

DOI: 10.5846/stxb201309302405

钱雨果, 周伟奇, 李伟峰, 韩立建. 基于类型和要素的城市多等级景观分类方法. 生态学报 2015, 35(15): 5207-5214.

Qian Y G, Zhou W Q, Li W F, Han L J. A hierarchical landscape classification system for urban regions with high-resolution remote sensing image. Acta Ecologica Sinica 2015, 35(15): 5207-5214.

基于类型和要素的城市多等级景观分类方法

钱雨果^{1,2}, 周伟奇^{1,*}, 李伟峰¹, 韩立建¹

1 中国科学院生态环境研究中心城市与区域生态国家重点实验室, 北京 100085

2 中国科学院研究生院, 北京 100049

摘要: 城市区域的景观格局具有高度的异质性和复杂性, 因而单一等级的景观分类方法难以揭示其复杂的多等级景观特征。基于等级斑块动态范式, 探讨了针对城市区域基于景观类型和要素的多等级景观分类方法。以北京市为研究区, 首先根据其景观类型和景观要素的特征, 将城市区域划分为“城市”、“农田”和“森林”3种景观类型, 同时确定“植被”、“裸地”、“水体”和“不透水表面”4类景观要素。然后, 应用自上而下的分类思路和面向对象的分类方法对研究区进行了景观类型和要素的分类, 其总体精度分别为 93.36% 和 87.89%。相比单一等级的景观分类结果, 多等级的分类结果不仅体现了城市生态系统不同等级的景观组成, 还能揭示多级景观间的隶属关系, 因而能更完整的描述城市景观格局, 进而为认识城市生态系统的结构和功能提供新的视角。

关键词: 景观类型; 景观要素; 多等级景观分类; 遥感

A hierarchical landscape classification system for urban regions with high-resolution remote sensing image

QIAN Yuguo^{1,2}, ZHOU Weiqi^{1,*}, LI Weifeng¹, HAN Lijian¹

1 State Key Laboratory of Urban Regional Ecology, Research Center for Eco-Environmental Sciences, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100085, China

2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: Urban regions are extremely heterogeneous and complex, and include different types of landscapes, which are mosaics of biological and physical patches. Traditional landscape classification approaches based on remote sensing imagery are inadequate to depict the hierarchical characteristics of urban regions. For example, it cannot differentiate between developed land within forest landscapes and that in urban landscapes. To capture the differences, a multi-level classification system is required. Here, we proposed a two-level classification approach based on landscape types and landscape elements, using the Beijing metropolitan region as a case study. In the study area, we identified three landscape types, namely urban, agricultural, and forest, all of which included four types of landscape elements: vegetation, bare soil, water, and impervious surface; forest landscape was without water. The two-level classification was implemented with an object-based method and followed a top-down approach. We first conducted classification of landscape types, and then classified landscape elements separately for each landscape type. With the object-based classification approach, we first segmented the image into objects, and then classified the objects into different classes using supervised classification based on support vector machines (SVM). This process was similar to the way in which human brain perceives landscape and can potentially generate classification with higher accuracy than the pixel-based approach. The overall accuracy of the

基金项目: 基于高分辨率遥感的城市景观格局演变及其热岛效应研究(41371197); 全国生态环境十年(2000—2010年)变化遥感调查与评估(STSN-12-01); 城市热环境调控技术集成及示范(2012BAC13B01)

