

# 一种纹理图像分割方法——分开-扩张方法\*

林 剑<sup>1,2+</sup>, 鲍光淑<sup>2</sup>, 肖志强<sup>2</sup>, 林 强<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(湖南科技大学 地球空间信息科学研究所,湖南 湘潭 411201)

<sup>2</sup>(中南大学 信息物理工程学院,湖南 长沙 410083)

## A Segmentation Approach to Texture Images: Split-and-Expand Algorithm

LIN Jian<sup>1,2+</sup>, BAO Guang-Shu<sup>2</sup>, XIAO Zhi-Qiang<sup>2</sup>, LIN Qiang<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(Institute of Geo-Spatial Information Science, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

<sup>2</sup>(School of Info-Physics and Geomatics Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-731-8877386, E-mail: lj2110015@163.com, <http://www.csu.edu.cn>

Received 2002-12-16; Accepted 2003-06-19

Lin J, Bao GS, Xiao ZQ, Lin Q. A segmentation approach to texture images: Split-and-Expand algorithm. *Journal of Software*, 2004,15(4):624~632.

<http://www.jos.org.cn/1000-9825/15/624.htm>

**Abstract:** In order to overcome the problem of irregularity of texture features when using the split-and-merge algorithm to segment texture images, the split-and-expand algorithm, a new quadtree-based texture segmentation approach, is presented in this paper. The initial and final regions to be segmented are determined by supervisedly classifying the texture samples of the different regions to be evaluated, and the precision of classification is treated as the weights of the texture features in the corresponding evaluated regions. Then the operation of splitting or expanding is performed according to whether the properties of consistency are satisfied or not. The method can effectively deal with the problem of inconsistent reliability of texture property in different evaluated regions, and the process of expansion can improve the precision of segmentation and avoid the instability of texture features in smaller regions. The results show that the split-and-expand algorithm can effectively segment texture images, and its precision of classification is superior to that of the split-and-merge algorithm.

**Key words:** split-and-expand algorithm; split-and-merge algorithm; texture segmentation; fuzzy texture spectrum; FasART neural network

**摘 要:** 针对分开-合并方法分割纹理图像存在的纹理特征不规则性的问题,提出了一种新的基于四分树的分开-扩张的区域分割方法.通过对各类别的不同测量区域的纹理样品进行监督分类,确定分割的初始区域和终止区域,并把样品分类的精度作为各测量区域的纹理特征的权值,根据是否满足一致性属性和区域的性质进行分开或扩张.该方法较好地处理了不同测量区域的纹理特征可信度不一致的问题,扩张的过程可提高分割的精度并避免小区域纹理特征的不稳定.实验结果表明,分开-扩张方法能有效地分割纹理图像,其分割精度优于分开-

---

\*作者简介: 林剑(1964—),男,湖南邵东人,博士,工程师,主要研究领域为遥感图像处理,神经网络,地球探测与信息技术;鲍光淑(1937—),女,教授,博士生导师,主要研究领域为遥感图像处理,地理信息系统,地球探测与信息技术;肖志强(1976—),男,博士生,主要研究领域为图像处理,数据融合;林强(1977—),男,硕士生,主要研究领域为图像处理.

合并方法.

关键词: 分开-扩张算法;分开-合并算法;纹理分割;模糊纹理光谱;FasART 神经网络

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

纹理是一种反映像素灰度的空间分布属性的图像特征,通常表现为局部不规则但宏观有规律的特性<sup>[1]</sup>.局部不规则性主要体现在:① 同一类别不同测量区域大小所反映的纹理特征不同,小区域反映微纹理,大区域反映宏纹理;② 同一类别测量区域越大,纹理特征越稳定;③ 反映不同类别纹理特征所要求的最小纹理测量区域的大小不同,如,用  $4 \times 4$  的区域便可测量湖水波纹的纹理特征,但用  $16 \times 16$  的区域不一定能测量城市街道的纹理特征,且不同类别的不同测量区域的纹理特征的可信度也不同.

在分割纹理图像时,纹理特征的不规则性一方面提供了分割类别的丰富信息,另一方面增加了分割的难度.处理纹理特征不规则性的研究大多集中在提取纹理特征方面,有别于不同的分辨率图像上或同一分辨率的图像上采用不同的尺度提取,如 Gobor 滤波、小波变换等<sup>[2,3]</sup>,也有使同一类别的纹理特征在不同的测量区域趋于一致,如 Eom<sup>[4]</sup>涉及了如何处理远相关、各向异性的复杂纹理问题,提出了一种二维移动平均模型方法.而在分割时多采用常用的基于区域的图像分割方法<sup>[4-9]</sup>,如 Bandera 等人<sup>[8]</sup>采用多分辨率图形锥,Ojala 和 Pietikäinen<sup>[7]</sup>用分开-合并方法,但一般均未涉及纹理特征的不规则性对分割方法的影响方面的研究.

