

引用格式: Zheng Qi, Di Suchuang, Pan Xingyao, *et al.* Study of Land Use Classification and Changes in the Ecological Conservation Region of Beijing based on Rapid Eye Images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(5): 1118-1126. [郑琪, 邸苏闯, 潘兴瑶, 等. 基于Rapid Eye数据的北京生态涵养区土地利用分类及变化研究[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(5): 1118-1126.]  
doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2020.5.1118

## 基于Rapid Eye数据的北京生态涵养区土地利用分类及变化研究

郑 琪<sup>1,2</sup>, 邸苏闯<sup>1,3</sup>, 潘兴瑶<sup>1,3</sup>, 刘洪禄<sup>1,3</sup>, 朱永华<sup>1,2</sup>, 张 岑<sup>1,3</sup>, 周 星<sup>1,3</sup>

(1. 北京市水科学技术研究院, 北京 100048;

2. 河海大学水文水资源学院, 江苏 南京 210009;

3. 北京市非常规水资源开发利用与节水工程技术研究中心, 北京 100048)

**摘要:** 针对目前常用的遥感影像分类方法在复杂下垫面识别中出现的分类精度不高、“椒盐”现象明显等问题, 以北京生态涵养区为例, 基于Rapid Eye数据开展不同土地利用分类方法研究, 并提出优化的分类方法。构建的土地利用分类体系涵盖耕地、水体、建筑区、乔木林、灌木林、矿石堆以及砂石坑。采用面向对象分析技术将研究区分割为3.71万个图斑, 分别利用决策树分类法和最邻近分类法提取土地利用类型, 结果显示: 决策树分类法的总体精度为75%, Kappa系数为0.69, 其对水体、耕地、建筑区等光谱特性差异明显的区域具有较高解译精度; 最邻近分类法对光谱特征差异不明显的灌木、乔木区域具有较好的分类效果, 总体精度为71%, Kappa系数为0.71。基于上述两种方法提出耦合分类法, 经检验该方法总体精度可达90%, Kappa系数达0.9, 在生态涵养区土地利用分类中具有较好的适用性。利用耦合分类法对2010~2018年土地利用变化情况进行分析, 发生较大变化的耕地、建筑区、矿石堆及砂石坑区域均逐渐向林地演变。结果表明: 自北京生态涵养区建立以来林地资源保护已初显成效, 生态破坏带正逐渐被修复。生态涵养区的建立强化了生态保护和绿色发展导向, 对促进京津冀协同可持续发展具有重要意义。

**关键词:** 土地利用; Rapid Eye; 面向对象分析; 决策树分类法; 最邻近分类法

**中图分类号:** TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2020)05-1118-09

### 1 引言

土地利用及土地覆被变化是全球环境变化中的重要组成部分, 该变化作用于区域水循环、环境质量、生物多样性及陆地生态系统的生产力和适应能力<sup>[1-4]</sup>, 对全球气候变化产生了深远影响。研究土地利用及土地覆被变化, 在适应全球环境变化和可持续发展中具有重要意义。研究表明, 城市化的不

断加剧是土地利用发生变化的一个重要原因<sup>[5-7]</sup>。近年来随着北京城市化进程的推进, 其西部地区的土地利用变化主要表现为: 农业用地面积大幅下降, 其中耕地总数减少但林地略有增加<sup>[8]</sup>; 工矿区、建筑区等非农业用地面积快速增加<sup>[9-10]</sup>。大规模的土地利用变更使得北京市西部地区的水土资源短缺压力进一步加大, 环境污染、生态退化等一系列问题频频发生。加强对该地区的土地覆被变化监

收稿日期: 2019-09-02; 修订日期: 2020-08-24

基金项目: 北京市科委重大研发项目(Z181100005318003), 北京市自然科学基金项目(8184075), 国家水专项“国家水体污染控制与治理科技重大专项”(2017ZX07103-002)。

作者简介: 郑 琪(1995—), 女, 新疆昌吉人, 硕士研究生, 主要从事GIS和遥感技术在水文水资源中应用研究。E-mail: hhu\_zq0415@163.com

通讯作者: 邸苏闯(1983—), 男, 河北石家庄人, 高级工程师, 主要从事城市水文和定量遥感研究。E-mail: disuchuang@163.com

控分析,开展精细化土地利用提取与分析是保证首都生态环境的重要环节,具有重要的战略意义。

近年来蓬勃发展的遥感技术已成为不同空间尺度土地利用及土地覆被变化分析的基础手段。遥感影像具有多光谱、多时间及多空间分辨率特性,可连续或周期性地获取<sup>[11-14]</sup>,为高效分析不同空间尺度的土地覆盖类型信息提供数据支撑。

基于遥感数据的传统计算机分类方法分为非监督和监督两种。常见的非监督分类法包括K—均值法和迭代自组织数据分析,该分类法应用于大数据集的处理时,运算速度十分缓慢,时效性不佳<sup>[15]</sup>。监督分类是在有先验知识的条件下进行的,先选择训练样区,根据已知像元数据求出参数,确定各类判别函数的形式,然后利用判别函数对未知像元进行分类<sup>[16]</sup>。经典的监督分类法包括最大似然法、最小距离法、光谱角分类法、平行六面体法、最邻近法等。这些方法在面对多源遥感数据、高光谱数据及高空间分辨率数据时,虽具有更高的精度,但因程序复杂、不易理解等原因,未得到充分的推广应用。

