doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.06.019

# 融合无人机光谱信息与纹理特征的棉花叶面积指数估测

邵亚杰[1,2]　汤秋香[1]　崔建平[2,3]　李晓娟[4]　王　亮[2,3]　林　涛[2,3]

(1.新疆农业大学农学院,乌鲁木齐 830052;2.新疆农业科学院经济作物研究所,乌鲁木齐 830091;
3.农业农村部荒漠绿洲作物生理生态与耕作重点实验室,乌鲁木齐 830091;4.新疆大学机械工程学院,乌鲁木齐 830046)

**摘要**:农田尺度下作物叶面积指数(Leaf area index,LAI)的精准监测,对于研究群体结构对产量和管理措施的响应具有重要意义。目前普遍采用无人机光谱特征反演作物的 LAI 指数,作为长势和冠层结构诊断的重要依据,其估测精度的准确性是否可以提高仍有待研究。作物表面特征,如灰度和颜色,在不同生育阶段会发生变化。为此,本研究考虑到 LAI 的影响因素,设置不同的种植密度和氮素水平营造差异化的冠层结构,利用搭载多光谱传感器的无人机获取主要生育时期棉花的冠层图像得到植被指数(Vegetation indexs,VIs),基于二阶概率统计滤波(Co-occurrence measures)方法获取均值(MEA)、方差(VAR)、协同性(HOM)、对比度(CON)、相异性(DIS)、信息熵(ENT)、二阶矩(SEM)和相关性(COR)等 8 个纹理特征值(Texture features, TFs)。最后,采用支持向量机回归(SVR)、偏最小二乘法(PLSR)、深度神经网络(DNN)分别建立基于光谱特征、纹理特征以及二者结合的棉花 LAI 的估算模型,并比较差异。试验结果表明:$VI_{(nir/green)}$、$VI_{(nir/red)}$、GNDVI、OSAVI 和均值与 LAI 具有较高的相关性;采用 SVR 建立的 LAI 估测精度最高($R^2$ = 0.78,RMSE 为 0.22,RRMSE 为 0.10);在 3 种估算模型中,植被指数与纹理特征相结合的 SVR 模型,较 VIs、TFs 模型精度分别提高 7.89% 和 32.26%。因此,融合无人机光谱信息和图像纹理的 LAI 估算模型为密植作物棉花冠层结构的诊断提供了一种可行、准确的方法。

**关键词**:棉花;叶面积指数;无人机;多光谱;纹理特征;机器学习

**中图分类号**:S31;TP79　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2023)06-0186-11　　**OSID**:

# Cotton Leaf Area Index Estimation Combining UAV Spectral and Textural Features

SHAO Yajie[1,2]　TANG Qiuxiang[1]　CUI Jianping[2,3]　LI Xiaojuan[4]　WANG Liang[2,3]　LIN Tao[2,3]

(1. *College of Agriculture*, *Xinjiang Agricultural University*, *Urumqi* 830052, *China*
2. *Institute of Cash Crops*, *Xinjiang Academy of Agricultural Sciences*, *Urumqi* 830091, *China*
3. *Key Laboratory of Physiological Ecology and Cultivation of Desert Oasis Crops*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Urumqi* 830091, *China*
4. *College of Mechanical Engineering*, *Xinjiang University*, *Urumqi* 830046, *China*)

**Abstract**: Accurate prediction of crop leaf area index (LAI) at farm scale is important for studying the response of population structure to yield and management practices. The inversion of the LAI of crops by spectral features from drones is now commonly used as an important basis for diagnosing crop growth and canopy structure, and it remains to be investigated whether the accuracy of its estimation can be improved. Crop surface features, such as greyscale and colour, can change under different levels of structural complexity. For this reason, the influence of LAI was taken into account by setting different planting densities and nitrogen levels to create a differentiated canopy structure, using an unmanned aerial vehicle with a multispectral sensor to obtain canopy images of cotton during the main fertility periods to obtain vegetation indices and second-order probability-based statistical filtering (co-occurrence

收稿日期:2023-01-31　修回日期:2023-04-20

**基金项目**:新疆农业科学院科技创新重点培育项目(xjnky-2020003)、新疆农业科学院农业科技创新平台能力提升建设专项(25107020-202001)、新疆维吾尔自治区天山英才人才培养项目、国家自然科学基金项目(31960386)、新疆维吾尔自治区重大科技专项(2020A01002-4)和新疆农业大学研究生科研创新计划项目(XJAUGRI2022036)

**作者简介**:邵亚杰(1996—),男,博士生,主要从事棉花生长信息快速诊断技术研究,E-mail:1519858040@qq.com

**通信作者**:林涛(1981—),男,研究员,博士,主要从事棉花调优栽培信息化技术研究,E-mail:27427732@qq.com

measures) in the near infrared band to extract mean (MEA), variance (VAR), synergy (HOM), contrast (CON), dissimilarity (DIS), information entropy (ENT), second-order moments (SEM) and correlation (COR) of the eight texture feature values. Finally, support vector regression (SVR), partial least squares regression (PLSR) and deep neural networks (DNN) were used to develop models for estimating cotton LAI based on spectral features, texture features and a combination of the two, respectively, and to compare the differences. The results showed that the vegetation indices $VI_{(nir/green)}$, $VI_{(nir/red)}$, GNDVI, OSAVI and mean had high correlation with LAI; the LAI estimation accuracy established by SVR was the highest ($R^2 = 0.78$, RMSE was 0.22, RRMSE was 0.10); among three estimation models, the SVR model combining VIs and texture features improved the accuracy by 7.89% (VIs) and 32.26% (TFs), respectively, over the single parameter type model. Thus the LAI estimation model incorporating UAV spectral information and image texture provided a feasible and accurate method for the diagnosis of cotton canopy structure in dense crops.

**Key words**: cotton; leaf area index; UAV; multispectral; texture features; machine learning

## 0　引言

及时准确获取作物的长势信息对提高农业生产的信息化、智能化水平具有重要的意义[1]。叶面积指数(Leaf area index,LAI)指单位土地面积上植物叶片占土地面积的倍数[2],是反映植被密度、冠层结构与功能、生物学特性与生态环境因子的重要生理指标,可作为塑造合理冠层调控措施,提高光能利用效率的重要判断依据[3]。传统的 LAI 测量主要包括比重法、扫描法、光电或图像法(冠层仪),只能进行小面积的人工测量[4-5],测量结果相对精准,但存在费时费力、破坏性强、监测尺度小等问题[4],难以帮助政策部门和生产部门形成有效的长势评估和农事干预。因此,在区域尺度上开发快速、无损、精确的 LAI 高效监测方法,对解决这一问题至关重要。

利用无人机遥感反演作物的 LAI,可以避免效率低、成本高、田间操作困难等问题。该方法在农田 LAI 的大范围监测中被证明是有效的[5-7]。在 LAI 的遥感反演方法中,来自植物冠层的光谱吸收和反射特征起着关键性作用[8]。植被指数(Vegetation indexs, VIs)通过根据两个或多个波段的冠层反射率组合来突出植被的特定属性,通常在可见光和近红外范围内[9]。如:王军等[10]在大豆的 LAI 遥感监测中提出,与其他 4 个 VIs 相比,NDVI 对大豆的反演精度较好($R^2 = 0.74$);张敏等[11]在对 4 个植被指数选择时发现增强型植被指数(Enhanced vegetation index, EVI),EVI 得到了较高的估算结果($R^2 = 0.64$)。然而仅利用 VIs 进行密植作物的 LAI 估算时,常常存在一定的局限性。主要问题是高覆盖度的冠层结构容易限制对 LAI 的估算[12]。此外,VIs 在作物不同生长阶段、病虫害等条件的影响下会发生变化[13-14]。而遥感影像中丰富的纹理信息(Texture features, TFs),不仅可以表征作物的冠层结构,还能够减小“同谱异物”和“同物异谱”的影响,成为有效减少作物生长后期冠层密闭以及受病虫害等因素干扰等的重要途径。因此,近年来关于融合遥感影像中的光谱和纹理特征估算作物长势的研究逐渐增多。研究表明,VIs 结合 TFs 可显著提高生物量[15]、叶绿素含量[16]、植被覆盖度[17]等作物长势信息的估算精度。周聪等[18]、LI 等[19]的研究均证实,无论是基于图像的小波能量纹理和光谱特征相结合或者是灰度共生矩阵纹理特征结合颜色指数的模型输入参数,均较单一参数类型的水稻 LAI 估算模型具有更高的准确性。这些研究为估算作物 LAI 提供了一种新的方法。然而此方法在棉花 LAI 的遥感监测中的应用效果还鲜有报道。

