

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.03.018

基于粒子群算法优化光谱指数的甜菜叶片氮含量估测研究

田海清¹ 张 晶¹ 张 珏^{1,2} 吴利斌¹ 王 迪¹ 李 斐³

(1. 内蒙古农业大学机电工程学院, 呼和浩特 010018; 2. 内蒙古师范大学物理与电子信息学院, 呼和浩特 010022;
3. 内蒙古农业大学草原与资源环境学院, 呼和浩特 010019)

摘要: 为对甜菜叶片氮含量进行快速估测, 利用高光谱成像仪获取甜菜冠层叶片高光谱图像数据, 通过凯氏定氮法测定叶片氮含量。基于精细采样法在全波段范围内构建归一化光谱指数 (Normalized difference spectral index, NDSI) 和土壤调节光谱指数 (Soil-adjusted spectral index, SASI), 并提出了基于粒子群算法的植被冠层调节参数 L 优化方法, 探寻任意波段组合下 SASI 的最佳 L 值及其变化规律。在筛选出特征光谱指数基础上, 开展甜菜叶片氮含量的定量估测和可视化研究。结果表明, 各生育期 SASI 对甜菜冠层叶片氮含量 (Canopy leaf nitrogen content, CLNC) 的敏感度高于 NDSI, 尤其在 NDSI 易发生饱和现象的近红外区域。相比常规光谱指数, 叶丛快速生长期基于 SASI1_(R430.20, R896.76) 和 SASI2_(R433.03, R896.01) 建立的 CLNC 估测模型预测效果最优, 2015 年验证集 R^2 为 0.78, RMSE 为 2.48 g/kg, RE 为 4.18%; 糖分增长期以 SASI3_(R952.09, R946.11) 和 SASI4_(R760.37, R803.48) 的建模效果最佳, 2015 年验证集 R^2 为 0.67, RMSE 为 2.71 g/kg, RE 为 4.72%; 糖分积累期的最优建模参数为 SASI5_(R883.30, R887.79), 2015 年模型 R^2 为 0.72, RMSE 为 2.54 g/kg, RE 为 4.49%。为直观显示甜菜 CLNC 在时间和空间尺度上的变化规律, 基于上述估测模型计算并生成甜菜 CLNC 的预测分布图, 实现了甜菜 CLNC 的可视化。研究结果表明, 提出的甜菜 CLNC 估测方法具有可行性, 可为及时了解作物长势及营养估测提供技术支持。

关键词: 甜菜; 叶片氮含量; 高光谱图像; 粒子群; 光谱指数

中图分类号: O657.3; TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2019)03-0168-11

Estimation of Sugar Beet Leaf Nitrogen Content Based on Spectral Parameters Optimized by Particle Swarm Optimization

TIAN Haiqing¹ ZHANG Jing¹ ZHANG Jue^{1,2} WU Libin¹ WANG Di¹ LI Fei³

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Huhhot 010018, China
2. College of Physics and Electronic Information, Inner Mongolia Normal University, Huhhot 010022, China
3. College of Grassland, Resources and Environment Science, Inner Mongolia Agricultural University, Huhhot 010019, China)

Abstract: In order to estimate the nitrogen content of sugar beet leaves quickly, sugar beet was taken as the research object. The hyperspectral image data of canopy leaves was obtained by hyperspectral imaging spectrometer. At the same time, the nitrogen content of leaves was determined by Kjeldahl method. Based on the meticulous sampling method, the normalized spectral parameter (NDSI) and the soil-adjusted vegetation index (SASI) were constructed in the whole-wavelength range. Moreover, in order to search for the optimal value of L in SASI under arbitrary band combination, the particle swarm optimization algorithm was proposed to optimize the L . On the basis of the previous work mentioned above, the sensitive spectral parameters were selected to achieve the optimization, and the estimation model was constructed to carry out the quantitative diagnosis and visualization research of the nitrogen content in the sugar beet leaves. The results indicated that the sensitivity of SASI to the canopy leaf nitrogen content (CLNC) of sugar beet was higher than that of NDSI for each different growth period. Especially in the near-infrared region where saturation easily occurred, the correlation was significantly improved. Compared with the conventional spectral parameters, based on SASI1_(R430.20, R896.76) and SASI2_(R433.03, R896.01), an optimal CLNC estimation model of BP net for the rapid growth period of the beet

收稿日期: 2018-10-18 修回日期: 2019-01-02
基金项目: 国家自然科学基金项目(41261084)和内蒙古自然科学基金项目(2016MS0346)
作者简介: 田海清(1973—),男,教授,博士生导师,主要从事农产品品质诊断及农牧业机械智能化研究,E-mail: hqtian@126.com
通信作者: 吴利斌(1973—),男,副教授,主要从事基于光谱技术的植被遥感监测研究,E-mail: wulibin@163.com

leaves was able to be established. The determination coefficient (R^2) of validation set was 0.78, the root mean square error (RMSE) was 2.48 g/kg and the relative error (RE) was 4.18% (in the year of 2015). The model established based on SASI3_(R952.09, R946.11) and SASI4_(R760.37, R803.48) for the sugar growth period had the best performance. The R^2 of verification set was 0.67, the RMSE was 2.71 g/kg, and RE was 4.72% (in the year of 2015). The optimal modeling parameters for the sugar accumulation period were SASI5_(R883.30, R887.79), and the R^2 of the model was 0.72, the RMSE was 2.54 g/kg, and the RE was 4.49% (in the year of 2015). Based on the above model, combined with the spectral information of each band under every pixel of hyperspectral image, the CLNC was calculated, and the CLNC concentration graphs of sugar beet were plotted, which directly and visually presented the distribution of nitrogen content in the sugar beet leaves at different time scales and different leaf positions. The research results introduced that the proposed estimation method of CLNC in sugar beet was feasible, which also provided technical support for timely observation of crop growth and nutritional diagnosis.

Key words: sugar beet; leaf nitrogen content; hyperspectral image; particle swarm; spectral parameters

0 引言

甜菜是除甘蔗以外的主要制糖原料,也是我国东北、西北地区重要的经济作物。氮是甜菜生长过程中所需的重要营养元素之一,直接影响着甜菜的长势、代谢过程以及品质^[1]。因此,快速、准确地测定甜菜氮营养盈缺情况,对实时监测甜菜植株长势具有重要意义。传统田间管理,主要通过人工感官法对甜菜氮丰缺状况进行判断,判断结果主要取决于检测者的专业水平和实践经验,存在主观性强、检测精度低的弊端。理化检测法虽具有较高的检测精度,但该方法破坏植株的完整性,且时效性差^[2]。近年来,机器视觉技术^[3]和光谱分析技术^[4]的快速发展为甜菜冠层叶片氮含量(Canopy leaves nitrogen content, CLNC)的快速、实时无损检测提供了可能。但机器视觉技术只能反映作物外部结构特征信息,无法检测其内部化学信息。光谱技术虽能够实现作物内部化学组分信息的检测,却无法获取作物整体综合信息。而高光谱成像技术在捕捉作物图像信息的同时,还对图像的光谱信息进行了捕捉^[5],弥补了单一技术检测信息不全面的缺陷。近年来该技术已在肉类^[6-9]、果蔬^[10-14]等农畜产品品质及作物营养无损检测中表现出良好的应用前景。