传统的计算机分类方法在不同程度上限制着分类精度的提高,尤其是随着遥感技术的进步,不利影响越显突出。目前国内外均针对基于统计理论的分类方法进行了改进,提出了人工神经网络分类法、模糊分类法、支持向量机分类法、基于知识的决策树分类法等。2008年段新成<sup>[17]</sup>采用BP人工神经网络分类法,利用SPOT 遥感影像对北京颐和园地区进行土地利用分类研究,与传统的监督分类法相比,总体精度大大提高;2009年王惠英等<sup>[18]</sup>基于模糊分类提出了混合分类法,对光谱较单一、稳定的地物提取取得了较好效果;2013年刘颖<sup>[19]</sup>提出了一种自训练半监督支持向量机法,降低了土地利用分类结果的累计误差;2017年郝洸等<sup>[20]</sup>以Landsat-8影像为信息源,利用CART决策树分类法对西藏地区森林地物类别进行提取,总体精度提高近10%;2019年Kazem等<sup>[21]</sup>提出监督交叉融合法,基于Sentinel-2和Landsat-8光学数据进行土地利用分类研究,提高光学图像的分类能力。新的分类方法在不断为土地利用遥感调查提供更多高质量信息源和分类特征的同时,也对传统计算机分类方法提出了更大的挑战,特别是在复杂的城市下垫面土地利用分类中,如何减少分类结果中存在的“同物异谱,同谱异物”现象,提高分类结果精度,是今后遥感影像分类的重要发展方向,为此仍需探索新的

分类方法开展精细化土地利用解译。

针对上述问题,以北京生态涵养区为例,通过对比分析现有土地利用分类方法的优缺点,提出基于面向对象技术的耦合分类法。利用所提出的耦合分类法对生态涵养区2010~2018年的土地利用变化情况进行分析,研究其发展趋势,为研究区域的生态本底及受损空间调查评估、生态演化过程和受损空间特性分析等提供技术支撑,进而服务于北京市西部地区的生态修复工作。

## 2 研究区与数据

### 2.1 研究区域概况

北京生态涵养区范围包括门头沟区、怀柔区、平谷区、密云区和延庆区,总面积达8 746.6 km<sup>2</sup>,占全市面积的53.3%<sup>[22]</sup>。选取生态涵养区中生态本底条件较差、生态受损问题集中的门头沟东部地区为研究对象,基于该区土地利用情况进行遥感解译方法研究。研究区范围如图1所示。

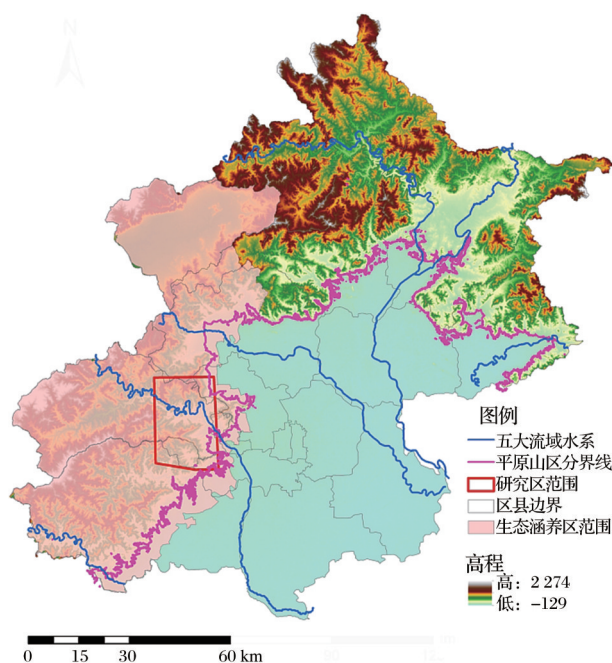


图1 研究区域范围及遥感影像

Fig.1 Study area and remote sensing image

研究区位于永定河流域,面积达486 km<sup>2</sup>,其土地利用类型复杂多样,包括城市开发建设区、农村居民地、道路、裸地、水体、林地和耕地等。林地包括落叶阔叶林、常绿针叶林和灌木林等,树种主要包括桦树、杨树、松树和黄栌等,森林覆盖率为40%~60%<sup>[23]</sup>。该区的土地利用类型在生态涵养区中具有较强的代表性,近年来该区因城市开发建设,人

类生产活动,生态系统受损严重,急需开展生态受损修复研究。开展该区的土地利用解译分析是进行生态受损评估和受损修复的基础。

## 2.2 研究数据与预处理方法

### 2.2.1 数据来源

研究采用的遥感影像为 5 m 分辨率的多光谱 Rapid Eye 数据。该影像以蓝波段(450~520 nm)、绿波段(520~590 nm)、红波段(630~690 nm)、红边波段(690~730 nm)及近红外波段(770~890 nm)组成。成像时间为 2010 年 9 月 13 日及 2018 年 8 月 21 日,无云层覆盖。

收集了 2000~2016 年城市建成区土地利用资料、2014 年北京市西部山区森林资源状况林业小班图(森林资源二类调查数据),为确定各土地利用类型的识别规则提供参考依据。

### 2.2.2 数据预处理

Rapid Eye 遥感影像依据北京市 1:1 万地形图进行几何精度校正,采样为 5 m, RMSE 值小于 5 m,遥感影像的投影坐标系转换为北京 54 坐标系<sup>[24]</sup>。将像元亮度值转换为光谱辐射亮度,再转化为地表反射率,计算公式如式(1)和(2)所示。

$$\text{RAD}(i) = \text{DN}(i) \times \text{ScaleFactor}(i) \quad (1)$$

$$\text{REF}(i) = \text{RAD}(i) \times \frac{\pi \times \text{SunDist}}{\text{EAI}(i) \times \cos(\text{SolarZenith})} \quad (2)$$

其中:RAD 为光谱辐射亮度,  $\text{W}/(\text{m}^2 \cdot \text{sr} \cdot \mu\text{m})$ ;  $i$  为波段代号;DN 为像元亮度值;ScaleFactor 为图像拉伸系数,  $\text{W}/(\text{m}^2 \cdot \text{sr} \cdot \mu\text{m})$ ;REF 为地表反射率;SunDist 为日地距离;EAI 为大气外层辐照度;SolarZenith 为太阳顶角。

