

基于 RGB 颜色空间的早稻氮素营养监测研究

叶春^{1,2} 刘莹^{1*} 李艳大² 曹中盛² 张丽娜³ 刘继忠¹

(1. 南昌大学 机电工程学院, 南昌 330031;

2. 江西省农业科学院 农业工程研究所/江西省智能农机装备工程研究中心/
江西省农业信息化工程技术研究中心, 南昌 330200;

3. 中国农业机械化科学研究院 产业创新中心, 北京 100083)

摘要 针对双季稻区水稻过量施肥带来环境污染和成本提高问题,设计不同品种氮肥梯度大田试验,应用数码相机获取早稻冠层数字图像,研究不同色彩参数及早稻氮素营养指标的时空变化特征,以期确立双季早稻氮素营养预测模型。结果表明:不同品种同一氮肥处理下图像色彩参数差异不大;拔节期数字图像参数对氮素营养指标敏感;模型构建结果显示,图像参数 INT 与水稻氮素营养指标构建的模型决定系数(R^2)最大,模型预测效果最佳, R^2 分别为 0.895 7 和 0.924 7;进一步采用多元回归分析和 BP 神经网络分析法进行预测,预测效果均较好。对预测结果进行检验,发现品种对于模型的构建影响不大,以 BP 神经网络分析法构建的叶片氮浓度(LNC)模型和以 INT 为敏感色彩参数构建的叶片氮积累量(LNA)回归模型效果最优,而多元回归分析方法则效果不佳。早稻冠层 RGB 颜色空间敏感参数与氮素营养指标间相关性较好,可以实现氮素营养的无损监测诊断。

关键词 早稻; 图像; 氮营养; RGB 颜色空间; 监测

中图分类号 S512.1

文章编号 1007-4333(2020)08-0025-10

文献标志码 A

Monitoring the nitrogen nutrition of early rice based on RGB color space

YE Chun^{1,2}, LIU Ying^{1*}, LI Yanda², CAO Zhongsheng², ZHANG Lina³, LIU Jizhong¹

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China;

2. Institute of Agricultural Engineering/Jiangxi Province Engineering Research Center of Intelligent Agricultural Machinery Equipment/Jiangxi Province Engineering Research Center of Information Technology in Agriculture, Jiangxi Academy of Agricultural Sciences, Nanchang 330200, China;

3. Industrial Innovation Center, Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences, Beijing 100083, China)

Abstract In view of the problem of environmental pollution and cost increase caused by excessive nitrogen fertilization application of double-cropping rice, field experiments on nitrogen gradients of different varieties were conducted in Jiangxi in 2019. Digital camera was used to measure images of early rice canopy, and different color parameters and characteristics of the nitrogen nutrition indexes of early rice were investigated. A monitoring model of nitrogen nutrition for early rice was established. The results showed that the differences of color parameters of images under the same nitrogen fertilizer treatment of different varieties were small. The digital image parameters at jointing stage were sensitive to nitrogen nutrition indexes. The model construction results showed that the model constructed between INT and the nitrogen nutrition indexes (R^2) had the largest coefficient of determination, and the model displayed the best prediction effect with R^2 of 0.895 7 and 0.924 7, respectively. At the same time, the results of multiple regression analysis and BP neural network analysis confirmed that the prediction results were good. The results obtained from

收稿日期: 2020-01-12

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFD0300608); 国家青年拔尖人才支持计划项目; 江西省科技计划项目(20182BCB22015, 20161BBI90012); 江西省“双千计划”项目联合资助

第一作者: 叶春, 博士研究生, E-mail: lychunzi@126.com

通讯作者: 刘莹, 教授, 主要从事测量技术研究, E-mail: liying@ncu.edu.cn

prediction tests showed that the variety has little effect on the construction of the model. The leaf nitrogen content (LNC) model constructed with BP neural network analysis and the leaf nitrogen accumulation (LNA) regression model constructed with INT as the sensitive color parameter had the best effect, while the multiple regression analysis method had poor result. In conclusion, the early rice canopy RGB color space sensitive parameters have a good correlation with nitrogen nutrition indicators, which meets the needs of nitrogen nutrition non-destructive monitoring and diagnosis.

Keywords image; early rice; nitrogen nutrition; RGB color space; monitoring

水稻是我国重要的粮食作物,其产量及质量直接影响粮食安全。氮素是作物生长发育所必需的重要营养元素,科学合理施用氮肥是增加双季稻单位面积产量和提高品质的有效措施。目前双季稻氮肥过量施用现象普遍,不仅增加生产成本,还会降低肥料利用率,严重污染环境^[1]。因此,双季稻氮素营养的实时无损监测诊断对于氮肥精确管理和减轻农业面源污染具有重要意义。传统的作物氮素营养监测诊断方法主要采用田间采样实验室化学分析法,费时费力成本高,且时效性差,难以满足实时监测作物及田间追肥的需求^[2]。随着数字图像技术的快速发展,其在稻麦氮素营养诊断^[3-5]、病虫害诊断^[6]、产量预测^[7]、含水率预测^[8]等方面都得到了广泛应用。

