

# 烤烟叶片氯密度高光谱预测模型的建立

杨艳东<sup>1</sup>,贾方方<sup>2</sup>,刘新源<sup>3</sup>,任天宝<sup>1</sup>,刘 文<sup>4</sup>,李梦匣<sup>1</sup>,刘云飞<sup>1</sup>,刘国顺<sup>1</sup>  
(1. 河南农业大学/河南省生物炭工程技术中心/烟草行业烟草栽培重点实验室,河南 郑州 450002;  
2. 商丘师范学院,河南 商丘 476000; 3. 河南省烟草公司 三门峡市公司,河南 三门峡 472000;  
4. 河南省烟草公司 郑州市公司,河南 郑州 450001)

**摘要:**连续2 a 设置烤烟3 个品种处理和3 个地点处理,提取10 个植被指数[修正三角形植被指数(Modified triangular vegetation index,MTVI)、归一化植被指数1(Normalized difference vegetation index 1,NDVI1)、归一化植被指数2(Normalized difference vegetation index 2,NDVI2)、新型植被指数(New vegetation index,NVI)、比值植被指数1(Ratio vegetation index 1,RVI1)、比值植被指数2(Ratio vegetation index 2,RVI2)、比值植被指数3(Ratio vegetation index 3,RVI3)、水分指数(Water index,WI)、归一化色素叶绿素植被指数(Normalized chlorophyll pigment vegetation index,NCPI)、简单比值水分指数(Simple ratio water index,SRWI)],用一元线性回归模型、多元线性回归模型、BP神经网络模型分别对烤烟叶片氯密度进行估算,比较其对烤烟叶片氯密度的预测效果。结果表明,NDVI2、NVI、RVI2、RVI3、NCPI、SRWI 6 个植被指数与烤烟叶片氯密度均极显著相关,相关系数均>0.680。一元线性回归模型、多元线性回归模型、BP神经网络模型的决定系数分别为0.617、0.617、0.868,其均方根误差分别为1.573、1.577、0.828。BP神经网络的预测效果比一元线性回归模型、多元线性回归模型预测效果好。

**关键词:**烤烟;氯密度;高光谱;植被指数;预测模型

**中图分类号:** S572;O433.1      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1004-3268(2019)05-0155-06

## Construction of Hyperspectral Prediction Model for Chlorine Density of Flue-cured Tobacco Leaves

YANG Yandong<sup>1</sup>,JIA Fangfang<sup>2</sup>,LIU Xinyuan<sup>3</sup>,REN Tianbao<sup>1</sup>,  
LIU Wen<sup>4</sup>,LI Mengxia<sup>1</sup>,LIU Yunfei<sup>1</sup>,LIU Guoshun<sup>1</sup>

(1. Henan Agricultural University/Henan Engineering Research Center for Biochar/Key Laboratory for Tobacco Cultivation in Tobacco Industry,Zhengzhou 450002,China; 2. Shangqiu Normal University,Shangqiu 476000,China;  
3. Sanmenxia City Branch of Henan Province Tobacco Company,Sanmenxia 472000,China;  
4. Zhengzhou Branch of Henan Provincial Tobacco Company,Zhengzhou 450001,China)

**Abstract:** Three variety treatments and three regional treatments were set up in this experiment for two consecutive years. 10 vegetation indexes [modified triangular vegetation index(MTVI),normalized difference vegetation index 1(NDVI1),normalized difference vegetation index 2(NDVI2),new vegetation index(NVI),ratio vegetation index 1(RVI1),ratio vegetation index 2(RVI2),ratio vegetation index 3(RVI3),water index(WI),normalized chlorophyll pigment vegetation index(NCPI),simple ratio water index(SRWI)] were extracted and analyzed. The chlorine density of flue-cured tobacco leaves was estimated by simple linear regression model,multiple linear regression model and BP neural network model to compare the prediction effect of chlorine density of flue-cured tobacco leaves. The result showed that the 6

收稿日期:2018-11-26  
基金项目:河南省烟草公司科技项目(ZYKJ201416,ZYKJ201501);国家重点研发计划课题(2017YFD0200808)  
作者简介:杨艳东(1994-),男,河南商丘人,在读硕士研究生,研究方向:烟草高光谱分析与应用。E-mail:yyd625@163.com  
通信作者:刘国顺(1954-),男,河南叶县人,教授,主要从事烟草栽培生理生化研究。E-mail:liugsh1851@163.com

vegetation indexes of NDVI2,NVI,RVI2,RVI3,NCPI,SRWI were significantly correlated with the chlorine density of flue-cured tobacco leaves,and the correlation coefficients were all greater than 0.680. The determining coefficients of simple linear regression model,multiple linear regression model and BP neural network model were 0.617,0.617 and 0.868,respectively,and the root mean square errors were 1.573,1.577 and 0.828,respectively. The prediction effect of BP neural network is better than that of simple linear regression model and multiple linear regression model.

