第42卷 第3期
2023年 5月

华 中 农 业 大 学 学 报
Journal of Huazhong Agricultural University

Vol.42 No.3
May 2023,187～194

于丰华,白驹驰,金忠煜,等.基于PROSAIL模型的水稻叶片生物量反演[J].华中农业大学学报,2023,42(3):187-194.
DOI:10.13300/j.cnki.hnlkxb.2023.03.022

基于PROSAIL模型的水稻叶片生物量反演

于丰华[1,2],白驹驰[1],金忠煜[1],张鸿刚[1],许童羽[1,2]

1.沈阳农业大学信息与电气工程学院,沈阳 110866; 2.辽宁省智慧农业技术重点实验室,沈阳 110866

摘要 为解决水稻叶片生物量反演模型普遍存在的泛用性与机理性较差的问题,利用无人机高光谱遥感平台获取水稻冠层400～1 000 nm的高光谱反射率信息,对PROSAIL模型进行参数敏感性分析,根据分析结果利用连续投影法提取敏感波段,在此基础上,结合PROSAIL作物辐射传输模型与水稻高光谱数据,运用秃鹰算法(BES)对PROSAIl模型的生物量参数进行数值优化,从而快速、精准实现水稻关键生育期的叶片生物量反演。结果显示:运用改进Sobol方法对水稻叶片生物量进行全局敏感性分析,敏感区间为700～1 000 nm。对敏感区间内光谱利用连续投影法提取了750、788、898、940、962、999 nm等6个水稻叶片生物量特征波长。结合PROSAIL模型与BES优化算法,构建了PROSAIL-BES数值优化方法。以水稻特征波段光谱反射率为模型输入,通过PROSAIL-BES数值优化方法对PROSAIL模型参数进行校正,叶片生物量反演结果R^2为0.694,RMSE为0.002。结果表明,与传统机器学习模型的反演结果对比,PROSAIL-BES数值优化方法具有更好的反演精度,在水稻生物量反演领域具有较好的实用价值和应用潜力。

关键词 水稻; 叶片生物量; 反演; PROSAIL模型; 数值优化; 高光谱遥感; 无人机遥感技术; 精准农业

中图分类号 TP18; S511 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2023)03-0187-08

水稻是我国最为重要的粮食作物之一,水稻的稳产对于保障国家粮食安全具有重要意义[1]。水稻生长发育过程中的生物量积累是决定最终产量的关键因素之一。随着水稻生产过程对数字农业、精准农业等相关技术需求程度不断加强,加上无人机遥感技术近年来的不断发展,利用无人机高清影像、多光谱、高光谱遥感数据对水稻生物量进行定量遥感反演,已成为快速获取水稻关键生育期生物量信息的重要技术手段[2-3]。

相比可见光遥感方法,高光谱遥感数据在传统可见光的基础上增加了能够表征作物生长状态的光谱反射率信息,已成为主要的作物生物量反演建模主要数据源[4-5]。目前利用高光谱数据构建生物量反演模型主要采用数据驱动的方法,通过构建植被指数或提取作物高光谱反射率特征或者特征波段实现对高维光谱信息的降维处理,再利用机器学习算法构建生物量的反演模型[6-7]。童新等[8]对高光谱数据进行微分处理,进而构建植被指数来实现牧区草场地上生物量的估算;陆军胜等[9]分别采用多种机器学习算法构建了夏玉米营养生长期地上部生物量和叶面积指数估算模型,能够充分利用高光谱数据维度优势,提高作物地上部生物量反演精度。

虽然基于数据驱动的方法具有模型简单、高效容易集成等优势,但其模型反演精度受制于试验地点、品种、数据采集方式等多重因素影响,模型的泛用性不强。PROSAIL模型作为常用的作物冠层辐射传输模型,能够通过输入作物生化参量对作物冠层光谱进行模拟。结合遥感数据与辐射传输模型对作物生化参数反演已成为解决传统方法可解释性较差的有效途径。如孙奇等[10]通过PROSAIL模拟光谱分析了冬小麦LAI相关的多种植被指数与冬小麦地上生物量的关系,构建了冬小麦生物量反演模型。

目前水稻叶片生物量反演模型的泛用性与机理性较差,本研究通过选取400～1 000 nm范围内水稻无人机高光谱反射率的特征波段,结合PROSAIL模型构建数值优化方法,为水稻叶片生物量快速检测构建一种高效、普适性模型,以期为水稻长势检测、生产管理等应用场景提供参考。

