

基于元胞自动机模型的遥感图像亚像元定位

凌峰 张秋文 王乘 周建中

(华中科技大学水电与数字化工程学院遥感与空间信息科学研究所, 武汉 430074)

摘要 由于遥感图像中普遍存在混合像元,因此传统分类方法得到的结果通常会存在较大误差,应用混合像元分解技术,虽然可以得到混合像元中各端元组分的丰度,但是却不能得到各端元组分的空间分布状态,而亚像元定位则是在混合像元分解的基础上,将混合像元分割为亚像元,再利用端元组分的丰度及像元空间分布的特点,将亚像元赋予不同端元组分来得到各端元组分的空间分布情况,以提高遥感图像分类的精度。为了更好地解决亚像元定位问题,结合亚像元定位的理论模型,提出了一种新的元胞自动机模型,并通过模拟数据和实际数据对该模型进行了检验,结果表明,该模型是一种简单有效的解决亚像元定位问题的方法。

关键词 遥感 分类 混合像元 亚像元定位 元胞自动机

中图法分类号: TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2005)07-0916-06

Sub-pixel Mapping of Remote Sensing Images Based on Cellular Automata Model

LING Feng, ZHANG Qiu-wen, WANG Cheng, ZHOU Jian-zhong

(Institute of Remote Sensing & Spatial Information, College of Hydropower & Information Engineering, Huazhong University of Science Technology, Wuhan 430074)

Abstract Traditional hard classification of remote sensing images has been proved to be inaccurate due to the presence of mixed pixels in images. Even though the composition of these pixels for different classes can be estimated with pixel unmixing model the output provides no indication of how such classes are distributed spatially within these pixels. Sub-pixel mapping is a technique designed to obtain the spatial distribution of these classes in these pixels with information contained in mixed pixels. A newly Cellular Automata model was proposed to solve the problem of sub-pixel mapping with the assumption of spatial dependence. The model was tested on both synthetic and real images, and the result shows that this Cellular Automata model is a simple and efficient method to solve the sub-pixel mapping problem.

Keywords remote sensing, classification, mixed pixel, sub-pixel mapping, cellular automata

1 引言

众所周知,图像分类是遥感图像分析中一个非常重要的研究内容。由于遥感图像的空间分辨率有限,遥感图像中的像元,很少是由单一均匀的地表覆盖类型组成,一般都是几种地物的混合体。这种“混合像元”现象给遥感图像分类造成了极大的困

难,并严重影响了遥感图像分类结果的精度和实际应用效果,已经成为遥感技术向定量化深入发展的重要障碍,混合像元无论直接归属到哪一种典型地物都是错误的,因为它不可能完全属于这种典型地物。针对这种情况,许多学者提出了混合像元分解模型,并通过混合像元的分解来得到不同端元组分在混合像元中的丰度(百分比含量),从而提高了分类精度。

基金项目: 国家“973”重点基础研究发展计划项目(2003CB415205)

收稿日期: 2004-05-20; **改回日期:** 2005-03-09

第一作者简介: 凌峰(1979~),男。2002年获中国地质大学(武汉)地球探测与信息技术专业硕士学位,现为华中科技大学在读博士生。主要研究方向为地理信息系统与遥感技术应用。E-mail: lllingfeng@yahoo.com.cn

但是令人遗憾的是,混合像元分解模型的目标仅仅是求取组成混合像元的各端元组分在该像元中的丰度,并不能确定在混合像元中各种端元组分在空间上是如何分布的,其结果必然会造成遥感图像空间细节信息的丢失,且在许多情况下,这种空间细节信息又是及其重要的,而亚像元定位正是解决该问题的有效手段^[1]。

亚像元定位是在对原始遥感图像进行混合像元分解后的进一步研究。在利用混合像元分解模型得到混合像元中各端元组分的丰度以后,再通过将原始混合像元划分为更小的单位——亚像元,然后利用亚像元空间分布的特点,将亚像元赋予不同的端元组分,同时使其满足不同端元组分所占亚像元的比例与该端元组分丰度相等的约束条件,最终即可得到混合像元中各端元组分的空间分布状况,以便提高遥感图像分类精度和更好地反映遥感图像的细节信息。

