doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.11.061

基于无人机纹理指数的大豆叶绿素含量估算模型

鲁星星　向友珍　李志军　张智韬　陈俊英　张富仓
(西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室, 陕西杨凌 712100)

摘要: 高效获取作物叶绿素含量对农业生产具有重要意义,可为农户提供精准的数据基础,实施及时有效的田间管理策略,最大程度提高作物生长效率和产量。本文采用无人机多光谱技术,通过连续 2 年的田间试验(2021—2022 年),采集了大豆叶片 SPAD 值和相应的无人机多光谱图像,建立了冠层纹理特征和随机提取的纹理指数组合。通过分析这些参数与大豆叶片 SPAD 值的相关性,选取相关系数显著($P<0.05$)的参数作为模型输入变量(组合 1:纹理特征;组合 2:随机提取的纹理指数;组合 3:纹理特征和随机提取的纹理指数组合)。随后利用随机森林(Random forest,RF)、反向传播神经网络(Backpropagation neural network,BPNN)和极端梯度提升树(Extreme gradient boosting,XGBoost)3 种机器学习模型对大豆叶片 SPAD 值进行估算建模。结果表明:大部分纹理特征与大豆叶片 SPAD 值的相关系数达到显著水平($P<0.05$),MEA 为与大豆叶片 SPAD 值相关系数最高的纹理特征,其相关系数为 0.642。而随机组合的纹理指数与大豆叶片 SPAD 值相关系数达到极显著水平($P<0.01$),差值纹理指数(DTI)为与大豆叶片 SPAD 值相关系数最高(0.761)的纹理指数,纹理组合为(MEA2,MEA5)。总体而言,输入组合 3 并结合 XGBoost 模型对大豆叶片 SPAD 值进行估算的效果最佳,估算模型验证集决定系数 R^2 为 0.883,均方根误差为 0.886,平均相对误差为 1.638%。研究结果为无人机多光谱监测大豆叶片叶绿素含量奠定了基础,为快速评估作物生长情况提供了依据。

关键词: 大豆; 叶绿素含量; 无人机; 多光谱; 纹理指数; 纹理特征
中图分类号: S52　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2025)11-0632-08　　**OSID**:

Estimation Model of Soybean Chlorophyll Content Based on UAV Texture Index

LU Xingxing　XIANG Youzhen　LI Zhijun　ZHANG Zhitao　CHEN Junying　ZHANG Fucang
(*Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid and Semiarid Areas*, *Ministry of Education*, *Northwest A&F University*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*)

Abstract: Efficient acquisition of crop chlorophyll content is of great significance to agricultural production, as it can provide farmers with precise data foundation for implementing timely and effective field management strategies, thereby maximizing crop growth efficiency and yield. Unmanned aerial vehicle (UAV) multispectral technology was employed, and through two consecutive years of field experiments (2021—2022), soybean leaf SPAD values and corresponding UAV multispectral images were collected to establish combinations of canopy texture features and randomly extracted texture indices. By analyzing the correlation between these parameters and soybean leaf SPAD values, parameters with significant correlation coefficients ($P<0.05$) were selected as input variables for the models (Combination 1: texture features; Combination 2: randomly extracted texture indices; Combination 3: a combination of texture features and randomly extracted texture indices). Subsequently, three machine learning models, namely random forest (RF), backpropagation neural network (BPNN), and extreme gradient boosting (XGBoost), were utilized to develop estimation models for soybean leaf SPAD values. The results indicated that the correlation coefficients between most texture features and soybean leaf SPAD values exceeded the significant level ($P<0.05$). MEA was the texture feature with

收稿日期: 2024-08-07　修回日期: 2024-10-11
基金项目: 国家自然科学基金项目(52179045)
作者简介: 鲁星星(1995—),男,博士生,主要从事遥感技术在农林业应用研究,E-mail: luxingxing625@163.com
通信作者: 向友珍(1973—),女,教授,博士生导师,主要从事农业水利遥感与信息化研究,E-mail: youzhenxiang@nwsuaf.edu.cn

the highest correlation coefficient (0.642) of soybean leaf SPAD values. In contrast, the correlation coefficients between randomly combined texture indices and soybean leaf SPAD values reached extremely significant level ($P<0.01$). The difference texture index (DTI) was the texture index with the highest correlation coefficient (0.761) of soybean leaf SPAD values, and its corresponding texture combination was (MEA2, MEA5). Overall, the best estimation performance for soybean leaf SPAD values was achieved when using Combination 3 as the input variable combined with the XGBoost model. For the validation set of the estimation model, the coefficient of determination (R^2) was 0.883, the root mean square error (RMSE) was 0.886, and the mean relative error (MRE) was 1.638%. The findings can lay a foundation for UAV multispectral monitoring of chlorophyll content in soybean leaves and provide a basis for the rapid assessment of crop growth status.

