

引用格式:汪雪淼,孟庆岩,赵少华,等. GF-2在城市绿地分类及景观格局度量中的应用[J].地球信息科学学报,2020,22(10):1971-1982. [Wang X M, Meng Q Y, Zhao S H, et al. Urban green space classification and landscape pattern measurement based on GF-2 image[J]. Journal of Geo-information Science, 2020,22(10):1971-1982.] DOI:10.12082/dqxxkx.2020.200122

GF-2在城市绿地分类及景观格局度量中的应用

汪雪淼^{1,2}, 孟庆岩^{1*}, 赵少华³, 李娟¹, 张琳琳^{1,2}, 陈旭^{1,2}

1. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094;
2. 中国科学院大学, 北京 100049;
3. 生态环境部卫星环境应用中心国家环境保护卫星遥感重点实验室, 北京 100094

Urban Green Space Classification and Landscape Pattern Measurement based on GF-2 Image

WANG Xuemiao^{1,2}, MENG Qingyan^{1*}, ZHAO Shaohua³, LI Juan¹, ZHANG Linlin^{1,2}, CHEN Xu^{1,2}

1. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
3. State Environmental Protection Key Lab of Satellite Remote Sensing, Ministry of Ecology and Environment Center for Satellite Application on Ecology and Environment, Beijing 100094, China

Abstract: Urban vegetation is an important component of an urban ecosystem, which provides important ecological service including purifying urban air, regulating urban climate, and beautifying urban landscape. Different types of vegetation provide different ecological service. To date, there have been many studies on characterizing urban green space landscape pattern and analyzing its spatiotemporal dynamics. However, the green space landscape patterns of different vegetation types have not been well quantified. In this study, we took Beijing Vice-City Center as the study area and focused on different types of urban vegetation (broad-leaved trees, conifers, farmland, grasslands, and shrublands). Due to the small size of urban vegetation patches and their high spatial heterogeneity, the object-oriented classification method was adopted in this study. Specifically, the image objects using multi-resolution segmentation were generated first. Then, combing the field sampling data, we applied random forest in feature selection and classification using GF-2 images in summer and winter. Based on the classified vegetation map with detailed information, landscape metrics and moving window approach were used to quantify the landscape pattern of urban green space at functional scale and grid scale, respectively. Our results show that, for GF-2 images, the spectral and textural features of image objects after multi-resolution segmentation can effectively improve the extraction of different vegetation types. Multi-temporal images can also provide phenological information of different vegetation types. Compared with the classification results using either summer images or winter images, our classification accuracy was improved to 87.7%. In our study

收稿日期:2020-03-16;修回日期:2020-07-03.

基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFB0503905);四川省科技计划项目(2018JZ0054);国家高分辨率对地观测重大科技专项项目“环境保护遥感动态监测信息服务系统(二期)(05-Y30B01-9001-19/20-1)”。[**Foundation items:** The National Key Research and Development Program, No.2017YFB0503905; Sichuan Province Science and Technology Program, No.2018JZ0054; The Major Projects of High Resolution Earth Observation Systems of National Science and Technology, No.05-Y30B01-9001-19/20-1.]

作者简介:汪雪淼(1998—),女,四川成都人,硕士生,主要从事城市环境遥感研究。E-mail: xuemiao98@163.com

*通讯作者:孟庆岩(1971—),男,黑龙江肇东人,教授,主要从事城市陆表环境遥感和地震红外遥感等研究。

E-mail: mengqy@radi.ac.cn

area, the fragmentation of shrublands was the highest. The area proportion of conifers was the smallest, but its patch shape was the most complex. While the distribution of broad-leaved trees, grasslands, and farmland was spatially centralized and contiguous with a regular shape. We found that the green space landscape pattern in different functional areas were quite different. The urban green center had the most abundant vegetation. While the commercial area had less green space that was also fragmented. The landscape diversity and the distribution of different vegetation types showed a spatial heterogeneity in the Beijing Vice-City Center. At present, the landscape pattern of green space in Beijing Vice-City Center has formed the basic outline of planning, but the construction of urban green center and the public green space in city center are still insufficient. Our study evaluates the current situation of green space pattern in Beijing Vice-City Center and proves that GF-2 can be applied in urban ecological environment monitoring, which provides a useful reference for the future monitoring and optimization of urban green space.

Key words: green space landscape pattern; urban vegetation classification; GF-2; multi-temporal; Beijing Vice-City Center; moving window method; landscape metrics; landscape diversity

***Corresponding author:** MENG Qingyan, E-mail: mengqy@radi.ac.cn

摘要:城市植被是维护城市生态系统平衡的重要组成元素,不同类型的植被具有不同的生态服务效益,然而基于植被精细分类的城市绿地景观格局度量研究较少。因此本文以北京城市副中心为研究区,使用夏、冬两季GF-2卫星遥感影像,基于随机森林特征优选和面向对象分类,划分了植被类型,并在此基础上使用景观指数法和移动窗口法分别度量了功能区尺度和栅格尺度绿地景观特征。研究表明:针对GF-2数据,使用多尺度分割后影像对象的光谱、纹理特征可以有效地提取植被信息;不同时相的影像能反映各类型植被的物候特征,相比于单时相数据,其分类精度更高,达到了87.7%;各功能区绿地景观格局特征差异较大,城市绿心拥有最丰富的植被且分布集中,商业区植被覆盖度和多样性均较低,绿地景观破碎;北京城市副中心景观多样性及各类型植被分布特征的空间差异显著,当前副中心绿地景观格局已形成规划的基本轮廓,但城市绿心和老城区公共绿地的建设仍有不足。研究探明了北京城市副中心绿地建设现状,证明了国产GF-2卫星在城市生态环境监测中具有较高的应用价值,有助于推动GF-2在城市生态环境领域的应用,并为副中心建设中的绿地系统监测和优化提供参考。

关键词:绿地景观格局;城市植被分类;GF-2;多时相;北京城市副中心;移动窗口;景观指数;多样性

1 引言

作为城市生态系统中不可或缺的组成元素,城市植被在净化城市空气、调节城市气候、美化城市景观等方面具有重要的生态服务价值^[1],能够补偿由于城镇化而受到损害的自然环境功能^[2]。不同类型的植被在净化空气、降温增湿、降噪除尘、固碳释氧等方面的效益不同^[3-4]。

以往针对城市绿地景观格局的研究多基于对绿地斑块服务功能^[5-6]和斑块大小^[7-8]的区分,忽视了对植被类型的区分。然而,Cao等^[9]研究表明,公园内部的土地利用情况对公园冷岛效应有重要影响,冷岛效应强度与公园内乔、灌、草所占面积有关,说明了由不同类型植被构成的公园绿地的环境效益有差异;Zhang等^[10]研究也表明多种植被混合的绿地(如针阔混交林)相比于单一类型的绿地,能更好地缓解热岛效应,表明绿地的物种选择及其空间配置影响绿地环境效益的发挥;此外,不同类型的植被构成了

