

# 一种基于形态小波的遥感影像压缩编码算法

武文波 杨志高 马国锐 秦前清

(武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079)

**摘要** 与一般图像不同,由于遥感影像具有纹理复杂、局部相关性较弱的特点,而且影像经过小波变换后系数的空间聚类特性较明显,因此遥感影像压缩具有一定的特殊性,可是目前大多数基于小波的压缩编码算法都没有考虑小波系数的空间聚类特性,为了进一步提高编码效率,提出了一种基于形态小波的遥感影像压缩算法。该算法首先对遥感影像进行多尺度快速小波变换,然后依据遥感影像的小波能量聚类特性,采用一种形态膨胀编码算法来实现遥感影像的高效压缩编码。试验结果表明,对一般遥感图像,该算法在高倍率压缩的情况下要优于目前的JPEG2000算法;而且对多波段的遥感影像,该算法也取得了较好的压缩效果。

**关键词** 遥感影像压缩 形态小波 空间聚类 形态算子

中图分类号:TN919.81 TP751 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2005)07-0867-06

## Remote Sensing Image Compression Based on a Morphological Wavelet Coding

WU Wen-bo, YANG Zhi-gao, MA Guo-rui, QIN Qian-qing

(State Key Laboratory for Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079)

**Abstract** This paper addresses the problem of image compression in remote sensing applications. Compared with other still images, remote-sensing images are characterized with complex textures and weak local correlation. By using wavelet transform, the coefficients have shown a spatial clustering trend in wavelet domain. Most of current algorithms of image compression have not taken this clustering trend into account. In order to further improve coding efficiency, an efficient remote sensing image coding algorithm based on morphological wavelet is proposed. First the fast multi-scale wavelet transform is applied to the image, then a morphological operator is designed to capture the clusters and fully exploit the redundancy between the coefficients. Compression is then achieved by using this non-linear method. For multi-bands remote-sensing images, a prior important band (PIB) method is firstly used to decorrelate the correlations in the spectral dimension, and the above coding algorithm is then applied to the bands. In the experiment, the authors select one AVARIS hyper-spectral image and two satellite images to test the performance of the algorithm. Experimental results illustrate that its performance is superior to JPEG2000 in low-bits compression and it is suitable to multi-band images too.

**Keywords** remote sensing image compression, morphological wavelet, spatial clustering, morphological operator

## 1 引言

近几年来遥感传感技术发展很快,遥感影像在时间、空间和光谱分辨率上都有了显著的提高,相应的数据规模呈几何级数增长,这一方面给数据的传

输和存储带来了极大的困难,以美国商业遥感卫星IKONOS2为例,数据获取的速率约为1300Mbps,而传输信道的容量仅为320Mbps两者很不匹配;另一方面,遥感数据的规模与数据的信息含量并不呈线性关系,也就是说,遥感采样密度增大,并不能保证数据的信息含量也相应地增多。在这种情况下,由

基金项目:国家自然科学基金项目(904160704);国家“863”计划资助项目(2002AA131040)

收稿日期:2004-09-30;改回日期:2005-01-25

第一作者简介:武文波(1979~),男,2002年毕业于石油大学(华东)地球资源与信息学院获学士学位,现为武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室博士研究生。主要研究方向为遥感图像处理、数据压缩和模式识别等。E-mail:yimeng\_wuhu@126.com

于采用压缩技术来解决数据传输问题可以取得很好的效果,因此,在保持信号少量失真的前提下,研究高效率的遥感影像压缩算法已成为遥感技术发展的一项关键技术。

与一般静止图像相比,遥感影像具有局部相关性较弱、纹理复杂、高熵值和低冗余度的特点。对其进行压缩,目前普遍采用基于小波的图像编码算法,如嵌入式零树小波编码 EZW (embedded zero-tree wavelet) 算法,多级树集合分裂 SPIHT (set partitioning in hierarchical trees) 算法,以及嵌入式零块编码 EZBC (embedded zero block coder) 算法<sup>[1]</sup>。上述算法基本上都是采用了小波零树的编码思想,而没有考虑小波系数在频率域的空间聚类特性。国外学者 Servetto 等对图像的小波变换域做了研究,发现小波系数在变换域中,在很大程度上有着空间聚类特性,并提出了一种基于数学形态学的编码算法<sup>[2]</sup>。文献[3]和文献[4]对该方法进行了改进,其试验研究表明,基于形态小波的图像压缩算法,其压缩效果要优于目前的其他算法。本文针对遥感影像小波系数的空间聚类特点,设计了一种形态小波编码算法,并取得了较好的试验效果。

