

# 面向提高图像分辨率的遥感数据融合新算法<sup>\*</sup>

陈 豪, 俞能海, 刘政凯, 张 荣

(中国科学技术大学 电子工程与信息科学系, 安徽 合肥 230027)

E-mail: ynh@ustc.edu.cn

**摘要:** 在遥感应用研究中, 数据融合技术有着非常广泛的应用. 主分量分析方法(principal component analysis, 简称 PCA)是一种经典的遥感数据融合技术, 在主分量分析方法的基础上, 将小波变换与其结合起来, 提出了一种新的基于小波叠加的 PCA 融合算法(adding wavelet coefficients principal component analysis, 简称 AWPCA). 实验证明, 与原来的 PCA 和 IHS 方法相比, 基于小波叠加的 PCA 融合算法进一步提高了融合信息的质量, 并能应用于其他需要高分辨率图像的情况中.

**关键词:** 数据融合; 小波变换; 主分量变换(principal component analysis); AWPCA(adding wavelet coefficients principal component analysis)

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

在遥感应用和研究工作中, 人们经常需要很多高分辨率的图像, 但事实上, 往往很难同时得到这么多符合要求的图像. 比如在实际应用中, 我们经常只能得到同一区域的一个分辨率较高但不符合人们视觉特性的图像(比如合成孔径雷达(synthetic aperture radio, 简称 SAR)图像)和一些分辨率较低但更符合人们视觉特征的图像(比如 TM(thematic mapper)和 MESSR 图像). 这时候就需要我们设法采用一些方法, 从而利用这些高分辨率图像来提高较低分辨率图像的分辨率, 以满足人们的需求. 主分量分析方法(principal component analysis, 简称 PCA)就是其中的一种方法. 它能较好地提高图像的分辨率<sup>[6]</sup>, 但这种方法对图像的光谱信息有一定的扭曲. 为了得到更好的结果, 本文在 PCA 方法的基础上, 引入了 á Trous 小波分解方法, 提出的基于小波叠加的 PCA 融合算法(adding wavelet coefficients principal component analysis, 简称 AWPCA)使数据融合结果的质量有了较大的提高. 本文首先介绍 PCA 方法和小波分解; 其次提出基于小波叠加的 PCA 融合算法(AWPCA); 然后是一些实验结果和结果图像参数对比; 最后是结束语.

## 1 PCA 方法和 á Trous 小波分解算法

### 1.1 PCA 分析

主分量分析(PCA)是一种特征选择方法, 由此构造出的每个新特征都是原特征的线性函数<sup>[1]</sup>. 其具体过程简述如下:

对于一个样本的  $n$  个特征, 即

$$X = (x_1, \dots, x_n)^T.$$

\* 收稿日期: 2000-05-23; 修改日期: 2000-07-31

基金项目: 国家“九五”重点科技攻关资助项目(96-B02-01-05)

作者简介: 陈豪(1978-), 男, 浙江温岭人, 硕士生, 主要研究领域为数据处理, 数据融合; 俞能海(1964-), 男, 安徽无为, 副教授, 主要研究领域为图像处理, 数据融合, 多媒体技术; 刘政凯(1940-), 男, 辽宁沈阳人, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为图像处理, 遥感技术; 张荣(1968-), 女, 安徽泾县人, 博士, 讲师, 主要研究领域为图像处理.

① 求出  $X$  的协方差矩阵  $S_x$ ;

② 算出  $S_x$  的全部特征值  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$  和对应的特征向量  $u^1, u^2, \dots, u^n$ , 其中

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n;$$

③ 求出  $n$  个新特征向量  $Y = (y_1, \dots, y_n)^T$ , 它们满足  $Y = U^T X$ , 其中  $U = (u^1, u^2, \dots, u^n)^T$ , 且  $S_y = \Lambda = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$ .

此时的  $y_1, \dots, y_n$  分别被称为第  $1, 2, \dots, n$  个主分量. 经过变换后,  $y_1$  的方差最大, 包含了原特征的大量信息. 它的逆变换为  $X = UY$ .