收稿日期: 2013-09-30; 网络出版日期: 2014-10-16

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: wzhou@rcees.ac.cn

<http://www.ecologica.cn>

classification of landscape types and landscape elements was 93.36% and 87.89%, respectively. The misclassification of landscape types occurred mostly in places where urban landscapes mixed with agricultural or forest landscapes. The study area was dominated by urban landscapes, with proportional coverage of 43.54%. The proportions of agricultural and forest landscapes were 36.02% and 20.44%, respectively. As for landscape elements, the urban region was dominated by impervious surfaces, with the proportion of 45.08%. The proportion of impervious surface, however, varied greatly by different landscape types. Thus, it was 70.95% in urban landscapes, but only 38.87% in agricultural landscapes and 12.34% in forest landscapes. Vegetation covered 37.42% of the study area, but only 22.75% in urban landscapes, much less than that of 80.28% in forest landscapes. The percentage cover of water was relatively low (1.99%) in the study area, mostly occurring in the agricultural (56.68%) and urban landscapes (43.32%). Bare soil occupied 15.51% of the whole area, with 76.84% in agricultural landscapes, only 14.28% in urban landscapes, and 8.88% in forest landscapes. Compared to the one-level landscape classification, the multi-level classification explored more information about the relationship between landscape types and landscape elements. Therefore, the multi-level classification method can better characterize landscapes in urban regions and provides a new perspective to linking ecological structure to function.

Key Words: landscape types; landscape elements; multi-level classification; remote sensing

城市是具有高度异质性和复杂性的景观斑块镶嵌体,而景观分类是认识和理解城市复杂结构和格局的重要途径^[1-2]。通常的景观分类,是根据遥感影像中土地覆盖的特征,进行单一等级的景观要素分类。然而,如果以行政区边界为研究范围,城市生态系统中常常存在着多种景观类型,且不同景观类型中的同种景观要素常具有不同的生态过程和功能^[3]。仅用单一等级的分类结果无法体现城市不同景观类型中景观要素的差异^[4],因而有必要结合景观类型的特征进行多等级的景观分类。

现有的多等级(多尺度)分类体系的理论框架较多^[2,5],而可操作性强的多等级分类的技术方法较少^[6-9]。已有多等级分类通常需要大量基础数据如遥感影像、气候特征、地形地貌、土地利用、林业清查、土壤类型等进行多等级景观划分。但是,因受多源数据的可获取性、精度和分辨率差异等限制,这些分类方法通常过程繁琐、效率低下,推广性差。因此,基于常用的遥感数据,提出准确、高效且易于实现的多等级分类方法十分必要。

针对上述问题,本研究选取“城市-森林-农田”3种景观类型复合的北京市为研究对象,探讨了多等级景观分类方法的应用。利用自上而下的分类思路,首先在研究区域划分城市景观、农田景观和森林景观3种景观类型。然后在各景观类型的基础上提取其内部的景观要素,在城市和农田景观中提取植被、裸地、水体和不透水表面4种景观要素,在森林景观中提取植被、裸地和不透水表面3种景观要素。进而得到具有景观类型和景观要素两个等级的景观格局分布,并应用该分类体系对北京市的景观格局特征进行了定量分析,展示了多等级分类的优势。

1 研究区域

北京是中国的首都,位于华北平原的西北边缘,背靠燕山。研究区位于北纬39°39′58″至39°59′51″,东经115°58′10″至116°33′21″,其总面积1836.65 km²,约占北京市总面积的10%,覆盖了北京五环及其周边的山体和田园。因北京的密云水库距离主城区较远,故该研究区能代表北京城市区域的典型景观特征。研究区景观类型可分为五环内的城市景观,主城区西北部的森林景观和主城区东南部的农田景观(图1)。其中,城市景观的破碎度较高,以不透水表面覆盖为主。农田景观相对均质,以耕地为主,并包括零星分布的农村居民点。森林景观的均质性最高,以植被覆盖为主。因此本文选取这种典型的城市-农田-森林的景观复合模式作为研究区,解析多等级分类的适用性。

