

高分辨率遥感影像上居民地自动提取方法

曹建农¹ 王平禄¹ 董昱威¹

¹ 长安大学资源学院,陕西 西安,710054

摘要:提出了一种基于特征分解的无监督分割方法,对高分辨率遥感影像中的居民地进行提取。该方法通过小波分解多尺度特征,利用居民地内、外部结构差异以及平均光谱辐射强度差异构成特征空间,采用约束均值漂移算法进行特征空间自适应分解,实现居民地自动提取。实验结果表明,该方法能很好地消除高分辨率导致的影像高度细节化等因素对居民地提取的影响,有效提取居民地。

关键词:图像分割;无监督;约束均值漂移;小波分解

中图法分类号:P237.3; TP751 **文献标志码:**A

在地理数据库中,居民地信息是一个重要的因素^[1-2],文献^[3]认为在高分辨率遥感影像上居民地这类复杂面状地物提取的研究尚处于初步阶段。

随着遥感影像空间分辨率的提高,居民地的形状结构和纹理等细节信息变得越来越丰富^[4],利用不同波段的光谱亮度值进行单像元自动分类的传统方法已不再理想^[5],并产生了新的问题^[6],如居民地与背景之间方差变小,而居民地或背景的内部方差变大,因此,在同一尺度下难以对居民地与背景进行有效识别。

较早提出的多尺度分析技术包括分开-合并方法、金字塔方法等。更有效的多尺度分析技术是基于多分辨率或多通道的分析方法,如 Gabor 滤波和小波变换,但 Gabor 滤波结果的非正交性^[7],可能导致特征间的显著相关;它的不可逆性也限制了其实际应用。小波变换技术可以避免上述问题,并提供了精确统一的信号特征和多尺度分析框架^[8],能应用于金字塔结构或树结构,类似于子带分解^[9]。

通过以上分析,本文提出利用居民地内、外部结构差异以及平均光谱辐射强度差异构成特征空间,然后通过小波分解建立多尺度特征空间的金字塔结构,进而采用约束均值漂移(constraints mean shift, CMS)技术进行特征空间自适应分解,以实现居民地的无监督自动提取。本文方法在全色高分辨影像上取得了很好效果。

1 居民地影像特征的多尺度结构提取与分析

1.1 影像中居民地的多尺度小波变换特征提取
特征计算中,函数 $f(x)$ 的连续小波变换为:

$$W_f(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

式中, $\psi(x) \in L^2(R)$ 是基小波; a 为伸缩因子; b 为平移因子。对连续小波变换的尺度因子进行二进制离散化,同时对平移因子进行离散化,即 $a = 2^j, b = 2^j k (j, k \in Z)$,这样就得到对尺度与时间都离散化的小波变换。

在具有纹理特征的图像中,基小波的选取主要考虑其正交性,使所提取的纹理特征之间尽可能不相关。本文选用 Daubechies4 基小波^[9]。小波分解可以确保高频与低频通道的特征分离,但要增强各通道内不同纹理区域间的特征分离,还需要对小波系数进行进一步纹理特征测度。由于低频信号主要承载图像的轮廓信息,即居民地与背景的纹理结构信息,因此,对小波分解的低频系数采用窗口内小波系数的均值作为图像特征,可以最大程度地保护居民地的边缘结构信息;高频信号主要承载图像的细节信息,即居民地与背景的微观纹理信息,对高频系数,采用窗口内小波系数的标准偏差为图像特征,可以最大程度地突出

收稿日期:2013-10-28

项目来源:国家自然科学基金资助项目(40971217);地理信息工程国家重点实验室开放研究基金资助项目(SKLGIE2013-M-3-2)。

第一作者:曹建农,博士,博士后,教授,现主要从事图像理解、遥感图像分析和地理信息系统及相关的教学与科研等工作。E-mail:caojianong@126.com

微观纹理的变化频率信息,加大居民地与背景的特征差异。均值和标准偏差计算窗口采用 $(2n_1 + 1) \times (2n_1 + 1)$ 。此外,对高频特征可以在标准差基础上做进一步平滑计算,加强细节纹理间的紧致性^[9],平滑计算窗口采用 $(2n_2 + 1) \times (2n_2 + 1)$ 。