本研究在决策树分类法中用到的光谱特征值计算公式如式(3)~(6)所示:

$$\text{NDWI} = \frac{\text{REF}(G) - \text{REF}(NIR)}{\text{REF}(G) + \text{REF}(NIR)} \quad (3)$$

$$i_p = \text{REF}(NIR) + \text{REF}(RE) + \text{REF}(R) \quad (4)$$

$$\text{NDVI} = \frac{\text{REF}(NIR) - \text{REF}(R)}{\text{REF}(NIR) + \text{REF}(R)} \quad (5)$$

$$\text{EVI} = 2.5 \times \frac{\text{REF}(NIR) - \text{REF}(R)}{\text{REF}(NIR) + 6.0 \times \text{REF}(R) - 7.5 \times \text{REF}(B) + 1} \quad (6)$$

其中:NDWI 为归一化差分水体指数;REF 为地表反射率;G 为绿波段;NIR 为近红外波段; $i_p$  为反射率和;RE 为红边波段;R 为红波段;NDVI 为归一化植被指数;EVI 为增强型植被指数;B 为蓝波段。

## 3 研究方法

参考现有的土地利用分类体系,结合研究区土地利用实况构建分类体系,综合采用面向对象分析技术对影像进行分割,分别利用决策树分类法和最邻近分类法提取土地利用类型,并采用随机样点验证法评估分类精度,以此提出基于面向对象分析技术的耦合分类法。

面向对象分析技术以影像分割后形成的对象为分析单元,实现了空间格局与过程的多尺度影像分析<sup>[25]</sup>。该分类过程中的信息提取所要处理的不再是单个像元,综合利用了对象的光谱特征、空间特征及纹理特征,有效克服了基于像元分类的不足。分别采用基于规则集的决策树分类法和基于样本的最邻近分类法对分割后的对象进行分类。

决策树分类法主要针对各类地物不同的信息特点,将其按照一定原则进行层层分解,研究者可以根据不同的子区域特征及经验知识,选择不同的波段或者波段组合进行分类<sup>[26]</sup>。

最邻近分类法通过计算像素向量与每一个模板的平均向量光谱距离进行影像分类。基于欧氏距离的距离计算公式如式(7)所示。该方法首先计算待分像元到每一类中每一个统计特征量间的距离,取其中最小的一个距离作为该像元到该类别的距离,最后比较该待分像元到所有类别间的距离,将其归属于距离最小的一类<sup>[27]</sup>。

$$d(x, M_i) = \left[ \sum_{k=1}^n (x_k - m_{ik})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

其中: $M_i$  为第  $i$  类样本均值; $d(x, M_i)$  为像素点  $x$  到第  $i$  类中心  $M_i$  的距离; $n$  为波段数; $k$  为某一特征波段; $i$  为某一聚类中心; $m_{ik}$  为第  $i$  类中心第  $k$  波段的像素值。

分类体系的精度评价依据随机样点法和混淆矩阵进行。混淆矩阵中制图精度和用户精度可反映不同类别的精度,总体精度和 Kappa 系数可反映数据集的整体精度,其中 Kappa 系数的计算如式(8)和(9)所示,该系数数值范围为 0~1,值越高表明分类结果与实际类型越吻合<sup>[28]</sup>。

$$k = \frac{p_o - p_e}{1 - p_e} \quad (8)$$

$$p_o = \frac{\sum_{i=1}^n P_{ii}}{N} \quad (9)$$

其中: $k$  为 Kappa 系数; $p_o$  为总体精度; $p_e$  为由偶然误



差造成的分类结果与地面调查数据类型相一致的概率; $n$ 为分类类型数量; $N$ 为样本总数; $P_{ii}$ 为第 $i$ 类型的被正确分类的样本数目。

## 4 结果与分析

基于Rapid Eye影像对研究区2018年的土地利用情况进行分类,具体步骤如下。

### 4.1 土地利用分类体系的构建

参考《中国1:100万土地利用图》分类系统和《北京市1:1万基础地形图》相关地理信息要素系统,构建研究区土地利用分类体系如表1所示。该分类指标体系分为两级,第一级为土地利用类型划分,涵盖耕地、林地、水体、建筑区和裸地等类型;第二级为林地和裸地细分:林地可分为乔木林和灌木林,裸地区域可分为矿石堆和砂石坑。

表1 土地利用分类体系

Table 1 Land cover classification system			
一级类		二级类	
编码	类型名	编码+类型名	
100	耕地		
200	林地	201 乔木林	202 灌木林
300	水体		
400	建筑区		
600	裸地	601 矿石堆	602 砂石坑

### 4.2 影像分割结果分析

研究采用多尺度分割法进行影像分割,根据影像的光谱、纹理、形状特征,将研究区域分割为3.71万个图斑,各图斑面积在96~251 930 m<sup>2</sup>之间,平均值为126 013 m<sup>2</sup>,影像分割前后对比如图2所示。为保证分类精度及处理速度,确保分割影像不会对分类结果产生“椒盐现象”,经试验将分割尺度设为100,形状因子设为0.1,紧致度因子设为0.5。