棉花是中国重要的经济作物之一,在经济发展中占据重要地位[20]。虽然前人使用无人机遥感影像在水稻、玉米和小麦等作物的 LAI 估算方面已有大量研究,但目前结合 VIs 和 TFs 在估算密植作物棉花 LAI 的应用仍较少。因此针对精准、高效获取棉花长势信息的重要性,发挥无人机灵活机动的优势,通过“点-面”结合的方式对棉花长势进行实时、宏观、快速地监测和估算,可以因地制宜制定棉花精准生产管理措施。本研究以新疆阿克苏地区棉花为研究对象,拟采用机器学习和深度学习算法,分别构建基于 VIs、TFs 和二者融合参数作为特征输入变量的棉花 LAI 估测模型,对比分析 3 种参数选择条件下,LAI 估算精度的差异;为新疆棉田实现 LAI 的快速、无损、定量监测提供一种可靠的方法,为农田变量施肥、精准灌溉等精细化管理提供技术支撑。

## 1　材料与方法

### 1.1　研究区域概况

试验地点位于新疆农业科学院阿瓦提棉花科研示范基地(40°27′N,80°21′E),如图 1 所示,该区域

属暖温带大陆性干旱气候,年平均气温 10.40℃,年平均降水量 46.70 mm,年平均蒸发量 1 890.70 mm,无霜期 211.00 d,年均日照 2 679.00 h。农业生产完全依赖于灌溉。试验区土壤质地为砂壤土,田间持水率为 28.92%,土壤肥力属于中等,土壤 pH 值为 7.33。当地主要高产栽培技术为膜下滴灌技术。

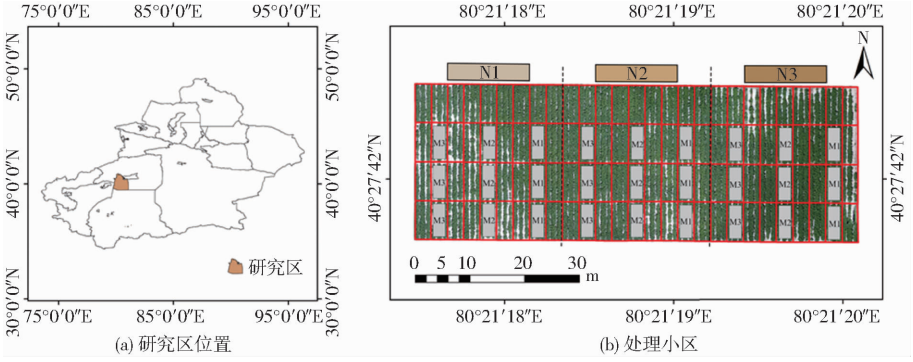


图 1 研究区位置及处理小区

Fig. 1 Location and processing area of study area

## 1.2 试验设计

采用双因素裂区试验设计,以对 LAI 有显著影响的密度和施氮量为调节因子,以施氮量(纯氮)为主区,设置 N1(0 kg/hm$^2$)、N2(300 kg/hm$^2$)和 N3(600 kg/hm$^2$)3 个水平,密度为副区,设置 M1(1.35 × 10$^5$株/hm$^2$)、M2(1.80 × 10$^5$株/hm$^2$)和 M3(2.25 × 10$^5$株/hm$^2$)3 个水平;即共有 9 个处理,每个处理重复 3 次,每 3 幅膜划定一个小区,小区面积 49 m$^2$(长 7 m,宽 7 m)。

供试棉花品种为新陆中 88 号。采用“一膜三行三管”76 cm 等行距机采棉种植模式,株距 11 cm,磷肥($P_2O_5$,150 kg/hm$^2$)和钾肥($K_2O$,150 kg/hm$^2$)全部作为基肥,在播种时一次性施入,氮肥 30% 作为基肥,70% 作为追肥,等量分 10 次随水滴入。其他管理措施参照当地标准。

## 1.3 测定项目与方法

### 1.3.1 地面数据获取

于蕾期(6 月 27 日)、花期(7 月 23 日)、铃期(8 月17 日)、吐絮期(9 月 7 日)选取长势均匀的 4 个不同测量位点,于 18:00—20:00,阳光稳定、无云时,进行 LAI 测量。测量采用 CI-110 型植物冠层数字图像分析仪(Li-Cor Inc.,美国),分别选取 A、B、C、D 4 个位点(图 2),每个位点测量 3 次,取其平均值即得到各位点的平均 LAI。其中位点 A 在中行主茎下方,位点 B 在中行与边行中点处,位点 C 在边行主茎下方处,位点 D 在露地中间位点处。

### 1.3.2 无人机影像获取

获取田间 LAI 的当天,利用 Matrice M210 RTK V2 型无人机搭载多光谱相机(MicaSence RedEdge,美国)进行棉田冠层图像提取。拍摄于 13:00—15:00,太阳高度角与地面近乎垂直时进行,航线设计任务高度 30 m,航向重叠率 75%,旁向重叠率 75%,航速 2 m/s,采用等间隔拍照,拍照间隔为 2 m。飞行前使用多光谱传感器拍摄辐射定标版,以便后期进行影像辐射标定。

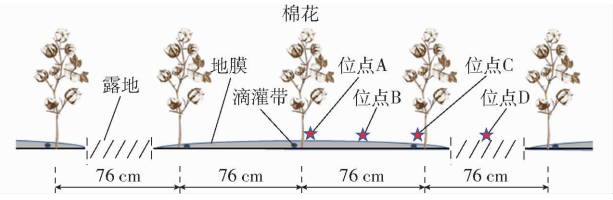


图 2 棉花种植方式及 LAI 测量位点

Fig. 2 Cotton planting pattern and LAI measurement site

多光谱相机共有 5 个通道,分别为蓝、绿、红、近红外、红边波段,对应波长分别为 475、560、668、840、717 nm,半高宽(FWHM)分别为 20、20、10、40、10 nm,无人机影像划分示意图如图 3 所示。

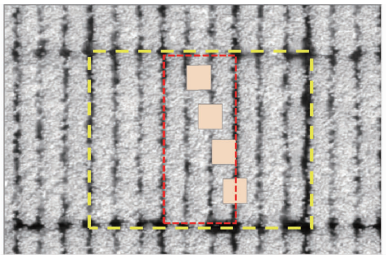

图 3 无人机影像测量位点划分示意图

Fig. 3 Schematic of image measurement point division by drone

### 1.3.3 无人机数据预处理

#### 1.3.3.1 图像拼接

利用 Pix4D Mapper 软件对影像数据进行拼接与辐射校正。首先将原始图像数据导入软件,读取影像 POS 数据,设置影像相机配置信息,选择农业多光谱拼接模式,然后设定拼接过程中的匹配特征点数量和输出影像类型,生成点云和纹理信息,最后输出数字正射影像。

**1.3.3.2**　小区裁剪

采用 ArcGIS map 软件裁剪影像，先根据地面信息确定待测试验区域，建立区域 shape 文件在影像中勾画出试验区边界；使用裁剪工具对试验区 shape 进行裁剪，生成试验区域栅格数据并通过数据转换输出试验区影像数据。

