

# 基于非下采样 Contourlet 系数局部特征的遥感图像融合方法

鲍程辉 朱康 贺新光

(湖南师范大学资源与环境科学学院 长沙 410081)

**摘要** 根据多光谱图像和全色图像非下采样 Contourlet 变换(NSCT)后低频子带和高频方向子带不同的融合目的,提出了一种基于 NSCT 系数局部特征的遥感图像融合方法。首先将全色图像和多光谱图像的 I 分量进行 NSCT 变换,在低频子带采用有选择的加权求和规则,对于高频方向子带系数,在最高分解层上,采用高频方向子带系数绝对值较大的算子,而在其它的分解层,根据高频方向子带系数的区域方差,比较一定区域内各个系数区域方差的大小,采用有选择的融合方法,然后对融合的高频方向子带系数进行一致性检验。实验表明:融合图像在最大限度保持源图像光谱信息的同时,其清晰度较其它的融合方法得到了较大的提高。

**关键词** 图像融合,非下采样 Contourlet 变换,局部特征

**中图分类号** TP237.3 **文献标识码** A

## Remote Sensing Image Fusion Method Based on Local Feature of Nonsampled Contourlet Coefficients

BAO Cheng-hui ZHU Kang HE Xin-guang

(College of Resource and Environment Science, Hunan Normal University, Changsha 410081, China)

**Abstract** We proposed a remote sensing image fusion method based on the local feature of NSCT coefficients according to the different fusion purpose of lowpass sub-band and highpass sub-bands decomposed from the multispectral and panchromatic images by using Nonsampled Contourlet Transform(NSCT). Firstly, we decomposed the I component of multispectral image and panchromatic image into multi-resolution representation by using NSCT. Then, in the lowpass sub-band, the method of selective weighted summation was used. In the highpass sub-bands, we employed the algorithm taking the larger absolute value of sub-band coefficients at the highest decomposition level, and the selective method by comparing the region variance of sub-band coefficients in a fixed region at other decomposition levels. Finally, consistency check was implemented for the fused coefficients of highpass sub-bands. The experimental results show that the fusion image not only keeps the spectrum information of source image well, but image resolution has been greatly improved compared to other fusion methods.

**Keywords** Image fusion, Nonsampled contourlet transform, Local feature

## 1 引言

遥感图像的融合是指将同一区域的不同光谱信息和空间信息遥感图像,采用一定的算子进行融合,以便更好地利用多光谱图像的光谱信息和高空间分辨率图像的空间信息<sup>[1,2]</sup>。鉴于融合处理所处的阶段不同,图像的融合处理可以分成3个不同的层次:像素级图像融合、特征级图像融合以及决策级图像融合<sup>[3]</sup>。其中,像素级图像融合是对各个源图像数据直接进行信息的综合处理,是图像融合最基础的层次<sup>[4]</sup>。

具体的融合方法有传统的基于彩色空间变换的融合方法: IHS (Intensity-Hue-Saturation)<sup>[5]</sup>、主成分分析法(PCA)<sup>[6]</sup>等,但是这些方法在进行融合处理时都不对参加融合的图像进行分解变换,造成光谱偏差比较大,属于较为简单的图像融合方法。20世纪80年代中期,人们又提出了基于金字塔分解图像融合方法,但是由于这些分解方法在层间分

解量之间具有相关性,导致融合效果不理想。20世纪90年代,随着小波理论的发展,小波变换的融合方法逐渐成为图像融合热点。主要的融合规则包括取平均值、系数绝对值取大、局部能量和局部方差的加权求和等。但是二维小波变换是由一维小波张成的,只能表示有限的方向,不能最优地表示含有线或面奇异的高维函数<sup>[7]</sup>。而事实上具有线或面奇异的函数在高维空间是非常普遍的。为了解决这个问题,二维或更高维函数的奇异性表示方法如 Bandlet<sup>[8]</sup>、Ridgelet<sup>[9]</sup>、Curvelet<sup>[10]</sup>、Contourlet<sup>[11]</sup>等逐渐发展起来。其中,Do 和 Vetterli 提出的 Contourlet 变换,是一种“真正”二维图像系数表示方法,但由于分解前的下采样和重构前的上采样操作,使得 Contourlet 变换缺乏平移不变性,低频子带和高频方向子带均存在频谱混叠现象<sup>[12]</sup>。而频谱混叠现象造成同一方向的信息在几个不同的方向子带中同时出现,在一定程度上削弱了其方向的选择性。