在亚像元定位的研究上,已经有一些国外学者进行了理论上的探讨,并提出了一些实际的模型,如 Atkinson^[1]首次提出了亚像元定位的像元空间分布相关性理论;Aplin 等利用像元分割法^[2]、Foody 通过锐化图像^[3]、Verhoeve 等利用线性最优化方法^[4]、Tatem 等通过人工神经网络^[5-7]、Mertens 等应用遗传算法和小波变换^[8,9]分别对亚像元定位问题进行了求解。本文针对亚像元定位理论的特点,提出了一个全新的解决亚像元定位问题的元胞自动机模型,并通过模拟数据和实际数据对该模型的效果进行了检验。

2 理论模型与方法

2.1 亚像元定位的理论基础

进行亚像元定位的前提条件是,是否已经通过混合像元分解得到了不同端元组分在混合像元中所占的百分比含量,然后在此基础上,才能通过亚像元定位来获得原始混合像元中不同端元组分的空间分布情况。

亚像元定位的理论基础是地面物体的空间分布相关性,即在空间变量尺度比遥感图像像元尺度大的前提下,像元内以及像元之间不同地物的空间分布存在相关性,也就是说,在遥感图像的混合像元内以及不同像元之间,距离较近的亚像元跟距离相对较远的亚像元相比,更可能属于同一类型,这一理论已被证实绝大多数情况下是成立的^[1]。

下面用一个简单的例子来说明像元分布空间相关性的含义。图 1 是一个简单的示意图,其中包括两种不同的端元组分,分别用黑色和白色圆圈表示。图 1(a)是一个 3×3 像元的原始栅格图像,其中每个像元上标明的数字表示第 1 种端元组分在该像元中的百分含量。若将原始像元分割成为 5×5 的亚像元,使每一个亚像元的面积等于原始像元面积的 4%,则通过图 1(a)中端元组分在原始像元中的百分含量就可以计算出两种端元组分分别占有的亚像元数目,例如某一端元占 32% 的原始像元分解为亚像元后,应该有 8 个亚像元代表第 1 种类型的地物,而其他 17 个亚像元则表示第 2 种地物类型。图 1(b)表示对原始像元进行亚像元分割后,两种端元组分的一种可能空间分布状态,很显然,这种分布状态与前面提到的像元空间分布相关性不符合,图 1(c)则表示了另外一种可能的亚像元分布状态,在这种分布状况下,两种端元组分所占亚像元数目同样满足图 1(a)中的端元组分百分比含量,但是与图 1(b)相比,由于这种分布状态下的像元空间分布相关性更大,因此可以认为,在像元空间分布相关性的假设下,图 1(c)所示的亚像元分布状态要优于图 1(b)所示的亚像元分布状态。

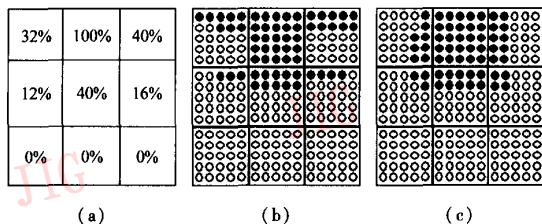


图 1 3×3 原始像元示意图,每一个原始像元被分解为 5×5 亚像元(修改自 Verhoeve^[4])

Fig. 1 A raster grid of 3×3 coarse pixels, each divided into 5×5 sub-pixels (adapted from Verhoeve^[4])

2.2 元胞自动机简介

为了模拟生物学中的自复制行为,20 世纪 50 年代,冯·诺依曼(Von Neumann)提出了元胞自动机(cellular automata,简称 CA)系统。如今,元胞自动机已经被广泛地应用到社会、经济、军事和科学研究的各个领域,并取得了巨大的成功^[10,11]。

元胞自动机是定义在一个由具有离散、有限状态的元胞组成的元胞空间上,并按照一定局部规则,在离散的时间维上演化的动力学系统。元胞自动机采用了一种“自下而上”的方式对系统进行描述,即

