

## 综合有向纹理特征及其在多光谱图像融合中的应用

张易凡 何明一

(西北工业大学电子信息学院陕西省信息获取与处理重点实验室 西安 710072)

**摘要:** 纹理特征是多光谱图像中除光谱特征以外的一类重要的图像特征。该文通过对有向纹理特征的分析提出了综合有向纹理特征的概念,建立了求解综合有向纹理特征的方法,并在此基础之上提出了基于图像冗余小波域的综合有向纹理特征重要中心系数算法。该算法将多光谱图像的光谱信息与形态信息进行了有机的结合,在保持源图像光谱特征的同时也考虑到了纹理特征对于融合效果的影响。对模拟及真实多光谱图像融合实验结果的主观视觉评价、客观定量分析说明该算法与现有的同类多光谱图像融合算法相比,能够更有效地融合源图像信息、更好地保持源图像纹理特征。

**关键词:** 多光谱; 图像融合; à trous 算法; 综合有向纹理特征

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2007)01-0081-06

## Integrated Orientation Texture Feature and Its Application in Multi-spectral Image Fusion

Zhang Yi-fan He Ming-yi

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Shaanxi Key  
Laboratory of Information Acquisition and Processing, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** Texture feature is one kind of important image features in multi-spectral images except with spectral characteristics. In this paper, the characteristics of orientation texture features are analyzed. And then the concept and method of integrated orientation texture feature are proposed and developed. On the basis of this, Significant Central Coefficient (SCC) image fusion algorithm based on integrated orientation texture feature in redundant wavelet field is proposed. The algorithm can combine spectral and morphological information in multi-spectral images successfully. It can pertain the spectral characteristics of source images and also take effect on fusion result of texture features into account. The new multi-spectral image fusion algorithm is carried out with emphases on the novelty of the fusion algorithm and the demonstration by using both simulated and real multi-spectral images. The subjective qualitative evaluation and objective quantitative analysis of the experimental results are made, appearing that the new algorithm can fuse the information and retain the texture features of source images more effectively compared with several existing fusion algorithms for multi-spectral images.

**Key words:** Multi-spectral; Image fusion; à trous algorithm; Integrated orientation texture feature

### 1 引言

多光谱图像融合作为遥感图像处理中的一项关键技术,在近 20 年内得到了飞速的发展,同时也涌现出了大量优秀的融合算法。一些算法已得到了成功的应用,另一些也具有潜在的应用价值。根据源图像不同、融合结果的用途不同,融合算法也会有相应的变化。一些算法从多光谱图像中包含的丰富光谱信息着手进行融合,另一些则是以形态信息为基础进行融合。实际上,光谱信息和形态信息都是多光谱图像中的重要信息。如果能将两者进行有机结合制定融合策略,必将使融合结果质量得到提高,本文正是沿着这一思路

而开展的研究。

本文重点研究了一种多光谱图像融合的新方法。考虑到纹理特征是多光谱图像中一类重要的空间信息,本文通过对有向纹理特征特点的分析,提出了综合有向纹理特征的概念及建立方法,并在冗余小波域重要中心系数(SCC)算法<sup>[1]</sup>的基础之上,建立了基于冗余小波域的综合有向纹理特征重要中心系数融合算法。实验证明,通过这种融合算法得到的融合图像有效地包含和表现了源图像信息(尤其是纹理特征),具有较高的质量。

### 2 综合有向纹理特征

#### 2.1 图像纹理特征<sup>[2]</sup>

纹理反映的是图像的一种局部结构化特征,具体表现为

图像像素点某邻域内像素灰度或者颜色的某种变化。对于多光谱图像,当目标的光谱特征比较接近时,纹理特征对于区分目标可能会起到积极的作用。例如,针叶林和阔叶林光谱特征基本相同,因此单从光谱特性上是难以区分这两者的。然而针叶林的纹理要比阔叶林细得多,故可根据纹理特征对两者加以区分。可见,纹理特征的分析对于多光谱图像处理也是很重要的,是多光谱图像中除光谱特征以外的一项重要信息。提取图像纹理特征的方法很多,主要有灰度共生矩阵法、小波变换法、傅里叶功率谱法以及纹理能量法等。

