

基于反射光谱全波段与双波段甘蔗叶片叶绿素预测模型比较

陈晓¹ 李修华^{1*} 王策¹ 周永华¹ 丁永军² 农梦玲³ 艾娇燕¹

(1. 广西大学 电气工程学院, 南宁 530004;

2. 兰州城市学院 信息工程学院, 兰州 730070;

3. 广西大学 农学院, 南宁 530004)

摘要 以甘蔗品种新台糖 22 号(ROC22)叶片为研究对象, 针对全波段和双敏感波段处的反射率分别建立甘蔗叶片叶绿素含量的预测模型, 对比各模型的精度。全波段方面, 以可见-近红外光谱反射率为输入量, 提取出前 5 个主成分后, 分别采用多元线性回归(MLR)与 BP 神经网络(BPNN)方法建立全波段模型 M1 与 M2; 敏感波段方面, 选择 731 和 785 nm 这 2 个敏感波段及由二者计算出的植被指数为输入量, 建立一元线性回归(SLR)模型 M3、MLR 模型 M4 以及 BPNN 模型 M5。研究表明: M1 与 M2 的预测值与实测值间的决定系数 R^2 分别为 0.792 4 和 0.892 9; M3、M4、M5 的 R^2 分别为 0.821 2、0.840 1 和 0.848 2; BPNN 模型精度高于线性回归模型; 虽 M5 的精度稍低于 M2 的精度, 但 M5 只包含 2 个敏感波段信息, 具有更高的工程应用价值。

关键词 甘蔗; 光谱反射率; 叶绿素含量; 双波段; BP 神经网络

中图分类号 S237; TP216

文章编号 1007-4333(2018)08-0118-07

文献标志码 A

Comparison of sugarcane leaf chlorophyll prediction models based on full and dual reflected spectral bands

CHEN Xiao¹, LI Xiuhua^{1*}, WANG Ce¹, ZHOU Yonghua¹, DING Yongjun²,
NONG Mengling³, AI Jiaoyan¹

(1. College of Electrical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China;

2. College of Information Engineering, Lanzhou City University, Lanzhou 730070, China;

3. College of Agriculture, Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract A sugarcane variety ROC22 was studied to build different chlorophyll prediction models based on full-band and dual-band reflectance spectra in the visible-near infrared range, and the accuracies of each model were compared and discussed. Two different ways were considered to explore accurate and applicable models: The first way was to build multiple linear regression (MLR) model (M1) and BP neural network (BPNN) model (M2) with full-band (all of the spectral data) input; For the consideration of engineering applicability, the second way was to build single linear regression (SLR) model (M3), MLR model (M4), BPNN model (M5) with dual-band. M1 and M2 had R^2 between the predicted and measured values of 0.792 4 and 0.892 9, respectively. M3, M4 and M5 had R^2 of 0.821 2, 0.840 1 and 0.848 2, respectively. The results proved that the BPNN model had higher accuracy than the linear regression models although M2 had the highest accuracy. M5 which had the second highest R^2 and just needed 2 sensitive bands information was more suitable for engineering application.

Keywords sugarcane; spectral reflectance; chlorophyll content; dual-band; BP neural network

收稿日期: 2017-09-03

基金项目: 国家自然科学基金项目(31401290; 31360291); 广西自然科学基金项目(2015GXNSFBA139261); 广西研究生教育创新计划项目资助

作者简介: 陈晓, 硕士研究生, E-mail: 249156368@qq.com

通讯作者: 李修华, 副教授, 主要从事农业信息化及遥感检测研究, E-mail: lixh@gxu.edu.cn

甘蔗是广西的主要经济作物。与甘蔗种植技术先进的国家相比,广西甘蔗生产水平较低,生产成本偏高,尤其肥料施用量过高。适时了解甘蔗生长情况,建立甘蔗长势的预测模型,对于科学指导施肥,提高生产水平具有现实意义。叶绿素是绿色作物进行光合作用的重要成分,其含量的高低与植物的生长状态密切相关。叶绿素含量与叶片的光谱反射率具有高相关性^[1-3],这为光谱学方法快速预测叶绿素含量提供了理论依据。

