

引用本文格式 赵腾博. 基于 CNN-BiGRU 的石榴树叶绿素含量预测方法[J]. 农业工程, 2025, 15(5): 45-51. DOI: 10.19998/j.cnki.2095-1795.202505307. ZHAO Tengbo. Prediction approach of chlorophyll content in pomegranate trees based on CNN-BiGRU[J]. Agricultural Engineering, 2025, 15(5): 45-51.

基于 CNN-BiGRU 的石榴树叶绿素含量预测方法

赵腾博

(西安科技大学通信与信息工程学院, 陕西 西安 710054)

摘 要: 叶绿素含量作为深入了解果树生长和健康状态的关键参数, 对于指导果园管理决策具有重要作用。然而, 在大规模果园环境下, 快速且准确地获取整个果园的叶绿素含量数据是一项重大挑战。为此, 利用无人机遥感平台结合深度学习算法, 提出了一种新的解决方案。通过多光谱无人机采集石榴树冠层 RGB 及多光谱图像, 利用图像处理技术提取 RGB 图像颜色特征、纹理特征和多光谱图像植被指数等参数并建立不同数据集。在此基础上, 结合地面实测叶绿素数据, 构建一种结合双向门控循环单元 (BiGRU) 与卷积神经网络 (CNN) 的深度融合网络模型 CNN-BiGRU, 并且与原始 CNN 和随机森林 (RF) 进行试验对比。结果表明, 组合模型在预测石榴树叶绿素含量方面的效果明显好于其他模型, 尤其是在使用特征融合集建模时, 其决定系数高达 0.973 7、均方根误差低至 0.823 3。该精度满足对石榴树叶绿素含量的精准预测, 为大面积果园管理提供实用参考。

关键词: 叶绿素含量; 无人机遥感; 图像处理; 双向门控循环单元; 特征融合

中图分类号: S24 **文献标识码:** A **文章编号:** 2095-1795(2025)05-0045-07

DOI: 10.19998/j.cnki.2095-1795.202505307

Prediction approach of chlorophyll content in pomegranate trees based on CNN-BiGRU

ZHAO Tengbo

(School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an Shaanxi 710054, China)

Abstract: As a key parameter for an in-depth understanding of growth and health status of fruit trees, chlorophyll content plays an important role in guiding orchard management decisions. However, in a large-scale orchard environment, quickly and accurately obtaining chlorophyll content data for entire orchard is a major challenge. Therefore, a new solution was proposed by using a UAV remote sensing platform combined with deep learning algorithms. RGB and multispectral images of pomegranate tree canopy were collected by multispectral UAV, and an image processing technique was used to extract parameters such as RGB image color features, texture features, and multispectral image vegetation index and establish different datasets. On this basis, combined with ground-measured chlorophyll data, a deep fusion network model CNN-BiGRU combining bidirectional gated recurrent unit (BiGRU) and convolutional neural network (CNN) was constructed and experimentally compared with original CNN and random forest (RF). Experimental results showed that combined model was significantly better than other models in predicting chlorophyll content of pomegranate trees, especially when using feature fusion set modeling, with a determination coefficient as high as 0.973 7 and a root mean square error as low as 0.823 3. This accuracy met accurate prediction of chlorophyll content of pomegranate trees, providing a practical reference for large-scale orchard management.

Keywords: chlorophyll content, UAV remote sensing, image processing, BiGRU, feature fusion

0 引言

石榴种植是陕西省西安市临潼区农业的重要产业, 种植面积广阔。为实现高产高质, 精准把握果树生长

健康状态至关重要, 而叶绿素含量作为表征作物光合作用效率、养分吸收、能量累积和抗逆能力的重要指标, 是评估石榴树生长和健康的重要参数^[1]。因此, 高效、精准地获取果园内石榴树的叶绿素含量, 成为

提升果园管理效率的关键。传统的叶绿素测定方法主要依靠化学分析，如分光光度计法、荧光光度计法等。尽管这些方法较为精准，但操作烦琐且实时性差。手持式叶绿素仪虽然方便携带且操作简单，但其测量范围有限，难以满足大面积果园高效管理的需求^[2]。因此，研发一种快速、准确的预测方法对于大面积果园管理具有重要意义。

随着计算机视觉与深度学习技术的迅猛发展，基于图像分析的叶绿素含量估算方法逐渐在农业领域受到关注。同时，无人机作为现代农业的新兴工具，凭借其强大的环境适应性、操作灵活性及广泛覆盖性，在农业领域展现巨大潜力^[3]。

