

一种使用局部空间统计量的高分辨率影像显著结构提取方法

陈一祥¹ 秦昆¹ 冯霞¹

¹ 武汉大学遥感信息工程学院,湖北 武汉,430079

摘要: 使用三个局部空间统计量(局部 Moran's I、局部 Geary's C 和 Getis)来建模影像的空间依赖性,提出了一种简单有效的获取影像显著结构的方法。该方法通过对空间依赖强度特征图像进行 3D 阈值化来获取影像的同质区或边缘结构,实验结果表明了这三个局部空间统计量在建模影像空间依赖性和获取显著结构方面的性能差异。

关键词: 空间依赖;局部空间统计量;3D 阈值化;结构

中图法分类号:P237.4; TP753

文献标志码:A

高空间分辨率遥感影像已成为当前重要的数据源。分辨率的提高使得高分辨率影像光谱异质性增强,类内方差变大,类间可分性降低,仅使用光谱特征不足以有效地实现影像的解译与信息提取,因此,纹理、结构等空间特征建模与提取成为高分辨率影像信息处理的重要研究内容^[1-4]。

同质区(如建筑物屋顶、道路表面)和边缘分别对应地物目标的内部平坦区域和轮廓边界,它提供了影像地物的重要结构信息,是人们进行影像地物识别和提取的重要依据。因此,本文将同质区和边缘称为影像中的显著结构。传统地,一般通过影像分割来获得地物目标的同质区,通过边缘检测来获得边缘。本文将从局部空间依赖的角度来认识影像中的同质区和边缘,给出一种根据局部空间依赖性来提取高分辨影像显著结构的新方法。

空间依赖性又叫空间自相关性,它是指空间上邻近位置属性信息的相似性。局部空间统计量,包括局部 Moran's I、局部 Geary's C 和 Getis 三个不同指标,可以有效地度量局部的空间相关性,揭示局部的空间变异模式^[5-7]。早期这些统计量主要用于分析空间点数据,近些年来一些研究人员开始将其用于分析遥感数据^[8-11],但这些应

用还主要停留在对影像进行辅助分类或分割方面。

本文使用局部空间统计量来量化高分辨率影像的空间依赖性,提出了一种简单有效的获取影像显著结构的方法。该方法通过对空间依赖强度特征图像进行 3D 阈值化来获取影像的同质区或边缘结构。由于三个局部空间统计量在量化空间依赖性时具有不同的特点,因此,本文利用这三个局部统计量同时进行影像显著结构的提取,以发现它们各自的特点,并比较它们的性能差异。

1 局部空间统计量

局部空间统计量(即局部空间自相关统计量)用来度量不同空间位置的属性关联性。对于一个确定的地理位置 i ,设观测值为 y_i ,则位置 i 的局部空间统计量 L_i 可表达为观测值 y_i 与其近邻观测值 y_{J_i} 的函数,即

$$L_i = f(y_i, y_{J_i}) \quad (1)$$

采用不同的函数形式和近邻规则,可得到不同的统计量。文献[5]采用 Gamma 指数的形式将局部空间统计量定义为:

$$\Gamma_i = \sum_j a_{ij} \cdot b_{ij} \quad (2)$$

收稿日期:2013-01-25

项目来源:国家 973 计划资助项目(2012CB719903);高分辨率遥感交通应用示范项目(07-Y30A05-9001-12/13);中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(201121302020010)。

第一作者:陈一祥,博士生,从事高分辨率遥感影像特征描述、建模与信息提取以及空间分析研究。E-mail:chenyixiang163@163.com

通讯作者:秦昆,博士,教授。E-mail:qink@whu.edu.cn

式中, a_{ij} 表示位置 i 和 j 的空间相似性, 一般由空间权重矩阵中以元素来刻画; b_{ij} 表示位置 i 和 j 的属性相似性, 不同的相似性度量方法对应不同的统计量。