**Key words:** Flue-cured tobacco; Chlorine density; Hyperspectra; Vegetation index; Prediction model

氯是烤烟生长发育过程中的必需元素<sup>[1-3]</sup>,其含量是衡量烟叶品质的重要指标之一。氯可以促进叶绿素<sup>[4]</sup>、烟碱<sup>[5]</sup>等物质的合成,还能增强烤烟抗病性<sup>[6]</sup>。烟叶氯含量偏高,会导致烟叶厚且脆,香气量少,弹性和燃烧性下降;氯含量偏低则烟叶油分少、枯燥易碎,成丝率低<sup>[7]</sup>。因此,及时、快速地获取烤烟氯含量对烟叶的生产、加工及评价具有重要意义。传统的氯含量测量方法需要破坏性取样,耗时费力,且结果具有滞后性。运用遥感技术分析烤烟冠层光谱反射率与理化参数的相关性,可建立各种理化参数光谱特征估测模型。JUN 等<sup>[8]</sup>应用多元线性回归方法建立了烤烟叶片水分含量预测模型。刘延等<sup>[9]</sup>采用多元逐步回归分析方法,建立了基于光谱特征单变量估测钾含量的模型。研究表明,植被的理化参数与光谱反射率之间的关系是非线性的<sup>[10]</sup>。JIA 等<sup>[11]</sup>建立了多种烤烟叶片氮含量预测模型,发现非线性 BP 神经网络模型预测效果更好。关于小麦<sup>[12]</sup>、水稻<sup>[13]</sup>、玉米<sup>[14]</sup>、大豆<sup>[15]</sup>、兰花<sup>[16]</sup>等作物的报道表明,BP 神经网络模型的预测效果更好。烤烟色素含量<sup>[17-18]</sup>、叶面积指数<sup>[19]</sup>、烟蚜发生程度<sup>[20]</sup>等方面的预测模型也有相关报道,但关于烤烟叶片氯密度预测模型的研究尚未见报道。鉴于此,测定烤烟冠层高光谱特征参数及叶片氯密度,并比较一元线性回归模型、多元线性回归模型、BP 神经网络模型对烤烟叶片氯密度预测效果,以期快速、准确获取烤烟叶片氯密度提供理论依据。

1 材料和方法

1.1 试验设计

3 个品种处理:K326、云烟 87、豫烟 10,于 2016 年和 2017 年连续 2 a 在河南农业大学现代烟草科技示范园(许昌市)进行试验。供试土壤为砂壤土,有机质为 8.46 g/kg、碱解氮为 70.88 mg/kg、速效磷为 11.16 mg/kg、速效钾为 166.50 mg/kg,前茬作物为芥菜(绿肥)。

3 个地点处理:河南农业大学现代烟草科技示范园(许昌市)、洛阳市嵩县大坪乡、三门峡市卢氏县杜关镇,以下分别简称为许昌、洛阳、三门峡。供

试烤烟品种为 K326,于 2016 年和 2017 年连续 2 a 进行试验。各处理施肥方式一致,均按当地常规方法施肥,氮肥为硝基磷酸铵,磷肥为过磷酸钙,钾肥为硫酸钾。

1.2 烤烟冠层光谱数据获取

分别于上述 3 个地点烤烟的伸根期(移栽后 30 d)、旺长期(移栽后 55 d)、成熟期(移栽后 75 d)采集数据。选取具有代表性的烟株,用便携式地物光谱仪 Field Spec 3(美国 ASD 公司)测定,获取烤烟冠层光谱数据。波段为 350~2 500 nm,其中,350~1 000 nm 光谱分辨率为 3 nm,采样间隔为 1.4 nm,视场角为 25°;1 000~2 500 nm 光谱分辨率为 10 nm,采样间隔为 2 nm,视场角为 25°。每株烤烟测 10 组数据,将其平均值作为该角度的反射率。总样本数为 244,随机抽取 50% 的数据用于建立模型,剩余 50% 的数据用于验证模型,因此,建立模型及验证模型的样本数均为 122。