## 1.2 $\hat{a}$ Trous 小波算法

小波变换已经广泛地应用于图像处理与分析中<sup>[2]</sup>. 对于遥感图像融合来说, 根据 Shannon 采样定理, 由于传感器的空间分辨率有限, 在采样过程中平滑掉所有尺寸小于其所确定的 Nyquist 频率的高频部分, 因此, 来自同一场景的不同传感器的遥感图像的区别主要不是在低频部分, 而是在高频部分. 也就是说, 对于不同的遥感波段, 其低频部分是相似的, 而有明显区别的是高频部分. 因此, 利用小波变换所具有的分频特性, 我们可以更好地进行不同分辨率的多源图像融合. 而对于广泛应用的 Mallat 正交小波分解算法来说, 它的变换不具有平移不变性, 在某些应用场合, 这是不太适合的, 比如说数据融合<sup>[3]</sup>.

为了获取一个具有平移不变性的图像小波分解, 我们引入了  $\hat{a}$  Trous 小波算法<sup>[3,4]</sup>, 它的分解和合成算法如下:

对于一个二维图像  $p(x, y)$ , 对它进行逐级变换如下:

$$\begin{aligned} F(p_0(x, y)) &= p_1(x, y), F(p_1(x, y)) = p_2(x, y), \dots, \\ F(p_{l-1}(x, y)) &= p_l(x, y), \dots, F(p_{n-1}(x, y)) = p_n(x, y). \end{aligned}$$

其中  $F(p_{l-1}(x, y)) = p_l(x, y)$  代表用一个低通滤波器对  $p_{l-1}(x, y)$  进行滤波;  $p_l(x, y)$  为原图像  $p(x, y)$  在各个不同分辨率下的近似.

因此, 各个离散小波面系数  $w_l(x, y) = p_{l-1}(x, y) - p_l(x, y)$ ,  $l = 1, 2, \dots, n$ . 这里,

$$p_0(x, y) = p(x, y).$$

因此, 应用小波变换的重建方程  $p(x, y) = \sum_{l=1}^n w_l(x, y) = p_n(x, y)$  即可重建原图像. 具体有关  $\hat{a}$  Trous 小波算法的介绍请参见文献[4].

## 2 基于小波叠加的 PCA 融合算法(AWPCA)

在上节的讨论中, 既然  $p_l(x, y)$  为原图像  $p(x, y)$  在各个不同分辨率下的近似, 那么各个小波面系数  $w_l(x, y)$  就代表不同分辨率图像的细节信息. 为此, 我们构造算法如下:

① 对  $X = (x_1, \dots, x_n)^T$  进行主分量变换, 得到新的一组分量  $Y = (y_1, \dots, y_n)^T$ , 其中  $x_1, \dots, x_n$  为各个不同波段的低分辨率图像. 在这个变化过程中, 因为对相关矩阵进行主分量融合的效果更好<sup>[5]</sup>, 我们用图像的相关矩阵代替了图像的协方差矩阵.

② 以  $y_1$  为参考图像, 对高分辨率图像  $s$  进行直方图匹配得到新的图像  $s'$ .

③ 对  $s'$  进行  $\hat{a}$  Trous 小波变换, 得到一组小波面系数  $w_1, w_2, \dots, w_k$ , 在实际应用中,  $k$  一般取  $2 \sim 4$ . 对于低通滤波器, 我们用一个五阶矩阵:

$$F = \frac{1}{256} \begin{pmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{pmatrix}.$$

④ 将  $w_1, w_2, \dots, w_k$  叠加到  $y_1$  上, 得到新的第一分量  $y'_1$ .

⑤ 对新得到的一组分量作逆主分量变换, 得到一组新的  $X' = (x'_1, \dots, x'_n)^T$ , 中间的各个分量就是我们融合后得到的各波段图像.

在上述融合运算过程中, 我们假设各个分辨率的图像均已经过几何校正, 并已精确配准.

### 3 实验结果与分析

我们用来实验的图像为: JERS1SAR 图像(分辨率为 12.5m)和 3 帧 MESSR 图像(分辨率为 50m, 波段为 MESSR1, MESSR2, MESSR3), 图像的大小是  $1024 \times 1024$ , 它们是一组泰国曼谷的西北角的遥感图像, 图像已经过几何校正和配准. 我们用 AWPCA, PCA 和 IHS 算法分别融合, 在 AWPCA 算法中, 小波分解层数取 3 层. 下面, 我们给出这几种方法的一些参数指标的对照结果及分析.