1) 当 $b_{ij} = z_i \cdot z_j$ 时, 对应局部 Moran's I 统计量 I_i , 即

$$I_i = \sum_j w_{ij}(d) \cdot z_i \cdot z_j \quad (3)$$

2) 当 $b_{ij} = (z_i - z_j)^2$ 时, 则是局部 Geary's C 统计量 C_i , 即

$$C_i = \sum_j w_{ij}(d) \cdot (z_i - z_j)^2 \quad (4)$$

式中, $w_{ij}(d)$ 为空间权重矩阵中次元素, 用来刻画位置 i 和位置 j 的邻近性, 一般采用二元化的空间权矩阵。如果位置 j 在以位置 i 为中心、 d 为半径的范围内, 则 $w_{ij}(d) = 1$, 即 i 和 j 是相邻的; 否则 $w_{ij}(d) = 0$ 。 z_i 和 z_j 分别为位置 i 和位置 j 的标准化的观测量, 即 $z_i = (x_i - \bar{x})/s$, $z_j = (x_j - \bar{x})/s$, \bar{x} 为观测值的均值, s 为观测值的标准差。

Getis 统计量是另一种形式的度量局部空间关联性的统计量(本质上也可归为式(2)的形式), 其定义为^[6-7]:

$$G_i(d) = \frac{\sum_j w_{ij}(d) \cdot x_j}{\sum_j x_j} \quad (5)$$

标准化的 Getis 统计量 $G_i(d)$ 为:

$$G_i(d) = \frac{\sum_j w_{ij}(d) x_j - W_i^* \bar{x}}{s [W_i^*(n - W_i^*)/(n - 1)]^{1/2}} \quad (6)$$

式中, $W_i^* = \sum_j w_{ij}(d)$; \bar{x} 和 s^2 分别为所有位置观测值的均值和方差。

对于局部 Moran's I 统计量, 若 I_i 为正值, 则表示正的空间相关性, 表现为空间上相似的观测值聚集在一起, 在影像上一般对应于局部的同质区; 若 I_i 为负值, 则代表负的空间相关性, 表现为相异的观测值聚集在一起, 在影像上表现为光谱变异的异质性区域。对于 Geary's C 统计量也有类似特性, 但不同的是 C_i ($C_i \geq 0$) 越小, 正相关性越大; C_i 越大, 负相关性越大。

对于标准化的 Getis 统计量, 若 $G_i(d)$ 为正值, 则表明位置 i 周围的值相对较大(高于均值), 表现为高的观测值的集聚; 若 $G_i(d)$ 为负值, 则表明位置 i 周围的值相对较小(低于均值), 表现为低的观测值的集聚。因此, Getis 统计量可用来揭示观测值是高值集聚(又称为“热点”)还是低值集聚(又称为“冷点”)。

2 空间依赖强度 3D 可视化与显著结构提取

对影像中的每个像元, 在以该像元为中心的

邻域窗口内, 使用局部空间统计量计算其空间依赖强度大小, 并将其值赋给中心像元, 获取空间依赖强度特征图像。对于影像中的不同区域, 其空间依赖的强度是不同的, 一般同质性区域会具有大的空间依赖性, 而边缘和纹理区域空间依赖性会较小, 或者说空间变异性会较大。因此, 可以根据空间依赖强度来间接了解影像像元的空间分布模式, 获取影像的同质区、边缘等显著结构。

为了更直观地察看影像地物的空间依赖性, 对获得的特征图像进行 3D 可视化, 3D 坐标的 XY 平面对应原影像的栅格平面, Z 轴对应空间依赖的强度。每个格网点 (x, y) 对应一个空间依赖强度值 z , 即

$$z = \varphi(x, y) \quad (7)$$

式中, φ 为空间依赖强度曲面函数。

通过局部空间统计量获得空间依赖强度后, 可以设定阈值将原影像中满足一定条件的像素输出, 构成具有一定结构的区域或边缘。设空间依赖的强度阈值为 T , 本文输出满足以下条件的像元:

$$\varphi(x, y) > T \quad (8)$$

使用局部 Moran's I、局部 Geary's C 和 Getis 三个不同的统计量, 将会得到不同的空间依赖强度特征图像, 本文通过对特征图像进行 3D 可视化来查看它们特征图像各自的特点, 并根据可视化来设定 3D 阈值, 输出满足条件(8)的像元, 这些像元会构成影像的同质区或边缘结构。

