

一种新的高分辨率遥感影像城区提取方法

陈洪¹ 陶超¹ 邹峥嵘¹ 于菲菲¹

(1 中南大学地球科学与信息物理学院,长沙市麓山南路,410083)

摘要:利用城区特有的局部特征,提出了一种新的高分辨率遥感影像城区提取方法。该方法首先对原图像做多角度和多频率组合的 Gabor 变换,然后利用 Ostu 方法阈值分割所有变换结果,并在每个中心频率上对各个方向的阈值分割图做逻辑与运算,其次根据运算结果图上 Gabor 特征的分布情况,确定适合影像的最优中心频率,最后利用滤波器在最优中心频率上的特征提取结果,结合高斯函数构建空间投票矩阵,最终提取城市区域。实验表明,该方法可以成功地提取高分辨率影像城市区域,且具有较高的准确度。

关键词:高分辨率遥感影像;城区提取;Gabor 滤波;高斯函数;Ostu 方法

中图分类号:P237.9

随着卫星传感器技术的不断发展,GeoEye、QuickBird、IKONOS 等高分辨率遥感卫星所获取影像的空间分辨率提高至 1 m 内,这很大程度上丰富了影像的信息量,为进一步检测和分割人工目标提供了重要的数据支持。以往通过人工方式提取城市区域,虽然提取的准确率高,但效率低且成本耗费大,导致了数据更新延迟等问题。因此,研究自动提取城区的相关方法,对于数字城市建设、城市宏观规划、土地利用调查等领域的发展具有重要的现实意义。

Benediktsson 等^[1]通过构建训练样本并结合数学形态学算子检测城区。Weigl 等^[2]综合了傅立叶变换和神经网络分类算法提出一种新的城区提取方法。Fang 等^[3]利用灰度共生矩阵(GLCM)方法提取高分辨率 SAR 影像上居民区。近几年,文献^[4]结合局部特征点与空间投影从高分辨率遥感影像上自动检测城区,Rosin^[5]以边缘特征为准则检测影像上的图像上的显著区域(含居城区),该方法拥有较好的检测效果。苏俊英等^[6]利用灰度方差纹理特征,设计了一种半自动的高分辨率遥感影像居民地提取方法。王华等^[7]通过获取边缘点的角度提取居民地外轮廓,并利用感知编组连接轮廓点。

现有的城区提取方法大部分都是基于监督分类机制,需要构建训练样本和一定的先验知识,人

为因素对提取结果影响较大,而本文方法是一种非监督分类方法,不需要任何的训练样本。城区通常由密集的建筑群、内部的绿地及道路交通网构成^[4],因此,其内部有丰富的角点特征,而影像在角点处有明显的灰度梯度和曲率变化^[8]。

1 Gabor 滤波

文献^[9]将 Gabor 滤波成功地用于人脸检测,此后,Gabor 滤波被广泛地推广到目标检测与识别的相关领域,它具有空间局部性及方向任意性的良好特性^[10],可以最大程度地获取图像的时频信息。在影像上,城区内部包含建筑物、桥梁、道路等人工地物,因此,城区具有丰富的角点特征,表现为城区纹理局部性强、方向多样性;而非城区(耕地、林地等)地物相对较单一、角点特征稀疏,表现为非城区纹理比较规则且方向单一。Gabor 滤波可以最大程度地反映影像上城区与非城区不同的纹理特征变化,即局部纹理信息越强则其滤波响应越强。二维 Gabor 滤波函数定义为高斯包络与复指数的乘积:

$$F_{\varphi}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_g^2} \exp\left(-\frac{u^2 + v^2}{2\sigma_g^2}\right) \exp(j2\pi fu) \quad (1)$$
$$u = x\cos\varphi + y\sin\varphi$$
$$v = -x\sin\varphi + y\cos\varphi$$

收稿日期:2013-04-20。

项目来源:国家 973 计划资助项目(2012CB719900)。

本文算法设计的 Gabor 滤波器组分布在 4 个方向 ($0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4$), 滤波器的中心频率在区间 $[0.05, 0.4]$ 进行采样而定^[9]。