1.2 居民地影像特征的金字塔多尺度结构分析

影像中居民地内部与背景存在比较显著的光谱强度与空间结构的差异。前者主要表现为灰度均值的差异;后者主要表现为灰度变化频率与结构的差异,是一种可以用统计方法表示的纹理结构。这种差异性是在影像中分离居民地与背景的基础。

将影像目标识别问题变换到目标的特征空间,是影像理解的一种主要技术途径,其关键是特征的选取^[3]。特征的选择必须结合具体的应用,文献^[3]认为影像标准差特征最适合居民地提取

$$\mathbf{L}_0^4 \begin{cases} L_f \left\{ \begin{matrix} B_g[im_1^5(S, M, E)] \\ O_b[im_1^5(S, M, E)] \end{matrix} \right\} \\ H_f \left\{ \begin{matrix} B_g[im_1^5(S, M, E)] \\ O_b[im_1^5(S, M, E)] \end{matrix} \right\} \end{cases} \begin{cases} \left\{ B_g[\text{Mean}(S, M, E)] \right\} \\ \left\{ O_b[\text{Mean}(S, M, E)] \right\} \end{cases} \left[d_L(S), d_L(M), d_L(E) \right] \\ \left[d_H(S), d_H(M), d_H(E) \right] \end{cases} \quad (2)$$

式中, L_0^4 表示0到4的小波层; L_f 、 H_f 、 B_g 、 O_b 分别表示低频、高频、背景、居民地; im_1^5 表示5个抽样图像采样数据; S 、 M 、 E 分别表示标准差、均值、熵;Mean表示均值计算; d_L 、 d_H 分别表示在低频和高频内对背景与目标的统计量均值的差值。

特征计算步骤如下。

1) 对每幅图像逐层(分高、低频)分别计算背景与居民地的标准偏差、均值和熵,即式(2)中第一对大括号;

目的。另外,图像特征统计与统计窗口尺度有关,固定尺度窗口可能导致特征的区域一致性与边缘精度之间的矛盾。文献^[9]提出分别用小波分解的高、低频系数的标准偏差与均值作为纹理图像各尺度的金字塔图像特征,等价于多尺度窗口的特征统计。下面分析小波分解系数的统计特征与多尺度结构的关系。

在原始影像上,以人工实测的背景与居民地作为计算模版,分别计算其统计特征——标准偏差、均值和熵。背景与居民地统计量的差值反映了其影像特征差异,差值越大,特征差异越显著,目标识别效果越好。特征统计数据采用典型的居民地。计算图像特征时,所有下采样小波图像都逐层返回到原始图像尺度后进行计算。特征计算方法为:

2) 分别计算各小波层(分高、低频)所有图像的背景与居民地的标准差、均值和熵的各自的均值,得到各层背景与居民地在高、低频通道内的标准偏差、均值和熵的均值,即式(2)中第二对大括号;

3) 计算各层内低频的背景与居民地的标准偏差、均值和熵等3者各自的均值之差,同时计算高频的背景与居民地的标准偏差、均值和熵各自的均值之差,即式(2)中最后一对中括号。

