

基于无人机多光谱植被指数与纹理特征的水稻 叶绿素含量反演

祝清震 朱艳秋 王爱臣 张立元

(江苏大学农业工程学院, 镇江 212013)

摘要: 为融合无人机多光谱植被指数和纹理特征实现水稻叶绿素含量估计, 本文以大田水稻为研究对象, 分别在分蘖期、扬花期及灌浆期等关键生育期进行了无人机多光谱遥感影像和叶绿素含量地面实测值采集; 提取了15个多光谱植被指数及35个纹理特征, 分析其与水稻叶绿素含量的相关性; 并采用仅基于植被指数、仅基于纹理特征和融合光谱及纹理特征等3种建模策略, 结合人工神经网络、随机森林、支持向量机及多元线性回归等4种回归建模算法的方式, 进行了水稻叶绿素含量精准反演建模分析。结果表明: 无人机多光谱植被指数与纹理特征均与水稻叶绿素含量具有显著相关性, 其中 NGBDI 指数与 B_M 纹理特征相关性最高, 皮尔森系数绝对值分别为 0.77 和 0.73; 融合无人机多光谱及纹理特征可以有效提升水稻叶绿素含量反演精度, 且 4 种回归算法中人工神经网络的回归估计精度最好, 模型验证时调整决定系数为 0.72, 均方根误差为 1.52。融合无人机多光谱及纹理特征可以实现水稻叶片叶绿素含量精准反演, 从而为大田水稻精细化管理提供信息支撑。

关键词: 水稻; 叶绿素含量; 无人机多光谱; 植被指数; 纹理特征; 反演

中图分类号: TP79 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2024)12-0287-07

OSID:



Accurate Inversion of Rice Chlorophyll Content by Integrating Multispectral and Texture Features Derived from UAV Multispectral Imagery

ZHU Qingzhen ZHU Yanqiu WANG Aichen ZHANG Liyuan

(School of Agricultural Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: The emerging unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing technology has gradually become a popular approach to achieve precise management of field crops. Some researches have been conducted on high spatiotemporal resolution, low-cost and accurate monitoring of crop growth. However, there is relatively little research about the estimation of rice leaf green content by integrating UAV multispectral vegetation index and texture features. UAV multispectral remote sensing images and ground measured chlorophyll content of rice were collected during tillering, flowering, and filling growth stages. A total of 50 features, 15 vegetation indices and 35 texture features, were calculated from multispectral images. The max-relevance and min-redundancy (mRMR) algorithm was applied to screen ten vegetation indices and ten texture features from these features. Three modeling strategies were adopted, namely based solely on vegetation indices, based solely on texture features, and based on the combination of vegetation indices and texture features. Four regression modeling algorithms, including artificial neural network (ANN), random forest (RF), support vector machine (SVM), and multiple linear regression (MLR), were used to establish the rice chlorophyll content estimation models. The results showed that both the vegetation indices and texture features were highly correlated with the rice chlorophyll content. Among them, the NGBDI index and the B_M texture feature had the highest correlation, with Pearson coefficients of 0.77 and 0.73, respectively. The fusion of vegetation indices and texture features can effectively improve the estimation accuracy of rice chlorophyll content. Compared with the ANN model

收稿日期: 2024-07-22 修回日期: 2024-09-12

基金项目: 国家自然科学基金项目(52309051, 32301712)、江苏省自然科学基金项目(BK20230548)和中国博士后科学基金项目(2024M751188)

作者简介: 祝清震(1989—),男,讲师,博士,主要从事大田农业信息化技术研究,E-mail: qingzhen_zhu@ujs.edu.cn

通信作者: 张立元(1992—),男,讲师,主要从事农业遥感技术研究,E-mail: liyuan.zhang@ujs.edu.cn

based on vegetation indices, the R^2 was improved by 0.08 when adding texture features to the models. Among the four regression algorithms, the artificial neural network had the best regression estimation accuracy with R^2 of 0.72 and RMSE of 1.52. Therefore, the fusion of vegetation indices and texture features derived from UAV multispectral images can accurately estimate rice chlorophyll content, providing information support for the refined management of rice in the field.