**1.3.3.3**　光谱反射率提取

使用 ENVI 软件对裁剪后影像提取光谱反射率。本文中选取小区反射率均值作为该小区的光谱反射率。

**1.3.4**　植被指数与纹理特征选取

植被指数是由两个或多个波段反射率经一定方式组合而成的参数。本研究根据已有的研究成果，选取 LAI 监测方面效果较好的 9 种植被指数，计算公式如表 1 所示。

纹理是一种反映图像中同质现象的视觉特征，体现物体表面的具有缓慢变换或周期性变化的表面组织结构排列属性。本文使用 ENVI 5.3 软件进行基于二阶概率统计滤波（Co-occurrence measures）的方式来实现图像 TFs 的提取，对近红外波段进行提取共获取 8 类 TFs：均值（MEA）、方差（VAR）、协同性（HOM）、对比度（CON）、相异性（DIS）、信息熵（ENT）、二阶矩（SEM）和相关性（COR）。纹理分析时选取窗口尺寸为 7×7，空间相关矩阵偏移 $X$ 和 $Y$ 默认为 1。

**表 1　植被指数计算公式**

**Tab.1　Vegetation index**

| 植被指数 | 计算公式 | 文献序号 |
|---|---|---|
| 归一化植被指数（NDVI） | $NDVI=(R_{nir}-R_{red})/(R_{nir}+R_{red})$ | [21] |
| 绿色归一化植被指数（GNDVI） | $GNDVI=(R_{nir}-R_{green})/(R_{nir}+R_{green})$ | [22] |
| 差值植被指数（DVI） | $DVI=R_{nir}-R_{red}$ | [23] |
| 增强型植被指数（EVI） | $EVI=2.5(R_{nir}-R_{red})/(R_{nir}+6R_{red}-7.5R_{blue}+1)$ | [24] |
| 土壤调节植被指数（SAVI） | $SAVI=\frac{R_{nir}-R_{red}}{R_{nir}+R_{red}+0.5}(1+0.5)$ | [25] |
| 优化土壤调节植被指数（OSAVI） | $OSAVI=(1+0.16)\frac{R_{nir}-R_{red}}{R_{nir}+R_{red}+0.16}$ | [26] |
| 修正型土壤调整植被指数（MSAVI） | $MSAVI=(1+L)\frac{R_{nir}-R_{red}}{R_{nir}+R_{red}+L}$ | [27] |
| 近红外波段与红色波段比值（$VI_{(nir/red)}$） | $VI_{(nir/red)}=R_{nir}/R_{red}$ | [28] |
| 近红外波段与绿色波段比值（$VI_{(nir/green)}$） | $VI_{(nir/green)}=R_{nir}/R_{green}$ | [28] |

注：$R_{red}$、$R_{green}$、$R_{blue}$ 和 $R_{nir}$ 分别表示红光波段、绿光波段、蓝光波段、近红外波段的反射率；$L$ 为土壤调节系数，取 0.1。

## 1.4　数据分析评价

**1.4.1**　模型构建及反演

使用每个位点的 LAI 参与构建估算模型。不同 VIs 与地面 LAI 数据相关性分析后，选取相关性较高的 VIs 和 TFs，用于棉花 LAI 的估算模型构建。全生育时期共获得 432 个 LAI 数据样本，由于本文的 LAI 实测数据需要耗费大量人工，虽然尽可能多地进行实测以保证模型训练精度，但数据集仍属于小规模样本集，因此本文按比例 6∶4 划分训练集和验证集。随机选取其中 60%（259 个样本）作为建模集，40% 作为训练集（173 个样本），反演 LAI 时选择最优估算模型对试验小区均值进行反演。

**1.4.2**　支持向量机回归

支持向量机（Support vector regression，SVR）是在分类模型的框架下发展起来的一种被广泛使用的机器学习方法。其主要思想是将输入样本映射到高维空间，在此空间内建立了一个超平面，对所有落入此平面内的样本不计算损失，只有平面外的数据才计入损失函数，通过引入距离修正损失函数使训练样本与超平面的距离最小化，此时的超平面是拟合的函数[29]。SVR 因其通用性、稳健性和有效性显示出良好的估算潜力，能够处理高维数据和非线性问题，并且具有较好的泛化能力[30-31]。本研究采用 Scikit-Learn（0.21.3）包中的支持向量回归函数在 Python 3.7 环境中实现支持向量机算法。由于损失函数（Gamma）、误差惩罚因子 $C$ 和核函数影响支持向量机的性能，参数设置中 Kernel 选择常用的径向基核函数（Rbf），惩罚因子 $C$ 为 1.0，损失函数 Gamma 为 1/n_Features。

**1.4.3**　偏最小二乘回归法

偏最小二乘回归法（Partial least squares regression，PLSR）是集合多元线性回归、主成分分析及相关性分析 3 种方法优点于一身的统计分析方法[32]。当数据集中变量较多且因变量与自变量具有多重相关性时，传统的线性回归无法精确地对因变量进行分析，从而导致构建的模型精确度较低，此时使用 PLSR 方法可以提高模型精度。PLSR 通过依次选择正交因子来增大因变量与自变量之间的协方差，并以交叉检验的方式来确定模型中的因子数

等,该方法减少了数据冗余,有利于提高计算效率。PLSR 适用于多个高度共线性的变量来建立预测模型,可以有效地解决自变量之间的多重共线性问题以及数据维度较高的情况[33]。本研究采用 Scikit - Learn(0.21.3)包中的偏最小二乘回归函数在 Python 3.7 环境中实现支持 PLSR 算法。本文设置主成分个数为 2,其余参数按照默认使用。

#### 1.4.4 深度神经网络

神经网络是基于感知机的扩展,而深度神经网络(Deep neural network,DNN)可以理解为有很多个隐藏层的神经网络。DNN 内部的神经网络层可以分为 3 类:输入层、隐藏层和输出层,通过堆叠多个隐藏层来达到提取更高阶的特征信息,这些信息在回归预测中有助于提高性能[34]。DNN 模型现已成为解决各种分类和回归问题的方法[34-36]。本文设计的网络结构包含输入层、隐藏层和输出层,结构中层与层直接全连接,同层之间的神经元不连接。DNN 共分为 4 层:1 个输入层、2 个隐藏层和 1 个输出层。将图像中提取的植被指数、纹理特征和纹理指数转换为与每个测量点 LAI 相对应的一维向量,以此作为输入层,输入层设置为 3 个神经元,隐藏层的每层神经元个数依次是 6、4,输出层设置为 1 个神经元,并以最终输出结果来估算 LAI。在 DNN 模型中选取 ReLU 作为激活函数,使用均方根误差作为优化函数,选择均方误差作为损失函数,迭代 100 次。本研究采用 Python 3.7 基于 Keras 2.3.0 框架搭建了此网络结构。

#### 1.4.5 模型验证

选取决定系数(Coefficient of determination,$R^2$)、均方根误差(Root mean square error,RMSE)和相对均方根误差(Relative root mean square error,RRMSE)作为评价估算模型的指标[36]。估算模型和验证模型的 $R^2$ 越大,RMSE 和 RRMSE 越小,表明模型稳定性越好,预测精度越高。

## 2 结果分析

### 2.1 叶面积指数与光谱数据分析

棉花各生育时期实测棉花 LAI 结果如表 2 所示,随着棉花生长,不同密度与施氮量处理下棉花 LAI 总体呈现先增大后缓慢降低的趋势。每个时期获得 108 个样本,生育期累计获得 432 个样本。LAI 平均值由蕾期(1.82)增加至花期(2.81)后,在铃期、吐絮期逐渐下降,吐絮期平均值为 1.85。各生育时期标准差为 0.21 ~ 0.27,方差在 0.04 ~ 0.07 之间,变异系数在 0.08 ~ 0.12 之间。结果表明,标准差、方差、变异系数较小,说明 LAI 的离散程度小,即 LAI 分布均匀。