3 实验与分析

实验使用的数据为 WorldView-2 全色影像(见图 1), 其空间分辨率为 0.5 m, 影像中包含的地物主要包括房屋、树木、阴影和街道等。由于成像条件和地物属性的差异, 影像中的地物会表现出不同的灰度特性, 例如一些屋顶在影像中表现为灰度高亮的区域, 而另一些屋顶和阴影表现为灰度低暗的区域。从地物空间特征来看, 影像中的地物或表现为空间依赖性较大的同质性区域, 或表现为空间变异性较大的异质性区域。

对影像中的每个像元, 以 3×3 为邻域窗口, 使用式(3)、(4)和(6)分别计算影像的局部空间依赖性, 获得影像空间依赖的特征图像。为了更直观地察看影像地物的空间依赖性, 对获得的三个特征图像分别进行 3D 可视化, 其结果如图 2 所示。

对比图 2(a)和图 1 可以发现, 原始影像中的



图 1 WorldView-2 全色影像

Fig. 1 Panchromatic Band of WorldView-2 Image

同质性区域(无论是高亮区还是低暗区),在图 2(a)中都会具有大的响应值,这表明影像中的同质区会具有大的空间依赖性。相反,影像中的

异质性区域会具有较小(或负)的空间依赖性,这在图 2(a)和图 1 中也具有一致性。

图 2(c)和图 2(a)具有很大的相似性,但也具有一定的差异性。对比图 2(c)和图 1 可以发现,Getis 统计量能够对影像中的同质性区域作出敏感的反应,但是对影像中“高亮”和“低暗”两种不同类型的同质性区域,Getis 统计量反应的方向是不同的,原影像中的“高亮”同质区在图 2(c)中具有大的空间依赖响应值,而“低暗”同质区在图 2(c)中具有小(负)的空间依赖响应值。对于灰度“高亮”和“低暗”的区域,本文分别将其称为“热点”区域和“冷点”区域。因此,Getis 统计量不仅可以识别同质性区域,还可进一步将其区分为是“热点”区域还是“冷点”区域。

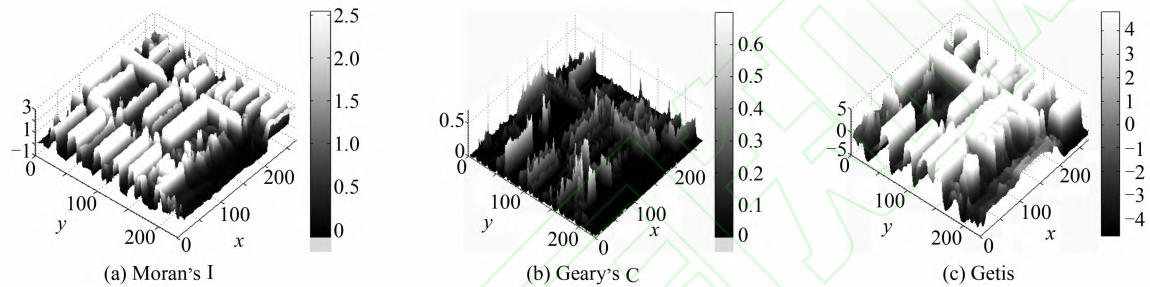


图 2 局部空间依赖强度的 3D 可视化

Fig. 2 3D Visualization of Local Spatial Dependence Intensity

不同于局部 Moran's I 和 Getis 统计量,局部 Geary's C 统计量是从空间变异的角度来量化空间依赖性,即空间变异性越大,空间依赖性就越小;反之,空间变异性越小,空间依赖性就越大。在图 2(b)中,高值代表了大的空间变异性,它对应原影像中的边缘、纹理等异质性区域,而对于影像中的同质区,其强度相应会较低。

进一步地,根据影像空间依赖强度的差异,通过设定 3D 阈值获得了影像中的同质区、边缘等显著结构,如图 3 所示。图 3(a)为阈值 $T=0.5$ 时,根据 2(a)获取的原影像的同质性区域;图 3(d)为阈值 $T=0.03$ 时,根据图 2(b)获取的原影像的边缘结构图;图 3(g)为阈值 $T=0.1$ 时,根据 2(c)获取的原影像的“热点”区域。