目前，针对农作物生物量反演的研究方法主要是经验统计回归与机器学习法。贺英等^[4]通过无人机获取玉米 RGB 图像，建立回归模型进行叶绿素含量预测。QIAO L 等^[5]构建基于颜色和纹理特征的 BP 神经网络模型，用于估算玉米叶绿素含量。同时，多光谱遥感与深度学习被逐渐应用于作物生长参数估计^[6-7]。罗小波等^[8]利用多光谱无人机获取多波段反射率数据，综合对比全子集回归、偏最小二乘回归和深层神经网络（DNN）的反演精度。LIU P D 等^[9]提出多光谱指数组合构建逐步线性回归（SLR）和反向传播人工神经网络（ANN）方法用于估算叶绿素含量。马伟等^[10]采用无人机搭载多光谱传感器对田间养麦冠层叶片氮含量进行量化估测，为养麦叶片的信息化管理提供理论依据。

面对果园面积扩大带来的数据量激增及环境复杂性增大等问题，上述研究由于采用特征结构相对单一，可能受土壤条件及病虫害压力等多重因素干扰^[11]。为提高作物生长参数估计精度和稳定性，本研究提出一种基于无人机 RGB 与多光谱图像特征融合，构建卷积神经网络-双向门控循环单元（CNN-BiGRU）深度学习模型的叶绿素含量预测新方法，旨在充分利用卷积神经网络（CNN）在特征提取方面及双向门控循环单元（BiGRU）在处理长序列数据中的优势，通过多特征融合策略，深入挖掘数据间的复杂关系，以期实现大面积果园叶绿素含量的快速、准确预测，为果园现代化管理提供有力技术支撑。

1 网络模型

1.1 卷积神经网络

CNN 是一种深度前馈神经网络，灵感源于人类大脑神经元结构，通过局部连接和权值共享机制自动提取数据中的关键特征^[12]。其核心由卷积层、池化层及全连接层构成。卷积层负责通过卷积操作提取输入数据的高层次特征；池化层则对卷积输出进行特征选择

与过滤，降低数据维度以防过拟合；全连接层对池化后的特征进行扁平化及非线性变换，输出分类或识别结果。这些层次共同作用下，有效捕获数据关键信息并降低特征提取复杂度。CNN 结构如图 1 所示。

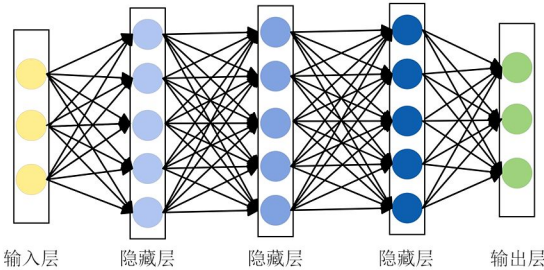
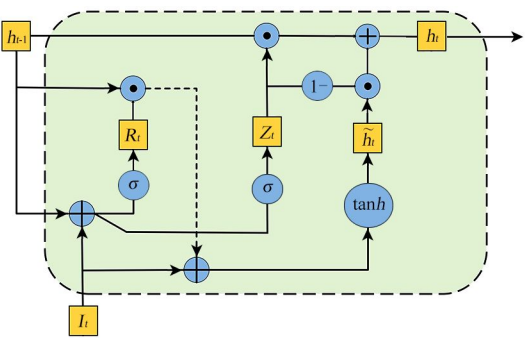


图 1 CNN 结构

Fig. 1 Structure of CNN

1.2 双向门控循环单元

门控循环单元（GRU）是一种改进的循环神经网络（RNN）结构，在处理序列长期依赖时比传统 RNN 更有效^[13]。它通过引入重置门（Reset Gate）和更新门（Update Gate）机制，利用可学习参数灵活控制信息流动，从而捕捉序列的短期和长期依赖，提升模型的效率和表现。GRU 结构如图 2 所示。



I_t 为当前时刻的输入； h_{t-1} 为上一时刻的隐状态； h_t 为当前时刻的隐状态； R_t 为重置门，控制当前输入与历史信息之间的权衡； Z_t 为更新门，控制当前隐状态保留多少来自过去的信息及多少来自当前的候选状态； $\tilde{h}_t$ 为当前时刻的新信息，用于与历史信息结合生成最终的隐状态

图 2 GRU 模型

Fig. 2 Structure of GRU

传统 GRU 结构只能单向传播， t 时刻的详细信息仅与过去的时间相关。然而，在时间序列任务中，如果结合 t 时刻对未来数据的影响，模型的预测效果将显著提升。因此构建 BiGRU，如图 3 所示^[14]。BiGRU 的关键思想是同时处理输入序列的前向和后向信息，将其分别输入到 BiGRU 中，并融合两个方向的隐藏状态。这种方式使模型能够全面捕捉序列的上下文信息，从而更准确地理解数据特征。

