

运用多尺度图像纹理进行城市扩展变化检测

宋翠玉¹, 李培军², 杨锋杰¹

(1. 山东科技大学地球信息科学与工程学院, 青岛 266510; 2. 北京大学遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871)

摘要:应用遥感数据检测城市扩展变化时,单纯基于光谱信息的变化检测法很难取得理想效果。本文将多尺度的纹理与光谱信息结合应用于变化检测,并评价其在检测城市扩展变化中的性能。变化检测采用分类后比较法。研究表明,如果纹理尺度与数据组合合适,与单纯基于光谱信息的检测结果相比,纹理特征与光谱特征结合的变化检测精度显著提高,而多尺度纹理辅助变化检测得到的检测精度最高。研究还发现,纹理辅助变化检测在某些地物类别的边缘会产生假变化信息。

关键词:城市扩展变化检测; 分类后比较; 纹理; 多尺度

中图分类号: TP 79: F 293.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-070X(2006)03-0037-06

0 引言

目前,已有许多基于遥感的变化检测方法,如图像代数法、多时相直接分类法和分类后比较法^[1~3]。其中,分类后比较方法是变化检测最直观的方法之一,该方法受不同时相图像的辐射差异影响较小,而且能够确定出具体的类别变化信息。但是,分类后比较的变化检测精度取决于两个时相图像分类的精度^[1]。因此,提高各个时相分类结果的精度是提高检测精度的关键之一。

现有的绝大多数变化检测方法一般只运用光谱信息,这类方法在检测城市扩展变化时受到限制。城市是多种地物的综合体,单纯根据光谱特征很难准确定义城市这一类别,也难以准确检测其变化。因此,考虑加入空间信息,将其与光谱信息共同用于城市扩展的检测中^[4]。图像纹理是一种常用的空间信息,已被广泛运用于图像分类,以提高分类精度^[5,6]。纹理特征依赖于提取纹理时所采用尺度的大小。对于多数纹理算法,窗口大小是控制纹理尺度的直接因素。研究表明,加入纹理信息进行图像分类时,90%的分类精度变化与计算纹理所采用的窗口大小有关,而具体使用哪种纹理提取算法的影响只占10%^[5]。已经有很多研究探讨了纹理分析中窗口大小对图像分类精度的影响^[7~10]。但是,不同的研究对计算纹理时窗口大小的确定得出截然不同

的结论^[5,11~13],反映出图像中并不存在单一的最佳尺度(窗口)^[14]。

值得指出的是,现有的大多数研究一般只采用单一窗口提取图像纹理并用于图像分类,探讨单尺度纹理特征对分类精度的影响^[5,7~13]。但是,地物本身具有多尺度的特点,对于包含复杂空间结构的图像而言,很难用单一窗口充分描述所有的纹理信息。因此,如果应用多尺度的纹理信息和光谱信息进行分类,可获得比单一窗口提取纹理更高的分类精度^[15],进而提高变化检测的精度。目前,已经有一些研究采用多尺度(Multi-scale)的方法提取图像的空间信息^[14~16]。

本文尝试将多尺度纹理信息加入不同时相图像的光谱分类中,进而进行城市扩展的变化检测,并分析多尺度纹理信息对变化检测精度的影响。

1 研究区及图像数据

以北京市为研究区。为避免季相差异引起的不同时相图像上同类地物的光谱特征差异,并进而影响图像分类和变化检测的精度,本研究选用相同季节的图像,即1989年10月和1999年10月的Landsat TM图像,进行城市扩展变化检测。研究区大小为1300像元×1140像元。图1为研究区2个时相的假彩色合成图像,从图中可以看出,城市中心大约位