到稿日期:2013-03-23 返修日期:2013-07-01 本文受湖南省自然科学基金项目(11JJ3057),湖南省“十二五”重点学科地理学资助。

鲍程辉(1990-),男,硕士生,主要研究方向为遥感图像处理和分析, E-mail: baochenghui71@163.com;朱康(1989-),男,硕士生,主要研究方向为遥感图像处理和分析;贺新光(1973-),男,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为多尺度数值计算、图像数字处理等。

2006年 Cunha 等<sup>[13]</sup>提出了非下采样 Contourlet 变换 (Nonsampled Contourlet transform, NSCT) 理论,其不但继承了 Contourlet 的多尺度、多方向性,还具有平移不变性,消除了频谱的混叠现象;同时不同尺度和方向的子带与源图像具有相同的大小,因此在图像融合领域得到了广泛的应用,但采用的算法都比较简单。对于低频子带的融合,主要采用平均值、简单的加权求和算子,减少了融合图像的光谱信息。高频子带融合中,主要根据区域方差、区域梯度,采用取大或有选择地加权求和方法,且都没有利用区域像素之间的关系进行一致性检验,不可避免地加大了与源图像的偏差。其中,沈洁等<sup>[14]</sup>提出了一种基于非下采样 Contourlet 变换的图像融合算法,算法中对于低频子带系数采用基于边缘平均值的算子,而对于高频方向子带系数,通过平均值和方差建立一个局部系数相关性,设定阈值,通过加权求和规则进行融合;吴一全等<sup>[15]</sup>提出基于非下采样 Contourlet 变换的图像融合方法,文中采用 3 种融合规则,分别对小波变换、Contourlet 变换、NSCT 的系数进行融合,结果表明,基于 NSCT 的低频系数采用改进的加权平均法,高频系数采用最高分解层系数绝对值取大与区域平均梯度取大相结合的融合规则,图像的融合效果更好。翟军涛<sup>[16]</sup>提出基于 NSCT 的多光谱和全色图像的融合,该方法在对多光谱影像进行 IHS 变换的基础上,对多光谱图像的 I 分量和高分辨率的全色影像分别进行非下采样 Contourlet 变换,然后对分解得到的近似分量以及各层金字塔各方向的细节分量分别采用取平均值和有选择的加权融合方法。林玉池等<sup>[17]</sup>提出了基于 NSCT 变换的红外与可见光图像融合技术研究方法,算法中低频子带系数取平均值,对于高频方向子带系数中最大分解尺度选择系数绝对值较大者,其它尺度系数采用局部方差取大的规则。

本文根据低频子带和低频方向子带不同的融合目的,结合前面提到的算法优点,提出了一种新的融合算法。首先,将多光谱图像从 RGB 空间转换到 IHS 空间,再对多光谱图像的 I 分量和全色图像进行 NSCT 变换。在图像融合时,对于光谱信息集中的低频子带,本文应用宋阳和万幼川<sup>[18]</sup>针对图像小波分解后提出的有选择地加权求和低频子带融合规则,该方法利用低频子带主要保留融合图像的光谱特性的目的,在多光谱图像 I 分量的低频子带系数的基础上,有选择地加权加入一些全色图像的光谱信息。在高频方向子带融合时,由于在最高分解层上,图像边缘细节信息等表现为绝对值较大的系数<sup>[19]</sup>,因此在高频方向子带的各个最高分解层上,采取系数绝对值取大的方法。而在其它高频方向子带的融合时,根据区域方差的大小采用有选择的融合方法,然后对融合后的高频方向子带系数进行一致性检验。在高频方向子带上,采用一定区域方差可以很好地表示系数的分散程度,增加图像的空间信息,提高图像的清晰度,经过一致性检验,又可以降低融合后图像与源图像的相对偏差。这样融合图像后,在提高清晰度的同时,又能很好地保持源图像的光谱信息。

## 2 非下采样 Contourlet 变换理论

NSCT 变换就是将实现多分辨率分解的非下采样金字塔 (Nonsampled Pyramid, NSP) 滤波器组和实现多方向分解非下采样方向滤波器组 (Nonsampled Directional Filter Banks, NSDFB) 相结合。首先利用 NSP 对图像进行多尺度分解,得到一个低频子带和一个高频子带,再对得到的低频子带