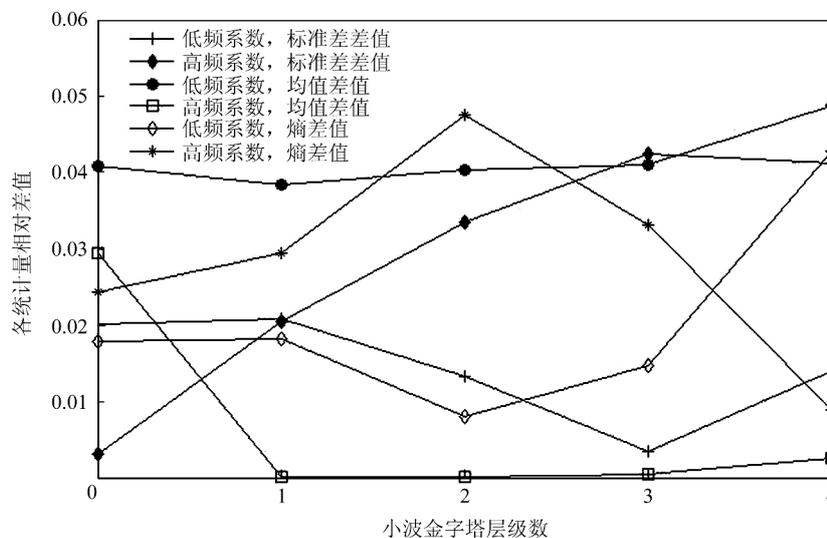


图1 小波分解层级与统计量的变化关系

Fig. 1 Changing Relationships Between Wavelet Transform Decomposition Levels and Statistics

用各层级做横轴(共 5 级),分别用 $d_L(S)$ 、 $d_L(M)$ 、 $d_L(E)$ 、 $d_H(S)$ 、 $d_H(M)$ 和 $d_H(E)$ 做纵轴,绘制背景与居民地之间各统计量的差值变化关系图,如图 1。从图 1 可以看出,随着小波分解层向金字塔顶趋近,高频系数的标准差之差以及低频系数的均值之差都具有较稳定的增大趋势,表明这两种统计特征随着金字塔结构递进具有较稳健、显著的特征差异性及其正交性。其他统计量都无变化规律。因此,将图像变换到小波系数空间,提取各层统计特征,构成多尺度金字塔特征空间,具有较强的多尺度目标识别能力。

2 居民地提取算法

2.1 算法原理

一些文献分别证明了均值漂移算法对连续与离散函数的收敛性^[10]以及收敛的充分条件^[11]。实际应用中文献^[11]采用式(3)进行迭代计算:

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)}, \quad j = 1, 2, \dots \quad (3)$$

式中, y_{j+1} 是第 j 次迭代得到的过程特征, $x = y_j$ 是与 y_{j+1} 最接近的上一级过程特征(带宽内数据点中心)。文献^[11]证明,当满足一定条件时,序列 y_{j+1} 能够收敛到 y' , 则 y' 点被称为数据中心 x 对应的模式。均值漂移技术应用的复杂性在于它依赖两个相互关联的控制参数:带宽 h 和密度 T ^[10]。

在图像处理问题中,除变换的特征空间之外,每个像素点的空间信息也很重要。因此,有必要把图像的空间信息加入特征向量组中,这时,核函数如下:

$$K_{h_s^2, h_r^2}(x) = \frac{C}{h_s^2 h_r^2} k\left(\left\|\frac{x^s}{h_s}\right\|^2\right) k\left(\left\|\frac{x^r}{h_r}\right\|^2\right) \quad (4)$$

式中, x^r 是空间位置特征; x^s 是构成特征空间的特征向量; h_r 和 h_s 分别是空间带宽和特征带宽,空间带宽在图像中的取值窗口为 $h_r = (2n_r + 1) \times (2n_r + 1)$; C 是归一化常数。

实际图像的离散特征空间密度表面一般不平滑,非均匀离散数据的密度统计与带宽选择密切相关^[10-11],文献^[12]提出两个自适应解决方案,但是,一方面加大了均值漂移计算代价;另一方面图像特征空间的复杂性很难被插入规则和结构信息所适应。因此,文献^[10]提出的峰谷比方法更可

靠且实用,但峰谷比计算需要建立密度表面模型,增加了额外计算负担。基于以上分析和文献^[9]的研究,本文提出了约束均值漂移(CMS)方法,可以更好地解决复杂特征空间均值漂移的带宽选择敏感性问题,约束规则来自尺度传递的特征合并信息,无需额外计算。

CMS 算法原理简述如下:一般均值漂移算法要求特征空间具有平滑性,然而实际问题中特征空间的复杂性,使聚类结果很难令人满意。同时文献^[9]提出通过多通道传递不同尺度特征,实现多尺度间的逐级选择性特征聚类,使各通道的特征空间变得更加复杂,呈现间断性、阶梯状分布,使一般均值漂移方法难以实施。分析其特征空间,可以得出 3 个特点:① 特征空间的水平方向投影更加破碎、不连续;② 在密度方向(纵向)存在很大阶跃,不连续;③ 边缘点处于水平方向不连续处和纵向阶跃的交界处。针对上述 3 个特点,约束均值漂移(CMS)算法的具体技术步骤如下。

