

基于纹理-颜色特征与植被指数融合的冬小麦 LAI 估测

范军亮¹ 王 涵² 廖振棋² 戴裕珑² 余 江² 冯涵龙²

(1. 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;
2. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 准确、快速、无损估测叶面积指数(LAI)对于冬小麦生产管理具有重要意义。利用无人机搭载 Prime ALTUM 多光谱相机获取冬小麦拔节期、孕穗期、抽穗期、灌浆期多光谱图像,利用 LAI-2200C 型植物冠层分析仪获取地面 LAI 数据。通过 Pearson 相关性分析筛选出 25 个植被指数,并提取植被指数影像中 8 种纹理特征:对比度(CON)、熵(ENT)、方差(VAR)、均值(MEA)、协同性(HOM)、相异性(DIS)、二阶矩(SEM)和相关性(COR),以及 3 种颜色特征:一阶矩(M)、二阶矩(V)和三阶矩(S),再分别利用多元逐步回归模型(MSR)、支持向量回归模型(SVR)和高斯过程回归模型(GPR)构建冬小麦 LAI 估测模型。结果表明:相对于考虑单一类型变量,考虑结合纹理特征和颜色特征进行估测时模型精度更高;3 类模型中,GPR 模型估测冬小麦 LAI 的精度最高;所有模型中,基于纹理-颜色特征与植被指数融合的 GPR 模型估测冬小麦 LAI 精度最高(决定系数 R^2 为 0.94,均方根误差(RMSE)为 $0.17\text{ m}^2/\text{m}^2$,平均绝对误差(MAE)为 $0.13\text{ m}^2/\text{m}^2$,归一化均方根误差(NRMSE)为 4.06%)。纹理特征和颜色特征能有效改善植被指数在高密度冠层下的饱和问题,能够从有限的信息中衍生得到更多信息用于更高精度地估测冬小麦 LAI,从而为冬小麦长势监测和生产管理提供理论依据。

关键词: 冬小麦; 叶面积指数; 纹理特征; 颜色特征; 植被指数; 多光谱图像

中图分类号: S127 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)07-0347-13 OSID: 

Winter Wheat Leaf Area Index Estimation Based on Texture-color Features and Vegetation Indices

FAN Junliang¹ WANG Han² LIAO Zhenqi² DAI Yulong² YU Jiang² FENG Hanlong²

(1. Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid and Semiarid Areas, Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: Accurate, fast and non-destructive estimation of leaf area index (LAI) is of great significance for the production and management of winter wheat. Multi-spectral images were obtained by using the Prime ALTUM camera at the joining stage, booting stage, heading stage and filling stage of winter wheat, and the LAI was measured by using the LAI-2200C plant canopy analyzer. Totally twenty-five vegetation indices were selected based on the Pearson correlation analysis. And eight texture features were extracted: contrast (CON), entropy (ENT), variance (VAR), mean (MEA), homogeneity (HOM), dissimilarity (DIS), the second moment (SEM) and correlation (COR), and three color features: mean (M), variance (V) and skewness (S) were extracted as well. Then the multiple stepwise regression (MSR), support vector regression (SVR) and Gaussian process regression (GPR) models were used for winter wheat LAI inversion. The results showed that compared with single type variable-based models, models with combined texture and color features produced greater estimation accuracy; among the three types of models, GPR model outperformed the other two models in estimating winter wheat LAI; among all models, the GPR model with texture - color features and vegetation indices obtained the best estimation accuracy, with coefficient of determination (R^2) of 0.94, root mean square error (RMSE) of $0.17\text{ m}^2/\text{m}^2$, mean absolute error (MAE) of $0.13\text{ m}^2/\text{m}^2$, and normal root mean square error (NRMSE) of 4.06%. The extraction of texture and color features can solve the oversaturation issue of

vegetation indices under high-density canopy conditions, and more information can be derived for more accurate estimation of winter wheat LAI, which provided theoretical basis for winter wheat growth monitoring, production and management.

Key words: winter wheat; leaf area index; texture features; color features; vegetation indices; multispectral images

0 引言

小麦在我国广泛种植,准确、快速、无损定量估测小麦的生长和生理参数对于其田间管理决策和产量预测具有十分重要的意义^[1]。叶面积指数(Leaf area index, LAI)不仅是反映植物生长状况和生理状态的重要指标,也是定量描述植物光合效能、呼吸功能、蒸腾作用等的关键参数,已被广泛应用于作物长势监测^[2]。因此, LAI 的快速准确估测对及时掌握农作物长势状况及其生产管理具有重要意义。

诸多学者已开展了基于无人机多光谱或高光谱遥感的作物叶面积、生物量、氮素含量、叶绿素含量等估测研究^[3-5]。马怡茹等^[6]通过对高光谱数据进行多种方式的预处理,利用不同种方法筛选特征波段建立经验回归模型与机器学习模型,为大田棉花施肥管理提供了理论依据。陈晓凯等^[7]以最优窄波段光谱指数构建冬小麦 LAI 估测模型,发现最优窄波段主要分布在红边区域,强调了红边波段对反演冬小麦 LAI 的重要性。王军等^[8]研究表明,基于无人机多光谱遥感可快速反演田间大豆 LAI,归一化差异植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)与大豆 LAI 估测精度高,支持向量回归模型有较好的预测能力。孙诗睿等^[9]通过灰色关联度分析筛选多个植被指数估测冬小麦 LAI,发现相比于改进后的赤池信息量准则-偏最小二乘法模型,机器学习模型具有更高的准确性和更强的稳定性。以上研究表明,通过筛选最优波段构建植被指数反演作物叶面积等生长和生理参数能够有效提高模型的估测精度。

近年来,学者们发现提取植被指数影像中的纹理特征与颜色特征能够进一步挖掘无人机影像中具有反演价值的信息,这为提高作物估测精度提供了一种新思路。贾丹等^[10]通过在不同影像分辨率下,结合影像光谱特征和纹理特征估测冬小麦氮素含量,发现结合光谱特征和纹理特征的反演效果优于单一光谱特征或单一纹理特征的反演效果。ZHANG 等^[11]利用灰度共生矩阵提取光谱的纹理特征,基于 7 种纹理特征构造归一化、比值、差值纹理指数,发现植被指数与纹理指数结合能有效提高玉米 LAI 估测精度。YANG 等^[12]利用局部二值模式

提取纹理特征结合光谱指数估测水稻 LAI,发现全生育期估测精度均有提高。以上研究表明结合光谱特征与纹理特征来提高作物生长和生理参数估测精度具有较好前景。此外,STRICKER 等^[13]提出一种易于计算的颜色特征——颜色矩,发现一般用低阶矩就足以有效地反映图像的颜色信息。然而,鲜有学者利用颜色矩作为颜色特征对冬小麦 LAI 进行估测研究,其对冬小麦 LAI 估测精度的影响效应还缺乏深入研究。

本研究基于灰度共生矩阵提取各植被指数影像的 8 种纹理特征:对比度(Contrast, CON)、熵(Entropy, ENT)、方差(Variance, VAR)、均值(Mean, MEA)、协同性(Homogeneity, HOM)、相异性(Dissimilarity, DIS)、二阶矩(Second moment, SEM)和相关性(Correlation, COR),同时提取各植被指数影像的颜色矩:一阶矩(Mean, M)、二阶矩(Variance, V)和三阶矩(Skewness, S),在综合考虑植被指数、图像纹理特征和颜色特征条件下,利用多元逐步回归法、支持向量回归法和高斯过程回归法构建冬小麦 LAI 估测模型,通过对比和分析筛选最优模型,以期能快速准确获取冬小麦 LAI 提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

试验于 2020 年 10 月—2021 年 6 月在陕西省杨凌区西北农林科技大学节水灌溉试验站(34°18' N, 108°24' E)进行。冬小麦播种时间为 2020 年 10 月 15 日,收获时间为 2021 年 6 月 7 日。该区为典型的半湿润易旱区,年平均温度约 12.4℃,年平均光照时数约 2 162.4 h,降水量约 504 mm,蒸发量约 1 348 mm。试验地土壤类型为壤土,播前土壤(0 ~ 20 cm) pH 值为 8.00,干容重为 1.41 g/cm³,有机质含量(质量比)为 13.80 g/kg,全氮含量为 0.92 g/kg,硝态氮含量为 81.30 mg/kg,有效磷含量为 25.10 mg/kg,有效钾含量为 144.70 mg/kg。试验区正射影像如图 1 所示。

