doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.02.017

基于多生育期 NDVI 变化特征的冬小麦覆盖度提取

李　阳[1,2]　赵　博[1,2]　郭若宇[1,2]　邢高勇[1,2]　张银桥[1,2]　苑严伟[1,2]　朱志强[1,2]
(1. 中国农业机械化科学研究院集团有限公司, 北京 100083; 2. 农业装备技术全国重点实验室, 北京 100083)

摘要: 植被覆盖度是反映地表植被分布的重要参数,遥感影像中非植被背景的剔除对于基于遥感影像的早期作物产量预测、长势监测等具有重要意义。本文利用无人机遥感系统获取冬小麦返青期、拔节期、抽穗期、灌浆期 NDVI(Normalized difference vegetation index)影像及拔节期、抽穗期、灌浆期与返青期冬小麦 NDVI 差值影像,基于最大类间方差法(Otsu)对各生育期冬小麦植被及非植被 NDVI 进行分割(NDVI-OTSU 植被提取方法),并基于 Otsu 对冬小麦各生育期 NDVI 差值影像进行初步分割,进行掩膜等提取后利用 Otsu 进行再分割,进而实现对各生育期冬小麦植被及非植被 NDVI 的分割(NDVID-OTSU 植被提取方法)。对比 2 种方法提取作物植被效果,结果表明:对于 NDVI-OTSU 植被提取方法,作物植被各生育期提取误差为 16.68%、7.24%、7.40%、10.79%,各生育期提取精度由高到低为拔节期、抽穗期、灌浆期、返青期。NDVID-OTSU 植被提取方法各生育期提取误差分别为 6.44%、3.53%、1.36%、4.15%,精度均高于基于 NDVI-OTSU 的植被提取方法,各生育期植被提取精度由高到低依次为抽穗期、拔节期、灌浆期、返青期。非植被背景剔除后,各生育期 NDVI 与冬小麦产量相关性进一步提高,其中返青期提升幅度最大。在低植被覆盖度时,植被覆盖度与 NDVI 及冬小麦产量相关性较好,在高植被覆盖度时,相关性变差,出现严重饱和现象。基于 NDVID-OTSU 的作物植被提取为作物早期长势监测等提供了一种快速、有效的方法。

关键词: 小麦; NDVI; Otsu; 覆盖度; 多生育期; 产量
中图分类号: S127　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)02-0171-10　　**OSID**:

Extraction of Winter Wheat Cover Based on NDVI Variation Characteristics over Multiple Growth Stage

LI Yang[1,2]　ZHAO Bo[1,2]　GUO Ruoyu[1,2]　XING Gaoyong[1,2]　ZHANG Yinqiao[1,2]　YUAN Yanwei[1,2]　ZHU Zhiqiang[1,2]
(1. *Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences Group Co., Ltd., Beijing* 100083, *China*
2. *State Key Laboratory of Agricultural Equipment Technology, Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Vegetation coverage is an important parameter reflecting the distribution of vegetation on the ground surface, and the removal of non-vegetation background from remote sensing images is of great significance for early crop yield prediction and growth monitoring based on remote sensing images. UAV remote sensing system was used to obtain the remote sensing image information of winter wheat at the greening, jointing, heading, and filling stages, and calculated to get the NDVI images of farmland in each growth stage of winter wheat and the difference images of NDVI of farmland at the jointing, heading, and filling stage with the greening stage. The first method: the NDVI of the winter wheat canopy and non-canopy layer at each growth stage was segmented based on the Otsu (NDVI-OTSU-based vegetation extraction method). The second method: preliminary segmentations of NDVI difference images at each growth stage were carried out based on the Otsu, and the mask extractions was performed and then re-segmentation was carried out by using the Otsu, which in turn realized the segmentation of the NDVI of canopy and non-canopy layers of winter wheat at each growth stage (NDVID-OTSU-based vegetation extraction method). Finally, the effectiveness of the two methods for extracting crop vegetation was investigated. The results showed that for the NDVI-OTSU vegetation extraction method, the extraction

收稿日期: 2024-10-30　修回日期: 2024-11-28
基金项目: 国家重点研发计划项目(2024YFD2301100、2022YFD2001502)
作者简介: 李阳(1990—),男,高级工程师,博士,主要从事农业传感及信息化技术研究,E-mail: tanfeiyuxie@163.com
通信作者: 苑严伟(1980—),男,研究员,博士生导师,主要从事农业传感及信息化技术研究,E-mail: yyw215@163.com

errors of crop vegetation at each growth stage were 16.68%, 7.24%, 7.40% and 10.79%, respectively. The extraction precision of each growth stage was as follows in descending order: jointing stage, heading stage, filling stage, and greening stage. For each growth stage, the extraction errors of the multi-growth stage NDVID - OTSU vegetation extraction method were 6.44%, 3.53%, 1.36% and 4.15%, respectively, which were higher than those of the NDVI - OTSU vegetation extraction method, respectively. The vegetation extraction accuracies of each growth stage in descending order were as follows: heading stage, jointing stage, filling stage, and greening stage. The correlation between NDVI and winter wheat yield at each growth stage was further improved after the non-vegetation background was removed, with the greatest enhancement of NDVI at the greening stage. The correlations between vegetation coverage and NDVI, winter wheat yield were good at low vegetation coverage, and poor at high vegetation coverage, with severe saturation. Crop vegetation extraction based on the multi-growth stage NDVID - OTSU can provide a fast and effective method for crop early growth monitoring and so on.

Key words: wheat; NDVI; Otsu; coverage; multi-growth stages; yield

0 引言

植被覆盖度(Fractional vegetation cover, FVC)是反映地面植被分布的重要参数,也是研究区域生态系统的重要指标。目前植被覆盖度提取方法主要有地表实测法和遥感监测法[1]。地表实测法由于费时、费力等,在大范围植被覆盖度监测方面受到很大限制。随着无人机遥感技术的广泛应用,无人机遥感监测植被覆盖度已成为精准农业的研究热点。遥感影像中非植被的剔除对于基于遥感影像的早期作物产量预测、长势监测等具有重要意义。而在作物覆盖度较低的生育期,更应考虑遥感影像中农田非植被背景的影响[2]。