1) 均值漂移起点被约束为上层通道的特征空间聚类中心点,这些点是下层通道特征空间的轮廓点,具有较高密度,均值漂移路径约束在特征空间的轮廓点上,一致向更高密度特征点漂移,避免路径通过低密度区域,既能节省收敛时间也可排除低密度聚类发生;

2) 均值漂移路径可以进入较高密度边缘点,形成新的聚类中心,不会落入较低密度边缘点,符合尺度传递特征;

3) 给出恰当密度阈值约束,可以获得正确聚类模式。密度阈值选择具有经验性,但规律性较强,一般在密度突变位置附近,取值范围较大且不敏感。

应该指出,应用多尺度均值漂移方法进行纹理分割,存在固有技术缺陷^[9],小波特征提取的下采样技术,导致最细尺度与原始图像空间尺度相差 1/4 像素,因此其分割结果与原始图像空间分辨率相差 1/4 像素。纹理分割的关键困难在于纹理采样与类别的确定,CMS 技术解决了纹理类别的确定与纹理抽样问题。因此,本文进一步将 CMS 算法延伸到金字塔第 0 层,建立特征空间,进行约束均值漂移,进一步细化居民地边缘分割,减小误差影响,分割结果中边缘区域依然存在少量混淆,最后进行小面积剔除,获得最终分割结果。

2.2 算法流程

算法流程如图 2,算法说明如下。

1) 小波变换包括两步:① 对原始图像逐层

进行小波分解,从第1至第 k 层,下采样使图像尺度逐层以 $1/4$ 递减变粗,本文 $k=4$;②0层是原始图像进行小波变换后不做下采样,与原始图像同尺度。

2) 由0层至第 k 层构成金字塔结构。

3) 在金字塔的每一层,分别对高、低频提取标准偏差和均值特征,构成特征空间。

4) 多尺度间聚类信息传递与均值漂移:设 k_s 表示上层特征空间。

① 对金字塔第 k_s 层进行CMS聚类(当 $k_s=k$ 时,为顶层,没有约束条件),并对第 k_s 层聚类图像作边缘标记,其聚类值即为第 k_s-1 层CMS聚类的约束路径值;

② 将第 k_s 层标记后的聚类图像扩展4倍,其像素与第 k_s-1 层相对应,在第 k_s-1 层中与第 k_s 层均质像素相应的像素特征取平均值,为第 k_s-1

层的新特征值,边缘像素特征值保持不变,两者共同构成第 k_s-1 层新的特征空间,实现第 k_s 层聚类信息对第 k_s-1 层的传递;

③ 对 k_s-1 层新的特征空间进行CMS聚类,再对第 k_s-1 层聚类图像作边缘标记,进入下一层迭代,依次向下,重复步骤②的操作过程,直至0层,获得最终分割结果。

5) 空间带宽内的数值是每层低频图像的邻近窗口像素。

算法过程包括两个主要阶段:①基于第1层以上金字塔的均值漂移聚类,在1层获得正确的聚类,边缘可能存在混分;②基于第0层图像特征空间的细分,在第1层正确分割类别控制下对第0层特征空间进一步细化边缘分割。算法风险来自于第一阶段正确聚类数的确定,由人工启发式控制来降低风险。

