基于无人机遥感的采动影响区冬小麦生物量分布特征

王 静¹, 郭文兵^{1,2}, 陈志超³, 白二虎^{1,2}

(1.河南理工大学 能源科学与工程学院,河南 焦作 454003; 2.煤炭安全生产与清洁高效利用省部共建协同创新中心,河南 焦作 454003; 3.河南理
 工大学 测绘与国土信息工程学院,河南 焦作 454003)

摘 要:为了监测煤矿采动影响下耕地损毁范围和程度,探索地表沉陷与植被长势之间的响应关系, 以河南新郑种植的冬小麦为研究对象,利用无人机 (Unmanned Aerial Vehicle, UAV)激光雷达结合 实时动态定位技术 (Real-Time Kinematic, RTK) 监测采煤沉陷情况,并验证地表高程与沉降数据的 精度,基于 UAV 多光谱影像提取植被指数及纹理特征,采用皮尔逊相关性分析法筛选数据,结合 田间同步实测生物量数据,构建决策树回归 (DTR)、随机森林回归 (RFR) 以及支持向量回归 (SVR) 的生物量反演模型,通过决定系数 (R²) 和均方根误差 (RMSE) 筛选出最佳模型,以确定研 究区冬小麦生物量的空间分布反演结果。结果表明:①所选植被指数 (VIs) 与纹理特征 (TFs) 均与 生物量显著相关,与单一变量相比,植被指数和纹理特征结合作为输入变量,模型估算精度最高, 且采用 SVR 模型预测精度最高;②研究区生物量在III级 (414~661 g/m²)和IV级 (662~822 g/m²) 的区域占整体的 66.4%,表明大部分样本的生物量集中在中高范围,生物量低于 414 g/m² 的小麦 区域占 25.93%,说明植被长势受采动影响严重;③采动影响下从返青期到拔节期的下沉值与拔节 期冬小麦生物量之间存在明显的负相关关系,即随着下沉值的增大,冬小麦生物量减小,在冬小 麦返青期到拔节期下沉量大于 2.1 m,生物量等级为 I 级。研究结果为制定精确的土地复垦和生态 修复策略提供了依据,为煤粮复合区耕地产能提升提供技术支撑。 关键词:采动影响;地表沉陷;植被长势;冬小麦;UAV 遥感;生物量反演

中图分类号: TD88; S512; S127 文献标志码: A 文章编号: 0253-9993(2025)06-3044-14

Biomass distribution law of winter wheat in mining-affected area based on UAV remote sensing

WANG Jing¹, GUO Wenbing^{1, 2}, CHEN Zhichao³, BAI Erhu^{1, 2}

(1. School of Energy Science and Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China; 2. Collaborative Innovative Center of Coal Safety Production in Henan Province, Jiaozuo 454003, China; 3. School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China; 6. China)

Abstract: In order to monitor the scope and extent of cultivated land damage caused by coal mining, the relationship between surface subsidence and vegetation growth was explored, and winter wheat planted in Xinzheng, Henan Province was selected as the research object. Unmanned Aerial Vehicle(UAV)laser radar combined with RTK technology was used to monitor coal mining subsidence, and the accuracy of surface elevation and subsidence data was verified. Vegetation indices and texture features were extracted based on UAV multi-spectral images, and Pearson correlation analysis was used

引用格式:王静,郭文兵,陈志超,等.基于无人机遥感的采动影响区冬小麦生物量分布特征[J].煤炭学报,2025,50(6): 3044-3057.



WANG Jing, GUO Wenbing, CHEN Zhichao, et al. Biomass distribution law of winter wheat in mining-affected area based on UAV remote sensing[J]. Journal of China Coal Society, 2025, 50(6): 3044–3057.

收稿日期: 2024-11-12 **策划编辑**: 韩晋平 责任编辑: 宫在芹 DOI: 10.13225/j.cnki.jccs.2024.1386 基金项目: 国家自然科学基金联合基金重点资助项目 (U21A20108, U22A20620); 河南省国际科技合作重点资助项目 (251111521200)

作者简介: 王 静 (2000—), 女, 山西大同人, 硕士研究生。E-mail: 2509522411@qq.com

通讯作者: 白二虎 (1989—), 男, 河南周口人, 教授, 硕士生导师。E-mail: baieh@hpu.edu.cn

for screening. Biomass inversion models were constructed using decision tree regression (DTR), random forest regression (RFR), and support vector regression (SVR) based on field-synchronous biomass data. The best model was selected based on the coefficient of determination (R^2) and root mean square error (RMSE). The final spatial distribution inversion results of winter wheat biomass in the study area were obtained. The results show that: ① The selected vegetation indices and texture features were significantly correlated with biomass, and the combination of vegetation indices and texture features as input variables achieved the highest estimation accuracy. The SVR model had the highest prediction accuracy. ② Biomass in regions III (414–661 g/m²) and IV (662–822 g/m²) accounted for 66.4% of the total, indicating that most samples concentrated in the middle and high biomass range. The area with wheat biomass below 414 g/m² accounted for 25.93%, indicating that vegetation growth was severely affected by mining. ③ Under the influence of mining, a significant negative correlation was found between the subsidence value from the regreening to the jointing stage and the biomass of winter wheat decreased with the increase of subsidence values. When the subsidence of winter wheat from the regreening stage to the jointing stage exceeded 2.1 m, the biomass grade was grade I. The results of the study provide an important basis for the development of precise land reclamation and ecological restoration strategies and provide technical support for enhancing arable land production capacity in the coal-grain composite area. **Key words:** mining influence; surface subsidence; vegetation growth; winter wheat; UAR sensing; biomass inversion

0 引 言

煤炭作为我国的主体能源与重要的工业原料,肩 负着保障国家能源供应以及推动社会经济发展的重 大使命,在我国能源生产和消费领域的主体地位短期 内难以发生改变^[1]。然而,长期以来,煤炭资源的高强 度、大规模的开采过程不可避免引发生态环境损伤, 加剧了水土流失、耕地损失、植被退化,严重制约了我 国生态文明建设的进程^[2-3]。大范围监测矿区采动影 响下农作物损毁情况,探索地表沉陷与植被长势之间 的响应关系,已成为我国粮食安全和能源安全面临的 重大难题。

目前,国内外学者对矿区地表沉陷监测领域的研 究正不断深入且呈多元化趋势,例如,郭文兵等^[4]设立 地表岩移观测站,并结合实时动态定位技术 (Real -Time Kinematic, RTK) 与三维激光扫描技术进行实时 监测,分析了浅埋深厚煤层高强度开采地表沉陷特征。 黄广才等^[5]在地形复杂大面积山区的煤矿,采用合成 孔径雷达干涉测量技术进行开采沉降监测,该技术因 其全天候作业能力、广泛的覆盖范围、高精度测量及 低成本等显著优势,已成为精准监测矿区沉陷变化的 重要手段之一^[6-7]。曾光等^[8]利用数字高程模型 (Digital Elevation Model, DEM) 对数据进行差分解算,并 基于长时间序列 Sentinel-1 数据, 动态监测煤矿区地 面沉降问题,形成了一套基于多数据源的采煤沉陷区 早期识别方法。CAN 等^[9]利用精密水准技术连续监 测矿区地下开采所形成的水平和垂直位移,并以此确 定了沉陷参数。张程等^[10]、ILIA等^[11]、LIU等^[12]利用 卫星遥感技术在矿区地表形变相关研究中取得了丰

富成果,分析矿山地表移动、变形下沉、倾斜等形变类型,探究了沉积物厚度与地表沉陷、变形速率之间的关系,评估了矿区地表沉陷对地面基础设施稳定性的影响等。在矿区地表沉陷监测领域,传统方法如水准监测虽能提供高精度的数据,但该方法受限于作业范围、成本及人力需求。卫星遥感技术虽具备大范围覆盖和高效监测的能力,但无法对处于开采过程中的矿区进行实时、动态、有效的监测。相比之下,无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)监测沉陷技术结合了高分辨率影像采集、灵活部署与实时数据处理技术,具备安全、精确和高效的优势,克服了传统监测方法的局限性,能够迅速获取大范围地区的地表变形信息。

