

陈艺华, 陈振杰. 一种面向对象的人工草地遥感监测方法[J]. 江苏农业学报, 2021, 37(6): 1545-1553.
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2021.06.024

一种面向对象的人工草地遥感监测方法

陈艺华^{1,2}, 陈振杰^{1,2}

(1. 南京大学地理与海洋科学学院, 江苏 南京 210023; 2. 江苏省地理信息技术重点实验室, 江苏 南京 210023)

摘要: 城市绿化带动人工草地草需求量增大和经济效益提升, 部分种植主体会选择种植人工草地草替代传统粮食作物, 种植人工草地草会严重损害耕地质量, 快速有效地监测在耕地上种植人工草地草很有必要。本研究通过面向对象的方法, 利用高分辨率遥感影像来获取江苏省常州市新北区西夏墅镇东南部人工草地信息, 研究影像分割的最佳分割参数、最优特征选取和分类方法等问题。通过比较 2013 年和 2017 年的人工草地草种植范围, 了解该地区人工草地草种植的变化情况。结果表明, (1) 面向对象的高分遥感监测方法在提取人工草地信息时, 能使提取的人工草地信息更加完整, 获取的信息更加丰富; (2) 最优分类特征选择对于面向对象遥感信息提取至关重要, 验证了 J-M 距离对特征选择的有效性, 该方法可以适用于不同影像, 但所选的特征依赖于具体影像和待提取要素的特性; (3) 试验区人工草地呈现团块状的集聚分布, 主要分布在城镇周边, 多沿道路分布。2013-2017 年, 人工草地草种植范围呈扩张趋势, 增加的区域大部分来自耕地。

关键词: 人工草地; 遥感监测; 面向对象分类; 多尺度分割; 特征选择

中图分类号: TP75 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2021)06-1545-09

An object-oriented remote sensing monitoring method for artificial grassland

CHEN Yi-hua^{1,2}, CHEN Zhen-jie^{1,2}

(1. School of Geography and Ocean Science, Nanjing University, Nanjing 210023, China; 2. Jiangsu Provincial Key Laboratory of Geographic Information Science and Technology, Nanjing 210023, China)

Abstract: Urban afforestation promotes the demand and economic benefits of artificial grassland. Some farmer households will choose to plant artificial grassland instead of traditional food crops. In addition, planting artificial grassland will seriously damage the quality of cultivated land. So it is necessary to quickly and effectively monitor the area and intensity of artificial grassland planting on basic farmland. In this study, high-resolution remote sensing images were used to obtain artificial grassland information in the southeast area of Xixiashu town, Xinbei district, Changzhou city, Jiangsu province. By using the object-oriented approach, the problems of the best segmentation parameters, the best feature selection and the classification method of the image were studied. The planting range of artificial grassland in 2013 and 2017 was compared to understand the changes of artificial grassland planting in this area. The results showed that using the object-oriented high-resolution remote sensing monitoring method to extract the artificial grassland information could make the extracted artificial grassland information more complete and obtain more abundant information. The selection of optimal classification features was significant for the extraction of object-oriented remote sensing information. The validity of J-M distance to feature selection was verified. The method

收稿日期: 2021-01-11

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(41571378, 41671386)

作者简介: 陈艺华(1996-), 女, 江苏无锡人, 硕士研究生, 主要从事土地利用变化、遥感图像目标提取的研究。(E-mail: njucyh@163.com)

通讯作者: 陈振杰, (E-mail: chenzy@nju.edu.cn)

lution remote sensing monitoring method to extract the artificial grassland information could make the extracted artificial grassland information more complete and obtain more abundant information. The selection of optimal classification features was significant for the extraction of object-oriented remote sensing information. The validity of J-M distance to feature selection was verified. The method

could be applied to different images, but the selected features depended on specific images and characteristics of the elements to be extracted. The artificial grassland presented a cluster of lump-like distribution, mainly distributed around the town and along the road. From 2013 to 2017, the planting area of artificial grassland showed an expansion trend, and most of the increased areas came from cultivated land.

Key words: artificial grassland; remote sensing monitoring; object-oriented classification; multi-scale segmentation; feature selection

在优质耕地不断减少及人口持续增长的背景下,中国耕地保护面临严峻的挑战^[1-3]。相关调查结果表明,农业产业结构调整、种粮经济效益低、劳动力生产资料价格的提升等因素,导致中国耕地“非粮化”现象呈现逐步扩大趋势^[4-5]。近年来,城市绿化带动了人工草地草需求的攀升,人工草地草种植效益迅速提高^[6-7],相关种植主体会选择种植人工草地草替代传统粮食作物。人工草地草作为一种高消耗的植被作物,其生长周期短、种植收获频率高于一般农作物,这会破坏耕地的土壤耕作层,影响土壤质量^[8]。因此,快速有效地监测在耕地上是否种植了人工草地草及人工草地规模很有必要,可为该区域的农业种植结构调整、相关政策制定提供依据,对于保障国家粮食安全具有重要意义。