目前利用高光谱成像技术对作物氮素营养进行检测,主要是通过建立光谱指数与作物 CLNC 的数学统计模型实现的^[15-16]。国内外学者已构建了一系列与作物 CLNC 相关的光谱指数,其中归一化植被指数(Normal difference vegetation index, NDVI)应用较广泛,但该指数在高密度植被覆盖区易饱和,低密度植被覆盖区受土壤背景等干扰信息的影响较大^[17-18]。为此,HUETE 提出了土壤调节植被指数(Soil adjusted vegetation index, SAVI),该指数通过引入冠层调节参数 L 来降低土壤等背景因素对光谱信息的影响^[19-20]。但上述光谱指数均基于红光和

近红外谱区的特定波段信息构建,并未考虑其他波段信息,而作物的目标参量可能对其他波段信息组合下的光谱指数更为敏感。因此,在实际光谱检测中,需进一步优化或构建新的光谱指数,以提高光谱指数的检测精度和普适性。如 INOUE 等^[21]通过优化 NDVI 的波段组合,在全波段范围内构建归一化光谱指数(Normal difference spectral index, NDSI),并与 CLNC 进行建模分析,发现基于 NDSI_(R825, R725)的模型估测效果优于常规 NDVI_(R750, R550)。目前,该方法已被一些研究者应用于作物 CLNC^[22]和生物量^[23]等生理参数的监测研究中,但这些研究多是基于 NDVI 开展的,而对 SAVI 的研究却较少见。

L 值是影响 SAVI 应用效果的主要因素之一,受植被覆盖度的影响, L 在 0~1 之间变化^[24]。大多数应用 SAVI 的研究,均基于 800 nm 和 670 nm 这两个波段, L 一般取 0.5,但其应用效果差异性显著。在不同品种、试验条件下,SAVI 对目标参数的敏感度不同,表明上述波段组合下的 SAVI 普适性较差,同时在外界环境以及研究对象变化的情况下,0.5 也非 SAVI 中 L 的最佳取值。另外,即使同一物种在相同试验条件下,不同波段组合下 SAVI 的最佳 L 值也各不相同。鉴于此,本研究以不同氮胁迫下的甜菜为研究对象,对 SAVI 和 NDVI 的波段组合以及 SAVI 进行优化。基于精细采样法在全波段范围内构建所有可能波段组合的 NDSI 和 SASI,并针对 SASI 中 L 的可调节性,提出基于粒子群算法的 L 值优化方法,以探寻各生育期估测甜菜 CLNC 的最佳 SASI 的波段组合、最优 L 值及其变化规律。

1 材料与方法

1.1 试验设计

试验分别于 2014 年内蒙古自治区赤峰市松山区太平山镇(119°24′~119°42′E,42°29′~42°49′N)

和 2015 年内蒙古农业大学教学农场(111°41'E, 40°48'N)开展,为单因素(N)试验,所用氮肥为普通尿素(碳酸二铵)。2014 年共设 7 个氮肥梯度,各梯度重复 4 次,2015 年设 4 个氮肥梯度,各梯度重复 3 次。设置株行距为 25 cm × 50 cm,小区面积为 50 m²,各小区随机排列,同时各小区磷肥(过磷酸钙)和钾肥(硫酸钾)的施用量分别为 3.8 kg 和

1.2 kg。所有肥料作为基肥一次性施入,田间管理按常规方式进行。表 1 为试验区土壤理化信息、种植品种、种植方式、氮水平以及数据采集时间统计表。同时,为验证模型的精度,2014 年在试验区附近的农田中种植相同品种的甜菜幼苗作为验证集样本,该种植区不设氮肥梯度,肥料施用量以及其他农田管理方式均按当地常规方式进行。

表 1 试验区基本信息
Tab.1 Basic information of test area

年份	品种	土壤理化信息	种植方式	氮水平/(kg·hm ⁻²)	采集日期
2014 年	KWS1676	有机质含量(质量比): 13.04 g/kg 全氮含量(质量比): 0.76 g/kg 有效磷含量(质量比): 12.48 mg/kg 有效钾含量(质量比): 114.2 mg/kg pH 值: 8.2	移栽	0(N0)	6 月 23 日
				15.0(N1)	7 月 10 日
				32.5(N2)	7 月 25 日
				76.0(N3)	8 月 16 日
				108.5(N4)	8 月 30 日
				163.0(N5)	9 月 15 日
				217.5(N6)	
2015 年	KWS9147	有机质含量: 23.6 g/kg 全氮含量: 1.46 g/kg 有效磷含量: 42 mg/kg 有效钾含量: 156 mg/kg pH 值: 7.3	直播		7 月 8 日
				0(N0)	7 月 20 日
				80(N1)	8 月 13 日
				120(N2)	8 月 20 日
				200(N3)	8 月 31 日
					9 月 15 日

1.2 高光谱数据采集

甜菜冠层叶片高光谱图像的采集使用 ImSpectorV10E 高光谱成像系统,其中,成像光谱仪的分辨率为 2.8 nm,波长范围为 383 ~ 1 003 nm。选择在天气晴朗,无风无云,光照强度最强且较稳定的 10:00—14:00 进行冠层光谱采集。采集时,成像光谱仪通过三角架固定在距冠层顶部垂直高度约 1 m 处,扫描角度为 40°。采集过程中,图像分辨率设置为 1 628 像素 × 428 像素,曝光时间为 5 ms,电控旋转平台每秒转动 0.36°。为去除背景信息和暗电流的影响,需通过采集全黑和全白图像,对高光谱数据进行校正处理,该处理在成像系统配套的采集软件中进行。利用 ENVI 5.1 软件在每个冠层叶片样本的高光谱图像中,避开叶脉部分,分别于冠层叶片尖部、中部和基部共选取 5 个 20 像素 × 20 像素的矩形感兴趣区域(Region of interest, ROI),并提取平均光谱值,将各 ROI 加权平均后的光谱值作为该样本的原始光谱数据。除去首尾信噪比较低波段(383 ~ 389 nm 和 991 ~ 1 003 nm),选取 390 ~ 990 nm 波段范围内的光谱数据供下一步研究使用。图 1 为高光谱成像数据采集作业现场及样本 ROI 区域分布示意图。

1.3 叶片氮含量的测定

在获取高光谱图像数据后,将甜菜样本整株装

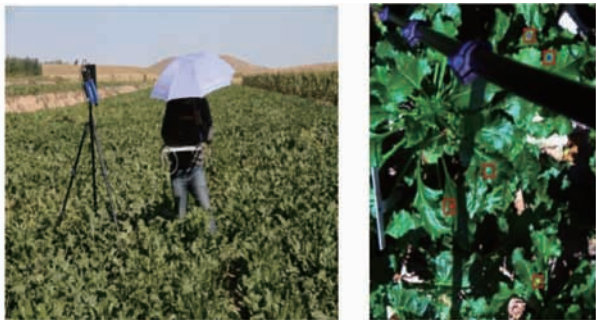


图 1 高光谱成像数据采集作业现场及 ROI 分布图
Fig.1 Hyperspectral imaging data acquisition operation site and ROI distribution diagram

入保鲜袋,带回实验室。使其茎叶分离,叶片置于 105℃ 的干燥箱内杀青 30 min 后,在 70℃ 下恒温干燥并粉碎,利用凯氏定氮法测定甜菜 CLNC^[25]。3 个生育期甜菜 CLNC 的统计结果见表 2,其中 N 表示样本总数。

1.4 光谱指数的构建

不同氮胁迫下甜菜冠层叶片的光谱响应曲线不同,但区分度较差,一些细节信息被掩盖。大量研究表明将原始光谱数据以光谱指数的形式进行分析,可降低外界环境对光谱检测精度的影响,放大细节信息,提高光谱信息对目标参数的敏感度^[26]。其中常用的光谱指数为 NDVI 和 SAVI,计算公式为