1.3 结合双向门控循环单元的卷积神经网络

基于上述结构，本研究为实现在多类特征融合情况下对石榴树叶绿素含量准确且快速地预测，构建

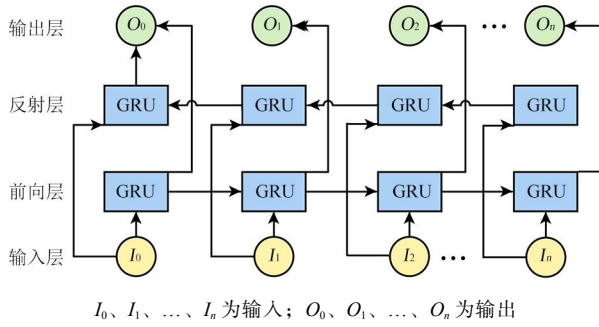


图3 BiGRU 结构

Fig. 3 Structure of BiGRU

CNN-BiGRU，结构如图4所示。CNN-BiGRU 结合 CNN 可以有效地从原始数据中提取出局部和层次化的特征，以及 BiGRU 捕获数据中依赖关系的优点，因此本模型拥有从数据中提取有效特征并做出准确预测的能力。同时，由于其强大的特征提取和序列建模能力，CNN-BiGRU 还具有较好的泛化性能。

2 试验设计与分析

2.1 研究区位置

研究区位于陕西省西安市临潼区石榴红生态科技园（北纬 $34^{\circ}27'$ ，东经 $109^{\circ}20'$ ），以石榴树作为试验材料。临潼区位于东亚暖温带半湿润气候向内陆干旱气候的过渡带上，兼有两种气候的特点，属于大陆性暖温带季风气候。年平均最高气温 19.4°C ，年平均最低气温 8.5°C ，年平均日气温较差 10.9°C ；年降雨量 591.8 mm ，满足石榴树生长需求。研究区正射影像如图5所示。

2.2 数据采集

2.2.1 石榴树冠层图像采集

在石榴树开花期（2024年5月9日），采用大疆 Mavic 3M 无人机在中午时段（12:00—15:00）以 50 m 高度飞行，获取果园内石榴树冠层的 RGB 图像及包含绿光、红光、红边和近红外波段的多光谱图像。随后，通过 Pix4D 软件（Pix4D, Lausanne, 瑞士）拼接成

TIF 格式的遥感影像，并借助 ENVI 软件（Exelis Visual Information Solutions, 美国）对多光谱图像进行校正和切割处理，获得石榴树冠层图像数据集^[15]。拼接过程如图6所示。

2.2.2 叶绿素含量实际值测定

采用分光光度计法测量叶片叶绿素含量实际值。为保证叶绿素含量测定的时效性，在无人机采集图像的同时采集石榴树叶片，每棵石榴树选择大小均匀的健康叶片 20 片，并分别装袋冷藏封存，随后在实验室采用浸提法提取样品叶绿素含量。将丙酮、无水乙醇和蒸馏水 3 种溶液按体积比 $9:9:2$ 配置混合溶液，选择石榴树的完全展开叶片，剪碎后混合均匀，称取 0.4 g 加入 200 mL 混合溶液。在实验室遮光环境下静置，直到样品完全发白，利用分光光度计测定提取液在 663 和 645 nm 处的吸光度，根据式（1）计算石榴叶样品的叶绿素含量^[16]。以此数据作为单棵石榴树叶绿素含量 C_{chl} 。通过不断测定得到整个果园石榴树叶绿素含量数据并建立叶绿素含量数据集。

$$C_{\text{chl}} = 5.13D_{663} + 20.436D_{645} \quad (1)$$

式中 D_{663} 、 D_{645} ——样品在 663 和 645 nm 处吸光度

2.3 数据处理

由于石榴树冠层难以完全遮蔽土壤背景，并且土壤像元的色值参数与反射率相对于石榴树冠层有所不同。因此，为了精确获取石榴树冠层的特征和数据，避免土壤背景对数据分析的潜在干扰，需要对土壤背景进行剔除，保留冠层部分。

2.3.1 RGB 图像处理

处理 RGB 图像时，使用 Mean-Shift 法进行图像分割剔除背景。该方法首先在颜色空间中找到颜色分布峰值，然后通过移动均值将相似颜色的像素进行聚类。根据聚类结果，选择性地移除或保留特定颜色簇，达到去除背景的效果^[17]。均值漂移基本公式为