Key words: rice; chlorophyll content; UAV multispectral image; vegetation index; texture feature; inversion

0 引言

水稻是我国主要粮食作物,其种植面积和产量分别占全国粮食种植总面积和总产量的 25.8% 和 31.7%,提高水稻产量对于保障我国粮食安全至关重要。叶绿素是反映作物生长状况的重要生化参数,是影响叶片光合能力的关键指标,已被广泛应用于作物长势监测及养分含量估计等研究^[1]。因此,水稻叶片叶绿素含量快速、无损监测可为我国实现水稻产量精准测报与农田精准管理及决策提供信息支撑。

传统的作物叶片叶绿素含量测量方法主要通过测量叶片叶绿素提取液的吸光度实现,不仅需要专业人员检测、对叶片具有破坏性,并且因费时费力无法实现作物叶绿素含量大面积监测^[2]。目前,叶片叶绿素相对含量测量可通过 SPAD-502 Plus 型便携式叶绿素计实现^[3],针对单株作物测量结果精确,可用于表征作物健康状况以及判断施肥时机,但同样难以满足大面积作物生产管理需求。此外,针对因品种、土壤条件、田间管理措施等因素造成作物叶片叶绿素含量差异大的地块,上述叶绿素含量的测量方法无法满足在面尺度准确获取作物生长状况空间异质性的需求。

绿色植被在可见光和近红外范围内的吸收和反射特性会因叶绿素含量不同而呈现不同程度的差异。因此,基于遥感图像计算的植被指数成为反映面尺度作物叶绿素含量空间分布及其异质性的重要指标。随着遥感监测技术的发展,超低空无人机(Unmanned aerial vehicle, UAV)遥感系统凭借其高分辨率、低成本、受云层影响小等优势,在农场尺度作物长势监测及作物生理生化参数估计研究中得到广泛应用^[4-6]。然而,水稻生长后期封垄后叶片间的相互遮蔽现象导致光谱信息对植被的敏感性降低,即光谱达到饱和,使得基于植被指数的作物叶片叶绿素含量估计精度降低。

纹理特征是作物长势遥感监测方法中常用的另一个重要特征,在作物生物量、叶面积指数和叶绿素含量估计等方面得到广泛应用。已有研究^[7-8]认为纹理特征可提高作物叶绿素含量估计精度,但由于

不同作物纹理特征具有较大差异,纹理特征在水稻叶片叶绿素含量估计中的潜力仍需进一步深入研究。此外,为融合多种植被指数与纹理特征,通常采用统计回归算法或机器学习算法构建作物长势信息的估计模型,然而统计回归算法对数据集依赖性强、鲁棒性差,而机器学习算法可以有效解决上述问题,进而提高模型精度及其鲁棒性。常用于作物叶片叶绿素含量估计模型构建的机器学习算法主要有支持向量机、人工神经网络和随机森林等。

综上所述,本文以大田水稻为研究对象,基于无人机多光谱遥感获取的植被指数与纹理特征,采用多种机器学习算法构建基于植被指数、纹理特征以及植被指数与纹理特征相结合的水稻叶片叶绿素含量估计模型。探究不同纹理特征在水稻叶片叶绿素估计中的潜力;分析植被指数与纹理特征的最优组合;明确在基于多特征融合的叶绿素估计中性能最优的模型算法。

1 材料与方法

1.1 实验地概况与地面数据采集

如图 1 所示,研究区域位于江苏省镇江市丹徒区(32°09'31.719 2"N,119° 44'25.857 4"E),实验对象为水稻(南粳 46)。该地区属北亚热带季风气候,日照时数约 2 057.2 h,平均气温为 15.5℃,平均降水量为 1 070.0 mm。实验地土壤类型为壤砂土,pH 值为 8.23,有机质含量为 10.414 g/kg。采用叶绿素仪(柯尼卡美能达 SPAD-502 Plus 型)进行地面水稻叶绿素含量数据采集,时间分别为 2022 年 7 月 24 日、8 月 21 日及 9 月 9 日,所属生育期分别为分蘖期、扬花期及灌浆期。为实现水稻叶绿素含量的均匀采样,在整个水稻田均匀布设 75 个采样点,在每个采样点选择具有代表性的 3 株水稻植株,每个植株上选取冠层 3 片叶片,单个叶片上部、中部、底部各测一次,将采样点所有叶绿素数据的平均值用于表征该采样点的水稻叶绿素含量,实验期间共计采集 225 个地面水稻叶绿素含量数据。