Key words: soybean; chlorophyll content; UAV; multi-spectral; texture index; texture features

0　引言

大豆作为重要的粮食和油料作物,在我国乃至全球的农业和经济中具有重要意义[1]。其富含蛋白质和油脂,是人类和牲畜的重要食物来源[2]。此外,大豆具有固氮能力,有助于改善土壤肥力和可持续农业发展[3]。在中国,大豆不仅是传统的食物和油脂来源,还在改善农民收入和农村经济中发挥了重要作用[4]。叶绿素含量在大豆种植中具有重要意义,其直接反映了植物的健康状况和光合作用能力[5]。高叶绿素含量意味着大豆植株具有更强的光合作用效率,能更有效地利用光能进行生长和发育,进而提高产量和品质[6]。在农业管理中,监测和优化大豆叶绿素含量有助于精准施肥和灌溉,从而提升资源利用效率,减少环境污染[7]。

目前破坏性监测叶片叶绿素含量的方法主要有化学萃取法[8]和高效液相色谱(HPLC)法[9],这些方法通常需要从植物上取样,然后在实验室进行分析。化学萃取法通过使用有机溶剂(如丙酮、乙醇或二甲基亚砜)提取叶绿素,再通过分光光度计测定不同波长下的吸光度,计算叶绿素 a 和叶绿素 b 含量,该方法能提供精确的叶绿素含量数据,但由于需要取样和使用化学试剂,对植株有一定的破坏性[10]。此外 HPLC 法可以进一步分离和定量不同类型的叶绿素和类胡萝卜素,提供更详细的叶绿素成分信息[11]。使用 SPAD 仪测定叶绿素含量是一种非破坏性方法,具有快速、简便和便携的优点[12]。SPAD 仪通过测量叶片在 2 个特定波长(红光和近红外光)下的光透过率,计算出一个 SPAD 值,该值与叶绿素含量呈正相关[1]。

传统的叶绿素含量测定方法如 SPAD 仪和破坏性取样法各有局限,例如操作复杂、需破坏样本或无法覆盖大范围[7]。为克服这些不足,已有学者引入遥感技术对叶绿素含量进行监测[13]。通过使用无人机或卫星搭载的多光谱或高光谱成像设备,可以在大范围内快速、非破坏性地获取植物的光谱数据[14-15],这些数据可用于计算植被指数,如归一化植被指数(NDVI)和其他相关指标,从而准确估计叶绿素含量。遥感技术不仅提高了测定效率,还能实时监控作物健康状况,支持精准农业管理,并在大面积作物监测中展现出显著优势[16]。SHI 等[12]通过构建高光谱指数并结合机器学习模型估算大豆叶绿素含量,决定系数为 0.854,取得了较高监测精度;TANG 等[5]构建了最优光谱指数并利用随机森林(RF)模型对大豆叶绿素含量进行监测,验证集模型也取得了极显著($P<0.05$)相关水平;刘涛等[17]通过构建无人机多光谱指数对小麦叶绿素含量进行监测,发现利用偏最小二乘回归反演小麦叶绿素含量精度最高,决定系数为 0.804;何宇航等[18]通过不同无人机观测角度的冬小麦冠层植被指数并结合辐射传输模型,对其叶绿素含量进行了监测研究,发现垂直观测下估算冠层叶绿素含量精度最高,决定系数为 0.72。

有研究表明,相较于传统的无人机植被指数,无人机监测的冠层纹理特征在作物生理指标监测中更具优越性[19]。首先冠层纹理特征能提供更为细致和全面的植被信息,反映了叶片空间分布和排列模式,这些细节往往能揭示植物健康和生长状况的微妙变化,纹理特征分析能捕捉到传统植被指数无法识别的局部变化,从而提高监测精确性[20]。其次冠层纹理特征能更好地反映植物生理状态,如叶片结构、密度和光合作用效率等。这些特征与作物的生理指标[19-20],如叶绿素含量和含水率,有着更直接的关联,可以提供关于作物健康和营养状况的详细信息。李志军等[20]通过计算大豆无人机冠层纹理特征,提升了大豆土壤含水率监测精度,其验证集决定系数高达 0.881;陈凯等[21]基于无人机纹理特征、光谱信息和点云 3D 特征,使用支持向量机构建的叶绿素含量预测模型相比只用光谱特征的精度提升 9.45%。

前人研究中,虽然普遍使用了绝大部分的纹理特征信息,但由于不同的生长环境、生育期等因素,作物的生理信息会有所不同,从而产生不同的光谱特性[22],这要求尽可能全面地利用光谱信息,以获得更准确的生理指标评估,在这种背景下构建基于纹理特征的新纹理指数显得尤为重要。通过结合无人机获取的纹理数据,可以开发出更具针对性和可靠性的纹理指数,从而更精准地反映作物的生理状态和健康水平[23],这种新的纹理指数不仅能补充传统光谱指数的不足,还能提升作物生理指标监测的整体准确性和有效性。

针对上述问题,本研究以花期大豆叶片 SPAD 值为研究对象,采用相关矩阵法构建无人机纹理指数,得到与大豆叶片 SPAD 值相关系数最高的纹理指数组合作为模型输入,利用 RF、反向传播神经网络(Backpropagation neural network,BPNN)和极端梯度提升树(Extreme gradient boosting,XGBoost)3 种机器学习模型对大豆叶片 SPAD 值进行估算建模,探索最优纹理组合输入和最佳机器学习模型,以实现大豆叶绿素含量无损、便捷监测。

1 材料与方法

1.1 研究区概况与试验设计

试验于黄土高原南部(34°14′N,108°10′E)西北农林科技大学旱区节水农业研究院进行,试验区为典型的旱地农业区,年平均降水量 632 mm,蒸发量 1 500 mm。试验地基本地形和气象信息见文献[2]。

2021—2022 年进行了大豆不同田间覆盖方式和补充灌溉处理的田间试验,试验采用裂区设计,覆盖处理为主区,补充灌溉处理为副区,包括 3 种覆盖处理和 3 个补充灌溉处理(表 1),各处理重复 3 次,具体的田间管理和试验过程与文献[6]一致。