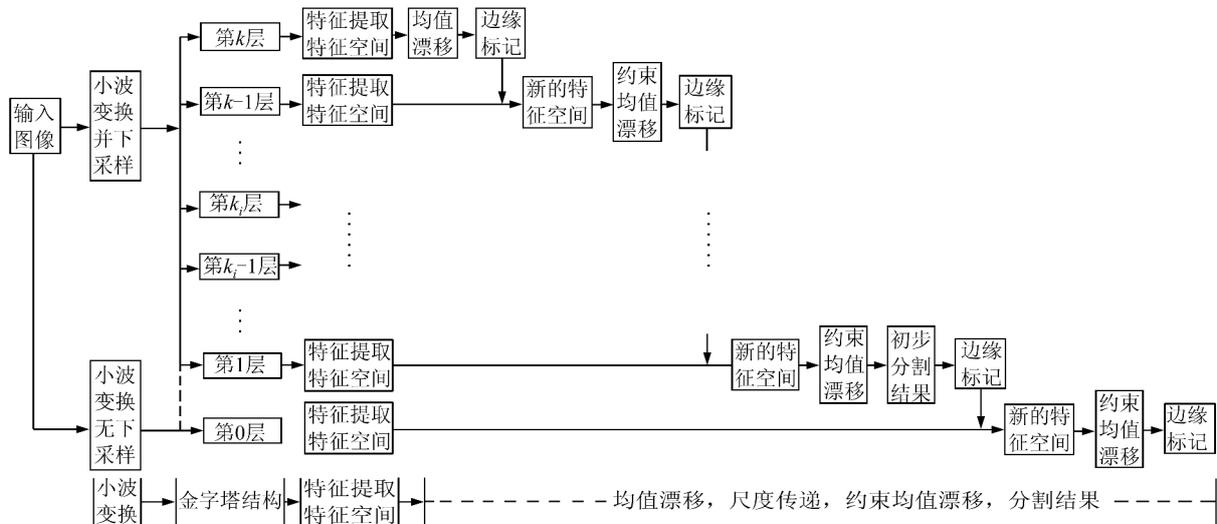


图2 算法流程图

Fig. 2 Flowchart of Algorithm

3 实验与分析

本文选用居民地分布比较典型的高分辨率遥感影像进行实验,如山区居民地、平原居民地、稀疏分布居民地、集中分布居民地。由于居民地的纹理特性与影像分辨率(尺度)密切相关,因此,实验中采用我国 2 m 空间分辨率的某地区影像数据,提取结果如图3(a)~3(e)。图3(a)和图3(b)是将 2 m 空间分辨率降低为 4 m ,以检验不同尺度提取效果。图中白色边界线包围的区域为人工目视提取的居民地,视为正确结果,黑色边界线为本文方法提取的居民地,灰色边界线为CMS算法不延伸到原始图像尺度提取的居民地。

实验结果的评价分定性准则和定量准则。定性方法是结合应用和目视效果评价;定量方法分基于区域的像素数量误差和基于边界的像素距离误差两种评价。为准确地对比识别精度,本文同时采用了基于区域和边缘两种定量评价指标。以图3(a)为例,图中黑线围成的居民地边界是本文算法提取的结果,其包围的面积设为 M_1 ;而白线围成的居民地边界是人工目视判读的实测结果,其包围的面积设为 M_2 ,两者叠加之后,可以确定误分的像元位置及范围。定量指标计算方法分别如下。

1) 基于区域像素数量误差方法,区域像素误分率 $\text{Err} = |M_1 - M_2| / M_2$,则正确率 $\text{Cor} = 1 - \text{Err}$;

2) 基于边界的像素距离误差评价方法^[13], 是用 F 和 Z 分别表示算法所得边界和实测边界, 则 Z 上各点到 F 的最小距离和 F 上各点到 Z 的最小距离分别构成两个分布 D_Z^F 和 D_F^Z , 它们的均值 μD_Z^F 、 μD_F^Z 和方差 σD_Z^F 、 σD_F^Z 可以用来度量 F 和 Z 之间的偏离, 为评价方便, 对均值 μD_Z^F 、 μD_F^Z 和

方差 σD_Z^F 、 σD_F^Z 分别取平均值 $\mu \bar{D} = (\mu D_Z^F + \mu D_F^Z) / 2$ 和 $\sigma \bar{D} = (\sigma D_Z^F + \sigma D_F^Z) / 2$, 可以表示 F 和 Z 之间的综合偏离, 单位为像素。数值越小则 F 和 Z 的吻合程度越高, 边界准确度就越高。图 3 的实验参数列于表 1, 本文方法以及 CMS 方法不延伸到原始图像尺度的实验结果精度都列于表 2。

