doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.06.023

冬小麦不同叶位叶片的叶绿素含量高光谱估算模型

马春艳　王艺琳　翟丽婷　郭辅臣　李长春　牛海鹏
(河南理工大学测绘与国土信息工程学院，焦作 454000)

摘要：科学、高效地获取作物不同叶位叶绿素含量的垂直分布信息，可监测农作物长势状况并进行田间管理。基于冬小麦抽穗期获取的不同叶位叶片的高光谱反射率和叶绿素含量实测数据，将原始光谱、一阶微分光谱、二阶微分光谱、植被指数和连续小波系数与叶绿素含量进行相关性分析，筛选相关性较强的光谱特征参数，然后分别采用偏最小二乘回归、支持向量机、随机森林和反向传播神经网络 4 种机器学习算法构建冬小麦上 1 叶、上 2 叶、上 3 叶和上 4 叶的叶绿素含量估算模型，并根据精度评估结果筛选不同叶位叶绿素含量估算的最佳模型。结果表明，上 1 叶、上 2 叶和上 3 叶采用小波系数结合偏最小二乘回归构建的叶绿素含量估算模型精度最高，建模和验证 R^2 分别为 0.82 和 0.75、0.80 和 0.77、0.71 和 0.62；上 4 叶采用植被指数结合支持向量机构建的叶绿素含量估算模型效果最佳，建模和验证 R^2 为 0.74 和 0.79。研究结果可为基于遥感技术精准监测作物营养成分的垂直变化特征提供理论和技术支撑。

关键词：冬小麦；不同叶位；叶绿素含量；高光谱；机器学习算法
中图分类号：S512.1+1　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2022)06-0217-09　　**OSID**：

Hyperspectral Estimation Model of Chlorophyll Content in Different Leaf Positions of Winter Wheat

MA Chunyan　WANG Yilin　ZHAI Liting　GUO Fuchen　LI Changchun　NIU Haipeng
(*School of Surveying and Land Information Engineering*, *Henan Polytechnic University*, *Jiaozuo* 454000, *China*)

Abstract: The information of vertical distribution of chlorophyll content in different leaf positions of crops was obtained scientifically and efficiently to facilitate monitoring of crop growth conditions and field management. Based on the hyperspectral reflectance and chlorophyll content of different leaf positions of winter wheat obtained during the heading period, the correlation analysis of raw spectra, first-order differential spectra, second-order differential spectra, vegetation indices, continuous wavelet coefficients and chlorophyll content were performed to screen the spectral feature parameters with strong correlation. Then partial least squares regression, support vector machine, random forest and back propagation neural network algorithms were employed to construct chlorophyll content estimation models for the upper 1, upper 2, upper 3 and upper 4 leaves of winter wheat, and the best models for chlorophyll content estimation at different leaf positions were screened based on the accuracy assessment results. The results showed that the chlorophyll content estimation models constructed using wavelet coefficients combined with partial least squares were the most accurate for the upper 1, upper 2 and upper 3 leaves, with modeling and validation R^2 of 0.82 and 0.75, 0.80 and 0.77, 0.71 and 0.62, respectively; the chlorophyll content estimation models constructed using vegetation indices combined with support vector machine were the best for the upper 4 leaves, with modeling and validation R^2 of 0.74 and 0.79, respectively. The research result could provide theoretical and technical support for accurate monitoring of the vertical variation characteristics of crop nutrient content based on remote sensing technology.

Key words: winter wheat; different leaf positions; chlorophyll content; hyperspectral; machine learning algorithm

收稿日期：2021-11-28　修回日期：2022-04-10
基金项目：国家自然科学基金项目(41871333)和河南省高校科技创新团队支持计划项目(22IRTSTHN008)
作者简介：马春艳(1980—)，女，讲师，主要从事农业定量遥感研究，E-mail：mayan@hpu.edu.cn
通信作者：王艺琳(1996—)，女，助理研究员，主要从事农业定量遥感研究，E-mail：211904010019@home.hpu.edu.cn

0 引言

叶绿素是绿色植物进行光合作用的关键驱动因素[1],其含量与植被的光合能力、生长发育及营养状况密切相关。因此,及时、准确地获取叶绿素含量对于作物田间管理、长势监测及产量估算具有重要意义。传统的化学检测方法成本高、效率低,而且具有田间破坏性和不可恢复性[2]。近年来,高光谱遥感技术因其具有便携、快速、无损等优势,在高通量植物表型研究中显示出相当大的应用前景[3]。已有的研究成果[2,4-6]为高光谱检测作物叶绿素含量提供了科学依据,然而,这些研究大多是基于冠层单一尺度构建的作物叶绿素含量遥感估算模型,无法精确反映其在垂直方向上的分布特征。

作物在生长发育过程中,营养成分在植株体内的运转会导致其不同叶位生化组分的分布呈现一定的规律性[7]。因此,通过分层研究作物生化成分的垂直变化特征并对其进行准确估算,可以提高作物营养诊断的精确性。从已有的研究报道[8-10]来看,针对冬小麦叶绿素含量的定量遥感反演主要存在以下两方面的不足:一是在构建冬小麦叶绿素含量估算模型时往往直接采用实测的冠层叶绿素含量及冠层光谱数据,而忽略了不同层叶绿素含量在植株体内存在的垂直分布差异规律;二是在构建作物叶绿素含量遥感反演模型时直接采用原始光谱数据,未进行相应的光谱变换等预处理以减少噪声干扰,这些已成为进一步提高模型精度和改善应用效果的限制因子。

综上所述,本文基于作物叶片尺度,分层测定冬小麦上 1 叶、上 2 叶、上 3 叶和上 4 叶叶片的叶绿素含量及高光谱反射率数据,分别利用 4 种机器学习算法构建冬小麦不同叶位叶绿素含量的高光谱估算模型,并进行模型精度评估,以期为更加精细化评价作物长势及产量预测奠定基础。

1 估算模型构建

1.1 研究区概况

研究区位于北京市海淀区(北纬 40°11′,东经 116°27′),具体位置如图 1 所示。基地土地肥沃、地势平坦,平均海拔 36 m,年均气温 13℃,年均降水量 507 mm,气候类型为典型的暖温带半湿润大陆季风气候。冬小麦的播种时间为 2017 年 9 月 29 日,本研究共设置 48 个试验小区,每个小区尺寸为 1.2 m×1.5 m,供试品种分别为京 9843 和农大 211。

