

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.02.020

基于无人机遥感的高潜水位采煤沉陷湿地植被分类

肖武^{1,2} 任河¹ 吕雪娇¹ 闫皓月¹ 孙诗睿¹

(1. 中国矿业大学(北京)土地复垦与生态重建研究所, 北京 100083; 2. 浙江大学公共管理学院, 杭州 310058)

摘要: 为了掌握采煤沉陷湿地植被的类别和空间分布,促进矿区土地利用、管理和修复,以山东省济宁市东滩煤矿3304工作面为研究区,以无人机多光谱影像为数据源,分别采用面向对象的分类方法和监督分类方法对研究区湿地植被进行分类。基于优选的面向对象尺度分割参数,确定分类规则后构建面向对象分类模型,对湿地植被进行分类,生成植被分布图。同时,利用野外获取的322个采样点进行精度验证。结果表明:与基于像元的监督分类方法相比,面向对象分类方法显著提高了影像分类精度。监督分类方法总体精度为44.3%,Kappa系数为0.4;面向对象分类方法总体精度达到84.2%,Kappa系数为0.8。该研究为采煤沉陷区湿地调查与开采沉陷影响下地表植被空间分布规律研究提供了方法与基础数据。

关键词: 植被分类; 采煤沉陷湿地; 高潜水位; 无人机遥感; 面向对象; Kappa系数

中图分类号: P407.8 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2019)02-0177-10

Vegetation Classification by Using UAV Remote Sensing in Coal Mining Subsidence Wetland with High Ground-water Level

XIAO Wu^{1,2} REN He¹ LÜ Xuejiao¹ YAN Haoyue¹ SUN Shirui¹

(1. Institute of Land Reclamation and Ecological Rehabilitation, China University of Mining and Technology, Beijing 100083, China

2. School of Public Affairs, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

Abstract: After mining in the high ground-water level mining area, the surface subsided and accumulated water. The surface is changed from the farmland ecosystem to the water-land two-phase ecosystem. As the energy fixers and nutrient producers in the wetland ecosystem, wetland vegetation can reflect the changes in the wetland ecological environment. Vegetation classification is the basis for exploring vegetation coverage and monitoring dynamic changes. In order to grasp the type and spatial distribution of vegetation in coal mining subsidence and promote land use, management and restoration in mining area, totally 3304 working face of Dongtan Coal Mine in Jining City, Shandong Province was selected as the study area. The UAV multi-spectral images were taken as data sources, and the object-oriented classification method and supervised classification method were used to classify the wetland in the study area. Based on the optimized object-oriented scale segmentation parameters, the classification rules were determined and then the object-oriented classification model was constructed to classify the wetland vegetation and generate the vegetation distribution map. At the same time, totally 322 sampling points were used to verify the accuracy of the classification results. The results showed that the overall accuracy of the supervised classification method was 44.3%, and the object-oriented classification method was 84.2%. Compared with the supervised classification method which based on pixels, the object-oriented classification method improved the classification results and significantly improved the image classification accuracy. The Kappa coefficient of supervised classification was 0.4, while the Kappa coefficient of object-oriented classification was 0.8. The research result provided a new method and basic data for the investigation of wetlands in coal mining subsidence area and the study of the spatial distribution of vegetation under the influence of mining subsidence.

Key words: vegetation classification; coal mining subsidence wetland; high ground-water level; UAV remote sensing; object-oriented; Kappa coefficient

收稿日期: 2018-08-24 修回日期: 2018-10-11

基金项目: 山东省重点研发计划项目(2016ZDJS11A02)和中央高校基本科研业务费专项资金项目(ZJUGG201801)

作者简介: 肖武(1983—),男,研究员,博士,主要从事土地复垦与生态修复、3S技术研究, E-mail: xiaowu@zju.edu.cn

0 引言

中国 90% 的煤炭为井工开采^[1]。井下煤炭资源的开采使得土地大面积沉陷,形成采煤沉陷区^[2]。特别是在高潜水位矿区,大面积的沉陷加之较高的潜水位,使得沉陷区内存在大量的积水区域。丰富的地表水资源、植物、动物、微生物、土壤等要素使高潜水位采煤沉陷地具备了湿地生态系统的基本特征^[3]。与常规的天然湿地及景观湿地相比,高潜水位采煤沉陷湿地具有土地利用变化剧烈、物质能量转化迅速、水陆植物演替频繁等特点。开采导致的地面沉陷发生在几个月至几年不等,原有的陆地农作物与水生植物生长环境随着地面沉降的动态变化而发生剧烈改变,因而其植被的演替与更新更为频繁,掌握采煤沉陷区湿地植被的类别和分布,可以一定程度上反映沉陷区生态环境敏感程度,同时为采煤沉陷湿地生态治理和高潜水位地区生态修复提供参考^[4]。

湿地植被是湿地生态系统中能量的固定者和有机营养物质的最初生产者,作为重要的营养级,它能综合反映湿地的生境特征,并在湿地水分、物质、能量循环中起重要作用^[5-6]。湿地植被的动态变化能够反映湿地的生态环境变化,被认为是一个反映生态环境变化的敏感指示器,已成为研究热点,其中植被分类是进行植被覆盖状况和动态变化规律研究的基础^[7]。针对湿地复杂环境下植被信息的提取,国内外学者进行了大量研究^[8-12]。然而,卫星遥感影像分辨率低、尺度大、周期较长的问题依旧不能忽视,无人机的兴起为这一问题提供了新的解决思路^[13-15]。

目前对于湿地植被的研究多集中于天然湿地、城市湿地景观等区域,而采煤沉陷区湿地作为人工湿地,其形成是一个动态过程^[16]。调查采煤沉陷湿

地植被类型对掌握其动态演变规律与过程至关重要,也是后期营造景观生态、进行土地复垦与生态修复的重要基础数据。探究高潜水位矿区开采沉陷后地面生态系统的动态转变与转化,不少学者进行了采煤沉陷地与作物的调查^[17-18]。沉陷是一个复杂的演变过程,时域和空间尺度较大。常规的野外实测可以消除土壤对于植被作物的影响,并可以提高分类精度,但是难以刻画这样复杂的过程。近年来随着无人机遥感技术的发展,使得大面积的植被覆盖监测和动态研究变得更加客观^[19]。同时,针对高空间分辨率影像,面向对象分类可以更好地使用形状和拓扑增强图像空间信息^[20-21],相比基于像元的分类,具有更高的分类精度。为了探究采用无人机获取高空间分辨率影像进行采煤沉陷湿地植被类型调查的方法,本文以山东省济宁市东滩煤矿 3304 工作面为研究区,利用无人机多光谱影像对采煤沉陷湿地植被进行面向对象分类,结合地面实测采样数据进行精度分析,并与传统的监督分类方法进行比较,论证基于无人机影像采用面向对象方法进行采煤沉陷湿地植被分类的可行性。