## 2 遥感影像信号分析

### 2.1 遥感影像信号特性

地学研究表明,诸如植被、土壤、土地利用等各种自然和人文现象的分布都兼有结构性(确定性)和随机性的特性<sup>[5]</sup>。由于遥感影像的成像过程中受到多方面随机变化的影响,其中包括成像过程中的随机因素和成像对象的复杂性和不确定性,导致获得的影像数据具有一定的随机性,即统计特性,所以遥感影像在很大程度上就是一个随机变量;此外,数据采集的时候还受到电磁、大气扰动等多种干扰,在信号中加入了白噪声,因此,图像可以表示成确定性信号、随机信号和噪声的混合。

设图像信号为  $F(x, y)$ , 则

$$F(x, y) = F_d(x, y) + F_s(x, y) + N(\sigma, \mu) \quad (1)$$

其中,  $F_d(x, y)$  为确定性信号 ( $F_d$  下角 d 代表确定,下同);  $F_s(x, y)$  为马尔科夫随机信号 ( $F_s$  下角 s 代表随机,下同);  $N(\sigma, \mu)$  为高斯噪声。

针对上述图像的混合模型,图像压缩算法应该包含以下基本步骤:(1)信号逼近;(2)信号去噪;(3)熵编码,其中信号逼近的目的在于去除  $F_d(x, y)$

的高度相关。这时图像信号被当作一个 2 维函数形成的曲面(以灰度为  $z$  方向坐标),  $F_s(x, y)$  和  $N(\sigma, \mu)$  被近似看成是信号的高频成分,这种情况下,去相关的本质就是 2 维曲面的分解与逼近,其常用的方法有傅里叶分析或小波分析,即通过某种正交变换可以极大地去除图像信号的相关;信号去噪是为了降低数据的熵值,由于噪声信号一般具有很高的熵值,且混合在有效信号中,其对压缩编码的整体效率有很大影响,因此必须在熵编码之前剔除出去;经过上述处理以后,图像信号就转化为一系列随机信号,可进一步采用熵编码进行压缩。

### 2.2 遥感影像小波变换系数的空间聚类分析

图像信号可以描述为一系列有着边缘的光滑曲面。信号在通过小波滤波器后,小波变换域的能量聚类区域<sup>[3,4]</sup>就对应于原始图像的对象边缘。这种聚类的形成通常来源于以下两点:(1)光滑区域的信号能量主要集中于少数几个低频系数;(2)由于使用了紧支撑小波,因此边缘的能量只分布于与其空间域相邻的几个系数范围内。如图 1 所示,对于图 1(a)中白色曲线范围内的区域,在图 1(b)中的曲线范围内明显地形成了一个能量聚集簇。为了利用信号在小波变换域的能量聚类特性,基于零树的编码算法引入了一个特定的符号来表明零树结构中的系数是不重要的(幅度小于某一阈值)。该方法的成功之处在于对典型的图像来说,大量的零值系数都可以归结到零树中去,这样就比独立编码单个的零值效果好得多。零树有两个作用:一方面,它是编码大量零值的有效方式;另一方面,它通过限定非零系数值的位置范围,从而降低了非零系数值位置的不确定性,然而这种方法也有缺点,其中最突出的就是该方法将任意形状为零值区域用单一、高度受限的零树结构来组织,这就导致一方面某些与零树结构不太匹配的零值区域在编码表达时可能开销很大,而另一方面其他的零值区域则可能没有包含在零树中。最后应该注意到,零树的方法只是通过识别非重要系数的区域来间接地利用重要系数的聚类特性,这暗示人们:采用一种直接的方法或许会更有效。

文献[6]中的编码重要系数如图 1(b)所示,其直接的方式是对每一个系数分配 1bit 的重要或者是不重要的标识符。然而,如果预先知道一个系数已经标识为重要的,那么在其周围一个很小邻域内的系数,在很大概率上也是重要的(对不重要系数也是如此),可见,给每个这些系数分配 1bit 就显得