利用反射光谱信息预测叶绿素时,一元及多元线性回归分析是较常用的建模方法^[4]。目前对线性回归方法的研究有:1)通过研究甜椒叶片的反射率曲线与氮素含量之间的相关性,发现氮素水平的变化引起叶片在550和670 nm波长处反射率变化显著,利用在该波段处建立的氮素含量估算模型,经验证与实际的氮素含量误差只有7%^[5];2)提出红边附近一阶微分反射峰变化趋势的描述参数(Leaf red edge peak slope angle,LRPSA),并在叶绿素含量敏感的区域建立了氮素含量的线性回归模型^[6];3)分析了自然光线下温室黄瓜叶片的反射率光谱与叶片氮素含量的相关性,根据确定的敏感波段建立了估算模型,模型验证精度达到0.787^[7];4)通过对不同作物的冠层反射光谱进行研究,发现在550和700 nm附近的反射率与叶绿素含量的相关性显著,并将2个波段组合,建立多元线性回归模型^[8]。

主成分分析(Principal component analysis, PCA)是对多变量数据进行统计处理的一种数据线性投影方法,可用于提取光谱有效信息,简化光谱矩阵,在光谱数据的预处理上得到了广泛应用。目前对PCA算法的研究有:1)通过PCA方法来解决多重共线性的问题,确定了东北黑土土壤有机质含量高光谱预测模型,模型预测值与实测值的决定系数 R^2 高达0.840^[9];2)利用PCA方法处理170组光谱数据,将获得的5个主成分作为人工神经网络的输入对塑料进行分类,识别准确率达到了97.5%^[10];3)提出了一种结合主成分分析(PCA)和独立成分分析(ICA)的多光谱数据降维方法,实现了用低维基向量的线性组合来表示高维的光谱数据,其降维精度优于基于PCA的光谱降维方法^[11]。偏最小二乘回归(partial least square regression, PLSR)在光谱数据建模中也被广泛使用:1)基于可见、近红外趋于光谱反射率,利用PLSR预测水和叶绿素含量的

R^2 分别为0.838 6和0.809 7^[12];2)Sun等采用连续投影算法(Successive projections algorithm, SPA)选择3个最佳波段,建立叶绿素含量的偏最小二乘回归模型,PLS和SPA-PLS模型性能 R 分别为0.904和0.858^[13]。可以看出利用PCA方法对光谱数据降维,并利用降维后的光谱数据建立作物叶绿素含量预测模型是可行的。

除此之外,BP神经网络(Back propagation neural network, BPNN)算法较强的非线性逼近能力,已经在近红外分析中得到广泛的应用:1)针对不同馏程柴油的近红外光谱进行校正,认为人工神经网络具有较好的准确性和抗干扰性^[14];2)使用BP神经网络利用红外光谱数据预测黄芩中总黄酮的含量,决定系数 R^2 为0.999 3^[15];3)通过农村居民纯收入预测的算例,表明BP神经网络预测模型优于多元线性回归预测模型^[16];4)研究发现遗传算法(genetic algorithm, GA)与BP神经网络结合建模稳定性高,GA-BP神经网络较BP神经网络能达到预设目标的次数更多,能实现全局最优,表明GA优化BP神经网络具有可行性^[17];5)利用粒子群算法对BP神经网络权值和偏置进行优化,能减少其陷入局部最优解的风险,提高训练效率,加快收敛速度^[18]。由此可见,BP神经网络算法已经在各个领域被广泛使用,可以将BP神经网络应用到作物叶绿素含量预测方面。

综上,采用光谱分析技术可以获取作物生长期间的营养状况,但利用光谱分析技术预测甘蔗叶片叶绿素含量的研究目前报道较少。本研究拟以甘蔗作物为研究对象,对甘蔗叶片在可见-近红外波段的光谱反射率进行测量,分析光谱特性,建立多种预测甘蔗叶片叶绿素含量的模型,对比各模型预测精度,以期达到准确预测甘蔗叶片叶绿素含量的目的。