1 研究区概况

以东滩煤矿 3304 工作面为研究区。东滩煤矿位于山东省济宁市境内(图 1),跨兖州、邹城、曲阜三市(县),地理位置为 $116^{\circ}50'49'' \sim 116^{\circ}56'56''E$, $35^{\circ}24'11'' \sim 35^{\circ}31'25''N$,南北向长约 14 km,东西向长约 10 km,属于高潜水位矿区。地处鲁中低山丘陵到平原洼地的过渡地带,为第四系山前倾斜冲积-洪积平原,整体地势由东北向西南逐渐降低,坡度极为平缓,地面标高 42.46 ~ 54.48 m,潜水埋深为 2 m 左右。历年平均降水量为 715.54 mm,年平均气温 $14.4^{\circ}C$ 。矿区内主要河流有白马河与泥河,向南流入南阳湖,均为季节性河流。

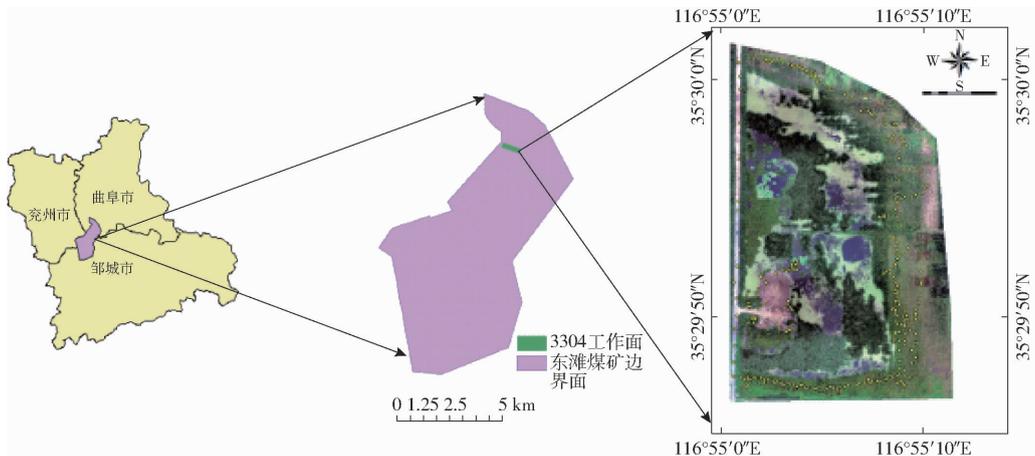


图 1 研究区地理位置及无人机影像

Fig. 1 Location and UAV images of study area

其中 3304 工作面位于三采区南部 3 号煤层,工作面走向长 1 064 ~ 1 161 m,倾向宽约为 260 m,地面标高为 50.16 ~ 51.28 m,平均高度为 50.72 m,开采标高为 -519.1 ~ -476.5 m,平均高度为 -497.8 m。

2 数据资料与研究方法

2.1 高潜水位沉陷湿地概况

东滩煤矿作为东部典型的煤-粮复合产区,积水严重影响了作物的生长环境。自开采起 3304 工作面地表变化显著,植被演替明显(图 2)。煤炭的开

采使地表产生积水,沉陷区内出现挺水植物。随着开采的进行,水位逐渐上升,浮水植物、沉水植物逐渐丰富。丰富的水资源、动植物使得高潜水位采煤沉陷地具备了湿地生态系统的基本特征。自 2014 年开采至今工作面沉陷已经稳定,沉陷区内形成永久性积水湿地,平均水深 3.2 m,水生植被类型丰富。考虑到湿地附近人类活动、水位和面积、地理位置等要素情况,研究区不适宜规划发展为湿地公园、水产养殖、污水处理^[22-23]等,应优先复垦为耕地。

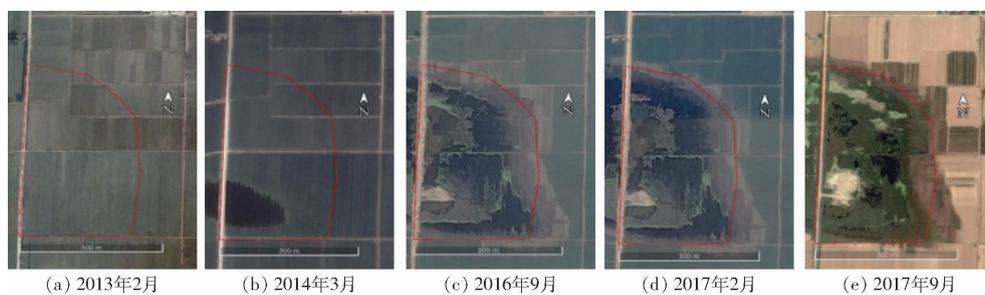


图 2 高潜水位湿地演变和植被演替

Fig. 2 Wetland evolution in high phreatic sites and vegetation succession

2.2 沉陷湿地植被分类体系

结合研究区无人机影像和实地采样结果构建植被分类体系(图 3)。采样表明,研究区内水生植被类型丰富,随着水深的增加,形成了不同的植被群落。主要包含挺水植物如芦苇、莎草、荷花、红蓼、香蒲、苔藓等;沉水植物如菹草等;陆生植被包含杂草、玉米。考虑到研究区内玉米覆盖面积较小并且存在大量死亡,杂草分布不均、受长势不一的影响难以分辨,因此不作为本文的研究对象。水体污染物质虽然属于非植被,但由于面积较大,因此也纳入分类体

系中。

2.3 数据获取与处理

航飞试验于 2017 年 8 月 12 日 11:00—12:00 在沉陷区上方开展,试验过程中天气晴朗,无风,视野良好。试验采用 matric 100 型四旋翼无人机搭载瑞士 parrot sequoia 型多光谱相机(以下简称 sequoia)和 X3 型数码相机。sequoia 相机包含绿(Green)、红(Red)、红边(Red-edge)、近红外(NIR)4 个波段。试验飞行高度为 110 m,设定航速 9 m/s,传感器镜头视场角 15°,镜头垂直向下。航

