

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.S1.028

基于高光谱和连续投影算法的棉花叶面积指数估测

张楠楠^{1,2} 张 晓² 王城坤² 李 莉³ 白铁成²

(1. 中国农业大学智慧农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083;
2. 塔里木大学信息工程学院, 阿拉尔 843300;
3. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083)

摘要: 为实现快速、无损、实时监测不同灌溉处理下棉花植株叶面积指数,借助高光谱遥感技术获取了棉花植株4个生育期的冠层反射率,同时获取每株棉花的叶面积指数,用一阶导数、二阶导数、标准正态变换,多元散射校正、小波分析等光谱预处理方法,经过连续投影算法提取特征波段,用偏最小二乘法建立4个生育期(总体)和各生育期的高光谱估算模型。对比6种预处理方法在4个生育期和各生育期建模精度表明,4个生育期(总体)、蕾期、花期、花铃期的小波分解尺度为4、2、8、2,模型分别为CWT-SPA-PLS、CWT-FD-SPA-PLS、CWT-SPA-PLS、CWT-FD-SPA-PLS时可取得较好的精度;经二阶导数处理后,铃期可取得较好的结果, R^2 和RPD分别0.973、5.3295,优于其他预处理。试验结果表明,利用预处理方法尤其是小波分析方法得到的光谱信息可有效估测棉花4个生育期(总体)和各生育期的叶面积指数。

关键词: 棉花植株; 叶面积指数; 高光谱遥感; 反演模型; 小波分析; 连续投影算法

中图分类号: TP79; S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2022)S1-0257-06

Cotton LAI Estimation Based on Hyperspectral and Successive Projection Algorithm

ZHANG Nannan^{1,2} ZHANG Xiao² WANG Chengkun² LI Li³ BAI Tiecheng²

(1. Key Laboratory of Smart Agriculture System Integration, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China
2. College of Information Engineering, Tarim University, Alar 843300, China
3. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to realize rapid, non-destructive and real-time monitoring of the leaf area index of cotton plants under different irrigation treatments, the canopy reflectance of cotton plants in four growth periods was obtained with the help of hyperspectral remote sensing technology, and the leaf area index of each cotton plant was obtained at the same time. The spectral preprocessing methods such as first-order derivation, second-order derivation, standard normal variate, multiple scattering correction and wavelet analysis were used to extract characteristic bands through continuous projection algorithm, PLS was used to establish hyperspectral estimation models for four growth periods and each growth period. Comparing the modeling accuracy of six pretreatment in four growth stages and each growth stage, it was shown that the wavelet decomposition scales of four growth stages, bud stage, flower stage and flower boll stage were 4, 2, 8 and 2, respectively, and the models were CWT-SPA-PLS, CWT-FD-SPA-PLS, CWT-SPA-PLS and CWT-FD-SPA-PLS respectively, which can achieve better accuracy; after SD treatment, better results were obtained in boll stage, R^2 and RPD were 0.973 and 5.3295 respectively, which were better than other pretreatment results. The experimental results showed that the spectral information obtained by the preprocessing algorithm, especially the wavelet analysis method, can

收稿日期: 2022-06-30 修回日期: 2022-08-18

基金项目: 国家自然科学基金项目(32101621、62061041)和兵团财政科技计划项目(2022CB001-05、2021BB023-02)

作者简介: 张楠楠(1987—),男,博士生,塔里木大学副教授,主要从事智慧农业研究,E-mail: zhangnannan@taru.edu.cn

通信作者: 李莉(1978—),女,副教授,博士生导师,主要从事智慧农业系统集成及农业信息获取技术研究,E-mail: lily@cau.edu.cn

effectively estimate the leaf area index of cotton in four growth stages and each growth stage.