人们利用卫星遥感数据对草地资源进行调查、分类和制图始于 20 世纪 80 年代初^[9]。随着遥感影像分辨率的提高,传统面向像元的遥感信息提取方法适用于中低分辨率的集中连片的自然草地植被的识别^[10],难以适用于小片、分散种植的人工草地的信息提取。对于人工草地这种形状较为规则、边缘比较分明,而且分布面积不大的地物类别,在高分影像中有更丰富的地物形状和纹理信息^[11],采用面向对象的方法可以较完整地获得对象的信息,较高地保持形状和属性一致^[12]。Zhao 等^[13]利用面向对象的方法,将多光谱影像与无人机影像结合用于植被分类识别。由于人工草地和耕地的特征相近,在提取人工草地的方法上可以借鉴耕地的提取方法,Goodin 等^[14]运用面向对象的方法并同时利用影像几何、光谱、纹理等特征提取耕地信息,Peña-Barragón 等^[15]通过基于对象的方法结合光谱、纹理和层次特征,并使用决策树算法进行农作物识别。陈杰等^[16]通过研究最优的分割尺度使用多尺度分割方法提取耕地信息,证明选择合适的分割尺度能提高地物提取精度;覃能^[17]采用面向对象的分层分类方式并采用 SEaTH (Separability and threshold) 算

法有效地提取了耕地地块信息,孙家波等^[18]运用 SEaTH 算法自动获取分类规则并实现了对耕地信息的快速提取,反映了 SEaTH 算法在提取耕地地块上的适用性,因此本研究应用 SEaTH 方法特征优选提取人工草地信息。

在高分辨率遥感影像耕地信息提取中,现有方法多采用确定性规则分类,在每一个确定性的规则中,仅采用单一的一种分类特征,在试验中容易出现相似类别混淆的现象,对于人工草地草这种需要与其他植被区分开来的地物提取,需要更加完善的信息判断,因此如何基于高分辨率遥感影像利用面向对象的方法,优选分割对象的分类特征,从而建立人工草地信息提取方法仍有待研究。

本试验基于高分辨率遥感影像,使用面向对象的方法提取人工草地信息,研究遥感影像分割方法,筛选最优分类特征,运用不同分类方法对分割对象进行分类提取,并分析研究区人工草地时空变化情况。

1 研究区及数据

研究区位于江苏省常州市新北区西夏墅镇东南部(图 1)。该地人工草地草种植始于 2003 年,由于市场需求量大,人工草地种植业渐渐发展壮大,到 2015 年,全镇已有近一半耕地发展为人工草地。

本研究采用的数据源如表 1 所示。2013 年和 2017 年 2 幅影像用于提取 2 年的人工草地分布范围,获取人工草地种植面积的变化情况。

由于遥感影像成像过程中,受各种因素的影响,影像存在一定的几何和辐射畸变,这种误差会使影像提取的地物信息不准确,为了消除这种误差,在对影像进行解译之前先对原始影像进行数据预处理,处理过程为先从基础底图上采集纠正控制点,结合高程数据,正射纠正全色遥感数据,再将多光谱遥感数据与之配准、融合,并裁切出研究区的影像。

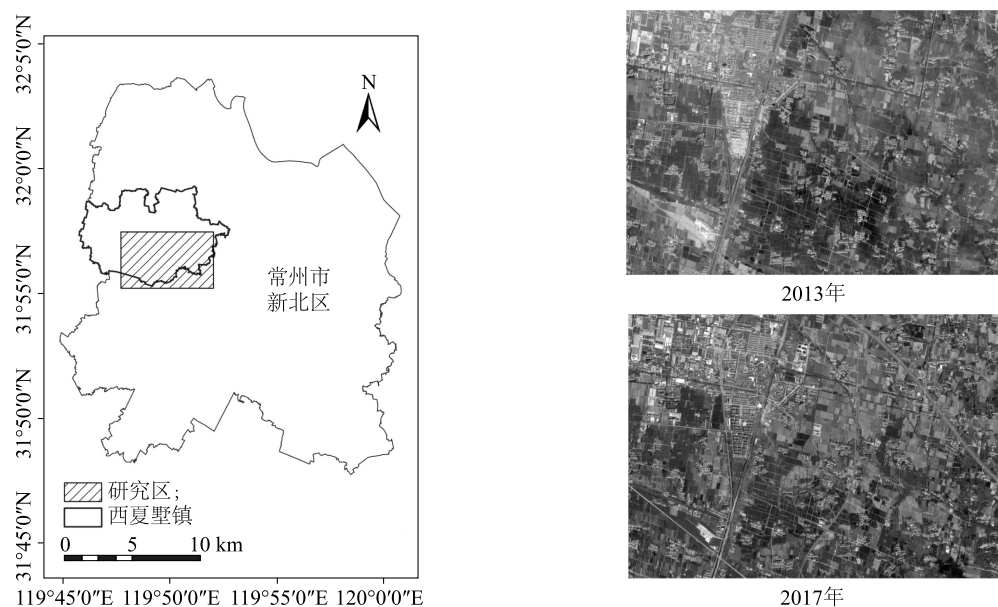


图1 研究区地理位置及影像

Fig.1 Geographical location and image of study area

表1 本研究所用数据源

Table 1 Data source used in this study

影像	获取日期 (年-月-日)	空间分辨率 (m)	介绍
WorldView2 高分辨率影像	2013-08-12	0.5	影像数据包括 8 个波段,分别是海岸波段(400~450 nm)、蓝色波段(451~510 nm)、绿色波段(511~580 nm)、黄色波段(585~625 nm)、红色波段(630~690 nm)、红边波段(705~745 nm)、近红外 1 波段(770~895 nm)、近红外 2 波段(860~1040 nm)。
Google Earth 影像	2017-08-23	0.5	数据为 91 卫星图上下下载的影像,共有红色、绿色、蓝色 3 个波段。