国内已有报道利用数字图像技术进行作物营养诊断:祝锦霞等^[9]通过扫描仪和无人机对水稻单叶和冠层图像进行分析,发现蓝色波段(Blueness intensity)对水稻的氮素水平较为敏感;石媛媛等^[4]通过扫描仪图像和无人机搭载数码相机图像建立了水稻氮磷钾诊断模型;李红军等^[10]开展了基于不同航拍高度的无人机图像小麦和玉米氮素营养诊断,表明航拍诊断模型在冬小麦和夏玉米上均有较好监测精度,但存在航拍图像精度、参数是否饱和等问题,需要进一步完善处理。由于实际生产中无人机使用需专人操作,扫描仪的使用耗时费力,其应用范围及人群均相对受限。而数码相机具有成本低、且能实时快速获取数据的优点,应用数码相机实施作物营养监测已经成为开展农业研究的新手段。李岚涛等^[11]通过应用普通数码相机进行了水稻氮营养诊断,并得出敏感参数水稻红光标准化值(NRI)构建的模型与水稻氮素营养指标和产量之间均表现出较好的相关性;Lee等^[12]应用数码相机开展水稻冠层覆盖率的研究,并指出改良的过度绿色指数(MEGI)显示了从淹水/裸土背景分割水稻植物的最大潜力;Li等^[13]于2013年利用数码相机图像对水稻叶绿素含量进行了估测,并构建一种模型来展开SPAD值的反演工作,效果良好;贾良良^[14]构建

了水稻叶片氮营养监测模型,认为数字图像技术将成为估测作物营养含量的重要技术手段。

已有研究利用数字图像参数构建了许多作物营养监测模型,验证了模型具有较高精确度,但针对具体生育期结论各不相同,对双季稻品种是否影响模型构建并未进行具体分析,且以双季稻为研究对象的更少。因此,本研究拟以4个早稻品种大田试验为基础,采用数码相机获取早稻全生育期冠层图像,将图像分割和去噪后提取颜色参数,并分析早稻冠层RGB颜色空间参数和水稻氮素营养指数的关系,基于RGB颜色空间参数,利用单变量回归和多变量回归分析方法,筛选出早稻氮素营养监测的敏感颜色参数及最佳监测模型,以期为双季稻氮肥精确管理和数字图像营养监测设备的研发提供理论依据与参考。

1 材料与方法

1.1 试验设计

以不同地点、不同施氮水平和不同品种类型的双季早稻田间试验为基础。

试验1:2019年在江西省农业科学院高安试验基地进行,28°25'27" N,115°12'15" E。试验田耕作层含有机质38.80 g/kg,全氮2.53 g/kg,铵态氮42.4 mg/kg,硝态氮1.04 mg/kg,有效磷16.78 mg/kg,速效钾120.1 mg/kg和pH 5.5。供试品种为中嘉早17(记为C1)和长两优173(记为C2);设4个施氮水平:0、75、150和225 kg/hm²(分别记为N0、N1、N2和N3),3次重复。不同时期施肥质量比:基肥:分蘖肥:穗肥=5:3:2,磷肥(60 kg/hm²)作为基肥一次性施入,钾肥(120 kg/hm²)随氮肥同比例施入,随机区组排列。小区面积为30 m²,3本移栽,南北行向,小区之间以埂相隔,埂上覆膜,独立排灌。4月25日移栽,7月16日收获。其他栽培措施与当地高产栽培一致。

试验2:2019年在江西省吉安市新干县界埠镇试验基地进行,115°21'3.87" E,27°45'17.65" N。试

验田耕作层含有机质 28.0 g/kg、碱解氮 127.0 mg/kg、有效磷 29.0 mg/kg、速效钾 121.0 mg/kg 和 pH 5.5。供试品种为早籼 618(记为 C3)和湘早籼 45(记为 C4),4 月 26 日移栽,7 月 19 日收获。早稻 4 个施氮水平、行株距、行向、小区面积、重复数、氮磷钾肥类型和用量均与试验 1 相同。其他栽培措施与当地高产栽培一致。

1.2 数字图像及图像参数获取

1.2.1 数字图像获取

参照文献[15]做法,选取晴朗无云的天气分别于分蘖期(2019-05-09)、拔节期(2019-05-18)、孕穗期(2019-05-25)、抽穗期(2019-06-04)和齐穗期(2019-06-13),在太阳高度角相对稳定的 12:00 至 14:00,利用数码相机(Canon EOS 100D,分辨率为

72 DPI)获取早稻冠层图像。拍摄时,将相机镜头距离水稻冠层约 1.0 m,与冠层呈 60°夹角,同时将相机调至 Auto 模式下,以自动曝光控制色彩平衡,图片以 JPEG 格式存储,分辨率 5 184×3 456。

1.2.2 图像特征参数获取

用于作物营养诊断的图像处理方法主要包括图像分割法^[16-17]和直方图 RGB 参数组合法^[14]。本研究应用 Adobe photoshop7.0 软件直方图程序获取分割去噪后图像的红光值 R (Redness intensity)、绿光值 G (Greenness intensity)和蓝光值 B (Blueness intensity)。通过这 3 个颜色参数的组合运算,衍生出多种色彩参数。参考同类研究对色彩参数的选择,本研究选取常用的 8 种色彩参数作为备选,其计算方法和相关文献见表 1。

表 1 图像色彩参数及计算方法
Table 1 Image characteristic value and calculation methods

参数 Parameter	计算方法 Method of calculation	参考文献 Reference
红光标准化 NRI	$NRI=R/R+G+B$	
绿光标准化 NGI	$NGI=G/R+G+B$	
蓝光标准化值 NBI	$NBI=B/R+G+B$	[16]
绿蓝光比值指数 GDR	$GDR=G/R$	
绿蓝光差值指数 GMR	$GMR=G-R$	
色度 Hue	$\text{if } R=\max H=(G-B)/(\max-\min)\times 60$ $\text{if } G=\max, H=120+(B-R)/(\max-\min)\times 60$ $\text{if } B=\max, H=240+(R-B)/(\max-\min)\times 60$ $\text{if } H<0, H=H+360$	[17]
调整归一化指数 NDI	$NDI=(R-G)/(R+G+0.01)$	[18]
均值 INT	$INT=(R+G+B)/3$	[14]

注: R, G 和 B 值为图像提取的红、绿、蓝色彩的平均值。

Note: R, G and B values are the average values of the red, green and blue colors extracted from the image.

