作物学报 ACTA AGRONOMICA SINICA 2021, 47(10): 2028–2035 http://zwxb.chinacrops.org/
ISSN 0496-3490; CN 11-1809/S; CODEN TSHPA9 E-mail: zwxb301@caas.cn

DOI: 10.3724/SP.J.1006.2021.02077

基于作物生长监测诊断仪的双季稻叶干重监测模型

李艳大[1,*] 曹中盛[1] 舒时富[1] 孙滨峰[1] 叶 春[1] 黄俊宝[1] 朱 艳[2] 田永超[2]

[1] 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, 江西南昌 330200; [2] 南京农业大学 / 国家信息农业工程技术中心, 江苏南京 210095

摘 要: 本文旨在验证作物生长监测诊断仪(crop growth monitoring and diagnosis apparatus, CGMD)监测双季稻长势指标的准确性, 建立基于 CGMD 的双季稻叶干重监测模型。通过实施 8 个不同早、晚稻品种和 4 个施氮水平的小区试验, 采用 CGMD 获取从分蘖期至灌浆期的冠层归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、差值植被指数(differential vegetation index, DVI)和比值植被指数(ratio vegetation index, RVI), 同步采用高光谱仪(analytical spectral devices field-spec handheld 2, ASD FH2)获取冠层光谱反射率计算 NDVI、DVI 和 RVI; 分析 2 种光谱仪获取的植被指数间的相关关系, 验证 CGMD 的测量精度, 建立基于 CGMD 的叶干重监测模型, 并用独立试验数据对模型进行检验。结果表明: 早、晚稻叶干重随施氮水平的增加而增大, 随生育进程的推进呈“低—高—低”动态变化趋势; CGMD 与 ASD FH2 获取的 NDVI、DVI 和 RVI 呈极显著相关, 相关系数(correlation coefficient, r)分别为 0.9535~0.9972、0.9099~0.9948 和 0.9298~0.9926, 表明 2 种光谱仪获取的植被指数具有高度的一致性, CGMD 可替代价格昂贵的 ASD FH2 获取 NDVI、DVI 和 RVI。CGMD 获取的 3 个植被指数相比, RVI_{CGMD} 与叶干重的相关性最高; 基于 RVI_{CGMD} 的幂函数模型可准确地监测叶干重, 模型建立的决定系数(determination coefficient, R^2)为 0.8604~0.9216, 模型检验的均方根误差(root mean square error, RMSE)、相对均方根误差(relative root mean square error, RRMSE)和 r 分别为 12.97~17.87 g m^{-2}、4.88%~16.79%和 0.9951~0.9992。与人工采样测定叶干重相比, 利用 CGMD 可实时准确地获取双季稻叶干重动态变化, 在双季稻长势精确诊断和丰产高效栽培中具有应用价值。

关键词: 双季稻; 叶干重; 作物生长监测诊断仪; 植被指数; 监测模型

Model for monitoring leaf dry weight of double cropping rice based on crop growth monitoring and diagnosis apparatus

LI Yan-Da[1,*], CAO Zhong-Sheng[1], SHU Shi-Fu[1], SUN Bin-Feng[1], YE Chun[1], HUANG Jun-Bao[1], ZHU Yan[2], and TIAN Yong-Chao[2]

[1] Institute of Agricultural Engineering, Jiangxi Academy of Agricultural Sciences / Jiangxi Province Engineering Research Center of Intelligent Agricultural Machinery Equipment / Jiangxi Province Engineering Research Center of Information Technology in Agriculture, Nanchang 330200, Jiangxi, China; [2] Nanjing Agricultural University / National Engineering and Technology Center for Information Agriculture, Nanjing 210095, Jiangsu, China

Abstract: The quantitative, convenient and non-destructive monitoring of leaf dry weight (LDW) is critical for precise management in double cropping rice production. The objective of this study is to verify the accuracy of crop growth monitoring and diagnosis apparatus (CGMD, a passive multi-spectral sensor containing 810 nm and 720 nm wavelengths) in monitoring growth index of double cropping rice, and establish the model for monitoring LDW of double cropping rice

本研究由国家重点研发计划项目(2016YFD0300608), “万人计划”青年拔尖人才项目, 国家自然科学基金项目(31260293), 江西省科技计划项目(20182BCB22015, 20202BBFL63044, 20192BBF60052), 江西省“双千计划”项目和江西省“远航工程”项目资助。

This study was supported by the National Key Research and Development Program of China (2016YFD0300608), the National Program for Support of Top-notch Young Professionals, the National Natural Science Foundation of China (31260293), the Jiangxi Science and Technology Program (20182BCB22015, 20202BBFL63044, 20192BBF60052), and the Jiangxi Province “Double Thousand Plan” Program, and the Jiangxi Voyage Project.

* 通信作者(Corresponding author): 李艳大, E-mail: liyanda2008@126.com

Received (收稿日期): 2020-11-16; Accepted (接受日期): 2021-01-13; Published online (网络出版日期): 2021-02-19.
URL: https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1809.S.20210219.1523.008.html

based on CGMD. Plot experiments were conducted in Jiangxi province in 2016 and 2017, including eight early and late rice cultivars and four nitrogen application rates. The normalized difference vegetation index (NDVI), differential vegetation index (DVI), and ratio vegetation index (RVI) were measured at tillering, jointing, booting, heading and filling stages with two spectrometers, CGMD and analytical spectral devices field-spec handheld 2 (ASD FH2, a passive hyper-spectral sensor containing 325 nm to 1075 nm wavelengths). In order to verify the measurement precision of CGMD, the correlation relationship of vegetation indices between CGMD and ASD FH2 was analyzed. The LDW monitoring models of double cropping rice were established based on CGMD from an experimental dataset and then validated using an independent dataset involving different early and late rice cultivars and nitrogen application rates. The results indicated that the LDW of early and late rice were increased with the increase of nitrogen application rate at different growth stages, and exhibited "low–high–low" dynamic variation trend with early and late rice development progress. The NDVI, DVI, and RVI from CGMD and ASD FH2 were significantly correlation. The correlation coefficient (r) of NDVI, DVI, and RVI from CGMD and ASD FH2 were 0.9535–0.9972, 0.9099–0.9948, and 0.9298–0.9926, respectively. This result indicated that there was highly consistent of vegetation indices from CGMD and ASD FH2, and the CGMD could replace expensive ASD FH2 to measure NDVI, DVI and RVI. Compared with the three vegetation indices based on CGMD, the correlation between RVI_{CGMD} and LDW was the highest. The power function model based on RVI_{CGMD} could accurate monitoring LDW with a determination coefficient (R^2) in the range of 0.8604–0.9216, the root mean square error (RMSE), relative root mean square error (RRMSE), and r of model validation in the range of 12.97–17.87 g m^{-2}, 4.88%–16.79%, and 0.9951–0.9992, respectively. Compared with the manual sampling measure LDW, CGMD method can timely and accurately measure the LDW dynamic variation of double cropping rice, which had a potential to be widely applied for growth precision diagnosis and high yield and high efficiency cultivation in double cropping rice production.