1.2 试验方案

试验冬小麦品种为“小堰 22”,为了增加试验区冬小麦长势差异,设置 3 个播种量水平:90 kg/hm²

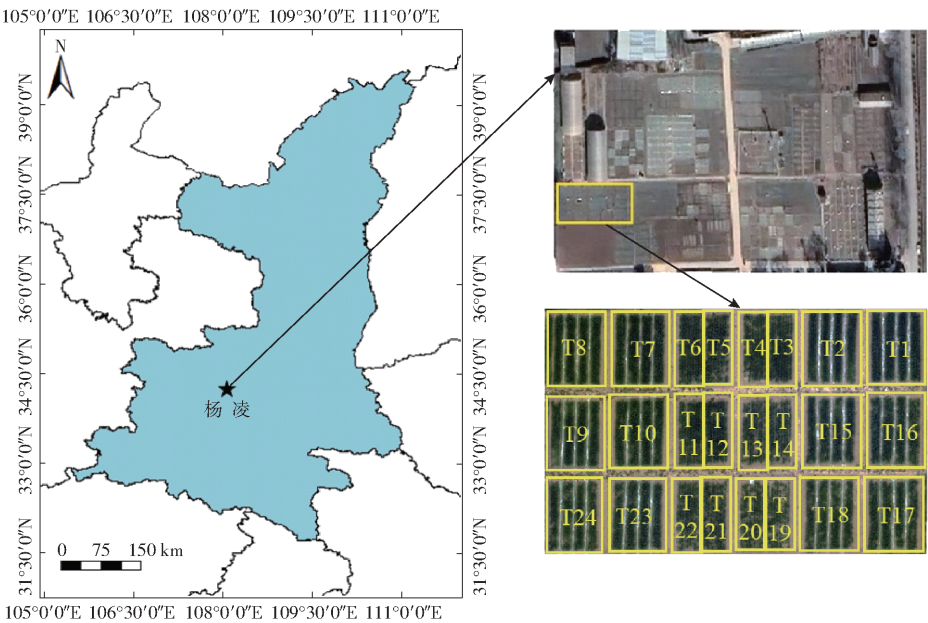


图 1 研究区地理位置

Fig. 1 Geographical location of study area

(T17 ~ T24)、135 kg/hm² (T9 ~ T16)、180 kg/hm² (T1 ~ T8); 设置 2 个氮肥水平: 100、200 kg/hm², 图 1 中 T1、T3、T5、T7、T10、T12、T14、T16、T17、T19、T21、T23 施氮量为 100 kg/hm², 其余小区均为 200 kg/hm²; 钾肥均为 90 kg/hm², 磷肥均为 150 kg/hm²; 设置 2 种耕作方式: 垄作、平作, 垄作地块长 8 m、宽 6 m, 垄沟宽 60 cm, 垄高 10 cm, 垄覆地膜, 平作地块长 8 m、宽 3 m, 图 1 中 T3 ~ T6、T11 ~ T14、T19 ~ T22 为平作, 其余小区均为垄作; 设置 2 种灌溉方式: 补灌、旱作, 根据冬小麦需水量和当地降水分布特点, 分别于冬小麦越冬期 (2020 年 12 月 28 日) 和返青期 (2021 年 2 月 14 日) 补灌 30 mm, 图 1 中 T1 ~ T4、T13 ~ T20 补灌, 其余小区旱作; 共计 24 个处理, 其余管理措施同当地大田管理。在冬小麦拔节期 (2021 年 3 月 21 日)、孕穗期 (2021 年 4 月 11 日)、抽穗期 (2021 年 4 月 30 日) 和灌浆期 (2021 年 5 月 21 日) 采集无人机图像, 并同步获取地面实测 LAI。

1.3 数据获取与预处理

1.3.1 冬小麦 LAI 测定

利用三点取样法, 在试验田每个小区内用 LAI-2200C 型植物冠层分析仪 (LI-COR Biosciences, Inc., Lincoln, NE, 美国) 测量各点 LAI, 3 点的平均值代表该小区的 LAI。为避免光照对测量结果的影响, 在日落后进行冬小麦 LAI 测量。在能代表小区整体生长状况的位置随机选择 3 个点测量每个点的 LAI, 并取其平均值作为该小区的 LAI。各生育期采集 24 个样本, 全生育期共计 96 个样本。

1.3.2 无人机影像获取与预处理

利用 DJI M200V2 型四旋翼无人机搭载 Prime

ALTUM 多光谱相机同时采集蓝光 (Blue)、绿光 (Green)、红光 (Red)、近红外 (Near infrared)、红边 (Red edge) 5 个波段的多光谱图像 (表 1)。每次拍摄时间均为 11:00—15:00, 天气晴朗无风。采集无人机影像前, 由 DJI Pilot 航迹规划软件自动规划飞行任务, 设置飞行高度为 30 m, 图像航向重叠度为 70%, 图像旁向重叠度为 80%。到达设定飞行高度后, 在试验区域根据航拍路线飞行, 进行等间距航拍, 拍照时相机镜头与地面呈 90°。

表 1 Prime ALTUM 相机基本参数			
Tab. 1 Basic parameters of Prime ALTUM camera			
波段名称	中心波长/nm	波段宽度/nm	面板反射率
Blue	475	20	0.543
Green	560	20	0.543
Red	668	10	0.542
Red edge	717	10	0.538
Near infrared	840	40	0.541

冬小麦全生育期共采集 4 次多光谱影像数据, 每次航拍可获得 1 000 多幅原始影像。使用 Pix4D mapper 软件 (Pix4D, 瑞士) 进行影像拼接和灰板校正处理, 获得 4 个生育期 5 个单波段正射反射率影像。使用 ENVI 软件进行图像剪裁得到试验区大小的影像数据以便进行植被指数影像合成, 并进一步选取感兴趣区域 (Region of interesting) 获取相应数据。

1.4 植被指数与影像特征选取

植被指数能够简单且有效地估测植被 LAI 等长势特征^[14], 基于前人研究结果本研究初步选取 NDVI、RVI、DVI 等 25 个植被指数进行估测建模, 具体公式见表 2。

表 2 植被指数及其计算公式

Tab.2 Vegetation indices and their calculation formulas			
	指数	计算公式	文献序号
可见光 波段指数	超红指数 (Excess red index, ExR)	$ExR = 1.4r - g$	[15]
	超蓝指数 (Excess blue index, ExB)	$ExB = 1.4b - g$	[15]
	超绿指数 (Excess green index, ExG)	$ExG = 2g - r - b$	[16]
	超绿超红差分指数 (Excess green minus excess red index, ExGR)	$ExGR = (2g - r - b) - (1.4r - g)$	[17]
	改进超绿指数 (Modified excess green index, MExG)	$MExG = 1.262g - 0.884r - 0.311b$	[18]
	可见光波段差异植被指数 (Visible-band difference vegetation index, VDMI)	$VDVI = \frac{2g - r - b}{2g + r + b}$	[19]
	植被指数 (Vegetation index, VEG)	$VEG = \frac{g}{r^{0.667}b^{0.333}}$	[20]
	植被颜色提取指数 (Color index of vegetation extraction, CIVE)	$CIVE = 0.441r - 0.811g + 0.385b + 18.78745$	[15]
	红绿比值指数 (Red green ratio index, RGRI)	$RGRI = \frac{r}{g}$	[21]
	绿蓝比值指数 (Blue-green ratio index, BGRI)	$BGRI = \frac{b}{g}$	[22]
多光谱 波段指数	归一化差异指数 (Normalized green-red difference index, NGRDI)	$NGRDI = \frac{g-r}{g+r}$	[23]
	综合指数 1 (Combined indices 1, COM1)	$COM_1 = ExG + CIVE + ExGR + VEG$	[15]
	综合指数 2 (Combined indices 2, COM2)	$COM_2 = 0.36ExG + 0.47CIVE + 0.17VEG$	[24]
	归一化差异植被指数 (Normalized difference vegetation index, NDVI)	$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$	[25]
	比值植被指数 (Ratio vegetation index, RVI)	$RVI = \frac{NIR}{R}$	[26]
	差值植被指数 (Difference vegetation index, DVI)	$DVI = NIR - R$	[27]
	绿色归一化植被指数 (Green normalized difference vegetation index, GNDVI)	$GNDVI = \frac{NIR - G}{NIR + G}$	[28]
	蓝色归一化植被指数 (Blue normalized difference vegetation index, BNDVI)	$BNDVI = \frac{NIR - B}{NIR + B}$	[29]
	归一化差异红色边缘指数 (Normalized difference red edge index, NDRE)	$NDRE = \frac{NIR - RE}{NIR + RE}$	[30]
	土壤调节植被指数 (Soil adjusted vegetable index, SAVI)	$SAVI = \frac{(1 + L)(NIR - R)}{NIR + R + L}$	[31]
	修正土壤调节植被指数 (Modified soil adjustment vegetation index, MSAVI)	$MSAVI = \frac{2NIR + 1 - \sqrt{(2NIR + 1)^2 - 8(NIR - R)}}{2}$	[32]
	改进简单比值植被指数 (Modified simple ratio index, MSR)	$MSR = \frac{\frac{NIR}{R} - 1}{\sqrt{\frac{NIR}{R} + 1}}$	[33]
	改进的非线性植被指数 (Modified non-linear vegetation index, MNLI)	$MNLI = \frac{(1 + L)(NIR^2 - R)}{NIR^2 + R + L}$	[34]
	再归一化植被指数 (Renormalized difference vegetation index, RDVI)	$RDVI = \frac{NIR - R}{\sqrt{NIR + R}}$	[31]
	增强型植被指数 (Enhanced vegetation index, EVI)	$EVI = \frac{2.5(NIR - R)}{NIR + 6R - 7.5B + 1}$	[35]