1.3 氮素营养指标的选择

与数字图像获取同步,各小区选取长势相同的稻株 4 株,根据植株器官发育情况,将样品植株分离为叶、茎鞘和穗,在 105 °C 杀青 30 min,80 °C 烘干 48 h 至恒重后称量,采用凯氏定氮法测定水稻叶片氮浓度(LNC),进而计算水稻叶片氮积累量(LNA)。LNA/(g/m²)=叶片氮浓度/%×叶片干物质量/(g/m²)。

1.4 数据处理与分析

采用 Adobe photoshop 7.0 软件将早稻与水体裸地分割,进一步运用直方图软件提取早稻叶片色彩参数。其他数据处理与分析采用 Microsoft Excel 2007、SPSS 17.0 和 Matlab 7.0 进行。

1.5 模型的检验

试验 1 获取的试验数据用于模型构建,试验 2 获取的试验数据用于模型检验。采用国际上常用的

R^2 、均方根误差 RMSE 和相对均方根误差 (RRMSE) 来评估模型的稳定性, RMSE 和 RRMSE 值越小, 说明模拟值与观测值的一致性越好, 即模型的模拟结果越准确、可靠。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2} \quad (1)$$

$$RRMSE = RMSE / \bar{O}_i \times 100\% \quad (2)$$

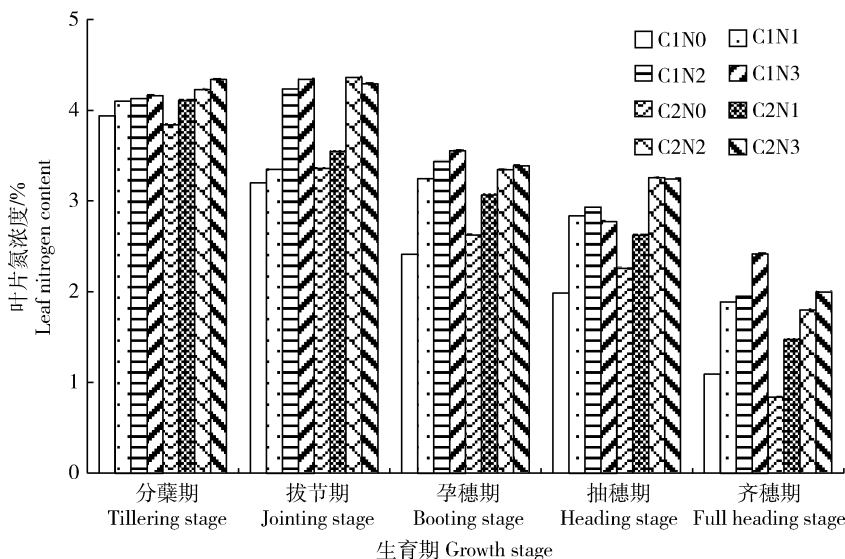
式中: n 为模型测试检验样本数; P_i 为模型预测值; O_i 为实测值; \bar{O}_i 为实测值的平均值。

2 结果与分析

2.1 不同施氮水平下各生育期早稻氮素营养变化特征

不同施氮水平下不同生育期水稻氮营养的时空变化特征各有差异(图 1)。由图 1 可知全生育期内同一处理不同品种水稻 LNC 的变化整体趋势一

致, 而同一生育期内不同处理的 LNC 差异较为明显。其中: N0 和 N1 处理下水稻 LNC 随着生育期推进逐渐减小; N2 和 N3 处理下水稻 LNC 从分蘖期至拔节期是先增加, 而后随着生育期推进逐渐减小。进一步, 将水稻叶片氮积累量进行比较分析(图 2), 由图 2 可以看出, 水稻 LNA 值随着生育期推进不断增加, 除 N3 处理外, 其他处理的 LNA 值均至抽穗期达到顶峰。说明水稻不同品种的叶片氮浓度和叶片氮积累量数值虽有差异, 但基本变化趋势一致。与对照(N0)相比, 分蘖期、拔节期、孕穗期、抽穗期和齐穗期叶片氮浓度和氮积累量分别增加了 7.41%、22.64%、32.55%、38.71%、99.17% 和 28.37%、77.17%、83.06%、120.95%、147.51%, 差异显著。不同施肥处理导致水稻 LNC 和 LNA 的差异, 但是依据施肥情况无法准确确定水稻的氮素营养状况。



C1: 中嘉早 17; C2: 长两优 173; N0: 不施氮肥; N1: 氮肥施用量为 75 kg/hm²; N2: 氮肥施用量为 150 kg/hm²; N3: 氮肥施用量为 225 kg/hm²。下同。

C1, Zhongjiacao 17; C2, Changliangyou 173; N0, no nitrogen; N1, nitrogen application rate 75 kg/hm²; N2, nitrogen application rate 150 kg/hm²; N3, nitrogen application rate 225 kg/hm². The same below.