收稿日期:2022-09-25
基金项目:辽宁省教育厅重点攻关项目(LSNZD202005)
于丰华,E-mail: adan@syau.edu.cn
通信作者:许童羽,E-mail:xutongyu@syau.edu.cn

1 材料与方法

1.1 研究区概况

试验地点位于辽宁省海城市耿庄镇沈阳农业大学精准农业航空科研基地(北纬40° 58′ 45.39″,东经122° 43′ 47.00″),试验品种为辽宁地区广泛种植的“沈农9816”品种。

试验于2022年6－9月进行;返青期、分蘖期、拔节期、抽穗期进行水稻高光谱反射率测量与叶片生物量测定。

试验小区设计为5个氮肥梯度处理(图1),分别为N0、N1、N2、N3、N4;各小区之间采用田埂进行分隔。其中N0为对照组,即不施用基肥;N3为当地标准氮基肥施用水平,氮肥施用量为200 kg/hm^2;N1、N2为低氮施肥水平,施用量分别为100、150 kg/hm^2;N4为高氮施肥水平,施用量为250 kg/hm^2;磷肥和钾肥的施用按照当地标准施用量进行,其中磷肥标准施用量为144 kg/hm^2,钾肥标准施用量为192 kg/hm^2。氮肥按基肥:分蘖肥:穗肥=5:3:2的质量比追加施用,其他田间管理按当地正常水平进行。每周进行1次样品采集,每小区取4穴样本分别测量鲜质量、干质量及氮素含量。

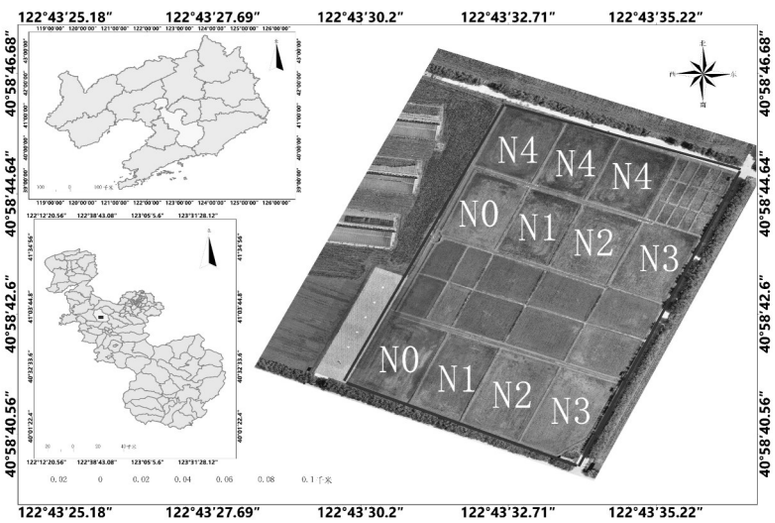

图1 试验区域设计

Fig.1 Test plot design

1.2 稻田冠层无人机高光谱遥感影像获取

无人机高光谱平台采用深圳大疆创新公司的M600 PRO六旋翼无人机,高光谱成像仪选用四川双利合谱公司的GaiaSky-mini内置推扫式机载高光谱成像系统,高光谱的波段范围为400～1 000 nm,采样间隔为3 nm,有效波段数为253个。无人机高光谱遥感平台数据采集时间为每次试验的上午11:00－12:00,选择太阳光强较为稳定的时段,无人机飞行高度为100 m,高光谱图像空间分辨率为3.5 cm。

首先利用大疆精灵4-RTK无人机拍摄的正射可见光遥感影像对高光谱影像进行地理信息配准,然后运用ENVI5.6＋IDL工具软件对获取的高光谱遥感影像进行小区高光谱数据提取,运用波谱角填图方法去除干扰地物光谱的影响,对每个小区的感兴趣区计算平均光谱,再利用光谱重采样方法对平均光谱进行重采样处理,光谱分辨率重采样为1 nm,最后利用高斯滤波器对重采样后光谱进行去噪处理,结果可作为每个试验小区的高光谱信息。

1.3 水稻叶片生物量测定

对每个小区中采样点水稻进行整穴破坏性取样,每个小区选取有代表性的3块区域作为采样点,采样面积为1 m^2。为了保证叶片活性,在对水稻破坏采样的过程中,将整穴水稻的根部连带着根部的土一起挖出,装入标记好的自封袋中。同时为将采样点与高光谱图像中的位置对应,采用手持RTK仪器对采样点中心点进行定位并记录,最后将样本放进低温保温箱中带回实验室。带回实验室后将该穴水稻所有新鲜叶片剪下置于烘箱中以120 ℃杀青60 min,再以80 ℃烘干至恒质量,最后称取样本质量,测算叶片生物量。