注:可见光波段指数中, $r = \frac{r^*}{r^* + g^* + b^*}, g = \frac{g^*}{r^* + g^* + b^*}, b = \frac{b^*}{r^* + g^* + b^*}$,其中 $r^* = \frac{R}{R_{\max}}, g^* = \frac{G}{G_{\max}}, b^* = \frac{B}{B_{\max}}$, B, G, R, RE, NIR 分别表示蓝、绿、红、红边和近红外波段的光谱反射率; L 为土壤调整系数,取 0.5。

利用 ENVI 5.3 影像纹理特征提取工具,基于灰度共生矩阵 (Gray-level co-occurrence matrix, GLCM) 提取出各植被指数影像的纹理特征 (Texture feature, T), 包括对比度、熵、方差、均值、协同性、相异性、二阶矩和相关性。同时,提取各植被指数影像的颜色特征,包括一阶矩、二阶矩和三阶矩。分析窗口尺寸为 3×3 , 计算方向为 45° 。各纹理特征计算公式见文献[36], 各颜色特征计算公式见文献[13]。

1.5 K 折交叉验证

交叉验证对于检验模型偏差和方差具有普适性,适用于小样本集 的模型验证^[37]。K 折交叉验证是指将数据集随机平均(或近似平均)分为 K 份,其中 K-1 份为训练集,剩下的 1 份为验证集;整个过程重复 K 次,并取 K 个模型的平均误差作为标准进行模型选择。本文采用常用的 5 折交叉验证进行反演估测建模。

1.6 模型构建

选取多元逐步回归模型、支持向量回归模型、高斯过程回归模型 3 种估测模型进行比较分析,基于 Matlab 2021a 平台进行反演估测建模与数据分析。

多元逐步回归(Multiple stepwise regression, MSR)分析是从大量可供选取的变量中自动选择最重要的变量,建立回归分析的预测或解释模型,主要是逐个引入新变量,要求其偏回归平方和显著,并逐个检验旧变量,剔除偏回归平方和不显著的变量。实质是建立最优的多元线性回归方程。

支持向量机(Support vector machine, SVM)是一类按监督学习方式对数据进行二元分类的广义线性分类器,其原理是建立一个使学习样本间距最大化的分类超平面^[38]。将 SVM 由分类问题推广至回归问题就可以得到支持向量回归(Support vector regression, SVR)。经过反复试验,本文输入单一类型变量的 SVR 模型选择高斯函数作为核函数,输入两类及以上变量的 SVR 模型选择三次函数作为核函数。

高斯过程回归(Gaussian process regression, GPR)是基于高斯过程先验对数据进行回归分析^[39],通过观测均值和协方差不断调整超参数,具有容易实现、超参数自适应获取及预测输出具有概率意义等优点^[40]。经过反复试验对比,本文的 GPR 模型均选择核函数为指数函数。

1.7 模型精度评价指标

采用决定系数(Coefficient of determination, R^2)、均方根误差(Root mean square error, RMSE)、平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)和归一化均方根误差(Normal root mean square error, NRMSE)评价模型精度。 R^2 用于评价估测值和实测值的拟合程度,其值越接近 1 则模型拟合效果越好;RMSE 用于评价估测值和实测值的偏差程度,其值越小则模型拟合效果越好;MAE 用于评价估测值和实测值的实际偏差,其值越小则模型拟合效果越好;通常认为 NRMSE 小于等于 10% 时模型拟合效果非常好, NRMSE 为 (10%, 20%] 时模

型拟合效果较好, NRMSE 为 (20%, 30%] 时模型拟合效果可以接受, NRMSE 大于 30% 时模型拟合效果较差^[41-43]。

2 结果与分析

2.1 相关性分析

将植被指数、纹理特征和颜色特征分别与冬小麦 LAI 进行相关性分析(图 2、表 3),根据 Pearson 相关系数界值表^[44], $n=96$ 时, $|r| \geq 0.21$ 在 0.05 水平上显著($p < 0.05$), $|r| \geq 0.27$ 在 0.01 水平上显著($p < 0.01$), $|r| \geq 0.34$ 在 0.001 水平上显著($p < 0.001$)。

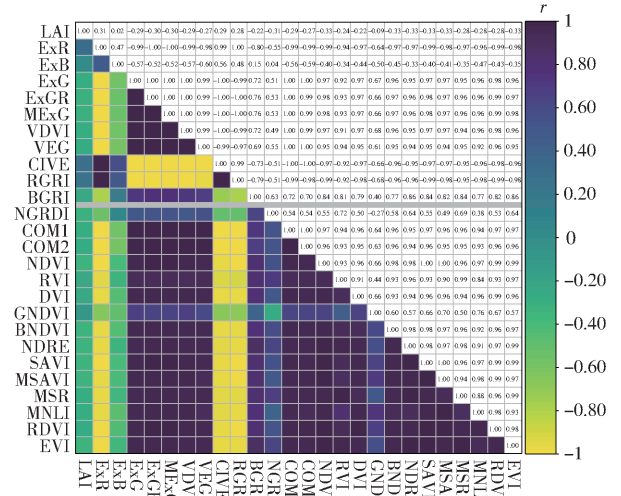


图 2 植被指数的相关性分析结果
Fig. 2 Correlation analysis results of vegetation indices

对所有植被指数筛选发现(图 2),共有 20 个植被指数的相关系数绝对值介于 0.27 ~ 0.34 之间,与冬小麦 LAI 存在显著相关关系($p < 0.01$),多数相关系数绝对值较大的植被指数为多光谱波段指数,可见光波段指数的相关系数绝对值相对较小。NDVI、SAVI、NDRE、EVI、BNDVI、MSAVI 的相关系数绝对值最大, $|r| = 0.33$, 表现出较强相关性。

为方便表示,用“_”连接植被指数和纹理/颜色特征,如 NDVI_MEA 和 NDVI_S 分别表示从 NDVI 影像中提取的均值特征和三阶矩特征。对所有纹理特征筛选发现(表 3), CIVE_COR、ExGR_COR、VDWI_COR、SAVI_ENT、MSAVI_COR、ExB_COR 的相关系数绝对值介于 0.50 ~ 0.70 之间,与冬小麦 LAI 存在极显著相关关系($p < 0.001$),表现强相关性;其中, CIVE_COR 和 ExGR_COR 的相关系数绝对值最高,为 0.63。