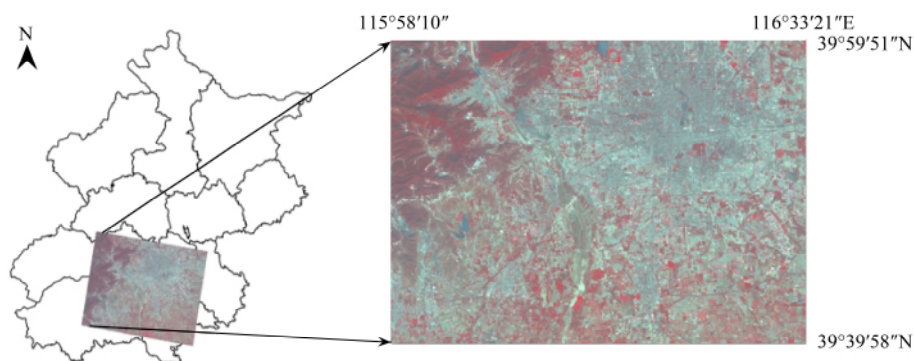


图1 研究区位置

Fig. 1 Study area in Beijing, China

2 数据来源与研究方法

2.1 遥感数据及预处理

遥感影像为北京 2005 年 10 月 8 日的 SPOT 5 (Système Probatoire d'Observation de la Terra) 数据。该数据包括 1 个空间分辨率 2.5 m 的全色波段(0.48—0.71 μm) 和 4 个多光谱波段,其中绿(0.5—0.59 μm)、红(0.61—0.68 μm) 和近红外(0.78—0.89 μm) 波段的空间分辨率为 10 m,短波红外(1.58—1.75 μm) 波段的分辨率为 20 m。通过 4 个多光谱波段(绿、红、近红外和短波红外)与全色波段的几何配准与融合,得到空间分辨率为 2.5 m 的 4 波段融合影像(图 1)。

2.2 研究方法

本研究采用了面向对象的分类方法。面向对象分类方法的关键是以基元(或斑块对象)作为分类的基本单元^[10],其多尺度的分割方式及多层结构模式适合多等级的景观分类。面向对象的监督分类包括影像分割、分类样本和特征的选取以及分类器设置等 3 个部分。分割是多等级分类的基础,首先需要分割出对应景观类型和景观要素大小和形状的斑块,生成两个等级的图像对象层。然后通过分类样本选择、特征选择以及分类器的参数设置来进行两个等级的分类。

本研究采用自上而下的分类思路。首先划分高等级的景观类型,然后在景观类型的基础上划分低等级的景观要素(图 2)。两个等级的分类都利用了面向对象的监督分类,其中景观类型等级结合了手动修改,整个分类过程都在软件 eCognition (版本 8.7) 中完成。得到两级分类结果后,分别进行了精度验证,并综合分析了北京市景观格局的特征。

2.2.1 影像分割

应用 eCognition 的多尺度分割(MRS)首先需要设置尺度,然后设置形状和颜色的相对权重,以及光滑度和紧凑度的相对权重^[11]。其中尺度的值决定了基元的大小,两对权重决定了基元的形状,每对权重的和均为 1。经过大量试验对比,将景观类型对象层的分割尺度设为 800,颜色和形状权重分别设为 0.7 和 0.3,紧凑度和光滑度权重分别设为 0.8 和 0.2(图 3);将景观要素对象层的分割尺度设为 30,颜色权重设为最大值 0.9,形状权重设为 0.1,光滑度和紧凑度都设为 0.5(图 4)。其中,景观要素对象层是以景观类型对象层为基础建立的。

2.2.2 样本和特征选择

基于像元的监督分类需要的样本数量通常是影像原始波段数的 10—30 倍^[12],而基于对象的监督分类所需样本数量则需要考虑分割尺度和基元数量。景观类型等级的影像分割共产生了 338 个基元,3 种景观类型各选择了 15 个样本用于监督分类。根据景观类型的光谱和纹理特征,选择了归一化植被指数 NDVI、亮度(原始波段的算术平均值)、Canny 边缘检测算子,以及绿、红、近红外和短波红外 4 个原始波段共 7 个特征作为监