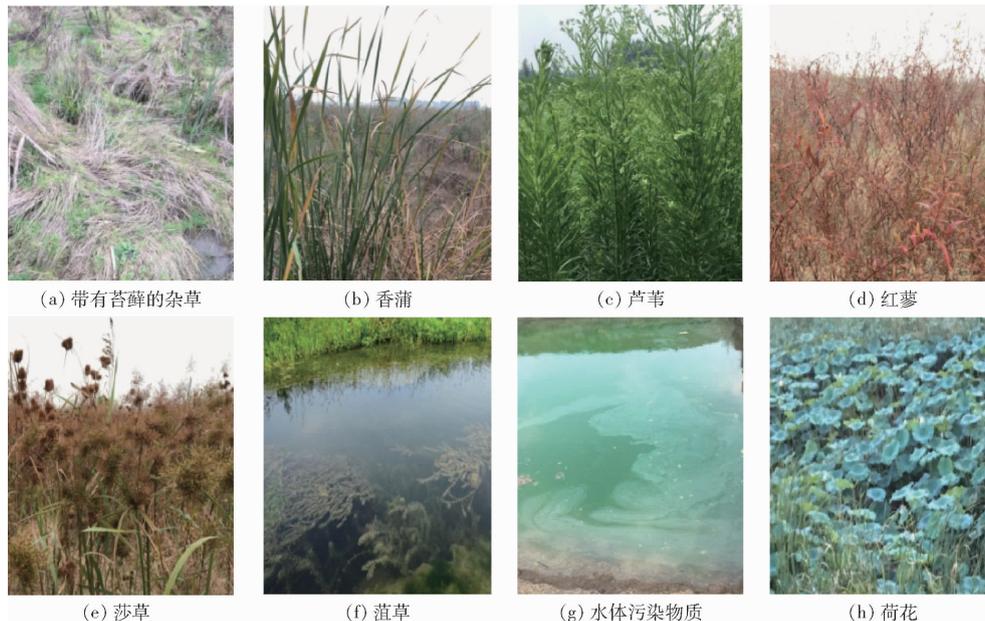


图 3 湿地植被情况

Fig. 3 Wetland vegetation

飞面积 1.1 km^2 , 获得了覆盖整个研究区的多光谱影像(分辨率 12.8 cm)和全色数码图像(分辨率 5 cm)。内业数据处理利用8个像控点进行影像校正,选择 pix4mapper 软件对航拍图像进行拼接和空三加密,形成点云数据(图1)。

本研究利用南方银河一号 RTK 在实地获取采样点322个。由于沉陷区内常年积水无法进入,故在积水边缘 $0 \sim 0.5 \text{ m}$ 深处选择采样点,水体、水体污染物质、荷花的采样选择在水中乘船采样。

2.4 研究方法

以无人机多光谱影像为基础,采用面向对象分类的方法对采煤沉陷湿地植被进行提取。在筛选最优分割尺度的基础上确定分类特征,构建分类决策树并对研究区植被进行分类,结合野外实测数据进行精度验证。技术流程如图4所示。

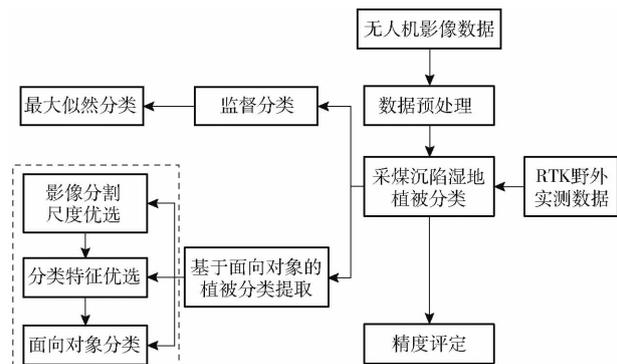


图4 研究技术路线图

Fig. 4 Research technology roadmap

3 沉陷区湿地植被监督分类

监督分类(Supervised classification)又称训练分类法。它通过人工目视解译确认不同类别的样本,

对样本进行训练得到判别函数,最后用训练好的判别函数对其余像元进行对比,按照不同的规则将其归化到最相似的样本中。其中,最大似然分类也称为贝叶斯(Bayes)分类,是基于图像统计的监督分类法,被认为是应用最广、分类精度最高的分类方法^[24]。

以研究区无人机影像为基础,根据湿地植被分类体系,对各地物进行采样,保证每种地物样本的数量在80左右。选取的样本通过 Jeffries - matusita 距离和转换分离度衡量样本的可分离性^[25]。当可分离性值大于1.9时,表示分离性较好;可分离性值小于1.8时,需要重新分类;可分离性值小于1时,考虑将两类样本合为一类。确定训练样本后,对图像进行分类。分类后,合并、剔除图像中的小斑块,得到最终分类结果及野外采样点在监督分类下的分类结果(图5)。

4 沉陷区湿地植被面向对象分类

4.1 无人机影像分割尺度确定

在进行面向对象的分类方法过程中,对影像数据的良好分割是获得高精度分类结果的前提^[26],分类对象的分割尺度和整体异质性因子的确定是获得较好分割结果的关键。考虑到研究区面积较小,因此可以尽可能降低不同类别的“错分”现象,减小影像分割尺度。本研究将分割过程分为2部分:①分割尺度对于分割效果有较为显著的影响,因此首先在保持其他参数不变的情况下,比较不同分割尺度下的分割结果,筛选最优分割尺度。②在选择最优分割尺度的前提下,先后改变形状因子、紧凑度因子的权重,对比得到分割结果(图6),选择最优参数。

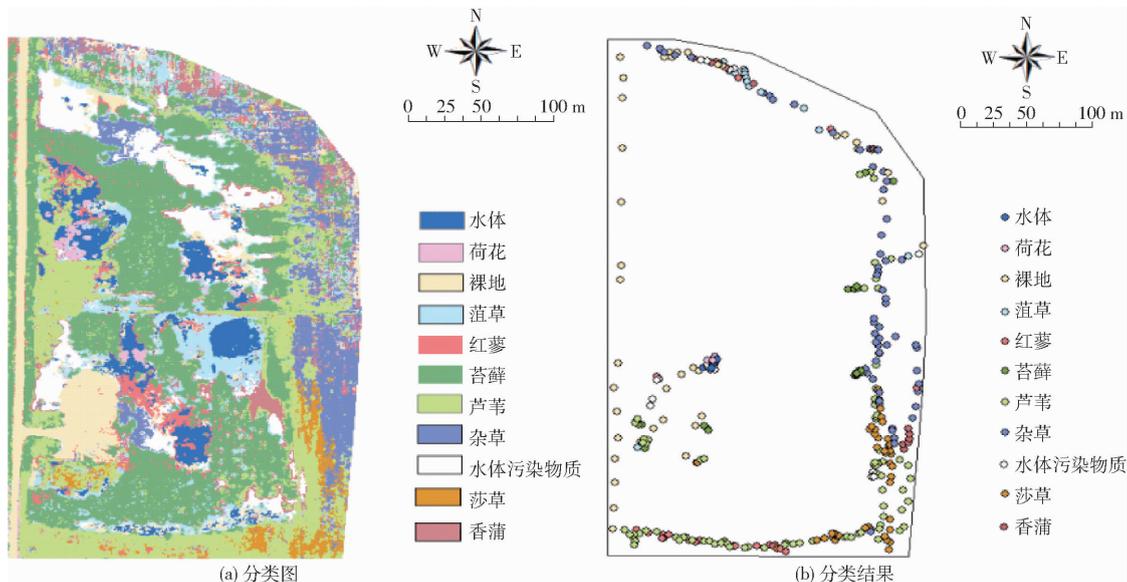


图5 监督分类分类图和采样点在监督分类下的分类结果

Fig. 5 Classification results of supervised classification and sampling points under supervised classification