1 材料与方法

1.1 试验田管理

为了获得尽可能大的样本差异性,在广西大学农学院的试验田内进行甘蔗不同施肥水平的种植管理。甘蔗品种选择了广西种植面积最广的新台糖22号(ROC22),试验田面积为420 m²,划分为14个小区,采用“3414”施肥方案,每个小区面积30 m²,分别种植200~250苗。肥料选择尿素(N)、氯化钾(K)和钙镁磷肥(P)这3种进行变量施肥,每种肥料

均设计了4种施肥水平:不施肥, N0、K0、P0; 施肥偏少, N1、K1、P1; 施肥正常, N2、K2、P2; 施肥偏多

N3、K3、P3(表1)。其中, N肥分30%的基肥和70%的培土肥施下, P肥、K肥全做基肥施下。

表1 蔗田4种施肥水平下的肥料施用量

Table 1 Different fertilizer treatments and application amounts in sugarcane field

肥料种类 Fertilization type	施肥水平 Fertilizer amount kg/hm ²			
	不施肥	偏少	正常	偏多
	Naught	Less	Normal	Much
尿素 Urea	0	300	600	900
氯化钾 Potassium chloride	0	200	400	600
五氧化二磷 Phosphorus pentoxide	0	100	200	300

1.2 试验数据测量

于2015年5月26日,对处于分蘖初期的甘蔗叶片进行试验。试验内容主要包括叶片样本的采集、实验室光谱反射率及叶绿素含量的测定。每个小区随机选择3个采样点,分别采集植株的第一片完全展开叶,共42个样本。选取叶片中段,去除叶脉,一半用于测量叶片的光谱反射率,另一半用于测量其叶绿素含量。

光谱反射率是通过岛津紫外-可见分光光度计UV-2600附加积分球测得,其波长范围为220~1400 nm,分辨率为0.1 nm。叶绿素含量采用分光光度法测量:首先将各样本叶片剪成均匀小块,称取0.4 g样本,分别置于25 mL由99%丙酮和无水乙醇按2:1体积比混合得到的萃取液中萃取24 h,提取上清液置于UV2600六联池内,测量645及663 nm处的吸光度 A_{645} 、 A_{663} ,采用式(1)计算得出叶绿素质量浓度:

$$\rho_T = 20.29A_{645} + 8.05A_{663} \quad (1)$$

式中: ρ_T 为叶绿素质量浓度,mg/L。

1.3 光谱数据处理及建模方法

首先采用Savitzky-Golay(S-G)滤波算法对反射光谱进行平滑,当步长选取为5时,光谱曲线第*i*点平滑后的值 Y_i 可按式(2)计算得出:

$$Y_i = \frac{1}{25}(-3y_{i-2} + 12y_{i-1} + 17y_i + 12y_{i+1} - 3y_{i+2}) \quad (2)$$

式中: y_{i-2} 、 y_{i-1} 、 y_i 、 y_{i+1} 、 y_{i+2} 为第*i*-2、*i*-1、*i*、*i*+1、*i*+2点平滑前的值。

本试验获取的全波段光谱数据量大,各波段之间的光谱信息存在大量冗余。为降低光谱数据的维数,对光谱矩阵进行主成分分析,选择前5个主成分

(累积贡献率达99.2%)作为建模变量,分别建立多元线性回归(M1)和BP神经网络模型(M2)。

尽管主成分分析后,M1、M2的变量减小为5个,但数据来源于整个波段范围的光谱反射率。全波段反射率的测量成本高、耗时长、数据处理量大,使得模型后期工程应用面临较大难度。为克服该问题,本研究进一步选取2个敏感波段处的反射率及由此计算所得归一化差分植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)和比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)作为模型输入量,分别进行一元线性回归(M3)、多元线性回归(M4)及BP神经网络(M5)建模。本项目组之前的研究结果表明^[20]:在红光范围710~735 nm、近红外范围780~850 nm处,其计算所得的NDVI与叶绿素含量具有较高的相关性与鲁棒性。本研究的敏感波段选取了红光731 nm、近红外光785 nm。具体研究路线见图1。