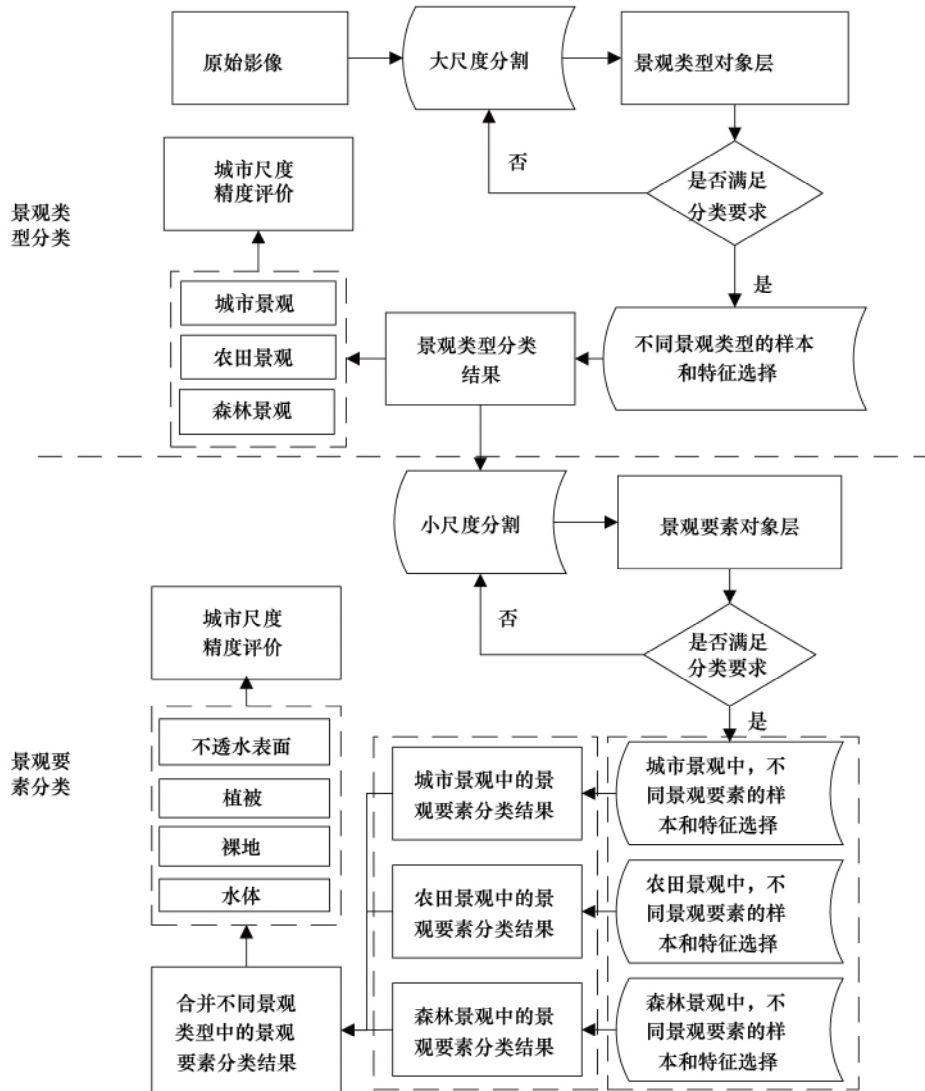


图2 自上而下的分类流程

Fig.2 A top-down classification procedure

督分类的特征指标。其中,NDVI 是植被提取的常用特征,亮度适合提取不透水表面,Canny 算子通过检测边缘的数量体现了景观对象的纹理特征。城市景观的主要特征是亮度高,NDVI 指数低,Canny 边缘的数量多;森林景观的斑块亮度低,NDVI 指数高,Canny 的边缘数量最少;农田景观斑块的 NDVI、亮度和 Canny 边缘数量都处于城市和森林景观之间。

根据不同景观类型中的景观要素组成,在各景观类型中选择了相应的景观要素样本(表 1)。在城市和农田景观中选择了 11 个特征指标:归一化水体指数(NDWI)、亮度、Canny 边缘算子,原始波段间的最大差异值(Max. diff)、面积、形状以及 4 个原始波段。由于森林景观中没有水体,且景观格局均质性高,因而删除