1.4 PROSAIL模型输入参数全局敏感性分析

PROSAIL模型是作物叶片辐射传输模型PROSPECT与冠层4SAIL模型耦合形成的作物辐射传输模型[11-12]。其中,PROSPECT模型是叶片尺

度的模型，可以根据输入参数模拟叶片的反射率和透射率；4SAIL模型是冠层尺度的模型，通过将冠层结构假设为水平均匀的浑浊均质来构建冠层光谱模型。PROSAIL模型通过将PROSPECT模型的输出值作为4SAIL模型的输入变量，同时输入背景反射率、太阳天顶角等SAIL模型的输入参数来模拟作物冠层光谱反射率。因此，PROSAIL模型以作物生物量在内的作物理化参量为输入，以模拟冠层400～2 500 nm范围内的高光谱反射率为输出，可以建立作物冠层光谱与生化参量之间的定量关系。

PROSAIL模型中不同参量对模型结果的影响程度各不相同，并非所有的PROSAIL输入变量都起着同样重要的作用，需要根据实际情况进行调整。在多数情况下，模拟光谱时只需要调整部分参数。通常采用全局敏感性分析技术来量化每个输入参数对PROSAIL输出的相对重要性，进而根据输入参数重要性的高低设置参数范围。全局敏感性分析可以简化模型校准的过程，选取更加敏感的参数作为数据采集和完善的目标。本研究采用Sobol算法[13]，对PROSAIL模型的输入变量进行全局敏感性分析。Sobol算法是基于方差分解的定量全局敏感性分析算法，该算法将目标函数总方差分解为单个参数方差和多参数相互作用方差，在度量非加性系统中相互作用的影响等方面具有优势。

1.5　水稻叶片生物量无人机遥感建模方法

水稻叶片生物量与光谱之间的关系较复杂，目前的研究大多选择以数据驱动为核心的方法进行水稻生物量反演建模，但此法对原始数据的依赖性较强，同时对模型的反演逻辑缺乏光学层面的解释。为解决这些问题，本研究以水稻生物量反演建模常用的PROSAIL模型为基础，首先通过全局敏感性分析获得水稻生物量敏感波段区间[14]，然后利用连续投影法在敏感波段区间内提取生物量特征波段，再以模拟光谱与实测光谱在特征波段的累计差值为适应度函数，利用秃鹰搜索算法（bald eagle search，BES）对PROSAIL模型参数进行优化[15]，最后选取最优参数中的生物量作为水稻叶片生物量反演结果。

1.6　特征波段选择

本研究采用连续投影算法（successive projections algorithm，SPA）[16]对实测水稻光谱敏感波段反射率数据进行特征波段提取。

1.7　PROSAIL-BES参数优化方法

通过调整PROSAIL模型参数使得模拟光谱更加贴近实际光谱，进而反演水稻生物量。本研究选取模拟光谱与实测光谱在特征波段的累计差值为适应度函数，利用BES算法对PROSAIL模型参数进行迭代优化[17]，最终以参数优化结果中的生物量作为反演结果。其适应度函数公式如下：

$$\text{error}=\sum_{i\in\xi}\left|R_i^r-R_i^s\right| \tag{1}$$

式(1)中：error为适应度值；ξ为特征波段集合；R_i^r为实测光谱特征波段反射率；R_i^s为模拟光谱特征波段反射率。

BES算法是Alsattar等[18]于2020年提出的一种新型元启发式算法，其以秃鹰捕食猎物的行为进行模拟，将其分为选择搜索空间、搜索空间猎物和俯冲捕获猎物3个阶段，具体过程如下：

1）选择搜索空间：秃鹰随机选择搜索区域，通过判断猎物数目确定最佳搜寻位置，便于搜索猎物，该阶段秃鹰位置$P_{i,\text{new}}$更新由随机搜索的先验信息乘以α来确定。该行为数学模型描述为：

$$P_{i,\text{new}}=P_{\text{best}}+a\cdot r(P_{\text{mean}}-P_i) \tag{2}$$

式(2)中：α为控制位置变化参数，变化范围为(1.5,2)；r为(0,1)间随机数；P_{best}为当前秃鹰搜索确定的最佳搜索位置；P_{mean}为先前搜索结束后秃鹰的平均分布位置；P_i为第i只秃鹰的位置。