**表 2 棉花叶面积指数数据统计**

**Tab. 2 Cotton leaf area index data statistics**

| 生育时期 | 样本量 | 最大值 | 最小值 | 平均值 | 标准差 | 方差 | 变异系数 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 蕾期(6 月 27 日) | 108 | 2.26 | 1.44 | 1.82 | 0.21 | 0.04 | 0.11 |
| 花期(7 月 23 日) | 108 | 3.42 | 2.30 | 2.81 | 0.23 | 0.05 | 0.08 |
| 铃期(8 月 17 日) | 108 | 2.96 | 1.69 | 2.32 | 0.27 | 0.07 | 0.11 |
| 吐絮期(9 月 7 日) | 108 | 2.44 | 1.36 | 1.85 | 0.23 | 0.05 | 0.12 |

### 2.2 基于植被指数的棉花 LAI 估算模型

VIs 与 LAI 相关性分析结果如图 4 所示。结果表明,VIs 与 LAI 均呈现显著正相关,且相关系数为 0.747 ~ 0.830。在所选的 VIs 中 $VI_{(nir/red)}$ 与 $VI_{(nir/green)}$ 相关性较高,分别为 0.822、0.830。图 4 表明随着 LAI 的增加,VIs 增加,但在 LAI 大于 2.0 时,NDVI、GNDVI、SAVI、OSAVI 和 MSAVI 的增长幅度减小。

由于 VIs 与 LAI 之间均存在显著相关性,为避免数据产生大量冗余,因此引入相关系数绝对值 $|r|$ 最高的 4 个植被指数($VI_{(nir/green)}$、$VI_{(nir/red)}$、GNDVI、OSAVI)作为自变量,以 LAI 为因变量,构建了 SVR、PLSR 和 DNN 的 LAI 估算模型。同时,通过比较模型估计值与实测值来验证模型的估算精度($R^2$、RMSE、RRMSE),如表 3 所示,3 种建模算法的估算精度为 0.72 ~ 0.78,PLSR 模型具有最低的估算精度(建模集 $R^2 = 0.72$,验证集 $R^2 = 0.68$),而 DNN 模型具有最高的估算精度(建模集 $R^2 = 0.78$,验证集 $R^2 = 0.71$),表明 DNN 模型的估算精度最好。

### 2.3 基于纹理特征的棉花 LAI 估算模型

图 5 表明 LAI 与近红外波段反射率相关性最佳,因此本文选择该波段提取 TFs,并筛选出与 LAI 相关系数绝对值 $|r|$ 最高的 MEA、HOM、ENT 和 SEM 作为自变量,构建了基于 SVR、PLSR 和 DNN 算法的 LAI 估算模型。在模型变量的选择方面,使用 TFs 变量构建的 LAI 估算模型精度低于 VIs,在模型算法方面,3 种建模算法的精度为 0.51 ~ 0.62(表 4),其中 PLSR 的精度最低(建模集 $R^2 = 0.51$,验证集 $R^2 = 0.49$),SVR 精度最高(建模集和验证集的 $R^2$ 分别为 0.62、0.58)。

### 2.4 基于结合植被指数和纹理特征的 LAI 估算模型

本文依据相关系数绝对值 $|r|$ 来筛选 VIs 和 TFs 的最佳组合为 $VI_{(nir/red)}$、$VI_{(nir/green)}$、HOM 和 MEA,表 5 反映了基于 SVR、PLSR 和 DNN 算法构建 LAI 估算模型的结果。相比之下,SVR 算法具有最高的估算精度(建模集:$R^2 = 0.82$,RMSE 为 0.20,RRMSE 为 0.09;验证集:$R^2 = 0.78$,RMSE 为 0.22,

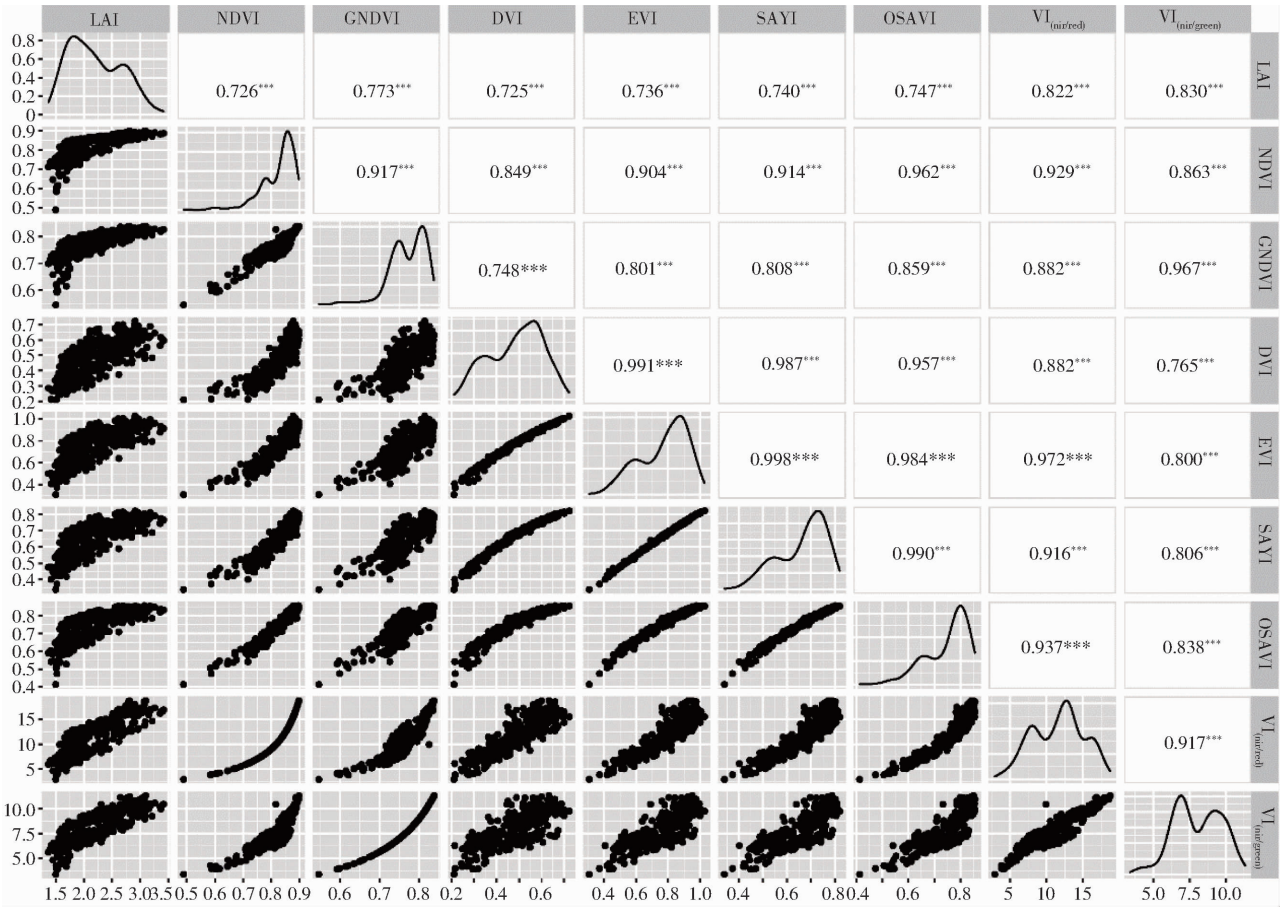


图 4　LAI 与植被指数相关性分析

Fig. 4　Correlation analysis between LAI and spectral parameters

**表 3　基于植被指数的棉花 LAI 估算结果评价**

**Tab. 3　Evaluation of LAI estimation results of cotton based on vegetation index**

| 模型 | 建模集 | | | 验证集 | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | $R^2$ | RMSE | RRMSE | $R^2$ | RMSE | RRMSE |
| SVR | 0.76 | 0.23 | 0.10 | 0.71 | 0.25 | 0.11 |
| PLSR | 0.72 | 0.25 | 0.11 | 0.68 | 0.26 | 0.12 |
| DNN | 0.78 | 0.22 | 0.10 | 0.71 | 0.25 | 0.11 |