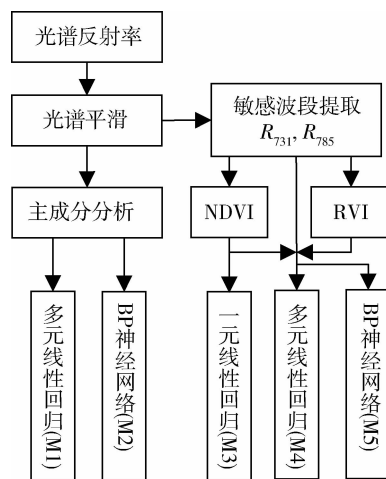


图1 叶绿素含量的建模路线图

Fig. 1 Flow chart of chlorophyll content modeling

2 结果与讨论

2.1 基于 PCA 的多元线性回归模型

对前 5 个主成分进行多元线性回归建模得到模型 M1。建模时,从 42 组样品中随机抽取 25 组作为训练集,另外 17 组作为测试集,模型 M1 如式(3),采用 M1 模型预测甘蔗叶片叶绿素含量效果见图 2,预测模型决定系数 R^2 为 0.792 4。

$$y = 47.5246 - 0.1722x_1 + 0.2661x_2 + 0.3347x_3 - 0.2084x_4 - x_5 \quad (3)$$

式中: y 为叶绿素含量; x_1, x_2, \dots, x_5 为第 1, 2, \dots , 5 个主成分。

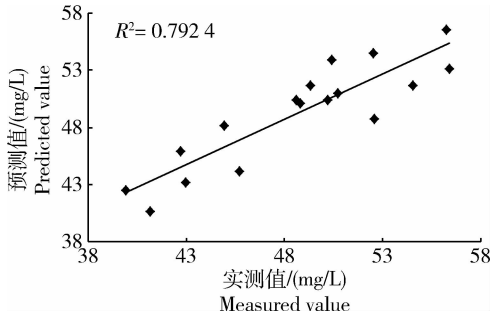


图 2 基于 PCA-MLR 模型的甘蔗叶片叶绿素含量预测效果

Fig.2 Prediction effect of chlorophyll content in sugarcane leaves based on PCA-MLR model

2.2 基于 PCA 的 BP 神经网络预测模型

对前 5 个主成分进一步采用 BP 神经网络进行建模(M2)。建模时,从 42 组样品中随机抽取 25 组作为训练集,另外 17 组作为测试集。在训练之前对数据进行了归一化处理和随机初始化权值和阈值。采用 25 组训练数据训练 BP 网络,根据网络中的预测误差不断调整网络的权值和阈值。当隐含层数为 10 时,训练网络的预测误差达到要求,最大训练误差 ≤ 0.06 ,BP 预测模型训练曲线见图 3。

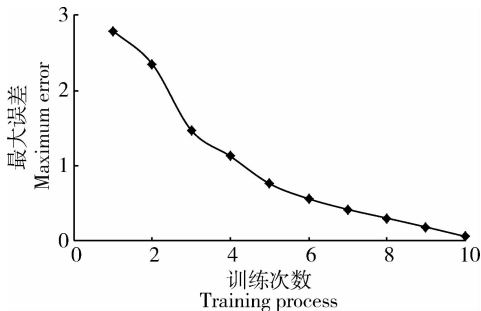


图 3 BP 预测模型的训练曲线

Fig.3 Training curve of BP prediction model

通过训练好的 BP 神经网络对 17 组测试集数据进行测试,预测模型决定系数 R^2 达到 0.892 9,明显高于 M1 的模型精度,采用 M2 模型预测甘蔗叶片叶绿素含量效果见图 4。

