

激光与光电子学进展

基于冠层光谱特征的长绒棉叶绿素含量估算

安赛日丁·艾尔肯^{1,2,3}, 买买提·沙吾提^{1,2,3*}, 李金朝^{1,2,3}

¹新疆大学资源与环境科学学院, 新疆 乌鲁木齐 830046;

²绿洲生态教育部重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830046;

³新疆智慧城市与环境建模普通高校重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830046

摘要 探索了利用高光谱技术估算长绒棉叶片叶绿素含量的可行性,并野外测定了长绒棉的光谱数据和叶绿素含量,对光谱数据进行一阶微分和包络线去除处理,然后构建了4种常见的植被指数与3种优化光谱指数。根据相关性分析,利用支持向量机(SVM)回归模型估算长绒棉叶片叶绿素含量。结果表明,在530~560 nm、700~750 nm波段范围内,叶绿素含量与光谱反射率呈负相关,一阶微分光谱相关性通过0.01显著性水平检验波段数最多;基于一阶微分建立SVM估算长绒棉叶绿素含量模型,决定系数达到了0.72,均方根误差和相对误差分别为1.99、0.72,其预测精度高于植被指数和优化光谱指数构建的SVM模型。该研究结果可为快速检测长绒棉叶绿素含量提供参考。

关键词 光谱学; 长绒棉; 叶绿素含量; 支持向量机; 高光谱估算模型

中图分类号 O433.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0530001

Estimation of Chlorophyll Content of Long-Staple Cotton Based on Canopy Spectrum Characteristics

Arkin Ansardin^{1,2,3}, Sawut Mamat^{1,2,3*}, Li Jinzhao^{1,2,3}

¹College of Resources and Environmental Science, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China;

²Key Laboratory of Oasis Ecology of Ministry of Education, Urumqi, Xinjiang 830046, China;

³Key Laboratory for Wisdom City and Environmental Modeling, Urumqi, Xinjiang 830046, China

Abstract This work explores the feasibility of using hyperspectral technology to estimate the chlorophyll content of long-staple cotton leaves. The spectral data and chlorophyll content of long-staple cotton were measured from field observations; original spectral data were transformed to first-order differential and continuum-removed spectra, and then four common vegetation indices and three optimized spectral indices were calculated. According to correlation analysis, we used the support vector machines (SVM) regression model to estimate the chlorophyll content of long-staple cotton leaves. The results show that the chlorophyll content is negatively correlated with spectral reflectance in the ranges of 530–560 nm and 700–750 nm, and the correlation of the first-order differential spectra passed the 0.01 significance level test. Based on the first-order differential, an SVM model was established to estimate the chlorophyll content of long-staple cotton. The coefficient of determination reached 0.72, the root mean squared error and relative error were 1.99 and 0.72, respectively. This study demonstrates that the prediction accuracy is higher than SVM model constructed by the vegetation index and optimized spectral index. The results of this study can provide a reference for the rapid detection of chlorophyll content in long-staple cotton.

Key words spectroscopy; long-staple cotton; chlorophyll content; support vector machine; hyperspectral estimation model

收稿日期: 2021-04-20; 修回日期: 2021-05-15; 录用日期: 2021-05-27

基金项目: 新疆维吾尔自治区自然科学基金(2021D01C055)

通信作者: *korxat@xju.edu.cn

1 引言

叶绿素为植物进行光合作用提供能量,影响植物与外界环境的物质和能量交换,是影响植物光谱特征的因素之一^[1],反映了植被的健康状况。与利用化学方法估算植被叶绿素含量相比,高光谱遥感具备着高效率、廉价、无损害的优点,成为了测定植被叶绿素含量以及其他生长生理参数^[2-7]的有力手段。在早期的国外研究中,Krockover等^[8]通过测定植物叶绿素含量和冠层光谱反射率,证明两者之间存在相关性,Pinter等^[9]发现700 nm(红谷)波段范围内的反射率可与叶绿素形成较好的响应,这为利用高光谱遥感技术反演植被叶绿素奠定了理论基础。随后研究者们通过对原始光谱进行数学变换^[10]、求导^[11]、构建植被指数^[12]、选取红边特征参量^[13]等光谱重建技术来估算叶绿素含量。之后国内研究者也陆续展开了对棉花叶绿素含量的估算研究,例如,陈燕等^[14]以陆地棉为研究对象,通过对原始光谱求一阶微分发现729 nm处反射率与棉花叶片叶绿素含量显著相关,以此波段建立的估算模型,精度达到了84.3%。依尔夏提·阿不来提等^[15]对陆地棉光谱数据进行常见的数学变换,分析了光谱与棉花叶绿素含量间的相关性,建立了两种估算模型[反向传播(BP)神经网络和偏最小二乘回归(PLSR)],以预测棉花叶片叶绿素含量,结果表明PLSR模型的估算精度比BP神经网络模型高。楚万林^[16]以光谱特征变量作为手段,研究陆地棉叶绿素含量以及生长信息,结果显示以一阶微分为基础建立的光谱特征变量估算模型效

果最佳。田敏等^[17]利用植被指数、光谱特征参量来反演陆地棉叶片叶绿素含量,结果表明,利用红边最大一阶微分值估算叶绿素含量,可以得到理想的预测精度。上述利用高光谱估算棉花叶绿素含量的研究中,大部分以陆地棉为研究对象,对长绒棉的光谱特征以及估算方法鲜有提及。由于长绒棉与陆地棉对养分的需求不完全相同^[18],导致棉花光谱特征存在差异,估算方法的通用性和稳定性有待进一步提高。而支持向量机(SVM)非线性映射精度高,自身具备结构风险化最小原则,可避免反演过拟合,且少量样本模型反演上具有较强的解决优势,被广泛应用于植被参数反演^[19-21]。因此,本文利用高光谱数据反演长绒棉叶绿素含量,对长绒棉叶片光谱反射率和叶绿素含量进行测定,通过叶绿素含量与光谱之间的相关性关系,采用SVM回归模型构建估算方法,达到高精度测算长绒棉叶片叶绿素含量的目的。

2 材料与方法

2.1 研究区概况

研究区位于新疆维吾尔自治区库车县。该区域属暖温带大陆性干旱气候,年平均气温为10.6℃,年降水量为73.3 mm。于2018年在库车县的乌尊镇农用棉田进行实验,棉田总面积为12000 m²,棉花实验的品种是长绒棉,按照行距为70 cm,株距为10 cm的地膜覆盖垄种进行种植,棉田的合理施肥和栽培管理,按照当地专业人士要求正常进行。共设计了60个采样区,实验区位置和采样区分布情况如图1所示。

