

文章编号: 0253-2239(2009)05-1240-08

一种基于区域的 NSCT 域多光谱与高分辨率 图像融合算法

叶传奇^{1,2} 王宝树¹ 苗启广¹

(¹ 西安电子科技大学计算机学院, 陕西 西安 710071; ² 河南科技大学电子信息工程学院, 河南 洛阳 471003)

摘要 提出了一种基于多阈值分割和无下采样 Contourlet 变换(Nonsubsampled Contourlet Transform, NSCT)的多光谱与高分辨率图像融合算法。对多光谱图像进行多阈值分割,并利用提出的区域均值比指标将多光谱图像划分为需要进行空间细节增强及需要保持光谱特征的区域;然后利用 NSCT 对高分辨率图像和多光谱图像强度分量进行多尺度、多方向分解。分解后的低频部分采用基于窗口邻域的融合规则和算子进行融合,高频部分按区域均值比指标进行区域融合;最后进行重构得到融合后的多光谱图像的强度分量,经 IHS 逆变换后得到高分辨率的多光谱图像。实验结果表明,该算法可获得较理想的融合图像,融合效果优于 IHS 变换法、基于像素的 \hat{a} trous 小波变换法以及基于像素的 NSCT 法。

关键词 图像处理; 图像融合; 多阈值分割; 无下采样 contourlet 变换; IHS 变换

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS20092905.1240

Fusion Algorithm of Multi-Spectral and High-Resolution Images Based on Region Feature in NSCT Domain

Ye Chuanqi^{1,2} Wang Baoshu¹ Miao Qiguang¹

¹ School of Computer Science, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China
² School of Electronic Information Engineering, Henan University of Science & Technology,
Luoyang, Henan 471003, China

Abstract An fusion algorithm for multi-spectral and high-resolution images based on multi-level threshold segmentation and the nonsubsampled contourlet transform (NSCT) is proposed. Multi-level threshold segmentation is done for the multi-spectral image, and notions about ratio of region mean (RRM) are used to divide the multi-spectral image into the areas which need to be spatially enhanced and need to preserve spectral characteristics. Then the NSCT is performed on the high-resolution image and the intensity component of the multi-spectral image at different scales and directions. The low-frequency coefficients are fused with the windows-based fusion rules and operators, and the high-frequency coefficients are fused with the region-based rules according to the RRM. Finally the fused coefficients are reconstructed to obtain the fused intensity component of the multi-spectral image, and the inverse IHS transform is performed to get the fused multi-spectral image. Experimental results show that the algorithm proposed performs significantly better than the IHS transform, the pixel-based \hat{a} trous wavelet transform and the pixel-based NSCT.

Key words image processing; image fusion; multi-level threshold segmentation; nonsubsampled contourlet transform; IHS transform

收稿日期: 2008-10-07; 收到修改稿日期: 2008-10-28

基金项目: 国家自然科学基金(60702063)、总装预研项目和广西壮族自治区青年科学基金(0640067)资助项目。

作者简介: 叶传奇(1969—),男,博士研究生,讲师,主要从事智能信息处理与模式识别、多传感器图像融合等方面的研究。E-mail:ycq1588@126.com

导师简介: 王宝树(1940—),男,教授,博士生导师,主要从事智能信息处理与模式识别、信息与图像融合等方面的研究。E-mail:bshwang@xidian.edu.cn

1 引言

将多光谱图像与高分辨率全色图像进行融合的目的是使融合后的多光谱图像既具有较高的空间细节表现能力,同时保留多光谱图像的光谱特性,以获得对地物更全面的描述^[1~3]。目前常用的多光谱图像融合方法有 IHS 变换法、PCA 主成分变换法及小波变换法。传统的离散小波变换在对二维图像进行处理时有以下不足。在离散小波分解过程中存在下采样环节,因而不具备平移不变性,即在小波分析的子带间有频谱混叠现象。当输入图像平移后,小波系数的能量会在子带间重新分配^[4],使重构图像产生 Gibbs 效应;离散小波变换的高频子带只具有 3 个方向,不能有效表达二维图像具备的各个方向的纹理特征。针对小波变换在图像处理中的缺陷,Minh N. Do 等人提出了一种多方向、多分辨的图像表示方法,即 Contourlet 变换理论^[5]。这种变换的主要特征是有很好的方向敏感性和各向异性,能够准确地将图像中的边缘信息“捕获”到不同尺度、不同频率的子带中,因此 Contourlet 变换更适用于二维图像的处理。但 Contourlet 变换同样不具备平移不变性,在图像处理过程中仍然会产生 Gibbs 效应。具有平移不变性的 Contourlet 变换,即无下采样 Contourlet 变换 (Nonsampled contourlet transform, NSCT)^[6]使用迭代非子采样滤波器组来获得平移不变、多分辨、多方向的图像表示能力。可有效克服离散小波变换及 Contourlet 变换在二维图像处理中的不足。

