

洪国军, 张 灵, 徐 恒, 等. 多高度无人机多光谱成像在枣树不同生育期 *LAI* 监测中的应用[J]. 江苏农业学报, 2024, 40(11): 2093-2101.

doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2024.11.013

## 多高度无人机多光谱成像在枣树不同生育期 *LAI* 监测中的应用

洪国军<sup>1</sup>, 张 灵<sup>1</sup>, 徐 恒<sup>2</sup>, 喻彩丽<sup>3</sup>, 黄玉芬<sup>4,5</sup>, 范振岐<sup>4,5</sup>

(1.江西科技学院区域发展研究院, 江西 南昌 330200; 2.江西科技学院理学教育部, 江西 南昌 330200; 3.汕尾职业技术学院海洋学院, 广东 汕尾 516600; 4.塔里木大学信息工程学院, 新疆 阿拉尔 843300; 5.塔里木绿洲农业部重点实验室, 新疆 阿拉尔 843300)

**摘要:** 为了实现枣树叶面积指数(*LAI*)的快速估算,使用无人机多光谱相机获取新疆阿拉尔垦区枣树3个生育期的冠层无人机影像,并在地面同步测定样本点的*LAI*值,以180种植被指数为基础构建模型,采用贝叶斯算法中的树结构Parzen估计器(TPE),提取最优特征组合并优化模型参数,实现模型性能的全面提升,对比分析各模型(CatBoost、RF、DNN、SVR)对枣树*LAI*值的监测能力。结果表明,(1)在相同飞行高度下,在坐果期的表现中,4个模型中TPE-CatBoost模型在60 m飞行高度的性能最好,决定系数( $R^2$ )为0.867 5,均方误差(*MSE*)为0.005 2;(2)利用空间插值法、TPE-CatBoost模型对枣树*LAI*进行分析,揭示了整体趋势和精确的局部分布情况。研究提出的TPE-CatBoost模型实现了垦区枣园枣树*LAI*值的有效监测,为垦区枣园的生长监测提供了有效的技术参考。

**关键词:** 枣树; 叶面积指数; TPE优化算法; CatBoost; 特征优选; 模型参数优选

**中图分类号:** S252<sup>+</sup>.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2024)11-2093-09

## Application of multi-altitude UAV multi-spectral imaging in *LAI* monitoring of jujube trees at different growth stages

HONG Guojun<sup>1</sup>, ZHANG Ling<sup>1</sup>, XU Heng<sup>2</sup>, YU Caili<sup>3</sup>, HUANG Yufen<sup>4,5</sup>, FAN Zhenqi<sup>4,5</sup>

(1. Institute of Regional Development, Jiangxi University of Technology, Nanchang 330200, China; 2. Department of Science and Education, Jiangxi University of Technology, Nanchang 330200, China; 3. College of Ocean, Shanwei Institute of Technology, Shanwei 516600, China; 4. College of Information Engineering, Tarim University, Alaer 843300, China; 5. Key Laboratory of Tarim Oasis Agriculture, Ministry of Education, Alaer 843300, China)

**Abstract:** In order to achieve rapid estimation of leaf area index (*LAI*) of jujube trees, unmanned aerial vehicle (UAV) multispectral cameras were used to obtain canopy UAV images of jujube trees at three growth stages in Alar Reclamation Area. The *LAI* values of sample points were measured synchronously on the ground. A model was constructed based on 180 vegetation indices, and the tree structure Parzen estimator (TPE) in Bayesian algorithm was used to extract the optimal feature combination and optimize the model parameters, so as to improve the performance of the model. The monitoring ability of models (CatBoost, RF, DNN, SVR) for jujube tree *LAI* values was compared and analyzed. The results showed that the TPE-CatBoost model was the best among the four models during the fruit setting period at a flight altitude of 60 meters, with a coefficient of determination ( $R^2$ ) of 0.867 5 and a mean square error (*MSE*) of 0.005 2, respectively. The spatial interpolation method and TPE-CatBoost model were used to analyze the *LAI* of jujube trees, revealing the overall trend and accurate local distribution. The TPE-CatBoost model proposed in this study can effectively monitor the *LAI* of ju-

收稿日期: 2024-07-17

基金项目: 国家自然科学基金地区基金项目(42061046、61662064)

作者简介: 洪国军(1995-), 男, 江西乐平人, 硕士研究生, 研究方向为遥感与数字农业。(E-mail) hgj950603@163.com

通讯作者: 范振岐, (E-mail) alaecp@126.com

jube trees in reclaimed jujube orchards, providing an effective technical reference for the growth monitoring of jujube in reclaimed areas.

**Key words:** jujube tree; leaf area index; TPE optimization algorithm; CatBoost; feature optimization; model parameter optimization

枣树作为新疆地区的重要经济作物,其健康状况直接影响枣果的品质和产量,对区域农业经济发展具有重要意义。作为单位水平地面上单面的叶面积指标,叶面积指数(LAI)是评估作物生长状况、光合效率、呼吸作用、蒸腾作用等相关生理指标的关键参数<sup>[1-4]</sup>。因此,快速且精确地获取农作物各生长期的 LAI,对病虫害监测<sup>[5]</sup>、产量预测<sup>[6-9]</sup>等田间管理活动至关重要。传统的实地测量 LAI 方法不仅具有破坏性,而且通常缺乏实时性和空间分布的准确性<sup>[10]</sup>。遥感技术在反演 LAI 方面具有显著优势,它不仅能够长期监测植被的生长状况,还能实现快速检测。其中,低空无人机遥感因具有高空间分辨率、操作简便和成本低廉的特点,尤其适合用于农田规模的作物信息采集<sup>[11-13]</sup>。因此,本研究拟基于无人机多光谱数据,分析枣树在不同生育期 LAI 变化规律,为实时掌握枣树的生长情况并据此实施科学的田间管理提供参考。