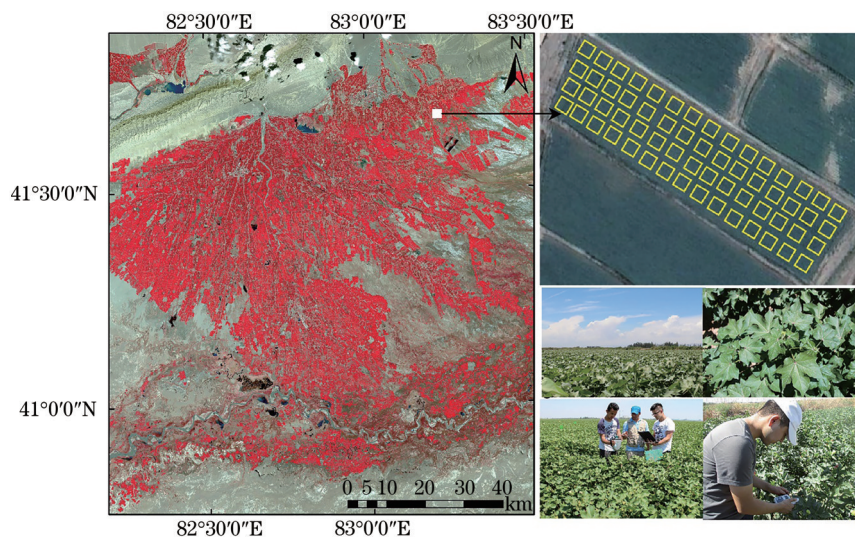


图1 研究区示意图以及采样区分布情况

Fig. 1 Study area diagram and sampling area distribution

2.2 棉花冠层叶绿素含量的测定

由于叶片叶绿素含量可以用叶绿素计 (SPAD-502Plus, Konica Minolta, 日本) 测量获得的叶片 SPAD 值来代替^[22], 并且已被广泛认可, 因此, 本研究选用叶绿素计 (SPAD-502Plus) 采集叶绿素含量。另外, 由于棉花全生育期中对光合速率贡献最大的是花铃期, 光合速率的大小对产量有一定的影响^[23]; 并且花铃期棉花植株在营养和生殖方面的生长比较完善, 棉花冠层密闭, 适合作为棉花叶绿素估计的关键时期, 因此本研究采集花铃期叶片数据进行研究。2018 年 8 月 5~9 日测定长绒棉冠层叶片叶绿素含量, 在图 1 所示的采样区内选取均匀分布的 6 个点测量 SPAD 值, 并计算平均值作为该点的 SPAD 值。

2.3 光谱数据的测定与处理

使用 ASD FieldSpecHandHeld 便携式光谱仪, 选择天气晴朗、无风无云的日子, 对长绒棉叶片进行光谱数据的测定。光谱测定时间与叶绿素含量测定时间同步, 测量位置与叶绿素含量测定位置保持一致。测量时间为北京时间 11:30—15:30, 测定波长范围是 325~1075 nm。测定前要对光谱仪优化, 进行白板校正。测定过程中光谱仪探头距离棉花冠层叶片 25 cm 的上空垂直向下放置, 视场角为 25°, 扫描时间不少于 8 s; 在测量过程中, 为保证测量精度, 对每一个监测点, 利用仪器自带的白板, 每测三次进行一次校正, 每个监测点总共测六次。最终的反射率是在 Viewspec PRO 软件里对每个监测点 6 条曲线计算平均值得到。

为使光谱曲线的特征信息突出、避免噪声、光照条件的影响, 得到精确的光谱信息^[24-25], 在前人的研究基础上对光谱反射率分别进行了求一阶微分和去除包络线^[26-27]处理。另外, 植被指数 (VI) 可以在一定条件下定量说明植被的生长状况, 有效地反映植被在可见光、近红外波段反射与土壤背景之间的差异, 具有增强植被信息的优点, 因此构建了 4 种常用反演叶绿素含量且与叶绿素相关性较好的 VI。同样, 为了充分利用高光谱的信息量丰富、分辨率高、波段数多等优势^[28], 利用原始光谱数据计算 325~1075 nm 波段范围, 构建所有可能两两组建的 3 种优化光谱指数 (OSI), 分别是优化比值光谱指数 (RSI)、优化差值光谱指数 (DSI) 和优化归一化差值光谱指数 (NDSI)。以上指数计算公式, 如表 1 所示。

表 1 指数计算公式

Table 1 Index calculation formulas

Index type	Formula	Reference
VI	$S_{SR} = R_{750} / R_{710}$	[29]
	$N_{NDVI} = (R_{750} - R_{705}) / (R_{750} + R_{705})$	[30]
	$M_{MTCI} = (R_{750} - R_{710}) / (R_{710} - R_{680})$	[31]
	$C_{CARI} = [(R_{700} - R_{670}) - 0.2 \times (R_{700} - R_{550})]$	[32]
OSI	$R_{RSI}(\lambda_1, \lambda_2) = R_{\lambda_1} / R_{\lambda_2}$	[33]
	$D_{DSI}(\lambda_1, \lambda_2) = R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2}$	
	$N_{NDSI}(\lambda_1, \lambda_2) = (R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2}) / (R_{\lambda_1} + R_{\lambda_2})$	

(Note: R_{750} , R_{710} , R_{705} , R_{680} , R_{670} , and R_{550} represent the spectral reflectance at the wavelength of 750 nm, 710 nm, 705 nm, 680 nm, 670 nm, and 550 nm, respectively. λ_1 and λ_2 denote spectral band; R_{λ_1} and R_{λ_2} represent reflectance of spectrum band)

2.4 模型建立与验证

由于 SVM 可有效解决收敛到局部极限值问题, 理论上二次规划寻优可以达到全局最优解^[34], 在线性和非线性回归问题上, 被广泛应用于作物参数估算^[35]。因此本文构建 SVM 回归模型用以下 3 种方法: 1) 采用数学变换在原始光谱 (R)、一阶微分 (R')、包络线 (R_{cr}) 中选取 10 个敏感波段作为输入自变量建立 SVM 模型; 2) 以不同数学变换 (R , R' , R_{cr}) 为基础构建的 4 个植被指数 [比值植被指数 (SR)、归一化植被指数 (NDVI)、陆地叶绿素指数 (MTCI)、叶绿素吸收反射率指数 (CARI)] 作为输入自变量建立模型, 记为 R_1 、 R'_1 、 R_{cr1} ; 3) 3 种优化光谱指数 (DSI, NDSI, RSI) 每个输入 5 个自变量建立模型。均以叶绿素含量作为因变量, 建模集 37 个样本, 验证集 23 个样本。