基于遥感技术获取植被覆盖度的方法主要包括物理模型法、混合像元分解法、经验模型法以及植被指数阈值法等[1,3]。其中,物理模型法存在数据量获取及成本问题,经验模型法、混合像元分解法等存在区域性或植被类型等限制[4-5]。而基于植被指数阈值进行植被覆盖度提取具有很好的应用前景,其关键是土壤及冬小麦植被指数阈值确定[6]。目前,分类阈值确定方法主要为样本统计法和植被指数时序图交点法,都取得了较好的结果[1]。田振坤等[7]以冬小麦为研究对象,基于农作物、土壤波谱特征及其 NDVI 变化范围,确定植被指数提取阈值,提出了一种农作物快速分类提取方法。牛亚晓等[3]基于监督分类与植被指数统计直方图,提出了一种小麦覆盖度田间尺度快速提取方法。APAN 等[8]基于监督分类分别统计了冬小麦与土壤植被指数的直方图,以直方图交点作为两者分类阈值,基于分类阈值对植被覆盖度进行提取。LI 等[9]利用 2 个半高斯分布拟合 Lab 颜色空间的纯植被和纯背景像元直方图,得到高斯分布的参数阈值,用以对植被覆盖度进行估算。汪小钦等[10]对比了基于双峰直方图阈值法和直方图熵阈值法提取可见光图像植被覆盖度的效果,发现双峰直方图阈值法整体提取效果优于直方图熵阈值法。但有些遥感图像相关植被指数波峰和波谷区分不明显,利用双峰直方图阈值法提取植被覆盖度普适性较差[11-12],而且算法实现过程较为复杂,在植被密度较低的区域植被信息提取效果不佳[12]。李冰等[13]提出了基于多时间序列植被指数直方图获取阈值的方法,该方法将不同生育期植被指数直方图曲线的交点作为植被指数阈值,从而可以区域性动态获取植被指数分割阈值。研究表明土壤亮度和含水率等土壤性质对植被冠层植被指数影响显著[14-15],而不同生育期遥感影像受土壤背景及光照等影响,植被与非植被分割阈值是动态变化的[1,16]。虽然传统的植被指数阈值法在基于不同图像、光谱等剔除非植被背景方面取得了一定的成果,但大多数图谱参数都受到土壤背景空间变异及绿色植被等众多地表因素的影响,各种指数仍然对非植被背景等有一定的敏感性[17],造成阈值难以精确确定,限制了上述方法在大田环境下的进一步应用[18]。

针对以上问题,本文利用作物不同生育期 NDVI 差值,表征作物植被和非植被背景在不同生育期之间的变化情况,根据作物与非作物在不同生育期之间变化的趋向性及幅度差异,基于 Otsu[19]算法获取不同生育期 NDVI 差值影像分割阈值,进而剔除非植被背景,以期为作物早期长势监测提供技术参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于山东省青岛市即墨区段泊岚镇,研究区地块面积为 4.13 hm^2,以尺度 20 m×20 m 对地块进行栅格划分,共划分得 117 个采样小区,如图 1 所示。研究区属于暖温带季风大陆性气候区,种植模式为夏玉米、冬小麦轮作。冬小麦一般在每年 10 月中旬播种,次年 6 月中旬收获。

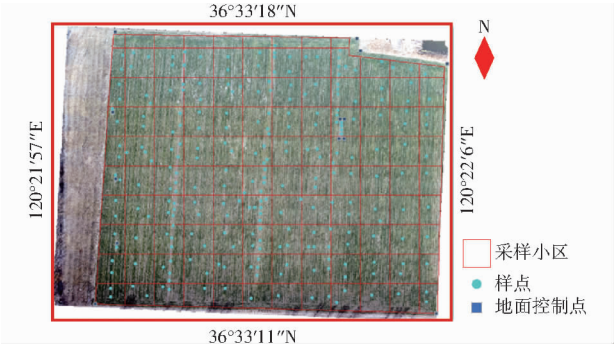


图 1　研究区示意图

Fig. 1　Location of experimental area

1.2　试验数据采集

1.2.1　无人机遥感数据采集与预处理

利用大疆精灵 4 多光谱版无人机遥感系统进行数据采集，主要包括 5 个波段多光谱传感器（蓝光 B 波长（450 ± 16）nm；绿光 G 波长（560 ± 16）nm；红光 R 波长（650 ± 16）nm；红边光 RE 波长（730 ± 16）nm；近红外光 NIR 波长（840 ± 26）nm）、1 个 RGB 相机、1 个光强传感器和 3 个固定反射率校正板等，如图 2 所示。

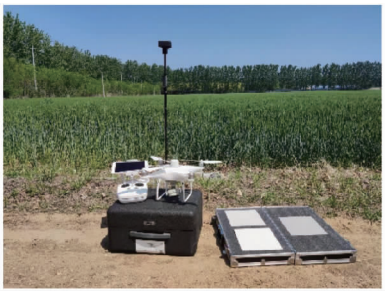


图 2　无人机遥感系统

Fig. 2　UAV remote sensing system

于 2023 年返青期（3 月 1 日）、拔节期（3 月 31 日）、抽穗期（4 月 12 日）及灌浆期（5 月 20 日），利用无人机遥感系统获取冬小麦长势遥感信息。无人机按照 S 形固定航线飞行，飞行高度 80 m，前向重叠率 70%，侧向重叠率 80%，4 期遥感影像地面分辨率存在细微偏差，最小为 3.70 cm。作物多光谱影像辐射定标、正射校正以及拼接等在大疆智图软件中处理，进而利用 ArcGIS 软件对影像进行掩模、裁剪、计算、提取及统计等，获取整个地块及各采样小区作物 NDVI。

1.2.2　农田植被与非植被信息采集

在返青期，由于无人机遥感高清分辨率影像不易目视区分植被像元与非植被像元，所以返青期时利用 RTK 系统在农田随机选取 250 个样点，记录样点位置及相应的植被与非植被像元信息。而在拔节期、抽穗期、灌浆期，则以目视识别统计各生育期高分辨率影像中相应 250 个样点的真实植被和非植被样点数量。

1.2.3　冬小麦产量测定方法

于 2023 年 6 月冬小麦收获前进行人工采样测产，测量冬小麦产量时分别在每个采样小区中心选取 1 m × 1 m 样方，人工脱粒后晾晒后计产。采集得到冬小麦 117 组产量数据。

1.3　多光谱植被指数选取

在红光波段、红边波段及近红外波段农作物光谱反射信息与其长势、植被覆盖度密切相关[20-21]。同时，结合前人研究成果，基于 NDVI 的作物植被覆盖度提取效果较好[22-24]。基于 NDVI 提取冬小麦植被覆盖度，NDVI、植被覆盖度计算式为

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \tag{1}$$

$$FVC = \frac{N_{wheat}}{N_{wheat} + N_f} \tag{2}$$

式中　NIR——近红外波段反射率

R——红光波段反射率

N_{wheat}——冬小麦像元个数

N_f——非植被像元个数

1.4　研究方法

1.4.1　数据处理与分析方法

利用 Matlab 的 Otsu 算法对 NDVI 影像进行直方图特性统计并自动选取全局阈值。基于不同的植被提取方法得到冬小麦各生育期植被影像，进而提取相应生育期植被覆盖度。借鉴前人研究[1,3]，利用机器学习算法对农田冬小麦图像植被与非植被进行监督分类，将监督分类结果作为植被覆盖度真实值。植被覆盖度提取误差计算式为

$$E = \frac{|A_t - A_v|}{A_t} \times 100\% \tag{3}$$

式中　E——植被覆盖度提取误差，%

A_t——监督分类法获得的冬小麦植被覆盖度

A_v——通过阈值法获得的冬小麦植被覆盖度

采用皮尔逊相关系数法对剔除非植被背景前后的 NDVI 与冬小麦产量相关关系进行评价。利用相对平均偏差（Relative average deviation，RAD）对植被像元与非植被像元及多生育期不同类型像元差值分布偏离程度进行量化，RAD 越大表示两类像元分布相距越远，其差异性越大，可分离效果越好，其计算式为

$$RAD = \frac{\sum_{i=1}^{n} |x_i - \bar{x}|}{n\bar{x}} \tag{4}$$

式中　x_i——第 i 个数据点值

$\bar{x}$——数据平均值

n——数据数量

1.4.2 数据处理流程

2 种植被覆盖度提取方法具体流程(图 3)及步骤为:

(1)采用 NEAREST 方法统一各生育期 NDVI 影像分辨率为 3.70 cm×3.70 cm,利用 ArcGIS 中的地理配准工具添加地面控制点位置信息到各生育期影像的相应位置处,进行精准配准。设置地面控制点 13 个,其中地块边角 6 个,地块内部电线杆处 3 个,以及地块内部矩形非植被区域 4 个(图 1)。以返青期影像为基准,统计后续生育期与返青期影像之间的配准误差。其中,拔节期影像、抽穗期影像、灌浆期影像与返青期影像之间最大误差(行方向和列方向)分别为 0.363 9、0.417 6、0.330 1 像元,精度均优于 1 个像元,满足对各生育期影像配准精度要求。

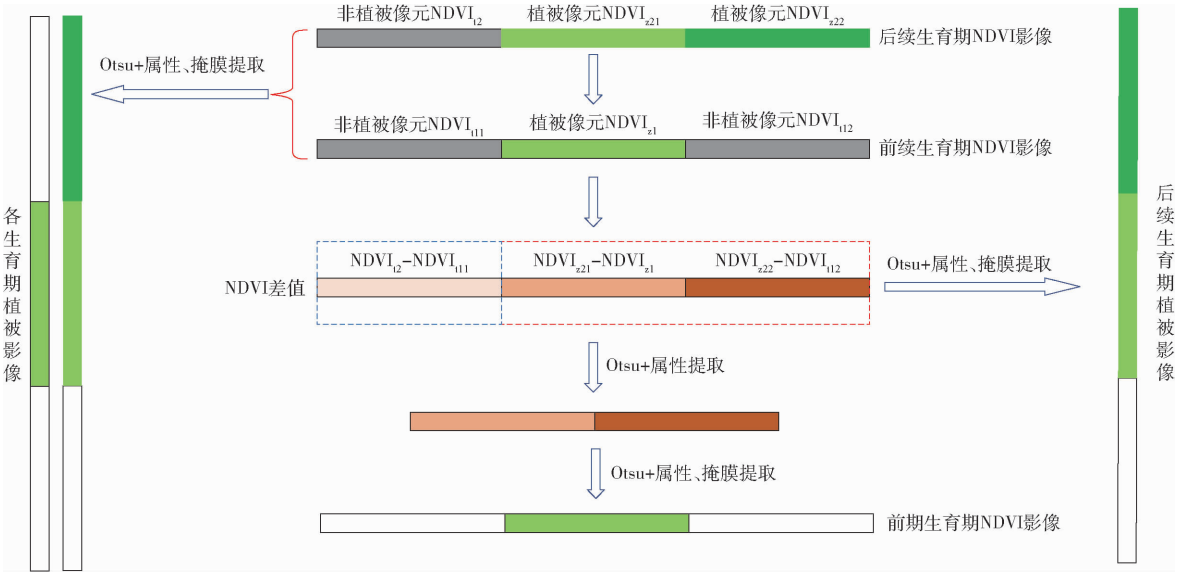


图 3 技术流程图

Fig. 3 Technical flowchart

(2)基于 Otsu 算法对各生育期 NDVI 影像进行阈值分割,利用此分割阈值得到剔除非植被像元后的作物 NDVI 影像。并计算各生育期作物 NDVI 均值,确定作物 NDVI 最大的生育期为峰值生育期。

(3)计算得到拔节期、抽穗期、灌浆期 NDVI 与返青期 NDVI 差值,即分别计算相应 NDVI 影像每个像元与返青期对应位置处像元差值,得到不同生育期 NDVI 差值影像。

(4)基于 Otsu 计算得到各生育期 NDVI 差值影像的分割阈值,基于此阈值得到 NDVI 差值影像中的较大值部分,再经提取得到仅含后续生育期植被部分的 NDVI 影像。

(5)峰值生育期 NDVI 差值影像经 Otsu 分割后得到较小值部分即后续生育期非植被像元与返青期非植被像元差值 $NDVI_{t2}-NDVI_{t11}$(记为 TT),较大值部分即后续生育期植被像元与返青期植被像元差值 $NDVI_{z21}-NDVI_{z1}$(记为 ZZ),及后续生育期植被像元与返青期非植被像元差值 $NDVI_{z22}-NDVI_{t12}$(记为 ZT)。基于 Otsu 对 ZZ+ZT 部分进行分割得到相应阈值,再经提取得到返青期影像中不含非植被背景的作物 NDVI 影像 ZZ。

2 结果和分析

2.1 原始影像像元统计

如表 1 所示,各生育期 NDVI 原始数据整体变化趋势为返青期至抽穗期逐渐增大,抽穗期至灌浆期则变小。可知各生育期 NDVI 存在中度变异,其中掺杂大量非植被像元。

表 1 NDVI 原始数据统计

Tab. 1 Raw data statistics

生育期	平均值	标准差	变异系数/%
返青期	0.272 9	0.080 1	29.35
拔节期	0.679 6	0.146 1	21.49
抽穗期	0.792 9	0.108 3	13.66
灌浆期	0.708 0	0.120 2	16.98

2.2 基于监督分类法的植被提取

基于 4 个生育期共 1 000 个植被与非植被样点区域数据,以目视判读结合野外调查在 4 期图像上共选定 541 个冬小麦像元区域及 459 个非植被像元区域,进而基于支持向量机(Support vector machine,SVM[25-26])进行监督分类。利用混淆矩阵法对分类结果精度进行验证,由混淆矩阵计算分类结果生产者精度、用户精度如表 2 所示,总体分类精度为

99.30%，Kappa 系数为 0.985 9，其值越大表示精度越高[10,27]。

表 2　农田地物种类监督分类评价

Tab.2　Supervised classification evaluation of farmland feature types

地物种类	非植被像元	植被像元	总和	用户精度/%
非植被像元	13 425	100	13 525	99.26
植被像元	75	11 400	11 475	99.35
总和	13 500	11 500	25 000	
生产者精度/%	99.44	99.13		

2.3　NDVI－OTSU 与 NDVID－OTSU 植被提取

基于 NDVI－OTSU 得到返青期、拔节期、抽穗期、灌浆期冬小麦植被与非植被 NDVI 分割阈值，分别为 0.262 7、0.435 3、0.415 7、0.372 5，分割阈值先增大后减小，根据阈值分别得到植被、非植被像元影像，其统计结果如表 3、4 所示。如图 4 所示，同样抽穗期 NDVI 最大，则抽穗期为峰值生育期。不同生育期之间非植被、植被像元 NDVI 均值均先增大后减小，而且相较于返青期，后续生育期植被 NDVI 变化幅度大于非植被 NDVI 变化幅度，即相较于返青期，后续生育期非植被 NDVI 与返青期非植被 NDVI 差值小于相应后续生育期植被像元 NDVI 与返青期植被像元 NDVI 的差值，而更低于相应后续生育期植被像元 NDVI 与返青期非植被像元 NDVI 的差值。

表 3　基于 NDVI－OTSU 的植被 NDVI 统计结果

Tab.3　NDVI statistics of vegetation based on NDVI－OTSU

生育期	平均值	标准差	变异系数/%
返青期	0.342 5	0.068 6	20.03
拔节期	0.707 3	0.114 4	16.17
抽穗期	0.798 1	0.097 2	12.18
灌浆期	0.713 1	0.112 2	15.73