表 2 样本冠层叶片氮含量统计分析

Tab.2 Statistical analysis of canopy leaves nitrogen content in samples

g/kg

生育期	2014 年 (N = 240)				2015 年 (N = 72)			
	最大值	最小值	平均值	标准差	最大值	最小值	平均值	标准差
叶丛快速生长期	43.46	21.17	32.84	4.40	33.61	22.19	29.04	2.77
糖分增长期	34.14	18.61	26.54	4.12	31.36	19.23	24.58	3.36
糖分积累期	33.39	18.06	24.72	4.01	33.71	21.68	27.95	3.27

$$NDVI = \frac{R_{\lambda_i} - R_{\lambda_j}}{R_{\lambda_i} + R_{\lambda_j}}$$

(1)

$$SAVI = \frac{R_{\lambda_i} - R_{\lambda_j}}{R_{\lambda_i} + R_{\lambda_j} + L} (1 + L)$$

(2)

式中 λ_i ——近红外波段内的任意一个波长, nm
 λ_j ——红光波段内的任意一个波长, nm
 R_{λ_i} 、 R_{λ_j} —— λ_i 、 λ_j 波长所对应的反射率

综合考虑各生育期甜菜冠层叶片覆盖度的变化规律,以及高光谱成像数据分辨率高的特点,本研究通过优化 NDVI 与 SAVI 的波段组合,构建了适合甜菜氮素估测的归一化光谱指数 (NDSI) 和土壤调节光谱指数 (SASI)。即以传统 NDVI 和 SAVI 的公式结构为指导,将参数定义中的 λ_i 和 λ_j 由近红外和红光波段拓展至全波段范围 (390 ~ 990 nm), 并利用粒子群算法 (Particle swarm optimization, PSO) 对所有 SASI 的最优 L 值进行寻优处理。同时选取 5 个应用效果较好的光谱指数 (表 3) 与优化的光谱指数分别构建估测模型并进行对比,以验证 SASI 用于估测甜菜 CLNC 的有效性。表 3 为所选光谱指数的具体计算方法及文献来源。

表 3 光谱指数计算方法及文献来源

Tab.3 Calculation method and source of spectral parameters

光谱指数	计算公式	文献序号
ZTM	R_{750}/R_{710}	[27]
G - M	$R_{750}/R_{550} - 1$	[28]
RVI2	R_{787}/R_{765}	[29]
TVI	$0.5[120(R_{750} - R_{550}) - 200(R_{670} - R_{550})]$	[30]
REPI	$700 + 40[(R_{670} - R_{780})/2 - R_{700}]/(R_{740} - R_{700})$	[31]

注: R_{550} 、 R_{670} 、 R_{700} 、 R_{710} 、 R_{740} 、 R_{750} 、 R_{765} 、 R_{787} 是波长 550、670、700、710、740、750、765、787 nm 处反射率。

1.5 冠层调节参数 L 的寻优过程

充分利用 PSO 算法^[32]的优化性能,在 0 ~ 1 之间搜寻所有波段信息组合下 SASI 的最优冠层调节参数 L ,若某一粒子能够使 SASI 与 CLNC 的相关系数最大,则该粒子所在位置即为搜寻的最优 L 值。因此,本文将 SASI 与 CLNC 的相关性作为 PSO 的适应度函数,适应度 f_{ness} 的计算公式为

$$f_{ness} = f_{corcoef}(SASI, CLNC)$$

(3)

式中 $f_{corcoef}(\cdot)$ ——相关性函数
算法的具体运行步骤如下:

(1)初始化粒子群参数:随机设定粒子的初始位置 $\mathbf{x}_i$ 和初始飞行速度 $\mathbf{v}_i$,设定待优化参数 L 的取值范围为 $[0, 1]$,设定学习因子 $c_1 = c_2 = 0.01$,初始种群数为 10,惯性权重 w 为 0.1,最大迭代次数 t 为 30。 $\mathbf{x}_i$ 和 $\mathbf{v}_i$ 分别为

$$\mathbf{x}_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, x_{i,3}, \cdots, x_{i,d})$$

(4)

$$\mathbf{v}_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, v_{i,3}, \cdots, v_{i,d})$$

(5)

式中 i ——粒子序号
 d ——第 i 个粒子所在空间的维数
 $x_{i,d}$ ——第 i 个粒子在 d 维的位置
 $v_{i,d}$ ——第 i 个粒子在 d 维的速度

(2)计算各粒子的适应度 f_{ness} ,并将粒子当前所在位置作为个体最佳位置,记为 P_i 。通过对比各粒子适应度,确定种群最佳位置,并记为 P_g 。

(3)更新粒子的速度和位置,即

$$v_{i,d}(t+1) = wv_{i,d} + c_1r_1(P_{i,d} - x_{i,d}(t)) + c_2r_2(P_{g,d} - x_{i,d}(t))$$

(6)

$$x_{i,d}(t+1) = x_{i,d}(t) + v_{i,d}(t+1)$$

(7)

式中 t ——迭代次数
 $P_{i,d}$ ——第 i 个粒子经历的历史最佳位置
 $P_{g,d}$ ——群体中所有粒子经历的最佳位置
 r_1 、 r_2 ——0 ~ 1 之间服从均匀分布的随机数

(4)根据粒子更新后的位置和速度返回步骤(2)继续进行迭代寻优,若 $x_i(t) \geq P_i$,则 $P_i = x_i(t)$; 若 $x_i(t) \geq P_g$,则 $P_g = x_i(t)$ 。不断更新 P_i 和 P_g ,直到循环达到最大迭代次数,搜寻结束,输出最优 L 值。

(5)将 PSO 寻找的最优 L 值代入相应的 SASI 中,并与 CLNC 进行相关性分析,确定最佳 SASI 参数的分布区域。算法流程如图 2 所示。

1.6 模型的建立与验证

为了充分反映优化后的光谱指数对研究区甜菜 CLNC 的实际估测情况,将 2014 年采集的 240 个数据和 2015 年采集的 72 个数据按甜菜生育期排序。2014 年,各生育期选取 56 个样本构建模型,24 个样本验证模型精度,2015 年各生育期选取 24 个样本用于验证模型的普适性。在此基础上,将通过显著

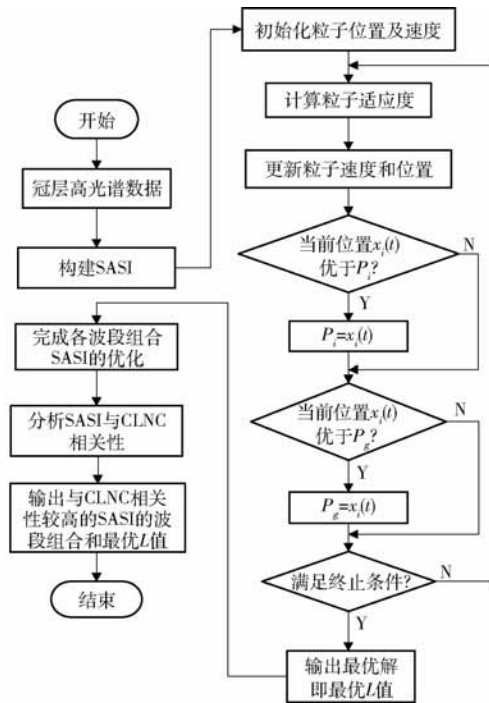


图2 粒子群寻优算法流程图

Fig. 2 Flow chart of PSO

性检验的优化光谱指数和选取的5个常规光谱指数作为自变量,利用BP神经网络建立甜菜CLNC的估测模型。选取决定系数(Coefficient of determination, R^2)、均方根误差(Root mean square error, RMSE)以及相对误差(Relative error, RE)3个评价指标对模型的估测性能进行量化评价,优选最佳估测模型。基于筛选的估测模型,并结合图像信息计算生成甜菜CLNC的预测分布图。上述过程均在Matlab 2016软件中实现。