1.3 烤烟叶片氯密度

采用 seal AA3 流动分析仪(德国布朗卢比公司)测定氯含量<sup>[21]</sup>。参考有关文献<sup>[22]</sup>,计算烤烟叶片氯密度:

$$\text{烤烟叶片氯密度 (g/m}^2\text{)} = \frac{C \times SLW \times LAI}{100}$$

式中,C 为烤烟叶片样品氯元素含量;SLW 为比叶重(g/m<sup>2</sup>),指单位叶面积干叶质量;LAI 为叶面积指数,指单位土地面积上植物叶片总面积与土地面积的比值。

1.4 数据处理

利用 Viewspec Program 导出原始光谱数据,利用 Excel、Origin、Matlab 2014b 软件进行数据分析、绘图、建模。

2 结果与分析

2.1 不同氯含量烤烟叶片光谱反射率

如图 1 所示,按照叶片氯元素含量不同将烤烟分为低氯(<0.6%)、中氯(0.6%~0.9%)、高氯(>0.9%)3 个类别。高氯烤烟冠层反射率在全波段均高于中氯、低氯烤烟的冠层反射率。波长为

1 150 ~ 1 340、1 430 ~ 1 790、2 040 ~ 2 350 nm 时,烤烟叶片反射率表现为高氯 > 低氯 > 中氯,但低氯和中氯烤烟叶片反射率差异不明显。波长为 740 ~ 980 nm 时,烤烟叶片反射率表现为高氯 > 中氯 > 低氯,差异明显。上述结果表明,不同氯含量烤烟叶片光谱反射率不同,可用于遥感对大田烤烟氯元素状况的监测。

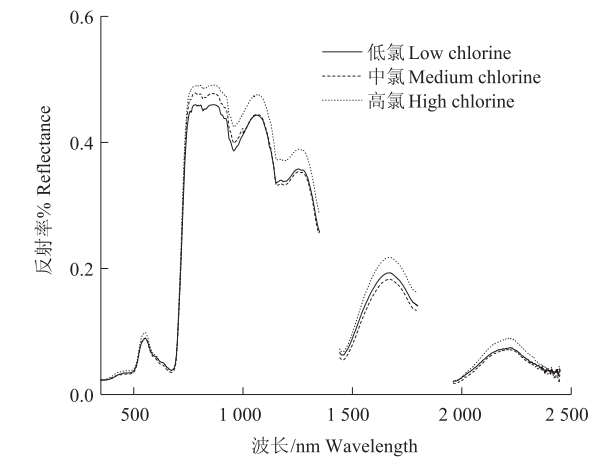


图 1 不同氯含量烤烟冠层光谱反射率  
Fig.1 Spectral reflectance of flue-cured tobacco with different chlorine densities

2.2 不同生育时期烤烟叶片氯密度变化规律

如图 2 所示,各品种处理烤烟叶片氯密度均随生育时期的变化呈现递增的趋势。不同生育时期 K326 和云烟 87 的叶片氯密度无明显差异,但二者均小于豫烟 10 的叶片氯密度。尤其是旺长期和成熟期,K326 和云烟 87 的叶片氯密度明显低于豫烟

10。3 个烤烟品种,其叶片氯密度在伸根期均最小,成熟期均最大,其中,豫烟 10 叶片氯密度达 7.954 g/m<sup>2</sup>。

不同生育时期许昌的烤烟叶片氯密度在 3 个地点中均最高。许昌和洛阳的烤烟叶片氯密度均随生育时期的变化呈现增加的趋势,而三门峡的叶片氯密度则表现为先增加后略微降低的趋势。成熟期 3 个地点烤烟叶片氯密度以许昌的为最高,达 2.914 g/m<sup>2</sup>,三门峡的最低,为 0.756 g/m<sup>2</sup>。