Keywords: double cropping rice; leaf dry weight; crop growth monitoring and diagnosis apparatus; vegetation index; monitoring model

水稻是中国最重要的粮食作物之一, 其产量和面积的丰缺将直接影响国家粮食安全与社会稳定。江西是中国水稻主产省, 水稻总产约 200 亿千克, 种植面积约 340 万公顷, 均居全国第三, 其中双季稻占比约 89%, 居全国之首[1-2], 发展江西双季稻生产对国家粮食安全具有重要的保障作用。叶干重(leaf dry weight, LDW)是表征作物长势状况和群体质量优劣的重要指标, 对作物光合作用、物质生产和产量形成具有重要作用[3-4]。因此, 实时定量监测叶干重的动态变化对于作物田间精确管理及丰产高效栽培具有重要的意义[5]。

作物叶干重的常规测量方法需要进行田间破坏性取样和室内烘干称量, 虽然结果准确可靠, 但费时耗力、时效性差, 不能满足作物生长实时无损监测诊断需求[6-7]。近年来, 具有实时、无损、快速和准确等优点的光谱遥感技术发展迅速, 广泛应用于作物长势、养分、水分、病虫害和产量等生长指标的定量监测[8-12]。许多学者采用光谱信息量大、测量精度高的便携式高光谱仪和无人机载高光谱仪提取作物生长指标的特征光谱波段, 建立基于不同高光谱植被指数的作物生物量、叶面积指数、叶绿素和叶片氮累积量等监测模型[13-16], 为作物生长指标的实时无损获取及田间精确管理提供了新的技术手段。但便携式高光谱仪和无人机载高光谱仪测量操作繁琐、价格昂贵及数据处理复杂, 导致其在生产中推广应用可行性不强。因此, 许多学者研发了基于不同植被指数和不同特征光谱波段的便携式多光谱仪[17-21], 可实时准确的获取作物长势和氮素营养指标等信息, 具有操作简便、价格适中及良好的推广应用价值。

许多学者利用便携式作物生长监测诊断仪[20](crop growth monitoring and diagnosis apparatus, CGMD)建立了玉米叶面积指数和茎粗[22-23]、小麦叶面积指数和叶干重[24]等长势指标光谱监测模型, 具有一定的实用价值, 但因研究对象不同, 以及作物叶干重和冠层光谱信息受不同生育时期冠层结构、栽培管理措施和生态区域等因素的影响, 导致构建的监测模型形式、模型参数及适用性等均存在一定差异, 需要进行本地化建模和验证完善, 进而提高监测模型的预测精度和可靠性。双季稻生产季节紧、用工多、区域性强, 实时无损获取叶干重等长势指标信息对双季稻精确诊断与省工节本生产具有重要的现实意义。目前基于 CGMD 的双季稻叶干重定量监测的研究鲜有报道。为此, 本文以双季稻为研究对象, 通过实施不同品种、施氮水平和生态点的田间小区试验, 采用 CGMD 和高光谱仪(analytical spectral devices field-spec handheld 2, ASD FH2)同步获取不同生育时期双季稻的冠层植被指数与叶干重, 比较分析 2 种光谱仪获取的冠层植被指数间的相关关系, 建立基于 CGMD 的双季稻不同生育时期叶干重监测模型, 旨在为双季稻长势实时精确诊断和丰产高效栽培提供理论基础与技术支持。

1 材料与方法

1.1 试验设计

试验 I: 于 2016 年和 2017 年 3 月至 11 月在江西省南昌市南昌县, 开展不同早、晚稻品种和施氮水平的小区试验。试验田耕作层土壤含有机质 26.50 g kg^{-1}、全氮 1.98 g kg^{-1}、碱解氮 145.60 mg kg^{-1}、速效磷 18.50 mg kg^{-1} 和速效钾 100.85 mg kg^{-1}。采用裂区设计, 主区为品种, 副区为氮肥。早、晚稻均设 2 个品种和 4 个施氮水平, 株行距 14 cm×24 cm, 3 本移栽, 南北行向, 小区间以埂相隔, 独立排灌, 小区面积 35 m^2, 3 次重复。早稻 4 个施氮水平分别为纯氮 0、75、150 和 225 kg hm^{-2} (分别记为 N0、N1、N2 和 N3), 供试早稻品种为“中嘉早 17”(记为 C1)和“潭两优 83”(记为 C2), 3 月 23 日播种, 4 月 22 日移栽, 7 月 21 日收获。晚稻 4 个施氮水平分别为纯氮 0、90、180 和 270 kg hm^{-2} (分别记为 N0、N1、N2 和 N3), 供试晚稻品种为“天优华占”(记为 C3)和“岳优 9113”(记为 C4), 6 月 25 日播种, 7 月 24 日移栽, 10 月 28 日收获。早、晚稻各小区的钾肥和磷肥施用量一致, 分别采用氯化钾和钙镁磷肥, 用量分别为 150 kg hm^{-2} (K_2O)和 75 kg hm^{-2} (P_2O_5); 氮肥采用尿素。氮肥和钾肥均按基肥 40%、分蘖肥 30%和穗肥 30%施用, 磷肥作基肥一次施用。其他栽培措施与当地高产栽培一致。