2 人工草地遥感信息提取方法

对研究区的高分辨率遥感影像选择合适的分割参数进行多尺度分割。对分割得到的对象进行特征分析,筛选出最优分类特征。在整幅影像上随机选取均匀分布的训练样本,运用不同分类方法对整幅影像的对象进行分类,提取出人工草地,对提取的人工草地信息进行精度评价。比较 2013 年和 2017 年提取的人工草地范围,获取 4 年间人工草地草种植范围的变化。技术路线如图 2。

2.1 多尺度遥感影像分割

在面向对象的高分辨率遥感影像分析中,要先进行影像分割,获取与内部像元相似的对象。多尺度分割算法是以图像同质性作为区域合并的依据^[19],该方法综合考虑了图像的光谱信息和形状信息,可以根据提取地物的特征,选择合适的分割参数,达到最优的分割效果^[20]。多尺度影像分割时,通过设置形状

参数、紧致度参数、尺度参数优化影像分割结果。参数通过试验比较确定,最优分割尺度由 ESP 自动获得最佳分割效果尺度参数工具确定^[21]。

2.2 基于 J-M 距离的最优特征选择

高分辨率遥感影像在光谱信息基础上具有更丰富的地物形状和纹理信息。光谱特征可以记录不同地表覆盖的光谱反射率,不同地物对入射电磁波的反射能力是不同的。形状特征是以图像分割后的对象的外形轮廓所构成的几何图像,通常情况下,地物的形状轮廓会存在差异。纹理特征不仅反映图像的亮度统计信息,还反映地物的结构特征和空间排列特性,表现在周期性、方向性、粗糙度、平滑性等方面,在纹理特征的计算中一般用到的是基于 Haralick 等^[22]在 1973 年提出的灰度共生矩阵(Grey Level Concurrence Matrix, GLCM)的纹理特征参数。自定义特征是根据实际情况选择的对区分类别有显著效果的特征,比如归一化植被指数(NDVI)。通过不

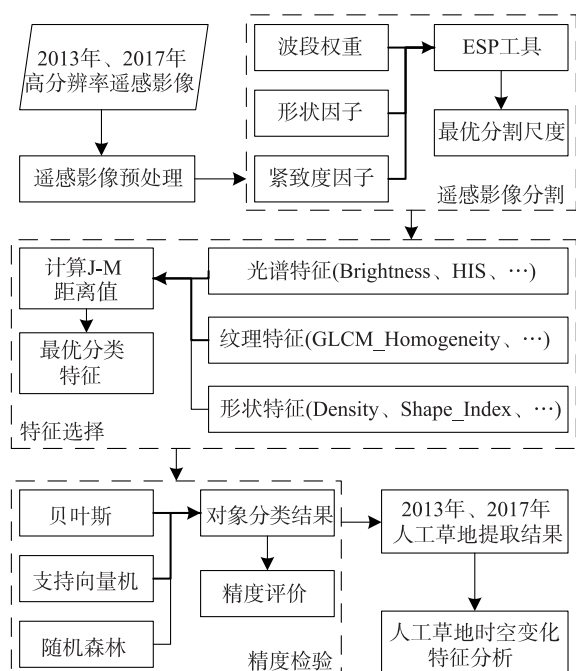


图2 技术路线图

Fig.2 Technology roadmap

同的特征,可以得到不同地物之间可区分的信息。本研究所使用的特征信息如表 2 所示。

在获取研究区地物特征信息时,结合影像,综合统计了人工草地草与其他地物类型具有代表性的特征,一般可以通过合理地选择特征组合来区分不同地物。但是特征选择不可能无限增加特征数,一是特征增多会导致其数据量和计算时间大量增加;二是特征之间的相关性会导致特征的冗余和信息的浪费。因此,需要通过选择合适的特征减少特征维度,即最优特征选择问题。在提取人工草地时,选择可显著区分草地与其他类别的特征,在本研究中利用 Jeffries-Matudita 距离(简称 J-M 距离,用 J 表示)来衡量类间可分性。

对于 c_1 和 c_2 ,其 J 距离为:

$$J=2(1-e^{-B}) \quad (1)$$

其中,

$$B=\frac{1}{8}(m_1-m_2)^2 \frac{2}{\sigma_1^2+\sigma_2^2}+\frac{1}{2}\ln\left[\frac{\sigma_1^2+\sigma_2^2}{2\sigma_1\sigma_2}\right] \quad (2)$$

式中, m_i 和 σ_i^2 ($i=1,2$) 分别为 2 个类别样本对象某个特征分布的均值和方差。当均值和方差为 0 时,2 个类别完全重叠。 B 取值为 $[0, \infty)$, J 取值为 $[0, 2]$ 。当 $J=2$ 时,表明用该特征进行分类时,类别间不存在错分,但实际 $J=2$ 的情况不多见,各类之间

总有交叠^[23]。对人工草地草和其他地物对象的特征值计算 J-M 距离值(J 值),选择 J 值较大的特征,然后计算特征相关性,筛选得到最终选择的特征^[24]。