2.3 烤烟叶片氯密度与植被指数相关性分析

参考前人研究结果筛选的植被指数共 10 种:修正三角形植被指数 (Modified triangular vegetation index, MTVI)、归一化植被指数 1 (Normalized difference vegetation index 1, NDVI1)、归一化植被指数 2 (Normalized difference vegetation index 2, NDVI2)、新型植被指数 (New vegetation index, NVI)、比值植被指数 1 (Ratio vegetation index 1, RVI1)、比值植被指数 2 (Ratio vegetation index 2, RVI2)、比值植被指数 3 (Ratio vegetation index 3, RVI3)、水分指数 (Water index, WI)、归一化色素叶绿素植被指数 (Normalized chlorophyll pigment vegetation index, NCPI)、简单比值水分指数 (Simple ratio water index, SRWI)<sup>[23-31]</sup>,见表 1。相关分析表明,10 种植被指数与烤烟叶片氯密度均极显著相关。NVI、RVI2、RVI3 与烤烟叶片氯密度相关系数均 > 0.700,其中,RVI2 与烤烟叶片氯密度相关系数最高,达 0.785。MTVI 和 SRWI 与烤烟叶片氯密度负相关。

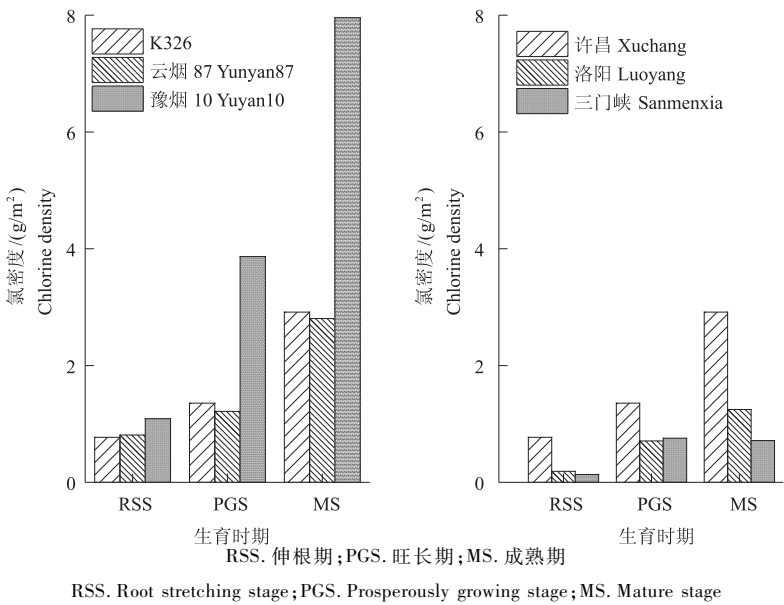


图 2 不同生育时期烤烟叶片氯密度变化  
Fig.2 Chlorine density changes of flue-cured tobacco leaves at different growth stages

表 1 烤烟叶片氯密度与植被指数的相关性分析

Tab.1 Correlation analysis between vegetation indexes and chlorine density of flue-cured tobacco leaves

植被指数	计算公式	相关系数	参考文献
Vegetation index	Calculation formula	Correlation coefficient	Reference
MTVI	$1.2[1.2(R_{800}-R_{550})-2.5(R_{670}-R_{550})]$	-0.418 **	[23]
NDVII	$(R_{810}-R_{560})/(R_{810}+R_{560})$	0.434 **	[24]
NDVI2	$(R_{800}-R_{680})/(R_{800}+R_{680})$	0.699 **	[25]
NVI	$(R_{777}-R_{747})/R_{673}$	0.722 **	[26]
RVII	$R_{810}/R_{560}$	0.465 **	[24]
RV12	$R_{895}/R_{675}$	0.785 **	[27]
RV13	$R_{800}/R_{670}$	0.782 **	[28]
WI	$R_{900}/R_{970}$	0.454 **	[29]
NCPI	$(R_{800}-R_{680})/(R_{800}+R_{680})$	0.699 **	[30]
SRWI	$R_{678}/R_{1\ 070}$	-0.685 **	[31]

注:1. \*\* 表示在 0.01 水平上极显著相关;2. *R* 表示反射率,下标代表具体波段 (nm)。  
Note:1. \*\* means that correlation is significant at the 0.01 level;2. *R* is the reflectance, and the subscript represents the specific band (nm).