## 2.2 综合有向纹理特征

本文采用的纹理能量法以纹理特征主要表现为高频信息在图像上的空间分布情况这一特点为依据,以图像上的高频信息为基础,通过有向高频滤波算子来获得数字形式的纹理特征值。设  $M(\theta)$  是二维空间中沿与水平方向夹角为  $\theta$  方向上的高通滤波算子模板,其定义如式(1)所示。 $M(\theta)$  可以是二维空间中任意形状(如正方形、矩形、圆形等)的高通

滤波算子,  $X$  和  $Y$  分别表示算子中元素下标的取值范围。

$$M(\theta) = [m_{ij}]_{i \in X, j \in Y} \quad (1)$$

为了分析的方便同时又不失一般性,本文采用大小为  $3 \times 3$  的正方形模板,  $\theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ , 从而得到如式(2)所示的4个方向上的高通滤波算子。图1是用上述模板获得有向纹理特征的两组示例,其中第1行图像是普通光学图像及其4个有向纹理特征图,第2行是多光谱某波段图像及其4个有向纹理特征图。

$$M(0) = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad M(45) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -1 \end{bmatrix} \\ M(90) = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad M(135) = \begin{bmatrix} 0 & -1 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

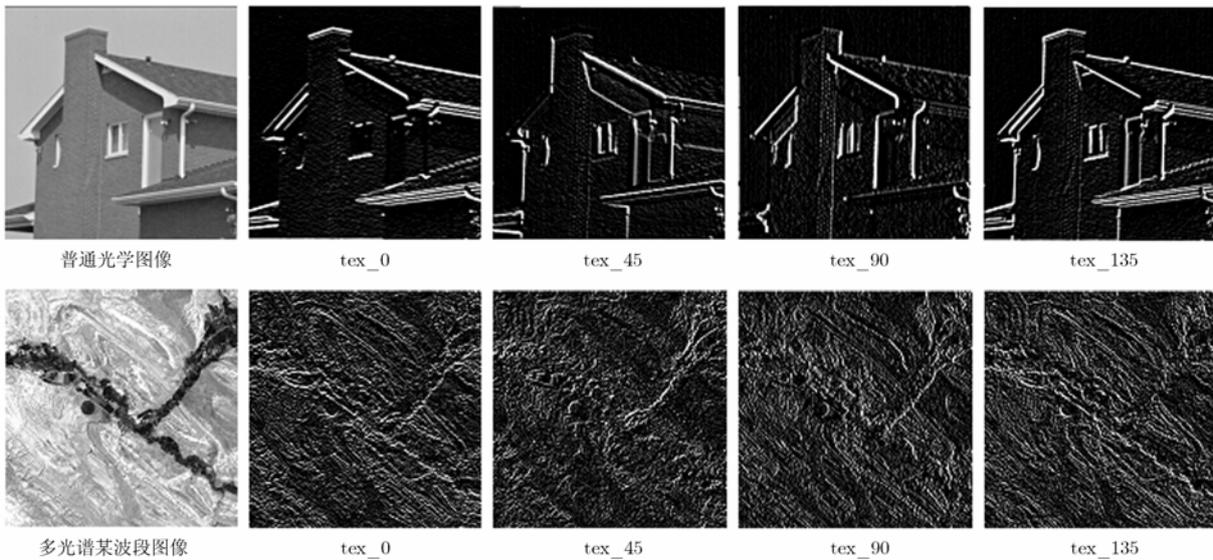


图1 例图及其4个方向上的纹理特征图

经过上述处理,数据量增长到了原来的4倍,如果直接使用,无疑会增加计算开销,于是作者提出了综合有向纹理特征的概念及建立方法:设4个有向纹理特征图在位置  $(i, j)$  的值分别为  $\text{tex}_0(i, j)$ ,  $\text{tex}_{45}(i, j)$ ,  $\text{tex}_{90}(i, j)$ ,  $\text{tex}_{135}(i, j)$ 。考虑到这些纹理特征具有方向性,可将其看作是笛卡儿坐标系下的矢量: $\text{tex}_\theta(i, j)$  可以看作模为  $|\text{tex}_\theta(i, j)|$ , 方向角为  $\theta$  的矢量。将这4个矢量按照矢量相加的方式进行合成即得源图像在位置  $(i, j)$  的综合有向纹理特征矢量  $F(i, j) = (F_x(i, j), F_y(i, j))$ , 其中

