



移动扫码阅读

杨奇让, 胡振琪, 韩佳政, 等. 煤矿区无人机影像采动地裂缝提取方法研究[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(6): 187-196.
YANG Qirang, HU Zhenqi, HAN Jiazheng, *et al.* Research on extraction method of ground fissures caused by mining through UAV image in coal mine areas[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(6): 187-196.

煤矿区无人机影像采动地裂缝提取方法研究

杨奇让¹, 胡振琪^{1,2}, 韩佳政¹, 杨坤², 浮耀坤²

(1. 中国矿业大学 环境与测绘学院, 江苏 徐州 221116; 2. 中国矿业大学(北京) 土地复垦与生态重建研究所, 北京 100083)

摘要:为及时、准确地识别出煤矿区采动地裂缝, 避免次生地质灾害发生和恢复煤矿区土地生态环境, 以陕西省榆林市神木县西北部柠条塔煤矿采煤工作面裂缝发育区为研究区, 基于低空无人机遥感影像, 结合实地查勘, 构建面向对象监督分类模型方法, 开展地表采动裂缝提取方法研究。首先, 借助 ESP(Estimation of Scale Parameter)最优尺度评价工具得到候选分割参数, 结合目视解译快速确定最优分割参数, 得到裂缝、植被等影像对象; 利用特征空间优化工具从 24 个初始特征集中确定 15 个优化特征参数构建优化特征集; 在此基础上结合支持向量机(SVM, Support Vector Machine)、K 最近邻(KNN, K Nearest Neighbor)、随机森林(RF, Radom Forest)、朴素贝叶斯(NB, Naive Bayes)多种机器学习分类器模型, 试验分析得出: 地物的分类效果和分类精度具有一致性, SVM 分类方法总体效果最好, 在 4 个易错分区域中表现最好, 误分小斑块数量最少, 总体分类精度达到 88.97%, Kappa 系数到达 0.849, 裂缝提取精度 F_1 值达到 87.87%, Kappa 系数达到 0.848。4 种分类方法整体分类精度均在 80% 以上, 优选模型方法准确提取到研究区 10 条主要裂缝, 相比传统人工矢量化更加高效, 借助低空无人机遥感影像和面向对象方法可有效提取矿区地表采动裂缝, 研究可为采煤沉陷地质灾害调查监测及土地生态修复提供技术支持。

关键词:采动地裂缝; 面向对象; 无人机遥感; 支持向量机; 图像提取; 无人机影像

中图分类号: TD325.4; TD751 文献标志码: A 文章编号: 0253-2336(2023)06-0187-10

Research on extraction method of ground fissures caused by mining through UAV image in coal mine areas

YANG Qirang¹, HU Zhenqi^{1,2}, HAN Jiazheng¹, YANG Kun², FU Yaokun²

(1. School of Environment and Spatial Informatics, China University of Mining & Technology, Xuzhou 221116, China; 2. Institute of Land Reclamation and Ecological Restoration, China University of Mining and Technology-Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to promptly and exactly identify the mining ground fissures in coal mining areas, and avoid the secondary geological disasters, as well as restore the land ecological environment in the coal mining areas, this study focused on the extraction method of surface mining induced fissures, with the fissure development zone of coal mining face of Ningtiaota Coal Mine as the study area, which was located in the northwest of Shenmu County, Yulin City, Shaanxi Province. Meanwhile, the smooth execution of this research was based on low-altitude UAV remote sensing images, field surveys, and the construction of an object-oriented supervision classified model method. The images acquisition process was shown as follows: Firstly, the candidate segmentation parameters were obtained utilizing the ESP(Estimation of scale parameter) optimal segmentation scale evaluation tool, and then the optimal segmentation parameters were determined immediately combining visual interpretation, finally the image objects such as fissures and vegetation were obtained. 15 optimized feature parameters were determined from 24 initial feature sets to construct the optimized feature set with the feature space optimization tool. On

收稿日期: 2022-03-04 责任编辑: 黄小雨 DOI: 10.13199/j.cnki.cst.2021-1204

基金项目: 陕煤集团重大项目“陕北煤矿区水资源保护与利用及生态重建关键技术研究及示范”资助项目(2018SHKJ-A-03); 江苏省“双创团队”(2019)资助项目(2036 号); 江苏省“双创人才”(2019)资助项目(1468 号)

作者简介: 杨奇让(1997—), 男, 陕西西安人, 硕士研究生。E-mail: yangqirang@163.com

通讯作者: 胡振琪(1963—), 男, 安徽五河人, 教授, 博士生导师。E-mail: huzq1963@163.com

this basis, a variety of machine learning classifier models were combined, such as Support Vector Machine, K Nearest Neighbor, Random Forest, Naive Bayes, etc. The experimental analysis results presented that the classification effect and accuracy of the land features were consistent. The SVM classification method had the best overall effect, performing best in the four erroneously partitioned domains, with the least number of misclassified small patches. The overall classification accuracy achieved 88.97%, and the Kappa coefficient attained 0.849. In addition, the F1 value of crack extraction accuracy reached 87.87%, with the Kappa coefficient amount to 0.848. The overall classification accuracy of the four classification methods was above 80%. The optimal model method accurately extracted 10 main fissures in the research area, which was more efficient than traditional manual vectorization. The surface mining fissures could be effectively extracted by the aid of low-altitude drone remote sensing images and object-oriented methods. This research could provide technical support for the investigation and monitoring of geological disasters caused by coal mining subsidence and land ecological restoration.

