

文章编号: 1001-1595(2011)02-0163-06

## MRF 框架下的区域增长模型在城镇识别中的应用

陈荣元<sup>1,3</sup>, 郑 晨<sup>2,3</sup>, 王雷光<sup>3</sup>, 秦前清<sup>3</sup>

1. 湖南商学院 信息学院, 湖南 长沙 410205; 2. 武汉大学 数学与统计学院, 湖北 武汉 430072; 3. 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079

### A Region Growing Model Under the Framework of MRF for Urban Detection

CHEN Rongyuan<sup>1,3</sup>, ZHENG Chen<sup>2,3</sup>, WANG Leiguang<sup>3</sup>, QIN Qianqing<sup>3</sup>

1. Information Department of Hunan University of Commerce, Changsha 410205, China; 2. School of Mathematics and Statistics, Wuhan University, Wuhan 430072, China; 3. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract A region growing model under the framework of MRF is proposed for urban detection and the basic unit of the model is over segmentation region. This model firstly obtains the initial seed points by texture analysis. Then the over segmentation regions are got by mean shift (MS) algorithm and the regions that include seed points are set to seed regions. At last, starting from the seed regions, the finally result of urban is detected through a growing criterion under the framework of MRF. The experiments of QuickBird and IKONOS demonstrate that our model can effectively detect the urban area from the remote sensing images.

Key words: urban detection; MRF; region growing

摘 要: 提出一种 MRF 框架下以过分割区域为基本生长单位的区域增长模型, 并以其实现城镇识别。该模型首先通过纹理分析和滤波运算得到初始种子点, 然后由均值漂移算法运算过分割区域, 并将种子点对应的区域设为种子区域, 最后, 从种子区域开始, 根据 MRF 框架下提出的增长准则, 得到最终的城镇识别结果。对 QuickBird 和 IKONOS 遥感影像的实验表明, 该模型能有效地识别出影像中的城镇区域。

关键词: 城镇识别; MRF; 区域增长

中图分类号: P237 文献标识码: A

基金项目: 国家自然科学基金(41001256, 41001286, 40971219); 湖北省自然科学基金(2009CDA141); 湖南省教育厅资助科研项目(09C567); 中央高校基本科研业务费专项资金(002)

## 1 前 言

在遥感影像分析中, 从高分辨率影像中检测出城镇区域是一个研究的热点<sup>[1-3]</sup>。识别出的城镇信息可用来更新地理信息系统以及城镇救灾等。由于人造地物是城镇的主要标志, 而其自然事物的纹理差异较大, 因此目前城镇识别的方法主要是纹理分析方法。经典的纹理分析方法包括灰度分析(如灰度共生矩阵, 归一化灰度直方图等<sup>[4-5]</sup>)和结构分析(如 Gabor 小波, 梯度特征等<sup>[6-7]</sup>)。虽然这些方法能在一定程度上检测出地表覆盖的人造地物, 但由于城镇区域中不仅有人造地物而且也有自然事物, 所以这些方法不能很好地分辨出属于城镇的自然事物。

考虑到城镇中的自然事物往往毗邻人造地物, 笔者尝试以检测到的人造地物为种子, 通过区域增长的方法来识别城镇的自然事物。由于经典

的区域增长模型存在以下弊端<sup>[8]</sup>: ① 增长方向是按照像素的 4 邻域或 8 邻域进行, 而识别出的人造和自然事物是一些特征相似的像素所形成的区域, 因此这种增长方向不能有效地刻画区域间的邻接关系; ② 增长过程是逐像素的, 而城镇中各个事物之间特征差异较大, 因此基于像素的增长终止准则往往会造成不完全的识别或过分的识别。所以本文将模型作了如下拓展: 首先, 通过文献[9-10]的均值漂移算法获取遥感影像的过分割区域结果, 并以该结果作为后续增长模型的基本单位。这将经典模型中的基本单位从像素拓展至了区域。然后, 利用马尔可夫随机场(Markov random field, MRF)框架对这些区域建模, 并根据空间邻接关系来选择增长方向, 通过极大后验概率准则实现区域增长, 从而克服增长方向固定的弊端; 最后, 通过在 MRF 框架中设定区域阈值可终止增长过程。

## 2 初始种子点的选取

### 2.1 纹理分析

遥感影像中的人造地物一般为建筑物,其灰度往往具有以下特点:建筑物屋顶较明亮,在影像中表现为高的光谱值;建筑物的阴影较暗,在影像中表现为低的光谱值,且靠近屋顶;而其结构有梯度变化大的特点。

