

高分辨率遥感卫星影像在土地利用分类及其变化监测的应用研究

孙丹峰¹, 杨冀红², 刘顺喜²

(11 中国农业大学; 21 中国土地勘测规划院)

摘 要: 研究了 IKONOS 米级高分辨率遥感影像在大比例尺土地利用图件更新中的应用技术, 提出采用基于知识的土地利用覆盖分类以及变化监测系统方法, 首先利用 NDVI 植被指数和半方差纹理特征的知识进行影像大类区域分割; 其次结合光谱知识对各影像区域进行详细分类, 同时利用区域生长技术与地类空间知识进行区域分类; 第三步是分类后处理与变化信息提取, 利用基础图件提供的知识与各区域分类进行比较以发现变化的区域。北京房山良乡试验区的试验表明, Kappa 系数为 0.1912, 总精度为 0.1938; 变化信息错误率为 13.169%, 基于知识的分类与变化信息自动提取可以为在 GIS 环境下的视图数字化提供目标, 加速土地利用基础图件的更新作业过程。

关键词: IKONOS 卫星影像; 基于知识; 土地利用分类与变化监测

中图分类号: TP75; F323.1211

文献标识码: A

文章编号: 1002-26819(2002)02-0160-05

我国现行的基于县级土地利用现状调查而绘制的大比例尺土地利用基础图件, 部分县、市调查迄今已超过十年, 土地利用状况已发生很大变化, 不能准确地指导土地资源管理和应用。因此, 迫切需要在土地利用基础图件的基础上对其进行更新。

遥感技术, 既可在最短时间内得到新的地面现势性数据, 又可长期获取稳定的地表覆盖数据流, 为土地利用基础图件的更新提供了一条新途径。美国在 1999 年发射的 IKONOS 卫星全色波段可达 1 m, 多光谱波段达到 4 m。因此探索米级高分辨率遥感技术在大比例尺土地利用图件更新中的应用技术方法, 为土地利用基础图件更新提供技术支持。

1 高几何分辨率卫星的特点

在 20 世纪 90 年代, 相继出现了米级分辨率的商业资源卫星, 给遥感应用各领域提供了丰富的地表信息。主要特点:

- 1) 一星多传感器, 既提供高几何分辨率的全色波段, 又提供多光谱数据, 通过一定的数据融合方法, 就可提供分辨率更高的多光谱数据;
- 2) 通过各种技术, 重访周期可控制在几天以内;
- 3) 纹理特征更具变异, 分辨率高, 同一地类内部组成要素丰富的细节信息得到表征, 使地类的光谱统计特征不稳定;
- 4) 空间信息更加丰富, 影像地物的尺寸、形状、邻域地物的关系更好的得到反映。

通常可以从两个方面考虑充分利用这些信息: 一是利用纹理特征来量化空间变异和光谱数据一起进行分类^[1~3], 采取各种措施去除或减少地块内空间变异, 如低通滤波, 或是采用地块 (perField) 替代像元为分类单元进行分类, 已有的研究表明基于地块分类减少了空间变异, 提高了分类精度^[4,5]。二是基于知识 (专家) 系统分类, 它可以充分利用领域内的专业知识、纹理特征和空间信息来帮助解译, 提供分类精度。(现已有不同的) 方法来设计和完成卫星影像的遥感分类专家系统^[6~9]。一般以产生式规则形式表示分类知识, 采用层次决策树结构建立地表类别问题状态空间来组织规则和进行问题搜索^[8]。

2 先期土地利用图件在分类与变化信息提取中的作用

GIS 系统中有大量分类区域的基础图件, 如先期的土地利用基础图件系列, 数字高程模型, 土壤图件等。这些图件参与分类的方法有 3 种方式:

- 1) 分类前分层, 用图件将研究区域划分为不同的类型区; 在统计上, 分层的目的是为了增加分类数据在每一类型区的均一性。实践上, 分层减少了每一层的类别数, 同时, 将相似光谱特征的不同类别分为不同的类型区, 以改善分类结果^[10,11]。
- 2) 分类操作, 将图件数据作为一个逻辑波段, 参与分类^[12]。方法涉及到修改最大似然分类决策规则, 利用人们对类别同辅助数据之间的关系和知识, 由辅助数据估计出各类别先验概率参与分类^[13]。
- 3) 分类后处理, 是纠正错分的像元或将一目标类的几个光谱亚类进行归类, 对类别含糊的像元寻