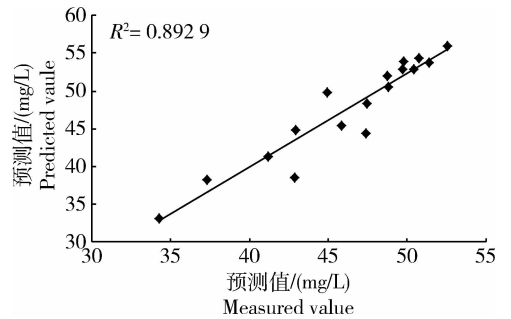


图 4 基于 PCA-BP 模型的甘蔗叶片叶绿素含量预测效果

Fig.4 Prediction effect of chlorophyll content in sugarcane leaves based on PCA-BP model

2.3 基于 NDVI 的一元线性回归模型

采用 731 和 785 nm 这 2 个敏感波段处的反射率计算 NDVI 指数,并以 $NDVI_{(731,785)}$ 为输入量建立一元线性回归模型 M3 该预测模型的 R^2 为 0.821 2,采用 M3 模型预测甘蔗叶片叶绿素含量效果见图 5。

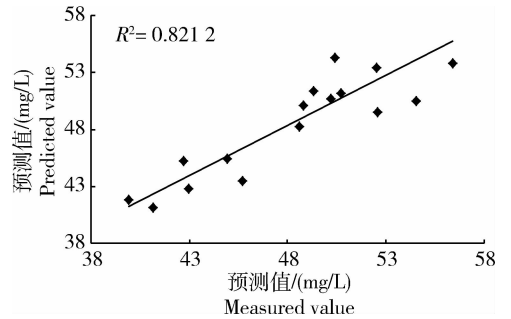


图 5 基于 NDVI-SLR 的甘蔗叶片叶绿素含量预测效果

Fig.5 Prediction effect of chlorophyll content in sugarcane leaves based on NDVI-SLR model

2.4 基于多光谱指数的多元线性回归模型

为了进一步挖掘敏感波段在叶绿素含量预测上的潜能,本研究将上述 2 个敏感波段(731、785 nm)计算所得的 $NDVI_{(731,785)}$ 、 $RVI_{(731,785)}$ 这 2 个变量作为输入量,分别建立了多元线性回归模型 M4 和 BP 预测模型 M5。M4 模型如式(4),模型验证 R^2 为 0.840 1,稍高于 M3 的 R^2 (0.821 2),采用 M4 模型预测甘蔗叶片叶绿素含量效果见图 6。

$$y = 1776.648 - 2430.941NDVI_{(731,785)} - 1855.8967RVI_{(731,785)} \quad (4)$$

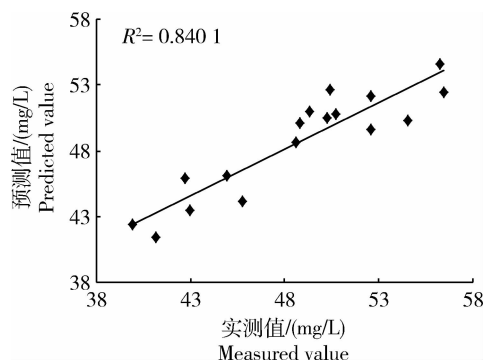


图6 基于NDVI、RVI的SLR模型的甘蔗叶片叶绿素含量预测效果

Fig. 6 Prediction effect of chlorophyll content of sugarcane leaves based on SLR model of NDVI and RVI

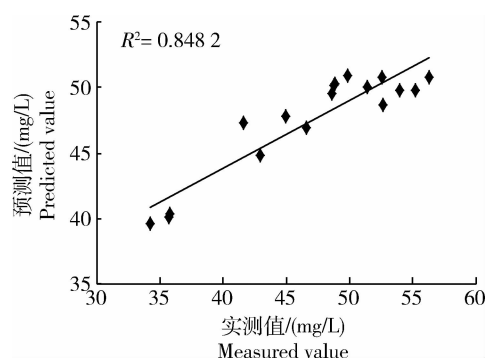


图7 基于敏感波段的BP模型的甘蔗叶片叶绿素含量预测效果

Fig. 7 Prediction effect of chlorophyll content of sugarcane leaves based on sensitive band BP model