1.2 无人机多光谱遥感图像采集及预处理

采用无人机遥感系统(大疆精灵 4 多光谱版)分别在水稻分蘖期、扬花期和灌浆期采集水稻多光

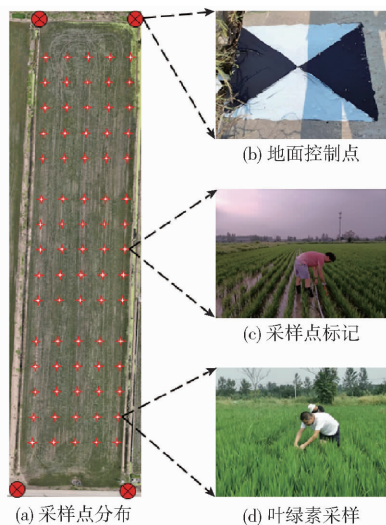


图 1 水稻实验地概况与叶绿素含量采样

Fig. 1 Overview of rice experimental sites and chlorophyll content sampling

谱影像,采集日期与地面数据采集同步。该无人机多光谱遥感图像采集平台质量约为 1.5 kg,飞行速度可达 14 m/s,续航时间约 27 min,单次采集可获取蓝色((450 ± 16) nm)、绿色((560 ± 16) nm)、红色((650 ± 16) nm)、红边((730 ± 16) nm)及近红外((840 ± 26) nm)5 个波段图像;配备动态差分定位系统,可实现厘米级定位,垂直定位精度为 1.5 cm + 1 ppm,水平定位精度为 1 cm + 1 ppm;同时配备光强传感器,可捕捉太阳辐射照度,进而对采集的多光谱图像进行光照补偿,可提高无人机多光谱数据的一致性。无人机多光谱数据采集时间为晴朗无云时段 12:00—14:00,飞行高度为 30 m,航向及旁向重叠度均为 80%。为进一步提升无人机多光谱遥感图像地理信息精度,如图 1 所示在实验地共计布设 4 个地面控制点。无人机遥感图像采集完成后,采用专业遥感图像处理软件(瑞士 Pix4D 公司 Pix4Dmapper)进行图像拼接、地理信息校正及辐射校正处理,获取整个水稻田 5 个波段反射率正射影像。

1.3 水稻冠层光谱植被指数与纹理特征提取

1.3.1 水稻冠层植被指数提取

植被指数由传感器获取的不同波段光谱反射率值进行数学组合运算提取,可以有效增强植被信息^[9]。根据叶绿素吸收光谱特点并结合文献,选取 15 个与叶绿素相关的多光谱植被指数,分别为:可见光大气阻抗指数(VARI)^[10]、植被因子指数(VEG)^[11]、过绿指数(EXG)^[12]、超绿超红差分指数(ExGR)^[13]、归一化蓝绿差异指数(NGBDI)^[14]、归一化植被指数(NDVI)^[15]、绿光归一化植被指数(GNDVI)^[16]、相对活力指数(RVI)^[17]、结构不敏感

色素指数(SIPI)^[18]、增强植被指数(EVI)^[19]、红边叶绿素植被指数(RECI)^[20]、修正叶绿素吸收比指数(MCARI)^[21]、归一化差异红边指数(NDRE)^[22]、简化冠层叶绿素含量植被指数(SCCCI)^[23]、转换叶绿素吸收反射比指数与优化土壤调整植被指数比值(TOSAVI)^[24]。

1.3.2 水稻冠层纹理特征提取

纹理即图像中含有强或弱规律性的相似图形,是一种常见视觉现象,重复出现在图像上的局部结构或排列规则^[25]。本研究使用 Harris 公司的 ENVI 5.3 软件,利用灰度共生矩阵(Gray level co-occurrence matrix, CLCM)对蓝色、绿色、红色、红边及近红外波段的无人机多光谱影像进行纹理特征提取,其中提取窗口尺寸为 3 × 3,方向为 0°。基于每个波段光谱反射率图像分别提取 7 个纹理特征值:均值(Mea)、方差(Var)、同质性(Hom)、对比度(Con)、异质性(Dis)、熵(Ent)以及二阶矩(Sec),共计 35 个纹理特征参数。

1.4 水稻叶绿素含量估计模型构建

1.4.1 特征因子降维

上述选取的植被指数与纹理特征往往会存在共线性而导致信息重叠,进而造成信息冗余。为实现特征因子降维,采用最大相关性和最小冗余性算法(Max-relevance and min-redundancy, mRMR)分别进行植被指数及纹理特征的降维处理。mRMR 算法是一种基于互信息的过滤特征选择方法,主要通过特征间的互信息量化其相互依赖程度,最终剔除不相关或冗余的特征,从而达到减少特征数量,提高模型精确度,减少运行时间的目的。针对本文选取的 15 个多光谱植被指数和 35 个纹理特征,分别利用 mRMR 筛选出对水稻叶绿素含量贡献排前 10 的特征进行建模分析。