RRMSE 为 0.10）。VIs 和 TFs 组合构建 LAI 的 SVR 估算模型比 VIs、TFs 估算的模型精度分别提高 7.89%、32.26%。

本研究中 LAI 最优估算模型为 SVR 模型，基于此模型对棉花 4 个生育时期 LAI 进行反演，最终得到棉花各生育期的 LAI 空间分布图（图 6）。结果表明，棉花 LAI 随着生育期的推进呈现先增加后减小的趋势，在花期达到最大值。蕾期反演的 LAI 在 1.54 ~ 1.97 之间，N2M3 处理下的 LAI 达到最大值；花期反演的 LAI 在 2.15 ~ 2.86 之间，同样为 N2M3 处理的 LAI 达到最大值；铃期反演的 LAI 在 2.11 ~ 2.34 之间，N3M2 处理下的 LAI 达到最大值；吐絮期反演的 LAI 在 1.60 ~ 2.03 之间，在 N1M3 处理下 LAI 达到最大值。在空间分布上，棉花叶面积指数因不同的施氮量和密度处理具有明显差异，LAI 较好的处理为 N2M3 处理。

## 3　讨论

无人机是一种新型遥感数据获取平台，具有分辨率高、作业效率高的优点，在农业领域监测作物长势信息等方面具有重要作用。多光谱传感器可以获取遥感所需的红、绿、蓝、红边和近红外 5 个重要波段的数据，相较于 RGB 三通道数码相机和高光谱传感器，无人机搭载多光谱传感器具有成本低、数据处理简单等特点，应用于农业遥感领域具有一定的优势。有学者研究利用无人机搭载多光谱传感器组成的低空遥感平台，对冬小麦 LAI[37]、大豆 LAI[38] 的反演研究结果表明，利用无人机多光谱影像对作物 LAI 进行估算是可行的。本研究通过无人机搭载多光谱传感器采集棉田遥感影像对棉花 LAI 进行估算。本研究基于 VIs 和 TFs 构建不同算法的棉花 LAI 反演模型，结果证明了基于无人机多光谱影像估算棉花 LAI 的可行性。

### 3.1　估算模型变量的选择影响因素

在模型变量的选择方面，根据 VIs 与 TFs 对棉花 LAI 的敏感程度，选择相关性较高的变量，可以有

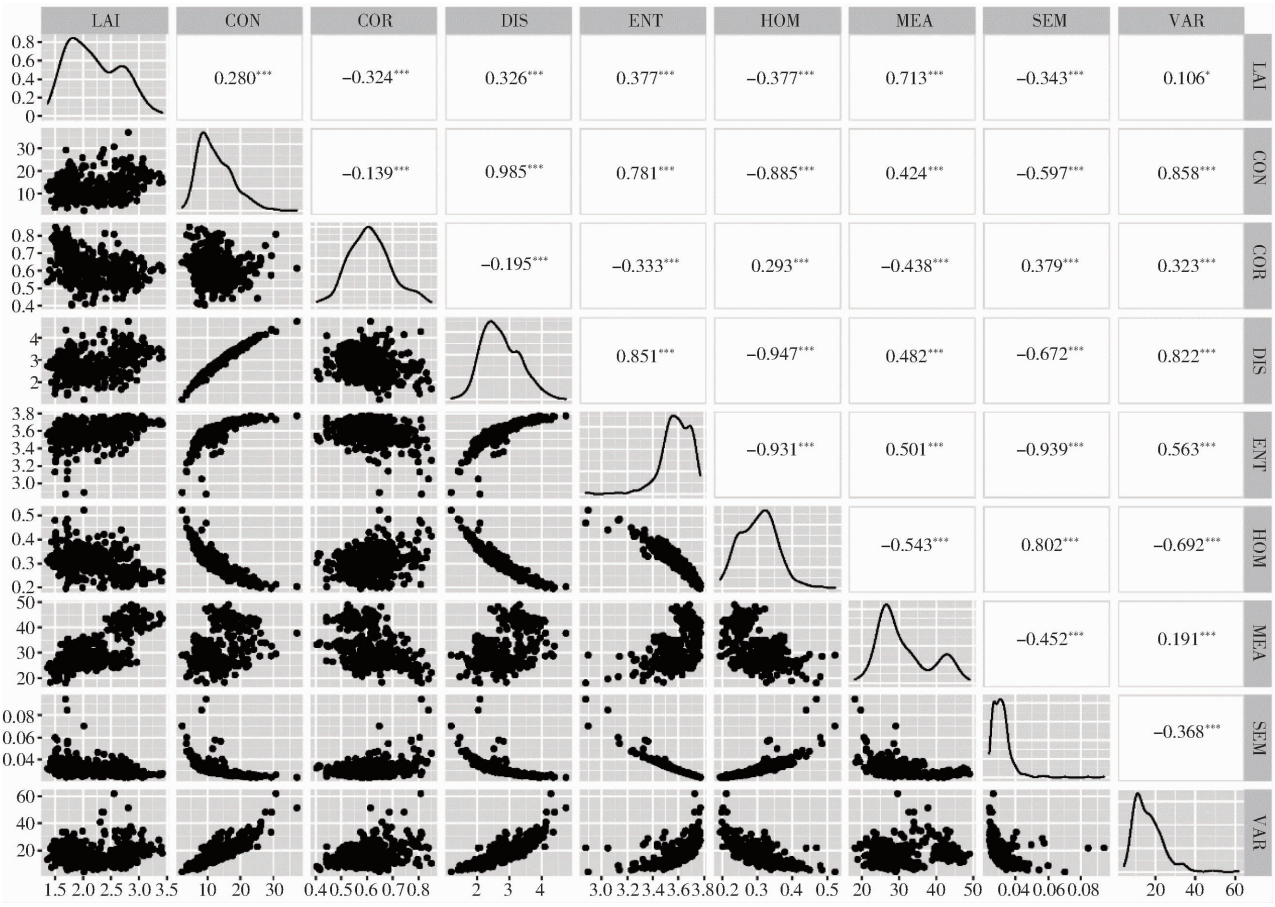


图 5 LAI 与纹理特征相关性分析

Fig. 5 Correlation analysis between LAI and textural characteristics

**表 4 基于纹理特征的棉花 LAI 估算结果评价**

**Tab. 4 Evaluation of LAI estimation results for cotton based on texture features**

| 模型 | 建模集 | | | 验证集 | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | $R^2$ | RMSE | RRMSE | $R^2$ | RMSE | RRMSE |
| SVR | 0.62 | 0.29 | 0.13 | 0.58 | 0.30 | 0.14 |
| PLSR | 0.51 | 0.33 | 0.15 | 0.49 | 0.33 | 0.15 |
| DNN | 0.61 | 0.29 | 0.13 | 0.58 | 0.30 | 0.14 |

**表 5 基于植被指数和纹理特征结合的棉花 LAI 估算结果评价**

**Tab. 5 Evaluation of cotton LAI estimation results based on combination of vegetation index and texture features**

| 模型 | 建模集 | | | 验证集 | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | $R^2$ | RMSE | RRMSE | $R^2$ | RMSE | RRMSE |
| SVR | 0.82 | 0.20 | 0.09 | 0.78 | 0.22 | 0.10 |
| PLSR | 0.76 | 0.23 | 0.10 | 0.74 | 0.24 | 0.11 |
| DNN | 0.80 | 0.21 | 0.10 | 0.73 | 0.24 | 0.11 |