煤矿开采沉陷会对周边环境产生多方面的影响, 其中植被的变化是一个重要的方面。监测采动影响 下农作物的生长状况,对保障矿区农业生产、制定科 学合理的土地复垦和生态修复方案具有重要意义。 传统的作物生长监测方法,包括人工取样和肉眼观察, 此类方法不仅费时费力,而且会对作物原有生长造成 严重破坏^[13]。目前,遥感技术已广泛应用于作物生长 监测,具有高效、实时、无损、人工成本低、监测面积 大等优点[14]。马超等[15]利用长时序植被指数研究了 神东、潞安、彬长矿区的植被变化趋势,分析了归一化 植被指数 (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI) 对采矿活动、气候变化的响应关系;李晶等^[16] 利用综合森林特征指数与 NDVI 探究了矿区土地覆 盖变化情况,重构了矿区森林覆盖与采矿扰动之间的 关系。李长春等^[17]利用 UAV 高清数码影像估测大豆 育种材料叶面积指数 (Leaf Area Index, LAI), 快速、有

效、无损地获取大豆育种材料的长势信息。田明璐等[18] 使用低空 UAV 平台的成像光谱仪获取地表农作物高 光谱影像,经过数据处理构建了棉花叶片叶绿素相对 含量的反演模型,得到了很好的预测效果。肖武等^[19-20] 在矿区沉陷地利用 UAV 遥感技术反演并分析玉米的 叶绿素和生物量,结果表明,玉米叶绿素和生物量随 着地表高程的升高而增大至最大值后,略微下降后便 稳定在某一值。SWOISH 等^[21]利用卫星图像有效估 计了多样化物种组成的田地中覆盖作物的生物量,发 现高分辨率和高频率的卫星成像能够提高生物量估 算的准确性。目前,国内外学者对于时段性沉陷过程 中植被响应效应的监测研究仍存在欠缺, 而采动影响 下植被关键生育期的长势情况对后续产能起着极为 重要的作用。因此,笔者聚焦于煤矿开采过程,采用 UAV 搭载激光雷达镜头,结合 RTK 技术,监测矿区冬 小麦从返青期到拔节期的地表沉陷情况,并运用 UAV 搭载多光谱相机,结合地面实测样本数据,研究 以植被指数、纹理特征反演作物生物量表征耕地损毁 程度的可行性。通过应用生物量反演模型,分区分析 时段性沉陷植被的响应效应,旨在为煤粮复合区优化 煤炭开采与农业生产的布局,评估煤炭开采对不同区 域植被的影响程度,实现煤粮复合区经济发展与生态 保护双赢局面,同时,可依据分析结果建立动态监测 体系,实时掌握植被变化情况,及时调整生态保护策 略,确保煤粮复合区的可持续发展。

1 研究区与数据采集处理

1.1 研究区概况

研究区位于河南省新郑煤电赵家寨煤矿 12203 工作面,该煤矿位于河南省新郑市西部,行政区划属 新郑市辛店镇和城关镇及新密市大隗镇管辖,其地理 坐标为东经 113°34′00″—113°43′00″, 北纬 34°23′30″— 34°26′30″。矿区内主要河流为双洎河,属淮河水系。 双洎河自西北向东南流经本井田,河流流量受季节影 响较大,其流量旱季小、雨季大。矿区的主要自然灾 害为气象灾害,降雨集中,雨量大时低洼区易形成水 涝,雨量小时易造成干旱。矿区不受岩崩、滑坡、泥石 流等灾害的威胁。赵家寨煤矿地处山地丘陵地带,矿 区地表地貌以丘陵黄土为主,地表冲沟纵横交错,地 形高低起伏明显。黄土作为河南省西部、中部和北部 地区的主要土壤类型,拥有深厚的土层,能够为农作 物根系提供广阔的生长空间,且富含一定矿物质养 分,保水性较好,在适度湿度下适耕性强。研究区主 要实行冬小麦与夏玉米的轮作模式,其中,冬小麦一 般于当年10月种植,次年6月收获,该区域是重要的

粮食产区。

井田北部以大隗断层为界,南部西段以欧阳寺断 层为界,南部东段以新密公路为界,西部以煤-800m 底板等高线为界,东部以贾梁断层和煤露头线为界。 矿区内海拔标高一般在 101~145 m, 平均约为 122 m, 相对高差约为 74 m。12203 工作面井下位于 12 采区 东翼下部,东邻岳庄断层保护煤柱,南邻徐庄断层保 护煤柱,西邻12采区上山保护煤柱,北邻已回采 12205 工作面。工作面平均煤厚约 12 m, 开采深度约 280 m, 自 2023 年 5 月 18 日开采, 平均每天开采约 2 m, 走向 560 m, 倾向 220 m, 开采导致大量农田出现 沉陷、裂缝等情况,影响作物的正常生长;开采区北侧 有虾塘,由于沉陷促使虾塘范围扩大,从而影响作物 生长。整个工作面在开采过程中,沉陷波动较大,故 在开采区设置4条平行于工作面走向的平行采样线, 开采区东部有虾塘,沿着虾塘以西布设采样点,每条 平行线均匀设置 12 个采样点, 共 48 个采样点 (图 1)。 本次 UAV 激光雷达观测试验时间为 2024 年 3 月 8 日 (冬小麦返青期) 和 2024 年 3 月 31 日 (冬小麦拔节 期), UAV 多光谱的观测试验和生物量采集时间为 2024年3月31日(冬小麦拔节期),拔节期被认为是 冬小麦生物量反演模型精度最高的阶段,与后期产量 有着显著相关性[22-23],该阶段是利用生物量监测冬小 麦长势的关键时期。

1.2 数据采集与预处理

1.2.1 激光雷达影像数据获取与预处理

UAV 机身采用大疆 Matrice 350 RTK, 搭载禅思 L1 镜头, L1 镜头的平面精度为 10 cm @ 50 m, 高程精 度为 5 cm @ 50 m, 测距精度为 3 cm @ 100 m, 最多支 持回波数量为 3。为了保证激光雷达数据的可利用性, 根据所需试验要求、研究区面积和 UAV 性能等方面, 规划 UAV 飞行区域的大小并设计航线。由于多旋翼 UAV 具有良好的飞行能力, 稳定性能良好, 可以在任 意高度, 较低的航速下进行飞行试验。为了保证航线 间激光雷达数据拼接准确, 在设计飞行航线时要按规 定的航高和设计的方向直线飞行, 并保持各航线的相 互平行。试验飞行高度为 80 m, 飞行速度为 8 m/s, 飞 行带宽为 214 m, 旁向重叠度为 20%, 共计 8 条相互垂 直的往返航线, 组成十字交叉, 这样可以有效地减少 图像边缘效应带来激光雷达数据之间的点距误差。

使用 DJI Terra 处理原始的激光雷达点云数据,按 照 100% 的点云密度进行处理,点云有效距离范围设 置 3~300 m,坐标系为 Beijing 1954/3-degree Gauss-Kruger zone 38,高程设置为 Yellow Sea 1956 height, 拼接合并形成 las 数据。机载 LiDAR 系统在采集数



图 1 研究区概况和采样点布设 Fig.1 Study area and layout of sampling points

据的过程中会受到低飞的飞行物(如鸟类或飞机)的 影响,该系统可能误将这些物体反射回来的信号当作 被测目标的反射信号记录下来,测量过程中利用LiD-AR360软件移除由多路径误差或激光测距仪误差引 起的极低点噪声点,以提高数据质量。