Key words: coal mining ground fissures; object-oriented; UAV remote sensing; support vector machine; image extraction; UAV image

0 引言

煤炭开采在给人们带来巨大经济效益的同时,也对土地生态造成严重影响^[1]。我国西北干旱区生态脆弱,地下采煤对地表生态环境影响最突出的问题就是煤炭开采后产生的地表裂缝,也称为采动裂缝^[2],采动裂缝是上覆岩层破坏和地表移动变形的一种外在表现,会导致煤矿区土地生态恶化以及对煤矿区建(构)筑设施、交通线路等岩土工程设施造成不同程度的破坏,并引发次生矿山地质灾害,严重威胁人民生命财产安全和矿区可持续发展^[3-5]。及时、准确地识别出地表裂缝是避免次生地质灾害发生造成经济损失和恢复煤矿区土地生态环境的基础。

由于受数据空间分辨率、获取条件等因素影响,利用卫星数据无法识别较小宽度裂缝,且数据获取受卫星重访周期限制,无法应用于裂缝的动态监测;传统野外勘查与量测方法获取的数据精度最高,但受到地形和区域范围各种环境因素约束且耗时耗力^[6]。近年来无人机遥感发展迅速,其具有成本低、重访周期短、快速高效、质轻灵活、操作简便、影像的时空分辨率高,受地形地貌影响小等显著优势^[7-8],可以实现对采煤地面塌陷区遥感影像的快速获取,为矿区地裂缝的信息提取提供了理想的数据源^[9-10]。

目前国内在矿区地表裂缝监测方面已经取得了一些成果,魏长婧等^[11]利用山西省马脊梁矿区无人机影像结合卫星遥感影像,建立了知识模型提取裂缝;韦博文等^[12]以窑街矿区的地裂缝为对象,结合无人机影像,提出改进的一阶高斯差分匹配滤波(MF-FDOG)算法提取黄土区的地裂缝信息;张兴航等^[13]采用GeoEye影像获取地面裂缝特征,提出了一种基于对象的地裂缝分布提取方法;ZHANG等^[14]基于阈值法对样本进行预分类标注标签,并采用机器学习和数据降维图像处理算法结合的方式进行了裂缝的识别提取;汤伏全等^[15]应用监督分类和随机森林

掩膜提取地表裂缝;程健等^[16]针对地裂缝的狭长特性,引入变形卷积,在特征提取中自适应地确定感受野的范围,基于无人机影像提出一种基于混合域注意力变形卷积网络的地裂缝检测方法;赵毅鑫等^[17]利用无人机红外遥感和边缘检测技术对红外图像进行地裂缝检测,评价了不同边缘检测方法的裂缝检测效果,确定了无人机红外遥感识别裂缝的最佳时间窗口。然而研究存在以下问题:①卫星数据受空间分辨率和重访时间限制,在提取动态裂缝和裂缝细节问题上比较困难。②高分辨率影像加强了地物细节,但增大了同类地物差异,分类结果噪声现象明显,分类结果不理想。③人工目视解译矢量化提取裂缝精度高,但由于裂缝破碎形态,提取过程耗费大量人力。④无人机热红外遥感对飞行航高和航飞时间等方面,条件相对苛刻,有一定的局限性。

针对以上问题,以陕北榆林市神木县柠条塔煤矿N1212工作面动态裂缝区为例,以无人机获取高分辨率遥感影像为数据源,采用面向对象的监督分类算法提取地表裂缝,结合各地物不同类型特征构建优选特征集,分别采用RF、NB、KNN和SVM算法分类,分析不同算法的分类效果,评估分类方法的实用性,以期为煤矿区塌陷地质灾害调查监测提供技术支持。

1 研究区概况及数据来源

1.1 研究区概况

研究区位于陕西省榆林市神木县西北部柠条塔煤矿北翼N1212工作面动态裂缝观测区,柠条塔煤矿隶,属于神南矿区的一部分,井田面积119.7735 km²,距离神木市36 km,煤层平均厚度4.8 m,煤层埋深140~220 m,生产规模为12.0 Mt/a。本区地处我国西部内陆,为典型的中温带半干旱大陆性气候,地形起伏大,黄土沟壑纵横,植被类别稀少,属于生态脆弱区域。由于大规模的煤层开采,加剧了生态环境