效提高反演模型精度。本研究基于 LAI 与 VIs 和 TFs 的相关性来选择模型变量,综合利用棉花生长季内多生育时期光谱信息对棉花 LAI 进行估算。此方法相较于单一生育时期进行估算 LAI 更加科学合理,能够有效提高 LAI 的估算精度。王修信等[39]对林地 LAI 的估算方法研究表明,利用多光谱植被指数 NDVI、RSR、SAVI 构建的估算模型精度最高,$R^2$ 达到 0.83,RMSE 为 0.19。王亚杰[40]以 EVI、OSAVI、SAVI、NDVI、RDVI 构建了玉米 LAI 反演模型,$R^2$ 为 0.91。本文选取相关性较高的 $VI_{(nir/green)}$、$VI_{(nir/red)}$、GNDVI 和 OSAVI 构建估算模型,基于 VIs 的 DNN 估算模型的估算精度 $R^2$ 为 0.78,RMSE 为 0.22,RRMSE 为 0.10。对于不同研究区、使用不同的建模方法、不同的 VIs 得到的模型,虽然基本具有较好的估算结果,但在精度上会有一定的差异。在传统的统计分析中通常选用单一 VIs 进行构建 LAI 估算模型,但单一 VIs 所包含的信息比较片面且存在不同程度的饱和性[41]。纹理能表征物体表面的内在特性,同时 TFs 提供了更多的植被冠层结构信息,可以提高 LAI 的估算精度。因此,将更多的光谱信息作为变量以构建估算模型十分重要。本文研究发现在仅使用 TFs 对棉花 LAI 估算时,估算精度小于 VIs 估算模型。而在估算 LAI 时加入 TFs 有利于提升模型的准确性,结合 VIs 和 TFs 构建的 SVR 估算模型的验证集 $R^2$ 分别提高 9.86%、34.48%。为以后估算作物的 LAI 研究提供了新的思路。本研究已经证明了采用加入 TFs 来估算棉花 LAI 的方式能

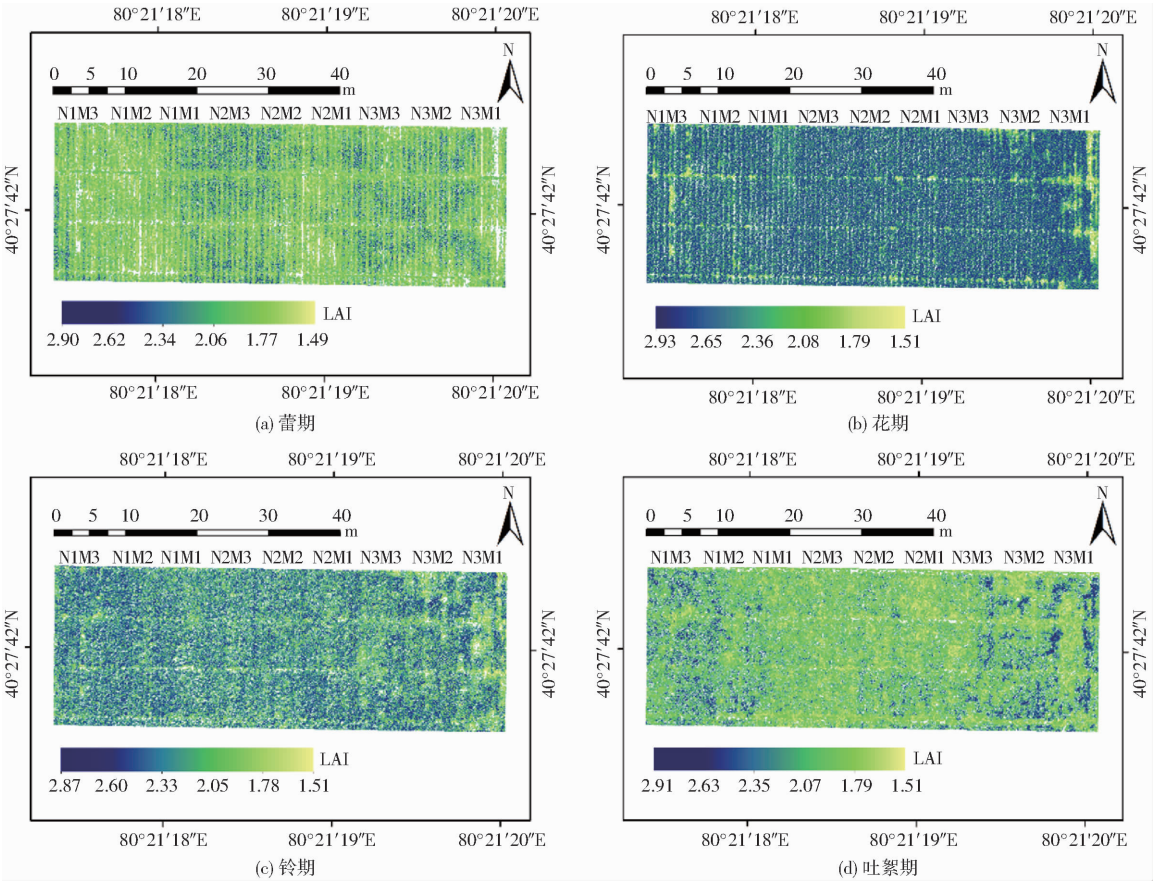


图 6　棉花不同生育期 LAI 时空分布图

Fig. 6　Spatial and temporal distributions of LAI in different growth stages of cotton

够有效提高估算精度，但是否存在更好的估算方式还有待研究。其次，本研究使用的是皮尔逊相关系数的方法来确定模型构建时的输入参数，而且在选择 VIs 和 TFs 中仅选择了相关系数绝对值 $|r|$ 最高的 4 个进行建模与评价，而对于其他的特征参数筛选方法还需要进一步研究。

### 3.2　不同估算模型对 LAI 估算精度的影响

建模算法的选择对于估算作物长势信息的估测精度影响较大。目前利用无人机多光谱影像进行植物生长参数的估算研究，主要通过光谱参数与实测值建立经验统计或机器学习模型进行估测。牛庆林等[42]基于无人机影像数据监测玉米 LAI，使用逐步回归分析方法建立估算模型，$R^2$ 为 0.63，RMSE 为 0.40。而传统的线性回归方法对模型的估算精度往往不高，而机器学习以独特的优势逐渐替代了传统逐步回归，在作物长势监测中得到了广泛应用[43]。王瑛等[44]基于六旋翼无人机获取小麦冠层多光谱影像，结果发现 SVR 构建小麦 LAI 估算模型效果最佳，$R^2$ 达到 0.83，RMSE 为 0.29。而本研究则是构建了 1 种深度学习估算模型和 2 种机器学习模型，DNN 模型通过加入多个隐藏层，使用 Sigmoid 和 ReLU 等非线性激活函数，使得 DNN 模型能够挖掘出数据之间的复杂关系，从而实现模型估算性能的提高。本文通过选取不同的参数组合方式进行建模，有助于发挥 DNN 模型的特征融合优势。SVR 模型能够将数据映射至高维特征空间，在高维特征空间上建立一个超优平面决策边界，从而进行样本分类，SVR 克服了传统线性回归方法的不足，在解决本研究中小样本和非线性问题时具有独特优势[45]。PLSR 是结合了 PCA、MLR 和 CCA 3 种分析方法的优势，在单因变量和多个自变量的回归分析中，该方法简单稳定且精度较高[46]。因此本文选择这 3 种方法建立棉花 LAI 的估算模型。3 种算法在不同参数组合建模的方式中，估算精度由大到小均呈现为 VIs 和 TFs 融合模型、VIs 模型、TFs 模型。在仅使用 VIs 构建估算模型时，深度学习 DNN 模型的估算精度最高，而基于 VIs 和 TFs 融合构建时使用 SVR 估算模型效果最佳，$R^2$ 为 0.82，RMSE 为 0.20，证明将 SVR 算法用于构建 VIs 和 TFs 结合的棉花 LAI 估算模型具有较好的应用前景。本研究得出 SVR 模型优于 DNN 模型和 PSLR 模型，SVR 模型和 DNN 模型差距较小，原因可能是 PLSR 模型主要用于处理多元线性回归问题，而 SVR 和 DNN 则能够处理非线性问题。DNN 模型的特点是能够捕捉复杂的数据特征，SVR 模型的特点则是可以处理高维数据，本研究使用全生育期的数据进行构建估算模型，包