2.5 基于多光谱指数的BP预测模型

考虑到敏感波段反射率对预测性能的影响,基于 R_{731} 、 R_{785} 、 $NDVI_{(731,785)}$ 及 $RVI_{(731,785)}$ 这4个变量建立BP神经网络预测模型M5,预测模型验证 R^2 达到了0.8482,模型精度仅次于基于全光谱PCA的BP预测模型M2,采用M5模型预测甘蔗叶片叶绿素含量效果见图7。该结果说明,模型M5在保证较高的预测精度的前提下,只利用了2个波段处的反射率值便能取得较好的预测效果,具有较高的应用价值。

2.6 不同预测模型的预测能力比较

进一步,该研究从模型的决定系数和 P 值2个方面综合比较以上5个模型,结果见表2,可以看出:

1)以全波段作为模型输入量时,基于PCA的BP模型M2预测能力最强,模型精度也较高。这主要是因为利用全波段作预测时,获得的前5个主成分(99.2%)几乎完全不丢失原始光谱信息,另外BP神经网络自身的结构特点也决定了其具有较好的预测能力。

表2 叶绿素预测模型性能比较

Table 2 The performance comparison of the 5 models

模型 Model	建模方法 Method	R^2	P	均方根误差 RMSE
M1	基于PCA的多元线性回归模型	0.7924	0.0097	5.4187
M2	基于PCA的BP神经网络预测模型	0.8929	0.0016	5.8238
M3	基于 $NDVI_{(731,785)}$ 的一元线性回归模型	0.8212	0.0000	5.4147
M4	基于 $NDVI_{(731,785)}$ 及 $RVI_{(731,785)}$ 的多元线性回归模型	0.8401	0.0000	5.4813
M5	基于 R_{731} 、 R_{785} 、 $NDVI_{(731,785)}$ 及 $RVI_{(731,785)}$ 的BP神经网络预测模型	0.8482	0.0000	5.4621

2)以2个敏感波段作为模型输入量时,基于2个敏感波段及2个光谱指数建立的BP预测模型M5,比线性模型M3和M4的预测精度都要高。这主要是因为,BP算法相对于线性回归算法具有无限逼近预测值的优势。

3)在2个BP神经网络模型中,M2的预测精度高于M5。但M5只需要2个敏感波段处的反射光

谱信息,极大地降低了光谱检测的成本,更利于工程应用。

4)各模型的 P 值均远小于0.05,证明模型可信度较高。

3 结论

本研究采用多种建模方法预测处于分蘖期的甘

蔗叶片叶绿素含量,比较不同模型的建模精度。分别建立了基于 PCA 的多元线性回归模型 M1,基于 PCA 的 BP 神经网络预测模型 M2,基于 NDVI 的一元线性回归模型 M3,基于 $NDVI_{(731,785)}$ 和 $RVI_{(731,785)}$ 的多元线性回归模型 M4,基于 R_{731} 、 R_{785} 、 $NDVI_{(731,785)}$ 及 $RVI_{(731,785)}$ 的 BP 神经网络预测模型 M5。研究结论如下:

1)M2 具有最高的预测能力(R^2 达到了 0.892 9)。这主要是因为经过 PCA 算法处理后的光谱矩阵保留了原光谱矩阵的绝大部分信息,且 BP 神经网络算法具有高度自学习和自适应能力,有较强的预测能力。

2)同样采用 BP 神经网络算法的 M5 具有次高的预测精度(R^2 为 0.848 2),充分说明了 BP 神经网络算法在光谱信息预测叶绿素含量中的优势地位。

3)M1 的精度低于 M4,M3 的精度,说明对于线性回归模型而言,信息的有效性和输入量的个数对模型的精度有较大影响。基于全波段提取的 5 个主成分是对重要数据压缩,其中包含无效信息,M1 具有全光谱大量信息及最多输入量,在这 3 个模型中精度最低,M4 具有合适的参数和输入量精度最高。