分开-合并方法是利用四分树分割图像的典型方法,是一种常用的基于区域的分割方法.它有 4 个主要处理步骤:① 合并具有一致性属性的 4 个共根子区域;② 分开不满足一致性要求的区域,如果分开的子区域仍不具有一致性属性,则再分下去,直至所有的子区域都具有一致性属性为止;③ 将相邻的具有一致属性的区域编组;④ 消除奇异区域.在分开-合并方法中,划分初始区域很重要.目前,初始区域的划分或是固定的或是人为确定的.事实上,每幅图像存在着一个适合其初始区域的最佳划分.由于纹理的不规则性,分割纹理图像分开-合并方法还存在如下难以解决的问题:

① 如何解决小区域纹理特征不稳定的问题.在分割灰度图像时,区域越小越能满足一致性属性,而对于纹理图像,区域越小,纹理特征越不稳定,会出现一直分割到单个像元的情况,不但费时,而且没有必要,也不符合纹理的定义.在编组的过程中,由于小区域的纹理特征不稳定,很难精确地把相同类别的相邻小区域编成一组.

② 如何选择一致性属性.当分割灰度图像时,选择一致性属性至关重要,如果一致性属性太高,同一类别不能聚类;如果太低,则分割精度又不够.当分割纹理图像时,一致性属性同样重要,且更难选择,这是由于同一类别不同的测量区域大小反映了不同的纹理特征,存在两种不同的纹理特征属于同一类别的情况,而灰度图像在分割时,同一类别的分割特征是一致的.因此,加大了一致性属性的选择难度.

③ 如何反映不同类别的不同测量区域的纹理特征的可信度不同.

本文针对分开-合并方法分割纹理图像存在的问题,提出一种新的基于四分树的纹理图像区域分割方法——分开-扩张方法.在分开-扩张方法中,图像初始区域最佳划分是通过对比图像各类别在不同测量区域样品的初步监督分类来确定,并把样品分类精度作为各测量区域纹理特征的权值,采用 FasART 神经网络的门限值作为一致性度量,通过区域扩张来解决小区域纹理特征的不稳定性问题.用多光谱卫星遥感图像作为研究实例.

## 1 多光谱遥感图像的纹理特征提取及其样品的监督分类

在提取多光谱遥感图像纹理特征时,采用基于统计的方法提取模糊纹理特征.纹理特征样品监督分类采用基于模糊推理的 FasART 神经网络.

### 1.1 模糊纹理特征的提取

Lee 等人<sup>[10]</sup>定义了均匀“均一表面不确定性(uniform surface uncertainty)”,表示纹理中的一点  $P$  属于均一表面的程度,它的取值范围为  $[0,1]$ .通过它可以把灰度范围的图像转化为模糊图像.如果用三角隶属度函数把灰度图像  $f$  转化为模糊图像,那么均一表面的不确定性定义为

$$U_{ij} = 1 - \left[ \frac{|f(i,j) - \bar{f}(i,j)|}{\text{MAX}_R f(i,j)} \right] \quad (1)$$

式中  $\text{MAX}_R f(i,j)$  是以  $(i,j)$  为中心、 $w \times w$  区域  $R$  中灰度值最大的像元, 平均灰度  $\bar{f}(i,j)$  由下式给出:

$$\bar{f}(i,j) = \frac{1}{(w \times w) - 1} \sum_{m,n \neq i,j}^R f(m,n) \quad (2)$$

因由式(1)转化的模糊图像体现了区域特征, 故对模糊图像的值  $U_{ij}$  进行统计分析(即模糊图像的隶属度分布)便揭示了图像的纹理特征, 以横坐标表示均一平面的不确定性  $U_{ij}$ , 以纵坐标表示  $U_{ij}$  在一定区域出现的频率, 该频率称为模糊不确定纹理光谱(fuzzy uncertainty texture spectrum), 且把它作为纹理分类的识别特征矢量. 在实际应用中, 把均一表面不确定性值  $U_{ij}$  量化为  $L$  级, 定义模糊不确定纹理光谱为

$$S_j(v) = \#\{v = \lfloor U_{ij} \times (L-1) \rfloor; (i,j) \in f\} \quad (3)$$

上式的“#”表示图像  $f$  中  $v$  相等的像元个数,  $0 < v \leq L-1$ .

对于多光谱遥感图像进行模糊纹理分析, 把灰度图像的均一表面不确定性推广到多波段遥感图像, 可由下式给出:

$$U_{ij}^K = 1 - \left[ \frac{|f^K(i,j) - \bar{f}^K(i,j)|}{\text{MAX}_R f^K(i,j)} \right] \quad (4)$$

如果用 3 个波段的遥感数据进行分析, 那么,  $K$  为波段数 ( $K=1,2,3$ ),  $U_{ij}^K$  为均一表面不确定性矢量, 矢量维数等于波段数,  $f^K(i,j)$  为像元  $(i,j)$  的各波段灰度值矢量. 把  $U_{ij}^K$  量化  $[0,255]$ , 形成模糊滤波图像.