表 2 本研究所使用特征信息

Table 2 Information of features used in this study

类别	特征	说明
光谱特征	<i>Brightness</i>	影像所有波段的平均亮度值。
	<i>Mean(layer1/2/3...)</i>	所有像素的平均强度。
	<i>Max_Diff.</i>	最大亮度差与其亮度的比值。
	<i>StdDev(layer1/2/3)</i>	从所有像素的图像层强度值计算得到标准差。
	<i>Ratio(layer1/2/3...)</i>	给定图像层对总亮度的贡献量。
	<i>HSI</i>	色调、饱和度和强度特征将 RGB 颜色空间值转换为 HSI 值。
	<i>Asymmetry</i>	不对称特征表示图像对象相对于正多边形的相对长度,特征值随不对称性的增大而增大。
形状特征	<i>Border_Index</i>	边界指数,反映边界锯齿状曲线曲折情况。
	<i>Compactness</i>	紧凑性,体现对象的紧凑程度。
	<i>Density</i>	密度,体现对象像素在空间的分布。
	<i>Elliptic_Fit</i>	椭圆拟合特性描述了一个图像对象如何很好地拟合到一个具有相似大小和比例的椭圆中。
	<i>Rectangular_Fit</i>	矩形拟合特性描述了图像对象如何很好地拟合到大小和比例相似的矩形中。
	<i>Roundness</i>	描述图像对象与椭圆的相似程度。
	<i>Shape_Index</i>	形状索引描述图像对象边界的平滑程度。
纹理特征	<i>GLCM_Homogeneity</i>	均质性加权值(所有方向平均值、0°、45°、90°、135°方向)。
	<i>GLCM_Contrast</i>	对比度,与同质性相反(所有方向平均值、0°、45°、90°、135°方向)。
	<i>GLCM_Dissimilarity</i>	差异性,与对比度相似(所有方向平均值、0°、45°、90°、135°方向)。
	<i>GLCM_Entropy</i>	熵值(所有方向平均值、0°、45°、90°、135°方向)。
	<i>GLCM_Ang2</i>	二阶矩(所有方向平均值、0°、45°、90°、135°方向)。
	<i>GLCM_Mean</i>	纹理平均值(所有方向平均值、0°、45°、90°、135°方向)。
	<i>GLCM_StdDev</i>	标准差(所有方向平均值、0°、45°、90°、135°方向)。
自定义特征	<i>GLCM_Correlation</i>	衡量相邻像素灰度等级的线性相关性(所有方向平均值、0°、45°、90°、135°方向)。
	<i>NDVI</i>	归一化植被指数, $NDVI = \frac{NIR-Red}{NIR+Red}$
	<i>NDWI</i>	归一化水体指数, $NDWI = \frac{Green-NIR}{Green+NIR}$

NIR 为近红外波段的反射值;*Red* 为红光波段的反射值;*Green* 为绿光波段的反射值。

2.3 遥感图像分类方法

由于遥感数据和对不同地物识别的复杂性,目前还未有一种分类方法对提取任何地物都有普适性,因此需要通过试验来确定较好的分类方法。比较常用的分类方法有贝叶斯分类法、支持向量机分类法、随机森林分类法等。贝叶斯分类法(Bayes)是依据某些对象的先验概率选择后验概率最大的类别作为此对象的所属类别^[25],该算法较为简单,对小规模的数据表现很好。支持向量机分类法(Support vector machine, SVM)在解决小样本、非线性及高维模式识别中有优势^[26],适用于样本量较少的地物提取。随机森

林分类法是由 Breiman^[27]提出的一种通过利用多棵决策树对样本进行训练并预测的机器学习算法,该算法对于数据的缺失不敏感,模型泛化能力较强。

在对影像进行多尺度分割后,在整幅影像中随机选择均匀分布的若干个训练样本进行训练,选择优选之后的特征作为训练样本的分类特征,分别对分割对象进行分类,得到人工草地提取的结果。

2.4 人工草地遥感信息提取精度验证

本研究选择混淆矩阵对人工草地提取结果进行评价。混淆矩阵计算的各项指标包括精确度、召回率、 F_1 值(表 3)。

表 3 人工草地遥感信息提取精度评价标准

Table 3 Evaluation criteria of remote sensing information extraction accuracy for artificial grassland

指标	计算公式	说明
精确度(Precision)	$Precision = \frac{TP}{TP+FP}$	反映了被分类器判定为人工草地中真正为人工草地的数量占比。式中, TP 指将正类预测为正类数, FP 指将负类预测为正类数。
召回率(Recall)	$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$	反映了被正确判定为人工草地占总人工草地数量的比重。式中, FN 指将正类预测为负类数。
F_1 值	$F_1 = \frac{2}{\frac{1}{Precision} + \frac{1}{Recall}}$	是精确度和召回率的调和均值。

3 结果与分析

3.1 2013、2017 年人工草地信息提取结果

对研究区 2013 年高分辨率遥感影像进行试验,先选择形状因子和紧致度因子,通过比较选择形状参数为 0.1,紧致度参数为 0.5,使用 ESP 工具来获

取人工草地的最优分割尺度。选择处于峰值的尺度即 209(图 3)作为分割尺度取值进行试验,得到分割结果,其分割结果一定程度上符合实际草地的边缘轮廓,主要的草地区域都分割为一个完整的整体,分割效果良好(图 4)。