不同的三维绿地景观^[11]。因此,基于植被类型的城市绿地景观格局度量具有更好的景观生态学意义。

遥感技术是城市绿地时空格局度量的主要手段,由于城市植被斑块过小、植物种类丰富等因素导致城市植被的高度异质性,限制了低分辨率遥感数据的应用^[12]。因此人们多用TM/ETM+等中分辨率数据和 Quickbird、WorldView 等高分辨率商业卫星数据来研究城市绿地。但是传统的基于像元的分类方法无法应用高分辨率影像中丰富的纹理信息,反而产生严重的“椒盐效应”^[13]。因此,这些研究主要基于目视解译,或结合NDVI阈值和非监督分类提取绿地后,再通过目视解译,获得绿地类型图^[5,14-17],难以满足信息的时效性需要。

随着面向对象分类技术和机器学习算法的成熟,城市植被自动化分类的精度得以提升,使高分辨率遥感数据能被更高效地利用。Pu等^[18]的研究表明,使用相同的光谱特征,基于对象的城市植被分类精度比基于像元的精度高4.7%;加入影像对象

的纹理、形状特征后,精度又提高了3.0%,能有效地区分草和树木。近年来,遥感数据的时间特性也被广泛挖掘^[19-21],鉴于城市环境中较高的生物多样性和植被异质性,使用多季节高分辨率影像来绘制城市植被类型和物种组成可能会超过单一日期图像的使用,许多学者针对该问题开展了研究,发现2个时相结合的分类精度相比于2个单时相的分类精度,均有大幅度提升^[22-24]。此外,采用不同季节、不同数量的影像,也会影响分类精度^[25-26]。

近年来,关于城市绿地的研究多使用 SPOT、IKONOS、Quickbird、WorldView 等系列卫星数据,无论是城市植被分类还是绿地景观格局度量,都缺乏国产卫星数据的应用研究。GF-2 是国家高分辨率对地观测系统重大专项首批启动研制的卫星,具有亚米级分辨率,是城市研究的理想数据源。因此,本文充分综合 GF-2 影像丰富的细节特征和城市植被的物候特征,以北京城市副中心为研究区进行城市植被分类,基于绿地的植被类型组成,使用景观指数法和移动窗口法分别度量功能区尺度和栅格尺度绿地景观格局。以期充分挖掘自主卫星 GF-2 数据的应用潜力,探索城市植被分类的有效方法。

2 研究区概况与数据源

2.1 研究区概况

通州区位于北京市东南部,为推动首都科学发展,北京市委、市政府于2012年提出“聚焦通州战略,打造功能完备的城市副中心”,明确了通州作为城市副中心的定位。本文以北京城市副中心为研究区,其规划范围为原通州新城规划建设区,总面积约155 km²。研究区属温带半湿润大陆性气候,气候类型决定了城市植物物种和结构的多样化,一年四季中植被变化较大。在此气候下,不同类型植被的物候差异带来的遥感影像光谱差异将有利于植被分类。根据《北京城市副中心控制性详细规划(街区层面)(2016—2035年)》^[27](简称《规划》),从研究区中提取了城市绿心、商业区、办公区和居住区4个典型功能区(图1)。

2.2 数据源及其预处理

本研究获取了覆盖研究区的2018年9月5日和2018年11月28日的2景高分二号PMS影像。影像全色分辨率1 m,多光谱分辨率4 m。从中国资源卫星应用中心下载2018年定标参数^[28],进行2景影像

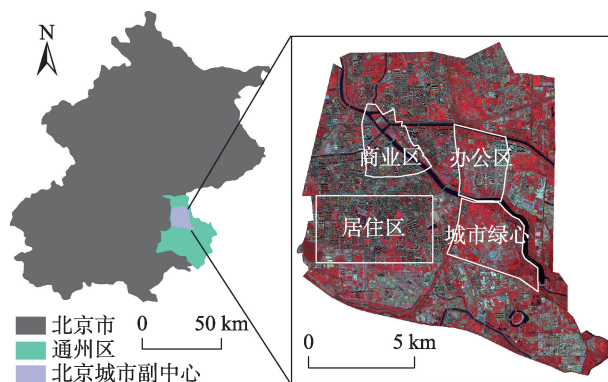


图1 研究区位置及遥感影像

Fig. 1 Study area location and remote sensing image

的辐射定标,并在ENVI 5.3中对2景影像分别进行FLAASH大气校正、正射校正、融合和相对配准。

实地记录植被类型,并参考Google Earth影像和高分二号融合后的1 m多光谱影像,根据不同类型植被在夏、冬2个时相的影像上表现出的光谱、纹理差异(图2),制作了研究区植被分类的训练样本和检验样本,获得训练样本525个,检验样本391个。

3 研究方法

本文研究的总体技术路线如图3所示。

3.1 面向对象分类

影像分割是面向对象分类的基础,本研究采用的多尺度分割是一种自下而上的分割,每一次合并都保证新生成的对象局部异质性最小,且小于给定的阈值,即分割尺度。其异质性由对象光谱差异和形状差异确定,形状异质性又由光滑度和紧凑度来衡量^[29]。本文参考任芯雨^[30]针对北京城市森林分类的研究,设置光谱/形状异质性权重为0.7/0.3,紧凑度/光滑度权重0.5/0.5,波段权重均为1。对夏季影像进行第一次尺度较大(300)的分割,根据阈值条件,区分植被和非植被;在植被层上,对3种影像(夏季、冬季、夏冬叠合的多时相)进行分割,其他参数不变,仅将分割尺度改为200,在此分割结果下进一步分类。

在选取合适的归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)阈值的基础上,加入蓝波段值和归一化水体指数(Normalized Difference Water Index, NDWI),消除城市中红色房顶和河流对植被提取的影响^[31]。最终确定提取植被的条件为:NDVI \geq 0.45,蓝波段值 $<$ 2500,NDWI $<$ 0.5。