现有任何一种融合方法都难以做到空间分辨率与光谱信息二者兼顾^[7~9],若融合后的多光谱图像达到或接近高分辨图像的空间分辨率,则其光谱信息与原有多光谱图像的失真度较高;反之,若融合后的多光谱图像的光谱信息与原有多光谱图像保持一致或失真度较小,则其空间分辨率与高分辨图像差距较大^[10]。因此好的融合方法尽量在空间分辨率与光谱信息之间取得良好的平衡。由于对融合算法的主客观评价一般都是基于区域的而且高度依赖于实际景物的特征^[11]。因此可针对不同地物的成像特征分区进行融合,对需进行空间增强的区域加入全色图像的细节信息,而对需保持光谱特性的区域则尽可能保留原有多光谱图像的光谱信息。诸如植被、水体这样具有很大相似度的区域没有必要进行空间细节的增强,因为多光谱波段的分辨能力已经足够对其进行描述;而类似城市区域或两个相似区域之间的边界区域的信息则需要进行空间增强。

本文提出了一种基于区域特性的 NSCT 变换域多光谱与高分辨图像融合算法。首先对多光谱图像进行多阈值区域分割,并利用文中提出的区域均值比将多光谱图像划分为需要进行空间细节增强及需要保持光谱特性的区域;然后对多光谱图像强度分量和高分辨图像进行 NSCT 分解;最后利用区域均值比等指标指导融合过程得到高分辨率的多光谱图像。

2 NSCT 相关理论

NSCT 是在 Contourlet 变换的基础上提出的,NSCT 的结构分为无下采样金字塔 (Nonsampled pyramid, NSP) 分解和无下采样方向滤波器组 (Nonsampled directional filter bank, NSDFB) 分解两部分。首先利用 NSP 对图像进行多尺度分解,原始图像经一级 NSP 分解后产生一个低通子带图像(低频分量)和一个带通子带图像(高频分量)。以后每级 NSP 分解都可在低通子带图像上迭代进行,通过 NSP 分解可有效“捕获”图像中的奇异点;接着采用 NSDFB 对高频分量进行方向分解,最后将分布在同方向上的奇异点连接成轮廓段 (Contour segment),并以类似于轮廓段的基结构来逼近原图像。由于 NSCT 没有对 NSP 以及 NSDFB 分解后的信号分量进行分析滤波后的下采样(抽取)以及综合滤波前的上采样(插值),而是对相应的滤波器进行

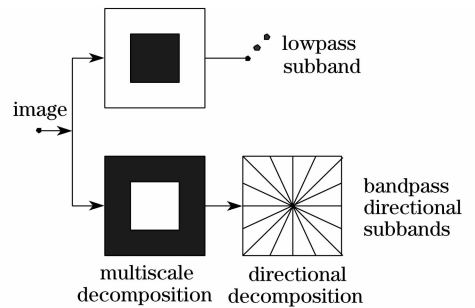


图 1 NSCT 变换结构图

Fig. 1 Structure of the NSCT

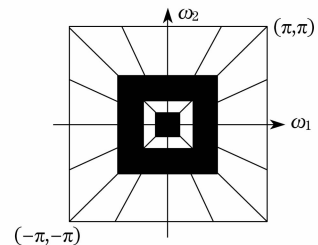


图 2 NSCT 得到的理想频域切分图

Fig. 2 Idealized frequency partitioning obtained with the NSCT

进行上采样,再对信号进行分析滤波和综合滤波, NSCT 具有平移不变性。NSCT 的框架结构如图 1 所示,该结构将 2-D 频域切分成如图 2 所示的楔形方向子带。

2.1 无下采样金字塔分解

借鉴 à trous 算法的思想, NSCT 通过二维双通道无下采样滤波器组来实现 NSP 分解。下一级分解中所使用的滤波器通过对前一级相对应的滤波器进行上采样得到。即对上一尺度低频信号经上采样后的低通滤波器进行低通滤波,得到塔式分解后的低频信号。对上一尺度低频信号用上采样后的高通滤波器进行高通滤波,得到塔式分解后的高频信号。 j 尺度下低通滤波器的理想频域支撑区间为 $[-(\pi/2^j), (\pi/2^j)]^2$, 而相应的高通滤波器的理想频域支撑区间为 $[(-\pi/2^{j-1}), (\pi/2^{j-1})]^2 \setminus [(-\pi/2^j), (\pi/2^j)]^2$ 。二维图像经 k 级 NSP 分解后, 可得到 $k+1$ 个与源图像具有相同尺寸大小的子带图像, 分解过程如图 3 所示。其中, x_{j+1} 表示第 $j+1$ 尺度上的低频信号, y_{j+1} 表示第 $j+1$ 尺度上的高频信号, H_j 、 G_j 分别表示 H_0 、 G_0 的 2^j 的尺度膨胀。