因此,对定义在一个大小为  $m \times n$  的栅格矩形  $S(S = \{(x, y), 1 \leq x \leq m, 1 \leq y \leq n\})$  上的观测遥感影像  $f$ , 采用如下的纹理分析方法来识别人造地物:

(1) 按照式(1)选取低光谱值像素集合  $Low$

$$Low = \{s | f_s \leq f_{\min} + T_{\min}, s \in S\} \quad (1)$$

式中,  $f_{\min} = \min(f_s, s \in S)$ ,  $T_{\min}$  为一大于 0 的阈值参数。

(2) 按照式(2)选取高光谱值像素集合  $High$

$$High = \{s | f_s \geq f_{\max} - T_{\max}, s \in S\} \quad (2)$$

式中,  $f_{\max} = \max(f_s, s \in S)$ ,  $T_{\max}$  为一大于 0 的阈值参数。

(3) 根据建筑物屋顶和阴影毗邻的特点,利用式(3)检测建筑物屋顶

$$Gray = \{s | s \in High, O_s(l) \cap Low \neq \emptyset\} \quad (3)$$

式中,  $O_s(l)$  表示的是以  $s$  为中心, 半径为  $l$  的圆形区域。由定义可知, 集合  $Gray$  中选取的是集合  $High$  中毗邻集合  $Low$  的像素集合。

(4) 由式(4)计算像素  $s$  的梯度

$$g_s = \sqrt{f'_x{}^2 + f'_y{}^2} \quad (4)$$

式中,  $f'_x$  和  $f'_y$  分别表示  $x$  方向和  $y$  方向的梯度值。然后由式(5)计算影像的平均梯度  $\bar{g}$

$$\bar{g} = \frac{\sum_{s \in S} g_s}{|S|} \quad (5)$$

式中,  $|S|$  表示  $S$  内的像素个数。最后选取高于平均梯度值的像素集合  $Grad$

$$Grad = \{s | g_s \geq \bar{g}, s \in S\} \quad (6)$$

(5) 根据人造地物的纹理特点, 结合式(3)和式(6)选取人造地物集合  $Man$

$$Man = \{s | s \in Gray \cap Grad, s \in S\} \quad (7)$$

### 2.2 空间滤波

同一人造地物在空间上往往表现为一个区域, 孤立的人造地物点往往是识别错误的点。据此, 对式(7)得到集合  $Man$  进行如下空间滤波:

(1)  $\forall s \in Man$ , 由式(8)计算该像素邻域  $O_s(l_{filter})$  内包含的人造地物点集合  $Filter$ .

$$Filter_s = O_s(l_{filter}) \cap Man \quad (8)$$

其中, 参数  $l_{filter}$  用来设定区域的大小。

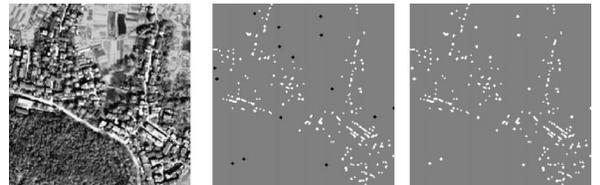
(2) 初始滤波集合  $Filter = Man$ , 利用式(9)

计算滤波集合  $Filter$

$$Filter = \begin{cases} Filter / \{s\} & |Filter_s| < Thred \\ Filter & |Filter_s| \geq Thred \end{cases} \quad \forall s \in Man \quad (9)$$

其中,  $Thred$  为阈值参数, 当点  $s$  周围的人造地物点的数目少于  $Thred$  时, 该点将被从人造地物集合中滤除, 反之则保留该点。

滤波后的集合  $Filter$  记为  $Seed\_point$ ,  $Seed\_point$  即为选取的初始种子点集合。图 1(a) 为一幅包括城镇、林地、田地 3 类地物的 QuickBird 影像。图 1(b) 为纹理分析的结果, 其中参数  $T_{\min}$  和  $T_{\max}$  选取为 15,  $O_s(l)$  中的  $l$  取值为 2, 白色和黑色的点为纹理分析识别出的人造地物点。图 1(c) 为空间滤波后的结果, 其中参数  $O_s(l_{filter})$  中的  $l_{filter}$  选取为 15,  $Thred$  取值为 3, 白色的点为滤波后结果。从这组实验可以看出, 城镇中的人造地物可被初步识别出来(白色点, 即种子点), 同时, 一些纹理识别错误的点(图 1(b) 中的黑色点) 也被滤波算法滤掉。