$$M_h = \frac{1}{k} \sum_{x_j \in S_k} (x_j - x) \quad (2)$$

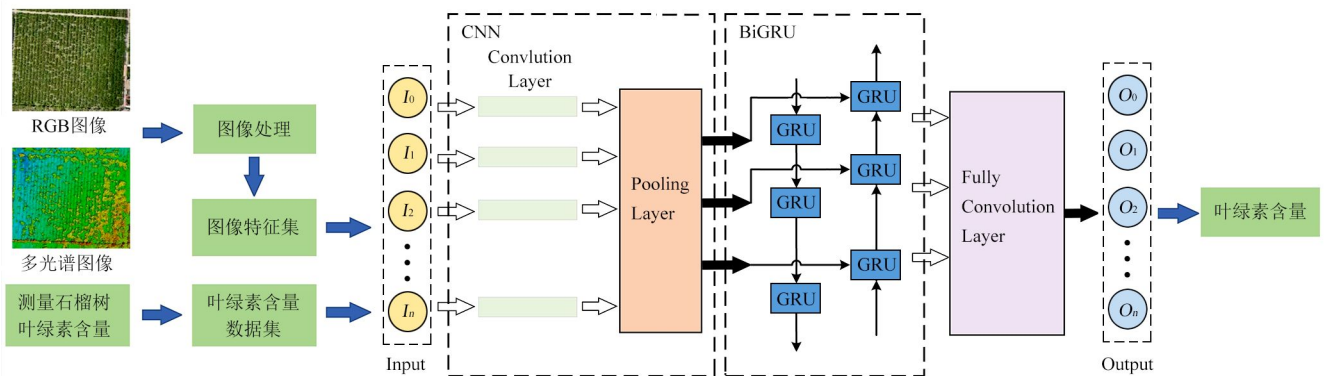


图4 CNN-BiGRU 结构

Fig. 4 Structure of CNN-BiGRU



图5 研究区正射影像

Fig. 5 Orthophoto map of study area

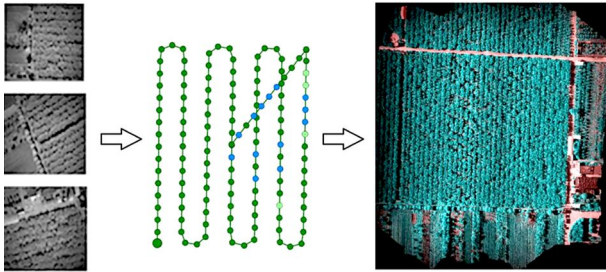


图6 图像拼接示意

Fig. 6 Schematic representation of image stitching

式中 M_h ——均值漂移向量
 k ——在当前邻域 S_k 中数据点数量
 S_k ——满足点到 x 的距离小于球半径 h 的数据点集合
 j ——当前邻域中数据点编号
 x_j ——球心 x 位置更新, 更新公式为

$$x_j = x + M_k \quad (3)$$

M_k ——每一次计算得出的漂移向量

2.3.2 光谱图像处理

而对于多光谱图像, 需要在 ENVI 软件中计算归一化阴影植被指数 (NSVI), 采用阈值法将石榴树像元和土壤像元进行分离, 以剔除土壤背景^[18]。

$$I_{NDV} = \frac{R_{NI} - R}{R_{NI} + R} \quad (4)$$

$$I_{SV} = I_{NDV} R_{NI} \quad (5)$$

$$I_{NSV} = \frac{I_{SV} - I_{SV, \min}}{I_{SV, \max} + I_{SV, \min}} \quad (6)$$

式中 I_{NDV} ——归一化植被指数
 R ——红光波段反射率
 R_{NI} ——近红外波段反射率
 I_{SV} ——阴影植被指数

I_{NSV} ——归一化阴影植被指数

$I_{SV, \max}$ 、 $I_{SV, \min}$ ——阴影植被指数最大值和最小值

2.4 建立数据集

2.4.1 RGB 特征参数集

将去除背景后的整幅果园正射图像进行切割, 得到以单棵石榴树为样本的 1 033 个石榴冠层图像, 提取 RGB 图像的颜色特征和纹理特征参数, 并将这些参数与地面叶绿素数据进行 Pearson 相关性分析^[19]。Pearson 相关系数 r 的计算式为

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (7)$$

式中 n ——数据数量

x_i ——第 1 组第 i 个数据

$\bar{x}$ ——第 1 组数据平均数

y_i ——第 2 组第 i 个数据

$\bar{y}$ ——第 2 组数据平均数

r 取值范围 $[-1, 1]$, 其绝对值越接近 1, 两组变量之间的相关性越强。

RGB 图像特征参数与叶绿素含量相关性排序如图 7 所示。

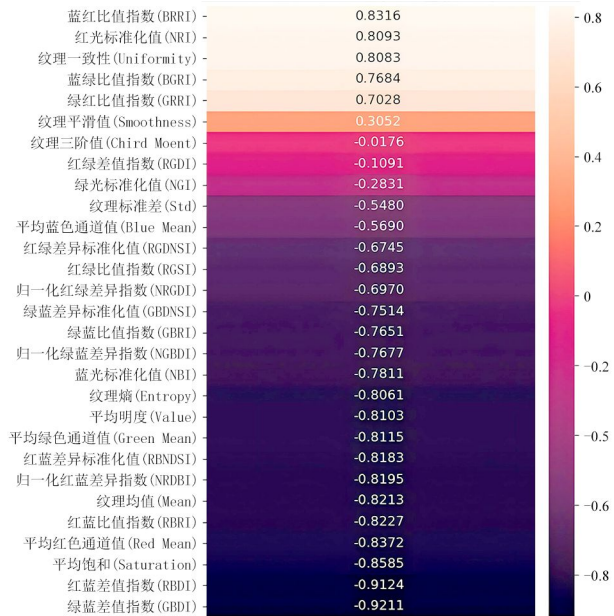


图7 RGB 图像特征参数与叶绿素含量相关性排序

Fig. 7 Sorting chart of correlation between RGB image feature parameters and chlorophyll content

