

基于形态学和 Contourlet 系数区域特征的遥感图像融合方法

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 进行遥感图像融合时, 全色图像空间信息的保留与多光谱图像光谱信息的保持是相互矛盾的, 如何在这对矛盾中实现最佳的融合效果一直是图像融合领域的研究热点。在 IHS 变换的基础上, 将形态学和 Contourlet 变换相结合, 针对多特征地物遥感图像的融合提出了一种基于图像特征的选择性融合算法。该算法先利用形态学操作将图像的边缘和非边缘信息进行区分, 然后对处理后的图像进行 Contourlet 变换得到一个低频和一系列高频分量, 再利用不同的区域特征自适应融合算法分别对低频和高频系数进行选择融合, 最后通过 Contourlet 逆变换和 IHS 逆变换得到融合结果。融合实验结果表明: 对多特征地物遥感图像进行融合时, 该算法是高效可行的。

关键词 遥感图像, 图像融合, 形态学, Contourlet 变换, 局部特征

中图分类号 TP391 文献标识码 A

Remote Sensing Images Fusion Method Based on Morphology and Regional Feature of Contourlet Coefficients

ZHU Kang HE Xin-guang

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

Abstract In the course of the fusion of remote sensing images, the retaining of the spatial information of panchromatic images is mutually contradictory with the preserving of the spectral information of multi-spectral images. So it has been being a research hotspot how to achieve the best fusion result within this paradox in image fusion fields. A new selective fusion method based on morphology and contourlet transform was proposed in this paper, which aims at the fusion of images that have several kinds of surface features. In this algorithm, the edge information of the image is distinguished to the non-edge by morphology, after that the contourlet transform is conducted to get the approximate components and a series of detail components, then the approximate images and detail images are infused selectively in contourlet coefficients domain by applying different fusion rules based on proper criteria, and finally the resultant image is obtained by inverse contourlet transform and inverse IHS transform. The results of the fusion experiment show that the proposed algorithm is feasible and effective for the fusion of remote sensing images that have different surface features.

Keywords Remote sensing image, Image fusion, Morphology, Contourlet transform, Local feature

1 引言

随着遥感技术的发展, 多平台、多时相、多光谱和多分辨率的遥感图像数据急剧增长, 如何有效地利用这些不同类型的数据, 成为了遥感图像融合领域的一个研究热点^[1-3]。近年来, 随着小波理论的发展, 小波变换在图像融合领域得到了广泛的应用^[4-6], 基于小波变换的各种融合方法也取得了较好的效果。但是, 用于图像融合中的二维小波是由一维小波张成的, 并且只具有水平、垂直和对角 3 个方向, 因此, 它不能“最优”地表示图像的轮廓及边缘信息^[7]。

为了克服小波变换的局限性, Do 等^[8]在 2002 年提出了一种“真正”的二维图像表示方法: Contourlet 变换方法, 它是一种多分辨率、局域的、方向的图像表示方法, 具有高度方向性和各向异性, 对于细小的方向的轮廓和线段的表达有着独有的优势。将 Contourlet 变换应用到图像融合中, 可以有

效地捕捉图像中的空间细节信息, 因此, 近年来 Contourlet 变换在图像处理领域的应用越来越广泛^[9-11]。尽管已有许多学者运用 Contourlet 变换对多聚焦图像融合做了大量的研究工作, 也有为数不少的学者研究了 Contourlet 变换在多源遥感图像融合中的应用^[12, 13], 但现有的基于 Contourlet 变换的遥感图像融合算法中, 很少根据图像的实际地物特征进行有选择性融合。例如对一组城乡结合处的遥感图像进行融合时, 图中城市和乡村所含的信息的特征是不同的。因此, 为了使结果图像达到理想的融合效果, 需要对不同特征的信息进行侧重点不同的融合。对于城市中的住宅、道路等边缘信息密集而光谱信息相对单一的区域, 融合时应注重空间信息的保留; 而对于乡村中的农田、林地等具有大范围相似光谱信息而空间信息相对简单的区域, 融合时应尽可能减少光谱扭曲。