2.4 烤烟叶片氯密度预测模型建立

2.4.1 烤烟叶片氯密度一元线性回归模型 RV12 与烤烟叶片氯密度相关系数最大(表 1),将二者构建一元线性回归方程,结果如图 3 所示。RV12 和烤烟叶片氯密度正相关,构建的一元线性回归方程为  $y = 1.467x + 10.345$ ,决定系数为 0.617。构建的一元线性回归方程决定系数较小,表明模型预测效果不理想。

2.4.3 烤烟叶片氯密度 BP 神经网络模型 BP 神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,具有高度非线性映射能力和良好稳健性模式识别特点,包含输入层、隐含层和输出层。以表 1 中的 10 个植被指数作为输入层,烤烟叶片氯密度作为输出层,其传递函数为 purelin,训练函数为 trainlm,构建的模型隐含层节点数为 6,拟合结果如图 4 所示。模型决定系数为 0.868,表明 BP 神经网络模型拟合效果优于一元线性回归模型和多元线性回归模型。

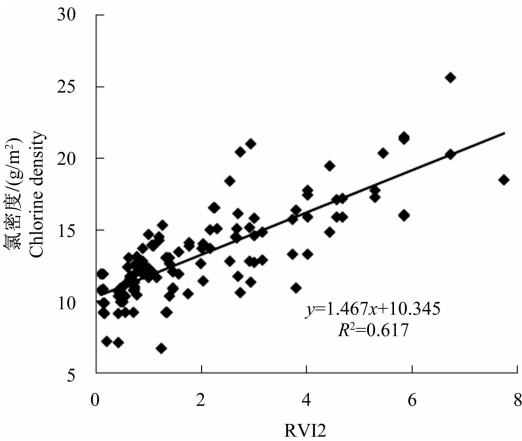


图 3 烤烟叶片氯密度一元线性回归模型  
Fig.3 The simple linear regression model for chlorine density of flue-cured tobacco leaves

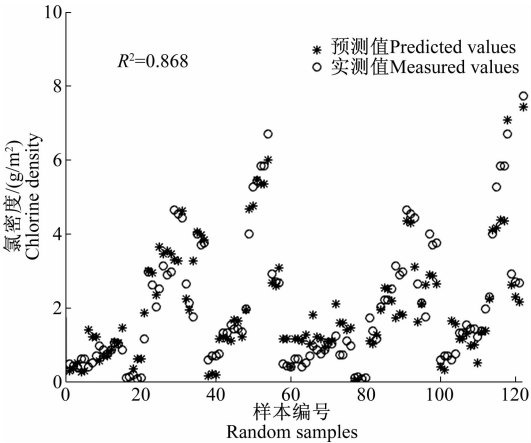


图 4 烤烟叶片氯密度 BP 神经网络模型  
Fig.4 BP neural network model for chlorine density of flue-cured tobacco leaves

2.4.2 烤烟叶片氯密度多元线性回归模型 选取相关系数绝对值均 > 0.680 的 6 个植被指数:NDVI2、NVI、RV12、RV13、NCPI、SRWI,将其与烤烟叶片氯密度构建多元线性回归模型。逐步回归分析,筛选出 NVI、RV12、RV13 作为自变量,构建的多元线性回归方程为  $y = 0.084x_{NVI} + 0.645x_{RV12} - 0.221x_{RV13} - 3.608$ ,决定系数为 0.617,与一元线性回归模型的决定系数相等,表明多元线性回归模型的预测效果和一元线性回归模型的预测效果相同。

2.5 烤烟叶片氯密度预测模型检验

将验证模型的样本数(122)作为自变量带入上述 3 个预测模型,得到预测值。对预测值和实测值进行分析,得到预测值和实测值 1:1 关系图(图 5)。一元线性回归模型、多元线性回归模型、BP 神经网络模型 3 种验证模型的决定系数分别为 0.359、0.358、0.788,均方根误差分别为 1.573、1.577、0.828,表明 BP 神经网络模型预测效果比一元线性