Key words: cotton plant; leaf area index; hyperspectral remote sensing; inversion model; wavelet analysis; successive projections algorithm

0 引言

叶面积指数 (Leaf area index, LAI) 是作物群体结构的重要量化指标,能够反映作物长势和光合生产能力,常被应用于作物长势监测、水肥调控以及产量估测^[1-4]。

LAI 传统测量方法效率低、破坏植株、浪费资源且测量范围狭小,而高光谱技术能够高效、无损地监测叶面积指数,成为监测不同作物 LAI 的一种新型手段,并取得了阶段性的成果。黄茜等^[5]提取春玉米 LAI 的敏感单波段、敏感植被指数和特征指数,构建全生育期下 LAI 的高光谱估算模型。MA 等^[6]获取棉花冠层高光谱,利用植被指数等方法,建立全生育期的 LAI 监测模型。文献[7]计算了拔节期冬小麦冠层高光谱任意波段组合的二维植被指数和三维植被指数,建立 LAI 估算模型。LAI 的监测或预测方法大多采用敏感波段、特征波段、多元回归、机器学习等方法建模,进而得到最佳预测模型。

然而,上述方法不能完全去除噪声,并呈现出光谱的特征^[8]。连续小波变换 (Continuous wavelet transform, CWT) 具有出色的时域和频域特性,可以将一个频谱分解为众多的小波特征,有效地表征光谱信号,消除光谱数据的高频噪声^[9]。张佳伟等^[10]测定玉米不同生育时期的冠层光谱反射率及叶面积指数,比较多种植被指数及小波系数与叶面积指数之间的关系,构建并筛选出最佳叶面积指数估测模型。LI 等^[11]用连续小波变换处理冬小麦冠层高光谱反射率数据,构建不同生长阶段的 LAI 估计模型,开花期和灌浆期的子集回归预测性能最好。因此利用作物冠层光谱,结合连续小波分析等预处理方法提高估测模型的精度具有可行性。

本文对获取的棉花植株冠层光谱采用一阶导数、二阶导数、小波分析等预处理方法,经连续投影算法 (Successive projections algorithm, SPA) 提取特征波段,分别建立 4 个生育期 (总体) 和各生育期的高光谱估算模型,以期准确估算棉花 LAI。

1 材料与方法

1.1 试验设计

试验于 2019 年在新疆维吾尔自治区阿拉尔市第一师灌溉试验站 (40°37'28.12"N, 81°11'44.79"E) 进行,试验田共设计 7 个处理。分别在 2019 年 7 月

10 日 (蕾期)、2019 年 7 月 26 日 (花期)、2019 年 8 月 2 日 (花铃期)、2019 年 8 月 26 日 (铃期) 采集了 4 个生育期的棉花冠层高光谱数据,每个处理采集 3 株棉花,每个生育期采集 21 株棉花,共 84 株棉花,每株棉花平均有 20 个叶片。

1.2 试验设备与方法

棉花冠层高光谱测量采用美国 ASD (Analytical Spectral Device) 公司生产 ASD FieldSpec HandHeld 2 型 (350 ~ 1 075 nm) 手持式高光谱辐射仪。当地时间 12:00—16:30 为光谱数据采集最佳时间。观测过程中,保持探头垂直向下,并始终距离棉花冠层 20 cm,探头为 25°视场角。整个测量过程中观测者需要位于目标区的后方,面向太阳站立;负责记录者以及其他实验操作员均位于观测者的后方,同时尽量避免在目标区周围走动影响阳光照射。进行下一个点测量时,测量人员在不遮挡目标的情况下接近目标区,测试结束后沿进场路线退出目标区。每次测量前后均用标准参考板进行标准校正,每次测量 5 条光谱曲线,取平均值作为该观测点的光谱值,利用反射率和白板值转换公式计算光谱反射率。

在收集棉花冠层光谱数据后,每个生育期每个小区采集 3 株玉米,带回室内测量所有叶片的面积,用每株棉花的实际叶面积乘以修正系数 0.66 计算得到叶面积指数。

1.3 连续小波变换

从信号处理角度来看,小波分析可以进行频域和时域的数据分析,从信号中提取可用信息。因此,CWT 可以将反射谱曲线在不同频率尺度上进行分解,得到一系列小波能量系数。CWT 过程为

$$W_f(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(\lambda) \psi\left(\frac{\lambda-b}{a}\right) d\lambda \quad (1)$$

式中, a 为频率比例因子,设为 2^n ($n = 1, 2, \dots, 8$) 梯度,平移因子 b 为母小波函数的中心波长。之前的研究已经表明,吸收特性的形状类似于高斯函数^[12]或多个高斯函数的组合^[13],所以母小波函数 $\psi(\lambda)$ 采用二阶高斯函数。 $f(x)$ 为一维反射谱,小波系数 $W_f(a,b)$ (记为 $WF_{a,b}$) 为二维数据,包括频率标度 (1, 2, ..., 8) 和波长 λ (325 ~ 1 075 nm)。