综上所述, 本文结合 IHS 变换, 提出了一种基于形态学和 Contourlet 变换系数局部特征的选择性遥感图像融合算

到稿日期: 2012-06-06 返修日期: 2012-10-12 本文受湖南省自然科学基金项目(11JJ3057), 湖南省教育厅资助科研项目(10B065), 湖南师范大学青年优秀人才培养计划(ET40906), 湖南省“十二五”重点学科地理学资助。

朱康(1989-), 男, 硕士生, 主要研究方向为遥感图像处理和分析, E-mail: zhu-kang@qq.com; 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。

法。算法利用形态学运算将边缘区域和非边缘区域进行区分,并根据 Contourlet 变换后低频和高频系数的不同特征,采用不同的融合规则对低频和高频系数进行选择融合,最后通过 Contourlet 逆变换和 IHS 逆变换得到融合图像。图像融合实验结果表明:本文提出的算法能更好地兼顾多光谱图像光谱信息的保持和全色图像细节信息的保留,是一种高效可行的遥感图像融合新算法。

2 形态学基本运算和 Contourlet 变换基本理论

2.1 形态学基本运算

形态学是针对二值图像依据数学形态学中的集合论方法发展起来的图像处理方法。其基本思想是用具有一定形态的结构元素找到图像中的对应形状以达到图像分割识别的目的,主要内容是设计一整套的变换、概念和算法,用以描述图像的基本特征。不同于常用的频率域或空间域的算法,形态学中的数学工具是分析集合状况和结构的数学方法,是建立在集合代数基础上,用集合论方法定量描述集合结构的科学。用形态学处理二值图像时,要设计一种搜集图像信息的“探针”,称之为结构元素。结构元素通常是一些小的简单集合,如正方形、圆等的集合。基本的形态学运算有:腐蚀、膨胀、开启和关闭。

腐蚀是数学形态学的基本运算,它在数学形态学中的作用是消除物体边界点,使边界向内部收缩,去除小于结构元素的物体,因此选取不同大小的结构元素,就可以去除不同大小的物体。设 A 为目标图像, B 为结构元素,则目标 A 被结构元素 B 腐蚀可定义为 $A \ominus B$,其公式为:

$$A \ominus B = \{x | (B)_x \subseteq A\} \quad (1)$$

式中, x 表示集合平移的位移量。

膨胀也是数学形态学中的一种基本运算,它在数学形态学中的作用与腐蚀的作用正好相反,是对二值化物体边界点进行扩充,将与物体接触的所有背景点合并到该物体中,使边界点向外部扩张。设 A 为目标图像, B 为结构元素,则目标 A 被结构元素 B 膨胀可定义为 $A \oplus B$,其公式为:

$$A \oplus B = \{x | ((\hat{B})_x \cap A) \neq \Phi\} \quad (2)$$

式中, x 表示集合平移的位移量。

腐蚀和膨胀进行组合可以得到开闭运算,其中开启运算的运算符为 \circ ,目标图像 A 用结构元素 B 开启可定义为 $A \circ B$,其公式为:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (3)$$

闭运算的运算符为 \cdot ,目标图像 A 用结构元素 B 闭合可以定义为 $A \cdot B$,其公式为:

$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B \quad (4)$$

开闭运算可以除去比结构元素小的特定特性细节,同时保证不产生全局的几何失真。形态学的 4 种基本运算可以单独或相互组合用于不同要求的图像处理过程中,以达到图像分析和识别的目的。

2.2 Contourlet 变换基本理论

Contourlet 变换,也称塔形方向滤波器组(Pyramid Directional Filter Bank, PDFB),是将拉普拉斯金字塔(Laplacian Pyramid, LP)和方向滤波器组(Directional Filter Bank, DFB)进行组合而构造出的迭代滤波器结构,即 Contourlet 滤波器组。该变换的基本思想是首先用 LP 多尺度分解捕获图像边缘奇异点,得到一个低频信息以及一系列带通信号;然后对每