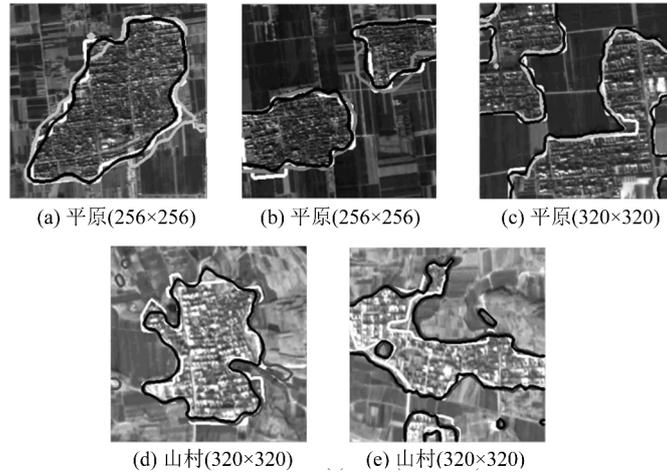


图 3 比较实验结果

Fig. 3 Experimental Results

表 1 CMS 算法的实验参数

Tab. 1 Experimental Parameters of CMS Algorithm

影像	带宽		密度(像素数)		特征窗口		
	层级	特征带宽 h_s	空间带宽 n_r	密度 T	低频 n_1	高频 n_1	平滑 n_2
图 3(a)	(4,3,2,1,0)	(0.05,0.05,0.08,0.1,0.1)	(1,1,1,1,1)	(1,1,1,1 145,1)	(1,3,3,5,1)	(3,3,3,5,5)	(1,1, 3,3,3)
图 3(b)	(4,3,2,1,0)	(0.1, 0.1, 0.1,0.1,0.1)	(1,1,1,1,1)	(1,1,1,2 230,1)	(1,3,3,5,5)	(3,3,3,5,5)	(1,1, 3,3,3)
图 3(c)	(4,3,2,1,0)	(0.05,0.05,0.05,0.08,0.1)	(1,1,1,1,1)	(1,1,1,2 400,1)	(1,3,3,5,5)	(3,3,3,5,5)	(1,1, 3,3,3)
图 3(d)	(4,3,2,1,0)	(0.1, 0.1, 0.1,0.1,0.1)	(1,1,1,1,1)	(1,1,1,1 600,1)	(1,3,3,5,5)	(3,3,3,5,5)	(1,1, 3,3,3)
图 3(e)	(4,3,2,1,0)	(0.05, 0.05, 0.05,0.05,0.1)	(1,1,1,1,1)	(1,1,1,1 400,1)	(1,3,3,5,5)	(3,3,3,5,5)	(1,1, 3,3,3)

表 2 算法提取与实际量测结果的精度比较

Tab. 2 Precision Comparison of Extraction Algorithm and Actual Measured Results

	实验方法	基于区域/像素		基于边缘/像素					
		Err/%	Cor/%	μD_F^Z	σD_F^Z	μD_Z^F	σD_Z^F	$\mu \bar{D}$	$\sigma \bar{D}$
图 3(a)	本文方法	3.75	96.25	3.17	2.21	2.82	1.93	3.00	2.07
	不延伸方法	6.82	93.18	4.96	3.62	5.96	5.96	5.46	4.79
图 3(b)	本文方法	3.64	96.36	3.77	4.53	2.75	2.46	3.26	3.49
	不延伸方法	4.63	95.37	5.45	6.18	4.37	4.24	4.91	5.21
图 3(c)	本文方法	3.61	96.39	3.15	3.91	2.50	2.19	2.82	3.05
	不延伸方法	4.66	95.34	3.74	3.65	3.15	2.52	3.44	3.08
图 3(d)	本文方法	2.80	97.20	4.93	4.09	4.35	3.97	4.64	4.03
	不延伸方法	4.03	95.97	4.58	3.78	11.78	18.52	8.18	11.15
图 3(e)	本文方法	9.41	90.59	5.74	6.91	5.87	7.76	5.80	7.33
	不延伸方法	15.69	84.31	6.98	7.43	7.05	8.29	7.01	7.86
平均值	本文方法	4.64	95.36	4.15	4.33	3.66	3.66	3.90	3.99
	不延伸方法	7.17	92.83	5.14	4.93	6.46	7.91	5.80	6.42