模型评价分别计算决定系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE, R_{RMSE}) 和相对误差 (RE, R_{RE}), R_{RMSE} 和 R_{RE} 越小, 说明模型的误差小, R^2 越接近于 1, 说明模型的稳定性越好,

$$R_{RE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \times 100\%, \quad (1)$$

$$R_{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}}, \quad (2)$$

式中: n 为样本数; i 为样本序号; \hat{y}_i 为预测值; y_i 为实测值。

3 结果与分析

3.1 长绒棉叶片叶绿素含量统计

由图 2 可以看出,建模集样本叶绿素含量平均值为 57.45,比总样本平均值高了 0.73,验证集的平均值为 55.54,这比总样本平均值低了 1.18。建模

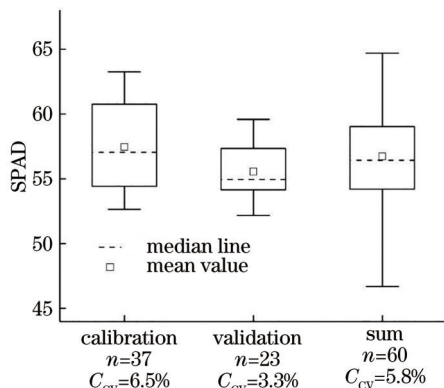


图 2 棉花叶片叶绿素含量统计

Fig. 2 Statistics of chlorophyll content in cotton leaves

集、验证集、总样本均值都在中位线以上,三个变异系数(CV, C_{cv})都小于 10%,数据变异性较小。

3.2 长绒棉叶片光谱特征

图 3 表示不同叶绿素含量的长绒棉叶片原始光谱曲线,可以看出变化趋势基本相似。反射率在 325~400 nm 迅速下降,400 nm 处形成一个吸收谷,从 400~450 nm 开始上升,450~530 nm 内反射率保持平稳,未出现波动。550 nm 出现了一个小的反射峰,550 nm 之后开始下降,直至 700 nm 的吸收谷,700~770 nm 反射率急剧增高,形成一个陡坡。770~940 nm 内反射率又一次保持平稳,940 nm 处反射率逐渐下降,至 975 nm 又开始上升。长绒棉叶片光谱特征与叶绿素含量有明显相关关系的波段集中在 530~600 nm 内的小波峰,在此波段范围内随着叶绿素含量的增加,光谱反射率逐渐降低,呈负相关。

对原始光谱进行数学变换后的反射率变化如图 4 所示。图中灰色面积表示整个样本,黑色曲线

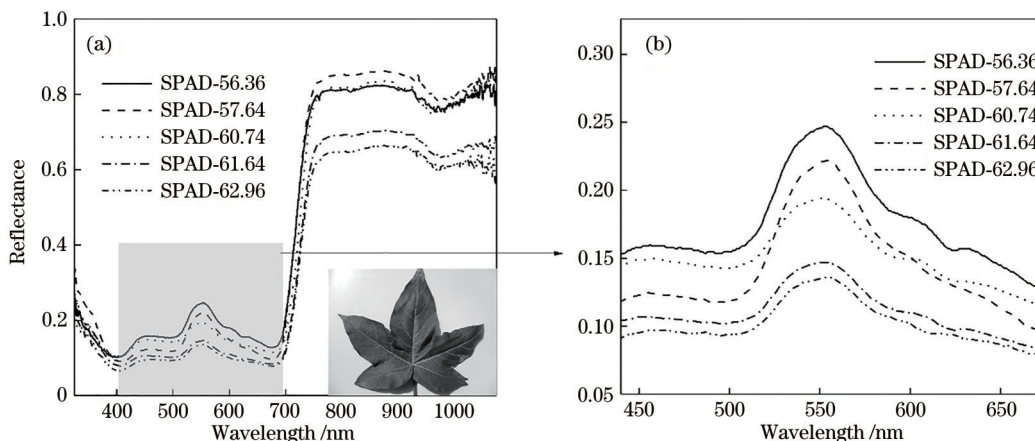


图 3 棉花叶片光谱特征。(a)不同叶绿素含量长绒棉光谱反射率;(b)可见光范围内不同叶绿素含量光谱反射率

Fig. 3 Spectral characteristics of cotton leaves. (a) Spectral reflectance of long-staple cotton with different chlorophyll contents; (b) spectral reflectance of different chlorophyll contents in the visible light range

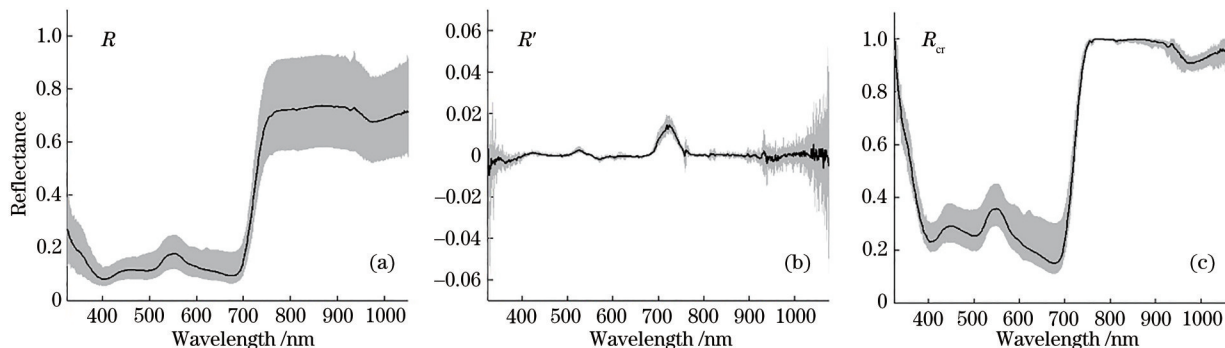


图 4 数学变换后的光谱变化规律。(a) R ; (b) R' ; (c) R_{cr}

Fig. 4 Changes of spectrum after mathematical transformation. (a) R ; (b) R' ; (c) R_{cr}

线表示光谱均值。一阶微分光谱仅在 680~760 nm 有了反射,剩下的波段反射率几乎为 0。而包络线光谱大致趋势与原始光谱保持了一致,整个波段的反射率比原始光谱反射率有了明显的提高,其中 400 nm 之前的紫外线光谱反射率变化得最明显。

3.3 棉花叶绿素含量和光谱数据的相关性分析

为了准确找到敏感波段的位置,对长绒棉叶绿素含量和光谱数据进行了相关性分析,以及 0.05、0.01 水平下的显著性检验,如图 5 所示(图中横线代表概率 $P \leq 0.01$,虚线代表概率 $P \leq 0.05$)。从图 5 中可知,原始光谱 (R) 在 534~566 nm、700~741 nm、930~971 nm 三个波段范围内,一阶微分光谱 (R') 在 508~537 nm、560~601 nm、680~718 nm 三个波段范围内,包络线光谱 (R_{cr}) 在 709~740 nm、