一级带通信号采用 DFB 进行方向滤波,将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数,这就获得了不同的方向子带。图 1 显示了用 Contourlet 滤波器组对图像进行多尺度及方向分解的流程:对一幅图像 f 进行 J 层 Contourlet 变换,LP 变换输出为 J 个带通图像 $D_j (j=1, \dots, J)$ 和一个低频分量 A_j ,对每个带通图像 D_j 进一步进行 DFB 分解得到 2^{j_k} 个方向带通图像,各尺度上的高频分量为 $D_j^k (j=1, \dots, J; k=1, \dots, 2^{j_k})$ 。

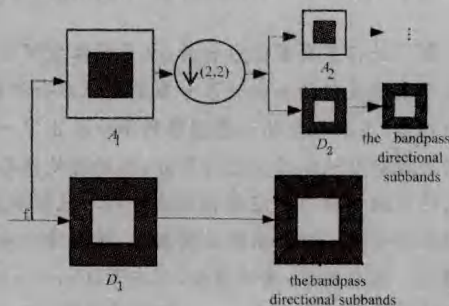


图 1 Contourlet 变换示意图

3 基于形态学和 Contourlet 系数局部特征的融合算法

基于 Contourlet 变换融合算法的核心是低频和高频系数融合规则的选择,它决定着融合效果的优劣。理想的融合算法是既全部保留全色图像的空间细节信息,又不损失多光谱图像的光谱信息。而在实际的融合过程中,两类信息的保留是相互对立的,不可能同时达到最优,所以,融合算法的研究旨在如何均衡这两类特征指标,以达到理想的融合效果。现有的大多数基于像素的 Contourlet 变换融合算法都是针对整幅图像的,很少根据图像的特征来侧重选取图像的光谱或空间信息。而本文算法则运用形态学运算将图像中不同类型的信息,主要是边缘和非边缘信息区分开,进行边缘区融合时,利用 Contourlet 变换出色地捕捉细节信息的能力来保证融合结果中空间信息的保留,在进行非边缘区融合时,在保持多光谱图像光谱信息的同时,选择性地加入全色图像的特征,以减少光谱信息的丢失。具体的融合步骤如下:

(1) 对多光谱图像和全色图像进行图像预处理,包括将配准后的多光谱图像采样成全色图像的尺寸以及将全色图像的灰度值从 0~255 之间转换成 0~1 之间;

(2) 对预处理后的多光谱图像 f_{mul} 进行 IHS 变换,得到 I, H, S 3 个分量;

(3) 对全色图像 f_{pan} 进行图像形态学处理,包括边缘提取、腐蚀和膨胀,得到包含边缘和非边缘信息的二值图像,具体过程如下:先对全色图像 f_{pan} 进行边缘提取,得到含有边缘信息的二值图像,然后对得到的二值图像进行闭运算,使得边缘区域的像素值为 1,而非边缘区域的像素值为 0;

(4) 依据二值图像所表示的边缘和非边缘信息对多光谱图像 f_{mul} 的 I 分量 f_{mul_i} 和全色图像 f_{pan} 进行融合,得到图像 f_{pan_c} ,在边缘区域 f_{pan_c} 取 f_{pan} 的像素值,在非边缘区域根据 f_{mul_i} 和 f_{pan} 灰度值的差值大小进行不同权重的加权平均得到 f_{pan_c} 的像素值。文中当灰度差值大于 0.75 时, f_{pan_c} 的像素值取 f_{mul_i} 的值;差值在 0.25 和 0.75 之间时, f_{pan_c} 的像素值取 f_{mul_i} 和 f_{pan} 的均值;差值小于 0.25 时, f_{pan_c} 的像素值取 f_{pan} 的值;

(5) 对 f_{mul_i} 和 f_{pan_c} 进行 J 层 Contourlet 变换,得到如下分量:

$$\lfloor A_j f_{mul_i}, D_j^k f_{mul_i} \rfloor \quad (5)$$

$$\lfloor A_j f_{pan_c}, D_j^k f_{pan_c} \rfloor \quad (6)$$

式中, $j=1, \dots, J$, 表示分解层次; $k=1, \dots, 2^j$ 表示第 j 层的各个方向;