同样可以得到各波段的模糊不确定纹理光谱:

$$S_j^K(v) = \#\{v = \lfloor U_{ij}^K \times (L-1) \rfloor; (i,j) \in f\} \quad (5)$$

采用 Shanon 熵、能量和惯性矩来描述模糊纹理光谱特征<sup>[11]</sup>.

Shanon 熵:

$$H^K = - \frac{\sum_{i=1}^L S_j^K \times \log_2 S_j^K}{\log_2 L} \quad (6)$$

能量:

$$E^k = \sum_{i=0}^L (S_i^k)^2 \quad (7)$$

惯性矩:

$$I^k = \sum_{u,v} (u-v) M^k \quad (8)$$

其中  $M$  为矢量  $S$  的转化矩阵,  $M^k$  为  $k$  个波段的第  $k$  个矩阵.

对于 3 个波段的遥感图像, 其纹理特征是由熵、能量和惯性矩组成的 9 维矢量.

## 1.2 纹理特征样品的 FasART 网络监督分类

FasART 是一种基于模糊推理的神经网络<sup>[12]</sup>, 其结构与 FARTMAP 相同, 但它引入隶属度函数. 用于分类问题可对网络结构进行简化(如图 1 所示).

在 ATRa 中,  $F_0$  层执行补码计算,  $F_1$  为比较层,  $F_2$  为识别层. 在  $F_0$  层中:

$$I^a = (a, a^c) = (a_1, \dots, a_m, a_1^c, \dots, a_m^c) \quad (9)$$

其中  $a_i^c = 1 - a_i$ .

$F_2$  层中每个神经元  $j$  的值由下式计算:

$$\eta_{Rj} = \prod_{i=1}^m \eta_{ji}(I_i) \quad (10)$$

其中  $\eta_{ji}$  是神经元  $i$  对  $j$  的激励贡献,运算符  $\Pi$  为连乘符.

如果将每个输入模式  $I^a$  看做是来自某个模糊子集的样品,则  $\eta_{Rj}$  为矢量  $I^a$  在模糊子集  $J$  中的隶属度值.

如果选择三角函数作为激励-隶属度函数(如图 2 所示),则有

$$\eta_{ji} = \begin{cases} \max\left(0, \frac{\gamma(I_i - W_{ji}^c) + 1}{\gamma(1 - C_{ji} - W_{ji}^c) + 1}\right), & I_i \leq C_{ji} \\ \max\left(0, \frac{\gamma(1 - I_i - W_{ji}^c) + 1}{\gamma(1 - C_{ji} - W_{ji}^c) + 1}\right), & I_i \leq C_{ji} \end{cases} \quad (11)$$

其中  $W_{ji}$ ,  $W_{ji}^c$  和  $C_{ji}$  为权值,  $\gamma$  为模糊集的支集宽度,  $\gamma$  越大表示越模糊.

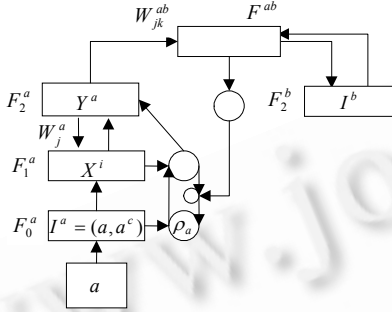


Fig.1 Simplified FastART architecture  
图 1 简化的 FastART 结构模型

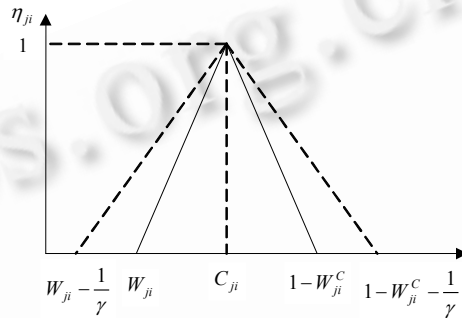


Fig.2 The activation/membership function  
图 2 激励-隶属度函数

在训练阶段,门限值  $\rho_a$  控制模糊集的大小,即  $F_2^a$  层每个神经元  $j$  允许进入的矢量  $I^a$  (或模式)的性质.在测试阶段,输入矢量与  $F_2^a$  层每个神经元  $j$  计算门限值  $\rho_a$  和隶属度值  $\eta_{Rj}$ , 决定矢量  $I^a$  (或模式)是否可聚类(或判别),其实质是一种多标准的判断.

在模糊滤波图像上,用各种可能的测量区域在各研究类别中提取纹理特征样品,特征维数为 9,那么,ARTa 的  $F_0^a$  层神经元个数为 18.如果分为 6 类,那么,ARTb 的  $F_2^b$  层的神经元个数为 6.门限值在学习的过程中会自适应调整,初始门限值和模糊度可通过实验确定.用三分之二的样品进行学习,用余下的样品进行网络测试,可获得各类别的各测量区域的分类精度.