图 1 不同生育期早稻叶片氮浓度变化特征

Fig. 1 Characteristics of LNC in early rice leaves at different growth stage

2.2 不同施氮水平对数字图像参数的影响

分析图像参数对不同施氮水平的响应特征是利用图像参数构造氮素营养预测模型的前提, 不同施氮量下图像颜色参数与叶片氮浓度、叶片氮积累量的相关系数整理见表 2。结果显示: 氮肥施用后, 不同时期冠层数字图像颜色参数差异显著; R 、 G 和 B

3 个基本参数不同生育期与叶片氮浓度、氮积累量相关性变化明显。其中参数 R 在分蘖期与 LNC 相关系数最大, 在拔节期与 LNA 相关系数最大; 拔节期, 参数 G 与 LNC 和 LNA 的相关系数分别为 0.724 和 0.841, 为全生育期内相关系数最大值。而参数 B 与 LNC 及 LNA 的相关系数最大值出现在

抽穗期和齐穗期。考虑到抽穗期后一般水稻田不再追施肥,抽穗期和齐穗期作为氮营养监测的敏感生

育期指导实际追施肥意义较小,因此暂时以分蘖期和拔节期为备选观测期。

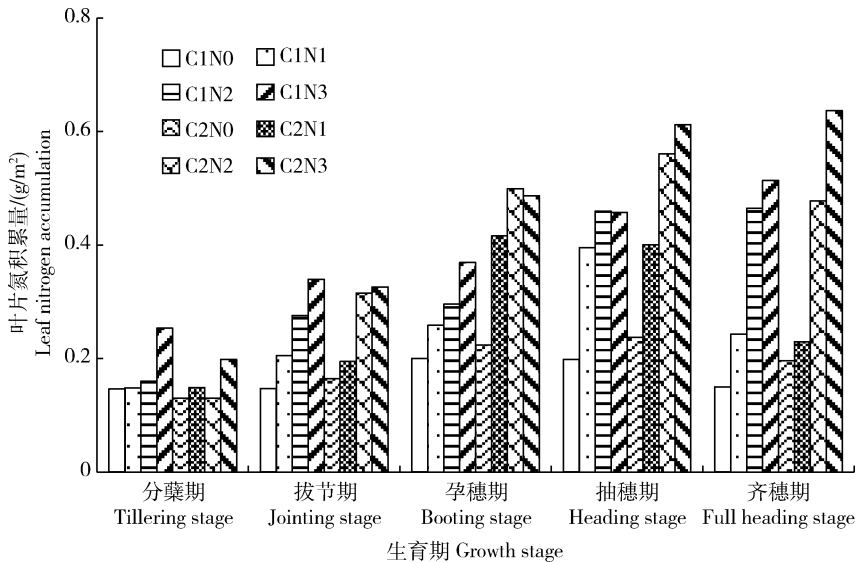


图 2 不同生育期早稻叶片氮积累量变化特征

Fig. 2 Characteristics of LNA in early rice leaves at different growth stage

表 2 不同生育时期水稻冠层颜色参数值与植株氮营养的相关系数 r

Table 2 Correlation coefficient between rice canopy color parameters and plant N-nutrition at different growth stage

参数 Parameter	颜色参数 Color parameter	分蘖期 Tillering stage	拔节期 Jointing stage	孕穗期 Booting stage	抽穗期 Heading stage	齐穗期 Full heading stage
叶片氮浓度 LNC	R	0.772*	0.598	0.736*	0.717*	0.236
	G	0.124	0.724*	0.172	0.790**	0.046
	B	0.746*	0.510	0.911**	0.882**	0.913**
叶片氮积累量 LNA	R	0.637*	0.732*	0.389	0.722*	0.397
	G	0.598	0.841**	0.406	0.840**	0.156
	B	0.428	0.596	0.621	0.953**	0.882**

注: *、** 分别表示在 0.05 和 0.01 水平下显著。

Note: * and ** represent significances at the 0.05 and 0.01 levels, respectively.

进一步分析分蘖期和拔节期水稻冠层数字图像参数随施氮量和生育期的变化(表 3),结果表明不同施氮处理下图像参数差异显著,不同品种间的 RGB 值也略有差异,但不同品种相同施氮处理下图像参数基本呈现一致,特别是在拔节期内,品种对于冠层色彩参数影响较小。结合表 2 的数据分析,拔节期冠层数字图像颜色参数与水稻氮营养指标均达到极显著水平,说明以拔节期为主要观测期的水稻冠层图像颜色参数能够表征水稻植株氮素营养

状况。

2.3 氮素营养监测模型的构建

2.3.1 单变量回归分析构建模型

分别采用线性、非线性回归方程(对数方程函数、多项式函数、幂方程函数和指数方程函数)分析拔节期图像与早稻氮素营养参数间的关系,并对比分析不同模型的确定系数,选取方程确定系数 R^2 最大时所对应的颜色参数作为自变量,以氮含量作为因变量,构建最佳氮素营养监测模型。

表3 不同施氮水平对数码相机颜色参数的影响

Table 3 Effects of different nitrogen application levels on color parameters of digital cameras

品种 Variety	处理 N treatment	分蘖期 Tillering stage			拔节期 Jointing stage		
		R	G	B	R	G	B
C1	N0	133.09 c	144.22 b	81.08 c	107.52 d	199.15 c	134.32 c
	N1	136.17 b	140.90 c	92.97 b	116.19 b	209.80 b	142.16 a
	N2	141.92 a	143.67 b	91.28 b	113.44 c	207.62 b	138.55 b
	N3	142.25 a	147.10 a	95.66 a	156.13 a	225.77 a	139.44 b
C2	N0	130.89 c	135.56 c	91.44 c	112.58 d	201.54 c	117.47 d
	N1	132.33 c	135.79 c	91.61 c	119.98 b	211.36 b	131.41 c
	N2	137.21 b	137.51 b	95.73 b	117.91 c	211.61 b	134.59 b
	N3	142.93 a	139.80 a	100.29 a	126.80 a	218.0 a	146.94 a

注:表中不同的小写字母表示达到0.05的差异显著水平。

Note: Different lowercase letters within the same column indicate significant differences at the 0.05 probability.

