades satellite remote sensing image fusion algorithm based on shearlet transform [J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2018, 46(1): 19-29.
- [12] 李旭, 高雅楠, Yue S. 一种尺度感知型遥感图像融合新方法 [J]. 宇航学报, 2017, 38(12): 1348-1353.
- [13] Zhang J. A new saliency-driven fusion method based on complex wavelet transform for remote sensing images [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(12): 2433-2437.
- [14] 杨艳春, 李娇, 王阳萍. 图像融合质量评价方法研究综述 [J]. 计算机科学与探索, 2018, 12(7): 1021-1035.
- [15] Sanli F B, Abdikan S, Esetlili M T, et al. Evaluation of image fusion methods using PALSAR, RADARSAT-1 and SPOT images for land use/land cover classification [J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2017, 45(4): 591-601.