对所有颜色特征筛选发现(表 3), MSR_V 的相关系数绝对值为 0.41,与冬小麦 LAI 存在极显著相

表 3 纹理-颜色特征的相关性分析结果

Tab.3 Correlation analysis results of texture – color features

植被指数	纹理特征								颜色特征		
	CON	ENT	VAR	MEA	HOM	DIS	SEM	COR	M	V	S
ExR	0.39***	0.32**	0.42***	0.31**	0.37***	0.39***	0.31**	0.36***	0.01	0.26*	0.14
ExB	0.44***	0.41***	0.47***	0.02	0.42***	0.44***	0.40***	0.50***	0.14	0.03	0.19
ExG	0.32**	0.34***	0.39***	0.28**	0.36***	0.34***	0.34***	0.41***	0.03	0.17	0.13
ExGR	0.29**	0.28**	0.42***	0.14	0.27**	0.28**	0.27**	0.63***	0.04	0.08	0.18
MExG	0.41***	0.35***	0.47***	0.29**	0.39***	0.41***	0.34***	0.39***	0.02	0.22*	0.15
VDVI	0.28**	0.35***	0.35***	0.32**	0.33**	0.30**	0.35***	0.56***	0.04	0.19	0.02
VEG	0.30**	0.32**	0.35***	0.28**	0.36***	0.34***	0.31**	0.46***	0.03	0.08	0.12
CIVE	0.25*	0.28**	0.37***	0.10	0.26*	0.26*	0.27**	0.63***	0.03	0.06	0.18
RGRI	0.21*	0.27**	0.27**	0.20	0.28**	0.26*	0.27**	0.36***	0.01	0.19	0.25*
BGRI	0.03	0.05	0.01	0.46***	0.06	0.04	0.06	0.32**	0.03	0.03	0.10
NGRDI	0.32**	0.31**	0.45***	0.30**	0.34***	0.33**	0.30**	0.36***	0.01	0.27**	0.14
COM1	0.30**	0.32**	0.36***	0.31**	0.35***	0.33**	0.31**	0.43***	0.03	0.13	0.12
COM2	0.32**	0.33**	0.37***	0.27**	0.36***	0.35***	0.32**	0.46***	0.03	0.10	0.15
NDVI	0.03	0.13	0.08	0.28**	0.02	0.03	0.19	0.34***	0.01	0.07	0.03
RV1	0.20	0.33**	0.20	0.19	0.33**	0.29**	0.31**	0.12	0.02	0.06	0.11
DVI	0.08	0.19	0.09	0.28**	0.16	0.13	0.19	0.17	0.01	0.06	0.04
GNDVI	0.07	0.01	0.02	0.16	0.01	0.04	0.02	0.45***	0.02	0.05	0.19
BNDVI	0.02	0.23*	0.02	0.25*	0.14	0.08	0.27**	0.40***	0.01	0.02	0.01
NDRE	0.31**	0.26*	0.33**	0.04	0.28**	0.31**	0.26*	0.03	0.01	0.06	0.05
SAVI	0.19	0.53***	0.26*	0.39***	0.33**	0.14	0.06	0.08	0.01	0.07	0.04
MSAVI	0.29**	0.46***	0.29**	0.31**	0.37***	0.35***	0.47***	0.51***	0.01	0.05	0.02
MSR	0.15	0.25*	0.18	0.26*	0.25*	0.21*	0.24*	0.42***	0.31**	0.41***	0.29**
MNLI	0.04	0.14	0.10	0.20	0.10	0.06	0.16	0.28**	0.01	0.03	0.06
RDVI	0.29**	0.37***	0.33**	0.21*	0.36***	0.34***	0.36***	0.28**	0.01	0.08	0.13
EVI	0.17	0.07	0.25*	0.29**	0.05	0.13	0.10	0.33**	0.01	0.15	0.04

注：* 表示 $p < 0.05$ ，** 表示 $p < 0.01$ ，*** 表示 $p < 0.001$ 。

关关系($p < 0.001$),表现强相关性;MSR_M、MSR_S、NGRDI_V 的相关系数绝对值介于 0.27~0.34 之间,与冬小麦 LAI 存在显著相关关系($p < 0.01$),表现较强相关性;ExR_V、RGRI_S、MExG_V 的相关系数绝对值介于 0.21~0.27 之间,与冬小麦 LAI 存在相关关系($p < 0.05$),表现弱相关性。

由上述相关性分析结果可得,与冬小麦 LAI 相关性最强的为纹理特征,其次为颜色特征,最后为植被指数。相对于可见光波段指数,多光谱波段指数与冬小麦 LAI 的相关性更强,但从可见光指数中提取的纹理特征比从多光谱波段指数中提取的纹理特征表现出更强相关性。经统计,与冬小麦 LAI 之间存在相关关系的纹理特征中 COR 占比最大(15%),颜色特征中 V 占比最大(57%)。由此推测,COR 和 V 类特征能够提高冬小麦 LAI 的估测精度,有助于改善高密度冠层下植被指数的饱和问题。

2.2 输入变量选取

将植被指数类变量记为 VI,纹理特征(Texture feature)类变量记为 T,颜色特征(Color feature)类变

量记为 C,3 类变量排列组合后得到 7 组输入变量,分别为 VI、T、C、VI+T、VI+C、T+C 和 VI+T+C。选取相关系数绝对值最高的 6 个植被指数和 $|r| \geq 0.50$ 的 6 个纹理特征作为输入变量参与反演建模。为避免因输入变量数量不同造成的误差,令 C 类变量数量与 VI 类和 T 类变量保持一致,选择相关系数绝对值最高的 6 个颜色特征参与反演建模。为探明不同类型变量之间的交互效应,且尽量减少因重要变量缺失而引起的模型偏差,其余 4 组输入变量均为相应变量的简单叠加,具体输入变量见表 4。

2.3 建模结果分析

为了评价不同类型变量对冬小麦 LAI 估测的影响效应,分别利用表 4 中的 7 种变量对冬小麦 LAI 进行估测,基于不同类型变量的验证集估测结果如表 5 所示,模型散点图如图 3 所示。

对于多元逐步回归模型(表 5),仅利用单一类型变量进行估测时,T-MSR 模型的结果最优($R^2 = 0.58$,RMSE 为 $0.47\text{ m}^2/\text{m}^2$,MAE 为 $0.36\text{ m}^2/\text{m}^2$,NRMSE 为 11.22%)。所有逐步回归模型中,T+C-

表 4 模型输入变量

Tab.4 Input variables of model

变量类型	输入变量
VI	NDVI、SAVI、NDRE、EVI、BNDVI、MSAVI
T	CIVE_COR、ExGR_COR、VDVI_COR、SAVI_ENT、MSAVI_COR、ExB_COR
C	MSR_V、MSR_M、MSR_S、NGRDI_V、ExR_V、RGRI_S
VI + T	NDVI、SAVI、NDRE、EVI、BNDVI、MSAVI、CIVE_COR、ExGR_COR、VDVI_COR、SAVI_ENT、MSAVI_COR、ExB_COR
VI + C	NDVI、SAVI、NDRE、EVI、BNDVI、MSAVI、MSR_V、MSR_M、MSR_S、NGRDI_V、ExR_V、RGRI_S
T + C	CIVE_COR、ExGR_COR、VDVI_COR、SAVI_ENT、MSAVI_COR、ExB_COR、MSR_V、MSR_M、MSR_S、NGRDI_V、ExR_V、RGRI_S
VI + T + C	NDVI、SAVI、NDRE、EVI、BNDVI、MSAVI、CIVE_COR、ExGR_COR、VDVI_COR、SAVI_ENT、MSAVI_COR、ExB_COR、MSR_V、MSR_M、MSR_S、NGRDI_V、ExR_V、RGRI_S

表 5 基于不同输入变量的冬小麦叶面积指数估测结果

Tab.5 Estimation results of winter wheat leaf area index based on different input variables

模型	输入变量	R^2	RMSE/ ($\text{m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$)	MAE/ ($\text{m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$)	NRMSE/ %
MSR	VI	0.47	0.53	0.41	12.65
	T	0.58	0.47	0.36	11.22
	C	0.39	0.57	0.41	13.60
	VI + T	0.52	0.51	0.40	12.17
	VI + C	0.65	0.44	0.33	10.50
	T + C	0.70	0.40	0.28	9.55
	VI + T + C	0.59	0.47	0.34	11.22
SVR	VI	0.67	0.42	0.27	10.02
	T	0.67	0.42	0.26	10.02
	C	0.66	0.43	0.23	10.26
	VI + T	0.88	0.25	0.14	5.97
	VI + C	0.79	0.34	0.19	8.11
	T + C	0.83	0.30	0.16	7.16
	VI + T + C	0.94	0.19	0.11	4.53
GPR	VI	0.74	0.37	0.29	8.83
	T	0.69	0.41	0.32	9.79
	C	0.64	0.44	0.32	10.50
	VI + T	0.86	0.28	0.22	6.68
	VI + C	0.91	0.22	0.16	5.25
	T + C	0.78	0.34	0.26	8.11
	VI + T + C	0.94	0.17	0.13	4.06

MSR 模型结果最优 ($R^2 = 0.70$, RMSE 为 $0.40 \text{ m}^2/\text{m}^2$, MAE 为 $0.28 \text{ m}^2/\text{m}^2$, NRMSE 为 9.55%)。相比于 VI-MSR 模型, VI + T-MSR 模型 R^2 增大 0.05 , RMSE 减小 $0.02 \text{ m}^2/\text{m}^2$, MAE 减小 $0.01 \text{ m}^2/\text{m}^2$, NRMSE 减小 0.48 个百分点; VI + C-MSR 模型 R^2 增大 0.18 , RMSE 减小 $0.09 \text{ m}^2/\text{m}^2$, MAE 减小 $0.08 \text{ m}^2/\text{m}^2$, NRMSE 减小 2.15 个百分点。相比于 T + C-MSR 模型, VI + T + C-MSR 模型 R^2 减小 0.11 , RMSE 增大 $0.07 \text{ m}^2/\text{m}^2$, MAE 增大 $0.06 \text{ m}^2/\text{m}^2$, NRMSE 增大 1.67 个百分点。由此可得,在线性拟合条件下,仅结合纹理特征无法有效改善植被指数在高密冠层下的饱和问题,而考虑结合颜色特征或利用纹理特征结合颜色特征更有助于解决或改善该问题。