1.4 连续投影算法 (SPA)

连续投影算法 (Successive projections algorithm, SPA) 最初被提议用于构建多变量校准模型,旨在选择用于多元线性回归模型的变量。在这种情况下,

SPA 中嵌入的共线性避免机制可减少校准过程中测量噪声的传播^[14]。SPA 利用向量的投影分析,通过将波长投影到其他波长上,比较投影向量大小,以投影向量最大的波长为待选波长,然后基于矫正模型选择最终的特征波长^[15]。记初始迭代向量为 $\mathbf{x}_{k(0)}$,需要提取的变量为 N ,光谱矩阵为 J 列,算法简要步骤如下^[16]:

(1) 随机选择光谱矩阵的 1 列(第 j 列),把建模集的第 j 列赋值给 $\mathbf{x}_j$,记为 $\mathbf{x}_{k(0)}$ 。

(2) 将未选入的列向量位置的集合记为 s

$$s = \{j, 1 \leq j \leq J, j \notin \{k(0), k(1), \dots, k(n-1)\}\} \quad (2)$$

(3) 分别计算 $\mathbf{x}_j$ 对剩余列向量的投影

$$\mathbf{p}_{x_j} = \mathbf{x}_j - (\mathbf{x}_j^T \mathbf{x}_{k(n-1)}) \mathbf{x}_{k(n-1)} (\mathbf{x}_{k(n-1)}^T \mathbf{x}_{k(n-1)})^{-1} \quad (j \in s) \quad (3)$$

(4) 提取最大投影向量的光谱波长

$$k(n) = \arg(\max(\|\mathbf{p}_{x_j}\|), j \in s) \quad (4)$$

(5) 令 $\mathbf{x}_j = \mathbf{p}_{x_j}, j \in s$ 。

(6) n 累加,如果 $n < N$,则按照式(2)循环计算。

最后,提取出的变量为 $\{x_{k(n)} = 0, 1, \dots, N-1\}$ 。对应每一次循环中的 $k(0)$ 和 N ,分别建立多元线性回归分析(MLR)模型,得到建模集交互验证均方根误差(RMSECV),对应不同的候选子集,其中最小的 RMSECV 值对应的 $k(0)$ 和 N 就是最优值。

1.5 模型验证

为评价模型性能,用预测集的 R^2 和 RPD 作为模型的评价指标。 R^2 越接近 1 说明模型拟合程度越好。当 RPD 小于 1.4 时,模型质量较差,无法对样本进行预测;当 RPD 在 1.4 ~ 2.0 之间时,模型质量较好,可以用来进行目标变量的粗略估算;当 RPD 在 2.0 ~ 2.5 之间时,模型质量很好,可以用于目标变量的定量预测;当 RPD 大于 2.5 时,模型具有极好的预测能力^[17]。

2 结果与讨论

2.1 不同生育期棉花冠层光谱特征分析

棉花冠层的反射光谱特征主要受叶片色素含量和细胞结构的影响,此外还受到冠层结构、土壤状况等多种因素综合影响。

由图 1 可以看出,不同生育期的棉花冠层光谱曲线趋势基本相同,在可见光范围(400 ~ 700 nm)内反射率较低,在近红外波段(700 ~ 1 075 nm)反射率较高。550 nm 处附近出现一个反射峰,490 nm 和 680 nm 处附近出现 2 个吸收谷,690 ~ 750 nm 处反射率急剧上升并在 750 ~ 900 nm 处的近红外波段形成显著的高反射平台,除苗期外其他 3 个生育期在

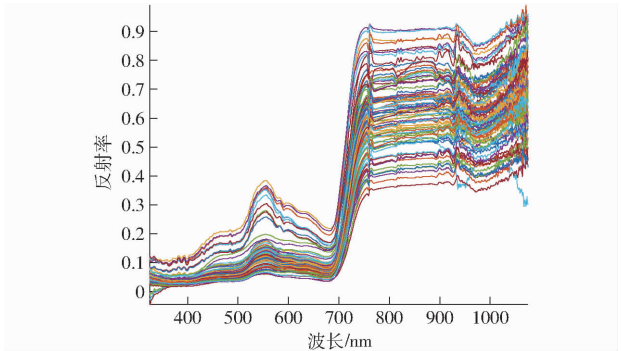


图 1 84 株棉花冠层光谱反射率曲线
Fig. 1 Canopy spectral reflectance curves of 84 cotton plants