的退化,产生一系列的矿山地质环境问题。其中典型的地质灾害因素为地表沉陷和地表裂缝,如图1所示。选择地裂缝集中的区域作为试验区进行野外

实地踏勘,并进行了无人机的航摄,其中工作面内裂缝宽度类型集中在分米级和厘米级并有少量毫米级动态裂缝,开切眼处裂缝较大,宽度可达1 m左右。

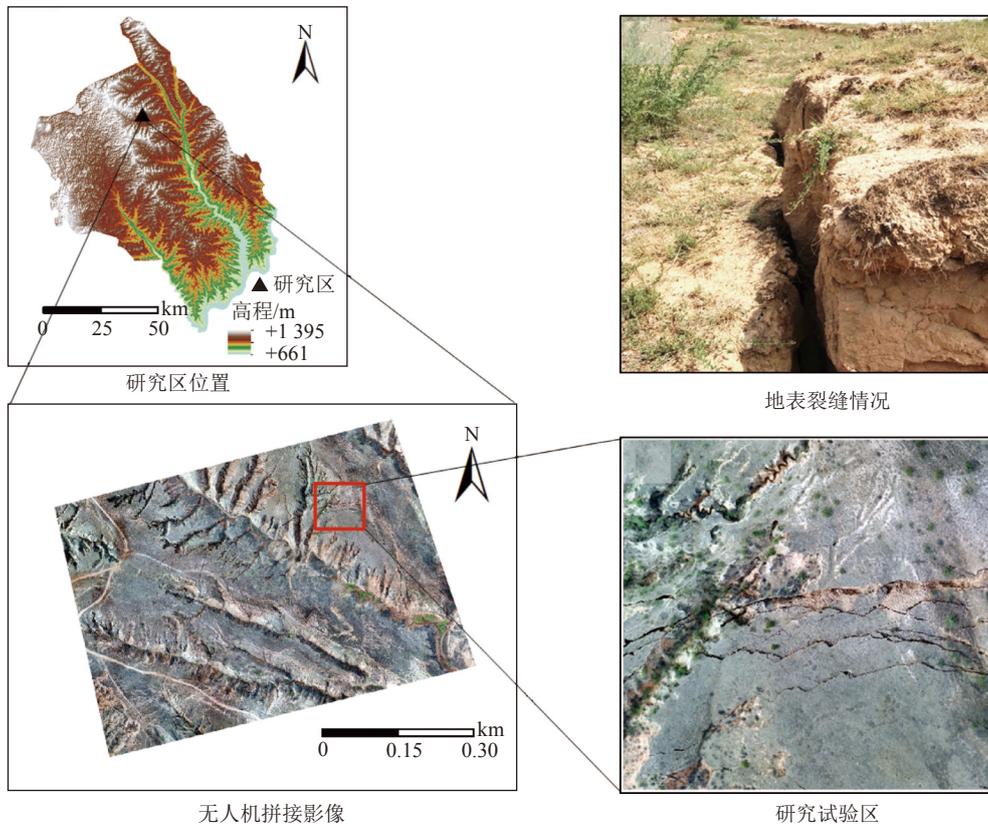


图1 研究区概况

Fig.1 General situation of study area

1.2 数据获取及预处理

数据源于2019年4月21日下午采集,采用大疆 M210-RKT 四旋翼工业无人机搭载大疆禅思 Zenmuse X5S 可见光传感器,飞行器和传感器参数见表1和表2。航高设定为80 m,航向重叠度和旁向重叠度均为70%,共获得371张影像。影像借助Pix4dmapper软件进行影像匹配和拼接,生成DOM和DSM。Pix4dMapper软件是瑞士Pix4D公司研发的一款自动化处理的无人机遥感影像智能软件,一般在影像拼接好后需要将控制点导入进行影像几何矫正,而M210-RTK无人机搭载了RTK模组,配合地面GPS接收基站,具备实时动态差分定位的功能,可以精确化无

人机位置和姿态,在不布置像控点的情况下,定位精度亦可达到厘米级,因此研究数据无需几何矫正。

表2 传感器主要指标参数

Table 2 The main parameters of sensor

性能指标	取值	性能指标	取值
传感器	4/3英寸CMOS	像元大小/ μm	3.28
有效像素	2 080万	固定焦距/mm	15
相片最大分辨率	5 280 × 3 956	视角大小/ $^\circ$	72
传感器最大尺寸	17.3 mm × 13 mm		

表1 无人机主要性能指标

Table 1 Main performance index of UAV

性能指标	取值	性能指标	取值
自重/kg	5.15	最大飞行海拔高度/m	3 000
载重/kg	0.99	最大可承受风速/ $(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	12
最大上升速度/ $(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	5	最长飞行时间/min	32
巡航速度/ $(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	23		

2 地裂缝提取方法

研究采用面向对象方法提取地裂缝,面向对象方法以分割后的对象为基本单元,突出了重点的对象,平滑了噪声;减少参与运算的数据量;整合不同类型数据;引入对象的形态、上下文等特征,进一步挖掘分类可用信息,提高分类精度和结果可靠性^[18]。方法包括影像分割、样本选择、特征集构建、分类器训练及应用等步骤。

2.1 多尺度影像分割

遥感影像分割是面向对象分类方法中的关键因素之一,只有在获得了较好分割结果的基础上,进行影像分类提取才能得到理想的分类结果。多尺度分割算法^[19]采用异质性最小原则从下至上逐级合并,从任意像元开始根据相关的异质性标准将相邻像元组合起来,通过迭代形成小于设定同质性尺度阈值的影像对象从而构成地物影像对象,最终的分割结果由光谱异质性变化因子、形状异质性变化因子和尺度参数共同决定^[20]。

通过 eCognition developer 平台对尺度分割模块进行分割,该算法的输入参数包括各图层的权重、形状异质性因子(Shape)和紧致度异质性因子(Compactness)。因为可见光影像只有红、绿、蓝3个通道,将权重均设为1;并通过试误法,确定理想形状因子

和紧致度因子为0.4和0.6。研究借助 ESP 最优尺度评价工具^[21]来获得最优分割尺度,该工具在多尺度级别上进行自下而上的迭代分割,计算不同分割尺度参数下影像对象同质性的局部方差(Local variance, LV),同时,引入局部方差变化率(Rate of change, ROC)放大局部方差突变以此来判别分割效果的合理性。当局部变化率出现峰值时,该处的分割尺度即较为理想,进一步通过人工测试对比筛选得到最终的优化尺度为最优分割尺度。通过 ESP 得到候选分割尺度 32、52、69(图2)进行试验对比,发现当分割尺度为32时,对于宽度较大的裂缝存在过分割现象,地裂缝内部被分为多个不同对象,影响后期提取结果的完整性;分割尺度为69时,隐伏裂缝不能得到合适的分割结果;而分割尺度为52的结果使得地裂缝的分割结果相对完整,有利于地裂缝对象的完整提取。

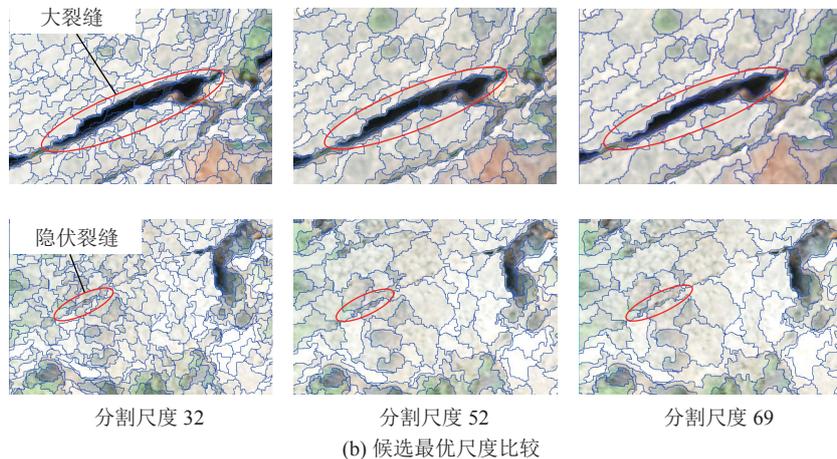
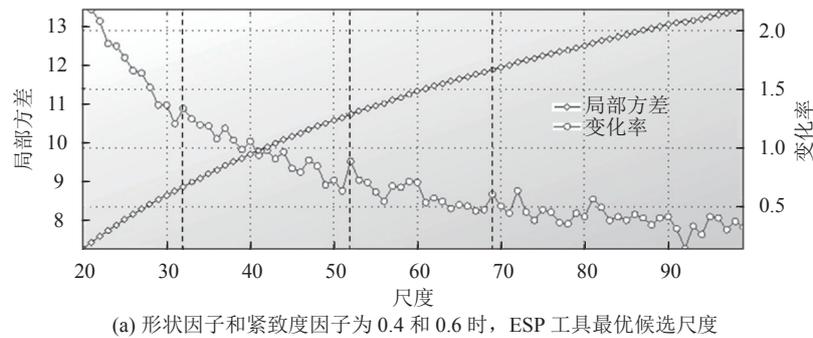


