

# 一种新的基于主分量变换与小波变换的 图像融合方法

蒋年德<sup>1),2)</sup> 王耀南<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(湖南大学电气与信息工程学院,长沙 410082) <sup>2)</sup>(东华理工学院计算机与通信工程系,抚州 344000)

**摘要** 为了更好地进行不同分辨率图像的融合,提出了一种基于主分量变换与小波变换结合的多光谱图像与高分辨率图像融合方法。该方法首先对多光谱图像进行主分量变换;然后分别对其第 1 主分量与高分辨率图像进行小波变换,并采用成像强度对比法有效地将经小波分解的高分辨率图像的低频分量信息融合到经小波分解的多光谱图像的第 1 主分量的低频分量中;最后,通过将小波融合结果作为多光谱图像的第 1 主分量再做逆主分量变换来得到最终的融合图像。实验结果分析表明,该新方法使融合图像在较好地保留光谱信息的同时,空间细节信息也得到了增强,比典型的 IHS 变换、主分量变换及小波变换融合方法具有更好的融合效果。

**关键词** 图像融合 小波变换 主分量变换 IHS 变换

**中图分类号**: TP751.1 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2005)07-0910-06

## A New Method for Image Fusion Based on Principal Component Analysis and Wavelet Transforms

JIANG Nian-de<sup>1),2)</sup>, WANG Yao-nan<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(College of Electric & Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082)

<sup>2)</sup>(Department of Computer & Communication Engineering, East China Institute of Technology, Fuzhou 344000)

**Abstract** In this paper, a new method of image fusion method was proposed based on principal component analysis (PCA) and wavelet transforms (WT) to fuse a low-resolution multi-spectral image and high-resolution panchromatic image. Firstly, the multi-spectral image is transformed with PCA. Then, the first principal component of multi-spectral image and high-resolution panchromatic image were transformed by WT, respectively. The high-resolution panchromatic image approximation can be merged into the multi-spectral image approximation using antitheses of imaging intensity by means of multi-resolution wavelet decomposition, and then the merged image is reconstructed by inverse wavelet transform and replaces the first principal component of multi-spectral image. Finally, the fusion image is obtained by taking the inverse PCA transform. The experiment indicates that the performance of new method is better than those of IHS transform-based fusion method, PCA transform-based one, and WT transform-based one. It not only preserves spectral information of the original multi-spectral image well, but also enhances spatial detail information.

**Keywords** image fusions, wavelet transform, principal component analysis transform, IHS transform

## 1 引言

近年来,多传感器图像融合在医学、机器视觉、环境保护、农业产量评估和遥感等领域得到了广泛的应

用<sup>[1-3]</sup>。多传感器图像融合就是先将不同类型传感器获取的同一地区的图像数据进行空间配准后,再采用一定的算法将各图像数据中所含的信息优势或互补性有机地结合起来产生新图像的技术<sup>[4]</sup>。由于它能减少或抑制对被感知对象或环境解释中可能存在

基金项目:国家自然科学基金项目(60375001)

收稿日期:2004-06-17;改回日期:2005-01-11

第一作者简介:蒋年德(1971 ~ ),男,副教授。2000 年获东华理工学院硕士学位,现在湖南大学电气与信息工程学院攻读博士学位。目前主要研究方向为智能信息处理与融合、图像处理等。已发表论文 10 余篇。E-mail:wpjnd@hotmail.com

的多义性、不完全性、不确定性和误差,因此这就大大提高了在特征提取、分类、目标识别等方面的有效性。图像融合的形式从层次上可分为像素级、特征级、决策级,其融合的水平依次由低到高。在像素级融合中,其融合算法大体上有加权平均融合、颜色归一化变换融合、IHS 变换融合<sup>[5,6]</sup>、主分量变换融合(principal component analysis, PCA)<sup>[7,8]</sup>、高通滤波融合(high pass filter, HPF)<sup>[9,10]</sup>及基于小波变换(wavelet transform, WT)<sup>[11-14]</sup>融合等算法。然而,在实际的应用中,单一的融合算法有时并不能取得令人满意的效果,如加权融合法光谱信息失真度大;IHS 变换法由于扭曲了原始的光谱特性,因而产生了光谱退化;主分量变换融合则会失去其原有的物理特性<sup>[7,9]</sup>;高通滤波法却滤掉了高分辨率波段图像的大部分纹理信息<sup>[10]</sup>。小波变换融合具有多分辨率的特性,是一类很重要的融合算法,它虽然能使融合图像在获得高空间分辨率的同时,能较好地保持原始光谱信息,因而使得它在遥感数据融合领域具有较大的优势,但由于它舍弃了高分辨率图像的低频分量,故很容易出现分块效应,另外,采取什么样的高频替代方法也会直接影响融合后图像的效果<sup>[11-14]</sup>。