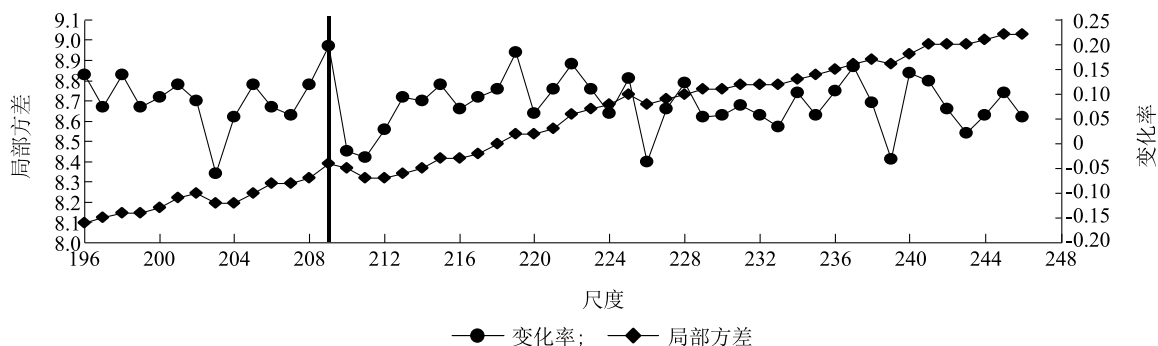


图 3 ESP 最优分割尺度计算

Fig.3 ESP optimal segmentation scale calculation

对人工草地草和其他地物类型对象的特征计算 J-M 距离值,根据 J 值选择 $Ratio_coastal$ 、 HSI 、 $StdDev_rededge$ 、 $StdDev_red$ 、 $StdDev_green$ 、 $StdDev_NIR1$ 、 $Mean_rededge$ 、 $Mean_green$ 、 $Roundness$ 、 $Border_index$ 、