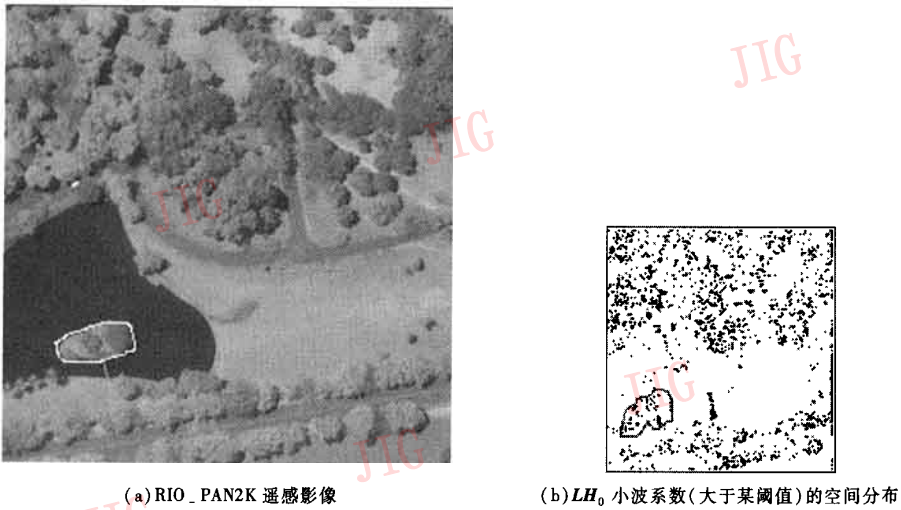


图 1 遥感影像及其小波系数的空间聚类分析  
Fig. 1 Remote sensing image and spatial clustering analysis of wavelet coefficients

有些浪费。因此,采取某种基于区域增长的技术和自适应概率统计模型,或许是一种更有效的编码方式。而在 3.2 节中定义的基于数学形态学的形态算子,恰恰给出了一种区域增长的数学描述。

### 3 压缩编码方案

本算法包括以下 4 方面:

- (1) 对输入的图像信号进行 2 维离散小波变换;
- (2) 对系数进行量化处理;
- (3) 利用形态膨胀算法对系数进行组织;
- (4) 采用自适应算术编码对系数进行自适应算术编码。

#### 3.1 小波多分辨率分析

小波多分辨率分析为信号的时频分析提供了一个良好的框架。1988 年, Mallat 提出离散小波的快速算法,即采用共轭积分滤波器组或者积分镜像滤波器组 QMF (quadrature mirror filters) 将信号频谱分为高频部分和低频部分,接着对变换后的系数进行下采样。假设原始信号频带为  $[-s_N, s_N]$ , 则经过低通滤波器的信号频率大致为  $[-s_N/2, s_N/2]$ , 而经过高通滤波器的信号频率则为  $[-s_N, -s_N/2] \cup [s_N/2, s_N]$ , 其中  $N$  为信号的长度。原始信号分别经过高通、低通滤波器后分成  $LL_1$ 、 $LH_1$ 、 $HL_1$ 、 $HH_1$  4 部分, 其中,  $LH_1$ 、 $HL_1$  和  $HH_1$  表示信号细节部分, 而低频部分  $LL_1$  则被继续分解, 如此进行下去, 直到指定阶数。

本文采用 QMF 塔式分解对原始信号进行分解。

#### 3.2 量化处理

图像经过小波变换后, 由于数据由一系列的整数值变为浮点值, 因此对变换后的这些浮点值进行量化是压缩的必要步骤。量化的方法有很多种, 一般说来, 效果越好的方法实现起来也越复杂。矢量量化虽是一种失真较小的量化技术, 但是也有其不利的一面, 比如算法复杂, 而且经过小波变换去相关后, 由于邻近小波系数的相关性较小, 矢量量化的优势不明显, 因此很多文献都采用均匀量化的方案进行量化。本文采用后一种方法。

(1) 量化: 如果假定图像信号的能量在频带中是均匀分布的, 那么采用以下的量化过程会比较合理的。对于小波系数  $f_k(i, j)$ , 可按照以下公式进行量化处理,

$$c_k(i, j) = \begin{cases} \left[ \frac{f_k(i, j) - T}{Q_k} \right] + 1 & f_k(i, j) > T \\ 0 & -T \leq f_k(i, j) \leq T \\ \left[ \frac{f_k(i, j) + T}{Q_k} \right] - 1 & f_k(i, j) < -T \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $f_k(i, j)$  为量化前的小波系数值;  $T$  为量化时的阈值;  $Q_k$  为量化步长;  $k$  为小波分解层数;  $c_k(i, j)$  为量化后的小波系数值。