随机森林算法能实现对复杂相互作用分类特征的分析,其变量重要性度量可作为高维数据的

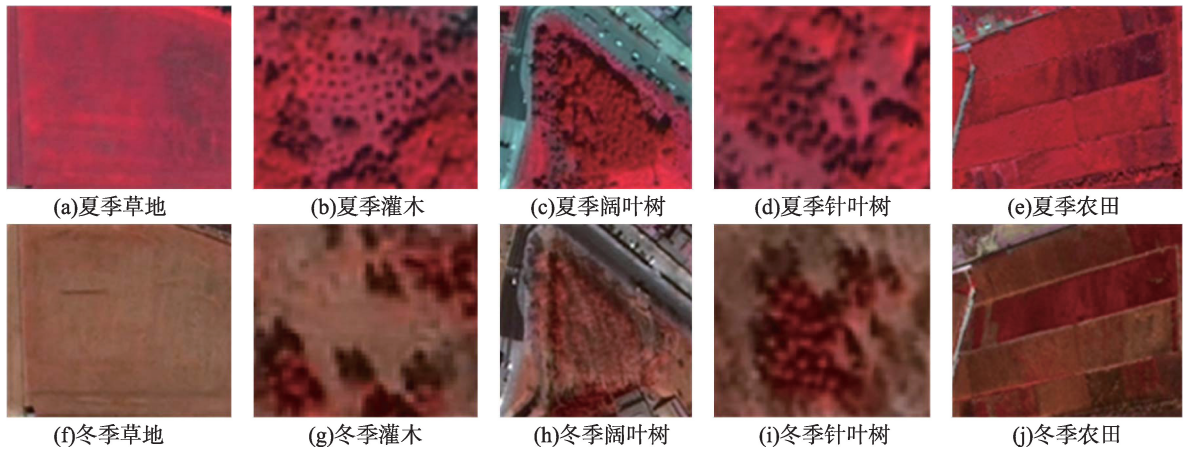


图2 各类型植被在夏、冬两季特征对比

Fig. 2 Characteristics of different types of vegetation in summer and winter

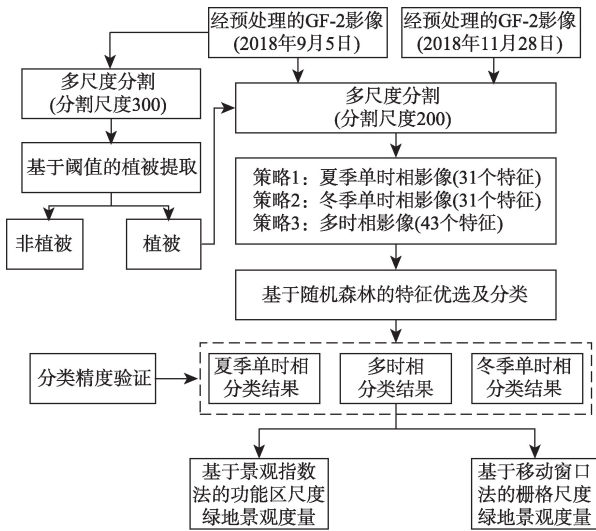


图3 研究的总体技术路线

Fig. 3 The technical route of this study

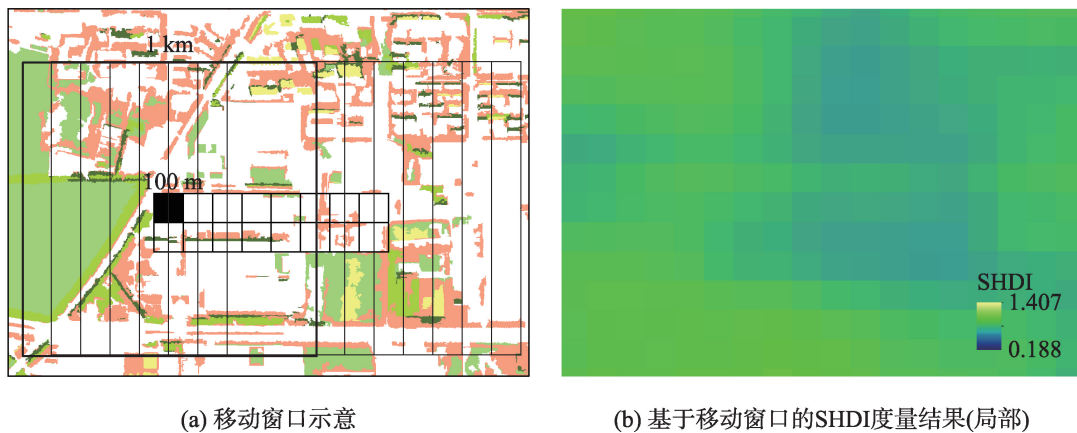
特征选择工具,因而适用于基于高维数据集的分类^[32]。已有许多研究证明了随机森林算法相对于其他分类方法的优越性^[33]。因此本研究使用随机森林算法进行影像对象特征优选及分类。

3.2 景观指数法

基于李秀珍等^[34]对景观指数的系统研究,在类型水平和景观水平共选取了11个景观指数度量研究区及典型功能区的绿地景观格局。类型水平的景观指数包括景观面积比例(PLAND)、斑块密度(PD)、平均斑块大小(AREA_MN)、边缘密度(ED)、分维数(FRAC)和聚合度(AI);景观水平包括斑块密度(PD)、边缘密度(ED)、分维数(FRAC)、聚合度(AI)和香农多样性(SHDI)。

3.3 移动窗口法

基于移动窗口法(图4),利用城市绿度指数



(a) 移动窗口示意

(b) 基于移动窗口的SHDI度量结果(局部)

图4 移动窗口法示意

Fig. 4 Diagram of moving window method

UGI(Urban Green Index)和香农多样性指数 SHDI(Shannon's Diversity Index) 2个指标对绿地景观特征进行度量和分析。移动窗口边长为1 km,移动步长为100 m,计算窗口内的植被覆盖度和香农多样性指数,作为窗口中心像元的值,并以所有窗口中心的值代表其周围100 m区域的绿地分布水平。

UGI表示窗口内绿地面积占比,即中心像元周围接触城市绿地的概率^[35-36],本研究分别以UGI_B、UGI_C、UGI_F、UGI_G和UGI_S代表中心像元周围接触阔叶树、针叶树、农田、草地和灌木的概率。SHDI常用来表示格局的异质性或均匀性程度,对类型数和各组分类型之间相对面积大小比较敏感。计算公式如下^[34]:

$$SHDI = - \sum_{i=1}^m pi \times \ln(pi) \quad (1)$$

式中:pi为类型i在整个景观中所占的面积比例;m为景观中斑块类型的总数。SHDI取值为≥0,随类型数目的增加呈近对数型增加,绿地面积越大、各类型之间相对面积越接近,值越高。

4 结果与分析

4.1 特征优选及分类

本研究选取的光谱特征包括影像对象光谱的均值、亮度、贡献率、标准差、植被指数;形状特征有边界指数、形状指数、紧致度、长宽比;纹理特征包括全色影像的8个灰度共生矩阵(GLCM)统计量^[37]。首先针对夏季、冬季单时相影像,各提取了31个特征(19个光谱特征、4个形状特征、8个纹理特征),采用随机森林算法对特征的重要性进行评价,用平均精确率减少重要性评分来表示各个特征的重要性。得到的特征重要性排序如图5所示,可以看出:相比于夏季,植被指数对于冬季影像分类的作用更大,这是因为冬季针叶树植被指数较高,灌木和农田其次,阔叶树和草地植被指数很低,各类型间植被指数差异较大。而夏季整体植被指数都很高,差别不大,但增强型植被指数(Enhanced Vegetation Index, EVI)可较好区分树木和草^[37],因此表现稍好。此外,相比于冬季影像,夏季的纹理特