收稿日期: 2001120210 修订日期: 200201215

作者简介: 孙丹峰, 博士, 副教授, 北京圆明园西路 2 号 中国农业大学资源环境学院土地资源系 100094

找图件数据源来解决。通常是派生出来类别与各辅助数据层的制约关系, 多采用布尔逻辑操作来解决类别冲突^[14]。分类后处理的优点: 简单, 可只处理有问题的类别或像元。与分类前分层造成的错误相比, 修改起来较为容易^[10]。

4) 变化信息提取, 将遥感分类结果与先期图件进行比较可以发现变化区域。

3 基于知识的土地利用覆盖分类与变化信息提取系统研究

传统基于像元与光谱的分类方法无法适应高几何分辨率卫星的特点, 目前对米级高分辨影像尚未有合适的分类方法, 因此针对米级高分辨率卫星, 来设计和完成基于知识的土地利用覆盖分类以及变化监测系统, 见框图 1。

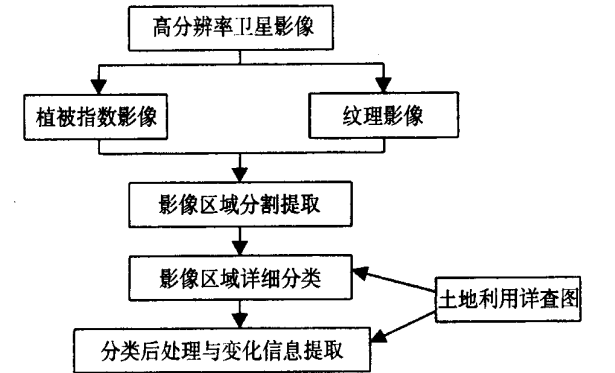


图 1 分类系统框架

Fig 1 The framework diagram of classification system

3.1 试验区与数据处理

试验区选在北京市房山区良乡镇, 主要的土地利用类型有耕地、园地、林地、建设用地、水域与未利用地等。试验区土地利用详查时间为 1993 年, 在 8 年时间内土地利用发生了显著的变化, 利用国产软件 MAPGIS 建立了详查的 1:10 000 土地利用现状数据库, 遥感数据为 2001 年 5 月 IKONOS 4 m 的多光谱数据(图 2)。利用 Magellan“大黄蜂”GPS GIS 采集系统采集地面控制点 32 个, 对 IKONOS 多光谱数据进行几何校正, 实际点位误差 116 m。同时将试验区 1:10 000 土地利用详查图栅格化, 像元分辨率为 4 m(图 3), 这样和遥感数据在空间坐标系和分辨率上达到一致, 完成空间上的配准。

3.2 系统总体框架

该系统共分三部分: 影像区域分割, 利用植被指数和纹理特征的知识进行建设用地区域、植被区域、裸地与水体类区域以及绿地与道路共四类。这些区域为进一步分类提供了分层和控制的作用。影像区



图 2 2001 年 IKONOS 341 合成灰度影像

Fig 2 The IKONOS 341 combination gray image in 2001

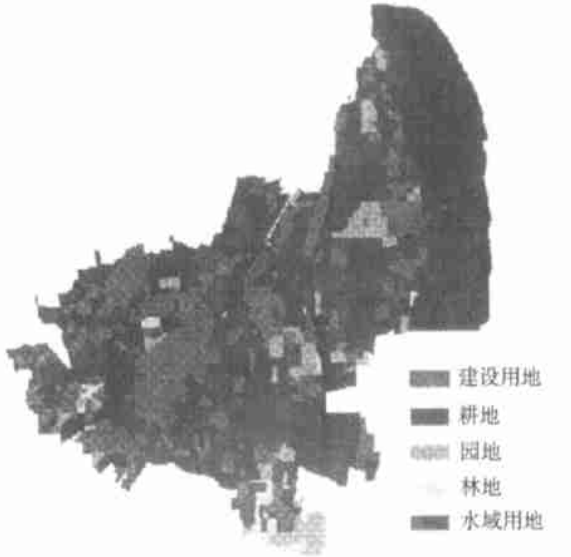


图 3 1993 年土地利用详查灰度图

Fig 3 Gray map of land use survey in 1993

域的详细分类, 利用光谱知识、植被指数和纹理特征的知识对各区域进行细分, 同时利用区域生长技术与地类空间知识相结合进行区域分类。第三步是分类后处理与变化信息提取, 利用基础图件提供的知识与各区域分类进行比较发现变化的区域, 同时对分类的部分错误进行纠正。

3.2.1 影像区域分割

目视解译首先确定影像的几大类, 然后再进行进一步信息补充解译。我们也采用此策略来进行影像几大区域的划分, 采用的信息主要是:

1) 植被指数影像

绿色植被在近红外波段有较高的反射峰, 在红光波段有较强的吸收谷。利用这一特征, 人们定义了

许多植被指数,进行了各种应用如作物长势监测、干旱监测等。在此采用 IKNO S 多光谱的第 3,4 波段计算归一化植被指数进行植被区域和非植被区域的划分,并将其变化到 8 bit 影像。公式如下

$$NDVI = \left(\frac{4-3}{4+3} + 1 \right) \times 127 \tag{1}$$

式中 NDVI 表示归一化植被指数。

2) 半方差影像

半方差模型是刻画地学属性表现出的空间相关性,是被任一间距分开的位置上某一属性成对数据之间的差异变量的方向性。如果属性变量的增量为方差的一半,则此函数为半方差函数。计算式为

$$C(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [z(x_i) - z(x_i + h)]^2 \tag{2}$$

式中 C(h)——半方差函数; x_i——空间位置; h——空间间隔矢量; z(x_i)——在 x_i 空间位置的数值; N(h)——以间距为 h 决定的所有观测值的样本对数。半方差函数,反映向量 h 相隔的属性的变异性。

首先将 IKNO S 多光谱 3 个可见光波段进行主成分变换,取第一主成分来派生出半方差影像,计算窗口大小为 11 × 11,来表征各地物光谱的空间变异。在该图像上城镇居民点和绿地表现较高的值。

3) 影像分割的方法

数字图像处理中有大量的区域分割技术方法,如简单的阈值分割、区域生长、空间聚类和分裂合并以及边缘检测等技术。但大量试验表明这些纯数字分割技术并不成功,因此采用分割与解译技术相结合利用植被指数和半方差影像进行几大区域的划分,以 if2then 形式表达分割解译知识。第一大区域是建设用地区,植被指数分布在低值区,半方差灰度值分布在高值区,经目视解译主要地类为建设用地类型与滩涂;第二大区域是植被区域,植被指数分布在高值区,半方差灰度值分布在低值区,主要地类为耕地、园地与林地;第三大区域是裸地与水体区域,植被指数分布在低值区,半方差灰度值分布在低值区,主要地类为水面、荒草地、建设用地、未利用地以及耕地;第四大区域是绿地与道路区域,植被指数分布在高值区,半方差灰度值分布在高值区,主要地类为城市绿地、道路以及路边绿化树林等。

3.2.2 影像区域的详细分类

影像区域的详细分类,利用统计方法确定各个地类的光谱知识、植被指数和纹理特征的知识,以 if2then 形式表示,对各区域再进行细分,分别确定各个区域像元类别;同时利用区域生长技术与地类空间知识相结合进行区域分类。

区域生长的基本思想是将具有相似性质的像素集合起来构成区域。具体先对每个要分割的区域找一个种子像素作为生长的起点,然后将种子像素周围邻域中与种子像素有相同或相似性质的像素合并到种子像素所在的区域中。将这些新像素当作新的种子像素继续进行上面的过程,直到再没有满足条件的像素可被包括进来。

在进行区域生长时,选取种子元素是将土地利用图和遥感分类的类别综合考虑,同时考虑地类间的空间相关性,如建设用地与绿地,河流与滩涂等空间知识。以建设用地为例:

第 1 步:将土地利用详查图和遥感分类图上是建设用地的像元为种子像素;

第 2 步:设置终止逻辑条件为假;

第 3 步:当终止逻辑条件为假时,扫描整个影像,从上到下,从左到右,找到建设用地种子像元,对其周围 8 个像素类别归属进行判断,若为其他地类种子像素,则不变;若不是,则根据地类的空间关系和土地利用图件上的地类信息,进行处理;设置终止逻辑条件为假;

第 4 步:若整个种子像素处理结束,则设置终止逻辑条件为真,结束。

3.2.3 分类后处理与变化信息提出

将遥感分类图与土地利用详查图相应像素比较,若前后类别一致,则未发生变化赋该像素值为零,若前后类型不一致,表明该像素变化,对不合理的变化,则采用 if2then 进行处理,如建设用地变为耕地,则分类可能有问题,纠正分类的错误。

4 试验区结果

以稳定不变的土地利用详查图件为检验样本,对遥感分类图进行分类结果评价。精度评价见表 1, Kappa 系数为 0.1912,总精度为 0.1938;以地面调查与目视解译为基础对提取的变化信息进行评价,因只涉及到变化是否正确,因此采用错误率表示。检验样本数目为 1049170 像元,错误数为 143724 像元,

表 1 IKNO S 4m 多光谱分类精度

Table 1 The classification accuracy of IKNO S 4m multispectral data

地类	用户精度	生产者精度	平均精度
耕地	11000	11000	11000
园地	01813	01928	01871
林地	01522	01946	01734
建设用地	11000	01943	01972
水域	01984	01844	01914
Kappa 系数	01912	总精度 01938	检验样本数目 3841707

