doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.01.032

基于无人机高光谱影像的稻谷氮含量估算研究

范耀冰[1]　吴尚蓉[2,3]　匡　炜[4]　陈友兴[1]　方宝华[4]　任建强[2,3]

(1. 中北大学信息与通信工程学院, 太原 030051;
2. 北方干旱半干旱耕地高效利用全国重点实验室(中国农业科学院农业资源与农业区划研究所), 北京 100081;
3. 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所/农业农村部农业遥感重点实验室, 北京 100081;
4. 湖南省水稻研究所, 长沙 410125)

摘要: 水稻稻谷氮含量直接影响其营养状况和作物品质,本文基于高光谱特征与植株氮含量间关系开展稻谷氮含量估算研究。获取了水稻拔节期、扬花期和完熟期无人机高光谱遥感影像,在获取窄波段归一化差值植被指数(N-NDVI)与水稻植株氮含量敏感波段中心波长以及极大值区域 Ω 的基础上,通过构建内接矩形自动确定了水稻植株氮含量估算的最优敏感波段宽度,并建立了植株氮含量与稻谷氮含量的相关关系;基于最优波宽构建 N-NDVI 实现了稻谷氮含量估算,并进行了精度验证。结果表明,利用内接矩形自动筛选出的 N-NDVI 植株氮含量最优敏感波段宽度在各时期水稻植株氮含量和稻谷氮含量反演中均取得较高精度。在稻谷氮含量反演精度验证中,稻谷氮含量实测值和稻谷氮含量预测值之间的决定系数 R^2 为 0.410 9 ~ 0.610 6,归一化均方根误差 NRMSE 为 11.33% ~ 16.85%,平均相对误差 MRE 为 9.53% ~ 13.24%,各生育期预测精度从大到小排序为完熟期、拔节期、扬花期。在完熟期,敏感波段中心波长为 629.85/701.93 nm,对应高光谱最优波宽 ±6 nm 构建的 N-NDVI 估算稻谷氮含量的精度最高(R^2 = 0.590 0,NRMSE 为 14.06%,MRE 为 11.59%)。本文提出的稻谷氮含量反演方法具有一定可行性,为禾本科谷类作物预测籽粒氮含量提供了参考。

关键词: 水稻; 稻谷氮含量; 植株氮含量; 无人机; 高光谱影像

中图分类号: TP79　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2025)01-0332-12　　**OSID**:

Estimation of Nitrogen Content in Rice Grains Based on UAV Hyperspectral Imagery

FAN Yaobing[1]　WU Shangrong[2,3]　KUANG Wei[4]　CHEN Youxing[1]　FANG Baohua[4]　REN Jianqiang[2,3]

(1. *School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan* 030051, *China*
2. *State Key Laboratory of Efficient Utilization of Arid and Semi-arid Arable Land in Northern China (the Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Science), Beijing* 100081, *China*
3. *Key Laboratory of Agricultural Remote Sensing, Ministry of Agriculture and Rural Affairs/ Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing* 100081, *China*
4. *Hunan Rice Research Institute, Changsha* 410125, *China*)

Abstract: In the current nitrogen inversion study, there are fewer studies on the agronomic parameter of rice grain nitrogen. Since rice grain nitrogen content directly influences crop nutrition, it is crucial to conduct a study on the estimation of rice grain nitrogen based on the relationship between hyperspectral features and plant nitrogen content to assess the nutritional status and quality of the crop. For this purpose, unmanned aerial hyperspectral remote sensing images of rice at the stage of jointing, flowering and maturing were acquired , and a study on estimating rice grain nitrogen content was carried out by using plant nitrogen content as a bridge at the rice experimental base in Gaoqiao Town, Changsha County, Hunan Provincial Academy of Agricultural Sciences (HPAAS). Firstly, the fitting precision R^2 between the narrow-band normalized difference vegetation index (N-NDVI) and plant nitrogen content

收稿日期: 2024-08-14　修回日期: 2024-09-20

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFD1900101)、国家自然科学基金项目(42271374)和中国农业科学院青年创新专项(Y2023QC18)

作者简介: 范耀冰(1999—),女,硕士生,主要从事农业遥感研究,E-mail: sz202205037@st.nuc.edu.cn

通信作者: 吴尚蓉(1988—),女,副研究员,博士,主要从事农业遥感研究,E-mail: wushangrong@caas.cn

was analyzed, and the region of extreme maximum value Ω was obtained and the center of the plant nitrogen-sensitive band was calculated. Then the optimal width of the sensitive band for rice plant nitrogen content estimation was automatically determined by constructing an internal connection rectangle. Subsequently, a statistical model linking plant nitrogen content to rice grain nitrogen was established. Finally, the estimation of rice grain nitrogen content was realized by constructing N-NDVI based on the optimal bandwidth, and the accuracy was verified. The results showed that the optimal sensitive bandwidth of N-NDVI for plant nitrogen content, which was automatically screened by using the internal rectangle, achieved high accuracy in the inversion of rice plant nitrogen content and rice grain nitrogen content in all periods. The coefficients of determination R^2 between the measured and predicted values of rice grain nitrogen content ranged from 0.410 9 to 0.610 6, the normalized root mean square errors (NRMSE) ranged from 11.33% to 16.85%, and the mean relative errors (MRE) ranged from 9.53% to 13.24%. The prediction accuracy of each fertility stage from high to low was as follows: maturing stage, jointing stage and flowering stage. At the maturing stage, the N-NDVI constructed with the central wavelength of the sensitive band at 629.85/701.93 nm, corresponding to the hyperspectral optimal bandwidth of ±6 nm, had the highest accuracy in estimating plant nitrogen content and predicting the nitrogen content of rice grains (R^2 = 0.590 0, NRMSE = 14.06%, MRE = 11.59%). In conclusion, the inversion method of rice grain nitrogen content proposed was feasible and can achieve accurate estimation of rice grain nitrogen content, which provided an idea for predicting rice grain nitrogen content in gramineous cereal crops.

Key words: rice; rice grain nitrogen content; plant nitrogen content; unmanned aerial vehicle; hyperspectral imagery

0　引言

氮含量是衡量水稻品质与产量的重要指标[1-2]，缺乏氮素会直接影响水稻的氨基酸、蛋白质和叶绿素等生物合成，导致水稻的光合作用能力减弱[3-4]。因此，快速准确监测水稻氮含量对合理施用氮肥、估计水稻产量、调整灌溉施肥方案具有重要意义。传统氮含量监测方法主要采用人工直接取样测量法，该方法耗时耗力，且存在较强的人为主观性[5-6]。无人机遥感技术凭借其分辨率高、灵活性强、实时监测等优点被广泛应用于农业监测和水稻氮含量监测研究中[7-11]。从遥感数据源看，目前大多数作物氮含量反演研究均采用高光谱遥感数据为主要数据源[12-13]，高光谱数据具有分辨率高、连续性强和光谱信息量大等特点，可以构建多种植被指数以准确监测作物的氮含量[14-15]。归一化差值植被指数(NDVI)是氮素反演研究中常用的植被指数之一，其与氮素含量存在显著相关性[16-18]。

营养指数(NNI)[19]、冠层氮浓度(CNC)[20]、植株氮浓度[21]、叶片氮浓度(LNC)[22]是反映植物氮素营养状况的常用氮含量指标。相较于上述相关指标，稻谷氮含量这一农学参数的研究相对较少，而稻谷氮含量与作物营养直接相关，因此准确估算稻谷氮含量具有重要意义。但是稻谷氮含量存在于稻谷中，遥感技术很难感知到，通过借鉴已有研究中估算作物产量的方法[23-29]，寻求了一种通过遥感可感知的氮含量参数间接反演稻谷氮含量的方法。由已有研究结果可知，水稻植株氮含量与稻谷氮含量存在相关关系，植株氮以比例约 7∶3 分别分布在水稻稻谷和茎叶中[30]，分布在稻谷中的氮含量即为稻谷氮含量[31]，因此拟以水稻植株氮含量为桥梁构建水稻稻谷氮含量反演模型以实现对稻谷氮含量的精准估算。

高光谱数据具有较多波段，存在特征冗余问题[32-33]，因此筛选敏感波段成为高光谱数据处理的关键。一些学者采用了连续投影算法(Successive projections algorithm, SPA)[34]、主成分分析法(Principal component analysis, PCA)[35]和离散小波多尺度分解法(Discrete wavelet multiscale decomposition, DWMD)[36]等方法筛选作物氮素敏感波段，但此类方法均在波段可视化条件下进行敏感波段筛选，忽略了遥感数据的统计特性，未能充分考虑数据集的分布特性以及波段的统计特征。因此，有研究利用手动扩展光谱波段带宽的方法探究不同敏感波段中心波长和宽度内植被指数对氮含量反演精度的影响，从而更有效地筛选出对氮素估算敏感的波段，提升氮素反演模型精度，为优化传感器波段选择提供了技术支持[37-38]。这些研究大多通过手动方法来确定最佳波段宽度，虽然相较于前人的方法有所改进，但这种手动扩展过程人工参与程度高，且费时费力。