760~765 nm、813~837 nm、931~937 nm 范围内都通过了 0.01 显著水平检验。为了进一步明确叶绿素含量与光谱相关性关系,分别在原始光谱、一阶微分、包络线去除选取相关系数最高的 10 个波段进行统计,结果见表 2。由表 2 可知,原始光谱敏感波段集中在 712~721 nm,属于红光波段范围,相关系数均值为 0.43。一阶微分敏感波段在 520 nm 和 690 nm 左右,属于绿光和红光波段范围,相关系数均值为 0.54,与原始光谱相比,敏感波段位置左移,相关系数均值提高 25%。而包络线去除的敏感波段分布在 760 nm 和 830 nm 左右,属于红外波段范围,相关系数均值为 0.47,与原始光谱相比,敏感波段位置右移,相关系数均值提高 9%。从分析中可以看出,经过处理后的光谱相关系数有了一定的提高。

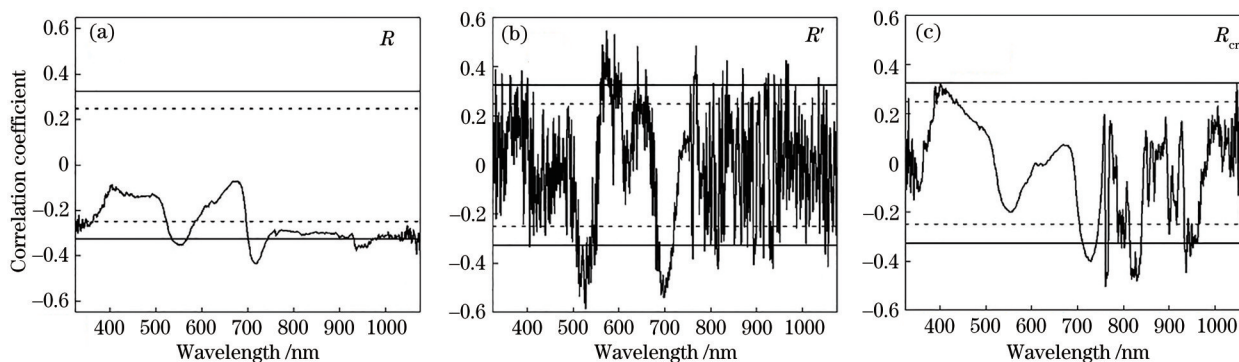


图 5 叶绿素含量与反射率之间的相关性。(a) R ; (b) R' ; (c) R_{cr}

Fig. 5 Correlation between chlorophyll contents and reflectances. (a) R ; (b) R' ; (c) R_{cr}

表 2 棉光谱特征波段与相关系数统计表

Table 2 Cotton spectral characteristic bands and correlation coefficients

Algorithm	Characteristic band /nm	Correlation coefficient	Mean
R	712, 713, 714, 715, 716,	-0.43, 0.43, -0.43, -0.43, -0.43,	0.43
	717, 718, 719, 720, 721	-0.43, -0.43, -0.43, -0.43, -0.43	
R'	513, 524, 527, 572, 589,	-0.53, -0.56, -0.58, 0.55, 0.53,	0.54
	691, 692, 697, 698, 699	-0.53, -0.51, -0.54, -0.54, -0.53	
R_{cr}	761, 762, 763, 764, 817,	-0.50, -0.49, -0.46, -0.46, -0.47,	0.47
	818, 823, 829, 830, 831	-0.47, -0.46, -0.48, -0.47, -0.46	

在 400~1000 nm 的可见光和近红外光谱波段范围,可以与植被叶片叶绿素形成较好的响应关系^[36],因此本研究主要选择构建此波段范围内的植被指数并且进行相关性分析。长绒棉叶片叶绿素含量与植被指数相关性如表 3 所示(表中“**”代表 $P < 0.01$,“*”代表 $P < 0.05$),原始光谱和包络线去除基础上建立的 NDVI 仅通过了 0.05 显著水平检验,其他所有植被指数均通过了 0.01 显著水平检验。一阶微分相关

表 3 植被指数与叶绿素含量相关性

Table 3 Correlation coefficients between vegetation index and chlorophyll content

Vegetation index	R	R'	R_{cr}
SR	0.35**	0.41**	0.35**
NDVI	0.27*	0.46**	0.28*
MTCI	0.49**	0.46**	0.49**
CARI	-0.52**	-0.51**	-0.42**

系数最大的植被指数是 CARI, 相关系数为 -0.51。包络线去除相关系数最大的植被指数是 MTCI (0.49), 总的来看相关系数最大的植被指数类型是原始光谱基础上建立的 CARI, 相关系数高达了 -0.52。

长绒棉叶片叶绿素含量与优化光谱指数相关性如图 6 所示。由图 6 可知, DSI 光谱指数与 NDSI、RSI 相比, 跟叶绿素含量呈现出较大相关性。为了

进一步明确叶绿素含量与优化光谱指数之间的相关关系, 三种优化光谱指数每个都选取了 10 个相关系数最高的波段, 两两代入公式计算得出 5 个对应相关系数, 结果如表 4 所示。对表 4 进行分析可知, DSI 在可见光波段范围内与叶绿素含量的相关系数平均值达到了 0.75, 高于 RSI 与 NDSI 的相关性, 进一步验证了图 6 的分析结果。

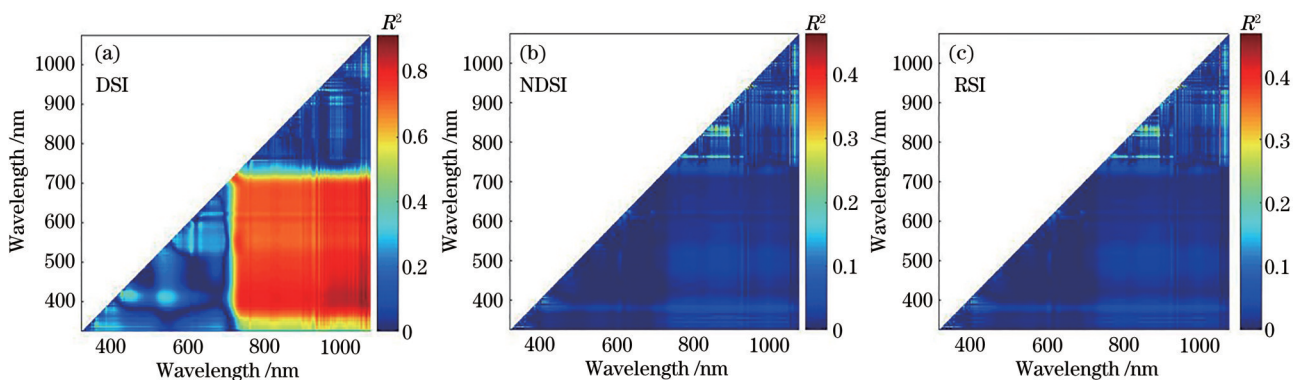


图 6 优化光谱指数。(a) DSI; (b) NDSI; (c) RSI

Fig. 6 Optimized spectral indices. (a) DSI; (b) NDSI; (c) RSI

表 4 优化光谱指数与叶绿素含量的相关性

Table 4 Correlation between chlorophyll contents and optimal spectral indices

Optimized spectral index	Band combination	Correlation coefficient	Mean
RSI	942 945, 941 947,	0.48, 0.43,	0.422
	950 956, 1028 1051,	0.42, 0.39,	
	928 1051	0.39	
DSI	716 719, 693 936,	0.77, 0.76,	0.75
	565 738, 610 740,	0.75, 0.74,	
	636 741	0.73	
NDSI	941 952, 941 947,	0.46, 0.43,	0.418
	956 950, 928 1051,	0.42, 0.39,	
	1028 1051	0.38	