认为系统的状态由所有元胞相互作用形成,每个元胞下一时刻的变化由其初始状态和邻域元胞对其的作用所决定。局部元胞的微小变化最终将导致系统的组成、布局、性质和动态的宏观、大幅度的变化。

元胞自动机由元胞空间、元胞状态、邻居及进化规则 4 部分组成,可用 (Z_n, S, N, f) 这样的四元组来表示,其中 Z_n 为 n 维欧氏空间; S 是有限状态集合, $S = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_i, \dots, s_k\}$, s_i 代表元胞自动机的第 i 个状态; N 为中心元胞的邻域, $N = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}$, x_i 为相邻元胞相对于中心元胞的位置; f 为 $s_i^{(t)} \rightarrow s_i^{(t+1)}$ 的进化规则,表示元胞状态由 t 时刻进化为 $t+1$ 时刻时所遵循的规则^[11]:

(1) 元胞空间:元胞是元胞自动机的最基本的组成部分,元胞分布在离散的 1 维、2 维或多维欧几里德空间的网格点上,元胞分布的空间网格点集合就是元胞空间;

(2) 状态:状态可以是 $\{0, 1\}$ 的二进制形式,也可以是 $\{s_0, s_1, \dots, s_i, \dots, s_k\}$ 整数形式的离散集;

(3) 邻居:由于一个元胞下一时刻的状态决定于本身状态和邻居元胞的状态,因而,在指定规则之前,必须明确哪些元胞属于该元胞的邻居,对于 2 维元胞自动机,常见的邻居规则有 Von Neumann 型与 Moore 型两类;

(4) 进化规则:根据元胞当前状态及其邻居状况确定下一时刻该元胞状态的动力学函数,简单讲,也就是一个状态转移函数。

2.3 亚像元定位的元胞自动机模型实现

由于元胞自动机以及亚像元定位问题本身的特点,使得元胞自动机模型很适合于解决亚像元定位问题,因此通过对原始元胞自动机进行相应的调整,就可以得到一个解决亚像元定位问题的元胞自动机模型,下面对该模型进行具体的介绍。

假设遥感图像中共有 N_{LC} 种不同类型的地物,而且通过混合像元分解技术,已经得到了在混合像元中每一类不同地物所占的百分比含量。如果将原来的低分辨率像元划分为 N^2 个亚像元,则每一类地物在低分辨率像元中所占有的亚像元数目 N_i^{SP} 就可以确定。亚像元定位的目标可以表述为:在满足各类地物在混合像元中所占有的亚像元个数 N_i^{SP} 的前提下,使地物分布的空间相关性最大。

为了解决上述问题,本文设计了一种改进的元胞自动机模型。该元胞自动机与传统元胞自动机模型相比,主要有下面两个特点:(1)在普通的元胞自

动机模型中,元胞被看作是静止不动的,也就是说,在元胞自动机的进化过程中,改变的是各个元胞的状态,其元胞的位置不发生改变,而改进的元胞自动机模型恰恰相反,在进化过程中,元胞的状态保持不变,仅通过元胞之间的互换来交换位置;(2)在普通元胞自动机模型的每一步进化中,所有的元胞都同时改变它们的状态;而改进的元胞自动机的每一步进化则是由一系列的交换动作所构成。

改进的元胞自动机模型实现方法如下所述,值得注意的是,该模型每次只对原始遥感图像中的一个低分辨率像元进行处理:

(1) 元胞:原始低分辨率像元剖分后的每一个亚像元表示为元胞自动机模型中的一个元胞;

(2) 元胞空间:一个原始低分辨率像元被剖分后的 2 维亚像元空间表示为元胞空间;

(3) 状态:每一个元胞的状态对应于 N_{LC} 类不同地物类型中的一类;

(4) 边界条件:以元胞空间周围的其他低分辨率像元剖分后得到的亚像元作为边界;

(5) 邻居:采用 Moore 型邻居;

(6) 进化规则如下:

① 初始化:对元胞空间中的所有元胞赋予相应的状态,也就是让每一个元胞对应于一种地物类型,元胞状态可以是 N_{LC} 种不同地物中的任何一种,但是要求满足同种状态元胞的个数与该地物在低分辨率像元中所占有的亚像元数目 N_i^{SP} 相同;

② 设置损失交换概率 m (m 一般设为一个较小的数,本文中 m 设为 0.05);

③ 系统进行进化,其中每一步进化由 k (k 的大小一般由地物种类和亚像元个数决定,可设为 $N_{LC} \times N^2$) 步子过程组成,每一个子过程包括以下步骤:

[1] 随机选择一个其邻居状态与其本身状态不完全相同的元胞;

[2] 在元胞空间中随机选择另外一个元胞,如果该元胞状态与原始元胞状态相同,或者是该元胞的所有邻居状态都与其相同,则结束子过程,否则向下执行步骤[3];

[3] 计算“交换效益” G (G 表示在交换两个元胞之后,新状态与元胞状态相同的邻居元胞个数之和减去交换之前状态与元胞状态相同的邻居元胞个数),如果 $G > 0$,表示交换两个元胞可以提高整体上的空间相关性,则交换两个元胞;否则,以损失交换

概率 m 来交换两个元胞;

[4]结束子过程。在实际计算时,可以在每一步子过程中,同时对原始低分辨率遥感图像的所有像元进行处理,以提高计算效率。

3 计算实例

3.1 模拟数据

模拟数据如图 2(a)所示,该图是一个 240×240 pixels 的图像,其中包括两种物体,其灰度值分别为 255 和 0。图 2(b)是原始图像通过重采样得到的 30×30 pixels 的一个新图像,也就是说,图 2(b)中的每一个像元包括原始图像的 8×8 个像元。在重采样后的图像上,可以很明显看到在两种物体交界处存在大量的混合像元(灰色)。图 2(c)是利用传统的最大似然法(maximum likelihood classification, 简称 MLC)对重采样后的图像进行分类得到的结果。由于混合像元的存在,在两种物体交界处出现了很不规则的形状,与原始图像(图 2(a))相比,不仅存在着较大误差,且物体边界上的细节信息被丢失。图 2(d)则是利用本文提出的元胞自动机模型,通过亚像元定位后得到的分类图。为了正确评价元胞自动机模型的性能,在不引入额外的误差来源情况下,混合像元中两类物体的百分含量可直接通过图 2(a)得到。与图 2(c)的分类结果相比,图 2(d)更接近于原始图像(图 2(a)),其不仅更好地反映了物体的边界信息,且视觉效果也令人满意。