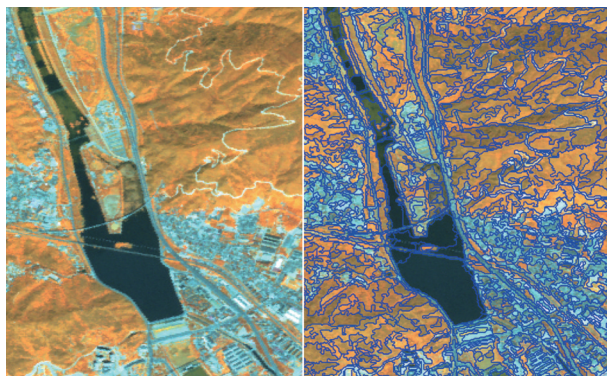


图2 影像分割前后对比图

Fig.2 Image segmentation results

### 4.3 基于决策树分类法的解译结果

#### 4.3.1 分类决策树及识别规则构建

采用决策树分类法进行土地利用信息提取,绘制不同地表覆被光谱特征如图3所示。根据典型地物不同波段的反射率特征及其他辅助信息,建立地物类型分类决策树如图4所示。

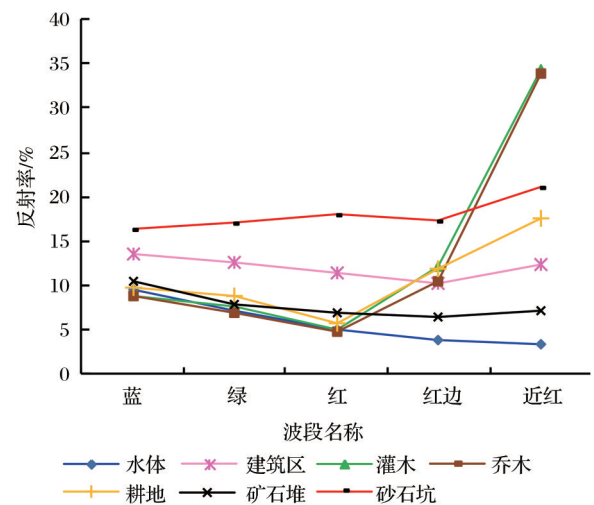


图3 不同地表覆被光谱特征图

Fig.3 Spectral characteristics of different surface layers

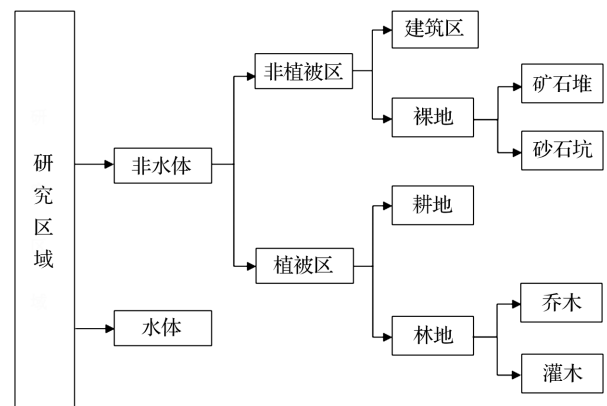


图4 影像识别分类决策树

Fig.4 Classification decision tree of image interpretation

对照2000~2016年城市建成区土地利用资料及2014年北京市西部山区森林资源状况林业小班图,利用二分法查找各土地利用类型参数阈值,经多次试验确定不同地表覆被的识别规则如下:

(1)水体:NDWI $\geq -0.28$ 且 $i_p \leq 0.29$ 的区域为水体,其余区域为非水体。

(2)植被区域:植被区域的识别是在非水体区域上进行的,采用近红外和红波段组合的增强型植被指数EVI进行识别,EVI $\geq 0.4$ 的区域为植被区。

(3)阴影区植被:采用归一化植被指数NDVI进行识别,将非水体部分中NDVI $\geq 0.5$ 的部分定义为

阴影区植被,将阴影区植被也归入植被区。

(4)植被区中的道路:将植被区域中  $NDVI \leq 0.05$  的部分定义为道路,将道路要素归于建筑区部分。

(5)乔木、灌木及耕地:将植被区域中  $NDVI \geq 0.725$  的部分定义为乔木;利用研究区的坡度信息提取耕地,将坡度小于等于  $13^\circ$  的植被区域定义为耕地;其余植被部分定义为灌木区域。

(6)矿石堆及砂石坑:将水体部分中  $REF(B) \geq 0.1$  的部分定义为矿石堆;裸地中中长宽比小于 5 的部分定义为砂石坑。

4.3.2 决策树分类结果

基于决策树分类法的分类结果如图 6(a)所示,各类型所占地物面积比例如表 2 所示。结果表明:灌木区面积最大,达到 64.42%;乔木区的面积次之,为 16.42%;建筑区面积为 15.26%;矿石堆及砂石坑的面积比例较小,分别为 0.20% 和 0.13%。

表 2 各类型所占地物面积统计表

类型	图斑数	解译面积/km <sup>2</sup>	面积比例/%
乔木	3 498	80.02	16.42
灌木	16 305	314.03	64.42
耕地	1 908	13.93	2.86
水体	480	3.46	0.71
矿石堆	338	0.10	0.20
砂石坑	94	0.66	0.13
建筑区	14819	74.41	15.26

4.4 基于最邻近分类法的解译结果

最邻近分类法的样本选择如图 5 所示,分类结果如图 6(b)所示,各类型所占地物面积比例如表 3 所示。利用上述所选样本对研究区进行自动解译。结果表明,灌木区域面积最大,达到了 52.27%;乔木区的面积次之,为 20.07%;耕地、建筑区面积分别为 13.26%、9.71%;水体面积仅占示例区面积的 1.34%;矿石堆及砂石坑所占面积比例较小,分别为 0.38% 和 2.97%。

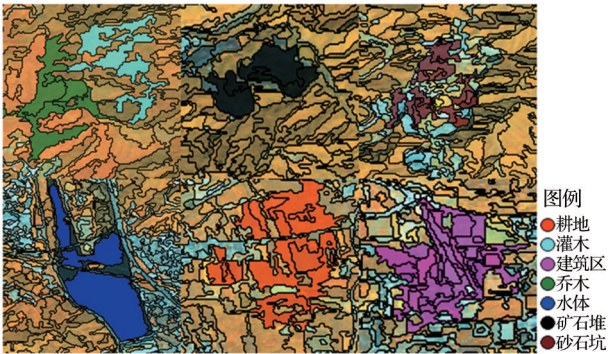


图 5 样本选择示意图

Fig.5 Schematic diagram of samples selection

4.5 基于耦合分类法的解译结果

决策树分类法与最邻近分类法基本都能满足分类的一致性,但在应用中存在局限性,精度仍有待提升。基于上述分析,本研究综合决策树分类和最邻近分类法的优势,提出了基于面向对象分析的耦合分类法。首先利用决策树分类法提取水体、植被区、非植被区,其次在植被区和非植被区中分别