表 1 田间试验设计

Tab. 1 Design of field experiment

试验处理	覆盖方式	补灌策略
NMW1	平地不覆盖	分枝期灌溉 40 mm
NMW2	平地不覆盖	结荚期灌溉 40 mm
NMW3	平地不覆盖	分枝期和结荚期均灌溉 40 mm
SMW1	秸秆覆盖	分枝期灌溉 40 mm
SMW2	秸秆覆盖	结荚期灌溉 40 mm
SMW3	秸秆覆盖	分枝期和结荚期均灌溉 40 mm
FMW1	垄沟地膜覆盖	分枝期灌溉 40 mm
FMW2	垄沟地膜覆盖	结荚期灌溉 40 mm
FMW3	垄沟地膜覆盖	分枝期和结荚期均灌溉 40 mm

1.2 数据采集与预处理

1.2.1 无人机数据获取

采用大疆经纬 M300RTK 型四旋翼无人机搭载 MS600pro 型多光谱相机平台获取多光谱遥感数据。该相机平台包含 6 个光谱通道,相机配备 6 个 CMOS 影像传感器,各通道波长及带宽见表 2。在大豆花期(2021 年 8 月 5 日和 2022 年 8 月 10 日)12:00—13:00 采集,天气晴朗无云。针对研究区域规划飞行航线,并进行白板校正。飞行高度设定为 30 m,速度为 2.5 m/s,像元分辨率为 4.09 cm。航向重叠度和旁向重叠度分别设置为 75% 和 65%。

表 2 光谱相机波段信息

Tab. 2 Spectral camera band information

光谱波段	中心波长/nm	带宽/nm	白板反射率
蓝光波段(B, Band1)	450	35	0.64
绿光波段(G, Band2)	555	25	0.62
红光波段(R, Band3)	660	20	0.61
红边波段 1(RE1, Band4)	720	10	0.61
红边波段 2(RE2, Band5)	750	15	0.61
近红外波段(NIR, Band6)	840	35	0.57

1.2.2 叶绿素含量获取

光谱信息采集的同时,在每个试验小区利用 SPAD-502 型手持式叶绿素仪测量叶绿素含量。由于 SPAD-502 读数与叶绿素含量密切相关,因此其值直接代表叶绿素含量[7]。从各样地不同阶段随机抽取 10 株大豆植株,沿主茎自上而下测量前 1 片、前 2 片、前 3 片和前 4 片叶片的 SPAD 值。同时,对上述 4 个叶位叶子,从基部开始,根据长度,每 1/3 为间隔,分别定义为基部(B)、中部(C)和顶部(R),测量 SPAD 值,计算相同试验小区 SPAD 平均值为该小区叶绿素含量。

1.2.3 多光谱影像处理、纹理特征计算与纹理指数构建

利用 Yusense Map V2.2.2 软件对无人机获取的多光谱影像进行拼接处理,并进行几何校正和辐射校正预处理。以各个试验小区为中心,在图像上裁剪出对应的光谱影像,剔除土壤与覆膜阴影后,获得不同试验小区的多光谱影像。

纹理是一种反映图像中同质现象的视觉特征,体现物体具有缓慢变换或周期性变化的表面组织结构排列属性。使用 ENVI 5.3 软件进行基于二阶概率统计滤波(Co-occurrence measures)方式实现图像纹理特征(TFs)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 均默认为 1。

为了探究纹理特征在无人机多光谱图像中估算大豆叶绿素含量的潜在应用，提取了随机组合的纹理特征。随后，基于以往的研究经验和公式[19]，构建 6 种类型的纹理指数（TIs），包括归一化差值纹理比值纹理指数（RTI）、差值纹理指数（DTI）、加值纹理指数（ATI）、归一化差值纹理指数（NDTI）、倒数差值纹理指数（RDTI）和倒数加值纹理指数（RATI）。

1.3　样本集划分、建模方法与模型评价

试验于大豆开花期共采集 54 份有效样本，随机选取 2/3 样本作为建模集，1/3 样本作为验证集。图 1 为建模集和验证集各叶绿素含量统计特征。

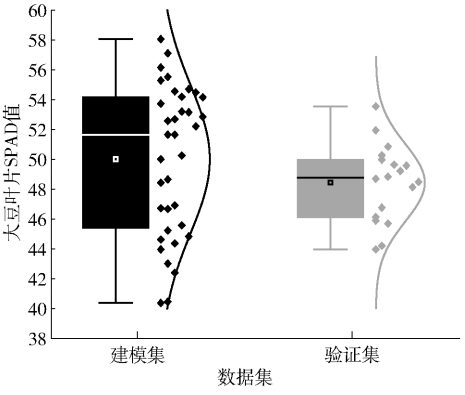


图 1　大豆建模集和验证集叶绿素含量统计特征

Fig. 1　Statistical characteristics of chlorophyll content in soybean modeling set and validation set

首先，分析纹理特征和纹理指数与大豆叶片 SPAD 值的相关性，分别筛选出与 SPAD 值相关性达显著相关的参数（$P < 0.05$）作为模型输入变量（组合 1：纹理特征；组合 2：纹理指数；组合 3：纹理特征结合纹理指数），随后分别利用 RF、BPNN 和 XGBoost 对大豆叶片 SPAD 值进行建模，上述机器学习模型参照文献[23－25]。RF 模型需构建大量决策树，并使用变量交换和更改增强预测性能，经过多次训练和误差分析，将决策树数量设置为 100[24]。BPNN 中隐蔽层传递函数设置为 TANSIG，基于数值优化理论的 Levenbeger－Marquardt（Train－LM）算法被用作网络训练函数，经过多次训练，确定中间层神经元数量为 10 个[25]。对于 XGBoost 算法，通过网格搜索细化最优参数，设置 100 个弱学习器（nestimations），学习率为 0.03，最大树深度（max_depth）为 5[26]。

为验证模型预测精度和预测能力，选取决定系数（Determination coefficient，R^2）、均方根误差（Root mean square error，RMSE）和平均相对误差（Mean relative error，MRE）3 个评价指标评价模型精度[27]。其中 R^2 越接近 1，RMSE 和 MRE 越接近 0 说明模型拟合效果越好。