为了评价通过阈值获取的影像结构,本文将其与传统的同质区或边缘结构获取方法进行了比较。图 3(b)为通过 eCognition 软件进行多尺度分割获得的结果(尺度因子 $s=60$),图 3(c)为 FCM 聚类结果(聚类数目为 4)。比较图 3(a)~3(c)可以发现,使用局部 Moran's I 统计量获得的同质性区域已接近通常的图像分割方法获得的

同质区,这表明局部 Moran's I 统计量具有很好的识别影像同质性区域的能力。不同的是,局部 Moran's I 统计量根据空间依赖的强度或程度获取影像的部分同质区,而通常的图像分割方法主要是根据光谱(灰度)或空间特征的相似性对整幅影像进行划分。

比较图 3(d)~3(f)可以发现,使用 Geary's C 统计量可以获得与通常的边缘检测算子相接近的边缘结构。与经典的 Sobel 算子和 Canny 算子相比,它可以比 Sobel 算子获取更多的边缘,并且得到与 Canny 算子相接近的结果。特别地,本文方法通过调整阈值可以控制边缘输出的尺度和数量,其缺点在于获取的边缘会较“粗糙”,不如通常的边缘检测算子获得的边缘清晰。

图 3(h)为通过 Otsu 阈值法^[12]二值化的结果,最优阈值 level=0.5608。图 3(g)为使用 Getis 统计量识别的“热点”区域,它比 Otsu 阈值法获得的结果更平滑、更连续,这是由于 Getis 统计量考虑了空间依赖性,能够在一定程度上抑制局部空间异质性,因而具有平滑滤波的作用。

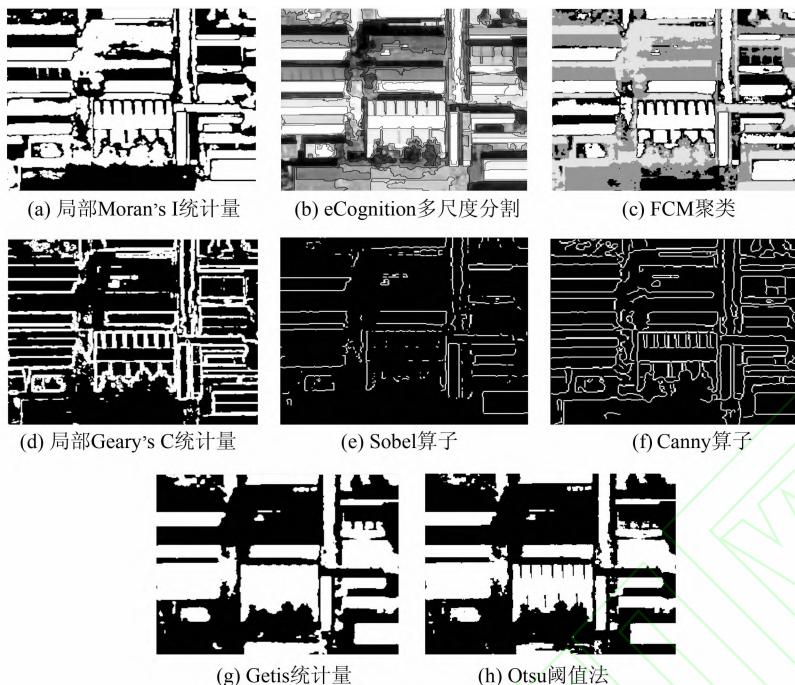


图3 使用不同方法提取的影像同质区或边缘结构

Fig. 3 Homogeneous Region or Edge Structures Extracted Using Different Methods

4 结语

本文使用局部空间统计量来建模高分影像的空间依赖性,对获取的空间依赖强度图像进行3D可视化,并通过3D阈值化实现影像中显著结构(同质区或边缘)的提取。实验结果表明,使用局部Moran's I和Getis统计量能够有效地提取影像中的同质区,特别地,后者还能够将同质区区分为是“热点”区域还是“冷点”区域;而Geary's C统计量能够很好地识别影像中的边缘结构。比较实验表明,本文方法能够达到与传统方法相接近的效果。本文方法是对局部空间统计量的一个新应用,其优点在于考虑了空间依赖性,能够有效地利用空间信息,并且计算简单。进一步的研究将关注于3D阈值的有效选择以及更精细、更准确的高分辨率影像显著结构提取方法。

