doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.08.020

基于无人机影像的采煤沉陷区玉米生物量反演与分析

肖 武^{1,2} 陈佳乐1 笪宏志1 任 河1 张建勇1 张 雷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:为了探索运用无人机多光谱遥感技术监测高潜水位矿区采煤扰动下原有生态系统破坏及地表耕地损毁程度的方法,以高潜水位矿区开采沉陷导致地面积水所引起的农作物渍害影响为例,基于无人机多光谱影像,在传统植被指数的基础上引入红边波段进行扩展,优选了 22 种植被指数,结合田间同步实测生物量数据,采用经验模型法分别构建了一元回归、基于最小二乘法的多元逐步回归(Multivariable linear regression,MLR)、反向传播神经网络(Back propagation neural networks, BPNN)的生物量反演模型,通过决定系数(*R*²)、均方根误差(RMSE)和估测精度(EA)3 个指标筛选出最佳模型。最后,基于最佳模型进行研究区玉米生物量的空间分布反演和分析,结果显示,所选的植被指数均与生物量显著相关,其中,BP 神经网络模型的估算精度最高,其决定系数 *R*² 为 0.83,比其他模型 增加了 0.10~0.17,预测均方根误差 RMSE 为 178.72 g/m²,比其他模型减少了 29.65~60.23 g/m²,估测精度 EA 可达到 79.4%,比其他模型提高了 3.3%~7.1%。这说明红边波段更适于采煤沉陷区作物生物量的估算,引入红边波段构建生物量反演模型,可以显著提高采煤沉陷影响下玉米生物量无人机遥感反演模型的精度。研究结果表明:采煤沉陷盆地内玉米生物量主要分布于 592~1050 g/m²,其面积占研究区的 74.4%,地表生物量低于 352 g/m² 的作物面积达到 14.1%,玉米整体长势受采煤扰动影响较为严重,玉米生物量呈现从沉陷盆地边缘往中心逐渐降低的趋势。本文研究为同类型其他高潜水位矿区土地损毁监测与评价、土地复垦与生态修复等提供基础数据与理论支撑。

关键词:无人机;采煤沉陷区;生物量反演;植被指数;土地复垦;高潜水位 中图分类号:TP722.5 文献标识码:A 文章编号:1000-1298(2018)08-0169-12

Inversion and Analysis of Maize Biomass in Coal Mining Subsidence Area Based on UAV Images

XIAO Wu^{1,2} CHEN Jiale¹ DA Hongzhi¹ REN He¹ ZHANG Jianyong¹ ZHANG Lei¹

(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: The surface arable land damage and destruction of the original ecosystem caused by the influence of coal mining disturbance are the major ecological disasters in the high underground water mining area. Identifying an arable-damaged area and obtaining its spatial distribution are important for ecological disaster monitoring. The influence of crop waterlogging caused by mining subsidence in high underground water mining areas was taken as an example, and based on the UAV multi-spectral images, the red band was introduced on the basis of traditional vegetation index to expand, which allowed to select the best 22 VI. Univariate regression, multivariable linear regression (MLR) based on the principle of least square method and back propagation neural networks (BPNN) were built accordingly by using the 22 VI along with field measurements of biomass data under the empirical modeling method. There were three indices should be taken into account to determine the optimal model, which were coefficient of determination (R^2), root mean square error (RMSE) and estimation accuracy (EA). The spatial distribution inversion and analysis of maize biomass were undertaken in the study area by using the selected optimal model. It was concluded that the selected vegetation index was significantly related to

收稿日期:2018-05-26 修回日期:2018-06-19

基金项目: 国家自然科学基金项目(41401609)、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

biomass. And the highest estimation accuracy was obtained by using BP model. The value of R^2 was 0.83 accordingly, which was generally increased by $0.10 \sim 0.17$. The value of predicted root mean square error (RMSE) was 178.72 g/m², which was generally reduced by 29.65 ~ 60.23 g/m². The estimation accuracy (EA) could eventually reach 79.4%, which was increased by 3.3% ~ 7.1%. It can be concluded that the red edge band was more suited to the estimation of crop biomass in the mining subsidence area. Furthermore, the accuracy rate of the inversion model under the influence of coal mining subsidence could be increased dramatically by introducing red edge band to the construction of biomass inversion model. The research showed that the maize biomass in the coal mining subsidence basin was concentrated between an interval of 592 ~ 1 050 g/m², which accounted for 74.4% of the total area. There was 14.1% of the crop acreage which represented those above ground biomass below 352 g/m². The overall growth of maize was severely affected by coal mining. There was a trend of maize biomass which was generally decreased from the basin margin to its centre. The research result can be used as an indicator to monitor and evaluate damaged ground in high underground water mining area, and it can also provide fundamental data and theory support for land rehabilitation and ecological restoration. Key words: unmanned aerial vehicle; coal-mining subsidence area; biomass inversion; vegetation index; land reclamation; high ground water table

0 引言

煤炭资源的开发利用为现代化建设做出了巨大 贡献,但长时间、大规模、高强度的开采不可避免地 破坏原生的矿床地质条件和占用、破坏大量的土 地^[1],造成原有生态系统的严重破坏,引发植被退 化、水土流失、物种减少等一系列生态效应^[2]。如 何对受损土地进行快速监测、确定受损范围与程度 一直以来都是研究的重点。

国内外对采矿区的生态损毁监测已有不少研 究,但传统方法大多集中于利用卫星遥感技术对矿 区土地利用类型或积水面积变化进行监测,如 VENKATARAMAN 等^[3]利用卫星遥感技术对矿区 进行了监测,结果表明采矿活动的增加与研究区植 被和土地退化程度有关; CHRISTAIN 等^[4] 为了估算 动态系统"沉降-地下水-植被"的变化,进行了大面 积的时序性卫星观测,得到土地利用和土地覆盖的 光谱特征可能与水文状况变化引起的特定植被现象 有关的结论;吴雪茜等^[5]应用开采沉陷预测技术、 地理信息及卫星遥感技术,对淮南矿区土地、水域演 变趋势进行研究并提出治理对策;肖武等^[6]利用遥 感影像解译了淮南张集矿区15年内积水面积变化, 结合高潜水位矿区的特点,论证了采煤沉陷地构建 平原水库的可行性。在监测矿区生态扰动影响中, 遥感卫星尺度大、分辨率低、时间周期长且遥感指标 宏观化、单一化,无法对处于开采过程中的矿区进行 实时、动态、有效的监测。近年来,随着无人机遥感 技术的不断成熟,加之无人机响应快、周期短、精度 高、易操作、成本低的特点,无人机遥感技术在作物 生态参数反演估算、农田生态环境信息监测等方面 得到广泛应用^[7-9],但在矿区的应用尚处于起步阶 段,大多数研究都集中于对矿区各类采矿设施与 土地利用情况分类与监测、矿区地热资源分布调 查、非法与越界开采识别、露天矿工程量(采剥量、 堆放量等)计算等几个方面^[10],而对于矿区生态 环境扰动识别、植被长势监测的应用还有待于进 一步挖掘。