(6) 用本文提出的下列规则分别对低频和高频系数进行自适应选取, 得到满足要求的低频和高频分量;

(7) 通过 Contourlet 逆变换得到新的 I' 分量, 最后对 I' 、 H 、 S 分量进行 IHS 逆变换得到融合图像。

文中低频和高频系数的融合规则均采用基于邻域的融合方式, 邻域窗口大小为 3×3 。并且考虑到 Contourlet 变换分解后的低频近似信息和高频细节信息具有不同的物理意义, 在融合过程中需要对图像的低频和高频信息加以区分, 采用不同的融合算子和融合规则。

3.1 低频系数融合规则

Contourlet 变换后所得的低频子带集中了源图像的大部分能量, 基本维持了源图像的总形状。本文借鉴文献[14]对图像小波分解后的低频系数进行处理的主要思想, 对 Contourlet 变换低频系数的融合采用有选择地将全色图像特征加入融合图像的规则, 在尽量保留多光谱图像光谱特性的同时, 将全色图像的一些特征也添加到融合图像中。该规则改进了低频系数融合时普遍采用简单算术平均的方法, 能够更好地兼顾光谱信息和空间信息的保留。融合规则如下:

$$A_j f_{new_i} = \begin{cases} A_j f_{mul_i}, & A_j f_{pan} \leq A_j f_{mul_i} \\ \omega_1 \times A_j f_{mul_i} + \omega_2 \times A_j f_{pan}, & A_j f_{pan} > A_j f_{mul_i} \end{cases} \quad (7)$$

$$\omega_1 = \frac{std(A_j f_{mul_i})}{std(A_j f_{pan}) + std(A_j f_{mul_i})} \quad (8)$$

$$\omega_2 = \frac{std(A_j f_{pan})}{std(A_j f_{pan}) + std(A_j f_{mul_i})} \quad (9)$$

其中, std 表示邻域窗口内系数的标准差。

3.2 高频系数融合规则

Contourlet 变换后所得的高频系数包含了图像的细节和边缘信息, 并且当前系数都与其周围 8 个相邻系数有一定的相关性, 因此, 通过单一特征量逐像素地选取融合系数并不能得到理想的效果。为此, 本文参考文献[15]的一些思想, 对 Contourlet 变换高频系数采用区域结构相似度的融合方法。该方法避免了单一特征量对融合结果的影响, 充分考虑了中心像素与周围像素的联系, 提高了融合的精度。融合规则如下:

两幅图像 X 、 Y 的结构相似度 (SSIM) 定义为:

$$SSIM(X, Y) = L(X, Y) * C(X, Y) * S(X, Y) \\ = \frac{(2m_x m_y + C_1) * (2\beta_{xy} + C_2)}{(m_x^2 + m_y^2 + C_1) * (\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (10)$$

其中:

$$L(X, Y) = \frac{2m_x m_y + C_1}{m_x^2 + m_y^2 + C_1} \quad (11)$$

$$C(X, Y) = \frac{2\sigma_x \sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \quad (12)$$

$$S(X, Y) = \frac{\beta_{xy} + C_3}{\sigma_x \sigma_y + C_3} \quad (13)$$

式中, m_x 表示图像 X 的均值; m_y 表示图像 Y 的均值; σ_x^2 表示图像 X 的方差; σ_y^2 表示图像 Y 的方差; β_{xy} 表示图像 X 、 Y 的协方差; $L(X, Y)$ 表示图像 X 、 Y 的亮度比较; $C(X, Y)$ 表示图像 X 、 Y 的对比度比较; $S(X, Y)$ 表示图像 X 、 Y 的结构比较; C_1 、 C_2 、 C_3 为小的常数, 避免式中分母为零时出现不稳定现象。

融合规则如下:

(1) 定义一个阈值 p , 以确定高频系数融合的方式;

(2) 对多光谱图像和全色图像经 Contourlet 变换分解后的高频分量做窗口运算, 计算它们对应区域的结构相似度, 并记录相似度的值;