参考文献

- [1] Bruzzone L, Carlin L. A Multilevel Context-Based System for Classification of Very High Spatial Resolution Images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(9): 2 587-2 599
- [2] Akcay H G, Aksoy S. Automatic Detection of Geospatial Objects Using Multiple Hierarchical Segmentations[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(7): 2 097-2 111
- [3] Puissant A, Hirsch J, Weber C. The Utility of Texture Analysis to Improve Per-pixel Classification for High to Very High Spatial Resolution Imagery [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, 26(4): 733-745
- [4] Zhang L, Huang X, Huang B, et al. A Pixel Shape Index Coupled With Spectral Information for Classification of High Spatial Resolution Remotely Sensed Imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(10): 2 950-2 961
- [5] Anselin L. Local Indicators of Spatial Association-LISA[J]. *Geographical Analysis*, 1995, 27(2): 93-115
- [6] Getis A, Ord J K. The Analysis of Spatial Association by Use of Distance Statistics[J]. *Geographical Analysis*, 1992, 24(3): 189-206
- [7] Ord J K, Getis A. Local Spatial Autocorrelation Statistics: Distributional Issues and an Application [J]. *Geographical Analysis*, 1995, 27(4): 286-306
- [8] Johnson B, Xie Z. Unsupervised Image Segmentation Evaluation and Refinement Using a Multi-scale Approach[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2011, 66(4): 473-483
- [9] Ghimire B, Rogan J, Miller J. Contextual Land-Cover Classification: Incorporating Spatial Dependence in Land-Cover Classification Models Using Random Forests and the Getis Statistic[J]. *Remote Sensing*, 2013, 3(10): 1875-1892

- Sensing Letters*, 2010, 1(1): 45-54
- [10] Su W, Li J, Chen Y, et al. Textural and Local Spatial Statistics for the Object-Oriented Classification of Urban Areas Using High Resolution Imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(11): 3 105-3 117
- [11] Myint S W, Wentz E A, Purkis S J. Employing

- Spatial Metrics in Urban Land-Use/Land-Cover Mapping: Comparing the Getis and Geary Indices [J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2007, 73(12): 1 403-1 415
- [12] Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62-66

A Method of Spatial Salient Structure Extraction Using Local Spatial Statistics in High Resolution Images

CHEN Yixiang¹ QIN Kun¹ FENG Xia¹

1 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Homogeneous regions or edges are important structural information for object recognition and extraction in high resolution remote sensing images. This paper considers the homogeneous regions and edges from the perspective of spatial dependence, which is a measure of the spatial association between the pixel values in the image. Spatial dependence is one of the spatial characteristics of high resolution images. Based on the measure to spatial dependence using local spatial statistics (local Moran's I, local Geary's C and Getis), this paper proposes a simple, effective method of extracting spatial salient structures (homogeneous regions or edges) which adopts a new technique of 3D thresholding for spatial dependence intensity. Comparative experiments show the potential and performance differences of three statistics in modeling spatial dependence and extracting spatial salient structures.

Key words: spatial dependence; local spatial statistics; 3D thresholding; structure

First author: CHEN Yixiang, PhD candidate, specializes in feature description, modeling and information extraction of high resolution remote sensing images and spatial analysis. E-mail: chenyixiang168@163.com

Corresponding author: QIN Kun, PhD, professor. E-mail: qink@whu.edu.cn

Foundation support: The National 973 Program of China, No. 2012CB719903; the Research Project on High Resolution Remote Sensing for Transportation, No. 07-Y30A05-9001-12/13; the Fundamental Research Funds for the Central Universities, No. 201121302020010.