采煤扰动对矿区生态的影响很大程度上表征在 作物生化参数的改变上,其中,作物生物量指单位面 积内作物累积有机物质的总量,其与长势和单产密 切相关,是农业监测中应用最为广泛的指标之一。 玉米生物量直接影响玉米整体的长势,进而决定玉 米的产量,而在高潜水位采煤沉陷影响下,区内地形 受到沉陷的影响导致潜水位相对升高,产生渍害进 而影响农作物的正常生长,其直观反映为农作物生 物量降低,作物枯死和减产、绝产。因此实时、有效 地对采煤沉陷区作物的长势监测是矿区土地复垦、 生态修复的前提。同时作物生化参数与植被指数之 间也存在着明显的相关性,利用植被指数等遥感参 量反演作物生物量是监测作物长势的重要方 法^[11-12],以往的研究大多用于精准农业相关研究, 裴浩杰等^[13]基于多种生化参数指标与光谱指数结 合偏最小二乘回归构建模型判断出研究区小麦整体 的长势差异;杨粉团等^[14]针对玉米粘虫灾情构建了 基于重归一化植被指数多时相的叶片生物量定量模 型,实现了对玉米粘虫灾情程度的有效监测。需要 指出的是,现阶段研究主要针对正常农田或受某单 一胁迫影响植被的生化参数反演而展开的,并且所 用传感器多为普通数码相机或近红外多光谱相机。 KROSS 等^[15] 利用 Rapid Eye 数据分析了 NDVI、 red-edge NDVI (NDVIre) 和 Modified Triangular Vegetation Index 2(MTVI2) 等7种宽波段指数与大 豆和玉米生物量的相关性,得出 NDVIre 与生物量的 相关性最高(*R*² = 0.78)。JIN 等^[16]则通过分析发 现,MTVI2 相较 NDVI 和 EVI 等与生物量的相关性 更强,决定性系数分别为 0.72 和 0.7,均方根误差 为 198.65、227.41 g/m²,可以证明红边波段对作物 生长参数的响应更为显著。因此,本文尝试利用无 人机搭载含有红边波段的多光谱相机,结合地面实 测样本数据,研究以植被指数反演作物生物量表征 耕地损毁程度的可行性。根据已有研究,筛选相关 性较好的植被指数并借助红边波段对作物长势响应 敏感的优势加以扩展,构建适用于高潜水位采煤沉 陷地的玉米生物量遥感监测模型,以期为矿区土地 损毁监测与评价、土地复垦与生态修复等提供基础 数据与理论支撑。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

东滩煤矿位于山东省济宁市境内,跨兖州、邹城、 曲阜三市(县),地理位置116°50′49″~116°56′56″E, 35°24′11″~35°31′25″N。地处鲁中低山丘陵到平原 洼地的过渡地带,整体地势由东北向西南逐渐降低, 潜水埋深为2m左右,属于高潜水位矿区。矿区内 土壤类型多为褐土,土质较好,土壤肥沃,耕性良好, 主要实行冬小麦与夏玉米的轮作模式,其中,夏玉米 一般在当年6月种植,10月收获,是重要的粮食产 区。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。研究区为东滩煤矿 A1 工 作面开采影响的范围(图1)。其中A1大采高综放 工作面位于三采区南部3号煤层,地面平均标高+ 50.72 m,开采平均标高-497.8 m。所采煤层煤厚平 均 8.30 m,煤层倾角平均为 4°,自 2014 年 8 月开采 结束至实验日期2017年8月,研究区已基本达到稳 沉状态,地表形成了大面积的沉陷区,加之潜水位较 高,地面沉陷深度最深已达5m,大量的优质耕地沉 入水中,形成典型的矿区积水盆地。研究区内沉陷 程度自积水中心向四周逐渐减轻,参考地表实测数 据沉降范围基本分布在 0.15~5.25 m。地表主要 地物分布类型由内及外依次为芦苇、沼泽、滩涂、水 淹的农作物。结合该工作面的开采特征,依据采煤 沉陷预计软件获得沉陷区的下沉等值线,按照传统 定义设置下沉 10 mm 等值线为影响边界。采用走 向、倾向、角平分线方向布设3条实地采样线实地采 样线 L1、L2、L3,长度分别为 550、540、620 m,其中近 水区域植被长势受采煤扰动影响明显,为了采集更 细致的样本信息来表征植被的生长变化趋势,3条 样线上样点布设间距均随下沉值的减小而增大,依 次为 5、10、20、30、60 m,记录所有样点的空间位置 和相应环境信息,共计 54 个采样点,3 条样线 L1、 L2、L3 最远端点布设在扰动边界之外作为参照点 (图 1)。本次无人机观测试验的时间为 2017 年 8 月 15 日(夏玉米灌浆期),灌浆期是玉米关键生育 期中生物量应达到最大和最适宜的时期,与后期产 量有着显著相关性,是利用生物量监测玉米长势的 最佳时期^[17]。