表 4　基于 NDVI－OTSU 的非植被 NDVI 统计结果

Tab.4　NDVI statistics of non-vegetation based on NDVI－OTSU

生育期	平均值	标准差	变异系数/%
返青期	0.216 2	0.027 6	12.77
拔节期	0.348 9	0.060 6	17.37
抽穗期	0.340 9	0.053 9	15.81
灌浆期	0.318 6	0.044 9	14.09

TT、ZZ＋ZT 均值及其 RAD 如表 5 所示，后续生育期植被像元与返青期相应区域像元差值均值与非植被像元与返青期相应区域像元差值均值 RAD 均大于相同生育期植被像元均值与非植被像元均值 RAD。说明不同生育期 NDVI 经差值处理后，后续生育期植被像元与非植被像元偏离程度更大，为后续生育期植被与非植被分割提供了基础。

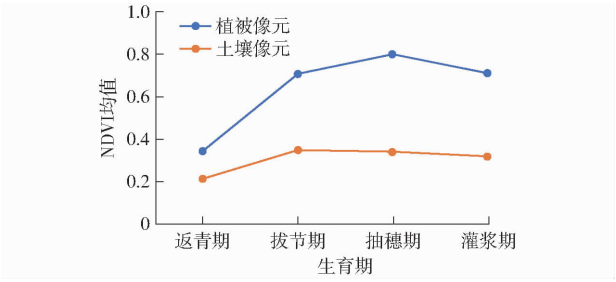


图 4　非植被像元与植被像元 NDVI 均值比较

Fig.4　Comparison of NDVI values between non-vegetation and vegetation

表 5　不同类型像元均值 RAD

Tab.5　RAD for mean of different types of image elements

生育期	生育期与返青期 NDVI 差值			相同生育期 NDVI
	TT 均值 $\bar{x}_1$	ZZ＋ZT 均值 $\bar{x}_2$	$\bar{x}_1$ 与 $\bar{x}_2$ 的 RAD	植被与非植被均值 RAD
拔节期	0.091 6	0.429 7	0.648 7	0.339 3
抽穗期	0.086 5	0.521 4	0.715 6	0.401 4
灌浆期	0.056 9	0.437 7	0.769 9	0.382 4

基于拔节期、抽穗期、灌浆期与返青期的 NDVI 差值影像和 Otsu 算法，提取得到拔节期、抽穗期、灌浆期植被覆盖影像。利用得到的抽穗期与返青期 NDVI 差值影像经阈值分割、提取后，基于 Otsu 算法，得到返青期植被覆盖影像。各生育期经植被提取的 NDVI 如表 6 所示。与 NDVI－OTSU 植被提取方法相比，此方法对植被提取后，各生育期 NDVI 增大，而变异系数均得到一定程度降低。

表 6　基于 NDVID－OTSU 的植被提取 NDVI 统计结果

Tab.6　Statistical results of NDVI based on vegetation extraction using NDVID－OTSU

生育期	平均值	标准差	变异系数/%
返青期	0.352 3	0.061 6	17.49
拔节期	0.737 6	0.090 9	12.32
抽穗期	0.811 5	0.076 2	9.39
灌浆期	0.744 0	0.082 2	11.05

2.4　不同植被提取方法比较

基于 SVM 监督分类得到冬小麦返青期、拔节期、抽穗期和灌浆期植被覆盖度分别为 0.389 8、0.790 9、0.920 6、0.890 8。利用式(3)对 NDVI－OTSU 植被提取方法与多生育期 NDVID－OTSU 植被提取方法的提取精度进行验证、评价，结果如表 7 所示。

2.4.1　NDVI－OTSU 与 NDVID－OTSU 植被提取方法

返青期，植被像元与非植被像元的 NDVI 差值较其他生育期小，混淆情况严重，所以植被提取效果

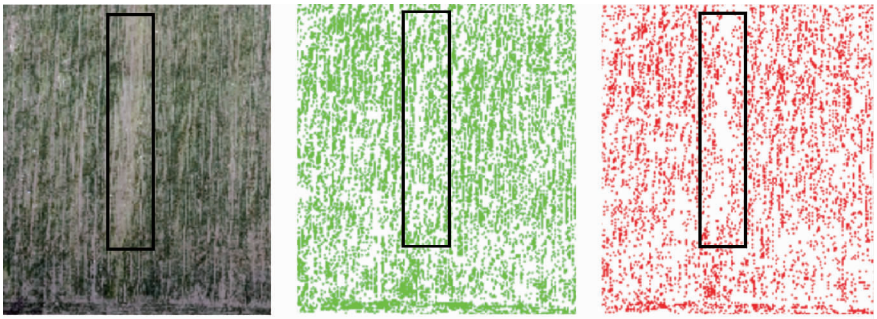
表 7 植被覆盖度提取精度

Tab. 7 Extraction accuracy of FVC

生育期	监督分类覆盖度	NDVI－OTSU			NDVID－OTSU		
		覆盖度	提取误差/%	绝对误差	覆盖度	提取误差/%	绝对误差
返青期	0.389 8	0.454 8	16.68	0.065 0	0.364 7	6.44	0.025 1
拔节期	0.790 9	0.848 2	7.24	0.057 3	0.763 0	3.53	0.027 9
抽穗期	0.920 6	0.988 7	7.40	0.068 1	0.908 1	1.36	0.012 5
灌浆期	0.890 8	0.986 9	10.79	0.096 1	0.853 8	4.15	0.037 0

较其他生育期差，如图 5 所示。原始图像为后续生育期同一位置对比图像，图中划定区域在后续生育期大部分为非植被背景，而基于 NDVI－OTSU 进行返青期植被提取时，此区域大部分被识别、提取为植被像元，混淆了大量非植被像元为植被像元。拔节期植被与非植被 NDVI 均开始增大，而且二者之间的差值较返青期更大，区分效果较返青期好，但对于植被与植被之间较窄的非植被像元识别效果不佳，如图 6 所示。抽穗期，作物覆盖度达到最大，此时植被与非植被 NDVI 之间差异达到最大，区分效果较好，但此时非植被窄带更加狭窄，非植物像元与植被像元混淆情况更加严重，依然存在对于非植被窄带识别遗漏的情况，如图 7 所示。灌浆期，作物植被开始变黄，非植被像元与变黄的植被像元颜色相近，所以存在误识别现象，即把土壤像元识别为变黄的植被像元，如图 8 所示。对于 NDVI－OTSU 植被提取方法，各生育期植被提取误差为 16.68%、7.24%、7.40%、10.79%，各生育期植被提取精度由高到低依次为：拔节期、抽穗期、灌浆期、返青期。

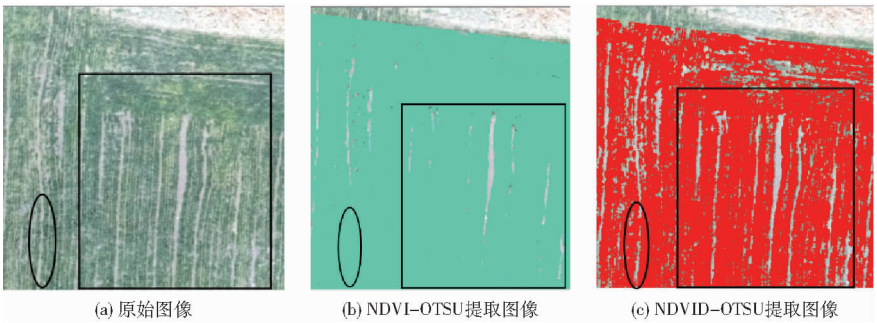
由于冬小麦返青期植被的 NDVI 与其他后续生育期 NDVI 差距较大，且后续生育期植被 NDVI 与返