1.2 数据获取

在冬小麦的各个发育阶段中,抽穗期是需要生

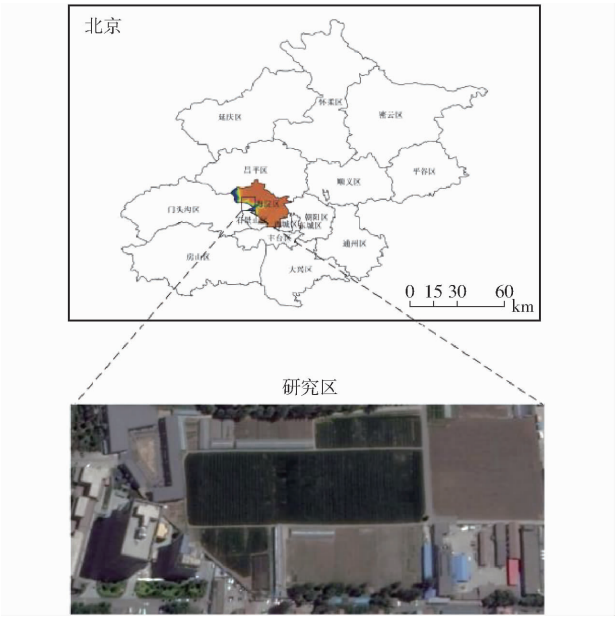

图 1 研究区地理位置

Fig. 1 Geographical location of study area

产以及追肥管理的关键时期,这一时期小麦叶片中较高的叶绿素含量可以促进作物叶片生长、延长叶片功能、提高光合效率及产量[6]。因此,选择在冬小麦抽穗期分别获取其上 1 叶、上 2 叶、上 3 叶和上 4 叶的高光谱反射率和叶绿素含量实测数据。

1.2.1 分层高光谱数据采集与预处理

采用 ASD FiedSpec FR2500 型便携式地物光谱仪[11](光谱范围 350 ~ 2 500 nm,重采样间隔为 1 nm,视场角为 25°)获取冬小麦不同叶位叶片的高光谱反射率数据。为了消除天空光线变化对光谱测量的影响,测量前使用 $BaSO_4$ 校准面板进行光谱校准[12]。测量时在每个试验小区内随机选择 3 棵具有长势代表性的冬小麦样本植株,从上至下依次剪取上 1 叶、上 2 叶、上 3 叶和上 4 叶的叶片,并确保叶片平整放置在背景板上,以消除背景反射和叶片弯曲引起光谱波动的影响。每个叶片样本测量 10 条光谱曲线,每个小区可获取 30 条光谱曲线。光谱数据采集完成后,利用 ViewSpec Pro 光谱处理软件导出无量纲的原始光谱反射率,然后计算 30 条光谱反射率的平均值作为各小区不同叶位叶片的光谱反射率。

1.2.2 叶绿素含量数据分层获取

光谱测量完成后,将选取植株的叶片样本装入保鲜袋内,并迅速带回实验室,采用分光光度法测定其叶绿素含量。对于各小区不同叶位分别测量 3 个叶片的叶绿素含量,取其平均值作为该小区不同叶位的叶绿素含量。测量时,首先使用打孔器在每个叶片上取下 18 片直径为 0.8 cm 的圆叶片,使用精度为 0.001 g 的天平称量后,将其剪成细丝状置于

盛有 95% 乙醇的试管中，然后加塞放置在黑暗的环境中浸泡 7 d 直至叶片变白，最后采用分光光度计测定叶绿素溶液在光谱波长 655、649 nm 处的吸光度，再根据色素分子在该波长下的消光系数计算出叶片的叶绿素质量比。

1.3　数据处理与模型构建方法

1.3.1　光谱微分变换

光谱微分变换技术可以有效消除仪器自身、光照和大气效应的影响，增强不同光谱波段的对比度[13]。本研究采用 Grünwald－Letnikov 微分[14]形式对高光谱数据进行微分处理，其计算公式为

$$\frac{\mathrm{d}^{\alpha}f(\lambda)}{\mathrm{d}\lambda^{\alpha}}\approx f(\lambda)+(-\alpha)f(\lambda-1)+\frac{(-\alpha)(-\alpha+1)}{2}f(\lambda-2)+\cdots+\frac{\Gamma(-\alpha+1)}{m!\ \Gamma(-\alpha+1)}f(\lambda-m) \tag{1}$$

式中　$f(\lambda)$——光谱反射率

λ——350～2 500 nm 范围内的波长

Γ——Gamma 函数

m——微分上下限之差

α——阶数

其中，当 α 为 0、1、2 时，分别表示原始光谱、一阶微分光谱和二阶微分光谱。

1.3.2　连续小波变换

连续小波变换是采用小波基函数将高光谱数据分解为一系列不同尺度和不同波长上的小波系数[15]。本研究选择收敛速度快的 Meyer 函数作为小波基函数，为了减少数据冗余，选取 1、2、3、4、5、6、7、8、9、10 为小波系数的分解尺度。计算公式为

$$f(a,b)=\int_{-\infty}^{+\infty}f(\lambda)\varphi_{a,b}(\lambda)\mathrm{d}\lambda \tag{2}$$

其中

$$\varphi_{a,b}(\lambda)=\frac{1}{\sqrt{a}}\varphi\left(\frac{\lambda-b}{a}\right) \tag{3}$$

式中　a——尺度因子　　b——平移因子

$\varphi_{a,b}$——小波基函数

1.3.3　植被指数构建

本研究根据前人的研究成果[16-21]，评估了 15 个高光谱植被指数用于估算冬小麦不同叶位叶片叶绿素含量的潜力。15 个植被指数分别为：差值环境植被指数（DVI）[22]、优化土壤调节植被指数（OSAVI）[23]、最佳植被指数（VIOPT）[24]、归一化差异水体指数（NDWI）[25]、水体指数（WI）[26]、转化叶绿素吸收比指数（TCARI）[27]、红绿植被指数（RGVI）[28]、绿蓝植被指数（GBVI）[29]、改良的绿红植被指数（MGRVI）[30]、红绿蓝植被指数（RGBVI）[31]、绿叶面积指数（GLA）[32]、超绿超红差分指数（EXR）[33]、超绿指数（EXG）[34]、颜色植被指数（CIVE）[35]和可见光大气阻抗指数（VARI）[36]。