2　结果与分析

2.1　纹理特征与大豆叶片叶绿素含量相关性分析

纹理特征与大豆叶片 SPAD 值相关性分析结果如表 3 所示。由表 3 可知，超过 1/2 的纹理特征与大豆叶片 SPAD 值相关性均达到显著水平（$P < 0.05$），其中相关系数最高的纹理特征为 Band2 中的 MEA，为 0.642。由此筛选模型输入组合 1 为 Band1 中的 MEA、VAR、HOM、CON 和 DIS，Band2 中的 MEA、VAR、CON 和 COR，Band3 中的 MEA、DIS 和 COR，Band4 中的 MEA、VAR、CON 和 COR，Band5 中的 VAR、CON、DIS 和 COR，Band6 中的 VAR、CON、DIS 和 COR。

表 3　纹理特征与大豆叶片 SPAD 值相关系数

Tab. 3　Correlation coefficient of texture features and soybean leaf SPAD values

纹理特征	波段					
	Band1	Band2	Band3	Band4	Band5	Band6
MEA	0.592*	0.642*	0.610*	0.427*	0.171	0.165
VAR	0.632*	0.510*	0.237	0.500*	0.475*	0.498*
HOM	0.468*	0.019	0.095	0.117	0.256	0.262
CON	0.636*	0.524*	0.255	0.511*	0.479*	0.496*
DIS	0.576*	0.121	0.448*	0.109	0.422*	0.443*
ENT	0.158	0.127	0.129	0.187	0.056	0.040
SEM	0.262	0.147	0.153	0.121	0.175	0.183
COR	0.236	0.408*	0.547*	0.437*	0.615*	0.576*

注：* 表示在 $P < 0.05$ 水平上显著。

2.2　纹理指数与大豆叶片叶绿素含量相关性分析

通过纹理特征随机组合提取的 6 个纹理指数与大豆叶片 SPAD 值的相关性及其位置组合的计算结果如表 4 和图 2 所示。由表 4 和图 2 可以发现，经过筛选和随机组合构建的纹理指数与大豆叶片 SPAD 值的相关性均达到极显著水平（$P < 0.01$）。

表 4　随机组合提取的纹理指数与大豆叶片 SPAD 值相关系数及纹理特征所在位置组合

Tab. 4　Combination of correlation coefficients between randomly combined extracted texture indices and SPAD values of soybean leaves, along with locations of texture features

纹理指数	相关系数	纹理特征所在位置组合
RTI	0.738**	MEA2，MEA4
DTI	0.761**	MEA2，MEA5
ATI	0.655**	VAR1，MEA2
NDTI	0.739**	MEA2，MEA4
RDTI	0.693**	MEA2，MEA4
RATI	0.657**	DIS3，COR5

注：** 表示在 $P < 0.01$ 水平上显著。MEA2 表示 Band2 中的 MEA，其他类推。

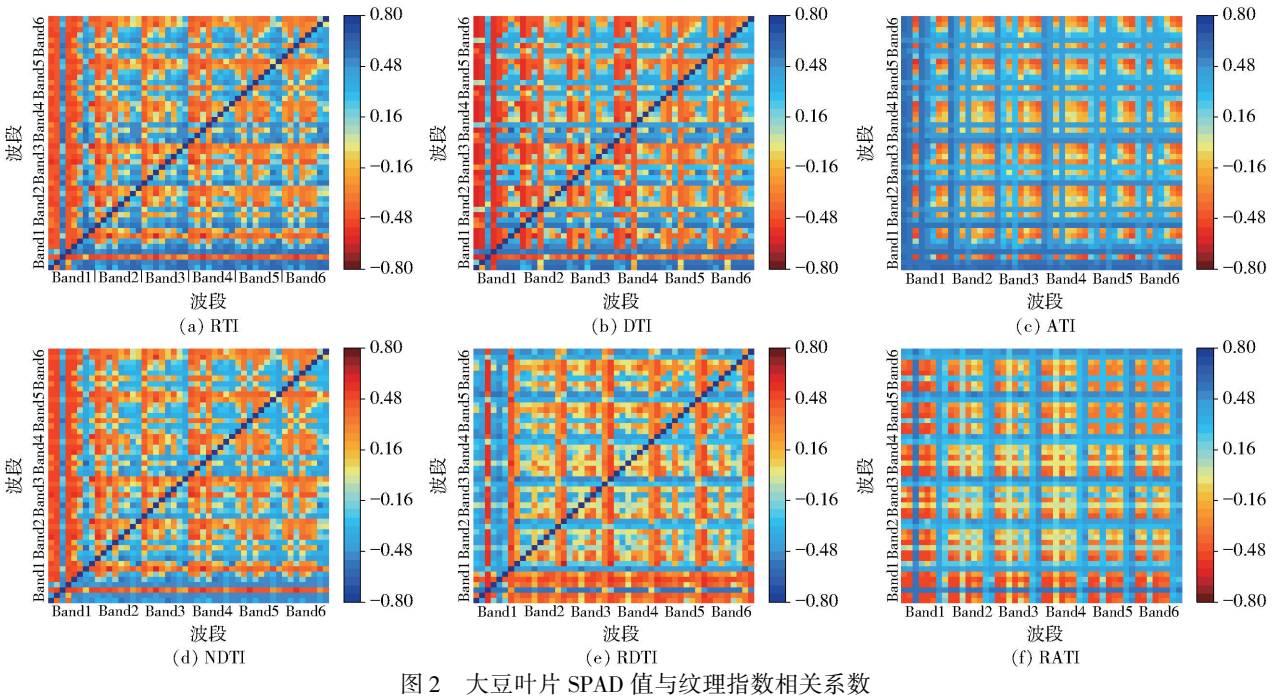


图 2 大豆叶片 SPAD 值与纹理指数相关系数

Fig. 2 Correlation coefficient between SPAD value and texture index of soybean leaves