由图 7 可知, Red Mean、GBDI、NRI 等 14 种 RGB 图像特征参数与叶绿素含量的相关系数 r 的绝对值 > 0.8 , 因此选择这 14 种与叶绿素含量相关性较高的参数建立 RGB 特征集, 其对应的计算公式如表 1 所示。

表 1 RGB 图像特征参数
Tab. 1 Characteristic parameters of RGB images

参数	公式
平均红色通道值 (Red Mean)	R
平均绿色通道值 (Green Mean)	G
平均蓝色通道值 (Blue Mean)	B
红绿差值指数 (RGDI)	$R - G$
绿蓝差值指数 (GBDI)	$G - B$
红蓝比值指数 (RBRI)	R/B
平均明度值 (Value)	V
平均饱和度 (Saturation)	S
蓝红比值指数 (BRR)	B/R
红蓝差异标准化值 (RBDNSI)	$(R - B)/(R + B + G)$
归一化红蓝差异指数 (NRBDI)	$(R - B)/(R + B)$
红光标准化值 (NRI)	$R/(R + B + G)$
纹理均值 (Mean)	$\frac{1}{L-1} \sum_{i=0}^{L-1} ip(Z_i)$
纹理熵 (Entropy)	$\sum_{i=0}^{L-1} p(Z_i) \log_2 p(Z_i)$
纹理一致性 (Uniformity)	$\sum_{i=0}^{L-1} p^2(Z_i)$

注： L 为灰度级数， i 为灰度值的索引即对应的灰度值， Z_i 为灰度值 i 所对应的强度， $p(Z_i)$ 为灰度值 Z_i 的概率分布。

2.4.2 多光谱植被指数集

植被指数 (VI) 是对地表植被状况的简单、有效和经验的度量，可以通过两个或多个波段反射率的组合计算得出^[20]。

本研究通过利用 ENVI 软件获取单个样本多光谱图像的各波段反射率，并利用这些数据计算植被指数，最后将这些植被指数与地面叶绿素数据进行 Pearson 相关性分析。多光谱植被指数与叶绿素含量相关性排序

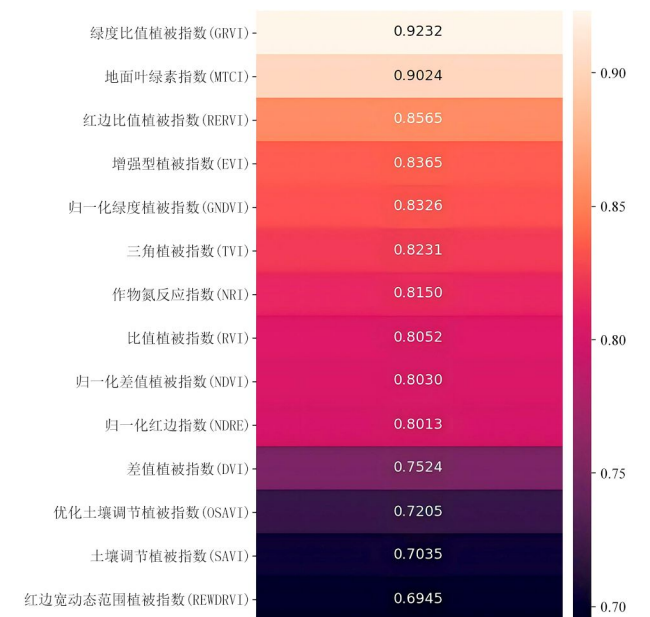


图 8 多光谱植被指数与叶绿素含量相关性排序

Fig. 8 Sorting chart of correlation between multispectral vegetation index and chlorophyll content

如图 8 所示。

由图 8 可知，NDVI、NDRE、GNDVI 等 10 种多光谱植被指数与叶绿素含量的相关系数 $r > 0.8$ ，因此选择这 10 种相关性较高的植被指数建立多光谱特征集，其对应的计算公式如表 2 所示。