重复上述操作,得到一个低频子带和多个高频子带,实现图像多分辨率分解;再利用 NSDFB 对得到的各个高频子带实行多方向分解,得到图像的多层非下采样 Contourlet 变换。与 Contourlet 变换不同的是,在图像的分解和重构过程中,NSCT 没有对 NSP 以及 NSDFB 分解后的信号分量进行分析滤波后的降采样(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上采样,再对信号进行分析滤波和综合滤波,这样不仅消除了吉布斯现象,还使得 NSCT 具有多尺度、良好的空域和频域局部特性以及多方向性,同时还具有平移不变性以及各子带图像之间具有相同尺寸大小等特性,容易找到各子带图像之间的对应关系,从而有利于融合规则的制定。其具体的变换结构图如图 1 所示,对图像进行  $J$  层 NSCT,首先进行  $J$  层 NSP 变换,输出为  $J$  个高频图像  $D_j$  ( $j=1, \dots, J$ ) 和一个低频子带  $A_j$ ,再对每个高频图像  $D_j$  进行 NSDFB 分解得到  $2^j$  个方向高频图像,得到各尺度上的高频方向分量  $D_j^k$  ( $j=1, \dots, J; k=1, \dots, 2^j$ )。

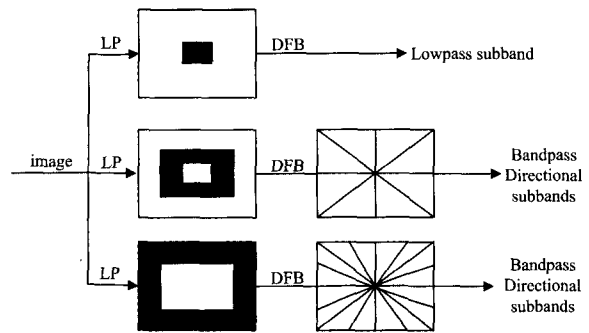


图 1 NSCT 变换示意图

## 3 基于 NSCT 系数局部特征的融合方法

### 3.1 图像融合的步骤

(1) 对全色图像和多光谱图像进行图像预处理,包括图像滤波、重采样、图像配准。将多光谱图像从 RGB 空间变换到 IHS 空间,得到  $I$ (亮度)、 $H$ (色调)、 $S$ (饱和度) 3 个分量。

(2) 对匹配后的全色图像  $f_{pan}$  和多光谱图像的  $I$  分量  $f_{mul_i}$  分别进行  $J$  层 NSCT 变换,得到如下分量:

$$|A_j f_{mul_i}, A_j f_{pan}| \quad (1)$$

$$|D_j^k f_{mul_i}, D_j^k f_{pan}|, j=1, \dots, J; k=1, \dots, 2^j \quad (2)$$

式中,  $A_j f_{pan}$ 、 $A_j f_{mul_i}$  表示全色图像和多光谱图像  $I$  分量的低频子带,  $D_j^k f_{pan}$ 、 $D_j^k f_{mul_i}$  表示全色图像和多光谱图像  $I$  分量分解的第  $j$  层  $k$  方向的高频方向子带,其中  $j$  表示分解尺度,  $j=1, \dots, J$ ,  $k$  表示当前所处于第  $k$  个方向,  $k=1, \dots, 2^j$ ,  $l_j$  表示当前 NSDFB 的方向分解级数。

(3) 用 3.2 节、3.3 节提出的融合算子分别对低频子带和低频方向子带进行自适应提取,得到满足要求的低频子带和低频方向子带。

(4) 将得到的低频子带和低频方向子带进行 NSCT 逆变换,得到新的  $I$  分量  $I'$ ,将  $I'$  分量和多光谱图像的  $H$  分量、 $S$  分量执行 IHS 逆变换,得到融合图像。

注:本文中的低频子带和低频方向子带自适应提取都采用  $3 \times 3$  大小的窗口。

### 3.2 低频子带的融合规则

NSCT 分解后得到的低频子带系数集中了图像的主要能量,包含着图像的近似轮廓信息和平均状况。本文应用宋阳和万幼川<sup>[18]</sup>针对图像小波分解后提出的有选择的加权求和

低频子带融合规则。具体融合规则如下：

(1)  $f_{mul_i}$  和  $f_{pan}$  的低频子带所共有的特征为：

$$A_J f_{com} = \min |A_J f_{mul_i}, A_J f_{pan}| \quad (3)$$

(2) 求出全色图像低频子带所特有的特征：

$$A_J f_{fea} = A_J f_{pan} - A_J f_{com} \quad (4)$$

(3) 生成融合图像  $I$  分量的低频子带为：

$$A_J f_{new_i} = A_J f_{mul_i} + \frac{std(A_J f_{pan})}{std(A_J f_{pan}) + std(A_J f_{mul_i})} \times A_J f_{fea} \quad (5)$$