## 2 分开-扩张方法

### 2.1 基本思想

如果用四分树结构表示一幅图像,则树的根代表图像本身,不同层的节点代表图像中不同大小的区域,父节点所代表的区域为其子节点的 4 倍(如图 3 所示).为确定分开-扩张的初始区域和终止区域,首先通过对图像中各类别不同测量区域的样品进行初步的监督分类,选取适合于各类别分割的各种测量区域,以最大测量区域作为分开初始区域层,最小测量区域的下一级区域作为分开区域终止层.如最小测量区域为  $8 \times 8$ ,那么,下一级区域的大小为  $4 \times 4$ .因下一级区域已不是适合的测量区域,故称其为需扩张区域.另外,把介于初始层和终止层之间的层称为分开层.

使用网络门限值作为一致性属性标准.网络通过对样品的学习,形成了各类别不同测量区域的纹理特征模式.在网络测试过程中,它实质上是一种多标准的匹配,而不是单一的一致性属性标准,为分开-扩张方法分割复杂图像提供了有利的条件.

分开阶段.从初始层开始,对不满足一致性度量准则的区域分开,如果分开的子区域仍不满足一致性属性,再分开,直至达到终止层区域为止.

以上的初始区域的确定、依据纹理特征的性质引入终止区域和利用网络的门限值作为一致性属性标准在

分开-合并方法中均是允许的,并通过对经典分开-合并方法稍加修改便可实现.以下的扩张过程与合并的过程有相似的地方,但也有明显的不同,这些不同均是为解决纹理特征的不规则性而产生的.

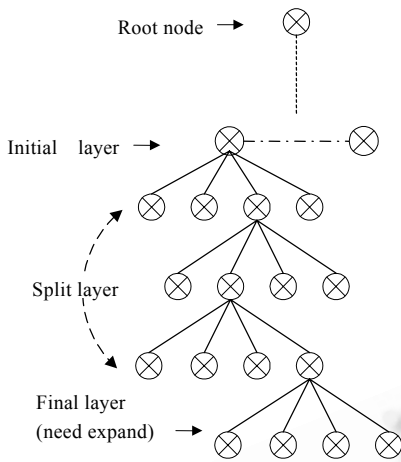


Fig.3 The tree structure of split  
图3 分开的树结构表

扩张阶段.从终止层开始,对各节点区域分别沿4个方向扩张,如果满足一致性属性,则停止扩张;如果不满足,再扩张,直至最大测量区域.

扩张和合并均是一个使区域增大的过程,合并的目的是满足一致性属性的相邻区域合并,而扩张的目的是为了解决小区域纹理特征的不稳定,使小区域的纹理特征通过其扩大的区域来测定.如图4所示,区域S1,S2,S3和S4为终止层节点区域,且刚好分别处于由X和Y线所形成的4个类别区域之中,由于区域太小,纹理特征不稳定,把S2(以S2为列)沿4个方向扩张,形成以S2的四角点e,b,o,f为中心的4个4倍S2的扩张区域,也称为一次扩张区域.由图4可见,以b为中心的一次扩张区域在以X和Y形成的第1象限的类别内,若满足一致性属性准则,则S2可以标定,若不满足,再扩张,形成以一次扩张所产生的4外角点g,h,d和i为中心16倍于S2的4个二次扩张区域,若还不满足,再扩张,直至最大测量区域为止.

由于小区域的标定可以通过扩张进行,故在分开时的终止分开区域可以小于最小测量区域,提高了纹理分割的精度.如图5所示,若abcd区域为最小测量区域,且目标边界X没有对准四分区域的边,设其大小为8×8,四分形成4个4×4的需扩张区域,由图5可见,错分的区域为3个小三角形区域,任意三角形均小于或等于2×2,故提高了纹理分割的精度.