(2) 反量化: 在解压过程中, 解码器将一系列离散的量化值  $c_k(i, j)$  反量化后的系数值, 即

$$\hat{f}_k(i,j) = \begin{cases} c_k(i,j)Q_k + T & c_k(i,j) > 0 \\ 0 & c_k(i,j) = 0 \\ c_k(i,j)Q_k - T & c_k(i,j) < 0 \end{cases} \quad (3)$$

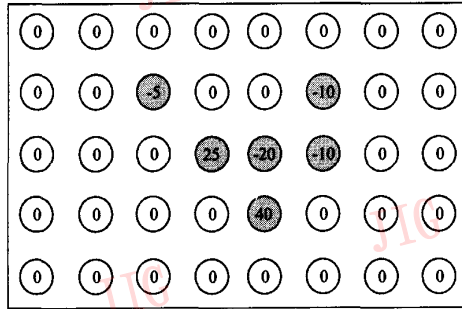
### 3.3 形态算子

文献[2,7]对基于形态小波的图像编码算法进行了探讨。该文介绍,经过线性小波变换后,相邻系数的相关性很小,可以忽略不计;而对相邻系数幅度的相关性进行度量之后发现,它们之间还有着较大的相关性。针对这种系数幅度之间的非线性相关性,有必要引入一些非线性的处理措施,因为线性变换只能去除线性的相关性,而基于数学形态学的形态膨胀算法,则由于其能够捕捉小波系数的空间聚

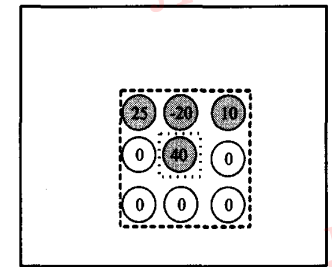
类特性,从而满足了去除非线性相关的要求。具体利用形态算子实现膨胀的过程如下:

(1) 编码器以光栅扫描的方式对小波子带进行扫描,直到检测到一个重要的系数。在这种情况下,编码器向输出码流中添加一个特殊符号,这样解码器在解码时就会知道在这个位置上的一个重要系数。

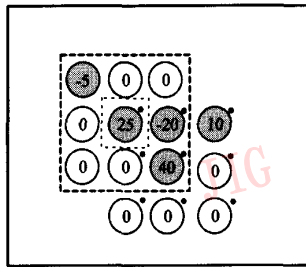
(2) 利用形态算子进行膨胀运算。编码器以上述重要系数为中心,在一个邻域范围内对重要的系数进行标识。如果邻域内的系数是作为新的重要系数出现,则将这些系数为中心重复该膨胀过程;否则,迭代过程中止,以光栅扫描的方式扫描不重要的系数,直到整个子带都访问过为止。具体膨胀过程如图 2 所示。



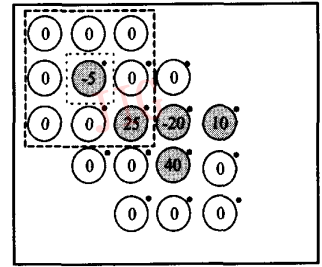
(a)



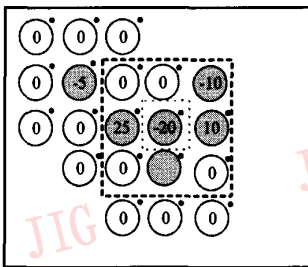
(b)



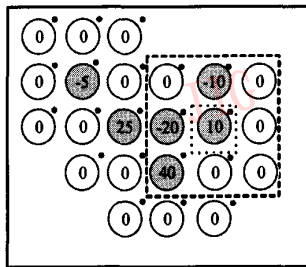
(c)



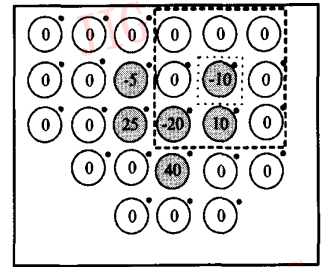
(d)



(e)



(f)



(g)

图 2 利用 3×3 形态算子的膨胀算法

Fig. 2 Dilation operation based on a structuring element of size 3×3

图 2(a)为要编码的子带系数,图 2(b)为以系数值 40 为中心点的  $3 \times 3$  形态算子;图 2(b)~(g)表明了对重要系数应用膨胀算子的具体增长过程;每幅图下面的系数对应于每一步要传输的系数,系数右上角的黑点表明该系数已经被访问过。