式中,  $std(A_J f_{pan})$ 、 $std(A_J f_{mul_i})$  表示全色图像和多光谱图像  $I$  分量 NSCT 变换低频子带的区域方差。

### 3.3 高频方向子带的融合规则

高频方向子带反映源图像的亮度突变特性, 主要表现图像的边缘、区域、纹理等细节信息。由于在最高分解层上, 图像边缘细节信息等表现为绝对值较大的系数<sup>[19]</sup>, 因此在高频方向子带的各个最高分解层上, 采用系数绝对值取大的方法, 作为最高分解层的融合算子。如式(6)所示：

$$\begin{cases} D_j^k f_{new_i} = D_j^k f_{mul_i}, & \text{当 } |D_j^k f_{mul_i}| \geq |D_j^k f_{pan}| \\ D_j^k f_{new_i} = D_j^k f_{pan}, & \text{其它} \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $D_j^k f_{new_i}$ 、 $D_j^k f_{mul_i}$ 、 $D_j^k f_{pan}$  分别代表融合后  $I$  分量、多光谱图像  $I$  分量、全色图像最高分解层  $k$  方向的 NSCT 高频方向子带系数,  $k=1, \dots, 2^j$ ,  $j$  表示最高分解层的 NSDFB 的方向分解级数。

而对于高频方向子带的其它分解层, 即  $D_j^k f_{pan}$ 、 $D_j^k f_{mul_i}$  (其中  $j=1, \dots, J-1$ ,  $k$  表示当前所处于的第  $k$  个方向,  $k=1, \dots, 2^j$ ,  $j$  表示当前 NSDFB 的方向分解级数), 常用的融合规则可以分为两类: 一类是基于单个像素的, 通常采用绝对值取大的方法; 另一类是基于区域(区域大小一般为  $3 \times 3$  或  $5 \times 5$ ) 特征的, 利用区域特征相关性, 采用加权求和或区域特征绝对值取大的融合算子等。由于图像的区域特征往往需要多个像素来体现, 而局部区域的像素又具有一定的相关性, 因此本文采用基于区域方差的融合规则。区域方差可以很好地表示区域系数值的离散程度, 采用基于区域方差的融合方法, 可以很好地保持图像的细节信息。具体的融合规则如下：

首先, 采用局部矩形大小为  $X \times Y$  (其中  $X, Y$  一般为奇数) 的窗口, 点  $(m, n)$  为这个区域的中心, 则区域均值  $M_{pan}(m, n)$ 、 $M_{mul_i}(m, n)$  分别表示全色图像和多光谱图像  $I$  分量高频方向子带以点  $(m, n)$  为中心区域的 NSCT 系数的平均水平。

$$M_{pan}(m, n) = \frac{1}{X \times Y} \sum_x \sum_y D_j^k f_{pan}(m+x, n+y) \quad (7)$$

$$M_{mul_i}(m, n) = \frac{1}{X \times Y} \sum_x \sum_y D_j^k f_{mul_i}(m+x, n+y) \quad (8)$$

区域方差  $\sigma_{pan}(m, n)$ 、 $\sigma_{mul_i}(m, n)$  表示全色图像和多光谱图像  $I$  分量高频方向子带的以点  $(m, n)$  为中心区域 NSCT 系数的区域变化程度和分散程度。

$$\sigma_{pan}(m, n) = \frac{1}{X \times Y} \sum_x \sum_y (D_j^k f_{pan}(m+x, n+y) - M_{pan}(m, n))^2 \quad (9)$$

$$\sigma_{mul_i}(m, n) = \frac{1}{X \times Y} \sum_x \sum_y (D_j^k f_{mul_i}(m+x, n+y) - M_{mul_i}(m, n))^2 \quad (10)$$

建立一个中间变量  $TH_j^k$ , 其中  $j$  表示分解尺度,  $j=1, \dots, J-1$ ,  $k$  表示当前所处于的第  $k$  个方向,  $k=1, \dots, 2^j$ ,  $j$  表示

NSDFB 的方向分解级数。当  $\sigma_{mul_i}(m, n) \geq \sigma_{pan}(m, n)$ ,  $TH_j^k(m, n) = 1$ , 其它,  $TH_j^k(m, n) = 0$ , 如式(11)所示：

$$\begin{cases} TH_j^k(m, n) = 1, & \text{当 } \sigma_{mul_i}(m, n) \geq \sigma_{pan}(m, n) \\ TH_j^k(m, n) = 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (11)$$