3.4 模型结果与分析

由于 SVM 回归模型不同核函数的估算效果有差异^[21], 因此利用三种不同光谱预处理和三种核函数, 建立 SVM 回归模型估算长绒棉叶绿素含量并进行比较, 其结果如图 7 所示。总体来看, 径向基函数 (RBF) 模型精度最佳, 其次是线性 (linear) 模型, sigmoid 核函数模型效果最差。

如表 5 所示, 基于一阶微分 RBF 核函数模型对长绒棉叶片叶绿素含量的反演效果最优, 建模集 R^2 为 0.72, R_{RMSE} 为 1.99, R_{RE} 为 0.72。一阶微分验证集 R^2 比建模集 R^2 提高 16%, R_{RMSE} 和 R_{RE} 也分别降低 64%、80%, 表明基于一阶微分建立的模型稳定

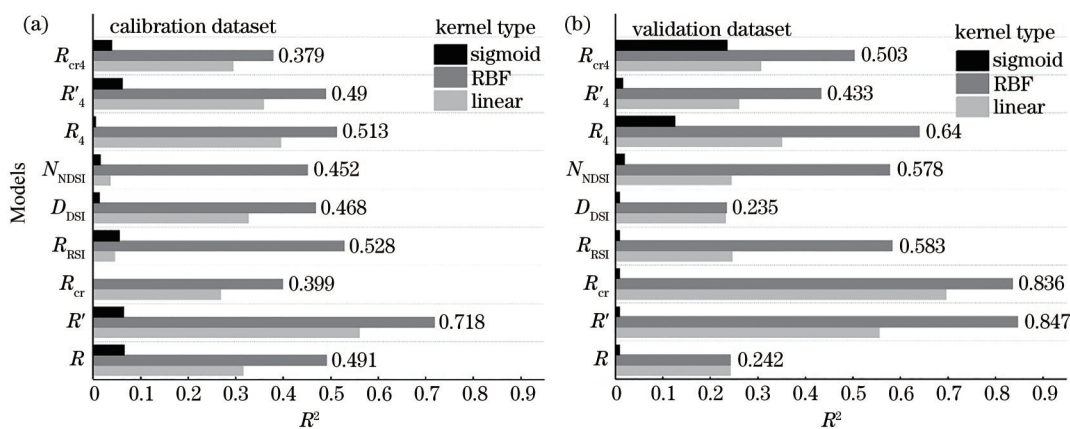


图 7 利用不同 SVM 核函数估算 SPAD 的 R^2 。(a) 校准数据集; (b) 验证数据集

Fig. 7 Estimation R^2 of SPAD using different SVM kernels. (a) Calibration dataset; (b) validation dataset

表 5 SVM 回归模型 RBF 核类型建模结果比较

Table 5 Comparison of modeling results of SVM regression model RBF kernel type

Model	Item	Calibration			Validation		
		R^2	R_{RMSE}	R_{RE}	R^2	R_{RMSE}	R_{RE}
Algorithm	R	0.41	2.88	1.26	0.29	1.53	0.43
	R'	0.72	1.99	0.72	0.84	0.72	0.14
	R_{cr}	0.39	2.91	1.1	0.83	0.69	0.16
VI	R_4	0.51	2.61	1.1	0.64	1.11	0.31
	R'_4	0.49	2.74	1.18	0.43	1.37	0.39
	R_{cr4}	0.38	2.96	1.36	0.50	1.29	0.35
OSI	D_{DSI}	0.49	3.02	1.34	0.23	1.6	0.52
	N_{NDSI}	0.45	2.82	1.09	0.58	1.19	0.25
	R_{RSI}	0.53	2.62	0.99	0.58	1.18	0.24

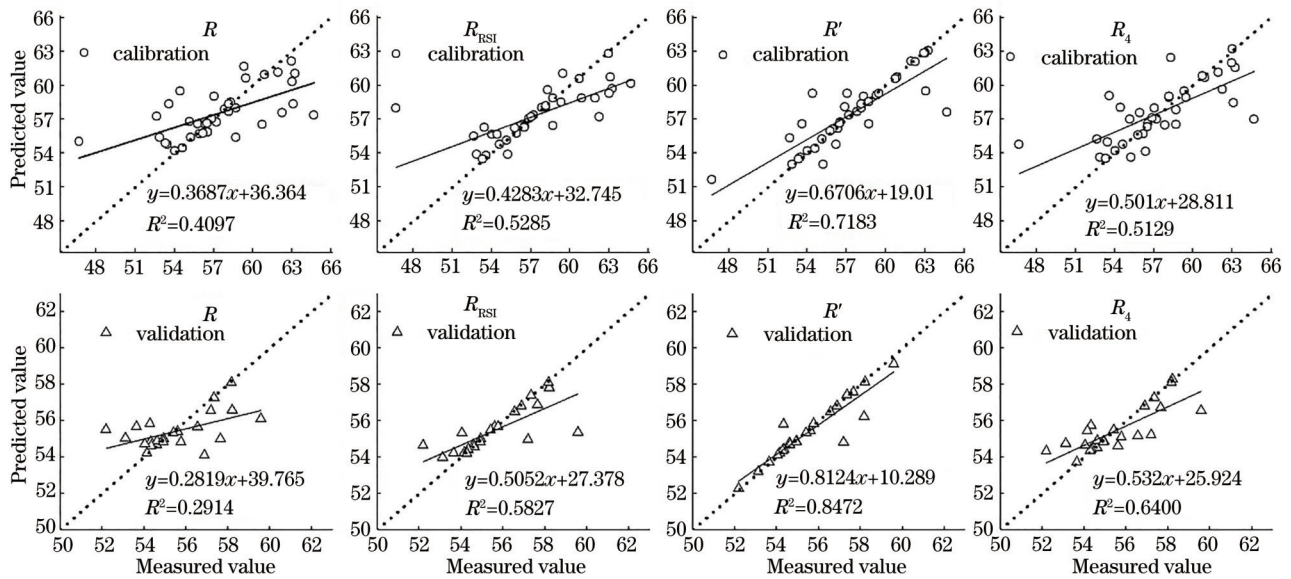


图 8 SVM 回归模型对实测值和预测值的拟合分析结果图

Fig. 8 SVM regression model's fitting analysis result diagrams of measured and predicted values