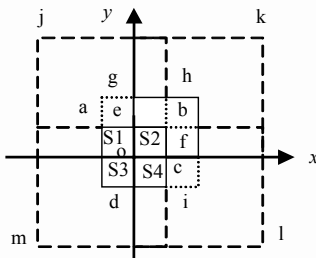


Fig.4 The chart of expand

图4 区域扩张示意图

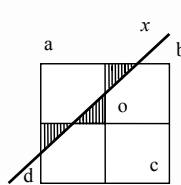


Fig.5 The chart of segmentation precision

图5 分割精度示意图

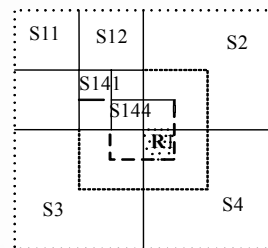


Fig.6 Region overlapping

图6 区域重叠示意图

合并过程不会形成重叠区域,而扩张过程产生重叠区域.重叠区域本身比非重叠区域分割精度要高,尤其重要的是:重叠区域引起同一区域属于不同类别的问题,它正好反映了同一类别在不同的测量区域纹理特征不同的特性.为解决重叠区域的归属,引入松弛标记法.把各类别在各种不同的测量区域的纹理特征的分类精度作为类别隶属度的权值  $M_{ji}$ ,  $j$  为类别,  $i$  为不同大小的区域.在松弛标记的过程中,不但标记其类别,还标记其属于该类别的模糊隶属度值  $\eta_j$  与隶属度权值  $M_{ji}$  的积.如图6所示,重叠区域R属于分开区域S4,也属于S144的一次扩张区域,同时还属于S141的二次扩张区域,若先属于j类,而后属于类别K,当  $\eta_k \times M_{ki} > \eta_j \times M_{ji}$  时,那么,该重叠部分的像元标记为K类,反之亦然.采用松弛标记法合理地把小区域合并到纹理特征可信度最大的区域中,较好地处理了各类别在不同的测量区域的纹理特征的可信度不同的问题.

### 2.2 算法流程

算法详细流程如图7所示.它主要有以下步骤:

第1步.算法初始化.在图像的各目标类别中,以不同大小的区域,提取足够的样品纹理特征数据,用神经网络对其进行监督分类,确定各类别适合分割的测量区域,从而确定分开初始层和终止层的区域大小以及各类别

在不同测量区域的权值(即分类精度),把纹理样品测试的网络门限值作为一致性属性标准.

第 2 步.初始层区域的一个节点作为待标定区域.

第 3 步.计算纹理特征.如果该纹理特征不能满足一致性属性,则判断区域类别,若为分开区域,则进行第 4 步,扩张区域进行第 5 步;如果纹理特征满足一致性属性,则进行第 6 步.

第 4 步.分开.把区域四分,判断分开区域大小.若区域为需扩张区域,则进行第 5 步;若为分开区域,则选择一个四分区域节点,返回第 3 步.

第 5 步.扩张.判断四方向是否完成,若完成,则判断需扩张区域是否完成,若完成,则进行第 6 步,否则,选择一个区域扩张,若扩张区域小于初始区域,则选一个扩张区域作为待标记区域,返回第 3 步,若扩张区域大于初始区域,则进行第 6 步;若 4 个方向未完成,则选一个扩张区域作为待标记区域,返回第 3 步.

第 6 步.标记.判断标记类别,若扩张区域,且扩张区域完成,则标记其上层节点区域,选择一个分开区域,返回第 3 步,否则,标记需扩张区域,返回第 5 步;若为分开区域,且同层区域未完成,则选择分开区域,返回第 3 步;若同层区域完成,标记其上层节点区域,判断是否为初始区域,若不是,则选择分开区域,返回第 3 步;若是初始区域,若初始区域还未完成,则选择初始区域,返回第 2 步;若初始区域完成,则程序结束.