含了多个特征和多个时刻的测量值,这个多维数据集可能提高了 SVR 模型的估算能力。虽然使用 SVR 和 DNN 模型估算棉花 LAI 具有较好的结果,但后续研究中也可以尝试更多的模型构建算法。

## 4 结束语

本研究利用无人机搭载多光谱传感器获取多生育时期棉花冠层光谱影像,通过分析光谱指数和纹理信息与 LAI 的定量关系,选择 VIs、TFs 和二者融合的方式,运用 SVR、PLSR 和 DNN 构建棉花 LAI 估算模型,$VI_{(nir/green)}$、$VI_{(nir/red)}$、GNDVI、OSAVI、MEA 与 LAI 具有较高的相关性;采用 SVR 建立的 LAI 估测精度最高($R^2$ = 0.78,RMSE 为 0.22,RRMSE 为 0.10);在 3 种估算模型中,植被指数与纹理特征相结合的 SVR 模型较 VIs、TFs 模型精度分别提高 7.89% 和 32.26%。

## 参 考 文 献


[1] 张春兰. 基于综合长势参数指标的冬小麦长势遥感监测[D]. 西安:西安科技大学, 2018.
ZHANG Chunlan. Remote sensing monitoring of winter wheat growth based on comprehensive growth parameters[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2018. (in Chinese)

[2] 苏伟, 侯宁, 李琪, 等. 基于 Sentinel-2 遥感影像的玉米冠层叶面积指数反演[J]. 农业机械学报, 2018,49(1):151-156.
SU Wei, HOU Ning, LI Qi, et al. Retrieving leaf area index of corn canopy based on Sentinel-2 remote sensing image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(1):151-156. (in Chinese)

[3] DENNIS J T, DAVID H F, ARMEN R K, et al. Plant density and leaf area index effects on the distribution of light transmittance to the soil surface in maize[J]. Agronomy Journal, 2014,106(5):1828-1837.

[4] 常好雪, 蔡晓斌, 陈晓玲, 等. 基于实测光谱的植被指数对水稻叶面积指数的响应特征分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2018,38(1):205-211.
CHANG Haoxue, CAI Xiaobin, CHEN Xiaoling, et al. Response characteristics analysis of different vegetation indices to leaf area index of rice[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018,38(1):205-211. (in Chinese)

[5] 田明璐, 班松涛, 常庆瑞, 等. 基于低空无人机成像光谱仪影像估算棉花叶面积指数[J]. 农业工程学报, 2016, 32(21):102-108.
TIAN Minglu, BAN Songtao, CHANG Qingrui, et al. Use of hyperspectral images from UAV-based imaging spectroradiometer to estimate cotton leaf area index[J]. Transactions of the CSAE,2016,32(21):102-108. (in Chinese)

[6] 孙诗睿, 赵艳玲, 王亚娟, 等. 基于无人机多光谱遥感的冬小麦叶面积指数反演[J]. 中国农业大学学报, 2019, 24(11):51-58.
SUN Shirui, ZHAO Yanling, WANG Yajuan, et al. Leaf area index inversion of winter wheat based on multispectral remote sensing of UAV[J]. Journal of China Agricultural University, 2019,24(11):51-58. (in Chinese)

[7] 陈晓凯, 李粉玲, 王玉娜, 等. 无人机高光谱遥感估算冬小麦叶面积指数[J]. 农业工程学报, 2020,36(22):40-49.
CHEN Xiaokai, LI Fenling, WANG Yu'na, et al. Estimation of winter wheat leaf area index based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2020,36(22):40-49. (in Chinese)

[8] ROTH L, STREIT B. Predicting cover crop biomass by lightweight UAS-based RGB and NIR photography: an applied photogrammetric approach[J]. Precision Agriculture, 2018,19(1):93-114.

[9] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, STARK R, et al. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction[J]. Remote Sensing of Environment, 2002,80(1):76-87.

[10] 王军, 姜芸. 基于无人机多光谱遥感的大豆叶面积指数反演[J]. 中国农学通报, 2021,37(19):134-142.
WANG Jun, JIANG Yun. Inversion of soybean leaf area index based on UAV multispectral remote sensing[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2021,37(19):134-142. (in Chinese)

[11] 张敏, 郭涛, 刘轲, 等. 基于高光谱植被指数的水稻 LAI 遥感估算[J]. 西南农业学报, 2022,35(11):1-10.
ZHANG Min, GUO Tao, LIU Ke, et al. Rice LAI estimation by remotely sensed hyperspectral vegetation index[J]. Southwest China Journal of Agricultural Sciences, 2022,35(11):1-10. (in Chinese)

[12] FANG Hongliang, BARET F, PLUMMER S, et al. An overview of global leaf area index (LAI): methods, products, validation, and applications[J]. Reviews of Geophysics, 2019,57(3):739-799.

[13] 张军, 邓俊涛, 倪国威, 等. 基于植被指数的猕猴桃根域土壤水分反演影响因素研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(12):223-230.
ZHANG Jun, DENG Juntao, NI Guowei, et al. Influencing factors of soil moisture content inversion in kiwifruit root region based on vegetation index[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(12):223-230. (in Chinese)

[14] SWOISH M, DA CUNHA L F 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.

[15] 刘畅, 杨贵军, 李振海, 等. 融合无人机光谱信息与纹理信息的冬小麦生物量估测[J]. 中国农业科学, 2018,51(16): 3060-3073.

LIU Chang, YANG Guijun, LI Chenhai, et al. Boimass estimation in winter wheat by UAV spectral information and texture information fusion[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2018,51(16):3060 – 3073. (in Chinese)

[16] 陈鹏, 冯海宽, 李长春, 等. 无人机影像光谱和纹理融合信息估算马铃薯叶片叶绿素含量[J]. 农业工程学报, 2019, 35(11):63 – 74.
CHEN Peng, FENG Haikuan, LI Changchun, et al. Estimation of chlorophyll content in potato using fusion of texture and spectral features derived from UAV multispectral image[J]. Transactions of the CSAE, 2019,35(11):63 – 74. (in Chinese)

[17] 蔡文婷, 赵书河, 王亚梅, 等. 结合 Sentinel – 2 光谱与纹理信息的冬小麦作物茬覆盖度估算[J]. 遥感学报, 2020, 24(9):1108 – 1119.
CAI Wenting, ZHAO Shuhe, WANG Yamei, et al. Estimation of winter wheat residue cover using spectral and textural information from Sentinel – 2 data[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2020,24(9):1108 – 1119. (in Chinese)

[18] 周聪, 龚龑, 方圣辉, 等. 融合纹理信息的无人机遥感影像水稻叶面积指数精准监测[C]//第八届高分辨率对地观测学术年会论文集,2022.

[19] LI Songyang, YUAN Fei, ATA-UI-KARIM S T, et al. Combining color indices and textures of UAV-based digital imagery for rice LAI estimation[J]. Remote Sensing, 2019,11(15):1763.

[20] 纪伟帅. 基于无人机多光谱的棉花冠层叶片叶绿素相对含量、叶面积指数反演[D]. 泰安:山东农业大学, 2021.
JI Weishuai. Inversion of SPAD and LAI in cotton canopy leaves based on UAV multispectral[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2021. (in Chinese)

[21] 贺佳, 刘冰锋, 李军. 不同生育时期冬小麦叶面积指数高光谱遥感监测模型[J]. 农业工程学报, 2014,30(24):141 – 150.
HE Jia, LIU Bingfeng, LI Jun. Monitoring model of leaf area index of winter wheat based on hyperspectral reflectance at different growth stages[J]. Transactions of the CSAE, 2014,30(24):141 – 150. (in Chinese)

[22] CAMILLE C D L, PHILIPPE B, GUILLAUME J, et al. Assessment of unmanned aerial vehicles imagery for quantitative monitoring of wheat crop in small plots[J]. Sensors, 2008,8(5):3557 – 3585.