通过对比分析各方程决定系数发现,拔节期内,数码相机图像各参数与早稻氮素营养参数回归分析中,除B参数外所有参数均以多项式函数拟合效果最佳。从 R^2 值变化范围看,构建的各模型 R^2 值变化波动较大。将 R^2 排序后可知,以参数INT为自变量,构建的LNC及LNA多项式函数模型 R^2 最高,分别为0.8957和0.9247,对应的方程分别为: $Y_{LNC} = -0.001x^2 + 0.3388x - 23.639$, $Y_{LNA} = 0.0198x^2 - 5.9397x + 459.89$ 。其次,以参数G为自变量,构建的LNA及LNC多项式函数模型 R^2 仅次于INT,分别为0.7709和0.9100,对应的方程分别为: $Y_{LNC} = -0.0009x^2 + 0.4102x - 40.782$, $Y_{LNA} = 0.0276x^2 - 11.361x + 1182.1$ 。说明以INT和G参数作为自变量参数构建的模型可较好预测水稻氮素营养状况,其中INT可以作为最佳敏感色彩参数。

2.3.2 多变量回归分析构建模型

在多变量回归中,模型的构建涉及到多输入和多输出参数,常用的模型构建方法为多元回归分析和神经网络分析。根据多元回归分析和BP神经网络的特性,应用图像参数和氮营养参数分别作为输入输出参数,用两种多变量回归分析方法构建监测模型。分别以LNC和LNA为变量,以颜色参数为自变量构建回归方程(表4)。多元回归方程中 R^2 和调整 R^2 指标用于揭示拟合程度。表4多元回归分析的结果显示:以水稻氮营养2个参数作为输出参数构建的回归模型, R^2 分别为0.955和0.901,说明自变量可很好解释因变量变化,回归方程拟合度很好;回归方程调整后的 R^2 分别为0.844和0.654,意味着所构建的模型估计和预测结果可靠性高。BP神经网络分析法中,结合输入输出节点数量,根据隐藏层选择原则,本研究隐藏层设置为5层,

表4 图像色彩参数与氮营养指数的多元线性回归分析

Table 4 Multiple linear regression analysis between image color parameters and nitrogen nutrition indexes

参数 Parameter	多元回归方程 Multiple regression equation	R	R^2	调整 R^2 Adjusted R^2
叶片氮浓度 LNC	$LNC = -16.597 - 0.234 \times B - 22.728 \times NGI + 43.574 \times NBI + 0.111 \times Hue + 0.229 \times INT$	0.977	0.955	0.844
叶片氮积累量 LNA	$PNA = 804.969 + 6.685 \times B + 124.189 \times NGI - 2116.798 \times NBI - 1.78 \times Hue - 5.82 \times INT$	0.949	0.901	0.654

以 9 个色彩参数为输入参数,2 个氮营养参数为输出参数,以高安地区拔节期的数据作为训练集,以新干地区数据作为测试集,结果显示,测试数据与实际数据呈现较好的一致性。

2.4 模型验证

为了验证应用数码相机进行双季早稻氮素营养监测的可靠性,利用新干县试验点的试验数据分别对单变量回归分析模型(图 3)、多元回归分析模型(图 4)和 BP 神经网络分析模型(图 5)进行检验,采用国际上常用的决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和相对误差(RRMSE)来分析模拟值与实测值之间的符合度。结果表明,早稻拔节期回归方程的预测效果均

较好, RMSE 介于 0.210 ~ 1.925, RRMSE 介于 5.24%~14.55%。在所有模型中,用单变量 INT 回归分析构建的 LNA 模型检验结果较为理想,模拟值与实测值之间具有较好的一致性。检验参数分别为: RMSE 为 0.864 5, RRMSE 为 5.24%, R^2 为 0.974 4 (图 3 (b))。用 BP 神经网络构建的 LNC 模型检验结果最佳,检验参数分别为: RMSE 为 0.210 5, RRMSE 为 6.52%, R^2 为 0.807 (图 5(a))。多元回归分析法构建的 LNA 模型检验结果较好,但 LNC 的差异较大,结果并不稳定。因此通过筛选敏感颜色参数进行单变量回归分析和 BP 神经网络构建多变量早稻氮素营养监测模型均具有较好的预测效果。