于图像的中心部位,1989~1999年间,城市向四周扩

展,城区北部的扩展更为明显。

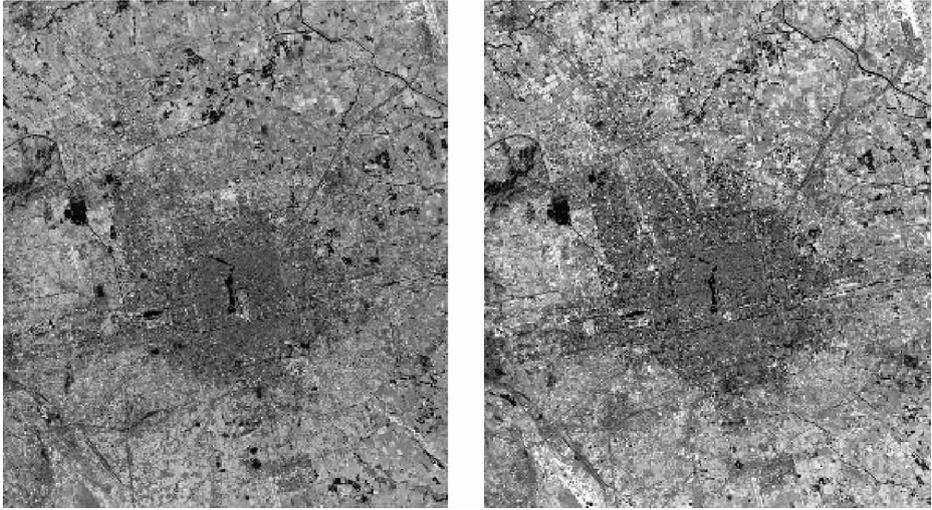


图1 北京市1989年10月(左)和1999年10月(右)TM741合成图像

2 方法

变化检测方法流程如图2所示。

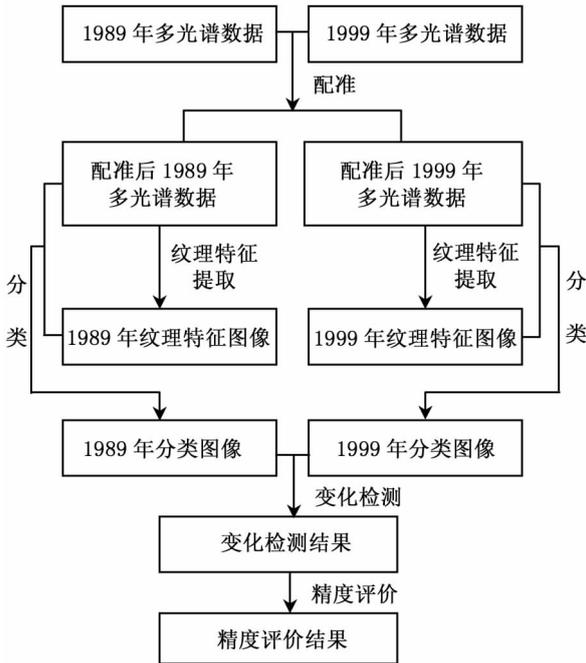


图2 变化检测方法流程

2.1 图像配准

以1989年TM多光谱数据为基础,选取了23个控制点,将1999年的TM多光谱数据与其配准,总体的配准误差(RMS)为0.4,满足变化检测所要求的精度。

2.2 纹理特征提取

纹理是遥感图像的重要特征之一,它反映图像中地物的空间结构特征,并以像元亮度值的变化来

体现。目前,已有多种计算图像纹理的算法,如基于灰度共生矩阵(Gray-Level Co-occurrence Matrix, GLCM)、小波变换以及地统计学变差函数(Variogram)的纹理特征提取算法等^[13,17~20]。本研究采用灰度共生矩阵提取纹理^[5],该算法描述的具体图像纹理特征统计量有均值(Mean)、方差(Variance)、均一度(Homogeneity)、对比度(Contrast)、差异性(Dissimilarity)、角二阶矩(Angular Second Moment)、熵(Entropy)和相关性(Correlation)。研究将通过图像分类的精度来比较这些纹理特征,并选取精度最高的一种,进一步探讨纹理尺度对图像分类及变化检测的影响。