750 nm 和 900 nm 处出现波谷和波峰。这是由于近红外光可以穿透叶绿素,经过叶肉组织反射形成强反射,所以在红光与近红外光之间,反射率急剧上升,从而在近红外波段形成明显高于可见光波段的高反射平台。

图 2 是不同生育期棉花冠层光谱平均反射率,在可见光波段从蕾期到花铃期棉花冠层的光谱反射率逐渐降低,在近红外波段表现为从蕾期到花铃期光谱反射率升-降-升。这主要是因为棉花冠层叶片中叶绿素的含量从蕾期到花铃期逐渐增多。花铃期和铃期近红外波段反射率下降,主要是因为这 2 个生育期棉花叶片开始衰老,对近红外光的反射能力减弱。

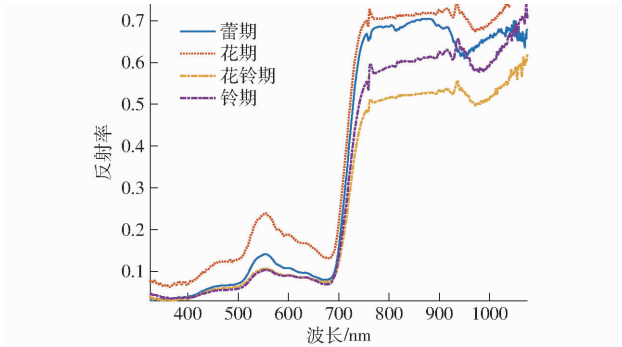


图 2 不同生育期棉花冠层光谱平均反射率
Fig. 2 Spectral mean reflectance of cotton canopy in different growth stages

2.2 数据预处理方法的对比分析

以建模精度为标准验证数据处理方法的有效性,将 SPA 模型的参数变量限制在 10 ~ 30 个之间,4 种数据预处理方法的偏最小二乘法(Partial least square, PLS)建模预测精度如表 1 所示。对于 4 个生育期的 LAI,经过标准正态变换法(Standard normal variate, SNV)、多元散射校正方法(Multiple scattering correction, MSC)处理后,建模精度均大于 1.4,说明这 2 种方法对叶面积指数可以进行粗略建模,而经二阶导数(Second derivative, SD)处理后,建模精度大于 1.5,说明其可获取较好的精度。蕾期 LAI,经过一阶导数(First-order derivative, FD)处理

后,RPD 取得最大值,为 1.812 8。花期 LAI,经 SD 处理后,RPD 大于 1.6。花铃期 LAI,经 MSC 处理后,RPD 大于 2,可用于定量评价。铃期 LAI,经 SD 处理后,RPD 大于 2.5,模型具有极好的预测能力,RPD 得到最大值 5.329 5。从表 1 得出,各个生育期的建模精度优于 4 个生育期 LAI 模型;花铃期和铃期 LAI 模型具有较好的预测能力,蕾期和花期次之。

表 1 基于 SPA-PLS 模型的 4 种预处理方法下 LAI 的精度
Tab.1 Accuracy of LAI under four preprocessing methods based on SPA-PLS model

生育期	指标	原始光谱	FD	SD	SNV	MSC
4 个生育期	变量数	10	10	10	10	10
	RMSE	0.812	0.588	0.486	0.788	0.790
	R^2	0.433	0.286	0.643	0.538	0.503
	RPD	1.244	1.182	1.595	1.419	1.416
蕾期	变量数	5	5	5	5	5
	RMSE	0.124 3	0.077 1	0.127 6	0.147 4	0.127 4
	R^2	0.632 6	0.702 8	0.764 4	0.303 3	0.403 7
	RPD	1.507 2	1.812 8	1.550 4	0.933 9	1.228 4
花期	变量数	5	5	5	5	5
	RMSE	0.124 3	0.438	0.375 6	0.509 2	0.507 5
	R^2	0.632 6	0.444	0.799 6	0.386 6	0.412 5
	RPD	1.507 2	1.301	1.746 6	1.217 8	1.221 9
花铃期	变量数	8	7	7	5	5
	RMSE	0.572 8	0.463 5	0.351 7	0.455 9	0.428 7
	R^2	0.582 4	0.526 2	0.798 6	0.986 8	0.990 6
	RPD	1.164 0	1.349 9	1.662 7	1.948 9	2.072 2
铃期	变量数	7	5	5	5	5
	RMSE	0.576 0	0.496 9	0.196 3	1.208 1	1.081 1
	R^2	0.775 6	0.742 1	0.973 0	0.049 7	0.138 6
	RPD	1.687 9	1.905 1	5.329 5	0.589 3	0.658 5