试验 II: 于 2017 年 3 月至 11 月在江西省吉安市新干县, 开展不同早、晚稻品种和施氮水平的小区试验。试验田耕作层土壤含有机质 25.50 g kg^{-1}、全氮 1.78 g kg^{-1}、碱解氮 135.50 mg kg^{-1}、速效磷 15.40 mg kg^{-1} 和速效钾 95.55 mg kg^{-1}。采用裂区设计, 主区为品种, 副区为氮肥。早、晚稻均设 2 个品种和 4 个施氮水平。供试早稻品种为“株两优 1 号”(记为 C5)和“淦鑫 203”(记为 C6), 3 月 25 日播种, 4 月 24 日移栽, 7 月 17 日收获。供试晚稻品种为“五丰优 T025”(记为 C7)和“泰优 398”(记为 C8), 7 月 1 日播种, 7 月 30 日移栽, 10 月 28 日收获。早、晚稻 4 个施氮水平、株行距、行向、小区面积、重复数、氮磷钾肥类型和用量均与试验 I 相同。其他栽培措施与当地高产栽培一致。

1.2 测定项目与方法

1.2.1 ASD FH2 植被指数测定 利用美国生产的 ASD FH2 高光谱仪(analytical spectral devices field-spec handheld 2), 具体参数为: 波长范围 325~1075 nm, 视场角 25°, 采样间隔 1.4 nm, 分辨率 3 nm。于分蘖期、拔节期、孕穗期、抽穗期和灌浆期, 选择晴朗、微风或无风天气测定每个小区的冠层光谱反射率, 测量时间为 10:00—14:00。测量时探头垂直向下, 距离冠层 1 m, 每个小区测定前使用标准白板进行校正, 每个小区测量 3 个点, 每点记录 5 个采样光谱, 取平均值作为该小区测量值。测定后的光谱分辨率经仪器自带软件重采样为 1 nm, 提取 810 nm 和 720 nm 波段光谱反射率值, 计算归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、差值植被指数(differential vegetation index, DVI)和比值植被指数(ratio vegetation index, RVI), 计算方法如下:

$$NDVI_{ASD}=(R_{810}-R_{720})/(R_{810}+R_{720}) \quad (1)$$

$$DVI_{ASD}=R_{810}-R_{720} \quad (2)$$

$$RVI_{ASD}=R_{810}/R_{720} \quad (3)$$

式中, $NDVI_{ASD}$、DVI_{ASD} 和 RVI_{ASD} 分别为 ASD FH2 测量计算的 NDVI、DVI 和 RVI; R_{810} 和 R_{720} 分别为 810 nm 和 720 nm 波段光谱反射率。

1.2.2 CGMD 植被指数测定 与 ASD FH2 植被指数测定同步, 利用南京农业大学研发的作物生长监测诊断仪[20](记为 CGMD), 具体参数为: 有 810 nm 和 720 nm 2 个波段, 视场角 27°。测定值包括 NDVI、DVI 和 RVI (分别记为 $NDVI_{CGMD}$、DVI_{CGMD} 和 RVI_{CGMD})。测量时探头垂直向下, 距离冠层 1 m, 各小区观测 3 个点, 每个点重复测量 5 次, 取平均值作为该小区测量值。

1.2.3 叶干重测定 与 ASD FH2 植被指数测定同步, 通过测定株高和茎蘖数等方式, 在每个小区取样长势一致的代表性稻株 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℃杀青 30 min, 80℃烘干 48 h 至恒重, 将各器官分别称量, 根据密度计算单位土地面积上的叶干重(LDW, g m^{-2})。

1.3 数据处理分析及模型建立与检验

Microsoft Excel 2010 进行数据整理, 利用 SAS 8.0 软件进行相关分析和方差分析; 利用 ViewSpec Pro 软件对 ASD FH2 获取的冠层光谱反射率进行预处理。对 2016 年和 2017 年的试验数据进行差异显著性分析表明, 2 年试验数据差异不显著, 试验结果趋势相同。因此, 图 1 和表 1 仅列出试验 I 的 2017 年数据。试验 I 的 2016 年观测数据用于叶干重监测模型的建立, 试验 I 和试验 II 的 2017 年观测数据用于监测模型的检验。以植被指数为自变量、叶干重为因变量, 利用 Microsoft Excel 2010 软件将植被指数与叶干重分别进行指数、线性、幂函数、对数和

多项式拟合分析, 筛选建立相关性最高的 LDW 监测模型。采用国际上常用的均方根误差(root mean square error, RMSE)、相对均方根误差(relative root mean square error, RRMSE)和相关系数(correlation coefficient, r) 3 个指标来评价模型的监测精度和可靠性, 并绘制观测值和预测值间的 1∶1 关系图直观显示模型拟合度和预测效果。RMSE、RRMSE 和 r 的计算方法如下:

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(O_i-P_i)^2}{n}} \tag{4}$$

$$\mathrm{RRMSE}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(O_i-P_i)^2}{n}}\times\frac{100\%}{\overline{O_i}} \tag{5}$$

$$r=\frac{\sum_{i=1}^{n}(O_i-\overline{O_i})(P_i-\overline{P_i})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(O_i-\overline{O_i})^2\times\sum_{i=1}^{n}(P_i-\overline{P_i})^2}} \tag{6}$$

式中 O_i为观测值; $\overline{O_i}$ 为观测值的平均值; P_i为预测值; $\overline{P_i}$ 为预测值的平均值; n 为样本容量。

2　结果与分析

2.1　早、晚稻叶干重的变化特征

由图 1 可知, 施氮水平对早、晚稻叶干重均有显著影响。不同生育期早、晚稻品种的叶干重均随施氮水平的增加而增大, 同一品种不同施氮水平间差异显著。如早稻品种“中嘉早 17”(C1)拔节期 N0、N1、N2 和 N3 的叶干重分别为 99.14、148.11、181.04 和 215.65 g m^{-2}。N0 处理由于不施氮肥, 叶干重较小, 不利于光合产物的积累; 而 N3 处理的叶干重均显著高于其他处理, 因施氮量偏高, 易导致营养生长期延长及贪青晚熟。在同一施氮水平下, 早、晚稻品种的叶干重均随生育进程的推进呈“低—高—低”的动态变化趋势, 即在生长前期(分蘖期至拔节期)较低, 中期(孕穗期)达到最大值, 后期(抽穗期至灌浆期)逐渐降低。如晚稻品种“岳优 9113”(C4) N2 处理分蘖期、拔节期、孕穗期、抽穗期和灌浆期的叶干重分别为 119.48、232.86、307.30、260.83 和 232.12 g m^{-2}。

