

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.10.021

# 基于无人机多光谱遥感的玉米 FPAR 估算

王来刚<sup>1,2</sup> 贺佳<sup>1,2</sup> 郑国清<sup>1,3</sup> 郭燕<sup>1,2</sup> 张彦<sup>1,2</sup> 张红利<sup>1,3</sup>

(1. 河南省农业科学院农业经济与信息研究所, 郑州 450002; 2. 农业农村部黄淮海智慧农业技术重点实验室, 郑州 450002; 3. 河南省农作物种植监测与预警工程研究中心, 郑州 450002)

**摘要:** 为了探究无人机多光谱遥感影像估算作物光合有效辐射吸收比例 (Fraction of absorbed photosynthetically active radiation, FPAR) 的潜力, 以无人机多光谱影像提取的植被指数、纹理指数、叶面积指数为模型输入参数, 在分析不同参数与 FPAR 相关性的基础上优选植被指数与纹理指数, 并分别以一元线性模型、多元逐步回归模型、岭回归模型、BP 神经网络模型等方法估算玉米 FPAR。结果表明: 植被指数、纹理指数、叶面积指数 3 种参数与 FPAR 都具有较强的相关性, 其中植被指数相关系数最大; 在不同类型的 FPAR 估算模型中, BP 神经网络模型的估算效果最优, FPAR 估算模型决定系数  $R^2$ 、均方根误差 (RMSE) 分别为 0.857、0.173, 验证模型  $R^2$ 、RMSE 分别为 0.868、0.186, 模型估算值与田间实测值间相对误差 (RE) 为 8.71%; 在不同形式的模型参数组合中, 均以植被指数、纹理指数、叶面积指数 3 种参数融合的 FPAR 模型的估算与验证效果最优, 说明多特征参数融合能有效改善 FPAR 估算效果。该研究为基于无人机多光谱遥感数据精准估算玉米 FPAR 及生产潜力提供了科学依据。

**关键词:** 玉米; 光合有效辐射吸收比例; 无人机; 多光谱遥感; 植被指数; 纹理指数

中图分类号: S127

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2022)10-0202-09

OSID:



## Estimation of Maize FPAR Based on UAV Multispectral Remote Sensing

WANG Laigang<sup>1,2</sup> HE Jia<sup>1,2</sup> ZHENG Guoqing<sup>1,3</sup> GUO Yan<sup>1,2</sup> ZHANG Yan<sup>1,2</sup> ZHANG Hongli<sup>1,3</sup>(1. *Institution of Agricultural Economy and Information, Henan Academy of Agricultural Sciences, Zhengzhou 450002, China*  
2. *Key Laboratory of Smart Agriculture in Huang-Huai-Hai Plain, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Zhengzhou 450002, China*  
3. *Henan Province Engineering Research Center for Crop Planting Monitoring and Early Warning, Zhengzhou 450002, China*)

**Abstract:** In order to explore the potential of estimating the fraction of absorbed photosynthetically active radiation (FPAR) of crops from unmanned aerial vehicle (UAV) multispectral remote sensing images, the vegetation index, texture index and leaf area index (LAI) were extracted from UAV multispectral images, which were used as model input parameters. On the basis of analyzing the correlation between different parameters and FPAR, the vegetation index and texture index were optimized. The FPAR of maize was estimated by unary linear regression (UL), multivariate stepwise regression model (MSR), ridge regression model (RR) and BP neural network model (BPNN). The results showed that the vegetation indexes, texture indices and LAI had a strong correlation relationship with FPAR, and the absolute value of correlation coefficient of vegetation index was the largest. Among different types of FPAR estimation models, BPNN model had the best estimation effect. The determination coefficient ( $R^2$ ) and root mean square error (RMSE) of FPAR estimation model were 0.857 and 0.173, respectively. The  $R^2$  and RMSE of validation model were 0.868 and 0.186, respectively. The relative error (RE) between model estimation value and field measured value was 8.71%. In different combinations of model parameters, the FPAR model fused with vegetation index, texture index and LAI had the best estimation and verification effect, which indicated that the fusion of multi feature parameters can effectively improve the estimation effect of FPAR. These results provided a scientific basis for precision estimation of maize

收稿日期: 2022-06-29 修回日期: 2022-08-10

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFD0300702)、河南省重点研发与推广专项(212102110250)和河南省科技智库调研项目(HNKJZK-2022-53B)

作者简介: 王来刚(1979—),男,副研究员,博士,主要从事农业遥感研究,E-mail: 26585273@qq.com

通信作者: 郑国清(1964—),男,研究员,博士,主要从事农业信息技术研究,E-mail: zgqx@hnagri.org.cn

FPAR and production potential based on UAV multispectral remote sensing data.

**Key words:** maize; fraction of absorbed photosynthetically active radiation; unmanned aerial vehicle; multispectral remote sensing; vegetation index; texture index

## 0 引言

光合有效辐射 (Photosynthetically active radiation, PAR) 是太阳辐射中对植物光合作用的有效部分, 是生态系统中植物进行光合作用形成有机物的能量来源。光合有效辐射吸收比例 (Fraction of absorbed photosynthetically active radiation, FPAR) 是表征植被冠层对 PAR 的吸收能力, 是植被净初级生产力评价的关键参数, FPAR 与 PAR 之间的关系十分密切, 无论是针对植被本身的研究还是整个生态系统的研究, 精确地估算 FPAR 对研究生态系统中能量平衡与碳循环具有重要意义<sup>[1-4]</sup>。然而, 在不同生态区域、不同生态系统、不同植被类型对入射 PAR 呈现出不同的吸收效果。因此, 精准定量估算植被 FPAR 已成为生态系统碳循环研究的重要课题。