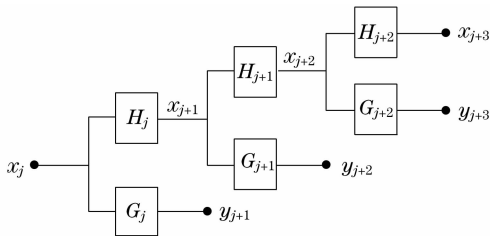


图 3 无下采样金字塔分解

Fig. 3 NSP decomposition

2.2 无下采样方向滤波器组

NSDFB 是基于 Bamberger 和 Smith 所构造的扇形方向滤波器组^[12]基础上而提出的。NSDFB 是通过移去方向滤波器组中的下采样和上采样环节, 而改为对方向滤波器组中相对应的滤波器进行上采样操作而获得的。NSDFB 将二维频域平面分割成多个具有方向性的楔形块结构, 每一楔形块代表了该方向上的图像细节特征, 其结果是形成一个由多个双通道 NSDFB 组成的树形结构。图 4 给出了四通道的频域分解。对某尺度下的子带图像进行 l 级方向分解, 可得到 2^l 个与源图像具有相同尺寸大小的方向子带图像。因此源图像经 J 级分解后可得到 $1 + \sum_{j=1}^J 2^j$ 个与原始输入图像尺寸大小相同的子带图像, 其中 l_j 为尺度 j 下的方向分解级数。

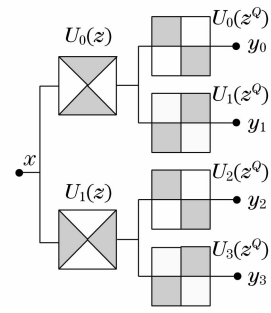


图 4 无下采样方向滤波器组分解

Fig. 4 NSDFB decomposition

3 基于区域的 NSCT 域多光谱与高分辨率图像融合算法

目前基于小波变换、Contourlet 变换以及 NSCT 等多分辨分析技术的融合算法大多属于像素级融合。这些方法基于单个像素或者像素邻域特征进行融合处理, 比如像素的 3×3 或者 5×5 邻域窗口。但图像的局部区域特征不是单个像素所能表征的, 而是由构成该区域的、具有较强相关性的多个像素来共同表征和体现的, 因此像素级融合有其片面性。基于区域特性的特征级融合是将构成某区域的多个像素作为一个整体参与到融合过程中, 其融合图像的整体视觉效果更好, 并可有效抑制融合痕迹。

本文对多光谱图像进行区域多阈值分割, 然后利用区域均值比算子对多光谱图像进行区域分类, 将区域作为整体参与到融合过程中, 因而不会出现单个像素参与融合导致其代表的物理意义割裂的情况; 最后采用 NSCT 对多光谱与高分辨图像进行多分辨分解与重构。NSCT 比小波对图像几何特征的表达能力更强, 因为小波变换只具有有限的方向性(水平、垂直、对角)。而 NSCT 具有任意角度的方向性, 更能“捕捉”图像中“沿”边缘信息; 其次, NSCT 是平移不变的, 分解得到的所有子图具有与源图像相同的像素空间, 可以充分利用多光谱图像分割得到的区域分类信息指导融合过程。

3.1 多光谱图像分割与分析

图像分割方法一般包括阈值分割法, 聚类分割法、统计学分割法等。采用基于 Otsu 理论^[13]的多阈值分割法对多光谱图像的亮度分量进行多阈值分割。Otsu 法是一种自适应阈值分割方法, 以图像的直方图为依据, 依据类间距离极大准则进行阈值选取。设图像 A 有 L 个灰度级, 阈值 t 将图像 A 划分为 2 个区域, 灰度级为 $1 \sim t$ 的像素区域 A (背景

类),灰度级为 $t+1 \sim L-1$ 的像素区域 B(目标类)。 p_i 为灰度 i 出现的概率。 A 、 B 出现的概率分别为

$$p_A = \sum_{i=0}^t p_i, p_B = \sum_{i=t+1}^{L-1} p_i = 1 - p_A. \quad (1)$$

A 和 B 两类的灰度均值 u_A 、 u_B 及整幅图像的灰度均值 u 分别为

$$u_A = \sum_{i=0}^t ip_i/p_A, u_B = \sum_{i=t+1}^{L-1} ip_i/p_B, \\ u = \sum_{i=0}^{L-1} ip_i, \quad (2)$$

由此可得到 A 、 B 两区域的类间方差 $d_{(t)} = p_A(u_A - u)^2 + p_B(u_B - u)^2$ 。为了得到最优分割阈值, Otsu 把两类的类间方差作为判别准则, 认为使得 $d_{(t)}$ 值最大的 t^* 即为所求的最佳阈值:

$$t^* = \text{Arg} \max_{0 \leq t \leq L-1} [p_A(u_A - u)^2 + p_B(u_B - u)^2], \quad (3)$$

扩展到多阈值分割(设有 k 个阈值), 则有 k 个区域的类间方差:

$$d(t_1, t_2, \dots, t_k) = p_0(u_0 - u)^2 + p_1(u_1 - u)^2 + p_2(u_2 - u)^2 + \dots + p_k(u_k - u)^2, \quad (4)$$