(a) 拔节期原始图像 (b) NDVI-OTSU提取图像 (c) NDVID-OTSU提取图像

图 5 返青期非植被背景剔除效果对比

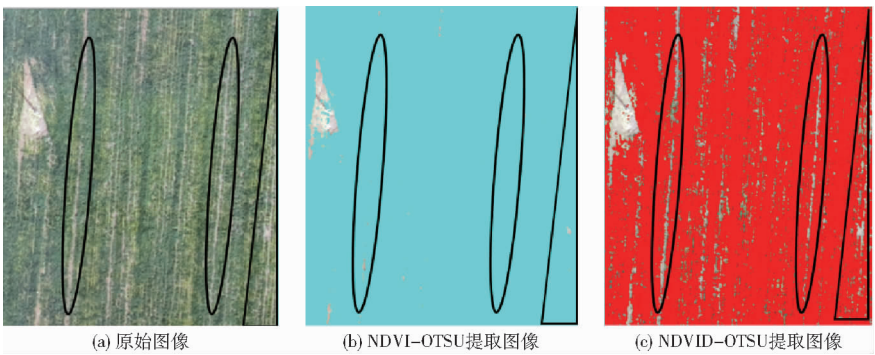
Fig. 5 Comparison of effect of non-vegetated background rejection at greening stage



(a) 原始图像 (b) NDVI-OTSU提取图像 (c) NDVID-OTSU提取图像

图 6 拔节期非植被背景剔除效果对比

Fig. 6 Comparison of effect of non-vegetated background rejection at jointing stage



(a) 原始图像 (b) NDVI-OTSU提取图像 (c) NDVID-OTSU提取图像

图 7 抽穗期非植被背景剔除效果对比

Fig. 7 Comparison of effect of non-vegetated background rejection at heading stage

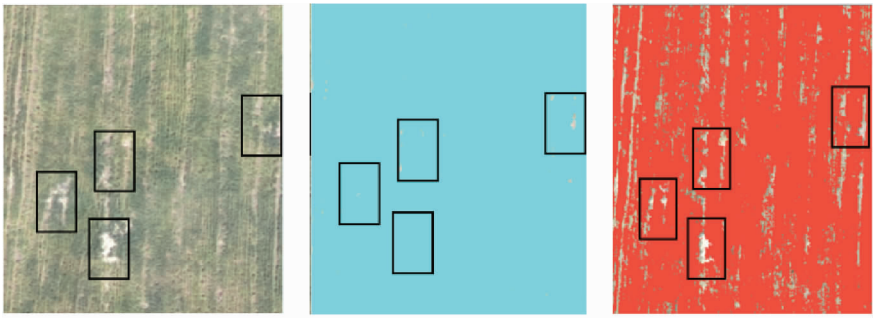


图 8　灌浆期非植被背景剔除效果对比

Fig. 8　Comparison of effect of non-vegetated background rejection at filling stage

青期非植被的 NDVI 差距更大，而非植被的 NDVI 之间相差较小，所以基于多生育期 NDVID－OTSU 方法可以很好地区分各生育期植被与非植被影像，以及返青期植被部分和返青期非植被在后续生育期时转变为植被部分，其提取结果与原始图像像元类型分布更加一致。对于多生育期 NDVID－OTSU 植被提取方法，各生育期植被提取误差为 6.44%、3.53%、1.36%、4.15%，精度均高于基于 NDVI－OTSU 的提取方法。各生育期植被提取精度由高到低依次为：抽穗期、拔节期、灌浆期、返青期。

各生育期基于不同方法提取后植被分布如图 9 所示。基于多生育期 NDVID－OTSU 的植被提取方法与基于 NDVI－OTSU 的植被提取方法相比，可以更好地剔除作物植被之间较窄的非植被分布带。且可根据非植被、作物植被在不同生育期的变化特征，精准识别非植被像元与植被像元。

2.4.2　植被覆盖度、NDVI、冬小麦产量相关性

每个采样小区基于多生育期 NDVID－OTSU 进行植被提取后，得到返青期、拔节期、抽穗期、灌浆期 NDVI 分别记为 NDVI301T、NDVI331T、NDVI412T、

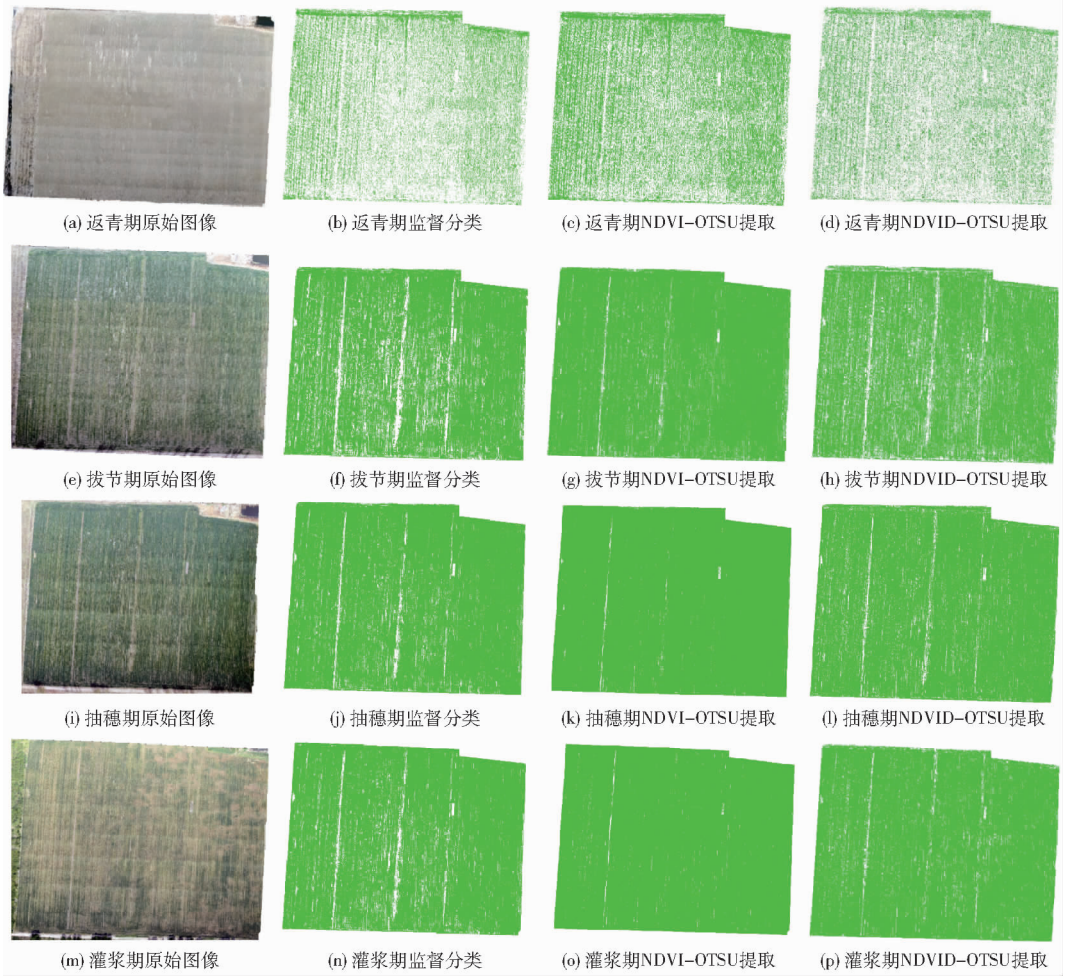


图 9　不同提取方法农田植被提取结果

Fig. 9　Extraction results of farmland vegetation with different extraction methods