2.3 CWT 和 CWT-FD 建模精度及 LAI 最佳分解尺度

将原始光谱进行 8 个尺度的 CWT 和连续小波变换——一阶导数(Continuous wavelet transform-first-order derivative,CWT-FD)分解,将一维光谱反射率分解为 8 个尺度的小波系数,进而探讨不同分解尺度对棉花植株 LAI 的影响。以原始光谱数据集 84×571 维矩阵为输入,经 CWT 和 CWT-FD 处理后转换为 84×8×571 维矩阵。结果如图 3 所示,针对棉花植株 4 个时期整体 LAI,运用 SPA 特征提取算法,提取波段数限制在 10~30 之间,建立 SPA-PLS 回归模型,以验证模型获得的决定系数 R^2 为标准,确定棉花植株 LAI 最佳分解尺度为 4, R^2 为 0.804,RPD 为 1.979 5。针对棉花植株各生育期 LAI,运用 SPA 特征提取算法,提取波段数限制在 5~10 之间,建立 SPA-PLS 回归模型,以验证模型获得的决定系数 R^2 为标准,确定棉花植株 4 个生育

期 LAI 最佳分解尺度;蕾期 LAI,最佳分解尺度为 2, R^2 为 0.932 9,RPD 达到最大,为 3.235 1;花期 LAI,最佳分解尺度为 8 时, R^2 为 0.951 7,RPD 达到最大,为 3.747 7;花铃期 LAI,最佳分解尺度为 3 时, R^2 为 0.887 8,RPD 达到最大,为 2.908 6;铃期 LAI,最佳分解尺度为 2 时, R^2 为 0.895 6,RPD 达到最大,为 1.964 7。

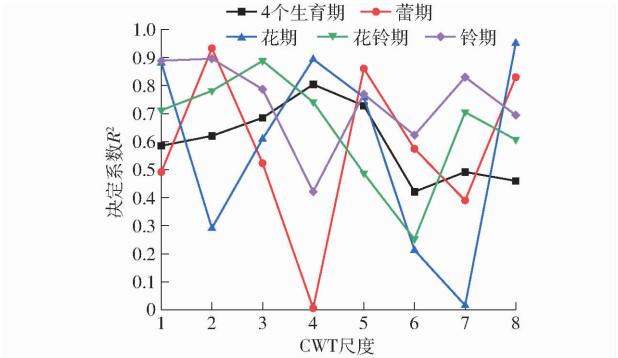


图 3 不同 CWT 尺度下模型决定系数
Fig.3 Model decision coefficient in CWT scale

在图 4 中,加入一阶导数后,敏感波段的信息更加突出,模型精度较未加入一阶导数有所提高。棉花植株 4 个生育期 LAI 最佳分解尺度为 4, R^2 为 0.745 7,RPD 为 1.926 3;蕾期 LAI,最佳分解尺度为 2, R^2 为 0.932 9,RPD 达到最大,为 3.342 0;花期 LAI,最佳分解尺度为 5 时, R^2 为 0.838 8,RPD 达到最大,为 1.660 2;花铃期 LAI,最佳分解尺度为 2 时, R^2 为 0.918 5,RPD 达到最大,为 3.416 2;铃期 LAI,最佳分解尺度为 3 时, R^2 为 0.951 4,RPD 达到最大,为 3.609 0。