$$F_x(i, j) = \text{tex}_0(i, j) + \frac{\sqrt{2}}{2} \text{tex}_{45}(i, j) - \frac{\sqrt{2}}{2} \text{tex}_{135}(i, j) \quad (3)$$

$$F_y(i, j) = \text{tex}_{90}(i, j) + \frac{\sqrt{2}}{2} \text{tex}_{45}(i, j) + \frac{\sqrt{2}}{2} \text{tex}_{135}(i, j) \quad (4)$$

$$\|F(i, j)\| = \sqrt{F_x^2(i, j) + F_y^2(i, j)} \quad (5)$$

若不考虑合成矢量的方向,可取其模作为该位置的综合有向纹理特征值。对每一个像素点都进行上述的综合有向纹理特征矢量合成,即生成与原始图像尺寸相同的综合有向纹理特征图。图中每个像素点的值说明了原始图像在这一位置所含纹理信息量的多少,从一定程度上反映了该点在融合时应给予的重要度。

## 3 基于冗余小波域的综合有向纹理特征重要中心系数融合算法

图像融合的关键在于如何确定有效的融合准则,最大程

度地保持源图像的特征,从而使融合图像含有尽可能多的有用信息。最常见的是小波域均值法(Image Average, IA),即将源图像对应小波平面上对应位置小波系数的算术平均值作为融合图像对应位置的小波系数。文献[1]中提出的冗余小波域重要中心系数法(Significant Central Coefficient, SCC)根据源图像第  $i$  级小波平面上对应位置小波系数的相对大小进行区域计数,并通过区域计数器的值来确定融合图像对应区域中心位置小波系数的取值,给出的实验结果说明该算法取得了较好的融合效果。纹理特征是图像信息量分布情况的一种反映,可以作为融合过程中图像像素应给予的重要度的一种衡量,因此作者提出了一种根据综合有向纹理特征确定融合准则的算法——基于冗余小波域的综合有向纹理特征重要中心系数融合算法(以下简称本文算法)。

### 3.1 冗余小波变换

作为一种常用的域变换,被称为分析信号的显微镜的小波分析具有良好的时频局部化特征,在图像处理领域得到了广泛的应用。实现小波变换的经典算法主要有两类:实现正交小波变换的 Mallat 算法<sup>[3]</sup>和实现冗余小波变换的 à trous 算法<sup>[4]</sup>。Mallat 算法在影像分解和重建过程中涉及到抽取和插值,增加了计算的负担,同时也可能导致融合结果出现相位失真<sup>[5]</sup>。另外,变换前后图像的大小发生了改变,因此往往不利于模式识别等图像处理过程。à trous 算法能够从一定程度上克服这些缺点,相对于其它小波算法它具有以下特点:(1)计算的空间和时间需求较合理,易于编程实现;(2)具有二维等方向性,变换过程可通过滤波器滤波实现;(3)计算不需进行抽样和插值,有利于获取影像的细节特征。因此适用于影像的数据融合<sup>[6,7]</sup>。