其中, $p_{n-1} = \sum_{i=t_{n-1}+1}^{t_n} p_i$, $u_{n-1} = \sum_{i=t_{n-1}+1}^{t_n} ip_i/p_{n-1}$, 且 $1 \leq n \leq (k+1)$ 。最佳阈值 $t_1^*, t_2^*, \dots, t_k^*$ 使得总方差取得最大值, 即 $t_1^*, t_2^*, \dots, t_k^* = \text{Argmax}_{0 < t_1 < t_2 < \dots < t_k} d(t_1, t_2, \dots, t_k)$ 。这样, 利用最大类间方差法, 求得最佳阈值后, 即可将多光谱图像的亮度图像分割成 k 类区域。本文实验取 $k=5$ 。

在一些基于区域分割的图像融合算法里, 提出了一些区域特征测度算子来表征区域特征^[14,15]。所提出的区域活跃度、匹配度、相似度等算子, 都对提高融合效果具有一定作用。而本文区域分割的目的是要提取诸如植被、水体等需要保持光谱特性、无需空间细节增强的区域, 上述算子不能有效表征该类区域。根据多光谱图像的成像特征及实验观察发现: 森林、植被、水体等地物的反射率较低, 该类地物在多光谱图像中表现为光谱信息丰富, 但整体亮度值较低。针对该类地物的这一成像特点, 提出区域均值比(Ratio of Region Mean, RRM), 其定义如下:

$$R_{RM}(k) = u(k)/u, \quad (5)$$

式中, $u(k) = \frac{1}{n} \sum_{(x,y) \in k} f(x,y)$,

$$u = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=0}^M \sum_{y=0}^N f(x,y).$$

其中, n 为区域 k 的像素个数, $f(x,y)$ 为多光谱图像在点 (x,y) 处的亮

度值; M 、 N 分别为图像的高度和宽度。 $u(k)$ 表示多光谱图像在区域 k 的亮度均值, u 表示多光谱图像的亮度均值。 $R_{RM}(k)$ 表征了多光谱图像在区域 k 的相对均值大小。若 $R_{RM}(k)$ 值较小, 表明该区域是多光谱图像的亮度均值较小的区域, 有可能森林、植被等无需进行空间细节增强的区域; 反之, 该区域是多光谱图像的亮度均值较大的区域, 有可能是城市、道路等需要进行空间细节增强的区域。

R_{RM} 算子能够较好表征多光谱图像中的不同地物, 因此可以利用 R_{RM} 算子在融合过程中进行决策指导。

3.2 融合算法

多分辨分析技术应用于图像融合的优势在于它可以将图像分解到不同的频率域, 然后在不同的频域运用不同的融合规则, 从而在融合图像中保留源图像在不同频率域的显著特征。本文提出的基于区域的 NSCT 域多光谱与高分辨率图像融合算法具体步骤如下:

Step1. 对多光谱图像进行 IHS 变换, 得到 IHS 色彩空间的强度分量 I 、色度分量 H 和饱和度分量 S ;

Step2. 对强度分量 I 进行区域分割得到分割映射图 R , 计算分割映射图中每个区域的 R_{RM} 值;

Step3. 对多光谱图像的强度分量 I 和高分辨率全色图像(HP)分别进行多级 NSCT 变换, 得到不同尺度层的 NSCT 系数, 包括低频系数和各尺度层的高频方向系数;

Step4. 对分解后的多光谱图像的强度分量 I 和高分辨率图像 HP 按照下述融合规则进行融合处理, 融合后的低频系数和各尺度层的高频方向系数经 NSCT 逆变换后得到新的强度分量 I' ;

Step5. 对 I' 、 H 、 S 进行 IHS 逆变换, 得到融合的高分辨率多光谱图像。

3.3 融合规则及融合算子

融合规则及融合算子的选择对于图像融合质量至关重要, 是图像融合研究中的热点。目前常用的融合规则包括基于像素和基于窗口邻域的融合规则。但由于图像的目标或区域特征并不是由单个像素或者某个窗口像素所能表征的, 它是由该区域的像素集合来表征和体现的; 图像中某一局部区域内的各像素间往往有较强的相关性, 因此, 基于像素以及基于像素窗口邻域的融合规则存在一定的局限性。G. Piella 提出了基于区域的融合规则^[14], 将图像中的每个像素均看作区域或边缘的一部分, 并用基于区域的量测指标来指导融合选取。本文提出了

