

基于支持向量值轮廓波变换的遥感影像融合

胡根生^{1,2}, 梁 栋^{1,2}, 孔 颖^{1,2}

(1. 安徽大学计算智能与信号处理教育部重点实验室, 安徽合肥 230039;

2. 安徽大学电子科学与技术学院, 安徽合肥 230039)

摘 要: 本文研究基于支持向量值轮廓波变换的遥感影像融合. 首先将支持向量值滤波器和方向滤波器组进行合理搭配, 构造支持向量值轮廓波变换, 该变换具有平移不变、泛化能力好、捕捉奇异性能强等特性. 然后利用该变换对多源遥感影像进行多尺度、多方向、多分辨率分解, 在不同的分解水平上利用基于区域能量和基于区域的轮廓波对比度方法进行融合. 实验结果表明, 利用该变换进行遥感影像融合时, 能在不降低空间分辨率的情况下有效保留源影像的光谱信息.

关键词: 图像处理; 图像融合; 遥感影像; 支持向量值轮廓波变换

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2010) 06-1287-06

Remote Sensing Image Fusion Based on Support Vector Value Contourlet Transform

HU Gen-sheng^{1,2}, LIANG Dong^{1,2}, KONG Jie^{1,2}

(1. Educational Department Key Laboratory of IC & SP, Anhui University, Hefei, Anhui 230039, China;

2. School of Electronic Science and Technology, Anhui University, Hefei, Anhui 230039, China)

Abstract: Remote sensing image fusion based on support vector value contourlet transform is researched in this paper. Firstly support vector value filter and directional filter bank are rationally matched to construct support vector value contourlet transform, which has advantages of shift invariant, good generalization and strongly catching singularity ability. Then the transform is used to decompose multi-source remote sensing images at multi-scale, multi-direction and multi-resolution. At different levels, images are fused based on regional energy and regional contourlet contrast. Experiments show that, when remote sensing images being fused by using this transform, spectrum is effectively preserved while space resolution being not reduced.

Key words: image processing; image fusion; remote sensing image; support vector value contourlet transform

1 引言

遥感影像融合是将不同类型传感器获取的同一地区的影像数据进行空间配准后, 采用一定的算法, 将各影像的优点或互补性有机地结合起来, 产生新影像的技术. 融合后的影像能更好地解释和描述被感知的对象或环境, 减少对被感知对象或环境解释中可能存在的多义性、不完全性、不确定性和误差, 最大限度地利用各种信息源提供的信息, 产生比单一信息源更精确、更完全、更可靠的估计和判断.

对遥感影像融合问题的研究, 代表性的方法有 intensity-hue-saturation (IHS) 变换法^[1]、principal component analysis (PCA) 变换法^[2]、Brovey 变换^[3]、synthetic variable

ratio (SVR) 变换^[4]、Pan sharp 变换、Gram-Schmidt 变换以及小波变换等^[5,6]方法. 传统的影像融合方法, 均存在原有分辨率影像的光谱信息部分丢失的问题. 小波变换方法是目前遥感影像融合的主流方法, 但小波变换只能用“点”来逼近奇异性曲线, 另外, 小波变换只能“捕获”有限的方向信息, 方向性的缺乏使小波变换不能充分地利用图像本身的几何正则性, 小波变换并不是最优的或者说最稀疏的函数表示方法^[7].

针对小波变换在图像处理中的缺陷, Do 和 Vetterli 提出了二维图像稀疏表达方法—Contourlet 变换^[8]. Contourlet 变换除了具有多尺度、时频局部特性外, 还具有多方向特性, 其基支撑区间具有“各向异性”, 能够用更少的系数来表达光滑的曲线, 更好地捕捉图像的边缘

信息^[9].但是,在对图像进行 Contourlet 变换过程中,需要对图像进行下采样和上采样操作,从而使得 Contourlet 变换缺乏平移不变性,Cunha 等又提出具有平移不变性的非下采样 Contourlet 变换^[10],这使得数据的冗余大大增加.

基于 Contourlet 变换的改进方法主要针对方向滤波器组的搭配方式进行,Eslami 将方向滤波器组和小波变换进行搭配,构造了无冗余的小波-Contourlet 变换^[11],练秋生等将方向滤波器组和圆对称滤波器搭配,构造了圆对称轮廓波变换,去除了轮廓波变换存在的频谱混淆现象^[12].