### 3.4 熵编码

算术编码采用小数位编码方式,即通过一个连续的信元到浮点数的不断精确的映射过程来将一连串的信元表示成一个 0 到 1 之间的浮点数,以达到去除信元冗余的目的。普通的算术编码是采用全局的静态映射表,自适应算术编码<sup>[8]</sup>则对此做了改进,由于其编码器和解码器都是从相同的概率映射表出发,且能根据每一个被编码的信元对概率映射表做出不同的调整,从而使算法更加实用。为此,本文采用自适应算术编码方法来进行编码。编码过程中,需要计算这些符号的概率,本文假定它们具有平稳统计特性。

### 3.5 算法实现

令  $c = c_k(i, j)$  表示量化后的小波系数;  $S_{k,l}, I_{k,l}$  分别表示第  $k$  分解层第  $l$  子带的重要系数和非重要系数的链表;  $A(d)$  表示对值  $d$  进行自适应算术编码;  $B(c)$  表示小波系数  $c$  的重要性,如果是重要的,则为“真”,否则为“假”;  $V(c)$  定义为以系数  $c$  为中心的邻域(本文为 8 联通的邻域)集合;  $s(c)$  表示对应于子带系数  $c$  的下一级 4 个子系数集合。

编码步骤如下:

初始化:将链表  $S_{k,l}, I_{k,l}$  置空。

(1) 进行子带内形态膨胀运算

对每一个子带  $(k, l)$ :

$\forall c \in S_{k,l}$ , 对  $\tilde{c} \in V(c)$ , 且没有被扫描过

$-If(B(\tilde{c})):A(1), A(\text{sgn}(\tilde{c}))$ , 则将  $\tilde{c}$  加入链表  $S_{k,l}$  的末端; 否则,  $A(0)$ , 将  $\tilde{c}$  加入链表  $I_{k,l}$  的末端。

(2) 进行子带间的扩展

对每一个子带  $(k, l)$ :

$\forall c$  属于上一级父带链表  $S_{k-1,l}$ , 且其 4 个子系数  $s(c)$  没有被扫描过

对  $\tilde{c} \in s(c)$ ,  $If(B(\tilde{c})):A(1), A(\text{sgn}(\tilde{c}))$ , 则将  $\tilde{c}$  加入到链表  $S_{k,l}$  的末端, 执行步骤(1), 然后再回来; 否则,  $A(0)$ , 将  $\tilde{c}$  加入到链表  $I_{k,l}$  的末端。

(3) 附加形态膨胀运算

对每一个子带  $(l, k)$ :

$\forall c \in I_{l,k}$ , 对  $\tilde{c} \in V(c)$  且没有被扫描过

$-If(B(\tilde{c})):A(1), A(\text{sgn}(\tilde{c}))$ , 则将  $\tilde{c}$  加入到链表  $S_{k,l}$  的末端, 立即执行步骤(1), 然后再回来; 否则,  $A(0)$ , 将  $\tilde{c}$  加入到链表  $I_{k,l}$  的末端。

### 3.6 多波段遥感影像压缩

多光谱卫星遥感成像技术近几年来发展很快, 光谱分辨率也有了很大提高。特别是成像光谱仪在卫星上应用以来, 可以发回几十个乃至上百个波段的图像。对于这些多波段图像来说, 由于相邻波段的数据之间往往存在着很强的相关性, 因此压缩多波段影像数据也更有挑战性。目前多波段压缩算法普遍采用主成分分析法 (principal component analysis, PCA) 或离散余弦变换 (discrete cosine transform, DCT) 来降低波段之间的相关性。作者提出了 PIB (prior important band) 的算法<sup>[9]</sup>用来降低相邻波段之间的相关性。本文中, 对于多波段遥感影像的压缩算法包括以下两部分: 一是采用 PIB 在波段维上进行去相关, 二是在单波段图像上应用文中的形态编码算法进行编码。

## 4 试验结果与分析

为了验证上述算法的效果, 本文设计了几个试验, 分别采用一般光学遥感影像和高光谱影像对本文算法进行了测试。测试图像为 SPOT5 卫星遥感影像、QUICKBIRD 遥感影像和 AVARIS 高光谱影像。小波变换所采用的滤波器为目前常用的 9/7 滤波器。试验结果如表 1 所示, AVARIS 高光谱影像压缩后的重建图像见图版 I 图 1。试验结果表明, 对于中低倍率的压缩, 文中的算法跟 JPEG2000 算法相差无几, 但对于高倍率的压缩, 本文算法效果要优于 JPEG2000 算法; 对高光谱影像, 本算法也取得了较好的效果。