à trous 算法的基本思想是:把信号或图像分解为不同频率通道上的近似信号(相似平面或零级小波平面)和小波平面。à trous 算法可理解为用卷积核对影像进行滤波,设  $f$  表示原始图像,  $\mathbf{H}$  是低通滤波器(卷积算子)。  $a_i(f)$  表示其第  $i$  级相似平面( $f$  在尺度  $2^i$  上的近似),  $w_i(f)$  表示其第  $i$  级小波平面( $f$  的特征或细节在尺度  $2^i$  上的体现),它们的大小都与  $f$  相同。原始图像经过  $N$  级分解得到一个相似平面和  $N$  个小波平面  $\{a_N(f), w_1(f), w_2(f), \dots, w_N(f)\}$ 。具体分解过程如下:

$$\left. \begin{aligned} a_0(f) &= f \\ a_i(f) &= a_{i-1}(f) * \mathbf{H} \\ w_i(f) &= a_{i-1}(f) - a_i(f) \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

由上述的分解过程可知,其重构过程为

$$f = a_0(f) = a_N(f) + \sum_{i=1}^N w_i(f) \quad (7)$$

### 3.2 算法描述

以两幅图像为例说明融合过程,多幅图像的融合算法类似。图2是本文算法融合方案流程图,其中, RWT表示冗余小波变换, IRWT表示冗余小波逆变换。

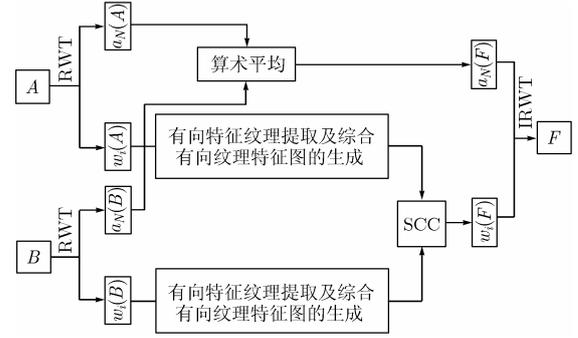


图2 基于冗余小波域的综合有向纹理特征重要中心系数融合方案流程图

经过  $N$  级 RWT, 源图像被分解为一个相似平面  $a_N$  和  $N$  个小波平面  $w_i (i=1, \dots, N)$ 。其中相似平面主要包含的是源图像的低频信息(光谱特征), 为了更有效地保持源图像的光谱特征, 本文对源图像相似平面对应位置的系数求均值作为融合图像相似平面对应位置的系数:

$$a_N(F)(i, j) = (a_N(A)(i, j) + a_N(B)(i, j)) / 2 \quad (8)$$

对于反映高频信息的每个小波平面  $w_i (i=1, \dots, N)$  进行 4 个方向上的高通滤波, 提取它们的有向纹理特征, 并用上文提出的建立综合有向纹理特征的方法求出两幅源图像每个小波平面所对应的综合有向纹理特征图  $\text{tex}_i(A)$  和  $\text{tex}_i(B)$ 。给定大小为  $K \times L$  的滑动窗口,  $K$  和  $L$  通常为奇数(如  $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$  或  $3 \times 5$ ), 定义区域计数器  $C_A$  和  $C_B$ , 对每组同级小波平面的综合有向纹理特征图进行如下的区域计数器操作:

$$\begin{aligned} &\text{if } \text{tex}_i(A)(m+k, n+l) = \text{tex}_i(B)(m+k, n+l) \\ &\quad \text{then } C_A = C_A + 1 \text{ and } C_B = C_B + 1 \\ &\text{else if } \text{tex}_i(A)(m+k, n+l) > \text{tex}_i(B)(m+k, n+l) \\ &\quad \text{then } C_A = C_A + 1 \text{ else } C_B = C_B + 1 \end{aligned}$$

其中  $k = -\lfloor K/2 \rfloor, \dots, 0, \dots, \lfloor K/2 \rfloor$ ,  $l = -\lfloor L/2 \rfloor, \dots, 0, \dots, \lfloor L/2 \rfloor$ ,  $\lfloor \cdot \rfloor$  表示下取整。