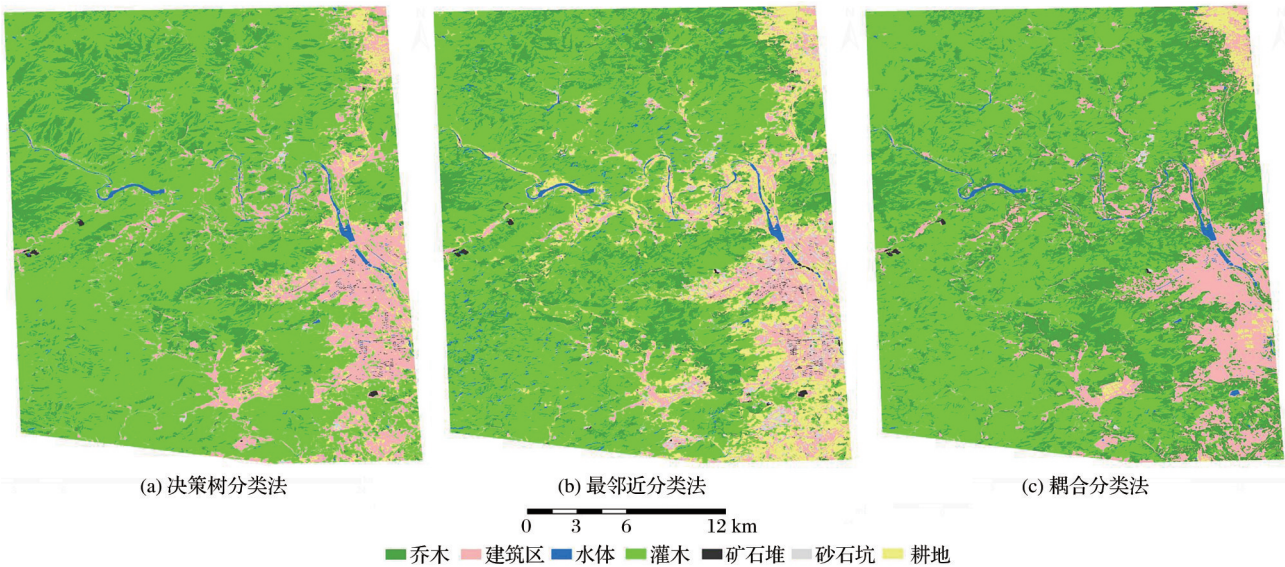


图 6 各分类法的 2018 年土地分类成果图

Fig.6 Classification results of Different Method



表 3 各类型所占地物面积统计表

Table 3 The rate of different classification in total areas

类型	图斑数	解译面积/km <sup>2</sup>	所占比例/%
乔木	4 051	97.66	20.07
灌木	12 695	254.34	52.27
耕地	6 456	64.54	13.26
水体	1 074	6.54	1.34
矿石堆	580	1.83	0.38
砂石坑	3 065	14.43	2.97
建筑区	9 495	47.27	9.71

提取耕地、矿石堆和砂石坑,最后利用最邻近分类法选取典型样本,提取乔木、灌木区。决策树分类中的规则设定及最邻近分类法中的样本选择同上。耦合分类法的遥感解译结果如图 6(c)所示。

4.6 土地利用分类结果精度验证

利用 Google Earth 高精度影像随机生成 100 个样本点进行精度验证,随机检验样本点分布如图 7 所示,各分类法精度对比如表 4 所示。

研究结果表明:①决策树分类法的总体精度为 75%,Kappa 系数为 0.69,分类整体精度较低,其中水体的制图精度达到 100%,用户精度达到 90%,精度较高;建筑区、矿石堆、砂石坑分类用户精度均达 80% 以上,分类效果较好;灌木、乔木区域的解译效果较差,主要原因是二者光谱特征十分相似,仅根据 NDVI 值易造成二者错分;②最邻近分类法总体精度为 71%,Kappa 系数为 0.71,其中水体解译精度较高,制图精度达到 100%,用户精度达到 80%;乔木、灌木和耕地的解译精度均不理想,耕地的制图精度仅有 38.46%,造成这一现象的主要原因是最邻近分类法无法仅根据所选样本的光谱特征准确提取耕地类型,耕地易与灌木、乔木混淆。矿石堆对

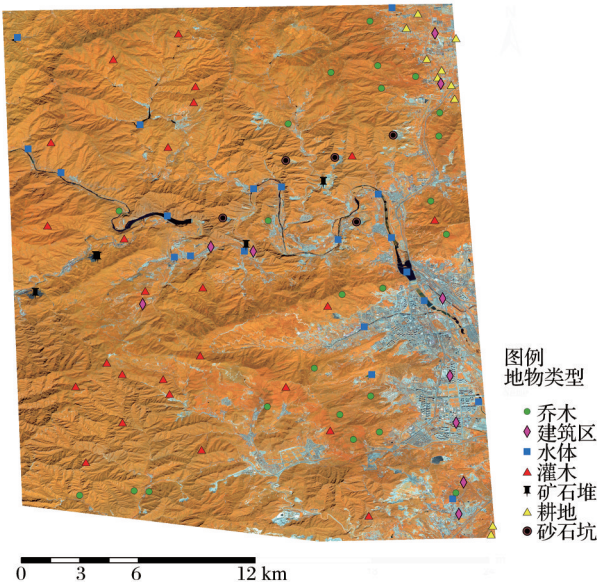


图 7 随机检验样本点分布图

Fig.7 Distribution of test samples

各波段的反射与吸收均与水体十分相似,易与水体混淆,造成其制图精度仅为 50%;砂石坑易与建筑区域混淆,其用户精度仅有 60%。最邻近分类法较决策树分类法能够更好地解译出灌木、乔木,但其余类别的解译精度都较低。