目前在遥感影像融合的研究中还存在以下问题需要解决:(1)多分辨率分解问题.如何避免损失高分辨率影像的细节信息,或者避免造成多光谱融合图像虚假的边缘以及错误的边缘变化极性.(2)方向滤波器组的合理配置,解决数据冗余和平移不变等问题.(3)多源遥感影像的维数高、数据量大、数据不确定性和小样本下的融合问题.

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一种最新的也是最有效的统计学习方法,具有小样本学习、抗噪声性能强、学习效率与推广性好的优点.遥感影像分析与处理一直是 SVM 应用的热门研究方向^[13~17].S Zheng 等提出了基于支持向量值变换的图像融合方法,将源图像的突出特征保留进了融合图像中,取得了很好的融合效果^[16].但是基于支持向量值的表示方法没有考虑图像的方向特征,因而和小波变换一样,基于支持向量值的变换能有效地检测出图像的点奇异性,但不能检测图像的线奇异性.

本文利用支持向量机的统计学习优势,结合方向滤波器组的多方向特性,提出基于支持向量值轮廓波变换的遥感影像融合框架.支持向量值轮廓波变换具有平移不变、泛化能力好、捕捉奇异性能强等特性,利用该变换对多源遥感影像进行多尺度、多方向、多分辨率分解后,在不同的分解水平上利用基于区域能量和基于区域的轮廓波对比度方法进行融合,有效解决遥感影像融合中出现的问题,提高遥感影像融合的精确度.

2 支持向量值滤波器

根据支持向量机理论,最小方差支持向量回归模型可以表示为:

$$R(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2$$

$$\text{s.t. } Y_i = \mathbf{w}^T \Phi(x_i) + b + e_i \quad (1)$$

由 KKT 条件可以得到下列线性方程组:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{1}^T & 0 \\ \mathbf{K} + \gamma^{-1} \mathbf{I} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\alpha} \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中 $\mathbf{K} = \{K_{i,j} = K(x_i, x_j)\}_{i,j=1}^N$ 是核矩阵, $\mathbf{1} = (1, \dots, 1)^T$, $\mathbf{Y} = (Y_1, \dots, Y_N)^T$, $\boldsymbol{\alpha} = (\alpha_1, \dots, \alpha_N)^T$ 是拉格朗日乘子向量.

式(2)的解为:

$$b = \frac{\mathbf{1}^T (\mathbf{K} + \gamma^{-1} \mathbf{I})^{-1} \mathbf{Y}}{\mathbf{1}^T (\mathbf{K} + \gamma^{-1} \mathbf{I})^{-1} \mathbf{1}},$$

$$\boldsymbol{\alpha} = (\mathbf{K} + \gamma^{-1} \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{Y} - b \mathbf{1}) \quad (3)$$

定义

$$\mathbf{A} = (\mathbf{K} + \gamma^{-1} \mathbf{I})^{-1}, \mathbf{B}^T = \frac{\mathbf{1}^T (\mathbf{K} + \gamma^{-1} \mathbf{I})^{-1}}{\mathbf{1}^T (\mathbf{K} + \gamma^{-1} \mathbf{I})^{-1} \mathbf{1}} \quad (4)$$

则

$$\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{A} (\mathbf{I} - \mathbf{1} \mathbf{B}^T) \mathbf{Y} = \mathbf{Q} \mathbf{Y} \quad (5)$$

这里 $\mathbf{Q}$ 是一个 $N \times N$ 矩阵. $\mathbf{Q}$ 的值主要与核函数有关,也即与像素坐标 (x, y) 有关,对于任意图像窗口,像素坐标通常具有下述形式:

$$\{(x_0 + dx, y_0 + dy) : |dx| \leq m, |dy| \leq n\} \quad (6)$$

通过减掉中心坐标 (x_0, y_0) , 所有这样的点集可以变换成统一形式:

$$\{(dx, dy) : |dx| \leq m, |dy| \leq n\} \quad (7)$$

因而 $\mathbf{Q}$ 矩阵就有相同的取值,将 $\mathbf{Q}$ 矩阵的中心行向量重新排列成方阵,就得到了支持向量值滤波器^[16].