1.3.4　模型构建方法

考虑到模型构建及预测的稳定性和鲁棒性，本研究选择 75% 的数据用于建模，25% 的数据用于验证。筛选与不同叶位叶绿素含量相关性较强的光谱敏感波段、植被指数、小波系数作为模型输入变量，叶片叶绿素含量作为输出变量，分别基于偏最小二乘回归（Partial least squares regression，PLSR）、支持向量机（Support vector machine，SVM）、随机森林（Random forests，RF）和反向传播神经网络（Back propagation neural network，BPNN）4 种机器学习算法构建冬小麦不同叶位叶片叶绿素含量估算模型，并对模型精度进行验证。

（1）偏最小二乘回归

偏最小二乘回归集中利用了多元线性回归分析、典型相关分析和主成分分析的概念[37]。该方法主要适用于含有多个自变量或多个因变量的回归分析，可以有效解决多重共线性问题并保证模型的稳定性[38]。

（2）支持向量机

支持向量机可以有效避免模型出现过拟合现象，具有良好的泛化能力和鲁棒性，目前在作物识别、分类以及小样本回归分析中得到了广泛应用[2]。

（3）随机森林

随机森林提供了一种对多个决策树的预测结果进行平均的方法，这些决策树在同一数据的不同子集上进行训练，不仅能提供更高的精度，还能有效克服单个决策树的过度拟合问题[39]。

（4）反向传播神经网络

反向传播神经网络具有较强的自学习、自组织以及自适应能力，适宜模拟较为复杂的非线性关系，目前被广泛应用于分类、拟合、压缩等领域[40]。

1.3.5　模型精度评价指标

选择决定系数（Coefficient of determination，R^2）、均方根误差（Root mean squared error，RMSE）和标准均方根误差（Normalized root mean squared error，NRMSE）作为模型精度评价指标。

2　结果与分析

2.1　冬小麦不同叶位叶片叶绿素含量分布及光谱响应特征

分层测定冬小麦不同叶位叶片的叶绿素含量，图 2 为冬小麦不同叶位所有小区平均叶绿素质量比的分布特征。

由图 2 可知，不同叶位叶片叶绿素含量随叶位

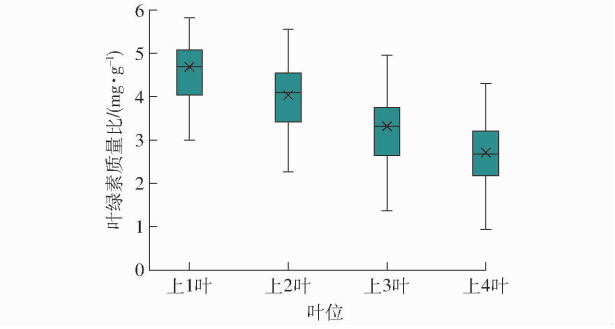

图 2 不同叶位叶片叶绿素含量分布

Fig. 2 Plot of chlorophyll content distribution of leaves at different leaf positions

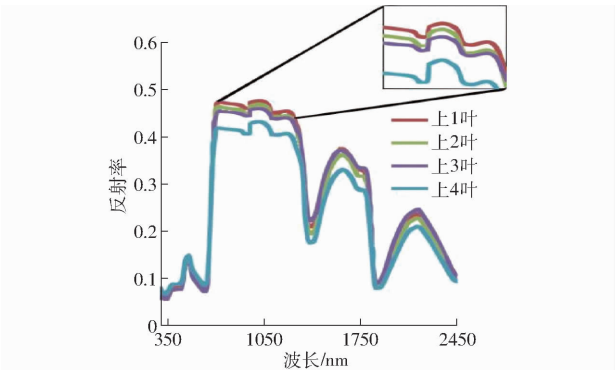

图 3 不同叶位叶片的原始光谱响应曲线

Fig. 3 Raw spectral response curves of leaves at different leaf positions

的升高呈现逐渐上升的趋势。这是由于上层叶片光合作用强度较大,而下层叶片接收到的光照较少,因而光合作用较弱,叶绿素含量相对较低。

分层测定冬小麦抽穗期上 1 叶、上 2 叶、上 3 叶和上 4 叶不同叶位叶片的高光谱反射率数据,并绘制不同叶位叶片的原始光谱反射率变化曲线,如图 3 所示。

由图 3 可知,上 1 叶、上 2 叶和上 3 叶叶片的原始光谱反射率曲线较为接近,而上 4 叶叶片的原始反射率曲线与它们的差异较大,总体表现为随着叶位升高叶片光谱反射率逐渐增强。其中,不同叶位叶片原始光谱反射率在波段 750 ~ 1 300 nm 和 1 400 ~ 1 900 nm 之间出现明显差异性,反射率由大到小依次为上 1 叶、上 2 叶、上 3 叶、上 4 叶,其他波段范围内,不同叶位叶片的光谱反射率及其变化趋势基本相似。

2.2 不同叶位叶片叶绿素含量与光谱参数的相关性分析

2.2.1 与变换光谱反射率的相关性分析

将原始光谱分别进行一阶微分(First-order differential, FD)和二阶微分(Second-order differential,SD)光谱变换,并将原始光谱、不同变换光谱与不同叶位叶绿素含量进行相关性分析,筛选相关系数的绝对值($|\rho|$)较大的前 5 个波长(λ)作为敏感波长,结果如表 1 所示。

表 1 与不同叶位叶片叶绿素含量相关性强的前 5 个光谱波长

Tab. 1 The first five spectral bands with strong correlation with chlorophyll content in leaves at different leaf positions

排序	上 1 叶		上 2 叶		上 3 叶		上 4 叶	
	建模指数(λ)	$\|\rho\|$	建模指数(λ)	$\|\rho\|$	建模指数(λ)	$\|\rho\|$	建模指数(λ)	$\|\rho\|$
1	SD(700 nm)	0.73	FD(366 nm)	0.68	FD (366 nm)	0.67	SD(1 453 nm)	0.63
2	SD(701 nm)	0.73	FD(367 nm)	0.68	FD(369 nm)	0.67	SD(1 454 nm)	0.63
3	SD(702 nm)	0.73	FD(368 nm)	0.68	FD(1 899 nm)	0.67	SD(1 452 nm)	0.63
4	原始光谱(700 nm)	0.72	原始光谱(701 nm)	0.68	FD(1 898 nm)	0.67	SD(1 451 nm)	0.63
5	原始光谱(701 nm)	0.72	原始光谱(702 nm)	0.68	FD(1 900 nm)	0.67	SD(1 455 nm)	0.63