对于支持向量回归模型(表 5),仅利用单一类型变量进行估测时,T-SVR 模型结果最优 ($R^2 = 0.67$, RMSE 为 $0.42 \text{ m}^2/\text{m}^2$, MAE 为 $0.26 \text{ m}^2/\text{m}^2$, NRMSE 为 10.02%)。所有支持向量回归模型中,VI + T + C-SVR 模型结果最优 ($R^2 = 0.94$, RMSE 为 $0.19 \text{ m}^2/\text{m}^2$, MAE 为 $0.11 \text{ m}^2/\text{m}^2$, NRMSE 为 4.53%)。相比于 VI-SVR 模型,VI + T-SVR 模型 R^2 增大 0.21 , RMSE 减小 $0.17 \text{ m}^2/\text{m}^2$, MAE 减小 $0.13 \text{ m}^2/\text{m}^2$, NRMSE 减小 4.05 个百分点; VI + C-

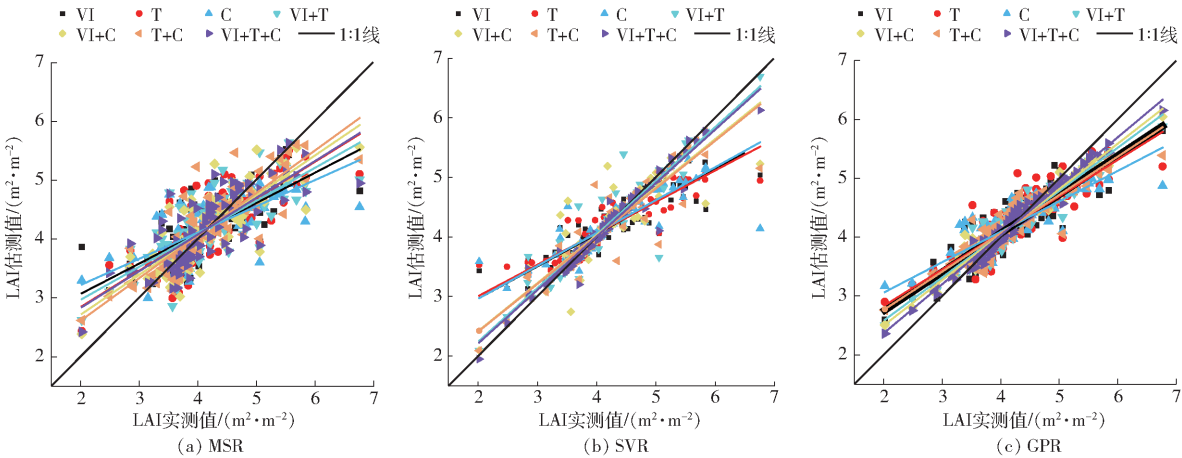


图 3 基于不同输入变量的冬小麦叶面积指数估测结果散点图

Fig.3 Scatter plot of winter wheat leaf area index (LAI) estimation results based on different input variables

SVR 模型 R^2 增大 0.12, RMSE 减小 0.08 m^2/m^2 , MAE 减小 0.08 m^2/m^2 , NRMSE 减小 1.91 个百分点。相比于结合两类变量的 SVR 模型 (VI + T - SVR 模型、VI + C - SVR 模型、T + C - SVR 模型), VI + T + C - SVR 模型 R^2 增大 0.10 左右, RMSE 减小 0.10 m^2/m^2 左右, MAE 减小 0.05 m^2/m^2 左右, NRMSE 减小 2.55 个百分点左右。由此可得, 融合植被指数和纹理-颜色特征有助于提高冬小麦 LAI 的估测精度。

对高斯过程回归模型 (表 5), 仅利用单一类型变量进行估测时, VI - GPR 模型结果最优 ($R^2 = 0.74$, RMSE 为 0.37 m^2/m^2 , MAE 为 0.29 m^2/m^2 , NRMSE 为 8.83%)。所有高斯过程回归模型中, VI + T + C - GPR 模型结果最优 ($R^2 = 0.94$, RMSE 为 0.17 m^2/m^2 , MAE 为 0.13 m^2/m^2 , NRMSE 为 4.06%)。相比于 VI - GPR 模型, VI + T - GPR 模型 R^2 增大 0.12, RMSE 减小 0.09 m^2/m^2 , MAE 减小 0.07 m^2/m^2 , NRMSE 减小 2.15 个百分点; VI + C - GPR 模型 R^2 增大 0.17, RMSE 减小 0.15 m^2/m^2 , MAE 减小 0.13 m^2/m^2 , NRMSE 减小 3.58 个百分点。相比于结合两类变量的 GPR 模型 (VI + T - GPR 模型、VI + C - GPR 模型、T + C - GPR 模型), VI + T + C - GPR 模型 R^2 增大 0.10 左右, RMSE 减小 0.11 m^2/m^2 左右, MAE 减小 0.08 m^2/m^2 左右, NRMSE 减小 2.62 个百分点左右。由此可得, 融合植被指数和纹理-颜色特征能够有效提高冬小麦 LAI 的估测精度。另外, VI + C - GPR 模型相比 VI + C - MSR 和 VI + C - SVR 模型的精度更高, 且 $R^2 > 0.90$, 有很好的冬小麦 LAI 估测能力。由此可以推测, 在指数拟合条件下植被指数和颜色特征之间存在显著的交互作用。

为了评价不同算法的冬小麦 LAI 估测能力, 利用表 4 中所选的 7 组变量对冬小麦 LAI 进行估测, 每种算法中包括 7 组变量的冬小麦 LAI 估测值 (672 个样本)。基于 3 种模型的估测结果如表 6 所示, 估测结果散点图如图 4 所示。分析评价指标 (表 6) 可得, GPR 模型和 SVR 模型 R^2 、RMSE、MAE、NRMSE 均明显优于 MSR 模型。GPR 模型和 SVR 模型 $R^2 \geq 0.80$, NRMSE 小于 10%, 二者 RMSE 和 MAE 均较小且相近。分析图 4 可得, 3 种算法的拟合回归曲线斜率均小于 1, 在冬小麦 LAI 较小时估测值偏大, 在冬小麦 LAI 较大时估测值偏小。MSR 模型斜率最小, SVR 模型斜率略大于 GPR 模型。但对 LAI 较高或较低时样本点的分散程度而言, GPR 模型拟合能力更好。综合考虑, GPR 模型估测冬小麦 LAI 精度最高。

表 6 基于不同模型的冬小麦叶面积指数估测结果
Tab.6 Estimation results of winter wheat leaf area index based on different models

模型	R^2	RMSE/ ($\text{m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$)	MAE/ ($\text{m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$)	NRMSE/ %
MSR	0.59	0.49	0.36	11.69
SVR	0.80	0.35	0.19	8.35
GPR	0.81	0.33	0.24	7.88

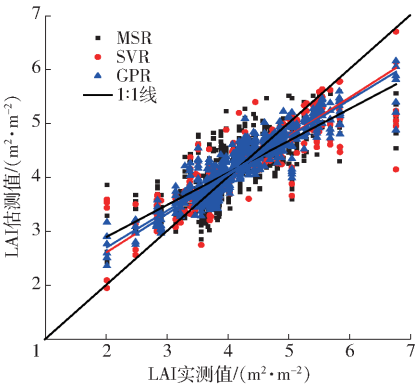


图 4 基于不同模型的冬小麦叶面积指数估测结果散点图
Fig.4 Scatter plot of winter wheat leaf area index (LAI) estimation results based on different models

从不同类型变量的角度分析, 结合植被指数、纹理特征和颜色特征估测冬小麦 LAI 效果最佳, 其中 VI + T + C - GPR 模型估测精度最高 ($R^2 = 0.94$, RMSE 为 0.17 m^2/m^2 , MAE 为 0.13 m^2/m^2 , NRMSE 为 4.06%); 从不同算法的角度分析, SVR 模型和 GPR 模型均具有较强冬小麦 LAI 估测能力, 但 GPR 模型精度更高。

利用最优模型估测结果绘制所得各生育期冬小麦 LAI 空间分布图如图 5 所示。由图 5 可知, 不同田间管理方式下冬小麦 LAI 差异显著, LAI 随生育期推进先增大后减小。拔节期 LAI 介于 2.36 ~ 4.68 m^2/m^2 之间, 孕穗期 LAI 介于 3.33 ~ 5.50 m^2/m^2 之间, 抽穗期 LAI 介于 4.09 ~ 6.18 m^2/m^2 之间, 灌浆期 LAI 介于 3.88 ~ 5.34 m^2/m^2 之间, 各小区 LAI 估测值均与实测值相近。垄作小区 LAI 普遍大于平作小区, 补灌小区 LAI 普遍大于旱作小区, 施肥量高小区 LAI 普遍大于施肥量低小区, 种植密度大小区 LAI 普遍大于种植密度低小区。所有小区中 T1 小区冬小麦 LAI 最大, T22 小区冬小麦 LAI 最小。