$NDVI$ 这 11 个特征,人工草地与非人工草地分类特征 J-M 距离计算值如表 4 所示,运用不同分类方法对整幅影像的对象进行分类,提取出人工草地信息。

对 2017 年高分辨率遥感影像以同样的方法进行

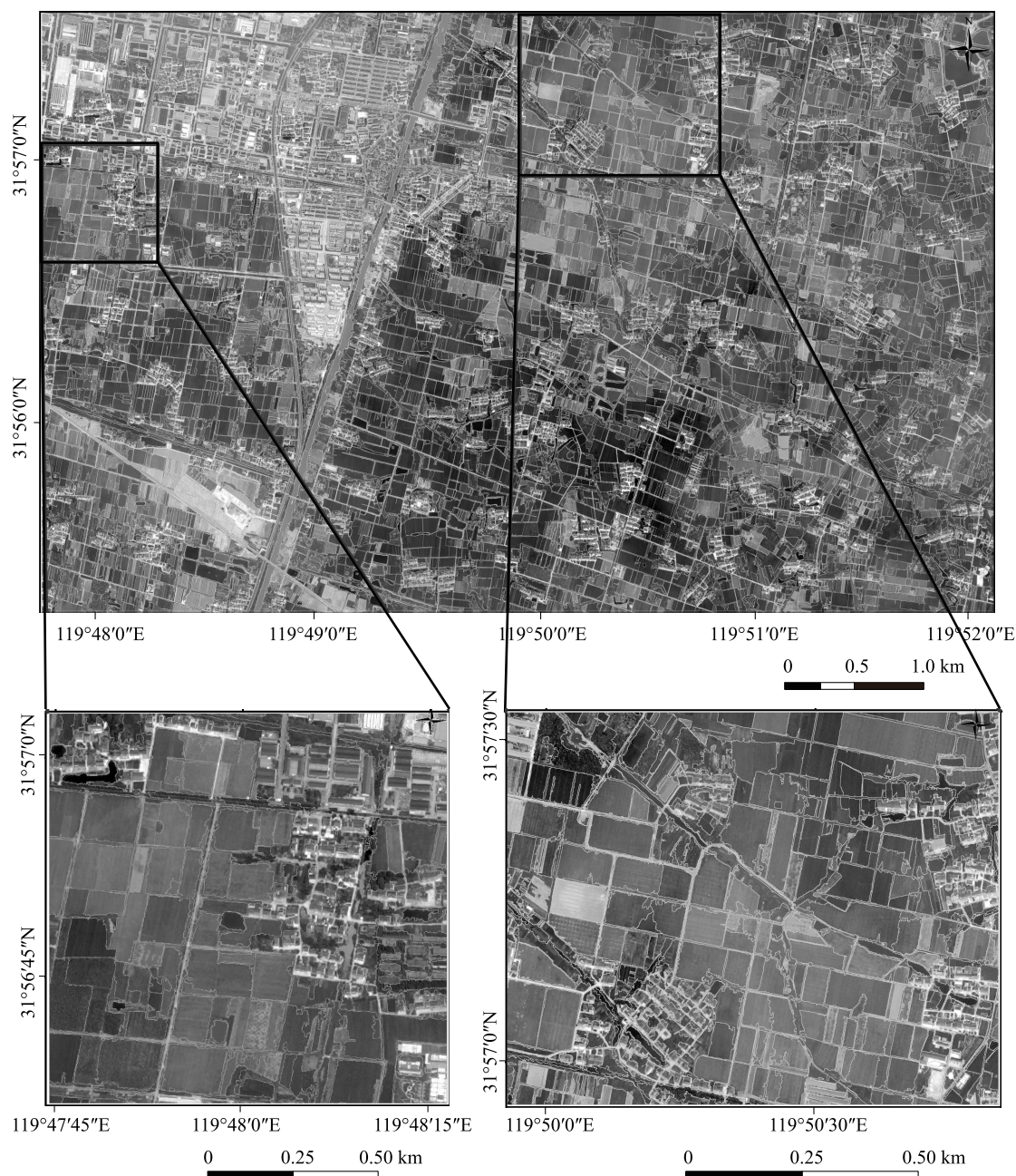


图 4 2013 年影像最优分割尺度分割结果

Fig.4 Segmentation results of images in 2014 based on optimal segmentation scale

面向对象遥感解译来提取人工草地信息,由于 2017 年影像缺少近红外波段,因此只计算光谱、形状、纹理特征,得到的结果与 2013 年影像提取的结果进行对比分析。2017 年人工草地提取过程中,影像多尺度分割参数选择,波段权重均为 1、分割尺度为 155、形状因子为 0.2、紧致度因子为 0.5,分类特征选择 *Mean_green*、*Ratio_red*、*Ratio_green*、*Ratio_blue*、*Density*、*Shape_index*、*GLCM_Entropy_alldir*、*GLCM_Homogeneity_all-*

dir,人工草地与非人工草地分类特征 J-M 距离计算值如表 5 所示,使用贝叶斯分类法分类,得到 2017 年人工草地提取结果,精度检验较好(基于对象数量 F_1 值为 0.826,基于总面积 F_1 值为 0.880)。

3.2 3 种分类方法分类结果对比

由于研究区范围较小,因此本研究采用多人目视解译对整幅影像的人工草地进行判别提取作为验证数据,然后对不同分类方法提取后的人工草地对

象逐个比对,进行个数和面积的统计并计算分类精度。对 2013 年 3 种分类方法提取结果进行检验,统计混淆矩阵,并计算各项指标(精确度、召回率、 F_1 值),经统计得到各分类方法的精度评价(表 6)。由表 6 可知,贝叶斯分类法 F_1 值最高,其次是支持向量机分类法,最后是随机森林分类法。对于贝叶斯

分类法,其召回率较低,说明有一部分人工草地被漏检了,但是精确度较高,说明检出的对象是人工草地的正确率较高;对于支持向量机分类法,其精确度不高,说明该分类法并不能很好地区分人工草地与其他对象,但是召回率较高,说明大部分的人工草地对象都能被检索到。

表 4 2013 年人工草地-非人工草地分类特征 J-M 距离值

Table 4 J-M distance values of the classification characteristics of artificial grassland and non-artificial grassland in 2013

<i>Ratio_coastal</i>	<i>HSI</i>	<i>StdDev_rededge</i>	<i>StdDev_red</i>	<i>StdDev_green</i>	<i>StdDev_NIR1</i>	<i>Mean_rededge</i>	<i>Mean_green</i>	<i>Roundness</i>	<i>Border_index</i>	<i>NDVI</i>
1.90	1.78	1.39	1.69	1.80	1.29	1.89	1.65	1.51	1.55	1.91

表 5 2017 年人工草地-非人工草地分类特征 J-M 距离值

Table 5 J-M distance values of the classification characteristics of artificial grassland and non-artificial grassland in 2017

<i>Mean_green</i>	<i>Ratio_red</i>	<i>Ratio_green</i>	<i>Ratio_blue</i>	<i>Density</i>	<i>Shape_index</i>	<i>GLCM_Entropy_alldir</i>	<i>GLCM_Homogeneity_alldir</i>
1.94	1.82	1.74	1.91	1.95	1.55	1.90	1.64

表 6 各分类方法的精度比较

Table 6 Precision comparison of classification methods

分类方法	对象数量			面积		
	精确度	召回率	F_1 值	精确度	召回率	F_1 值
贝叶斯分类法	0.797	0.836	0.816	0.906	0.831	0.867
支持向量机分类法	0.596	0.902	0.718	0.820	0.913	0.864
随机森林分类法	0.601	0.860	0.708	0.843	0.873	0.858