在前人的研究中,结合植被指数(VI)的机器学习模型已被证实可以有效提高 LAI 反演的精度<sup>[14-16]</sup>。Liu 等<sup>[17]</sup>提出减少土壤贡献(CS)方法,显著提高了玉米生长早期 LAI 估算的准确性,与传统方法相比,相对均方根误差(*rRMSE*)降低了 3.5%,有效减少了土壤对估算的干扰。陈家华等<sup>[18]</sup>分析了卫星影像的光谱和纹理特征,并采用皮尔逊相关系数评估其与冬小麦 LAI 的关联性,发现双变量多元线性回归模型在冬小麦 LAI 反演中表现出最高精度[决定系数( $R^2$ )=0.780,均方根误差(*RMSE*)=0.573,*rRMSE*=12.29%]。Li 等<sup>[19]</sup>利用 RGB(红、绿、蓝)图像通过 Unet 神经网络对大豆叶片参数进行精确估算,图像分割的交并比(*IoU*)、准确率(*PA*)和召回率(*Recall*)值分别达到 0.98、0.99 和 0.98,且通过比较随机森林、CatBoost 和简单非线性回归模型得出,随机森林在叶数、叶鲜重和叶面积指数估算中表现最佳。石浩磊等<sup>[20]</sup>用无人机多光谱数据分析棉花不同生育期的 LAI,通过构建多种光谱和颜色指数的预测模型,并采用偏最小二乘(PLSR)、

岭回归(RR)、随机森林(RF)、支持向量机(SVM)、神经网络(BP)等算法进行优化,结果显示,LAI 呈现先增后减趋势,其中多光谱指数优于颜色指数,尤其是归一化植被指数(*NDVI*)与 RF 和 BP 模型的预测精度最高,为棉花生长监测与精细管理提供了有力的依据。近年来,研究者为了提升机器学习技术在枣树 LAI 值检测中的效能,广泛研究特征优选与参数优化策略。为了提高枣树 LAI 值检测的效率,本研究拟采用 TPE(贝叶斯算法中的树结构 Parzen 估计器)算法对枣树 3 个生育期的特征进行选择,并对 CatBoost、RF、深度神经网络(DNN)和支持向量回归(SVR)模型进行参数优化,以探讨其在精确调整模型参数、挑选关键特征方面的潜力,通过综合优化从而显著提高枣树 LAI 值的预测精度和效率。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区

研究区位于新疆南部枣树种植面积较大的阿拉尔垦区 12 团(图 1),具体位于塔克拉玛干沙漠边缘与塔里木河交汇处,气候为暖温带大陆性干旱荒漠气候(地理坐标:40°30'39"N, 81°13'14"E)。研究区年平均气温为 10.7℃,年均降水量为 40.1~82.5 mm,年均日照时间超过 2 900 h。研究区位于塔里木河南侧,受天山冰雪融水的滋养,水资源相对丰富,为枣树种植提供了充足的灌溉保障。研究区土壤主要为沙壤。研究区的平坦地形、充足热量、明显的昼夜温差和优越的光照条件共同营造出了枣树生长的理想环境。研究区主要种植灰枣,并栽培有少量骏枣,借助于垦区优越的自然条件,枣树得以健康生长并产出高质量的果实。

### 1.2 地面实测 LAI 数据

在 2023 年枣树的 3 个关键生育期[盛花期(6 月 25 日)、坐果期(7 月 30 日)和膨大期(8 月 25 日)]对枣树进行无人机航拍、地面实测样本的采集。使用华测 S8 高精度设备准确记录 100 株健康枣树的全球定位系统(GPS)位置,确保地面样本点与无人机影像的精确匹配。使用 HM-G20 植物冠层

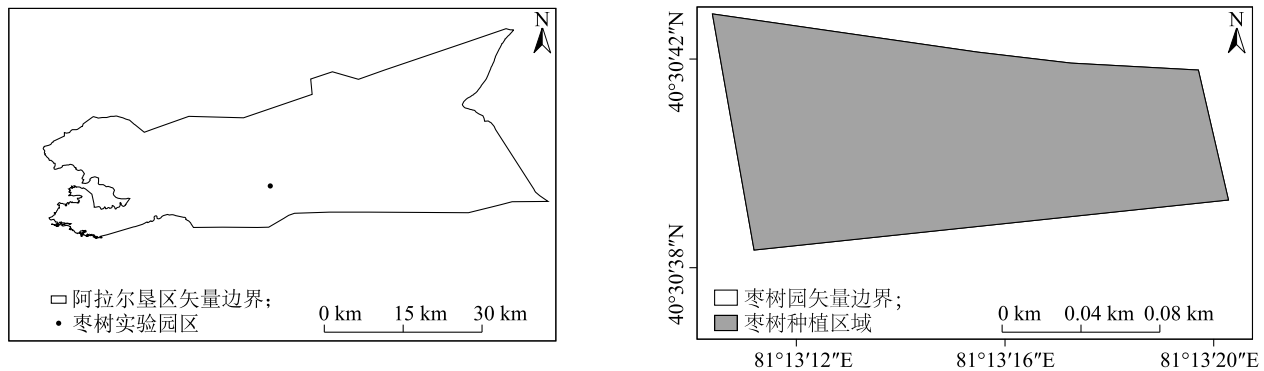


图1 枣树区域轮廓

Fig.1 Overview of jujube tree area

分析系统软件计算叶面积指数。为了准确划分枣树 LAI 的空间差异,本研究采用基于统计学的 Jenk 自然间断点分级法,将枣树各生育期的 LAI 值分为 3 个等级,详细内容见表 1。通过对枣树实测 LAI 的分析,发现枣树各生育期 LAI 的平均值与中值均处于中值区,说明枣树在各生育期的 LAI 处于中等水平。枣树各生育期 LAI 的空间分布特征见图 2。