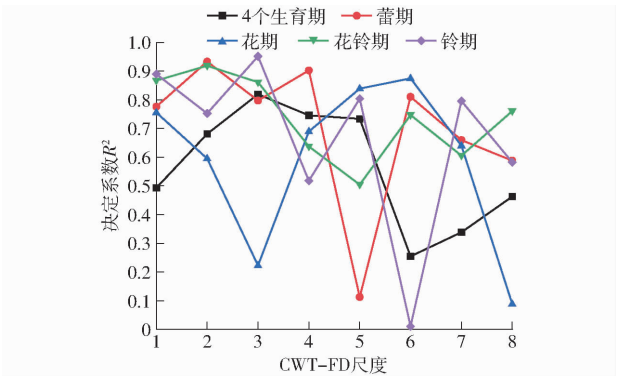


图 4 不同 CWT-FD 尺度下模型决定系数
Fig.4 Model decision coefficient in CWT-FD scale

与表 1 中原始光谱、FD、SD、SNV 和 MSC 4 种方法建立的模型精度相比,棉花植株 4 个生育期 LAI 和各生育期 LAI 最优建模结果如表 2 所示。对比图 3、4,光谱分解后的有效信息主要集中在 1~8 尺度,这与前人的研究^[18]结果是相符的。连续小波分解在玉米^[19]、小麦^[20-21]等作物上取得了较好的效果。在本试验中,棉花冠层光谱与棉花植株 4 个生

育期 LAI 和各生育期 LAI 建模中取得了一定的效果,可为作物表型信息的建模分析提供一种思路。

表 2 棉花植株 4 个生育期 LAI 和各生育期 LAI 建模最优结果

Tab.2 Optimal results of LAI modeling for four growth periods and each growth period of cotton plant					
生育期	预处理方法	分解尺度	RMSEP	R ²	RPD
4 个生育期	CWT	4	0.641 7	0.804 0	1.979 5
蕾期	CWT - FD	2	0.059 6	0.932 9	3.342 0
花期	CWT	8	0.104 2	0.951 7	3.747 7
花铃期	CWT - FD	2	0.160 4	0.918 5	3.416 2
铃期	SD		0.196 3	0.973 0	5.329 5

3 结束语

为快速、无损地获取棉花的叶面积指数,对冠层光谱进行 FD、SD、SNV、MSC、CWT 和 CWT - FD 预

处理,通过连续投影算法提取特征波长,用 PLS 进行建模对比分析。经原始光谱和 FD、SD、SNV、MSC 预处理后的模型精度普遍低于经过 CWT 和 CWT - FD 处理的模型精度。4 个生育期(总体)模型精度低于各生育期单独建立的模型,分解尺度为 4 时,CWT - SPA - PLS 取得最好结果,RPD 为 1.979 5;蕾期、花期、花铃期小波分解尺度为 2、8、2 时,对应的模型为 CWT - FD - SPA - PLS、CWT - SPA - PLS、CWT - FD - SPA - PLS 时取得最好的结果;铃期最优的模型是 SD - SPA - PLS;4 个生育期独自建模的 R²和 RPD 分别大于 0.91 和 3.3,RPD 大于 2.5,此时 4 个时期的模型具有极好的预测能力,并且模型预测能力由大到小依次为铃期、花期、花铃期、蕾期。研究结果为农田作物叶面积指数的获取提供了思路。

参 考 文 献

[1] DARISHZADEH R, SKIDMORE A, SCHLERF M, et al. LAI and chlorophyll estimation for a heterogeneous grassland using hyperspectral measurements[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2008, 53(4): 409426.

[2] ABOU I O, HUANG J F, WANG R C. Rice yield estimation by integrating remote sensing with rice growth simulation model [J]. Pedosphere, 2004, 14(4): 519 - 526.

[3] INOUE Y. Synergy of remote sensing and modeling for estimating ecophysiological processes in pant production[J]. Plant Production Science, 2003, 6(1): 3 - 16.

[4] 贺佳,刘冰峰,李军. 不同生育时期冬小麦叶面积指数高光谱遥感监测模型[J]. 农业工程学报,2014,30(24):141 - 150. HE Jia, LIU Bingfeng, LI Jun. Monitoring model of leaf area index of winter wheat based on hyperspectral reflectance at different growth stages[J]. Transactions of the CSAE,2014,30(24):141 - 150. (in Chinese)

[5] 黄茜,杨伟才,魏夏永,等. 不同覆膜处理下春玉米叶面积指数高光谱估算[J]. 农业机械学报,2021,52(7):184 - 194. HUANG Xi,YANG Weicai,WEI Xiayong, et al. Hyperspectral estimation of leaf area index of spring maize under different film mulching treatments[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(7):184 - 194. (in Chinese)

[6] MA Y,ZHANG Q,YI X, et al. Estimation of cotton leaf area index (LAI) based on spectral transformation and vegetation index [J]. Remote Sensing, 2022, 14(1): 136.