一种窗口邻域与区域相结合的融合规则及融合算子。

低频部分融合的主要目标是尽可能地保留低分辨率多光谱图像的光谱信息,同时将高分辨率图像中的一些显著特征添加到融合后的高分辨率多光谱图像中。低频部分反映源图像的近似特性,其能量占源图像全部能量的比例较大,可根据低频系数的邻域能量信息来反映源图像的显著特征。源图像 $f(x, y)$ 经 NSCT 的 J 级 NSP 分解及在每个尺度层 l_j 级无下采样方向分解后,其子带图像可表示为

$$f(x, y) \rightarrow (d_1, d_2, \dots, d_{J-1}, d_J, a_J), \quad (6)$$

式中 a_j 为 J 尺度层的低频子带, $d_j, j=1, \dots, J$ 为高频子带。首先定义 J 尺度层低频子带的邻域能量:

$$E_j^{(l)}(x, y) = \sum_m \sum_n a_j(x+m, y+n)^2 \mathbf{W}(m, n), \quad (7)$$

其中 $E_j^{(l)}(x, y)$ 为图像 l 在 J 尺度层低频子带点 (x, y) 处的邻域能量, $a_j(x, y)$ 为 J 尺度层低频子带的 NSCT 系数, \mathbf{W} 定义了一个包含邻域 NSCT 系数的 3×3 模板:

$$\mathbf{W} = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

再计算高分辨率图像 HP 与多光谱图像强度分量 I 在 J 尺度层低频子带邻域窗口的能量比:

$$R_j^{(\text{HP}, I)}(x, y) = E_j^{(\text{HP})}(x, y) / E_j^{(I)}(x, y). \quad (9)$$

若 $R_j^{(\text{HP}, I)}(x, y)$ 大于某一阈值 T_1 , 表明该点邻域是高分辨率图像中的显著特征。而在多光谱图像中没有体现出来, 应将高分辨率图像 HP 在 J 尺度层低频子带的 NSCT 系数作为融合图像 I' 分量在 J 尺度层低频子带的 NSCT 系数, 从而使高分辨率图像中的一些显著特征添加到融合后的高分辨率多光谱图像中。融合规则表示如下:

$$a_j^{I'}(x, y) = \begin{cases} a_j^{\text{HP}}(x, y), & \text{if } R_j^{(\text{HP}, I)}(x, y) \geq T_1 \\ a_j^I(x, y), & \text{else} \end{cases} \quad (10)$$

式中 $a_j^{I'}(x, y), l = \text{HP}, I, I'$ 为图像 l 在在 J 尺度层低频子带的 NSCT 系数, T_1 为邻域窗口能量比阈值, 一般可取 $T_1 = 3 \sim 5$ 。本文实验取 $T_1 = 4$ 。

高频部分融合的主要目标是尽可能地获取高分辨率图像的空间细节信息, 并在一些无需空间增强的区域保留多光谱图像的细节信息, 以最大限度减少光谱失真。可利用本文定义的 $R_{\text{RM}}(k)$ 算子来进

行 NSCT 高频融合系数的选取。若 $R_{\text{RM}}(k)$ 小于某一阈值 T_2 , 表明区域 k 无需进行空间细节增强, 应将多光谱图像强度分量 I 在 J 尺度层高频子带的 NSCT 系数作为融合图像 I' 分量在该尺度层高频子带的 NSCT 系数; 反之, 则表明区域 k 需进行空间细节增强, 应将高分辨率图像 HP 在 J 尺度层高频子带的 NSCT 系数作为融合图像 I' 分量在该尺度层高频子带的 NSCT 系数。融合规则表示如下:

$$d_{j, l_j}^{I'}(k) = \begin{cases} d_{j, l_j}^I(k), & \text{if } R_{\text{RM}}(k) < T_2 \\ d_{j, l_j}^{\text{HP}}(k), & \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

式中 $d_{j, l_j}^{I'}(k), i = \text{HP}, I, I'$ 为图像 i 在 J 尺度层高频子带 l_j 方向 k 区域的 NSCT 系数, T_2 为区域均值比阈值, 一般可取 $T_2 = 0.3 \sim 0.5$, 本文实验取 $T_2 = 0.4$ 。

4 实验结果与分析

选取 2 组多光谱与高分辨率图像进行融合实验, 并与以下 3 种方法进行对比实验: 1) IHS 变换法; 2) 基于像素的 \hat{a} trous 小波变换法^[16]; 3) 基于像素的 NSCT 变换法^[17]。

第 1 组多光谱与高分辨率图像来自文献[18]。

图 5(a) 为配准后的 Landsat 多光谱图像, 图 5(b) 为高分辨全色图像, 图 5(c) 为多光谱图像强度分量 I 的多阈值分割图, 基于方法 1) 的融合结果如图 5(d), 基于方法 2) 的融合结果如图 5(e), 基于方法 3) 的融合结果如图 5(f), 基于本文算法的融合结果如图 5(g)。从视觉效果, IHS 变换法的融合图像较好继承了高分辨率全色图像的空间细节信息, 但同时也存在严重的光谱失真问题, 在图像中间偏右的植被区域光谱失真尤为明显; 小波变换法和基于像素的 NSCT 变换法较好保留了低分辨率多光谱图像的光谱信息, 但空间分辨率不如 IHS 变换法的融合图像, 基于像素的 NSCT 变换法在某些空间细节信息上要优于小波变换法; 本文算法的融合图像空间细节表现力与基于像素的 NSCT 变换法一致, 略低于 IHS 变换法, 强于小波变换法, 而其光谱信息保持情况是 4 种算法中最理想, 如在植被这些无需进行细节增强的区域, 完全继承了低分辨率多光谱图像的光谱信息。