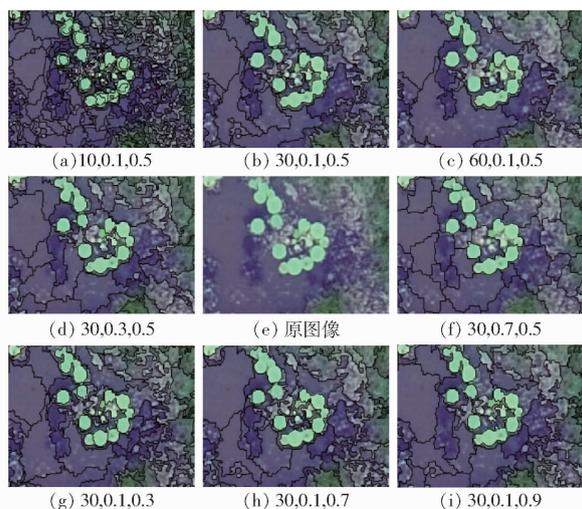


图 6 不同分割尺度的结果对比

Fig. 6 Comparison of results of different segmentation scales

对比图 6a、6b、6c 可知,当分割尺度为 10 时(图 6a),同种植被被分割为多个小块,影像分割较为破碎。在保持其他参数条件不变的情况下,增大分割尺度至 30、60。当分割尺度为 60 时(图 6c),水域和水体污染物被分割为同一区域,不能很好地与地物边界吻合,而当分割尺度为 30 时(图 6b),分割尺度较好,因此确定 30 为最优分割尺度。分割尺度确定后,首先在保持紧凑度因子不变的前提下改变形状因子。由于研究区内植被在空间分布分散不规整,同时形状因子的权重太高会导致光谱均质性的损失^[27],因此可以将形状因子权重的初值设置为

0.1(图 6b)。保证其他参数不变的条件下,依次增大形状因子权重至 0.3(图 6d)、0.7(图 6f),此时分割得到的影像对象不能与地物边界吻合,对比形状因子权重为 0.1 时的分割影像,水体和苔藓有明显的混淆,因此确定形状因子权重为 0.1。保持分割尺度和形状因子权重不变的前提下,依次改变紧凑度因子的权重至 0.3(图 6g)、0.5(图 6b)、0.7(图 6h)、0.9(图 6i)。分析发现,随着紧凑度因子的权重逐渐降低,得到的植被对象逐渐接近于植被的实际轮廓。通过综合分析分割尺度、形状因子和紧凑度因子的影响,最终确定分割参数为 30、0.1、0.3,得到分割图像(图 6g)。虽然此时某些地物仍存在过分割现象,但考虑到研究区面积较小,在一定程度上过分割的影响在可接受范围内^[28]。因此,以此参数对影像分割并进行后续研究。

4.2 湿地植被分类规则建立

结合分割后影像中不同地物在光谱、形状、纹理表现出的差异,建立分类规则。在无人机影像中均匀选取 30 个区域对不同的地物进行采样,统计典型地物(不考虑水体污染物质和杂草)像元在 sequoia 相机获取的 4 个波段中的统计值(DN 值),包含最大值、最小值和平均值,统计结果见表 1。考虑到植被的长势差异,以像元平均值作为分析各地物在不同波段下总体差异的指标,绘制光谱特征曲线(图 7)。

表 1 典型地物光谱特征

Tab. 1 Statistics of spectral characteristics of typical ground objects

波段	统计值	地物类型								
		水体	裸地	荷花	苔藓	芦苇	菹草	香蒲	红蓼	莎草
绿光	最大值	53	150	177	67	115	107	101	62	96
	最小值	40	117	139	58	97	94	85	48	84
	平均值	48	134	160	64	106	103	94	53	90
红光	最大值	43	122	82	46	61	77	76	50	57
	最小值	31	89	68	26	48	60	60	36	51
	平均值	38	110	75	31	53	68	67	40	54
红边	最大值	61	280	427	256	392	318	269	176	294
	最小值	48	243	385	221	340	266	235	154	258
	平均值	55	265	391	230	365	280	248	161	271
近红外	最大值	84	340	461	437	464	474	357	276	415
	最小值	62	302	407	399	520	406	313	228	376
	平均值	80	318	423	408	478	440	340	249	403

结合表 1 和图 7 可以发现:①在典型非植被地物中,水体在近红波段与其他地物没有重叠现象,像元值显著低于其他地物;而裸地在绿光波段和红光波段与其他地物存在明显区别。②植被在红光波段上数值范围存在重叠,在 40~60 之间,仅利用红光波段不易将它们区分,而在红边波段和近红外波段

(以红蓼为例)各自存在不同的差异,因此综合红边、近红外波段易将其区分。③芦苇、荷花、菹草、香蒲在绿光波段像元值突出,因此引入绿光波段会提高分类精度。④莎草在各波段下与其他地物的差异均不明显,综合 4 个波段会得到更好的效果。植被指数作为光谱数据的线性和非线性组合,可以有效

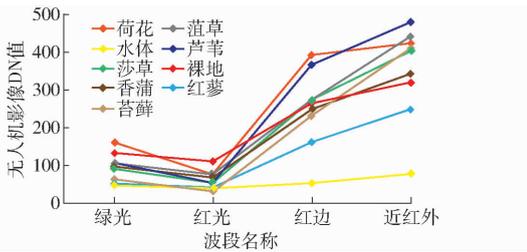


图7 典型地物光谱曲线

Fig. 7 Spectral curves of typical terrain

地减小其他因素影响,从而增强感兴趣地物信息^[29]。结合 sequoia 多光谱传感器的多通道优势和现有研究成果,针对上述分析过程,确定了7个应用广泛的植被指数(表2)。