表 1 压缩性能(峰值信噪比)比较

Tab.1 Performance compare of compression

算法	测试图像及压缩倍率							
	雅典 (SPOT5) 影像				香港 (QUICKBIRD) 影像			
	4	8	16	32	4	8	16	32
MWC 算法	29.12	22.47	19.71	17.21	49.16	42.76	38.37	34.53
JPEG2000 算法	29.39	22.74	19.20	16.97	49.38	42.96	38.24	34.34

对于压缩重建图像的质量评价一直是图像压缩领域的一个重要研究课题。遥感影像经过压缩(无损压缩)会产生灰度值的失真, 但由于这种失真对遥感影像质量的影响并不是很确定的, 因此只有这

种失真对于遥感影像解译不会产生明显影响才是可以接受的。目前对遥感影像的质量评价还没有一个客观的标准,仇彤博士做的大量实验<sup>[10]</sup>表明:在一定的压缩范围内(如不超过 30 倍),图像小波压缩对内定向和相对定向的影响并不是很大,而且对数字高程模型的精度也在可以接受的范围内。作者在文献[11]中也对遥感影像压缩的质量进行了探讨,研究表明,遥感影像的适度压缩不会对影像质量造成太大的影响。

## 5 结 论

遥感数据压缩是遥感研究领域内的一个重要课题。本文从小波系数的空间聚类特性出发,提出了一种遥感影像快速编码的算法,实现了遥感影像的高效率压缩。试验结果表明,对一般遥感图像,该算法在高倍率压缩的情况下要优于目前的 JPEG2000 算法;对多波段的遥感影像,该算法也取得了很好的压缩效果。由于遥感影像的复杂性和具有海量数据的特点,本算法虽距离实用还有一定的距离,不过该方法为遥感影像压缩提供了一个新的研究思路。

### 参考文献 (References)

- Hsiang S T, Woods J W. Embedded image coding using zeroblocks of subband/wavelet coefficients and context modeling [A]. In: Proceedings of MPEG-4 Workshop and Exhibition at ISCAS [C], Geneva, Switzerland, 2000: 1153 ~ 1164.
- Servetto S. Wavelet based image coding via morphological prediction of significance [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C], Washington, DC, USA, 1995: 530 ~ 533.
- Zhong J M, Leung C H. Image compression based on energy clustering and zero-quadtrees representation [J]. IEEE Proceedings of Vision, Image and Signal Processing, 2000, 147(6): 564 ~ 570.
- Lazzaroni Fabio, Leonardi Riccardo. High-performance embedded morphological wavelet coding [J]. IEEE Signal Processing letters, 2003, 10(10): 293 ~ 295.
- Zhou Cheng-hu, Luo Jian-cheng, Liu Qing-sheng, et al. Geoscientific integration and analysis in remote sensing images [M]. Beijing: Science Press, 1999. [周成虎, 骆剑承, 刘庆生等. 遥感影像地学理解与分析 [M]. 北京: 科学出版社, 1999.]
- Shapiro J. Embedded image coding using zero-trees of wavelet coefficients [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(11): 3445 ~ 3462.
- Servetto S D. Image coding based on a morphological representation of wavelet data [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(5): 1161 ~ 1174.
- Witten I, Neal R, Cleary J. Arithmetic coding for data compression [J]. Communications of ACM, 1987, 30(6): 520 ~ 540.
- Li Feipeng, Ma Guorui, Qin Qianqing, et al. Prior important band hyper-spectral image compression [A]. In: SPIE Proceedings, Multispectral Image Processing and Pattern Recognition [C], Beijing, China, 2003, 5286(2): 709 ~ 712.
- Qiu Tong. Wavelet-based Image Compression in Digital photogrammetry [D]. Wuhan: Press of WTUSM, 1997. [仇彤. 小波理论及小波图像压缩在数字摄影测量中的应用 [D], 武汉测绘科技大学, 1997.]
- Ma Guo-ru, Wu Wen-bo, Qin Qian-qing. Evaluating methods for compression quality of remote sensing image [J]. Remote Sensing Information, 2004, (3): 48 ~ 52. [马国锐, 武文波, 秦前清. 遥感影像压缩质量评价方法 [J]. 遥感信息, 2004, (3): 48 ~ 52.]