图2 ESP 最优分割尺度选取

Fig.2 Optimal scale parameters acquired by ESP

2.2 无人机影像黄土沟壑区裂缝提取分类方案

经过野外实地考察并对研究区影像进行目视解译,西部黄土沟谷地貌,煤矿塌陷区域地形地物复杂。具体表现为:

1) 植被以耐旱灌木和草地为主,植被覆盖度相对较低;

2) 区内地形起伏大,伴有冲沟和陡坎,冲沟外延呈坡状,土质干燥,底部土壤含水量较大,伴有植物生长;

3) 平坦裸地地表干燥,土质较细,呈亮色地块,工作面地表无建筑物;

4) 区内地裂缝多为塌陷型地裂缝,裂缝两侧有明显的垂直错动,塌陷和崩滑情况严重,塌陷区域内

伴有碎石, 纹理粗糙, 该区域内由于塌陷产生的陡坎和地堑发育较为密集, 对象破碎, 纹理粗糙, 从影像来看成线状和块状, 颜色和裸土相似; 拉张型地裂缝发育明显, 裂缝长度和宽度较小, 两侧无明显位错, 在影像上呈现为细小的暗色调直线。

目前小尺度黄土沟壑区的地物分类体系尚不完备, 通过上述对地物特征的分析, 对地裂缝特征进行最大差异化比较, 将研究区划分为以下4类: 地裂缝、植被(灌木、草地)、裸地(平坦裸地、冲沟的缓坡以及塌陷地堑平坦部分)和其他(冲沟陡坡、塌陷坑、塌

陷陡坎), 建立如表3所示的无人机影像黄土沟壑区裂缝提取分类方案作为样本选取的依据。

2.3 样本选择

研究采用面向对象的监督分类方法提取裂缝, 分类模型的精度受样本的数量和分布约束, 样本需要有典型性, 分布应遍及整个研究影像区域。综合无人机影像黄土沟壑裂缝提取区分类方案, 根据各个地物实际分布和概略面积比例共选取样本1633个, 各类的样本数目见表4, 将其中2/3作为训练样本, 1/3作为验证样本评价分类器模型精度。

表3 无人机影像的黄土沟壑区分类方案
Table 3 UAV remote sensing image classification scheme of loess gully area

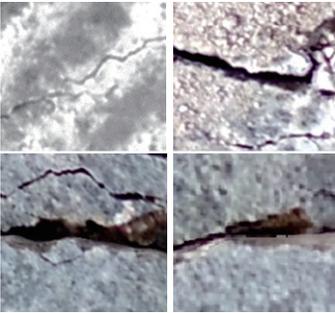
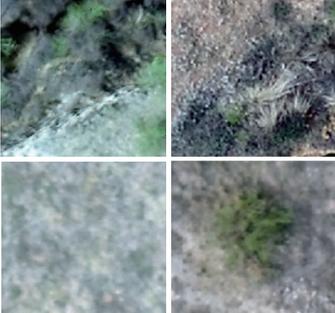
类别	遥感影像样本	光谱特征	几何特征	纹理特征
地裂缝		光谱反射率很低, 呈暗黑色调, 亮度值低, 对象内像元图层值差异很小	对象呈狭长的线状或折线状, 面积相对较小, 宽度较窄, 矩形匹配度低, 对象内的像元值空间分布单一	裂缝纹理特征由裂缝宽度和规模决定, 大裂缝中心纹理具有均质性, 裂缝边沿信息复杂, 纹理对比度大; 宽度小的裂缝纹理信息相对简单
植被		光谱绿光反射峰, 可见光植被指数	对象呈不规则块状, 矩形匹配度高, 像元值空间分布复杂, 宽度较大, 面积较大	植被纹理主要由植物种类决定, 灌木对象的纹理信息较复杂, 草地对象的纹理相对简单
裸地		光谱反射率高, 无明显反射峰, 呈亮浅色调	对象呈不规则块状, 矩形匹配度高, 像元值空间分布较单一, 宽度较大	对象内纹理具有相似性, 纹理信息相对简单
其他		光谱反射率相对较低, 呈褐色调, 亮度值相对较低	对象呈不规则的块状或带状, 面积相对较小, 矩形匹配度较高, 对象内像元值空间分布复杂	对象内纹理变化差异度高, 纹理信息复杂

表4 各地物类别样本数量

Table 4 Number of samples by each category

地物类型	训练样本数量	测试样本数量
地裂缝	238	119
裸地	234	113
植被	388	189
其他	238	114

2.4 构建优化特征空间

研究在影像分割的基础上进行地物对象多特征参量的选取,初始选取24个特征参量,包含光谱特征,形状特征,纹理特征三大类,并使用 Feature Space Optimization 特征优化工具,构建最优特征集。通过计算不同特征空间下样本间的可分离度作为评价样本空间的优劣性,避免特征使用的冗余,使得类别的区分更有针对性,分类结果更有效。通过该工具选取了1~24维的特征空间,遍历了所有初始特征参量,统计了样本分离度和其特征空间维数,如图3所示。当样本维数达到15时,样本可分离度达到最大值6.78,特征参量达到饱和;当样本数大于15时,分离度并没有继续上升,甚至开始下降,这和特征参量过多,造成计算冗余,特征参量之间可能存在互斥影响,因此选取出15个特征参量作为优化特征集见表5,作为影像对象的分类依据。