根据区域计数器取值的相对大小可以确定融合图像对应小波平面上对应区域中心位置小波系数的取值, 融合准则描述如下:

$$\begin{aligned}
 &\text{if } C_A > C_B \text{ then } w_i(F)(m,n) = w_i(A)(m,n) \\
 &\text{else if } C_A < C_B \text{ then } w_i(F)(m,n) = w_i(B)(m,n) \\
 &\text{else } w_i(F)(m,n) \\
 &= \begin{cases} w_i(A)(m,n) & \text{if } \text{tex}_i(A)(m,n) \geq \text{tex}_i(B)(m,n) \\ w_i(B)(m,n) & \text{if } \text{tex}_i(A)(m,n) < \text{tex}_i(B)(m,n) \end{cases}
 \end{aligned}$$

滑动窗口中心位置游历完所有像素点时算法结束,于是得到了融合图像的相似平面和小波平面,最后进行冗余小波逆变换求出融合图像  $F$ 。

#### 4 融合实验与结果分析

我们编程实现了小波域均值法(IA),SCC 算法和本文方法(TEX-SCC)并进行了模拟图像和多光谱遥感图像的融合实验。实验研究表明,冗余小波分解层数较低时融合质量随分解层数的增加有较大提高,然而当分解层数达到 3~4 层后,随着分解层数的增大融合质量提高不明显。另外,滑动窗口越小,对源图像纹理特征的比较越细致,但是要以较长的计算时间为代价。经过对融合质量和计算开销这一对矛盾的权衡,本文实验中冗余小波分解层数选为 3 层,滑动窗口选取 3×3 的正方形窗口。由于 B3 样条函数对不规则样本数据具有很好的插值性,因此通常采用它作为尺度函数,其对应的卷积核为

$$\mathbf{H} = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

##### 4.1 融合实验

实验 1 分别对标准 256 灰度级 Lena 图(如图 3(c))的下半部分和上半部分进行低通滤波,结果如图 3(a)和 3(b)所示,这两幅图像分别丢失了原图下半部分和上半部分的高频(细节)信息,保存了另外一半的所有信息。若将这两幅图像的信息有效地加以融合,就能够取长补短,在一定程度上恢复原图像所含有的信息。实验中用不同的方法对这两幅图像进行了融合,融合结果如图 3(d)~3(f)所示,图 3(g)~3(j)分别是图 3(c)~3(f)方框内区域的放大图像。

实验 2 采用国家 863-308 提供的在常州附近飞行采集的 64 波段多光谱图像数据,其空间分辨率为 10m,谱间分辨率为 10nm。理论上,任意两个波段都可作为源图像进行融合,为了能够更好地突现融合效果以及更方便地对融合结果进行比较,实验中选择地物特征差异较大的第 20 和 30 波段的部分数据作为输入图像进行融合。图 4(a)和 4(b)是空间完

全对准的两波段图像,尺寸为 300×300pixels。在 Band20 中的公路轮廓十分明显,而在 Band30 中却不明显;在 Band30 中水体与周围的地物相比有较小的灰度值,因此很容易被分辨出来,在 Band20 中则不然。图 4(c)~4(e)分别是各种方法的融合结果,图 4(f)~4(h)分别是图 4(c)~4(e)方框内区域的放大图像。