3 支持向量值轮廓波变换

支持向量值有效地表示了源图像的突出特征,通过支持向量值滤波,源图像的细节信息被保留下来,但由于支持向量值变换缺少方向特性,它虽能有效表示图像的奇异点,但不能有效表示图像的轮廓特征,因而我们考虑将支持向量值变换与方向滤波器组相结合,构造支持向量值轮廓波变换.该变换类似于轮廓波变换,包括两个滤波器组阶段:第一阶段利用支持向量值变换,对源图像进行多尺度分解,将源图像分解成细节部分和低频部分;第二阶段采用方向滤波器组对第一阶段的细节部分进行方向滤波,以获得源图像的方向信息.

在第一阶段的多尺度分解中,需要设计在不同尺度下的支持向量值滤波器.设第 j 尺度下的低频图像为 P_j ,高频细节图像为 $S_j, j = 1, 2, \dots$,为了对低频图像 P_j 进行支持向量值变换,以获得第 $j+1$ 尺度下的低频图像 P_{j+1} ,需要设计第 j 尺度下的支持向量值滤波器 SV_j .考虑到低频图像 P_{j+1} 比 P_j 具有更低的分辨率,因而选取的图像窗口应该更大,所设计的支持向量值滤波器 SV_j 应该比 SV_{j-1} 更能捕获低分辨率下的突出特征.为此,在第 j 层选取的窗口大小为 $(2^{j+1} + 1) \times (2^{j+1} + 1)$,也就是第 j 层选取的输入为^[16]:

$$\{(dx, dy) : |dx| \leq (2^{j+1} + 1), |dy| \leq (2^{j+1} + 1)\}, j = 1, 2, \dots \quad (8)$$

由式(5),可以获得第 j 尺度下的 $\mathbf{Q}$ 矩阵,将 $\mathbf{Q}$ 矩阵的中心行向量重新排列成方阵,就得到了第 j 尺度下的支持向量值滤波器 SV_j .

这样支持向量值变换的分解过程可以表示为:

$$S_{j+1} = SV_j * P_j \quad (9)$$

$$P_{j+1} = P_j - S_{j+1} \quad (10)$$

方向滤波器组对第 j 尺度下的高频细节图像进行方向滤波过程可以表示为:

$$S_j = \bigoplus_{k=0}^{2^j-1} S_{j,k}^{(l)} \quad (11)$$

其中 $S_{j,k}^{(l)}$ 是方向滤波器组在第 j 层的第 k 个分量.

支持向量值轮廓波变换的重构过程可以表示为:

$$P_0 = P_r + \bigoplus_{j=1}^r \bigoplus_{k=0}^{2^j-1} S_{j,k}^{(l)} \quad (12)$$

4 融合规则

对已经配准好的待融合遥感影像 A 和 B 分别进行支持向量值轮廓波变换,在不同水平上将源图像分解成细节部分和低频部分,由于分解后的低频信息和高频信息具有不同的物理意义,因此在融合过程中,需要对图像的高频细节信息和低频近似信息加以区分,采用不同的融合算子和融合规则.

设输入图像 P_0 经过支持向量值变换被分解为 J 个尺度,每个尺度上再利用方向滤波器组分解为 $l_j, j = 1, \dots, J$ 个方向子带,这样整个分解过程可以表示为:

$$P_0 \rightarrow (b_1^1, \dots, b_{l_1}^1, \dots, b_1^J, \dots, b_{l_J}^J, a_J) \quad (13)$$

这里 a_j 表示第 J 个尺度上的低频部分, $b_k^l, l = 1, \dots, l_k, k = 1, \dots, J$ 表示第 k 个尺度上的第 l 个方向子带.

4.1 低频部分

分解后的低频部分反映的是图像的概貌信息,为使融合图像中保留更多的源图像信息,一个简单的方法是对变换后两幅图像的低频信息进行加权平均,取经过加权平均后的分量作为融合图像的低频分量,但对于遥感影像而言,这种方法不一定能取得好的融合效果.本文采用基于区域能量的选择和加权相结合的融合方法.

设所选的区域为 N ,区域 N 的中心像素点坐标为 (x, y) ,则该区域 N 的能量表示为:

$$E_{a_j}^X = \sum_{(m+x, n+y) \in N} W_1(m, n) [a_j^X(m+x, n+y)]^2 \quad (14)$$

其中 X 表示区域所在的图像, $a_j^X(m+x, n+y)$ 表示图像 X 在像素点 $(m+x, n+y)$ 处的低频分解系数, W_1 为权重系数矩阵,例如对于一个 3×3 的区域 N , W_1 可以定义为:

$$W_1 = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

定义两幅图像 A, B 在区域 N 范围内的匹配度如下^[18]:

$$M_{a_j}^{AB} = 2 \sum_{(m+x, n+y) \in N} W_1(m, n) [a_j^A(m+x, n+y) \times a_j^B(m+x, n+y)] \frac{1}{E_{a_j}^A + E_{a_j}^B} \quad (16)$$

其中 $E_{a_j}^A$ 和 $E_{a_j}^B$ 分别是图像 A 和图像 B 在区域 N 上计算的能量,这里匹配度用区域能量作为其测度表示.