总体来看,差值纹理指数(DTI)是与大豆叶片 SPAD 值相关性最高的纹理指数,相关系数为 0.761,纹理组合为(Band2 中的 MEA,Band5 中的 MEA)。因此,将表 4 中 6 个纹理指数作为模型输入的组合 2。

2.3 大豆叶绿素含量估算模型构建

将 2.1、2.2 节中筛选的 3 个组合作为模型输入,分别采用 RF、BPNN 和 XGBoost 进行建模,模型结果如图 3 所示。当机器学习模型相同时,植被指数结合纹理特征(组合 3)对大豆叶片 SPAD 值的估测精度最高,即模型验证集 R^2 最高,RMSE 和 MRE 最低;当模型输入组合相同时,XGBoost 模型对大豆叶片 SPAD 值估测精度最高。综合而言,组合 3(植被指数结合纹理特征)作为模型输入并采用 XGBoost 模型对大豆叶片 SPAD 值进行监测精度最高,估算模型验证集 R^2 为 0.883,RMSE 为 0.886,MRE 为 1.638%。

3 讨论

无人机技术在精准农业中的应用日益凸显,尤其在作物长势监测方面展现出巨大潜力[28]。叶绿素含量作为评估植物生理状况的关键指标,直接影响作物的生长和产量[29]。因此,深入了解叶绿素含量变化对于掌握作物长势、评估营养状况并做出及时的田间管理至关重要[6]。本研究通过分析无人机遥感数据的纹理特征,构建纹理指数,实现对大豆叶片叶绿素含量的综合评估,为精准农业大面积作物叶绿素含量监测及田间管理提供重要技术手段。

本研究发现,随机组合提取的纹理指数相关性较纹理特征相关性有明显提高。这种增强可能归因于纹理指数通常针对特定应用进行优化,例如评估植物生理生长状态,这有助于减少误差和噪声的影响,从而更好地反映相关特征[30]。相反,纹理特征可能包含大量冗余信息和噪声,这会降低纹理特征与目标变量间的相关性。此外,由于目标变量(叶绿素含量)可能受到环境条件、土壤类型和气候等因素的影响,单一的纹理特征可能无法充分捕捉这些复杂关系[31]。

本研究还发现,在使用同一机器学习模型但采用不同输入组合时,组合 3 构建的叶大豆叶片 SPAD 值监测模型准确率最高,其次是组合 2 和组合 1。这种提升可能是由于组合 3 结合了纹理特征和纹理指数,相比单一输入变量可以更全面地反映作物的生理生长状况[23]。纹理特征可以捕捉叶片变化的微观细节,如纹理方向性、粗糙度、局部对比度等,能够快速响应并及时提供局部变化信息[19]。同时,纹理指数通过归一化处理,可以减轻不同环境条件下数据变异性的影响,减少噪声和信息冗余[32]。因此,结合 2 种数据可以显著提升模型预测准确率、鲁棒性和泛化能力。这种多维集成的方法充分发挥了每种方法的优势,为作物叶绿素含量监测和精准农业管理提供了技术支持和科学依据。

在使用相同输入组合但不同机器学习算法构建大豆叶片 SPAD 值预测模型时,XGBoost 模型比 BPNN 和 RF 模型表现出更高的精度和稳定性。这一优势可能由于 XGBoost 模型针对本研究中的小样