对  $TH_j^k$  进行窗口大小为  $X \times Y$  的检测, 记窗口领域中值为 0, 1 的个数分别为  $N(0)$ ,  $N(1)$ 。当以点  $(m, n)$  为中心的领域中,  $N(0) \geq N(1)$  时, 融合后的点  $(m, n)$  的高频方向子带系数  $D_j^k f_{new_i}(m, n)$  就取全色图像的高频方向子带系数  $D_j^k f_{pan}(m, n)$ ; 当  $N(0) < N(1)$  时, 就取多光谱图像  $I$  分量的高频方向子带的系数  $D_j^k f_{mul_i}(m, n)$ 。如式(12)所示：

$$\begin{cases} D_j^k f_{new_i}(m, n) = D_j^k f_{pan}(m, n), & \text{当 } N(0) \geq N(1) \\ D_j^k f_{new_i}(m, n) = D_j^k f_{mul_i}(m, n), & \text{其它} \end{cases} \quad (12)$$

最后, 将得到的高频方向子带系数进行一致性检验。因为在遥感影像中, 清晰区域一般是连通的区域, 如果某像素为清晰度高的像素, 那么与其相邻的其它像素也很可能属于清晰区域。所以我们根据这一特点对融合后的图像进行一致性检验。假如融合后的图像的某个系数来自  $C$  图像, 检验其周围相邻的像素, 设定一定的阈值, 如果其周围的系数中来自  $B$  图像的个数超过了这个阈值, 那我们将融合图像的系数改成  $B$  图像的分解系数, 本文采用  $3 \times 3$  的领域检验, 阈值设为 8, 对已融合的高频方向子带系数进行一致性检验。经过一致性检验, 可减少融合图像的相对偏差和光谱扭曲度, 减少光谱失真。

## 4 仿真实验与分析

为验证所提出方法的实用性和有效性, 本节选用两组 spot 全色图像(如图 2(a) 和 (c) 所示) 和 TM 多光谱图像(如图 2(b) 和 (d) 所示) 进行了融合实验, 并对本文提出的融合方法与其它 3 种融合方法进行比较。融合实验选择一幅大小为  $2820 \times 1569$  的 Spot 全色图像和一幅  $1007 \times 560$  大小的 TM 多光谱图像, 它们的空间分辨率分别是 10m 和 28m, 并分别在两幅图像中取相同的范围, Spot 全色图像大小为  $256 \times 256$ , TM 多光谱图像大小为  $91 \times 91$ , 然后利用双向线性插值的方法, 将 TM 图像插值为  $256 \times 256$  大小的图像。用来比较的 3 种融合方法分别是: ①传统的基于彩色空间变换的 IHS 变换的融合方法<sup>[5]</sup>, 将多光谱图像从 RGB 空间转化到 IHS 空间, 然后直接用全色图像替换  $I$  分量, 简称为 TD-IHS, 结果如图 3(a) 和 (e) 所示。②采用由朱康等<sup>[20]</sup> 提出的一种基于小波系数局部特征的选择性遥感图像融合方法, 简称为 IHS-DWT, 结果如图 3(b) 和 (f) 所示。③采用由朱康和贺新光<sup>[21]</sup> 提出的基于 Contourlet 系数局部特征的选择性遥感图像融合算法, 简称 IHS-CT, 结果如图 3(c) 和 (g) 所示。

实验中图像分解层数均为 3 层。方法 IHS-DWT 采用 “db13” 小波基; 方法 IHS-CT 采用 “pkva” 方向滤波器和 “9-7” 金字塔滤波器, 分解 3 个尺度, 方向分解个数分别为 2, 4, 8。本文提出的算法采用 “maxflat” 的非下采样金字塔滤波器和 “dmaxflat7” 的非下采样方向滤波器, 方向分解级数分别为 1, 2, 3, 即最后得到的分解方向数目为 2, 4, 8, 简称 IHS-NSCT, 结果如图 3(d) 和 3(h)。从实验结果中可以看出: 融合后的图像较原始多光谱图像的空间分辨率和清晰度有了显著提高, 细节信息更加丰富。但是传统的 IHS 变换的融合结果的部