[7] 吾木提·艾山江,尼加提·卡斯木,陈晨,等. 基于多维高光谱植被指数的冬小麦叶面积指数估算[J]. 农业机械学报, 2022,53(5):181 - 190. UMUT Hasan, NIJAT Kasim, CHEN Chen, et al. Estimation of winter wheat LAI based on multi-dimensional hyperspectral vegetation indices[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(5):181 - 190. (in Chinese)

[8] SUN J, SHI S, YANG J, et al. Wavelength selection of the multispectral LiDAR system for estimating leaf chlorophyll and water contents through the PROSPECT model[J]. Agric. For. Meteorol, 2019, 266: 43 - 52.

[9] CHENG T, RIVARD B, SÁNCHEZ-AZOFEIFA A. Spectroscopic determination of leaf water content using continuous wavelet analysis[J]. Remote Sens. Environ., 2011, 115: 659 - 670.

[10] 张佳伟,王仲林,谭先明,等. 基于小波变换的带状套作玉米叶面积指数光谱估测[J]. 四川农业大学学报,2021,39(2): 149 - 156. ZHANG Jiawei,WANG Zhonglin,TAN Xianming, et al. Strip intercropping corn based on wavelet transform leaf area index spectrum estimation[J]. Journal of Sichuan Agricultural University,2021,39(2):149 - 156. (in Chinese)

[11] LI C, WANG Y, MA C, et al. Hyperspectral estimation of winter wheat leaf area index based on continuous wavelet transform and fractional order differentiation[J]. Sensors, 2021, 21: 8497.

[12] MILLER J R, HARE E W, WU J. Quantitative characterization of the vegetation red edge reflectance 1. An inverted-Gaussian reflectance model[J]. International Journal of Remote Sensing, 1990, 11(10):1755 - 1773.

[13] MAIRE G, FRANÇOIS C, DUFRÊNE E. Towards universal broad leaf chlorophyll indices using PROSPECT simulated database and hyperspectral reflectance measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 89(1):1 - 28.

[14] 白铁成,王亚明,张楠楠,等. 胡杨叶片水分含量的近红外光谱检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(11): 3419 - 3423. BAI Tiecheng, WANG Yaming, ZHANG Nannan, et al. Near infrared spectrum detection method for moisture content of populus euphratica leaf[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(11): 3419 - 3423. (in Chinese)

[15] 张运轲,任登凤,韩玉阁,等. 基于连续投影算法提取特征波长的空中目标参考光谱选取[J]. 红外与激光工程,2021, 50(4):240 - 250. ZHANG Yunke, REN Dengfeng, HAN Yuge, et al. Air target reference spectrum selection based on characteristic wavelengths

- extracted by successive projections algorithm[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(4): 240–250. (in Chinese)
- [16] 殷勇, 王光辉. 连续投影算法融合信息熵选择霉变玉米高光谱特征波长[J]. *核农学报*, 2020, 34(2): 356–362.
YIN Yong, WANG Guanghui. Hyperspectral characteristic wavelength selection method for moldy maize based on continuous projection algorithm fusion information entropy[J]. *Journal of Nuclear Agricultural Sciences*, 2020, 34(2): 356–362. (in Chinese)
- [17] 王涛, 喻彩丽, 张楠楠, 等. 基于去包络线和连续投影算法的枣园土壤电导率光谱检测研究[J]. *干旱地区农业研究*, 2019, 37(5): 193–199, 217.
WANG Tao, YU Caili, ZHANG Nannan, et al. Spectral detection of electrical conductivity in jujube orchard soil based on continuum-removal and SPA[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2019, 37(5): 193–199, 217. (in Chinese)
- [18] TAO C, RIVARD B, SÁNCHEZ-AZOFEIFA A G, et al. Predicting leaf gravimetric water content from foliar reflectance across a range of plant species using continuous wavelet analysis[J]. *Journal of Plant Physiology*, 2012, 169(12): 1134–1142.
- [19] 谭先明, 王仲林, 张佳伟, 等. 基于连续小波变换的干旱胁迫下玉米冠层叶绿素密度估测[J]. *干旱地区农业研究*, 2021, 39(4): 155–161.
TAN Xianming, WANG Zhonglin, ZHANG Jiawei, et al. Estimation of maize canopy chlorophyll density under drought stress based on continuous wavelet transform[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2021, 39(4): 155–161. (in Chinese)
- [20] 苗梦珂, 王宝山, 李长春, 等. 基于连续小波变换的冬小麦叶片最大净光合速率遥感估算[J]. *江苏农业学报*, 2020, 36(3): 544–552.
MIAO Mengke, WANG Baoshan, LI Changchun, et al. Remote sensing estimation of maximum net photosynthetic rate of winter wheat leaves based on continuous wavelet transform[J]. *Jiangsu Journal of Agricultural Sciences*, 2020, 36(3): 544–552. (in Chinese)
- [21] 李长春, 李亚聪, 王艺琳, 等. 基于小波能量系数和叶面积指数的冬小麦生物量估算[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(12): 191–200.
LI Changchun, LI Yacong, WANG Yilin, et al. Winter wheat biomass estimation based on wavelet energy coefficient and leaf area index[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(12): 191–200. (in Chinese)