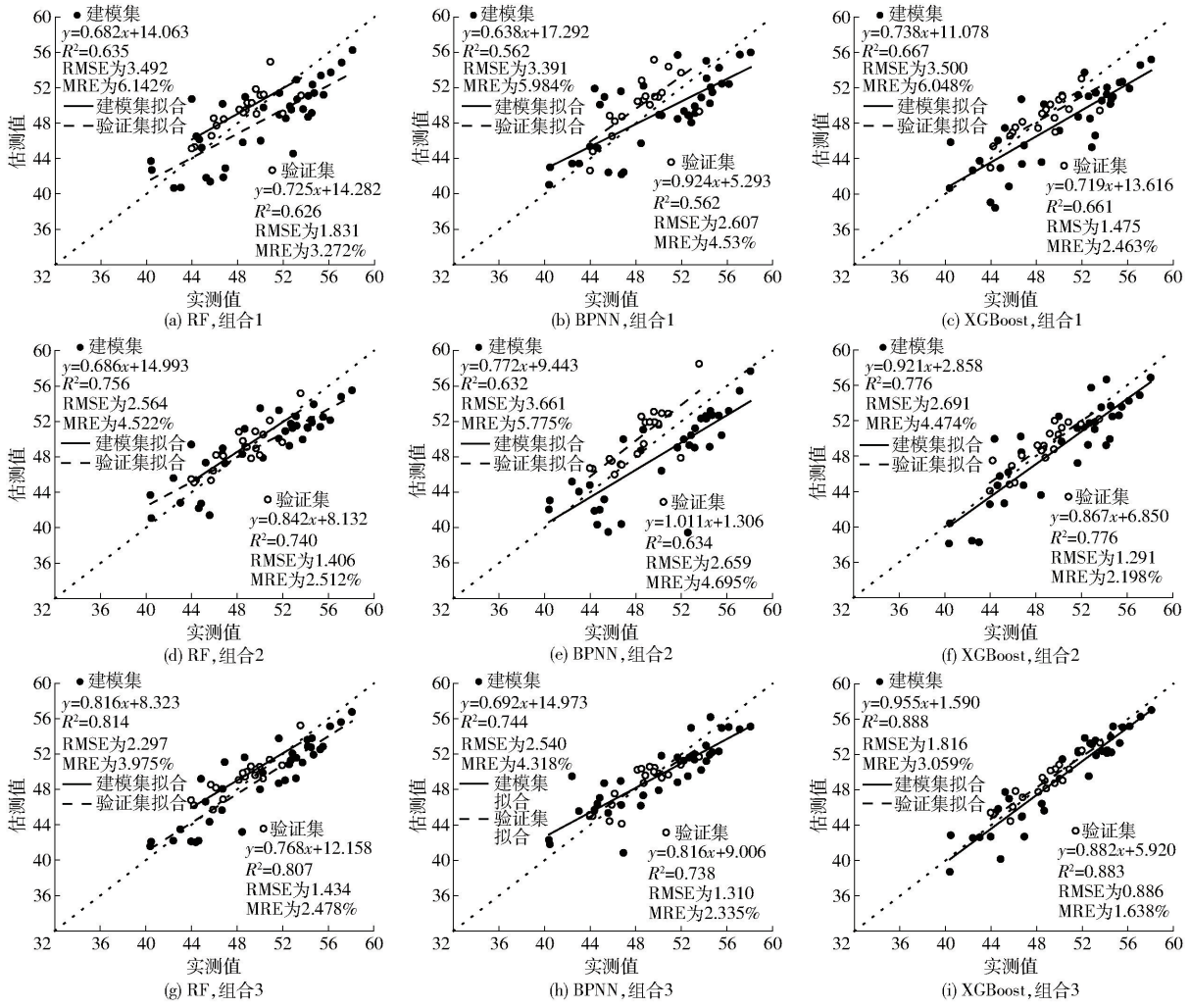


图 3　基于 RF、BPNN 和 XGBoost 的大豆叶片 SPAD 值预测结果

Fig. 3　Prediction results of SPAD value of soybean leaves based on RF, BPNN and XGBoost

本数据集,通过其集成学习机制显著提高了小样本学习的有效性,通过反复加权修正学习器的方式,能够从有限的样本中提取到有效信息,并改善模型泛化能力。在构建模型时,XGBoost 能在不同尺度和频率下学习特征之间的非线性关系,进而使得 XGBoost 能更好地从纹理信息中提取到与大豆叶片 SPAD 值的相关信息,从而提高模型预测性能[26]。相比之下,BPNN 由于样本数量较少容易出现过拟合现象[33],而 RF 虽然通过集成多棵决策树减少过拟合,但在处理高维数据时可能效果不佳[34]。

目前,利用无人机遥感数据和机器学习模型进行作物叶绿素含量监测仍面临一定局限性。例如,无人机遥感数据的空间分辨率受飞行高度和传感器特性影响,导致分辨率不足,限制了对作物精细结构和小尺度变化的捕捉,从而降低了生理参数分析的准确性[35]。此外由于数据质量和特征选择问题导致机器学习模型在训练过程中经常会过度拟合或欠拟合。针对这些问题,未来的发展可以集中在研发新的传感器,以提高遥感数据精度和时空分辨率。通过整合多种数据源可以丰富模型的数据多样性和覆盖范围,减轻对单一数据源依赖的局限性,提高对作物生理状态的全面理解和预测能力。此外,开发高度可解释的深度学习模型或集成传统的机器学习方法可以提高模型预测精度和稳定性。通过提高数据采集精度和优化模型算法,可以更全面地了解作物生长状况与叶绿素含量间的关系,从而为精准农业发展提供科学支撑。

4　结束语

利用小区试验和无人机多光谱数据,结合纹理特征和纹理指数构建与叶绿素含量的相关系数,采用随机森林、反向传播神经网络和极端梯度提升树 3 种机器学习模型,对大豆叶片 SPAD 值进行了估算。结果表明,超过 1/2 的纹理特征与大豆叶片 SPAD 值相关性达到显著水平($P<0.05$),其中相关系数最高的纹理特征是 Band2 中的 MEA,为 0.642。经过筛选,随机组合的纹理指数与大豆叶片 SPAD 值相关性均达到极显著水平($P<0.01$)。总体来

看,差值纹理指数(DTI)为与大豆叶片 SPAD 值最相关的纹理指数,相关系数为 0.761,纹理组合为(MEA2,MEA5)。此外,采用 XGBoost 模型,以组合 3(纹理特征结合纹理指数)对大豆叶片 SPAD 值进行估算的效果最佳,估算模型验证集 R^2 为 0.883,RMSE 为 0.886,MRE 为 1.638%。研究结果为建立无损、快速和高效的作物叶绿素含量估算模型提供了技术支持。

参 考 文 献

[1] 唐子竣,向友珍,王辛,等. 基于不同分析模型的大豆叶片 SPAD 值和 LAI 光谱估算比较[J]. 大豆科学,2023,42(1):55 - 63.
TANG Zijun, XIANG Youzhen, WANG Xin, et al. Comparison of SPAD value and LAI spectral estimation of soybean leaves based on different analysis models[J]. Soybean Science, 2023, 42(1): 55 - 63. (in Chinese)

[2] 唐子竣. 大豆生长对覆盖方式和施氮量的响应及遥感监测研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2023.
TANG Zijun. Response of soybean growth to mulching methods and nitrogen application rate and remote sensing monitoring[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2023. (in Chinese)

[3] 田佳鑫,刘四义,王文富,等. 东北地区大豆根瘤菌的多样性及应用[J]. 应用生态学报,2024,35(7):1850 - 1858.
TIAN Jiaxin, LIU Siyi, WANG Wenfu, et al. Diversity of soybean rhizobia in Northeast China and their application[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2024, 35(7): 1850 - 1858. (in Chinese)

[4] WANG Xin, LI Wangyang, AN Jiaqi, et al. Effects of nitrogen supply on dry matter accumulation, water-nitrogen use efficiency and grain yield of soybean (*Glycine max* L.) under different mulching methods[J]. Agronomy, 2023, 13(2): 606.