在研究 PCA 与 WT 变换融合算法的基础上,本文提出了一种新的基于 PCA 变换和小波变换的遥感图像融合方法。该方法是先通过对低分辨率的多光谱图像进行 PCA 变换来得到多光谱图像的主分量,同时通过将多光谱图像的第 1 主分量与高空间分辨率图像分别进行小波变换(其他主分量不参与)来得到相应的高频子图像与低频子图像;然后将高分辨率图像的低频子图像的边缘细节信息融合到第 1 主分量的低频子图像中去,再与高频子图像结合进行小波反变换,得到新的多光谱图像第 1 主分量;最后再进行 PCA 反变换获得最终的融合图像。该方法由于综合了 PCA 与 WT 变换融合算法的优点,因此融合图像能在较好地保留光谱信息的同时,使空间细节信息也得到了增强。本文以某地 Landsat-TM 多光谱图像与 SPOT 全色图像进行了融合实验验证,分析结果表明:这种新的基于 PCA 变换与小波变换的图像融合方法比典型的 IHS、PCA 及 WT 融合方法有更好的融合效果。

## 2 小波变换融合方法

小波变换是近些年来兴起的热门信号处理技

术,它具有良好时频局部特征、尺度变化特征和方向性特征,随着小波理论的发展和成熟,使得其在图像处理与分析、模式识别、计算机视觉、数据融合等研究领域获得了广泛的应用。由影像频谱分析可知:同一地区不同类型的影像,低频部分相差不大,高频部分却相差很大,而小波变换则由于在变换域内具有的分频特征,可把图像分解为不同频道上的近似信号和多分辨率层的细节信号,使其能充分反映原始图像的局部变化特征,从而为遥感图像数据融合提供了有利地条件。

### 2.1 图像的多分辨率分解

定义  $V_j^2(j \in \mathbf{Z}), W_j^2(j \in \mathbf{Z})$  分别表示 Hilbert 空间  $L^2(\mathbf{R})$  按尺度因子  $j$  分解所得的尺度子空间与小波空间,设  $f_{j+1} \in V_{j+1}^2$ , 由  $V_{j+1}^2 = V_j^2 \oplus W_{j+1}^2$  可得  $f_j \in V_j^2, g_j \in W_j^2$ , 使  $f_{j+1} = f_j + g_j$  成立。对于图像  $f(x, y)$  来说,其 Mallet 二进小波的塔式分解<sup>[15,16]</sup>可表示为

$$f_{j+1}(x, y) = \sum_{k,m} C_{j,k,m} \Phi_{j,k,m} + \sum_{c=h,v,d} \sum_{k,m} D_{j,k,m}^c \Psi_{j,k,m}^c \quad (1)$$

其中,

$$C_{j,k,m} = \sum_{l,n} h_{l-2k} h_{n-2m} C_{j+1,l,n} \quad (2)$$

$$D_{j,k,m}^h = \sum_{l,n} h_{l-2k} h_{n-2m} C_{j+1,l,n} \quad (3)$$

$$D_{j,k,m}^v = \sum_{l,n} h_{l-2k} g_{n-2m} C_{j+1,l,n} \quad (4)$$

$$D_{j,k,m}^d = \sum_{l,n} h_{l-2k} g_{n-2m} C_{j+1,l,n} \quad (5)$$

在图像的小波分解表达式中,  $C_{j,k,m}$  表示图像的低频部分,  $D_{j,k,m}^h, D_{j,k,m}^v, D_{j,k,m}^d$  分别表示图像在水平(horizontal)、垂直(vertical)、对角(diagonal)方向上的高频部分(见图 1)。  $\{h_k\}_{k \in \mathbf{Z}}$  可视为低通滤波器系数,  $\{g_k\}_{k \in \mathbf{Z}}$  可视为高通滤波器系数,  $\Phi$  为尺度函数,  $\Psi$  为正交小波函数。  $\{\Phi_{j,k,m} | j, k, m \in \mathbf{Z}\}$  构成  $V_j$  的规范正交基,  $\{\Psi_{j,k,m}^c | j, k, m \in \mathbf{Z}, c = h, v, d\}$  构成  $W_j$  的规范正交基。