传统的 FPAR 通过太阳辐射仪或冠层分析仪等设备直接测量, 这种方法能精准获取观测点位的辐射值, 但空间信息表达不足<sup>[5]</sup>。而遥感技术是获取大区域尺度长时间序列 FPAR 的最佳途径<sup>[6]</sup>。如有学者利用地面高光谱遥感数据反射率构建了土壤调整植被指数 (Soil adjusted vegetation index, SAVI)、归一化差值植被指数 (Normalized difference vegetation index, NDVI) 等植被指数, 建立了 FPAR 的估算模型<sup>[7-9]</sup>。这些研究为空间尺度的 FPAR 估算奠定了基础。随着遥感技术的发展, 学者们通过 MODIS、SPOT、HJ-1、Sentinel-2、GF-1 等不同时空分辨率的遥感影像, 实现了大区域尺度的 FPAR 估算, 并在生产中得到了广泛应用<sup>[10-15]</sup>。近年来, 无人机 (Unmanned aerial vehicle, UAV) 平台凭借其机动灵活的优势, 能够快速获取特定区域内高时空分辨率数据, 已逐渐成为获取植被信息的重要手段<sup>[16-17]</sup>。基于 UAV 已开展了作物氮素营养<sup>[18-19]</sup>、叶面积指数 (Leaf area index, LAI)<sup>[20]</sup>、光合速率<sup>[21]</sup>、净初级生产力<sup>[22]</sup> 等研究, 这些研究通过大量的试验筛选了植被指数或纹理指数等参数, 进一步基于光谱信息或纹理信息反演获取作物生长参数。这些研究在估算作物生长参数的过程中, 仅从图像角度阐述了光谱或纹理信息与作物生长参数的关系, 导致估算模型的农学解释机理不足。

因此, 为了探究无人机多光谱遥感影像估算作物 FPAR 的潜力, 本文以玉米为研究对象, 基于无人

机多光谱遥感影像的蓝、绿、红、近红外、红边 5 个波段提取并构建植被指数和纹理指数, 在相关性分析的基础上优选植被指数和纹理指数, 并采用一元线性回归模型、多元逐步回归模型、岭回归模型、BP 反向传播神经网络模型等方法估算 FPAR 并分析不同参数与不同建模方式的精度, 以期为玉米 FPAR 估算提供新的技术方法, 为农作物生产潜力及农田生态系统监测评估提供技术支持。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况与试验设计

试验于 2021 年在中国农业科学院新乡综合试验基地进行, 试验基地地处 113°46'08.10"E, 35°08'03.67"N, 海拔 78.9 m, 温带大陆性季风气候, 年平均温度 14.2℃, 无霜期 210 d, 年日照时数约 2 400.0 h, 年蒸发量约 2 000.0 mm, 年平均降水量 585.0 mm。土壤为黄河冲积物发育潮土, 0~20 cm 碱解氮质量比 68.65 mg/kg, 速效磷质量比 9.21 mg/kg, 速效钾质量比 71.12 mg/kg, 有机质质量比 10.21 mg/kg。

试验设置 2 个玉米品种, 5 个氮肥水平。2 个玉米品种分别为郑单 958 和登海 605; 5 个氮肥 (46.00% N 尿素) 水平分别为 N0 (0 kg/hm<sup>2</sup>)、N1 (75 kg/hm<sup>2</sup>)、N2 (150 kg/hm<sup>2</sup>)、N3 (225 kg/hm<sup>2</sup>)、N4 (300 kg/hm<sup>2</sup>), 总氮肥 60% 作为基肥, 40% 作为追肥, 磷钾肥施用量均为 120 kg/hm<sup>2</sup>; 郑单 958 种植密度为 67 500 株/hm<sup>2</sup>, 登海 605 种植密度为 82 500 株/hm<sup>2</sup>; 其他管理方式按照当地高产玉米措施管理。研究区位置和试验设计见图 1。

### 1.2 数据获取与处理

#### 1.2.1 无人机多光谱数据采集与预处理

无人机多光谱数据通过大疆 Matrice 600 Pro 六旋翼无人机搭载 MicaSense RedEdge-M 多光谱传感器获取, 分别在玉米拔节期、抽雄期和灌浆期采集。MicaSense RedEdge-M 多光谱传感器可同时采集蓝、绿、红、近红外、红边 5 个波段, 相机焦距为 5.5 mm, 视场角为 47.2°, 图像分辨率为 1 280 像素 × 960 像素。飞行前后以相机配备的 0.3 m × 0.3 m 灰板反射率进行校正。试验在晴朗无云无风时进行, 时间为 11:00—14:00, 无人机飞行高度为 70 m, 飞行方向由南到北, 航向重叠度为 70%, 旁向重叠度为 70%, 影像空间分辨率为 0.035 m。同步以

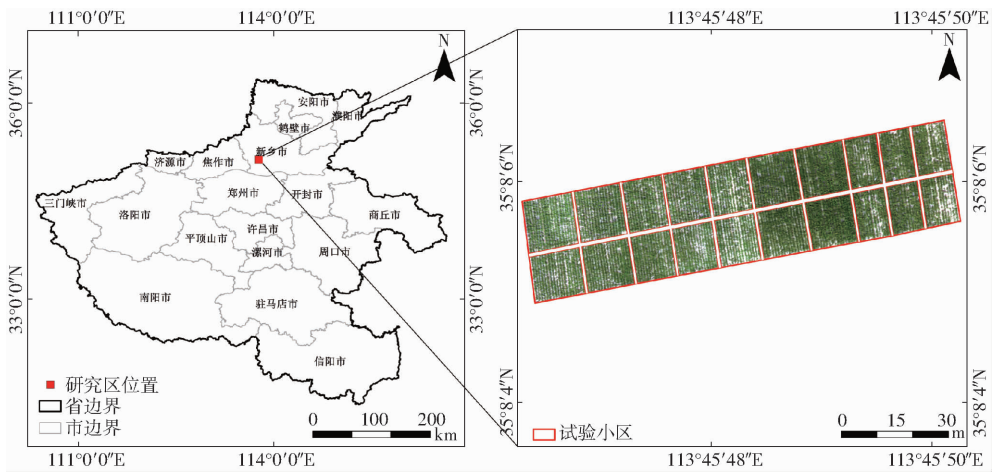


图1 研究区位置和试验设计

Fig.1 Location of study area and experiment design

Phantom 4 RTK 无人机获取 RGB 高清数码影像,空间分辨率 0.028 m,作为几何校正基础数据。多光谱成像仪主要参数见表 1。

表 1 无人机多光谱传感器主要参数

Tab.1 Main parameters of UAV multispectral sensor

光谱波段	中心波长/nm	波宽/nm	灰板反射率/%
蓝	475	20	51.2
绿	560	20	51.2
红	668	10	51.2
近红外	840	40	51.0
红边	717	10	51.1

将航拍获取的多光谱图像以时间序列为索引,选取有效图像导入瑞士 Pix4D 公司 Pix4D mapper 软件,根据图像信息进行:初始化处理;点云和纹理处理;DSM 和正射处理;利用各通道反射板校正,输出拼接后图像;拼接后的多光谱图像以同期获取的高清数码图像为参考进行几何校正,误差小于 0.5 个像元;根据研究区范围对拼接后的图像进行裁剪,形成研究区多光谱影像。