2.2　早、晚稻 CGMD 植被指数与 ASD FH2 植被指数间的相关关系

由表 1 可知, CGMD 与 ASD FH2 2 种光谱仪测定的不同生育期早、晚稻植被指数 NDVI、DVI 和 RVI 间差异不显著, t 测验所得统计概率 P 值均大于 0.05 (表 1); 不同生育期 CGMD 测定的 $NDVI_{CGMD}$、DVI_{CGMD}、RVI_{CGMD} 分别与 ASD FH2 测定的 $NDVI_{ASD}$、DVI_{ASD}、RVI_{ASD} 间均达极显著相关, 早、晚稻不同生育期 NDVI、DVI 和 RVI 的相关系数 r 分别介于 0.9535~0.9972、0.9099~0.9948 和 0.9298~0.9926。表明 CGMD 与 ASD FH2 测定的早、晚稻植被指数具有高度的一致性, CGMD 具有较高的测量精度, 可替代价格昂贵的 ASD FH2 高光谱仪获取早、晚稻植被指数 NDVI、DVI 和 RVI。

表 1　不同生育期早、晚稻 **CGMD** 植被指数与 **ASD FH2** 植被指数间的差异显著性概率 ***P*** 和相关关系

Table 1　Significance probability *P* and correlation relationship between vegetation indices from CGMD and ASD FH2 for early and late rice under different growth stages

作物 Crop	生育期 Growth stages	归一化植被指数 NDVI		差值植被指数 DVI		比值植被指数 RVI	
		差异显著性概率 P	相关系数 r	差异显著性概率 P	相关系数 r	差异显著性概率 P	相关系数 r
早稻 Early rice	分蘖期 Tillering stage	0.60	0.9675**	0.49	0.9099**	0.34	0.9298**
	拔节期 Jointing stage	0.55	0.9960**	0.61	0.9870**	0.42	0.9320**
	孕穗期 Booting stage	0.46	0.9613**	0.87	0.9948**	0.54	0.9894**
	抽穗期 Heading stage	0.54	0.9820**	0.69	0.9799**	0.38	0.9926**
	灌浆期 Filling stage	0.48	0.9654**	0.50	0.9779**	0.58	0.9543**
晚稻 Late rice	分蘖期 Tillering stage	0.91	0.9550**	0.30	0.9387**	0.93	0.9807**
	拔节期 Jointing stage	0.82	0.9972**	0.22	0.9750**	0.89	0.9703**
	孕穗期 Booting stage	0.83	0.9535**	0.81	0.9772**	0.94	0.9899**
	抽穗期 Heading stage	0.94	0.9711**	0.78	0.9751**	0.86	0.9438**
	灌浆期 Filling stage	0.79	0.9880**	0.84	0.9732**	0.61	0.9823**

NDVI: 归一化植被指数; DVI: 差值植被指数; RVI: 比值植被指数; **表示在 0.01 水平上显著相关。

NDVI: normalized difference vegetation index; DVI: differential vegetation index: RVI: ratio vegetation index; ** indicates significantly correlation at the 0.01 probability level.

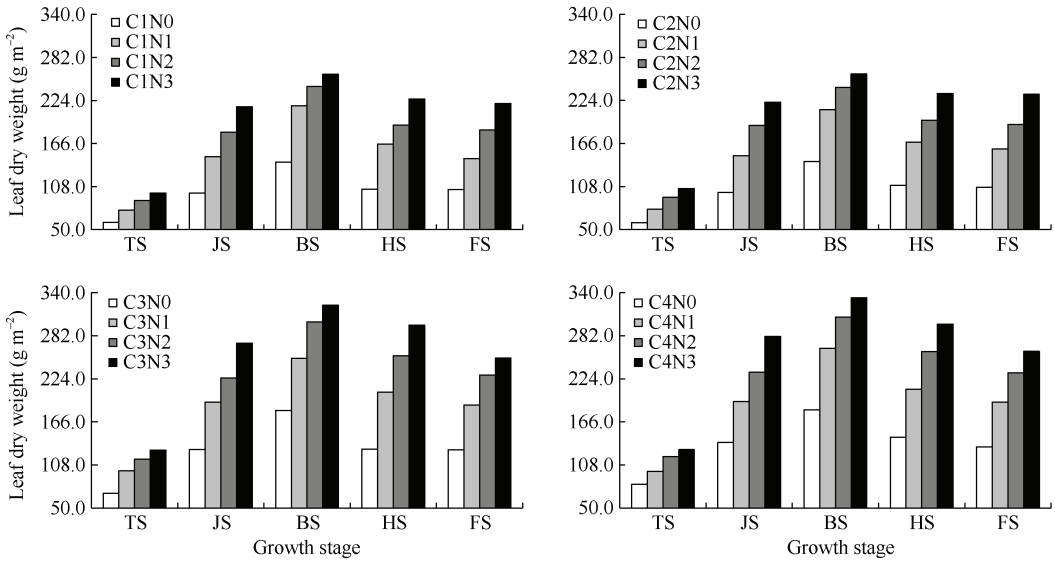


图 1 不同生育期、施氮水平下的早、晚稻叶干重变化特征

Fig. 1 Effects of nitrogen application rates on leaf dry weight for early and late rice under different growth stages

TS: 分蘖期; JS: 拔节期; BS: 孕穗期; HS: 抽穗期; FS: 灌浆期。C1: 中嘉早 17; C2: 潭两优 83; C3: 天优华占; C4: 岳优 9113。N0: 0 kg hm^{-2}; N1: 早稻 75 kg hm^{-2}, 晚稻 90 kg hm^{-2}; N2: 早稻 150 kg hm^{-2}, 晚稻 180 kg hm^{-2}; N3: 早稻 225 kg hm^{-2}, 晚稻 270 kg hm^{-2}。

TS: tillering stage; JS: jointing stage; BS: booting stage; HS: heading stage; FS: filling stage. C1: Zhongjiazao 17; C2: Tanliangyou 83; C3: Tianyouhuazhan; C4: Yueyou 9113. N0: 0 kg hm^{-2}; N1: 75 kg hm^{-2} in early rice, 90 kg hm^{-2} in late rice; N2: 150 kg hm^{-2} in early rice, 180 kg hm^{-2} in late rice; N3: 225 kg hm^{-2} in early rice, 270 kg hm^{-2} in late rice.