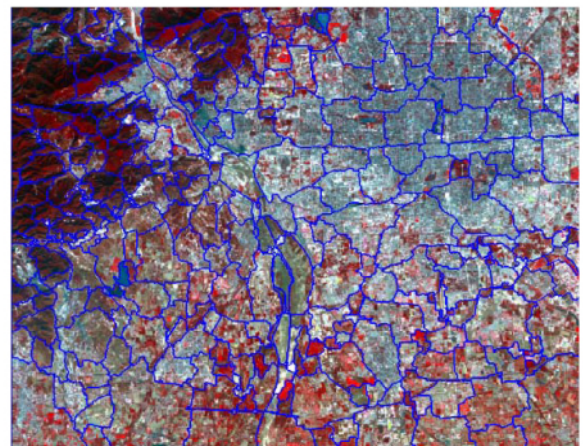


图3 景观类型的分割结果

Fig.3 Segmentation result of landscape types

了 NDWI ,Max. diff ,面积和形状等 4 个特征。

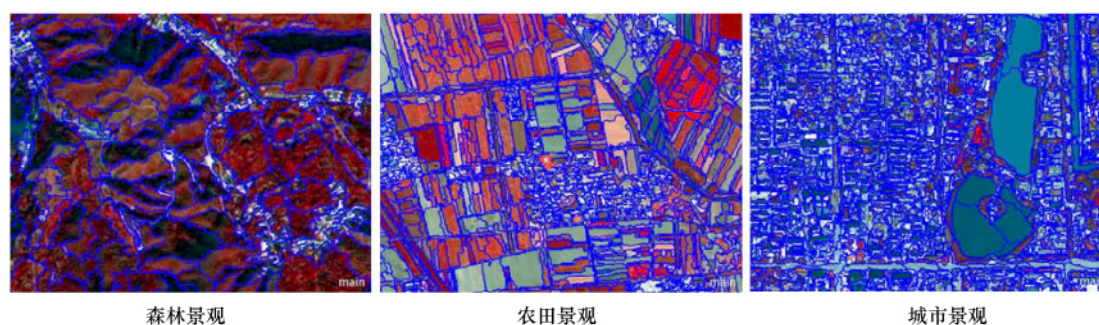


图 4 3 种景观类型中景观要素的分割结果森林景观 ,农田景观 ,城市景观

Fig. 4 Segmentation results of landscape elements in forest , farmland and urban landscapes

表 1 3 种景观类型中的样本数量

Table 1 Sample size of landscape elements in three landscape types

景观类型 Landscape types	不透水表面 Impervious surface	水体 Water	植被 Vegetation	裸地 Bare land	总计 Total
城市景观 Urban landscape	300	30	30	30	390
森林景观 Forest landscape	25	0	25	25	75
农田景观 Farmland landscape	160	70	100	130	460
总计 Total	485	100	155	185	925

2.2.3 分类器设置

本研究选择支撑向量机(SVM) 作为两个等级的分类器 ,SVM 常用在遥感影像的分类中 ,并表现出良好的分类能力^[13-44]。eCognition 中嵌入了 SVM 模块 ,以提高分类操作及结果修正的效率。研究采用 SVM 的线性核函数 ,然后结合选定的样本和特征指标进行了两个等级的监督分类(图 5)。

2.2.4 精度评价

参考 google map 的高分辨率影像 ,对两个等级的分类结果进行了精度评价。首先利用分层随机取样的方法在两层分类结果中各生成 256 个随机点。在景观类型的专题图中 ,每类景观至少选取 50 个随机点; 景观要素的专题图 ,各类要素至少选取 40 个随机点。结合 google map 的历史影像对随机点的目视判读 ,得到了两个等级的精度(表 2)。

表 2 两个等级的分类精度评价

Table 2 Accuracy assessments of two levels

景观类型 Landscape types	用户精度 User's accuracies	景观要素 Landscape elements	用户精度 User's accuracies
森林景观 Forest landscape /%	90.38	裸地 Bare land /%	82.14
农田景观 Farmland landscape /%	92.39	不透水表面 Impervious surface /%	88.37
城市景观 Urban landscape /%	95.54	植被 Vegetation /%	86.49
		水体 Water /%	97.50
总精度 Overall accuracy /%	93.36	总精度 /%	87.89
Kappa 系数 Kappa coefficient /%	0.90	Kappa 系数 /%	0.83