[5] TANG Zijun, XIANG Youzhen, WANG Xin, et al. Application of hyperspectral technology for leaf function monitoring and nitrogen nutrient diagnosis in soybean (*Glycine max* L.) production systems on the Loess Plateau of China[J]. European Journal of Agronomy, 2024, 154: 127098.

[6] TANG Zijun, LU Junsheng, XIANG Youzhen, et al. Farmland mulching and optimized irrigation increase water productivity and seed yield by regulating functional parameters of soybean (*Glycine max* L.) leaves[J]. Agricultural Water Management, 2024, 298:108875.

[7] SHI Hongzhao, LU Xingxing, SUN Tao, et al. Monitoring of chlorophyll content of potato in northern Shaanxi based on different spectral parameters[J]. Plants, 2024, 13(10): 1314.

[8] 梁颖. G 蛋白信号转导途径调控植物响应盐分和氮素胁迫的机理[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2018.
LIANG Ying. Mechanism analysis of G protein signaling pathway regulating salinity and nitrogen stress responses in plants[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2018. (in Chinese)

[9] 常心宇. 台湾海峡西侧多类型生态系统浮游植物生物量和群落结构的变化[D]. 大连:大连海洋大学,2024.
CHANG Xinyu. Changes in phytoplankton biomass and community structure of multi-type ecosystems on the west side of the Taiwan Strait[J]. Dalian: Dalian Ocean University, 2024. (in Chinese)

[10] 卢洁. 基于无人机遥感的排土场边坡植被与土壤侵蚀监测研究[D]. 北京:中国矿业大学,2018.
LU Jie. Monitoring of vegetation and soil erosion in dump slope based on UAV remote sensing technology[D]. Beijing: China University of Mining and Technology, 2018. (in Chinese)

[11] 黄千千,陈丽君,李韵唱,等. 叶绿素对叶黄素生物可给率的影响[J]. 食品工业科技,2024,45(5):108 - 117.
HUANG Qianqian, CHEN Lijun, LI Yunchang, et al. Effect of chlorophylls on the bioaccessibility of lutein[J]. Science and Technology of Food Industry, 2024, 45(5): 108 - 117. (in Chinese)

[12] SHI Hongzhao, GUO Jinjin, AN Jiaqi, et al. Estimation of chlorophyll content in soybean crop at different growth stages based on optimal spectral index[J]. Agronomy, 2023, 13(3): 663.

[13] 陈兆中,段少坤,岳云开,等. 基于无人机航拍图像的水稻叶片 SPAD 值反演[J]. 杂交水稻,2024,39(2):14 - 22.
CHEN Zhaozhong, DUAN Shaokun, YUE Yunkai, et al. Inversion of SPAD value of rice leaves based on UAV aerial images[J]. Hybrid Rice, 2024, 39(2): 14 - 22. (in Chinese)

[14] 汪旭,邓裕帅,练雪萌,等. 基于无人机多光谱技术的甜菜冠层叶绿素含量反演[J]. 中国糖料,2022,44(4):36 - 42.
WANG Xu, DENG Yushuai, LIAN Xuemeng, et al. Inversion of chlorophyll content in sugar beet canopy based on UAV multispectral technology[J]. Chinese Sugar, 2022, 44(4): 36 - 42. (in Chinese)

[15] 宋凌寒,刘小杰,张仓皓,等. 融合空-天遥感数据的毛竹林叶绿素含量反演模型对比研究[J]. 遥感技术与应用,2024,39(1):67 - 76.
SONG Linghan, LIU Xiaojie, ZHANG Canghao, et al. A comparative study on the inversion model of chlorophyll content in moso bamboo forest fused with space - space remote sensing data[J]. Remote Sensing Technology and Applications, 2024, 39(1): 67 - 76. (in Chinese)

[16] 向友珍,王辛,安嘉琪,等. 基于分数阶微分和最优光谱指数的大豆叶面积指数估算[J]. 农业机械学报,2023,54(9):329 - 342.
XIANG Youzhen, WANG Xin, AN Jiaqi, et al. Estimation of leaf area index of soybean based on fractional order differentiation and optimal spectral index[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(9): 329 - 342. (in Chinese)

[17] 刘涛,张寰,王志业,等. 利用无人机多光谱估算小麦叶面积指数和叶绿素含量[J]. 农业工程学报,2021,37(19):65 - 72.
LIU Tao, ZHANG Huan, WANG Zhiye, et al. Estimation of the leaf area index and chlorophyll content of wheat using UAV multi-spectrum images[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(19): 65 - 72. (in Chinese)

[18] 何宇航,周贤锋,张竞成,等. 植被指数方法估算冬小麦冠层叶绿素含量的角度效应研究[J]. 地理与地理信息科学,2021,37(4):28 - 36.