[23] 夏天, 吴文斌, 周清波, 等. 冬小麦叶面积指数高光谱遥感反演方法对比[J]. 农业工程学报, 2013,29(3):139 – 147.
XIA Tian, WU Wenbin, ZHOU Qingbo, et al. Comparison of two inversion methods for winter wheat leaf area index based on hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2013,29(3):139 – 147. (in Chinese)

[24] LIU J G, ELIZABETH P, GUILLAUME J. Assessment of vegetation indices for regional crop green LAI estimation from Landsat images over multiple growing seasons[J]. Remote Sensing of Environment, 2012,123:347 – 358.

[25] 任枫荻, 陈圣波, 陈彦冰. 基于高分辨率遥感影像的花粒期玉米叶面积指数估算方法[J]. 江西农业学报, 2021, 33(2):116 – 120.
REN Fengdi, CHEN Shengbo, CHEN Yanbing. Estimation method of maize leaf area index at anthesis stage based on high-resolution remote sensing image[J]. Acta Agriculturae Jiangxi, 2021,33(2):116 – 120. (in Chinese)

[26] LIANG Liang, DI Liping, ZHANG Lianpeng, et al. Estimation of crop LAI using hyperspectral vegetation indices and a hybrid inversion method[J]. Remote Sensing of Environment, 2015,165: 123 – 134.

[27] SHINYA T, KENSUKE K, MASAYASU M, et al. Spectral index for quantifying leaf area index of winter wheat by field hyperspectral measurements: a case study in Gifu Prefecture, Central Japan[J]. Remote Sensing, 2015,7(5): 5329 – 5346.

[28] RAMOELO A, SKIDMORE A K, CHO M A, et al. Regional estimation of savanna grass nitrogen using the red-edge band of the spaceborne RapidEye sensor[J]. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, 2012,19(19): 151 – 162.

[29] 许云峰, 马春子, 霍守亮, 等. 以程海为例用支持向量机回归算法预测叶绿素 a 浓度[J]. 环境工程技术学报, 2012, 2(3):207 – 211.
XU Yunfeng, MA Chunzi, HUO Shouliang, et al. Using support vector regression algorithm to predict chlorophyll-a concentrations with Chenghai Lake for example[J]. Journal of Environmental Engineering Technology, 2012,2(3):207 – 211. (in Chinese)

[30] 陈果, 周伽. 小样本数据的支持向量机回归模型参数及预测区间研究[J]. 计量学报, 2008,29(1):92 – 96.
CHEN Guo, ZHOU Jia. Research on parameters and forecasting interval of support vector regression model to small sample[J]. Acta Metrologica Sinica, 2008,29(1):92 – 96. (in Chinese)

[31] PENG Y, ZHU T E, LI Y, et al. Remote prediction of yield based on LAI estimation in oilseed rape under different planting methods and nitrogen fertilizer applications[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2019,271(6):116 – 125.

[32] 陆洪涛. 偏最小二乘回归数学模型及其算法研究[D]. 北京:华北电力大学, 2014.
LU Hongtao. Partial least squares regression models and algorithms research[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2014. (in Chinese)

[33] 任欢. 偏最小二乘回归算法应用与改进[D]. 天津:天津工业大学, 2019.
REN Huan. Application and improvement of partial least squares regression algorithm[D]. Tianjin:Tiangong University,2019. (in Chinese)

[34] 吴美林. 基于 DNN 与随机森林特征信息选择的风电功率预测研究[D]. 西安:西安理工大学, 2020.
WU Meilin. Research on wind power prediction based on DNN and random forest feature information selection[D]. Xi'an:

Xi'an University of Technology, 2020. (in Chinese)

[35] ADAMA T. 基于无人机搭载多光谱仪开展冬小麦冠层水分状况评价研究[D]. 北京:中国农业科学院,2021.
ADAMA T. Assessing canopy water status of winter wheat with multiple spectrometers mounted on unmanned aerial vehicle [D]. Beijing:Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2021. (in Chinese)

[36] LIU Shuaibing, JIN Xiuliang, NIE Chenwei, et al. Estimating leaf area index using unmanned aerial vehicle data: shallow *vs* deep machine learning algorithms[J]. Plant Physiology, 2021,187(3):1551 - 1576.

[37] 高林, 杨贵军, 于海洋, 等. 基于无人机高光谱遥感的冬小麦叶面积指数反演[J]. 农业工程学报, 2016,32(22):113 - 120.
GAO Lin, YANG Guijun, YU Haiyang, et al. Retrieving winter wheat leaf area index based on unmanned aerial vehicle hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2016,32(22):113 - 120. (in Chinese)

[38] 高林, 杨贵军, 王宝山, 等. 基于无人机遥感影像的大豆叶面积指数反演研究[J]. 中国生态农业学报, 2015,23(7):868 - 876.
GAO Lin, YANG Guijun, WANG Baoshan, et al. Soybean leaf area index retrieval with UAV (unmanned aerial vehicle) remote sensing imagery[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2015,23(7):868 - 876. (in Chinese)

[39] 王修信, 孙涛, 朱启疆, 等. 林地叶面积指数遥感估算方法适用分析[J]. 生态学报, 2014,34(16):4612 - 4619.
WANG Xiuxin, SUN Tao, ZHU Qijiang, et al. Assessment of different methods for estimating forest leaf area index from remote sensing data[J]. Acta Ecologica Sinica, 2014,34(16):4612 - 4619. (in Chinese)

[40] 王亚杰. 基于无人机多光谱遥感的玉米叶面积指数监测方法研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学, 2018.
WANG Yajie. Research on maize LAI monitoring method on UAV multispectral remote sensing[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2018. (in Chinese)

[41] 梁栋, 管青松, 黄文江, 等. 基于支持向量机回归的冬小麦叶面积指数遥感反演[J]. 农业工程学报, 2013,29(7):117 - 123.
LIANG Dong, GUAN Qingsong, HUANG Wenjiang, et al. Remote sensing inversion of leaf area index based on support vector machine regression in winter wheat[J]. Transactions of the CSAE, 2013,29(7):117 - 123. (in Chinese)

[42] 牛庆林, 冯海宽, 杨贵军, 等. 基于无人机数码影像的玉米育种材料株高和 LAI 监测[J]. 农业工程学报, 2018,34(5):73 - 82.
NIU Qinglin, FENG Haikuan, YANG Guijun, et al. Monitoring plant height and leaf area index of maize breeding material based on UAV digital images[J]. Transactions of the CSAE, 2018,34(5):73 - 82. (in Chinese)

[43] 祝海竣. 基于机器学习的水稻叶片 SPAD 值和氮素含量的高光谱估测研究[D]. 长沙:湖南农业大学, 2021.
ZHU Haijun. Research on hyperspectral estimation of rice leaf SPAD and nitrogen content based on machine learning[D]. Changsha: Hunan Agricultural University, 2021. (in Chinese)

[44] 王瑛, 顾根茂, 许军, 等. 不同肥力水平下小麦精确施氮技术初探[J]. 上海农业科技, 2010(5):68 - 69.
WANG Ying, GU Genmao, XU Jun, et al. A preliminary study on precise N application technology for wheat under different fertility levels[J]. Shanghai Agricultural Science and Technology, 2010(5):68 - 69. (in Chinese)

[45] 韩兆迎, 朱西存, 房贤一, 等. 基于 SVM 与 RF 的苹果树冠 LAI 高光谱估测[J]. 光谱学与光谱分析, 2016,36(3):800 - 805.
HAN Zhaoying, ZHU Xicun, FANG Xianyi, et al. Hyperspectral estimation of apple tree canopy LAl based on SVM and RF regression[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016,36(3):800 - 805. (in Chinese)

[46] 高升, 王巧华, 李庆旭, 等. 基于近红外光谱的红提维生素 C 含量、糖度及总酸含量无损检测方法[J]. 分析化学, 2019,47(6):941 - 949.
GAO Sheng, WANG Qiaohua, LI Qingxu, et al. Non-destructive detection of vitamin C, sugar content and total acidity of red globe grape based on near-infrared spectroscopy[J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry, 2019,47(6):941 - 949. (in Chinese)