1.2 数据获取与处理方法

1.2.1 多光谱影像数据获取

使用的遥感传感器为瑞士 parrotsequoia 无人机 多光谱相机(下文简称 sequoia),是专为无人机在农 业科研、调查而研发的,能适用多种飞行器。它不仅 可以获取 1 600 万像素 RGB 三原色照片,还能获取 120 万像素的绿光(波长 550 nm、带宽 40 nm)、红光 (波长 660 nm、带宽 40 nm)、红边(波长 735 nm、带 宽 10 nm)、近红外(波长 790 nm、带宽 40 nm)等波 段影像(图 2)。依靠自带的光照传感器可记录光照 条件并自动校准 4 个多光谱传感器的独立亮度,同 时内置 GPS 和 IMU。搭载 sequoia 的遥感平台为四 旋翼无人机大疆 M100。试验现场如图 3 所示,此时 天气晴朗无风,视野良好。无人机飞行高度 110 m, 设定航速 9 m/s。传感器镜头视场角 15°,镜头垂直 向下,地面分辨率 13 cm,航拍面积 1.1 km²,共获取 4 980 幅影像,覆盖整个研究区。

在地面铺设好传感器自带的光谱反射率校正 板,每个架次起飞前先手持飞机在校正板正上方 1.5 m处拍照,获得当时条件下的标准反射率,选用 软件 pix4dmapper 对影像进行处理,在处理过程中 利用标准反射率校准所有的航拍影像以得到理想的 处理成果,并使用 ENVI5.1 软件,以研究区数码正 射影像为参考影像在图像不同位置均匀选取 30 个 参考点对多光谱影像进行几何精校正,经检验图像 几何纠正误差小于 0.5 个像元,根据生物量地面测 量对应的样点位置构建感兴趣区域(Region of interest,ROI),以 ROI 范围内地物的平均反射率光 谱值作为该样点玉米叶片反射率光谱,得到各样点 的反射率光谱数据。

1.2.2 样点地表高程获取

为了获取沉陷区下沉情况,在样点信息采集过 程中,同时采用经矿区已知点校正过的南方银河一 号 RTK 沿 3 条样线 L1、L2、L3 测得样点地表高程。

1.2.3 生物量采集

在进行航测的同时,在地面样线上同步取样。 如图1所示分别沿走向、倾向、角平分线方向样线由 内及外进行采样。因地面沉陷,部分样点处于常年



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



172

图 2 多光谱相机 Fig. 2 Multispectral camera



图 3 航测现场 Fig. 3 Scene of aerial survey site

积水区域和湿地中,植被样本多为芦苇、杂草。本文 研究对象为耕地,故最后数据采集为耕地上39个玉 米样方的地上干生物量(Above ground biomass, AGB)。为不影响品种正常选育,选取1m×1m样 方范围内边缘行取2株长势均匀的玉米作为试验样 本,并测量样方内的总株数、行间距、株高、基径参考 信息。用实验室高精度天平测量样本玉米鲜生物 量,平均后得到样方内玉米鲜生物量,在实验室内将 其先在105℃高温条件下杀青1h,接着在80℃恒温 条件下干燥 24 h 至恒质量,称其质量,并根据实测 总株数计算出样方内的总干生物量,结合样方的总 面积,计算出每平方米的地上干生物量(g/m²)^[18]。

1.3 植被指数选取

基于植被光合色素与光谱反射率特征波段具有 很强的相关性,特征波段的选取是需要参考色素的 光谱特征信息^[19]。如图4所示,在可见光范围内,叶绿 素出现2个强烈的吸收峰、分别为以450 nm 和 640~680 nm 为中心的蓝波段和红波段,吸收的峰 值出现在670 nm;一个强烈的反射峰出现在550 nm 左右的绿光波段,此时叶绿素吸收系数最小。在 700 nm 附近,也为对应的叶绿素吸收谷值波段,因 此550 nm 与700 nm 附近常常被选作抗干扰的特征 波段,用来削弱非光合作用物质引起的光合有效辐 射;红边区间700~780 nm 是叶绿素在红边波段的强吸 收到近红波段多次散射形成的高反射平台的爬升嵴,

生化参数等指标的变化已被国内外的大量研究



实验多光谱传感器的多通道优势,初步选取了现有 研究中常见的且符合本次实验特征波段组合的植被 指数,并在此基础上,利用红边波段对植物叶绿素响 应敏感的优势^[21],用红边波段替换红或绿波段来扩 展现有植被指数,共选取植被指数 22 个。表1 列出 了部分指数的计算公式及出处。

表 1	部分选用的反演玉米生物量的植被指数公式
Tab. 1	Vegetation index formula inverted from biomas

	8	
植被指数	公式	文献出处
SR	$ ho_{NIR}/ ho_R$	PEARSONRL 等,1972
EVI2	$(\rho_{NIR} - \rho_R) / (1 + \rho_{NIR} + 2.4 \rho_R)$	JIANG 等 ,2008
NDVI	$(\rho_{NIR} - \rho_R)/(\rho_{NIR} + \rho_R)$	ROUSEJW 等,1974
WDRVI	$(a\rho_{NIR} - \rho_R) / (a\rho_{NIR} + \rho_R) (0.1 \le a \le 0.2)$	GITELSONAA 等,2004
MSR	$(\rho_{NIR}/\rho_R - 1)/(\rho_{NIR}/\rho_R + 1)^{1/2}$	CHEN 等,1996
TVI	0.5 × $[120(\rho_{NIR} - \rho_G)] - 200(\rho_R - \rho_G)$	BROGENH 等,2001
MVI	$\left[\left(\rho_{NIR}-\rho_{R}\right)/(\rho_{NIR}+\rho_{R})+0.5\right]^{1/2}$	MCDANIElKC 等,1982
MSAVI	$\left\{2\rho_{NIR}+1-\left[\left(2\rho_{NIR}+1\right)^{2}-8\left(\rho_{NIR}+\rho_{R}\right)\right]^{1/2}\right\}/2$	QIJ 等,1994
$\mathrm{CI}_{\mathrm{redge}}$	$ ho_{_{NIR}}/ ho_{_{Red}{edge}}-1$	GITELSONAA 等,2005
$\mathrm{CI}_{\mathrm{green}}$	$\rho_{NIR}/\rho_{G}-1$	GITELSONAA 等,2005
GNDVI	$(\rho_{NIR} - \rho_G)/(\rho_{NIR} + \rho_G)$	GITELSONAA 等,1996
MTCI	$(ho_{\it NIR} - ho_{\it Red-edge}) / (ho_{\it Red-dedge} - ho_{\it R})$	DASH 等,2004
$\mathrm{MSR}_{\mathrm{redge}}$	$(ho_{\scriptscriptstyle NIR}/ ho_{\scriptscriptstyle Red-edge}-1)/(ho_{\scriptscriptstyle NIR}/ ho_{\scriptscriptstyle Red-edge}+1)^{1/2}$	WU 等,2008
$\mathrm{SR}_{\mathrm{redge}}$	$ ho_{\it NIR}/ ho_{\it Red-edge}$	SIMS 等,2002
MTVI2	1.5[1.2($\rho_{NIR} - \rho_G$) -2.5($\rho_R - \rho_G$)]/sqrt((2 $\rho_R + 1$) ² - (6 $\rho_{NIR} - 5\rho_R^{-1/2}$) -0.5)	HABOUDANE 等,2004
NLI	$(\rho_{NIR}^2 - \rho_R)/(\rho_{NIR}^2 + \rho_R)$	GONG,2003
NDGI	$(\rho_G - \rho_R)/(\rho_G + \rho_R)$	GEORGEE,2008
$\mathrm{NDVI}_{\mathrm{redge}}$	$(ho_{\it NIR}$ - $ ho_{\it Red-edge})/(ho_{\it NIR}$ + $ ho_{\it Red-edge})$	GITELSONAA 等,1997