BP神经网络是一种利用误差反向传播学习算法训练的前馈神经网络,主要由输入层、输出层和隐含层组成。在误差信号反向传播过程中,误差信号由输出端开始逐层向前传播,利用最速下降法不断调整网络的权值和阈值,进而使网络的实际输出值与期望值间的离差最小^[33]。本研究采用单隐含层结构的BP神经网络,输入层为光谱指数,输出层为冠层叶片氮含量的预测值。其中,隐含层输出值、网络实际输出值和均方误差的计算公式分别为

$$H_i = g \left(\sum_{n=1}^3 w_{ni} x_n - a_i \right) \quad (i=1, 2, \dots, m) \quad (8)$$

$$O_j = f \left(\sum_{i=1}^m w_{ij} H_i - a_j \right) \quad (9)$$

$$E_j = \frac{1}{2} (Y_j - O_j)^2 \quad (10)$$

式中 n ——输入节点数

i ——隐含层节点数

j ——输出层节点数

$g(\cdot)$ ——隐含层激活函数

$f(\cdot)$ ——输出层激活函数

w_{ni} ——第 n 个输入层节点到第 i 个隐含层节点的权值

w_{ij} ——第 i 个隐含层节点到第 j 个输出层节点的权值

a_i ——输入层到隐含层的阈值

a_j ——隐含层到输出层的阈值

H_i ——隐含层输出值

O_j ——网络实际输出值

Y_j ——期望输出值

E_j ——均方误差

2 结果与分析

2.1 光谱指数与 CLNC 的相关性分析

分别对2014年各生育期甜菜全波段范围内构建的 823×822 个 NDSI 以及优化后的 SASI 与 CLNC 进行相关性分析,并绘制相关系数分布图,如图3、4所示。在光谱指数构建过程中,受公式结构形式的影响,相同波段未进行组合,因此相关系数分布图均以(390 nm, 390 nm)和(990 nm, 990 nm)两点的连线为对角线呈轴对称分布。

由图3、4可知,3个生育期内 NDSI、SASI 与甜菜 CLNC 的相关系数,以及图4中 L 的分布趋势存在显著性差异。在同一生育期内,对比 NDSI、SASI 与 CLNC 的相关系数分布图,发现 SASI 对 CLNC 的敏感度相对较高。特别在横轴波长 780 ~ 990 nm、纵轴波长 400 ~ 750 nm 波段范围内, SASI 与 CLNC 的相关性明显优于 NDSI,体现了 PSO 对 SASI 优化的有效性。与 NDSI 相比,叶丛快速生长期 SASI 与甜菜 CLNC 的相关系数 (Correlation coefficient, r) 提高了 6% ~ 66%,糖分增长期提高了 25% ~ 39%,糖分积累期提高了 17% ~ 31%。由图4可知,各生育期 L 整体呈高-低-较高的变化趋势,该趋势在 L 为1时较为明显。分析认为,叶丛快速生长中期冠层叶面积偏小,覆盖度低, SASI 受土壤反射光谱影响较大,导致整个叶丛快速生长期最终 L 寻优值为1的 SASI 较多,且主要集中在横轴波长 680 ~ 986 nm、纵轴波长 400 ~ 720 nm 波段范围内。但随着植株的生长,糖分增长期的甜菜叶面积达到最大,进而冠层覆盖度也达到最大,土壤等背景因素的影响显著下降,因此该时期为1的 SASI 所占区域较叶丛快速生长期明显缩小,主要分布在横轴波长 760 ~ 950 nm、纵轴波长 540 ~ 700 nm 波段范围内。且在该波段范围内,随横轴波段向近红外波段方向迁移,

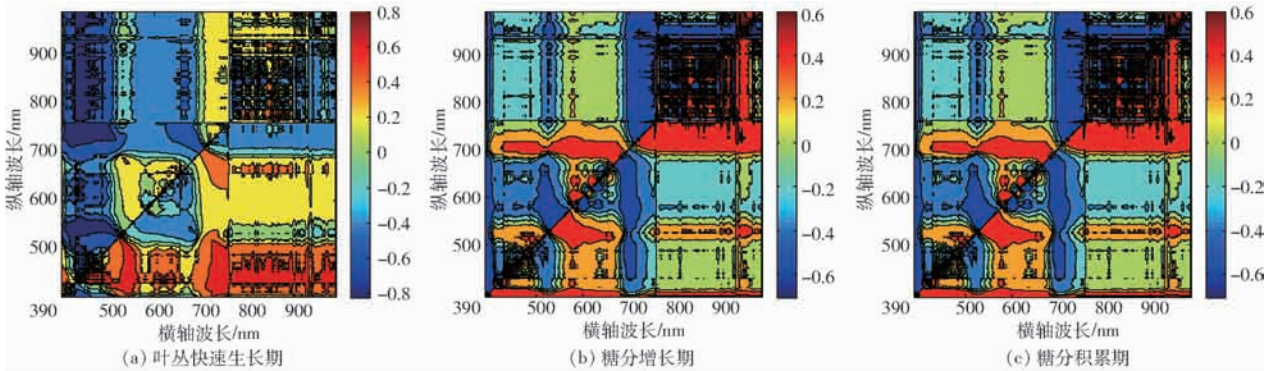


图3 NDSI与CLNC的相关系数分布图

Fig.3 Correlation coefficient distribution diagrams between NDSI and CLNC

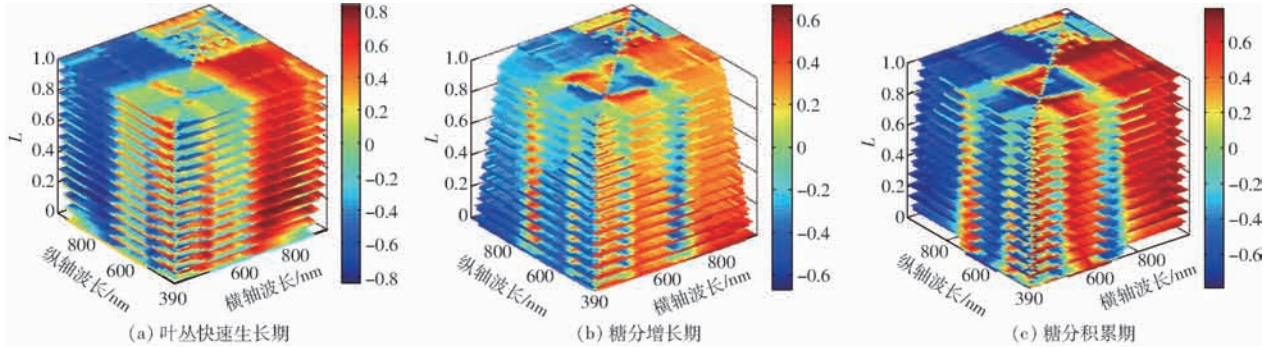


图4 SASI与CLNC的相关系数分布图

Fig.4 Correlation coefficient distribution diagrams between SASI and CLNC

对应波段组合下SASI的最佳 L 也由0到1呈递增趋势变化。糖分积累期由于甜菜叶片停止生长或逐渐枯黄、萎蔫,冠层覆盖度显著下降,光谱数据中的干扰信息较多,导致与糖分增长期相比,糖分积累期 L 为1的SASI的分布范围明显增大,横轴波段扩展为700~990 nm,纵轴波段扩展为420~760 nm。这与李晶等^[34]的研究结论存在共性,即高植被覆盖区 L 的取值较小,低植被覆盖区 L 较大,表征了PSO算法寻优的有效性。总体而言,根据实际需求构建SASI,通过PSO对SASI中的 L 进行优化,确定最佳 L ,可增强土壤等背景信息与目标信息的可分性及SASI的敏感性,同时也可明显提高估测模型的精度,上述结果表明该方法可有效改善NDSI在近红外波段的饱和性。