表 1 无人机飞行高度为 60 m 时各生育期枣树叶面积指数 (LAI) 值的分类

Table 1 Classification of leaf area index (LAI) values of jujube trees at different growth stages with the UAV flying altitude of 60 meters

枣树生育期	LAI 低值区	LAI 中值区	LAI 高值区
盛花期	<1.3	1.3~1.6	>1.6
坐果期	<1.6	1.6~2.0	>2.0
膨大期	<1.4	1.4~1.7	>1.7

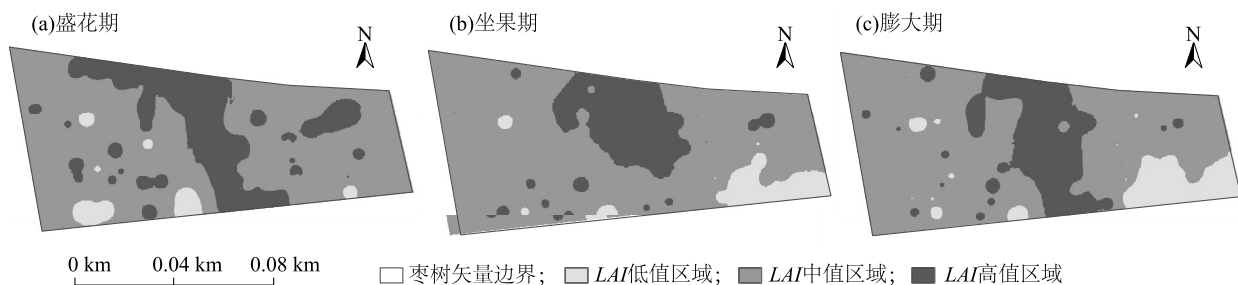


图2 枣树各生育期实测叶面积指数 (LAI) 值的空间分布

Fig.2 Spatial distribution of measured leaf area index (LAI) values at different growth stages of jujube trees

### 1.3 无人机多光谱数据的获取与预处理

本研究采用大疆精灵 4 四旋翼无人机对枣树 3 个重要生育期的多光谱图像进行采集。本研究利用搭载 1 个可见光彩色传感器和 5 个多光谱单色传感器的无人机,获取枣园在不同光谱角度下的影像数据。传感器分别覆盖蓝 (450 nm)、绿 (560 nm)、红 (650 nm)、红边 (730 nm) 和近红外 (840 nm) 波段,像素分辨率为  $2.08 \times 10^6$ 。为了确保图像质量优良,采集工作安排在每天光照充足的 14:00 左右进行。用 DJI GO 软件规划航线,将

传感器角度设置为与地面垂直,确保横向、纵向的重叠率分别达到 70%、60%。飞行速度设置为 3 m/s,飞行高度依次为 60 m、100 m、200 m,以适应不同高度的采集需求。数据用大疆智图软件处理并拼接,最后用 ENVI 5.6 软件进行多光谱合成、辐射校正和归一化,确保数据质量满足分析需求。

### 1.4 枣树生育期组合光谱指数与特征优化研究

1.4.1 组合光谱指数的计算 传统植被指数依赖特定波段信息,这可能限制了 LAI 估算的准确性和

效率。为了解决该问题并提升估算精度,本研究引入差值植被指数 ( $DVI$ )<sup>[21]</sup>、比值植被指数 ( $RVI$ )<sup>[22-23]</sup>、盐指数 3 ( $S_3$ )<sup>[24]</sup>、归一化植被指数 ( $NDVI$ )<sup>[24-27]</sup>、绿-蓝波段归一化差值植被指数 ( $GBNDVI$ )<sup>[28]</sup> 5 种植被指数计算公式[公式(1)~(5)]来构建新的植被指数。通过随机生成的 180 种新植被指数,研究更适合枣树  $LAI$  敏感性评价的指数。新构建的植被指数突破了传统波段限制,深入探讨新植被指数与  $LAI$  敏感度间的关系,显著提高了测量精度。构建的高维数据包括枣树的 3 个生育期和不同飞行高度,为枣树生长监测提供了新思路。

$$VI_1 = b_x - b_y \quad (1)$$

$$VI_2 = b_x / b_y \quad (2)$$

$$VI_3 = (b_x - b_y) / b_z \quad (3)$$

$$VI_4 = (b_x - b_y) / (b_x + b_y) \quad (4)$$

$$VI_5 = (b_x - b_y - b_z) / (b_x + b_y + b_z) \quad (5)$$

式中, $VI_1 \sim VI_5$  表示 5 种组合光谱指数; $x, y, z$  的取值范围为 1~5, 1~5 分别表示无人机影像的蓝光波段、绿光波段、红光波段、红边波段和近红外波段 5 个光谱波段; $b$  表示反射率。

**1.4.2 特征优选与模型参数选优** 在本研究中,采用贝叶斯 TPE 优化算法优化因变量函数,以反映模型性能。贝叶斯优化作为一种全局优化方法,通过构建概率代理模型并迭代优化目标函数来寻找全局最优解。特征选择预处理分为 3 步:(1)基于 5 种植被指数计算公式,对不同高度、不同生育期的原始波段数据进行特征扩充,生成新植被指数;(2)进行相关性分析,筛选与实测  $LAI$  值相关性高的特征;(3)保留每个时期相关性较高的 20 个特征,剔除其余相关性较低的特征。