假设实验影像为 $I(x, y)$ ($M \times N$), 将其与 $F_\varphi(x, y)$ 做二维卷积运算, 并取运算结果实部:

$$G_\varphi(x, y) = \text{Re}\{I(x, y) * F_\varphi(x, y)\} \quad (2)$$

式中, $G_\varphi(x, y)$ 为图像经过 Gabor 滤波后的局部极大响应值; * 表示二维卷积运算。

如图 1 所示, 城区相对于耕地、林地等非城区, 其内部包含丰富的人工地物(建筑物、道路等), 具有更加丰富的角点特征, 而在任何一个角点位置都存在灰度梯度和曲率的变化, 因此, 其城区内的纹理局部性更强, 故经过 Gabor 滤波变换之后, 城区内的像素点响应值普遍比非城区内像素点的响应值高, 如图 1(b) 所示。

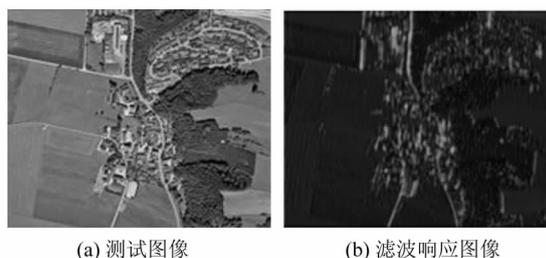


图 1 测试影像及其 Gabor 滤波响应影像

Fig. 1 Test Image and Gabor Filter Response Image

2 城区特性 Gabor 特征化

如图 1(b) 中所示, 图中白色区域为响应值较高的区域, 为了便于描述, 本文将这些区域命名为 Gabor 特征, 由图可知, 城区内的 Gabor 特征密度明显比非城区内的高。滤波响应图像上, 不同区域对应的 Gabor 特征取值各不相同, 存在特征的冗余现象, 如何有效地提取能够区分城区与非城区的 Gabor 特征是下一步面临的问题。

2.1 选择特征

本文选择 Gabor 特征的方法类似于 Ostu 方法, 其理论是基于分析判别式, 具有非参数性和非监督性的优点^[11]。假设滤波响应图上的 Gabor 特征取值可分为 L 个量级, 即 $[1, 2, \dots, L]$, 第 i 个量级的特征个数用 G_i 示, 则总的特征个数为 $N = G_1 + G_2 + \dots + G_L$, 将其归一化, 令 $p_i = G_i / N, i = 1, 2, \dots, L$, 然后以第 k ($k \in [1, L]$) 个 Gabor 特征取值为分界点前后将所有特征值分为 C_0 和 C_1 两个类, 根据式(3)分别计算 C_0 类的概率密度 $\omega(k)$, 最后不断更新 k 的取值, 做循环运算, 直至 C_0 与 C_1 的类间方差 $\sigma_B^2(k)$ (即式(4)) 取得最

大值时, 则认为取得 Gabor 特征的最佳分割阈值:

$$\omega(k) = \text{Pr}(C_0) = \sum_{i=1}^k p_i \quad (3)$$

$$\mu(k) = \sum_{i=1}^k i p_i; \mu_T = \sum_{i=1}^L i p_i$$

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[\mu_T \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]} \quad (4)$$

式中, $\mu(k)$ 为 C_0 类的均值; μ_T 为所有 Gabor 特征的均值。若取 k^* 时, 式(4) 取得最大值, 则称 k^* 为 Gabor 特征的最佳分割阈值, 则值大于或等于 k^* 的 Gabor 特征被保留, 小于 k^* 的部分被剔除。由于每幅滤波响应图像, 根据以上方法获取的最佳分割阈值各不同, 因此该方法具有自适应性。图 2 为某一频率在 4 个方向上的滤波响应图分别完成阈值分割后的二值图, 图中白色区域即为二值化后的 Gabor 特征。