#### 3.1 基于数理统计的分析和比较

在我们的统计结果中, 包括了结果图像的均值、熵、未变百分比和扭曲程度. 其中扭曲程度的定义为  $D = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (|V'_{i,j} - V_{i,j}|)$ , 其中  $M$  和  $N$  为图像的行列数,  $V_{i,j}$  和  $V'_{i,j}$  分别为图像融合前后  $(i, j)$  点的灰度值. 未变百分比是指融合前后图像中灰度值不变的像素个数在总像素中的比例<sup>[9]</sup>.

Table 1 Comparison of statistical parameters for the images

表 1 图像的统计参数对比

Fusion method <sup>①</sup>	Bands <sup>②</sup>	Mean <sup>③</sup>	Entropy <sup>④</sup>	Unchanged percents <sup>⑤</sup>	Distort degree <sup>⑥</sup>
AWPCA	MESSR <sup>1</sup> <sub>1</sub>	84.039	4.102	4.894	6.753
	MESSR <sup>1</sup> <sub>2</sub>	76.337	4.365	5.310	6.210
	MESSR <sup>1</sup> <sub>3</sub>	63.937	4.346	6.431	5.137
PCA	MESSR <sup>1</sup> <sub>1</sub>	84.829	3.994	2.359	13.638
	MESSR <sup>1</sup> <sub>2</sub>	77.072	4.076	2.632	12.542
	MESSR <sup>1</sup> <sub>3</sub>	64.543	4.375	3.178	10.373
IHS	MESSR <sup>1</sup> <sub>1</sub>	84.796	3.916	2.736	12.036
	MESSR <sup>1</sup> <sub>2</sub>	77.099	4.093	2.736	12.032
	MESSR <sup>1</sup> <sub>3</sub>	64.700	4.387	2.736	12.023
Source images <sup>⑦</sup>	MESSR <sup>1</sup> <sub>1</sub>	84.038	2.433	—	—
	MESSR <sup>1</sup> <sub>2</sub>	76.338	2.811	—	—
	MESSR <sup>1</sup> <sub>3</sub>	63.937	2.851	—	—

①融合方法, ②波段, ③均值, ④熵, ⑤未变百分比, ⑥扭曲程度, ⑦经配准的原始图像.

熵是衡量信息丰富程度的一个重要标志. 从表 1 我们可以看出, 这 3 种方法都提高了融合图像的熵值. 从整体程度来说, AWPCA 算法对整体熵值的提高要更大一些, PCA 算法和 IHS 算法随后, 这说明 AWPCA 算法融合后相对来说蕴涵了更多的信息量. 从均值角度来看, AWPCA 算法保持了图像的均值的不变性, 而 PCA 变换和 IHS 后的融合图像的均值均有一定程度的偏离, 影响了

融合图像的质量.未变百分比和扭曲程度是两个重要的衡量融合前后图像的光谱扭曲程度的参数.从这两个参数上看,AWPCA 算法的未变百分比明显地比 PCA 算法和 IHS 算法要高得多,而扭曲程度则要低得多,这说明,AWPCA 算法的光谱扭曲程度被大大降低了.

### 3.2 基于相关系数参数比较与分析

为了进一步衡量各种不同方法融合结果的特性,我们引入相关系数来作一个比较.相关系数

$$\text{Corr}(A/B) = \frac{\sum_i \sum_j (A_{ij} - \bar{A})(B_{ij} - \bar{B})}{\sqrt{\sum_i \sum_j (A_{ij} - \bar{A})^2 \sum_i \sum_j (B_{ij} - \bar{B})^2}}$$

其中  $A_{ij}, B_{ij}$  是图像  $A$  和  $B$  在  $(i, j)$  点的灰度值,  $\bar{A}, \bar{B}$  是两幅图像的灰度均值,相关系数反映了图像之间的相似性.

从表 2 中我们可以看出,AWPCA 算法的结果和原图像之间存在着很强的相关性,这种相关性远远超过了其他两种方法所得结果的相关性,说明了 AWPCA 算法融合图像比 PCA 算法和 IHS 算法融合图像更加接近原始图像.从表 3 来看,PCA 算法和 IHS 算法融合图像与 SAR 图像之间存在很强的相关性,而 AWPCA 算法融合图像与 SAR 图像的相关性相对较小,从这两个事实我们也可以看出,AWPCA 算法融合图像要比 IHS 算法和 PCA 算法的融合图像更有效地保存了原图像的光谱特性.