NDVI520T,各生育期覆盖度分别记为 FVC301、FVC331、FVC412、FVC520,由原始影像得到的各生育期 NDVI 分别记为 NDVI301、NDVI331、NDVI412、NDVI520,共得到 117 组数据。各参数与冬小麦产量相关性如图 10 所示(图中 * 表示 0.05 水平显著),非植被背景剔除后,各生育期 NDVI 与冬小麦产量相关性得到提升,其中返青期 NDVI 提升幅度最大。由于返青期土壤背景较多,对 NDVI 影响较大,而拔节期、抽穗期、灌浆期植被覆盖度较高,非植被背景对 NDVI 影响相对较小。其中,对于灌浆期,非植被背景剔除前或剔除后,与产量相关性均较弱。而各生育期覆盖度与相应生育期 NDVI 均具有显著相关性,相关系数分别为 0.90、0.67、0.45、0.45,相关性随着生育期推进逐渐减小。而各生育期覆盖度与冬小麦产量相关性,在返青期至抽穗期逐渐减小,抽穗期至灌浆期则增大。而各生育期植被覆盖度变化趋势则为返青期至抽穗期逐渐增大,而在灌浆期减小,如图 11 所示。在低植被覆盖度时,植被覆盖度与 NDVI 及冬小麦产量相关性较好,在高植被覆盖度时,相关性变差,且出现严重饱和现象。所以提取作物覆盖度对于监测作物早期生长状况具有重要意义。

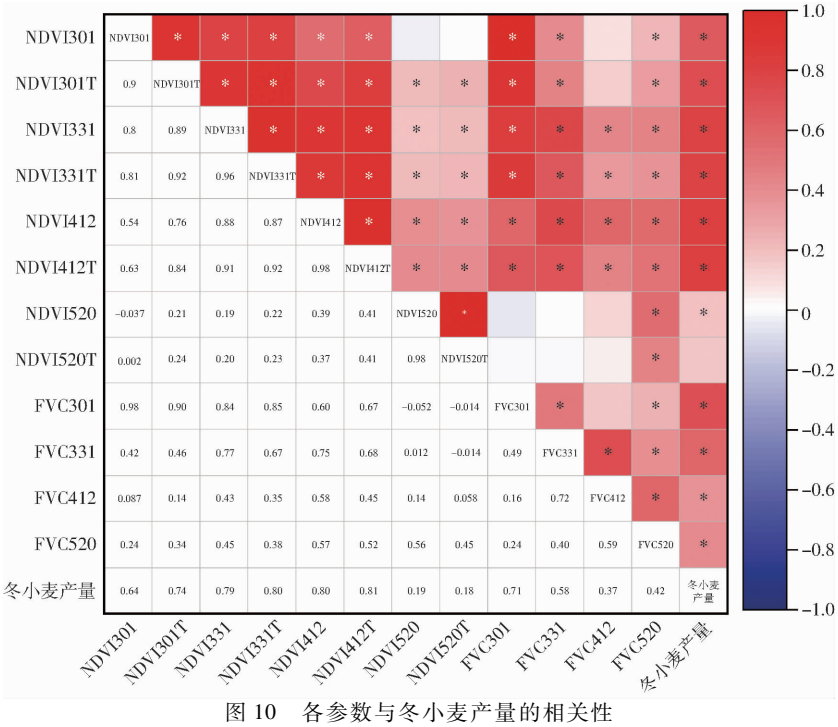


图 10 各参数与冬小麦产量的相关性

Fig. 10 Correlation of parameters with winter wheat yield

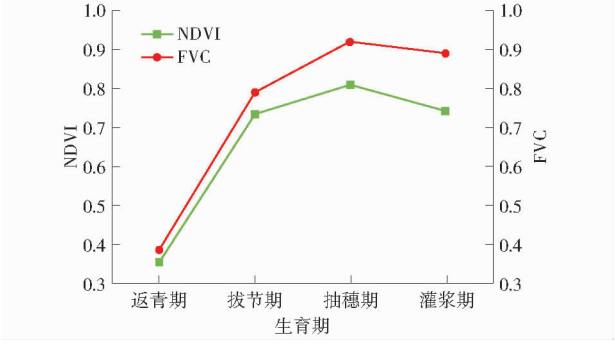


图 11 多生育期 NDVI 与覆盖度变化趋势

Fig. 11 Trends in NDVI and coverage over multi-growth stages

3 讨论

光的多种散射效应使传感器同时接收了非植被背景及植被的反射信息,输出影像则是植被与非植被综合交互效应的结果[6]。利用作物植被与非植被背景在不同生育期 NDVI 的变化情况对植被与非植被影像进行分割,基于作物生长变化特征,有效区分了田块非植被背景与作物植被,提高了作物植被提取精度。究其原因,后续生育期与前期生育期不同类型像元 NDVI 差值之间的分离程度高于相同生育期植被像元与非植被像元之间的分离程度,所以基于 Otsu 算法对图像分割效果更优。而且此方法不需要进行人工采样作为分类标签,节省了人力、物力等,同时由于基于作物生长变化特征,受区域限制较少。而基于机器学习的监督算法虽然可以取得较高的植被提取精度,但由于需要大量样本采样,所以仍存在很多困难[27-29]。如张楠楠等[27]利用无人机获取作物可见光影像,结合地面调查采样数据,基于机器学习算法进行作物植被提取,取得了较高的精度。

研究表明非植被背景剔除后,冬小麦各生育期 NDVI 与产量的相关性得到了进一步提高。同样,

张智韬等[6]利用改进的植被指数阈值法快速确定植被像元与土壤像元的分类阈值，基于分类阈值对土壤背景进行剔除，并构建了剔除土壤背景前后基于植被指数的土壤含水率估算模型。结果表明剔除土壤背景显著提高了土壤含水率估算精度。韩文霆等[30]采用基于 Otsu 的阈值滤波法减少土壤噪声对夏玉米产量估算模型的影响，有效提升了估产精度。

研究结果表明低植被覆盖度时，植被覆盖度与 NDVI 及冬小麦产量相关性较好，高植被覆盖度时，相关性变差，而且出现严重饱和现象。随着生育期的推进，NDVI 与覆盖度相关性逐渐减小，这与姚付启等[31]研究结果一致。基于 NDVI－OTSU 的植被提取方法在拔节期时取得最高精度，随后降低。同样，虞连玉等[32]研究结果表明，在高覆盖度时 NDVI 反演植被覆盖度的精度下降。而基于 NDVID－OTSU 的植被提取方法在高植被覆盖度时（如抽穗期）的提取精度较高，克服了 NDVI 提取作物高植被覆盖度时易饱和的问题。

4　结论

（1）对于 NDVI－OTSU 植被提取方法，作物植被返青期、拔节期、抽穗期、灌浆期提取误差分别为 16.68%、7.24%、7.40%、10.79%，提取精度由高到低依次为拔节期、抽穗期、灌浆期、返青期。