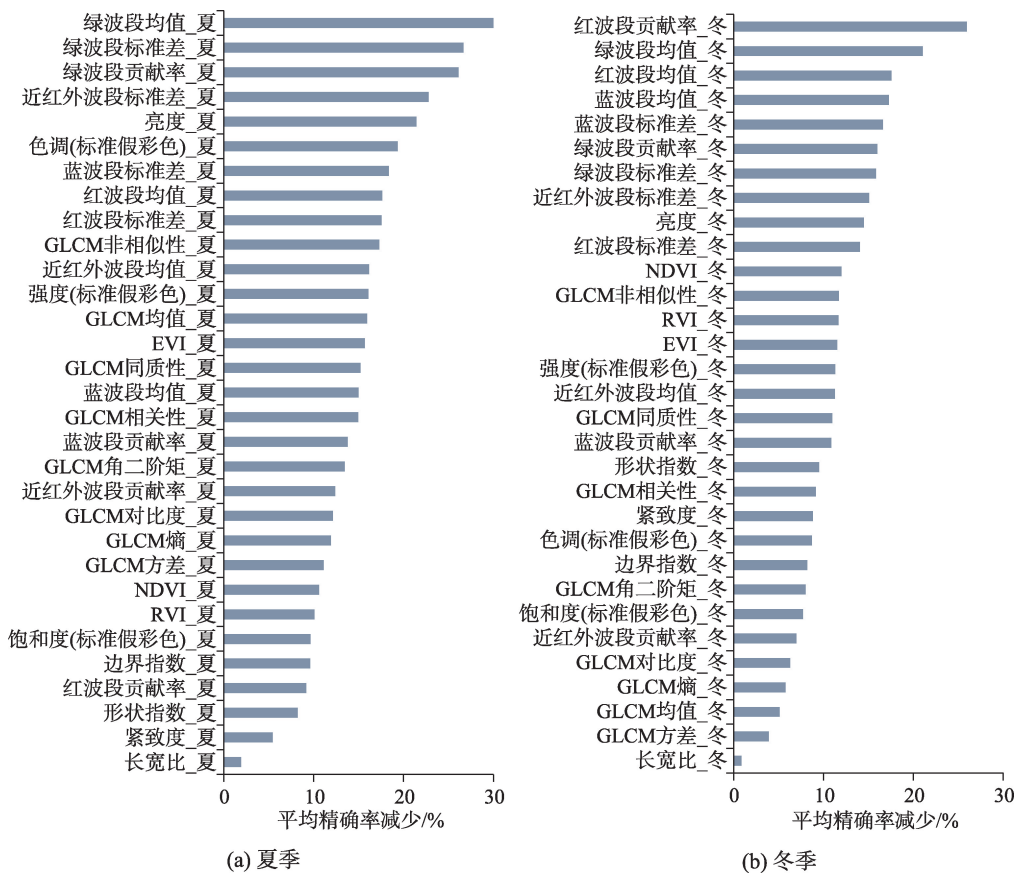


图5 夏、冬单时相影像特征重要性

Fig. 5 Importance of summer and winter image features

征重要性较高,且夏、冬最重要的纹理特征均为GLCM非相似性。

基于以上特征重要性排序,分别取夏、冬最重要的前20个特征,加上2个时相植被指数的差值(NDVI_D、EVI_D、RVI_D),构成多时相影像的43

个特征。同样采用随机森林算法评价特征重要性,结果如图6所示,可以看出:重要的分类特征多来自于夏季的波段信息;其中,最重要的几个纹理特征(非相似性、均值、同质性)均来自夏季数据,且纹理特征的重要性排序得到提升。

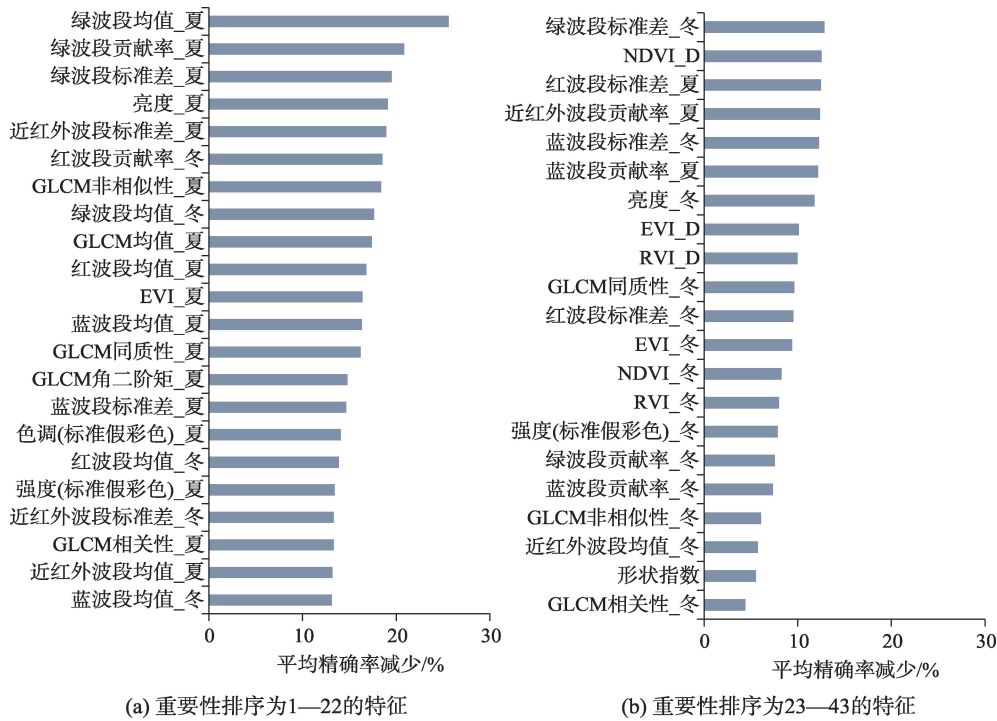


图6 多时相影像特征重要性
Fig. 6 Importance of multi-temporal image features

根据以上3组特征重要性排序,采用随机森林方法分别在夏季单时相、冬季单时相、多时相的影像分割结果上,选取不同数量的特征参与分类,得到的总体分类精度如表1所示。

表1 使用不同特征个数的总体分类精度
Tab. 1 Overall classification accuracy obtained by using different number of features (%)

特征个数	夏季单时相	冬季单时相	多时相
5	72.4	54.0	74.4
10	72.6	58.8	85.7
15	77.5	59.3	87.0
20	77.5	61.7	87.7
25	77.5	62.1	87.2
30	78.3	63.4	87.0
35	-	-	85.7
40	-	-	87.0

夏季和冬季影像的分类精度随特征数量增加而提升,最高的分类精度分别为78.3%和63.4%。而对于多时相影像,分类精度随特征数量增加而提升,特征个数达到20个时,分类精度最高为87.7%,之后分类精度反而略有降低。并且,随着特征个数增加,分类所需时间成倍增加,因此特征优选是保证分类精度和效率的重要技术手段。

结合前面3组特征重要性排序,可以发现:夏季和多时相最重要的前5个特征相同,但分类精度不同,多时相比夏季的分类精度高2%,这是由于多时相影像在分割时,考虑了冬季影像的4个光谱值,能将不同的植被类型更好地分割开。此外,采用10个特征的多时相分类结果比仅采用5个特征的结果,精度提升了11.3%,可以认为新增的冬季红波段贡献率和冬季绿波段均值发挥了重要作用。