从表 2 可以看出, CMS 算法不延伸到原始图像尺度的精度比本文方法低, 说明将小多尺度分

析延伸到原始图像尺度是必要的。结合图 3(a)~3(e) 的定性评价及表 2 的定量分析可以得出以

下规律:对相同影像,降低空间分辨率,如图3(a)和图3(b),识别居民地的区域正确率和边缘正确率都比较高,说明降低空间分辨率起到了对居民地纹理综合的作用,有利于目标识别。但是,由于空间分辨率降低,并不能提高识别的绝对精度;总体精度表现为:居民地越集中正确率越高,居民地越分散破碎正确率越低,平原居民地比山区居民地正确率高。

表2中数据精度分析表明,自动提取居民地

的区域正确率都在90%以上,平均正确率达到95.36%;基于边缘的平均均值偏差与平均方差偏差分别为3.90和3.99个像素。图4是一幅完整图像的实验结果,图中较小面积的居民地存在丢漏现象,其总的像素错误率为4.02%,而正确率为95.98%;边缘平均均值偏差与平均方差偏差分别为4.68和4.97个像素。实验表明,本文方法可以满足诸如灾害评估、居民地规模变化程度的客观评价等方面的实际应用的需求。

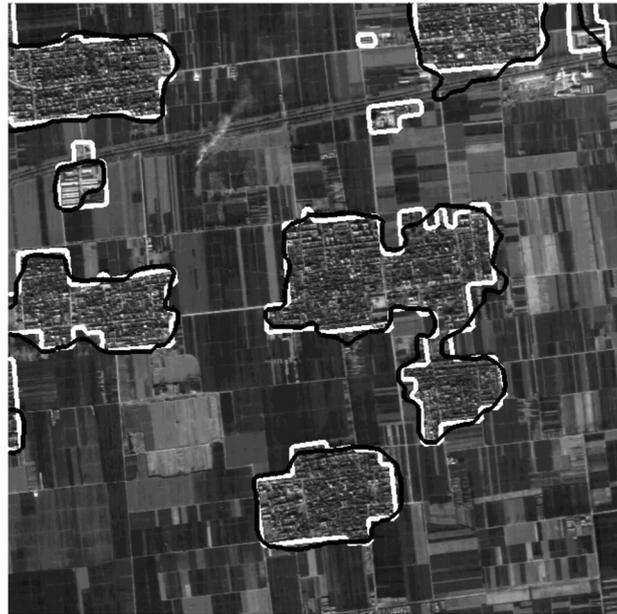


图4 实验结果(640像素×640像素)

Fig.4 Experimental Results (640 pixels×640 pixels)

4 结 语

本文提出了一种多尺度无监督分割方法,对高分辨率遥感影像中的居民地进行提取。首先分别从纹理和光谱强度两个方面研究了居民地与背景之间的多尺度统计特征差异性,确定有效统计量;然后利用小波分解技术建立多尺度金字塔结构,构成多尺度特征空间;最后利用尺度传递策略,采用约束均值漂移技术,从最粗尺度到最细尺度逐层聚类分割,实现多尺度居民地的有效提取。实验表明该算法可以从整体上分层控制居民地结构,最终达到居民地提取目的。

需要继续研究的相关问题:均值漂移是一种统计方法,在处理图像的分块中,目标与背景的区域面积决定了特征空间的相对模式规模,如果个别目标与背景的面积差异很大,可能导致小目标识别的失败,目前本文方法还不能对小目标进行有效保护识别,这也是对比较分散、破碎居民地识