1.2.2 多光谱影像数据获取与预处理

UAV 机 身 采 用 大 疆 Matrice 300 RTK, 搭 载 AQ600Pro 多光谱成像系统, 集成 5 个多光谱通道和 1 个 RGB 通道, 光谱通道为蓝光、绿光、红光、红边和 近红外 (表 1), 焦距为 7.84 mm, 同时 UAV 内置 GPS 和 IMU 系统, 飞行时间为 10:00—13:00。起飞前手动 控制 UAV 飞行至校准白板的正上方约 80 cm 处, 采 用 AQ600Pro 相机单摄模式拍摄标准白板。UAV 的 飞行模式按照提前规划的 S 型航线飞行, 航向重叠度 80%, 旁向重叠度 60%, UAV 飞行高度为 180 m, 成图



multi-spectral	camera

波段	波长/nm	带宽/nm
蓝光	450	30
绿光	555	27
红光	660	22
红边	720	10
近红外	840	30

分辨率为 7.92 cm, 传感器镜头垂直向下, 拍照模式为 等距间隔, 共获取了约 4 000 张影像。

获取影像后,利用 Yusense Map 拼接软件将其拼接以获得多光谱影像,并以多光谱的可见光影像为参考影像,使用 ArcGIS10.8 软件取 3 个控制点进行几何校正,且几何校正误差在 0.5 个像元之内。经上述预处理后即获取到 UAV 多光谱影像,用于后续做生物量反演。

1.2.3 生物量采集与预处理

为不影响试验精度,在多光谱数据采集结束后, 立刻进行生物量采集,样品采集过程中选择周围小麦 长势均匀的样点进行采样,每个采样点采集面积为 20 cm×20 cm,共布设 48 个采样点 (图 1),采集结束后 将样品装入自封袋里并标记编号,同时用 RTK 记录 各采样点中心的精确位置信息。样品处理时,将植株 置于温度为 105 ℃ 的烘箱杀青 1 h,杀青后的植株在 温度为 80 ℃ 的烘箱中烘至恒质量,取出植株对其称 重,并根据实测样品质量和采集面积计算出每平方米 的生物量。拔节期冬小麦干生物量统计特征见表 2。

1.3 数据处理

1.3.1 下沉值提取及沉陷等值线划分

在下沉值提取过程中,运用 LiDAR360 软件的改 进渐进加密三角网滤波算法对地面点进行分类,并提 取 2024 年 3 月 8 日 (冬小麦返青期)和 2024 年 03 月 31 日 (冬小麦拔节期)的数字高程模型,使用 Arc-

表 2	拔节期冬小麦生物量统计特征	
12 4	及口动飞行交工物重乳灯行证	

able 2 Statistical characteristics of whiter wheat biomass at jointing sta	Table 2	Statistical	characteristics	of winter	wheat b	iomass at	jointing st	age
--	---------	-------------	-----------------	-----------	---------	-----------	-------------	-----

样点数量/个	平均值/(g⋅m ⁻²)	最大值/(g・m ⁻²)	最小值/(g・m ⁻²)	标准差/(g・m ⁻²)	标准误差/(g・m ⁻²)
48	599.98	1 010.75	211	278.62	40.21

GIS 中的栅格计算器做差,得到该时间段内研究区的 沉陷情况 (图 2)。图 2 中红色区域表示该区域下沉值 较高,蓝色区域表示该区域下沉值较低,最大下沉值为3.27 m。



图 2 研究区冬小麦返青期到拔节期沉陷情况



针对研究区下沉值开展沉陷等值线的绘制工作, 将已获取的研究区下沉值对应的 TIF 格式数据导入 至 ArcGIS 软件工作空间,采用 ArcGIS 中的等值线工 具,设定等值线间距为 0.5 m,其余参数保持软件默认 状态,生成 6 条沉陷等值线,分别对应沉陷值为 0.5、 1.0、1.5、2.0、2.5 和 3.0 m。 段的入射光产生不同的吸收与散射效应,进而表征出 植被与入射光之间的光谱响应特性^[24]。植被指数 (Vegetation Indices, VIs) 是将不同波段的反射率以线 性或非线性的方式组合计算所得,与单一光谱反射率 相比, VIs 对植被生长的响应更为敏感,能够有效减弱 环境背景对冠层光谱反射率的影响^[25-26]。依据前人 的研究成果,选取 15 个植被指数来进行植被生长监 测(表 3)。

1.3.2 植被指数选取

不同的植被种类以及生长条件会对不同波长波

植被指数	计算式	文献
归一化植被指数(NDVI)	$(R_{\rm NIR}-R_{\rm R})/(R_{\rm NIR}+R_{\rm R})$	[27]
差值植被指数(DVI)	$R_{\rm NIR} - R_{\rm R}$	[28]
增强植被指数(EVI)	$2.5(R_{\rm NIR}-R_{\rm R})/(R_{\rm NIR}+6R_{\rm R}-7.5R_{\rm B}+1)$	[29]
优化土壤调节植被指数(OSAVI)	$1.16(R_{\rm NIR}-R_{\rm R})/(R_{\rm NIR}+R_{\rm R}+0.16)$	[30]
绿色归一化植被指数(GNDVI)	$(R_{\rm NIR}-R_{\rm G})/(R_{\rm NIR}+R_{\rm G})$	[27]
比率植被指数(RVI)	$R_{\rm NIR}/R_{\rm R}$	[30]
土壤调整植被指数(SAVI)	$1.5(R_{\rm NIR}-R_{\rm R})/(R_{\rm NIR}+R_{\rm R}+0.5)$	[31]
改进比值植被指数(MSR)	$[(R_{\rm NIR}/R_{\rm R})-1]/(R_{\rm NIR}/R_{\rm R}+1)^{0.5}$	[29]
重归一化植被指数(RDVI)	$(R_{\rm NIR} - R_{\rm R})/(R_{\rm NIR} + R_{\rm R})^{0.5}$	[29]
三角形植被指数(TVI)	$60(R_{\rm NIR} - R_{\rm G}) - 100(R_{\rm R} - R_{\rm G})$	[29]
植被色素比值指数(PPR)	$(R_{\rm G} - R_{\rm B})/(R_{\rm G} + R_{\rm B})$	[32]
红边归一化植被指数(NDVIRE)	$(R_{\rm NIR}-R_{\rm RE})/(R_{\rm NIR}+R_{\rm RE})$	[32]
过红指数(EXR)	$1.4R_{\rm R}-R_{\rm G}$	[32]
增强植被指数2(EVI2)	$(R_{\rm NIR} - R_{\rm R})/(1 + R_{\rm NIR} + 2.4R_{\rm R})$	[20]
归一化绿度指数(NDGI)	$(R_{\rm G}-R_{\rm R})/(R_{\rm G}+R_{\rm R})$	[20]

表 3 用于反演冬小麦生物量的植被指数计算公式 Table 3 Calculation formula of vegetation indices for winter wheat biomass inversion

注: $R_{\rm B}$ 、 $R_{\rm G}$ 、 $R_{\rm R}$ 、 $R_{\rm RE}$ 、 $R_{\rm NIR}$ 分别为蓝光波段、绿光波段、红光波段、红边波段、近红外波段的反射率。

1.3.3 纹理特征提取

基于 ENVI5.6 软件,运用灰度共生矩阵法提取多 光谱影像 5 个波段的 8 种纹理特征^[33],包括均值 (MEA)、方差 (VAR)、同质性 (HOM)、对比度 (CON)、 相异性 (DIS)、熵 (ENT)、二阶矩 (SEM)和相关性 (COR),计算过程见表 4。