夏季单时相影像的分类精度为78.3%,KAPPA

系数0.728,分类效果一般;冬季单时相影像分类精度63.4%,Kappa系数0.540,分类效果较差;但是综合夏季和冬季影像,得到新的分割结果,并且在选取夏季重要特征的基础上,加入冬季影像的重要特征,可以大大提升分类精度,达到87.7%,Kappa系数0.846。

对比夏季、冬季和多时相的城市植被分类图(图7)和各类型制图精度(PA)、用户精度(UA)(表2)可知:夏季影像中,针叶树和阔叶树混分较为严重,农田虽然纹理特征突出,但由于其种植的农作

物种类丰富,光谱特征易与其他类型植被混淆,分类精度较低。相比于夏季,多时相影像各个植被类型的制图精度、用户精度提升了1%~17%不等,阔叶树、针叶树分类精度的提升尤为明显,草地由于在夏季单时相的分类中已经有较高精度,在多时相分类中精度提升最小。尽管冬季的总体分类精度低,但是针叶树的制图精度比夏季和多时相都高,这是由于针叶树在冬季的活性最高,光谱特征与其他类型植被差异很大,这也证明了冬季影像光谱特征的引入有利于区分针叶树和阔叶树。



图7 2018年北京城市副中心城市植被类型

Fig. 7 Urban vegetation classification map of Beijing Vice-City Center in 2018

表2 利用3种影像进行城市植被分类的精度

Tab. 2 Classification accuracy of urban vegetation classification using summer, winter and multi-temporal image

	夏季		冬季		多时相	
	PA	UA	PA	UA	PA	UA
阔叶树	0.74	0.80	0.65	0.49	0.89	0.89
针叶树	0.73	0.81	0.94	0.76	0.90	0.92
农田	0.63	0.68	0.76	0.60	0.69	0.82
草地	0.92	0.86	0.62	0.79	0.93	0.88
灌木	0.90	0.75	0.14	0.50	0.97	0.86

4.2 功能区尺度绿地景观格局

4.2.1 类型水平

对研究区和各功能区计算类型水平的景观指数,结果如图8所示。由图8(a)可看出,城市绿心各类型景观面积比例均高于研究区整体水平,居住区、办公区和商业区绿地景观面积都低于整体水平,其中商业区最缺乏绿地景观。研究区灌木为优势类型,针叶树面积最少,农田其次,而居住区、商业区和办公区属于城市中心地带,农田明显少于针叶树。

斑块密度、平均斑块大小和边缘密度可指示景观破碎化程度^[4]。由图8(b)—图8(d)可知,灌木的斑块密度和边缘密度最大,平均斑块面积最小,说明其破碎程度最高;阔叶树和农田斑块密度最小,平均斑块面积最大,表明其集中分布的特征。这是由于集中种植的行道树、防风林等多采用阔叶树,而灌木经常用于建造小型景观,其本身也容易在无人干扰的土地上生长,构成杂乱的小型灌木斑块,因此更加破碎。从功能区来看,尽管城市绿心植被覆盖度最高,但各类型植被的斑块密度都最小,平均斑块面积除了灌木外,都最大;居住区和商业区斑块密度和平均斑块面积最小;说明居住区和商业区的绿地斑块最破碎,办公区其次,城市绿心的植被分布连贯。

分维数用于描述斑块边界形状的复杂程度,取值范围为1~2,其值越接近1,景观中斑块的边界形状越简单,接近于直线;分维数越接近2,构成景观的斑块边界形状越复杂。由图8(e)可知,针叶树的分维数在研究区及各功能区都明显高于其他类型,

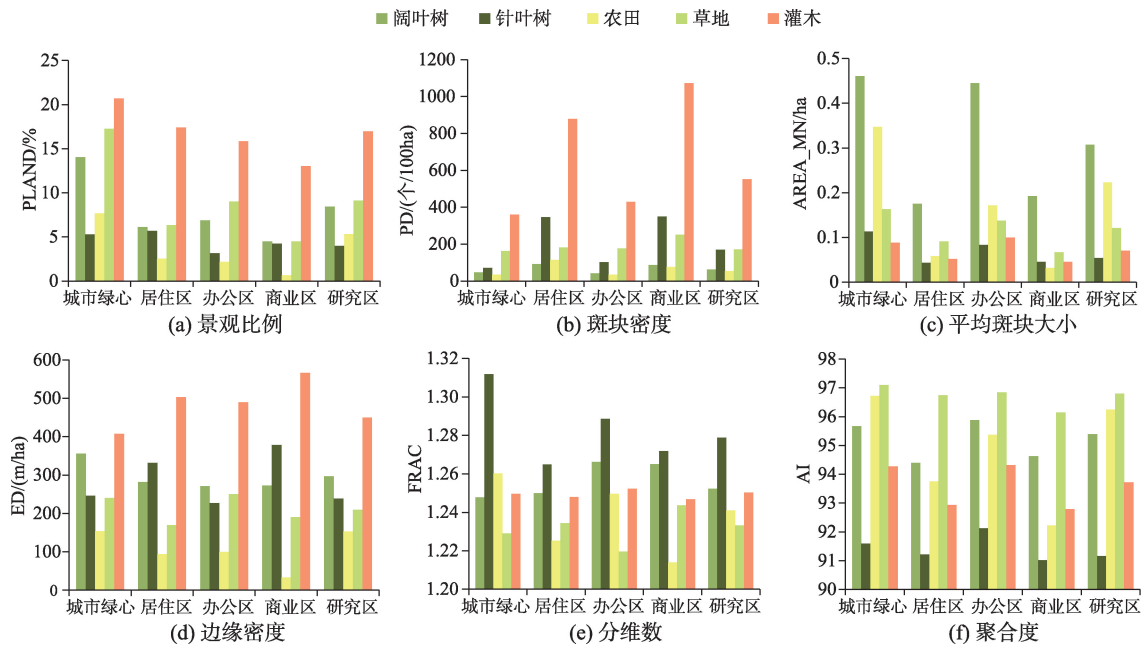


图8 2018年北京城市副中心绿地景观指数计算结果(类型水平)

Fig. 8 Calculation results of green space landscape metrics of Beijing Vice-City Center in 2018(class level)

说明其斑块形状最复杂,另外,尽管其面积最少,但斑块密度和边缘密度都较高。经实地考察印证,阔叶树是道路绿地、公园绿地等的主要规划景观,草地多由人工维护或大片裸地上的杂草构成,因此形状更简单;而针叶树多作为城市绿地的辅助景观,在公园内散布或沿建筑分布,因此其斑块形状复杂。

聚合度用于描述聚集程度,取值范围为0~1,值越高表示景观中同类型像元的聚集程度越高。草地和农田聚合度最高,说明其分布范围较为固定,多分布在没有建筑的大片区域上;而针叶树聚合度最低,也是因为其散布的特点。