3 结果与分析

3.1 分类精度

多等级的分类中 ,景观类型和景观要素的总体分类精度分别为 93.36% 和 87.89%。其中 ,景观类型等级

<http://www.ecologica.cn>

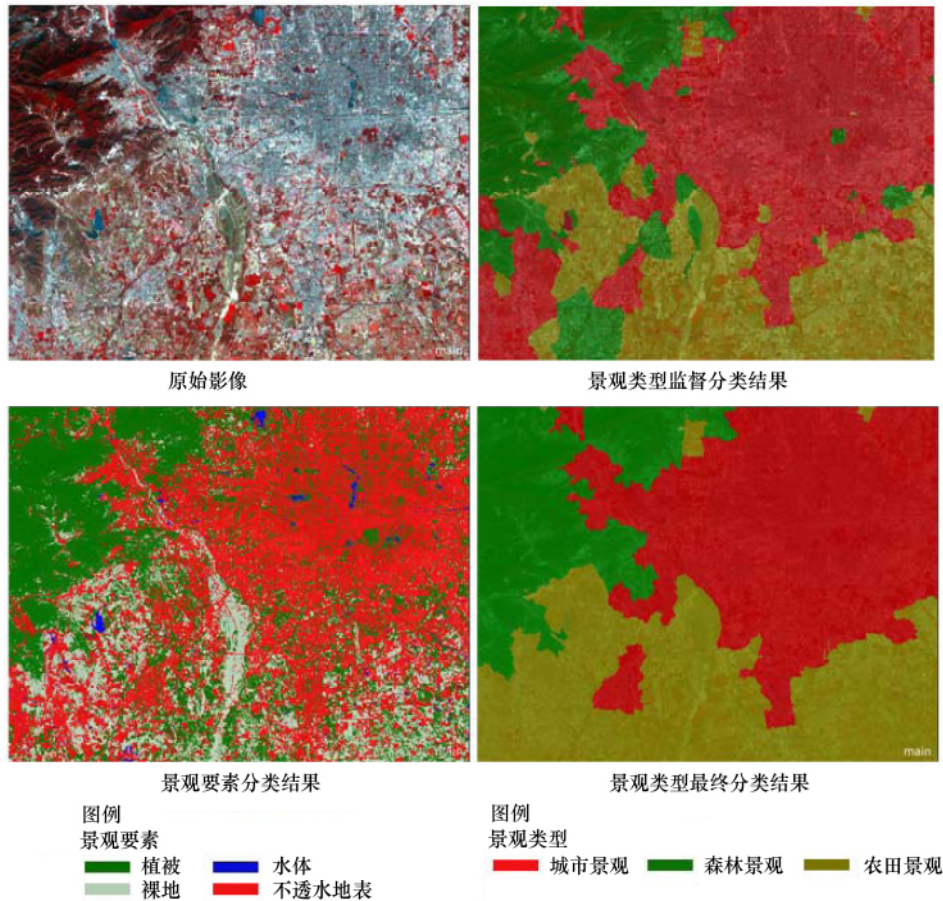


图5 两等级监督分类结果

Fig. 5 Two-level supervised classification results

的分割基元(斑块对象)数量少(338个),且各类景观的空间分布特征明显,故易于通过手动修改提高精度。景观要素等级中,每类景观要素在相同景观类型中的光谱、形状和纹理等特征更为相似,因而也得到更高的分类精度。

两个等级的分类错误各不相同。景观类型的错分主要是因为景观过渡区中存在一些混合区域,景观要素的错分则源于不同要素的光谱、形状和纹理的相似性。景观类型等级中,城市景观常与农田或森林景观混合,这与城市化过程中,城市景观向农田以及森林的扩张有着密切的关系。景观要素等级中,裸地的误分最多,因为当裸地中有少量植物生长时容易误分为植被,当裸地表面部分硬化时容易误分为不透水表面。植被和不透水表面的误分次之,这是由于城市大量阴影导致了地物光谱特征的改变,使植被与不透水表面难以区分。水体的分类精度最高是因为在景观类型的划分中,已将光谱和形状容易混淆的水田与城市阴影区分开,进而提高了水体的分类精度。