分区域如图中建筑物出现了明显光谱偏差,这与图像融合目的不符。与图3(a)和(e)相比,图3(b)、(f)、(c)、(g)、(d)和(h)光谱扭曲程度显著减少。图3(c)、(g)、(d)和(h)较图3(b)和(f),在清晰度上有了很大的提高,但相比图3(c)和(g),图3(d)和(h)对地物的光谱信息的表达更加准确。

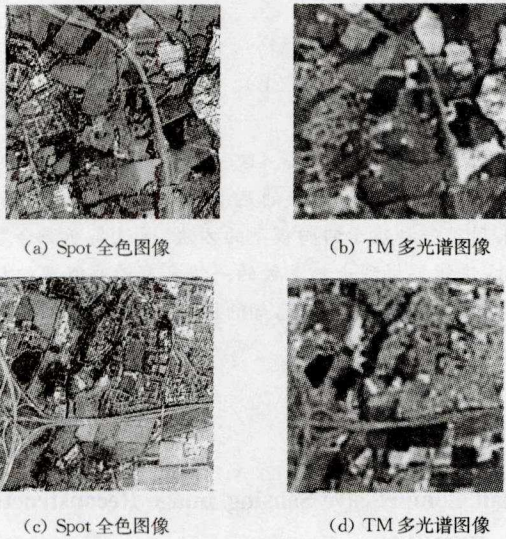


图2 Spot 全景图像和 TM 多光谱图像

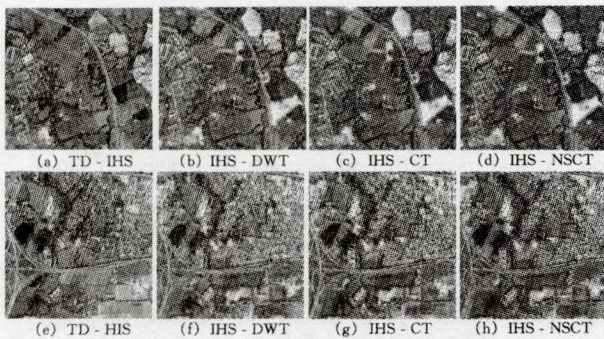


图3 两组图像不同方法的融合结果

为了客观评价融合结果,采用互信息、相对偏差、相关系数、清晰度、平均梯度5个客观评价参数进行评价。其中互信息反映与源图像信息的相关程度、互信息值越大,表示从源图像中提取的信息越大,融合的效果越好;相对偏差反映相对于原多光谱图像的光谱失真程度;相关系数反映了融合图像保持光谱特性的能力;清晰度和平均梯度能敏感地反映图像的细节变化,可以作为图像清晰度检测的指标。各种融合方法的5个客观评价参数大小如表1、表2所列。

表1 第一组 Spot 全景图像和 TM 多光谱图像的多种融合图像的客观评价参数

		互信息	相对偏差	相关系数	清晰度	平均梯度
TD-HIS	R	0.0736	0.1302	0.6394	23.0760	0.0662
	G	0.0377	0.1517	0.4570	23.7961	0.0685
	B	0.0658	0.1298	0.6084	23.0945	0.0662
IHS-DWT	R	0.2039	0.0854	0.8679	21.2740	0.0636
	G	0.1729	0.0940	0.7977	21.5594	0.0644
	B	0.1922	0.0869	0.8423	21.2347	0.0634
IHS-CT	R	0.1971	0.0913	0.8525	23.3904	0.0680
	G	0.1598	0.1002	0.7766	23.8262	0.0692
	B	0.1862	0.0925	0.8258	23.3650	0.0678
IHS-NSCT	R	0.2023	0.0879	0.8624	23.1971	0.0668
	G	0.1650	0.0964	0.7873	23.5141	0.0675
	B	0.1916	0.0894	0.8351	23.1747	0.0666

表2 第二组 Spot 全景图像和 TM 多光谱图像的多种融合图像的客观评价参数

		互信息	相对偏差	相关系数	清晰度	平均梯度
TD-HIS	R	0.0284	0.1704	0.4252	31.6145	0.0835
	G	0.0052	0.1985	0.2183	32.0206	0.0847
	B	0.0192	0.1781	0.3478	31.7673	0.0839
IHS-DWT	R	0.0987	0.1219	0.7187	29.7907	0.0809
	G	0.0741	0.1326	0.6212	29.9971	0.0815
	B	0.0961	0.1257	0.6776	29.8996	0.0812
IHS-CT	R	0.0925	0.1284	0.6937	31.6208	0.0843
	G	0.0631	0.1401	0.5900	31.8870	0.0850
	B	0.0888	0.1323	0.6494	31.7589	0.0847
IHS-NSCT	R	0.0951	0.1234	0.7026	31.3965	0.0826
	G	0.0658	0.1348	0.5903	31.5825	0.0830
	B	0.0922	0.1276	0.6559	31.5090	0.0828