定义 τ 为匹配度的阈值.如果匹配度大于阈值,说明区域间的相关性很大,一般采用加权策略,即当 $M_{a_j}^{AB} \geq \tau$ 时,融合规则为:

$$a_j^F(x, y) = W_2 [a_j^A(x, y)] + (1 - W_2) [a_j^B(x, y)] \quad (17)$$

这里 $a_j^F(x, y)$ 表示在像素点 (x, y) 位置上的融合系数, W_2 是权重系数,大小由下式决定:

$$W_2 = \begin{cases} 0.5 + 0.5 \times \frac{1 - M_{a_j}^{AB}}{1 - \tau}, & \text{if } E_{a_j}^A \geq E_{a_j}^B \\ 0.5 - 0.5 \times \frac{1 - M_{a_j}^{AB}}{1 - \tau}, & \text{if } E_{a_j}^A < E_{a_j}^B \end{cases} \quad (18)$$

如果匹配度小于阈值,说明区域间的相关性很小,一般采用选择策略,即当 $M_{a_j}^{AB} < \tau$ 时,融合规则为:

$$a_j^F(x, y) = \begin{cases} a_j^A(x, y), & \text{if } E_{a_j}^A \geq E_{a_j}^B \\ a_j^B(x, y), & \text{if } E_{a_j}^A < E_{a_j}^B \end{cases} \quad (19)$$

4.2 高频部分

高频信息中绝对值较大的系数对应着一些突变,如图像的边缘、纹理等重要特征信息,对于高频部分的融合算法多采用取绝对值较大的系数作为融合图像的系数.但文献[19,20]指出,人类的视觉系统只对局部图像亮度的对比度水平高度敏感,如果简单地取绝对值较大的系数作为融合图像的系数,从人类视觉的特点来看,不一定能获得比较满意的结果.采用基于区域能量的选择方法对此稍有改进.本文采用文献[18,19]提出的基于区域的轮廓波对比度的选择方法进行高频信息的融合,实验证明,该方法比较适合于基于支持向量值轮廓波变换的遥感影像融合.

首先定义轮廓波对比度为:

$$C_{k,l}(x, y) = \frac{b_k^l(x, y)}{\sum_{(m+x, n+y) \in N} W_1(m, n) a_k(m+x, n+y)} \quad (20)$$

这里 $b_k^l(x, y)$ 表示第 k 个尺度第 l 个方向上的像素点坐标为 (x, y) 的高频系数, $a_k(x, y)$ 表示第 k 个尺度上的像素点坐标为 (x, y) 的低频系数.式(20)的分母采用基于区域的加权求和的形式,这是因为高频子带的系

数对应于上一级低频部分的若干个母系数,即其所对应的上一级低频背景信息。

其次将基于区域的思想引入轮廓波对比度.对所有的高频系数 $b_k^l(x, y)$, 定义基于区域的轮廓波对比度为:

$$CR_{k,l}(x, y) = \sum_{(m+x, n+y) \in N} W_1(m, n) C_{k,l}(m+x, n+y) \quad (21)$$

利用基于区域的轮廓波对比度,可以采用选择策略来获得融合后的高频系数,融合规则为:

$$Fb_k^l(x, y) = \begin{cases} Ab_k^l(x, y), & CR_{k,l}^A(x, y) \geq CR_{k,l}^B(x, y) \\ Bb_k^l(x, y), & CR_{k,l}^A(x, y) < CR_{k,l}^B(x, y) \end{cases} \quad (22)$$

这里 $Fb_k^l(x, y)$ 是融合后的高频系数, $Ab_k^l(x, y)$ 和 $Bb_k^l(x, y)$ 分别是源图像的高频分解系数。

5 实验和性能评价

为了验证支持向量值轮廓波变换用于遥感影像融合算法的正确性和有效性,本部分进行仿真实验,实验采用的源图像为 Landsat 7 ETM+ 传感器在 2008 年 5 月拍摄的四川地区地震后的遥感影像,见图 1,其中的多光谱影像(源图像 B)取自波段 1。