(3) 若相似度小于 p , 则采用方差最大原则进行融合, 公式为:

$$D_j^k f_{new_i} = \begin{cases} D_j^k f_{pan}, & std(D_j^k f_{pan}) \geq std(D_j^k f_{mul_i}) \\ D_j^k f_{mul_i}, & std(D_j^k f_{pan}) < std(D_j^k f_{mul_i}) \end{cases} \quad (14)$$

若相似度大于 p , 采用以下加权融合规则, 公式为:

$$D_j^k f_{new_i} = E1_j^k * D_j^k f_{pan} + E2_j^k * D_j^k f_{mul_i} \quad (15)$$

其中,

$$E1_j^k = \begin{cases} \frac{1}{2} + \frac{1}{2} * \left(\frac{1 - SSIM_j^k(f_{pan}, f_{mul_i})}{1 - p} \right), & \\ & std(D_j^k f_{pan}) \geq std(D_j^k f_{mul_i}) \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} * \left(\frac{1 - SSIM_j^k(f_{pan}, f_{mul_i})}{1 - p} \right), & \\ & std(D_j^k f_{pan}) < std(D_j^k f_{mul_i}) \end{cases} \quad (16)$$

$$E2_j^k = 1 - E1_j^k \quad (17)$$

式中, std 表示邻域窗口内系数的标准差; $j=1, \dots, J$, 表示分解层次; $k=1, \dots, 2^j$, 表示第 j 层的各个方向; $SSIM_j^k(f_{pan}, f_{mul_i})$ 为 f_{pan} 和 f_{mul_i} 对应区域的结构相似度; $E1_j^k$ 、 $E2_j^k$ 分别为 f_{pan} 、 f_{mul_i} 对应区域的权重。

当两幅源图像的对应区域的结构相似度小于阈值时, 说明图像差别大, 相关性较小。采用方差最大融合方式, 可以保留两幅图像的主要信息; 当两幅源图像的对应区域的结果相似度大于阈值时, 说明两幅图像比较相似, 采用加权平均融合方式可以提高融合效果。本文经过多次实验, 找出融合效果较好的阈值 p (文中为 0.75) 和小常数 C_1 、 C_2 (文中为 0.0001)。

4 仿真实验与分析

为验证提出算法的有效性, 本文选择两组分辨率为 28m 的 TM 多光谱图像和分辨率为 10m 的 SPOT 全色图像 (见图 2) 进行仿真实验。实验中 Contourlet 变换均分解 3 个尺度, 尺度从粗到精的方向分解个数分别为 4, 8, 8 个, 尺度滤波器为 '9-7', 方向滤波器组为 'pkva'。



(a) SPOT Panchromatic image of the first group (b) TM Multi-spectral image of the first group



(c) SPOT Panchromatic image of the second group (d) TM Multi-spectral image of the second group

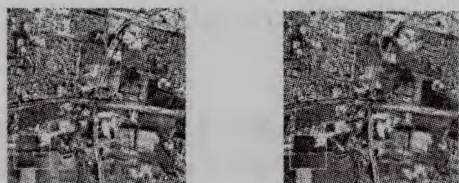
图 2 两组原始图像

为了说明本文算法的有效性, 本节采用 4 种不同的融合

方法对给出的多源遥感图像进行融合实验。这4种方法分别是:(1)传统的IHS变换方法(T-IHS);(2)传统的Contourlet变换方法(T-CTM),其中低频系数采用简单的算术平均,高频系数采用区域方差最大的融合策略;(3)一种新的Contourlet变换方法(N-CTM),与T-CTM相比较,区别仅在于低频系数和高频系数的融合采用本文3.1节和3.2节提出的融合规则;(4)本文提出的基于形态学(morphology)和Contourlet变换相结合的方法(M-CTM)。两组图像不同方法的融合结果如图3所示,其中图3(a)和图3(e)表示T-IHS融合图像,图3(b)和3(f)表示T-CTM融合图像,图3(c)和图3(g)表示N-CTM融合图像,图3(d)和图3(h)表示M-CTM融合图像。从融合结果可以看出,就空间信息而言,两组融合图像与原多光谱图像相比,空间细节信息均有显著增加,尽管在特定区域内,比如矩形圈出区域,M-CTM融合图像空间信息的保留比T-CTM融合图像、N-CTM融合图像稍差,但是总体上,两组图中道路、房屋等边缘信息得到了较完整的保留;就光谱信息而言,T-IHS融合图像的部分区域尤其是圆形和矩形圈出的区域出现了严重的光谱失真现象,从图3(a)到图3(d)、从图3(e)到图3(h),这些区域的光谱扭曲程度逐渐减小,两组图中,本文提出的M-CTM融合图像的光谱特征最接近原多光谱图像,对地物光谱信息的表达最准确。