表 2 多光谱图像植被指数
Tab. 2 Vegetation index of multispectral image

植被指数	公式
归一化植被指数 (NDVI)	$I_{NDV} = \frac{R_{NI} - R}{R_{NI} + R}$
归一化差红边指数 (NDRE)	$I_{NDRE} = \frac{R_{NI} - R_E}{R_{NI} + R_E}$
归一化绿度植被指数 (GNDVI)	$I_{GNDV} = \frac{R_{NI} - G}{R_{NI} + G}$
比值植被指数 (RVI)	$I_{RV} = \frac{R_{NI}}{R}$
绿度比值植被指数 (GRVI)	$I_{GRV} = \frac{R_{NI}}{G}$
红边比值植被指数 (RERVI)	$I_{RERV} = \frac{R_{NI}}{R_E}$
增强型植被指数 (EVI)	$I_{EV} = \frac{2.5(R_{NI} - R)}{R_{NI} + 6R - 7.5B + 1}$
三角植被指数 (TVI)	$I_{TV} = 0.5[(120R_E - G) - 200(R - G)]$
作物氮反应指数 (NRI)	$I_{NR} = \frac{G - R}{G + R}$
地面叶绿素指数 (MTCI)	$I_{MTCI} = \frac{R_{NI} - R_E}{R_E + R}$

注： R 、 G 、 R_{NI} 和 R_E 分别为红光波段、绿光波段、近红外波段和红边波段的反射率。

2.4.3 融合特征集

特征融合作为一种高效的数据整合方法，其核心在于将多个独立的特征集或数据集合并为一个综合的、信息更为丰富的新数据集。这一过程旨在利用不同特征之间的互补性和交互作用，从而提升预测模型的准确性和整体性能。为了深入探究各类特征对预测模型效果的影响，以及进一步优化预测精度，本研究将 RGB 图像的颜色特征集与多光谱图像植被指数集进行有效的数据融合，生成融合特征集。融合特征集不仅保留 RGB 图像在色彩表现与纹理细节上的独特优势，还融合植被指数在反映植被生长状态、健康状况等方面的关键信息，进而促进模型对复杂环境下的叶绿素含量预测能力，为实现精准农业管理和决策支持奠定坚实基础。

2.5 模型训练

分别基于两种特征集及融合特征集建立模型并进行训练，整个数据集中建模集和验证集的比例 7 : 3。试验程序运行环境为笔记本电脑，操作系统 Windows 11，驱动程序为 NVIDIA GeForce RTX 3050 的 31.0.15.2892 版本，CUDA 版本 11.5。所有模型及试验均在同一环境下进行。将 CNN-BiGRU 与 CNN、RF 进行分析对比。CNN-BiGRU 各类超参数设置：优化器 Adam；批尺寸大小 16；学习率设置 0.001；BiGRU 数 64。

2.6 评价指标

选择决定系数、相对误差、均方根误差评估模型的性能，验证模型的决定系数越大，相应的均方根误差和相对误差越小，模型的预测能力越好。计算公式为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n [y_i - p(x_i)]^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \tag{8}$$

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [p(x_i) - y_i]^2} \tag{9}$$

$$E_R = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - p(x_i)}{y_i} \right| \tag{10}$$

式中 R^2 ——决定系数
 E_{RMS} ——均方根误差
 E_R ——相对误差
 n ——预测集样本数量
 $p(x_i)$ ——预测值
 y_i ——实际值
 $\bar{y}$ ——实际平均值

3 结果与分析

为了验证不同特征对模型训练和试验结果的影响，

分别在 3 种不同的特征集上建立模型进行验证。使用决定系数、相对误差、均方根误差评估模型的性能，比较 RF 和 CNN 两种不同方法的预测结果^[21-22]。

3.1 不同特征下构建石榴树叶绿素含量预测模型

分别利用 RGB 图像特征参数集（RGB-Feature）、多光谱图像植被指数集（MSI-Feature）和特征融合集（Combine-Feature）构建石榴树叶绿素含量预测模型，结果如表 3 所示。

由表 3 可知，在不同特征集下建立的 3 种模型中 CNN-BiGRU 的预测效果最好，相比于其他两个模型，精度有明显提升。尤其是在利用特征融合集构建石榴树叶绿素含量预测模型时，得到了最好的预测效果，CNN-BiGRU 决定系数高达 0.973 7，而相对误差、均方根误差分别低至 0.004 2 和 0.823 3。

3.2 最优石榴树叶绿素含量预测模型

在使用不同类别数据集进行建模时，CNN-BiGRU 展现最佳的预测能力，当使用融合特征集作为输入时，CNN-BiGRU 模型效果得到进一步提升。在融合特征集条件下不同模型预测效果如图 9 所示。

利用融合特征集构建模型充分利用多种特征信息，不仅彰显多特征融合策略在提升模型预测能力方面的显著优势，还预示利用丰富且互补的特征信息进行复杂生物性状预测具有广阔的发展潜力和应用前景。本研究不仅验证 CNN-BiGRU 模型在叶绿素含量预测任

表 3 石榴树叶绿素含量模型预测结果
Tab. 3 Prediction results of chlorophyll content model of pomegranate tree