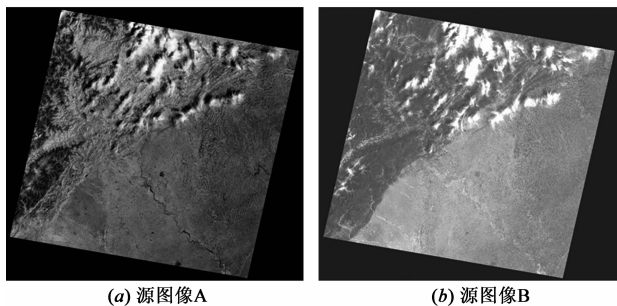


图1 四川地区震后遥感影像

由于非下采样 Contourlet 变换作为一种图像多尺度几何分析工具,具有良好的空域、频域局部特性和方向特性,能够更好地捕捉图像的边缘信息.同时,非下采样 Contourlet 变换还具有平移不变特性,其性能已经得到很多研究者的肯定^[21].据此,本文将基于支持向量值轮廓波变换的遥感影像融合算法和基于非下采样 Contourlet 变换的遥感影像融合算法进行对比实验.实验中的参数如下:支持向量回归模型的均衡常数 $\gamma = 1$,核函数取高斯核 $K(x, y) = e^{-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}}$,核参数 $\sigma = 1$,塔式滤波器为“maxflat”,方向滤波器为“9-7”,分解层数为三层,融合时取匹配度阈值 $\tau = 0.5$ 。

对于遥感影像融合效果的评价,首先可以从视觉感受上进行.图 2 分别是基于非下采样 Contourlet 变换的融合算法和本文的基于支持向量值轮廓波变换融合算法得到的融合图像。

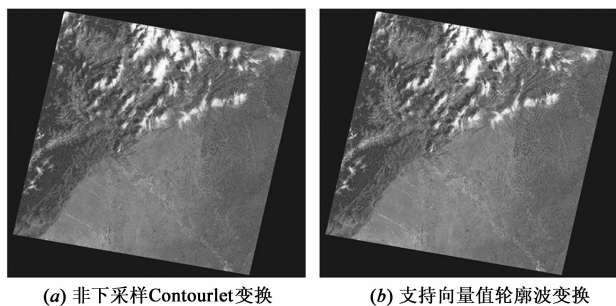


图2 融合图像

从图 2 我们可以看出两幅融合图像之间极为相似.这说明了基于支持向量值轮廓波变换的融合方法继承了基于非下采样 Contourlet 变换融合方法的优点,例如没有伪 Gibbs 现象带来的光谱失真,保留了丰富的细节信息。

为了看清两幅图像之间的差别,将图 2 的 (b) 图像减去 (a) 图像,得到它们的差别图像,见图 3(a),将该差别图像像素值放大 10 倍后得到图 3(b),从图 3(b) 可以看出使用基于支持向量值轮廓波变换的融合算法更多保留了源图像的光谱信息。

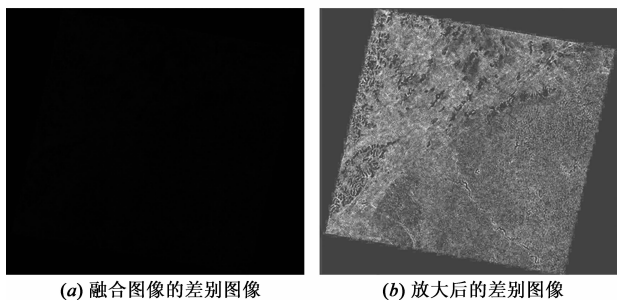


图3 两种融合图像相减后的差别图像

其次对于遥感影像融合效果的评价,可用数理统计方法进行量化分析,综合考虑空间细节信息的增强与光谱信息的保持.其中对于空间细节的增强,选取空间频率作为评价标准,对于光谱信息的保持,选取相关系数和偏差指数作为评价标准.此外还采用交互信息量、信息熵和交叉熵等目前普遍采用的定量度量标准^[22]。

设源图像分别为 A 、 B , 融合图像为 F , 图像大小为 $M \times N$ 。

空间频率定义为:

$$P = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{x=1}^{M-1} \sum_{y=1}^{N-1} [(F(x, y) - F(x, y+1))^2 + (F(x, y) - F(x+1, y))^2]^{\frac{1}{2}} \quad (23)$$