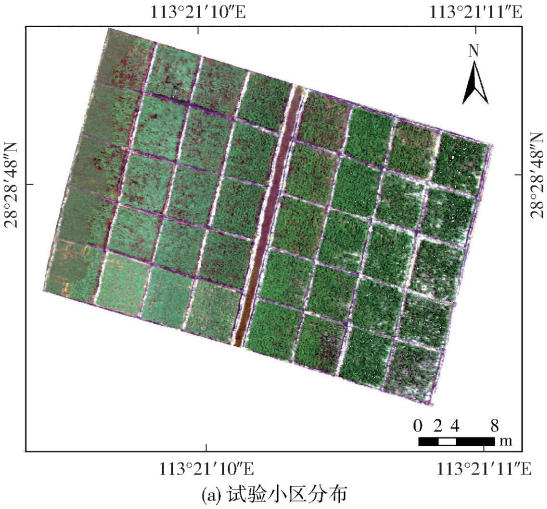
综上所述，本文以稻谷氮含量为研究对象，基于窄波段归一化差值植被指数(N-NDVI)与实测植株氮含量间相关性，通过构建内接矩形自动确定水稻

植株氮含量反演最佳波段范围,并建立不同生育期植株氮含量与稻谷氮含量的相关关系,最终实现稻谷氮含量的精准估算,以期为水稻氮素遥感反演提供新的思路。

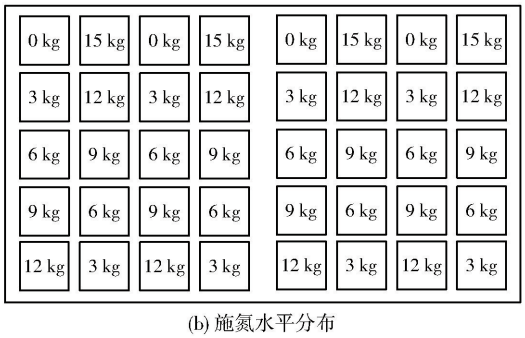
1 材料与试验设计

1.1 研究区概况

研究区设立在湖南省农业科学院长沙县高桥镇水稻实验基地,位于北纬 28°35′,东经 113°14′,海拔 57 m,作物种植制度为一年两熟制。供测试的水稻品种包括 2 种:杂交稻中早 39 号和常规稻湘早籼 24 号。每个水稻品种划分 20 个小区,共划分 40 个小区,每个小区的长度为 3 m,宽度为 5 m,播种密度为 25 株/m^2。其中,每个品种小区设置 6 个施氮水平,分别为 0、3、6、9、12、15 kg,基肥于 4 月 16 日施加,追肥则在 4 月 27 日施用,基肥和追肥比例 6∶4 施用,4 次重复,施氮水平随机设置,试验小区分布及施氮水平如图 1 所示。



(a) 试验小区分布



(b) 施氮水平分布

图 1 试验小区分布与施氮水平

Fig. 1 Distributions of experimental plots and nitrogen application levels

1.2 高光谱遥感影像获取和预处理

在水稻拔节期(2021 年 6 月 7 日)、扬花期(2021 年 6 月 24 日)和完熟期(2021 年 7 月 19 日),采用大疆如风 WIND4 型无人机携带 AisaKESTREL 10 型高光谱成像仪进行了无人机高光谱遥感数据的拍摄。AisaKESTREL 10 型高光谱成像仪获取的高光谱波段为 395 ~ 1 001 nm,光谱分辨率为 3 nm。为了获取稳定的水稻冠层高光谱遥感数据,数据采集时天气晴朗、无风或微风,无人机飞行高度固定在 40 m。

高光谱遥感数据的预处理主要包括纯净水稻像元提取、平均光谱曲线计算和光谱曲线平滑。首先利用软件 ENVI 对每期影像进行辐射定标、几何校正、大气校正、影像拼接;随后使用 NDVI 阈值法提取纯净水稻像元,计算每个小区的水稻纯净像元平均光谱曲线;最后利用软件 Matlab 使用 Savitzky - Golay 平滑滤波法和插值平滑法对每个小区的平均光谱曲线进行滤波去噪,以获得每个小区的水稻高光谱曲线。

1.3 水稻植株氮含量与稻谷氮含量测量

在拍摄水稻高光谱遥感影像时,同步进行地面样本采集工作并对水稻植株氮含量与稻谷氮含量进行测量。随着水稻生长发育,一些水稻样本出现了缺失,最终用于水稻植株氮含量测定的样本量为 117 个,其中拔节期样本 40 个,扬花期样本 37 个,完熟期样本 40 个。仅在完熟期对稻谷氮含量进行测量,包括 40 个样本。在拔节期与扬花期每个小区采集 3 ×3 株的植株样本,在完熟期每个小区采集 4 ×4 株植株样本且在采样时将稻谷和植株的其他部分分开,将所采集的样本装入保鲜袋并带回实验室,对水稻植株和稻谷 105℃杀青 3 h,并在 70℃干燥至恒定质量。称量后粉碎,使用传统的凯氏定氮法检测水稻植株氮含量和稻谷氮含量(g/kg)。

最后使用软件 ENVI 5.3,计算 3 ×3 株和 4 ×4 株样方对应的遥感影像像元数量,将地面实测植株氮含量与稻谷氮含量转换到对应的高光谱遥感像元上,计算式为

$$P = \frac{M}{N} \tag{1}$$

式中 P——每个像元实测植株氮含量和稻谷氮含量

M——3 ×3 株和 4 ×4 株样方地面实测植株氮含量和稻谷氮含量

N——3 ×3 株和 4 ×4 株样方全部像元数量

将试验中获得的 117 组实测植株氮含量数据采用平均值加 2 倍标准差的方式进行异常值剔除,同时采用蒙特卡洛算法将异常的高光谱数据进行有效剔除,将剔除异常值后的实测数据与高光谱数据采用线性模型残差进行筛选,并剔除光谱与实测值相差较大的数据,最终,本研究分别获得水稻拔节期、扬花期和完熟期各 35 组无人机高光谱数据、实测植

株氮含量和完熟期 35 组稻谷氮含量数据，其中 25 组数据用于稻谷氮含量反演建模，10 组数据用于稻谷氮含量反演精度验证。

1.4　研究方法

1.4.1　技术路线

本文以植株氮含量为桥梁，基于光谱指数-植株氮含量-稻谷氮含量的方法构建稻谷氮含量反演模型，首先在 N-NDVI 与水稻植株氮含量实测值的拟合 R^2 极大值区域内构建最大内接矩形自动寻找最优波段宽度的基础上，建立最优波段宽度范围内 N-NDVI 与植株氮含量之间的估算模型，确定相应的植株氮含量估计值，通过分析不同生育期植株氮含量与稻谷氮含量的相关性，最终估算稻谷氮含量。具体技术路线如图 2 所示。

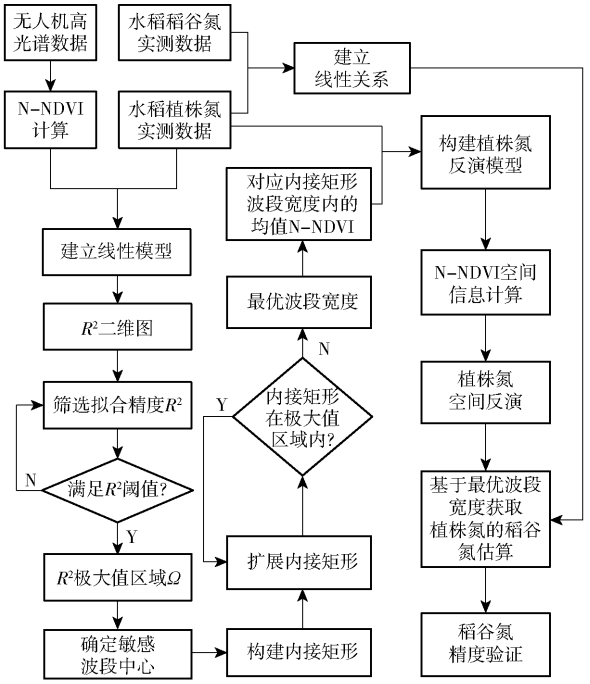


图 2　研究技术路线

Fig. 2　Technical lines of research

1.4.2　N-NDVI 计算

已有研究表明，NDVI 与氮素之间存在显著的相关性，被广泛应用于氮素反演研究[16-18]。因此本研究采用 NDVI 进行 3 个生育期稻谷氮含量估算研究，具体计算公式为

$$NDVI = (R_{NIR} - R_{RED})/(R_{NIR} + R_{RED}) \tag{2}$$

式中　R_{NIR}——近红外光谱反射率

R_{RED}——红光光谱反射率

NDVI 波段范围仅为近红外和红光波段，波段数较为有限，为了充分利用高光谱数据，将水稻冠层高光谱数据按照任意两波段[39]进行组合构成 N-NDVI，计算公式为

$$N\text{-}NDVI = (R_i - R_j)/(R_i + R_j) \tag{3}$$

式中　i、j——任意 2 个高光谱波段

R_i、R_j——i、j 波段所对应的高光谱反射率

1.4.3　水稻植株氮含量最优波段宽度确定

由于高光谱数据波段众多，波段之间存在相似性，导致特征冗余，为了解决这一问题，提高植株氮含量估算精度，基于 N-NDVI 对植株氮含量估算最优敏感波段中心和宽度进行筛选，首先在确定 N-NDVI 与实测植株氮含量拟合精度 R^2 的极大值区域 Ω 和敏感波段中心的基础上，沿着给定方向、起始点以及指定步长，在极大值区域内找到每个步长下水平线与垂直线的交点，并构建内接矩形，直至与极大值区域相交，从而有效确定最优波段宽度。该方法保证了在所选择的波段范围内波段的敏感性，同时避免了包括不相关或不必要的波段，实现最佳波段范围的选择。自动筛选最优带宽的具体步骤如下：