4.2.2 景观水平

景观水平的指数计算结果如表3所示,研究区整体植被覆盖度为43.8%,城市绿心、居住区、办公区和商业区分别为65.0%、38.1%、37.1%、26.9%。

景观多样性(SHDI)是景观水平特有的指数,反映了景观的复杂性,值越大表明景观内各组分分布更均匀,多样性表现为城市绿心>居住区>办公区>商业区。各功能区的分维数都在1.25左右,结合类型水平的分维数分析,可以认为斑块形状复杂度在不同类型植被景观中差别较大,而在功能区景观水平上差别不大。城市绿心景观比例最高而斑块密度最低,说明其绿地破碎度最低;多样性和聚合度均为最高,说明植被类型丰富且集中分布,是较为理想的绿地景观特征。居住区和商业区位于城市中心地带,绝大部分土地为不透水面,植被分布受土地利用和人为因素的限制,因而其斑块破碎,表现为绿地景观比例低,而斑块密度极高,边缘密度较高,多样性和聚合度也都低于研究区整体水平。办公区为新规划区域,新建的办公楼集中分布,植被分布也更加集中,聚合度较高。

表3 2018年北京城市副中心绿地景观指数计算结果(景观水平)

Tab. 3 Calculation results of green space landscape metrics of Beijing Vice-City Center in 2018 (landscape level)

	PLAND/%	PD/(个/100ha)	ED/(m/ha)	FRAC	SHDI	AI
城市绿心	65.012	677.050	701.849	1.252	1.504	95.395
居住区	38.098	1612.312	689.839	1.249	1.415	93.600
办公区	37.060	784.271	668.851	1.250	1.396	95.096
商业区	26.907	1833.961	720.051	1.251	1.331	93.364
研究区	43.805	1008.982	673.226	1.252	1.485	94.758

4.3 栅格尺度绿地景观格局

基于移动窗口法获得的各植被类型UGI分布如图9所示。总体而言,研究区内针叶树的景观比例最小,灌木最大,但二者在研究区内均匀分布,各个地方接触它们的概率差别不大。相比而言,阔叶树和农田的分布表现出明显的空间差异,在研究区的东部更容易接触到阔叶树和农田,由UGI_B分布图还可发现,阔叶树有明显的沿道路分布的特征。接触草地的概率在研究区内均匀出现了多个热点区域,说明草地在整个研究区均匀分布,而在局部集中连片分布。研究区中西部为老城区,建筑物密度高,几乎没有草地和农田分布,针叶树也较少,绿地主要由阔叶树和灌木构成。

研究区UGI和SHDI分布如图10所示。UGI和SHDI高值分布区基本一致,但在研究区的西南角,UGI和SHDI的值不匹配,对比植被分类图可知,该区域的绿地基本为草地,其他类型植被较少,因而尽管植被覆盖度高,但绿地景观多样性一般。研究区绿地景观分布不均,西部低,东部高,对比UGI和SHDI分布图和《北京城市副中心控制性详细规划(街区层面)(2016—2035年)》^[27]中的绿色空间系统规划示意图可以发现,UGI和SHDI分布图中部存在一条高值廊道,与规划图中城市级绿色空间创新发展轴重合;东部的UGI和SHDI值较高,高值区域

与交通绿廊及东南部河道绿廊基本重合;而在城市绿心的东部,UGI和SHDI值较低,说明该区域的绿地建设还未达到规划要求;在西部的老城区和居民区,UGI和SHDI值反映出城市公园的建设还未达到规划要求。进一步的建设优化应提升大型绿地的多样性,加强绿地斑块之间的廊道建设;针对老城区复杂的土地利用结构和高密度建筑物分布,可发展垂直绿化,以弥补绿地景观的不足。

5 结论与展望

5.1 结论

针对城市绿地景观研究中缺乏对不同植被类型的区分以及缺乏国产卫星数据应用的问题,本文利用不同时相的GF-2卫星影像,对北京城市副中心进行了植被分类。并基于绿地的植被类型组成,使用景观指数法和移动窗口法分别度量功能区尺度和栅格尺度绿地景观格局,得到如下结论:

(1)本文使用随机森林分类方法,在特征优选的基础上,进行单时相和多时相影像的分类。分类精度随着特征个数的增加而提升,然而,从多时相影像对象中提取的特征较多,参与分类的特征达到20个时,分类精度最高,随后降低,特征优选是保证分类精度和效率的重要步骤。夏季影像分类精度