因此该变化信息提取发生的错误概率为 13169% , 分类图以及变化分类图见图 4, 5。

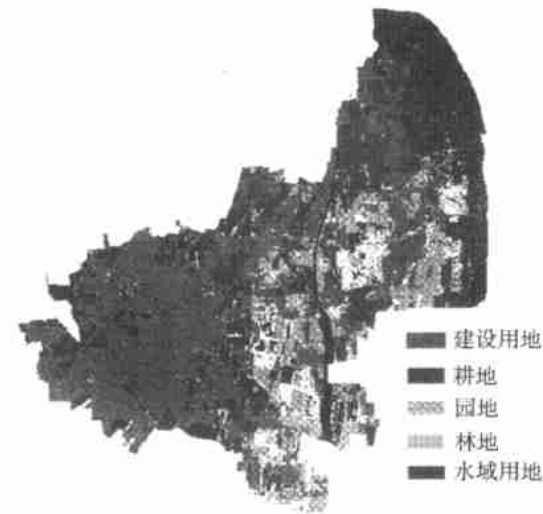


图 4 IKONOS 多光谱分类灰度图

Fig 4 IKONOS multispectral classification gray map

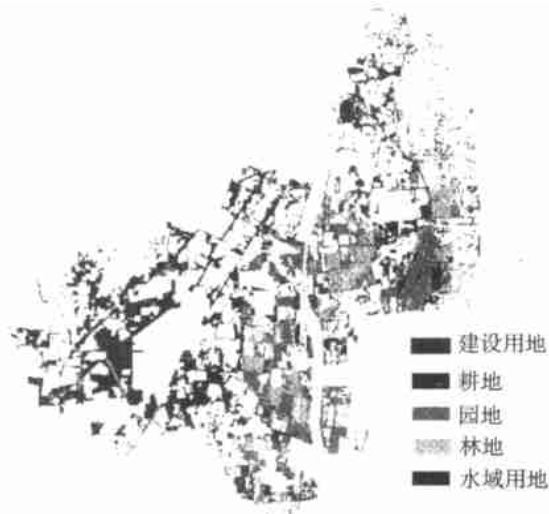


图 5 1993~ 2001 年变化信息分类灰度图

Fig 5 The gray map of land use changing information during 1993~ 2001

5 结论与讨论

对米级高分辨率卫星的分类与变化信息提取必须采用基于知识的层次树结构的分类体系框架, 必须充分挖掘空间知识和纹理特征参与分类, 采用该体系结构可根据知识来源的不同结合在不同的阶段。如植被指数和半方差纹理在光谱分类前进行分层控制, 先期土地利用知识与空间知识在区域生长与分类后变化信息提取中应用。通过对 IKONOS 多光谱分类与变化信息提取表明, 该方法的分类和变化信息的提取精度都比较高, 是一种可行的方法。

一般变化信息的发现方法都是针对两个时相的遥感影像, 如常用的主成分分析法、光谱特征变异法

和分类后比较法, 在城市监测中使用较多, 已比较成熟。但对土地利用图件更新中变化信息提取的特点是: 1) 详查年代较早, 外业时间普遍都在 20 世纪 80 年代末和 90 年代初期, 造成了前一时相的遥感数据获取较难; 2) 与详查同期的遥感数据只有 MSS 或 TM , 分辨率低, 与后一时相数据相差较大, 给变化信息提取造成一定的困难; 3) 图件更新是以基期土地利用现状数据, 目前即指详查原始数据为基准进行更新, 前一时相遥感数据难以与详查外时间完全一致, 即使一致也存在着再次进行土地类型识别的误差, 造成变化基准的双重性, 需要人工进行处理, 无形中增加了工作量。所以, 最现实可行的方法是选用更新时相的遥感数据, 直接与详查原始数据进行比较, 发现变化信息。

因此基于知识的影像分类提取变化信息方法实质上属于分类后比较法, 只不过前一时相的遥感数据换成了土地利用现状图, 可以看作是前一时相的分类结果, 直接与更新时相的分类结果进行比较。因此, 它不需要前一时相的遥感数据, 也就避免了上述的一些问题。与人机交互解译相比较, 基于知识的影像分类提取变化信息方法比较客观、细致, 且速度较快, 可以在一定程度上避免目视解译造成的人为性强, 易遗漏的缺陷。但是人机交互解译也有计算机提取所无法替代的优势, 即充分利用多种有利于解译的信息, 综合分析和推断的能力。因此以人机交互式解译为主, 计算机自动发现为辅, 将基于知识的影像分类提取的变化信息提供给解译技术人员, 作为解译的目标靶区和一种参考信息来源, 以充分发挥二者的优势, 减少目视解译的工作量, 加速土地利用基础图件的更新作业过程, 同时减少遗漏的变化信息。