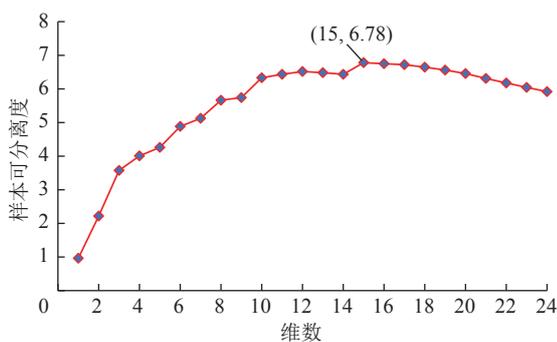


图3 选取优化特征维数

Fig.3 Select optimized feature dimension

2.5 监督学习模型构建

研究采用K最近邻法、支持向量机、朴素贝叶斯、随机森林4种监督学习分类器进行训练,然后对影像对象进行分类。在进行模型训练之前对特征参量进行特征缩放^[24]以保证无量纲的特征参量的取值在相近的范围内;分类器需要确定超参数,良好匹配样本和特征集的参数需要通过经验和试验不断调整,根据这4种算法的特性,最终确定算法参数设置如下:

192

表5 最优特征参量

Table 5 Optimal characteristic parameter

序号	特征参量	序号	特征参量
1	绿光光谱均值	6	面积
2	蓝光光谱均值	7	紧致度
3	红光光谱均值	8	矩形拟合
4	红光标准偏差	9	密度
5	最大化差异度量	10	宽度
		11	红光波段临近像素差异度
		12	VDVI ^[22]
		13	VI ^[23]
		14	色度
		15	饱和度

注: $VI = \frac{2G' - R' - B'}{1.4R' - G'}$, 其中 $G' = \frac{G}{R+B+G}$, $R' = \frac{R}{R+B+G}$, $B' = \frac{B}{R+B+G}$; $VDVI = \frac{2G-R-B}{2G+R+B}$; 其中R、G、B分别是红、绿、蓝波段的光谱均值。

1) KNN算法是一种基于统计的分类算法,该算法通过判断实验数据与训练数据对应特征的距离来分类;本研究采用欧氏距离, K值为5。

2) SVM算法亦称最大间距分类,在分类过程中利用训练样本的最大间隙建立超平面,以此来对地物进行分类,因此学习的实际风险达到最小,核函数作为主要超参数,常用的核函数有线性核函数和多项式核函数;本研究采用径向基核函数(Radial basis function, RBF),惩罚系数C为2, gamma为0.067。

3) 朴素贝叶斯算法在贝叶斯算法的基础上进行了相应简化,即假定给定目标值时属性之间相互条件独立,因此算法的逻辑性十分简单,并且算法较为稳定,具有良好的健壮性,因此采用框架默认参数。

4) 随机森林算法实质是决策树的组合,是集成学习中 bagging 方法的代表算法,相比决策树算法具有更高的精度;研究设置最大深度为15,叶子节点的最小样本数目为2,最大决策树数目为50。

3 精度评价与分析

3.1 精度评价指标

研究精度评价基于混淆矩阵法^[25],计算评价指标包括查准率(P)、召回率(R)、准确率(Accuracy)、 F_1 值、Overall Accuracy(A_o)和Kappa系数 K_{appa} , 6种指标,这6种指标的加权平均值作为综合精度评价(CA)指标对分类结果进行评价。

$$A_o = \sum_{i=1}^r x_{ii}/N \quad (1)$$

$$K_{appa} = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum (x_{i+} \cdot x_{+i})}{N^2 - \sum (x_{i+} \cdot x_{+i})} \quad (2)$$

式中： r 为误差矩阵的行数； x_{ii} 为*i*行*i*列上的值； x_{i+} 和 x_{+i} 分别为第*i*行的和与第*i*列的和； N 为样点总数。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P + R} \quad (5)$$

式中：TP为将正例划分为正例数；FP为将负例划分为正例数；TN为将负例划分为负例数；FN为将正例划分为负例数。

$$CA = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n=6} A_i \quad (6)$$

式中： n 为精度评价指标的个数，本文采用6种指标，故*n*取6， A_i 为以上6种具体指标(查准率，召回率，准确率， F_1 值，OA和Kappa)其中之一。

3.2 试验分类结果

基于优化的特征空间，作为分类的依据，使用训练后的NB、KNN、RF、SVM模型对研究区影像进行面向对象监督分类，同时根据实际野外调查建立的解译标志对影像目视解译，作为模型分类结果评价的依据。研究NB、KNN、RF、SVM和目视解译分类结果如图4所示。