1.4.2 机器学习模型构建

分别采用随机森林(Random forest, RF)^[26]、支持向量机(Support vector machine, SVM)^[27]及人工神经网络(Artificial neural network, ANN)^[28]3 种机器学习算法与传统多元线性回归(Multiple linear regression, MLR)算法构建水稻叶绿素含量估计模型。在机器学习回归算法中,随机森林算法是一种集成学习算法,对数据集中的噪声有较强的稳定性,且对多元线性不敏感;支持向量机算法对小样本数据具有良好学习和泛化能力;人工神经网络算法能实现输入数据到输出数据的非线性映射,具有良好的模式识别功能。在进行水稻叶绿素含量估计模型建立时,将整个生长季数据的 70% 作为训练集,剩余 30% 作为验证集,并在模型训练过程中采用 5 折

交叉验证进行精度评价,以避免过拟合现象。

1.4.3 模型精度验证指标

采用调整决定系数(Coefficient of determination, R_{adj}^2)和均方根误差(Root mean square error, RMSE)评价基于无人机多光谱遥感提取指数或纹理特征的水稻叶绿素含量估计模型精度,其中 R_{adj}^2 越接近于1, RMSE 越小,则表示该模型叶绿素估计性能越好。

2 实验结果

2.1 水稻叶片叶绿素含量分布

水稻叶片叶绿素含量在不同生育期呈现一定差异,如表1所示。水稻叶片叶绿素含量在分蘖期最低,且不同地块叶绿素含量分布最集中;水稻在灌浆期的叶绿素含量略高于扬花期叶绿素含量,但两者没有明显差异,且2个生育期的叶绿素含量离散度相同,标准差均为2.87,比分蘖期水稻叶绿素含量标准差高0.6。3个生育期的水稻叶片叶绿素含量为39.9~58.7,标准差为3.57。总之,本研究采集的水稻叶绿素含量变化范围较大,可为叶绿素含量遥感估计模型构建提供可靠依据。

表1 各生育期水稻叶绿素含量实测值统计

Tab.1 Field measurements of rice chlorophyll content at different growth stages

水稻生育期	样本数	最小值	最大值	平均值	标准差
分蘖期	75	39.9	50.3	44.2	2.27
扬花期	75	42.0	58.7	48.7	2.87
灌浆期	75	43.2	57.5	49.3	2.87
多个生育期	225	39.9	58.7	47.4	3.57

2.2 植被指数和纹理特征与水稻叶绿素含量相关性

如图2所示,为探究与水稻叶绿素含量相关性强且冗余信息小的植被指数和纹理特征,以1.3节计算的15个植被指数和35个纹理特征为输入参数,采用最大相关性和最小冗余性算法(mRMR)实现特征因子降维。其中,RVI指数在15个植被指数中具有最大的重要性,B_M在35个纹理特征中具

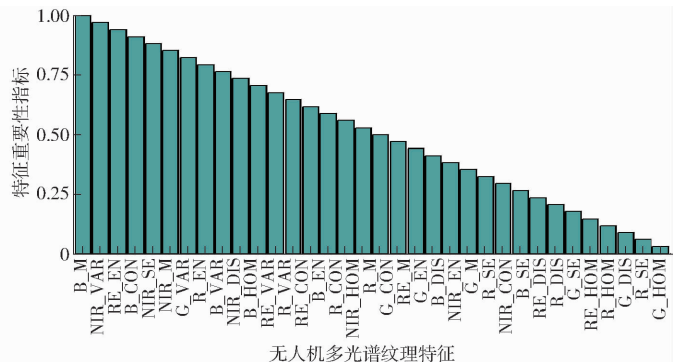
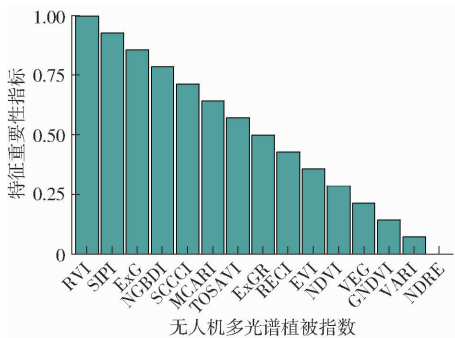