将优化目标与模型参数特征组合数视为一个函数,即以模型  $R^2$  或  $MSE$  等优化目标为因变量( $y$ ),模型参数与特征组合为自变量( $x$ ),有  $y = f(x)$ ,进行如下优化步骤,得到最优参数与特征组合:(1)给定优化目标与目标参数特征组合的取值范围,即模型参数的取值范围与特征组合的集合;(2)在所有可选参数与特征组合的取值范围内随机取值,求出这些值对应的优化目标得分;(3)根据上一步得到的有限观测值,对优化目标函数  $f(x)$  进行估计,得到  $f(x)$  的估计函数;(4)利用采集函数选取下一个需要实值计算的点,采集函数

通常可以选择置信度上限或信息熵等函数,例如可在置信度低的地方选取下一个要计算的点,从而返回步骤(2)进行迭代更新。最终得到函数  $f(x)$  的估计函数,从而计算出使优化目标达到最优的参数取值和特征组合。

### 1.5 模型的构建

将采集的 100 个样本数据分为 2 个部分,为了避免模型对特定数据分布的过度拟合,采用随机性原则进行划分。最终确定 70% 作为训练集,剩余 30% 为验证集。在 PyCharm 中应用 CatBoost、RF、DNN 和 SVR 模型预测不同高度及不同算法下的枣树  $LAI$  值。以枣树实测  $LAI$  值为因变量、无人机最优特征组合为自变量,参与 4 个模型的训练。

CatBoost 属于 Boosting 算法家族,其核心使用对称的全二叉树结构,以简化模型的复杂度和降低计算量,有效减少过拟合现象<sup>[28-29]</sup>。该算法引入最小方差采样(MVS)技术优化训练中的样本选择,以提高对不均匀数据集的处理能力。预测时,通过叶节点预测值的加权求和得到最终结果。在本研究中,CatBoost 的配置参数为  $nrounds = 75$ ,  $max\_depth = 4$ ,  $eta = 0.09$ ,这些设置使模型具有高准确性和良好的泛化能力。

随机森林(RF)是一种基于 Bagging 的集成学习模型<sup>[19]</sup>,它结合自助聚合法和随机特征选择来构建多个决策树,通过增加树与树之间的差异性,有效降低模型方差,提高泛化能力。在预测过程中,将样本并行输入到各决策树中并通过投票或求平均的方式整合结果,增强了模型的精确性、鲁棒性。本研究用 TPE 法确定随机森林配置( $nrounds = 89$ ,  $max\_depth = 3$ ,  $min\_samples\_split = 4$ ),以优化模型的性能和适应性。

本研究设计的深度神经网络(DNN)算法针对低维特征数据进行优化处理。算法结构包括 3 个全连接层,神经元数分别为 16 个、64 个和 16 个,使用 tanh 激活函数引入非线性特性并增强模型对复杂数据的表达能力。此外,集成了 1 个 8 神经元的单层网络<sup>[24]</sup>。最终,将 2 个网络的输出合并后,通过 1 个 8 神经元的单层网络进行回归预测。为了提升性能并防止过拟合,模型训练设定的批次大小为 32,学习率为 0.001,采用 Adam 优化器和均方误差(MSE)损失函数进行 100 轮训练迭代,并实施早停策略。



支持向量回归 (SVR) 是基于支持向量机的一种常用的回归模型,通过确定支持向量来构建回归函数的超平面,并通过最大化该超平面与训练数据间的间隔来进行拟合<sup>[30]</sup>。SVR 常用不同核函数来提升模型对非线性数据的拟合能力,例如高斯核和多项式核等。模型构建完成后,可通过将预测样本的特征与相应系数相乘来得到预测结果。本研究中的 SVR 模型配置为 kernel = 'poly' (多项式核), degree = 7,用以捕捉数据中的高阶非线性关系。

### 1.6 模型的验证

本研究采用 SVR、DNN、RF 和 CatBoost 评估模型精度,并分析无人机在不同生育期及不同飞行高度采集的数据对模型性能的影响。性能评估主要依据决定系数 ( $R^2$ ) 和均方误差 (MSE)。通过对比模型在不同条件下的  $R^2$  和 MSE,确定在 LAI 值检测任务中表现最佳的模型。上述比较不仅揭示了各模型的优势与局限性,还有助于选择最适合当前数据特征的模型,以提升枣树叶片 LAI 值检测的准确性和效率。

## 2 结果与分析

### 2.1 枣树 LAI 变化特征

枣树盛花期、坐果期和膨大期 100 个样本的实测 LAI 值统计特征如图 3 所示。整个生育期中,枣树叶片的 LAI 值为 0.79~2.47,不同生育期间的 LAI 值存在明显差异。随着生育进程的推进,LAI 值呈现出先升高后降低的趋势,以坐果期为转折点。从盛花期到膨大期,枣树叶片的结构和形态发生显著变化,直接影响了不同生育期的 LAI 值特征。在盛花期,为了满足植物的生长需求,叶片进行大量光合作用以积累营养物质,导致 LAI 提高。进入膨大期后,果实快速膨大,需要大量营养元素和水分,枣树减少对叶片的资源投入,导致 LAI 降低。在盛花期、坐果期和膨大期, LAI 值的变异系数分别为 13.46%、13.44%和 14.71%,变异性属于中等。

### 2.2 不同飞行高度与 3 个生育期 LAI 的差异性分析

本研究利用无人机在不同飞行高度和枣树各生育期的数据,通过 TPE-CatBoost、TPE-RF、TPE-DNN 和 TPE-SVR 模型建立枣树 LAI 检测模型。表 2 显示,在 60 m 的无人机飞行高度下,TPE-CatBoost 模型在 3 个生育期获得了最高训练精度,训练集的  $R^2$  分别