其中 $F(x, y)$ 表示图像 F 在 (x, y) 点的灰度值. P 值越大表明图像越清晰,空间质量越好。

相关系数定义为:

$$C_{FA} = \frac{\sum_{x,y} [(A(x,y) - e_A) \times (F(x,y) - e_F)]}{\sqrt{\sum_{x,y} (A(x,y) - e_A)^2 \sum_{x,y} (F(x,y) - e_F)^2}} \tag{24}$$

其中, $A(x,y)$ 和 $F(x,y)$ 分别为融合前后图像 A 和图像 F 的灰度值, e_A 和 e_F 分别为两幅图像的灰度均值. 相关系数反映融合图像与源图像的相关程度, 值越大, 表明从源图像中获得更多的信息.

偏差指数定义为:

$$D_{FA} = \frac{1}{MN\sqrt{\sum_{x,y} [A(x,y) - F(x,y)]^2}} \tag{25}$$

$A(x,y)$ 和 $F(x,y)$ 分别为融合前后图像 A 和图像 F 的灰度值, 值越小, 表明光谱质量越高.

设 p_A 、 p_F 分别是源图像 A 和融合图像 F 的概率密度; p_{FA} 代表两组图像的联合概率密度.

F 与 A 的交互信息量定义为:

$$I_{FA} = \sum p_{FA} \log_2 \frac{p_{FA}}{p_F p_A} \tag{26}$$

交互信息量用来评价源图像与融合图像之间的相似度, 其值越大, 表示融合图像从源图像中获取的信息越丰富, 融合效果越好.

影像信息熵的计算公式为:

$$E = - \sum p_i \log_2(p_i) \tag{27}$$

其中 p_i 为图像第 i 级灰度值的概率. 影像的熵值是衡量影像信息丰富程度的一个重要指标, 根据 Shannon 信息论的原理, 熵越大说明图像的融合效果越好, 图像的细节表现力越强.

源图像 A 与融合图像 F 的交叉熵定义为:

$$CE_{FA} = \sum p_A \log_2 \frac{p_A}{p_F} \tag{28}$$

交叉熵越小, 表示融合图像与源图像差异越小, 融合效果也越好.

两种融合图像的各定量评价结果见表 1.

表 1 两种融合图像的定量评价结果

		基于非下采样 Contourlet 变换	基于支持向量 值轮廓波变换
空间频率		12.47	12.91
影像信息熵		5.785	5.956
相关系数	与影像 A	0.934	0.943
	与影像 B	0.972	0.978
交互信息量	与影像 A	1.891	1.922
	与影像 B	2.054	2.113
偏差指数	与影像 A	0.059	0.061
	与影像 B	0.025	0.024
交叉熵	与影像 A	0.649	0.760
	与影像 B	0.399	0.348

从表 1 的定量评价结果可以看出, 基于支持向量值

轮廓波变换的融合方法具有极好的融合效果, 其融合图像充分地利用各种信息源提供的信息, 在不降低空间分辨率的情况下有效保留源影像的光谱信息, 因而融合图像细节更丰富, 图像更清晰了.

6 结论

遥感影像普遍存在对比度差、边缘模糊、噪声较大等特点, 对遥感影像进行处理分析必须具有很强的抗噪声能力以及边缘保持性能. 基于统计学习理论和结构风险最小化原理的支持向量机, 具有小样本学习、抗噪声性能强、学习效率与推广性好等优点, 利用支持向量回归模型所生成的支持向量值滤波器和方向滤波器组进行合理搭配, 可以构造支持向量值轮廓波变换, 该变换不仅具有多尺度、多方向、多分辨率特性, 还具有平移不变、泛化能力好、捕捉奇异性能强等优势, 利用该变换对多源遥感影像进行融合能够获得融合后的信息更丰富的遥感影像.

为了使支持向量回归模型更适于遥感影像处理, 下一步的研究目标包括: 重新设计方向滤波器组, 使之能和支持向量值滤波器进行最佳搭配, 改进支持向量回归模型及其求解方法, 使其具有更好的泛化性能和更快的运算速度, 以便于遥感影像的在线处理等.

参考文献:

[1] T M Tu, P S Huang, et al. A fast intensity-hue-saturation fusion technique with spectral adjustment for IKONOS imagery[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2004, 1(4): 309 - 312.