3.2 基于多等级分类的景观格局分析

研究区域景观类型以城市景观为主导,其面积比例为43.54%,其次是农田景观,占36.02%,森林景观占20.44%(表3)。研究区景观要素以不透水表面和植被覆盖为主导,其总覆盖比例为82.50%,而水体比例最低,仅有1.99%。从分布上看,不透水表面接近三分之二分布在城市景观,在森林景观中比例最低,仅为5.31%;裸地主要分布在农田景观,达到76.84%,而在城市和森林中分布较少;植被近一半分布在森林景观,其他较均匀的分布在城市和农田景观;水体较均匀的分布在农田和城市。从3种景观类型的组成来看,城市景观中的景观要素以不透水表面为主,其比例达到70.95%,其次是植被,比例为22.75%;森林景观中是以植被为主,其覆盖比例高达80.28%,不透水表面和裸地较少;而农田景观中的不透水表面、裸地和植被的比

例相对平均。相比单一等级的景观分类,多等级的分类不仅能够体现景观要素的组成,还能体现它在上一级景观中的分布,因此能够更完整的描述景观的格局,进而为认识城市生态系统结构和功能提供新的视角。

表3 景观类型和景观要素的比例和面积

Table 3 Area and proportion of three landscape types and four landscape elements

景观类型 Landscape types	类型 Types		各景观类型中的 景观要素比例 Percentage of Landscape elements of different landscape types		景观要素 Landscape elements	类型 Types		景观要素在不同 景观类型中的比例 Percentage of Landscape elements in different landscape types	
	比例/%	面积/km ²				比例/%	面积/km ²		
城市景观 Urban landscape	43.54	772.44	不透水表面	70.95	不透水表面	45.08	799.76	城市景观	65.15
			植被	22.75				农田景观	29.54
			裸地	5.55				森林景观	5.31
			水体	0.75				城市景观	14.28
农田景观 Farmland landscape	36.02	639.12	不透水表面	38.87	植被	37.42	663.74	农田景观	76.84
			植被	23.72				森林景观	8.88
			裸地	36.22				城市景观	28.43
			水体	1.19				农田景观	24.52
森林景观 Forest landscape	20.44	362.53	不透水表面	12.34	裸地	15.51	275.24	森林景观	47.05
			植被	80.28				城市景观	43.32
			裸地	7.38				农田景观	56.68

4 结论与讨论

(1) 自上而下的分类思路和面向对象的分类方法能够完成基于遥感影像的多等级景观分类,并揭示多等级景观间的隶属关系。虽然根据不同的研究区域,不同等级的分类体系可能会有不同,如影像中若涵盖北京密云水库,则在景观类型等级就需要划分水域景观,但该方法的整体思路和框架亦可适应不同的分类体系。

(2) 不同景观类型具有各自的空间区位和明显区别的景观要素布局。城市景观位于东北部,主导景观是不透水表面。森林景观在城市景观的西北边,其主导景观要素为植被,伴有零星的裸土、工矿裸地以及道路镶嵌其中,且几乎没有水体的存在。农田景观在城市景观的南边,是裸地的主要分布区域,且水体多以规则水田的形式存在。由于耕地的周期性人为干扰,其景观格局的季节性变化也更为强烈。然而,北京城市化的外延扩张模式,导致在城市边缘存在较多的“城市-农田”与“城市-森林”景观,这部分景观难以用机器自动分类,主要依靠目视判读进行人工解译。