4 讨 论

本研究以长绒棉叶绿素含量为研究对象,通过获取长绒棉的冠层光谱和叶片叶绿素含量数据,利用不同数据变换、植被指数、优化光谱指数,构建基于 SVM 算法的长绒棉叶绿素反演模型,其结果不仅进一步加深了对长绒棉光谱特征的理解,又丰富了棉花叶绿素含量的反演方法。研究结果表明,在绿光波段(530~560 nm)、红光波段(700~750 nm)范围内,长绒棉叶片叶绿素含量与光谱反射率呈现负相关,这结果与姚霞等^[37]对棉花叶片色素含量相关性研究得出的结论一致。同时,利用一阶微分构建的 SVM 回归模型来估算叶绿素含量的精度效果较好, R^2 达到了 0.72,这是因为对光谱进行微分处理在一定程度上消除了外部环境的噪声,使提取到

性较强。

表 5 为不同光谱预处理条件下建立的 SVM 回归模型评价参数。除了一阶微分以外,模型决定系数 R^2 大于 0.5 的有 R_4 、 R_{RSI} ,为了更直观地与原始光谱模型比较,制作建模集与验证集的预测值和实测值拟合分析图(图 8)。结果表明,一阶微分、原始光谱四类植被指数(R_4)、优化差值光谱指数(R_{RSI})建模样本点和验证样本点均匀地分布在 1:1 直线的两侧,说明建模效果均比原始光谱优秀,其中以一阶微分为最佳。

的棉花光谱信息更加精确,表明 SVM 模型可以实现长绒棉一阶微分光谱信息精准估计叶绿素含量。这一结果与吕杰^[38]、刘朝相^[39]利用 SVM 模型估算叶绿素时,发现一阶微分光谱与叶绿素含量建立估算模型精度较高等结论基本一致。

此外,本文尝试用多个植被指数(SR、NDVI、MTCI、CARI)和优化光谱指数(DSI、NDSI、RSI)来构建 SVM 模型估算长绒棉叶绿素含量,虽然一定程度上丰富了光谱数据处理方法,且相比采用原始光谱估计叶绿素含量有一定提高,但是模型预测提高效果并不明显。张卓然等^[40]利用 SVM 模型估算棉花叶绿素含量时,发现 4 个植被指数作为自变量建立的模型精度高于利用原始光谱估算的精度,而利用 8 个植被指数作为自变量建立的模型精度比 4 个植被指模型精度更高。类似的研究有董羊城

等^[41]、王恺宁等^[42]同样利用多植被指数组合的方法建立 SVM 估算模型来估计植被生理生化参数,得出估算能力较好的结论。由此可见,多植被指数组合可以实现信息互补,并且结合 SVM 模型估算生理生化参数是可行的。至于本研究中的 4 个植被指数组合模型预测效果提高不明显,原因有可能是棉花品种的不同,目标物所具备的物理特性产生的干扰等因素引起,也有可能是利用植被指数构建估算模型时,作为输入自变量而选取的光谱特征数比以往的研究较少。而本文使用的优化光谱指数估算模型预测精度不佳的原因,可能是选择的光谱指数波段位置普适性较差,也可能与光谱指数本身性质有关。与多植被指数组合一样,输入自变量数目少也有可能是造成这个结果的原因之一。因此在今后的高光谱反演研究中估算模型输入自变量的数目、光谱特征波段的位置选择、光谱指数普适性分析等将会是深入开展研究的内容。

本研究中 SVM 模型反演长绒棉叶绿素含量,方法简单,结果有效可靠。不过,近年来发展的随机森林(RF)、深度森林(DF)等机器学习方法,在水稻、玉米等作物氮、磷、叶绿素含量估算中表现优异。但是这些深度学习方法需要大量的训练和验证样本,模型难以诠释,所提取出的数据特征较为抽象。在遥感领域利用高光谱技术估计叶绿素研究方面,很多学者认为 SVM 估算能力优于统计回归模型^[43-44];另外也有研究比较多种机器学习算法估算叶绿素的能力,得到 SVM 预测精度较高的结果^[45-46]。本研究利用 SVM 实现长绒棉叶绿素与光谱信息之间的非线性映射,为利用高光谱遥感数据估算棉花叶绿素提供了更多方法上的选择。

5 结 论

本研究得出的结论如下:在绿光波段(530~560 nm)、红光波段(700~750 nm)范围内,叶片反射率会随着叶绿素含量的增加而降低,呈负相关关系($P \leq 0.01$)。

原始光谱、一阶微分、包络线去除,这三种光谱数据中一阶微分与长绒棉叶片叶绿素含量相关性最显著。四种植被指数(SR、NDVI、MTCI、CARI)中,原始光谱基础上建立的 CARI 与长绒棉叶片叶绿素含量的相关性最高。三种优化光谱指数(DSI、NDSI、RSI)中,与长绒棉叶片叶绿素含量的相关性最显著的是优化差值光谱指数。

利用 SVM 三种核函数建立估算模型时,与线性核函数、sigmoid 核函数相比, RBF 核函数模型较为适合估算长绒棉叶片叶绿素含量。基于一阶微分建立的模型,估算能力最好, R^2 为 0.72, R_{RMSE} 和 R_{RE} 分别是 1.99、0.72, 可以作为定量估算长绒棉叶片叶绿素的可靠模型。