（1）建立 N-NDVI 与水稻实测植株氮含量线性拟合模型

$$y = aN\text{-}NDVI + b \tag{4}$$

式中　y——水稻植株氮含量，g/kg

a——一次项系数

b——常数项

通过分析 R^2 确定两者相关性较高的波段区域范围，并找到该区域范围内的 R^2 极大值点。然后遍历该点 8 邻域内的所有满足阈值条件的点，将这些点集合标记为 R^2 极大值区域 Ω，最后计算每个 R^2 极大值区域重心作为该区域内敏感波段中心[40]

$$\begin{cases} \bar{u} = \dfrac{\sum\limits_{(u,v)\in\Omega} uf(u,v)}{\sum\limits_{(u,v)\in\Omega} f(u,v)} \\ \bar{v} = \dfrac{\sum\limits_{(u,v)\in\Omega} vf(u,v)}{\sum\limits_{(u,v)\in\Omega} f(u,v)} \end{cases} \tag{5}$$

式中　$f(u,v)$——坐标 (u,v) 对应波段的 R^2

$(\bar{u},\bar{v})$——敏感波段中心坐标

（2）在获取极大值区域 Ω 的基础上提取其所有边界点坐标，设置较小的阈值 θ，并遍历每个满足条件的边界点，确保选取的边界点与目标点的距离较近，最终确定水平线和垂直线与边界的两交点坐标，条件式为

$$\begin{cases} (x_0,y_0) = \Omega(m,g)\mid_{|g-\bar{v}|<\theta} \\ (x_1,y_1) = \Omega(m,g)\mid_{|m-\bar{u}|<\theta} \end{cases} \tag{6}$$

式中　(m,g)——极大值区域 Ω 边界点坐标

(x_0,y_0)——水平线与极大值边界交点坐标

(x_1,y_1)——垂直线与极大值边界交点坐标

（3）以点 (x_2,y_2) 为初始点，沿水平线与垂直线方向分别以最小分辨率为步长逐步延伸，直到交点

的水平线和垂直线均超过指定的边界轮廓。点(x_2,y_2)和满足其判别条件所有指定步长下的所有交点坐标计算式为

$$\begin{cases} x_2 = \min(x_0) \\ y_2 = \min(y_1) \end{cases} \tag{7}$$

$$\begin{cases} x_3 = \bar{u} + k\mathrm{d}x \mid_{x_2 + k\mathrm{d}x < \bar{u} \cap y_2 + k\mathrm{d}y < \bar{v}} \\ y_3 = \bar{v} + k\mathrm{d}y \mid_{x_2 + k\mathrm{d}x < \bar{u} \cap y_2 + k\mathrm{d}y < \bar{v}} \end{cases} \tag{8}$$

式中 x_2——x_0的最小值 y_2——y_1的最小值

k——交点变量 $\mathrm{d}x$、$\mathrm{d}y$——步长

(x_3,y_3)——极大值区域内每一指定步长的交点坐标

(4)计算以敏感波段中心为中心的正方形半对角线长度 l,确定内接矩形的位置和尺寸,完成对内接矩形的构建,遍历该内接矩形内所有的点是否在极大值边界轮廓内部,若在边界轮廓内,循环上述步骤,当内接矩形首次与极大值区域 Ω 边界相交时,计算最佳波段宽度 W,此时对应的矩形宽度为最优波段宽度。l、W 计算式分别为

$$l = \sqrt{2}\sqrt{(x_3 - \bar{u})^2 + (y_3 - \bar{v})^2} \tag{9}$$

$$W = x_3 - \bar{u} = y_3 - \bar{v} \tag{10}$$

内接矩形波段扩展示意如图 3 所示。

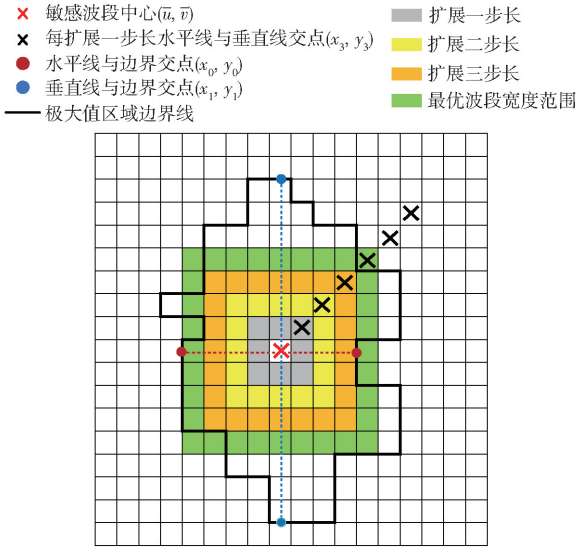


图 3 内接矩形波段扩展示意图

Fig. 3 Schematic of inscribed rectangle band expansion

1.4.4 基于 N-NDVI 的植株氮含量估算模型构建

在筛选出水稻植株氮含量估算最优敏感波段宽度的基础上,计算在最优波段宽度下内接矩形范围内的均值 N-NDVI,并利用计算的均值 N-NDVI 与实测植株氮含量建立线性估算模型,为后续水稻稻谷氮含量反演奠定基础。作物植株氮含量估算公式为

$$y = cX + e \tag{11}$$

式中 X——波长 λ_1、λ_2在最优波段宽度内构建的均值 N-NDVI

c——一次项系数

e——常数项

1.4.5 稻谷氮含量估算模型构建

以植株氮含量为中间变量,在建立植株氮含量估算模型的基础上,通过分析水稻不同生育期实测植株氮含量和稻谷氮含量的相关关系,建立稻谷氮含量反演模型,稻谷氮含量估算公式为

$$Y = sy + D_0 \tag{12}$$

式中 s——斜率

Y——稻谷氮含量,g/kg

D_0——截距,即在植株氮为 0 时稻谷氮含量

1.4.6 稻谷氮含量估算精度评价指标

采用决定系数(Coefficients of determination,R^2)、归一化均方根误差(Normalized root mean square error, NRMSE)和平均相对误差(Mean relative error,MRE)评价模型精度。其中,R^2越接近于 1,NRMSE 越小,MRE 越小,说明模型预测值与实际值之间拟合度越好,预测值也越准确。当 NRMSE 和 MRE 小于 10% 时,模型精度为极好,当 NRMSE 和 MRE 大于 10% 且小于 20% 时模型精度为好,当 NRMSE 和 MRE 大于 20% 且小于 30% 时模型精度为中等,NRMSE 和 MRE 都大于 30% 时模型精度为差[41-43]。判断指标中,当 R^2 处于同一显著水平标准优先考虑 NRMSE 值[44]。

2 结果分析

2.1 基于无人机高光谱数据的 N-NDVI 计算结果

在对无人机高光谱数据预处理的基础上,利用软件 Matlab 2019,根据式(3)计算水稻各个生育期 395 ~ 1 001 nm 高光谱范围内任意两波段构成共 178 × 178 个 N-NDVI 值,并绘制了相应的二维分布图,水稻 3 个生育期单个样方计算结果如图 4 所示。由图 4 可看出,N-NDVI 以(395 nm,395 nm)和(1 001 nm,1 001 nm)两点连线成轴对称分布,左上侧红色部分为正值,右下侧蓝色部分为负值,分析时只需分析其中任意一侧即可。以红色部分为例,对比 3 期高光谱影像计算结果可发现 N-NDVI 有 3 处变化明显的区域:①横轴 395 ~ 720 nm、纵轴 680 ~ 1 001 nm 范围内的 N-NDVI 值明显较高,该区域内,拔节期 N-NDVI 为 0.48 ~ 0.80,平均 N-NDVI 为 0.71;扬花期 N-NDVI 为 0.53 ~ 0.87,平均 N-NDVI 为 0.80;完熟期 N-NDVI 为 0.44 ~ 0.85,平均 N-NDVI 为 0.70。②在横轴 395 ~ 510 nm 区域、纵轴 520 ~ 680 nm 区域内 N-NDVI 变化明显,拔节期 N-NDVI 为 0.02 ~ 0.33,平均 N-NDVI 为 0.21;扬花期

N-NDVI 为 0.01 ~ 0.36，平均 N-NDVI 为 0.20；完熟期 N-NDVI 为 0.16 ~ 0.51，平均 N-NDVI 为 0.38，并且在该区域内，区域所包含的波段宽度明显有扩大的趋势。③在横轴 520 ~ 580 nm、纵轴 640 ~ 690 nm 区域内，N-NDVI 值较其他两区域都较低，拔节期 N-NDVI 为 -0.22 ~ -0.08，平均 N-NDVI 为 -0.16；扬花期 N-NDVI 为 -0.30 ~ -0.11，平均 N-NDVI 为 -0.22；完熟期 N-NDVI 为 -0.21 ~ -0.03，平均 N-NDVI 为 -0.14，且包含波段宽度由窄变宽再变窄。