[2] M Gonzalez-Audicana, J L Saleta, et al. Fusion of multispectral and panchromatic images using improved IHS and PCA mergers based on wavelet decomposition [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(6): 1291 - 1299.

[3] J Zhou, D L Ciuco, et al. A wavelet transform method to merge landsat ETM+ and SPOT panchromatic data[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(4): 743 - 757.

[4] M M Rahman, E Csaplovics. Examination of image fusion using synthetic variable ratio (SVR) technique[J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(15): 3413 - 3424.

[5] Y Zhang, G Hong. An IHS and wavelet integrated approach to improve pan-sharpening visual quality of natural color IKONOS and QuickBird images[J]. Information Fusion, 2005, 6(3): 225 - 234.

[6] J G Liu. Smoothing filter-based intensity modulation: A spectral preserve image fusion technique for improving spatial details [J]. International Journal of Remote Sensing, 2000, 21(18): 3461 - 3472.

[7] M N Do, M Vetterli Contourlets J Stoeckler, G V Welland. Be-

- yond Wavelets[M]. New York: Academic Press, 2003. 1 – 27.
- [8] M N Do, M Vetterli. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091 – 2106.
- [9] D D -Y Po, M N Do. Directional multiscale modeling of images using the contourlet transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6): 1610 – 1620.
- [10] A L Cunha, J Zhou, et al. The nonsubsampled contourlet transform: theory, design, and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089 – 3101.
- [11] R Eslami, H Radha. Wavelet-based contourlet transform and its application to image coding[A]. International Conference on Image Processing[C]. Singapore, 2004. 5: 3189 – 3192.
- [12] 练秋生, 孔令富. 圆对称轮廓波变换的构造[J]. 计算机学报, 2006, 29(4): 652 – 657.
Lian Qiusheng, Kong Lingfu. Construction of the circular symmetric contourlet transform[J]. Chinese Journal of Computers. 2006, 29(4): 652 – 657. (in Chinese)
- [13] G Camps-Valls, L Bruzzone, et al. Robust support vector regression for biophysical variable estimation from remotely sensed images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2006, 3(3): 339 – 343.
- [14] F Bovolo, L Bruzzone, et al. A novel approach to unsupervised change detection based on a semisupervised SVM and a similarity measure[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(7): 2070 – 2082.
- [15] L Bruzzone, M Chi, et al. A novel transductive SVM for semisupervised classification of remote-sensing images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(11): 3363 – 3373.
- [16] S Zheng, W Shi, et al. Remote sensing image fusion using multiscale mapped LS-SVM[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(5): 1313 – 1322.
- [17] X Song, G Fan, et al. SVM-based data editing for enhanced one-class classification of remotely sensed imagery[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2008, 5(2): 189 – 193.
- [18] Huang Xishan, Chen Zhe. A wavelet-based scene image fusion algorithm[A]. Proceedings of IEEE TENCON 2002 [C]. IEEE Press, 2002. (1): 602-605.
- [19] W Ni, B Guo, et al. Data fusion of multisensor remote sensing images using region based contourlet contrast[J]. Journal of Astronautics, 2007, 28(2): 364 – 369.
- [20] A Toet, L J Van Ruyven, et al. Merging thermal and visual images by a contrast pyramid[J]. Optical Engineering, 1989, 28(7): 789 – 792.
- [21] 张强, 郭宝龙. 基于非采样 Contourlet 变换的遥感影像融合算法[J]. 光学学报, 2008, 28(1): 74 – 80.
Zhang Qiang, Guo Baolong. Remote sensing image fusion based on the nonsubsampled contourlet transform[J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(1): 74 – 80. (in Chinese)
- [22] 贾建, 焦李成, 孙强. 基于非下采样 Contourlet 变换的多传感器图像融合[J]. 电子学报, 2007, 35(10): 1934-1938.
Jia Jian, Jiao Licheng, Sun Qiang. The nonsubsampled contourlet transform in multisensor images fusion[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(10): 1934 – 1938. (in Chinese)

作者简介:



胡根生 男, 1971 年生于安徽无为, 博士, 副教授, 主要研究方向为机器学习、图像处理、模式识别等。

E-mail: hugs2906@sina.com



梁 栋(通信作者) 男, 1963 年生于安徽合肥, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为计算机视觉、图像处理、模式识别等。

E-mail: dliang@ahu.edu.cn