	表 4	纹理特征及其计算公式	
Table 4	Textur	e feature and its calculation	formul

纹理特征	公式
MEA	$\text{MEA} = \sum_{i,j=0}^{N-1} i P_{ij}$
VAR	VAR = $\sum_{i,j=0}^{N-1} \left[\left(P_{ij} - \mu \right)^2 / (N-1) \right]$
НОМ	$HOM = \sum_{i,j=0}^{N-1} i \frac{P_{ij}}{1 + (i-j)^2}$
CON	$CON = \sum_{i,j=0}^{N-1} iP_{ij}(i-j)^2$
DIS	$\text{DIS} = \sum_{i,j=0}^{N-1} i P_{ij} i-j $
ENT	$\text{ENT} = \sum_{i,j=0}^{N-1} i P_{ij} (-\ln P_{ij})$
SEM	$\text{SEM} = \sum_{i,j=0}^{N-1} i P_{ij}^2$
	$COR = \sum_{i,j=0}^{N-1} ijP_{ij} - \mu_1\mu_2$
COR	$\mu_1 = \sum_{i=0}^{N-1} i \sum_{j=0}^{N-1} P_{ij}$
	$\mu_2 = \sum_{j=0}^{N-1} j \sum_{i=0}^{N-1} P_{ij}$

注: *i、j*为灰度级,取值范围为0~*N*-1;*N*为灰度级总数; μ为均 值,μ₁为关于行的均值,μ₂为关于列的均值;*P_{ij}*为相对频率。上述均 无单位。

多光谱影像的像元大小为 0.079 m, 在 ArcGIS 10.6 中, 根据生物量采集坐标点, 使用 10 pixel×10 pixel 窗口 (0.79 m×0.79 m) 计算每个坐标点的纹理特征平均值。生物量采样地尺寸为 0.2 m×0.2 m, 遥感影像的纹理特征提取窗口覆盖的区域要大于采样点。在生物量采集过程中, 选择长势均匀的小麦样点进行采样,能够有效减少由生物量变化引起的噪声, 以确保样本的代表性。生物量数据最终以 g/m² 为单位, 纹理特征提取需要考虑的尺度通常比单个样地采样点要大, 因此选择 0.2~1.0 m 范围内的窗口, 平衡纹理特征提取的细节与生物量采样地的尺度差异, 有效捕捉了小麦生长的纹理特征。

1.4 反演模型构建与精度评价指标

实地共采集 48 个生物量样方数据,随机选取样 本数据的 70%(33 组数据)进行模型反演,剩下的 30%(15 组数据) 来作验证模型精度评价^[34]。使用决 策树回归 (Decision Tree Regression, DTR)、随机森林 回归 (Random Forest Regression, RFR) 和支持向量回 归 (Support Vector Regression, SVR) 3 种机器学习算 法分别建立冬小麦拔节期生物量反演模型, 以上回归 算法均在 python 中使用 sklearn 工具包实现。

1) DTR。决策树起源于机器学习理论,是解决分 类和回归问题的非参数监督学习方法。决策树采用 的是从高层次特征到低层次特征解决问题的思想。 DTR 模型是一种树状结构,建立模型时需要从决策树 的根节点开始,逐步向下决策得到最终结果。但是 DTR 模型容易出现过拟合的现象,使得模型的泛化能 力很低^[35]。

2) RFR。随机森林是一种有监督的机器学习方法,由多棵决策树构成,每棵决策树通过对训练集进行随机抽样来独立生成,并基于其抽样的数据进行训练。决策树节点在分裂时随机选择特征,降低了模型的过拟合风险。RFR 具有高准确性和强泛化能力,能够有效处理高维数据,适应性强,适合解决复杂的回归问题。模型的输出结果由所有决策树的预测结果进行平均,从而提高了整体预测精度^[36]。

3) SVR。支持向量机是一种基于结构风险最小 化原理发展起来的有监督的机器学习算法,用来解决 模式识别和数据分析的回归和分类问题,其原理是将 数据通过非线性变换映射到高维特征空间,在该空间 建立线性模型来拟合回归函数。但是 SVM 算法难以 实现大规模样本的训练,且无法解决多分类问题^[37]。

文中采用决定系数 (*R*²)、均方根误差 (RMSE) 2 个指标来评价模型的精度。其中 *R*² 值越接近 1 则表 明模型预测精度越高, RMSE 值越小表明模型精度越 高, 预测值与实测值越接近。计算过程如下:

$$R^{2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \hat{y}_{i})^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \overline{y})^{2}}$$
(1)

RMSE =
$$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2}$$
 (2)

式中:n为样本数量; y_i 为实测值; \hat{y}_i 为预测值; \bar{y} 为实测值的均值。

2 结果分析

2.1 地面沉降监测精度分析

2.1.1 高程精度分析 为了确保 UAV 激光雷达监测数据的精度,文中

3050	煤	炭	学	报	2025 年第 50 卷
在每期激光雷达监测中,采用 RTK	技术对布	设的 7	关测	则量精度要求。	
个地面观测点进行测量 (观测点位置	呈如图 2 户	f示,点	2.1.2	下沉值精度分	子 析
号按从左至右的顺序排列),以获取观	测点的平	面坐标	>	将2期地面观	则点测得的高程数据相减得到的
和高程数据。将地面观测点测得的高	哥程与 UA	V 激光	下沉	值与2期UAV	'激光雷达生成的 DEM 相减得到
雷达生成的 DEM 相应点的高程进行		€ 5)₀ 2	的下	沉值进行比较	(表 6)。比较结果显示,下沉值最
期地面观测点高程与点云数据最大设	吴差为 0.0	99 1 m,	大误	差为 0.073 1 m	,下沉值最小误差为 0.014 9 m,平
最小误差为 0.002 4 m, 平均误差量为	t 0.034 2 r	n,满足	均下	沉值误差量为	0.0376m。文中监测结果符合矿
激光雷达数据获取技术规范 (CH/T8	024—201	1) 中有	区地	表沉陷量监测的	约精度要求[38]。

	表 5 地表沉陷观测点 RTK 数据与点云数据对比	
Table 5	Comparison of RTK data of surface subsidence observation points	and point cloud data

观测点编号 -		第1期高程及误差/m			第2期高程及误差/m	
	RTK数据	点云数据	误差	RTK数据	点云数据	误差
1	124.664	124.564 9	0.099 1	124.482	124.436 4	0.045 6
2	122.020	122.051 0	-0.031 0	121.732	121.746 0	-0.014 0
3	118.225	118.205 1	0.019 9	115.529	115.553 5	-0.024 5
4	111.922	111.876 0	0.046 0	110.900	110.839 1	0.060 9
5	111.396	111.429 6	-0.033 6	111.166	111.126 5	0.039 5
6	111.629	111.649 7	-0.020 7	111.517	111.519 4	-0.002 4
7	110.279	110.299 6	-0.020 6	110.245	110.223 8	0.021 2

表 6 地表沉陷观测点 RTK 数据与点云数据下沉值对比 Table 6 Comparison of subsidence values between RTK data of surface subsidence observation points and point cloud data

观测点编号	RTK数据差/m	DEM高程差/m	下沉值误差/m
1	0.182	0.128	0.053 5
2	0.288	0.305	-0.017 0
3	2.696	2.652	0.044 4
4	1.022	1.037	-0.014 9
5	0.230	0.303	-0.073 1
6	0.112	0.130	-0.018 3
7	0.034	0.076	-0.041 8

2.2 相关性分析

将 15 个植被指数与冬小麦生物量进行皮尔逊相 关性分析 (图 3), 15 个植被指数与拔节期冬小麦生物 量有较好的相关性, 其中 NDVI、DVI、EVI、OSAVI、 GNDVI、RVI、SAVI、MSR、RDVI、TVI、NDVIRE、 EXR、EVI2、NDGI 与冬小麦生物量均达到极显著水 平 (*P* < 0.01), NDVIRE 与冬小麦生物量的相关系数最 大,为 0.78。选择相关系数排名前 9 的光谱变量作为 拔节期冬小麦生物量反演模型输入变量: NDVIRE、 EVI2、MSR、GNDVI、EVI、OSAVI、RVI、SAVI、 RDVI。