(a) 原始影像 (b) 纹理分析提出的人造地物 (c) 滤波后的初始种子点

图 1 根据纹理分析和空间滤波选取初始种子点

Fig. 1 Selection of initial seed points based on the texture analysis and spatial filter

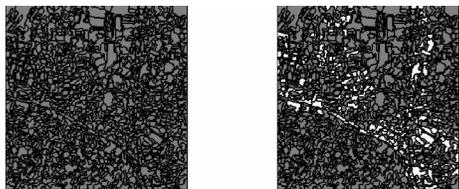
## 3 均值漂移结果及种子区域

均值漂移(mean shift, MS) 算法是一种寻找样本概率密度函数局部最大值点的迭代算法。MS 将影像中每个像素对应一个空间坐标和光谱值组成的联合特征向量  $\tau_i (i \in S)$ , 并有均值漂移迭代公式

$$m_h(\tau_p) = \frac{\sum_{i \in S} g(\frac{\|\tau_i - \tau_p\|}{h}) w(\tau_i) \tau_i}{\sum_{i \in S} g(\frac{\|\tau_i - \tau_p\|}{h}) w(\tau_i)} \quad (10)$$

通过迭代, 空间位置相近的、光谱差异小的像素收敛到近似的模态, 进而实现区域分割。其中

核函数  $g(\cdot)$  计算了特征的差异; 分子分母中的  $w(\cdot)$  是权重函数。本文采用第三方软件提供的 MS 算法<sup>[11]</sup>, 由其默认的参数来得到过分割区域  $R = \{R_t, t \in T\}$ , 其中  $\bigcup_{t=1}^T R_t = S$  且  $\forall t_1 \neq t_2, R_{t_1} \cap R_{t_2} = \emptyset$ 。图 2(a) 为图 1(a) 经 MS 分割后, 区域  $R$  的边界。根据 MS 得到的结果, 将第 1 段初始种子点集合  $Seed\_point$  所在的过分割区域定义为种子区域。图 2(b) 的白色区域就是由图 1(c) 中种子点生成的种子区域。



(a) MS分割后的区域边界 (b) 种子区域(白色)

图 2 根据均值漂移得到种子区域

Fig. 2 Obtaining seed regions based on the mean shift

## 4 MRF 框架下的区域增长准则

### 4.1 MRF 框架

MRF 模型一般针对像素建模<sup>[12-13]</sup>, 由于本文使用的区域增长模型以过分割的区域  $R$  为基本单位, 因此本段将 MRF 拓展为区域下的 MRF 框架。

观测影像  $f$  的特征场定义为  $F = \{F_t, t \in T\}$ , 其中  $F_t$  为区域  $R_t$  的特征, 如光谱、纹理、形状等。相应地, 标记场定义为  $X = \{X_t, t \in T\}$ , 其中  $X_t$  表示区域  $R_t$  的标记 ( $X_t \in \Lambda$ )。  $\Lambda$  为所有可能的标记集合。例如城镇识别就是一个 2 值标记问题,  $\Lambda = \{0, 1\}$ , 1 表示城镇区域, 0 表示非城镇区域。MRF 框架要根据已知的特征场  $F$ , 利用最大后验概率准则 (maximum a posteriori, MAP)<sup>[14]</sup> 推断出最优的标记场  $\hat{X}_{MAP}$

$$\hat{X}_{MAP} = \arg \max_X P(X|F) \quad (11)$$

根据 Bayesian 准则, 式(11)的解为

$$\hat{X}_{MAP} = \arg \max_X P(X|F) = \arg \max_X \frac{P(X)P(F|X)}{P(F)} \quad (12)$$

与一般的 MRF 模型相同, 假设先验概率  $P(X)$  和似然函数  $P(F|X)$  是均场 MRF<sup>[8]</sup>, 即  $P(X) = \prod_{t \in T} P(X_t), P(F|X) = \prod_{t \in T} P(F_t|X_t)$ 。

同时, 由于  $P(F)$  是已知量, 后面计算的时候将省略这一项。在上述假设下, 对式(12) 求对数得

$$\hat{X}_{MAP} = \arg \max_X [(\sum_{t \in T} \log(P(F_t|X_t))) + \sum_{t \in T} \log(P(X_t))] \quad (13)$$