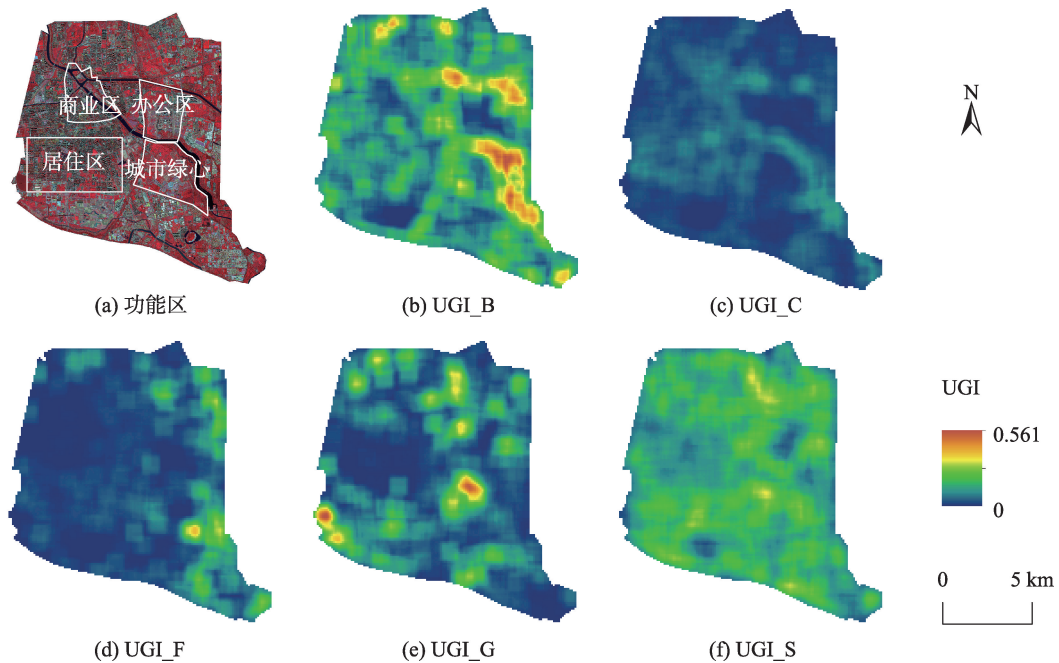


图9 2018年北京城市副中心各植被类型UGI分布

Fig. 9 UGI map of different vegetation types of Beijing Vice-City Center in 2018

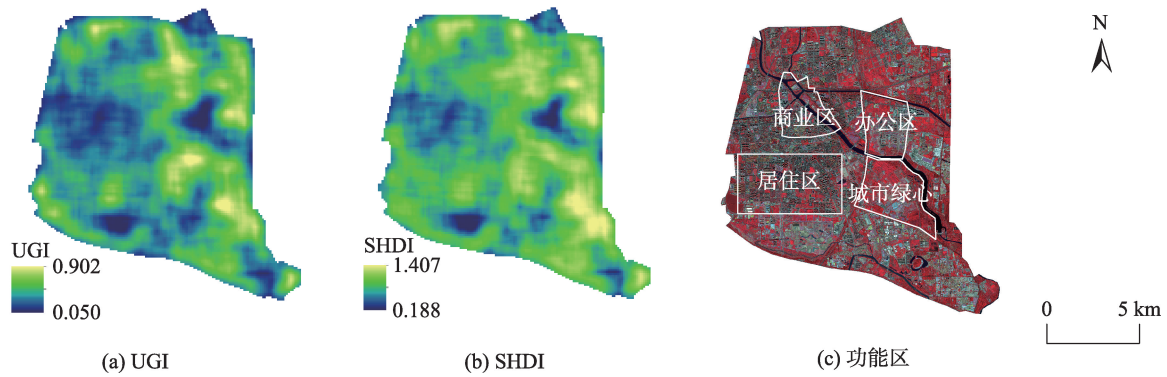


图10 研究区UGI和SHDI分布

Fig. 10 UGI and SHDI distribution map of study area

为78.3%,冬季影像分类精度较低为63.4%,当双时相影像叠合之后,分类精度提高到87.7%,kappa系数为0.846。多时相影像能反映各类型植被的物候特征,使得分类精度得以提升。

(2)功能区尺度的绿地景观格局分析发现:各功能区中,灌木均为优势景观类型,但其破碎程度最高;针叶树最少,斑块形状最复杂;阔叶树、草地和农田表现为集中、连片、规则分布。城市绿心植被覆盖度高、多样性高、破碎度低;商业区绿地覆盖度低、多样性低、破碎度高;居住区和办公区植被覆盖度和多样性相当,略低于研究区整体水平,但居住区斑块破碎,而办公区表现为集中分布。

(3)基于移动窗口法的栅格尺度度量发现,研究区不同类型植被具有不同的空间分布特征,绿地景观多样性空间差异显著。根据UGI和SHDI分布图,发现北京城市副中心的绿地现状已经有了绿色空间系统规划的基本轮廓,但城市绿心以及老城区公园、公共绿地的建设仍有不足。

5.2 展望

准确提取城市植被分布及类型信息,是准确评价和科学规划城市绿化建设的基础。本研究提供了针对GF-2的城市绿地分类提取及景观格局度量方法。GF-2具有亚米级分辨率,与其他高分辨率遥感数据相比,能较好地提取城市植被类型信息,但由于波段的限制,与WorldView相比,GF-2的分类精度较低,在城市区域树种识别方面还有所欠缺^[24-25,38]。此外,本研究还存在以下不足:

(1)在分类特征的选取方面,对植被指数和几何特征的挖掘不充分。本文提取的EVI、NDVI、RVI 3个植被指数对于城市植被分类较为重要,今

后提取更多的植被指数参与特征优选和分类,有望提升分类精度;本文选取的几何特征重要性均较低,然而实地调查情况和绿地景观度量结果均表明,不同类型的植被呈现出不同的分布特点,今后可考虑从几何特征选择及影像分割的角度进行探究。

(2)本研究基于移动窗口法的绿地景观度量仅涉及各类型植被的覆盖度和多样性,今后还可综合建筑物分布、社会经济、人口要素等实现城市绿度空间的多角度度量。此外,本文使用的移动窗口法未考虑距离加权,窗口大小的选择也需进一步参考城市绿地景观研究的最佳尺度。

(3)未来针对绿地景观格局的研究还应拓展至时间尺度,并应进一步研究城市不同的绿地类型及景观格局的环境效益,以更加科学地评价城市绿化建设成果。

参考文献 (References):

- [1] 孟雪松,欧阳志云,崔国发等.北京城市生态系统植物种类构成及其分布特征[J].生态学报,2004,24(10):2200-2206. [Meng X S, Ouyang Z Y, Cui G F, et al. Composition of plant species and their distribution patterns in Beijing urban ecosystem[J]. Acta Ecologica Sinica, 2004,24(10):2200-2206.]
- [2] 杨士弘. 城市绿化树木的降温增湿效应研究[J].地理研究,1994,13(4):74-80. [Yang S H. A study on the effect of decreasing temperature and increasing humidity of urban afforestation trees[J]. Geographical Research, 1994,13(4): 74-80.]
- [3] Derkzen M L, van Teeffelen A J A, Verburg P H, et al. Quantifying urban ecosystem services based on high-resolution data of urban green space: An assessment for Rotterdam, the Netherlands[J]. Journal of Applied Ecology,