计算基于灰度共生矩阵纹理时,需要考虑的参数包括移动窗口的大小以及偏移距离(shift)、方向。一般研究采用偏移距离为1个像元大小,因为偏移距离为1个像元能最准确地描述最邻近像元间的灰度差异^[13]。当图像中地物的空间分布不存在某一显著的优势方向时,分别计算4个主要方向(NS, EW, N45°E, N45°W)的纹理值,最终的纹理是这4个方向的平均值(即全向纹理, omnidirectional texture)。在上述2个参数都确定的情况下,窗口大小的确定对于纹理特征的定量描述至关重要,它反映了不同尺度的纹理特征,可以通过实验来确定。

2.3 图像分类

本研究采用最大似然分类法分别对2个时相的图像进行分类。同一时相图像的所有分类使用相同的训练样本。分类分别采用不同的数据组合,即单纯的光谱分类和加入图像纹理的分类。在光谱分类中, TM图像的7个波段均参与了分类。加入纹理的

分类方法是,首先,计算纹理图像,然后将纹理图像作为逻辑波段与光谱波段直接叠加,进行分类。例如,加入一个纹理波段,则共有8个波段(1个纹理波段和7个光谱波段)参与分类。由于研究中采用多尺度的纹理信息,因此,分类中有不同尺度的多个纹理波段加入。

2.4 变化检测

由于本文探讨城市扩展的变化检测,因此,在进行变化检测前,首先,将2个时相的分类结果分别进行合并,形成城市和非城市两大类,即城市作为单独一类,其余的地物类别合并为一类,即非城市类。然后,使用分类后比较的变化检测方法,即将2个时相的分类结果逐像元进行比较,以获得变化信息。检测结果中的类别分为无变化类和变化类(即非城市类变为城市类)两类。

2.5 精度评价

分别对2个时相分类结果以及变化检测结果进行定量精度评价。分类结果的精度评价是通过系统采样方法获得检验样本,相同时相的所有分类结果采用相同的检验样本(即参考数据)。检验样本是参考已有土地利用数据及实地调查数据选取的,并且与训练样本相互独立。

变化检测结果的精度评价采用分层随机采样法(Stratified Random Sampling)在变化图像上生成采样点,以保证各类别均有适量的检验样本。

采用混淆矩阵计算精度,包括总体精度、用户精度和生产者精度,以及Kappa系数。总体精度指正确的样本占总体样本的比例,Kappa系数的计算应用了混淆矩阵中的所有元素,能更全面地评价整个分类或者变化检测结果的精度。

3 实验结果与讨论

3.1 分类结果与评价

3.1.1 分类结果

研究区地物类型共划分了7类,即水体、林地、农田A、农田B、城区、村庄和裸地。在2个时相图像进行独立分类时,选择训练区样本分别为30 585个像元(1989年)和24 700个像元(1999年)。进行分类结果精度评价时,选取的检验样本分别为77 055个像元(1989年)和74 431个像元(1999年),分别占总像元数的5.20%和5.03%。

计算图像纹理时,首先,确定用于计算纹理的波段。通过比较发现,加入TM 4波段的纹理得到的分

类精度最高,因此,本研究运用TM 4波段进行纹理信息提取。采用的基于灰度共生矩阵的纹理参数有8个(即均值、方差、均一度、对比度、差异性、角二阶矩、熵和相关性),将每个纹理参数作为独立波段分别与光谱波段叠加进行分类,比较8种分类结果的精度发现,加入均值纹理的分类结果精度最高。通过观察纹理图像发现,在均值纹理图像上地物内部比较平滑,边缘效应较弱,而在其它的纹理图像上,地物内部纹理值变化大,且边缘效应显著,因此,本研究运用均值计算纹理特征。