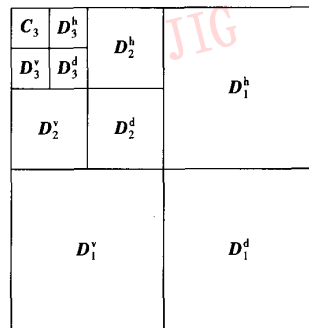


图 1 图像的小波 3 层分解

Fig. 1 Wavelet decomposition of image at three levels

通过小波变换可将图像分解为一个低频分量和一系列的高频分量,其中低频分量为近似图像,而图像的显著细节特征,如边缘、亮线、区域边界等则分布在高频分量中,其小波系数绝对值的大小反映变化的剧烈程度。基于这些图像的特征,就可以选择不同的融合算法在对应分辨率下进行信息融合。

## 2.2 小波变换融合

图 2 给出了基于 Mallet 小波变换方法的图像融合过程图。由图 2 可知,小波融合方法的基本出发点是对图像进行 2 维小波分解,首先计算它们的小波系数,且每一分解的小波系数应根据其融合模型来计算;然后对各个分解层次的低频和低频部分分别进行不同法则的多源融合估计;最后进行小波逆变换即可得到更高质量的融合图像。在融合过程中,图像小波系数之间的计算,对融合图像的质量有着关键性的影响。目前的计算主要有系数替换、线性计算、中值平均、基于最小二乘拟合、基于局部的方差等<sup>[17]</sup>多种形式。

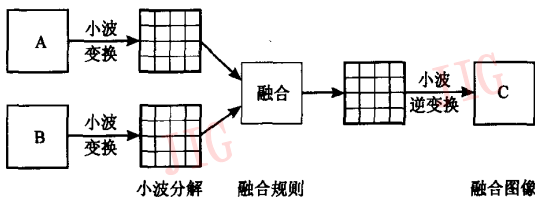


图 2 小波变换图像融合流程示意图

Fig. 2 Schematic diagram of merging image based on wavelet transform

## 3 主分量变换融合方法

主分量变换亦称 K-L 变换,已广泛应用于图像数据压缩、特征选择等方面,它是一种最小均方误差意义上的最优正交变换。采用主分量变换融合法融合的图像不仅清晰度和空间分辨率比原多光谱图像提高,而且较好地保留了原多光谱图像的光谱特性,而且它可以对 2 个或 2 个以上多光谱波段图像进行融合。采用主分量变换对高分辨率图像与低分辨率多光谱图像进行融合时,是首先通过对多光谱图像进行主分量变换来求得各主分量,然后用高分辨率图像替换第 1 主分量,并将它与其余主分量作逆主分量变换来得到融合图像。

设向量  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  表示多光谱图像,  $n$  为波段数,将图像  $X$  与变换矩阵  $A$  进行线性组合来

产生一新的多光谱图像  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$ ,其中变换矩阵  $A$  是多光谱图像  $X$  的空间协方差  $\sum x_i$  的特征向量矩阵的转置矩阵。因此表达式  $Y = AX$  可写为

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_i \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varphi_{11} & \varphi_{12} & \cdots & \varphi_{1n} \\ \varphi_{21} & \varphi_{22} & \cdots & \varphi_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \varphi_{n1} & \varphi_{n2} & \cdots & \varphi_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_i \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad (6)$$

上式中,  $y_i$  表示经 PCA 变换后的第  $i$  个主分量,通常第 1 主分量集中了最大的信息量,一般占 80% 以上,第 2、第 3 主分量信息量依次快速递减,到第  $n$  分量信息几乎为 0。