回归模型、多元线性回归模型预测效果好,即非线性

模型预测效果比线性模型预测效果好。

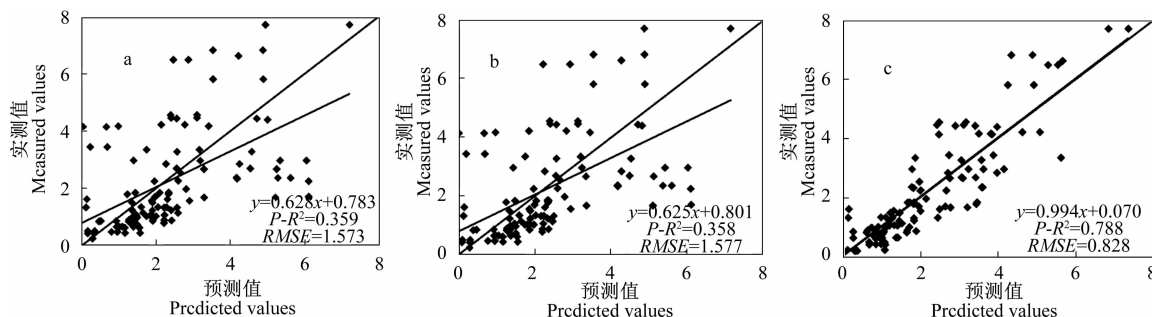


图 5 一元线性回归模型 (a)、多元线性回归模型 (b) 和 BP 神经网络模型 (c) 的检验

Fig.5 Test of the simple linear linear model (a), the multiple linear model (b) and the BP neural network model (c)

### 3 结论与讨论

高氯含量的烤烟,其冠层反射率在全波段均高于中氯和低氯烤烟的冠层反射率。不同品种烤烟叶片氯密度在整个生育期均表现为增加趋势,成熟期最大。氯含量高的烤烟其光谱反射率也高,这可能与氯促进色素、烟碱等物质合成有关。研究表明,蛋白质、氮在 910、1 020、1 690 nm 等波段的谐振和拉伸,造成了其在相应波段的吸收特征<sup>[32]</sup>。

10 种植被指数与烤烟叶片氯密度均极显著相关,RVI2 与烤烟叶片氯密度相关性最好,相关系数为 0.785。植被指数是由多个波段或波长的反射率因子组合而成的参数,其与植被特征参数间的函数联系比单一波段值稳定、可靠。本研究从已有报道中选取 10 个植被指数与烤烟叶片氯密度进行相关分析,其中,6 个植被指数与烤烟叶片氯密度相关系数均 >0.680,其中,RVI2、RVI3 的效果最好,这与前人认为 NDVI、RVI 效果较好<sup>[33]</sup>的结论不同,可能是研究对象和方法不同,以及不同的植被指数适用于不同的理化成分或农学参数所致。

以植被指数为自变量建立的一元线性回归模型、多元线性回归模型、BP 神经网络模型中,BP 神经网络模型预测效果最好,其决定系数为 0.868,均方根误差为 0.828,表明该模型具有较高的准确性和精准度,这与李梦竹等<sup>[34]</sup>的研究结果一致。

本研究基于 BP 神经网络建立的烤烟叶片氯密度预测模型,模型拟合效果较好,具有一定的适用性。然而,目前垂直向下的观测方式主要获取的是烟株上层信息,中下层信息难以获取。应进一步强化多角度研究,建立不同层次的立体预测模型,对烟株矿质营养和病害发生情况进行监测,为烤烟生长精准管理提供理论依据。此外,高光谱数据信息量大,如何筛选更适用的植被指数,建立预测效果更好

的模型,仍需进一步研究。

#### 参考文献:

- [1] 范艺宽,毛家伟,孙大为,等. 耕作深度和秸秆还田互作对土壤团聚体组成和烟叶钾、氯含量的影响[J]. 河南农业科学,2018,47(1):32-36.
- [2] 孙计平,吴照辉,李雪君,等. 高氯灌溉水对盆栽烤烟氯吸收和分配的影响[J]. 河南农业科学,2017,46(10):44-48.
- [3] 刘琳琳. 重庆烟区烤烟氯含量与中性致香物质的关系[J]. 山西农业科学,2014,42(6):554-556.
- [4] 李建和,梁颂捷,林祖斌,等. Cl 对烤烟光合作用的影响[J]. 福建农业大学学报,1999,28(2):184-187.
- [5] MANN J. Secondary metabolism [M]. Oxford: Clarendon Press,1978:26-32.
- [6] CAZALÉ A C,ROUETMAYER M A,BARBIERBRYGOO H,et al. Oxidative burst and hypoosmotic stress in tobacco cell suspensions [J]. Plant Physiology,1998,116(2):659-669.
- [7] 曹志洪. 优质烤烟生产的土壤与施肥 [M]. 南京:江苏科学技术出版社,1990:236-245.
- [8] JUN S,XIN Z,WU X H,et al. Identification of moisture content in tobacco plant leaves using outlier sample eliminating algorithms and hyperspectral data [J]. Biochem Biophys RES Commun,2016,471(1):226-232.
- [9] 刘延,吴秋菊,舒清杰. 基于非成像高光谱的云烟 97 号叶片钾含量估算研究[J]. 山东农业科学,2018,50(4):138-141.
- [10] JIA F F,LIU G S,DING S S,et al. Using leaf spectral reflectance to monitor the effects of shading on nicotine content in tobacco leaves[J]. Industrial Crops and Products,2013,51(6):444-452.
- [11] JIA F S,LIU G S,LIU D S,et al. Comparison of different methods for estimating nitrogen concentration in flue-cured tobacco leaves based on hyperspectral reflectance [J]. Field Crops Research,2013,150(15):108-114.