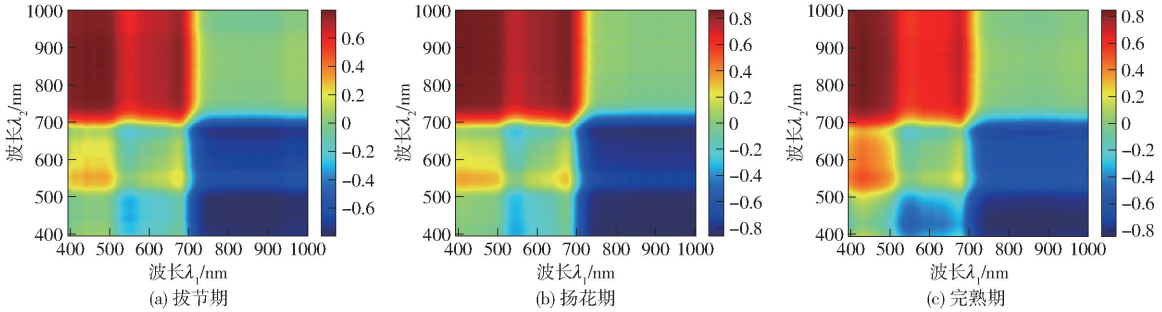


图 4　水稻 N-NDVI 二维分布图

Fig. 4　Two-dimensional distributions of N-NDVI in rice

2.2　水稻植株氮含量敏感中心确定

在分析 N-NDVI 与水稻植株氮含量实测值相关性的基础上，确定水稻植株氮含量敏感波段中心波长。利用软件 Matlab，将水稻拔节期、扬花期和完熟期的 N-NDVI 与对应植株氮含量实测值建立线性统计模型，得到了 3 个水稻生育期 N-NDVI 与植株氮含量实测值的拟合 R^2 二维图。如图 5 所示，展示了不同生育期 N-NDVI 与水稻植株氮含量的相关性，其中横轴和纵轴共构成 178 × 178 个 R^2 二维空间点。由图 5 可以看出，不同生育期水稻的 N-NDVI 与水稻植株氮含量的相关区域是不同的，在完熟期 N-NDVI 与水稻植株氮含量的相关性明显要弱于拔节期和扬花期。

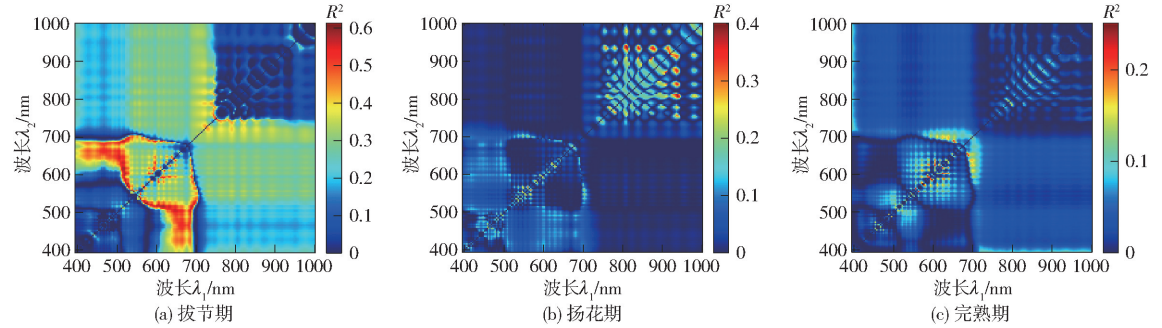


图 5　N-NDVI 与水稻植株氮含量拟合 R^2 二维图

Fig. 5　Two-dimensional graph of fitting R^2 between N-NDVI and rice plant nitrogen

通过查找相关系数显著性检验表可知，当样本数 $n=25$，置信区间为 90% 时，即 $R^2>0.10$ 时，N-NDVI 与水稻植株氮含量呈显著相关关系。为了保证敏感波段中心筛选的精度以及可靠性，本研究在 3 个生育期均选取 $R^2>0.10$ 的显著相关标准下进行敏感波段中心波长筛选，在拟合 R^2 二维图中寻找极大值点并遍历该邻域内所有满足 $R^2>0.10$ 的点，将这些点的集合标记为局部极大值区域 Ω，并以 $R^2=0.05$ 的梯度显示 $R^2>0.10$ 的分布区域，由于在扬花期和完熟期中满足 $R^2>0.10$ 的区域较小，显示效果不佳，因此本研究在上述 2 个时期显示满足 $R^2>0.05$ 的区域，以更明显地显示 $R^2>0.10$ 的结果，如图 6 所示。

从图 6 可以看出，不同生育期下的 N-NDVI 与水稻植株氮含量的相关性区域有所不同，筛选出的极大值区域数量较多且各不相同。由于篇幅限制，同时为了提高所选敏感波段中心波长及波段宽度反演植株氮和稻谷氮的精度。本研究依据每个生育期 N-NDVI 与植株氮含量的拟合 R^2 二维图的特点，选取了高拟合精度 R^2 二维区域进行稻谷氮相关敏感波段以及波宽筛选。图 6a 中区域 A ~ D，图 6b 中区域 A ~ D，图 6c 中区域 A 为各生育期筛选出的 N-NDVI 与植株氮高精度拟合的极大值区域 Ω。在确定每个 R^2 极大值区域 Ω 后，通过公式(5)计算每个极大值区域 Ω 的重心作为该区域的敏感波段中心，图 6a 中区域 A ~ D 的敏感波段中心波长分别为 510.32/623.00 nm、513.72/688.19 nm、469.60/660.72 nm、483.16/650.43 nm；图 6b 中区域 A ~ D 的敏感波段中心波长分别为 914.77/931.87 nm、

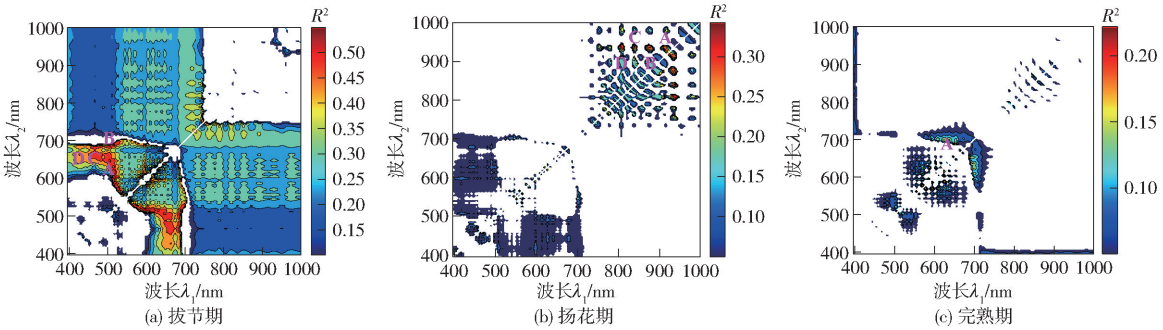


图 6 N-NDVI 与水稻植株氮含量间拟合 R^2 二维等势图

Fig. 6 Two-dimensional equipotential graphs of fitting R^2 between N-NDVI and rice plant nitrogen

877. 11/935. 28 nm、839. 38/935. 28 nm、808. 47/935. 28 nm;图 6c 中区域 A 的敏感波段中心波长为 629. 85/701. 93 nm。上述敏感波段中心相关波段组合主要位于绿光、红光和近红外波段。许多学者研究表明绿光波段、红光波段和近红外波段与氮素含量存在明显的相关性[45-46],因此本文研究结果与前人研究结果一致。

2.3 水稻植株氮含量最优波段宽度确定

在确定 N-NDVI 与实测植株氮含量拟合 R^2 极大值区域 Ω 和敏感波段中心波长的基础上,沿着给定方向、起始点以及指定步长,在极大值区域内找到每个步长下水平线与垂直线的交点,并构建内接矩形,直至与极大值区域相交,从而有效确定最优波段宽度,同时计算在最优波段宽度下内接矩形范围内的均值 N-NDVI 并与实测植株氮含量建立线性拟合模型,以水稻建模集数据(3 个生育期各 25 个)进行精度验证以证明最优波段宽度筛选的可靠性。具体结果如表 1 所示,不同水稻生育期建模集 R^2 均大于 0. 12,达到了显著相关水平($P<0.1$),且 NRMSE 与 MRE 均小于 13%,表明基于内接矩形自动筛选的最优波段宽度可以较准确估算水稻植株氮含量。

表 1 不同生育期下最优波段宽度

Tab. 1 Optimal band width at different growth stages

生长期	波段中心波长		最优波段宽度/nm	建模集精度评价($n=25$)		
	λ_1/nm	λ_2/nm		R^2	NRMSE/%	MRE/%
拔节期	510. 32	623. 00	±3	0. 554 4 **	7. 10	5. 98
	513. 72	688. 19	±3	0. 560 3 **	7. 05	5. 70
	469. 60	660. 72	±6	0. 520 7 **	7. 37	5. 97
	483. 16	650. 43	±12	0. 503 8 **	7. 49	6. 03
扬花期	914. 77	931. 87	±3	0. 331 4 **	11. 99	10. 20
	877. 11	935. 28	±3	0. 345 9 **	11. 86	10. 19
	839. 38	935. 28	±3	0. 329 7 **	12. 01	10. 10
	808. 47	935. 28	±3	0. 350 7 **	11. 82	10. 21
完熟期	629. 85	701. 93	±6	0. 137 2	11. 10	8. 86