表 2 基于 CGMD 植被指数的不同生育期早、晚稻叶干重监测模型

Table 2 Monitoring models of leaf dry weight for early and late rice under different growth stages based on CGMD vegetation indices

植被指数 Vegetation index	生育期 Growth stages	早稻 Early rice		晚稻 Late rice	
		监测模型 Monitoring model	决定系数 R^2	监测模型 Monitoring model	决定系数 R^2
$NDVI_{CGMD}$	分蘖期 Tillering stage	$LDW = 32.173 \times e^{5.8687 \times NDVI_{CGMD}}$	0.8304	$LDW = 54.595 \times e^{4.3443 \times NDVI_{CGMD}}$	0.8932
	拔节期 Jointing stage	$LDW = 46.779 \times e^{4.9717 \times NDVI_{CGMD}}$	0.8413	$LDW = 71.407 \times e^{4.4888 \times NDVI_{CGMD}}$	0.8451
	孕穗期 Booting stage	$LDW = 68.835 \times e^{3.9738 \times NDVI_{CGMD}}$	0.8291	$LDW = 69.912 \times e^{5.0304 \times NDVI_{CGMD}}$	0.8782
	抽穗期 Heading stage	$LDW = 65.956 \times e^{3.0992 \times NDVI_{CGMD}}$	0.8235	$LDW = 56.463 \times e^{5.7332 \times NDVI_{CGMD}}$	0.8775
	灌浆期 Filling stage	$LDW = 47.316 \times e^{4.5720 \times NDVI_{CGMD}}$	0.8465	$LDW = 61.509 \times e^{5.0302 \times NDVI_{CGMD}}$	0.8303
DVI_{CGMD}	分蘖期 Tillering stage	$LDW=1512.80 \times DVI_{CGMD} +38.511$	0.8312	$LDW=785.22 \times DVI_{CGMD} +61.521$	0.8197
	拔节期 Jointing stage	$LDW=867.63 \times DVI_{CGMD} +54.730$	0.8178	$LDW=912.36 \times DVI_{CGMD} +91.027$	0.8162
	孕穗期 Booting stage	$LDW=712.08 \times DVI_{CGMD} +94.664$	0.8267	$LDW=717.89 \times DVI_{CGMD} +114.750$	0.8379
	抽穗期 Heading stage	$LDW=546.71 \times DVI_{CGMD} +74.901$	0.8190	$LDW=755.20 \times DVI_{CGMD} +92.275$	0.8230
	灌浆期 Filling stage	$LDW=956.46 \times DVI_{CGMD} +37.730$	0.8445	$LDW=770.92 \times DVI_{CGMD} +77.178$	0.8244
RVI_{CGMD}	分蘖期 Tillering stage	$LDW =39.217 \times RVI_{CGMD}^{1.9585}$	0.8697	$LDW =50.006 \times RVI_{CGMD}^{2.1792}$	0.9216
	拔节期 Jointing stage	$LDW =52.865 \times RVI_{CGMD}^{1.8850}$	0.8892	$LDW =64.510 \times RVI_{CGMD}^{2.3807}$	0.9045
	孕穗期 Booting stage	$LDW =70.446 \times RVI_{CGMD}^{1.4743}$	0.8758	$LDW =66.149 \times RVI_{CGMD}^{2.2845}$	0.9118
	抽穗期 Heading stage	$LDW =51.792 \times RVI_{CGMD}^{1.6805}$	0.8604	$LDW =59.700 \times RVI_{CGMD}^{2.3213}$	0.8851
	灌浆期 Filling stage	$LDW =41.993 \times RVI_{CGMD}^{2.4764}$	0.8793	$LDW =56.741 \times RVI_{CGMD}^{2.6011}$	0.8854

LDW: 叶干重。缩略词同表 1。

LDW: leaf dry weight. Abbreviations are the same as those given in Table 1.

2.3 早、晚稻叶干重监测模型的建立

由表 2 可知, 早、晚稻 $NDVI_{CGMD}$ 与 LDW 相关性最高的模型为指数模型, 模型决定系数(R^2)为 0.8235~0.8932; 早、晚稻 DVI_{CGMD} 与 LDW 相关性最高的模型为线性模型, 模型 R^2 为 0.8162~0.8445; 早、晚稻 RVI_{CGMD} 与 LDW 相关性最高的模型为幂函数模型, 模型 R^2 为 0.8604~0.9216; $NDVI_{CGMD}$、DVI_{CGMD} 和 RVI_{CGMD} 3 个植被指数相比, RVI_{CGMD} 与 LDW 的拟合模型 R^2 值更大, 说明两者相关性更高。