基于面向对象分析技术的耦合分类法使影像解译的总体精度上升到 90%,Kappa 系数增加到 0.9,分类结果与实地情况具有较高的一致性。其中,乔木、灌木的制图精度由决策树分类法中的 66.67% 和 60.0% 分别上升至 88.0% 和 88.46%,用户精度分别上升至 88% 和 92%;耕地的制图精度由最邻近分类法中的 38.46% 上升至 88.89%,其余各类别精度均较使用单一分类法显著提高。耦合分类法弥补了决策树分类法及最邻近分类法的缺点,

表 4 各分类法精度对比一览表

Table 4 Comparison of accuracy of each classification

精度	分类方法	乔木	灌木	耕地	水体	建筑区	矿石堆	砂石坑
制图精度/%	决策树分类法	66.67	60.00	85.71	100.00	80.00	71.43	100.00
	最邻近分类	76.19	69.23	38.46	100.00	69.23	50.00	100.00
	耦合分类法	88.00	88.46	88.89	95.24	81.82	100.00	100.00
用户精度/%	决策树分类法	64.00	72.00	60.00	90.00	80.00	100.00	80.00
	最邻近分类	64.00	72.00	50.00	80.00	90.00	80.00	60.00
	耦合分类法	88.00	92.00	80.00	100.00	90.00	80.00	80.00
总体精度/%	决策树分类法					75.00		
	最邻近分类					71.00		
	耦合分类法					90.00		
Kappa 系数	决策树分类法					0.69		
	最邻近分类					0.71		
	耦合分类法					0.90		

较大提高了分类精度。

#### 4.7 土地利用变化分析

利用基于面向对象分析的耦合分类法,同样对 2010 年的土地利用情况进行解译提取,制作 2010 年至 2018 年土地利用变化转移矩阵如表 5 所示。由表可得:北京生态涵养区 2010~2018 年间土地利用类型发生较大变化的有耕地、建筑区、矿石堆及砂石坑区域,水体区域发生的变化较少。其中耕地约有 40.52% 演变为林地,18.68% 演变为建筑区;约有 33.33% 的矿石堆和 24.72% 的砂石坑演变为林地;9.00% 的林地演变为建筑区。

表 5 2010~2018 土地利用变化转移矩阵  
Table 5 Land use change transfer matrix from  
2010 to 2018

2018~2010	耕地	乔木	灌木	水体	建筑物	矿石堆	砂石坑
耕地	5.14	3.31	2.33	0.54	2.60	0.00	0.00
乔木	0.02	52.63	22.45	0.35	4.57	0.00	0.00
灌木	0.03	53.39	228.07	1.70	30.77	0.01	0.06
水体	0.01	0.13	0.71	1.19	0.42	0.00	0.00
建筑区	0.06	6.32	20.77	1.79	45.36	0.00	0.11
矿石堆	0.00	0.02	0.08	0.00	0.17	0.03	0.00
砂石坑	0.00	0.01	0.21	0.01	0.53	0.00	0.13

以上结果分析得出,自北京生态涵养区建立以来,林地资源保护初具成效,例如矿石堆、砂石坑等的生态破坏带正逐渐被修复。生态涵养区的建立强化了生态保护和绿色发展向导,对促进京津冀协同可持续发展具有重要意义。

## 5 结 语

本研究分别利用基于面向对象分析技术的决策树分类法和最邻近分类法,对北京生态涵养区 Rapid Eye 影像进行解译,构建了研究区土地利用二级分类体系,分析讨论了不同土地利用分类方法对不同地物类型识别和判断能力的差异。

研究结果表明:决策树分类法具有较强的逻辑性,在耕地、水体、建筑区、矿石堆及砂石坑方面普遍具有较高的解译精度,尤其在耕地类型的解译过程中具有突出效果,但对于部分光谱类型相似,形状无明显区别的地物类型会出现“误分”问题,导致解译精度降低。最邻近分类法在灌木和乔木的提取方面精度较高,对于决策树分类法中植被类型识别精度较低的部分可以提升其分类精度,在光谱特征相近、分类规则难以定量表征的地物识别中具有一定的优势。然而该方法取决于样本的代表性及

数量,分类精度受主观因素的影响较大。

基于上述研究结果,本研究提出了基于面向对象分析技术的耦合分类法。该方法弥补了决策树分类法及最邻近分类法的缺点,可操作性强,相比于传统的土地利用分类方法,具有以下优势:

(1)规则集结构简单直观,易于理解,且计算效率高,可以更加便捷的供专家分析、判断及修正。

(2)在光谱特征相似,容易产生混淆的地物分类过程中可达到很好的分类效果,对于精度要求高,数据处理量大的土地利用分类工作具有一定优势。

(3)具有更好的灵活性及鲁棒性,当遥感影像数据特征的空间分布很复杂,多源数据具有不同的统计分布和尺度时,该方法能获得较为理想的分类结果。

利用耦合分类法对研究区 2010~2018 年的土地利用情况进行解译,并开展土地利用变化分析。经研究得出,矿石堆、砂石坑等生态破坏区逐渐演变为林地,生态涵养区修复功能初见成效。本研究推进了遥感数据在土地利用分析领域的广泛应用,为探索区域生态演化过程和受损空间特性提供了技术支撑。在未来的遥感影像解译过程中,可进一步验证所提耦合分类法对不同影像、不同区域的普适性,同时深入分析该方法对复杂城市下垫面的精细化地物识别精度,进一步开展高精度土地利用分类工作。