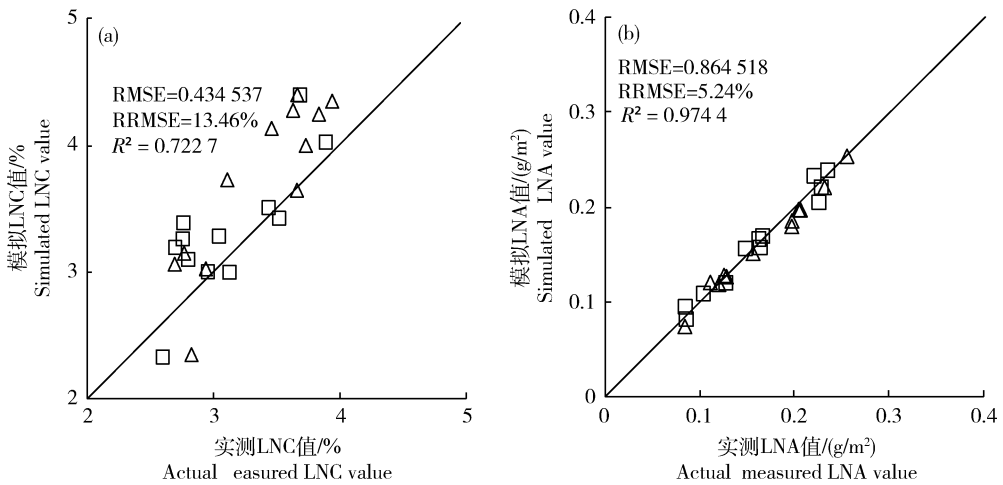


图 3 单变量模型下 LNC(a) 和 LNA(b) 的实测值与模拟值比较

Fig. 3 Comparison of measured and simulated values of LNC (a) and LNA (b) in univariate models

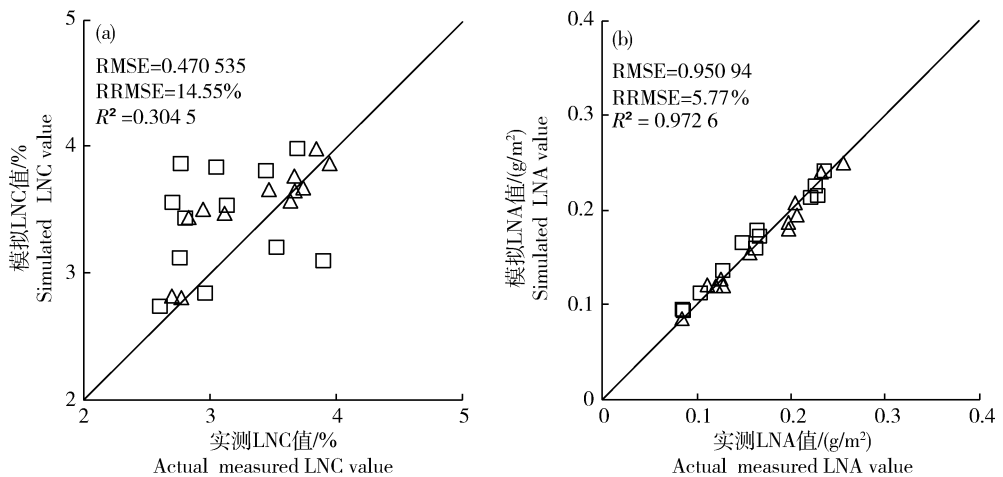


图 4 多元回归模型下 LNC(a) 和 LNA(b) 的实测值与模拟值的比较

Fig. 4 Comparison of measured and simulated values of LNC (a) and LNA (b) under multiple regression model

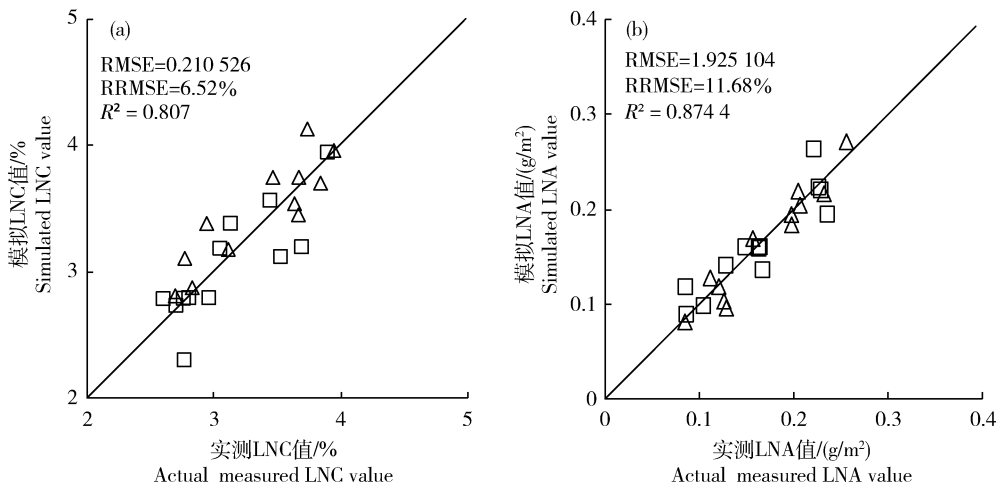


图5 BP神经网络模型下LNC(a)和LNA(b)的实测值与模拟值的比较

Fig. 5 Comparison of measured and simulated values of LNC (a) and LNA (b) under BP neural network model

3 讨论

应用数码相机对早稻氮素营养监测具有快速、便捷、非破坏性等优点^[19-23]。本研究表明,拔节期为早稻氮素营养监测的最佳生育期,研究结果与已有研究结果一致^[11,16]。从图像颜色参数变化规律来看,红色和绿色波段参数显示分蘖期和拔节期较适合监测,而蓝色波段参数显示在孕穗期与氮营养参数相关性高。相关性分析结果表明,分蘖期、拔节期和孕穗期均可作为主要观测期。但通常水稻追肥是在孕穗期之前,而分蘖期因水稻并未封行,水体和裸土对图像色彩参数提取影响较大。因此,选择拔节期冠层图像参数构建模型对实际施肥更有指导意义。