3 讨论

LAI 不仅是反映植物生长状况和生理状态的重要指标, 也是构建植物光合效能、呼吸功能、蒸腾作用等生态模型的关键参数^[45]。因此, LAI 的快速准确测量对及时掌握农作物长势及产量, 耦合估测农作物氮素含量等生理指标有重要意义。前人已利用

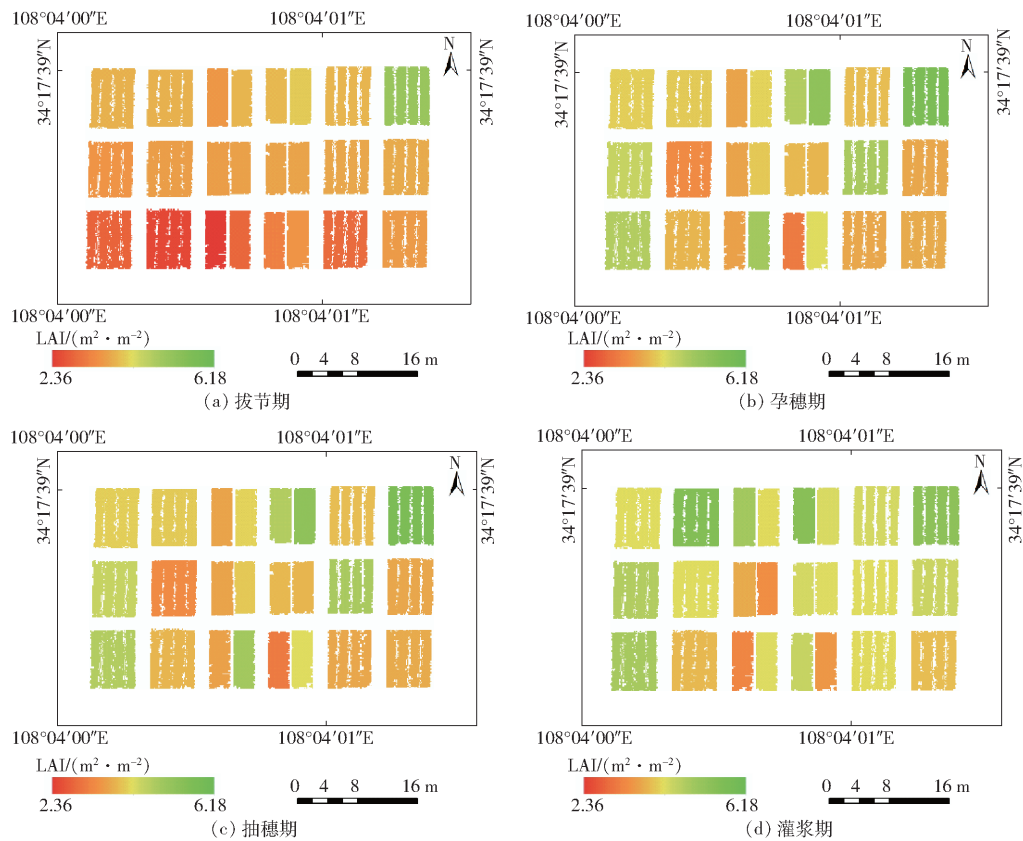


图 5 不同生育期冬小麦叶面积指数空间分布

Fig. 5 Spatial distributions of winter wheat leaf area index (LAI) at different growth stages

遥感影像开展了较多作物生长和生理指标的估测研究^[46],这类研究主要以筛选光谱中的敏感波段和植被指数为主。光谱获取途径一般包括大尺度卫星遥感、小尺度无人机遥感和田间传感器获取,小尺度无人机遥感通过搭载不同相机可以获取多光谱影像和高光谱影像。相较于多光谱影像,高光谱影像中包含了更多的光谱信息^[47],为提高作物生理特征的估测精度提供了更多可能。但是,正因为高光谱包含了大量的光谱信息,所以利用高光谱数据估测冬小麦 LAI 时存在波段间信息冗余、一些波段的信噪比较低的问题。另外,高光谱数据对作物生长环境的依赖性较大^[48],其相对于多光谱数据对反演冬小麦 LAI 是否存在优势仍存在争议^[49]。因此,从多光谱影像中提取更多光谱信息用于快速准确地估测冬小麦 LAI 具有重要意义。

本文构建了 25 个植被指数,分别提取每幅植被指数影像中的 8 种纹理特征和 3 种颜色特征,利用 Pearson 相关性分析筛选变量,结合地面田间同步实测冬小麦 LAI 进行估测建模,分析不同算法下模型精度以及不同类型变量间模型精度的差异,探索利用多光谱无人机影像的图像特征估测冬小麦 LAI 的潜力。结果发现,植被指数中 NDVI 与冬小麦 LAI 相关性最高,这与 WANG 等^[36]的研究结果相似。NDVI、SAVI、MSAVI 等植被指数与冬小麦 LAI 有较

强相关性,能够较好地反映其长势状况,这与邓尚奇等^[50]的研究结果一致。由于可见光波段指数与冬小麦 LAI 之间存在非线性关系而不能在线性 Pearson 相关性分析中呈现^[50],所以相比于多光谱波段指数,ExG、ExR 等可见光波段指数与冬小麦 LAI 相关性不高,这与 ZHANG 等^[51]的研究结果也基本一致。利用多光谱影像数据能够估测得到准确的植被 LAI^[52],而通过多光谱波段计算得到的植被指数能有效提高估测 LAI 准确度^[14],但当作物冠层密度较高时光谱反射率和植被指数会趋于饱和^[11]。有研究表明,结合作物高度和光谱反射率可以通过改善数据结构来克服冠层密度较高时的饱和问题,从而提高反演模型精度^[53-54]。除作物高度外,图像纹理特征也是常用的空间信息^[55],因此本文基于灰度共生矩阵提取了植被指数影像 8 种纹理特征用于冬小麦 LAI 估测建模。

本文中大量纹理特征与冬小麦 LAI 存在极显著相关关系,其中 CIVE_COR 与冬小麦 LAI 相关性最高且更利于 LAI 估测。与 WANG 等^[36]研究结果不同的是,其认为 MSR_VAR 和 SR_VAR 对提高 LAI 估测精度更有帮助。这可能是因为纹理特征对 LAI 的敏感性受植被类型和影像分辨率等因素影响^[51],且本文与前人研究选取的植被指数有所不同,也会对结果造成影响。相对于仅利用植被指数或纹理特

征进行冬小麦 LAI 估测,结合植被指数和纹理特征有效提高了模型精度并减小估测误差,这与前人^[10, 36, 51]的研究结果一致。在考虑颜色特征作为输入变量研究中,常利用本文中提到的 r 、 g 、 b 或色调(H)、饱和度(S)、明度(V)作为颜色特征,而关注到本文中提到的颜色矩这类特征的研究不多,且少有学者关注植被指数影像中的纹理特征和颜色特征与植被指数的交互效应。为了从有限的光谱信息中获取更多维度的信息,本文通过计算获得了植被指数影像的 3 种颜色矩,并对不同类型的变量进行排列组合得到包含不同信息的 7 组变量,以期进一步提高冬小麦 LAI 估测精度。结果表明,植被指数结合颜色特征同样可以提高冬小麦 LAI 估测精度,且结合植被指数、纹理特征和颜色特征得到的估测模型在 7 种变量组合中精度最高、误差最小。另外,相对 MSR 模型,GPR 模型和 SVR 模型均具有较强冬小麦 LAI 估测能力,这与前人^[11, 56]的研究结果相符。

本文利用最优模型估测结果绘制得到各生育期冬小麦 LAI 空间分布图,发现相同田间管理方式下种植密度越高小区 LAI 越高;垄作小区 LAI 普遍高于平作小区,水肥胁迫严重小区 LAI 普遍较低,各小

区 LAI 时空分布情况与实际情况相符。研究结果说明植被指数融合纹理-颜色特征对提升冬小麦 LAI 估测精度有重要意义,但仍存在一些不足有待进一步研究。比如,纹理特征对冬小麦 LAI 敏感性受计算窗口方向、位移和尺寸影响较大,本文只考虑了窗口尺寸为 3×3 ,计算方向为 45° 情况。下一步将对不同窗口参数下提取得到的纹理特征与冬小麦 LAI 相关性,以及其与植被指数和颜色特征融合估测冬小麦 LAI 的精度与适用性。