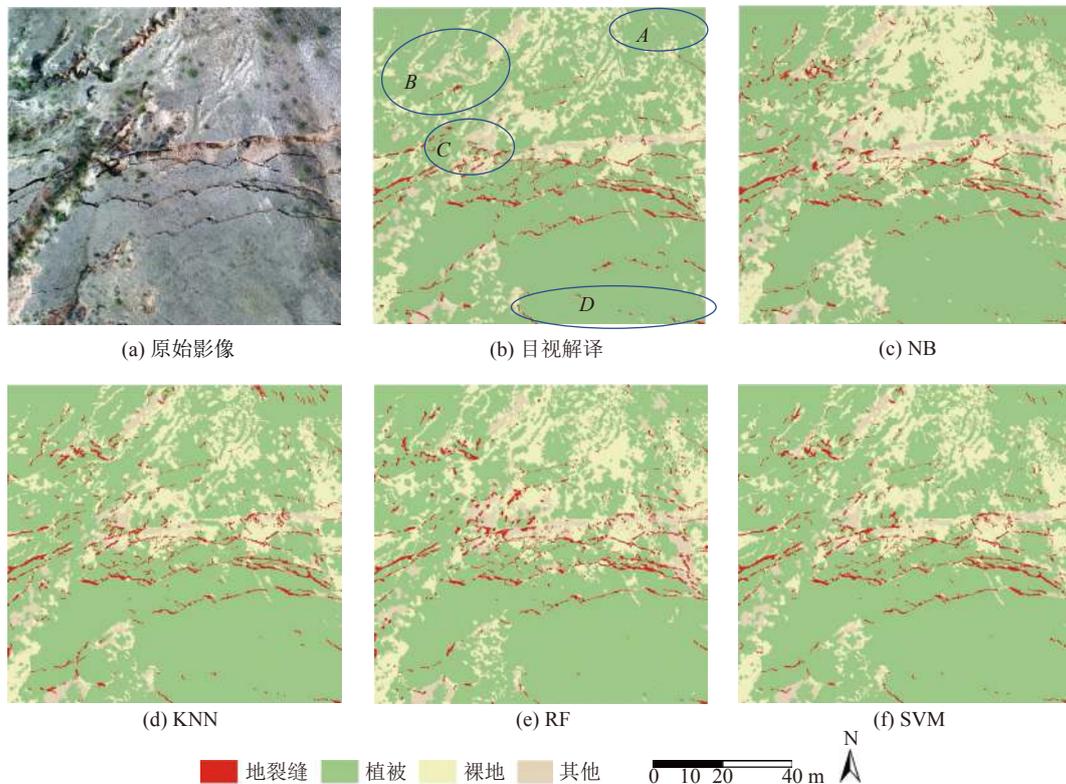


图4 分类结果

Fig.4 Classification result

从分类效果图看，4种方法对裂缝的提取上均存在不同程度的错分和少量漏分，主要集中在A、B、C、D四个区域中。由于研究区地物的复杂性，可以看到A区域中4种模型不同程度地将条状分布的干枯植被错分成了裂缝其中RF和SVM的表现相对较好，KNN最差，NB次之；B区域中，波浪条带状的塌陷坑其像元灰度值与裂缝相似成为主要的干扰因素，4种分类结果中错分的图斑均较多，其中SVM和KNN错分率小于NB和RF；区域C中干枯植被和塌陷坑均存在少量的错分，其中SVM的表现较好，NB次之；

最后D区域中，植被中隐伏的细小裂缝存在漏分，KNN和SVM的结果表现较好，漏分结果少于其他两者。从分类整体来看，SVM在4种地类的错分率最小，裂缝提取结果也相对完整；NB分类方法的错分率最高，将大量的植被错分成了裸地，漏提取了部分裂缝；RF和KNN2种方法的错分率介于二者SVM和NB之间，RF分类方法在B区域的错分率较高，KNN方法在A区域的错分率较高。

3.3 模型精度对比

分别从总体精度和裂缝提取精度对4种模型的

分类结果进行精度评价,以查准率、召回率、 F_1 值、总体精度 OA、Kappa 系数以及 CA 作为评价指标,结果见表 6。从 4 种模型的整体精度来看,纵向比较查准率、召回率、 F_1 值、OA、Kappa、CA 均呈现近似趋势,数据并没有明显的偏斜;结果表明 SVM 和

KNN 方法的整体分类效果较好,OA 都达到了 85% 以上,其中 SVM 方法的分类整体精度最高,测试集分类 OA 达到 87.66%,Kappa 系数达到 0.849;RF 和 NB 方法的分类效果较差,其中 NB 分类精度 OA 为 81.31%,Kappa 系数为 0.748。

表 6 分类模型精度对比

Table 6 comparison of classification accuracy

分类方法	查准率/%		召回率/%		F_1 /%		K_{appa}		CA		OA总体/%
	裂缝	总体	裂缝	总体	裂缝	总体	裂缝	总体	裂缝	总体	
NB	87.16	82.66	79.83	82.21	83.33	82.43	0.747	0.748	0.813	0.807	81.31
KNN	88.7	88.76	85.71	86.46	87.18	87.59	0.818	0.831	0.858	0.867	87.66
RF	81.35	83.21	80.67	82.64	81.01	82.92	0.752	0.775	0.781	0.856	83.36
SVM	87.5	89.8	88.24	87.62	87.87	88.70	0.848	0.849	0.871	0.88	88.97

从裂缝提取精度看,4 种方法的查准率都达到 80% 以上,说明裂缝分类结果中实际确实是裂缝的占比较高,而 Bayes 的召回率最低,说明其漏提取了较多裂缝,这与分类结果图分析一致。查准率和召回率某一项很高不能证明分类精度的高低,从稳定性来看 Kappa 和 F_1 值更能衡量分类结果的优良性,且 Kappa 系数更考虑到类别比例的精度评价,在类别比例不均衡的情况下更能反映实际分类精度。从影像中明显可以确定地物类别占比存在不均衡,植被占主要地物,而裂缝、塌陷坑和裸地实际地物面积相对较小,因此纵向比较 4 种方法提取裂缝 Kappa 系数,SVM 和 KNN 方法的精度较高,与整体分类结果一致,SVM 和 KNN 方法的 F_1 值比较接近均达到 87%,而 SVM 方法的 Kappa 系数比 KNN 高了 3%,

相比较而言,SVM 方法在裂缝提取方面更优于 KNN 方法;NB 和 RF 方法裂缝提取加过较差,Kappa 均在 0.75 左右。4 种方法在总体精度和裂缝提取精度上,纵向比较均表现出一致性;分类精度与分类效果图比较分析也表现出一致性。因此采用 SVM 分类器模型进行裂缝提取,分类总体精度 OA 和 Kappa 系数达到 88.97% 和 0.849,裂缝提取精度达到 87.87%,kappa 系数达到 0.848。

3.4 裂缝提取结果及分析

通过本研究得到的面向对象的 SVM 机器学习模型方法,对 N1212 工作面前段进行裂缝提取,结果如图 5 所示。根据野外踏勘和整个研究区的无人机拼接影像进行目视解译,得到研究区主要地裂缝共 10 条,该研究准确提取了 10 条主要裂缝,如图中编