分析表 1 可知,整体上看,光谱反射率与不同叶位叶绿素含量的相关性呈现随叶位的下降而逐渐降低的趋势。其中,上 1 叶敏感波段集中在二阶微分和原始光谱的近红外波段(640 ~ 790 nm),$|\rho|$最大为 0.73;上 2 叶敏感波段集中在一阶微分和原始光谱的可见光波段(360 ~ 370 nm)和近红外波段(690 ~ 710 nm),$|\rho|$最大为 0.68;上 3 叶敏感波段主要集中在一阶微分光谱的可见光波段(360 ~ 370 nm)和中红外波段(1 890 ~ 1 900 nm),$|\rho|$最大为 0.67;上 4 叶敏感波段集中在二阶微分中红外波段(1 450 ~ 1 460 nm),$|\rho|$最大为 0.63。

2.2.2 与植被指数的相关性分析

利用选取的植被指数与不同叶位叶片叶绿素含量进行相关性分析,筛选出不同叶位相关系数的绝对值较大的前 5 个植被指数用于构建叶片叶绿素含量估算模型,结果如表 2 所示。

分析表 2 可知,整体上看,上 1 叶叶绿素含量与植被指数相关性最高,其他叶位叶绿素含量与植被指数相关性相当。其中,与上 1 叶叶绿素含量相关性最大的植被指数分别为 EXR、GLA、RGBVI、GBVI 和 EXG,$|\rho|$最大均为 0.75;与上 2 叶叶绿素含量相关性最大的植被指数分别为 VARI、GBVI、RGVI、MGRVI 和 EXR,$|\rho|$最大均为 0.66;与上 3 叶叶绿素含量相关性最大的植被指数为 WI,$|\rho|$最大达到 0.75;与上 4 叶叶绿素含量相关性最大的植被指数为 WI,$|\rho|$最大可达 0.65。

表 2　与不同叶位叶片叶绿素含量相关性强的前 5 个植被指数

Tab. 2　The first five vegetation indices with strong correlation with chlorophyll content in leaves at different leaf positions

排序	上 1 叶		上 2 叶		上 3 叶		上 4 叶	
	建模指数(λ)	|ρ|	建模指数(λ)	|ρ|	建模指数(λ)	|ρ|	建模指数(λ)	|ρ|
1	EXG(red、green、blue)	0.75	VARI(green、red、blue)	0.66	WI(900、970 nm)	0.75	WI(900、970 nm)	0.65
2	GLA(red、green、blue)	0.75	GBVI(green、red)	0.66	NDWI(860、1 240 nm)	0.62	NDWI(860、1 240 nm)	0.55
3	RGBVI(red、green、blue)	0.75	RGVI(red、green)	0.66	OSAVI(nir、red)	0.56	TCARI(700、670、550 nm)	0.47
4	GBVI(green、red)	0.75	MGRVI(green、red)	0.66	DVI(nir、red)	0.55	DVI(nir、red)	0.41
5	EXG(green、red、blue)	0.75	EXR(red、green)	0.66	VARI(green、red、blue)	0.49	MGRVI(green、red)	0.35

2.2.3　与小波系数的相关性分析

利用连续小波变换将原始光谱反射率转换为小波系数，对应 10 个尺度。将小波系数与不同叶位叶片叶绿素含量进行敏感性分析，绘制不同叶位小波系数与叶片叶绿素含量的相关性分布图，结果如图 4 所示。基于相关性分析结果，筛选不同叶位对应的前 5 个敏感小波系数用于构建叶绿素估算模型，结果如表 3 所示。

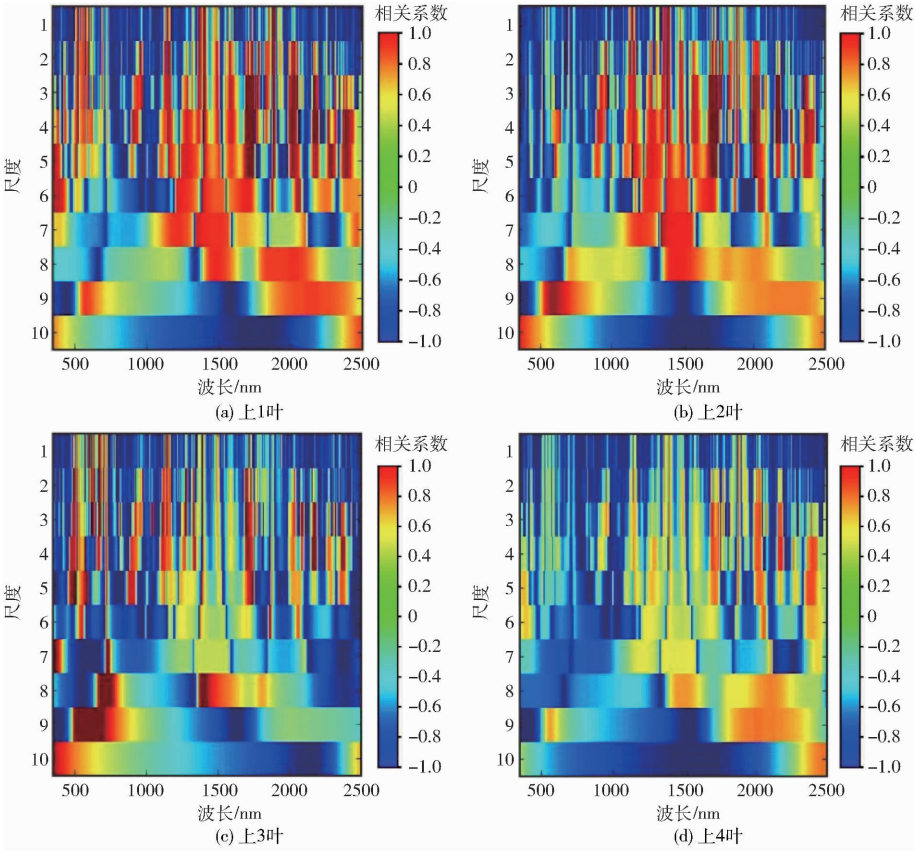

图 4　不同叶位小波系数与叶绿素含量的相关性矩阵图

Fig. 4　Correlation matrix between wavelet coefficients and chlorophyll content at different leaf positions

表 3　与不同叶位叶片叶绿素含量相关性强的前 5 个小波系数

Tab. 3　The first five wavelet coefficients with strong correlation with chlorophyll content in leaves at different leaf positions