(a) T-IHS image of the first group (b) T-CTM image of the first group



(c) N-CTM image of the first group (d) M-CTM image of the first group



(e) T-IHS image of the second group (f) T-CTM image of the second group



(g) N-CTM image of the second group (h) M-CTM image of the second group

图3 两组图像不同方法融合结果图

为了更客观地评价融合结果,采用信息熵(Entropy)、均

值(Mean)、标准差(Standard deviation, Std)、平均梯度(Average gradient, AG)、相关系数(Correlation coefficient, CC)和偏差(Bias)6种客观指标对融合图像进行了定量计算与分析。均值反映像素的灰度平均值;信息熵是衡量图像信息丰富程度的一个重要指标,融合图像的熵越大,说明融合图像的信息量增加得越多,融合图像所含的信息越丰富,融合质量越好;标准差反映了图像灰度相对于灰度平均值的离散情况,若标准差大,则图像灰度级分布分散,图像的反差大,可以看出更多的信息;平均梯度反映了图像中微小细节反差与纹理变化特征及清晰度;相关系数反映了融合结果与原多光谱图像的相似程度;偏差反映了多光谱图像的光谱失真程度。两组图像不同融合方法的各项评价指标统计分别如表1、表2所列。

表1 第一组图像不同融合算法的客观评价指标对比

		Entropy	Mean	Std	AG	CC	Bias
Panchromatic image		5.337	145.81	55.123	22.322		
Multi-spectral image	R	5.349	115.21	54.616	8.736		
	G	5.219	132.51	48.344	8.619		
	B	5.306	117.01	51.657	8.678		
T-IHS image	R	5.349	120.88	53.144	21.646	0.398	0.179
	G	5.345	145.01	53.880	21.716	0.100	0.208
	B	5.335	124.40	52.072	21.648	0.314	0.185
T-CTM image	R	5.351	117.78	53.537	21.564	0.582	0.148
	G	5.276	138.69	48.696	21.570	0.387	0.162
	B	5.316	120.44	51.260	21.553	0.525	0.151
N-CTM image	R	5.406	122.77	57.858	22.179	0.720	0.130
	G	5.323	143.77	52.837	22.198	0.587	0.143
	B	5.375	125.61	55.268	22.165	0.676	0.133
M-CTM image	R	5.399	119.10	57.127	20.311	0.798	0.106
	G	5.290	138.05	50.989	20.252	0.728	0.112
	B	5.356	121.40	54.255	20.262	0.772	0.108

表2 第二组图像不同融合算法的客观评价指标对比

		Entropy	Mean	Std	AG	CC	Bias
Panchromatic image		5.331	104.48	56.702	21.764		
Multi-spectral image	R	5.339	94.35	62.262	8.299		
	G	5.262	116.32	54.163	8.175		
	B	5.316	95.62	60.285	8.197		
T-IHS image	R	5.208	81.74	56.875	20.071	0.621	0.151 [*]
	G	5.337	103.74	54.699	20.657	0.454	0.169
	B	5.221	83.53	56.903	20.147	0.607	0.152
T-CTM image	R	5.295	87.75	59.756	20.102	0.738	0.127
	G	5.331	109.82	54.204	20.487	0.626	0.137
	B	5.280	89.22	58.738	20.124	0.723	0.128
N-CTM image	R	5.357	96.28	65.451	20.383	0.836	0.106
	G	5.369	119.27	58.568	20.699	0.766	0.113
	B	5.347	97.63	63.517	20.376	0.821	0.107
M-CTM image	R	5.358	95.47	64.651	19.393	0.860	0.097
	G	5.350	118.05	57.394	19.612	0.804	0.103
	B	5.341	96.81	62.655	19.361	0.848	0.098