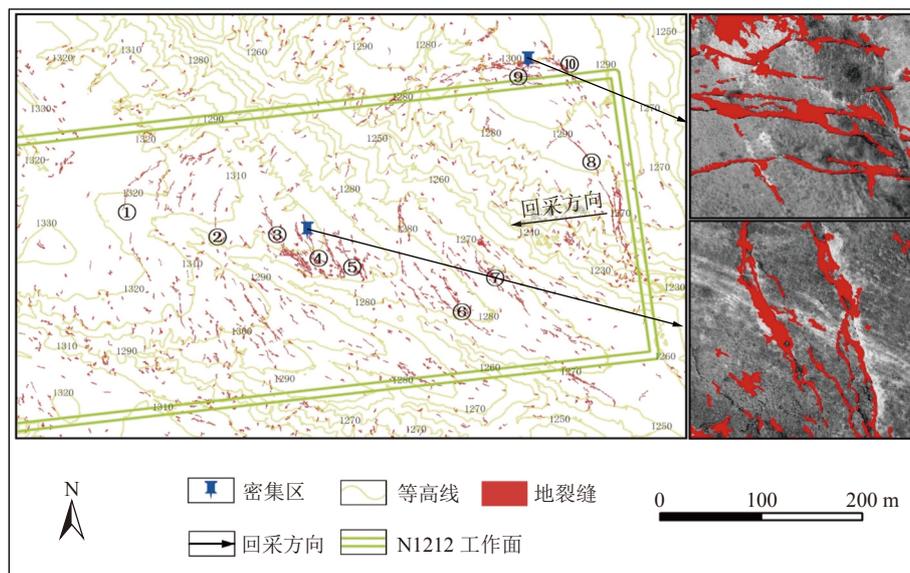


图 5 研究区地裂缝提取结果

Fig.5 Results of ground fissures extraction in study area

号①~⑩。从图中右侧两幅裂缝密集区鹰眼图中可以看到,裂缝基本被完整提取出来,同时也存在一些漏提取的细小裂缝和错提取斑块。主要原因是研究区范围大,背景信息过于复杂,会存在一些具有相似特征,细小裂缝在影像分割时被包含在了其他地物中,造成漏提取结果;相似特征的地物对象也会干扰模型的训练,造成错提取结果。这个问题也是后续研究的重点,通过引入更多对象特征,增加影像的地物分辨率得到更细化的地物对象,通过数学形态学方法结合不同阈值进行试验来消除错分的斑块,可以优化最终结果。

从裂缝的形态分析,结合采动过程,影像采集于4.21,采动工作面推进至距离开切眼440 m处,其中①~⑦号裂缝位于回采工作面上方动态裂缝区,裂缝在工作面走向中心线附近发育,方向垂直于掘进方向,煤层埋深较浅,采空区上方由于地表水平拉伸变形超过表土的极限抗拉伸应变,形成拉伸形变区,拉伸型裂缝在该区内密集发育,如裂缝③~⑤号;动态裂缝区常伴随地表塌陷和滑动现象,裂缝的形态多为弧形,呈现出了明显的“C”型,开口方向和工作面推进方向相反,裂缝的形态分布和侯恩科等^[26]的研究结果较为一致。⑧~⑩号裂缝位于工作面边界,属于边缘裂缝,分布在开采边界上方,以永久性裂缝为主,宽度大、发育深,⑨、⑩号裂缝发育在采空区边界拐角区域,该处裂缝主要受到扭性力作用,呈雁列式或多字形排列,提取结果完整展示了各区域的裂缝的发育形态。

4 结 论

1) 验证了ESP在面向对象方法过程中,影像分割的有效性;相比传统的试错法,节省了时间成本,更高效地找到候选分割尺度,结合人工目视解译可以快速获得影像的最优分割参数。

2) 通过特征空间优化工具,以样本分离性为评价指标,可以在候选特征集中快速构建优化特征空间;样本分离性并不是随特征集维数的增加而一直增大的,根据不同的样本,特征集维数达到一定数目时达到饱和,样本可分性可能不会继续增大,继续增大特征维数使得特征空间冗余,样本可分性反而有小幅的下降。

3) 4种分类器模型中SVM和KNN方法的整体分类效果较好,分类效果和分类精度具有一致性,结合各方面考虑,SVM分类方法总体效果最好,在4个易错分区域中表现最好,误分小斑块数量最少,总体

分类精度达到88.97%,Kappa系数到达0.849,裂缝提取精度 F_1 值达到87.87%,Kappa系数达到0.848。

4) 采用无人机高空间分辨率影像,结合面向对象方法对地表裂缝进行提取,实验中4种模型的裂缝提取精度 F_1 值均在80%以上,优选模型方法准确提取到工作面10条主要裂缝,相比传统人工矢量化更加高效,表明无人机高空间分辨率影像的面向对象方法对提取采煤沉陷区地表裂缝的可行性和准确性,其具有良好的发展前景。

参考文献(References):

- [1] 胡振琪, 理源源, 李根生, 等. 碳中和目标下矿区土地复垦与生态修复的机遇与挑战[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(1): 474-483.
HU Zhenqi, LI Yuanyuan, LI Gensheng, *et al.* Opportunities and challenges of land reclamation and ecological restoration in mining areas under carbon neutral target[J]. *Coal Science and Technology*, 2023, 51(1): 474-483.
- [2] 陈超, 胡振琪. 我国采动地裂缝形成机理研究进展[J]. 煤炭学报, 2018, 43(3): 810-823.
CHEN Chao, HU Zhenqi. Research advances in formation mechanism of ground crack due to coal mining subsidence in China[J]. *Journal of China Coal Society*, 2018, 43(3): 810-823.
- [3] 范立民, 马雄德, 李永红, 等. 西部高强度采煤区矿山地质灾害现状与防控技术[J]. 煤炭学报, 2017, 42(2): 276-285.
FAN Limin, MA Xiongde, LI Yonghong, *et al.* Geological disasters and control technology in high intensity mining area of western China[J]. *Journal of China Coal Society*, 2017, 42(2): 276-285.
- [4] 吴侃, 胡振琪, 常江, 等. 开采引起的地表裂缝分布规律[J]. 中国矿业大学学报, 1997(2): 56-59.
WU Kan, HU Zhenqi, CHANG Jiang, *et al.* Distribution Law of ground fissure induced by coal mining[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 1997(2): 56-59.
- [5] 胡振琪, 王新静, 贺安民. 风积沙区采煤沉陷地裂缝分布特征与发生发育规律[J]. 煤炭学报, 2014, 39(1): 11-18.
HU Zhenqi, WANG Xinjing, HE Anming. Distribution characteristic and development rules of ground fissures due to coal mining in windy and sandy region[J]. *Journal of China Coal Society*, 2014, 39(1): 11-18.
- [6] PENG J, WANG F, CHENG Y, *et al.* Characteristics and mechanism of Sanyuan ground fissures in the Weihe Basin, China[J]. *Engineering Geology*, 2018, 247: 48-57.
- [7] 侯恩科, 张杰, 谢晓深, 等. 无人机遥感与卫星遥感在采煤地表裂缝识别中的对比[J]. 地质通报, 2019, 38(2): 443-448.
HOU Enke, ZHANG Jie, XIE Xiaoshen, *et al.* Contrast application of unmanned aerial vehicle remote sensing and satellite remote sensing technology relating to ground surface cracks recognition in coal mining area[J]. *Geological Bulletin of China*, 2019, 38(2): 443-448.
- [8] 鲁恒, 李永树, 林先成. 无人机高空间分辨率影像分类研究[J]. 测绘科学, 2011, 36(6): 106-108.