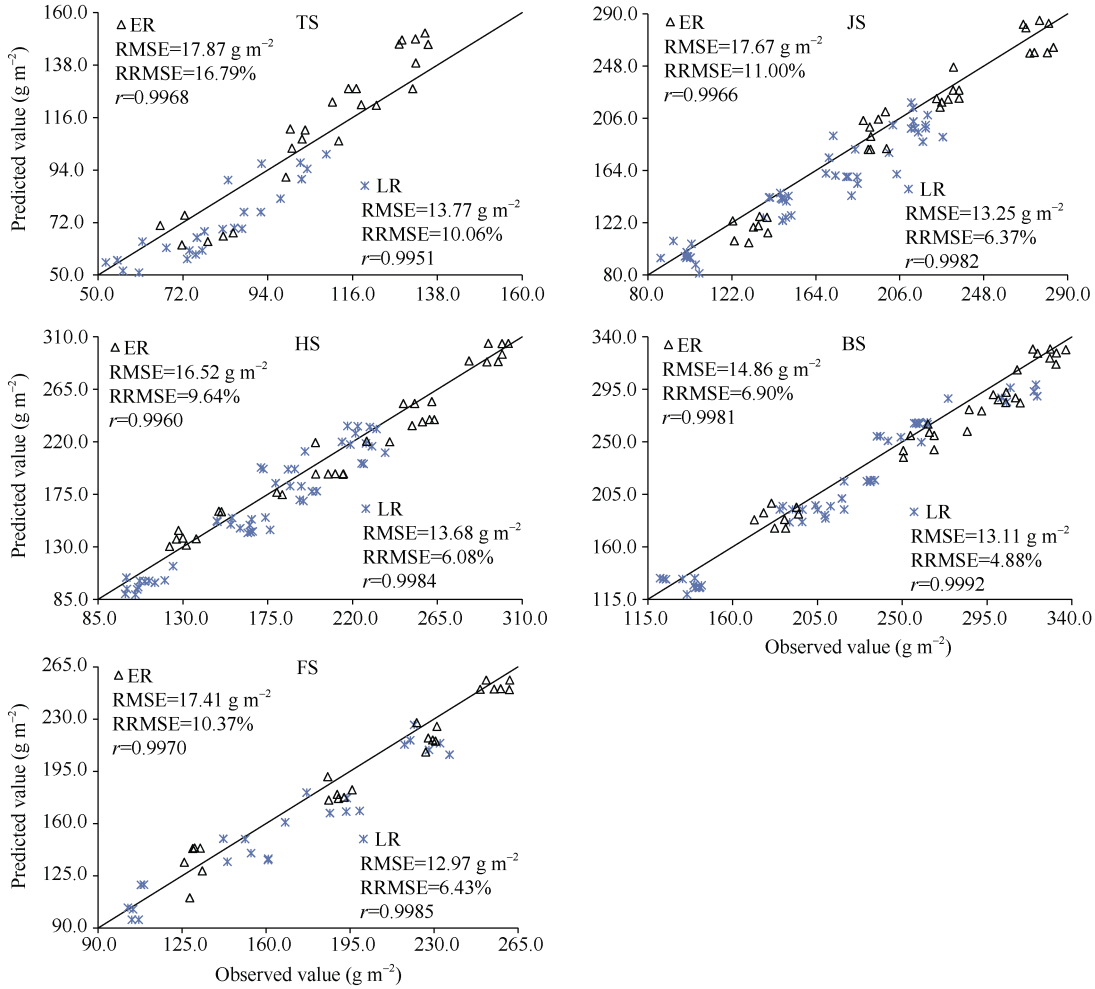


图 2　基于 RVI_{CGMD} 的早、晚稻叶干重观测值与预测值的比较

Fig. 2　Comparison of predicted and observed leaf dry weight in early and late rice based on RVI_{CGMD}

ER: 早稻; LR: 晚稻; 缩略词同图 1。

ER: early rice; LR: late rice; Abbreviations are the same as those given in Fig. 1.

2.4　早、晚稻叶干重监测模型的检验

由图 2 可知, 早、晚稻不同生育期的监测模型对叶干重的预测效果好。早、晚稻不同生育期的叶干重观测值和预测值之间具有一致性, 基于 RVI_{CGMD} 的幂函数模型预测早、晚稻不同生育期叶干重的 RMSE、RRMSE 和 r 分别为 12.97~17.87 g m^{-2}、4.88%~16.79%和 0.9951~0.9992。

3　讨论

本研究基于不同早、晚稻品种和施氮水平的田间小区试验, 采用 CGMD 和 ASD FH2 两种光谱仪获取不同生育期的冠层植被指数和叶干重数据, 比较分析了 2 种光谱仪获取的植被指数间的相关关系。结果表明, 早、晚稻的 LDW 随施氮水平的增加而增大, 随生育进程的推进呈“低—高—低”动态变化趋势, 这与前人研究结论一致[4]。这是由于在生育前期主要以营养生长为主, 随着施氮水平的增加, 早、晚稻植株大量吸收氮肥, LDW 逐渐增大, 孕穗期之后下部叶片开始衰亡及养分开始向籽粒转运, LDW 逐渐减小。说明不同施氮量对双季稻 LDW 具有显著的调控作用, 进而影响叶片对光能的吸收利用和光合生产。因此, 氮肥的科学合理施用对定向调控合理的冠层结构十分重要。

近年来, 具有实时、无损和准确的高光谱技术广泛应用于作物长势和养分等生长指标的定量监测中[25−27]。高光谱仪具有光谱信息量大、精度高和波段带宽小等优势, 可快速精确监测作物生长指标动态变化特征, 但其价格贵、数据获取与分析处理繁琐, 在实际生产应用中具有一定的局限性。本研究分析了国产多光谱仪 CGMD 和美国进口高光谱仪

ASD FH2 获取的早、晚稻不同处理冠层植被指数间的相关关系, 结果表明, 2 种光谱仪测定的 NDVI、DVI 和 RVI 间差异不显著; 进一步将 2 种光谱仪测定的 NDVI、DVI 和 RVI 进行相关分析表明, 2 种光谱仪测定的 NDVI、DVI 和 RVI 间均达极显著相关, 早、晚稻不同生育期 NDVI、DVI 和 RVI 的相关系数 r 分别为 0.9535~0.9972、0.9099~0.9948 和 0.9298~0.9926。说明 CGMD 与 ASD FH2 测定的植被指数具有高度的一致性, CGMD 具有较高的测量精度, 可替代价格昂贵的 ASD FH2 高光谱仪测定早、晚稻植被指数 NDVI、DVI 和 RVI, 这与前人研究结论相似[23]。