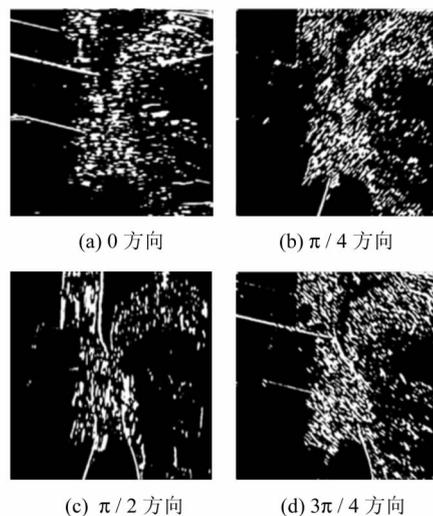


图 2 4 个方向的分割图

Fig. 2 Segmentation Images of Four Orientations

2.2 优化特征

分析图 2 可知, 单个方向的特征图, 能够完整地展示影像在该方向的所有 Gabor 特征, 但是不可避免地会出现特征冗余的现象, 以测试影像为例, 4 个方向具有较多非居民地干扰特征。因此, 可以考虑对 4 个方向的特征二值图作逻辑与运算:

$$G_T = G_0 \&\& G_{\pi/4} \&\& G_{\pi/2} \&\& G_{3\pi/4} \quad (5)$$

式中, $G_0, G_{\pi/4}, G_{\pi/2}, G_{3\pi/4}$ 分别为同一像素点在 4 个方向上的 Gabor 特征; && 为逻辑与运算; G_T 为 4 个方向逻辑与运算的结果。

图 3 为采样 3 个采样频率时, 每一个频率在 4 个方向上做逻辑与运算后, 特征优化的结果图, 其中图 3(b) 为图 2 所示的 4 个方向的运算结果, 分

析可知,优化后的特征图既保留了城区内各方向共同的 Gabor 特征信息,又舍弃了林地、耕地等的冗余部分特征,这确保了 Gabor 特征的有效性。

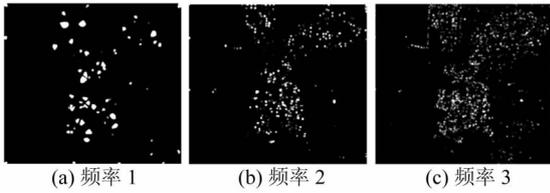


图 3 3 个中心频率优化后的特征图

Fig. 3 Optimized Features Images of Three Frequencies

2.3 确定最佳中心频率

在完成特征选择和特征优化之后,获取了影像在多个中心频率(尺度)下的 Gabor 特征图,本文方法需要从中选取一张最合适的特征图为后续的城区提取工作提供数据支持。对于不同空间分辨率的高分辨率影像,其最佳中心频率(尺度)各不相同,本文在设计 Gabor 滤波器组时,将参考已有文献滤波器的中心频率设定为 $[0.05, 0.4]$,然后按一定步长进行频率采样,从而获取了影像在多个频率(尺度)下的 Gabor 特征表达。

最佳中心频率上的 Gabor 特征图,需满足以下条件:① 城区内具有密集的 Gabor 特点,特征密度很高;② 非城区内的 Gabor 特征比较稀疏。因此,可以根据特征图上 Gabor 特征点聚集度大小来确定最佳中心频率,其具体步骤如下。

1) 假设特征图上的 Gabor 特征点是一个有 $N+1$ 个像素点构成的集合,用集合 $G_T \{p_1, p_2, \dots, p_{N+1}\}$ 表示;

2) 计算集合中每个特征点到剩余特征点的行列像素坐标差,第 i 个特征点到其余点的像素坐标差用集合 $D_i = \{(\Delta x_{i1}, \Delta y_{i1}), (\Delta x_{i2}, \Delta y_{i2}), \dots, (\Delta x_{iN+1}, \Delta y_{iN+1})\}$ 表示集合中含 $2N$ 个元素;

3) 第 i 个特征点的聚集度为:

$$J_i = \sum_{k=1, k \neq i}^{N+1} \frac{1}{\Delta x_{ik}^2 + \Delta y_{ik}^2} \quad (6)$$

4) 该中心频率下的 Gabor 特征图的总聚集度为所有特征点聚集度的综合,即有:

$$J = \sum_{i=1}^{N+1} J_i。$$

5) 按照上述步骤,分别计算每个采样频率下的特征图对应的聚集度,取拥有最大聚集度的特征图所对应的中心频率为影像的最佳中心频率。

经过计算,图 3(b)的聚集度最高,故频率 2 为测试影像的最佳中心频率,该频率下的特征图对应的城区内具有丰富的 Gabor 特征,非城区内则特征很稀疏,满足城区提取的条件。