## 4 新的基于 PCA 变换与小波变换的融合方法

该方法就是首先将低分辨率的多光谱图像进行主分量变换,得到各主分量,设  $P_1$  对应含有最大信息量的第 1 主分量,通过拉伸高分辨率图像,使其具有和第 1 主分量  $P_1$  相同的均值和方差,然后将高分辨率图像的信息与第 1 主分量进行融合来得到一个新的融合了高分辨率图像信息的第 1 主分量,设为  $\hat{P}_1$ ,最后将新的第 1 主分量  $\hat{P}_1$  与其他主分量进行逆变换,即可最终得到一幅具有高空间分辨率的多光谱图像。在这里,如何利用小波变换方法来得到融合的第 1 主分量  $\hat{P}_1$  是问题的关键。另设  $F$  表示高分辨率图像,并分别将  $F, P_1$  作  $J$  层分解:

$$[C_j(F), D_j^h(F), D_j^v(F), D_j^d(F), \dots, D_j^h(F), D_j^v(F), D_j^d(F), \dots, D_1^h(F), D_1^v(F), D_1^d(F)] \quad (7)$$

$$[C_j(P_1), D_j^h(P_1), D_j^v(P_1), D_j^d(P_1), \dots, D_j^h(P_1), D_j^v(P_1), D_j^d(P_1), \dots, D_1^h(P_1), D_1^v(P_1), D_1^d(P_1)] \quad (8)$$

式(7)、(8)中,  $1 < j < J$ 。

一般情况下,为了尽可能保留光谱信息和图像细节信息,可选取  $P_1$  的低频分量和  $F$  的高频分量来构造新的频率分量,即

$$\hat{P}_1^{dwt} = [C_j(P_1), D_j^h(F), D_j^v(F), D_j^d(F)], (1 \leq j \leq J) \quad (9)$$

对  $\hat{P}_1^{dwt}$  进行小波逆变换,即可得到融入了高分辨率图像信息的第 1 主分量  $\hat{P}_1$ 。笔者注意到在式(9)中,由于舍弃了高分辨率图像的低频分量,故在小波逆变换的结果中会出现分块效应,其最终会影

响到融合图像的质量。通过将高分辨率图像的低频子图像的边缘细节信息融合到多光谱图像中去,则可消除振铃效应。采用的方法如下:设  $G$  为低分辨率多光谱图像中某一波段所对应的灰度图像,并将  $G$  也作  $J$  层分解:

$$[C_j(G), D_j^h(G), D_j^v(G), D_j^d(G), \dots, D_j^h(G), D_j^v(G), D_j^d(G), \dots, D_1^h(G), D_1^v(G), D_1^d(G)] \quad (10)$$

上式中,  $1 < j < J$ 。

记  $g_j(i, j)$  表示第  $J$  层子图像  $C_j(G)$  对应坐标  $(i, j)$  处的像素值,  $f_j(i, j)$  表示第  $J$  层子图像  $C_j(F)$  对应坐标  $(i, j)$  处的像素值, 则重新构造的频率分量为

$$\hat{p}_1^{dwt} = [\gamma_{i,j} \cdot C_j(P_1), D_j^h(F), D_j^v(F), D_j^d(F)] \quad (11)$$

$(1 \leq j \leq J)$

上式中  $\gamma_{i,j}$  是高分辨率图像的低频子图像  $C_j(F)$  与低分辨率多光谱图像中某一波段所对应的灰度图像的低频子图像  $C_j(G)$  在坐标  $(i, j)$  处的像素比值, 可表示如下:

$$\gamma_{i,j} = \begin{cases} \frac{f_j(i,j)}{g_j(i,j)} & g_j(i,j) \neq 0 \\ 0 & g_j(i,j) = 0 \end{cases} \quad (12)$$

$\gamma_{i,j}$  反映了  $C_j(F)$  与  $C_j(G)$  两个子图像的成像强度之比。对应目标的边缘部分,  $\gamma_{i,j} > 1$ , 小波分解后, 高分辨率图像的低频子图像其成像强度高于低分辨率多光谱图像所对应的某一波段的低频子图像的成像强度, 换句话说, 高分辨率图像的低频子图像中的边缘细节信息要优于多光谱灰度图像的子图像中的边缘细节信息, 这时通过  $\gamma_{i,j}$  的调整, 实际上就是将高分辨率图像分解后所得低频子图像中的边缘细节信息融合到了多光谱图像的第 1 主分量分解后的低频分量  $C_j(P_1)$  中; 当  $\gamma_{i,j} < 1$  时, 则低分辨率多光谱图像所对应的某一波段的低频子图像轮廓信息优于高分辨率图像的低频子图像的轮廓信息。从上面的分析中可知, 由于对  $C_j(P_1)$  的调整是线性的, 因此, 融合图像在多光谱信息的保持与空间信息表现能力两个方面都得到了提高。新融合方法的具体步骤如下:

- (1) 通过对多光谱图像进行 PCA 变换来得到各主分量;
- (2) 将高分辨率图像  $F$  进行拉伸, 并使之与多光谱图像的第 1 主分量  $P_1$  具有相同的均值和方差;
- (3) 将高分辨率图像  $F$ 、多光谱图像的第 1 主分量  $P_1$ 、多光谱图像中某一波段对应的灰度图像  $G$  分别进行相同层数的小波分解;

(4) 根据式(11), 式(12)进行融合来得到新的  $\hat{p}_1^{dwt}$ ;

(5) 通过对  $\hat{p}_1^{dwt}$  进行小波反变换来得到融合后的新第 1 主分量  $\hat{P}_1$ ;

(6) 用新的第 1 主分量  $\hat{P}_1$  与其他各主分量做主分量逆变换来得到最佳的融合图像。

## 5 实验结果与分析

为了验证本文方法的正确性和有效性, 本文以 Landsat-TM 多光谱图像与 SPOT 全色图像为例来进行融合试验, 实验前, 以 SPOT 图像为参考图像, 利用多项式纠正模型对 TM 图像进行了几何配准, 并利用双线性插值方法对 TM 图像进行重采样, 使 TM 图像与 SPOT 图像的分辨率相同(均为 10m), 配准后的 Landsat-TM321 波段与 SPOT Pan(全色波段)图像大小均为  $512 \times 512$  (如图版 I 图 1 与图版 I 图 2 所示)。为了进行对比, 也对传统的 PCA 变换融合方法、IHS 变换融合方法、小波变换融合方法进行了实验, 实验中所采用的小波为样条正交小波, 小波的分解层数为 3。用 PCA 变换融合方法融合后的图像如图版 I 图 3 所示, 用小波变换融合方法融合的图像见图版 I 图 4, 用 IHS 变换融合方法<sup>[6]</sup>融合的图像如图版 I 图 5 所示, 图版 I 图 6 是用本文提出的基于 PCA 变换与小波变换相结合方法融合的图像。

为了从量上对本文的融合方法与 IHS 变换、PCA 变换和小波变换等融合方法进行综合评价, 在空间细节信息的增强上, 采用信息熵和平均梯度两个指标进行评价; 而光谱信息的保持方面则采用扭曲程度和图像的相关系数来衡量图像的融合效果, 其中熵的大小, 反映了图像携带信息量的多少, 融合图像的熵值越大, 说明融合图像携带信息量越大, 图像信息丰富; 平均梯度反映了图像的空间细节信息表达能力, 平均梯度越大, 则图像的清晰度越高; 相关系数反映了两幅图像间的相关程度, 通过比较融合前后图像的相关系数就可以看出多光谱图像的光谱信息改变程度; 图像光谱扭曲程度直接反映了多光谱图像的光谱失真程度。熵  $H$ 、平均梯度  $\bar{g}$ 、相关系数  $R(f_1, f_2)$  及扭曲程度  $D$  的定义分别如式(13)~式(16)所示。

$$H = - \sum_{k=0}^{L-1} p_k \ln p_k \quad (13)$$

式中,  $p_k$  为灰度值等于  $k$  的概率,  $L$  为灰度级总数。

$$\bar{g} = \frac{1}{n} \sum \sqrt{(\Delta f_x^2 + \Delta f_y^2)/2} \quad (14)$$

式中,  $\Delta f_x$  和  $\Delta f_y$  分别为图像  $f$  在  $x$  方向和  $y$  方向上的差分,  $n$  为图像的大小。

$$R(f_1, f_2) = \frac{\sum_{i,j} [(f_1(i,j) - \mu_{f_1}) \times (f_2(i,j) - \mu_{f_2})]}{\sqrt{\sum_{i,j} [(f_1(i,j) - \mu_{f_1})^2] \times \sum_{i,j} [(f_2(i,j) - \mu_{f_2})^2]}} \quad (15)$$