本研究采用 CGMD 多光谱仪获取不同品种和不同施氮水平的试验数据, 建立了基于 $NDVI_{CGMD}$、DVI_{CGMD} 和 RVI_{CGMD} 的早、晚稻 LDW 监测模型, 并用独立试验数据对模型进行了检验。结果表明, $NDVI_{CGMD}$ 与 LDW 相关性最高的模型为指数模型, DVI_{CGMD} 与 LDW 相关性最高的模型为线性模型, RVI_{CGMD} 与 LDW 相关性最高的模型为幂函数模型, 克服了前人研究[13,24]只进行线性拟合分析的不足。CGMD 获取的 3 个植被指数相比, RVI_{CGMD} 与 LDW 的相关性最高; 基于 RVI_{CGMD} 的 LDW 监测模型的 R^2 为 0.8604~0.9216, 模型检验的 RMSE、RRMSE 和 r 分别为 12.97~17.87 g m^{-2}、4.88%~16.79%和 0.9951~0.9992, 比前人采用 $RVI_{(810, 560)}$对小麦 LDW 的监测精度更高[4]。说明基于 CGMD 植被指数能快速准确的反演早、晚稻的 LDW, 建立的 LDW 监测模型具有计算方便和准确实用等优点, 是对前人研究[20]在江西双季稻区的本地化应用, 具有推广应用价值。此外, 与传统人工采样测定 LDW 相比, 本研究利用基于 RVI_{CGMD} 的 LDW 监测模型, 可快速准确的计算不同生育期的双季稻 LDW, 克服传统人工采样测定法费时耗力、取样误差大的缺点。

当然, 本研究仅利用有限的试验数据对双季稻 LDW 监测模型进行了检验, 且植被指数因品种类型、栽培措施和生态区域等不同而有所差异, 从而可能导致建立的 LDW 监测模型的准确性和适用性不广泛。因此, 今后需进一步通过采集不同双季稻区、不同年份和不同处理的试验数据对模型进行校正完善, 以提高监测模型的可靠性, 从而推动作物精确管理技术在双季稻区的推广应用。

4 结论

作物生长监测诊断仪(CGMD)和高光谱仪(ASD FH2)获取的植被指数差异不显著, 具有高度的一致性。CGMD 获取的 3 个植被指数相比, RVI_{CGMD} 与叶干重的相关性最高; 基于 RVI_{CGMD} 的幂函数模型可较准确地监测双季稻叶干重。与传统人工采样法相比, 利用 CGMD 可实时准确地获取双季稻叶干重信息, 在双季稻丰产高效栽培中具有推广应用价值。

References

[1] 李艳大, 舒时富, 陈立才, 叶春, 黄俊宝, 孙滨峰, 王康军, 曹中盛. 基于便携式作物生长监测诊断仪的江西双季稻氮肥调控研究. 农业工程学报, 2019, 35(2): 100–106.
Li Y D, Shu S F, Chen L C, Ye C, Huang J B, Sun B F, Wang K J, Cao Z S. Regulation of nitrogen fertilizer based on portable apparatus for crop growth monitoring and diagnosis in Jiangxi double cropping rice. *Trans CSAE*, 2019, 35(2): 100–106 (in Chinese with English abstract).

[2] 黄庆海, 李大明, 柳开楼, 丁小满, 叶会财, 胡志华, 余喜初, 胡秋萍, 胡惠文, 徐小林. 江西水稻清洁生产理论与技术实践. 江西农业学报, 2020, 32(1): 7–12.
Huang Q H, Li D M, Liu K L, Ding X M, Ye H C, Hu Z H, Yu X C, Hu Q P, Hu H W, Xu X L. Theory and technical practice of clean production in double-cropping rice in Jiangxi province. *Acta Agric Jiangxi*, 2020, 32(1): 7–12 (in Chinese with English abstract).

[3] 吴芳, 李映雪, 张缘园, 张雪红, 邹晓晨. 基于机器学习算法的冬小麦不同生育时期生物量高光谱估算. 麦类作物学报, 2019, 39: 217–224.
Wu F, Li Y X, Zhang Y Y, Zhang X H, Zou X C. Hyperspectral estimation of biomass of winter wheat at different growth stages based on machine learning algorithms. *J Triticeae Crops*, 2019, 39: 217–224 (in Chinese with English abstract).

[4] 冯伟, 朱艳, 姚霞, 田永超, 曹卫星. 基于高光谱遥感的小麦叶干重和叶面积指数监测. 植物生态学报, 2009, 33: 34–44.
Feng W, Zhu Y, Yao X, Tian Y C, Cao W X. Monitoring leaf dry weight and leaf area index in wheat with hyperspectral remote sensing. *J Plant Ecol*, 2009, 33: 34–44 (in Chinese with English abstract).

[5] 付元元, 王纪华, 杨贵军, 宋晓宇, 徐新刚, 冯海宽. 应用波段深度分析和偏最小二乘回归的冬小麦生物量高光谱估算. 光谱学与光谱分析, 2013, 33: 1315–1319.
Fu Y Y, Wang J H, Yang G J, Song X Y, Xu X G, Feng H K. Band depth analysis and partial least square regression based winter wheat biomass estimation using hyperspectral measurements. *Spect Spect Anal*, 2013, 33: 1315–1319 (in Chinese with English abstract).

[6] Walter J, Edwards J, McDonald G, Kuchel H. Photogrammetry for the estimation of wheat biomass and harvest index. *Field Crops Res*, 2018, 216: 165–174.

[7] 马浚诚, 刘红杰, 郑飞翔, 杜克明, 张领先, 胡新, 孙忠富. 基于可见光图像和卷积神经网络的冬小麦苗期长势参数估算. 农业工程学报, 2019, 35(5): 183–189.
Ma J C, Liu H J, Zheng F X, Du K M, Zhang L X, Hu X, Sun Z F. Estimating growth related traits of winter wheat at seedling stages based on RGB images and convolutional neural network. *Trans CSAE*, 2019, 35(5): 183–189 (in Chinese with English abstract).

[8] Cheng T, Yang Z W, Inoue Y, Zhu Y, Cao W X. Preface: recent

advances in remote sensing for crop growth monitoring. *Remote Sens*, 2016, 8: 116.

[9] Prey L, Schmidhalter U. Sensitivity of vegetation indices for estimating vegetative N status in winter wheat. *Sensors*, 2019, 19: 3712.

[10] Zhang L Y, Zhang H H, Niu Y X, Han W T. Mapping maize water stress based on UAV multispectral remote sensing. *Remote Sens*, 2019, 11: 605.

[11] Shi Y, Huang W J, Luo J H, Huang L S, Zhou X F. Detection and discrimination of pests and diseases in winter wheat based on spectral indices and kernel discriminant analysis. *Comput Electron Agric*, 2017, 141: 171–180.