依据图4,本研究分别选取叶丛快速生长期 $r \geq 0.83$ 、糖分增长期 $r \geq 0.70$ 以及糖分积累期 $r \geq 0.80$ 的区域进行特征光谱指数筛选,统计结果如表4所示。分析表4 SASI的波段分布规律,发现各生育期相关性较高区域SASI的特征波段整体呈现向长波方向迁移的趋势。随着生育期的推进,横轴方向的特征波段由最初的红光和近红外短波区(760~913 nm)逐渐迁移到近红外短波区(827~936 nm),纵轴方向的特征波段由蓝光区(408~446 nm)逐渐迁移到近红外短波区(813~902 nm)。分析认为,在

甜菜生长过程中,随着冠层叶片中色素含量和植株生物量的增大,红边^[35]会向长波方向迁移,即发生红移现象,而这一现象可能是造成各生育期相关性较大SASI的波段组合向长波方向移动的主要原因。另外,与叶丛快速生长期相比,糖分积累期SASI的部分纵轴波段呈现向短波方向迁移的现象,由蓝光区(408~446 nm)迁移到392~402 nm波段范围内。分析认为,这是由于糖分积累期的甜菜叶片开始老化,同时受到一定程度病虫害的影响,引起了蓝边迁移。对比各生育期特征SASI的波段分布范围,发现对甜菜CLNC较敏感的SASI的波段信息主要分布在红光、近红外短波以及蓝光光谱区,其中,近红外短波区的波段信息是构建各生育期特征SASI的主要信息源。分析认为,这是由于作物在近红外波段具有强烈的反射特性,且反射强度可反映作物叶片内部组织结构的变化,该波段是感知作物目标含量变化最为敏感的波段,这与周丽丽等^[36]和余克强等^[37]分别对玉米和尖椒叶片的研究结论存在共性。

分析表4中 L 的统计结果,发现SASI的 L 整体呈低-高-较低的单峰变化趋势,与各生育期覆盖度的变化相一致。在此基础上,结合图4发现,随着敏感SASI中纵轴波长向长波方向的迁移,叶丛快速生长期和糖分积累期对应的 L 呈递增趋势变化,糖分增长期呈递减趋势变化。

表 4 各生育期内 SASI 与 CLNC 相关性较高区域
分布统计

Tab.4 Regional distribution statistics of SASI and CLNC at different growth stages

生育期	横轴	纵轴	<i>r</i>	<i>L</i>
	波长/nm	波长/nm		
叶丛快速生长期	760 ~ 913	408 ~ 446	0.83 ~ 0.85	0.17 ~ 0.28
糖分增长期	802 ~ 901	760 ~ 774	0.70 ~ 0.72	0.62 ~ 1
糖分积累期	900 ~ 936	392 ~ 402	0.80 ~ 0.82	0.08 ~ 0.12
	827 ~ 901	813 ~ 902		0 ~ 0.09

2.2 特征光谱指数的筛选

为提升模型估测能力、简化运算过程,利用逐步多元线性回归算法对表 4 各区域的 SASI 进行降维处理。由于采集到的实际光谱分辨率小于 1 nm,相邻波段间的光谱信息高度相关,因此,在特征光谱指数筛选过程中,舍弃由相邻波段构成的 SASI。表 5 为各生育期 SASI 的筛选结果,由表 5 可知,叶丛快速生长期最有效的建模输入量为 SASI_(R430.20, R896.76)和 SASI_(R433.03, R896.01),糖分增长期以 SASI_(R952.09, R946.11)和 SASI_(R760.37, R803.48)为最优建模输入量,而糖分积累期的最优建模参数为 SASI_(R883.30, R887.79)。

表 5 主要生育期特征 SASI 筛选结果

Tab.5 Screening results of characteristic SASI at main growth stages

生育期	光谱 指数	横轴波 长/nm	纵轴波 长/nm	<i>L</i>	<i>r</i>
叶丛快速生长期	SASI1	430.20	896.76	0.21	0.85
	SASI2	433.03	896.01	0.22	0.85
糖分增长期	SASI3	952.09	946.11	0.89	0.71
	SASI4	760.37	803.48	1	0.68
糖分积累期	SASI5	883.30	887.79	0.01	0.85

2.3 基于 BP 神经网络的 CLNC 估测模型构建

为验证 SASI 的稳定性和普适性,将筛选的特征 SASI 和表 3 所列的 5 种常规光谱指数分别作为模型的自变量,CLNC 作为响应变量,建立甜菜叶丛快速生长期、糖分增长期和糖分积累期的 BP 神经网络估测模型。建模结果见表 6。图 5 为最优估测模型基于 2015 年验证集样本 CLNC 实测值与估测值的 1:1 拟合散点图。BP 神经网络的创建采用 Matlab 自带的 newff 函数来完成,其中网络训练误差设定为 0.001,训练次数为 1 000,隐含层和输出层的激励函数分别使用单极性 Sigmoid 函数和线性函数,输入层使用 traingd 函数。

从模型输入参数的角度对比分析表 6 的建模结果,发现各生育期基于特征 SASI 的模型估测效果均优于其他 5 种常规光谱指数所建模型,且不同年份

得到的验证结果基本一致。特征 SASI 模型的验证集 R^2 均不小于 0.67,表明优化后的 SASI 对甜菜 CLNC 具有较高的解释度,模型的拟合精度较高,估测值与实测值的偏差较小。其中,叶丛快速生长期模型的估测精度最高,建模集 R^2 为 0.85,验证集 R^2 为 0.80 和 0.78, RMSE 为 2.46 g/kg 和 2.48 g/kg, RE 为 4.16% 和 4.18%;糖分积累期的估测效果次之,验证集 R^2 为 0.75 和 0.72, RMSE 分别为 2.48 g/kg 和 2.54 g/kg, RE 分别为 4.41% 和 4.49%。与前两个生育期相比,糖分增长期模型的估测精度略有下降,验证集 R^2 分别为 0.69 和 0.67, RMSE 分别为 2.63 g/kg 和 2.71 g/kg, RE 分别为 4.65% 和 4.72%。分析上述结果,发现两验证集 R^2 和 RMSE 的差异性较小, R^2 的差值范围在 0.02 ~ 0.03 之间, RMSE 的差值在 0.02 ~ 0.08 g/kg 之间,说明各生育期筛选的特征光谱指数具有一定的再现性,普适性较强,且模型的稳定性较好。从模型的验证效果来看,各生育期的估测精度存在差异,叶丛快速生长期和糖分积累期的应用效果较理想,糖分增长期的效果相对较差。分析认为,模型输入量是影响模型估测效果的主要因素之一,其他条件不变时,输入量与输出值之间的相关性越高,模型的估测效果越好。在甜菜冠层覆盖度相对偏低的叶丛快速生长期和糖分积累期,通过对 SASI 波段和 L 的优化,有效提高了 SASI 与 CLNC 的相关性,在此基础上构建的模型具有良好的估测性能。但对于冠层覆盖度最大的糖分增长期, SASI 中 L 调节能力有限可能是导致糖分增长期模型估测精度不够理想的主要原因。另外, 3 个生育期模型验证集 R^2 最大值为 0.80,与实际应用需求相比,估测精度仍存在一定的提升空间。分析认为,估测精度偏低的原因与 BP 神经网络构建过程中使用的学习规则最速下降法有关,该方法可能导致网络学习过程收敛速度缓慢,在达到最大训练次数时,所得解并非真正最优解,进而影响了模型的估测性能。因此,适用于甜菜 CLNC 估测的最佳建模算法还有待于进一步探究。