排序	上 1 叶		上 2 叶		上 3 叶		上 4 叶	
	建模指数(λ)	|ρ|	建模指数(λ)	|ρ|	建模指数(λ)	|ρ|	建模指数(λ)	|ρ|
1	C4(2 162 nm)	0.88	C3(1 737 nm)	0.88	C9(553 nm)	0.83	C2(2 005 nm)	0.79
2	C4(2 163 nm)	0.88	C3(1 738 nm)	0.88	C9(552 nm)	0.83	C2(2 004 nm)	0.79
3	C4(2 164 nm)	0.88	C3(1 736 nm)	0.88	C9(554 nm)	0.83	C3(2 390 nm)	0.79
4	C4(2 161 nm)	0.88	C3(1 739 nm)	0.88	C9(551 nm)	0.82	C3(2 391 nm)	0.79
5	C4(2 160 nm)	0.88	C3(1 735 nm)	0.88	C9(550 nm)	0.82	C3(2 389 nm)	0.79

分析图 4 和表 3 可知，整体上看，不同叶位叶片叶绿素含量与小波系数的相关性随叶位升高而增强，上 1 叶和上 2 叶叶绿素含量与小波系数的相关性相当，且相关性最强。对于不同叶位，在 1 500 ~

2 500 nm 波段,上 1 叶的全局敏感指数最高,对应尺度为 2、3、4、5、6,上 1 叶叶绿素含量与小波系数相关性最大的系数主要集中在波段 1 730 ~ 1 740 nm,$|\rho|$最大为 0.88,对应尺度为 4;在 1 800 ~ 2 500 nm 波段范围,上 2 叶的全局敏感指数最高,对应尺度为 3、4、5,上 2 叶叶绿素含量与小波系数相关性最大的系数主要集中在波段 1 730 ~ 1 740 nm,$|\rho|$最大为 0.88,对应尺度为 3;在波段 500 ~ 1 000 nm,上 3 叶的全局敏感指数最高,对应尺度为 3、4、5、7、8、9,上 3 叶叶绿素含量与小波系数相关性最大的系数主要集中在波段 550 ~ 560 nm,$|\rho|$最大为 0.83,对应尺度为 9;在波段 1 500 ~ 2 500 nm 范围,上 4 叶的全局敏感指数最高,对应尺度为 2、3、4,上 4 叶叶绿素含量与小波系数相关性最大的系数主要集中在波段 2 000 ~ 2 500 nm,$|\rho|$最大为 0.79,对应尺度为 3。

2.3 不同叶位叶片叶绿素含量估算模型构建及模型精度验证

2.3.1 基于变换光谱构建估算模型

利用表 1 筛选出的敏感变换光谱波段作为模型输入特征,分别基于 PLSR、SVM、RF、BPNN 4 种机器学习算法,构建冬小麦不同叶位叶片叶绿素含量估算模型,并对模型进行精度评定,结果如表 4 所示。

表 4 基于变换光谱的不同叶位叶片叶绿素含量估算模型精度

Tab. 4 Accuracy of chlorophyll content estimation model at different leaf positions based on transform spectrum

叶位	模型	建模			验证		
		R^2	RMSE/(mg·g^{-1})	NRMSE/%	R^2	RMSE/(mg·g^{-1})	NRMSE/%
上 1 叶	PLSR	0.55**	0.27	10	0.48**	0.28	0.11
	SVM	0.54**	0.23	14	0.37*	0.35	0.21
	RF	0.44**	0.33	12	0.35*	0.29	0.11
	BPNN	0.64**	0.27	10	0.50**	0.29	0.10
上 2 叶	PLSR	0.43**	0.54	11	0.44**	0.45	0.10
	SVM	0.44**	0.48	14	0.44**	0.59	0.12
	RF	0.26**	0.50	11	0.25*	0.72	0.15
	BPNN	0.43**	0.52	11	0.57**	0.46	0.09
上 3 叶	PLSR	0.55**	0.29	8	0.33*	0.41	0.11
	SVM	0.33**	0.30	18	0.38*	0.44	0.26
	RF	0.44**	0.31	9	0.35*	0.35	0.09
	BPNN	0.49**	0.31	8	0.60**	0.35	0.09
上 4 叶	PLSR	0.44**	0.29	9	0.35*	0.36	0.11
	SVM	0.38**	0.32	17	0.22	0.36	0.19
	RF	0.32**	0.33	10	0.20	0.43	0.13
	BPNN	0.40**	0.29	9	0.33*	0.36	0.11

注:* 表示在 0.05 水平下显著性相关,** 表示在 0.01 水平下显著性相关,下同。

由表 4 可知,叶片叶绿素含量的估算精度整体上随叶位的升高呈现逐渐上升的趋势。其中,上 1 叶叶绿素含量估算的最佳模型为 BPNN,其建模和验证 R^2 分别为 0.64 和 0.50;上 2 叶叶绿素含量估算的最佳模型为 BPNN,其建模和验证 R^2 分别为 0.43 和 0.57;上 3 叶叶绿素含量估算的最佳模型为 BPNN,其建模和验证 R^2 分别为 0.49 和 0.60;上 4 叶叶绿素含量估算的最佳模型为 PLSR,其建模和验证 R^2 分别为 0.44 和 0.35。

2.3.2 基于植被指数构建估算模型

利用表 2 筛选出的敏感植被指数作为模型输入特征,分别基于 PLSR、SVM、RF、BPNN 4 种机器学习算法,构建冬小麦不同叶位叶片叶绿素含量估算模型,并对模型进行精度评定,结果如表 5 所示。

表 5 基于植被指数的不同叶位叶片叶绿素含量估算模型精度

Tab. 5 Accuracy of chlorophyll content estimation model at different leaf positions based on vegetation indices

叶位	模型	建模			验证		
		R^2	RMSE/(mg·g^{-1})	NRMSE/%	R^2	RMSE/(mg·g^{-1})	NRMSE/%
上 1 叶	PLSR	0.63**	0.27	7	0.56**	0.26	0.07
	SVM	0.85**	0.14	8	0.73**	0.59	0.35
	RF	0.45**	0.30	8	0.58**	0.31	0.08
	BPNN	0.64**	0.23	6	0.57**	0.32	0.09
上 2 叶	PLSR	0.67**	0.38	8	0.72**	0.41	0.09
	SVM	0.60**	0.40	11	0.62**	0.71	0.20
	RF	0.43**	0.47	10	0.23	0.70	0.15
	BPNN	0.49**	0.47	10	0.46**	0.83	0.17
上 3 叶	PLSR	0.48**	0.37	9	0.38*	0.52	0.13
	SVM	0.65**	0.25	11	0.45**	0.56	0.24
	RF	0.46**	0.39	10	0.49**	0.41	0.10
	BPNN	0.66**	0.34	9	0.62**	0.31	0.08
上 4 叶	PLSR	0.47**	0.30	0.09	0.39**	0.32	0.09
	SVM	0.74**	0.21	11	0.79**	0.40	0.21
	RF	0.35**	0.33	10	0.31*	0.33	0.10
	BPNN	0.54**	0.27	8	0.42**	0.31	0.09