式中,  $f_1(i,j)$  和  $f_2(i,j)$ , 分别为两幅图像  $f_1, f_2$  在点  $(i,j)$  的像素值,  $\mu_{f_1}$  和  $\mu_{f_2}$  分别为两幅图像的平均像素值。

$$D = \frac{1}{n} \sum_i \sum_j |\hat{f}(i,j) - f(i,j)| \quad (16)$$

式中,  $\hat{f}(i,j), f(i,j)$  分别为融合图像与原始图像在  $(i,j)$  点的像素值。

根据上面各式计算出的原始 TM 图像与各融合图像的信息熵、平均梯度、相关系数和扭曲程度见表 1。由表 1 可以看出, 与 IHS 变换融合方法以及 PCA 变换融合方法相比较, 用本文方法融合后图像

的熵、平均梯度与相关系数最大, 而且扭曲程度最小, 这表明新方法融合图像在光谱信息的保持与空间细节信息的增强上优于前两种方法。与小波变换融合方法的融合图像相比较, 新方法的信息熵、相关系数及扭曲程度 3 个参数虽相应变化不大, 与之相当, 但清晰度上较强, 这说明用本文方法融合后的图像在边缘丰富程度上及空间细节信息的表现能力上要优于小波变换融合方法, 另外, 在光谱信息的保持上也有所改善。这意味着本文方法能保持低分辨率图像更多的光谱信息和高分辨率图像中丰富的高频信息。另外, 从融合后图像的目视效果来看, 用新方法融合后的图像在光谱信息的保持上比 IHS 变换和 PCA 变换这两种方法的融合图像有明显的改善, 在空间细节信息的表现能力上也有一定程度的提高。与用小波变换方法的融合图像相比较, 新方法的融合图像不仅消除了分块效应, 且没有小波变换融合后图像的边界模糊现象, 而且在提高空间细节信息表现能力的同时, 能较好地、尽可能地保持更多的光谱信息。

表 1 原始 TM 图像与融合图像间的性能统计参数

Tab. 1 Statistic parameters of the performance between original TM images and fusion images

融合方法类型	信息熵			平均梯度			与原始 TM 对应相关系数			扭曲程度		
	波段 3	波段 2	波段 1	波段 3	波段 2	波段 1	波段 3	波段 2	波段 1	波段 3	波段 2	波段 1
原始 TM	7.335 2	7.326 0	7.328 9	6.004 0	6.072 7	6.393 2	1.000 0	1.000 0	1.000 0			
IHS 融合	7.480 1	7.451 2	7.395 0	13.851 9	13.860 6	13.902 0	0.797 4	0.777 6	0.764 8	27.274 6	27.355 5	27.315 1
PCA 融合	7.487 9	7.450 3	7.391 4	14.270 3	13.835 2	13.456 4	0.785 4	0.778 2	0.785 4	28.192 1	27.312 1	26.387 0
小波融合 ( $n=3$ )	7.493 3	7.454 8	7.398 2	14.360 8	13.873 1	13.930 4	0.889 1	0.878 6	0.868 1	20.377 1	20.424 4	20.704 6
新融合方法 ( $n=3$ )	7.492 0	7.458 4	7.396 2	14.371 6	13.883 3	13.945 1	0.890 3	0.877 3	0.868 7	21.419 9	20.733 8	19.991 5

注: SPOT 图像的信息熵与平均梯度分别为 6.303 1 和 13.764 9

## 6 结 论

本文提出了一种新的基于 PCA 变换与小波变换的低分辨率多光谱图像与高分辨率图像进行融合的方法。该方法有机地将 PCA 变换与小波变换结合起来, 有效地将经小波分解的高分辨率图像的低频分量信息融合到经小波分解的多光谱图像的低频分量中去, 其可在尽可能保持原多光谱图像的光谱特性的同时, 提高融合图像的分辨率。实验结果表明, 本文提出的方法比典型的 IHS、PCA 及 WT 等融合方法有更好的融合效果。