注:因为互信息、相关系数、相对偏差基本上都是针对光谱信息而言的,所以表中只与多光谱图像进行比较。

从表1、表2中可以看出:

(1)基于多尺度多分辨率图像分解的融合方法,本文中基于小波变换的方法 IHS-DWT,基于下采样 Contourlet 变换的方法 IHS-CT,基于非下采样变换的方法 IHS-NSCT,与传统的不对图像进行多尺度几何变换的融合方法相比,如方法 TD-IHS,融合图像的相对偏差更小,互信息、相关系数更大,说明基于多尺度多分辨率变换的融合图像的光谱信息保持得更好。

(2)基于下采样 Contourlet 变换(IHS-CT)和非下采样 Contourlet 变换(IHS-NSCT)的融合方法的融合图像清晰度、平均梯度明显要大于基于小波变换方法(IHS-DWT)的融合图像。其中,基于 IHS-CT 的融合图像的这些指标是最大的。说明基于 Contourlet 变换和 NSCT 的融合方法较基于小波变换的,图像的清晰度得到了很大程度的提高。其中,基于 Contourlet 变换的融合图像的清晰度是最好的。

(3)基于 IHS-CT 融合图像的相关系数、互信息要小于 IHS-NSCT 的融合图像,而相对偏差却大于基于 IHS-NSCT 的融合图像,且相差都比较大。说明基于 IHS-CT 融合图像相对于 IHS-NSCT 的融合图像,图像光谱扭曲严重,融合图像与多光谱图像光谱偏差较大,造成这种偏差较大的原因可能与下采样 Contourlet 变换的混频现象有关。而基于 IHS-NSCT 的融合图像,在光谱保持方面却相当理想。

**结束语** 在各种多尺度多方向的变换中,Contourlet 的变换和 NSCT 能够更好地表示线或面的奇异性,是一种“真正”的二维图像系数表示方法。基于 Contourlet 的变换和 NSCT 的融合方法,融合后的图像的清晰度更高。但是基于 Contourlet 变换的融合图像,光谱扭曲度比较大,这可能与 Contourlet 变换的混频现象有关,但是融合图像的清晰度确是最高的。实验说明,本文提出的 IHS-NSCT 的融合方法,较基于小波变换的方法,融合图像的清晰度有了很大的提高,且较基于 Contourlet 变换的方法,光谱信息保持得更加完整丰富。总之,本文方法融合后的图像在提高图像的清晰度的同时,图像的光谱信息保持得较好。

## 参考文献

- [1] Yeson H, Besnus Y, Polet J. Extraction of spectral information from Landsat TM data and merger with SPOT panchromatic imagery a contribution to be study of geological structures [J]. Photogrammetry and Remote Sensing, 1993, 48(5): 23-36

(下转封三)

R. ,2010,21:325-333

- [4] Wu X L, Zhang X J. Model-guided adaptive recovery of compressive sensing [C] // Proc IEEE Data Compression Conf. (DCC'09). Mar. 2009;123-132
- [5] Goyal V K, Fletcher A K, Rangan S. Compressive sensing and lossy compression[J]. IEEE Signal Process. Mag. , 2008, 25; 48-52
- [6] Venkatraman D, Makur A. A compressive sensing approach to object-based surveillance video coding[C]//Proc IEEE Int. Conf Acoustics Speech & Signal Process (ICASSP'09). 2009; 3513-3516
- [7] Baraniuk R G, Cevher V, Duarte M F D, et al. Model-based compressive sensing[J]. IEEE Trans Inf Theory. , 2010, 56; 1982-2001

(上接第 296 页)

- [14] Hsieh J-W, Hu W-F, Chang C-J, et al. Shadow elimination for effective moving object detection by Gaussian shadow modeling [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(6); 505-516
- [15] Nicolas H, Joint J-M P. moving cast shadows segmentation and light source detection in video sequences[J]. Signal Processing; Image Communication, 2006, 21(1); 22-43
- [16] Zhang W, Fang X Z, Yang X K, et al. Moving cast shadows detection using ratio edge[J]. IEEE Trans. Multimedia, 2007, 9; 1202-1213
- [17] Stander J, Mech R, Ostermann J. Detection of moving cast sha-

(上接第 313 页)