注: ρ_{NIR} 、 ρ_{R} 、 ρ_{G} 、 $\rho_{Red-edge}$ 分别表示近红外、红光、绿光、红边波段的反射率。

与现有研究中针对某单一地类或受某单一胁迫 影响的植被生物量反演不同的是,该研究区为矿区 采煤沉陷耕地,地下采煤扰动大,作物生长情况受胁 迫因子较复杂,选用的22种植被指数与玉米生物量 的相关性表现可能与前人研究结果不一致。因此为 保证获得最优的反演精度,提前计算22种植被指数 与实测生物量的相关性并根据其高低进行筛选,选 取其中相关性较好的部分植被指数作为参照。在多 种新的植被指数都与生物量的相关性良好时,若忽 视植被指数间的近似线性关系则可能会使得回归方 程不稳定,有些植被指数对生物量影响的显著性被 隐蔽起来,某些回归系数的符号与实际意义不相符 合等^[22]。改进前后植被指数两两之间的方差膨胀 因子(Variance inflation factor, VIF),以分析和控制 变量间的多重共线性;再按照相关性高且显著的原 则,并设定变量最大 VIF 小于 10,确定最优植被指 数及其组合:最后分别将最优植被指数及其组合作 为入选变量输入多元逐步回归模型、BP 神经网络模 型进行拟合。

$$V_{IF} = 1/(1 - R^2)$$
 (1)
 V_{IF} ——植被指数间的方差膨胀因子

R——植被指数间的相关系数

1.4 数据分析方法

式中

在野外实验中,由于实验环境和仪器本身等客 观因素或偶然因素的影响,可能会导致获取的数据 中存在异常数据。为了剔除可能存在的异常数据, 提高数据的可靠性及分析结果的精度,在建立回归 方程前,对样本数据进行回归分析与残差分析^[23]。 根据求出的残差和标准残差值选择样本,最终选取 了残差最小的36个样本。表2为剔除粗差后的实 测样本的统计特征。

表 2 优化后玉米地上干生物量统计特征 Tab. 2 Statistical characteristics of AGB in

		optimized maize							
样本数	平均值	最大值	最小值	标准差	标准误差				
36	862.95	1 381.09	214.95	305.14	59.83				

在确定好样本集后,以预处理后的无人机多光 谱图像为数据源,基于 0.05 m 空间分辨率数码正射 影像精确划分的 36 个实地样方范围,提取各个样方的植被指数,在建立经验模型之前,先分别讨论初步选取的植被指数与玉米生物量的相关性,根据结果进行初步排序,筛选出相关性较好的植被指数并加以改进。利用 SPSS 22.0 软件对灌浆期的 36 个玉米生物量实测值进行随机抽样,选出 26 个作为建模样本,10 个作为检验样本。针对改进前后的植被指数利用一元回归、基于最小二乘法的多元逐步线性回归、BP 神经网络法进行拟合。从中筛选出与玉米生物量相关性最好的模型。

1.5 模型评价方法

选取上述构建的各种模型决定系数、均方根误 差和估测精度进行模型分析检验,其计算公式为

$$R^{2} = \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \overline{x})^{2} (y_{i} - \overline{y})^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \overline{x})^{2} \sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \overline{y})^{2}}$$
(2)
$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - x_{i})^{2}}{n}}$$
(3)

$$E_{A} = \left(1 - \frac{R_{MSE}}{\overline{m}}\right) \times 100\% \tag{4}$$

式中 $x_i, \bar{x}, y_i, \bar{y}$ 分别是实测值、实测值均值、模拟值、 模拟值均值; n 是测量次数; m 是检验样本数据的均 值。其中决定系数(R^2)表示模拟值与实测值的拟 合程度,其值越趋近于1, 拟合程度越高; 均方根误 差(RMSE)主要用于模型验证,反映了模拟值与实测值的偏离度,其值越小,模型精度越高;估测精度 (E_A) 是对反演结果进行的精度检验及综合评估,其值越趋近于 100%,表明反演模型的估测精度越高^[24]。

2 结果与分析

2.1 采煤扰动与遥感参数关系

采煤沉陷造成采空区上覆岩层的拉伸、断裂与 弯曲等移动变形,致使高潜水位的地区地下水位相 对上升,沉陷中心区域耕地变为沼泽,玉米在内的农 作物无法继续种植,周边影响区域地表变形减弱改 变了土壤持水能力和通气状况,影响有机物和矿物 质的分解、淋溶和沉积,以及由此而引起的土壤侵 蚀,使土壤保水能力变差,养分流失严重,土质恶化, 造成耕地上玉米不同程度的减产[25]。本文针对此 类现象,选取3条样线上玉米生物量、地表高程和植 被指数值随样点距积水中心距离的变化趋势对比分 析,可知受地下采煤扰动的影响,样点上地表高程不 同程度的沉陷,导致沉陷耕地土壤质量不同程度的 受损,传播到地表,玉米生物量呈现随地表下沉值减 少、与积水中心距离增加而增加至最大值后,略微下 降后便稳定在某一值的现象(图5),表征到样线上 植被指数值上,植被指数变化趋势与玉米生物量 一致,随地表高程增加而增加至最大值后,略微变 化后稳定在某一值(图6)。这说明在采煤沉陷耕 50