#### 参考文献 (References):

- [1] Cai Yunlong. A Study on Land Use/Cover Change: The Need for a New Integrated Approach [J]. *Geographical Research*, 2001, 20(6): 645-652. [蔡运龙. 土地利用/土地覆被变化研究: 寻求新的综合途径 [J]. *地理研究*, 2001, 20(6): 645-652.]
- [2] Liu Jiuyan, Zhang Zengxiang, Zhang Shuwen, *et al.* Retrospect and Prospect of Remote Sensing Research on Land Use Change in China—Based on the Guidance of Statement of Peng's Academic Thought [J]. *Journal of Earth Sciences*, 2020, 22(4): 680-687. [刘纪远, 张增祥, 张树文, 等. 中国土地利用变化遥感研究的回顾与展望——基于陈述彭学术思想的引领 [J]. *地球信息科学学报*, 2020, 22(4): 680-687.]
- [3] Zhao Hengqian, Jia Liang, Yin Zhengran, *et al.* Dynamic Monitoring of Land Use and Ecological Environment based on Multiple Remote Sensing Data: A Case Study of Tongzhou District, Beijing [J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2019, 35(1): 38-43, 2. [赵恒谦, 贾梁, 尹政然, 等. 基于多源遥感数据的北京市通州区土地利用/覆盖与生态环境变化监测研究 [J]. *地理与地理信息科学*, 2019, 35(1): 38-43.]
- [4] Davidson A, Wang S. The Effects of Sampling Resolution on

- the Surface Albedos of Dominant Land Cover Types in the North American Boreal Region[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 93(1): 211-224.
- [5] Song Minghui. Object-oriented Urban Land Classification with GF-2 Remote Sensing Image[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2019, 34(3): 547-552, 629.[宋明辉. 基于高分二号数据的面向对象城市土地利用分类研究[J]. *遥感技术与应用*, 2019, 34(3): 547-552, 629.]
- [6] Yu Xingxiu, Yang Guishan. The Advances and Problems of Land Use/Land Cover Change Research in China[J]. *Progress in Geography*, 2002, 21(1): 51-57.[于兴修, 杨桂山. 中国土地利用/覆被变化研究的现状与问题[J]. *地理科学进展*, 2002, 21(1): 51-57.]
- [7] Liu Qi. Analysis of the Spatio-temporal Evolution of Land Use/Cover Based on the Monitoring of Geographical Conditions: Taking Yuci District as an Example[J]. *Mapping and Spatial Geographic Information*, 2020, 43(5): 82-85.[刘琦. 基于地理国情监测的土地利用/覆盖时空演变分析——以榆次区为例[J]. *测绘与空间地理信息*, 2020, 43(5): 82-85.]
- [8] Hu Yingjie, Kong Xiangbin, Zhang Baodong. Spatial and Temporal Variation Characteristics of Land Use in Beijing in the Past 30 Years[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2018, 23(11): 1-14.[胡莹洁, 孔祥斌, 张宝东. 30年来北京市土地利用时空变化特征[J]. *中国农业大学学报*, 2018, 23(11): 1-14.]
- [9] Sun Li, Chen Huanwei, Pan Jiawen. Analysis of the Land Use Spatiotemporal Variation based on DEM—Beijing Yanqing County as an Example[J]. *Mountain Research*, 2004, 22(6): 762-766.[孙丽, 陈焕伟, 潘家文. 运用DEM剖析土地利用类型的分布及时空变化——以北京延庆县为例[J]. *山地学报*, 2004, 22(6): 762-766.]
- [10] Zhai Hongyu, Li Mangen, Hu Baoqun, *et al.* Research on the Influence of DEM on the Temporal and Spatial Distribution of Land Use Types—Taking Fuhe River Basin as an Example[J]. *Journal of East China University of Technology (Natural Science)*, 2020, 43(2): 164-169.[翟宏宇, 李满根, 胡宝群, 等. 基于DEM对土地利用类型时空分布的影响研究——以抚河流域为例[J]. *东华理工大学学报(自然科学版)*, 2020, 43(2): 164-169.]
- [11] Sungho K, Bongsik C, Jinsu Y, *et al.* Binarized Neural Network with Silicon Nanosheet Synaptic Transistors for Supervised Pattern Classification[J]. *Scientific Reports*, 2019, 9(1): 11705. doi:10.1038/s41598-019-48048-w.
- [12] Liu Jiao, Zhang Chao, Yu Zhexiu, *et al.* Research on Land Use Change and Prediction in Fuxian Lake Basin based on Landsat Image[J]. *Journal of Southwest Forestry University*, 2020, 40(3): 131-138.[刘娇, 张超, 余哲修, 等. 基于Landsat影像的抚仙湖流域土地利用变化及预测研究[J]. *西南林业大学学报*, 2020, 40(3): 131-138.]
- [13] Song J, Lin T, Li X, *et al.* Mapping Urban Functional Zones by Integrating Very High Spatial Resolution Remote Sensing Imagery and Points of Interest: A Case Study of Xiamen, China[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(11): 1737. doi: 10.3390/rs10111737.
- [14] Liu Qinqin, Cui Yaoping, Liu Sujie, *et al.* Study on Surface Albedo of Spectral Radiation of Different Land Use Types in China[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2019, 34(1): 46-56.[刘亲亲, 崔耀平, 刘素洁, 等. 中国不同土地利用类型分光辐射地表反照率研究[J]. *遥感技术与应用*, 2019, 34(1): 46-56.]
- [15] Defries R S, Townshend J R G. NDVI Derived Land Cover Classification at a Global Scale[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1994, 15(17): 3567-3586.
- [16] Yang Cunjian, Zhou Chenghu. Discussion on Classification Method of Remote Sensing Image based on Knowledge[J]. *Geography and Territory Research*, 2001(1): 72-77.[杨存建, 周成虎. 基于知识的遥感图像分类方法的探讨[J]. *地理学与国土研究*, 2001(1): 72-77.]
- [17] Duan Xincheng. Remote Sensing of Land Use Classification based on BP Artificial Neural Network[D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2008.[段新成. 基于BP人工神经网络的土地利用分类遥感研究[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2008.]
- [18] Wang Huiying, Su Wei, Zhou Junqi. A Method of object-Oriented Remote Sensing Image Information Extraction based on Multi-Classifer[J]. *Surveying and Mapping Engineering*, 2009, 18(5): 22-26.[王惠英, 苏伟, 周军其. 基于多分类器组合面向对象遥感影像信息提取方法[J]. *测绘工程*, 2009, 18(5): 22-26.]
- [19] Liu Ying. Research on Land Cover Remote Sensing Classification Method based on Semi-supervised Integrated Support Vector Machine[D]. Changchun: Graduate School of Chinese Academy of Sciences (Northeast Institute of Geography and Agricultural Ecology), 2013.[刘颖. 基于半监督集成支持向量机的土地覆盖遥感分类方法研究[D]. 长春: 中国科学院研究生院(东北地理与农业生态研究所), 2013.]
- [20] Hao Long, Chen Yongfu, Liu Hua, *et al.* Object-oriented Classification of Forest Vegetation in Nyingchi County based on Texture Information CART Decision Tree[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2017, 32(2): 386-394.[郝珑, 陈永富, 刘华, 等. 基于纹理信息CART决策树的林芝县森林植被面向对象分类[J]. *遥感技术与应用*, 2017, 32(2): 386-394.]
- [21] Kazem R, Mostafa K, Danya K, *et al.* Supervised Cross-fusion Method: A New Triplet Approach to Fuse Thermal, Radar, and Optical Satellite Data for Land Use Classification[J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2019, 191(8).
- [22] Wu Guoxi, Yu Zhengzheng, Liu Liangyun. Regional Landscape Pattern Change and Ecological Restoration: A Case Study of Mentougou District in Beijing[J]. *Geographical Research*, 2011, 30(7): 1227-1236.[吴国玺, 喻铮铮, 刘良云. 区域景观格局变化及生态修复——以北京门头沟区为例[J]. *地理研究*, 2011, 30(7): 1227-1236.]
- [23] Du Wanguang, Wang Cheng, Wang Qian, *et al.* Evaluation of Summer Environmental Effects of Main Vegetation Types in Xiangshan Park, Beijing[J]. *Scientific Science*, 2018, 54(4): 155-164.[杜万光, 王成, 王茜, 等. 北京香山公园主要植被类型的夏季环境效应评价[J]. *林业科学*, 2018, 54(4): 155-164.]
- [24] Zhang Ping, Sun Qiangqiang, Zhang Yaping, *et al.* Discussion on the Theory and Technical Methods of Land Degradation Monitoring and Evaluation in Arid Areas Based on Hybrid