[12] Zhang K, Ge X K, Shen P C, Li W Y, Liu X J, Cao Q, Zhu Y, Cao W X, Tian Y C. Predicting rice grain yield based on dynamic changes in vegetation indexes during early to mid-growth stages. *Remote Sens*, 2019, 11: 387.

[13] 贺佳, 刘冰峰, 郭燕, 王来刚, 郑国清, 李军. 冬小麦生物量高光谱遥感监测模型研究. 植物营养与肥料学报, 2017, 23: 313–323.
He J, Liu B F, Guo Y, Wang L G, Zheng G Q, Li J. Biomass estimation model of winter wheat (*Triticum aestivum* L.) using hyperspectral reflectances. *J Plant Nutr Fert*, 2017, 23: 313–323 (in Chinese with English abstract).

[14] 韩康, 于静, 石晓华, 崔石新, 樊明寿. 不同光谱指数反演马铃薯叶片氮累积量的研究. 作物学报, 2020, 46: 1979–1990.
Han K, Yu J, Shi X H, Cui S X, Fan M S. Inversion of nitrogen accumulation in potato leaf with different spectral indices. *Acta Agron Sin*, 2020, 46: 1979–1990 (in Chinese with English abstract).

[15] Zou X B, Shi J Y, Hao L M, Zhao J W, Mao H P, Chen Z W, Li Y X, Holmes M. *In vivo* noninvasive detection of chlorophyll distribution in cucumber (*Cucumis sativus*) leaves by indices based on hyperspectral imaging. *Anal Chim Acta*, 2011, 706: 105–112.

[16] 高林, 杨贵军, 李长春, 冯海宽, 徐波, 王磊, 董锦绘, 付奎. 基于光谱特征与 PLSR 结合的叶面积指数拟合方法的无人机画幅高光谱遥感应用. 作物学报, 2017, 43: 549–557.
Gao L, Yang G J, Li C C, Feng H K, Xu B, Wang L, Dong J H, Fu K. Application of an improved method in retrieving leaf area index combined spectral index with PLSR in hyperspectral data generated by unmanned aerial vehicle snapshot camera. *Acta Agron Sin*, 2017, 43: 549–557 (in Chinese with English abstract).

[17] 郑文刚, 孙刚, 申长军, 黄文江, 周建军. 可见-近红外作物氮素光电测量仪开发. 农业工程学报, 2010, 26(3): 178–182.
Zheng W G, Sun G, Shen C J, Huang W J, Zhou J J. Development of a visible-infrared photoelectric instrument for measuring crop nitrogen. *Trans CSAE*, 2010, 26(3): 178–182 (in Chinese with English abstract).

[18] 李修华, 李民赞, 崔笛, 苗宇新. 基于双波段作物长势分析仪的东北水稻长势监测. 农业工程学报, 2011, 27(8): 206–210.
Li X H, Li M Z, Cui D, Miao Y X. Monitoring of rice plant growth in Northeast China using dual-wavebands crop growth analyzer. *Trans CSAE*, 2011, 27(8): 206–210 (in Chinese with English abstract).

[19] Klaus E, Bodo M, Urs S. Comparison of active and passive spectral sensors in discriminating biomass parameters and nitrogen status in wheat cultivars. *Field Crops Res*, 2011, 124: 74–84.

[20] 倪军, 姚霞, 田永超, 曹卫星, 朱艳. 便携式作物生长监测诊断仪的设计与试验. 农业工程学报, 2013, 29(6): 150–156.
Ni J, Yao X, Tian Y C, Cao W X, Zhu Y. Design and experiments of portable apparatus for plant growth monitoring and diagnosis. *Trans CSAE*, 2013, 29(6): 150–156 (in Chinese with English abstract).

[21] Kipp S, Mistele B, Schmidhalter U. The performance of active spectral reflectance sensors as influenced by measuring distance, device temperature and light intensity. *Comput Electron Agric*, 2014, 100: 24–33.

[22] Chen Q C, Zhang Z L, Liu P F, Wang X M, Jiang F. Monitoring of growth parameters of sweet corn using CGMD302 spectrometer. *Agric Sci Technol*, 2015, 16: 364–368.

[23] 贺佳, 郭燕, 王利军, 张彦, 赵犇, 王来刚. 基于作物生长监测诊断仪的玉米 LAI 监测模型研究. 农业机械学报, 2019, 50(12): 187–194.
He J, Guo Y, Wang L J, Zhang Y, Zhao B, Wang L G. Monitor model of corn leaf area index based on CGMD-402. *Trans CSAM*, 2019, 50(12): 187–194 (in Chinese with English abstract).

[24] 周晓楠, 黄正来, 张文静, 马尚宇. 基于双波段光谱仪 CGMD-302 的小麦叶面积指数和叶干重监测. 中国农业大学学报, 2017, 22(1): 102–111.
Zhou X N, Huang Z L, Zhang W J, Ma S Y. Monitoring leaf area index and leaf dry weight of winter wheat with dual-wavebands spectrometer CGMD-302. *J China Agric Univ*, 2017, 22(1): 102–111 (in Chinese with English abstract).

[25] 陶惠林, 徐良骥, 冯海宽, 杨贵军, 苗梦珂, 林博文. 基于无人机高光谱长势指标的冬小麦长势监测. 农业机械学报, 2020, 51(2): 180–191.
Tao H L, Xu L J, Feng H K, Yang G J, Miao M K, Lin B W. Monitoring of winter wheat growth based on UAV hyperspectral growth index. *Trans CSAM*, 2020, 51(2): 180–191 (in Chinese with English abstract).

[26] He J Y, Zhang X B, Guo W T, Pan Y Y, Yao Y, Cheng T, Zhu Y, Cao W X, Tian Y C. Estimation of vertical leaf nitrogen distribution within a rice canopy based on hyperspectral data. *Front Plant Sci*, 2020, 10: 1–15.

[27] Guo B B, Zhu Y J, Feng W, He L, Wu Y P, Zhou Y, Ren X X, Ma Y. Remotely estimating aerial N uptake in winter wheat using red-edge area index from multi-angular hyperspectral data. *Front Plant Sci*, 2018, 9: 1–14.