4 结束语

通过提取植被指数的纹理特征和颜色特征,丰富反演数据的维度,从而克服植被指数在密集冠层下的饱和问题。为探究植被指数、纹理特征和颜色特征的交互关系,将三者进行排列组合,得到 7 组输入变量,选取 MSR、SVR、GPR 3 种模型建立冬小麦 LAI 建立估测模型。结果表明,相对于考虑单一类型变量,考虑结合纹理特征和颜色特征的冬小麦 LAI 估测模型精度更高;SVR 模型和 GPR 模型均具有较强冬小麦 LAI 估测能力,但 GPR 模型精度更高;融合纹理-颜色特征与植被指数能够提升冬小麦 LAI 的估测精度。

参 考 文 献

[1] 陶惠林,徐良骥,冯海宽,等. 基于无人机高光谱遥感数据的冬小麦产量估算[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 146 – 155.
TAO Huilin, XU Liangji, FENG Haikuan, et al. Winter wheat yield estimation based on UAV hyperspectral remote sensing data [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 146 – 155. (in Chinese)

[2] YANG G, LIU J, ZHAO C, et al. Unmanned aerial vehicle remote sensing for field-based crop phenotyping: current status and perspectives[J]. Frontiers in Plant Science, 2017, 8: 1111.

[3] 王伟东. 冬小麦高光谱特征及其农学参数遥感监测[D]. 杨凌:西北农林科技大学, 2020.
WANG Weidong. Hyperspectral characteristics of winter wheat and remote sensing monitoring of its agronomic parameters[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2020. (in Chinese)

[4] 韩文霆,彭星硕,张立元,等. 基于多时相无人机遥感植被指数的夏玉米产量估算[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 148 – 155.
HAN Wenting, PENG Xingshuo, ZHANG Liyuan, et al. Summer maize yield estimation based on vegetation index derived from multi-temporal UAV remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 148 – 155. (in Chinese)

[5] 王泉轩,卢小平,杨泽楠,等. 基于 PROSAIL 结合 VMG 模型的冬小麦叶面积指数反演方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(6): 209 – 216.
WANG Xiaoxuan, LU Xiaoping, YANG Ze'nan, et al. Retrieving method for leaf area index of winter wheat by combining PROSAIL model with VMG model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(6): 209 – 216. (in Chinese)

[6] 马怡茹,吕新,易翔,等. 基于机器学习的棉花叶面积指数监测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(13): 152 – 162.
MA Yiru, LÜ Xin, YI Xiang, et al. Monitoring of cotton leaf area index using machine learning[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(13): 152 – 162. (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] 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)

- [9] 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)
- [10] 贾丹,陈鹏飞. 低空无人机影像分辨率对冬小麦氮浓度反演的影响[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 164–169.
JIA Dan, CHEN Pengfei. Effect of low-altitude UAV image resolution on inversion of winter wheat nitrogen concentration[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 164–169. (in Chinese)
- [11] ZHANG X, ZHANG K, SUN Y, et al. Combining spectral and texture features of UAS-based multispectral images for maize leaf area index estimation[J]. Remote Sensing, 2022, 14(2): 331.
- [12] YANG K, GONG Y, FANG S, et al. Combining spectral and texture features of UAV images for the remote estimation of rice LAI throughout the entire growing season[J]. Remote Sensing, 2021, 13(15): 3001.
- [13] STRICKER M A, ORENGO M. Similarity of color images[C]//Proceedings of the Storage and Retrieval for Image and Video Databases III, 1995.
- [14] BENDIG J, YU K, AASEN H, et al. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in Barley [J]. International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation, 2015, 39: 79–87.
- [15] GUIJARRO M, PAJARES G, RIOMOROS I, et al. Automatic segmentation of relevant textures in agricultural images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 75(1): 75–83.
- [16] WOEBBECKE D M, MEYER G E, BARGEN K V, et al. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions[J]. Transactions of the ASAE, 1995, 38(1): 259–269.
- [17] 吴兰兰,熊利荣,彭辉. 基于 RGB 植被指数的大田油菜图像分割定量评价[J]. 华中农业大学学报, 2019, 38(2): 109–113.
WU Lanlan, XIONG Lirong, PENG Hui. Quantitative evaluation of in-field rapeseed image segmentation based on RGB vegetation indices[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2019, 38(2): 109–113. (in Chinese)
- [18] BURGOS-ARTIZU X, RIBEIRO A, GUIJARRO M, et al. Real-time image processing for crop/weed discrimination in maize fields[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 75(2): 337–346.
- [19] 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 Xiaoqin, WANG Miaomiao, WANG Shaoqiang, et al. Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(5): 152–157. (in Chinese)
- [20] HAGUE T, TILLET N D, WHEELER H. Automated crop and weed monitoring in widely spaced cereals[J]. Precision Agriculture, 2006, 7(1): 21–32.
- [21] VERRELST J, SCHAEPMAN M E, KOETZ B, et al. Angular sensitivity analysis of vegetation indices derived from CHRIS/PROBA data[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(5): 2341–2353.
- [22] SELLARO R, CREPY M, TRUPKIN S A, et al. Cryptochrome as a sensor of the blue/green ratio of natural radiation in Arabidopsis[J]. Plant Physiology, 2010, 154(1): 401–409.
- [23] HUNT E R, CAVIGELLI M, DAUGHTRY C, et al. Evaluation of digital photography from model aircraft for remote sensing of crop biomass and nitrogen status[J]. Precision Agriculture, 2005, 6(4): 359–378.
- [24] GUERRERO J M, PAJARES G, MONTALVO M, et al. Support vector machines for crop/weeds identification in maize fields [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(12): 11149–11155.
- [25] CARLSON T N, RIPLEY D A. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index[J]. Remote Sensing of Environment, 1997, 62(3): 241–252.
- [26] 于丰华,许童羽,郭忠辉,等. 基于红边优化植被指数的寒地水稻叶片叶绿素含量遥感反演研究[J]. 智慧农业(中英文), 2020, 2(1): 77–86.
YU Fenghua, XU Tongyu, GUO Zhonghui, et al. Remote sensing inversion of chlorophyll content in rice leaves in cold region based on optimizing red-edge vegetation index(ORVI)[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(1): 77–86. (in Chinese)
- [27] JORDAN C F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor[J]. Ecology, 1969, 50(4): 663–666.
- [28] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, MERZLYAK M N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS–MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 58(3): 289–298.
- [29] YANG C, EVERITT J H, BRADFORD J M, et al. Airborne hyperspectral imagery and yield monitor data for mapping cotton yield variability[J]. Precision Agriculture, 2004, 5(5): 445–461.
- [30] FITZGERALD G, RODRIGUEZ D, LEARY G O. Measuring and predicting canopy nitrogen nutrition in wheat using a spectral index—the canopy chlorophyll content index (CCCI)[J]. Field Crops Research, 2010, 116(3): 318–324.
- [31] ROUJEAN J, BREON F. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 1995, 51(3): 375–384.
- [32] DAUGHTRY C S T, 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.
- [33] XING N, HUANG W, XIE Q, et al. A transformed triangular vegetation index for estimating winter wheat leaf area index[J].