作物氮素营养无损监测的核心是建立推荐追肥模型,并以此进行施肥推荐^[24]。探究不同色彩参数构建的模型对氮素营养的预测效果,可为后期诊断仪器的研发提供理论依据。回归方程中的 R^2 是自变量可以解释的变异量占因变量总变异量的比例,代表回归方程对因变量的解释程度, R^2 越大说明自变量对因变量的解释程度越高。本研究以RGB组合形成的参数为单变量分别构建回归模型,筛选后得出,以参数INT构建的多项式模型 R^2 最大,模型具有较好的预测性。由于冠层数字图像反映的是植被群体的图像信息,是叶片、穗、茎秆及土壤等背景的综合体。仅以单一参数来评估植被氮营养状况变异性较大,因此进一步通过多变量回归分析构造预测模型。模型构建结果显示,多元回归分析和BP

神经网络构建的早稻氮素监测模型均具有较好的预测性。

为进一步验证数码相机图像对早稻氮营养评估预测的可行性,需要开展模型检验。模型检验结果显示,以BP神经网络分析构建的LNC模型和以INT为自变量构建的LNA模型预测效果显著,而多元回归分析的模型检验结果不太理想。分析原因可能是,多元回归分析中的图像色彩参数由RGB三个基本参数得到,且LNA值与地上部生物量值和LNC及之间也存在线性关系,因此采用多元回归分析易存在过拟合现象,影响预测结果,而BP神经网络设置的隐藏层不断修改了各层神经元的连接权值,训练出最优的神经网络模型,优于多元回归模型。另外,大田试验所选活体水稻样本随机性较大,生长环境,养分类型及用量等均有影响。为更好地验证模型的普适性,下一步应结合多地区、多年分、多品种大区试验进行验证优化。

4 结论

1)图像色彩参数的变换结果显示拔节期为最佳氮素营养监测生育期,且图像色彩参数与水稻氮营养指标相关性高,可用于构建氮素营养监测模型。

2)构建了不同图像色彩参数模型,结果显示,INT与含氮量指标构建的模型决定系数最大,模型预测效果最佳。多元回归分析和BP神经网络构建的模型也均具有较好的预测性。

3)模型的检验结果显示,以BP神经网络分析构建的LNC模型和以INT为敏感色彩参数构建的

LNA 回归模型, 模拟值与实测值之间具有较好的一致性和相关性, 证明基于图像 RGB 空间参数构建早稻氮素营养监测模型具有较好的预测效果, 可为早稻氮肥精确管理和数字图像营养诊断设备研发提供理论依据。