图 5 采样线上玉米生物量与地表高程随距离变化趋势

Fig. 5 Changing trends of maize biomass and land surface elevation with distance in each sampling line of corn

49

48

47

46

45 44

43

42

41

40

地表高程/m

可行的。





图 6 采样线上植被指数值与地表高程随距离变化趋势

Fig. 6 Changing trends of vegetation index and land surface elevation with distance in each sampling line of corn

2.2 优选植被指数

2.2.1 不同光谱植被指数对灌浆期玉米地上干物 质量的敏感性分析

通过对不同光谱植被指数与玉米地上干物质量 进行相关分析,结果发现 22 种植被指数与灌浆期玉 米生物量均极显著相关(表 3),但不同的植被指数 与地上干物质量之间的相关程度不同,即不同的植 被指数对玉米地上干物质量变化表现出不同的敏感 性。其中,结合表4中各指数的计算方式,可以得到 初步的规律:在现有的指数中近红波段和红边的组 合与玉米地上干物质量的相关系数最高,可达到 0.9 以上,而近红波段和绿、红波段组合的指数与玉 米地上干物质量的相关性则相对差一些,相关系数 在 0.6~0.8 之间。表明红边指数对灌浆期玉米地 上干物质量的敏感性较强,能很好地反映玉米 AGB 的变化情况。

2.2.2 最优估算模型变量选择

表4列出基于22种植被指数与灌浆期玉米 AGB 拟合的一元回归模型。从表4可以看出,利用 各种植被指数拟合的一元曲线回归模型(SCRM)均 达到较好的拟合效果。在所选植被指数的最优模型 中,红边植被指数与玉米 AGB 拟合的指数模型效果 较好。其中,在原有植被指数 WDRVI、MVI 的基础 上改进的红边指数 WDRVI_{re}、MVI_{re}的拟合效果最 优,其决定系数 *R*²达0.80、0.81;红边指数 Cl_{rede}、

表 3 不同植被指数与灌浆期玉米地上生物量的

程,通过反演作物生物量来监测耕地损毁程度是

相关系数(n=26)

Tab. 3 Correlation coefficient between different

vegetation indices and corn aboveground biomass

at filling stage (n = 26)

植被指数	相关系数
SR	0. 81 **
EVI2	0. 60 **
NDVI	0.83 **
WDRVI	0. 83 **
MSR	0.81 ***
TVI	0. 64 **
$\mathrm{TVI}_{\mathrm{re}}$	0. 73 **
$WDRVI_{re}$	0. 90 **
MVI	0.84 ***
MVI_{re}	0.91 **
$\mathrm{CI}_{\mathrm{redge}}$	0. 90 **
$\mathrm{CI}_{\mathrm{green}}$	0. 80 **
GNDVI	0. 82 **
MSAVI	0. 63 **
MTVI2 _{re}	0.88 **
MTCI	0.88 **
$\mathrm{MSR}_{\mathrm{redge}}$	0.90 **
$\mathrm{SR}_{\mathrm{redge}}$	0. 90 **
NLI _{re}	0. 80 **
NLI	0. 77 **
NDGI	0. 61 **
$\mathrm{NDVI}_{\mathrm{redge}}$	0. 84 **

注:**表示在 0.01 水平上显著相关。

1.6

1.4

1.2

1.0 鬏

28 第

0.4

0.2

0

555 615 665

0.6 葉

SR_{redge}、MSR_{redge}次之, *R*²为0.79, 其他指数中拟合效 果较好的是 NDVI、GNDVI, *R*²也达0.68。

综合以上一元最优模型的分析结果,为进一步 提高模型精度,多元回归模型的入选参量的筛选应 在一元最优模型精度较高的指数中进行,故对 22 种 一元模型决定系数在 0.65 以上的植被指数进行双 变量相关性分析,根据相关系数计算方差膨胀因子, 对选取的植被指数的多重共线性分析(表 5),由表 分析可知,单变量中改进后的红边指数与生物量的 相关性最高,但是红边波段指数之间都存在着严重 的共线性分析,因此,多变量构建模型应在除红边和 近红波段组合外,考虑加入绿波段、红波段与近红波 段之间的组合指数以进一步提高模型的精度。

根据表 5 的结果,为排除后期模型可能出现的 过拟合现象且考虑模型计算的简洁性,选取在单元 回归模型精度最高的红边指数 MVI_{re}和两两之间共 线性低的红、绿波段指数 NDVI、GNDVI 作为多元变 量入选多元回归和 BP 神经网络反演模型。

2.3 生物量反演建模与验证

基于模型入选变量,分别采用多元回归、BP神 经网络方法建模并选取其中最佳的反演模型,其中 单元最优模型已在上文提及过(表4);运用 SPSS 22.0软件基于入选变量的所有组合可能进行 MLR 分析与建模;采用 Matlab R2012a 软件编程构建多 种输入特征组合得 BPNN 模型,分别比较所得到的 MLR、BPNN 模型的决定系数和误差,筛选出各自的 最优模型组合并基于交叉验证法^[26]进行模型的检 验和比较(表 6)。

表 4 各植被指数和玉米生物量的相关系数(n = 26) Tab.4 Correlation coefficient between 22 vegetation indices and biomass(n = 26)