## 参考文献 (References)

- 1 Katyal S, Kramer E L, Noz M E, et al. Fusion of immunoscintigraphy single photon emission computed tomography (SPECT) with CT of the chest in patients with non small cell lung cancer [J]. Cancer Research Supplement, 1995, 55(12): 5759 ~ 5763.
- 2 Mongi A Abidi, Rafael C Gonzalez. Data fusion in robotics and machine intelligence [M]. San Diego, CA, USA: Academic Press Professional, Inc., 1992.
- 3 Pohl C, Gendren J L. Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 9(5): 823 ~ 854.
- 4 HE Guo-jin, LI ke-lu, HU De-yong. Information fusion of multisensor satellite remote sensing data: theory, methodology and

- experiment[J]. *Journal of Image and Graphics*, 1999, **4A**(9): 744~749. [何国金, 李克鲁, 胡德永. 多卫星遥感数据的信息融合: 理论、方法和实践[J]. *中国图象图形学报*, 1999, **4A**(9): 744~749.]
- 5 Haydn R, Dalke G W, Henkel J, *et al.* Application of the IHS color transform to the processing of multisensor data and image enhancement [A]. In: *Proceedings of the International Symposium on Remote Sensing of Arid and Semi-Arid Lands* [C], Cairo, Egypt, 1982: 599~616.
- 6 JIN Hong, LIU Liu-di. Application of the color transform for image fusion[J]. *Optical Technology*, 1997, (4): 44~48. [金红, 刘榴娣. 彩色空间变换融合方法在图像融合中的应用[J]. *光学技术*, 1997, (4): 44~48.]
- 7 Yesou H, Besnus Y, Polet Y. Extraction of spectral information from landsat tm data and merger with SPOT panchromatic imagery—A contribution to the study of Geological structures[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1993, **48**(5): 23~26.
- 8 ZHU Shu-long, ZHANG Zhan-mu. The acquisition and analysis of remote sensing image[M]. Beijing: Science Press, 2000. [朱述龙, 张占睦. 遥感图像获取与分析[M]. 北京: 科学出版社, 2000.]
- 9 Chavez P S, Sides SC, Anderson J A. Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data, Landsat TM and SPOT Panchromatic [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1991, **57**(3): 265~303.
- 10 Shettigara V K. A generalized component substitution technique for spatial enhancement of multispectral images using a higher resolution data set [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1992, **58**(5): 561~567.
- 11 Nunez J, Otazu X, Fors O, *et al.* Multiresolution based image fusion with additive wavelet decomposition [J]. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 1999, **37**(3): 1024~1211.
- 12 Yocky D A. Image merging and data fusion by means of the discrete two-dimensional wavelet transform[J]. *Journals of Optical Society of American*, 1995, **12A**(9): 1834~1841.
- 13 LI Bi-cheng, WEI Jun, PENG Tian-qiang. Remote sensing image fusion base on IHS and wavelet transforms [J]. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 2003, **18**(3): 268~272. [李弼程, 魏俊, 彭天强. 基于 IHS 变换与小波变换的遥感图像融合[J]. *数据采集与处理*, 2003, **18**(3): 268~272.]
- 14 WU Yan, YANG Wang-hai, LI Ming, *et al.* A New image fusion method based on wavelet transform [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2003, **25**(1): 93~96. [吴艳, 杨万海, 李明等. 一种新的基于小波变换的图像融合方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2003, **25**(1): 93~96.]
- 15 Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation [J]. *IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, **11**(7): 674~693.
- 16 CHENG Zheng-xing. The algorithms & applications of wavelets analysis[M]. Xi'an Jiaotong University Press, 1998. [程正兴. 小波分析算法与应用. 西安: 西安交通大学出版社, 1998.]
- 17 ZHOU Qian-xiang, JING Zhong-liang, JIANG Shi-zhong. Comment on fusion theory for different spatial and spectral remote sensing image [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2003, **18**(1): 41~46. [周前祥, 敬忠良, 姜世忠. 不同光谱与空间分辨率遥感图像融合方法的理论研究[J]. *遥感技术与应用*, 2003, **18**(1): 41~46.]



图1 原始TM321图像

Fig.1 Original TM321 bands image



图2 原始SPOT图像

Fig.2 Original SPOT image



图3 PCA变换融合图像

Fig.3 Fusion image using PCA transform



图4 小波变换融合图像

Fig.4 Fusion image image using wavelet transform



图5 IHS变换融合图像

Fig.5 Fusion image using IHS transform



图6 本文新方法融合图像

Fig.6 Fusion image using the proposed method