注:** 表示 $P<0.01$ 水平显著相关,下同。n 为建模集数量。

2.4 稻谷氮含量估算模型建立与验证

2.4.1 基于高光谱最优波段宽度的植株氮含量反演

基于无人机高光谱遥感影像,利用软件 Matlab,分别计算水稻拔节期、扬花期、完熟期在最优波段宽度下的均值 N-NDVI。然后,使用软件 ENVI,基于 N-NDVI与植株氮含量之间的建模方程,获得 3 个水稻生育期,基于最优波段宽度下 N-NDVI 的水稻植株氮含量估算结果并进行精度验证。各生育期水稻植株氮含量反演精度验证结果如表 2 所示。由表 2 可知,利用 9 个敏感波段中心及最优波宽构建的 N-NDVI 与水稻植株氮含量关系均在 $P<0.01$ 水平上极显著,R^2 为 0. 637 9 ~ 0. 765 6,植株氮含量估算精度达到较高的水平。根据 1. 4. 6 节所提到的精度评价标准,不同生育期植株氮反演精度从大到小依次为:拔节期、扬花期、完熟期。文献[47-50]研究结果发现,随着水稻的生长发育,氮素含量会发生转移。拔节期时,水稻植株氮含量主要集中在冠层叶片。扬花期时,植株氮含量朝着穗部转移,冠层中植株氮含量相对减弱,完熟期时,植株氮含量大部分处于稻谷中。因此,对于植株氮来说作物生长前期的遥感反演精度相对较高。此外,遥感光谱主要作用于作物的冠层,因此对作物冠层信息比较敏感[51-52],且随着水稻生长发育,遥感观测水稻植株氮难度增加。综合上述 2 个影响因素,得出的水稻植株氮反演精度排序符合客观规律。

2.4.2 基于实测植株氮含量的稻谷氮含量估算模型建立

研究中,根据每个时期的实测植株氮含量数据寻找其相对应的稻谷氮含量数据,利用建模集数据($n=25$)对实测植株氮含量和实测稻谷氮含量进行线性拟合,得到每个时期植株氮含量和稻谷氮含量间估算模型:

拔节期 $Y=0.177\,9y+0.006\,5$ (13)

扬花期 $Y=0.1639\,y+0.009\,6$ (14)

完熟期 $Y=0.799\,6y+0.006\,1$ (15)

如图 7 所示,在完熟期,基于实测植株氮含量的

表 2　基于敏感波段中心及最优波段宽度的植株氮含量估算模型精度

Tab. 2　Accuracy of plant nitrogen content estimation model based on sensitive band center and optimal band width

生长期	波段中心波长		最优波段	植株氮含量与 N-NDVI 间	验证集精度评价($n=10$)		
	λ_1/nm	λ_2/nm	宽度/nm	拟合方程	R^2	NRMSE/%	MRE/%
拔节期	510. 32	623. 00	±3	$y=0.130\,84X+0.050\,31$	0. 765 6 **	4. 84	3. 79
	513. 72	688. 19	±3	$y=0.101\,44X+0.050\,01$	0. 714 9 **	5. 10	3. 96
	469. 60	660. 72	±6	$y=0.083\,60X+0.049\,85$	0. 704 3 **	5. 38	4. 29
	483. 16	650. 43	±12	$y=0.092\,78X+0.053\,16$	0. 672 1 **	5. 55	4. 47
扬花期	914. 77	931. 87	±3	$y=0.656\,80X+0.023\,65$	0. 637 9 **	10. 43	9. 41
	877. 11	935. 28	±3	$y=0.486\,38X+0.023\,51$	0. 698 9 **	8. 28	6. 75
	839. 38	935. 28	±3	$y=0.414\,71X+0.026\,86$	0. 705 6 **	8. 84	7. 12
	808. 47	935. 28	±3	$y=0.336\,79X+0.035\,54$	0. 731 2 **	9. 99	9. 08
完熟期	629. 85	701. 93	±6	$y=-0.023\,64X+0.003\,34$	0. 751 7 **	10. 49	8. 75

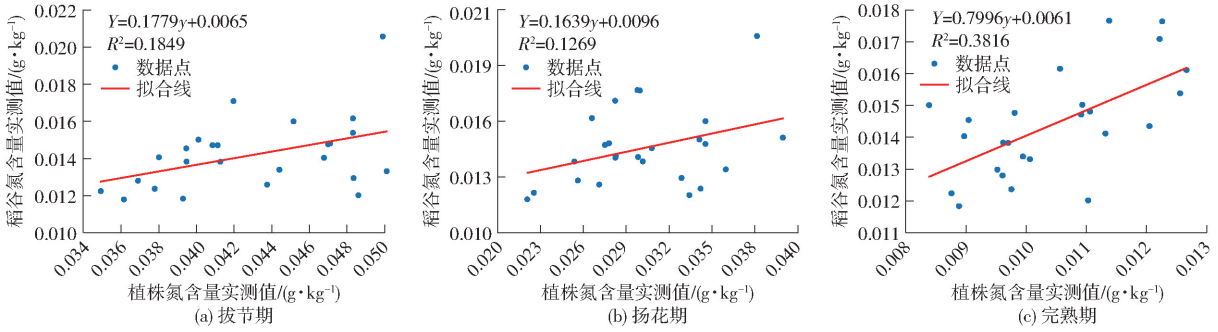


图 7　基于植株氮含量参数的稻谷氮含量估算模型

Fig. 7　Estimation model of rice nitrogen content based on plant nitrogen content parameters

稻谷氮含量估算模型 R^2 为 0. 381 6 ($P<0.01$)，植株氮含量与稻谷氮含量相关性最好；对于拔节期和扬花期，基于实测植株氮含量的稻谷氮含量估算模型 R^2 分别为 0. 184 9 和 0. 126 9($P<0.1$)，植株氮含量和稻谷氮含量的相关性较弱，但也达到显著相关，为后续开展基于植株氮含量建立稻谷氮含量估算模型奠定了基础。

2. 4. 3　基于植株氮含量的稻谷氮含量反演模型验证

在建立高光谱最优波段宽度反演植株氮含量的基础上，将遥感反演植株氮含量空间结果代入式(13)～(15)所示稻谷氮含量估算模型中，以获得稻谷氮含量反演结果并进行精度验证。

由表 3 可知，基于最优波宽构建的 N-NDVI 估算稻谷氮含量结果在 3 个时期均达到较高精度水平。在拔节期，稻谷氮含量实测值与稻谷氮含量估算值之间决定系数 R^2 为 0. 545 1～0. 610 6，达到极显著水平($P<0.01$)，NRMSE 为 15. 68%～16. 85%，MRE 为 12. 09%～13. 24%。其中，敏感波段中心波长为 469. 60/660. 72 nm，对应高光谱最优波宽 ±6 nm 构建的 N-NDVI 估算的稻谷氮含量预测精度最高($R^2=0.610\,6$，NRMSE 为 15. 68%，MRE 为 12. 09%)。在扬花期，稻谷氮含量实测值与稻谷氮含量估算值之间决定系数 R^2 为 0. 410 9～0. 474 3，达到显著水平($P<0.05$)，NRMSE 为 11. 33%～12. 15%，MRE 为 9. 53%～10. 18%。其中，敏感波段中心波长为 914. 77/931. 87 nm，对应高光谱最优波宽 ±3 nm 构建的 N-NDVI 估算稻谷氮含量精度最高($R^2=0.410\,9$，NRMSE 为 11. 33%，MRE 为 9. 53%)。在完熟期，基于敏感波段中心波长为 629. 85/701. 93 nm，对应高光谱最优波宽 ±6 nm 构建的 N-NDVI 估算稻谷氮含量实测值与稻谷氮含量估算值之间的决定系数 $R^2=0.590\,0$，达到极显著水平($P<0.01$)，NRMSE为 14. 06%，MRE 为 11. 59%。

表 3　基于植株氮含量的稻谷氮含量估算模型精度验证

Tab. 3　Accuracy verification of rice nitrogen content estimation model based on plant nitrogen content

生长期	波段中心波长		最优波段宽度/nm	验证集精度评价($n=10$)		
	λ_1/nm	λ_2/nm		R^2	NRMSE/%	MRE/%
拔节期	510. 32	623. 00	±3	0. 580 9 **	16. 37	12. 66
	513. 72	688. 19	±3	0. 570 4 **	16. 85	13. 24
	469. 60	660. 72	±6	0. 610 6 **	15. 68	12. 09
	483. 16	650. 43	±12	0. 545 1 **	15. 81	12. 13
扬花期	914. 77	931. 87	±3	0. 410 9 *	11. 33	9. 53
	877. 11	935. 28	±3	0. 474 3 *	11. 89	9. 97
	839. 38	935. 28	±3	0. 439 6 *	12. 15	10. 18
	808. 47	935. 28	±3	0. 454 3 *	11. 47	9. 67
完熟期	629. 85	701. 93	±6	0. 590 0 **	14. 06	11. 59

注：* 表示 $P<0.05$ 水平显著相关。

可见,不同生育期稻谷氮反演精度从高到低依次为:完熟期、拔节期、扬花期。其中,在完熟期,基于最优波宽构建 N-NDVI 的稻谷氮含量估算模型精度最高 R^2 达到 0.590 0,NRMSE 和 MRE 较小,分别为 14.06% 和 11.59%,误差较小。由于遥感难以感知作物的稻谷氮,需基于植株氮间接反演稻谷氮,而稻谷氮在生长后期与植株氮的相关性更强,故本研究结果符合作物生长规律。虽然在水稻拔节期和扬花期,植株氮含量与稻谷氮含量的相关性较弱,基于最优波宽构建 N-NDVI 的稻谷氮含量估算模型在上述 2 个生育期均能准确估算稻谷氮含量。仅列出水稻拔节期、扬花期和完熟期精度最高的水稻稻谷氮含量估算空间结果和精度验证结果,如图 8 所示。由图 8a、8b、8c 基于最优波宽构建 N-NDVI 估算稻谷氮含量反演结果可以看出,其结果与图 1 的施肥梯度保持一致,符合客观规律,随着施氮水平增加,水稻稻谷氮含量会呈逐渐增加趋势,进一步验证了稻谷氮含量反演结果的准确性。