3.3 人工草地时空变化特征分析

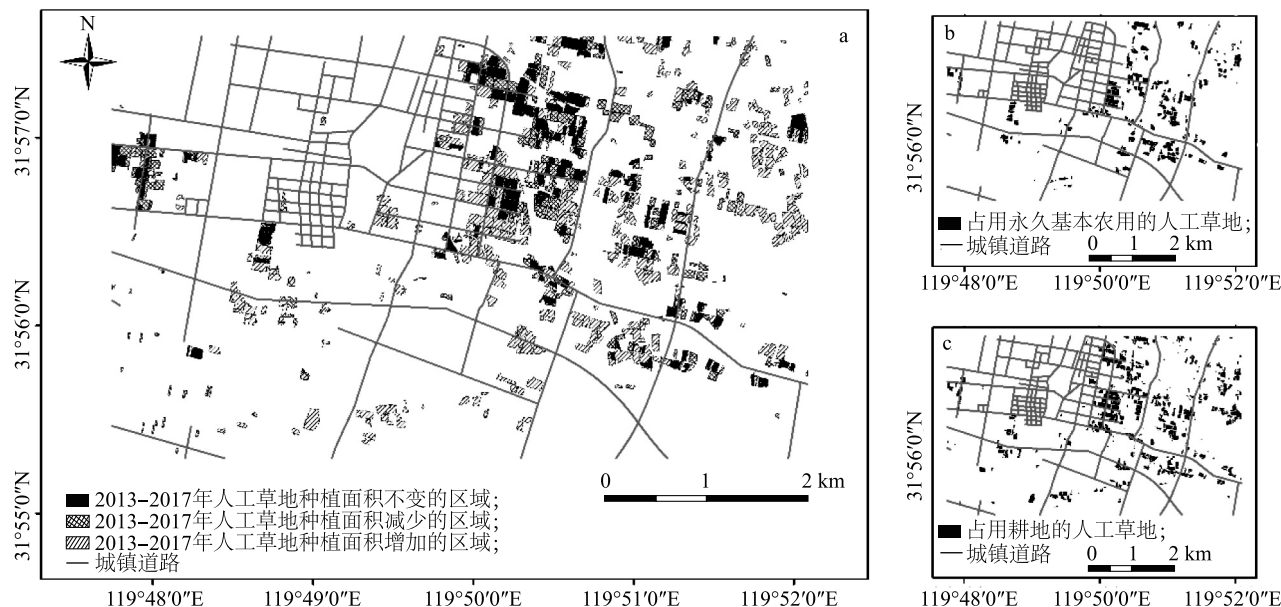
将 2013–2017 年人工草地草种植范围(图 5a)进行对比,可以看出,人工草地呈现团块状的集聚分布,主要分布在城镇周边,多沿道路分布。2013–2017 年土地利用转移矩阵如表 7 所示,除人工草地外其他数据来源于 2013 年和 2017 年常州市土地变更调查数据。由图 5 和表 7 可知,2013 年人工草地草种植区域面积为 1.44 km²,2017 年人工草地草种植区域面积为 2.59 km²,4 年间,人工草地草种植区域不变的面积有 0.69 km²,种植区域增加的面积为 1.89 km²,种植区域减少的面积为 0.75 km²。2013 年人工草地草的种植区域还比较小,至 2017 年,人工草地草种植区域有了很大的增加,这主要是因为:一是该地区城镇化的发展带动了人工草地草需求的快速增长;二是人工草地草价格的逐年提升,农民在作物种植的选择上会出现变化,经济效益高的作物取代经济效益低的作物^[28-29],与其他农作物相比,

人工草地草作为一种经济作物,其带来的经济效益产出大大高于其他粮食作物。除此之外,有小部分区域人工草地面积减少,可能由于道路的修建占用了一部分人工草地,导致其面积的减小。

由图 5b、图 5c 可以看出,人工草地占用耕地和永久基本农田现象严重。研究区 2017 年人工草地占用耕地 1.68 km²,占区域耕地总面积的 12.50%;占用永久基本农田 1.09 km²,占区域永久基本农田总面积的 18.80%。

总体来说,作为新型的现代农业,人工草地草种植的行业现状依旧还未形成完整的产业体系,发展空间也有限,但国家的战略和方针政策为人工草地草种植带来了新机遇,在生态文明建设的指导下,各大城市新一轮的城市更新和市政建设项目中,都需要大量的人工草地草。然而,耕地不能“非农化”、永久基本农田不能“非粮化”,因此,采取有力措施,强化监测管理,落实最严格的耕地保护制度是目前

的重要任务^[30]。



a: 2013–2017 年人工草地种植变化; b: 2017 年占用永久基本农田的人工草地; c: 2017 年占用耕地的人工草地。

图 5 2013–2017 年人工草地空间分布变化及占用情况

Fig.5 Spatial distribution and occupation of artificial grassland in 2013–2017

表 7 土地利用转移矩阵

Table 7 Land use transfer matrix

2013 年	2017 年			总计 (hm^2)
	人工草地 (hm^2)	耕地 (hm^2)	其他用地 (hm^2)	
人工草地(hm^2)	69.08	55.84	19.03	143.95
耕地(hm^2)	145.46	1 087.73	28.88	1 262.07
其他用地(hm^2)	44.03	28.96	1 359.10	1 432.09
总计(hm^2)	258.57	1 172.53	1 407.01	2 838.11

4 结论

(1) 本研究验证了面向对象的高分遥感监测方法在提取人工草地信息时,能使提取的人工草地信息更加完整,获取的信息更加丰富。最优分类特征选择对于面向对象遥感信息提取至关重要,本研究基于光谱、形状、纹理等特征,通过 J-M 距离进行特征选择,选取了最优分类特征。验证了 J-M 距离对特征选择的有效性,该方法可以适用于不同影像,但所选的特征依赖于具体影像和待提取要素的特性。

(2) 以西夏墅镇东南部为例,监测人工草地草种植范围。2013–2017 年,该地区人工草地草种植

范围有了很大的增加,人工草地呈现团块状的集聚分布,主要分布在城镇周边,多沿道路分布。人工草地草种植范围较大,且呈扩张趋势,增加的区域大部分来自耕地,部分地区人工草地草种植范围有所减少。人工草地占用耕地和永久基本农田现象较严重。