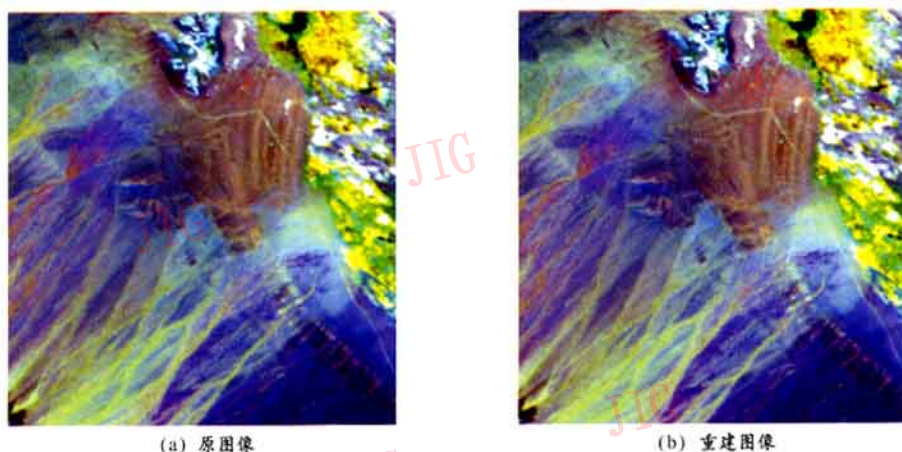


图1 原图像及解压重建图像(波段: 214+40+5)

Fig.1 Image before and after compression(Bands:214+40+5)

凌 峰等：基于元胞自动机模型的遥感图像亚像元定位

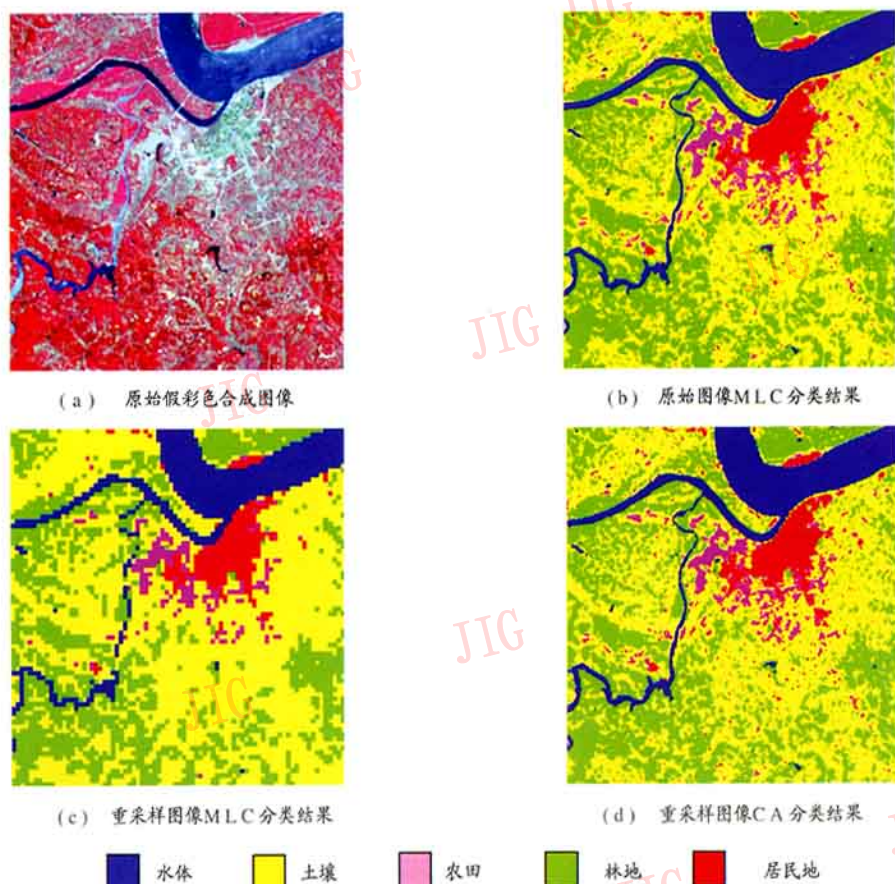


图1 TM图像及分类结果

Fig.1 TM image and classification results