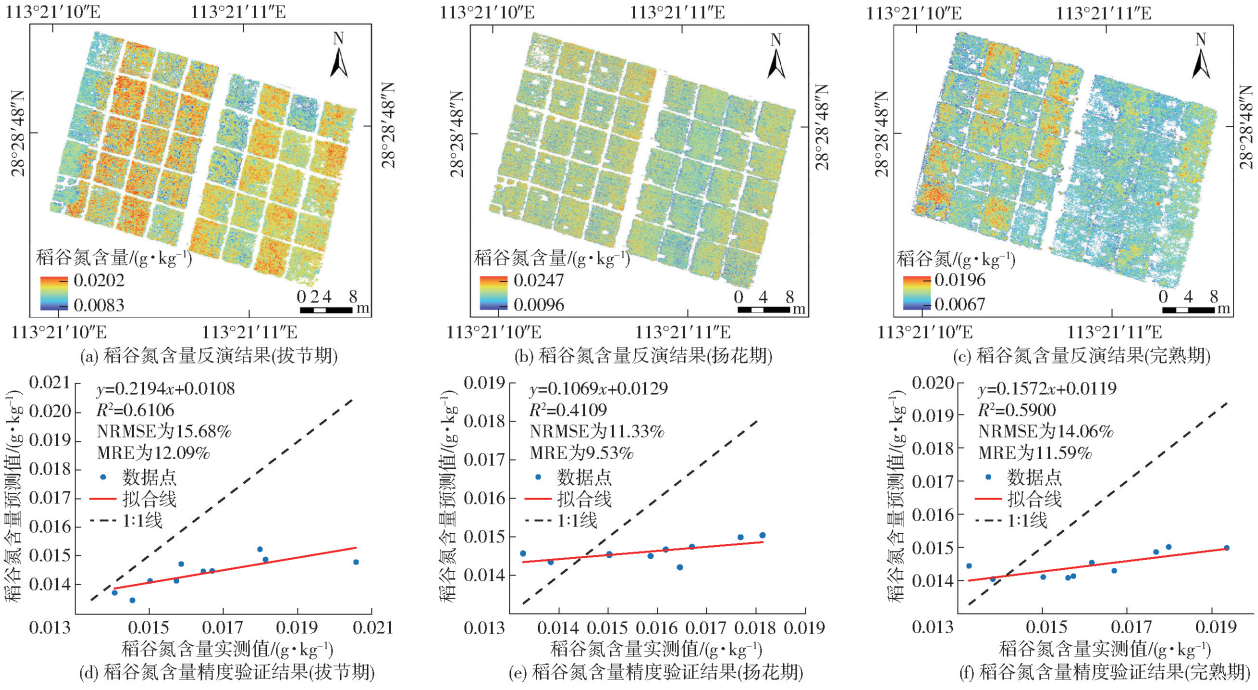


图 8 基于最优波宽构建 N-NDVI 估算稻谷氮含量结果及精度验证

Fig. 8 Results and accuracy validation of N-NDVI estimation of rice grain nitrogen content based on optimal bandwidth construction

3 讨论

目前在禾本科谷类作物氮含量反演研究中,多数学者选取 NNI、CNC、LNC、植株氮含量等作为评估作物营养品质的指标[19-22],而对稻谷氮含量这一指标的研究相对较少。本研究充分考虑了水稻生长过程中植株氮含量与稻谷氮含量的相关关系,在水稻拔节期、扬花期和完熟期对稻谷氮含量开展估算研究,提出了以植株氮含量为中间变量,基于最优波段宽度 N-NDVI 的稻谷氮含量反演方法,实现了对稻谷氮含量的精准估算。研究结果表明:基于敏感波段中心波长和最优波宽构建 N-NDVI 估算稻谷氮含量的方法在不同生育期均取得了较好的精度结果,R^2 均在 0.40 以上,NRMSE 和 MRE 均小于 17%,满足显著相关($P<0.05$)且误差较小。可见,本研究所提基于敏感波段中心波长和最优波段宽度的稻谷氮含量估算方法达到了较高的精度,有助于作物管理者有效调整氮肥用量,减少资源浪费。

开展敏感波段中心波长以及最优波段宽度的筛选可以优化卫星波段参数设置,提高多光谱植被指数的估测能力[53-54]。针对已有的最优波段宽度确定研究中,大多均以敏感波段中心波长为中心,通过手动逐步调整波段宽度,确定最优波段宽度[37-38]。该方法费时费力,工作效率较低,且对于氮含量这种弱相关的信息,光谱参数与目标参数的相关性较小,可能会导致波段的过度扩展。本研究提出了基于内接矩形的水稻植株氮高光谱敏感波段筛选方法,即在确定水稻植株氮含量敏感波段中心波长和 N-NDVI 与植株氮含量间拟合 R^2 极大值区域 Ω 的基础上,通过构建 Ω 范围内最大内接矩形,从而确定最优波段宽度,最终实现了基于敏感波段中心波长及最优波段宽度构建 N-NDVI 的植株氮含量准确反演,证明了本研究所提的最优波段自动筛选方法的可行性,为卫星波段优选和参数设计提供了技术支持。

基于无人机高光谱遥感影像、实测植株氮含量和实测稻谷氮含量等信息，本研究提出了基于敏感波段中心波长及最优波段宽度的稻谷氮含量估算方法，虽然取得了较好的预测结果，但还需要进一步改进：①为了建立更具普适性的作物植被指数模型，通常会根据农田中的施氮含量水平梯度对数据进行划分。不同施氮含量水平下，不同作物生长状况存在差异，从而导致实测数据与高光谱数据之间呈现一定的梯度。本研究采用按照施肥梯度顺序排列数据集的方法，在建立作物植被指数模型时考虑了不同施肥水平下的样本差异。但尚未研究将相同施肥水平的样本放置一起的数据集划分方式，未来的研究可以进一步研究数据集划分对模型精度的影响。②仅对水稻这一禾本科谷类作物开展了研究，为了增加本研究方法的适用性，未来将对小麦、玉米、燕麦等其他禾本科谷类作物开展籽粒氮含量遥感估算研究。③仅对 NDVI 植被指数开展了水稻稻谷氮敏感中心波长及最优波段宽度研究，而水稻种植的下垫面为水，未来可进一步设计一种水调节植被指数进行研究。④主要测定了水稻植株的氮含量，考虑到遥感对水稻冠层叶片信息的敏感性，未来可以进行水稻冠层叶片氮含量的反演。⑤目前研究仅在一个实验站进行，计划在更多实验站点测试，以验证模型在不同环境条件下的适应性，同时探讨对不同水稻品种估算氮素含量的效果，以提高模型普遍适用性。⑥小区实验，尽管无人机 RTK 模块提供了厘米级的定位精度，确保了地面采样点通过 GPS 精确定位，实现了遥感像元与采样点的一一对应，但采样数据测量尺度（叶片尺度、冠层尺度、田间尺度）仍存在差异。为降低这一差异，未来将增加采样点密度、优化采样方法，进行参数尺度转换研究，以获得更准确的采样数据。

4　结论

（1）基于内接矩形自动筛选最优波段宽度 N-NDVI 的稻谷氮估算方法，以水稻植株氮含量为桥梁，在 N-NDVI 与水稻植株氮含量实测值拟合 R^2 极大值区域内构建最大内接矩形自动寻找最优波段宽度的基础上，通过建立不同生育期植株氮含量与稻谷氮含量间的统计模型，最终实现了对稻谷氮含量的准确估算，证明所提出的稻谷氮含量反演方法具有一定的可行性，为及时监测水稻品质和调整施肥浓度具有重要意义。

（2）利用内接矩形自动筛选出的共 9 个敏感波段中心波长及最优波宽构建的 N-NDVI，实现了对水稻植株氮的精准估计，其筛选出的植株氮最优波宽均小于 ±13 nm，且估算结果均达到高精度水平，决定系数 R^2 为 0.637 9 ~ 0.765 6，归一化均方根误差 NRMSE 为 4.84% ~ 10.49%，平均相对误差 MRE 为 3.79% ~ 9.41%。上述结果表明所提利用内接矩形自动筛选最优波宽方法的可行性，也为后续基于植株氮反演的稻谷氮估算研究奠定了基础。

（3）在基于最优波宽构建 N-NDVI 的稻谷氮估算结果在 3 个时期均达到较高精度水平，R^2 为 0.410 9 ~ 0.610 6，NRMSE 为 11.33% ~ 16.85%，MRE 为 9.53% ~ 13.24%，稻谷氮含量预测精度在不同生育期呈如下顺序：完熟期最高，其次是拔节期，扬花期预测精度最低。其中，在完熟期，敏感波段中心波长为 629.85/701.93 nm，对应高光谱最优波宽 ±6 nm 构建的 N-NDVI 稻谷氮估算精度最高 R^2 = 0.590 0，NRMSE 为 14.06%，MRE 为 11.59%。

参　考　文　献

[1] 许童羽，白驹驰，郭忠辉，等. 基于无人机高光谱遥感的水稻氮营养诊断方法[J]. 农业机械学报，2023，54(2)：189 - 197,222.
XU Tongyu，BAI Juchi，GUO Zhonghui，et al. Diagnosis method of rice nitrogen deficiency based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54(2)：189 - 197,222.（in Chinese）

[2] ZHENG J，SONG X，YANG G，et al. Remote sensing monitoring of rice and wheat canopy nitrogen：a review[J]. Remote Sensing，2022，14(22)：5712.