然而,根据上述光谱分析可知,芦苇、香蒲、菹草、莎草、苔藓光谱值在近红外、红边波段有不同程度的重叠,同时考虑到植被因长势不同所产生的光谱差异带来的误差,在此情况下仅依靠不同的植被

表2 选用的植被指数公式

Tab. 2 Selected vegetation index formula

植被指数	计算公式
归一化植被指数(NDVI)	$(\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{R}}) / (\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{R}})$
绿色归一化差值植被指数(GNDVI)	$(\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{G}}) / (\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{G}})$
红边归一化植被指数(NDVI-redge)	$(\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{Red-edge}}) / (\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{Red-edge}})$
三角植被指数(TVI)	$0.5 \times [120(\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{G}})] - 200(\rho_{\text{R}} - \rho_{\text{G}})$
非线性植被指数(NLI)	$(\rho_{\text{NIR}}^2 - \rho_{\text{R}}) / (\rho_{\text{NIR}}^2 + \rho_{\text{R}})$
叶绿素指数(红边)(CI-redge)	$\rho_{\text{NIR}} / \rho_{\text{Red-edge}} - 1$
归一化差异绿度植被指数(NDGI)	$(\rho_{\text{G}} - \rho_{\text{R}}) / (\rho_{\text{G}} + \rho_{\text{R}})$

注: ρ_{R} 、 ρ_{G} 、 ρ_{NIR} 、 $\rho_{\text{Red-edge}}$ 分别为红光、绿光、近红外、红边波段反射率。

指数组合很难加以区分。因此在考虑地物光谱特征的基础上,结合纹理特征进行综合分析能够提高分类精度。灰度共生矩阵(Gray level co-occurrence matrix, GLCM)作为当前公认的纹理分析方法,能够有效地反映图像灰度的综合信息^[30]。结合现有研究和研究区自身特征,选择均值(Mean)、方差

(Variance)、协同性(Homogeneity)、对比度(Contrast)、相异性(Dissimilarity)、熵(Entropy)6类特征。针对于无人机多光谱影像的4个波段,考虑到工作量和植被在近红波段强反射率的特性,对无人机影像近红波段中上述地物分别选取20个训练区,进行纹理特征分析(表3)。

表3 不同地物的纹理分析

Tab. 3 Texture analysis of different features

参数	地物类型					
	苔藓	香蒲	裸地	莎草	菹草	芦苇
均值	32.34(24.0~34.2)	24.25(20.3~28.3)	21.70(14.4~32.0)	26.54(22.8~28.6)	23.74(19.4~26.8)	27.53(23.3~30.3)
方差	0.57(0.24~0.91)	2.91(1.90~3.90)	0.67(0.40~1.20)	5.36(4.20~7.40)	18.40(12.00~30.20)	1.82(1.13~2.21)
协同性	0.54(0.46~0.72)	0.29(0.16~0.40)	0.80(0.74~0.98)	0.52(0.41~0.62)	0.36(0.24~0.54)	0.46(0.38~0.60)
对比度	4.57(2.90~5.80)	4.17(3.12~5.01)	0.29(0.16~0.44)	1.53(1.12~2.80)	8.48(6.44~11.20)	2.95(2.16~4.10)
相异性	1.48(0.94~2.20)	2.23(1.9~2.52)	0.41(0.18~0.72)	1.38(1.04~1.80)	2.15(1.4~2.72)	1.08(0.73~1.44)
熵	2.69(2.45~3.02)	2.62(2.49~3.02)	1.08(0.86~1.44)	2.06(1.77~2.42)	3.04(2.92~3.21)	3.96(3.77~4.21)

由表3可知:①裸地纹理结构单一,排列规则,对比度最小,数值范围在0.16~0.44之间;菹草面积较小,呈小片分布,纹理沟纹深,对比度较大,数值范围在6.44~11.2之间。②芦苇分布较为分散,纹理不均匀,熵明显高于其他地类。③苔藓长势均一,灰度变化小,方差变动范围最小,为0.24~0.91。④香蒲因水势差异导致长势变化较大,协同性较差,数值范围在0.16~0.40。综合上述分析,可以在植被指数的基础上利用纹理参数的阈值范围加以区分。

除了光谱特征和纹理特征,对不同地物的几何特征加以区分也有助于提高分类精度。裸地形状规则,可以选择长宽比指数 l/w (l 为长度, w 为宽度)

加以区分;荷花和芦苇在红光、红边波段光谱值相似,但在形状上荷花近似于圆形,可以用形状指数 \sqrt{A}/P (A 为面积, P 为周长)加以区分。

4.3 湿地植被分类结果

对分割后的无人机影像结合不同地物表现出的光谱、纹理、形状差异,建立分类规则。在第1层,由于水体在近红波段(NIR)与其他地物的差异最大,因此NIR波段是提取水体的最佳参数。通过选取训练样本发现,当NIR在[0.05,0.15]时水体可以被有效提取。在第2层,归一化植被指数(NDVI)是目前体现植被覆盖度高度的最佳参数^[31],选取样本

结果表明当 NDVI 大于等于 0.6 时植被会被有效提取。第 3 层中,对于非植被来说,以红光波段、绿光波段构建的归一化差异绿度植被指数 (NDGI) 加以长宽比的限制可以很好地区分裸地与水体污染物质;考虑到植被在光谱、纹理上表现出的差异,根据

上述分析运用多种植被指数及其组合、纹理特征限制进行区分。荷花形状近似于圆形,在植被指数的基础上利用形状指数加以区分。确定不同特征的阈值,根据分类规则(图 8)得到分类结果以及验证样点的分类分布图(图 9)。