### 1.2.2 FPAR 数据采集

PAR 采集与无人机多光谱数据采集同步。在同一取样范围内,以美国 Decagon 公司 AccuPAR PAR/LAI ceptometer 植物冠层分析仪(modelLP-80型)测量,PAR 采集时利用差分 GPS 同步采集详细地理位置信息。每个测量点测 3 次,取算术平均值为该观测点 PAR,FPAR 计算公式为

$$F_{par} = A_{par} / P_{parci} \quad (1)$$

$$其中 \quad A_{par} = P_{parci} - P_{parer} - (P_{pargi} - P_{pargr}) \quad (2)$$

式中  $F_{par}$  ——光合有效辐射吸收比率

$A_{par}$  ——吸收性光合有效辐射量

$P_{parci}$  ——冠层上部光合有效辐射入射量

$P_{parer}$  ——冠层上部光合有效辐射反射量

$P_{pargi}$  ——冠层底部光合有效辐射入射量

$P_{pargr}$  ——冠层底部光合有效辐射反射量

### 1.2.3 FPAR 估算参数提取

#### (1) 植被指数 (Vegetation indexes, VIs)

植被指数 (VIs) 是表征作物生长信息的重要参数,反映作物在可见光至近红外等波段反射或吸收特征的反射率函数,因此可利用植被指数与实地测量 FPAR 的统计关系估计 FPAR<sup>[23]</sup>。在前人对 FPAR 遥感估算基础上,针对无人机多光谱遥感影像的蓝、绿、红、近红外、红边 5 个波段特征,基于可见光、近红外、红边等波段构建了光化学植被指数 (PVI)、土壤调节植被指数 (MTVI2)、增强型植被指数 (EVI)、可见光大气阻抗植被指数 (VARI)、调整土壤亮度植被指数 (TSAVI)、绿叶植被指数 (GLI)、超绿植被指数 (ExG)、红绿蓝植被指数 (RGBVI) 等 8 个植被指数,能有效反映玉米冠层对太阳光吸收变化,用于构建 FPAR 估算模型。

#### (2) 纹理指数 (Texture indexes, TIs)

影像的纹理特征是相邻像素之间粗糙度、强度及其排列的关系,不受光谱特征的影响,在目前影像纹理特征信息提取算法中,灰度共生矩阵 (Gray level co-occurrence matrix, GLCM) 具有较强的适应性和鲁棒性。因此,本研究中使用 GLCM 方法提取了蓝、绿、红、近红外和红边 5 个波段的均值纹理 (Mean)、方差纹理、同质性纹理、对比度纹理、差异性纹理、信息熵纹理、二阶矩纹理和相关性纹理等 8 种纹理特征<sup>[24]</sup>。基于植被指数思想,对 5 个波段的 8 种纹理特征进行两两组合 (共 40 种),构建归一化差值纹理指数 (NDTI)、差值纹理指数 (DTI)、比值纹理指数 (RTI)<sup>[25]</sup>。不同纹理指数计算公式为

$$NDTI = (T_x - T_y) / (T_x + T_y) \quad (3)$$

$$DTI = T_x - T_y \quad (4)$$

$$RTI = T_x / T_y \quad (5)$$

式中  $T_x$ 、 $T_y$ ——蓝、绿、红、近红外、红边 5 个随机波段的纹理特征值

### (3) 叶面积指数 (LAI)

前人研究指出作物 LAI 与 FPAR 之间具有较好的相关性<sup>[26-27]</sup>,所以在构建 FPAR 过程中引入 LAI 参数。基于多光谱影像提取了研究区的植被指数,反演了研究区的 LAI,反演精度达到 92.80%,研究区 LAI 制图精度达到 91.74%,该结果满足研究区 FPAR 估算建模需求。

### 1.2.4 模型构建

选取玉米拔节期至灌浆期有效数据 200 组,随机平均分为 4 组,以四折交叉验证法构建 FPAR 估算模型并验证其精度。在建模过程中,以 3 组数据为训练集,剩余 1 组为验证集,进行 4 次迭代,使每一个数据既作为训练集数据,又作为验证集数据,保证所有数据样本均能参与建模与验证。建模过程中分别以一元线性回归模型、多元逐步回归模型、岭回归模型、BP 神经网络模型等方法建立 FPAR 估算模型。

#### (1) 线性回归和多元逐步回归模型

FPAR 线性回归模型通过分析 VIs、TIs、LAI 与 FPAR 的定量关系,建立 FPAR 的一元线性回归模型,记作 FPAR<sub>UL</sub>;在定量分析的基础上,优选 VIs、TIs,结合 LAI,以任意参数两两组合或 3 种参数组合,构建 FPAR 的多元逐步回归模型,记作 FPAR<sub>MSR</sub>。

#### (2) 岭回归模型

岭回归 (Ridge regression, RR) 是一种专用于共线性数据分析的有偏估计回归方法,其实质是一种改良的最小二乘法,通过放弃最小二乘法的无偏性,以损失部分信息、降低精度为代价获得回归系数更为符合实际、更可靠的回归方法,能有效改善模型的估算效果并简化模型表达形式。在分析不同建模参数相关性的基础上分析其对模型共线性的影响,通过岭回归分析剔除共线性较大的建模参数,进一步优选建模参数,构建 FPAR 的岭回归模型,记作 FPAR<sub>RR</sub>。

#### (3) BP 神经网络模型

BP 神经网络 (Back propagation neural network, BPNN) 是基于生物神经网络原理,通过全局优化布局策略,利用梯度下降方法逐步求出目标函数对不同神经元权值的偏导数,并以此作为权值更新依据,提高模型建模效率,改善模型精度,使模型学习达到预期结果。BPNN 包括输入层、隐藏层、输出层 3 部分,输入层不参与运算,隐藏层和输出层为全连接

层,以均方根误差为目标函数,建立了一个包含 5 个隐藏层的 BPNN 模型。选择 VIs、TIs、LAI 等参数作为建模参数,输入到神经网络模型估算 FPAR,记作 FPAR<sub>BPNN</sub>。

### 1.2.5 精度评价

以决定系数  $R^2$ 、均方根误差 (RMSE)、相对误差 (RE) 评价模型的估算精度与验证精度。 $R^2$  越接近 1,则该模型的拟合精度越高;RMSE 越小,RE 越小,表示估算值与实测值差异越小,模型估算能力越好。