为了解决输入特征有限和光谱特征饱和的问题,

文中引用纹理特征作为附加输入变量,对于不同波段 对冬小麦生物量的相关性分析如图4所示。蓝、绿、 红、红边、近红外波段的相关系数绝对值均为0.6左 右,且均为极显著相关。

故提取5个波段的8种纹理特征,包括MEA、 VAR、HOM、CON、DIS、ENT、SEM 和 COR, 纹理特 征与冬小麦生物量的相关分析见表 7。蓝、红、红边 波段上的8种纹理特征与生物量的相关系数达到极 显著相关水平 (P < 0.01), 且 B_MEA、G_MEA、RE_ MEA, NIR MEA, NIR VAR, NIR ENT, NIR SEM 红波段的 8 中纹理特征与拔节期冬小麦生物量相关 系数绝对值均大于 0.6。G_MEA、R_MEA、RE_ MEA 的相关系数绝对值大于 0.70(P < 0.01)。G_VAR、 G_HOM, G_CON, G_DIS, G_ENT, G_SEM, G_COR 和 NIR_COR 未表现出显著相关。选择相关系数绝对 值为 0.6(P < 0.01) 以上的纹理特征为拔节期冬小麦生 物量反演模型输入变量: B_MEA、G_MEA、RE_MEA、 NIR_MEA, NIR_VAR, NIR_ENT, NIR_SEM, R_MEA, R_VAR, R_HOM, R_CON, R_DIS, R_ENT, R_SEM, R_COR_{\circ}

2.3 生物量反演模型构建与评价

根据上述方法,确定植被指数和纹理特征的最终 输入变量,分别构建植被指数、纹理特征、植被指数和 纹理特征结合与拔节期冬小麦生物量反演模型,采用



注:*和**分别表示在 P < 0.05, P < 0.01 水平显著相关。

图 3 植被指数与生物量相关性分析

Fig.3 Correlation analysis between vegetation indices and biomass





图 4 波段与生物量相关性分析

Fig.4 Correlation analysis of bands and biomass

DTR、RFR 和 SVR 这 3 种机器学习模型。所构建模型的准确性如图 5 所示。

根据图 5 所示的不同输入变量,以植被指数作为 模型输入变量构建反演模型时,SVR 模型的 R² 最高, 达到 0.61,其次是 RFR 模型 (0.53),而 DTR 模型的 R² 最低,为 0.44;从 RMSE 来看, RFR 模型表现最佳, 其均方根误差最低。以纹理特征作为输入变量构建 反演模型时,RFR 模型 R² 最高,达到 0.76,其次是 SVR 模型 (0.72),而 DTR 模型 R² 最低,为 0.60。从 RMSE 来看, SVR 模型表现最佳,其均方根误差最低。 在使用植被指数和纹理特征结合作为输入变量时, SVR 模型的反演效果最佳,相较于 DTR 模型,其 R² 提高了 21.7%, RMSE 降低了 19.54%;相比于 RFR 模型, SVR 模型的 R²提高了 5%, RMSE 降低了 8.52%。 在不同输入变量下, SVR 模型在植被指数与纹理特征 结合作用下表现最佳,尤其在反演精度方面,相较于 其他模型 (DTR 和 RFR), SVR 模型的 R² 和 RMSE 均 表现出明显的优势。不同模型对不同输入变量的适 应性不同,选择合适的模型对于提高反演精度至关重 要。

综合 3 种不同机器学习算法的结果,相较于仅使 用植被指数作为输入变量,采用植被指数和纹理特征 结合作为输入变量时,3 种模型的反演精度均有所提 高。其中,DTR 模型 R²提高了 56.82%, RMSE 降低 了 33.14%; RFR 模型 R²提高了 50.94%, RMSE 降低 了 21.69%; SVR 模型的 R²提高了 37.70%, RMSE 降 低了 30.36%。在结合植被指数和纹理特征作为输入 变量时,3 种机器学习模型的反演精度均得到提升。 DTR 模型在 R²和 RMSE 的改善方面表现最好,而 RFR 和 SVR 模型的表现也有所增强。纹理特征的加 入对模型精度有显著提升作用。不同算法对输入特 征的响应不同,因此选择合适的特征组合对于提高模 型的反演精度至关重要。

2.4 反演模型的应用

根据上述研究,采用训练好的 SVR 模型对研究

表 7

纹理特征与生物量的相关性分析

Table 7Correlation analysis of texture features and biomass						
纹理特征	波段(Band)					
	蓝(Blue)	绿(Green)	红(Red)	红边(RedEdge)	近红外(NIR)	
MEA	-0.60**	-0.75**	-0.70**	-0.72**	0.63**	
VAR	-0.53**	-0.22	-0.63**	-0.46**	0.63**	
HOM	0.50**	0.20	0.61**	0.44**	-0.55**	
CON	-0.50**	-0.18	-0.61**	-0.44**	0.54**	
DIS	-0.50**	-0.18	-0.61**	-0.44**	0.55**	
ENT	-0.53**	-0.22	-0.68**	-0.45**	0.66**	
SEM	0.53**	0.21	0.68**	0.46**	-0.63**	
COR	0.48**	0.16	0.67**	0.46**	-0.09	

注:*和**分别表示在P<0.05, P<0.01水平显著相关。



Fig.5 Relationship between predicted and measured biomass values for each model

区拔节期冬小麦地表生物量进行反演(图 6)并对非小麦区进行掩膜处理。反演结果中,蓝色区域表示该区域生物量低,绿色区域表示该区域生物量高。获得研究区冬小麦生物量介于 202.49~1084.01 g/m²,平均值为 613.08 g/m²,标准差为 254.89 g/m²。这与表 2 中的统计结果平均生物量 (599.98 g/m²)和标准差 (278.62 g/m²)较为一致。此结果进一步验证了基于UAV 多光谱数据建立拔节期冬小麦生物量反演模型

的有效性。采用自然间断分类法,基于数据的固有特征,识别出数据值之间的自然分割点,从而将研究区 冬小麦地表干生物量划分为5个等级(表8)。研究区 生物量主要分布于414~822 g/m²,属于Ⅲ级(414~ 661 g/m²)和Ⅳ级(661~822 g/m²),该区域占整体的 66.4%,表明大部分样本的生物量集中在中高范围。 生物量低于414 g/m²的小麦区域占25.93%,研究区 小麦生物量偏低,表明小麦的生长受采动影响严重。



113°38′44″E 113°38′48″E 113°38′52″E 113°38′56″E 113°39′0″E 113°39′4″E 113°39′8″E 113°39′12″E

图 6 基于支持向量回归模型拔节期冬小麦生物量反演图

Fig.6 Biomass inversion map of winter wheat at jointing stage based on support vector model

表 8 基于 SVR 模型冬小麦反演生物量分	分级
------------------------	----

 Table 8
 Biomass classification of winter wheat inversion

 based on SVR model

生物量等级	生物量/(g・m ⁻²)	占比/%
Ι	0~361	14.63
П	362~414	11.30
Ш	415~661	21.21
IV	662~822	45.19
\mathbf{V}	≥823	7.67