式中,  $\log(P(F_t|X_t))$  是在给定标记  $X_t$  时特征  $F_t$  发生的概率, 但是由于区域集  $R$  不再服从一般的概率分布 (如正态分布等), 因此在本文中  $\log(P(F_t|X_t))$  将被记为  $g(F_t|X_t)$  来描述特征  $F_t$ 。而先验概率  $P(X)$  具有马氏性, 即  $P(X_t|X_r, r \in T/\{t\}) = P(X_t|X_r, r \in N_t)$ ,  $N_t$  为邻域集合, 表示和  $R_t$  有公共边界的区域。所以  $\log(P(X_t))$  可用来表示区域  $R_t$  和其邻域集合  $N_t$  的交互关系, 即  $\log(P(X_t)) = \sum_{r \in N_t} \beta V_t(X_r)$ 。此处,  $V_t(X_r)$  表示  $R_t$  和毗邻区域  $R_r$  的关系,  $\beta$  为势函数。式(13) 也可表示为下述的能量形式

$$\begin{aligned} \hat{X}_{MAP} &= \arg \min E = \arg \min (E_f + E_n) = \\ &= \arg \min (\sum_{t \in T} (E_{f,t} + E_{n,t})) = \\ &= \arg \min [-\sum_{t \in T} g(F_t|X_t) - \\ &= \sum_{t \in T} \sum_{r \in N_t} \beta V_t(X_r)] \end{aligned} \quad (14)$$

式中,  $E_f$  表示在已知标记时全局的特征能量, 反映了所有像素的自身特征;  $E_n$  表示全局的交互标记能量和, 反映了邻接像素间的相互制约;  $E_{f,t}$  和  $E_{n,t}$  则表示在  $R_t$  处的能量 -  $g(F_t|X_t)$  和  $\sum_{r \in N_t} \beta V_t(X_r)$ 。

通过局部最优的方法迭代得到式(14)的解

$$\hat{X}_{MAP,t} = \arg \min (E_t) = \arg \min (E_{f,t} + E_{n,t}) \quad (15)$$

### 4.2 区域增长准则

本文区域增长对象只考虑非种子点区域  $R_t$  (即非人造地物区域)。对于选定的  $R_t$ , 如果其邻域集合  $N_t$  内包含种子区域  $R_r$ , 且根据式(15) 计算出  $R_t$  和  $N_t$  所有区域的能量中,  $R_t$  和  $R_r$  的能量  $E_t(r)$  最小, 那么合并  $R_t$  和  $R_r$ , 增长为新的种子区域  $R_{t \cup r}$ ; 如果  $R_t$  的邻域内不包含种子区域或者种子区域的能量不是最小, 那么  $R_t$  将与能量最小的非种子点区域合并。具体的准则如下:

(1) 如果区域集  $R$  中存在非种子区域  $R_t$  满足条件  $|R_t| < S$  ( $S$  为区域阈值, 用来终止增长过程), 则从中任选一个  $R_t$  执行步骤(2); 否则增长结束。

(2) 对  $R_l$  和其邻域集合  $N_l$  中的  $R_r$ , 计算式(15)中两个区域的特征能量:

$$E_{f,t} = |R_l|(m_l - m_{l \cup r})^2 + |R_r|(m_r - m_{l \cup r})^2 \quad (16)$$

式中,  $m(\cdot)$  表示  $(\cdot)$  内的光谱特征均值,  $|R(\cdot)|$  表示区域  $R(\cdot)$  内的像素个数。

(3) 将  $R_l$  的标记  $X_l$  赋值为  $R_r$  的标记  $X_r$ , 并计算式(15)中两个区域的交互标记能量  $E_{n,t} =$

$$V_l(X_l) = \begin{cases} |R_l| & X_l = X_r \\ 0 & X_l \neq X_r \end{cases}, \forall l \in N_t \quad (17)$$

(4)  $R_l$  和  $R_r$  的能量  $E_t(r) = E_{f,t} + E_{n,t}$ 。

(5) 计算  $E_t(r_0) = \min\{E_t(r), r \in N_t\}$ , 合并区域  $R_l$  和  $R_{r_0}$  为新的区域  $R_{l \cup r_0}$ , 并返回步骤(1)。