HE Yuhang, ZHOU Xianfeng, ZHANG Jingcheng, et al. Angle effect analysis on estimating canopy chlorophyll content of winter wheat by vegetation index methods[J]. Geography and Geo-Information Science, 2021, 37(4): 28 - 36. (in Chinese)
[19] YANG Wanli, LI Zhijun, CHEN Guofu, et al. Soybean (*Glycine max* L.) leaf moisture estimation based on multisource unmanned aerial vehicle image feature fusion[J]. Plants, 2024, 13(11): 1498.
[20] 李志军,陈国夫,支佳伟,等. 融合无人机光谱信息与纹理特征的大豆土壤含水率估测模型研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(9):347 - 357.
LI Zhijun, CHEN Guofu, ZHI Jiawei, et al. Estimation model of soybean soil moisture content based on UAV spectral information and texture features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(9):347 - 357. (in Chinese)
[21] 陈凯,雷少刚,杨星晨,等. 基于 UAV - RGB 的矿区植物分类及其叶绿素含量时空变化分析[J]. 金属矿山,2023(12): 227 - 233.
CHEN Kai, LEI Shaogang, YANG Xingchen, et al. Plant classification and analysis of chlorophyll content temporal and spatial changes in mining areas based on UAV - RGB[J]. Metal Mine, 2023(12): 227 - 233. (in Chinese)
[22] TANG Zijun, GUO Jinjin, XIANG youzhen, et al. Estimation of leaf area index and above-ground biomass of winter wheat based on optimal spectral index[J]. Agronomy, 2022, 12(7):1729.
[23] YANG Ning, ZHANG Zhitao, ZHANG Junrui, et al. Improving estimation of maize leaf area index by combining of UAV-based multispectral and thermal infrared data: the potential of new texture index[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 214: 108294.
[24] 唐子竣,向友珍,王辛,等. 利用相关矩阵法优化光谱指数的冬油菜氮素营养诊断[J]. 农业工程学报,2023,39(17): 97 - 106.
TANG Zijun, XIANG Youzhen, WANG Xin, et al. Nutrition diagnosis of winter oilseed rape using spectral indexes optimized by correlation matrix method[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(17): 97 - 106. (in Chinese)
[25] 唐子竣,张威,向友珍,等. 基于高光谱和机器学习模型的冬小麦土壤含水率监测研究[J]. 农业机械学报,2023, 54(12):350 - 358.
TANG Zijun, ZHANG Wei, XIANG Youzhen, et al. Monitoring of soil moisture content of winter wheat based on hyperspectral and machine learning models[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 350 - 358. (in Chinese)
[26] WANG Qian,LU Xianghui, ZHANG Haina, et al. Comparison of machine learning methods for estimating leaf area index and aboveground biomass of *Cinnamomum camphora* based on UAV multispectral remote sensing data[J]. Forests, 2023, 14(8): 1688.
[27] 唐子竣,张威,黄向阳,等. 基于地面高光谱遥感的大豆产量估算模型研究[J]. 农业机械学报,2024,55(1):145 - 153,240.
TANG Zijun, ZHANG Wei, HUANG Xiangyang, et al. Soybean seed yield estimation model based on ground hyperspectral remote sensing technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(1):145 - 153,240. (in Chinese)
[28] 王晗,向友珍,李汪洋,等. 基于无人机多光谱遥感的冬油菜地上部生物量估算[J]. 农业机械学报,2023,54(8):218 - 229.
WANG Han, XIANG Youzhen, LI Wangyang, et al. Estimation of winter rapeseed above-ground biomass based on UAV multi-spectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 218 - 229. (in Chinese)
[29] 向友珍,张威,唐子竣,等. 减施氮肥和接种根瘤菌对大豆生理生长与氮素利用效率及产量的影响[J]. 农业机械学报, 2024,55(3):340 - 351.
XIANG Youzhen, ZHANG Wei, TANG Zijun, et al. Effects of nitrogen fertilizer reduction and rhizobia inoculation on physiological growth, nitrogen use efficiency and yield of soybean[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(3): 340 - 351. (in Chinese)
[30] 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.
CHEN Jiahua, ZHANG Lifu, HUANG Changping, et al. Research on estimation model of winter wheat leaf area index based on spectral and texture features of Sentinel - 2A image[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2024, 39(2): 290 - 305. (in Chinese)
[31] 王伟康,张嘉懿,汪慧,等. 基于固定翼无人机多光谱影像的水稻长势关键指标无损监测[J]. 中国农业科学,2023, 56(21):4175 - 4191.
WANG Weikang, ZHANG Jiayi, WANG Hui, et al. Non-destructive monitoring of rice growth key indicators based on fixed-wing UAV multispectral images[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2023, 56(21): 4175 - 4191. (in Chinese)
[32] 边明博,马彦鹏,樊意广,等. 融合无人机多源传感器的马铃薯叶绿素含量估算[J]. 农业机械学报,2023,54(8):240 - 248.
BIAN Mingbo, MA Yanpeng, FAN Yiguang, et al. Estimation of potato chlorophyll content based on UAV multi-source sensor [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 240 - 248. (in Chinese)
[33] TANG Zijun, XIANG Youzhen, ZHANG Wei, et al. Research on potato (*Solanum tuberosum* L.) nitrogen nutrition diagnosis based on hyperspectral data[J]. Agronomy Journal, 2023, 116(2): 531 - 541.
[34] TANG Zijun, ZHANG Wei, XIANG Youzhen, et al. Monitoring of soil moisture content of winter oilseed rape (*Brassica napus* L.) based on hyperspectral and machine learning models[J]. Journal of Soil Science and Plant Nutrition, 2024, 24:1250 - 1260.
[35] 赵胜利, MUJAHID Hussain,王国宾,等. 基于无人机遥感的作物长势监测研究进展[J]. 江苏农业科学,2024,52(8): 8 - 15.
ZHAO Shengli, MUJAHID Hussain, WANG Guobin, et al. Research progress of crop growth monitoring based on UAV remote sensing[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2024, 52(8): 8 - 15. (in Chinese)