2.5 采动影响下生物量分布特征

2.5.1 走向方向冬小麦生物量分布特征

在研究区域内,多数耕地集中分布于道路北侧, 且同一地块的土壤特性高度均一。经调研,该区域小 麦品种、耕作条件以及田间管理措施差异均不明显。 因而,此次分析选取道路北侧的地块作为研究对象。 在距开切眼 110 m 以内的位置处有虾塘,在虾塘西侧 沿走向方向均匀布设数据分析区域,该区域为 12 m×110 m 的矩形,每个矩形间隔 30 m,共计 13 个, 记录每个数据分析区域中心位置距开切眼的距离,并 提取生物量与下沉值平均值。研究区采煤工作面沿 走向方向从返青期到拔节期的下沉值与拔节期冬小 麦生物量关系如图 7 所示,图 7 中,蓝色折线表示返 青期到拔节期距始采线的距离与下沉值之间的关系; 红色柱状表示距始采线的距离与拔节期冬小麦生物 量之间的关系。



报

依据图 7 中的信息显示,采煤位置在 120~300 m, 下沉值呈上升趋势,生物量呈下降趋势;采煤位置在 330~420 m,下沉值呈下降趋势,生物量呈上升趋势; 采煤位置在 300~330 m,下沉值最大,生物量最小;采 煤位置在 120~210 m,该区域地表趋于稳沉,其生物 量也未发生较大变化;采动影响下从返青期到拔节 期的下沉值与拔节期冬小麦生物量之间存在明显的 负相关关系,即随着下沉值的增大,冬小麦生物量 减小。

2.5.2 沉陷等值线分区下冬小麦生物量分布特征

为探究采动影响下从返青期到拔节期下沉值与 冬小麦生物量之间的关系,将研究区下沉值图(图2) 等值线划分的6个区域,计算每个等值线围成的区域 下沉量和生物量平均值。研究区按沉陷等值线分区 下沉量与冬小麦生物量关系如图8所示,由图8可以 看出,生物量与下沉值之间呈负相关性,拟合曲线方 程如下:

$$y = \frac{339.341}{1 + \exp\left(\frac{x - 2.017}{0.267}\right)} + 298.9$$
 (3)

由式 (3) 可知, 生物量与下沉值拟合曲线的 R² 为 0.93, 表明该回归模型对数据的拟合程度较好。由拟 合曲线可知, 随着地表下沉值的增大, 生物量逐渐减 少; 当地表下沉值大于 2.1 m, 生物量等级为 I级; 当 地表下沉值小于 1 m, 生物量趋于稳定。反映在冬小 麦返青期到拔节期这一重要生长阶段, 地面短期大幅 度沉陷导致地表变形和裂缝产生, 引发小麦根系断裂, 从而改变根系生长范围内土壤的保水性能^[39]。具体 表现为, 土壤含水率、硬度、全氮和全磷显著降低, 尤 其是在地表扰动较为严重的区域, 土壤孔隙度显著升 高^[40]。这些土壤质量变化直接影响了小麦根系的生 长环境, 进而阻碍了小麦的正常生长发育。

3 讨 论

3.1 冬小麦生物量反演模型

UAV 多光谱遥感技术能够快速获取高分辨率的 多光谱影像数据,从而在植被监测中提供可靠的数据 支撑。许多研究都集中在提取光谱信息来监测作物 生长,但在植被冠层盖度较高时,光谱信息容易饱和; 在植被稀疏区域,容易受到土壤背景反射率的影响。 单纯依靠光谱信息难以准确反映植被的生长状态和 生物量等关键指标。已有研究表明,UAV 图像的纹理 信息可以准确预测冬小麦生物量^[41-42],红波段的纹理 特征在表征冬小麦纹理信息方面更有优势。



Fig.8 Winter wheat biomass and surface subsidence values

因此,文中引入基于植被指数和纹理特征构建拔 节期冬小麦生物量反演模型,当使用植被指数和纹理 特征组合作为输入变量时,3种模型的精度均有不同 程度的提高,其中 SVR 模型的预测精度最高,与使用 单一变量植被指数作为输入变量相比,其 R^2 提高了 37.70%。GLEASON 等^[43]使用 SVR 生成了最准确的 生物量模型。结果表明,将纹理特征与植被指数相结 合可以提高生物量的预测精度,这一结果与已有的研 究结果一致^[44-46]。原因在于纹理特征能够提供更加 细致的植被结构信息,揭示植被的空间分布特性、叶 片排列方式以及植被群落的疏密程度等,结合光谱和 纹理信息,可以有效克服单纯依赖光谱数据及其饱和 度的局限性。此外,即使存在噪声和土壤背景的影响, 纹理信息也比植被指数更加稳定,有效地降低了天气 条件和土壤背景的干扰^[47-48]。未来的研究可以探究 引入更多的冠层结构参数,如冠层高度、冠层覆盖度、 LAI 等, 通过结合这些新变量, 优化这些参数的结合方 式,能够更全面地反映植被的生长状态和空间结构, 进而提升模型在不同环境条件下的适用性和鲁棒性, 为更精确的生物量估算提供新的思路和方法。

3.2 采动影响区生物量空间分布特征

文中聚焦于煤矿开采过程中采动对冬小麦生物 量空间分布的影响。利用 UAV 激光雷达技术监测采 动区地面沉陷情况,并结合 RTK 技术进行精度分析。 在高程精度分析中,2期地面观测点高程数据与点云 数据的平均误差量为 0.034 2 m,满足激光雷达数据获 取技术规范 (CH/T8024—2011)的要求;在下沉值精 度分析中,平均下沉值误差为 0.037 6 m,符合矿区地 表沉陷量监测精度标准。冬小麦返青期到拔节期阶 段内,研究区最大下沉值为 3.27 m。研究结果表明, 激光雷达技术能够有效满足采动区沉陷监测的精度 需求,且该区域受采煤扰动影响严重。

在此基础上,进一步分析了采煤扰动对冬小麦生

物量分布的影响。研究区冬小麦属于返青期到拔节 期快速生长期,此阶段的营养状况直接影响小麦的生 物量积累以及最终的产量潜力。在此阶段受采动影 响地表的下沉值骤增,其冬小麦生物量对比其他区域 也表现出明显偏低,进一步反映出该区域的耕地损毁 严重,生态平衡遭到破坏。根据研究,在返青期到拔 节期阶段内,地表下沉值最大的区域,生物量最小;当 地表下沉值大于 2.1 m,生物量等级为 I 级;当地表下 沉值小于 1 m,生物量趋于稳定。地表下沉量与冬小 麦植被长势有明显的负相关关系。

在接下来的研究中,应在小麦生长的各个时期同 步进行采煤沉陷量的监测、UAV多光谱影像和地面 植被数据的采集,以便于更加准确地把握采动影响下 植被长势的动态响应关系,为制定动态矿区生态修复 策略和农业生产调整方案提供坚实的科学依据,有助 于深入理解生态系统的复杂性和适应性,为实现矿区 可持续发展和生态环境保护的双重目标奠定基础。

4 结 论

1) 植被指数的相关性分析显示, 红边归一化植被 指数 NDVIRE 与生物量具有最好的相关性。在纹理 特征相关性分析中, 红波段的纹理特征与生物量相关 性表现最佳。利用植被指数和纹理特征组合作为输 入变量与单一变量相比, 3 种算法的模型精度均得到 了大幅度提高。其中 SVR 模型在使用植被指数和纹 理特征组合作为输入变量时, 与仅使用植被指数和纹 输入变量 相比, *R*²提高了 37.70%, RMSE 降低了 30.36%。植被指数与纹理特征的结合有效提高了反 演精度。

2) 基于最佳模型反演研究区进行拔节期冬小麦 地表生物量,结果表明:遥感指标识别获得的研究区 采煤沉陷耕地小麦生物量空间分布情况与地面样点 描述性统计结果一致,其中研究区生物量主要分布于 414~822 g/m²,属于Ⅲ级(414~661 g/m²)和Ⅳ级(662~ 822 g/m²)的区域占 66.4%,生物量低于 414 g/m² 的冬 小麦区域占 25.93%,采煤沉陷区内小麦生物量偏低, 表明采煤沉陷对小麦的生长产生了显著影响。