Table 2 Comparison of correlate coefficients for fused images and original images

表 2 融合后图像与原图像之间的相关系数比较

		Fused images <sup>①</sup>		
		MESSR1	MESSR2	MESSR3
Correlation <sup>②</sup>	AWPCA/MESSR	0.805	0.909	0.939
	PCA/MESSR	0.050	0.518	0.755
	IHS/MESSR	0.189	0.555	0.668

①融合图像,②相关系数.

Table 3 Comparison of correlate coefficients for fused images and SAR images

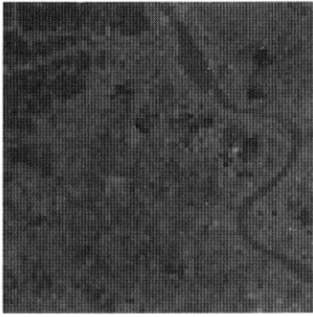
表 3 融合后图像与 SAR 图像之间的相关系数比较

		Correlation <sup>①</sup>		
		MESSR1	MESSR2	MESSR3
Images <sup>②</sup>	AWPCA/SAR	0.446	0.314	0.384
	PCA/SAR	0.867	0.752	0.557
	IHS/SAR	0.779	0.670	0.608
	MESSR/SAR	0.003	0.007	0.132

①相关系数,②图像.

### 3.3 目视效果比较

下面,我们提供几张附图,图 1 是我们用来进行融合的 MESSR 图像数据;图 2 是 SAR 图像;图 3 是我们用 IHS 方法融合得到的结果;图 4 是我们用 PCA 方法融合得到的结果;图 5 是我们用 AWPCA 方法融合得到的结果.对比图 1,我们可以看到,就融合结果而言,相对于图 3 和图 4,图 5 的扭曲程度更小,在整体的色彩上更接近图 1,在细节上也更清晰,说明它在分辨率上也有了更进一步的提高.这与我们在第 3.1 节和第 3.2 节中的分析结果是一致的.



Band 1=Blue, Band 2=Red, Band 3=Green<sup>[7]</sup>

①波段 1=Blue, 波段 2=Red, 波段 3=Green.

Fig. 1 MESSR three bands composite image

图 1 MESSR 三波段复合图

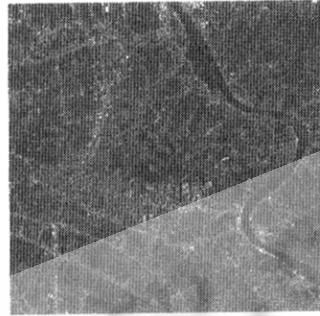


Fig. 2 SAR image

图 2 SAR 图像

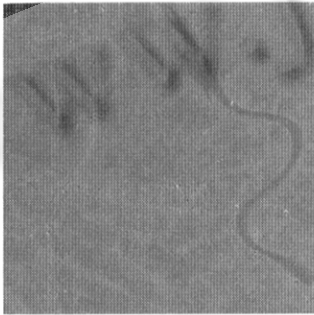


Fig. 3 IHS fused image

图 3 IHS 算法融合结果图

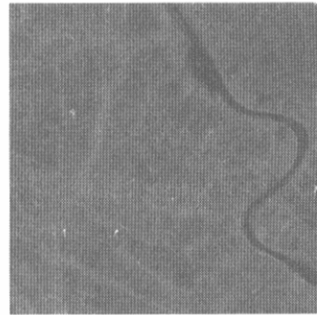


Fig. 4 PCA fused image

图 4 PCA 算法融合结果图

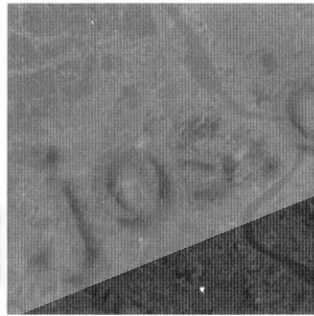


Fig. 5 AWPCA fused image

图 5 AWPCA 算法融合结果图

### 3.4 运算时间比较

相对于 IHS 方法而言,AWPCA 方法要计算相关矩阵的特征值和特征向量,并且要进行小波变换和反变换.但相对于 PCA 算法来说,AWPCA 方法仅仅多了小波分解和小波合成.在本文的实验中,由于我们仅仅实验了 3 个波段的融合,因此小波分解与合成就成为比较大的时间开销,但是这个时间开销是一定的,随着波段数的增加,相关矩阵及其特征值和特征向量的运算所需的时间也将逐步上升,这个时候 AWPCA 算法所需要的运算时间将和 PCA 方法所需要的时间相差无几(此时,IHS 方法已不再适用).但考虑到良好的融合结果,这点时间代价也是值得的.表 4 是这个融合方法在运算时间上的比较(在 PentiumIII550,128M 内存计算机上编程实现):