考虑到人工草地提取的影响因素,本研究还存在值得探究的地方。影像分辨率对于人工草地提取的影响在于,人工草地作为一种形状规则、边缘平整分明的地物类别,边界的有效识别很重要,因此对遥感影像的空间分辨率有较高的要求,且基于面向对象的方法能够较好保留地物信息提取的完整性。遥感影像时相是影响人工草地提取的主要因素,因为高分影像的时间分辨率低,且人工草地草种植呈现年际周期变化的特点,所以存在一些人工草地草由于取出出售而在影像上显示为裸地(或浅色草地)的地物特征,这部分人工草地被判定为裸地,无法根据单幅影像提取,在以后的研究中可以考虑高分影像与中分影像相结合,通过时间序列方法获取人工草地变化特征。不同的种植方式或管理模式等人为因素会使人工草地草长势不均,其颜色和纹理会产生差异,会对人工草地的提取产生一定的影响,因此

本研究提出的方法还需要在更大范围、不同区域、多年度的时空尺度上进行验证和完善。

参考文献:

- [1] 陈东湘,周生路,吴绍华. 基于遥感评价城市扩张对耕地质量等级结构及产能的影响[J]. 农业工程学报, 2017, 33(13): 264-269, 316.
- [2] 孔祥斌. 当前耕地保护面临的问题分析及对策研究[J]. 中国土地, 2020(12): 4-7.
- [3] 孙福军,李华蕾,王秋兵. 当前辽宁省耕地保护工作面临的主要问题及对策分析[J]. 农业经济, 2013(6): 87-89.
- [4] 王勇,陈印军,易小燕,等. 耕地流转中的“非粮化”问题与对策建议[J]. 中国农业资源与区划, 2011, 32(4): 13-16.
- [5] 孔祥斌. 耕地“非粮化”问题、成因及对策[J]. 中国土地, 2020(11): 17-19.
- [6] 单华佳,李梦璐,孙彦,等. 近10年中国草坪业发展现状[J]. 草地学报, 2013, 21(2): 222-229.
- [7] 高雅,林慧龙. 草业经济在国民经济中的地位、现状及其发展建议[J]. 草业学报, 2015, 24(1): 141-157.
- [8] 余高镜,柯庆明,黄立洪,等. 论大面积种植草坪的利与弊[J]. 草业科学, 2005(1): 82-85.
- [9] ZILLMANN E, GONZALEZ A, HERRERO E J M, et al. Pan-European grassland mapping using seasonal statistics from multisensor image time series[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations, 2014, 7(8): 3461-3472.
- [10] 张丽华,王春霞,包玉海,等. 基于数学形态学的遥感影像人工草地提取研究[J]. 应用基础与工程科学学报, 2016, 24(6): 1075-1086.
- [11] 杜凤兰,田庆久,夏学齐,等. 面向对象的地物分类法分析与评价[J]. 遥感技术与应用, 2004(1): 20-23, 77.
- [12] LOBO A, CHIC O, CASTERAD A. Classification of Mediterranean crops with multisensor data: per-pixel versus per-object statistics and image segmentation[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(12): 2385-2400.
- [13] ZHAO F, WU X, WANG S. Object-oriented vegetation classification method based on UAV and satellite image fusion[J]. Procedia Computer Science, 2020, 174: 609-615.
- [14] GOODIN D G, ANIBAS K L, Bezymennyi M. Mapping land cover and land use from object-based classification: an example from a complex agricultural landscape[J]. International Journal of Remote Sensing, 2015, 36(18): 4702-4723.
- [15] PEÑA-BARRAGÁN J M, NGUGI M K, PLANT R E, et al. Object-based crop identification using multiple vegetation indices, textural features and crop phenology[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(6): 1301-1316.
- [16] 陈杰,陈铁桥,刘慧敏,等. 高分辨率遥感影像耕地分层提取方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(3): 190-198.
- [17] 覃能. 基于高分辨率遥感影像耕地地块提取方法研究[J]. 测绘标准化, 2019, 35(2): 29-32.
- [18] 孙家波,张晓艳,牛鲁燕,等. 基于高分辨率遥感影像的耕地信息快速提取方法研究[J]. 山东农业科学, 2018, 50(3): 132-136, 141.
- [19] BAATZ M, SCHÄPE A, STROBL J, et al. Multiresolution Segmentation-an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation[J]. Angewandte Geographische Informationsverarbeitung, 2000, 12: 12-23.
- [20] 张宏民. 南京市典型区域城市绿地的多尺度分割优化[D]. 南京:南京大学, 2017.
- [21] DRĂGUȚ L, TIEDE D, LEVICK S R. ESP: a tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2010, 24(6): 859-871.
- [22] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I H. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, Cybernetics, 1973(6): 610-621.
- [23] NUSSBAUM S, NIEMEYER I, CANTY M. SEATH-a new tool for automated feature extraction in the context of object-based image analysis[C]. Salzburg: Austria, 2006.
- [24] 余晓敏,湛飞并,廖明生,等. 利用改进SEaTH算法的面向对象分类特征选择方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2012, 37(8): 921-924.
- [25] 朱述龙,朱宝山,王红卫. 遥感图像处理与应用[M]. 北京:科学出版社, 2006.
- [26] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [27] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [28] 高珊,黄贤金,钟太洋,等. 农业市场化对农户种植效益的影响——基于沪苏皖农户调查的实证研究[J]. 地理研究, 2013, 32(6): 1103-1112.
- [29] 梁俊芬,周怀康. 广东水稻生产成本收益比较分析[J]. 中国稻米, 2017, 23(1): 60-64.
- [30] 刘彦珍,乔陆印. 中国新型城镇化背景下耕地保护制度与政策创新[J]. 经济地理, 2014, 34(4): 1-6.

(责任编辑:陈海霞)