## 2 结果与分析

### 2.1 不同建模参数与 FPAR 的相关性

分析 VIs、TIs、LAI 等建模参数与 FPAR 的相关性,由图 2 (图中 \*\* 表示相关性在 0.01 水平下达到极显著) 可知, VIs 与 FPAR 相关系数绝对值  $|R|$  为 0.727 ~ 0.803, 相关系数最大的植被指数为 MTVI2; TIs 与 FPAR 的  $|R|$  为 0.634 ~ 0.733, 相关系数最大的纹理指数为 NDTI; LAI 与 FPAR 的  $|R|$  为 0.748。不同建模参数与 FPAR 的相关系数由大到小依次为 VIs、LAI、TIs。通过  $P$  值检验 VIs、TIs、LAI 与 FPAR 差异性,不同参数与 FPAR 之间  $P$  值均小于 0.01,表明不同参数与 FPAR 之间具有极显著差异。所以, VIs、TIs、LAI 与 FPAR 均达到极显著水平 ( $P < 0.01$ ),表明基于无人机多光谱影像信息提取 VIs、TIs,以及玉米冠层 LAI 均可作为构建 FPAR 估算模型的参数。另外, VIs、TIs、LAI 3 种参数之间也具有较高的相关性,这种参数之间的相关性容易造成建模过程中的共线性,在一定程度上降低模型估算精度。因此,为了避免共线性问题对模型精度的影响,在通过对 VIs、TIs 进行优选的基础上,进一步构建 FPAR 估算模型。

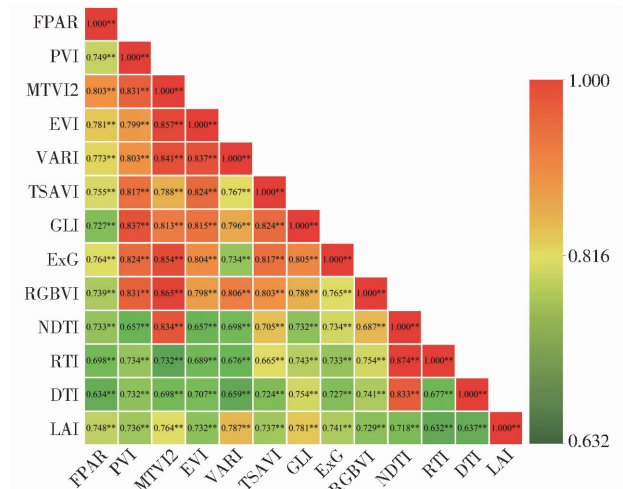


图 2 不同类型模型参数与玉米 FPAR 的相关系数  
Fig. 2 Correlation coefficients of different parameter types to FPAR

## 2.2 基于不同模型的玉米 FPAR 估算

### 2.2.1 一元线性模型

分别以 VIs、TIs、LAI 为模型输入参数,建立 FPAR 的一元线性估算模型,并评价模型精度。由表 2 可知,在不同植被指数构建的 FPAR 估算模型中,基于 MTVI2 构建的 FPAR 模型有较好的估算精度与验证精度,估算模型  $R^2$  为 0.645, RMSE 为 0.276,验证模型  $R^2$  为 0.679, RMSE 为 0.288,估算值与实测值间 RE 为 12.13%;不同纹理指数构建的 FPAR 估算模型中,基于 NDTI 的 FPAR 模型有较好的估算精度与验证精度,估算模型  $R^2$  为 0.537, RMSE 为 0.360,验证模型  $R^2$  为 0.559, RMSE 为 0.251,估算值与实测值间 RE 为 16.54%。基于 LAI 构建的 FPAR 估算模型  $R^2$  为 0.560, RMSE 为 0.319,验证模型  $R^2$  为 0.573, RMSE 为 0.323,估算值与实测值间 RE 为 16.37%。

表 2 FPAR 的一元线性估算模型精度评价

Tab.2 Unary linear estimation model accuracy evaluation of FPAR

模型参数	训练集		验证集		
	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	RE/%
PVI	0.561	0.328	0.591	0.316	15.73
MTVI2	0.645	0.276	0.679	0.288	12.13
EVI	0.610	0.292	0.643	0.290	12.47
VARI	0.598	0.300	0.630	0.293	13.28
TSAVI	0.570	0.317	0.600	0.313	14.76
GLI	0.529	0.365	0.557	0.357	18.90
ExG	0.584	0.305	0.615	0.304	13.66
RGBVI	0.546	0.350	0.575	0.345	17.69
NDTI	0.537	0.360	0.559	0.251	16.54
RTI	0.487	0.380	0.517	0.383	19.31
DTI	0.452	0.408	0.509	0.376	20.97
LAI	0.560	0.319	0.573	0.323	16.37

### 2.2.2 多元逐步回归模型

将 VIs、TIs、LAI 两两组合,或 3 种参数组合,建立 FPAR 的多元逐步回归估算模型并评价模型精度(表 3)。由表 3 可知,VIs、TIs、LAI 两两组合,估算模型  $R^2$  为 0.657~0.703, RMSE 为 0.246~0.295,验证模型  $R^2$  为 0.694~0.759, RMSE 为 0.247~0.306,估算值与实测值间 RE 为 10.42%~12.73%。这一结果较单一 VIs、TIs、LAI 构建的 FPAR 估算模型有所改善。而输入 VIs、TIs、LAI 3 种参数的 FPAR 估算模型  $R^2$  为 0.764, RMSE 为 0.217,验证模型  $R^2$  为 0.773, RMSE 为 0.233,模型估算值与实测值间 RE 为 9.35%,这一结果优于 VIs、TIs、LAI 任意形式的两两组合。说明增加建模参数能有效改善 FPAR 估算精度。为了客观评价不

同参数对 FPAR 多元逐步回归估算模型的贡献,分析了不同输入参数对 FPAR 估算模型的贡献度。在不同形式的组合中,以 VIs 的贡献度相对较高,LAI 次之,TIs 较低,这一结果与上文不同建模参数与 FPAR 的相关性相似,从另一个方面表征了 VIs、TIs 与 LAI 对 FPAR 估算的影响。