- 2015,52(4):1020-1032.
- [4] 王成. 城镇不同类型绿地生态功能的对比分析[J]. 东北林业大学学报, 2002,30(3):111-114. [Wang C. Comparison and analysis on ecological functions between different types of urban green space[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2002,30(3):111-114.]
- [5] Sun C, Li X, Zhong K, et al. Landscape pattern analysis of green space in central urban area of Zhuhai city[C]. 2016 4th International Workshop on Earth Observation and Remote Sensing Applications (EORSA), 2016.
- [6] 魏绪英, 蔡军火, 叶英聪, 等. 基于GIS的南昌市公园绿地景观格局分析与优化设计[J]. 应用生态学报, 2018,29(9):2852-2860. [Wei X Y, Cai J H, Ye Y C, et al. Landscape pattern analysis and optimum design of park green space in Nanchang city, China based on GIS[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2018,29(9):2852-2860.]
- [7] 汝绪伟, 江涛. 城市绿地演化驱动因素与景观格局空间分析——以济南市建成区为例[J]. 水土保持研究, 2015,22(5):197-203. [Ru X W, Jiang T. Analysis on evolution driving factors and landscape pattern of urban green space: Taking build-up area of Ji'nan city as an example[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2015,22(5):197-203.]
- [8] 雷一鸣, 陈曦, 杨辽, 等. 基于Worldview-2的乌鲁木齐城区绿地空间格局分析[J]. 干旱区研究, 2015,32(6):1233-1239. [Lei Y M, Chen X, Yang L, et al. Analysis of green space landscape pattern in Urumqi based on Worldview-2 [J]. Arid Zone Research, 2015,32(6):1233-1239.]
- [9] Cao X, Onishi A, Chen J, et al. Quantifying the cool island intensity of urban parks using ASTER and IKONOS data [J]. Landscape & Urban Planning, 2010,96(4):224-231.
- [10] Zhang X, Wang D, Hao H, et al. Effects of Land Use/Cover Changes and Urban Forest Configuration on Urban Heat Islands in a Loess Hilly Region: Case Study Based on Yan'an City, China[J]. International Journal of Environmental Research & Public Health, 2017,14(8):840-864.
- [11] 付凤杰, 刘珍珠, 黄千杜. 深圳市福田区三维城市景观格局变化特征[J]. 生态学报, 2019,39(12):4299-4308. [Fu F J, Liu Z H, Huang Q D. Three-dimensional urban landscape pattern changes: A case study in the central business districts of Futian, Shenzhen[J]. Acta Ecologica Sinica, 2019,39(12):4299-4308.]
- [12] Qian Y, Zhou W, Yu W, et al. Quantifying spatiotemporal pattern of urban greenspace: new insights from high resolution data[J]. Landscape Ecology, 2015,30(7):1165-1173.
- [13] Yu Q, Gong P, Clinton N, et al. Object-based Detailed Vegetation Classification with Airborne High Spatial Resolution Remote Sensing Imagery[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2006,72(7):799-811.
- [14] 陈永生, 徐小牛. 基于RS和GIS的合肥市城市绿地景观空间结构的分析评价[J]. 东北林业大学学报, 2012,40(3):62-66. [Chen Y S, Xu X N. Analysis and evaluation of spatial structure of urban greenbelt landscape in Heifei city based on RS and GIS[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2012,40(3):62-66.]
- [15] 阳文锐. 北京城市景观格局时空变化及驱动力[J]. 生态学报, 2015,35(13):4357-4366. [Yang W R. Spatiotemporal change and driving forces of urban landscape pattern in Beijing[J]. Acta Ecologica Sinica, 2015,35(13):4357-4366.]
- [16] 谭丽, 何兴元, 陈玮, 等. 基于QuickBird卫星影像的沈阳市绿地景观格局梯度分析[J]. 生态学杂志, 2008,27(7):1141-1148. [Tan L, He X Y, Chen W, et al. Gradient analysis of urban green space landscape pattern in Shenyang city based on QuickBird image[J]. Chinese Journal of Ecology, 2008,27(7):1141-1148.]
- [17] Uy P D, Nakagoshi N. Analyzing urban green space pattern and eco-network in Hanoi, Vietnam[J]. Landscape and Ecological Engineering, 2007,3(2):143-157.
- [18] Pu R, Landry S, Yu Q. Object-based urban detailed land cover classification with high spatial resolution IKONOS imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011,32(12):3285-3308.
- [19] Murthy C S, Raju P V, Badrinath K V S. Classification of wheat crop with multi-temporal images: Performance of maximum likelihood and artificial neural networks[J]. International Journal of Remote Sensing, 2003,24(23):4871-4890.
- [20] 郑利娟. 基于高分一/六号卫星影像特征的农作物分类研究[D]. 北京: 中国科学院遥感与数字地球研究所, 2017. [Zheng L J. Crop classification using multi-features of Chinese Gaofen-1/6 satellite remote sensing images[D]. Beijing: Institute of Remote Sensing and Digital Earth Chinese Academy of Sciences, 2017.]
- [21] 贾明明, 任春颖, 刘殿伟, 等. 基于环境星与MODIS时序数据的面向对象森林植被分类[J]. 生态学报, 2014,34(24):7167-7174. [Jia M M, Ren C Y, Liu D W, et al. Object-oriented forest classification based on combination of HJ-1 CCD and MODIS-NDVI data[J]. Acta Ecologica Sinica, 2014,34(24):7167-7174.]
- [22] 刘怀鹏. 基于WorldView-2数据的城市典型绿化树种分类[D]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2016. [Liu H P. Typical urban greening tree species classification based on WorldView-2[D]. Hohhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2016.]
- [23] Karlson M, Ostwald M, Reese H, et al. Assessing the potential of multi-seasonal WorldView-2 imagery for mapping West African agroforestry tree species[J]. International Journal of Applied Earth Observations & Geoinformation, 2016,50:80-88.
- [24] Li D, Ke Y, Gong H, et al. Object-Based Urban Tree Spe-

- cies Classification Using Bi-Temporal WorldView-2 and WorldView-3 Images[J]. *Remote Sensing*, 2015,7(12): 16917-16937.
- [25] Yan J, Zhou W, Han L, et al. Mapping vegetation functional types in urban areas with WorldView-2 imagery: Integrating object-based classification with phenology[J]. *Urban Forestry & Urban Greening*, 2018,31:230-240.
- [26] Tigges J, Lakes T, Hostert P. Urban vegetation classification: Benefits of multitemporal RapidEye satellite data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013,136:66-75.
- [27] 北京市规划和自然资源委员会.北京城市副中心控制性详细规划(街区层面)(2016—2035年)规划图纸[EB/OL].http://ghzrzyw.beijing.gov.cn/zhengwuxinxi/ghcg/csfzxgh/201912/t20191213_1165346.html, 2019-01-04. [Beijing Municipal Commission of Planning and Natural Resources. Regulatory detailed planning of Beijing Sub Center (block level) (2016-2035)[EB/OL].http://ghzrzyw.beijing.gov.cn/zhengwuxinxi/ghcg/csfzxgh/201912/t20191213_1165346.html,2019-01-04.]
- [28] 中国资源卫星应用中心.高分二号[EB/OL].<http://www.cresda.com/CN/Satellite/3128.shtml>,2014-10-15. [China Centre For Resources Satellite Data and Application. GF-2[EB/OL]. <http://www.cresda.com/CN/Satellite/3128.shtml>, 2014-10-15.]
- [29] Benz U C, Hofmann P, Willhauck, G, et al. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2011,58(3):239-258.
- [30] 任芯雨.考虑植被季相节律的高分辨率遥感影像城市森林分类[D].南京:南京林业大学,2016. [Ren X Y. Urban forest vegetation classification in consideration of vegetation phenology based on high spatial resolution satellite imagery[D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2016.]
- [31] 张秀英,冯学智,江洪.面向对象分类的特征空间优化[J]. *遥感学报*,2009,13(4):664-669. [Zhang X Y, Feng X Z, Jiang H. Feature space optimization in object-oriented classification[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2009,13(4): 664-669.]
- [32] Rodriguez-Galiano V F, Ghimire B, Rogan J. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2012,67(1):93-104.
- [33] Pu R, Landry S, Yu Q. Assessing the potential of multi-seasonal high resolution Pléiades satellite imagery for mapping urban tree species[J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2018,71: 144-158.
- [34] 李秀珍,布仁仓,常禹,等.景观格局指标对不同景观格局的反应[J].*生态学报*,2004,24(1):123-134. [Li X Z, Bu R C, Chang Y, et al. The response of landscape metrics against pattern scenarios[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2004, 24(1):123-134.]
- [35] 吴俊,孟庆岩,占玉林,等.一种基于移动窗口的城市绿度遥感度量方法[J].*地球信息科学学报*,2016,18(4):544-552. [Wu J, Meng Q Y, Zhan Y L, et al. A measure of urban green index in urban areas based on moving window method[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2016,18 (4):544-552.]
- [36] 孟庆岩.城市绿度空间遥感[M].北京:科学出版社,2020: 51-68. [Meng Q Y. Remote sensing of urban green space [M]. Beijing: Science Press, 2020:51-68.]
- [37] 黄晶.基于分形维度与灰度共生矩阵的图像分类研究[D].武汉:武汉理工大学,2008. [Huang J. Image classification based on fractal dimension and co-occurrence[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2008.]
- [38] 李哲,张沁雨,邱新彩,等.基于高分二号遥感影像树种分类的时相及方法选择[J].*应用生态学报*,2019,30(12): 4059-4070.[Li Z, Zhang Q Y, Qiu X C, et al. Temporal stage and method selection of tree species classification based on GF-2 remote sensing image [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2019,30(12):4059-4070.]