就 1:10 000 土地利用基础图更新与目前的遥感信息源看, 采用 IKONOS 遥感信息源是适合的和有应用前景的。该研究成果将在国土资源大调查土地利用图件更新中广泛应用。

[参 考 文 献]

[1] Franklin S E, Peddle D R. Spectral texture for improved class discrimination in complex terrain[J]. Int J Remote Sens, 1989, 10(8): 1437~ 1443

[2] Franklin S E, Peddle D R. Classification of SPOT HRV imagery and textures[J]. Int J Remote Sens, 1990, 11(3): 551~ 556

[3] Marceau D J, Howaeth P J, Dubois J M, et al. Evaluation of the gray2level co2currence matrix method for land2cover classification using SPOT imagery[J]. IEEE Trans Geosci Rmote Sens, 1990, 28(4): 513~ 518

- [4] Aplin P, Atkinson P M, Curran P J. Using the spectral properties of fine spatial resolution satellite sensor imagery for national land cover and land use mapping [A]. In: Guyot G, Phulpin, T. (Eds.), 1997, Physical measurements and signatures in remote sensing[C]. Balkema, Rotterdam, 661~ 668
- [5] Pedley M I, Curran P J. Per2field classification: an example using SPOT HRV imagery[J]. Int J Remote Sens, 1991, 12: 2181~ 2192
- [6] Ferrante R D, Carlotto J M. Multi2spectral image analysis system [A]. Proceedings of the first conference on artificial intelligence application [C]. Denever, 1984, 357~ 363
- [7] Wharton S W. A spectral2knowledge2based approach for urban land cover discrimination[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1987, 3: 272~ 283
- [8] Ton J, Sticklen J, Jain A A. Knowledge2based segmentation of Landsat images[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1991, 2: 222~ 232
- [9] Kartikeyan B, Majumder K L, Dasgupta A R. An expert system for land cover classification[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 1: 58~ 66
- [10] Hutchinson C F. Techniques for combining landsat and ancillary data for digital classification improvement [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1982, 1: 123~ 130
- [11] Miguel2A yanz J, Bing G. An iterative classification approach for mapping natural resources from satellite imagery [J]. Int J Remote Sensing, 1996, 7(5): 957~ 981
- [12] Schistad2solberg A H, Jain A K, et al. Multisource classification of remotely sensed data: Fusion of landsat TM and SAR images[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1994, 4: 768~ 778
- [13] Middlekoop H, Lucas L F, Janssen. Implementation of temporal relationships in knowledge based classification of satellite images [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1991, 7: 937~ 945
- [14] Palacio2prieto J L, Luna2gonzalez L. Improving spectral results in a GIS context[J]. Int J Remote Sensing, 1996, 11: 2201~ 2209

Application of High-Spatial IKONOS Remote Sensing Images in Land Use Classification and Change Monitoring

Sun Danfeng¹, Yang Jihong², Liu Sunxi²

(1)Land and Resources Department, China Agricultural University, Beijing 100094, China;

2)China Land Survey and Planning Academy, Beijing 100029, China)

Abstract: With the merge of the meter2based high spatial remote sensing satellite, the sources for updating of the large2scale land use base maps were provided. The practical technique to update the large2scale land use base maps with the meter2based high spatial remote sensing images was studied. The method of the land use2land cover classification and change information extraction system based on knowledge is used. First, the NDVI and semi2variogram texture characteristics are used to segment the building area, vegetation area, bare land and water area, grass & forest land, road area, the results act as hierarchy controller; Second, the spectrum, vegetation indexes and texture characteristics knowledge are applied to classify these regions specifically. At the same time, the region2growth technique and spatial entity knowledge are used to modify the classification results; Third, the comparison of land use base map and the remote sensing classification can identify the change regions and correct the classification errors. The experiment results of the test region in Fangshan county of Beijing demonstrate the accuracy of the classification and change information extraction are relatively high. The Kappa coefficient is 0.912, the overall accuracy is 0.938 and change information error is 13.69%. The visual digital target can be supplied through the classification and change information extraction based on knowledge. This research can help reduce the work2task and accelerate the visual screen2updating process. So it will be widely applied in updating the land use base maps during the survey of land resources.

Key words: IKONOS remote sensing image; knowledge2based; land use classification and change monitoring