表 3 FPAR 的多元逐步回归估算模型精度评价

Tab.3 Multiple stepwise regression estimation model accuracy evaluation of FPAR

参数组合	模型参数	贡献度/%	训练集		验证集		
			$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	RE/%
VIs + LAI	MTVI2	52.64	0.703	0.246	0.759	0.247	10.42
	LAI	47.36					
VIs + TIs	MTVI2	62.48	0.689	0.283	0.708	0.293	12.58
	NDTI	37.52					
TIs + LAI	NDTI	46.53	0.657	0.295	0.694	0.306	12.73
	LAI	53.47					
VIs + TIs + LAI	MTVI2	34.06	0.764	0.217	0.773	0.233	9.35
	NDTI	29.32					
	LAI	33.62					

### 2.2.3 岭回归模型

上文阐述了不同估算参数之间的共线性问题,为了避免建模参数之间的共线性,本文基于优选参数构建了 FPAR 的岭回归估算模型并评价模型精度。由表 4 可知,以 VIs + TIs + LAI 为参数的 FPAR 估算模型的  $R^2$  为 0.836, RMSE 为 0.196,验证模型  $R^2$  为 0.852, RMSE 为 0.202,模型估算值与田间实测值间 RE 为 8.79%。这一结果与多元逐步回归估算 FPAR 的结果一致,且精度有所改善;组合 VIs、TIs、LAI 3 种参数的 FPAR 估算模型较任意两两组合的 FPAR 估算模型精度均有明显改善。这一结果进一步表明了岭回归模型能有效避免不同建模参数之间的共线性问题,在一定程度上也能改善模型估算精度,同时也说明在建立 FPAR 估算模型过程中,融合多种参数能有效改善 FPAR 估算与验证精度。

表 4 FPAR 的岭回归估算模型精度评价

Tab.4 Ridge regression model accuracy evaluation of FPAR

参数组合	模型参数	训练集		验证集		
		$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	RE/%
VIs + LAI	MTVI2 + LAI	0.833	0.211	0.849	0.214	9.41
VIs + TIs	MTVI2 + NDTI	0.818	0.224	0.833	0.221	10.36
TIs + LAI	NDTI + LAI	0.797	0.243	0.822	0.230	11.24
VIs + TIs + LAI	MTVI2 + NDTI + LAI	0.836	0.196	0.852	0.202	8.79

### 2.2.4 BP 神经网络模型

为探索不同建模形式对 FPAR 估算的影响,增

强模型的普适性,在参数优选的基础上,以  $VI_s$ 、 $TI_s$ 、 $LAI$  为建模参数,评价了 FPAR 的 BPNN 模型精度。由表 5 可知,不同输入参数构建的 FPAR 模型中,以  $VI_s + TI_s + LAI$  为输入参数的 FPAR 估算模型  $R^2$  为 0.857, RMSE 为 0.173, 验证模型  $R^2$  为 0.868, RMSE 为 0.186, 模型估算值与田间实测值间 RE 为 8.71%。这一结果与多元逐步回归、岭回归估算结果一致,且估算与验证精度有所改善;同时,参数组合  $VI_s + TI_s + LAI$  的 FPAR 估算结果优于任意参数两两组合或单一参数估算精度。

基于参数组合  $VI_s + TI_s + LAI$ ,通过 BP 神经网络建立 FPAR 估算模型,反演得到研究区拔节期、抽雄期和灌浆期玉米 FPAR 空间分布(图 3)。从不同生育时期玉米 FPAR 空间分布图上提取 FPAR 区间, FPAR 拔节期为 0.336 ~ 0.621, 抽雄期为 0.583 ~ 0.862, 灌浆期为 0.491 ~ 0.813。从拔节期

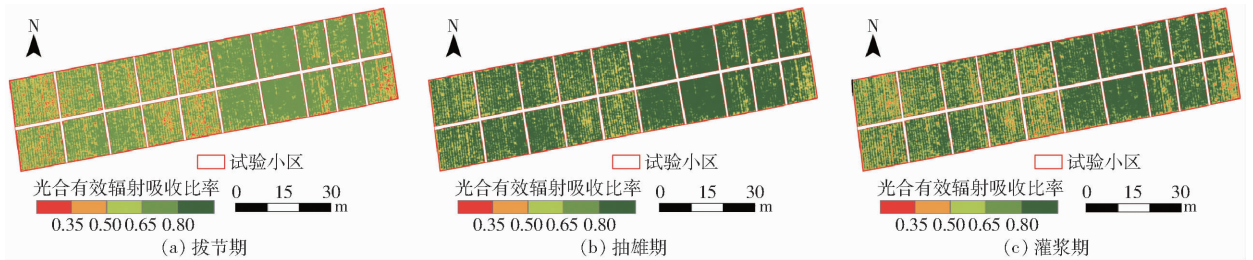


图 3 不同生育期玉米 FPAR 空间分布

Fig. 3 Spatial distribution maps about FPAR of maize at different growth stages

### 3 讨论

FPAR 是作物生产潜力与农田碳循环估算的重要参数,快速准确地获取农作物 FPAR 对精准评估作物生产状况及农田生态系统具有重要意义。然而,在以往的 FPAR 估算中,多是以单一光谱信息或简单作物生态生理参数建立 FPAR 的经验模型<sup>[28]</sup>, 这些方法虽然简便有效,但是在实践过程中仍有一定的局限性。因此,本文基于无人机多光谱影像  $VI_s$ 、 $TI_s$  和  $LAI$ ,建立 FPAR 不同形式的估算模型,并对模型估算精度进行评价。

(1)首先分析  $VI_s$ 、 $TI_s$ 、 $LAI$  与 FPAR 的定量关系,发现 3 种参数与 FPAR 均极显著相关 ( $P < 0.01$ ),表明可以基于  $VI_s$ 、 $TI_s$ 、 $LAI$  建立 FPAR 估算模型,这一结果与前人关于 FPAR 的定量研究一致<sup>[29-30]</sup>。植被指数是表征作物生长信息的重要参数,FPAR 是植被在波长 400 ~ 700 nm 进行光合作用的太阳辐射<sup>[31]</sup>,而选取的  $PVI$ 、 $MTVI2$ 、 $EVI$ 、 $VARI$ 、 $TSAVI$ 、 $GLI$ 、 $ExG$ 、 $RGBVI$  等植被指数是将红、绿、蓝、近红外、红边等波段以任意形式组合,这在一定程度上增强了光谱信息表征 FPAR 的能力; $TI_s$  是将