以图 2(b) 为种子区域, 图 3(a)、图 3(b)、图 3(c) 分别给出了区域阈值  $S$  取值为 100、500、800 时的增长结果, 图 3(d)、图 3(e)、图 3(f) 则为相应的左上角放大图。根据图 1(a) 可知, 图 3(a) 中的种子区域仅表示了城镇中的部分建筑, 而城镇中绿色植被和较暗的阴影区域仍未被识别出来。若按经典的像素 4 邻域或 8 邻域进行增长, 当阈值设置较小时, 因城镇中绿色植被、阴影与建筑的光谱差异较大而不能识别; 当阈值设置较大时, 图 1(a) 上方的绿色田地则会被误分为城镇。而本文提出的生长准则中, 式(16)刻画了区域的差异, 式(17)描述了区域的空间邻接关系, 准则第 5 步通过最小化它们的能量之和平衡了这两者在生长过程中的作用。由本文方法得到的结果可以看出, 虽然城镇中的绿色植被和阴影与种子区域光谱差异较大, 但随着区域阈值  $S$  的增大, 因空间毗邻种子区域, 它们被逐步的识别为城镇, 同时, 非城镇的绿地则没有被误分为城镇。

本文 MRF 框架下区域增长模型的流程描述如下:

- (1) 根据 2.1 节式(1)~式(7), 对影像进行纹理分析得到人造地物集合  $Man$ ;
- (2) 利用 2.2 节式(8)~式(9), 通过滤波算法得到初始种子点集合  $Seed\_point$ ;
- (3) 由均值漂移算法得到初始区域  $R = \{R_l, t \in T\}$ , 并将初始种子点投影到这些区域形成种子区域;
- (4) 根据 3.2 节增长准则得到区域阈值  $S$  下的识别结果。

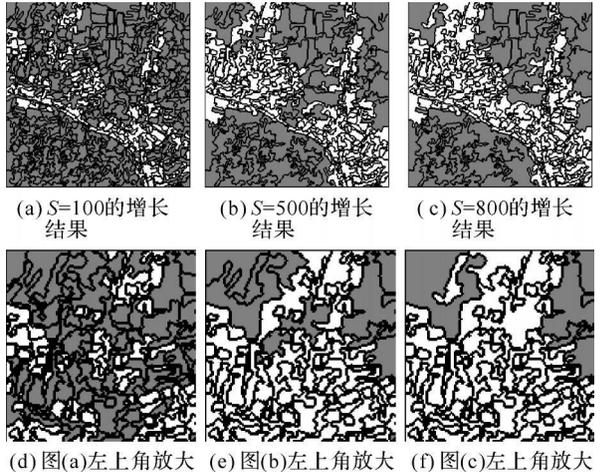


图 3 3 种区域阈值的生长结果和相应的局部放大图  
Fig. 3 Region growing results for three thresholds and corresponding magnified local figures

### 5 试验与分析

本文选取的试验影像为图 1(a) 的 QuickBird 影像和图 5(a) 的 IKONOS 影像。涉及的参数有选取种子点的参数  $Par\_seed = (T_{min}, T_{max}, l, l_{filter}, Thred)$  和 MRF 框架下区域增长准则中的区域阈值  $S$ 。目前, 主要依靠影像的特点, 根据应用的 需要来选取参数。其中, QuickBird 影像的  $Par\_seed = (15, 15, 2, 15, 3)$ , IKONOS 影像的  $Par\_seed = (2, 2, 1, 5, 1)$ 。QuickBird 影像的  $S$  分别选取 100、500 和 800, IKONOS 影像的  $S$  分别选取 50、100 和 300。图 4 给出了 QuickBird 原始影像与增长结果的叠加图。图 5 给出了 IKONOS 影像在 3 组  $Scale$  参数下的结果。

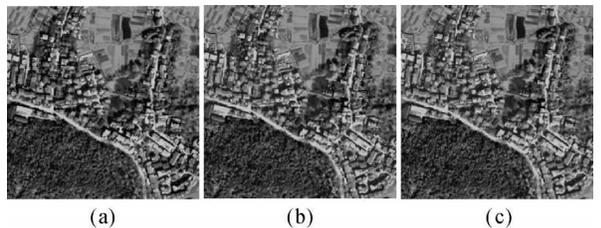


图 4 图 3(a)、图 3(b)、图 3(c) 与原图叠加结果图  
Fig. 4 Superposition results of original image and Fig. 3(a)、Fig. 3(b)、Fig. 3(c)