从表1和表2可以得出:

(1)4种方法所得融合图像的信息熵、标准差和平均梯度均大于原多光谱图像,表明4种方法都能很好地保留全色图像的空间信息,但是,其中T-IHS融合图像与原多光谱图像各波段之间的相关系数较小,偏差较大,即融合图像产生了严重的光谱失真,所以,T-IHS方法虽然能显著提高融合图像的空间质量但同时损失了大量的光谱信息,不能作为较理想的融合方法;

(2)T-CTM融合图像的信息熵、标准差和平均梯度等空间信息方面的指标均接近T-IHS融合图像,但其与原多光谱图像各波段的相关系数和偏差指标却明显优于T-IHS融合图像,验证了Contourlet变换应用于遥感图像融合中的可

行性和有效性;

(3) N-CTM 融合图像的各项评价指标均优于 T-CTM 融合图像,表明文中提出的对 Contourlet 变换后低频、高频系数的融合规则是合理有效的;

(4) 从 N-CTM 融合图像和 M-CTM 融合图像的信息熵、标准差和平均梯度等各项指标的对比中可以看出,与 N-CTM 方法相比,M-CTM 方法在空间信息的保留方面稍差,但是从融合结果来看,M-CTM 融合图像中损失的空间信息主要是一些非边缘、空间信息较少的区域,而图像中的边缘信息却得到了较好的保留,并且从两幅图的相关系数和偏差两个指标的对比中可以看出,M-CTM 融合图像比 N-CTM 融合图像保留了更多的原始多光谱图像的光谱特征,即 M-CTM 方法以适当地损失非边缘区域空间信息为代价来减少该区域光谱信息的扭曲,从而得到较理想的结果。所以,N-CTM 方法适用于空间信息集中而光谱信息相对较少的遥感图像融合,而对多特征地物遥感图像进行融合时,M-CTM 方法则是一种更为有效可行的遥感图像融合方法。

结束语 由于在遥感图像融合过程中,光谱信息的保持和空间信息的保留是相互矛盾的,因此,如何对图像中的两类信息进行取舍关系着融合效果的优劣。本文将 Contourlet 变换应用于遥感图像融合中,并将其与形态学运算相结合来改进融合过程中的不足。通过对实验结果进行比较分析,可以看出,基于 Contourlet 变换的融合方法表现突出,在提高空间信息的同时,较好地保持了原始多光谱图像的光谱信息。并且 Contourlet 变换与形态学运算相结合的算法进一步保证了光谱信息和空间信息的优化选择,使融合结果中的信息更加丰富、准确。所以,在进行多特征地物遥感图像融合时,本文提出的融合算法是一种有效可行的遥感图像融合算法。

参考文献

- [1] Pohl C, Genderen J. Multi-sensor Image Fusion in Remote Sensing: Concepts, Methods and Applications [J]. Int. J. Remote Sensing, 1998, 9(5): 823-854
- [2] Simone G, Farina A, Morabito F C, Serpico S B, et al. Image fu-

sion techniques for remote sensing applications [J]. Information Fusion, 2002, 3(1): 3-15