第 2 组多光谱与高分辨率图像来自图来自文献[19], 4 种融合算法的融合图像如图 6(d)、6(e)、6(f) 及 6(g) 所示, 视觉观察的比较分析结果与第 1 组图像是一致的。

对于遥感图像融合结果的评价, 除了目视效果

这种简单有效的定性分析法外,还可以采用相关的评价指标做定量的分析。空间细节信息的增强情况

可通过方差、信息熵和平均梯度等指标进行评价,光

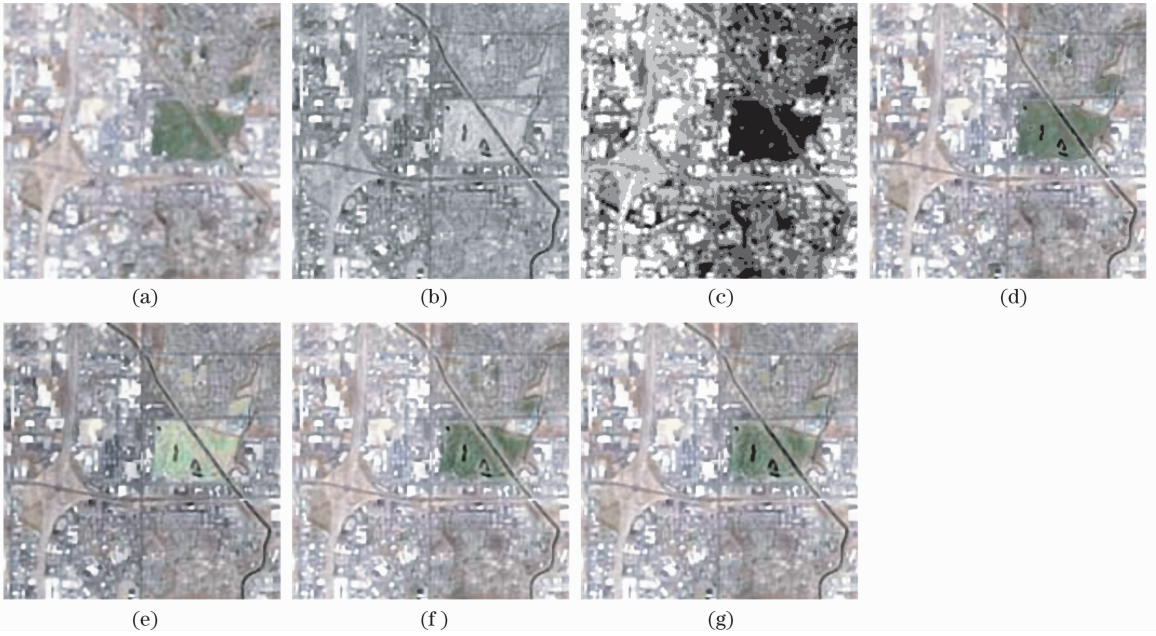


图 5 第一组源图像及不同方法的融合结果 (a) 多光谱图像; (b) 全色图像; (c) 多光谱图像强度分量 I 的分割映射图; (d) 基于本文方法的融合图像; (e) 基于方法 1) 的融合图像; (f) 基于方 2) 的融合图像; (g) 基于方法 3) 的融合图像
 Fig.5 Source images of first set and fused results with different methods (a) multi-spectral image; (b) Panchromatic image; (c) Region map of the intensity component of the multi-spectral image; (d) fused image with our method; (e) fused image with method 1); (f) fused image with method 2); (g) fused image with method 3)