参 考 文 献

- [1] Wang Q, Yi Q X, Bao A M, et al. Estimating chlorophyll density of cotton canopy by hyperspectral reflectance[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(15): 125-132.
王强, 易秋香, 包安明, 等. 基于高光谱反射率的棉花冠层叶绿素密度估算[J]. 农业工程学报, 2012, 28(15): 125-132.
- [2] Wang D W, Huang C Y, Zhang W, et al. Relationships analysis between cotton chlorophyll content, chlorophyll density and hyperspectral data [J]. Cotton Science, 2008, 20(5): 368-371.
王登伟, 黄春燕, 张伟, 等. 高光谱数据与棉花叶绿素含量和叶绿素密度的相关分析[J]. 棉花学报, 2008, 20(5): 368-371.
- [3] Xu D Q, Liu X L, Wang W, et al. Hyper-spectral characteristics and estimation model of leaf chlorophyll content in cotton under waterlogging stress[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2017, 28(10): 3289-3296.
徐道青, 刘小玲, 王维, 等. 淹水胁迫下棉花叶片高光谱特征及叶绿素含量估算模型[J]. 应用生态学报, 2017, 28(10): 3289-3296.
- [4] Hong S, Zhang Z, Zhang L F, et al. Hyperspectral estimation model of chlorophyll content in cotton canopy leaves under drip irrigation at different growth stages[J]. Cotton Science, 2019, 31(2): 138-146.
洪帅, 张泽, 张立福, 等. 滴灌棉花不同生育时期冠层叶片叶绿素含量的高光谱估测模型[J]. 棉花学报, 2019, 31(2): 138-146.
- [5] Wu Q X, Li J B, Zhu J Q, et al. Hyperspectral models for estimating SPAD value of cotton leaves under waterlogging stress[J]. Cotton Science, 2017, 29(6): 579-588.
吴启侠, 李晋波, 朱建强, 等. 淹水胁迫下棉花叶片 SPAD 高光谱估算模型研究[J]. 棉花学报, 2017, 29(6): 579-588.
- [6] Liu J D, Cao W B, Ma R. Study on remote sensing estimation models about LAI of cotton[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2008, 41(12): 4301-4306.
刘姣娣, 曹卫彬, 马蓉. 棉花叶面积指数的遥感估算

- 模型研究[J]. 中国农业科学, 2008, 41(12): 4301-4306.
- [7] Ma Y C, Liu H, Chen Z F, et al. Canopy equivalent water thickness estimation of cotton based on hyperspectral index[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2019, 52(24): 4470-4483.
马岩川, 刘浩, 陈智芳, 等. 基于高光谱指数的棉花冠层等效水厚度估算[J]. 中国农业科学, 2019, 52(24): 4470-4483.
- [8] Krockover G H, Odden T D. Remote sensing simulation activities for earthlings[J]. *Science Teacher*, 1977, 44(4): 42-43.
- [9] Pinter P J, Jackson R D, Idso S B, et al. Diurnal patterns of wheat spectral reflectances[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1983, 21(2): 156-163.
- [10] 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.
- [11] Horler D N H, Dockray M, Barber J. The red edge of plant leaf reflectance[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1983, 4(2): 273-288.
- [12] Gitelson A A, Gritz Y, Merzlyak M N. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves[J]. *Journal of Plant Physiology*, 2003, 160(3): 271-282.
- [13] Darvishzadeh R, Skidmore A, Schlerf M, et al. LAI and chlorophyll estimation for a heterogeneous grassland using hyperspectral measurements[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2008, 63(4): 409-426.
- [14] Chen Y, Huang C Y, Wang D W, et al. Estimation of cotton chlorophyll density in north Xinjiang by using high spectral data[J]. *Xinjiang Agricultural Sciences*, 2006, 43(6): 451-454.
陈燕, 黄春燕, 王登伟, 等. 北疆棉花叶绿素密度的高光谱估算研究[J]. 新疆农业科学, 2006, 43(6): 451-454.
- [15] Ershat A, Mamat S, Baidengsha M, et al. Estimation of leaf chlorophyll content in cotton based on the random forest approach[J]. *Acta Agronomica Sinica*, 2019, 45(1): 81-90.
依尔夏提·阿不来提, 买买提·沙吾提, 白灯莎·买买提艾力, 等. 基于随机森林法的棉花叶片叶绿素含量估算[J]. 作物学报, 2019, 45(1): 81-90.
- [16] Chu W L. Study on simulation model of cotton grow information based on hyperspectral data[D]. Yangling: Northwest A & F University, 2015.
楚万林. 基于高光谱数据的棉花生长信息模型模拟研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2015.
- [17] Tian M, Zhou J, Zhang Z, et al. Estimation of cotton chlorophyll content based on hyperspectral vegetation index[J]. *Jiangsu Agricultural Sciences*, 2017, 45(2): 216-219.
田敏, 周杰, 张泽, 等. 基于高光谱植被指数对棉花叶绿素含量的估算[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(2): 216-219.
- [18] Zhang X L, Li X Y, Chen Y J, et al. Preliminary study on the difference of nutritional characteristics between long-staple cotton and upland cotton[J]. *China Cotton*, 2002, 29(2): 29-30.
张新玲, 李新裕, 陈玉娟, 等. 长绒棉与陆地棉营养特性差异的初步研究[J]. 中国棉花, 2002, 29(2): 29-30.
- [19] Lü J. Hyperspectral inversion models of crop chlorophyll content based on support vector machine [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2015, 40(9): 88-91.
吕杰. 基于支持向量机的作物叶绿素含量反演模型[J]. 测绘科学, 2015, 40(9): 88-91.
- [20] Liu C X, Gong Z N, Zhao W J, et al. Remote sensing retrieval of chlorophyll-a concentration in Beijing Guishuihe river using support vector machine model[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2014, 29(3): 419-427.
刘朝相, 宫兆宁, 赵文吉, 等. 基于 SVM 模型的妫水河叶绿素 a 浓度的遥感反演[J]. 遥感技术与应用, 2014, 29(3): 419-427.
- [21] Chen F Y, Zhou X, Chen Y Y, et al. Estimating biochemical component contents of diverse plant leaves with different kernel based support vector regression models and VNIR spectroscopy[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(2): 428-434.
陈方圆, 周鑫, 陈奕云, 等. 不同核函数支持向量机和可见-近红外光谱的多种植被叶片生化组分估算[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(2): 428-434.
- [22] Qiu Z J, Song H Y, He Y, et al. Variation rules of the nitrogen content of the oilseed rape at growth stage using SPAD and visible-NIR[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2007, 23(7): 150-154.
裘正军, 宋海燕, 何勇, 等. 应用 SPAD 和光谱技术研究油菜生长期间的氮素变化规律[J]. 农业工程学