由表 5 可知,上 1 叶叶绿素含量估算的最佳模型为 SVM,其建模和验证 R^2 分别为 0.85 和 0.73;上 2 叶绿素含量估算的最佳模型为 PLSR,其建模和验证 R^2 分别为 0.67 和 0.72;上 3 叶叶绿素含量估算的最佳模型为 BPNN,其建模和验证 R^2 分别为 0.66 和 0.62;上 4 叶叶绿素含量估算的最佳模型为 SVM,其建模和验证 R^2 分别为 0.74 和 0.79。

2.3.3 基于小波系数构建估算模型

利用表 3 筛选出的敏感小波系数作为模型输入特征,分别基于 PLSR、SVM、RF、BPNN 4 种机器学习算法,构建冬小麦不同叶位叶片叶绿素含量估算模型,并对模型进行精度评定,结果如表 6 所示。

由表 6 可知,整体上看上 1 叶和上 2 叶估算精度相当,且估算精度最高,上 3 叶和上 4 叶叶绿素估

表 6　基于小波系数的不同叶位叶片叶绿素含量估算模型精度

Tab. 6　Accuracy of estimation model of chlorophyll content at different leaf positions based on wavelet coefficients

叶位	模型	建模			验证		
		R^2	RMSE/(mg·g^{-1})	NRMSE/%	R^2	RMSE/(mg·g^{-1})	NRMSE/%
上 1 叶	PLSR	0.82**	0.20	5	0.75**	0.23	0.06
	SVM	0.81**	0.15	9	0.35*	0.27	0.16
	RF	0.76**	0.20	5	0.71**	0.25	0.07
	BPNN	0.73**	0.21	6	0.89**	0.14	0.04
上 2 叶	PLSR	0.80**	0.21	5	0.77**	0.33	0.08
	SVM	0.64**	0.26	11	0.76**	0.29	0.13
	RF	0.72**	0.26	6	0.78**	0.33	0.08
	BPNN	0.71**	0.25	6	0.82**	0.25	0.07
上 3 叶	PLSR	0.71**	0.23	8	0.62**	0.21	0.08
	SVM	0.64**	0.20	12	0.50**	0.29	0.17
	RF	0.57**	0.25	9	0.48**	0.33	0.11
	BPNN	0.67**	0.24	9	0.74**	0.19	0.07
上 4 叶	PLSR	0.74**	0.29	6	0.70**	0.53	0.11
	SVM	0.68**	0.40	11	0.27*	0.47	0.13
	RF	0.69**	0.34	7	0.57**	0.54	0.12
	BPNN	0.65**	0.39	8	0.69**	0.38	0.07

算精度次之。上 1 叶、上 2 叶、上 3 叶、上 4 叶叶绿素含量估算的最佳模型均为 PLSR，其建模 R^2 分别为 0.82、0.80、0.71 和 0.74，验证 R^2 分别为 0.75、0.77、0.62 和 0.70。

3　讨论

随着作物的生长发育，营养成分会在植物体内发生转移，导致不同叶位叶片的叶绿素含量存在垂直异质性[7]。本文研究也验证了这一点，即叶绿素含量自上而下逐渐降低，且光谱反射率随着作物叶绿素含量的变化，呈现不同的光谱响应特征（图 2、3），整体上表现为不同叶位光谱反射率随叶绿素含量的减少而逐渐降低，其中上 4 叶的光谱反射率差异性更明显。这是因为作物的茎叶是自下而上生长的，因而作物下层叶片会先生长而先衰老，叶绿素含量也会随之减少，而中上部叶片的叶龄接近，因而光谱反射率的差异较小[41]。

本文研究发现将原始光谱采用一阶和二阶微分光谱变换处理后，光谱与不同叶位叶片叶绿素含量的相关性显著增强，相关系数绝对值最高可达 0.73。这主要是因为高光谱数据采集过程中会受光照、大气效应和背景等因素的影响，致使原始光谱存在噪声，影响敏感信息的提取，光谱微分技术能够部分消除环境因素的干扰，有效增强植被的本质特征，这与蒋金豹等[42]的研究结论一致。由于可见光波段和近红外波段对叶绿素含量的变化更加敏感，因而在敏感特征参数的筛选中与不同叶位的叶绿素含量表现出更强的相关性，这与王纪华等[10]的研究结果一致。

为了提高不同叶位叶绿素含量的准确性，本研究分别评估了光谱变换波段、植被指数和小波系数用于估算叶绿素含量的潜力。整体上看，小波系数与叶绿素含量的相关性最强，植被指数次之。综合分析基于不同光谱特征参数的模型精度评定结果可知，上 1 叶、上 2 叶、上 3 叶均为基于小波系数构建的估算模型精度最高，不同叶位叶绿素含量估算模型的建模和验证 R^2 的最大值分别达到 0.82 和 0.77，这与前人研究结论[43-45]一致。这是由于小波变换技术能够通过伸缩平移运算，将光谱信息分解成不同频率的子信息，对光谱信息逐步进行多尺度细化，深度挖掘并提取光谱信号中隐藏的弱信息，有效利用光谱信息的整体结构特征，实现对光谱特征更精确的局部描述和分离[46]。

本研究采用 4 种机器学习算法预测冬小麦不同叶位叶片的叶绿素含量，精度评定结果均显示上 1 叶的预测效果最佳。这与上部叶片对冠层光谱贡献最大，且随着叶位降低，叶片对冠层光谱的贡献逐渐减少有关。该结论与 XIAO 等[47]的研究结论高度吻合。综合分析不同机器学习方法用于不同叶位叶绿素含量估算模型的结果发现，PLSR 表现出最好的预测能力，这是因为 PLSR 在回归建模过程中采用了数据降维、信息综合与筛选技术，能够有效提取对系统有最佳解释能力的新综合成分[37]。