模型	特征集	建模集		验证集		
		决定系数	均方根误差	决定系数	相对误差	均方根误差
RF	RGB-Feature	0.879 8	1.783 2	0.867 3	0.038 4	1.835 9
	MSI-Feature	0.903 8	1.531 8	0.879 1	0.034 6	1.751 8
	Combine-Feature	0.925 0	1.389 6	0.909 2	0.024 9	1.529 4
CNN	RGB-Feature	0.908 6	1.540 7	0.898 2	0.028 4	1.609 8
	MSI-Feature	0.920 5	1.495 2	0.913 5	0.023 5	1.515 9
	Combine-Feature	0.946 6	1.180 7	0.933 5	0.017 1	1.235 8
CNN-BiGRU	RGB-Feature	0.931 1	1.303 4	0.924 7	0.020 7	1.416 1
	MSI-Feature	0.955 8	0.953 6	0.936 9	0.014 5	1.126 8
	Combine-Feature	0.985 3	0.610 8	0.973 7	0.004 2	0.823 3

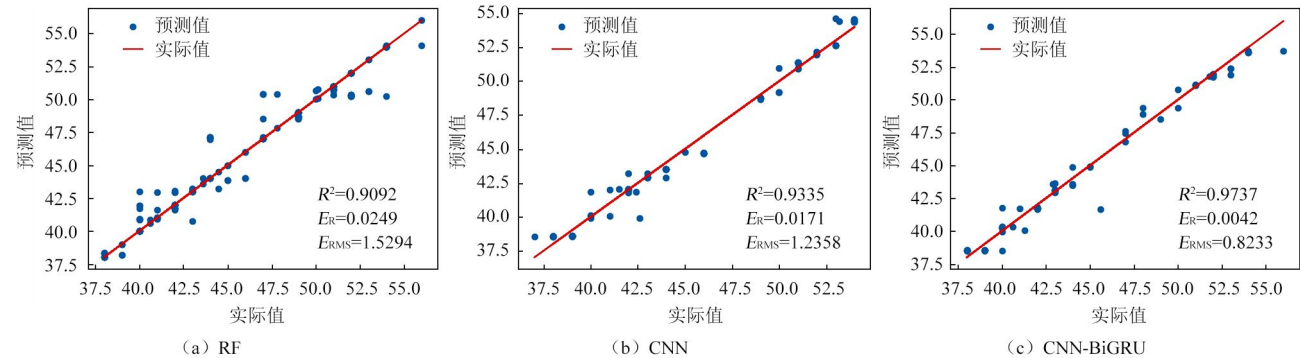


图 9 在融合特征集下石榴树叶绿素含量实际值与预测值关系

Fig. 9 Relationship between measured and predicted chlorophyll content of pomegranate trees under fusion feature set

务中的优越性，还强调特征融合作为提升模型性能重要手段的价值。经过综合对比，采用 Combine-Feature 特征集构建 CNN-BiGRU 模型可以实现石榴树叶绿素含量的精准预测。

4 结束语

基于不同特征集构建的 CNN-BiGRU 深度融合预测模型，充分利用多种尺度特征信息，提高预测精度。CNN-BiGRU 结合 CNN 自动提取特征和 BiGRU 捕获数据中依赖关系的优点，使 CNN-BiGRU 拥有从数据中提取有效特征并做出准确预测的能力。通过与 RF、CNN 进行对比分析表明，CNN-BiGRU 在预测石榴树叶绿素含量方面展现更为优越的性能，尤其在使用 Combine-Feature 特征集时达到最好的预测效果。因此，使用多光谱无人机结合深度学习技术，可以快速、准确地从正射影像中预测石榴的叶绿素含量，为石榴树监测和叶绿素管理提供一种快速、低成本的方法。

与已有研究相比，本研究方法在预测精度和实时性方面有所改进，但仍需更多实证数据支持，进一步研究可考虑扩大样本量以验证模型的稳健性。此外，未来研究可进一步探讨不同环境条件及不同预测对象下模型的适用性，以及如何优化特征选择和模型参数设置，以提升预测精度和模型的泛化能力。