图2 无人机多光谱植被指数与纹理特征的重要性排序

有最大的重要性。为实现特征因子降维,按照对水稻叶绿素含量贡献排序分别选择10个植被指数和10个纹理特征进行后续基于无人机多光谱遥感的水稻叶绿素含量估计。植被指数为: EVI、ExG、ExGR、MCARI、NGBDI、RECI、RVI、SCCCI、SIPI、TOSAVI;纹理特征为: B_CON、B_M、B_VAR、NIR_DIS、G_VAR、NIR_M、NIR_SE、NIR_VAR、RE_EN、R_EN。

对水稻不同生育期的植被指数、纹理特征与叶绿素含量进行 Pearson 相关性分析,结果如图3所示。在10个植被指数中,大部分植被指数与水稻叶绿素含量呈正相关,SIPI和TOSAVI与叶绿素含量呈负相关,所有植被指数与叶绿素含量的相关系数绝对值均高于0.58,其中NGBDI与叶绿素含量相关系数绝对值最大($p=0.77$)。在10个纹理特征中,与水稻叶绿素含量相关系数绝对值高于0.5的纹理特征有7个,与叶绿素含量相关系数绝对值大于0.6的纹理特征有5个,其中B_M与叶绿素含量相关系数绝对值最大($p=0.73$)。

2.3 基于无人机多光谱植被指数与纹理特征的水稻叶绿素含量建模结果

为探究基于无人机多光谱植被指数、纹理特征、融合植被指数及纹理特征的水稻叶绿素含量估计模型性能,分别采用SVM、RF、ANN等3种非线性机器学习回归算法构建水稻叶绿素含量估计模型,并以MLR线算法为参考进行建模验证分析,模型验证结果如表2所示。当仅基于无人机多光谱植被指数进行水稻叶绿素含量估计时,不同回归算法的模型验证 R^2 均大于0.55,其中ANN模型精度好,调整决定系数为0.64,均方根误差为1.72;MLR算法构建的模型精度最差,调整决定系数为0.57,均方根误差为1.88。当仅基于无人机多光谱纹理特征进行水稻叶绿素含量估计时,不同回归算法的模型验证 R^2 同样均不小于0.55,其中ANN模型精度好,调整决定系数为0.64,均方根误差为1.72;MLR算法

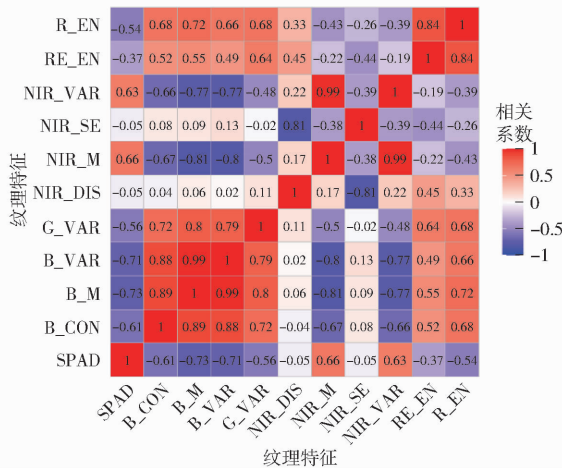
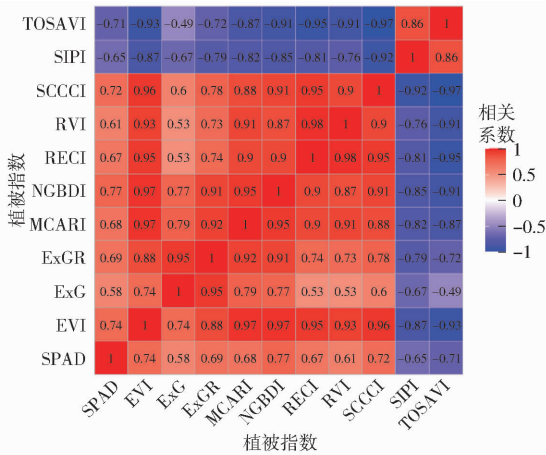


图3 植被指数、纹理特征与水稻叶绿素含量之间的相关性
Fig. 3 Correlation between VIs, texture features and rice chlorophyll content

表 2 不同机器学习模型验证精度比较

Tab.2 Comparison of the validation accuracy of different machine learning models

输入特征	SVM		RF		ANN		MLR	
	R^2_{adj}	RMSE	R^2_{adj}	RMSE	R^2_{adj}	RMSE	R^2_{adj}	RMSE
植被指数	0.62	1.76	0.60	1.81	0.64	1.72	0.57	1.88
纹理特征	0.56	1.90	0.62	1.76	0.64	1.72	0.55	1.93
植被指数与纹理特征融合	0.65	1.70	0.67	1.66	0.72	1.52	0.59	1.84