(上接第 217 页)

- [6] XIE Z, LANG Y, CHEN L. Geometric modeling of *Rosa roxburghii* fruit based on three-dimensional point cloud reconstruction[J]. *Journal of Food Quality*, 2021(18): 1–14.
- [7] 张伟洁, 刘刚, 郭彩玲, 等. 基于三维点云的苹果树叶片三维重建研究[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(增刊): 103–109.
ZHANG Weijie, LIU Gang, GUO Cailing, et al. Research on 3D reconstruction of apple tree leaves based on 3D point cloud[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(Supp.): 103–109. (in Chinese)
- [8] YUAN Z, MIN G, OU S, et al. 3D point cloud surface reconstruction based on divide-and-conquer method in laser scanner[J]. *Journal of Physics Conference Series*, 2020, 1544(1): 012118.
- [9] 嵇俊. 基于激光点云的阔叶树叶片重建与形变研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2015.
JI Jun. Reconstruction and deformation of broad-leaved tree leaves based on laser point cloud[D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2015. (in Chinese)
- [10] MARTINEZ-GUANter J, RIBEIRO Á, PETEINATOS G G, et al. Low-cost three-dimensional modeling of crop plants[J]. *Sensors*, 2019, 19(13): 2883.
- [11] WANG Y, WEN W, WU S, et al. Maize plant phenotyping: comparing 3D laser scanning, multi-view stereo reconstruction, and 3D digitizing estimates[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(1): 63.
- [12] SUN Z H, LU S L X, GUO X Y, et al. Leaf vein and contour extraction from point cloud data[C] // 2011 International Conference on Virtual Reality and Visualization, 2011: 11–16.
- [13] HASSAN H, IMAN A M. Plant species recognition using leaf contours[C] // 2011 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques, 2011: 306–309.
- [14] 谢秋菊, 苏中滨, 孙红敏. 大豆叶片三维重建及形变技术研究[J]. *农机化研究*, 2011, 33(9): 220–223.
XIE Qiuju, SU Zhongbin, SUN Hongmin. Research on 3D reconstruction and deformation technology of soybean leaves[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2011, 33(9): 220–223. (in Chinese)
- [15] VANDANA R, SAHAILJASHUKLA. Spatial and transform domain filtering method for image denoising: a review[J]. *International Journal of Modern Education and Computer Science(IJMECS)*, 2013, 5(7): 41–49.
- [16] SHUBHAM S, BHAVESH K, SHRAEY B. Comparative study of image edge detection algorithms[J]. *arXiv:1311.4963*, 2013.
- [17] QI J, YANG H. Research on image segmentation and edge detection technology based on computer vision[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 1994(1): 012035.
- [18] QIN X J, JIANG J H, WANG W H, et al. Canny operator based level set segmentation algorithm for medical images[C] // IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering Proceedings, 2007: 892–895.
- [19] LUO C, SUN X, SUN X, et al. Improved Harris corner detection algorithm based on canny edge detection and gray difference preprocessing[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 1971(1): 012088.
- [20] CHEN G, CHEN B, LIU Y, et al. Research on complex 3D tree modeling based on L-system[J]. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2018, 322(6): 062005.