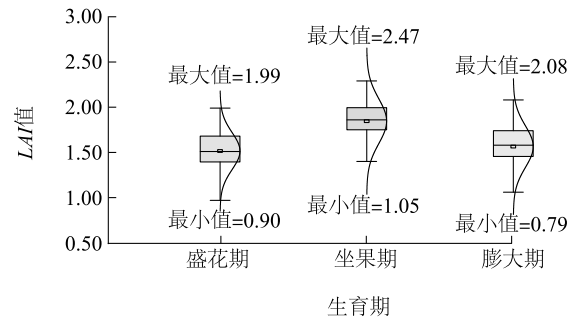


图 3 枣树叶面积指数 (LAI) 值的描述性统计

Fig.3 Descriptive statistics of leaf area index (LAI) values of jujube trees

为 0.823 6、0.867 5 和 0.845 3, MSE 分别为 0.008 8、0.005 2 和 0.006 7。而在 200 m 的无人机飞行高度下, TPE-CatBoost 模型的表现也较好,训练集的  $R^2$  分别为 0.711 5、0.745 1 和 0.722 2, MSE 分别为 0.012 2、0.009 3 和 0.011 5。由图 4 可以看出,在 60 m 飞行高度下 3 个生育期中,各反演模型的精度验证集决定系数 ( $R^2$ ) 从大到小依次为 TPE-CatBoost、TPE-RF、TPE-DNN 和 TPE-SVR。TPE-CatBoost 模型的 MSE 最小,说明其学习能力最强,能够提高枣树 LAI 的反演精度。与其他模型相比,TPE-CatBoost 在枣树 LAI 反演上具有更高的拟合度和更小的误差。

### 2.3 反演结果差异性分析

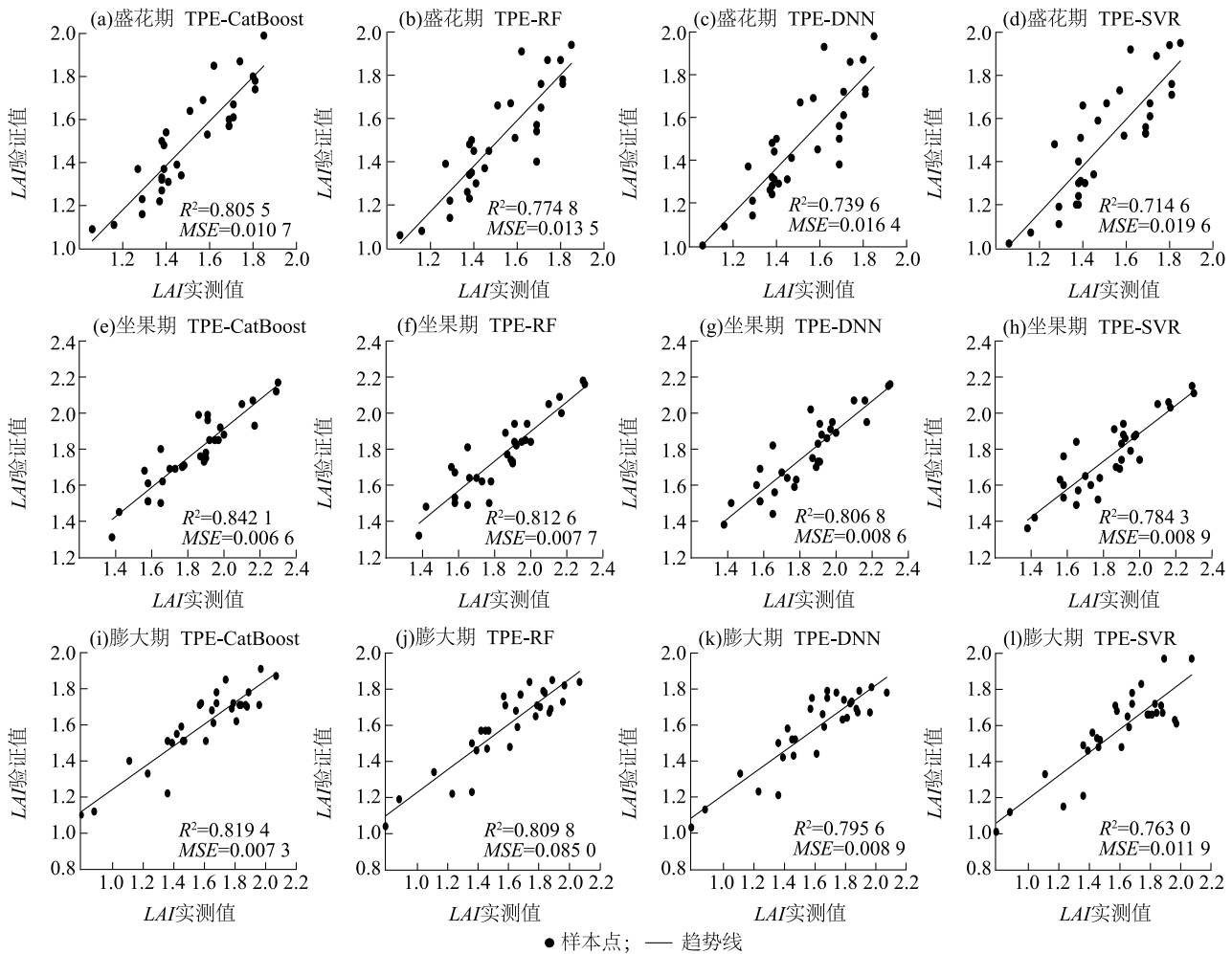
本研究对无人机在 60 m 飞行高度下 3 个生育期枣树的叶面积指数 (LAI) 进行了详细的空间分布分析。从图 2、图 5 可以看出,通过空间插值和遥感反演得到的枣树 LAI 值大部分分布在中值区域,低值区主要集中在东南角、西北角,而高值区则集中在中间区域。上述分布与枣园中部开始漫灌并向四周扩散的灌溉模式密切相关。从枣树 3 个生育期 (TPE-CatBoost、TPE-RF、TPE-DNN、TPE-SVR) 的 12 种反演结果看出,枣树 LAI 值主要分布在中值区,低值区主要分布在枣园东南角、西北角,高值区主要集中在枣园中间区域,这与空间插值结果相符。与 TPE-RF、TPE-DNN 和 TPE-SVR 模型相比,TPE-CatBoost 模型的优越性体现在对枣树各生育期 LAI 高值区在中间区域的精确反演,其反演结果也更贴近空间插值。对比各生育期时空分布特征可知,尽管空间插值和遥感反演模型的 LAI 值分布大体一致,空间插值结果呈现较为固定的趋势,而遥感反演模型得到的结果则能更动态地反映枣树 LAI 值的实际分布情况。