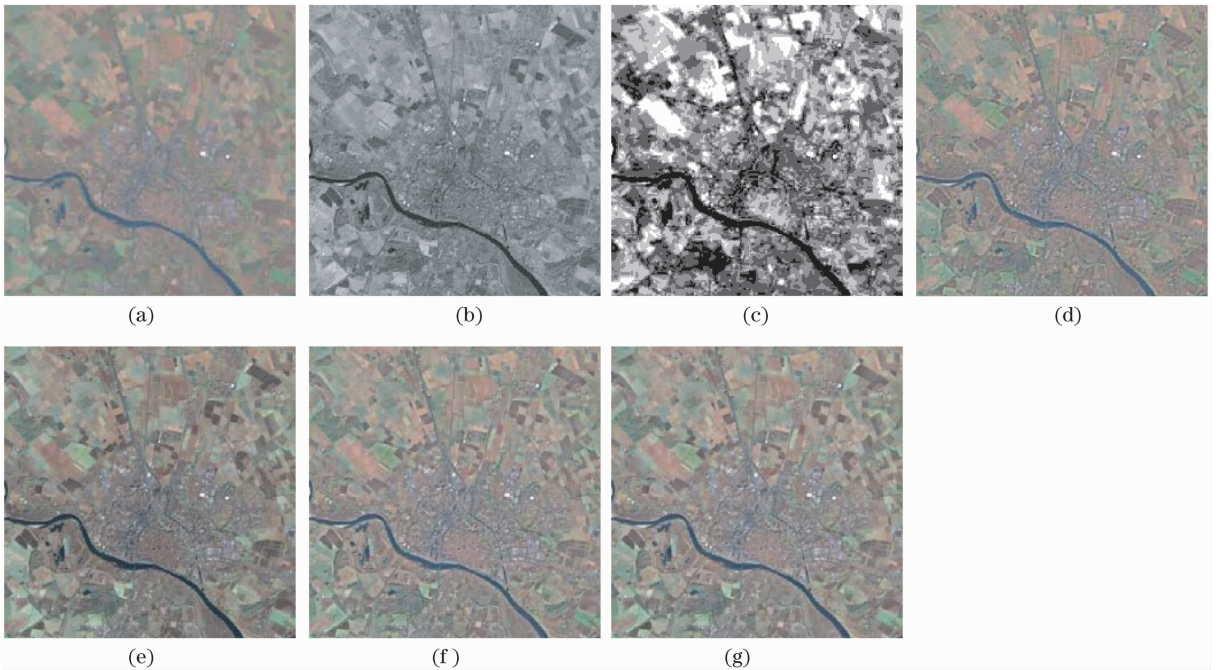


图 6 第二组源图像及不同方法的融合结果 (a) 多光谱图像; (b) 全色图像; (c) 多光谱图像强度分量 I 的分割映射图; (d) 基于本文方法的融合图像; (e) 基于方法 1) 的融合图像; (f) 基于方 2) 的融合图像; (g) 基于方法 3) 的融合图像
 Fig.6 Source images of second set and fused results with different methods (a) multi-spectral image; (b) Panchromatic image; (c) Region map of the intensity component of the multi-spectral image; (d) fused image with our method; (e) fused image with method 1); (f) fused image with method 2); (g) fused image with method 3)

谱信息的保持情况可通过扭曲程度、偏差指数和相关系数等指标进行评价。本文采用文^[16]中定义的信息熵、平均梯度、扭曲程度和相关系数 4 个指标来进行客观评价。其中,信息熵反映图像的信息丰富程度,熵值的大小表示图像所包含的平均信息量的多少;平均梯度反映图像对边缘细节信息的表达能力,平均梯度越大,边缘细节信息保留越多,图像越清晰;扭曲程度直接反映了融合后的多光谱图像的光谱失真程度;相关系数反映了两幅图像的相关程度,相关系数越大,表明融合图像的光谱信息改变的程度越小。

表 1 第 1 组多光谱与高分辨率图像融合结果客观评价指标

Table 1 Objective assessment index of fusion results of multi-spectral and high-resolution images of first set

	Wave band	Entropy	Average Gradient	Correlation Coefficient	Distortion Degree
Original multi-spectral image	R	7.1689	11.6726	—	—
	G	7.1631	11.7762	—	—
	B	7.2756	11.8414	—	—
method 1)	R	7.1628	16.8645	0.5108	29.2086
	G	7.2005	16.5902	0.5274	27.8626
	B	7.1160	16.4994	0.5905	28.2815
method 2)	R	7.1258	16.0602	0.8246	8.7337
	G	7.1742	15.8748	0.8306	8.4078
	B	7.2450	15.8042	0.8589	8.3853
method 3)	R	7.1285	16.0666	0.8280	8.6578
	G	7.1763	15.8810	0.8340	8.3347
	B	7.2477	15.8123	0.8616	8.3111
Our method	R	7.2272	16.4303	0.8803	8.5245
	G	7.2809	16.2056	0.8847	8.1853
	B	7.3405	16.2099	0.8998	8.1881

5 结 论

针对多光谱与高分辨率图像融合难以做到空间分辨率与光谱信息二者兼顾的问题,引入了区域融合的思想。通过多阈值分割并利用文中提出的区域均值比指标将原多光谱图像划分为需要进行空间细节增强以及需要保持光谱特性的区域;然后利用 NSCT 对高分辨率图像和多光谱图像的强度分量进行多分辨分解,NSCT 能够比小波变换更有效地提取源图像的边缘特征,为融合图像提供更多的细节信息;最后根据本文提出的窗口邻域与区域相结合的融合规则及融合算子对分解后的高分辨率图像和多光谱图像的强度分量进行融合重构,最终得到高分辨率的多光谱图像。实验结果表明,本文所提出融合算法能够在保持光谱特性的前提下,尽可能提高融合图像的空间分辨率,融合效果优于传统的 HIS 变换法、基于像素的 \hat{a} trous 小波变换法和基于