从这两组试验可以看出, 区域阈值  $S$  可以调节增长的结果: 较小的  $S$  会导致不完全的城镇识别, 较大的  $S$  会导致过分的识别。因此, 模型还需要选取合适的  $S$  终止增长过程。

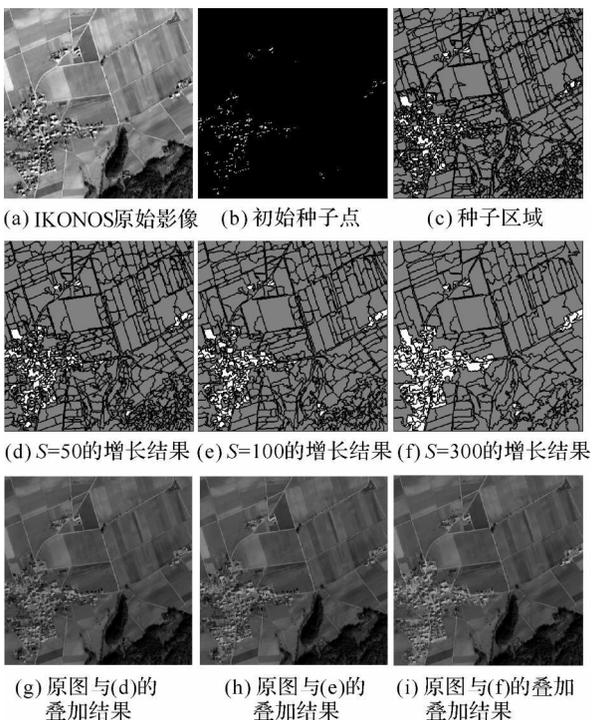


图 5 IKONOS 影像的三组识别结果

Fig. 5 Three recognition results of IKONOS image

本文选用区域阈值  $S = 800$  的 QuickBird 和  $S = 300$  的 IKONOS 识别结果作为最终结果, 分别与基于 Mahalanobis 距离的监督识别结果、最大似然监督识别结果做了对比。图 6 给出了相应的对比实验结果。从结果中可以看出, 基于像素的传统识别算法不能很好地识别出城镇内的自然地物, 而本文算法因采用了区域增长策略, 因此不仅识别出了城镇的人造地物也识别出了城镇内的自然地物, 初步实现了城镇区域的整体识别。

混淆矩阵的 Kappa 系数和全局精度(overall accuracy, OA) 用来评价整体的分类性能, 它们的

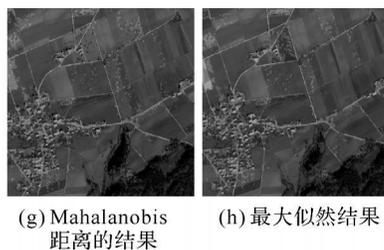
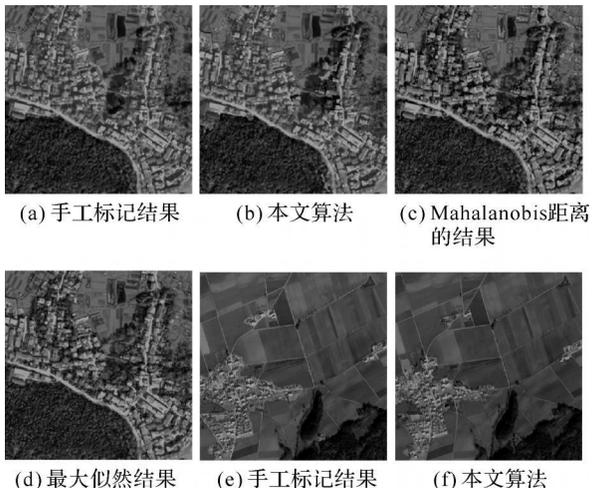


图 6 三种方法对两幅影像的识别结果比较

Fig. 6 The contract of recognition for three methods to two different images

取值范围都在 0 和 1 之间, 且其值越大说明识别效果越好。本文选取他们作为对比实验的客观评价指标。从表 1 可以看出, 本文算法的客观评价指标也要优于对比实验的客观评价指标。