- [12] 沈文颖,李映雪,冯伟,等.基于因子分析-BP神经网络的小麦叶片白粉病反演模型[J].农业工程学报,2015,31(22):183-190.
- [13] 赵瑞,祁春节,段凌凤.基于BP神经网络的水稻卷叶识别[J].南方农业学报,2018,49(10):2103-2109.
- [14] 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.
- [15] 刘润,张绍良,侯湖平,等.基于思维进化优化BP神经网络的大豆叶片叶绿素含量高光谱反演[J].江苏农业科学,2018,46(13):212-216.
- [16] 姚鑫鑫,宋希强,王健,等.基于BP神经网络的海口地区2种热带兰温室栽培环境预测[J].河南农业科学,2018,47(2):155-160.
- [17] 任晓,劳彩莲,徐照丽,等.估测田间烟叶色素含量的光谱模型研究[J].光谱学与光谱分析,2015,35(6):1654-1659.
- [18] 贾方方,张黎明,任天宝,等.基于BP神经网络的烟草叶片质体色素高光谱反演[J].烟草科技,2016,49(7):8-13.
- [19] 张正杨,马新明,贾方方,等.烟草叶面积指数的高光谱估算模型[J].生态学报,2012,32(1):168-175.
- [20] 任广伟,王秀芳,王新伟,等.BP神经网络在烟蚜发生程度预测中的应用[J].华北农学报,2008,23(S2):373-376.
- [21] 国家烟草专卖局.烟草及烟草制品氯的测定连续流动法:YC/T 162—2011[S].北京:中国标准出版社,2011.
- [22] 黄山,杨峰,张勇,等.净套作下大豆叶绿素密度动态及光谱估测研究[J].西北农林科技大学学报(自然科学版),2016,44(5):29-37.
- [23] HABOUDANCE D, MILLER J R, PATTEY E, *et al.* Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 90(3):337-352.
- [24] APARICIO N, VILLEGAS D, CASADESUS J, *et al.* Spectral vegetation indices as nondestructive tools for determining durum wheat yield[J]. Agronomy Journal, 2000, 92(1):83-91.
- [25] ROUSE J W, HASS R H, SCHELL J A, *et al.* Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS[C]//Proceedings of third earth resources technology satellite-1 symposium. Washington D C: NASA Special Publication, 1974:310-317.
- [26] GUPTA R K, VIJAYAN D, PRASAD T S. Comparative analysis of red edge hyperspectral indices[J]. Advance Space Research, 2003, 32(11):2217-2222.
- [27] JORDAN C F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor[J]. Ecology, 1969, 50(4):663-666.
- [28] SERRANO L, PENUELAS J, USTIN S L. Remote sensing of nitrogen and lignin in Mediterranean vegetation from AVIRIS data: Decomposing biochemical from structural signals[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(2):355-364.
- [29] PENUELAS J, FILELLA, BIEL C, *et al.* The reflectance at the 950—970 nm region as an indicator of plant water status[J]. International Journal of Remote Sensing, 1993, 14(10):1887-1905.
- [30] PENUELAS J, GAMON J A, FREDEEN A L, *et al.* Reflectance indices associated with physiological changes in nitrogen- and water-limited sunflower leaves[J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 48(2):135-146.
- [31] HUNT E R, ROCK B N. Detection of changes in leaf water content using near-and middle-infrared reflectance[J]. Remote Sensing of Environment, 1989, 30(1):43-54.
- [32] CURRAN P J. Remote sensing of foliar chemistry[J]. Remote Sensing of Environment, 1990, 30(1):271-278.
- [33] 贾方方.不同种植密度烟草叶面积指数的高光谱估测模型[J].中国烟草科学,2017,38(4):37-43.
- [34] 李梦竹,刘国顺,贾方方,等.旺长期烤烟对不同程度干旱胁迫的光谱响应[J].干旱地区农业研究,2017,35(3):164-171.