别率较低的原因之一。

参 考 文 献

- [1] Zhang Jianqing, She Qiong, Pan Li. Change Detection of Residential Area by Remote Sensing Image Based on LBP /C Texture[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2008, 33(1): 7-11 (张剑清, 余琼, 潘励. 基于LBP /C纹理的遥感影像居民地变化检测[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2008, 33(1):7-11)
- [2] Pan Li, Zhang Zhihua, Zhang Jianqing. Residential Areas Recognition by Fusing Region Data and Edge Features[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2006, 31(8): 672-674 (潘励, 张志华, 张剑清. 融合区域分割和边缘信息的居民地提取方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2006, 31(8):672-674)
- [3] Su Junying, Cao Hui, Zhang Jianqing. Semi-automatic Extraction Technique of Residential Area in High Resolution Remote Sensing Image[J]. *Geo-*

- matics and Information Science of Wuhan University*, 2004, 29(9): 791-795 (苏俊英, 曹辉, 张剑清. 高分辨率遥感影像上居民地半自动提取研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2004, 29(9): 791-795)
- [4] Wang Hua, Pan Li. Extracting Outline of Residential Area Using the Perceptual Organization and Boundaries of Textured Regions[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2010, 35(1): 114-117 (王华, 潘励. 基于纹理边缘与感知编组的居民地外轮廓提取[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2010, 35(1):114-117)
- [5] Xiao Pengfeng, Feng Xuezhi, 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)
- [6] Myint S W, Lam N S N, Tylor J M. Wavelets for Urban Spatial Feature Discrimination: Comparisons with Fractal, Spatial Autocorrelation, and Spatial Co-occurrence Approaches [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2004, 70(7): 803-812
- [7] Van de Wouwer G, Chenders P S, Van Dyck D. Statistical Texture Characterization from Discrete Wavelet Representation[J]. *IEEE Transaction Image Processing*, 1999, 8(4): 592-598
- [8] Unser M. Texture Classification and Segmentation Using Wavelet Frames[J]. *IEEE Transaction Image Processing*, 1995, 4(11): 1 549-1 560
- [9] Wang Shuang, Xia Yu, Jiao Licheng. Mean Shift Based Adaptive Texture Image Segmentation Method[J]. *Journal of Software*, 2010, 21(6):1 452-1 461(王爽, 夏玉, 焦李成. 基于均值漂移的自适应纹理图像分割方法[J]. 软件学报, 2010, 21(6): 1 452-1 461)
- [10] Comaniciu D, Meer P. Distribution Free Decomposition of Multivariate Data[J]. *Pattern Analysis & Applications*, 1999, 2(1): 22-30
- [11] Comaniciu D, Meer P. Mean Shift; A Robust Approach Toward Feature Space Analysis[J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603-619
- [12] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. The Variable Bandwidth Mean Shift and Data-driven Scale Selection[C]. Proceedings 8th International Conference on Computer Vision, Vancouver B C, 2001
- [13] Huang Q, Dom B. Quantitative Methods of Evaluating Image Segmentation[C]. International Conference on Image Processing, Washington D C, 1995

Automatic Extraction Technique of Residential Areas in High Resolution Remote Sensing Image

CAO Jiannong¹ WANG Pinglu¹ DONG Yuwei¹

¹ School of Earth Science and Resources, Chang'an University, Xi'an 710054, China

Abstract: This paper presents an unsupervised segmentation method based on the feature decomposition used for extracting residential areas in high resolution remote sensing image. The method was realized by multi-scale feature analysis with wavelet decomposition, constituting the feature space from differences of the internal, external structure in residential areas and the average spectral radiant intensity, making a self-adaptive segmentation by the constraint mean shift algorithm to texture features, and achieve the automatic extraction of residential areas. Experiment results show that the proposed method can eliminate the influence from over-detailed images and other factors caused by high resolution on the extraction of residential areas, and thus extract residential areas more effectively.

Key words: image segmentation; unsupervised segmentation; constraint mean shift; wavelet decomposition

First author: CAO Jiannong, PhD, professor, specializes in image understanding, remote sensing image analysis and geographic information systems. E-mail: caojiannong@126.com

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, No. 40971217; the Open Fund for a National Key Laboratory in Geographic Information Engineering, No. SKLGIE2013-M-3-2.