- Remote Sensing, 2019, 12(1): 16.
- [34] GONG P, PU R, BIGING G S, et al. Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from hyperion hyperspectral data[J]. IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(6): 1355 – 1362.
- [35] PENG X, HAN W, AO J, et al. Assimilation of LAI derived from UAV multispectral data into the SAFY model to estimate maize yield[J]. Remote Sensing, 2021, 13(6): 1094.
- [36] WANG Q, PUTRI N A, GAN Y, et al. Combining both spectral and textural indices for alleviating saturation problem in forest LAI estimation using Sentinel – 2 data[J]. Geocarto International, 2022, 37(12): 10511 – 10531.
- [37] 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)
- [38] 姚雄,余坤勇,刘健. 基于无人机多光谱遥感的马尾松林叶面积指数估测[J]. 农业机械学报, 2021, 52(7): 213 – 221.
- YAO Xiong, YU Kunyong, LIU Jian. Leaf area index estimation of masson pine (*Pinus massoniana*) forests based on multispectral remote sensing of UAV[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(7): 213 – 221. (in Chinese)
- [39] 王瑞,万定生. 基于支持向量回归和高斯过程回归的水文时间序列特征提取方法[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(25): 10774 – 10779.
- WANG Rui, WAN Dingsheng. Feature extraction method of hydrological time series based on support vector regression and Gaussian process regression[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(25): 10774 – 10779. (in Chinese)
- [40] 徐冲,刘保国,刘开云,等. 基于粒子群-高斯过程回归耦合算法的滑坡位移时序分析预测智能模型[J]. 岩土力学, 2011, 32(6): 1669 – 1675.
- XU Chong, LIU Baoguo, LIU Kaiyun, et al. Intelligent analysis model of landslide displacement time series based on coupling PSO – GPR[J]. Rock and Soil Mechanics, 2011, 32(6): 1669 – 1675. (in Chinese)
- [41] 樊鸿叶,李姚姚,卢宪菊,等. 基于无人机多光谱遥感的春玉米叶面积指数和地上部生物量估算模型比较研究[J]. 中国农业科技导报, 2021, 23(9): 112 – 120.
- FAN Hongye, LI Yaoyao, LU Xianju, et al. Comparative analysis of LAI and above-ground biomass estimation models based on UAV multispectral remote sensing[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2021, 23(9): 112 – 120. (in Chinese)
- [42] 钱彬祥,黄文江,叶回春,等. 红边位置改进算法的冬小麦叶绿素含量反演[J]. 农业工程学报, 2020, 36(23): 162 – 170.
- QIAN Binxiang, HUANG Wenjiang, YE Huichun, et al. Inversion of winter wheat chlorophyll contents based on improved algorithms for red edge position[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(23): 162 – 170. (in Chinese)
- [43] 王晶晶,李长硕,卓越,等. 基于多时相无人机遥感生育时期优选的冬小麦估产[J]. 农业机械学报, 2022, 53(9): 197 – 206.
- WANG Jingjing, LI Changshuo, ZHUO Yue, et al. Yield estimation of winter wheat based on optimization of growth stages by multi-temporal UAV remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(9): 197 – 206. (in Chinese)
- [44] 张智韬,魏广飞,姚志华,等. 基于无人机多光谱遥感的土壤含盐量反演模型研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(12): 151 – 160.
- ZHANG Zhitao, WEI Guangfei, YAO Zhihua, et al. Soil salt inversion model based on UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(12): 151 – 160. (in Chinese)
- [45] 张楠楠,张晓,王城坤,等. 基于高光谱和连续投影算法的棉花叶面积指数估测[J]. 农业机械学报, 2022, 53(增刊1): 257 – 262.
- ZHANG Nannan, ZHANG Xiao, WANG Chengkun, et al. Cotton LAI estimation based on hyperspectral and successive projection algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(Suppl. 1): 257 – 262. (in Chinese)
- [46] 吾木提·艾山江,买买提·沙吾提,陈水森,等. 基于 GF – 1/2 卫星数据的冬小麦叶面积指数反演[J]. 作物学报, 2020, 46(5): 787 – 797.
- HASAN Umut, SAWUT Mamat, CHEN Shuisen, et al. Inversion of leaf area index of winter wheat based on GF – 1/2 image[J]. Acta Agronomica Sinica, 2020, 46(5): 787 – 797. (in Chinese)
- [47] 孔钰如,李李娟,冯海宽,等. 无人机高光谱波段选择的叶面积指数反演[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(3): 933 – 939.
- KONG Yuru, WANG Lijuan, FENG Haikuan, et al. Leaf area index estimation based on UAV hyperspectral band selection[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(3): 933 – 939. (in Chinese)
- [48] 谢巧云. 考虑红边特性的多平台遥感数据叶面积指数反演方法研究[D]. 北京:中国科学院大学(中国科学院遥感与数字地球研究所), 2017.
- XIE Qiaoyun. Research on leaf area index retrieve methods based on the red edge bands from multi-platform remote sensing data[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences (Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences), 2017. (in Chinese)
- [49] 李玉翠. 多种农作物的叶面积指数反演研究[D]. 武汉:武汉大学, 2019.

LI Yucui. Research on leaf area index retrieval of different crops[D]. Wuhan: Wuhan University, 2019. (in Chinese)

[50] 邓尚奇,赵钰,白雪源,等. 基于无人机图像分割的冬小麦叶绿素与叶面积指数反演[J]. 农业工程学报, 2022, 38(3): 136 – 145.

DENG Shangqi, ZHAO Yu, BAI Xueyuan, et al. Inversion of chlorophyll and leaf area index for winter wheat based on UAV image segmentation[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(3): 136 – 145. (in Chinese)

[51] ZHANG J, QIU X, WU Y, et al. Combining texture, color, and vegetation indices from fixed-wing UAS imagery to estimate wheat growth parameters using multivariate regression methods [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185(14): 106138.

[52] SPRINTSIN M, KARNIELI A, BERLINER P, et al. Evaluating the performance of the MODIS leaf area index (LAI) product over a mediterranean dryland planted forest[J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(19): 5061 – 5069.

[53] 高铭阳,张锦水,潘耀忠,等. 结合植被指数与作物高度反演冬小麦叶面积指数[J]. 中国农业资源与区划, 2020, 41(8): 49 – 57.

GAO Mingyang, ZHANG Jinshui, PAN Yaozhong, et al. Retrieval of winter wheat leaf area index based on vegetation index and crop height[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2020, 41(8): 49 – 57. (in Chinese)

[54] WENGERT M, PIEPHO H, ASTOR T, et al. Assessing spatial variability of barley whole crop biomass yield and leaf area index in silvoarable agroforestry systems using UAV-Borne remote sensing[J]. Remote Sensing, 2021, 13(14): 2751.

[55] ZHOU J, GUO R Y, SUN M, et al. The effects of GLCM parameters on LAI estimation using texture values from QuickBird satellite imagery[J]. Scientific Reports, 2017, 7(1): 7366.

[56] 何丽. 基于 PROSAIL 和 GPR 模型的若尔盖草地上生物量遥感反演研究[D]. 成都:中国科学院大学(中国科学院水利部成都山地灾害与环境研究所), 2020.

HE Li. Study on the remote sensing retrieval of aboveground biomass in the Zoigê grass-land based on PROSAIL and GPR models[D]. Chengdu: University of Chinese Academy of Sciences (Institute of Mountain Hazards and Environment, Chinese Academy of Sciences), 2020. (in Chinese)

(上接第 289 页)

[20] 赵燕东,郑焱,周海洋,等. 基于海棠茎干含水率的智能灌溉控制策略研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 323 – 331.

ZHAO Yandong, ZHENG Yan, ZHOU Haiyang, et al. Research of intelligent irrigation control strategy based on stem water content of crabapple[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 323 – 331. (in Chinese)

[21] SWANSON R H, WHITFIELD D W A. A numerical analysis of heat pulse velocity theory and practice[J]. J. Exp. Bot. , 1981 (1):221 – 239.

[22] WULLSCHLEGER S D, HANSON P J, TODD D E. Measuring stem water content in four deciduous hardwoods with a time-domain reflectometer[J]. Tree Physiology, 1996, 16(10):809 – 815.

[23] 季虹. 基于热比率法(HRM)的茎流测量及环境因子修正方法研究[D]. 哈尔滨:东北林业大学, 2012.

JI Hong. Study on stem flow measurement and environmental factor correction method based on heat ratio method[D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2012. (in Chinese)

[24] BARRETT D J, HATTON T J, ASH J E, et al. Evaluation of the heat pulse velocity technique for measurement of sap flow in rainforest and eucalypt forest species of south-eastern Australia[J]. Plant, Cell & Environment, 1995, 18(4):463 – 469.

[25] VANDEGEHUCHTE M W, STEPPE K. Sap-flux density measurement methods: working principles and applicability[J]. Functional Plant Biology, 2013, 40(3): 213 – 223.

[26] 武鹏飞,刘云强,李冬梅,等. 环境因子对沙地人工杨树林树干液流的驱动影响[J]. 中国农业气象, 2021, 42(5): 402 – 411.

WU Pengfei, LIU Yunqiang, LI Dongmei, et al. Driving influence of environmental factors on the sap flow of the artificial poplar forest on sandy land[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2021, 42(5): 402 – 411. (in Chinese)

[27] FORSTER M A. How significant is nocturnal sap flow? [J]. Tree Physiology, 2014, 34(7):757 – 765.

[28] 张荣,毕华兴,焦振寰,等. 生长季刺槐树干液流昼夜变化特征及其对气象因子的响应[J]. 浙江农林大学学报,2022, 39(6):1238 – 1246.

ZHANG Rong, BI Huaxing, JIAO Zhenhuan, et al. Diurnal and nocturnal changes in stem sap flow of *Robinia pseudoacacia* during growing season and its response to meteorological factors[J]. Journal of Zhejiang A&F University, 2022, 39(6): 1238 – 1246. (in Chinese)

[29] DORONILA A I, FORSTER M A. Performance measurement via sap flow monitoring of three eucalyptus species for mine site and dryland salinity phytoremediation[J]. International Journal of Phytoremediation, 2015, 17: 1 – 6.