枯油比粉	是伏回归措刑	决定系数
但仅有效	取此世归侯至	(R^2)
SR	$y = 49.74x^{1.0381}$	0.65
EVI2	$y = 6\ 794x^{1.\ 594\ 6}$	0.39
NDVI	$y = 783.37x^{-0.623}$	0.68
WDRVI	$y = 241.91 e^{2.495x}$	0.67
MSR	$y = 111.89x^{1.6044}$	0.56
TVI	$y = 359.51 e^{0.0292x}$	0.41
$\mathrm{TVI}_{\mathrm{re}}$	y = 1 354. 6 e ^{0.0654x}	0.53
$\mathrm{WDRVI}_{\mathrm{re}}$	$y = 11\ 260 e^{6.\ 448\ 8x}$	0.80
MVI	$y = 1.181 3 e^{-3E - 0.5x}$	0.69
MVI_{re}	$y = 0.928 4 e^{-4E - 0.5x}$	0.81
$\mathrm{CI}_{\mathrm{redge}}$	$y = 750.\ 36x^{1.\ 185\ 6}$	0.79
$\mathrm{CI}_{\mathrm{green}}$	$y = 79.015 x^{1.1914}$	0.64
GNDVI	$y = 2 \ 290. \ 5x^{4. \ 083 \ 1}$	0.68
MSAVI	$y = 140.88 e^{2.6007x}$	0.40
$MTVI2_{re}$	$y = 0.1495 \ln x - 0.8965$	0.77
MTCI	$y = 0.\ 032\ 4x^{0.\ 544\ 7}$	0.77
$\mathrm{MSR}_{\mathrm{redge}}$	$y = 0.018 \ 4x^{0.520 \ 8}$	0.79
$\mathrm{SR}_{\mathrm{redge}}$	$y = 119.\ 56x^{2.\ 591\ 5}$	0.79
$\mathrm{NLI}_{\mathrm{re}}$	$y = 956. 81 e^{2.8337x}$	0.64
NLI	$y = 168.\ 24 e^{2.\ 218\ 4x}$	0.59
NDGI	$y = -27\ 232x^2 + 14\ 635x - 1\ 014.\ 6$	0.38
$\mathrm{NDVI}_{\mathrm{redge}}$	$y = 4 \ 865 x^{1.680 \ 8}$	0.70

表 5 相关性较好的植被指数间的方差膨胀因子 Tab. 5 Variance expansion factor among well-correlated vegetation indices

	NDVI	MVI	$\mathrm{CI}_{\mathrm{redge}}$	GNDVI	MTCI	$\mathrm{MSR}_{\mathrm{redge}}$	$\mathrm{SR}_{\mathrm{redge}}$	SR	$MTVI2_{re}$	$\rm WDRVI_{re}$	MVI_{re}
NDVI		100	3.6	6.7	2.7	3.8	3.7	9.3	2.9	3.8	4.1
MVI			3.6	6.7	2.7	3.8	3.7	9.3	2.9	3.8	4.1
$\mathrm{CI}_{\mathrm{redge}}$				5.6	66.7	100	100	3.1	21.3	99.8	21.3
GNDVI					3.9	6.1	5.6	6.7	3.9	6.1	6.9
MTCI						89.7	66.7	4.7	27.1	87.2	76.5
$\mathrm{MSR}_{\mathrm{redge}}$							100	3.8	23.2	97.1	80.7
$\mathrm{SR}_{\mathrm{redge}}$								4.2	31.2	90.9	97.4
SR									7.4	3.2	5.1
MTVI2 _{re}										20.8	16.7
$WDRVI_{re}$											71.4
MVI _{re}											

表6 生物量的估算与验证

Tab. 6 Biomass estimation and verification

	建模			验证			交叉验证			
植被指数	模型	样本	p ²	RMSE/	样本	p ²	RMSE/	样本	p ²	RMSE/
		个数	R	$(g\boldsymbol{\cdot}m^{-2})$	个数	R	$(\mathbf{g} \cdot \mathbf{m}^{-2})$	个数	R^{-}	(g·m ⁻²)
MVI _{re}	幂	26	0.80	185.69	10	0.54	238.95	36	0.73	218.26
MVI _{re} GNDVI NDVI	多元回归	26	0.73	171.84	10	0.47	208.32	36	0.71	196.81
MTVI2 _{re} GNDVI	BP 神经	26	0.83	168.09	10	0.64	178.72	36	0.78	177.23

177

表 6 和图 7 显示了改进后的植被指数及组合在 不同回归模型下对玉米生物量的最佳预测能力。在 所有回归模型中,由改进后的红边 MVI 指数与绿波 指数 GNDVI 构建的 BP 神经网络模型建模精度最 高, $R^2 = 0.83$ 、RMSE 为 168.09 g/m²。为了验证模 型的精度,利用剩下的样本个数进行验证,结果显示 验证模型 R^2 和 RMSE 分别为 0.64 和 178.72 g/m², 估测精度 EA 为 79.4%,比其他模型 R^2 增加了 0.1 ~ 0.17、RMSE 减少了 29.65~60.23 g/m²、估测精度提高 了 3.3%~7.1%。其建模精度较为理想,由于上述选 择建模样本和验证样本具有不确定性,所以本文再次 用交叉验证法来进行生物量的估算,结果显示 R² 和 RMSE 分别为 0.78 和 177.23 g/m²,预测值和实测值的 散点图具有较好的一致性,该模型与生物量的相关性 达到极显著水平,表明利用上述模型显著提高了采 煤沉陷耕地玉米地上干生物量的反演精度。





2.4 反演模型的应用

利用上述模型结合研究区玉米种植范围,进行 采煤沉陷盆地玉米灌浆期地表干生物量实地反演和 制图(图8),获得研究区玉米生物量介于 52.25 ~ 1 575.72 g/m²,平均值为 873.08 g/m²,标准差为 294.89 g/m²,与研究样本的描述性统计结果(表 2) 较为一致。利用自然间断分类法^[27]基于数据中固 有的自然分组,对分类间隔加以识别,在数据值差异 相对较大的位置处设置边界进行分组,将研究区玉 米地表干生物量分为 5 个等级,统计每个等级的像 元数量及所占比例,见表7。

遥感识别结果表明,研究区内玉米生物量主要 集中于592~1050g/m²,属于Ⅲ级(592~860g/m²) 和Ⅳ级(860~1050g/m²)的区域占74.4%,地表生 物量低于592g/m²的玉米面积占21.4%,研究区内 玉米生物量整体偏低,反映耕地整体受采煤沉陷扰 动较严重;玉米地表生物量空间分布基本表现为沿 3条样线自扰动边界向盆地中心逐渐增加,至近水 区域达到最低值。其中扰动边界内L1样线远端、 L3覆盖区域玉米地表生物量分布在1050g/m²以



mining subsidence

表 7 基于 BP 模型反演的研究区灌浆期玉米地表干 生物量分等

 Tab. 7
 Statistical analysis of surface dry biomass of maize at grain filling stage based on BP model inversion

干生物量	干生物量/	14 - ***	所占
等级	(g·m ⁻²)	修兀奴	比例/%
Ι	0 ~ 352	4 340 269	14.1
Ш	352 ~ 592	2 282 765	7.3
Ш	592 ~ 860	16 342 316	52.1
IV	860 ~ 1 050	6 955 596	22.3
V	≥1 050	1 285 320	4.2