3 基于 Gabor 特征城区提取

图 3(b)所示为测试影像在最佳中心频率上 Gabor 特征提取结果,城区与非城区不同之处在于 Gabor 特征密度的差异,但将会面临如何将两者的这一差异进行量化并且从数值上区分识别的问题。因此,本文首先以高斯函数为模型计算像素点到 Gabor 特征域平均点位的距离,然后对每个像素点进行投票并计算它们属于城区的概率,最后再次利用 Ostu 方法进行分割提取城区。

在特征图上,城区与非城区相比,城区内的像素点到所有 Gabor 特征点的空间距离之和更小,根据式(8)定义的高斯函数,将每一个像素点到所有 Gabor 特征点的空间距离转化为投票数并累加,则城区所获得的投票数比非城区获得的更高。具体实现步骤如下。

1) 假设实验影像 I 尺寸为 $M \times N$,定义矩阵 $V[M, N]$ 为高斯函数构建的空间投票矩阵;

2) 图 4(a)中,将每个白色图斑定义为一个 Gabor 特征域,设共有 N 个特征域,为了提高算法运行效率,以计算到每个 Gabor 特征区域的平均点位距离为准,以此代替到特征点距离,根据下式计算 Gabor 特征域的平均点位像素坐标:

$$\begin{cases} \bar{x}_p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \\ \bar{y}_p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \end{cases} \quad (7)$$

式中, $p(\bar{x}_p, \bar{y}_p)$ 为一个 Gabor 特征域的平均点位像素坐标, $p_1(x_1, y_1), p_2(x_2, y_2), \dots, p_n(x_n, y_n)$ 为该特征域内所有 Gabor 特征点的像素坐标。

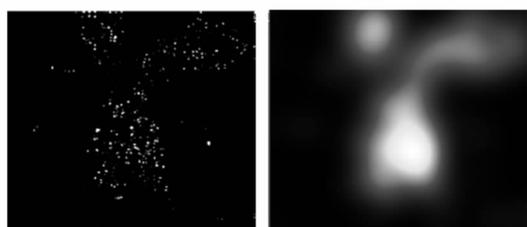
3) 以高斯函数为模型,构建二维空间投票矩阵 $V[M, N]$;令 $x=1, \dots, M; y=1, \dots, N$,定义如下:

$$V(x, y) = \sum_{k=1}^N \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x-\bar{x}_k)^2 + (y-\bar{y}_k)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

式中, (\bar{x}_k, \bar{y}_k) 为第 k 个特征域的平均点位; σ 为邻近投票参数。

如图 4(b)所示,为根据以上步骤计算得到的投票矩阵的能量图,白色区域为投票数最高的区域,高亮区域为投票数较多的区域,即为城区,暗色区域投票数相对较少,为非城区。

投票矩阵中,投票数多的像素点区域即为城区,而非城区内的像素点投票数则偏少。因此,影像上所有像素的投票值服从双峰分布,两个峰值



(a) Gabor 特征图 (b) 投票矩阵能量图

图4 Gabor 特征图与投票矩阵能量图

Fig. 4 Images of Gabor Features and the Voting Matrix

之间必然存在一个可分割阈值,再次利用 Ostu 方法可以获得最佳分割阈值^[11]。如图 5(a) 阈值分割后的二值图,白色区域为城市区域,图 5(b) 为城市区域外围轮廓,提取的结果与实际情况具有很高的吻合度。对于不同分辨率的高分辨影像,获取的分割阈值各不相同,因此,该过程也是一个自适应过程。

4 实验结果评价分析

实例 1、实例 2 中的空间分辨率分别为 2 m、1 m,尺寸均为 1 200×780,为验证算法的有效性



图6 实验结果

Fig. 6 Experimental Results

为了定量描述本文算法的城区提取精度,如表 1 所示,分别统计两个实例的人工跟踪提取的城区像素总数 S_{manual} ,本文算法提取的城区像素总数 S_{auto} ,两者相同的像素总数 S_{common} ,然后以 S_{common} 与 S_{manual} 之比为本文算法准确率 P_d ,以本文算法错检像素总数 $(S_{\text{auto}} - S_{\text{common}})$ 与 S_{auto} 之比

表 1 本文方法精度表

Tab. 1 Precision Table of the Proposed Method

	S_{auto}	S_{manual}	S_{common}	P_d	P_f
实例 1	361 744	387 786	355 776	91.75%	1.51%
实例 2	211 377	223 998	206 536	92.20%	2.24%