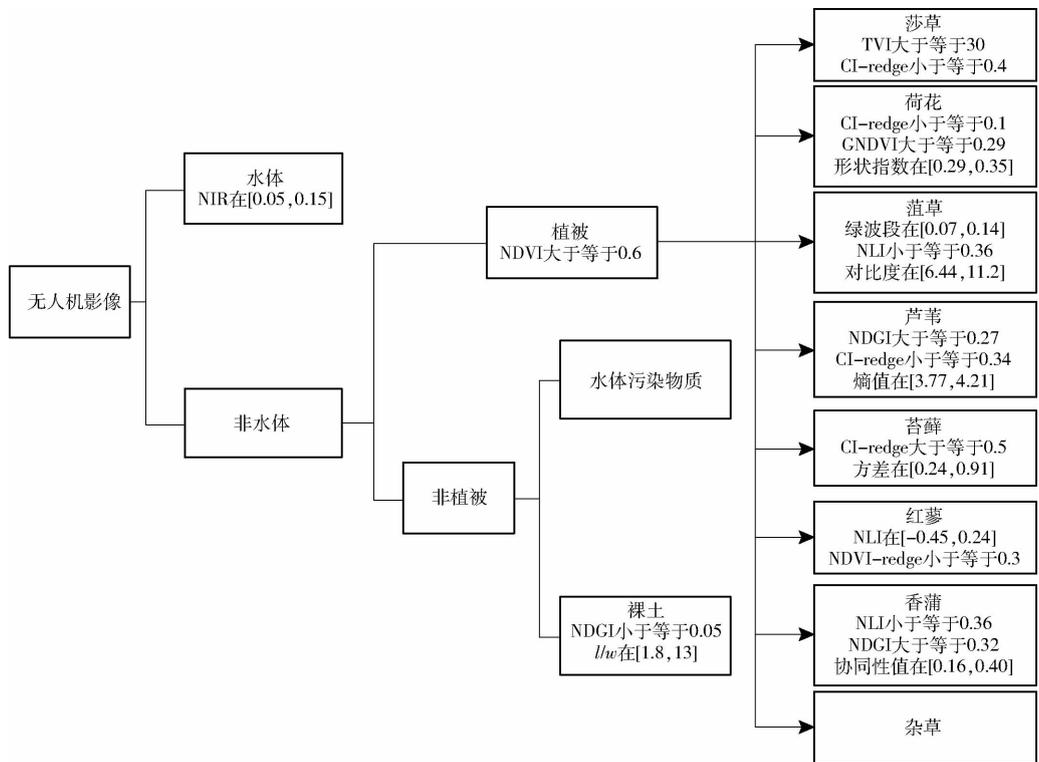


图 8 分类决策树

Fig. 8 Classification decision tree

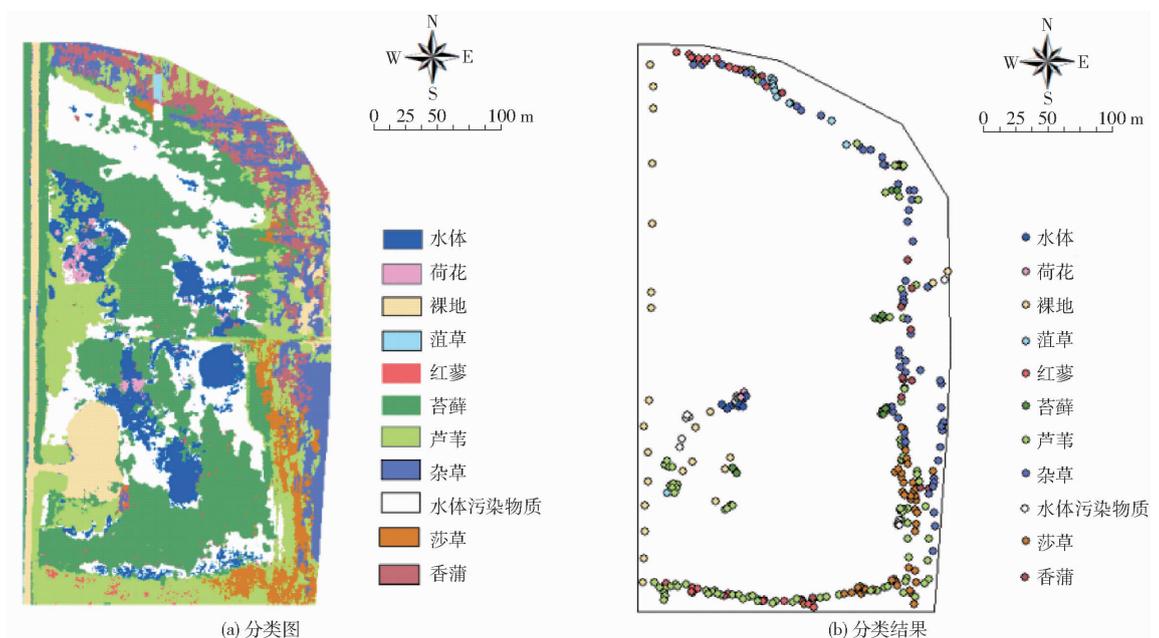


图 9 面向对象分类图和采样点在面向对象分类下的分类结果

Fig. 9 Classification results of object-oriented classification and sampling points under object-oriented classification

4.4 精度分析

验证样本来源于研究区野外实地采样点,采样过程中利用南方银河一号 RTK 进行采样,考虑到积

水较深等环境因素,因此在研究区周围选择采样点共 322 个。以采样点所代表的真实地物为基础,对采样点在两种分类方式下的分类结果(图 5、9)采用

混淆矩阵(Confusion matrix)进行分类精度评价。监督分类的总体分类精度较低,总体精度为44.3%, Kappa系数为0.4。面向对象的总体分类精度较高,

总体精度为84.2%, Kappa系数为0.8。精度具体结果如表4所示。

对比图5和图9可以发现,监督分类结果中存

表4 植被分类精度

Tab.4 Vegetation classification accuracy

分类方法	参数	水体	裸地	水体污染物质	荷花	苔藓	芦苇	菹草	香蒲	杂草	红蓼	莎草
监督分类	样本数	10(7)	23(22)	10(8)	8(6)	19(6)	88(29)	12(6)	19(3)	80(24)	16(13)	37(13)
	用户精度/%	70.0	95.7	80.0	75.0	31.2	32.9	50.0	15.8	30.0	81.3	35.1
	制图精度/%	100	42.3	42.1	74.0	74.4	10.7	0.7	11.5	56.6	65.0	50.0
面向对象分类	样本数	10(9)	23(22)	10(9)	8(8)	19(16)	88(73)	12(11)	19(15)	80(64)	16(14)	37(30)
	用户精度/%	90.0	95.7	90.0	100	84.2	82.9	91.6	78.9	80.0	87.5	81.1
	制图精度/%	100	100	90.0	88.0	80.0	82.9	63.1	83.3	86.4	87.5	85.7

注:括号中的数字为正确分类的样点数量。

在大量错分现象。相比之下,面向对象分类结果具有更优的效果。在面向对象分类的结果中,水体污染物错分现象降低,芦苇、苔藓、香蒲、菹草混淆现象减轻,小斑块数量降低,地物边界平滑。从监督分类结果中发现,由于水体、红蓼、裸地、荷花、水体污染物质的光谱差异较大,因此分类精度能够达到70%以上;但对于其他植被来说,仅依靠光谱信息很难对不同植被信息进行有效提取,分类精度普遍在20%左右。而面向对象分类充分利用了图像的光谱、纹理、形状等特征,获得了较优的效果,除香蒲外,各类地物分类精度都在80%以上。通过对比总体精度与Kappa系数可以发现,面向对象分类的方式更加适用于研究区湿地植被提取。