参考文献 References

- [1] 张福锁, 王激清, 张卫峰, 崔振岭, 马文奇, 陈新平, 江荣风. 中国主要粮食作物肥料利用率现状与提高途径[J]. 土壤学报, 2008, 45(5): 915-924
Zhang F S, Wang J Q, Zhang W F, Cui Z L, Ma W Q, Chen X P, Jiang R F. Nutrient use efficiencies of major cereal crops in China and measures for improvement[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2008, 45(5): 915-924 (in Chinese)
- [2] 张银杰, 王磊, 白由路, 杨俐苹, 卢艳丽, 张静静, 李格. 基于高光谱分析的玉米叶片氮浓度分层诊断研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(9): 2829-2835
Zhang Y J, Wang L, Bai Y L, Yang L P, Lu Y L, Zhang J J, Li G. Nitrogen nutrition diagnostic based on hyperspectral analysis about different layers leaves in maize[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(9): 2829-2835 (in Chinese)
- [3] 李红军, 张立周, 陈曦鸣, 张玉铭, 程一松, 胡春胜. 应用数字图像进行小麦氮素营养诊断中图像分析方法的研究[J]. 中国生态农业学报, 2011, 19(1): 155-159
Li H J, Zhang L Z, Chen P M, Zhang Y M, Cheng Y S, Hu C S. Image analysis method in application of digital image on diagnosing wheat nitrogen status[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2011, 19(1): 155-159 (in Chinese)
- [4] 石媛媛. 基于数字图像的水稻氮磷钾营养诊断与建模研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2011
Shi Y Y. Rice nutrition diagnosis and modeling based on digital image[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2011 (in Chinese)
- [5] 孙诗睿, 赵艳玲, 王亚娟, 王鑫, 张硕. 基于无人机多光谱遥感的冬小麦叶面积指数反演[J]. 中国农业大学学报, 2019, 24(11): 51-58
Sun S R, Zhao Y L, Wang Y J, Wang X, Zhang S. Leaf area index inversion of winter wheat based on multispectral remote sensing of UAV [J]. *Journal of China Agricultural University*, 2019, 24(11): 51-58 (in Chinese)
- [6] 郭小清, 范涛杰, 舒欣. 基于图像融合特征的番茄叶部病害的识别[J]. 湖南农业大学学报: 自然科学版, 2019, 45(2): 212-217
Guo X Q, Fan T J, Shu X. Recognition of tomato leaf disease based on image fusion feature [J]. *Journal of Hunan Agricultural University: Science and Technology Edition*, 2019, 45(2): 212-217 (in Chinese)
- [7] Wang Y, Zhang K, Tang C, Cao Q, Tian Y, Zhu Y, Cao W, Liu X. Estimation of rice growth parameters based on linear mixed-effect model using multispectral images from fixed-wing unmanned aerial vehicles[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11: 1371
- [8] 何林飞, 朱煜, 钱婷婷, 汪妍. 基于图像分割与融合特征的黄瓜叶片含水量分析方法[J]. 上海农业学报, 2019, 35(1): 87-91
He L F, Zhu Y, Qian T T, Wang Y. Analysis method of cucumber leaf water content based on image segmentation and fusion features[J]. *Acta Agriculturae Shanghai*, 2019, 35(1): 87-91 (in Chinese)
- [9] 祝锦霞, 陈祝炉, 石媛媛, 王珂, 邓劲松. 基于无人机和地面数字影像的水稻氮素营养诊断研究[J]. 浙江大学学报: 农业与生命科学版, 2010, 36(1): 78-83
Zhu J X, Chen Z L, Shi Y Y, Wang K, Deng J S. Diagnoses of rice nitrogen status based on spectral characteristics of leaf and canopy[J]. *Journal of Zhejiang University: Agricultural and Life Science Edition*, 2010, 36(1): 78-83 (in Chinese)
- [10] 李红军, 李佳珍, 雷玉平, 张玉铭. 无人机搭载数码相机航拍进行小麦、玉米氮素营养诊断研究[J]. 中国生态农业学报, 2017, 25(12): 1832-1841
Li H J, Li J Z, Lei Y P, Zhang Y M. Diagnosis of nitrogen nutrition of winter wheat and summer corn using images from digital camera equipped on unmanned aerial vehicle[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2017, 25(12): 1832-1841 (in Chinese)
- [11] 李岚涛, 张萌, 任涛, 李小坤, 丛日环, 吴礼树, 鲁剑巍. 应用数字图像技术进行水稻氮素营养诊断[J]. 植物营养与肥料学报, 2015, 21(1): 259-268
Li L T, Zhang M, Ren T, Li X K, Cong R H, Wu S L, Lu J W. Diagnosis of N nutrition of rice using digital image processing technique [J]. *Journal of Plant Nutrition and Fertilizer*, 2015, 21(1): 259-268 (in Chinese)
- [12] Lee K J, Lee B W. Estimating canopy cover from color digital camera image of rice field [J]. *European Journal of Agronomy*, 2013, 48: 57-65
- [13] Li J W. Determination of canopy's average SPAD readings based on the analysis of digital images [J]. *Agrotechnology*, 2014, 3(1): 121
- [14] 贾良良. 应用数字图像技术与土壤植株测试进行冬小麦氮营养诊断[D]. 北京: 中国农业大学, 2003
Jia L L. Diagnosis of N status of winter wheat using digital image[D]. Beijing: China Agricultural University, 2003 (in Chinese)
- [15] I S A, J F R. Evaluation of color representations for maize images[J]. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 1996, 63: 185-196
- [16] Shibayama M C, Sakamoto T H, Takada E J, Inoue A H, Morita K H, Yamaguchi T K Y, Takahashi W T R, Kimura A H. Estimating rice leaf greenness (SPAD) using fixed-point continuous observations of visible red and near infrared narrow-band digital images [J]. *Plant Production Science*, 2012, 15(4): 293-309

- [17] Wang Y, Wang D J, Zhang G, Wang J. Estimating nitrogen status of rice using the image segmentation of G-R thresholding method[J]. *Field Crops Research*, 2013: 149
- [18] Golpour I, Parian J A, Chayjan R A. Identification and classification of bulk paddy, brown, and white rice cultivars with color features extraction using image analysis and neural network[J]. *Czech Journal of Food Sciences*, 2014, 32: 280-287
- [19] 陈鹏飞, 梁飞. 基于低空无人机影像光谱和纹理特征的棉花氮素营养诊断研究[J]. *中国农业科学*, 2019, 52(13): 2220-2229
Chen P F, Liang F. Cotton nitrogen nutrition diagnosis based on spectrum and texture feature of images from low altitude unmanned aerial vehicle [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2019, 52(13): 2220-2229 (in Chinese)
- [20] 曹敏. 基于图像处理技术的大豆植株氮素测定研究[D]. 长春: 吉林大学, 2005
Cao M. Detecting research of soybean's plant nitrogen based on image processing technology[D]. Changchun: Jilin University, 2005 (in Chinese)
- [21] 张智优, 谢培庚, 戴明华, 周芑成. 成像技术在农业领域中的应用[J]. *农业科学*, 2019, 9(11): 1032-1040
Zhang Z Y, Xie P G, Dai M H, Zhou F C. The Application of image techniques in agricultural field [J]. *Journal of Agricultural Sciences*, 2019, 9(11): 1032-1040 (in Chinese)
- [22] Liu K L, Li Y Z, Han T F, Yu X C, Ye H C, Hu H W, Hu Z H. Evaluation of grain yield based on digital images of rice canopy[J]. *Plant Methods*, 2019, 15(1): 15-28
- [23] Mao W H, Wang Y M, Wang Y Q. Real-time detection of between-row weeds using machine vision [C]. In: *ASABE Annual Conference 2003*. Saint Joseph: American Society of Agricultural and Biological Engineers, 2003(3): 1004
- [24] 危常州, 张福锁, 朱和明, 侯振安, 郭冠山, 鲍柏洋. 新疆棉花氮营养诊断及追肥推荐研究[J]. *中国农业科学*, 2002, 35(12): 1500-1505
Wei C Z, Zhang F S, Zhu H M, Hou Z A, Guo G S, Bao B Y. Study on cotton nitrogen diagnosis and topdressing recommendation in north Xinjiang [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2002, 35(12): 1500-1505 (in Chinese)

责任编辑: 杨爱东