本研究采用偏移距离为1个像元,分别计算4个主要方向(NS,EW,N45°E,N45°W)的纹理值,最终纹理为4个方向的平均值。提取纹理所采用的移动窗口的大小通过实验来确定。从3像元×3像元开始,逐渐增大,采用不同大小的窗口提取纹理,并分别将单一尺度的纹理以及不同尺度纹理的组合加入到分类中,比较分类的总体精度以及城市类的精度。实验发现,随着窗口的增大,分类精度逐渐提高,但到达某一尺度时,分类精度不再提高,并逐渐降低。选取分类精度最高的单尺度纹理以及多尺度纹理组合,作为比较对象。表1为最终采用的纹理窗口大小及组合。

表1 提取纹理所采用的单一窗口大小及组合

| 纹理 | 窗口/像元×像元 |
|------------|-----------------|
| 1989 单尺度纹理 | 5×5 |
| 1989 多尺度纹理 | 3×3,5×5,7×7 |
| 1999 单尺度纹理 | 9×9 |
| 1999 多尺度纹理 | 3×3,5×5,7×7,9×9 |

3.1.2 分类结果评价

表2为2个时相不同数据组合的分类精度比较。

表2 光谱分类和加入纹理的分类精度比较^①

| 年 | 数据组合 | PA/% | UA/% | OA/% | Kappa |
|-------------|------------|-------|-------|-------|-------|
| 1989年 分类 | 光谱分类 | 80.28 | 94.86 | 87.24 | 0.836 |
| | 加入单尺度纹理的分类 | 84.42 | 97.06 | 89.62 | 0.867 |
| | 加入多尺度纹理的分类 | 86.16 | 97.38 | 89.92 | 0.870 |
| 1999年 分类 | 光谱分类 | 81.95 | 95.95 | 88.79 | 0.859 |
| | 加入单尺度纹理的分类 | 88.71 | 97.54 | 91.01 | 0.885 |
| | 加入多尺度纹理的分类 | 89.75 | 98.05 | 91.40 | 0.890 |

^① PA - 城市的生产者精度; UA - 城市的用户精度; OA - 分类的总体精度; Kappa - Kappa系数

由表2可以看出,加入纹理的分类比单纯的光谱分类精度高,尤其是城区的生产者精度有明显提高。基于光谱分类中,新建城区以及城区中新建的道路与村庄的光谱相似,分类时容易产生混淆;加入

纹理信息后,由于村庄和城区纹理特征的差异性,使混淆的现象有所改善,从而提高了城区的分类精度。随着尺度的增大,大尺度窗口得到的纹理信息会使城区内部更加平滑,进而更准确地提取出城区信息,因此,城区的分类精度有逐渐提高的趋势。但是,大尺度纹理却使图像中尺度较小的地物,如村庄、小型水体等的分类精度降低,使图像分类的总体精度提