5 结论

(1)利用无人机获取东滩煤矿3304工作面的多光谱影像,针对无人机影像高分辨率的特点,充分利用了影像的光谱、纹理、形状信息,对高潜水位采煤沉陷湿地的植被进行面向对象分类。研究结果表明:利用无人机影像进行植被分类是可行的,基于面向对象的分类能够有效地提取湿地植被,提取精度可以达到84.2%, Kappa系数达到0.8。研究中以无人机影像为数据源能够有效地解决卫星周期长、分辨率低、尺度大等问题。相比于监督分类的总体精度44.3%,基于面向对象的分类精度提高了约

40个百分点, Kappa系数提高了0.4。面向对象分类充分发挥了无人机影像高分辨率的优势,综合了不同地物的光谱、纹理、形状特征构建决策树,提高了分类精度。相比于单一波段,利用植被指数能够更好地突出光谱信息,增强不同植被间的光谱差异性。同时,近红、红边波段是植被光谱信息的有效标志,借助于多光谱传感器的优势,以近红、红边波段构建植被指数提取植被信息,相比于可见光植被指数,能够在一定程度上提高分类精度。

(2)结合研究区的自身特征,研究中对影像采用了同一分割尺度,但是考虑到不同研究区的面积、地形地貌、植被空间分布的差异,本文的分割尺度不能完全适用于其他采煤沉陷研究区。根据矿区监测站资料统计,研究区平均水深达到3m,在实际工作中难以保证采样点在研究区内均匀分布,限于样点的特殊情况,本文的分类精度仍有一定的提高空间。本研究通过改进不同的分割参数确定最优分割尺度,虽然获得了相对较好的分割尺度,但是浪费了大量的时间。同时,对于敏感波段的植被指数选择上考虑还不够充分,进而对分类精度造成一定影响。此外,考虑到高潜水位采煤沉陷湿地生态系统的复杂性和植被演替迅速的特点,研究中实际采样的植被种类数目不能够完全包含湿地中实际的植被种类,这也是当前采煤沉陷湿地研究中的主要问题。

参 考 文 献

- [1] 肖武,陈佳乐,胡振琪,等.高潜水位采煤沉陷地构建平原水库可行性分析与实践[J].煤炭科学技术,2017,45(7):184-189.
XIAO Wu, CHEN Jiale, HU Zhenqi, et al. Feasibility analysis and practice of constructing plain reservoirs in high underground water mining subsidence area[J]. Coal Science and Technology, 2017, 45(7): 184-189. (in Chinese)
- [2] 肖武,陈佳乐,笄宏志,等.基于无人机影像的采煤沉陷地玉米生物量反演与分析[J/OL].农业机械学报,2018,49(8):169-180.
XIAO Wu, CHEN Jiale, DA Hongzhi, et al. Inversion and analysis of maize biomass in coal mining subsidence area based on UAV images[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(8): 169-180. <http://www.j->

- csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20180820&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.08.020. (in Chinese)
- [3] 付艳华,胡振琪,肖武,等.高潜水位煤矿区采煤沉陷湿地及其生态治理[J].湿地科学,2016,14(5):671-676.
FU Yanhua,HU Zhenqi,XIAO Wu,et al.Subsidence wetlands in coal mining areas with high water level and their ecological restoration[J].Wetland Science,2016,14(5):671-676. (in Chinese)
- [4] 边振兴,薛卫疆,王秋兵,等.采空沉陷湿地形成动力过程的初步研究[J].湿地科学,2007,5(2):124-127.
BIAN Zhenxing,XUE Weijiang,WANG Qiubing,et al.Dynamic process of formation of the mining subsidence wetland[J].Wetland Science,2007,5(2):124-127. (in Chinese)
- [5] 李晓兵,史培军.基于 NOAA/AVHRR 数据的中国主要植被类型 NDVI 变化规律研究[J].植物学报,1999,41(3):314-324.
LI Xiaobing,SHI Peijun.Research on regulation of NDVI change of Chinese primary vegetation types based on NOAA/AVHRR data[J].Chinese Bulletin of Botany,1999,41(3):314-324. (in Chinese)
- [6] 李建平,张柏,张冷,等.湿地遥感监测研究现状与展望[J].地理科学进展,2007,26(1):33-43.
LI Jianping,ZHANG Bo,ZHANG Ling,et al.Current status and prospect of researches on wetland monitoring based on remote sensing[J].Progress in Geography,2007,26(1):33-43. (in Chinese)
- [7] 陈君颖,田庆久.高分辨率遥感植被分类研究[J].遥感学报,2007,11(2):221-227.
CHEN Junying,TIAN Qingjiu.Vegetation classification based on high resolution satellite image[J].Journal of Remote Sensing,2007,11(2):221-227. (in Chinese)
- [8] 宋仁飞,林辉,严恩萍,等.洞庭湖湿地植被分类研究[J].中南林业科技大学学报,2015,35(11):27-31.
SONG Renfei,LIN Hui,YAN Enping,et al.Dongting lake wetland vegetation classification[J].Journal of Central South University of Forestry & Technology,2015,35(11):27-31. (in Chinese)
- [9] 马虎生,陈学林,陶冶,等.甘肃省湿地植被分类系统[J].湿地科学,2014,12(5):574-579.
MA Husheng,CHEN Xuelin,TAO Ye,et al.Classification system of vegetation of wetlands in Gansu Province[J].Wetland Science,2014,12(5):574-579. (in Chinese)
- [10] COOPS H,HANGANU J,THDOR M,et al.Classification of Danube Delta lakes based on aquatic vegetation and turbidity[J].Hydrobiologia,1999,415:187-191.
- [11] DOGAN O K,AKYUREK Z,BEKLIOGLU M.Identification and mapping of submerged plants in a shallow lake using quickbird satellite data[J].Environmental Management,2009,90(7):2138-2143.
- [12] 刘瑜,韩震,李睿.基于主成分分析和植被指数的潮滩植被信息提取研究[J].遥感应用,2010(4):44-50.
LIU Yu,HAN Zhen,LI Rui.Vegetation information extraction in the tide-land based on principal component analysis and vegetation indices[J].Remote Sensing Information,2010(4):44-50. (in Chinese)
- [13] 肖武,胡振琪,张建勇,等.无人机遥感在矿区监测与土地复垦中的应用研究[J].中国矿业,2017,26(6):71-78.
XIAO Wu,HU Zhenqi,ZHANG Jianyong,et al.The status and prospect UAV remote sensing in mine monitoring and land reclamation[J].China Mining Magazine,2017,26(6):71-78. (in Chinese)
- [14] 井然,邓磊,赵文吉,等.基于可见光植被指数的面向对象湿地水生植被提取方法[J].应用生态学报,2016,27(5):1427-1436.
JING Ran,DENG Lei,ZHAO Wenji,et al.Object-oriented aquatic vegetation extracting approach based on visible vegetation indices[J].Chinese Journal of Applied Ecology,2016,27(5):1427-1436. (in Chinese)
- [15] 李芾.基于低空无人机遥感的城市湿地植被调查与景观化研究[D].沈阳:沈阳农业大学,2016.
LI Fu.Analysis of urban wetland vegetation and landscape based on low-level UAV remote sensing[D].Shenyang:Shenyang Agricultural University,2016. (in Chinese)
- [16] 程琳琳,董雪梅,詹佳琪,等.基于面向对象的 GF-1 遥感影像采煤沉陷区湿地分类[J].农业工程学报,2018,34(9):240-247.
CHENG Linlin,DONG Xuemei,ZHAN Jiaqi,et al.Classification of wetland based on object-oriented method in coal mining subsidence area using GF-1 remote sensing image[J].Transactions of the CSAE,2018,34(9):240-247. (in Chinese)
- [17] 郭萍,夏栋.宜昌市矿区矿渣废弃地边坡植被恢复的物种推荐与搭配探讨[J].中国水土保持,2018(2):9-10.
- [18] 张静.京郊两类矿山生态修复区植被与土壤特征的研究[D].北京:北京林业大学,2016.
ZHANG Jing.Study on vegetation and soil properties of two ecological restoration mineral areas in Beijing mountain region[D].Beijing:Beijing Forestry University,2016. (in Chinese)
- [19] 牛亚晓,张立元,韩文霆,等.基于无人机遥感与植被指数的冬小麦覆盖度提取方法[J/OL].农业机械学报,2018,49(4):212-221.
NIU Yaxiao,ZHANG Liyuan,HAN Wenting,et al.Fractional vegetation cover extraction method of winter wheat based on UAV remote sensing and vegetation index[J/OL].Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(4):212-221. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180424&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.024. (in Chinese)
- [20] 孙中平,白金婷,史园莉,等.基于高分影像的面向对象土地利用变化检测方法研究[J/OL].农业机械学报,2015,46(增刊):297-303.