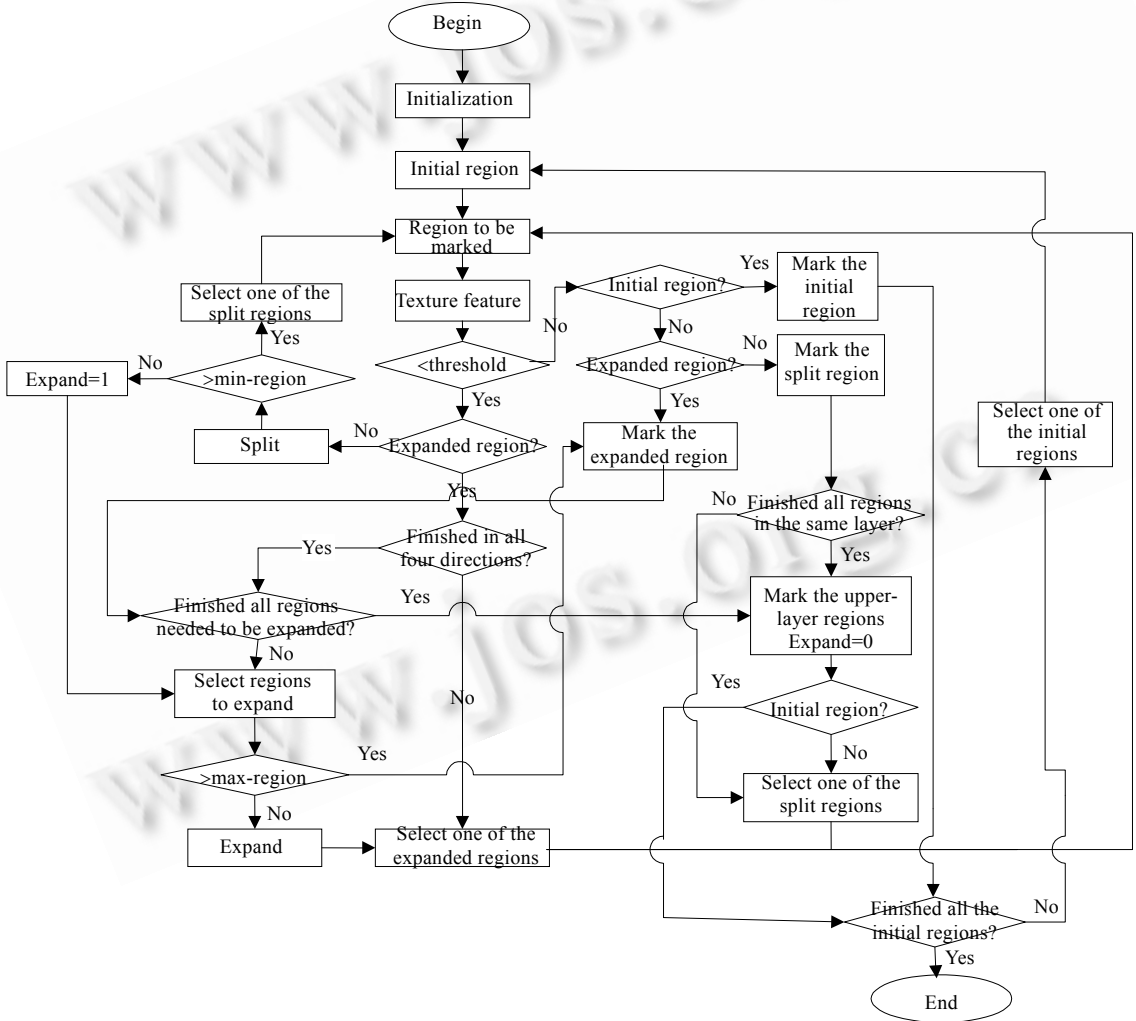


Fig.7 The flowchart of the split-expand

图 7 分开-扩张算法流程图

### 3 实验与结论

#### 3.1 实验

图 8(a)为中巴资源一号卫星 1999 年 12 月 14 日的 2、3、4 波段长沙幅的 512×512 像元的原始图像,各类地物纹理特征均较复杂.选取城区、森林、耕地、裸地、河流和湿地作为研究对象,首先采用 7×7 窗口进行模糊纹理滤波,形成模糊纹理滤波图像(如图 8(b)所示).用多种测量区域在模糊滤波图像上的各类别中取尽可能多的样品,因有些类别规模大小,不能采用较大区域,如裸地中取不出大于 16×16 的区域.经初步监督分类实验,确定以 64×64,32×32,16×16 和 8×8 作为测量区域,网络门限值取 0.98,模糊度取 0.9,学习速率取 0.95,训练 FasART 神经网络并对样品进行分类,样品分类精度见表 1(精度由分类结果的混淆矩阵获得).

Table 1 The precision of sample regions

表 1 区域样品分类精度

Class	City				Forest				Plantation			
Region	8×8	16×16	32×32	64×64	8×8	16×16	32×32	64×64	8×8	16×16	32×32	64×64
Precision (%)	60.7	71.2	79.6	89.1	72.3	77.5	78.1	80.1	65.5	70.6	73.2	80.8
Class	Bare field				River				Swamp			
Region	8×8	16×16	32×32	64×64	8×8	16×16	32×32	64×64	8×8	16×16	32×32	64×64
Precision (%)	78.4	82.5	—	—	67.7	76.1	85.0	—	68.9	77.9	86.4	—