高不明显甚至降低。多尺度纹理辅助分类与单尺度纹理辅助分类比较,城区的生产者精度有较大提高,分类总体精度也有提高。

图3显示了1989年分类结果的局部,在加入多尺度纹理后,城市被误分类为村庄的现象显著减少,城市类别内部更加均匀,精度明显提高。

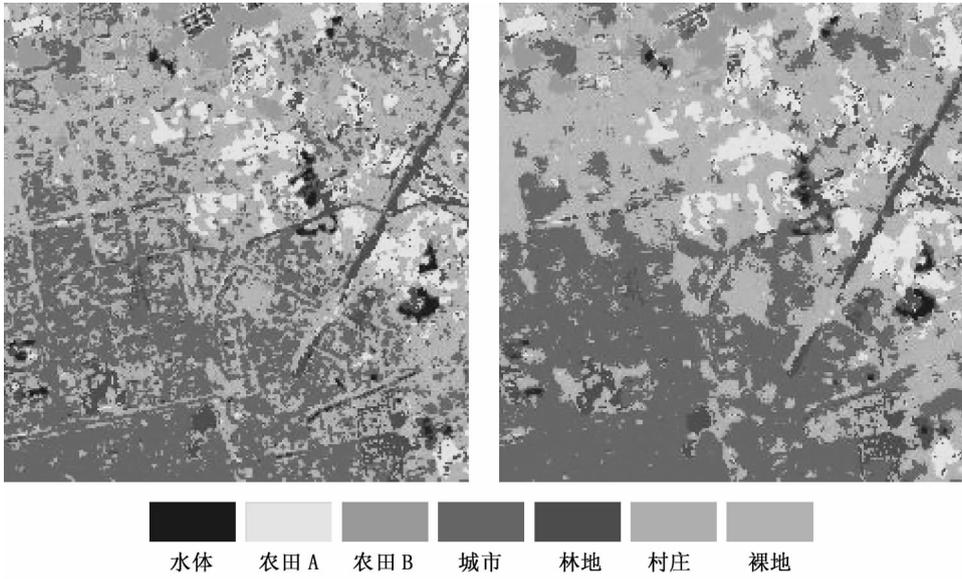


图3 1989年分类结果的局部比较
(左:基于光谱信息的分类结果;右:加入多尺度纹理的分类结果)

3.2 变化检测结果及评价

变化检测精度评价采用随机分层采样方法,共随机选取了1000个检验点,去掉落在类别边缘的样本点后,共有913个样本点参与了精度评价。3种不同数据组合的变化检测结果如图4所示,相应的精度见表3。

表3 变化检测精度比较

| 数据组合 | 总体精度/% | Kappa |
|--------------|--------|-------|
| 基于光谱的变化检测 | 89.16 | 0.438 |
| 加入单尺度纹理的变化检测 | 91.13 | 0.507 |
| 加入多尺度纹理的变化检测 | 93.87 | 0.638 |

由变化检测结果(图4)可以看出,加入纹理信息的变化检测结果比未加纹理的结果平滑了很多。

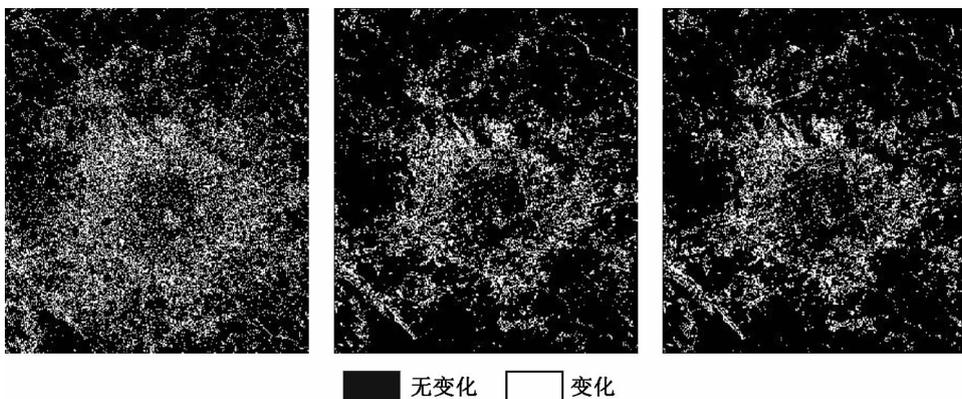


图4 变化检测结果
(左:基于光谱的变化检测结果;中:基于单尺度纹理的变化检测结果;右:基于多尺度纹理的变化检测结果)

在研究中我们也发现,与基于光谱信息的变化检测相比,基于纹理的变化检测在某些地物边缘出

现更明显的假变化信息(False alarm)。图5为基于光谱的变化检测结果和加入纹理的变化检测结果,

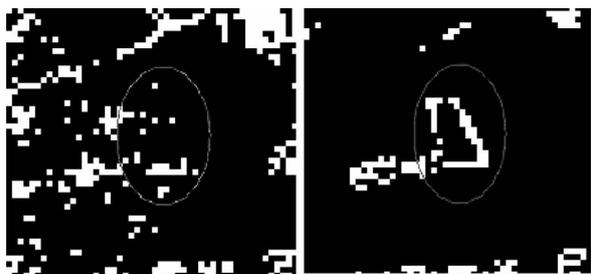


图5 两种变化检测方法所获得的变化信息比较
(左: 未加纹理的变化结果; 右: 加入纹理的变化结果)