- SUN Zhongping, BAI Jinting, SHI Yuanli, et al. Object-oriented detection of land use changes based on high spatial resolution remote sensing image[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(Supp.): 297-303. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2015S047&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.S0.047. (in Chinese)
- [21] 毛学刚, 侯吉宇, 白雪峰, 等. 基于 DOM 及 LiDAR 的多尺度分割与面向对象林隙分类[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(9): 152-159.
MAO Xuegang, HOU Jiyu, BAI Xuefeng, et al. Multiscale forest gap segmentation and object-oriented classification based on DOM and LiDAR[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(9): 152-159. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170919&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.09.019. (in Chinese)
- [22] 常江, 于硕, 冯姗姗. 中国采煤塌陷型湿地研究进展[J]. 煤炭工程, 2017, 49(4): 125-128.
CHANG Jiang, YU Shuo, FENG Shanshan. Research progress on coal-mining subsided wetlands in China[J]. Coal Engineering, 2017, 49(4): 125-128. (in Chinese)
- [23] 王新, 张绍良, 渠俊峰, 等. 高潜水位采煤塌陷区水位监测技术研究——以徐州九里区采煤塌陷地为例[J]. 金属矿山, 2012(3): 127-130.
WANG Xin, ZHANG Shaoliang, QU Junfeng, et al. Study on water level monitoring technology to mining subsidence in the plain area of higher underground water; a case study of Jiuli area, Xuzhou[J]. Metal Mine, 2012(3): 127-130. (in Chinese)
- [24] 党安荣, 贾海峰, 陈晓峰, 等. ERDAS IMAGINE 遥感图像处理教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2010: 59-93.
- [25] 金兴, 祝新友, 王晨昇, 等. "高分一号" 卫星数据遥感影像分类方法研究——以内蒙古维拉斯托地区为例[J]. 矿产勘查, 2017, 8(6): 1069-1078.
JIN Xing, ZHU Xinyou, WANG Chensheng, et al. Classification method of GF-1 satellite data; a case study on the Vilasto district, Inner Mongolia[J]. Mineral Exploration, 2017, 8(6): 1069-1078. (in Chinese)
- [26] 韩文霆, 张立元, 张海鑫, 等. 基于无人机遥感与面向对象法的田间渠系分布信息提取[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(3): 205-214.
HAN Wenting, ZHANG Liyuan, ZHANG Haixin, et al. Extraction method of sublateral canal distribution information based on UAV remote sensing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 205-214. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170326&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.026. (in Chinese)
- [27] 马燕妮, 明冬萍, 杨海平. 面向对象影像多尺度分割最大异质性参数估计[J]. 遥感学报, 2017, 21(4): 566-578.
MA Yanni, MING Dongping, YANG Haiping. Scale estimation of object-oriented image analysis based on spectral-spatial statistics[J]. Journal of Remote Sensing, 2017, 21(4): 566-578. (in Chinese)
- [28] 黄慧萍, 吴炳方. 地物提取的多尺度特征遥感应用分析[J]. 遥感技术与应用, 2003, 18(5): 276-281.
HUANG Huiping, WU Bingfang. Analysis of the multi-scale characteristics with objects extraction[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2003, 18(5): 276-281. (in Chinese)
- [29] 张熙, 鹿琳琳, 王萍, 等. 基于资源一号 02C 卫星数据的面向对象的森林植被分类[J]. 测绘与空间地理信息, 2015, 38(7): 30-33.
ZHANG Xi, LU Linlin, WANG Ping, et al. Object-based classification using ZY1-02C imagery for forest mapping[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2015, 38(7): 30-33. (in Chinese)
- [30] 王利军, 郭燕, 贺佳, 等. 基于决策树和 SVM 的 Sentinel-2A 影像作物提取方法[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(9): 146-153.
WANG Lijun, GUO Yan, HE Jia, et al. Classification method by fusion of decision tree and SVM based on Sentinel-2A image[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(9): 146-153. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180917&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.09.017. (in Chinese)
- [31] 安秦, 陈圣波, 孙士超. 基于多时相 MODIS-RVI 的玉米遥感估产研究[J]. 地理空间信息, 2018, 16(3): 14-16, 8.
AN Qin, CHEN Shengbo, SUN Shichao. Maize remote sensing yield estimation based on multi-date MODIS-RVI image[J]. Geospatial Information, 2018, 16(3): 14-16, 8. (in Chinese)