- Decomposition of Broadband Remote Sensing Spectra[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(2): 497-508.[张平,孙强强,张亚萍,等.基于宽波段遥感光谱混合分解的干旱区土地退化监测评价理论和技术方法探讨[J].遥感技术与应用,2020,35(2):497-508.]
- [25] Song Xiaoyang, Jiang Xiaosan, Jiang Dong, *et al.* Object-oriented Classification of High Resolution Remote Sensing Image [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(1): 99-105.[宋晓阳,姜小三,江东,等.基于面向对象的高分影像分类研究[J].遥感技术与应用,2015,30(1): 99-105.]
- [26] Liu Li, Yu Qiang. Research on Remote Sensing Classification based on Hierarchical Classification and Supervised Classification[J]. Forest Investigation Planning, 2007(4): 37-39, 44.
- [27] Zhang Jinghua, Feng Zhiming, Jiang Luguang. Progress on Studies of Land Use/Land Cover Classification Systems [J]. Resources Science, 2011, 33(6): 1195-1203.[张景华,封志明,姜鲁光.土地利用/土地覆被分类系统研究进展[J].资源科学,2011,33(6): 1195-1203.]
- [28] Di Suchuang, Wu Wenyong, Liu Honglu, *et al.* The Correlation between Urban Greenness and Heat Island Effect with RS Technology: A Case Study within 5th Ring Road in Beijing [J]. Journal of Geo-Information Science, 2012, 14(4): 481-489.[邸苏闯,吴文勇,刘洪禄,等.城市绿量的遥感估算与热岛效应的相关分析——以北京市五环区域为例[J].地球信息科学学报,2012,14(4): 481-489.]

## Study of Land Use Classification and Changes in the Ecological Conservation Region of Beijing based on Rapid Eye Images

Zheng Qi<sup>1,2</sup>, Di Suchuang<sup>1,3</sup>, Pan Xingyao<sup>1,3</sup>, Liu Honglu<sup>1,3</sup>, Zhu Yonghua<sup>1,2</sup>,  
Zhang Cen<sup>1,3</sup>, Zhou Xing<sup>1,3</sup>

(1. Beijing Water Science and Technology Institute, Beijing 100048, China;

2. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University, Nanjing 210098, China;

3. Beijing Engineering Technique Research Centre for Non-conventional Water Resource Exploration and Utilization and Water Use Efficient, Beijing 100048, China)

**Abstract:** To overcome the low classification accuracy problems in complex land use regions, a case study is carried out to develop a new classification method based on two traditional classification methods and Rapid Eye remote sensing images in the eastern part of ecological conservation region in Beijing City. Firstly, the land use classification system is developed and these land such as cultivated land, water body, build-ups, forest, shrub, mine lot and quarry are included. Secondly, the images are segmented into 37 100 polygons using object-oriented technology according to different spectral features, structural features and morphological features. Thirdly, the land use types are identified using Decision Tree method and the Nearest Neighbor method. The overall accuracy values are 75% and 71% for the Decision Tree method and the Nearest Neighbor method, respectively. The Kappa coefficient values are 0.69 and 0.71 for the Decision Tree method and the Nearest Neighbor method, respectively. The results show that the Decision Tree method is with higher accuracy in the regions with distinct spectral characteristics such as water body, vegetation and cultivated land, while the Nearest Neighbor method is with higher accuracy in the regions with similar spectral characteristics such as shrubs and forests. Fourthly, a new optimized combination classification method is proposed based on these two methods with the overall accuracy of 90% and the Kappa coefficient of 0.9. Finally, the land use changes are analyzed in ecological conservation area in Beijing from 2010 to 2018 based on the new method. The results show that the ecological damage zone has being repaired and the areas for mine lot and quarry have being declined. These results could provide technical support to explore the evolution process and the disruption characteristics in the ecological conservation region.

**Key words:** Land use; Rapid Eye; Object-oriented classification; Decision Tree Method; Nearest Neighbor Method