图 3 不同方法对模拟图像的融合结果

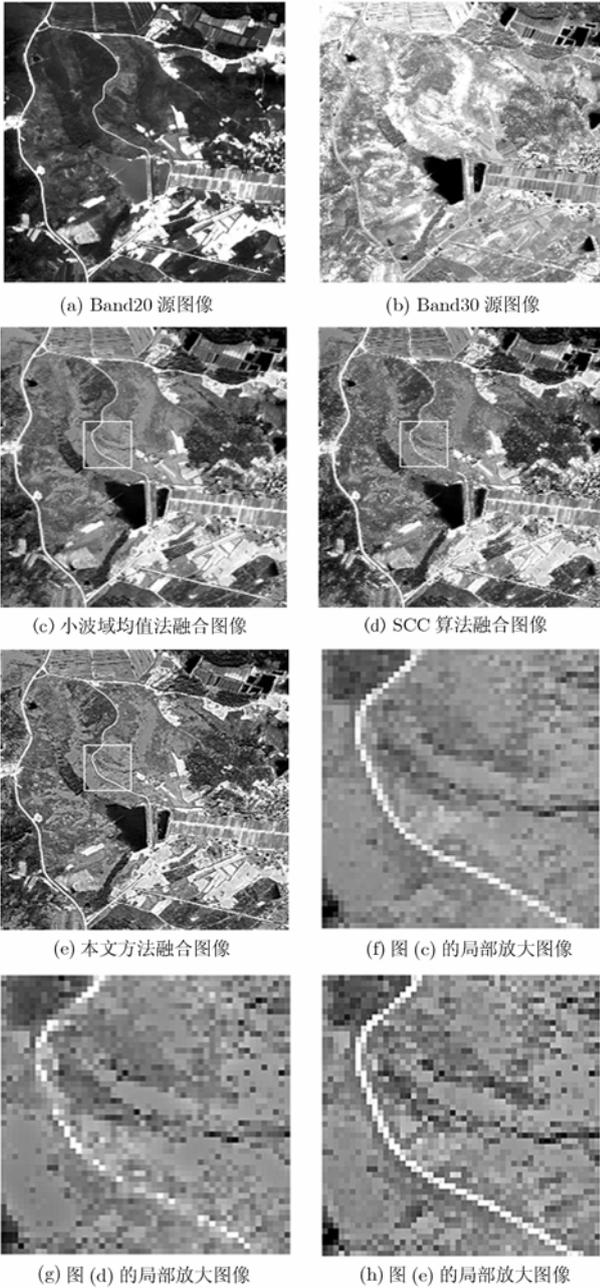


图 4 不同方法对多光谱图像的融合结果

## 4.2 融合质量评价

目前, 融合图像质量的评价通常采用视觉主观判断为主, 客观定量分析为辅的准则。本文采用标准差(Standard Variance, SV), 信息熵(Information Entropy, IE), 图像清晰度(Image Definition, ID)以及相关系数(Correlation Coefficient, CC)作为融合结果质量评价参数<sup>[8]</sup>。对于大小为  $M \times N$  的 256 级 8bit 灰度图像  $f$  和  $g$ , 若  $\hat{f}$  和  $\hat{g}$  分别表示其均值,  $p_l$  表示图像中像素灰度值为  $l$  的概率, 4 种评价参数分别定义如下:

$$SV: \hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{MN-1} \sum_{x,y} [f(x,y) - \hat{f}]^2} \quad (10)$$

$$IE: E = - \sum_{l=0}^{255} p_l \log_2 p_l \quad (11)$$

$$ID: \hat{g} = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{x,y} \sqrt{\frac{1}{2} \left[ \left( \frac{\partial f(x,y)}{\partial x} \right)^2 + \left( \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \right)^2 \right]} \quad (12)$$

$$CC: CC(f,g) = \frac{\sum_{x,y} [(f(x,y) - \hat{f}) \times (g(x,y) - \hat{g})]}{\sqrt{\sum_{x,y} (f(x,y) - \hat{f})^2} \times \sqrt{\sum_{x,y} (g(x,y) - \hat{g})^2}} \quad (13)$$