- [3] Su Rong-dong, Hai Ying-zhou. A Kind of Multi-Channel Filtering Based Wavelet Packet Remote Sensing Image Fusion [J]. Key Engineering Materials, 2012, 500: 748-753
- [4] Li H, Manjunath B S, Mitra S K. Multi-sensor Image Fusion Using the Wavelet Transform [J]. Graphical Models and Image Processing, 1995, 57(3): 235-245
- [5] Li Shu-tao, Kwok J T, Wang Yao-nan. Using the discrete wavelet frame transform to merge Landsat TM and SPOT panchromatic image [J]. Information Fusion, 2002, 3(1): 17-23
- [6] Chen Feng-rui, Qin Fen, Peng Guang-xiong, et al. Fusion of Remote Sensing Images Using Improved ICA Mergers Based on Wavelet Decomposition [J]. Procedia Engineering, 2012, 29: 2938-2943
- [7] 李晖晖, 郭雷, 刘航. 基于二代 Curvelet 变换的图像融合研究 [J]. 光学学报, 2006, 26(5): 657-662
- [8] Do M N, Vetterli M. Contourlet; a directional multi-resolution image representation [C] // Proceeding of IEEE International Conference on Image Processing. 2002: 357-360
- [9] Li S T. Multi-focus Image Fusion Using Contourlet [C] // 6th International Symposium on Test and Measurement, Conference Proceedings. Vols1-9, 2005: 6358-6361
- [10] 苗启广, 王宝树. 基于 Contourlet 的图像融合新方法 [J]. 计算机科学, 2008, 35(5): 231-235
- [11] 李美丽, 李言俊, 王红梅. 多聚焦图像融合的 Contourlet 变换方法 [J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(10): 20-22
- [12] 魏伟, 赵军, 王旭峰. 基于 LP 和 DFB 结构的离散 Contourlet 遥感影像融合算法及在 QuickBird 中的试验研究 [J]. 遥感技术与应用, 2009, 24(3): 362-369
- [13] 王相海, 魏婷婷, 周志光. Contourlet 方向区域相关性的遥感图像融合 [J]. 遥感学报, 2010, 14(5): 911-916
- [14] 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: 9-14
- [15] 王晓艳, 刘勇, 蒋志勇. 一种基于结构相似度的 IHS 变换融合算法 [J]. 遥感技术与应用, 2011, 26(5): 670-676

(上接第 262 页)

目多目标问题,能较好地平衡全局与局部搜索能力,保持种群的多样性,避免早熟。

同时,项目实例结果表明,本文提出的综合优化模型具有较好的适用性。并且其运算结果证明:基本粒子群算法有易陷入局部最优的缺点,容易错过最优值,而混沌搜索的遍历性和快速收敛性使得它能够避免陷入局部极小,因此在求解该问题时混沌粒子群算法较基本粒子群算法达到了更为理想与科学的结果。

参考文献

- [1] 骆刚, 刘尔烈, 王健. 遗传算法在网络计划资源优化中的应用 [J]. 天津大学学报, 2004, 37(2): 179-183
- [2] 刘永淞. DP 法工期优化 [J]. 湘潭大学学报, 2002, 24(1): 106-108
- [3] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization [C] // IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia, 1995(2): 23-27
- [4] 刘军民, 高岳林. 混沌粒子群优化算法 [J]. 计算机应用, 2008, 28(2): 322-325

- [5] Zhang Hong, Li Xiao-dong, Li Heng. Particle swarm optimization-based schemes for Resource-constrained project scheduling [J]. Automation in Construction, 2005, 14(3): 393-404
- [6] 王维博, 冯全源. 基于改进粒子群算法的工程项目综合优化 [J]. 西南交通大学学报, 2011, 46(1): 76-83
- [7] 王健, 刘尔烈, 骆刚. 工程项目管理中工期成本质量综合均衡优化 [J]. 系统工程学报, 2004, 19(2): 148-153
- [8] 杨耀红, 汪应洛, 王能民. 工程项目工期成本质量模糊均衡优化研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2006, 26(7): 114-117
- [9] Khaled E, Amr K. Time-cost-quality-trade-off analysis for highway construction [J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2005, 131(4): 477-485
- [10] Afshar A, Kaveh A, Shoghli O R. Multi-objective optimization of time-cost-quality using multi-colony ant algorithm [J]. Asian Journal of Civil Engineering (Building and Housing), 2007, 8(2): 113-124
- [11] 陈君兰, 叶春明. 柔性资源受限多项目调度的混沌粒子群算法研究 [J]. 计算机应用研究, 2012, 9(11)
- [12] 彭武良, 郝永平. 求解资源受限项目调度问题的改进粒子群算法 [J]. 系统工程, 2010, 4(28): 84-88
- [13] 谢阳, 叶春明, 陈君兰, 等. 基于混沌粒子群的资源受限项目调度问题 [J]. 工业工程, 2012, 6(15)