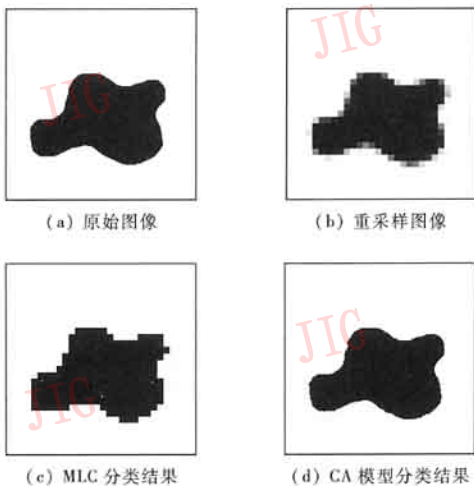


图 2 模拟数据及分类结果

Fig. 2 Artificial image and classification results

3.2 实际数据

用于计算的的实际数据为一幅 400×400 pixels 的 TM 遥感图像(如图版 I 图 1 所示,空间分辨率为 30m),处理时,首先用 MLC 方法对原始的图像进行分类,图像共分为 5 类,分别是水体、土壤、农田、林地和居民地,其得到的分类结果如图版 I 图 1(b)所示。下面以该分类结果为标准,与其他两种分类结果进行比较。实际数据的处理方式与模拟数据类似,即首先对原始图像进行退化处理(采用的方法是对像素值进行平均),退化后的图像分辨率为 150m,即退化后的图像中每一个像元包括原始图像中的 5×5 个像元。同样,对退化图像进行分析时,首先利用 MLC 方法进行分类,其结果如图版 I 图 1(c)所示。为了避免由于混合像元分解带来的额外误差,可直接利用原始图像分类结果来获取在混合像元中各端元组分的丰度,并在此基础上,利用本文提出的元胞自动机模型来得到遥感图像的亚像元定位结果(如图版 I 图 1(d)所示)。通过图版 I 图 1(c)、图 1(d)与图 1(b)之间的比较可以看出,利用元胞自动机模型进行亚像元定位得到的结果在视觉上要明显优于利用 MLC 方法进行分类得到的结果。

3.3 定量结果分析

为了进一步对元胞自动机模型在解决亚像元定位问题上的性能进行分析,下面给出了利用 MLC 方法与元胞自动机模型对上述模拟和实际图像进行分类的定量分析结果。

表 1 为总体分类精度,精度标准除了常用的 K 系数与总体精度 PCC(percent correctly classified)之外,还引入了一个新的指标 PCC'。与 PCC 不同,PCC'不是考虑整个图像中像元正确分类的百分比含量,而仅仅计算在混合像元中被正确分类的亚像元百分比含量,这样做的主要目的是为了去除由于非混合像元的存在给分类结果评价带来的影响。从表中可以看出,通过元胞自动机模型进行亚像元定位,可以很好地提高分类结果精度。对于模拟数据,

表 1 MLC 与元胞自动机模型分类结果精度统计表
Tab.1 The accuracy statistic of the classification result with MLC and CA

	模拟数据		实际数据	
	MLC	CA	MLC	CA
K 系数	0.946	0.995	0.721	0.862
PCC (%)	98.0	99.8	80.5	91.2
PCC' (%)	70.6	97.1	75.2	88.8

由于混合像元所占比例较小,因此 K 系数与 PCC 的提高幅度较小,但是 PCC' 却由 70.6% 提高到 97.1%,可见元胞自动机模型的效果非常明显。而对于实际数据,K 系数、PCC 与 PCC' 3 个指标都有较大的提高,可见,元胞自动机模型对模拟数据和实际数据都可以获得很好的效果。

表 2 和表 3 分别给出了利用 MLC 和元胞自动机两种方法对退化后 TM 图像进行分类得到的混淆矩阵(以 MLC 方法对原始 TM 图像进行分类得到的结果为标准)。从表中可以看到,5 类地物的分类结果都获得了提高,特别是林地的分类精度从 60.09% 提高到了 89.08%。通过对原始图像的分析可以发现,水体、农田和居民地的混合像元主要集中在与其他类型地物的交界处,其分类精度提高较小的原因与模拟数据类似,主要是由较多的非混合像元引起;林地与土壤在原始图像中比较分散,退化后的图像中出现了大量林地与土壤的混合像元,利用 MLC 方法很难对这些像元进行正确的分类,而通过元胞自动机模型则可以得到较高精度的分类结果。

表 2 MLC 分类结果混淆矩阵

MLC	水体	耕地	土壤	林地	居民地
水体	90.32	0.01	0.69	1.90	0.95
耕地	0.00	76.33	0.05	0.00	0.66
土壤	4.17	6.74	89.76	37.89	13.36
林地	4.88	0.26	8.16	60.09	0.51
居民地	0.63	16.66	1.33	0.12	84.52

表 3 元胞自动机模型分类结果混淆矩阵

CA	水体	耕地	土壤	林地	居民地
水体	98.21	0.03	0.18	0.31	0.23
耕地	0.02	78.29	1.65	0.08	3.60
土壤	0.82	18.06	92.07	10.48	3.61
林地	0.84	0.34	5.82	89.08	0.19
居民地	0.11	3.28	0.28	0.05	92.37

4 结论与讨论

通过使用混合像元分解技术虽可以得到在混合像元中不同端元组分的丰度,但是不能得到在混合像元中端元组分的分布状态。作为混合像元分解的后续研究手段,亚像元定位则可以进一步得到各端