3) 生物量反演结果结合研究区冬小麦返青期到 拔节期沉陷情况对照,采煤位置在330~420 m,地表 下沉值呈下降趋势,生物量呈上升趋势;采煤位置在 300~330 m,地表下沉值最大,生物量最小。在沉陷 区内最大下沉值为3.27 m,根据下沉量与生物量的拟 合结果,生物量与地表下沉值呈现负相关关系,且采 煤沉陷和植被长势有很强的相关性。该研究有助于 制定针对性的生态恢复措施,以减轻采煤沉陷对小麦 生长的不利影响,同时也为评估采煤沉陷区农业生产 潜力和制定合理的农业发展策略提供了重要参考。

参考文献(References):

- 郭文兵,赵高博,白二虎,等.中部矿粮复合区采煤沉陷及耕地损毁 研究现状与展望[J].煤炭学报,2023,48(1):388-401.
 GUO Wenbing, ZHAO Gaobo, BAI Erhu, et al. Research status and prospect on cultivated land damage at surface subsidence basin due to longwall mining in the central coal grain compound area[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(1): 388-401.
- [2] 胡振琪. 我国土地复垦与生态修复 30 年: 回顾、反思与展望[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(1): 25-35.
 HU Zhenqi. The 30 years' land reclamation and ecological restoration in China: Review, rethinking and prospect[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(1): 25-35.
- [3] 彭苏萍, 毕银丽. 黄河流域煤矿区生态环境修复关键技术与战略思考[J]. 煤炭学报, 2020, 45(4): 1211-1221.
 PENG Suping, BI Yinli. Strategic consideration and core technology about environmental ecological restoration in coal mine areas in the Yellow River Basin of China[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(4): 1211-1221.
- [4] 徐飞亚,郭文兵,王晨. 浅埋深厚煤层高强度开采地表沉陷规律研究[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(5): 11-20.
 XU Feiya, GUO Wenbing, WANG Chen. Research on surface subsidence law in high-intensity mining of shallow buried with thick coal seam[J]. Coal Science and Technology, 2023, 51(5): 11-20.
- [5] 黄广才, 董继红, 赵子龙, 等. 基于升降轨 InSAR 的复杂山区大范 围煤矿开采沉降监测与分析[J]. 测绘通报, 2024(9): 106-111, 122. HUANG Guangcai, DONG Jihong, ZHAO Zilong, et al. Monitoring and analysis of coal mining subsidence in large-scale complexmountainous areas based on utilizing ascending and descending track In-SAR[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2024(9): 106-111,122.
- [6] 朱建军,杨泽发,李志伟. InSAR 矿区地表三维形变监测与预计研究进展[J]. 测绘学报, 2019, 48(2): 135-144. ZHU Jianjun, YANG Zefa, LI Zhiwei. Recent progress in retrieving and predicting mining-induced 3D displace-ments using InSAR[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2019, 48(2): 135-144.
- [7] 邓喀中,王刘宇,范洪冬.基于 InSAR 技术的老采空区地表沉降监测与分析[J]. 采矿与安全工程学报, 2015, 32(6): 918-922.
 DENG Kazhong, WANG Liuyu, FAN Hongdong. InSAR-based monitoring and analysis of ground subsidence in old goaf[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2015, 32(6): 918-922.
- [8] 曾光,张鹏飞,王海恒,等. 基于多数据源的采煤沉陷区早期识别及 地面形变特征监测: 以神木市大柳塔镇为例[J]. 测绘通报, 2024(5): 121-126.
 ZENG Guang, ZHANG Pengfei, WANG Haiheng, et al. Monitoring of early identification and ground deformation characteristics of coal mining subsidence area based on multi-data source: Taking Daliuta Town of Shenmu city as an example[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2024(5): 121-126.
- [9] CAN E, MEKIK Ç, KUŞÇU Ş, et al. Computation of subsidence parameters resulting from layer movements post-operations of underground mining[J]. Journal of Structural Geology, 2013, 47: 16–24.

- [10] 张程,马晓东,杨可明.结合遥感影像的矿山开采沉陷专题信息三 维表达[J]. 中国安全生产科学技术, 2016, 12(7): 87-93. ZHANG Cheng, MA Xiaodong, YANG Keming. Three- dimensional expressing on thematic information of mining subsidence combined with remote sensing images[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2016, 12(7): 87-93.
- [11] ILIA I, LOUPASAKIS C, TSANGARATOS P. Land subsidence phenomena investigated by spatiotemporal analysis of groundwater resources, remote sensing techniques, and random forest method: The case of Western Thessaly, Greece[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2018, 190(11): 623.
- [12] LIU Z Y, MEI G, SUN Y J, et al. Investigating mining-induced surface subsidence and potential damages based on SBAS-InSAR monitoring and GIS techniques: A case study[J]. Environmental Earth Sciences, 2021, 80(24): 817.
- [13] MAHLAYEYE M, DARVISHZADEH R, NELSON A. Cropping patterns of annual crops: A remote sensing review[J]. Remote Sensing, 2022, 14(10): 2404.
- [14] LIU Y, FENG H K, YUE J B, et al. Remote-sensing estimation of potato above-ground biomass based on spectral and spatial features extracted from high-definition digital camera images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 198: 107089.
- [15] 马雯思,马超,刘玮玮.陕西彬长矿区 NDVI3g(1982-2013) 变化趋势及气候响应[J].煤炭学报, 2019, 44(4): 1197-1206.
 MA Wensi, MA Chao, LIU Weiwei. Variation and climate response of NDVI3g(1982-2013) in Binchang mining area of Shaanxi Province[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(4): 1197-1206.
- [16] 李晶, 焦利鵬, 申莹莹, 等. 基于 IFZ 与 NDVI 的矿区土地利用/覆 盖变化研究[J]. 煤炭学报, 2016, 41(11): 2822-2829.
 LI Jing, JIAO Lipeng, SHEN Yingying, et al. Land use and cover change in coal mining area by IFZ and NDVI[J]. Journal of China Coal Society, 2016, 41(11): 2822-2829.
- [17] 李长春, 牛庆林, 杨贵军, 等. 基于无人机数码影像的大豆育种材料叶面积指数估测[J]. 农业机械学报, 2017, 48(8): 147–158.
 LI Changchun, NIU Qinglin, YANG Guijun, et al. Estimation of leaf area index of soybean breeding materials based on UAV digital images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(8): 147–158.
- [18] 田明璐, 班松涛, 常庆瑞, 等. 基于无人机成像光谱仪数据的棉花 叶绿素含量反演[J]. 农业机械学报, 2016, 47(11): 285-293. TIAN Minglu, BAN Songtao, CHANG Qingrui, et al. Estimation of SPAD value of cotton leaf using hyperspectral images from UAVbased imaging spectroradiometer[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(11): 285-293.
- [19] 肖武,陈佳乐,赵艳玲,等.利用无人机遥感反演高潜水位矿区沉 陷地玉米叶绿素含量[J].煤炭学报,2019,44(1):295-306. XIAO Wu, CHEN Jiale, ZHAO Yanling, et al. Identify maize chlorophyll impacted by coal mining subsidence in high groundwater table area based on UAV remote sensing[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(1): 295-306.
- [20] 肖武,陈佳乐, 笪宏志, 等. 基于无人机影像的采煤沉陷区玉米生物量反演与分析[J]. 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]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(8): 169–180.