表 5 FPAR 的 BP 神经网络估算模型精度评价

Tab. 5 BPNN model accuracy evaluation of FPAR

参数组合	模型参数	训练集		验证集		
		$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	RE/%
$VI_s$	MTVI2	0.751	0.216	0.707	0.245	11.22
$TI_s$	NDTI	0.621	0.298	0.656	0.269	14.33
$LAI$	LAI	0.653	0.273	0.684	0.253	13.26
$VI_s + LAI$	MTVI2 + LAI	0.849	0.189	0.851	0.197	8.95
$VI_s + TI_s$	MTVI2 + NDTI	0.815	0.207	0.847	0.209	9.28
$TI_s + LAI$	NDTI + LAI	0.807	0.221	0.836	0.232	9.67
$VI_s + TI_s + LAI$	MTVI2 + NDTI + LAI	0.857	0.173	0.868	0.186	8.71

至灌浆期玉米 FPAR 呈现“低-高-低”的趋势。拔节期玉米冠层覆盖度较小,截获光合有效辐射能力较低,FPAR 相对较小;抽雄期与灌浆期玉米群体逐渐密闭,冠层覆盖度增加,群体长势较好,截获光合有效辐射能力较低,FPAR 相对逐渐增大。

多光谱影像的纹理特征按照植被指数的思想通过不同形式的数学组合构建而成,这种形式不受多光谱影像光谱信息影响,可在一定程度上避免“同物异谱、异物同谱”现象,构建的 NDTI、RTI、DTI 在降低土壤背景、改善传感器视场角、降低影像中地形与阴影等因素的影响具有一定的优势,进一步增强了纹理信息表征 FPAR 的能力。

(2)对比 FPAR 估算的一元线性回归模型、多元逐步回归模型、岭回归模型、BP 神经网络模型,在不同形式的估算模型中,以 BP 神经网络估算精度最好 ( $R^2$  为 0.857, RMSE 为 0.173),岭回归估算模型的精度次之 ( $R^2$  为 0.836, RMSE 为 0.196),多元逐步回归再次 ( $R^2$  为 0.764, RMSE 为 0.217),一元线性回归模型较差 ( $R^2$  为 0.645, RMSE 为 0.276)。这种结果是由于一元线性回归模型是以单一参数直接表征 FPAR,该方法简便直观,但对 FPAR 估算的机理解释不足;而多元逐步回归估算模型,是以 FPAR 与不同建模参数进行简单回归后逐步引入其他信息,增强建模参数与 FPAR 之间的显著性<sup>[32]</sup>,但是建模过程中存在共线性问题,模型精度受到影响;岭回归估算模型以损失部分信息和降低精度为

代价获得更可靠的回归系数<sup>[33]</sup>,改善了 FPAR 的估算与验证精度;BP 神经网络模型模型的基本思想是利用梯度下降法,逐层求出目标函数对各神经元权值的偏导数,作为权值更新的依据,使模型学习达到期望的性能,进一步改善了模型精度,增强模型的适应性与推广性。

(3)建立 FPAR 的一元线性模型、多元逐步回归模型、岭回归模型、BPNN 模型。在不同形式的 FPAR 估算模型中,对比不同模型输入参数发现,融合 VIs、TIs、LAI 等 3 种建模参数的 FPAR 模型估算精度与验证精度最优,而以单一参数构建的 FPAR 估算模型精度较差。这种融合多种参数构建 FPAR 估算模型,在一定程度上避免了单一参数在极端条件下估算 FPAR 的不确定性影响,同时也增强了 FPAR 估算的农学解释机理,提高了估算精度<sup>[34-35]</sup>。

综上所述,本文从 VIs、TIs、LAI 上分析了不同建模参数对 FPAR 估算的影响,在估算方法上对比了简单的一元线性回归、多元逐步回归、岭回归、反向传播神经网络模型等方法对 FPAR 估算的影响。然而,FPAR 估算受生态环境、植被背景、植被冠层结构、叶绿素浓度、散射 PAR、影像质量等诸

多不确定性因素的影响。因此,在今后研究中需应用生态学方法,从不同角度获取丰富的建模参数,增强模型的解释机理,改进 FPAR 估算方法。

## 4 结论

(1)基于无人机多光谱信息的 VIs、TIs、LAI 与 FPAR 呈极显著相关( $P < 0.01$ ),VIs 与 FPAR 的  $|R|$  为 0.727 ~ 0.803;TIs 与 FPAR 的  $|R|$  为 0.634 ~ 0.733;LAI 与 FPAR 的  $|R|$  为 0.748。

(2)对比  $FPAR_{UL}$ 、 $FPAR_{MSR}$ 、 $FPAR_{RR}$ 、 $FPAR_{BPNN}$  的估算精度与验证精度,不同模型中以  $FPAR_{BPNN}$  的估算效果最优,FPAR 估算模型  $R^2$  为 0.857, RMSE 为 0.173,验证模型  $R^2$  为 0.868, RMSE 为 0.186,模型估算值与田间实测值间 RE 为 8.71%。 $FPAR_{BPNN}$  估算效果与验证效果均优于  $FPAR_{RR}$ 、 $FPAR_{MSR}$ 、 $FPAR_{UL}$ 。

(3)以 VIs、TIs、LAI 为模型的输入参数,分别以单一输入参数、任意参数的两两组合、VIs + TIs + LAI 为 FPAR 的输入参数,构建 FPAR 估算模型,结果表明,多特征参数融合的输入参数能有效提高 FPAR 估算能力,这一结果在不同方法中均得到较好的验证。