上,表明此处玉米长势大多未受影响,中部区域耕地 多属于中度和轻度损毁,反演结果与实地调查样本 基本一致。扰动边界外部分耕地也呈现轻度扰动的 现象,究其原因为研究区内玉米均为农民自然播种, 玉米品种、施肥等因素不一致导致了玉米长势差异。

3 讨论

研究区受采煤扰动地表已基本达到稳沉且受损 耕地上的玉米属于灌浆期,玉米发育成熟,玉米生物 量可以很好地反映作物的产量情况,进一步凸现耕 地损毁的状况。应用灌浆期的遥感影像和地面实测 数据能对作物最终的整体长势进行反演。在以后的 研究中,应在玉米生长的各个时期同步或准同步进 行无人机多光谱影像和地面数据的采集进一步提高 灾害过程实时监测的准确性和时效性。同时还可以 设置地面模拟试验进行多光谱的采集和分析,加强 基于叶片叶面积指数、叶绿素、作物产量模型的反演 机理研究和精度提高。但是,通过研究也发现,由于 播种条件、地面微地形及田间管理的差异,玉米生物 量在未开采损毁区域也呈现一定的波段,如何去确 定基于作物生物量的开采沉陷损毁阈值也是下一步 研究的关键。

在野外实地采集样本的过程中,发现研究区内 植被的分布呈多样化,由沉陷中心的沉水植物到浮 叶植物再到近水岸边的挺水植物,最后是长势各异 的玉米,此次试验只研究了现有耕地中各样观测线 上玉米生物量的变化趋势,导致可用的样本较少,限 制了反演精度的提高。因此如何将观测线上所有植 被的生长参数如生物量、作物产量等指标标准化、统 一化,构建多指标、多植被、时序性的反演模型是下 一步研究工作的重点。

4 结论

(1) 在矿区采煤沉陷地复杂的生态环境中, 红 边波段能够在一定程度上提高生物量估算精度。通 过对传统指数计算中引入红边波段进行改造, 植被 指数与玉米生物量的相关系数提高 0.06~0.27, 筛 选得到相关性最优的红边指数 MVI_{re}, 构建的幂指 数模型决定系数 *R*² 达到 0.81, 比其他指数提高 0.11~0.15, 并在此基础上, 排除多重共线性, 构建 多元线性回归模型、BP 神经网络模型。其中以指数 MVI_{re}、GNDVI 为基础的 BP 神经网络模型决定系数 *R*² 为 0.83、预测均方根误差为 178.72 g/m²、估测精 度为 79.4%, 3 个指标均为模型中最优。表明该方 法可有效提高玉米生物量遥感反演模型的精度。

(2)基于最佳模型对东滩煤矿 A1 工作面地表 采煤沉陷耕地进行空间识别和分析,结果表明:遥感 指标识别获得的研究区采煤沉陷耕地玉米地表生物 量空间分布情况与地面样点描述性统计结果一致, 研究区内生长期 74.4%的玉米生物量分布在 592~ 1 050 g/m²之间,21.4%的玉米生物量分布在 1 050 g/m²以 上。空间分布上玉米生物量呈现从沉陷盆地内部向 边缘逐渐增加的趋势,这说明了沉陷深度与玉米生 物量的强相关性。由于农民田间管理的不同,导致 各测线之间玉米 AGB 也存在显著差异,因此无法 通过某一确定阈值与区间来划分损毁程度。该研 究可为同类型其他高潜水位矿区土地损毁监测与 评价、土地复垦与生态修复等提供基础数据与理 论支撑。

参考文献

HU Zhenqi,XIAO Wu, New idea and new technology of mine land reclamation: concurrent mining and reclamation [J]. Coal Science and Technology,2013,41(9):178-181. (in Chinese)

- 2 肖武,李素萃,王铮,等. 高潜水位煤矿区生态风险识别与评价[J]. 生态学报,2016,36(17):5611-5619. XIAO W,LI S C, WANG Z, et al. Ecological risk identification and assessment for a coal mine with a high groundwater table[J]. Acta Ecologica Sinica,2016,36(17):5611-5619. (in Chinese)
- 3 VENKATARAMAN G, KUMAR S P, RATHA D S, et al. Open cast mine monitoring and environmental impact studie through remote sensing—a case study from Goa, India[J]. Geocarto-International, 1997, 12(2):39-53.
- 4 CHRISTAIN F, WOLF G B. Monitoring of environmental changes caused by hard coalmining, remote sensing for environmental monitoring, GIS APPlications, and Geology[J]. Proceeding of SPIE, 2002, 78(46): 4545 4560.
- 5 吴雪茜,周大伟,安士凯.等.淮南潘谢矿区土地与水域演变趋势及治理对策[J].煤炭学报,2015,40(12):2927 2932. WU Xueqian,ZHOU Dawei,AN Shikai, et al. Evolvement trend of land and water systems in Huainan Panxie mining area and its countermeasures[J]. Journal of China Coal Society, 2015,40(12):2927 - 2932. (in Chinese)
- 6 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)
- 7 赵虎,杨正伟,李霖,等.作物长势遥感监测指标的改进与比较分析[J].农业工程学报,2011,27(1):243-249. ZHAO Hu, YANG Zhengwei, LI Lin, et al. Improvement and comparative analysis of indices of crop growth condition monitoring by remote sensing [J]. Transactions of the CSAE,2011,27(1):243-249. (in Chinese)
- 8 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.http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20180424&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn. 1000-1298.2018.04.024.

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. (in Chinese)

9 韩文霆,李广,苑梦婵,等. 基于无人机遥感技术的玉米种植信息提取方法研究[J/OL]. 农业机械报,2017,48(1):139-147. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20170118&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.01.018.

HAN Wenting, LI Guang, FAN Mengchan, et al. Extraction method of maize planting information based on UAV remote sensing technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(1):139-147. (in Chinese)

- 10 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前景[J]. 中国矿业,2017,26(6):71-78. XIAO Wu, HU Zhenqi, ZHANG Jianyong, et al. The status and prospect of UAV remote sensing in mine monitoring and land reclamation[J]. China Mining Magazine,2017,26(6):71-78. (in Chinese)
- 11 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/OL].农业机械学报,2017,48(8): 147-158. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20170816&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn. 1000-1298.2017.08.016.