表 1 客观评价指标

Tab. 1 Objective evaluation index / (%)

| 影像        | 本文算法  |       | 基于 Mahalanobis 距离 |       | 最大似然  |       |
|-----------|-------|-------|-------------------|-------|-------|-------|
|           | Kappa | 全局精度  | Kappa             | 全局精度  | Kappa | 全局精度  |
| QuickBird | 83.05 | 89.99 | 69.95             | 80.07 | 72.00 | 81.72 |
| IKONOS    | 86.93 | 96.44 | 65.22             | 86.94 | 65.85 | 87.09 |

## 6 结论与展望

本文提出一种在 MRF 框架下的区域增长模型, 并结合纹理分析进行遥感影像的城镇识别。通过试验分析, 该模型能较好地识别出城镇区域。特别是对于城镇中的自然事物, 相比于传统方法的局限, 本文能通过 MRF 框架下的增长将其正确识别出来。但是模型所使用的参数较多(共有 6 个), 且目前参数的选取主要根据经验, 因此简化参数, 提出自适应的参数选取方法需要进一步的研究。同时, 客观评价指标还需要进一步科学化、合理化、统一化。

### 参考文献:

[1] WEIZMAN L, GOLDBERGER J. Urban area Segmentation Using Visual Words[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2009, 6(3): 388-392.

[2] WURM M, TAUBENBÖCK H, ROTH A, et al. Urban Structuring Using Multisensoral Remote Sensing Data: By the Example of the German Cities Cologne and Dresden[C] // 2009 Joint Urban Remote Sensing Event. Shanghai: IEEE, 2009: 1-8.

[3] CORBANE C, BAGHDADI N, DESCOMBES X, et al. Comparative Study on the Performance of Multiparameter

- SAR Data for Operational Urban Areas Extraction Using Textural Features [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2009, 6(4): 728-732.
- [4] SMITS P C, ANNONI A. Updating Land cover Maps by Using Texture Information from Very High resolution Space borne Imagery [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(3): 1244-1254.
- [5] SHACKELFORD A K, DAVIS C H. A Hierarchical Fuzzy Classification Approach for High resolution Multispectral Data over Urban Areas [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(9): 1920-1932.
- [6] WANG Min, ZHANG Xingyue. Extracting Texture Features from Remotely Sensed Imagery with Fast Gabor Filters Implemented with Kernel Decomposing and Recursive Filtering [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2009, 38(8): 488-493. (汪闽, 张星月. 基于模板分解与递归式滤波的遥感图像快速 Gabor 纹理特征提取 [J]. 测绘学报, 2009, 38(6): 488-493.)
- [7] XIAO Pengfeng, FENG Xuezhong, ZHAO Shuhe, et al. Segmentation of High resolution Remotely Sensed Imagery Based on Phase Congruency [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2007, 36(2): 146-151. (肖鹏峰, 冯学智, 赵书河, 等. 基于相位一致的高分辨率遥感图像分割方法 [J]. 测绘学报, 2007, 36(2): 146-151.)
- [8] JIA Yonghong. Digital Image Processing [M]. Wuhan: Wuhan University Press. 2003: 150-151. (贾永红. 数字图像处理 [M]. 武汉: 武汉大学出版社. 2003: 150-151.)
- [9] COMANICIU D, MEER P. Mean Shift: A Robust Approach toward Feature Space Analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24: 603-619.
- [10] CHENG Yizhong. Mean Shift, Mode Seeking, and Clustering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 790-799.
- [11] Robust Image Understanding Laboratory. Code for the Edge Detection and Image Segmentation System [EB/OL]. New Brunswick: Rutgers University, 2002 [2010-01-11]. http://www.caip.rutgers.edu/riul/research/code/EDISON/index.html.
- [12] RELIER G, DESCOMBES X, FALZON F, et al. Texture Feature Analysis Using a Gauss-Markov Model in Hyperspectral Image Classification [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(7): 1543-1551.
- [13] LI Feng, PENG Jiaxiong. Double Random Field Models for Remote Sensing Image Segmentation [J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(1): 129-139.
- [14] Wilson R, LI Changsun. A Class of Discrete Multiresolution Random Fields and Its Application to Image Segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(1), 42-56.

(责任编辑: 丛树平)

收稿日期: 2010-02-03

修回日期: 2010-09-16

第一作者简介: 陈荣元(1976—), 男, 博士生, 讲师, 研究方向为遥感影像处理与人工智能。

First author: **CHEN Rongyuan** (1976—), **male, PhD candidate, lecturer, majors in remote sensing image processing and artificial intelligence.**

E mail: **chenrongyuan@126.com**