[3] ALAM I，ZHANG H，DU H，et al. Bioengineering techniques to improve nitrogen transformation and utilization：implications for nitrogen use efficiency and future sustainable crop production[J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry，2023，71(9)：3921 - 3938.

[4] 许童羽，杨佳欣，白驹驰，等. 基于无人机偏振遥感的水稻冠层氮素含量反演模型[J]. 农业机械学报，2023，54(10)：171 - 178.
XU Tongyu，YANG Jiaxin，BAI Juchi，et al. Inversion model of nitrogen content of rice canopy based on UAV polarimetric remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54(10)：171 - 178.（in Chinese）

[5] LIU R，LI P，LI Z，et al. Bio-Master：design and validation of a high-throughput biochemical profiling platform for crop canopies[J]. Plant Phenomics，2023，5：0121.

[6] MIAO X，MIAO Y，LIU Y，et al. Measurement of nitrogen content in rice plant using near infrared spectroscopy combined with different PLS algorithms[J]. Spectrochimica Acta Part A：Molecular and Biomolecular Spectroscopy，2023，284：121733.

[7] 蒙继华, 吴炳方, 杜鑫, 等. 遥感在精准农业中的应用进展及展望[J]. 国土资源遥感, 2011, 23(3): 1-7.
MENG Jihua, WU Bingfang, DU Xin, et al. A review and outlook of applying remote sensing to precision agriculture[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2011, 23(3): 1-7. (in Chinese)
[8] ZHANG X, ZHANG K, SUN Y, et al. Combining spectral and texture features of UAS-based multispectral images for maize leaf area index estimation[J]. Remote Sensing, 2022, 14(2): 331.
[9] 杨贵军, 李长春, 于海洋, 等. 农用无人机多传感器遥感辅助小麦育种信息获取[J]. 农业工程学报, 2015, 31(21): 184-190.
YANG Guijun, LI Changchun, YU Haiyang, et al. UAV based multi-load remote sensing technologies for wheat breeding information acquirement[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(21): 184-190. (in Chinese)
[10] NARMILAN A, GONZALEZ F, SALGADOE A S A, et al. Predicting canopy chlorophyll content in sugarcane crops using machine learning algorithms and spectral vegetation indices derived from UAV multispectral imagery[J]. Remote Sensing, 2022, 14(5): 1140.
[11] 凌琪涵, 孔发明, 宁强, 等. 基于无人机多光谱影像的水稻氮营养监测[J]. 农业工程学报, 2023, 39(13): 160-170.
LING Qihan, KONG Faming, NING Qiang, et al. Rice nitrogen nutrition monitoring based on unmanned aerial vehicle multispectral image[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(13): 160-170. (in Chinese)
[12] 孙法福, 赖宁, 耿庆龙, 等. 基于无人机高光谱影像的冬小麦叶片氮浓度遥感估测[J]. 干旱区研究, 2024, 41(6): 1069-1078.
SUN Fafu, LAI Ning, GENG Qinglong, et al. Estimation of nitrogen contentration in winter wheat leaves based on hyperspectral images of UAV[J]. Arid Zone Research, 2024, 41(6): 1069-1078. (in Chinese)
[13] YU F, BAI J, JIN Z, et al. Estimating the rice nitrogen nutrition index based on hyperspectral transform technology[J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1118098.
[14] 冯海宽, 樊意广, 陶惠林, 等. 利用无人机高光谱影像的冬小麦氮含量监测[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(10): 3239-3246.
FENG Haikuan, FAN Yiguang, TAO Huilin, et al. Monitoring of nitrogen content in winter wheat based on UAV hyperspectral imagery[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(10): 3239-3246. (in Chinese)
[15] GAO C, TANG T, WU W, et al. Hyperspectral prediction model of nitrogen content in citrus leaves based on the CEEMDAN-SR algorithm[J]. Remote Sensing, 2023, 15(20): 5013.
[16] JIANG R, SANCHEZ-AZOFEIFA A, LAAKSO K, et al. UAV-based partially sampling system for rapid NDVI mapping in the evaluation of rice nitrogen use efficiency[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 289: 125705.
[17] ZHAO X, WANG S, WEN T, et al. On correlation between canopy vegetation and growth indexes of maize varieties with different nitrogen efficiencies[J]. Open Life Sciences, 2023, 18(1): 20220566.
[18] ZHANG J, CHENG T, SHI L, et al. Combining spectral and texture features of UAV hyperspectral images for leaf nitrogen content monitoring in winter wheat[J]. International Journal of Remote Sensing, 2022, 43(7): 2335-2356.
[19] YU F H, BAI J C, JIN Z Y, et al. Combining the critical nitrogen concentration and machine learning algorithms to estimate nitrogen deficiency in rice from UAV hyperspectral data[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2023, 22(4): 1216-1229.
[20] ROSSI M, CANDIANI G, NUTINI F, et al. Sentinel-2 estimation of CNC and LAI in rice cropping system through hybrid approach modelling[J]. European Journal of Remote Sensing, 2023, 56(1): 2117651.
[21] 樊意广, 冯海宽, 刘杨, 等. 基于冠层光谱特征和株高的马铃薯植株氮含量估算[J]. 农业机械学报, 2022, 53(6): 202-208, 294.
FAN Yiguang, FENG Haikuan, LIU Yang, et al. Estimation of potato plant nitrogen content based on canopy spectral characteristics and plant height[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(6): 202-208, 294. (in Chinese)
[22] 孙小香, 王芳东, 赵小敏, 等. 基于冠层光谱和 BP 神经网络的水稻叶片氮素浓度估算模型[J]. 中国农业资源与区划, 2019, 40(3): 35-44.
SUN Xiaoxiang, WANG Fangdong, ZHAO Xiaomin, et al. The estimation models of rice leaf nitrogen concentration based on canopy spectrum and BP neural network[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regionalization, 2019, 40(3): 35-44. (in Chinese)
[23] YANG Y K, MILLER L D. Correlations of rice grain yields to radiometric estimates of canopy biomass as a function of growth stage: hand-held radiometric measurements of two of the thematic mapper's spectral bands indicate that the forecasting of rice grain yields is feasible at early to mid canopy development stages[J]. Korean Journal of Remote Sensing, 1985, 1(1): 63-87.
[24] BASCON M V, NAKATA T, SHIBATA S, et al. Estimating yield-related traits using UAV-derived multispectral images to improve rice grain yield prediction[J]. Agriculture, 2022, 12(8): 1141.
[25] 何亚娟, 潘学标, 裴志远, 等. 基于 SPOT 遥感数据的甘蔗叶面积指数反演和产量估算[J]. 农业机械学报, 2013, 44(5): 226-231.
HE Yajuan, PAN Xuebiao, PEI Zhiyuan, et al. Estimation of LAI and yield of sugarcane based on SPOT remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(5): 226-231. (in Chinese)
[26] 郭燕, 井宇航, 贺佳, 等. 基于无人机影像多源信息的冬小麦生物量与产量估算[J]. 河南农业科学, 2023, 52(12): 149-161.
GUO Yan, JING Yuhang, HE Jia, et al. Winter wheat aboveground biomass and yield estimation based on multi-source