其中, 前 3 个指标用于评价融合结果的空间细节信息, 最后 1 个用于评价融合结果的光谱信息。标准差用于评价图像反差的大小, 若标准差大, 则图像的反差大、携带的信息更多。信息熵能够客观地反映融合图像所含信息量大小, 信息熵越大, 融合图像所含信息越丰富。图像清晰度(又称平均梯度)可以反映出图像微小细节反差及纹理变化特征, 用来评价图像的清晰程度, 一般情况下, 清晰度越大, 细节保持的越完整, 融合图像越清晰。相关系数反映两幅图像的相关程度, 通常融合图像与源图像的相关系数越大说明融合图像从源图像中提取的信息越多。

## 4.3 结果分析

由图 3 可以看出, 在小波域均值法的融合结果中, 帽子上的羽毛部分边界较为模糊, 帽体上的褶皱也不是很清楚, 说明该算法不能有效地保存高频信息, 融合结果过于平滑。SCC 算法的融合结果较小波域均值法有所改善, 但图中人

物面部仍稍现模糊, 尤其是嘴唇和鼻翼部分。本文方法融合结果的优势一目了然, 羽毛部分的边缘和帽体上的褶皱清晰可见, 人物面部部分区域的模糊问题也不存在了。

由图 4 可以看出, 小波域均值法在一定程度上融合了两幅源图像的不同特点, 但是由于采用的是简单的平均, 使得图像较为模糊, 清晰度降低, 图像的纹理特征不突出。SCC 算法的融合结果无论是清晰度还是纹理特征都较图 4(c) 有所提高, 但是某些地物的边缘轮廓不清晰。本文方法不但有效的融合了两幅源图像的特点, 而且清晰度高、不同地物的纹理特征突出, 另外也克服了图 4(d) 中某些地物边缘轮廓不清晰的缺点。从融合结果的局部放大图可以看出, 图 4(f) 的图像过于平滑, 没有层次感, 即没有突出不同地物的纹理特征; 图 4(g) 的图像层次感较图 4(f) 有所提高, 但是线状地物(如: 公路)的连贯性差、边缘轮廓不清晰; 相比之下, 图 4(h) 的图像既有较强的层次感(即突出了不同地物的纹理特征), 各种地物又有清晰可见的边缘轮廓, 线状地物的连贯性也很好。

表 1 和表 2 分别列出了两组实验中各融合算法结果的质量评价参数值( $I_1$  和  $I_2$  分别表示两输入图像,  $I_F$  表示融合图像,  $I_O$  表示实验 1 中的 Lena 原图), 分析可得如下结论:

(1) 两组实验中, 小波域均值法的融合图像与源图像的

表1 实验1中各融合算法结果的质量评价参数值

|                | Lena 原图 | 下半部分经过低通滤波的 Lena 图 | 上半部分经过低通滤波的 Lena 图 | 小波域均值法        | SCC 算法  | 本文方法           |
|----------------|---------|--------------------|--------------------|---------------|---------|----------------|
| SV             | 70.0478 | 67.4444            | 68.4238            | 67.5873       | 67.3851 | <b>69.1231</b> |
| IE             | 7.3045  | 7.7783             | 7.7647             | <b>7.8681</b> | 7.86593 | 7.8378         |
| ID             | 11.8905 | 8.7877             | 9.8672             | 8.8161        | 9.4274  | <b>11.6505</b> |
| $CC(I_1, I_F)$ |         |                    |                    | <b>0.9948</b> | 0.9911  | 0.9886         |
| $CC(I_2, I_F)$ |         |                    |                    | <b>0.9950</b> | 0.9920  | 0.9935         |
| $CC(I_O, I_F)$ |         |                    |                    | 0.9956        | 0.9929  | <b>0.9998</b>  |

表2 实验2中各融合算法结果的质量评价参数值

|                | Band20 源图像 | Band30 源图像 | 小波域均值法  | SCC 算法        | 本文方法           |
|----------------|------------|------------|---------|---------------|----------------|
| SV             | 72.3517    | 55.7715    | 45.7056 | 50.5568       | <b>53.3084</b> |
| IE             | 5.2141     | 5.9379     | 7.4317  | 7.57502       | <b>7.6368</b>  |
| ID             | 20.4449    | 23.8167    | 17.1347 | 22.3445       | <b>29.5223</b> |
| $CC(I_1, I_F)$ |            |            |         | <b>0.7923</b> | 0.7365         |
| $CC(I_2, I_F)$ |            |            |         | <b>0.6112</b> | 0.5857         |