（2）对于各生育期，多生育期 NDVID－OTSU 植被提取方法提取误差分别为 6.44%、3.53%、1.36%、4.15%，精度均高于基于 NDVI－OTSU 的提取方法。各生育期植被提取精度由高到低依次为抽穗期、拔节期、灌浆期、返青期。

（3）非植被背景剔除后，各生育期 NDVI 与冬小麦产量相关性得到提升，其中返青期 NDVI 提升幅度最大。在低植被覆盖度时，植被覆盖度与 NDVI 及冬小麦产量相关性较好，在高植被覆盖度时，相关性变差，出现严重饱和现象。提出的基于多生育期 NDVID－OTSU 的植被提取方法为作物早期长势监测等提供了一个快速、有效的方法。

参　考　文　献

[1] 赵静，杨焕波，兰玉彬，等. 基于无人机可见光图像的夏季玉米植被覆盖度提取方法[J]. 农业机械学报，2019，50(5)：232－240.
ZHAO Jing，YANG Huanbo，LAN Yubin，et al. Extraction method of summer corn vegetation coverage based on visible light image of unmanned aerial vehicle[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2019，50(5)：232－240.（in Chinese）

[2] 方雨晨，王培燕，田庆久. 不同覆盖度下小麦农田土壤对 NDVI 影响模拟分析[J]. 遥感技术与应用，2017，32(4)：660－666.
FANG Yuchen，WANG Peiyan，TIAN Qingjiu. Simulation and analysis on the influence of soil back-ground of wheat farmland on NDVI under different vegetation coverage[J]. Remote Sensing Technology and Application，2017，32(4)：660－666.（in Chinese）

[3] 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]. 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]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2018，49(4)：212－221.（in Chinese）

[4] 贾坤，姚云军，魏香琴，等. 植被覆盖度遥感估算研究进展[J]. 地球科学进展，2013，28(7)：774－782.
JIA Kun，YAO Yunjun，WEI Xiangqin，et al. A review on fractional vegetation cover estimation using remote sensing[J]. Advances in Earth Science，2013，28(7)：774－782.（in Chinese）

[5] 李晓雅，田昕，段涛，等. 融合无人机和卫星影像的温带疏林草原木本和草本植物覆盖度遥感估算[J]. 遥感学报，2023，27(9)：2139－2152.
LI Xiaoya，TIAN Xin，DUAN Tao，et al. Estimation of fractional woody and herbaceous vegetation cover in temperate sparse forest grassland using fusion of UAV and satellite imagery[J]. National Remote Sensing Bulletin，2023，27(9)：2139－2152.（in Chinese）

[6] 张智韬，周永财，杨帅，等. 剔除土壤背景的冬小麦根域土壤含水率遥感反演方法[J]. 农业机械学报，2021，52(4)：197－207.
ZHANG Zhitao，ZHOU Yongcai，YANG Shuai，et al. Inversion method for soil water content in winter wheat root zone with eliminating effect of soil background[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2021，52(4)：197－207.（in Chinese）

[7] 田振坤，傅莺莺，刘素红，等. 基于无人机低空遥感的农作物快速分类方法[J]. 农业工程学报，2013，29(7)：109－116.
TIAN Zhenkun，FU Yingying，LIU Suhong，et al. Rapid crops classification based on UAV low-altitude remote sensing[J]. Transactions of the CSAE，2013，29(7)：109－116.（in Chinese）

[8] APAN A，HELD A，PHINN S，et al. Detecting sugarcane 'orange rust' disease using EO－1 Hyperion hyperspectral imagery[J]. International Journal of Remote Sensing，2004，25(2)：489－498.

[9] LI L Y，MU X H，MACFARLANE C，et al. A half-Gaussian fitting method for estimating fractional vegetation cover of corn crops using unmanned aerial vehicle images[J]. Agricultural and Forest Meteorology，2018，262：379－390.

[10] 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 CSAE, 2015, 31(5): 152 - 159. (in Chinese)

[11] 尹林江,李威,赵卫权,等. 水稻多时相植被指数特征及覆盖度提取研究[J]. 中国农业科技导报,2023,25(2):83 - 98.
YIN Linjiang, LI Wei, ZHAO Weiquan, et al. Research on characteristics and coverage extraction of rice multi-phase vegetation index[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2023, 25(2): 83 - 98. (in Chinese)

[12] 卞雪,马群宇,刘楚烨,等. 基于低空可见光谱的植被覆盖率计算[J]. 水土保持通报,2017,37(5):270 - 275.
BIAN Xue, MA Qunyu, LIU Chuye, et al. Vegetation coverage calculation based on low altitude visible spectrum[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2017, 37(5): 270 - 275. (in Chinese)

[13] 李冰,刘镕源,刘素红,等. 基于低空无人机遥感的冬小麦覆盖度变化监测[J]. 农业工程学报,2012,28(13):160 - 165.
LI Bing, LIU Rongyuan, LIU Suhong, et al. Monitoring vegetation coverage variation of winter wheat by low-altitude UAV remote sensing system[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(13): 160 - 165. (in Chinese)

[14] BACH H, VERHOEF W. Sensitivity studies on the effect of surface soil moisture on canopy reflectance using the radiative transfer model GeoSAIL[J]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2003, 3: 1679 - 1681.

[15] JING J J, LIU L Y, WANG J H, et al. Uncertainty analysis for NDVI using the physical models[J]. IGARSS, 2004, 6: 4321 - 4324.

[16] 李金朋,冯帅,杨鑫,等. 融合 CLAHE - SV 增强 Lab 颜色特征的水稻覆盖度提取[J]. 农业工程学报,2023,39(24):195 - 206.
LI Jinpeng, FENG Shuai, YANG Xin, et al. Unsupervised extraction of rice coverage with incorporating CLAHE - SV enhanced Lab color features[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(24): 195 - 206. (in Chinese)

[17] 黄晋宇,刘忠,万炜,等. 基于土壤异质背景的玉米秸秆覆盖度遥感反演[J]. 应用生态学报,2020,31(2):474 - 482.
HUANG Jinyu, LIU Zhong, WAN Wei, et al. Remote sensing retrieval of maize residue cover on soil heterogeneous background[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2020, 31(2): 474 - 482. (in Chinese)

[18] 牛亚晓,张立元,韩文霆. 基于 Lab 颜色空间的棉花覆盖度提取方法研究[J]. 农业机械学报,2018,49(10):240 - 249.
NIU Yaxiao, ZHANG Liyuan, HAN Wenting. Extraction methods of cotton coverage based on Lab color space[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(10): 240 - 249. (in Chinese)

[19] 张智韬,于广多,吴天奎,等. 基于无人机遥感影像的玉米冠层温度提取及作物水分胁迫监测[J]. 农业工程学报,2021,37(23):82 - 89.
ZHANG Zhitao, YU Guangduo, WU Tiankui, et al. Temperature extraction of maize canopy and crop water stress monitoring based on UAV remote sensing images[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(23): 82 - 89. (in Chinese)

[20] ORLANDO S, MINACAPILLI M, SARNO M, et al. A low-cost multispectral imaging system for the characterisation of soil and small vegetation properties using visible and near-infrared reflectance[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107359.