综上所述,利用优化后的 SASI 估测甜菜主要生育期 CLNC 具有一定的可行性,且在叶丛快速生长期和糖分积累期取得了较好的估测效果。不同生育期 CLNC 的估测结果不尽相同,这可能与取样以及 SASI 的差异性有关。同一生育期建模精度与验证精度之间存在差异,说明不同年份的特征光谱指数具有一定的波动性,而这一现象可能是由不同田间环境下作物物质结构发生变化所引起的,这些变化导致不同试验区甜菜冠层叶片对同一波段区辐射能的吸收度不同,从而影响了特征光谱指数的稳定性。

因此,仍需开展大量不同生长环境和品种下的相关研究,以期挖掘出普适性以及稳定性更高的 SASI 参数。在后续研究中,基于构建的最优估测模型,可将甜菜 CLNC 的监测从单一的点位尺度扩展至面域尺度,为实现甜菜冠层氮素营养状况的遥感监测提供理论参考。

表 6 各生育期甜菜 CLNC 估测模型结果
Tab.6 Results of CLNC prediction models for sugar beet at different growth stages

生育期	光谱指数	建模集 (N = 168)		2014 年,验证集 (N = 72)			2015 年,验证集 (N = 72)		
		R ²	RMSE/(g·kg ⁻¹)	R ²	RMSE/(g·kg ⁻¹)	RE/%	R ²	RMSE/(g·kg ⁻¹)	RE/%
叶丛快速生长期	SASI1、SASI2	0.85	2.45	0.80	2.46	4.16	0.78	2.48	4.18
	ZTM	0.21	3.46	0.17	3.59	6.37	0.13	3.69	6.43
	G-M	0.16	3.62	0.13	3.65	6.05	0.11	3.70	6.19
	RVI2	0.48	3.27	0.39	3.30	6.04	0.35	3.34	6.05
	TVI	0.31	3.38	0.25	3.33	6.01	0.20	3.42	6.13
	REPI	0.36	3.34	0.27	3.31	5.59	0.19	3.55	6.15
糖分增长期	SASI3、SASI4	0.74	2.53	0.69	2.63	4.65	0.67	2.71	4.72
	ZTM	0.46	3.29	0.38	3.25	6.00	0.29	3.40	6.10
	G-M	0.38	3.35	0.31	3.40	6.08	0.22	3.48	6.19
	RVI2	0.24	3.44	0.16	3.57	6.13	0.16	3.53	6.15
	TVI	0.51	3.23	0.43	3.14	5.52	0.36	3.32	6.01
	REPI	0.42	3.31	0.33	3.37	6.12	0.31	3.40	6.17
糖分积累期	SASI5	0.79	2.49	0.75	2.48	4.41	0.72	2.54	4.49
	ZTM	0.37	3.34	0.31	3.40	6.07	0.24	3.48	6.18
	G-M	0.43	3.27	0.37	3.35	6.03	0.33	3.37	5.98
	RVI2	0.27	3.42	0.19	3.55	6.16	0.21	3.46	6.21
	TVI	0.34	3.37	0.26	3.47	6.11	0.23	3.42	6.12
	REPI	0.53	3.26	0.46	3.12	5.75	0.37	3.35	5.83

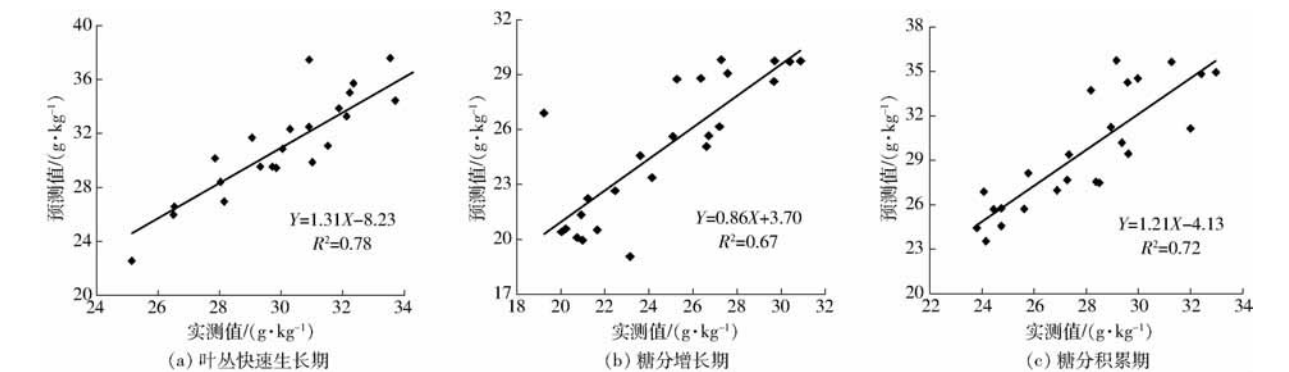


图 5 甜菜 CLNC 实测值和估测值的拟合散点图
Fig.5 Scatter plots of measured and predicted values of CLNC in sugar beet

2.4 甜菜 CLNC 的可视化

为了直观显示各生育期特征 SASI 对甜菜 CLNC 的估测效果,依据冠层高光谱图像对 CLNC 进行可视化。通过各生育期基于 SASI 建立的估测模型,将甜菜冠层高光谱图像上的所有像素点转换为对应的氮含量,氮含量采用颜色梯度予以标识,最终生成各生育期甜菜 CLNC 的预测分布图,如图 6 所示。由图 6 可知,以红色为主的叶丛快速生长期的 CLNC 高于以黄色为主的糖分积累期,糖分增长期的 CLNC 最低,该时期对应的颜色主要为蓝色和绿色。上述各生育期甜菜 CLNC 的变化规律与邵金旺^[38]的研究结论一致。分析认为,这是由于叶丛快

速生长期的氮代谢最为旺盛,甜菜 CLNC 也相对较高;随着生育期的推进,氮代谢中心由叶片转移到块根,伴随着块根的生长以及糖分的积累,叶片中的氮代谢逐渐减弱,导致 CLNC 也逐渐降低。同一生育期叶片尖部颜色深于叶片边缘和叶片基部,表明整个甜菜叶片氮含量的分布由高到低依次为叶片尖部、叶片边缘和叶片基部。该结论与王秋红等^[39]基于 SPAD 值分析得出的甜菜 CLNC 的分布情况相同,分析认为,相比于叶片边缘和叶片基部,叶片尖部受到的光照时间较长,促进了该部位叶绿素的合成,进而 CLNC 也相应较高。可见,根据 SASI 所计算生成的甜菜 CLNC 分布图,能够直观反