4)尽管 M2 的精度最高,但全波段光谱信息获取的成本高,M5 只需要 2 个敏感波段处的光谱信息,获取成本低,更利于田间实时测量及工程应用。

另外,由于本研究模型在构建过程中使用的样本量偏少(42 个),客观上对模型预测精度造成了一定的影响。后期可通过增加样本量,建立精度更高、更稳定的模型。

参考文献 References

[1] 刘建学,吴守一,方如明. 基于近红外光谱的神经网络预测大米直链淀粉含量[J]. 农业机械学报,2001,32(2):55-57
Liu J X, Wu S Y, Fang R M. Determination of apparent amylose content in rice by neural networks based on near infrared spectroscopy[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*,2001,32(2):55-57 (in Chinese)

[2] Hansen P M, Schjoerring J K. Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression[J]. *Remote Sensing of Environment*,2003,86(4):542-553

[3] 赵春江,黄文江,王纪华,杨敏华. 不同品种、肥水条件下冬小麦光谱红边参数研究[J]. 中国农业科学,2002,35(8):980-987
Zhao C J, Huang W J, Wang J H, Yang M H. Study on spectral

red edge parameters of winter wheat under different varieties and fertilizer and water conditions[J]. *Chinese Journal of Agricultural Sciences*,2002,35(8):980-987 (in Chinese)

[4] 徐新刚,赵春江,王纪华,黄文江,李存军,刘焕军. 新型光谱曲线特征参数与水稻叶绿素含量间的关系研究[J]. 光谱学与光谱分析,2011,31(1):188-191
Xu X G, Zhao C J, Wang J H, Huang W J, Li C J, Liu H J. Study on relationship between new characteristic parameters of spectral curve and chlorophyll content for rice[J]. *Spectroscopy & Spectral Analysis*,2011,31(1):188-191 (in Chinese)

[5] Thomas J R, Oerther G F. Estimating nitrogen content of sweet pepper leaves by reflectance measurements [J]. *Agronomy Journal*,1972,64(1):11-13

[6] 张金恒,王珂,王人潮. 红边参数 LRPSA 评价水稻氮素营养的可行性研究[J]. 上海交通大学学报:农业科学版,2003,21(4):349-355
Zhang J H, Wang K, Wang R C. A study on vegetation index LRPSA to estimate nitrogen nutrition status of rice [J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*,2003,21(4):349-355 (in Chinese)

[7] 张喜杰,李民赞,张彦娥,赵朋,张建平. 基于自然光照反射光谱的温室黄瓜叶片含氮量预测[J]. 农业工程学报,2004,20(6):11-14
Zhang X J, Li M Z, Zhang Y E, Zhao P, Zhang J P. Estimating nitrogen content of cucumber leaf based on solar irradiance spectral reflectance in greenhouse [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*,2004,20(6):11-14 (in Chinese)

[8] Gitelson A, Merzlyak M N. Quantitative estimation of chlorophyll-a using reflectance spectra: Experiments with autumn chestnut and maple leaves [J]. *Journal of Photochemistry & Photobiology B Biology*,1994,22(3):247-252

[9] 卢艳丽,白由路,杨俐苹,王红娟,孙庆波. 基于主成分回归分析的土壤有机质高光谱预测与模型验证[J]. 植物营养与肥料学报,2008,14(6):1076-1082
Lu Y L, Bai Y L, Yang L P, Wang H J, Sun Q B. Application of hyperspectral data for soil organic matter estimation based on principle components regression analysis[J]. *Plant Nutrition & Fertilizer Science*,2008,14(6):1076-1082 (in Chinese)

[10] 王茜蓓,黄志文,刘凯,李文江,阎吉祥. 基于主成分分析和人工神经网络的激光诱导击穿光谱塑料分类识别方法研究[J]. 光谱学与光谱分析,2012,32(12):3179-3182
Wang Q Q, Huang Z W, Liu K, Li W J, Yan J X. Classification of plastics with laser-induced breakdown spectroscopy based on principal component analysis and artificial neural network model[J]. *Spectroscopy & Spectral Analysis*,2012,32(12):3179-3182 (in Chinese)