[21] 刘忠,万炜,黄晋宇,等. 基于无人机遥感的农作物长势关键参数反演研究进展[J]. 农业工程学报,2018,34(21):60 - 71.
LIU Zhong, WAN Wei, HUANG Jinyu, et al. Progress on key parameters inversion of crop growth based on unmanned aerial vehicle remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(21): 60 - 71. (in Chinese)

[22] 白燕英,高聚林,张宝林. 基于 NDVI 与 EVI 的作物长势监测研究[J]. 农业机械学报,2019,50(9):153 - 161.
BAI Yanying, GAO Julin, ZHANG Baolin. Monitoring of crops growth based on NDVI and EVI[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(9): 153 - 161. (in Chinese)

[23] 朱蕾,徐俊锋,黄敬峰,等. 作物植被覆盖度的高光谱遥感估算模型[J]. 光谱学与光谱分析,2008,28(8):1827 - 1831.
ZHU Lei, XU Junfeng, HUANG Jingfeng, et al. Study on hyperspectral estimation model of crop vegetation cover percentage[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2008, 28(8): 1827 - 1831. (in Chinese)

[24] IIZUKA K, KATO T, SILSIGIA S, et al. Estimating and examining the sensitivity of different vegetation indices to fractions of vegetation cover at different scaling grids for early stage acacia plantation forests using a fixed-wing UAS[J]. Remote Sensing, 2019, 11(15): 1816.

[25] 任广鑫,高钰敏,张雨茹,等. 基于电子舌与近红外光谱融合的滇红工夫红茶滋味品质评价[J]. 农业机械学报,2025,56(1):102 - 109.
REN Guangxin, GAO Yumin, ZHANG Yuru, et al. Evaluation of taste quality of Dianhong Congou black tea based on fusion of electronic tongue and near-infrared spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1): 102 - 109. (in Chinese)

[26] 廖娟,梁业雄,姜锐,等. 基于 Transformer - FNN 和无人机高光谱遥感技术的棉花黄萎病危害等级分类研究[J]. 农业机械学报,2025,56(2):240 - 251.
LIAO Juan, LIANG Yexiong, JIANG Rui, et al. Classification of cotton *Verticillium wilt* severity levels based on Transformer - FNN and UAV hyperspectral remote sensing technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(2): 240 - 251. (in Chinese)

[27] 张楠楠,张晓,白铁成,等. 基于无人机可见光影像的新疆棉田田间尺度地物识别[J]. 农业机械学报,2023,54(增刊2):199 - 205.
ZHANG Nannan, ZHANG Xiao, BAI Tiecheng, et al. Field scale cotton land feature recognition based on UAV visible light images in Xinjiang[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp. 2): 199 - 205. (in Chinese)

(下转第 192 页)

2022,4: 1 - 13.
[25] WANG X, GIRSHICK R, GUPTA A, et al. Non-local neural networks[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7794 - 7803.
[26] 李薇, 樊彦国, 周培希. 改进 Transformer 的高光谱图像地物分类方法——以黄河三角洲为例[J]. 自然资源遥感, 2024,36(3): 137 - 145.
LI Wei, FAN Yanguo, ZHOU Peixi. Improved Transformer-based hyperspectral image classification method for surface features: a case study of the Yellow River delta[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2024,36(3): 137 - 145. (in Chinese)
[27] WEN Y, CHEN L, CHEN H, et al. Non-local attention learning for medical image classification[C]// 2021 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). IEEE, 2021: 1 - 6.
[28] LIU Z, LIN Y, CAO Y, et al. Swin Transformer: hierarchical vision transformer using shifted windows[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 10012 - 10022.
[29] GAO H, ZHUANG L, MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 4700 - 4708.
[30] YUAN L, HOU Q, JIANG Z, et al. Volo: vision outlooker for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022,45(5): 6575 - 6586.
[31] 李贞, 刘海燕, 刘策, 等. 基于机器学习的 K-Means 聚类优化算法研究[J]. 数据挖掘, 2022,12(1):20 - 26.
LI Zhen, LIU Haiyan, LIU Ce, et al. Research on K-Means clustering optimization algorithm based on machine learning[J]. Hans Journal of Data Mining, 2022,12(1):20 - 26. (in Chinese)
[32] 管正雄. 基于深度生成模型的数据增强方法研究[D]. 南京:南京信息工程大学, 2019.
GUAN Zhengxiong. Data augmentation model based on deep generative model[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2019. (in Chinese)
[33] 马晓, 董天亮, 钟闻宇, 等. 基于改进 ConvNeXt 的大豆叶片病害分类研究[J]. 大豆科学, 2023,42(6): 733 - 741.
MA Xiao, DONG Tianliang, ZHONG Wenyu, et al. Soybean leaf diseases classification method based on improved ConvNeXt [J]. Soybean Science, 2023,42(6): 733 - 741. (in Chinese)
[34] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770 - 778.
[35] SIFRE L, MALLAT S. Rigid-motion scattering for texture classification[J]. arXiv Preprint, arXiv: 1403.1687, 2014.
[36] YU F. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions[J]. arXiv Preprint, arXiv:1511.07122, 2015.
[37] SHAKER A, MAAZ M, RASHEED H, et al. Swiftformer: efficient additive attention for transformer-based real-time mobile vision applications[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2023: 17425 - 17436.
[38] KAREN S. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. arXiv Preprint, arXiv: 1409.1556, 2014.

(上接第 180 页)

[28] 刘琳,郑兴明,姜涛,等.无人机遥感植被覆盖度提取方法研究综述[J].东北师大学报(自然科学版),2021,53(4):151 - 160.
LIU Lin, ZHENG Xingming, JIANG Tao, et al. Extraction method of fractional vegetation cover from unmanned aerial vehicle remote sensing: a review[J]. Journal of Northeast Normal University (Natural Science Edition), 2021,53(4):151 - 160. (in Chinese)
[29] 赵燕红,侯鹏,蒋金豹,等.植被生态遥感参数定量反演研究方法进展[J].遥感学报,2021,25(11):2173 - 2197.
ZHAO Yanhong, HOU Peng, JIANG Jinbao, et al. Progress in quantitative inversion of vegetation ecological remote sensing parameters[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021,25(11):2173 - 2197. (in Chinese)
[30] 韩文霆,彭星硕,张立元,等.基于多时相无人机遥感植被指数的夏玉米产量估算[J].农业机械学报,2020,51(1):148 - 155.
HAN Wenting, PENG Xingshuo, ZHANG Liyuan, et al. Summer maize yield estimation based on vegetation index derived from multi-temporal UAV remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(1):148 - 155. (in Chinese)
[31] 姚付启,蔡焕杰,王海江,等.基于平稳小波变换的冬小麦覆盖度高光谱监测[J].农业机械学报,2012,43(3):173 - 180.
YAO Fuqi, CAI Huanjie, WANG Haijiang, et al. Monitoring winter wheat percentage vegetation cover based on stationary wavelet transformation derived from hyperspectral reflectance[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012,43(3):173 - 180. (in Chinese)
[32] 虞连玉,蔡焕杰,姚付启,等.植被指数反演冬小麦植被覆盖度的适用性研究[J].农业机械学报,2015,46(1):231 - 239.
YU Lianyu, CAI Huanjie, YAO Fuqi, et al. Applicability of vegetation indices to estimate fractional vegetation coverage[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(1):231 - 239. (in Chinese)