构建的模型精度最差,调整决定系数为 0.55,均方根误差为 1.93。同时基于无人机多光谱植被指数及纹理特征进行水稻叶绿素含量估计时,4 种回归算法的模型验证精度均得到提升,其中 ANN 模型的估计性能最好,调整决定系数提升为 0.72,均方根误差降低为 1.52。因此选用 ANN 模型。

2.4 基于最优模型的水稻叶绿素含量时空分布获取及空间变异分析

如图 4 所示,利用 2.3 节构建的融合无人机多光谱植被指数及纹理特征的 ANN 模型进行了水稻分蘖期、扬花期和灌浆期的叶片叶绿素含量时空分布获取,可以发现其在时间及空间上具有异质性。

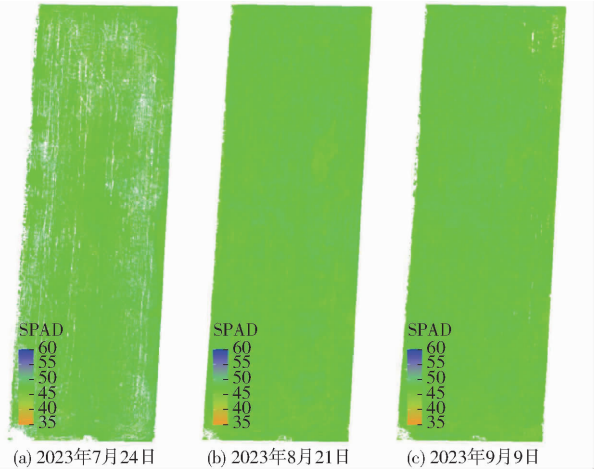


图 4 基于无人机遥感的大田水稻叶片叶绿素含量时空分布

Fig.4 Spatial-temporal distributions of rice leaf chlorophyll content derived from UAV multispectral remote sensing images

与表 1 中的水稻叶片叶绿素含量地面采样值展示的变化趋势一致,由图 4 可以发现从分蘖期到扬花期及灌浆期叶绿素含量具有上升趋势。由此可知在融合无人机多光谱及纹理特征基础上,利用人工神经网络算法可以精准地获取水稻叶片叶绿素含量时空分布,进而为田间作物营养水平和精细化管理决策提供支持。

3 讨论

叶绿素含量是表征作物光合能力和生长状态的重要指标,可作为田间氮素肥料精准施用管理的重要依据^[2, 29]。为克服传统田间采样和地面遥感技术无法在大田尺度实现作物叶绿素时空分布的低成本、精准获取,现有研究已经基于无人机遥感技术分别以马铃薯^[30]、小麦^[31]、甘蔗^[32]、玉米^[5]等为研究对象进行了相关研究,取得了一定的研究成果。然而,上述研究主要集中在以植被指数为特征估计作物叶绿素含量,还需进一步研究融合无人机多光谱植被指数和纹理特征在水稻叶绿素含量估计中的潜力。

首先,本文分析了不同无人机多光谱植被指数及纹理特征与水稻叶绿素含量的相关性。如图 3 所示,与前人研究结果类似,基于无人机多光谱图像提取的植被指数及纹理特征与水稻叶绿素含量具有较好的相关性。植被指数 NGBDI 和纹理特征 B_M 分别与叶绿素含量的相关性最高,Pearson 系数绝对值分别为 0.77 和 0.73。然而,与前人研究不同,本研究红边相关植被指数及纹理特征并未展现最好的作物叶绿素含量估计能力。文献^[33 - 35]发现由于红边波段及红边指数在高生物量条件下仍具有很好

的敏感性,可以有效提升对作物叶绿素含量的估计性能。本研究结果与其不同的原因可能为水稻生物量没有超过临界线,使得常规波段或植被指数仍对水稻生长状态具有很好的敏感性。