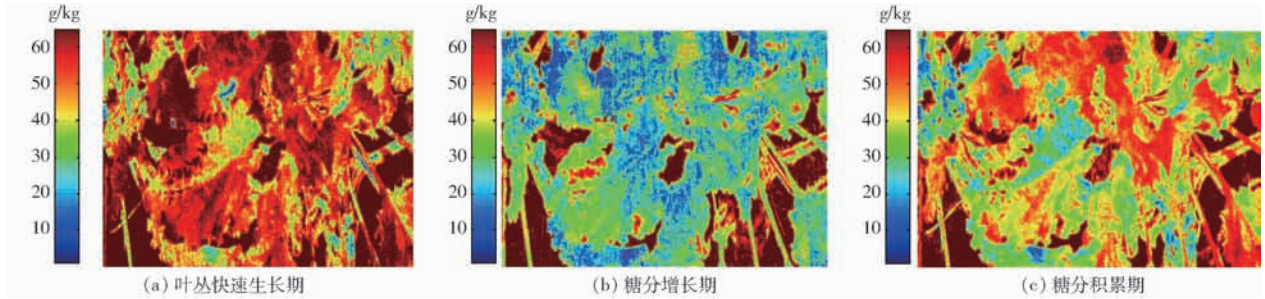


图 6 各生育期甜菜 CLNC 分布图

Fig. 6 CLNC distribution maps of sugar beet at different growth stages

映出甜菜 CLNC 在时间和空间尺度上的分布差异。

3 结论

(1)通过对优化后的 823 × 822 个 NDSI 和 SASI 与甜菜 CLNC 的相关性分析,发现本研究提出的利用 PSO 优化 L 的方法可有效提高 SASI 与甜菜 CLNC 的相关性,增强土壤等背景信息与目标信息的可分性,特别在横轴波长 780 ~ 990 nm 和纵轴波长 400 ~ 750 nm 波段区域内改善效果显著。与 NDSI 相比,该区域内 SASI 与 CLNC 的相关系数在叶丛快速生长期、糖分增长期以及糖分积累期,分别提高了 6% ~ 66%、25% ~ 39% 和 17% ~ 31%,相应 L 的变化范围分别为 0.17 ~ 0.28、0.62 ~ 1 和 0.01 ~ 0.12。

(2)利用逐步多元线性回归算法对与甜菜 CLNC 相关性较大区域内的 SASI 进行筛选,筛选结果表明叶丛快速生长期的特征 SASI 为 $SASI1_{(R430.20, R896.76)}$ 和 $SASI2_{(R433.03, R896.01)}$,糖分增长期为 $SASI3_{(R952.09, R946.11)}$ 和 $SASI4_{(R760.37, R803.48)}$,糖分

积累期为 $SASI5_{(R883.30, R887.79)}$ 。

(3)对比特征 SASI、常规光谱指数 (ZTM、G-M、RVI2、TVI 和 REPI) 与 CLNC 的 BP 神经网络估测模型,发现基于特征 SASI 的模型估测效果最优,特别在叶丛快速生长期和糖分积累期表现出较好的估测性能,2015 年验证集 R^2 分别为 0.78 和 0.72, RMSE 分别为 2.48 g/kg 和 2.54 g/kg, RE 分别为 4.18% 和 4.49%。相比以上两个生育期,糖分增长期的估测效果偏差,2015 年验证集 R^2 为 0.67, RMSE 为 2.71 g/kg, RE 为 4.72%。

(4)利用上述最优估测模型计算并生成了甜菜 CLNC 的预测分布图。从图中可以直观看出各生育期叶片整体颜色由红到蓝变化,表明各生育期甜菜 CLNC 由高到低依次为叶丛快速生长期、糖分积累期、糖分增长期;同一生育期叶片尖部颜色深于叶片边缘和叶片基部,表明整个叶片氮含量的分布由高到低依次为叶片尖部、叶片边缘、叶片基部。上述结论证明优化后的 SASI 可有效用于甜菜 CLNC 的快速估测。

参 考 文 献

[1] 姚文秋. 现代甜菜产业技术[M]. 北京: 中国农业大学出版社, 2014.

[2] 全东平. 基于高光谱的柑橘叶片氮磷钾含量检测模型[D]. 广州: 华南农业大学, 2016.

QUAN Dongping. Measurement model of nitrogen, phosphorus and potassium content for citrus leaves based on hyperspectrum [D]. Guangzhou: South China Agricultural University, 2016. (in Chinese)

[3] 张珏, 田海清, 李哲, 等. 基于数码相机图像的甜菜冠层氮素营养监测[J]. 农业工程学报, 2018, 34(1): 157 - 163.

ZHANG Jue, TIAN Haiqing, LI Zhe, et al. Monitoring of nitrogen nutrition in sugar beet canopy based on digital camera images [J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(1): 157 - 163. (in Chinese)

[4] 王超, 王建明, 冯美臣, 等. 基于多变量统计分析的冬小麦长势高光谱估算研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(5): 1520 - 1525.

WANG Chao, WANG Jianming, FENG Meichen, et al. Hyperspectral estimation of winter wheat growth based on multivariate statistical analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38 (5): 1520 - 1525. (in Chinese)

[5] 章海亮, 楚秉泉, 叶青, 等. 高光谱成像技术鉴别鱼新鲜度[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(2): 559 - 563.

ZHANG Hailiang, CHU Bingquan, YE Qing, et al. Identification of fish freshness by hyperspectral imaging[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38 (2): 559 - 563. (in Chinese)

[6] 赵杰文, 黄晓玮, 邹小波, 等. 基于嗅觉可视化技术的猪肉新鲜度检测[J]. 食品科学技术学报, 2013, 31(1): 9 - 13.

ZHAO Jiewen, HUANG Xiaowei, ZOU Xiaobo, et al. Detection of pork freshness based on olfactory visualization technology [J]. Journal of Food Science and Technology, 2013, 31(1): 9 - 13. (in Chinese)

[7] HE Hongjun, SUN Dawen, WU Di. Rapid and real-time prediction of lactic acid bacteria (LAB) in farmed salmon flesh using near-infrared (NIR) hyperspectral imaging combined with chemometric analysis[J]. Food Research International, 2014, 62:

- 476 – 483.
- [8] 邹小波, 李志华, 石吉勇, 等. 高光谱成像技术检测肴肉新鲜度[J]. 食品科学, 2014, 35(8): 89 – 93.
ZOU Xiaobo, LI Zhihua, SHI Jiyong, et al. Detection of meat freshness by hyperspectral imaging[J]. Food Science, 2014, 35(8): 89 – 93. (in Chinese)
- [9] FENG Yaoze, ELMASRY G, SUN Dawen, et al. Near-infrared hyperspectral imaging and partial least squares regression for rapid and reagentless determination of enterobacteriaceae on chicken fillets[J]. Food Chemistry, 2013, 138(2 – 3): 1829 – 1836.
- [10] RAJKUMAR P, WANG N, EIMASRY G, et al. Studies on banana fruit quality and maturity stages using hyperspectral imaging[J]. Journal of Food Engineering, 2012, 108(1): 194 – 200.
- [11] 赵茂程, 杨君荣, 陆丹丹, 等. 基于高光谱成像的青梅酸度检测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(9): 318 – 323.
ZHAO Maocheng, YANG Junrong, LU Dandan, et al. Detection methods of greengage acidity based on hyperspectral imaging [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(9): 318 – 323. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170940&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.09.040. (in Chinese)
- [12] 郑涛, 刘宁, 孙红, 等. 基于高光谱成像的马铃薯叶片叶绿素分布可视化研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊): 153 – 159, 340.
ZHENG Tao, LIU Ning, SUN Hong, et al. Visualization of chlorophyll distribution of potato leaves based on hyperspectral imaging technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 153 – 159, 340. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2017s025&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.S0.025. (in Chinese)
- [13] 于慧春, 王润博, 殷勇, 等. 基于不同波段的枸杞多糖及总糖高光谱成像检测[J]. 食品科学, 2017, 38(8): 191 – 197.
YU Huichun, WANG Runbo, YIN Yong, et al. Detection of polysaccharides and total sugar in chinese wolfberry based on hyperspectral imaging in different wavebands[J]. Food Science, 2017, 38(8): 191 – 197. (in Chinese)
- [14] 谢传奇. 基于高光谱成像技术的茄子叶片色差值检测和早期疫病识别方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2015.
XIE Chuanqi. Detection of color difference in eggplant leaves and identification of early blight based on hyperspectral imaging [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2015. (in Chinese)
- [15] HUANG Wenqian, LI Jiangbo, ZHANG Chi, et al. Hyperspectral imaging and principal component analysis for recognition of embryos in corn grain[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28 (Supp. 2): 243 – 247.
- [16] 吴琼. 基于高光谱成像技术的小麦苗期监测研究[D]. 长春: 吉林大学, 2012.
WU Qiong. Wheat seedling monitoring based on hyperspectral imaging technology[D]. Changchun: Jilin University, 2012. (in Chinese)
- [17] 何嘉琳, 乔春燕, 李冬冬, 等. 可见-近红外高光谱成像技术对灵武长枣 VC 含量的无损检测方法[J]. 食品科学, 2018, 39(6): 194 – 199.
HE Jialin, QIAO Chunyan, LI Dongdong, et al. Non-destructive detection of vitamin c content in “Lingwu Changzao” jujubes (*Zizyphus jujuba* mill. cv. Lingwu Changzao) using visible near infrared hyperspectral imaging[J]. Food Science, 2018, 39(6): 194 – 199. (in Chinese)
- [18] 李丹, 李斐, 胡云才, 等. 基于光谱指数波段优化算法的小麦玉米冠层含氮量估测[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(4): 1150 – 1157.
LI Dan, LI Fei, HU Yuncai, et al. Estimation of nitrogen content in wheat and maize canopy based on spectral index band optimization algorithm[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(4): 1150 – 1157. (in Chinese)
- [19] HUETE A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 25(3): 295 – 309.
- [20] 虞连玉, 蔡焕杰, 姚付启, 等. 植被指数反演冬小麦植被覆盖度的适用性研究[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(1): 231 – 239.
YU Lianyu, CAI Huanjie, YAO Fuqi, et al. Applicability of vegetation indices to estimate fractional vegetation coverage[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(1): 231 – 239. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150133&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.01.033. (in Chinese)
- [21] INOUE Y, SAKAIYA E, ZHU Y, et al. Diagnostic mapping of canopy nitrogen content in rice based on hyperspectral measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 126: 210 – 221.
- [22] MULLA D J. Twenty five years of remote sensing in precision agriculture: key advances and remaining knowledge gaps[J]. Biosystems Engineering, 2013, 114(4): 358 – 371.
- [23] SIEGMANN B, JARMER T. Comparison of different regression models and validation techniques for the assessment of wheat leaf area index from hyperspectral data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2015, 36(18): 4519 – 4534.
- [24] 任建强, 吴尚蓉, 刘斌, 等. 基于 Hyperion 高光谱影像的冬小麦地上干生物量反演[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(4): 199 – 211.
REN Jianqiang, WU Shangrong, LIU Bin, et al. Retrieving winter wheat above-ground dry biomass based on Hyperion

- hyperspectral imagery[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 199–211. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180423&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.023. (in Chinese)
- [25] 贾丽艳, 王丽丽. 对微量凯氏定氮法测定蛋白质含量的改进[J]. 农产品加工(学刊), 2010(1): 64–65, 75. JIA Liyan, WANG Lili. Improved micro-Kjeldahl determination of protein content[J]. Academic Periodical of Farm Products Processing, 2010(1): 64–65, 75. (in Chinese)
- [26] 冯海宽, 杨福芹, 杨贵军, 等. 基于特征光谱参数的苹果叶片叶绿素含量估算[J]. 农业工程学报, 2018, 34(6): 182–188. FENG Haikuan, YANG Fuqin, YANG Guijun, et al. Estimation of chlorophyll content in apple leaves base on spectral feature parameters[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(6): 182–188. (in Chinese)
- [27] ZARCO-TEJADA P J, MILLER P J, 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.
- [28] GITELSON A A, VINA A, CIGANDA V, et al. Remote estimation of canopy chlorophyll content in crops[J]. Geophysical Research Letters, 2005, 32(8): 403–406.
- [29] GUPTA R K, VIJAYAN D, PRASAD T S. Comparative analysis of red edge hyperspectral indices[J]. Advance Space Research, 2003, 32(11): 2217–2222.
- [30] BROGE N H, LEBLANC E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density[J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 76(2): 156–172.
- [31] GUYOT G, BARET F, MAJOR D J. High spectral resolution: determination of spectral shifts between the red and the near infrared[J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 1988, 27(11): 750–760.
- [32] 李想, 戴维, 高红菊, 等. 基于 BP 神经网络的粮食产量与化肥用量相关性研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊): 186–192. LI Xiang, DAI Wei, GAO Hongju, et al. Correlation between grain yield and fertilizer use based on back propagation neural network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 186–192. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2017s030&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.S0.030. (in Chinese)
- [33] 杨柳, 孙金华, 冯仲科, 等. 基于 PSO-LSSVM 的森林地上生物量估测模型[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(8): 273–279, 287. YANG Liu, SUN Jinhua, FENG Zhongke, et al. Estimation model of forest above-ground biomass based on PSO-LSSVM[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(8): 273–279, 287. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160836&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.08.036. (in Chinese)
- [34] 李晶, 徐涵秋, 李霞, 等. 水土流失区马尾松林植被提取的土壤调节指数分析[J]. 地球信息科学学报, 2015, 17(9): 1128–1134. LI Jing, XU Hanqiu, LI Xia, et al. Soil adjustment index analysis of pinus massoniana forest vegetation extraction in soil erosion area[J]. Journal of Geo-Information Science, 2015, 17(9): 1128–1134. (in Chinese)
- [35] 冯伟, 朱艳, 姚霞, 等. 利用红边特征参数监测小麦叶片氮素积累状况[J]. 农业工程学报, 2009, 25(11): 194–201. FENG Wei, ZHU Yan, YAO Xia, et al. Monitoring nitrogen accumulation in wheat leaf with red edge characteristics parameters[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(11): 194–201. (in Chinese)
- [36] 周丽丽, 冯汉宇, 阎忠敏, 等. 玉米叶片氮含量的高光谱估算及其品种差异[J]. 农业工程学报, 2010, 26(8): 195–199. ZHOU Lili, FENG Hanyu, YAN Zhongmin, et al. Hyperspectral diagnosis of leaf N concentration of maize and variety difference[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(8): 195–199. (in Chinese)
- [37] 余克强, 赵艳茹, 李晓丽, 等. 高光谱成像技术的不同叶位尖椒叶片氮素分布可视化研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(3): 746–750. YU Keqiang, ZHAO Yanru, LI Xiaoli, et al. Application of hyperspectral imaging for visualization of nitrogen content in pepper leaf with different positions[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(3): 746–750. (in Chinese)
- [38] 邵金旺. 甜菜生理学[M]. 北京: 农业出版社, 1991.
- [39] 王秋红, 周建朝, 王孝纯. 采用 SPAD 仪进行甜菜氮素营养诊断技术研究[J]. 中国农学通报, 2015, 31(36): 92–98. WANG QiuHong, ZHOU Jianzhao, WANG Xiaochun. Study on nitrogen nutrition diagnosis technology of sugar beet using SPAD instrument[J]. China Agriculture Science Bulletin, 2015, 31(36): 92–98. (in Chinese)