参考文献

- [1] SUN Q, JIAO Q J, QIAN X J, et al. Improving the retrieval of crop canopy chlorophyll content using vegetation index combinations[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(3): 470.
- [2] 尼格拉·吐尔逊, 苏磊·乃比, 高健, 等. GWLS-SVR 模型的红枣树叶片叶绿素含量估算[J]. *光谱学与光谱分析*, 2021, 41(6): 1730-1736.
TUERXUN Nigela, NAIBI Sulei, GAO Jian, et al. Chlorophyll content estimation of jujube leaves based on GWLS-SVR model[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2021, 41(6): 1730-1736.
- [3] 林娜, 陈宏, 赵健, 等. 轻小型无人机遥感在精准农业中的应用及展望[J]. *江苏农业科学*, 2020, 48(20): 43-48.
- [4] 贺英, 邓磊, 毛智慧, 等. 基于数码相机的玉米冠层 SPAD 遥感估算[J]. *中国农业科学*, 2018, 51(15): 2886-2897.
- [5] QIAO L, ZHANG Z Y, CHEN L S, et al. Detection of chlorophyll content in maize canopy from UAV imagery[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2019, 52(30): 330-335.
- [6] NARMILAN A, GONZALEZ F, SALGADOE A S A, et al. Predicting canopy chlorophyll content in sugarcane crops using machine learning algorithms and spectral vegetation indices derived from UAV multispectral imagery[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(5): 1140.
- [7] 夏媛媛, 冯全, 杨森, 等. 基于高光谱遥感的苹果树冠层叶片全氮量估测[J]. *农业工程*, 2024, 14(2): 20-28.
- [8] 罗小波, 谢天授, 董圣贤. 基于无人机多光谱影像的柑橘冠层叶绿素含量反演[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(4): 198-205.
- [9] LIU P D, SHI R H, GAO W. Estimating leaf chlorophyll contents by combining multiple spectral indices with an artificial neural network[J]. *Earth Science Informatics*, 2018, 11(1): 147-156.
- [10] 马伟, 武志明, 余科松, 等. 叶面施硒下荞麦冠层叶片氮含量遥感估测研究[J]. *农业工程*, 2023, 13(5): 34-38.
- [11] 范学星, 张慧春, 邹义萍, 等. 基于多光谱成像与机器学习的植物叶绿素含量反演[J]. *林业科学*, 2023, 59(7): 78-88.
FAN Xuexing, ZHANG Huichun, ZOU Yiping, et al. Inversion of plant chlorophyll content based on multispectral imaging and machine learning[J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 2023, 59(7): 78-88.
- [12] 梁毅, 吐尔地·托合提, 艾斯卡尔·艾木都拉. 多层 CNN 特征融合及多分类器混合预测的多模态虚假信息检测[J]. *计算机工程与科学*, 2023, 45(6): 1087-1096.
- [13] 王晓鹏, 王磊, 韩小伟, 等. 基于 K-Means 聚类的粒子群优化 CNN-BiGRU-HAM 发动机剩余使用寿命预测方法 [J/OL]. *机床与液压*. <https://link.cnki.net/urlid/44.1259.th.20231225.1719.002>.
- [14] 张晋敏, 李旭芳, 樊勇军. 基于 BiGRU 模型的多模态网络舆情情感分析[J]. *智能计算机与应用*, 2024, 14(1): 191-193, 199.
ZHANG Jinmin, LI Xufang, FAN Dijun. Emotion analysis of public opinion in multimodal network based on BiGRU model[J]. *Intelligent Computer and Applications*, 2024, 14(1): 191-193, 199.
- [15] ZHAI W G, LI C C, CHENG Q, et al. Exploring multisource feature fusion and stacking ensemble learning for accurate estimation of maize chlorophyll content using unmanned aerial vehicle remote sensing[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(13): 3454.
- [16] 岳云开, 陈建福, 赵亮, 等. 基于无人机多光谱遥感的苧麻叶绿素含量反演[J]. *山东农业科学*, 2023, 55(7): 152-158.
YUE Yunkai, CHEN Jianfu, ZHAO Liang, et al. Inversion of chlorophyll content in ramie based on UAV multispectral remote sensing[J]. *Shandong Agricultural Sciences*, 2023, 55(7): 152-158.
- [17] CARIOU C, LE MOAN S, CHEHDI K. A novel mean-shift algorithm for data clustering[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 14575-14585.
- [18] 李美炫, 朱西存, 白雪源, 等. 基于无人机影像阴影去除的苹果树冠层氮素含量遥感反演[J]. *中国农业科学*, 2021, 54(10): 2084-2094.
LI Meixuan, ZHU Xicun, BAI Xueyuan, et al. Remote sensing inversion of nitrogen content in apple canopy based on shadow removal in UAV multi-spectral remote sensing images[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2021, 54(10): 2084-2094.
- [19] HUANG Y Y, MA Q M, WU X M, et al. Estimation of chlorophyll content in Brassica napus based on unmanned aerial vehicle images[J]. *Oil Crop Science*, 2022, 7(3): 149-155.
- [20] 阿热孜古力·肉孜, 买买提·沙吾提, 何旭刚, 等. 基于多植被指数组合的棉花叶片叶绿素含量估算[J]. *干旱区研究*, 2023, 40(11): 1865-1874.
- [21] 师翊, 耿楠, 胡少军, 等. 基于随机森林回归算法的苹果树冠层光照分布模型[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(5): 214-222.
- [22] 阳昊, 黄超, 刘欣然, 等. 基于卷积神经网络特征提取的莴苣生长无损监测[J]. *计算机技术与发展*, 2023, 33(8): 137-143.
YANG Hao, HUANG Chao, LIU Xinran, et al. Convolutional neural networks feature extraction for non-destructive lettuce growth monitoring[J]. *Computer Technology and Development*, 2023, 33(8): 137-143.