表 2 基于不同飞行高度和各生育期影像的枣树叶面积指数 (LAI) 值训练模型分析

Table 2 Analysis of jujube tree leaf area index (LAI) value training models based on different flight altitudes and different growth stage images

飞行高度 (m)	模型	盛花期		坐果期		膨大期	
		$R^2$	MSE	$R^2$	MSE	$R^2$	MSE
60	TPE-CatBoost	0.823 6	0.008 8	0.867 5	0.005 2	0.845 3	0.006 7
	TPE-RF	0.796 7	0.011 2	0.851 1	0.006 4	0.836 5	0.007 9
	TPE-DNN	0.773 9	0.013 6	0.834 6	0.007 3	0.813 8	0.008 0
	TPE-SVR	0.742 3	0.015 8	0.803 2	0.008 0	0.784 7	0.009 9
100	TPE-CatBoost	0.753 6	0.009 7	0.823 6	0.007 5	0.817 8	0.008 8
	TPE-RF	0.727 3	0.010 3	0.795 5	0.008 3	0.783 5	0.009 5
	TPE-DNN	0.710 1	0.012 1	0.763 2	0.009 1	0.747 6	0.011 5
	TPE-SVR	0.698 4	0.013 5	0.742 7	0.011 3	0.732 8	0.012 9
200	TPE-CatBoost	0.711 5	0.012 2	0.745 1	0.009 3	0.722 2	0.011 5
	TPE-RF	0.623 5	0.014 3	0.688 7	0.012 6	0.664 8	0.013 6
	TPE-DNN	0.615 5	0.016 8	0.666 9	0.014 5	0.653 7	0.015 1
	TPE-SVR	0.593 8	0.020 3	0.653 2	0.017 8	0.638 8	0.019 8

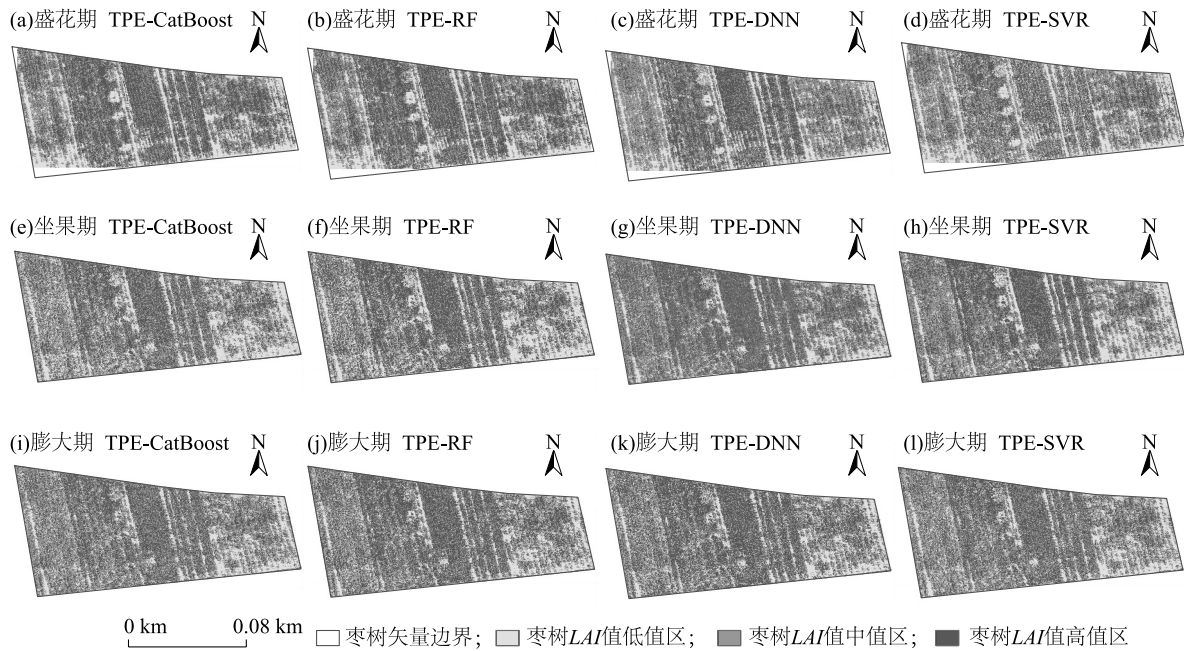
$R^2$ : 决定系数; MSE: 均方误差; RF: 随机森林; DNN: 深度神经网络; SVR: 支持向量回归; TPE: 贝叶斯算法中的树结构 Parzen 估计器。



$R^2$ 、TPE、MSE、RF、DNN、SVR 见表 2 注。

图 4 60 m 飞行高度各生育期模型枣树叶面积指数 (LAI) 值验证模型精度

Fig.4 Validation of leaf area index (LAI) values of jujube trees at different growth stages under the condition of UAV flight altitude of 60 m