- LU Heng, LI Yongshu, LIN Xiancheng. Classification of high resolution imagery by unmanned aerial vehicle[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2011, 36(6): 106–108.
- [9] 盛业华, 闫志刚, 宋金铃. 矿山地表塌陷区的数字近景摄影测量监测技术[J]. *中国矿业大学学报*, 2003, 32(4): 411–415.
SHENG Yehua, YAN Zhigang, SONG Jinling. Monitoring technique for mining subsidence with digital terrestrial photogrammetry[J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2003, 32(4): 411–415.
- [10] 杨化超, 邓喀中, 张书华, 等. 数字近景摄影测量技术在矿山地表沉降监测中的应用研究[J]. *中国图象图形学报*, 2008, 13(3): 519–524.
YANG Huachao, DENG Kazhong, ZHANG Shubi, *et al.* Research on subsidence monitoring of mine surface using digital close-range photogrammetric technique[J]. *Journal of Image And Graphics*, 2008, 13(3): 519–524.
- [11] 魏长婧, 汪云甲, 王 坚, 等. 无人机影像提取矿区地裂缝信息技术研究[J]. *金属矿山*, 2012(10): 90–92, 96.
WEI Changqian, WANG Yunjia, WANG Jian, *et al.* The technical research of extracting ground fissure information in mining area with the UAV image[J]. *Metal Mine*, 2012(10): 90–92, 96.
- [12] 韦博文, 刘国祥, 汪致恒. 基于改进的MF-FDOG算法和无人机影像提取黄土地区地裂缝[J]. *测绘*, 2018, 41(2): 51–56.
WEI Bowen, LIU Guoxiang, WANG Zhiheng. Extracting ground fissures in loess landform area using modified F-FDOG algorithm and UAV images[J]. *Surveying and Mapping*, 2018, 41(2): 51–56.
- [13] 张兴航, 朱 琳, 王 威, 等. 基于对象的地裂缝分步提取方法研究与应用[J]. *国土资源遥感*, 2019, 31(1): 87–94.
ZHANG X H, ZHU L, WANG W, *et al.* Study and application of sequential extraction method of ground fissures based on object[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2019, 31(1): 87–94.
- [14] ZHANG F, HU Z, FU Y, *et al.* A new identification method for surface cracks from UAV images based on machine learning in coal mining areas[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(10): 1571.
- [15] 汤伏全, 李林宽, 李小涛, 等. 基于无人机影像的采动地表裂缝特征研究[J]. *煤炭科学技术*, 2020, 48(10): 130–136.
TANG Fuquan, LI Linkuan, LI Xiaotao, *et al.* Research on characteristics of mining-induced surface cracks based on UAV images[J]. *Coal Science and Technology*, 2020, 48(10): 130–136.
- [16] 程 健, 叶 亮, 郭一楠, 等. 采空区地裂缝混合域注意力变形卷积网络检测方法[J]. *煤炭学报*, 2020, 45(S2): 993–1002.
CHENG Jian, YE Liang, GUO Yinan, *et al.* An aerial image detection method of ground crack in goaf based on deformable convolutional network with hybrid domain attention[J]. *Journal of China Coal Society*, 2020, 45(S2): 993–1002.
- [17] 赵毅鑫, 许 多, 孙 波, 等. 基于无人机红外遥感和边缘检测技术的采动地裂缝辨识[J]. *煤炭学报*, 2021, 46(2): 624–637.
ZHAO Yixin, XU Duo, SUN Bo, *et al.* Investigation on ground fissure identification using UAV infrared remote sensing and edge detection technology[J]. *Journal of China Coal Society*, 2021, 46(2): 624–637.
- [18] DRONOVA I. Object-Based image analysis in wetland research: a review[J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(5): 6380–6413.
- [19] LIU J, DU M, MAO Z. Scale computation on high spatial resolution remotely sensed imagery multi-scale segmentation[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(18): 5186–5214.
- [20] 庄喜阳, 赵书河, 陈 诚, 等. 面向对象的遥感影像最优分割尺度监督评价[J]. *国土资源遥感*, 2016, 28(4): 49–58.
ZHUANG Xiyang, ZHAO Shuhe, CHEN Cheng, *et al.* Supervised evaluation of optimal segmentation scale with object-oriented method in remote sensing image[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2016, 28(4): 49–58.
- [21] DRĂGUȚ L, CSILLIK O, EISANK C, *et al.* Automated parameterisation for multi-scale image segmentation on multiple layers[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 88: 119–127.
- [22] 汪小钦, 王苗苗, 王绍强, 等. 基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(5): 152–159.
WANG Xiaoqin, WANG Miaomiao, WANG Shaoqiang, *et al.* Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2015, 31(5): 152–159.
- [23] MEYER G E, NETO J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2008, 63(2): 282–293.
- [24] 肖汉光, 蔡从中. 特征向量的归一化比较性研究[J]. *计算机工程与应用*, 2009, 45(22): 117–119.
XIAO Hanguang, CAI Congzhong. Comparison study of normalization of feature vector[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(22): 117–119.
- [25] STEHMAN S V. Selecting and interpreting measures of thematic classification accuracy[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 62(1): 77–89.
- [26] 侯恩科, 首召贵, 徐友宁, 等. 无人机遥感技术在采煤地面塌陷监测中的应用[J]. *煤田地质与勘探*, 2017, 45(6): 102–110.
HOU Enke, SHOU Zhaogui, XU Youning, *et al.* Application of UAV remote sensing technology in monitoring of coal mining-induced subsidence[J]. *Coal Geology & Exploration*, 2017, 45(6): 102–110.