然而，本研究仅讨论和研究了抽穗期冬小麦植株不同叶位叶绿素含量的估算方法，且田间试验区域较小。因而为了更加准确地研究冬小麦的长势状况，未来还需在大田试验中增加供试品种，并针对作物不同生育期进行动态试验验证，以期为开展作物冠层整体动态诊断提供参考。

4　结论

（1）叶绿素含量随叶位的升高而逐渐升高，光谱反射率随着作物叶绿素含量的减少而呈现逐渐降低的趋势。

（2）将原始光谱经过光谱微分变换、小波变换处理或者用于植被指数的构建均可以显著增强光谱反射率与不同叶位叶片叶绿素含量的相关性，整体上看，小波系数与叶绿素含量之间的相关性最强，植被指数次之。

（3）冬小麦上 1 叶、上 2 叶和上 3 叶均采用小波

变换结合 PLSR 的方法构建的叶绿素含量估算模型精度最高,建模和验证 R^2 分别为 0.82 和 0.75、0.80 和 0.77、0.71 和 0.62;上 4 叶采用植被指数结合 SVM 的方法构建的模型估算效果最好,建模和验证 R^2 分别为 0.74 和 0.79。研究可为基于遥感技术精细化监测作物长势及产量奠定基础。

参 考 文 献

[1] 郭建华, 赵春江, 王秀, 等. 作物氮素营养诊断方法的研究现状及进展[J]. 中国土壤与肥料, 2008(4): 10 - 14.
GUO Jianhua, ZHAO Chunjiang, WANG Xiu, et al. Research advancement and status on crop nitrogen nutrition diagnosis[J]. Soil and Fertilizer Sciences in China, 2008(4): 10 - 14. (in Chinese)

[2] 李长春, 施锦锦, 马春艳, 等. 基于小波变换和分数阶微分的冬小麦叶绿素含量估算[J]. 农业机械学报, 2021, 52(8): 172 - 182.
LI Changchun, SHI Jinjin, MA Chunyan, et al. Estimation of chlorophyll content in winter wheat based on wavelet transform and fractional differential[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8): 172 - 182. (in Chinese)

[3] 李哲, 田海清, 王辉, 等. 基于高光谱的甜菜冠层氮素遥感估算研究[J]. 农机化研究, 2016, 38(6): 210 - 214.
LI Zhe, TIAN Haiqing, WANG Hui, et al. Models of estimating sugar beet nitrogen using hyperspectral[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2016, 38(6): 210 - 214. (in Chinese)

[4] 刘露, 彭致功, 张宝忠, 等. 基于高光谱的夏玉米冠层 SPAD 值监测研究[J]. 水土保持学报, 2019, 33(1): 353 - 360.
LIU Lu, PENG Zhigong, ZHANG Baozhong, et al. Monitoring of summer corn canopy SPAD values based on hyperspectrum[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2019, 33(1): 353 - 360. (in Chinese)

[5] 苏伟, 赵晓凤, 孙中平, 等. 基于 Sentinel - 2A 影像的玉米冠层叶绿素含量估算[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(5): 1535 - 1542.
SU Wei, ZHAO Xiaofeng, SUN Zhongping, et al. Estimating the corn canopy chlorophyll content using the Sentinel - 2A image[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(5): 1535 - 1542. (in Chinese)

[6] 尼加提·卡斯木, 师庆东, 王敬哲, 等. 基于高光谱特征和偏最小二乘法的春小麦叶绿素含量估算[J]. 农业工程学报, 2017, 33(22): 216 - 224.
NIJAT Kasim, SHI Qingdong, WANG Jingzhe, et al. Estimation of spring wheat chlorophyll content based on hyperspectral features and PLSR model[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(22): 216 - 224. (in Chinese)

[7] 肖春华, 李少昆, 王克如, 等. 叶片垂直分布对小麦冠层方向光谱响应研究[J]. 中国农业科学, 2008, 41(8): 2271 - 2278.
XIAO Chunhua, LI Shaokun, WANG Keru, et al. Response of canopy direction reflectance spectrum for the wheat vertical leaf distribution[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2008,41(8): 2271 - 2278. (in Chinese)

[8] 罗新宁, 陈冰, 张巨松, 等. 棉花氮素和 SPAD 值叶位分布规律研究[J]. 棉花学报, 2009, 21(5): 427 - 430.
LUO Xinning, CHEN Bing, ZHANG Jusong, et al. Study on the spatial distribution of leaf N content and SPAD value in cotton[J]. Cotton Science, 2009, 21(5): 427 - 430. (in Chinese)

[9] 李岚涛, 盛开, 尹焕丽, 等. 考虑植株氮垂直分布的夏玉米营养诊断敏感位点筛选[J]. 农业工程学报, 2020, 36(6): 56 - 65.
LI Lantao, SHENG Kai, YIN Huanli, et al. Selecting the sensitive position of maize leaves for nitrogen status diagnosis of summer maize by considering vertical nitrogen distribution in plant[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(6): 56 - 65. (in Chinese)

[10] 王纪华, 王之杰, 黄文江, 等. 冬小麦冠层氮素的垂直分布及光谱响应[J]. 遥感学报, 2004, 8(4): 309 - 316.
WANG Jihua, WANG Zhijie, HUANG Wenjiang, et al. The vertical distribution characteristic and spectral response of canopy nitrogen in different layer of winter wheat[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2004, 8(4): 309 - 316. (in Chinese)

[11] 翟丽婷, 魏峰远, 冯海宽, 等. 基于综合指标的冬小麦长势监测[J]. 江苏农业科学, 2020, 48(18): 244 - 249.
ZHAI Liting, WEI Fengyuan, FENG Haikuan, et al. Winter wheat growth monitoring based on comprehensive indicators[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2020, 48(18): 244 - 249. (in Chinese)

[12] 刘明星, 李长春, 李振海, 等. 基于高光谱遥感与 SAFY 模型的冬小麦地上生物量估算[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 192 - 202,220.
LIU Mingxing, LI Changchun, LI Zhenhai, et al. Estimation of dry aerial mass of winter wheat based on coupled hyperspectral remote sensing and SAFY Model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 192 - 202,220. (in Chinese)

[13] 胡琳, 甘淑, 袁希平, 等. 滇中三类典型地表植被的机载高光谱特征分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(10): 3208 - 3213.
HU Lin, GAN Shu, YUAN Xiping, et al. Airborne hyperspectral features of three types of typical surface vegetation in central Yunnan[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(10): 3208 - 3213. (in Chinese)

[14] BRZEZINSKI D W. Fractional order derivative and integral computation with a small number of discrete input values using Grünwald - Letnikov formula[J]. International Journal of Computational Methods, 2020, 17(5): 16.