[11] 王一帆,唐正宁. 基于 PCA 和 ICA 的多光谱数据降维方法[J]. 光学技术,2014,40(2):180-183
Wang Y F, Tang Z N. Dimensionality reduction method based

- on combination of PCA and ICA[J]. *Optical Technique*, 2014, 40(2):180-183 (in Chinese)
- [12] Neto A J S, Lopes D C, Pinto F A C, Zolnier S. Vis/NIR spectroscopy and chemometrics for non-destructive estimation of water and chlorophyll status in sunflower leaves [J]. *Biosystems Engineering*, 2017, 155:124-133
- [13] Sun Y, Wang Y, Xiao H, Gu X, Pan L, Tu K. Hyperspectral imaging detection of decayed honey peaches based on their chlorophyll content[J]. *Food Chemistry*, 2017:194-202
- [14] 王艳斌,袁洪福,陆婉珍,齐洪祥,殷宗玲. 人工神经网络用于近红外光谱测定柴油闪点[J]. *分析化学*, 2000, 28(9):1070-1073
Wang Y B, Yuan H F, Lu W Z, Qi H X, Yin Z L. Application of artificial neural network for the determination of diesel fuel flash point by near-infrared spectroscopy[J]. *Chinese Journal of Analytical Chemistry*, 2000, 28(9):1070-1073 (in Chinese)
- [15] 王昭懿,陈永杰,韩丽琴. 基于BP神经网络黄芩红外光谱数据与总黄酮含量模型的建立[J]. *吉林医药学院学报*, 2016, 37(4):257-260
Wang Z Y, Chen Y J, Han L Q. Based on the BP neural network and the establishment of the total flavonoids content model of infrared spectroscopy[J]. *Journal of Jilin Medical University*, 2016, 37(4):257-260 (in Chinese)
- [16] 张景阳,潘光友. 多元线性回归与BP神经网络预测模型对比与运用研究[J]. *昆明理工大学学报*, 2013(6):61-67
Zhang J Y, Pan G Y. Comparison and application of multiple regression and BP neural network prediction model [J]. *Journal of Kunming University of Science and Technology*, 2013(6):61-67 (in Chinese)
- [17] 刘春艳,凌建春,寇林元,仇丽霞,武俊青. GA-BP神经网络与BP神经网络性能比较[J]. *中国卫生统计*, 2013, 30(2):173-176
Liu C Y, Ling J C, Kou L Y, Chou L X, Wu J Q. Performance comparison between GA-BP neural network and BP neural network[J]. *Chinese Journal of Health Statistics*, 2013, 30(2):173-176 (in Chinese)
- [18] 龙泉,刘永前,杨勇平. 基于粒子群优化BP神经网络的风电机组齿轮箱故障诊断方法[J]. *太阳能学报*, 2012, 33(1):120-125
Long Q, Liu Y Q, Yang Y P. Fault diagnosis method of wind turbine gearbox based on BP neural network trained by particle swarm optimization algorithm [J]. *Acta Energetica Sinica*, 2012, 33(1):120-125 (in Chinese)
- [19] 谭娟,郭晋川,吴建强,潘伟,白杨,黄凯,何令祖,吴卫熊,邵金华. 不同灌溉方式下甘蔗光合特性[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(11):150-158
Tan J, Guo J C, Wu J Q, Pan W, Bai Y, Huang K, He L Z, Wu W X, Shao J H. Photosynthetic characteristics of sugarcane under different irrigation modes [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32(11):150-158 (in Chinese)
- [20] Li X H, Chen X, Zhou Y H, Nong M L, Liu X Y, Ai J Y. Spectral characteristics analysis and chlorophyll content detection of sugarcane leaves under different fertilizer treatments [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2015, 31(S2):118-123

责任编辑:刘迎春