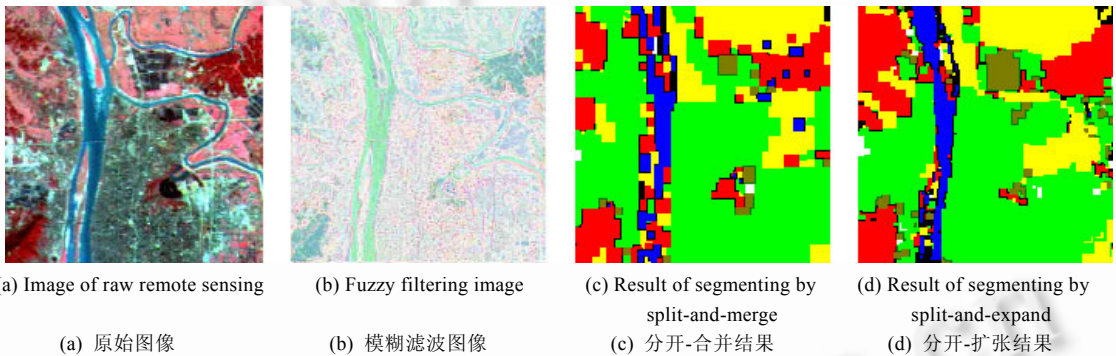


Fig.8  
图 8

图 8(c)、图 8(d)分别为分开-合并方法和分开-扩张方法分割的结果,图中条带状的为河流,河流两边中等灰度的大块区域为城区,灰度较浅的大块区域为耕地,灰度最浅的碎块为裸地,靠近图边的灰度较深的大块区域为森林,中部灰度较深的小块区域为湿地,灰度最深的碎块为不可分割区域.分开-合并和分开-扩张方法采用相同初始区域、终止区域和同一测试网络.从分割结果图中可以看出,分开-扩张方法在类别边界的效果明显比分开-合并方法要好,错分的纹理块也少.中巴资源卫星图像的分辨率为 20×20m,对于河流的支流和道路等线状体,只有很少的像元反映,像元区域小于最小分割区域,因此,分割的效果均不佳.在原始遥感图像上选取不同的已知区域对各类别进行像元测试,测试精度见表 2 和表 3.

Table 2 The precision of split-and-merger algorithm

表 2 分开-合并方法分割精度

Class	City	Forest	Plantation	Bare field	River	Swamp
Precision (%)	82.5	71.2	73.8	60.3	64.7	62.3
Total of tests	1 024	1 024	1 024	128	1 024	512

Table 3 The precision of split-and-expand algorithm

表 3 分开-扩张方法分割精度

Class	City	Forest	Plantation	Bare field	River	Swamp
Precision (%)	91.6	79.4	83.5	61.3	75.8	72.0
Total of tests	1 024	1 024	1 024	128	1 024	512

由上表可见,分开-扩张方法对于利用纹理特征分割图像比分开-合并方法的分割精度要高.另外,利用像元测试的精度普遍比样品测试的精度要低,像元测试精度是最终分割精度,这是因为选择样品的区域均是同一纹理类别,而在实际分割中,许多分割区域所包含的类别不纯,所以精度低.

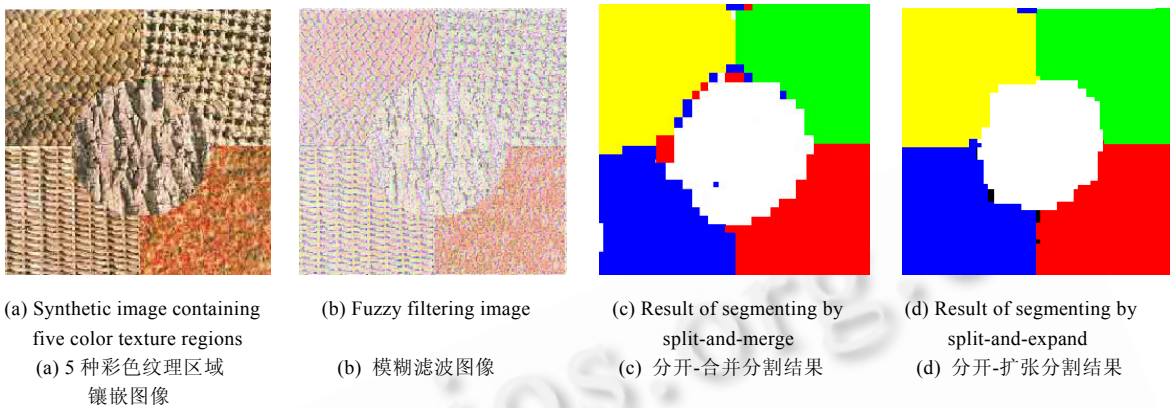


Fig.9

图9

图9(a)为 Brodatz 纹理像册中的 Fabric2, Fabric10, Fabric15, Fabric13 和 Bark10(center)镶嵌图像,图中除中心圆形区域纹理特征较复杂以外,其余区域均是较为规则的纹理图像.图9(b)模糊滤波采用  $5 \times 5$  的窗口.分开-扩张算法中选取  $32 \times 32$ ,  $16 \times 16$ ,  $8 \times 8$  和  $4 \times 4$  为测量区域,神经网络的参数与上例同.图9(c)为分开-合并算法分割结果,图9(d)为分开-扩张算法分割结果,从图9(c)和图9(d)可见:分割结果均优于纹理特征不规则的遥感图像;分开-扩张方法优于分开-合并方法,在纹理特征不规则的中心区域和不同纹理区域交界部位尤为突出.

### 3.2 结 论

本文提出了一种新的纹理分割方法——分开-扩张方法,充分考虑了各类纹理特征的不规则性.它的初始区域和终止区域是通过对图像的初步监督分类而获得的.它采用神经网络的门限值作为一致性属性标准,并把分类的精度作为各类别在不同的测量区域纹理特征的权值.扩张的过程能够提高分割的精度并避免小的测量区域纹理特征的不稳定,较好地处理了各类别不同测量区域的纹理特征可信度不同的问题,解决了分开-合并方法分割纹理图像难以解决的纹理不规则性问题.

实验表明,该方法的分割精度比分开-合并方法要高.但对于分类目标体小于或等于最小分割区域的情况,分割的效果均不理想,有待进一步研究.