[15] 李辰, 王延仓, 李旭青, 等. 基于小波技术的冬小麦植株组分含水率估测模型[J]. 农业机械学报, 2021, 52(3): 193 - 201.
LI Chen, WANG Yancang, LI Xuqing, et al. Quantitative inversion of water content of plant components in winter wheat based on wavelet technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(3): 193 - 201. (in Chinese)

[16] 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)

[17] 茹克亚·萨吾提, 阿不都艾尼·阿不里, 尼加提·卡斯木, 等. 基于分数阶微分的春小麦叶绿素含量高光谱估算[J]. 麦类作物学报, 2019, 39(6): 738 – 746.
RUKEYA Sawuti, ABUAINI Abula, NIJATI Kasimu, et al. Spectral estimation of chlorophyll content in spring wheat leaves based on fractional differential[J]. Journal of Triticeae Crops, 2019, 39(6): 738 – 746. (in Chinese)

[18] 魏青, 张宝忠, 魏征, 等. 基于无人机多光谱遥感的冬小麦冠层叶绿素含量估测研究[J]. 麦类作物学报, 2020, 40(3): 365 – 372.
WEI Qing, ZHANG Baozhong, WEI Zheng, et al. Estimation of canopy chlorophyll content in winter wheat by UAV multispectral remote sensing[J]. Journal of Triticeae Crops, 2020, 40(3): 365 – 372. (in Chinese)

[19] OPPELT N, MAUSER W. Hyperspectral monitoring of physiological parameters of wheat during a vegetation period using AVIS data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(1): 145 – 159.

[20] HABOUDANE D, MILLER J R, TREMBLAY N, et al. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(2 – 3): 416 – 426.

[21] HUNT E R, DAUGHTRY C, EITEL J U, et al. Remote sensing leaf chlorophyll content using a visible band index[J]. Agronomy Journal, 2011, 103(4): 1090 – 1099.

[22] JORDAN C F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor[J]. Ecology, 1969, 50(4): 663 – 666.

[23] FERN R R, FOXLEY E A, BRUNO A, et al. Suitability of NDVI and OSAVI as estimators of green biomass and coverage in a semi-arid rangeland[J]. Ecological Indicators, 2018, 94(Pt 1): 16 – 21.

[24] TAKEBE M, YONEYAMA T, INADA K, et al. Spectral reflectance ratio of rice canopy for estimating crop nitrogen status [J]. Plant & Soil, 1990, 122(2): 295 – 297.

[25] FEI S, ADEEL H M, HE Z, et al. Assessment of ensemble learning to predict wheat grain yield based on UAV-multispectral reflectance[J]. Remote Sensing, 2021, 13(12): 2338.

[26] 费鲜芸, 张志国, 卢霞, 等. 麻栎叶片含水率与水分指数关系分析[J]. 林业资源管理, 2010,8(5): 55 – 60.
FEI Xianyun, ZHANG Zhiguo, LU Xia, et al. The relationship between sawtooth oak leave WI and FMC[J]. Forest Resources Management, 2010,8(5): 55 – 60. (in Chinese)

[27] 唐强, 李少昆, 王克如, 等. 基于高光谱反射率的冬小麦生长后期氮素丰度监测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(11): 3061 – 3066.
TANG Qiang, LI Shaokun, WANG Keru, et al. Monitoring canopy nitrogen status in winter wheat of growth anaphase with hyperspectral remote sensing[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(11): 3061 – 3066. (in Chinese)

[28] 孙彩霞, 袁飞, 张玉兰, 等. 基于单叶反射光谱的转基因大麦光合特性分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(1): 204 – 208.
SUN Caixia, YUAN Fei, ZHANG Yulan, et al. Study of photosynthetic characteristics of transgenic barley based on reflectance of single leaf[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(1): 204 – 208. (in Chinese)

[29] KALLEL A, LAURENCE H, CATHERINE O, et al. Fusion of vegetation indices using continuous belief functions and cautious-adaptive combination rule[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(5): 1499 – 1513.

[30] 杨琦, 叶豪, 黄凯, 等. 利用无人机影像构建作物表面模型估测甘蔗 LAI[J]. 农业工程学报, 2017, 33(8): 104 – 111.
YANG Qi, YE Hao, HUANG Kai, et al. Estimation of leaf area index of sugarcane using crop surface model based on UAV image[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(8): 104 – 111. (in Chinese)

[31] 张玲, 陈新平, 贾良良. 基于无人机可见光遥感的夏玉米氮素营养动态诊断参数研究[J]. 植物营养与肥料学报, 2018, 24(1): 261 – 269.
ZHANG Ling, CHEN Xinping, JIA Liangliang. Parameter research of using UAV-based visible spectral analysis technology in dynamical diagnosis of nitrogen status of summer maize[J]. Journal of Plant Nutrition and Fertilizers, 2018, 24(1): 261 – 269. (in Chinese)

[32] TAMAYO A B, GARON S, SAJOTO T, et al. Cationic bis-cyclometalated iridium(Ⅲ) diimine complexes and their use in efficient blue, green, and red electroluminescent devices[J]. Inorganic Chemistry, 2005, 44(24): 8723 – 8732.

[33] EVENSON D, JOST L, GANDOUR D, et al. Comparative sperm chromatin structure assay measurements on epiillumination and orthogonal axes flow cytometers[J]. Cytometry Part A, 2010, 19(4): 295 – 303.

[34] 孙国祥, 汪小旦, 闫婷婷, 等. 基于机器视觉的植物群体生长参数反演方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(20): 187 – 195.
SUN Guoxiang, WANG Xiaochan, YAN Tingting, et al. Inversion method of flora growth parameters based on machine vision [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(20): 187 – 195. (in Chinese)

[35] LEE M K, GOLZARIANOL M R, KIM I. A new color index for vegetation segmentation and classification[J]. Precision Agriculture, 2020, 22: 179 – 204.

[36] 夏莎莎, 张聪, 李佳珍, 等. 基于手机相机获取冬小麦冠层数字图像的氮素诊断与推荐施肥研究[J]. 中国生态农业学报, 2018, 26(4): 538 – 546.
XIA Shasha, ZHANG Cong, LI Jiazhen, et al. Study on nitrogen nutrition diagnosis and fertilization recommendation of winter wheat using canopy digital images from cellphone camera[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2018, 26(4): 538 – 546. (in Chinese)

(下转第 358 页)