其中,在计算2个时相的纹理特征时,均采用5像元×5像元的移动窗口。图5(左)和(右)中椭圆包围区为2种结果对应的部分。通过观察原始图像发现,该区域在1989年和1999年均均为大小相当、色调相似的块状农田,并没有发生城市与非城市之间的变化。由图5(左)中椭圆包围区看出,单纯基于光谱的变化检测结果中,这种假变化边缘主要出现在区域的下边缘,而其它3个边界基本没有。而在图5(右)中,右侧出现明显的变化边缘。更进一步的观察发现,这种假变化信息主要出现在对比度差别明显的2类地物边缘,而对对比度较为接近的地物边缘则没有这种现象。这些局部的假变化信息主要由纹理的边缘效应引起的。因为,纹理计算均采用了一定尺度的移动窗口,在2类地物(特别是对比度差别明显的2类地物)间产生一定宽度的边缘^[21],而且尺度越大,边缘也越明显。因此,减少这些边缘效应,可进一步提高图像分类精度并进而提高变化检测的精度。解决这一问题的一种方法是在2种地物类型的交界处,通过阈值法将满足条件的像元归入相应类别中^[22]。此外,也可以通过图像分割来获取空间信息,并用于图像分类及变化检测,这样可避免计算纹理所固有的边缘效应。

4 结论

单纯基于光谱特征的遥感图像分类方法,难以准确地区分光谱特征相似的地物类别,从而影响分类后的变化检测精度。纹理信息反映了图像灰度值的空间变化,加入纹理信息辅助光谱分类能显著提高分类的精度,从而提高变化检测的精度。本文将多尺度纹理信息辅助光谱分类,进而进行城区扩展的变化检测。检测结果表明,加入多尺度纹理的变化检测精度明显高于单纯基于光谱检测和加入单尺度纹理的变化检测结果。由于纹理的边缘效应,加入纹理的变化检测可能会在某些局部产生假变化信

息。因此,实际应用中可采用一定的方法减少纹理的边缘效应,或者采用其它方法(如图像分割)来提取空间信息,并用于变化检测。

参考文献

- [1] Singh A. Digital change detection techniques using remotely sensed data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1989, 10:989-1003.
- [2] Jensen J R. *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective*, 2nd Ed[M]. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 1996.
- [3] Mas J F. Monitoring land-cover changes: a comparison of change detection techniques[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1999, 20:139-152.
- [4] Zhang Q, Wang J, Peng X, et al. Urban built-up land change detection with road density and spectral information from multi-temporal Landsat TM data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(15): 3057-3078.
- [5] Marceau D J, Howarth P J, Dubois J M, et al. Evaluation of the Grey-Level Co-Occurrence Matrix method for land-cover classification using SPOT imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1990, 28(4): 513-519.
- [6] Gong P, Marceau D J, Howarth P J. A comparison of spatial feature extraction algorithms for land-use classification with SPOT HRV data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1992, 40:137-151.
- [7] Chavez P J, Bauer B. An automatic optimum kernel-size selection technique for edge enhancement[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1982, 12:23-38.
- [8] Franklin S E, McDerimid G J. Empirical relations between digital SPOT HRV and CASI spectral response and lodgepole pine (*Pinus contorta*) forest stand parameters[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1993, 14(12): 2331-2348.
- [9] Franklin S E, Wulder M A, Lavingne M B. Automated derivation of geographic window sizes for use in remote sensing digital image texture analysis[J]. *Computers & Geosciences*, 1996, 22(6): 665-673.
- [10] Curran P J. The semivariogram in remote sensing: an introduction[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1988, 24:493-507.
- [11] Hsu S. Texture-tone analysis for automated land-use mapping[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1978, 44(11): 1393-1404.
- [12] Dutra L V, Mascarenhas N D A. Some experiments with spatial feature extraction methods in multispectral classification[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1984, 5(2): 303-313.
- [13] 黄颖端,李培军,李争晓. 基于地统计学的图像纹理在岩性分类中的应用[J]. *国土资源遥感*, 2003, (3): 45-49.
- [14] Hall O, Hay G J, Marceau D J. Multiscale object-specific analysis: scale problems and multiscale solutions[A]. *Proc. 12th Int. Conf. On Geoinformatics - Geospatial Information Research*[C]. Gavle, Sweden, 2004.