- [21] SWOISH M, DA CUNHA LEME FILHO J F, REITER M S, et al. Comparing satellites and vegetation indices for cover crop biomass estimation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 196: 106900.
- [22] 李阳, 苑严伟, 赵博, 等. 基于多时相多参数融合的麦玉轮作小麦产量估算方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(12): 186-196.
 LI Yang, YUAN Yanwei, ZHAO Bo, et al. Estimation of wheat yield in wheat-maize rotation based on multi-temporal and multi-parameter fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 186-196.
- [23] 李冰,黎世民,周磊,等. 基于多生育期 MODIS-NDVI 的区域冬小麦遥感估产研究[J]. 河南农业科学, 2017, 46(6): 150-155.
 LI Bing, LI Shimin, ZHOU Lei, et al. Regional scale yield estimation of winter wheat by remotesensing using MODIS-NDVI data in different growth stages[J]. Journal of henan agricultural sciences, 2017, 46(6): 150-155.
- [24] EL-HENDAWY S, AL-SUHAIBANI N, AL-ASHKAR I, et al. Combining genetic analysis and multivariate modeling to evaluate spectral reflectance indices as indirect selection tools in wheat breeding under water deficit stress conditions[J]. Remote Sensing, 2020, 12(9): 1480.
- [25] LIU H L, ZHANG F Z, ZHANG L F, et al. UNVI-based time series for vegetation discrimination using separability analysis and random forest classification[J]. Remote Sensing, 2020, 12(3): 529.
- [26] OUAADI N, JARLAN L, EZZAHAR J, et al. Monitoring of wheat crops using the backscattering coefficient and the interferometric coherence derived from Sentinel-1 in semi-arid areas[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 251: 112050.
- [27] 韩文霆, 汤建栋, 张立元, 等. 基于无人机遥感的玉米水分利用效率与生物量监测[J]. 农业机械学报, 2021, 52(5): 129-141.
 HAN Wenting, TANG Jiandong, ZHANG Liyuan, et al. Maize water use efficiency and biomass estimation based on unmanned aerial vehicle remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(5): 129-141.
- [28] 乔雨. 祁连山中段典型植被的光谱特征研究与应用[D]. 兰州: 兰州大学, 2017.

QIAO Yu. Study on spectral reflectance characteristics of representative vegetation and its application in the middle section of the Qilian Mountains[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2017.

- [29] 王晗,向友珍,李汪洋,等. 基于无人机多光谱遥感的冬油菜地上 部生物量估算[J]. 农业机械学报, 2023, 54(8): 218-229.
 WANG Han, XIANG Youzhen, LI Wangyang, et al. Estimation of winter rapeseed above-ground biomass based on UAV multi-spectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 218-229.
- [30] 赵经华,马世骄,房城泰.基于熵权-模糊综合评价法的无人机多 光谱春玉米长势监测模型研究[J].农业机械学报,2024,55(8): 214-224.

ZHAO Jinghua, MA Shijiao, FANG Chengtai. Growth monitoring of spring maize using UAV multispectral imaging based on entropy weight-fuzzy comprehensive evaluation method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(8): 214-224.

- [31] 邓尚奇,赵钰,白雪源,等. 基于无人机图像分割的冬小麦叶绿素 与叶面积指数反演[J]. 农业工程学报, 2022, 38(3): 136-145. DENG Shangqi, ZHAO Yu, BAI Xueyuan, et al. Inversion of chlorophyll and leaf area index for winter wheat based on UAV image segmentation[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(3): 136-145.
- [32] 俞静,张世文,芮婷婷,等. 基于无人机遥感的多特征组矿区草本 植物地上生物量反演[J]. 草业科学, 2024, 41(1): 35-48.
 YU Jing, ZHANG Shiwen, RUI Tingting, et al. Inversion of herbage aboveground biomass in a multi-feature group mining area based on UAV remote sensing[J]. Pratacultural Science, 2024, 41(1): 35-48.
- [33] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEIN I. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, SMC-3(6): 610–621.
- [34] ALABI T R, ABEBE A T, CHIGEZA G, et al. Estimation of soybean grain yield from multispectral high-resolution UAV data with machine learning models in West Africa[J]. Remote Sensing Applications; Society and Environment, 2022, 27: 100782.
- [35] 李成举,刘寅笃,秦天元,等. 基于机器学习的马铃薯叶片叶绿素 含量估算[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(4): 1117–1127.
 LI Chengju, LIU Yindu, QIN Tianyuan, et al. Estimation of chlorophyll content in potato leaves based on machine learning[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(4): 1117–1127.
- [36] 岳继博,杨贵军,冯海宽. 基于随机森林算法的冬小麦生物量遥感 估算模型对比[J]. 农业工程学报, 2016, 32(18): 175-182. YUE Jibo, YANG Guijun, FENG Haikuan, et al. Comparative of remote sensing estimation models of winter wheat biomass based on random forest algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(18): 175-182.
- [37] 承达瑜,何伟德,付春晓,等.融合无人机光谱信息与纹理特征的 冬小麦综合长势监测[J]. 农业机械学报, 2024, 55(9): 249-261. CHENG Dayu, HE Weide, FU Chunxiao, et al. Comprehensive growth monitoring of winter wheat by integrating UAV spectral information and texture features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(9): 249-261.
- [38] 张舒, 吴侃, 王响雷, 等. 三维激光扫描技术在沉陷监测中应用问题探讨[J]. 煤炭科学技术, 2008(11): 92-95.
 ZHANG Shu, WU Kan, WANG Xianglei, et al. Discussion on application of 3D laser scanning technology to ground subsidence monitoring[J]. Coal Science and Technology, 2008(11): 92-95.

- [39] 丁玉龙,周跃进,徐平,等. 充填开采控制地表裂缝保护四合木的 机理分析[J]. 采矿与安全工程学报, 2013, 30(6): 868-873.
 DING Yulong, ZHOU Yuejin, XU Ping, et all. Mechanism analysis of restraining surface cracks and protecting Tetraena mongolice maxin with backfilling mining[J]. Journal of Mining and Safety Engineering, 2013, 30(6): 868-873.
- [40] 姚国征, 丁国栋, 臧荫桐, 等. 基于判别、因子分析的采煤沉陷风 沙区土壤质量评价[J]. 农业工程学报, 2012, 28(7): 200-207. YAO Guozheng, DING Guodong, ZANG Yintong, et al. Soil quality evaluation of windy desert region after coal mining subsidence based on discriminant and factor analysis[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(7): 200-207.
- [41] ZHOU C, GONG Y, FANG S H, et al. Combining spectral and wavelet texture features for unmanned aerial vehicles remote estimation of rice leaf area index[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 957870.
- [42] ZHAI W G, LI C C, CHENG Q, et al. Enhancing wheat aboveground biomass estimation using UAV RGB images and machine learning: Multi-feature combinations, flight height, and algorithm implications[J]. Remote Sensing, 2023, 15(14): 3653.
- [43] GLEASON C J, IM J. Forest biomass estimation from airborne LiD-AR data using machine learning approaches[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 125: 80–91.
- [44] ZHANG W F, ZHAO L X, LI Y, et al. Forest above-ground biomass inversion using optical and SAR images based on a multi-step feature optimized inversion model[J]. Remote Sensing, 2022, 14(7): 1608.
- [45] LUO P L, LIAO J J, SHEN G Z. Combining spectral and texture features for estimating leaf area index and biomass of maize using sentinel-1/2, and landsat-8 data[J]. IEEE Access, 2020, 8: 53614–53626.
- [46] FU Y Y, YANG G J, SONG X Y, et al. Improved estimation of winter wheat aboveground biomass using multiscale textures extracted from UAV-based digital images and hyperspectral feature analysis[J]. Remote Sensing, 2021, 13(4): 581.
- [47] ZHANG X W, ZHANG K F, SUN Y Q, et al. Combining spectral and texture features of UAS-based multispectral images for maize leaf area index estimation[J]. Remote Sensing, 2022, 14(2): 331.
- [48] ZHANG J Y, QIU X L, WU Y T, et al. Combining texture, color, and vegetation indices from fixed-wing UAS imagery to estimate wheat growth parameters using multivariate regression methods[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185: 106138.