## 参 考 文 献

- [1] 张超,蔡焕杰,李志军. 高光谱特征参量的冬小麦吸收性光合有效辐射分量估算模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(9): 2644 - 2649.  
ZHANG Chao, CAI Huanjie, LI Zhijun. Estimation of fraction of absorbed photosynthetically active radiation for winter wheat based on hyperspectral characteristic parameters[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(9): 2644 - 2649. (in Chinese)
- [2] LIU R Y, REN H Z, LIU S H, et al. Evaluation of MODIS, POLDER and CYCLOPES global FPAR products[C] // IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2014: 5068 - 5071.
- [3] MADANI N, KIMBALL J S, AFFLECK D L R, et al. Improving ecosystem productivity modeling through spatially explicit estimation of optimal light use efficiency[J]. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 2014, 119(9): 1755 - 1769.
- [4] WEISS M, BARET F, GARRIGUES S, et al. LAI and fAPAR CYCLOPES global products derived from VEGETATION. Part 2: validation and comparison with MODIS collection 4 products[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 110(3): 317 - 331.
- [5] ZHAO P, FAN W J, LIU Y, et al. Study of the remote sensing model of FAPAR over rugged terrains[J]. Remote Sensing, 2016, 8(4): 309.
- [6] 田定方,范闻捷,任华忠. 植被光合有效辐射吸收比率遥感研究进展[J]. 遥感学报, 2020, 24(11): 1307 - 1324.  
TIAN Dingfang, FAN Wenjie, REN Huazhong. Progress of fraction of absorbed photosynthetically active radiation retrieval from remote sensing data[J]. Journal of Remote Sensing, 2020, 24(11): 1307 - 1324. (in Chinese)
- [7] 刘二华,周广胜,周莉. 不同干旱条件下夏玉米全生育期冠层吸收光合有效辐射比的高光谱遥感反演[J]. 应用生态学报, 2019, 30(6): 2021 - 2029.  
LIU Erhua, ZHOU Guangsheng, ZHOU Li. Fraction of absorbed photosynthetically active radiation over summer maize canopy estimated by hyperspectral remote sensing under different drought conditions[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2019, 30(6): 2021 - 2029. (in Chinese)
- [8] 贺佳,刘冰峰,李军. 不同生育时期冬小麦 FPAR 高光谱遥感监测模型研究[J]. 农业机械学报, 2015, 46(2): 261 - 269, 275.  
HE Jia, LIU Bingfeng, LI Jun. FPAR monitoring model of winter wheat based on hyperspectral reflectance at different growth stages[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(2): 261 - 269, 275. (in Chinese)
- [9] 刘桂鹏,贺婷,王国骄,等. 玉米 LAI 和 FPAR 的高光谱遥感预测模型研究[J]. 玉米科学, 2016, 24(2): 115 - 119, 128.  
LIU Guipeng, HE Ting, WANG Guojiao, et al. Hyperspectral estimation of maize LAI and FPAR[J]. Journal of Maize Sciences, 2016, 24(2): 115 - 119, 128. (in Chinese)
- [10] MCCALLUM L, WAGNER W, SCHMULLIUS C, et al. Comparison of four global FAPAR datasets over Northern Eurasia for

- the year 2000[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(5): 941 - 949.
- [11] WIEGAND C L, RICHARDSON A J, ESCOBAR D E, et al. Vegetation indices in crop assessments[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1991, 35(2/3): 105 - 119.
- [12] 陈雪洋, 蒙继华, 吴炳方, 等. 基于 HJ-1 CCD 的夏玉米 FPAR 遥感监测模型[J]. *农业工程学报*, 2010, 26(增刊1): 241 - 245.  
CHEN Xueyang, MENG Jihua, WU Bingfang, et al. Monitoring corn FPAR based on HJ-1 CCD[J]. *Transactions of the CSAE*, 2010, 26(Supp.1): 241 - 245. (in Chinese)
- [13] DONG T, MENG J, SHANG J, et al. Evaluation of chlorophyll-related vegetation indices using simulated Sentinel-2 data for estimation of crop fraction of absorbed photosynthetically active radiation[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(8): 4049 - 4059.
- [14] 贺佳, 郭燕, 张彦, 等. 基于 GF-1 数据的夏玉米 FPAR 遥感动态估算[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(4): 164 - 172, 321.  
HE Jia, GUO Yan, ZHANG Yan, et al. Dynamic estimation FPAR of summer maize based on GF-1 satellite data[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(4): 164 - 172, 321. (in Chinese)
- [15] 王利民, 刘佳, 杨玲波, 等. MODIS 数据辅助的 GF-1 影像晴空光合有效辐射反演[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(4): 217 - 224.  
WANG Limin, LIU Jia, YANG Lingbo, et al. GF-1 image clear sky PAR inversion assisted by MODIS data[J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(4): 217 - 224. (in Chinese)
- [16] COLOMINA I, MOLINA P. Unmanned aerial systems for photogrammetry and remote sensing: a review[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2014, 92(2): 79 - 97.
- [17] YANG G, LIU J, ZHAO C, et al. Unmanned aerial vehicle remote sensing for field-based crop phenotyping: current status and perspectives[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2017, 8: 1111.
- [18] 王玉娜, 李粉玲, 王伟东, 等. 基于无人机高光谱的冬小麦氮素营养监测[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(22): 31 - 39.  
WANG Yu'na, LI Fenling, WANG Weidong, et al. Monitoring of winter wheat nitrogen nutrition based on UAV hyperspectral images[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020, 36(22): 31 - 39. (in Chinese)
- [19] 魏鹏飞, 徐新刚, 李中元, 等. 基于无人机多光谱影像的夏玉米叶片氮含量遥感估测[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(8): 126 - 133, 335.  
WEI Pengfei, XU Xin'gang, LI Zhongyuan, et al. Remote sensing estimation of nitrogen content in summer maize leaves based on multispectral images of UAV[J]. *Transactions of the CSAE*, 2019, 35(8): 126 - 133, 335. (in Chinese)
- [20] 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. (in Chinese)
- [21] 陈俊英, 陈硕博, 张智韬, 等. 无人机多光谱遥感反演花蕾期棉花光合参数研究[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(10): 230 - 239.  
CHEN Junying, CHEN Shuobo, ZHANG Zhitao, et al. Investigation on photosynthetic parameters of cotton during budding period by multi-spectral remote sensing of unmanned aerial vehicle[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(10): 230 - 239. (in Chinese)
- [22] 谢忠元, 刘刚, 何敬, 等. 基于无人机影像的农作物净初级生产力估算[J]. *测绘与空间地理信息*, 2021, 44(9): 36 - 41.  
XIE Zhongyuan, LIU Gang, HE Jing, et al. Estimation of NPP of crop vegetation based on UAV images[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2021, 44(9): 36 - 41. (in Chinese)
- [23] PINTY B, LAVERGNE T, WIDLowski J L, et al. On the need to observe vegetation canopies in the near-infrared to estimate visible light absorption[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(1): 10 - 23.
- [24] 龚红菊, 姬长英. 基于图像处理技术的麦穗产量测量方法[J]. *农业机械学报*, 2007, 38(12): 116 - 119.  
GONG Hongju, JI Changying. Estimating yield of wheat spike with its texture features based on image processing technology [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2007, 38(12): 116 - 119. (in Chinese)
- [25] ZHENG H B, CHENG T, ZHOU M, et al. Improved estimation of rice aboveground biomass combining textural and spectral analysis of UAV imagery[J]. *Precision Agriculture*, 2019, 20(3): 611 - 629.
- [26] OGUTU B O, DASH J. An algorithm to derive the fraction of photosynthetically active radiation absorbed by photosynthetic elements of the canopy (FAPARps) from eddy covariance flux tower data[J]. *New Phytologist*, 2013, 197(2): 511 - 523.
- [27] TAN C W, SAMANTA A, JIN X L, et al. Using hyperspectral vegetation indices to estimate the fraction of photosynthetically active radiation absorbed by corn canopies[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(24): 8789 - 8802.
- [28] 周晓东, 朱启疆, 王锦地, 等. 夏玉米冠层内 PAR 截获及 FPAR 与 LAI 的关系[J]. *自然资源学报*, 2002, 17(1): 110 - 116.  
ZHOU Xiaodong, ZHU Qijiang, WANG Jindi, et al. Interception of PAR, relationship between FPAR and LAI in summer maize canopy[J]. *Journal of Natural Resources*, 2002, 17(1): 110 - 116. (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] 董泰锋, 蒙继华, 吴炳方. 基于遥感的光合有效辐射吸收比率 (FPAR) 估算方法综述[J]. *生态学报*, 2012, 32(22): 7190 - 7201.