本文分析融合无人机多光谱植被指数及纹理特征估计水稻叶绿素含量的潜力。如表2所示,将无人机多光谱植被指数与纹理特征同时作为回归算法的输入特征可以有效提升水稻叶绿素含量的估计性能。相比于植被指数,模型验证获取的 R_{adj}^2 由 0.64 提至 0.72, RMSE 由 1.72 降为 1.52。同时,与前人研究类似^[36],可以发现相比于非线性回归,线性回归算法对水稻叶绿素含量的估计性能较差。3种水稻叶绿素含量估计策略,MLR 模型验证精度最差。在文献[37]中同样发现与 RF 算法相比,当基于无人机多光谱植被指数采用 MLR 算法估计不同水分胁迫和生长阶段条件下的大田玉米覆盖度时,其模型验证精度最差。

综上所述,融合无人机多光谱影像提取的植被指数及纹理特征,并采用人工神经网络等非线性机器学习回归算法,可以在大田尺度有效估计水稻叶绿素含量,进而为田间精准管理提供信息支撑。

4 结论

(1)以分蘖期、扬花期及灌浆期水稻为研究对象,利用无人机多光谱遥感技术获取水稻冠层多光谱影像,提取与叶绿素含量相关的植被指数和纹理特征;基于植被指数、纹理特征以及植被指数和纹理特征的结合,采用人工神经网络、随机森林、支持向量机及多元线性回归4种回归算法构建水稻叶片叶绿素含量反演模型。

(2)在分蘖期、扬花期及灌浆期,与水稻叶片叶绿素含量相关性最高的多光谱植被指数和纹理特征分别为 NGBDI 和 B_M,相关系数绝对值分别为 0.77 和 0.73。

(3)基于无人机多光谱遥感图像提取的植被指数或纹理特征均可以实现水稻叶片叶绿素含量反演,且两者精度没有明显差异。如采用人工神经网络算法构建模型验证环节的 R_{adj}^2 均为 0.64。

(4)融合无人机多光谱植被指数与纹理特征可以有效提升水稻叶绿素含量的估计精度,且人工神经网络算法更适合用于估计水稻叶绿素含量,其模型验证环节 R_{adj}^2 为 0.72, RMSE 为 1.52。

参 考 文 献

- [1] 丁希斌,刘飞,张初,等.基于高光谱成像技术的油菜叶片 SPAD 值检测[J].光谱学与光谱分析,2015,35(2):486-491. DING Xibin, LIU Fei, ZHANG Chu, et al. Prediction of SPAD value in oilseed rape leaves using hyperspectral imaging technique[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(2):486-491. (in Chinese)
- [2] WU Q, ZHANG Y, ZHAO Z, et al. Estimation of relative chlorophyll content in spring wheat based on multi-temporal UAV remote sensing[J]. Agronomy, 2023, 13(1):211.
- [3] MARENCO R A, ANTEZANA-VERA S A, NASCIMENTO H C S. Relationship between specific leaf area, leaf thickness, leaf water content and SPAD-502 readings in six Amazonian tree species[J]. Photosynthetica, 2009, 47:184-190.
- [4] 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 values of rice canopy based on aerial images taken by unmanned aerial vehicle[J]. Hybrid Rice, 2024, 39(2):14-22. (in Chinese)
- [5] 王丹,赵朋,孙家波,等.基于无人机多光谱的夏玉米叶绿素含量反演研究[J].山东农业科学,2021,53(6):121-126,132. WANG Dan, ZHAO Peng, SUN Jiabo, et al. Inversion of chlorophyll content in summer maize based on UAV multi-spectrum[J]. Shandong Agricultural Sciences, 2021, 53(6):121-126, 132. (in Chinese)
- [6] 何嘉晨,何敬,王彬,等.基于无人机高光谱影像的水稻叶绿素含量反演[J].四川农业大学学报,2024,42(1):174-180. HE Jiachen, HE Jing, WANG Bin, et al. Inversion of chlorophyll content in rice based on UAV hyperspectral imagery[J]. Journal of Sichuan Agricultural University, 2024, 42(1):174-180. (in Chinese)
- [7] QIAO L, ZHANG Z, CHEN L, et al. Detection of chlorophyll content in maize canopy from UAV imagery[J]. IFAC-PapersOnLine, 2019, 52(30):330-335.
- [8] 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)
- [9] 汪小钦,王苗苗,王绍强,等.基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取[J].农业工程学报,2015,31(5):152-157. WANG Xiaochin, WANG Miaomiao, WANG Shaoqiang, et al. Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(5):152-159. (in Chinese)
- [10] 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.
- [11] HAGUE T, TILLET N D, WHEELER H. Automated crop and weed monitoring in widely spaced cereals[J]. Precision Agriculture, 2006, 7:21-32.