表 2 精度对比表

Tab. 2 Table of the Precision Comparison

	准确率/%		错检率/%	
	实例 1	实例 2	实例 1	实例 2
本文方法	91.75	92.20	1.51	2.24
文献[5]方法	72.13	90.56	4.93	28.09



(a) 二值图 (b) 轮廓图

图5 城区二值图与轮廓图

Fig. 5 Binary Image and Skeleton Image of Urban Area

与准确性,分别将本文方法实验结果与人工提取的理想结果和文献[5]方法提取结果进行比较。

图 6 为实验结果图,图 6(a) 为两个实例的原始影像,影像中城区与林地、耕地交织在一起,具有较高的复杂度;图 6(b) 为其相应的 Gabor 特征图,城市区域中均拥有很高的 Gabor 特征密度;图 6(c) 为本文方法与人工提取结果对比图。由图可知,本文方法与人工提取结果具有很高的吻合度,仅出现小部分错检现象;图 6(d) 为本文方法提取结果与文献[5]方法提取结果对比图,本文方法提取结果优于文献[5]方法提取结果。

为虚警率因子 P_f 。表 2 为本文方法精度与文献[5]方法精度的对比情况,本文方法对于实例 1 和实例 2,均具有较高的准确率及较低的虚警率因子。

参 考 文 献

- [1] Benediktsson J B, Pesaresi M, Arnason K. Classification and Feature Extraction for Remote Sensing Images from Urban Areas Based on Morphological Transformations[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(9): 1 940-1 949
- [2] Weigl K, Giraudon G, Berthod M. Application of Projection Learning to the Detection of Urban Areas in SPOT Satellite Images[R]. Rapports de recherche-INRIA, Sophia Antipolis, France, 1993
- [3] Fang W, Chao W, Hong Z. Residential Area Information Extraction by Combining China Airborne SAR and Optical Images[J]. IEEE International Ge-

- oscience and Remote Sensing Symposium, 2004: 2 568-2 570
- [4] Sirmacek B, Unsalan C. Urban Area Detection Using Local Feature Points and Spatial Voting[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2010, 7 (1): 146-150
- [5] Rosin P L. A Simple Method for Detecting Salient Regions[J]. Pattern Recognition, 2009, 42 (11): 2 363-2 371
- [6] 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
- [7] 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
- [8] Schmid C, Mohr R, Bauckhage C. Evaluation of Interest Point Detectors[J]. Int J Comput Vis, 2000, 37(2): 151-172
- [9] Kyrki V, Kamarainen J K, Kalviainen H. Simple Gabor Feature Space for Invariant Object Recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(3): 311-318
- [10] Vetterli M, Kovacevic J. Wavelets and Subband Coding(1st ed)[M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1995
- [11] Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-level Histograms[J]. IEEE Trans Syst, Man, Cybern, 1979, SMC-9(1): 62-66
-
- 第一作者简介:陈洪,硕士生,主要研究方向为高分辨率遥感影像目标检测。
E-mail: hong05060922@163.com

Automatic Urban Area Extraction Using a Gabor Filter and High-Resolution Remote Sensing Imagery

CHEN Hong¹ TAO Chao¹ ZOU Zhengrong¹ YU Feifei¹

(1 School of Geosciences and Info-Physics, Central South University, South Lushan Road, Changsha 410083, China)

Abstract: A new automatic urban area extraction method from high-resolution remote-sensing imagery that exploits the unique local features of urban area is presented in this paper. The proposed algorithm contains the following steps: First, it obtains the filtering response images with Gabor filters grouped at various central frequencies and orientations; Secondly, we use the Otsu's method to implement threshold segmentation, and then realize the logical and operation in the various orientations of every central frequency; Thirdly, we determine the optimal central frequency with the Gabor features distribution information; Finally, with the information above, we extract the urban area by forming the spatial voting matrix with the Gaussian function. Experimental results show that the approach is able to detect the urban areas in the high-resolution remote-sensing imagery. The results of a performance evaluation also support the high precision of this approach.

Key words: high-resolution remote-sensing imagery; urban area extraction; Gabor filter; Gaussian function; Otsu's method

About the first author: CHEN Hong, postgraduation. He majors in object detection from high resolution remote sensing imagery.
E-mail: hong05060922@163.com