**Table 4** Comparison of operation times for the three fusion methods  
**表 4** 3种融合方法运算时间之比较

	PCA	IHS	AWPCA
Time <sup>①</sup>	6.5s	6s	22s

①时间。

#### 4 结束语

由于PCA方法最大限度地保存了原始图像的信息,再加之小波变换引入了高清晰度图像的细节信息,因此本文提出的这种新的图像融合方法——AWPCA算法与标准的PCA方法和IHS方法相比,更好地保持了原图像的光谱特性,提高了图像的信息量。在高分辨率图像需求越来越大的今天,AWPCA融合方法必将在各个领域发挥其分辨率高、光谱特性扭曲程度小的优点,从而得到广泛应用。但在实际应用过程中,还应当注意小波基的选取,因为它直接关系到融合图像的质量。我们将在这方面继续加以研究。

#### References:

- [1] Jiao, Li-cheng. Application and Realization of Neural Network. Xi'an: Xidian University Press, 1995 (in Chinese).
- [2] Guo, Da-zhi, Fang, Tao. Space-Scale adaptive fusion of multi-source image information using wavelet transform. Journal of China University of Mining and Technology, 1997,26(4):49~53 (in Chinese).
- [3] Jorge, N., Xavier, O., Octavi, F., et al. Multiresolution-based image fusion with additive wavelet decomposition. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999,37(3):1204~1211.
- [4] Shensa, M.J. The discrete wavelet transform: wedding the  $\hat{A}$  Troun and mallat algorithms. IEEE Transactions on Signal Processing, 1992,40(10):2464~2482.
- [5] Jia, Yong-hong. Fusion of landsat TM and SAR images based on principal component analysis. Remote Sensing Technology and Application, 1998,13(1):46~49 (in Chinese).
- [6] He, Cuo-jin, Li, Ke-lu, Hu, De-yong, et al. Information fusion of multisensor satellite remote sensing data: theory, methodology and experiment. Journal of Image and Graphics, 1999,4A(9):744~750 (in Chinese).

#### 附中文参考文献:

- [1] 焦李成. 神经网络的应用与实现. 西安:西安电子科技大学出版社,1995.
- [2] 郭达志,方涛. 多源影像信息的小波空间——尺度自适应融合. 中国矿业大学学报,1997,26(4):49~53.
- [3] 贾永红. TM和SAR影像主分量变换融合法. 遥感技术与应用,1998,13(1):46~49.
- [4] 何国金,李克鲁,胡德水,等. 多卫星遥感图像的信息融合:理论、方法与实践. 中国图象图形学报,1999,4A(9):744~750.

### A New Data Fusion Algorithm for Improving Remote Sensing Images Resolution\*

CHEN Hao, YU Neng-hai, LIU Zheng-kai, ZHANG Rong

(Department of Electronics Engineering and Information Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

E-mail: ynh@ustc.edu.cn

**Abstract:** Data fusion has been widely applied in the remote sensing research field. Principal component analysis (PCA) is one of the standard methods for data fusion. In this paper, a new algorithm——adding wavelet coefficients principal component analysis (AWPCA) is presented, which is based on principal component analysis (PCA) and is gotten from combining PCA and wavelet transform. The experimental results demonstrate that the higher quality image is obtained by AWPCA than by IHS and PCA mergers. AWPCA can be also applied in other fields where the high resolution image is required.

**Key words:** data fusion; wavelet transform; PCA (principal component analysis); AWPCA (adding wavelet coefficients principal component analysis)

\* Received May 23, 2000; accepted July 31, 2000

Supported by the National Key Science-Technology Project of the 'Ninth Five-Year-Plan' of China under Grant No. 96-B02-01-05