元组分在混合像元中的分布状态。针对遥感图像亚像元定位问题的特点及其理论基础,在像元分布空间相关的假设下,本文提出了通过元胞自动机模型来对该问题进行求解的方法,并利用模拟数据和实际遥感图像对该模型的性能进行了检验,检验结果证实,本文提出的元胞自动机模型在求解亚像元定位问题上具有很好的效果,该方法与传统分类方法相比,无论在视觉上,还是在实际分类结果的精度上都有较大提高。

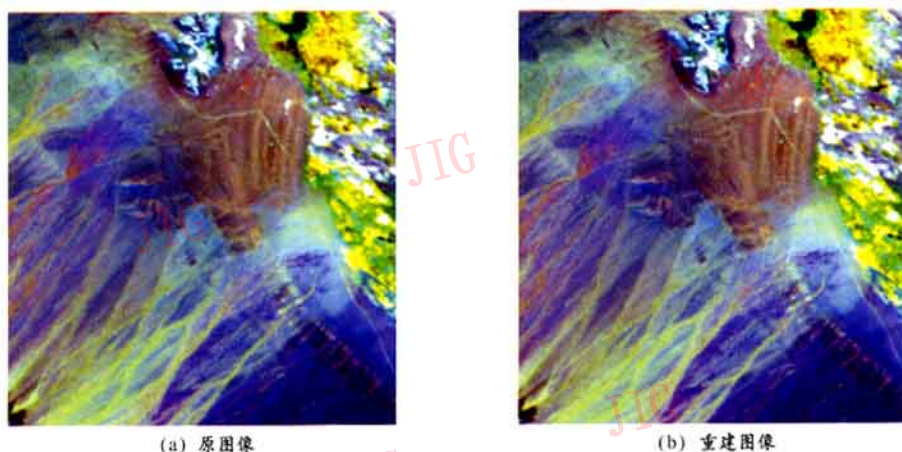
亚像元定位问题已经在很多方面得到了越来越多的应用,例如在栅格图向矢量图的转变和地面控制点的精确定位等方面。在某些实际应用中,由于高空间分辨率遥感图像本身的性能不能满足需要,因此就需要利用低空间分辨率的遥感图像,通过亚像元定位技术来代替高分辨率的遥感图像。

虽然亚像元定位技术已经取得了一些进展,但是由于研究时间较短,还存在着许多不足之处,其主要包括有以下两个方面:(1)混合像元分解是求解亚像元定位的前提,就目前的研究水平而言,混合像元分解的精度还不是很高,这必然会影响到亚像元定位的精度,因此进一步研究混合像元分解,以提高分解结果的精度就显得非常重要;(2)像元的空间相关性最大的假设在多数情况下是适用的,但是由于实际情况的复杂性,这个假设在某些情况下会存在一定的误差,因此如何获得对像元空间分布规则更好的表达方式,对于提高亚像元定位的精度至关重要,需要进行更为深入的研究。

参考文献 (References)

- 1 Atkinson P M. Mapping sub-pixel boundaries from remotely sensed images[A]. In: Kemp Z. Edi: Innovations in GIS 4[C], London: Taylor and Francis, 1997: 166 ~ 180.
- 2 Aplin P, Atkinson P M. Sub-pixel land cover mapping for per-field classification[J]. International Journal of Remote Sensing, 2001, 22(14): 2853 ~ 2858.
- 3 Foody G M. Sharpening fuzzy classification output to refine the representation of sub-pixel land cover distribution[J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(13): 2593 ~ 2599.
- 4 Verhoeve J, Wulf D. Land cover mapping at sub-pixel scales using linear optimization techniques[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 79(1): 96 ~ 104.
- 5 Tatem A J, Lewis H G, Atkinson P M, et al. Multiple-class land-cover mapping at the sub-pixel scale using a Hopfield neural network [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2001, 3(2): 184 ~ 190.