- 报, 2007, 23(7): 150-154.
- [23] Bange M P, Milroy S P. Growth and dry matter partitioning of diverse cotton genotypes[J]. *Field Crops Research*, 2004, 87(1): 73-87.
- [24] Wiegand C L, Maas J K, Aase J K, et al. Multisite analyses of spectral-biophysical data for wheat[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1992, 42(1): 1-21.
- [25] Ozbolt L, Kreft S, Kreft I, et al. Distribution of selenium and phenolics in buckwheat plants grown from seeds soaked in Se solution and under different levels of UV-B radiation[J]. *Food Chemistry*, 2008, 110(3): 691-696.
- [26] Zhang X L, Zhang F, Zhang H M, et al. Optimization of soil salt inversion model based on spectral transformation from hyperspectral index[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(1): 110-117.
张贤龙, 张飞, 张海威, 等. 基于光谱变换的高光谱指数土壤盐分反演模型优选[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(1): 110-117.
- [27] Lin S Z, Peng Z G, Zhang B Z, et al. The estimation model of winter wheat canopy SPAD value based on spectral transformation[J]. *China Rural Water and Hydropower*, 2020(3): 33-38.
林少喆, 彭致功, 张宝忠, 等. 基于光谱变换的冬小麦冠层 SPAD 值估算模型研究[J]. *中国农村水利水电*, 2020(3): 33-38.
- [28] Zhang T T, Zeng S L, Gao Y, et al. Using hyperspectral vegetation indices as a proxy to monitor soil salinity[J]. *Ecological Indicators*, 2011, 11(6): 1552-1562.
- [29] Zarco-Tejada P J, Miller J R, Noland T L, et al. Scaling-up and model inversion methods with narrowband optical indices for chlorophyll content estimation in closed forest canopies with hyperspectral data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(7): 1491-1507.
- [30] Blackburn G A. Quantifying chlorophylls and carotenoids at leaf and canopy scales: an evaluation of some hyperspectral approaches[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 66(3): 273-285.
- [31] Rondeaux G, Steven M, Baret F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55(2): 95-107.
- [32] Zhang X Z, Zheng G Q, Dai T B, et al. Estimation models of summer maize leaf pigment content based on canopy reflectance spectra[J]. *Journal of Maize Sciences*, 2010, 18(6): 55-60.
张学治, 郑国清, 戴廷波, 等. 基于冠层反射光谱的夏玉米叶片色素含量估算模型研究[J]. *玉米科学*, 2010, 18(6): 55-60.
- [33] Guo J B, Ma X M, Shi L, et al. Variety variation and hyperspectral estimate model of leaf area index of winter wheat[J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2018, 38(3): 340-347.
郭建彪, 马新明, 时雷, 等. 冬小麦叶面积指数的品种差异性与高光谱估算研究[J]. *麦类作物学报*, 2018, 38(3): 340-347.
- [34] Yang X H, Huang J F, Wang X Z, et al. The estimation model of rice leaf area index using hyperspectral data based on support vector machine [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2008, 28(8): 1837-1841.
杨晓华, 黄敬峰, 王秀珍, 等. 基于支持向量机的水稻叶面积指数高光谱估算模型研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2008, 28(8): 1837-1841.
- [35] Liang D, Guan Q S, Huang W J, et al. Remote sensing inversion of leaf area index based on support vector machine regression in winter wheat[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2013, 29(7): 117-123.
梁栋, 管青松, 黄文江, 等. 基于支持向量机回归的冬小麦叶面积指数遥感反演[J]. *农业工程学报*, 2013, 29(7): 117-123.
- [36] Li Y Y, Chang Q R, Liu X Y, et al. Estimation of maize leaf SPAD value based on hyperspectrum and BP neural network[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32(16): 135-142.
李媛媛, 常庆瑞, 刘秀英, 等. 基于高光谱和 BP 神经网络的玉米叶片 SPAD 值遥感估算[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(16): 135-142.
- [37] Yao X, Wu H B, Zhu Y, et al. Relationship between pigment concentrations and hyperspectral parameters in functional leaves of cotton[J]. *Cotton Science*, 2007, 19(4): 267-272.
姚霞, 吴华兵, 朱艳, 等. 棉花功能叶片色素含量与高光谱参数的相关性研究[J]. *棉花学报*, 2007, 19(4): 267-272.
- [38] Lü J. Chlorophyll content of rice irrigated with sewage estimated by the hyperspectral estimation model[J]. *Guizhou Agricultural Sciences*, 2014, 42(8): 237-239, 248.
吕杰. 高光谱估算模型估测污水灌溉区水稻的叶绿素含量[J]. *贵州农业科学*, 2014, 42(8): 237-239, 248.
- [39] Liu Z X. Research on remote sensing retrieval model

- of chlorophyll a concentration in inland water[D]. Beijing: Capital Normal University, 2014.
- 刘朝相. 内陆水体叶绿素 a 浓度的遥感反演模型研究[D]. 北京: 首都师范大学, 2014.
- [40] Zhang Z R, Chang Q R, Zhang T L, et al. Hyperspectral estimation of chlorophyll content of cotton canopy leaves based on support vector machine [J]. *Journal of Northwest A & F University (Natural Science Edition)*, 2018, 46(11): 39-45.
- 张卓然, 常庆瑞, 张廷龙, 等. 基于支持向量机的棉花冠层叶片叶绿素含量高光谱遥感估算[J]. *西北农林科技大学学报(自然科学版)*, 2018, 46(11): 39-45.
- [41] Dong Y C, Cai B X, Wang F M, et al. Estimation of fresh biomass of rice based on optimum vegetation index[J]. *Bulletin of Science and Technology*, 2019, 35(6): 58-65.
- 董羊城, 蔡炳祥, 王福民, 等. 基于最佳植被指数组合的水稻鲜生物量估测[J]. *科技通报*, 2019, 35(6): 58-65.
- [42] Wang K N, Wang X X. Research on winter wheat yield estimation with the multiply remote sensing vegetation index combination[J]. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2017, 31(7): 44-49.
- 王恺宁, 王修信. 多植被指数组合的冬小麦遥感估产方法研究[J]. *干旱区资源与环境*, 2017, 31(7): 44-49.
- [43] Yang X H, Wu Y P, Huang J F, et al. Remote sensing estimation of rice biophysical parameters based on support vector machine[J]. *Science in China (Series C: Life Sciences)*, 2009, 39(11): 1080-1091.
- 杨晓华, 吴耀平, 黄敬峰, 等. 基于支持向量机的水稻生物物理参数遥感估算[J]. *中国科学(C辑: 生命科学)*, 2009, 39(11): 1080-1091.
- [44] Cheng L Z, Zhu X C, Gao L L, et al. Estimation of chlorophyll content in apple leaves based on RGB model using digital camera[J]. *Acta Horticulturae Sinica*, 2017, 44(2): 381-390.
- 程立真, 朱西存, 高璐璐, 等. 基于RGB模型的苹果叶片叶绿素含量估测[J]. *园艺学报*, 2017, 44(2): 381-390.
- [45] Wang N Y, Yu F H, Xu T Y, et al. Hyperspectral retrieval modelling for chlorophyll contents of japonica-rice leaves based on machine learning[J]. *Acta Agriculturae Zhejiangensis*, 2020, 32(2): 359-366.
- 王念一, 于丰华, 许童羽, 等. 基于机器学习的粳稻叶片叶绿素含量高光谱反演建模[J]. *浙江农业学报*, 2020, 32(2): 359-366.
- [46] Xu Y, Dong X Y, Wang J J. Use of remote multispectral imaging to monitor chlorophyll-a in Taihu lake: A comparison of four machine learning models[J]. *Journal of Hydroecology*, 2019, 40(4): 48-57.
- 徐逸, 董轩妍, 王俊杰. 4种机器学习模型反演太湖叶绿素 a 浓度的比较[J]. *水生态学杂志*, 2019, 40(4): 48-57.