- DONG Taifeng, MENG Jihua, WU Bingfang. Overview on methods of deriving fraction of absorbed photosynthetically active radiation (FPAR) using remote sensing[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2012, 32(22): 7190–7201. (in Chinese)
- [31] 汪小钦, 江洪, 傅银贞. 森林叶面积指数遥感研究进展[J]. *福州大学学报(自然科学版)*, 2009, 37(6): 822–828.  
WANG Xiaoqin, JIANG Hong, FU Yinzheng. Research progress in remote sensing of forest leaf area index[J]. *Journal of Fuzhou University(Natural Science Edition)*, 2009, 37(6): 822–828. (in Chinese)
- [32] 游士兵, 严研. 逐步回归分析法及其应用[J]. *统计与决策*, 2017, 7(14): 31–35.  
YOU Shibing, YAN Yan. Stepwise regression analysis and its application[J]. *Statistics & Decision*, 2017, 7(14): 31–35. (in Chinese)
- [33] MA X D, FENG J R, GUAN H O, et al. Prediction of chlorophyll content in different light areas of apple tree canopies based on the color characteristics of 3D reconstruction[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(3): 1–16.
- [34] DONG J W, XIAO X M, WAGLE P, et al. Comparison of four EVI-based models for estimating gross primary production of maize and soybean crop-lands and tallgrass prairie under severe drought[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 162(3): 154–168.
- [35] MAJASALMI T, RAUTIAINEN M, STENBERG P. Modeled and measured FPAR in a boreal forest: validation and application of a new model[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2016, 189–190: 118–124.

(上接第 183 页)

- [14] NANG V N, YAMANE S. Development of prototype harvester for head lettuce[J]. *Engineering in Agriculture*, 2015, 8(1): 18–25.
- [15] BROWN D, GLANCEY J L. Theoretical and experimental analysis of a continuous-blade cutting system for leafy vegetables [J]. *Transactions of the ASABE*, 2007, 50(3): 803–813.
- [16] HUGHES J, SCIMECA L, IFRIM I, et al. Achieving robotically peeled lettuce[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2018, 4(3): 4337–4342.
- [17] 高国华, 王天宝, 周增产, 等. 设施蔬菜收获切割影响因素优化试验[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(19): 15–21.  
GAO Guohua, WANG Tianbao, ZHOU Zengchan, et al. Optimization experiment of influence factors on greenhouse vegetable harvest cutting[J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(19): 15–21. (in Chinese)
- [18] 徐赛超, 毛罕平, 刘洋, 等. 植物工厂生菜采收末端执行机构设计与试验[J]. *农机化研究*, 2018, 40(9): 172–176.  
XU Saichao, MAO Hanping, LIU Yang, et al. Design and test of end effector for lettuce harvest in plant factory[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2018, 40(9): 172–176. (in Chinese)
- [19] CUI Y J, WANG W Q, WANG M H, et al. Effects of cutter parameters on shearing stress for lettuce harvesting using a specially developed fixture[J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2021, 14(4): 152–158.
- [20] 马义东, 徐灿, 崔永杰, 等. 水培生菜整株低损收获装置设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(1): 162–169.  
MA Yidong, XU Can, CUI Yongjie, et al. Design and test of harvester for whole hydroponic lettuce with low damage[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(1): 162–169. (in Chinese)
- [21] 马义东, 王明辉, 崔永杰, 等. 水培生菜自动纵向包装装置设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(9): 113–121.  
MA Yidong, WANG Minghui, CUI Yongjie, et al. Design and test of automatic machine for hydroponic lettuce longitudinal packaging[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(9): 113–121. (in Chinese)
- [22] 贾江鸣, 叶玉泽, 程培林, 等. 细长果蔬采摘软体气动抓手设计与参数优化[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(6): 26–34.  
JIA Jiangming, YE Yuze, CHENG Peilin, et al. Design and parameter optimization of soft pneumatic gripper for slender fruits and vegetables picking[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(6): 26–34. (in Chinese)
- [23] 刘晓敏, 田德宝, 宋懋征, 等. 气动球果采摘柔性手爪设计与实验[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(2): 30–43.  
LIU Xiaomin, TIAN Debao, SONG Maozheng, et al. Design and experiment on pneumatic flexible gripper for picking globose fruit[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(2): 30–43. (in Chinese)
- [24] 张涛, 李英, 宋树民, 等. 基于柔性夹持的青菜头收获机设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(增刊2): 162–169, 190.  
ZHANG Tao, LI Ying, SONG Shumin, et al. Design and experiment of tumorous stem mustard harvester based on flexible gripping[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(Supp. 2): 162–169, 190. (in Chinese)
- [25] 卢伟, 王鹏, 王玲, 等. 褐菇无损采摘柔性手爪设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(11): 28–36.  
LU Wei, WANG Peng, WANG Ling, et al. Design and experiment of flexible gripper for mushroom non-destructive picking [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(11): 28–36. (in Chinese)
- [26] 陈健, 王新忠, 吴又新, 等. 温室生菜根茎的剪切力学特性研究[J]. *农机化研究*, 2020, 42(11): 173–178.  
CHEN Jian, WANG Xinzhong, WU Youxin, et al. Study on shear mechanical properties of greenhouse lettuce roots[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2020, 42(11): 173–178. (in Chinese)