- [12] WOEBBECKE D M, MEYER G E, VON BARGEN K, et al. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions[J]. Transactions of the ASAE, 1995,38(1):259 – 269.
- [13] MEYER G E, NETO J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008,63(2):282 – 293.
- [14] HUNT E R, CAVIGELLI M, DAUGHTRY C S, et al. Evaluation of digital photography from model aircraft for remote sensing of crop biomass and nitrogen status[J]. Precision Agriculture, 2005,6:359 – 378.
- [15] ROUSE JR J W, HAAS R H, DEERING D W, et al. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation[R]. 1974.
- [16] GITELSON A A, MERZLYAK M N. Remote sensing of chlorophyll concentration in higher plant leaves[J]. Advances in Space Research, 1998,22(5):689 – 692.
- [17] JORDAN C F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor[J]. Ecology, 1969,50(4):663 – 666.
- [18] PENUELAS J, BARET F, FILELLA I. Semi-empirical indices to assess carotenoids/chlorophyll a ratio from leaf spectral reflectance[J]. Photosynthetica, 1995,31(2):221 – 230.
- [19] HUETE A, DIDAN K, MIURA T, et al. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment, 2002,83(1 – 2):195 – 213.
- [20] GITELSON A A, VINA A, CIGANDA V, et al. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops[J]. Geophysical Research Letters, 2005,32(8):L08403.
- [21] DAUGHTRY C S, WALTHALL C L, KIM M S, et al. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance[J]. Remote Sensing of Environment, 2000,74(2):229 – 239.
- [22] LI F, MIAO Y, FENG G, et al. Improving estimation of summer maize nitrogen status with red edge-based spectral vegetation indices[J]. Field Crops Research, 2014,157:111 – 123.
- [23] BARNES E M, CLARKE T R, RICHARDS S E, et al. Coincident detection of crop water stress, nitrogen status and canopy density using ground based multispectral data[C]//Proceedings of the Fifth International Conference on Precision Agriculture, 2000.
- [24] WU C, NIU Z, TANG Q, et al. Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: modeling and validation [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2008,148(8 – 9):1230 – 1241.
- [25] 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)
- [26] ZHOU X, ZHU X, DONG Z, et al. Estimation of biomass in wheat using random forest regression algorithm and remote sensing data[J]. The Crop Journal, 2016,4(3):212 – 219.
- [27] TA N, CHANG Q, ZHANG Y. Estimation of apple tree leaf chlorophyll content based on machine learning methods[J]. Remote Sensing, 2021,13(19):3902.
- [28] HABOUDANE D, MILLER J R, PATTEY E, et al. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture[J]. Remote Sensing of Environment, 2004,90(3):337 – 352.
- [29] FU Z, YU S, ZHANG J, et al. Combining UAV multispectral imagery and ecological factors to estimate leaf nitrogen and grain protein content of wheat[J]. European Journal of Agronomy, 2022,132:126405.
- [30] YANG H, HU Y, ZHENG Z, et al. Estimation of potato chlorophyll content from UAV multispectral images with stacking ensemble algorithm[J]. Agronomy, 2022,12(10):2318.
- [31] WANG W, GAO X, CHENG Y, et al. QTL mapping of leaf area index and chlorophyll content based on UAV remote sensing in wheat[J]. Agriculture, 2022,12(5):595.
- [32] 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.
- [33] EVRI M, AKIYAMA T, KAWAMURA K. Spectrum analysis of hyperspectral red edge position to predict rice biophysical parameters and grain weight[J]. Journal of the Japan Society of Photogrammetry and Remote Sensing, 2008,47(2):4 – 15.
- [34] KANKE Y, RAUN W, SOLIE J, et al. Red edge as a potential index for detecting differences in plant nitrogen status in winter wheat[J]. Journal of Plant Nutrition, 2012,35(10):1526 – 1541.
- [35] DENG L, MAO Z, LI X, et al. UAV-based multispectral remote sensing for precision agriculture: a comparison between different cameras[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018,146:124 – 136.
- [36] PRADO OSCO L, MARQUES RAMOS A P, ROBERTO PEREIRA D, et al. Predicting canopy nitrogen content in citrus-trees using random forest algorithm associated to spectral vegetation indices from UAV-imagery[J]. Remote Sensing, 2019,11(24):2925.
- [37] NIU Y, HAN W, ZHANG H, et al. Estimating fractional vegetation cover of maize under water stress from UAV multispectral imagery using machine learning algorithms[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021,189:106414.