LI Changchun, NIU Qinglin, YANG Guijun, et al. Estimation of leaf area index of soybean breeding materials based on UAV digital images [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(8):147 - 158. (in Chinese)

12 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/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(11): 285-293. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20161139&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn. 1000-1298.2016.11.039.

TIAN Minglu, BAN Songtao, CHANG Qingrui, et al. Estimation of SPAD value of cotton leaf using hyperspectral images from UAV-based imaging spectroradiometer [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47 (11): 285 - 293. (in Chinese)

- 13 裴浩杰,冯海宽,李长春,等.基于综合指标的冬小麦长势无人机遥感监测[J].农业工程学报,2017,33(20):74-82.
 PEI Haojie, FENG Haikuan, LI Changchun, et al. Remote sensing monitoring of winter wheat growth with UAV based on comprehensive index[J]. Transactions of the CSAE,2017,33(20):74-82. (in Chinese)
- 14 杨粉团,顾晓鹤,李刚,等.利用多时相 HJ-CCD 遥感影像监测玉米粘虫灾情空间分布[J].农业工程学报,2013,29(14):
 156-163.

YANG Fentuan, GU Xiaohe, LI Gang, et al. Monitoring spatial distribution of armyworm disaster on maize with multi-temporal HJ - CCD images[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(14):156 - 163. (in Chinese)

- 15 KROSS A, MCNAIRN H, LAPEN D, et al. Assessment of RapidEye vegetation indices for estimation of leaf area index and biomass in corn and soybean crops[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2015, 34:235 - 248.
- 16 JIN X L, YANG G J, XU X G, et al. Combined multi-temporal optical and radar parameters for estimating LAI and biomass in winter wheat using HJ and RADARSAR 2 data[J]. Remote Sensing, 2015,7(10):13251-13272.
- 17 王晓慧,张磊,刘双利,等.不同熟期春玉米品种的籽粒灌浆特性[J].中国农业科学,2017,33(20):74-82. WANG Xiaohui,ZHANG Lei,LIU Shuangli, et al. Grain filling characteristics of maize hybrids differing inmaturities[J]. Scientia

Agricultura Sinica, 2017, 33(20):74 - 82. (in Chinese)

- 18 陆国政,杨贵军,赵晓庆,等.基于多载荷无人机遥感的大豆地上鲜生物量反演[J].大豆科学,2017,36(1):41-50.
- LU Guozheng, YANG Guijun, ZHAO Xiaoqing, et al. Inversion of soybean fresh biomass based on multi-payload unmanned aerial vehicles (UAVs) [J]. Soybean Science, 2017, 36(1):41 50. (in Chinese)
- 19 姜海玲,杨航,陈小平,等.利用光谱指数反演植被叶绿素含量的精度及稳定性研究[J].光谱学与光谱分析,2015,35(4): 975-981.

JIANG Hailing, YANG Hang, CHEN Xiaoping, et al. Research on accuracy and stability of inversing vegetation chlorophyll content by spectral index method [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 35(4):975-981. (in Chinese)

20 刘冰峰,李军,贺佳,等. 基于高光谱植被指数的夏玉米地上干物质量估算模型研究[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(3): 254-262. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20160336&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn. 1000-1298.2016.03.036.

LIU Bingfeng, LI Jun, HE Jia, et al. Estimation models of above-ground dry matter accumulation of summer maize based on hyperspectral remote sensing vegetation indexes [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3):254 - 262. (in Chinese)

- 21 袁媛.夏玉米叶绿素及叶面积指数高光谱遥感估算[D].杨凌:西北农林科技大学,2014. YUAN Yuan. Chlorophyll and leaf area index estimation based on hyperspectral remote sensing of summer corn [D]. Yangling: Northwest A&F University,2014. (in Chinese)
- 22 张智韬,王海峰,韩文霆,等.基于无人机多光谱遥感的土壤含水率反演研究[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(2):173 181. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20180223&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.02.023.

ZHANG Zhitao, WANG Haifeng, HAN Wenting, et al. Inversion of soil moisture content based on multispectral remote sensing of UAVs[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2):173-181. (in Chinese)

- 23 文瑶,李民赞,赵毅,等. 玉米苗期冠层多光谱反射率反演与叶绿素含量诊断[J]. 农业工程学报,2015,31(增刊2):193-199. WEN Yao,LI Minzan, ZHAO Yi, et al. Multispectral reflectance inversion and chlorophyll content diagnosis of maize at seeding stage[J]. Transactions of the CSAE,2015,31(Supp.2):193-199. (in Chinese)
- 24 王丽爱,马昌,周旭东,等. 基于随机森林回归算法的小麦叶片 SPAD 值遥感估算[J/OL]. 农业机械学报,2015,46(1): 259-265.http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20150136&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn. 1000-1298.2015.01.036.

WANG Liai, MA Chang, ZHOU Xudong, et al. Estimation of wheat leaf SPAD value using RF algorithmic model and remote sensing data[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(1):259 - 265. (in Chinese)

25 许传阳,马守臣,张合兵,等.煤矿沉陷区沉陷裂缝对土壤特性和作物生长的影响[J].中国生态农业学报,2015,23(5): 597-604.

XU Chuanyang, MA Shouchen, ZHANG Hebing, et al. Effect of cracks on soil characteristics and crop growth in subsided coal mining areas[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2015, 23(5):597-604. (in Chinese)

- 26 汤宝平,刘文艺,蒋永华. 基于交叉验证法优化参数的 Morlet 小波消噪方法[J]. 重庆大学学报,2010,33(1):1-6. TANG Baoping, LIU Wenyi, JIANG Yonghua. Parameter optimized Morlet wavelet de-noising method based on cross validation method[J]. Journal of Chongqing University,2010,33(1):1-6. (in Chinese)
- 27 韩美,张翠,路广,等. 黄河三角洲人类活动强度的湿地景观格局梯度响应[J]. 农业工程学报,2017,33(6):265-274. HAN Mei,ZHANG Cui, LU Guang, et al. Response of wetland landscape pattern gradient to human activity intensity in Yellow River Delta[J]. Transactions of the CSAE,2017,33(6):265-274. (in Chinese)