- 6 Tatem A J, Lewis H G, Atkinson P M, *et al.* Super-resolution target identification from remotely sensed images using a Hopfield neural network[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, **39**(4):781 ~ 796.
- 7 Tatem A J, Lewis H G, Atkinson P M, *et al.* Super-resolution land cover pattern prediction using a Hopfield neural network[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, **79**(1):1 ~ 14.
- 8 Mertens K C, Verbeke L P, Ducheyne E I, *et al.* Using genetic algorithms in sub-pixel mapping[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, **24**(21):4241 ~ 4247.
- 9 Mertens K C, Verbeke L P, Westra T, *et al.* Sub-pixel mapping and sub-pixel sharpening using neural network predicted wavelet coefficients[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, **91**(2): 225 ~ 236.
- 10 Wolfram S. *Theory and application of cellular automata* [M]. Singapore: World Scientific, 1986.
- 11 Zhou Cheng-hu, Sun Zhan-li, Xie Yi-chun. *Studies on geographic cellular automata*[M]. Beijing: Chinese Science Press, 1999. [周成虎, 孙战利, 谢一春. 地理元胞自动机研究[M]. 北京: 科学出版社, 1999.]



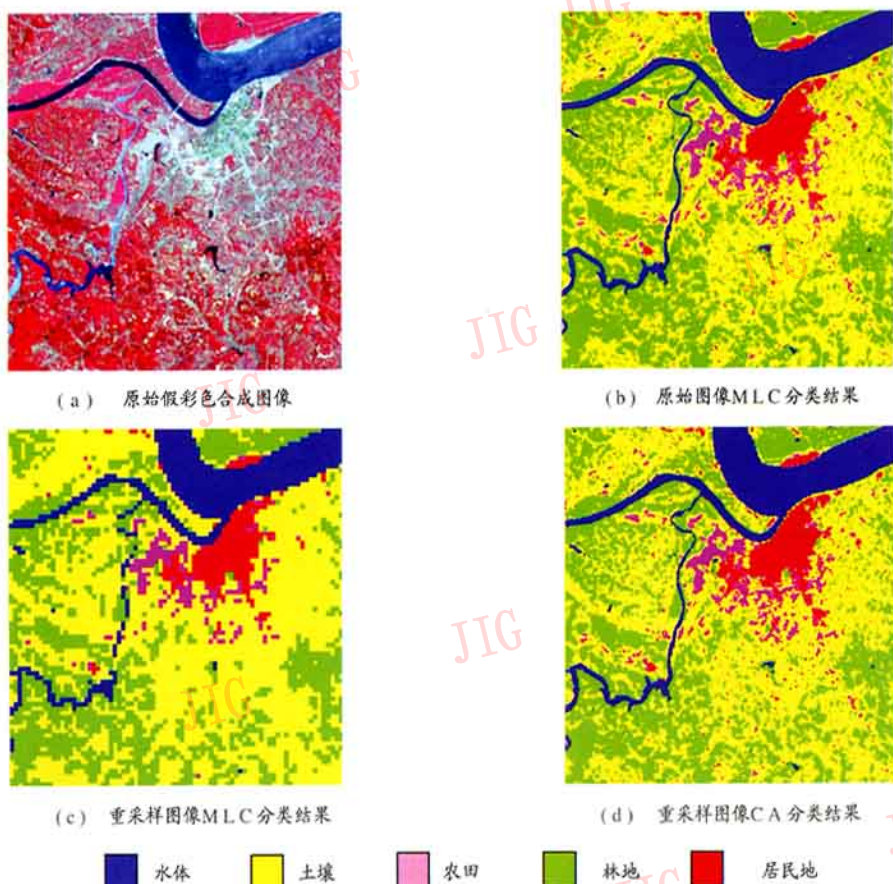
(a) 原图像

(b) 重建图像

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



(a) 原始假彩色合成图像

(b) 原始图像MLC分类结果

(c) 重采样图像MLC分类结果

(d) 重采样图像CA分类结果

■ 水体 ■ 土壤 ■ 农田 ■ 林地 ■ 居民地

图1 TM图像及分类结果

Fig.1 TM image and classification results