TPE: 贝叶斯算法中的树结构 Parzen 估计器; RF、DNN、SVR 见表 2 注。

图 5 60 m 飞行高度枣树各生育期叶面积指数 (LAI) 等级分布

Fig.5 Distribution of leaf area index (LAI) levels at different growth stages of jujube trees under the condition of UAV flight altitude of 60 m

### 3 讨论

枣树在其生长周期中的盛花期到膨大期经历了 3 个生育阶段,其间 LAI 呈现出先升高后降低的趋势,这与 Bai 等<sup>[9]</sup>的研究结果一致。LAI 是作物冠层结构的重要参数,其准确测定对作物生长监控和产量预测至关重要。本研究利用无人机在不同高度采集的多光谱影像,结合 TPE 和 4 种机器学习模型监测枣树 LAI,探讨其应用潜力。与传统卫星(如 Sentinel-2、Landsat-9)相比,无人机提供的高分辨率光谱数据在作物生理参数监测方面实现了更精细化的改进。

本研究利用无人机在 3 个不同高度和 3 个生育期的数据源,同时利用 TPE 结合 4 种机器学习模型 (CatBoost、RF、DNNF 和 SVR) 的组合进行试验,以期提升枣树 LAI 的预测精度。验证结果表明,TPE 特征优选、模型参数选择结合机器学习算法对枣树不同生育期 LAI 的监测是可行的,说明 TPE 结合机器学习算法能够在多个光谱指数中筛选出与枣树 LAI 高度相关的光谱组合和各机器学习的最优参数。当飞行高度为 60 m 时,不同生育期的影像与 TPE 结合不同机器学习模型得到的结果存在较大差异。尤其是当机器学习模型为 SVR 时,TPE 结合 SVR 模型均不能很

好地反演 3 个生育期的枣树 LAI 区域。使用 TPE 结合 CatBoost 模型时,尽管在 3 个重要生育期中可以很好地区分枣树的 LAI 值低值区、LAI 值中值区、LAI 值高值区等区域,但与空间插值结果存在一定差异。综合分析可知,上述结果与 Xiao 等<sup>[28]</sup>的研究结论一致,TPE-CatBoost 模型的表现优于其他模型,这是因为 TPE-CatBoost 模型结合了 CatBoost 算法的优势和 TPE 优化方法的效率,提供了一种高效、鲁棒、自动化的特征优选和模型参数优化解决方案。此外,本研究使用的 2 种不同评价指标 ( $R^2$  和  $MSE$ ) 存在一定的一致性,因此后续研究应引入其他评估指标[如平均绝对误差 (MAE) 或  $RMSE$ ] 以进行更全面的评价。

本研究利用飞行高度为 60 m 的遥感影像,通过 TPE 结合 CatBoost、RF、DNNF 和 SVR 4 种机器学习模型,对枣树各生育期的 LAI 值进行了分类和反演分析。结果表明,不同机器学习模型和空间插值法在 LAI 反演结果上存在差异,这些差异源自于每种模型的算法特性和基础假设不同。对枣树盛花期、坐果期和膨大期等不同生育期的研究结果显示,利用反演、空间插值法得到的中值、平均值处于中等区内,表明枣树 3 个生育期的生长状况总体上表现良好。然而,由于无人机多光谱数据的光谱特性和植



被覆盖程度的差异,在不同生育期模型的监测结果表现出了不同的差异。为了提高模型的精度和适应性,今后的研究应考虑引入更多机器学习或深度学习模型,或尝试模型融合技术,同时进行实地验证和样品分析,从而提供更有力的证据来支持当前的遥感分析结果。

## 4 结 论

本研究以新疆阿拉尔垦区枣园为例,分析了野外采集的枣树 *LAI* 数据及不同飞行高度无人机获取的遥感影像。本研究比较了 TPE 结合不同模型的建模策略,通过对比不同生育期模型的  $R^2$ 、 $MSE$  值及空间插值法的结果,揭示了各模型在枣树生育期建模中的差异和精确度,得出如下结论:(1)在坐果期,TPE-CatBoost 模型相较于其他模型在验证枣树 *LAI* 值上的表现更优,其在训练集中的  $R^2$  达到 0.842 1,  $MSE$  降至 0.006 6。此外,基于 60 m 无人机数据的验证结果显示,在各生育期,模型均保持了高预测精度和稳定性,突显了其可靠性和精确度优势。(2)通过对 60 m 飞行高度枣树 *LAI* 的空间分布进行详细分析,发现 *LAI* 值主要分布在中值区域,东南角和西北角为低值区,中间区域为高值区,这与枣园的实际灌溉模式紧密相关。其中,TPE-CatBoost 模型在 3 个生育期的 *LAI* 反演中表现最佳,结果不仅与空间插值法的结果一致,而且更真实地反映了 *LAI* 的实际分布。