- [2] Pohl C, Genderen J. Multi-sensor image fusion in remote sensing; concepts, methods and applications [J]. Remote Sensing, 1998, 9(5); 823-854
- [3] 潘泉, 于昕, 程咏梅, 等. 信息融合理论的基本方法与进展[J]. 自动化学报, 2003, 29(4); 599-615
- [4] 程英蕾, 赵荣椿, 李卫华, 等. 基于像素级的图像融合方法研究[J]. 计算机应用研究, 2004, 21(2); 169-172
- [5] 瞿继双, 王超, 王正志. 基于数据融合的遥感图像处理技术[J]. 中国图像图形学报, 2002, 7(10); 985-992
- [6] Wckdl. Some terms of reference in data fusion [J]. Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(3); 1190-1193
- [7] 瞿继双, 王超, 王正志. 基于数据融合的遥感图像处理技术[J]. 中国图像图形学报, 2002, 7(10); 985-992
- [8] Pennec E L, Mallat S. Image compression with geometrical wavelets [C] // MVancouver Canada; Proc of ICIP. 2000, 661-646
- [9] Candes E J. Ridgelets: Theory and Applications [D]. Stanford; Department of Statistics, Stanford University, 1998
- [10] Starck J L, Candes E J, Donoho D L. The curvelet transform for image denoising [J]. Trans Image Processing, 2005, 14(3); 343-359
- [11] Do M N, Vetterli M. Contourlets; a new directional multi-resolution image representation [C] // Conference Record of the 36th

- [8] Dunn P F. Measurement and Data Analysis for Engineering and Science [C] // New York; McGraw-Hill, 2005; 275-281
- [9] Candès E J, Tao T. Reflections on compressed sensing[J]. IEEE Inform. Theory Soc. Newslett. , 2008, 58; 20-23
- [10] Chen S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM J. Sci. Comput. , 1999, 20; 33-61
- [11] Donoho D L, Tsaig Y, Drori I, et al. Sparse solution of underdetermined linear equations by stage wise orthogonal matching pursuit[R]. Tech. Rep. 2006-02. Dept. of Statistics, Stanford University, Stanford, CA, 2006; 1-13
- [12] Efron B, Hastie T, Johnstone I, et al. Least angle regression[J]. Ann. Stat. , 2004, 32; 407-499

dows for object segmentation [J]. IEEE Trans. Multimedia, 1999, 1; 65-76

- [18] Andersen M S, Jensen T, Madsen C B. Estimation of Dynamic Light Changes in Outdoor Scenes Without the use of Calibration Objects[C]//18th Int. Conf. Pattern Recognition. 2006, 4; 91-94
- [19] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C] // IEEE Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern Recognition. 1999, 2; 637-663
- [20] Prati A, Mikic I, Trivedi M M, et al. Detecting Moving Shadows; Algorithms and Evaluation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(7); 918-923

Asilmar Conference on Signals, Systems and Computers. 2002; 497-501

- [12] Eslami R, Radha H. The Contourlet transform for image denoising using cycle spinning [C] // Proceedings of Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. 2003; 1982-1986
- [13] Cunha A L, Zhou J, Do M N. The nonsubsample Contourlet theory design and application [J]. Transaction on Image Processing, 2006, 15(10); 1780-1792
- [14] 沈洁, 胡学龙, 杨义军, 等. 基于非子采样 Contourlet 变换的图像融合算法[J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(10); 74-81
- [15] 吴一全, 陈飒, 罗子娟. 基于无下采样 Contourlet 变换的图像融合[J]. 中国电视学与图像分析, 2008, 13(2); 111-115
- [16] 翟军涛, 那彦. 基于 NSCT 的多光谱和全色图像的融合[J]. 激光与红外, 2008, 38(3); 282-284
- [17] 林玉池, 周欣, 宋乐. 基于 NSCT 变换的红外与可见光图像融合技术研究[J]. 传感器与微系统, 2008, 27(12); 45-47
- [18] 宋杨, 万幼川. 一种自适应的基于局部小波系数特征的遥感图像融合方法[J]. 遥感信息, 2007; 3-6
- [19] 邹容, 李玲玲, 李翠华. 基于非下采样 Contourlet 的多聚焦图像融合方法[J]. 厦门大学报, 2009, 48(6); 812-816
- [20] 朱康, 贺新光, 杨波. 一种基于小波系数局部特征的选择性遥感图像融合方法[J]. 遥感信息, 2011, 5(3); 9-14
- [21] 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); 44-49