[15] Coburn C A, Roberts A C B. A multiscale texture analysis procedure for improved forest stand classification[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(20): 4287 - 4308.

[16] Hay G J, Marceau D J, Dube P, et al. A multiscale framework for landscape analysis: object - specific analysis and upscaling[J]. *Landscape Ecology*, 2001, 16(6): 471 - 490.

[17] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Texture feature for image classification[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, 3: 610 - 625.

[18] 朱俊杰, 郭华东, 范湘涛, 等. 单波段单极化高分辨率 SAR 图像纹理分类研究[J]. *国土资源遥感*, 2005, (2): 36 - 39.

[19] 曹代勇, 施先忠, 张景发. 遥感图像中建筑物震害信息统计特征研究[J]. *国土资源遥感*, 2001, (1): 42 - 46.

[20] 吴高洪, 章毓晋, 林行刚. 利用小波变换和特征加权进行纹理分割[J]. *中国图象图形学报*, 2001, 6(4): 333 - 337.

[21] Ferro C J S, Warner T A. Scale and texture in digital image classification[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2002, 68(1): 51 - 63.

[22] Gong P. Reducing boundary effects in a kernel - based classifier [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1994, 15(5): 1131 - 1139.

THE APPLICATION OF MULTISCALE IMAGE TEXTURE TO THE DETECTION OF URBAN EXPANSION

SONG Cui - yu¹, LI Pei - jun², YANG Feng - jie¹

(1. *College of Geo - Information Science and Engineering, Shandong University of Science & Technology, Qingdao 266510, China*; 2. *Institute of Remote Sensing and GIS, Peking University, Beijing 100871, China*)

Abstract: It is difficult for remote sensing change detection based only on spectral information to obtain satisfactory results. In this paper, multiscale texture information combined with spectral information was adopted to evaluate the urban expansion detection by using the post - classification comparison technique. The results show that, if the scale for texture extraction and the data combination are appropriately selected, the addition of texture features in change detection can significantly improve the overall accuracy and Kappa coefficient in comparison with the method based only on spectral data. Moreover, the combination of multiscale texture and spectral data in change detection can produce the highest accuracy. However, it is shown that false alarm may appear on the edges of some land cover types when the texture information is incorporated in urban area change detection.

Key words: Urban expansion detection; Post - classification comparison; Texture; Multiscale

第一作者简介: 宋翠玉(1982 -),女,硕士,研究方向: 遥感信息处理。

(责任编辑: 肖继春)

=====

(上接第 36 页)

features most suitable for classification. In conjunction with the signature or prototype data for each class, the maximum likelihood classifier, BP neural network classifier and decision tree classifier based on data mining software of See 5.0 were respectively implemented to characterize the spatial distribution patterns of major land cover types over the entire study area. The final classification results based on field validation with 379 actual observations show that the decision tree algorithm possesses the best performance of extraction, with an overall accuracy of 84.4% and a kappa coefficient of 0.822, followed by the BP network algorithm, and that the maximum likelihood classifier has the worst performance of classification. In comparison with the traditional establishment and classification procedures which have been embedded into ENVI 4.1 and ERDAS 8.7, the automated decision tree algorithm used in this study is based on See 5.0 and Cart module (Classification and Regression tree). Due to its objectivity, high efficiency, reliability and high accuracy, the automated decision tree deserves more attention in future practice of classification.

Key words: ASTER; Poplar; Decision tree; See 5.0; Classification

第一作者简介: 李明诗(1973 -),男,重庆梁平人,南京林业大学讲师,博士。

(责任编辑: 刁淑娟)