(3) 针对不同城市景观类型特征进行景观要素等级分类能够有效提高景观要素的分类精度。不透水表面在城市景观中最为复杂,表现为不同颜色和材质的屋顶、道路、广场等,其光谱和形态特征的多样性是导致景观要素分类错误的主要来源。而不透水表面在森林景观中主要是林间道路,在农田景观中主要是散布在耕地中的居民区,其特征与周边景观要素差异较大,易于提取。划分景观类型后,城市景观中的不透水表面特征不会影响农田景观和森林景观中的不透水表面提取,能有效避免农田景观中的待耕裸地误分为不透水表面。城市和农田景观中的植被基本不受地形的影响,而森林景观中的植被因山体地形的起伏,常被阴影笼罩,且阴影的光谱特征与水体相似。因而划分出森林景观后,能避免山体阴影下的植被误分为水体;北京水体所占比例很小,主要分布在城市景观的湖泊以及农田景观的水田中。城市景观中高楼的阴影和农田景观中水田水质的差异是造成水体误分的主要原因,在分开城市和农田景观后,这两种错误不会混淆,有利于水体的分类。由于遥感影像处于丰收的秋季,故待耕裸地在农田景观中比例较高,其36.22%的比例已接近不透水表面的38.87%。而在城市和森林景观中,裸地仅有5.55%和7.38%,主要是裸土和施工中的建设用地。划分景观类型后,不同类型的裸地可以根据其特征分别提取,能有效减少误分。

(4) 多等级景观分类体系适合像城市生态系统一样的复杂的区域,具有很好的可扩展性。根据具体研究

区域特征,该分类思想和方法也能根据应用需要扩展更多的分类等级,如在景观要素下一等级可将植被按照覆盖度的高、低加以细分,不透水表面可再细分为道路网、屋顶、广场等;将裸地分为工矿裸地、裸土;将水体分为湖泊、水田等。

参考文献(References):

- [1] 王仰麟. 景观生态分类的理论方法. 应用生态学报, 1996, 7(S1): 121-126.
- [2] 肖笃宁, 钟林生. 景观分类与评价的生态原则. 应用生态学报, 1998, 9(2): 217-221.
- [3] Sandström U G, Angelstam P, Mikusiński G. Ecological diversity of birds in relation to the structure of urban green space. Landscape and Urban Planning, 2006, 77(1/2): 39-53.
- [4] Wu J G, David J L. A spatially explicit hierarchical approach to modeling complex ecological systems: theory and applications. Ecological Modelling, 2002, 153(1/2): 7-26.
- [5] Zonneveld I S. Land Ecology: An Introduction to Landscape Ecology As a Base for Land Evaluation, Land Management and Conservation. Amsterdam: SPB Academic Publishing, 1995.
- [6] 邱彭华, 俞鸣同. 旅游地景观生态分类方法探讨——以福州市青云山风景区为例. 热带地理, 2004, 24(3): 221-225.
- [7] 布仁仓, 王宪礼, 肖笃宁. 黄河三角洲景观组分判定与景观破碎化分析. 应用生态学报, 1999, 10(3): 321-324.
- [8] 刘凤芹, 吴伟, 鲁绍伟, 倪志云, 王玉华, 鲁少波. 北京密云水库集水区景观生态分类. 水土保持研究, 2006, 13(4): 133-136.
- [9] Klijn F, de Haes H A U. A hierarchical approach to ecosystems and its implications for ecological land classification. Landscape Ecology, 1994, 9(2): 89-104.
- [10] Zhou W Q, Troy A. Development of an object-based framework for classifying and inventorying human-dominated forest ecosystems. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(23): 6343-6360.
- [11] Trimble. eCognition Developer 8.7 Reference Book, 2011. Available online at: www.ecognition.com.
- [12] Van Niel T G, McVicar T R, Datt B. On the relationship between training sample size and data dimensionality: Monte Carlo analysis of broadband multi-temporal classification. Remote Sensing of Environment, 2005, 98(4): 468-480.
- [13] 贾萍, 李海涛, 林卉, 顾海燕, 韩颜顺. 基于SVM的多源遥感影像分类研究. 测绘科学, 2008, 33(4): 21-22, 7-7.
- [14] Duro D C, Franklin S E, Dube M G. A comparison of pixel-based and object-based image analysis with selected machine learning algorithms for the classification of agricultural landscapes using SPOT-5 HRG imagery. Remote Sensing of Environment, 2012, 118: 259-272.