## 参考文献:

- [1] ZOU M X, LIU Y, FU M D, et al. Combining spectral and texture feature of UAV image with plant height to improve *LAI* estimation of winter wheat at jointing stage[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2024, 14: 1272049.
- [2] DABROWSKI P, KEUTGEN A J, KEUTGEN N, et al. Photosynthetic efficiency of perennial ryegrass (*Lolium perenne* L.) seedlings in response to Ni and Cd stress[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13: 5357.
- [3] 刘丽莹,付祥钊,罗志强,等.小叶榕气生根气体交换特征及影响因子研究[J]. *热带亚热带植物学报*, 2011, 19(1): 45-50.
- [4] 孟 畅,赵 杨,杨 菊,等.光质对皂荚幼苗生长发育、光合特性及相关生理指标的影响[J]. *植物生理学报*, 2022, 58(10): 1961-1972.
- [5] 苏钰格,包云轩,唐 倩,等.基于地面高光谱遥感的稻纵卷叶螟为害下的水稻 *LAI* 估算模型研究[J]. *中国植保导刊*, 2023, 43(1): 44-51.
- [6] ZHUO W, FANG S B, GAO X R, et al. Crop yield prediction using MODIS *LAI*, TIGGE weather forecasts and WOFOST model: a case study for winter wheat in Hebei, China during 2009–2013[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 106: 102668.
- [7] 杨 楠,周 萌,陈 欢,等.基于无人机 RGB 影像的小麦叶面积指数与产量估算研究[J]. *麦类作物学报*, 2023, 43(7): 920-932.
- [8] CHEN Y, ZHANG Z, TAO F L. Improving regional winter wheat yield estimation through assimilation of phenology and leaf area index from remote sensing data[J]. *European Journal of Agronomy*, 2018, 101: 163-173.
- [9] BAI T C, ZHANG N N, MERCATORIS B, et al. Improving jujube fruit tree yield estimation at the field scale by assimilating a single landsat remotely-sensed *LAI* into the WOFOST model[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(9): 1119.
- [10] 谷晓博,程智楷,周智辉,等.基于特征降维和机器学习的覆膜冬小麦 *LAI* 遥感反演[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(6): 148-157, 167.
- [11] JIN X L, ZARCO-TEJADA P J, SCHMIDHALTER U, et al. High-throughput estimation of crop traits: a review of ground and aerial phenotyping platforms[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2021, 9(1): 200-231.
- [12] 孙永祺,陈梦媛,黄 倩,等.低空无人机遥感在油料作物表型分析中的应用[J]. *浙江大学学报(农业与生命科学版)*, 2023, 49(4): 472-483.
- [13] SHAO G M, HAN W T, ZHANG H H, et al. Mapping maize crop coefficient  $K_c$  using random forest algorithm based on leaf area index and UAV-based multispectral vegetation indices[J]. *Agricultural Water Management*, 2021, 252: 106906.
- [14] 刘帅兵,金秀良,冯海宽,等.基于无人机多源遥感的玉米 *LAI* 垂直分布估算[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(5): 181-193, 287.
- [15] ZOU M X, LIU Y, FU M D, et al. Combining spectral and texture feature of UAV image with plant height to improve *LAI* estimation of winter wheat at jointing stage[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2024, 14: 1272049.
- [16] CARUSO G, PALAI G, TOZZINI L, et al. The role of *LAI* and leaf chlorophyll on NDVI estimated by UAV in grapevine canopies[J]. *Scientia Horticulturae*, 2023, 322: 112398.
- [17] LIU S B, JIN X L, BAI Y, et al. UAV multispectral images for accurate estimation of the maize *LAI* considering the effect of soil background[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023, 121: 103383.
- [18] 陈家华,张立福,黄长平,等.基于 Sentinel-2A 影像光谱和纹理特征的冬小麦叶面积指数估算模型研究[J]. *遥感技术与应用*, 2024, 39(2): 290-305.
- [19] LI X N, XU X Y, XIANG S, et al. Soybean leaf estimation based on RGB images and machine learning methods[J]. *Plant Methods*, 2023, 19(1): 59.
- [20] 石浩磊,曹红霞,张伟杰,等.基于无人机多光谱的棉花多生育



- 期叶面积指数反演[J]. 中国农业科学, 2024, 57(1): 80-95.
- [21] 张传波, 李卫国, 王 晶, 等. 波段反射率和植被指数结合的作物生长季农田土壤水分估测[J]. 江苏农业学报, 2022, 38(1): 111-118.
- [22] BLASCH G, ANBERBIR T, NEGASH T, et al. The potential of UAV and very high-resolution satellite imagery for yellow and stem rust detection and phenotyping in Ethiopia[J]. Scientific Reports, 2023, 13: 16768.
- [23] 韩振强, 李卫国, 张晓东, 等. 多遥感光谱指标结合进行大田冬小麦叶片叶绿素含量估测研究[J]. 麦类作物学报, 2023, 43(11): 1467-1474.
- [24] 洪国军, 谢俊博, 张 灵, 等. 基于多光谱影像的阿拉尔垦区棉田土壤盐分反演[J]. 干旱区研究, 2024, 41(5): 894-904.
- [25] GOVI D, PAPPALARDO S E, DE MARCHI M, et al. From space to field: combining satellite, UAV and agronomic data in an open-source methodology for the validation of NDVI maps in precision viticulture[J]. Remote Sensing, 2024, 16(5): 735.
- [26] MOSCOVINI L, ORTENZI L, PALLOTTINO F, et al. An open-source machine-learning application for predicting pixel-to-pixel NDVI regression from RGB calibrated images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 216: 108536.
- [27] 吴运力, 张 钰, 田佳榕. 气候变化和人类活动对内蒙古高原不同植被类型 NDVI 的影响[J]. 中国农业气象, 2023, 44(12): 1155-1168.
- [28] XIAO W, WANG C B, LIU J M, et al. Optimizing faulting prediction for rigid pavements using a hybrid SHAP-TPE-CatBoost model[J]. Applied Sciences, 2023, 13(23): 12862.
- [29] 张锡煜, 李思佳, 王 翔, 等. 基于 Sentinel-2 卫星影像的黑龙江绥化市土壤全氮定量遥感反演[J]. 农业工程学报, 2023, 39(15): 144-151.
- [30] SZOSTAK B, SPECHT M, BURDZIAKOWSKI P, et al. Methodology for performing bathymetric measurements of shallow waterbodies using an UAV, and their processing based on the SVR algorithm[J]. Measurement, 2023, 223: 113720.

(责任编辑: 徐 艳)