information from UAV imagery[J]. Journal of Henan Agricultural Sciences, 2023,52(12):149 – 161. (in Chinese)
[27] 谢瑞,杨福芹,冯海宽, 等. 融合多因子的无人机高光谱遥感冬小麦产量估算[J]. 河南工程学院学报(自然科学版), 2023, 35(2): 43 – 48.
XIE Rui, YANG Fuqin, FENG Haikuan, et al. Winter wheat yield estimation based on multi-factor fusion of UAV hyperspectral data[J]. Journal of Henan University of Engineering(Natural Science Edition), 2023, 35(2): 43 – 48. (in Chinese)
[28] 王鹏新, 李明启, 张悦, 等.基于遥感多参数和 IPSO – WNN 的冬小麦单产估测[J]. 农业机械学报,2024,55(1):154 – 163.
WANG Pengxin, LI Mingqi, ZHANG Yue, et al. Yield estimation of winter wheat based on remotely sensed multi-parameters and IPSO – WNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(1):154 – 163. (in Chinese)
[29] 黄健熙, 武思杰, 刘兴权, 等.基于遥感信息与作物模型集合卡尔曼滤波同化的区域冬小麦产量预测[J]. 农业工程学报,2012,28(4):142 – 148.
HUANG Jianxi, WU Sijie, LIU Xingquan, et al. Regional winter wheat yield forecasting based on assimilation of remote sensing data and crop growth model with ensemble Kalman method[J]. Transactions of the CSAE,2012,28(4):142 – 148. (in Chinese)
[30] 冈岛秀夫,单长生. 关于氮肥的使用问题[J]. 农业现代化研究, 1980, 1(2): 54 – 56.
[31] 朱强, 张静, 郭再华, 等. 稻草和紫云英联合还田下施氮水平对水稻产量及土壤氮素形态的影响[J]. 植物营养与肥料学报, 2020, 26(12): 2177 – 2183.
ZHU Qiang, ZHANG Jing, GUO Zaihua, et al. Effects of different nitrogen inputs on rice yield and soil nitrogen forms under incorporation of rice straw and Chinese milk vetch[J]. Journal of Plant Nutrition and Fertilizers, 2020, 26(12): 2177 – 2183. (in Chinese)
[32] ZHAO L, TAN K, WANG X, et al. Hyperspectral feature selection for SOM prediction using deep reinforcement learning and multiple subset evaluation strategies[J]. Remote Sensing, 2022, 15(1): 127.
[33] ZHU Y, ABDALLA A, TANG Z, et al. Improving rice nitrogen stress diagnosis by denoising strips in hyperspectral images via deep learning[J]. Biosystems Engineering, 2022, 219: 165 – 176.
[34] CHEN X, LV X, MA L, et al. Optimization and validation of hyperspectral estimation capability of cotton leaf nitrogen based on SPA and RF[J]. Remote Sensing, 2022, 14(20): 5201.
[35] DU W, XU T, YU F, et al. Measurement of nitrogen content in rice by inversion of hyperspectral reflectance data from an unmanned aerial vehicle[J]. Ciencia Rural, 2018, 48: e20180008.
[36] YU F, FENG S, DU W, et al. A study of nitrogen deficiency inversion in rice leaves based on the hyperspectral reflectance differential[J]. Frontiers in Plant Science, 2020, 11: 573272.
[37] LI F, ELSAYED S, HU Y, et al. Passive reflectance sensing using optimized two-and three-band spectral indices for quantifying the total nitrogen yield of maize[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 173: 105403.
[38] WANG W, YAO X, YAO X F, et al. Estimating leaf nitrogen concentration with three-band vegetation indices in rice and wheat[J]. Field Crops Research, 2012, 129: 90 – 98.
[39] 王福民, 黄敬峰, 王秀珍, 等. 波段位置和宽度对不同生育期水稻 NDVI 影响研究[J]. 遥感学报, 2008,12(4): 626 – 632.
WANG Fumin, HUANG Jingfeng, WANG Xiuzhen, et al. Effects of band position and bandwidth on NDVI measurements of rice at different growth stages[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2008,12(4): 626 – 632. (in Chinese)
[40] 刘斌, 任建强, 陈仲新, 等.冬小麦鲜生物量估算敏感波段中心及波宽优选[J]. 农业工程学报,2016,32(16):125 – 134.
LIU Bin, REN Jianqiang, CHEN Zhongxin, et al. Optimal selection of hyperspectral sensitive band for winter wheat fresh biomass estimation[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(16): 125 – 134. (in Chinese)
[41] ZHANG N, LIU X, REN J, et al. Estimating the winter wheat harvest index with canopy hyperspectral remote sensing data based on the dynamic fraction of post-anthesis phase biomass accumulation[J]. International Journal of Remote Sensing, 2022, 43(6): 2029 – 2058.
[42] 姜志伟, 陈仲新, 任建强, 等. 粒子滤波同化方法在 CERES – Wheat 作物模型估产中的应用[J]. 农业工程学报, 2012, 28(14): 138 – 146.
JIANG Zhiwei, CHEN Zhongxin, REN Jianqiang, et al. Estimation of crop yield using CERES – Wheat model based on particle filter data assimilation method[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(14): 138 – 146. (in Chinese)
[43] RINALDI M, LOSAVIO N, FLAGELLA Z. Evaluation and application of the OILCROP – SUN model for sunflower in southern Italy[J]. Agricultural Systems, 2003, 78(1): 17 – 30.
[44] 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]. 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]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 199 – 211. (in Chinese)
[45] TAN K, WANG S, SONG Y, et al. Estimating nitrogen status of rice canopy using hyperspectral reflectance combined with BPSO – SVR in cold region[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2018, 172: 68 – 79.
[46] LIU H, ZHU H, LI Z, et al. Quantitative analysis and hyperspectral remote sensing of the nitrogen nutrition index in winter wheat[J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(3): 858 – 881.

(下转第 423 页)

[22] XIA Z, GUO X, CHEN R. Automatic extraction of aquaculture ponds based on Google Earth Engine[J]. Ocean & Coastal Management, 2020, 198: 105348.
[23] MCFEETERS S K. The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(7): 1425 – 1432.
[24] XU H. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(14): 3025 – 3033.
[25] FEYISA G L, MEILBY H, FENSHOLT R, et al. Automated water extraction index: a new technique for surface water mapping using Landsat imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 140: 23 – 35.
[26] DINIZ C, CORTINHAS L, PINHEIRO M L, et al. A large-scale deep-learning approach for multi-temporal aqua and salt-culture mapping[J]. Remote Sensing, 2021, 13(8): 1415.
[27] DUAN Y, TIAN B, LI X, et al. Tracking changes in aquaculture ponds on the China coast using 30 years of Landsat images[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 102: 102383.
[28] REN C, WANG Z, ZHANG Y, et al. Rapid expansion of coastal aquaculture ponds in China from Landsat observations during 1984—2016[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2019, 82: 101902.
[29] DUAN Y, LI X, ZHANG L, et al. Detecting spatiotemporal changes of large-scale aquaculture ponds regions over 1988—2018 in Jiangsu Province, China using Google Earth Engine[J]. Ocean & Coastal Management, 2020, 188: 105144.
[30] 田鹏. 江苏盐城滨海湿地生态系统稳定性评价及未来景观模拟研究[D]. 宁波:宁波大学, 2020.
TIAN Peng. Stability evaluation of coastal wetland ecosystem and future landscape simulation research in Yancheng, Jiangsu[D]. Ningbo: Ningbo University, 2020. (in Chinese)
[31] ZHU X, LIU D, CHEN J. A new geostatistical approach for filling gaps in Landsat ETM + SLC-off images[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 124: 49 – 60.
[32] FU T, ZHANG L, YUAN X, et al. Spatio-temporal patterns and sustainable development of coastal aquaculture in Hainan Island, China: 30 years of evidence from remote sensing[J]. Ocean & Coastal Management, 2021, 214: 105897.
[33] 任超, 刘桃林. 针对水体提取的大津布谷鸟自适应阈值方法[J]. 测绘科学, 2022, 47(9): 163 – 169, 180.
REN Chao, LIU Taolin. An adaptive threshold approach for water body extraction in the OTSU-Cuckoo[J]. Science of Surveying and Mapping, 2022, 47(9): 163 – 169, 180. (in Chinese)
[34] 蔡丹丰, 胡求光, 魏昕伊. 基于 Sentinel – 1 影像的浙江省沿海养殖池塘提取与管理[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 169 – 180, 188.
CAI Danfeng, HU Qiuguang, WEI Xinyi. Extraction and management of coastal aquaculture ponds in Zhejiang Province based on Sentinel – 1 SAR images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 169 – 180, 188. (in Chinese)
[35] WANG M, MAO D, XIAO X, et al. Interannual changes of coastal aquaculture ponds in China at 10-m spatial resolution during 2016—2021[J]. Remote Sensing of Environment, 2023, 284: 113347.

(上接第 343 页)

[47] MUHAMMAD S, KUMAZAWA K. Use of optical spectrograpiuc ^{15}N-analyses to trace nitrogen applied at tile heading stage of rice[J]. Soil Science and Plant Nutrition, 1972, 18(4): 143 – 146.
[48] MUHAMMAD S, KUMAZAWA K. The absorption, distribution, and redistribution of ^{15}N-labelled ammonium and nitrate nitrogen administered at different growth stages of rice[J]. Soil Science and Plant Nutrition, 1974, 20(1): 47 – 55.
[49] OZAKI K, MITSUI S. Studies on nitrogen metabolism of rice plant with use of isotopically labelled ammonium sulphate[J]. Japanese Journal of Soil Science and Plant Nutrition, 1951, 21(3):179 – 180.
[50] WADA G, SHOJI S, TAKAHASHI J. The fate of fertilizer nitrogen applied to the paddy field and its absorption by rice plant: 4. Distribution of basal and top-dressed nitrogen in rice plant[J]. Japanese Journal of Crop Science, 1973, 42(1): 84 – 90.
[51] BATTUDE M, AL BITAR A, MORIN D, et al. Estimating maize biomass and yield over large areas using high spatial and temporal resolution Sentinel – 2 like remote sensing data[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 184: 668 – 681.
[52] CLEVERS J G P W, KOOISTRA L. Using hyperspectral remote sensing data for retrieving canopy chlorophyll and nitrogen content[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2011, 5(2): 574 – 583.
[53] VERRELST J, MALENOVSK Z, VAN DER TOL C, et al. Quantifying vegetation biophysical variables from imaging spectroscopy data: a review on retrieval methods[J]. Surveys in Geophysics, 2019, 40: 589 – 629.
[54] 杨海波, 李渊, 尹航, 等. 基于新组合光谱指数的马铃薯植株氮含量遥感估测[J]. 土壤, 2022, 54(2): 385 – 395.
YANG Haibo, LI Yuan, YIN Hang, et al. Remotely estimation of plant nitrogen concentration in potato using new combined spectral index[J]. Soils, 2022, 54(2): 385 – 395. (in Chinese)