致谢 中南大学 GIS 中心邓吉秋博士研究生对本文提出了很多有益的建议,在此表示感谢.

### References:

- [1] Wang RS. Image Understanding. Changsha: National University of Defense Technology Press, 1994 (in Chinese).
- [2] Jian AK, Farrokhnia F. Unsupervised texture segmentation using Gabor filters. Pattern Recognition, 1991,24(12):1167~1186.
- [3] Chitre Y, Dhawan AP. M-Band wavelet discrimination of natural textures. Pattern Recognition, 1999,32(5):773~789.
- [4] Eom KB. Segmentation of monochrome and color textures using moving average modeling approach. Image and Vision Computing, 1999,17(3/4):233~244.
- [5] Deng YM, Manjunath BS. Unsupervised segmentation of color-texture region in images and video. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Intelligence, 2001,23(8):800~810.
- [6] Yang XY, Liu J. Unsupervised texture segmentation with one-step means shift and boundary Markov random fields. Pattern Recognition Letters, 2001,22(10):1073~1081.
- [7] Ojala T, Pietikäinen M. Unsupervised texture segmentation using feature distributions. Pattern Recognition, 1999,32(2):477~486.



- [8] Bandera A, Urdiales C, Arreblole F, Sandoval F. Scale-Dependent hierarchical unsupervised segmentation of texture images. *Pattern Recognition Letters*, 2001,22(2):171~181.
- [9] Cristóbal G, Hormigo J. Texture segmentation through eigen-analysis of the Pseudo-Wigner distribution. *Pattern Recognition Letters*, 1999,20(3):337~345.
- [10] Lee YG, Lee JH, Hsueh YC. Texture classification using uncertainty texture spectrum. *Neurocomputing*, 1998,20(1-3):115~122.
- [11] Sánchez EG, González JAG, Dimitriadis YA, Izquierdo JMC, Coronado JL. Experimental study of a novel neuro-fuzzy system for on-line handwritten UNIPEN digit recognition. *Pattern Recognition Letters*, 1998,19(3-4):357~364.
- [12] Izquierdo JMC, Dimitriadis YA, Sánchez EG, Sánchez EG, Coronado JL. Learning from noisy information in FasArt and FasBack neuro-fuzzy systems. *Neural Networks*, 2001,14(4-5):407~425.

#### 附中文参考文献:

- [1] 王润生.图像理解.长沙:国防科学技术大学出版社,1994.

### 2004 年第 7 届亚洲数字图书馆国际会议

#### 征文通知

由上海交通大学和上海图书馆联合举办的 2004 年第 7 届亚洲数字图书馆国际会议——“国际合作与相互发展”(The 7th International Conference of Asian Digital Libraries——International Collaboration and Cross-Fertilization)将于 2004 年 12 月 13 日~17 日在上海召开。

#### 一、论文主题内容(不局限于)

##### 1) 技术与标准

- 数字图书馆系统:体系结构,移动应用,与数字图书馆相关的代理;
- 分布式异构数字馆藏的存取:互操作性,海量存取,相关信息发现、元信息集成;
- 信息检索和数据挖掘:文本和多媒体信息检索新技术,数据挖掘,跨语种、多语种数据存取和检索,用于信息检索的机器翻译和机器学习;

- 信息组织和内容管理:元数据,语义 Web,本体,主题图;
- 人-机交互:界面,可视化,门户,个性化;
- 数字图书馆领域的相关技术标准、协议及其实现策略;
- 网格技术与数字图书馆;
- 电子出版.

##### 2) 服务和管理

- 数字图书馆服务的新形式和新模式;
- 数字图书馆的运营,资源建设,有用性,可用性及其评估;
- 用户研究:数字图书馆的用户群体,用户需求,用户行为,使用模式;
- 相关问题:数字图书馆相关的社会、法律和经济问题,如知识产权,信息安全,可持续性;
- 知识管理及其在数字图书馆中的应用;
- 21 世纪数字图书馆新的机构作用和责任.

##### 3) 合作和本地化

- 亚太地区成功的全国性、跨地区和国际性数字图书馆合作项目及其影响案例研究;
- 亚太地区特有的本地知识与文化的典藏、组织与分发;
- 亚洲语言数字化信息处理的新方法和工具;
- 亚洲地区数字图书馆跨文化背景的研究及数字图书馆对亚洲社会的影响.

二、论文语种及要求: 详见 <http://icadl2004.sjtu.edu.cn>

三、论文截止日期: 英文文摘:2004 年 6 月 10 日 论文全文:2004 年 7 月 1 日

四、联系人: 郭晶,陈必武. E-mail: [icadl2004@mail.lib.sjtu.edu.cn](mailto:icadl2004@mail.lib.sjtu.edu.cn) 联系电话: +86-21-62933223,62933245

地址: 200030 上海市华山路 1954 号,上海交通大学图书馆