相关系数为所有融合结果中最大的,而且融合结果与两幅源图像的相关系数相差不大,这都是算术平均的结果;实验1中的Lena原图可看作是理想融合结果,本文算法的融合结果与其相关系数最大,说明本文算法的融合结果较优,较接近理想值。

(2)除小波域均值法外的其它两种方法的融合结果与源图像的相关系数基本接近,说明它们在从源图像中充分提取有用信息方面功效相当。

(3)本文方法在实验1中的融合结果除信息熵较其它方法稍低外,标准差和清晰度均为最高;本文方法在实验2中的融合结果与其它算法比较具有最高的标准差、信息熵和清晰度。说明本文方法用于图像(特别是纹理特征丰富的多光谱图像)融合时,其融合结果更有效地保持了源图像的不同细节特征和光谱特征,含有更多的信息量,图像更清晰。

本文算法的一个不足之处在于,由于对每级小波平面都额外进行了综合有向纹理特征的计算,因此与其它两种算法相比其运算时间稍长。

## 5 结束语

本文通过对图像有向纹理特征的分析,提出了综合有向纹理特征的概念和建立方法,并将其与重要中心系数(SCC)融合准则相结合,建立了一种基于冗余小波域综合有向纹理特征的新融合算法。通过模拟数据和真实64波段多光谱数据仿真验证以及对实验结果的主观视觉评价和客观定量分析,表明本文所提出的新融合算法与现有同类算法相比,能够从参与融合的源图像中提取更多、更有效的信息,并更好地保持源图像的特征(尤其是纹理特征)信息,从而得到质量更高的融合图像。

虽然文中仅以两组两波段图像进行融合验证,但这并不失一般性,多波段图像的融合验证正在进行之中,包括利用本实验室220波段超光谱成像系统获得的真实数据的融合验证。

## 参考文献

- [1] Chibani Y and Houacine A. On the use of redundant wavelet transform for multisensor image fusion[C]. The 7<sup>th</sup> IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems, Jounieh, Lebanon, Dec. 17-20, 2000, 1: 442-445.
- [2] 朱述龙, 张占睦. 遥感图像获取与分析[M]. 北京: 科学出版社, 2000: 167-170.
- [3] Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11(7): 674-693.
- [4] Bijaoui A, Starck J L, and Murtagh F. Restauration des images multi-échelles par l'algorithme à trous. *Traitement du Signal*, 1994, 11(3): 229-243.
- [5] Lu G X, Zhou D W, and Wang J L, et al.. Geological information extracting from remote sensing image in complex area: Based on wavelet analysis for automatic image segmentation[J]. *Earth Science-Journal of China University of Geosciences*, 2002, 27(1): 50-54.
- [6] Chibani Y and Houacine A. Redundant versus orthogonal wavelet decomposition for multisensor image fusion. *Pattern Recognition*, 2003, 36: 879-887.
- [7] Chibani Y and Houacine A. The joint use of the IHS transform and the redundant wavelet decomposition for fusing multispectral and panchromatic images. *Int. J. of Remote Sensing*, 2002, 23(18): 3821-3833.
- [8] Cao Wen, Li Bicheng, and Zhang Yong. A remote sensing image fusion method based on PCA transform and wavelet packet transform[C]. Proceedings of the 2003 International Conference on Neural Networks and Signal Processing, Nanjing, China, Dec.14-17, 2003, 2: 976-981.

张易凡: 女, 1979年生, 博士生, 研究方向为多源遥感图像融合。  
何明一: 男, 1958年生, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为神经网络与智能信息处理、图像处理与可视化、以及三维信息获取与处理等。