表 1 给出了第 1 组多光谱与高分辨率图像融合结果的客观评价指标。可以看出,本文方法的熵值高于原多光谱图像及另 3 种方法,而平均梯度值仅略低于方法 1),高于另 2 种方法,这表明本文方法对空间细节信息的增强作用略低于方法 1),优于另 2 种方法;本文方法的相关系数值在 4 种方法中最大,而扭曲程度值最小,表明本文方法对原多光谱图像的光谱信息保持最好。综合所有评价指标表明本文方法的融合效果优于另 3 种方法,这与视觉观察结果完全一致。

像素的 NSCT 法。

参 考 文 献

- Li Zhenhua, Jing Zhongliang, Sun Shaoyuan. Remote sensing image fusion based on steerable pyramid frame transform [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **25**(5): 598~602
李振华, 敬忠良, 孙韶媛. 基于方向金字塔框架变换的遥感图像融合算法[J]. *光学学报*, 2008, **25**(5): 598~602
- Zhang Qiang, Guo Bao-long. Remote sensing image fusion based on the nonsubsampling contourlet transform [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(1): 74~80
张 强, 郭宝龙. 基于非采样 Contourlet 变换的遥感图像融合算法[J]. *光学学报*, 2008, **28**(1): 74~80
- Zhang Qiang, Guo Baolong. Fusion of multispectral and panchromatic images based on the physical characteristics of imaging system [J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(2): 243~248
张 强, 郭宝龙. 基于成像系统物理特性的多光谱图像与全色波段图像融合[J]. *光学学报*, 2007, **27**(2): 243~248
- Freeman W T, Adelson E H. The design and use of steerable filters [J]. *IEEE Trans. Pattern Anal Mach Intell*, 1991, **13**(9): 891~906
- M. N. Do, M. Vetterli. The contourlet transform; An efficient

- directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Trans. Image Proc.*, 2005, **14**(12): 2091~2106
- 6 A. L. Cunha, J. Zhou, M. N. Do. The nonsubsampling contourlet transform; Theory, design, and applications [J]. *IEEE Trans. Image Proc.*, 2006, **15**(10): 3089~3101
- 7 Z. J. Wang, D. Ziou, C. Armenakis. A comparative analysis of image fusion methods [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2005, **43**(6): 1391~1402
- 8 X. Otazu, M. González-Audicana, O. Fors. Introduction of sensor spectral response into image fusion methods. Application to Wavelet-Based Methods [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2005, **43**(10): 2376~2385
- 9 M. Choi. A new intensity-hue-saturation fusion approach to image fusion with a tradeoff parameter [J]. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 2006, **44**(6): 1672~1682
- 10 Shaohui Chen, Hongbo Su, Renhua Zhang. The tradeoff analysis for remote sensing image fusion using expanded spectral angle mapper [J]. *Sensors*, 2008, **8**: 520~528
- 11 V. Bunttilov, T. Bretschneider. Objective content-dependent quality measures for image fusion of optical data [C]. *Proc. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Anchorage*, 2004: 613~616
- 12 R. H. Bamberger, M. J. T. Smith. A filter bank for the directional decomposition of images: Theory and design [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1992, **40**(4): 882~893
- 13 N. Otsu. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. *IEEE Trans. on Syst. Man, Cybern.*, 1979, **9**(1): 62~66
- 14 G. Piella. A region-based multiresolution image fusion algorithm [C]. *ISIF Fusion 2002 Conf. Annapolis*, 2002: 1557~1564
- 15 W. Rong, G. Liqun, Y. Shu. An image fusion approach based on segmentation region [J]. *Internat. J. Information Technology*, 2005, **11**(7): 92~100
- 16 Wu Yan, Yang Wanhai, Li Ming. Fusion Algorithm of Multi-spectral and High-resolution Panchromatic Images [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2003, **32**(2): 174~178
- 吴 艳, 杨万海, 李 明. 多光谱与高分辨率图像融合算法研究 [J]. *光子学报*, 2003, **32**(2): 174~178
- 17 Huang Haidong, Wang Bin, Zhang Liming. A new method for remote sensing image fusion based on nonsubsampling contourlet transform [J]. *J. Fudan University (Natural Science)*, 2008, **47**(1): 124~128
- 黄海东, 王 斌, 张立明. 一种基于非降采样 Contourlet 变换的遥感图像融合方法 [J]. *复旦学报(自然科学版)*, 2008, **47**(1): 124~128
- 18 Asha Das, K. Revathy. Image fusion techniques for remote sensed spot images [C]. *Internat. Conf. on Computational Intelligence and Multimedia Applications 2007, Sivakasi, India*, 2007: 482~489
- 19 Li Huihui, Guo Lei, Liu Hang. A region-based remote sensing image fusion method [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2005, **34**(12): 1901~1905
- 李晖晖, 郭 雷, 刘 航. 基于区域分割的遥感图像融合方法 [J]. *光子学报*, 2005, **34**(12): 1901~1905.