2）搜索空间猎物（探索）：秃鹰在选定搜索空间内以螺旋形状飞行搜索猎物，加速搜索进程，寻找最佳俯冲捕获位置。螺旋飞行数学模型采用极坐标方程进行位置更新，如下所示：

$$\theta(i)=\alpha\cdot\pi\cdot\text{rand} \tag{3}$$

$$r(i)=\theta(i)+R\cdot\text{rand} \tag{4}$$

$$xr(i)=r(i)\cdot\sin(\theta(i)),\ yr(i)=r(i)\cos(\theta(i)) \tag{5}$$

$$x(i)=xr(i)/\max(|xr|),\ y(i)=yr(i)/\max(|yr|) \tag{6}$$

式(3)～(6)中：$\theta(i)$和$r(i)$分别为螺旋方程的极角和极径；a和R为控制螺旋轨迹的参数，变化范围分别为(0,5)，(0.5,2)；rand为(0,1)内随机数；$x(i)$和$y(i)$为极坐标中秃鹰位置，取值均为(−1,1)。秃鹰位置更新如下：

$$P_{i,\text{new}}=P_i+x(i)\cdot(P_i-P_{\text{mean}})+y(i)\cdot(P_i-P_{i+1}) \tag{7}$$

式(7)中：P_{i+1}为第i只秃鹰下一次更新位置。

3）俯冲捕获猎物（利用）：秃鹰从搜索空间的最佳位置快速俯冲飞向目标猎物，种群其他个体也同时向最佳位置移动并攻击猎物，运动状态仍用极坐

标方程描述，如下：

$$\theta(i)=\alpha\cdot\pi\cdot\mathrm{rand},\ r(i)=\theta(i) \tag{8}$$

$$xr(i)=r(i)\cdot\sin\left(h\left(\theta(i)\right)\right),\ yr(i)=r(i)\cos\left(h\left(\theta(i)\right)\right) \tag{9}$$

$$x_1(i)=xr(i)/\max\left(|xr|\right),\ y_1(i)=yr(i)/\max\left(|yr|\right) \tag{10}$$

俯冲中秃鹰位置更新公式为：

$$\begin{cases}\delta_x=x_1\cdot(P_i-c_1P_{\mathrm{mean}})\\ \delta_y=y_i\cdot(P_i-c_2P_{\mathrm{best}})\end{cases} \tag{11}$$

$$P_{i,\mathrm{new}}=\mathrm{rand}\cdot P_{\mathrm{best}}+\delta_x+\delta_y \tag{12}$$

式(11)、(12)中，c_1和c_2为秃鹰向最佳位置和中心位置的运动强度，取值均为(1,2)。

1.8 水稻叶片生物量无人机遥感反演模型评价

本研究采用均方根误差(RMSE)和模型决定系数(R^2)作为生物量反演模型的评价标准。

2 结果与分析

2.1 水稻叶片生物量样本分析

根据试验测得的水稻叶片生物量数据，采用3倍标准差分别对各个关键生育期水稻叶片生物量进行异常值剔除。同时采用蒙特卡洛算法将各个关键生育期异常光谱数据剔除，最终得到208个样本。叶片生物量分布直方图见图2。水稻叶片样本生物量为0.004～0.016 g/cm^2，平均值为0.009 g/cm^2，标准差为0.002，变异系数为0.174，样本分布较为均匀，可用作后续研究。

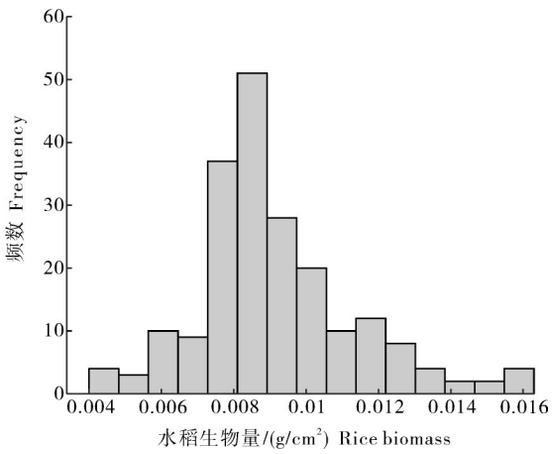

图2 水稻生物量分布直方图

Fig. 2 Rice biomass distribution histogram

2.2 PROSAIL模型参数全局敏感性分析

水稻冠层高光谱特性及其变化主要受理化参量和结构参量共同影响的，是水稻生长发育状态的一种映射，也是估算水稻叶片生物量的基础。PROSAIL模型共有9个作物理化输入参量，本研究结合水稻生长农学知识，通过设定固定步长对不同输入参量设定取值范围，共模拟了2.6万条高光谱反射率曲线。采用改进Sobol方法对PROSAIL模型主要生化参数进行全局敏感性分析，结果如图3所示。

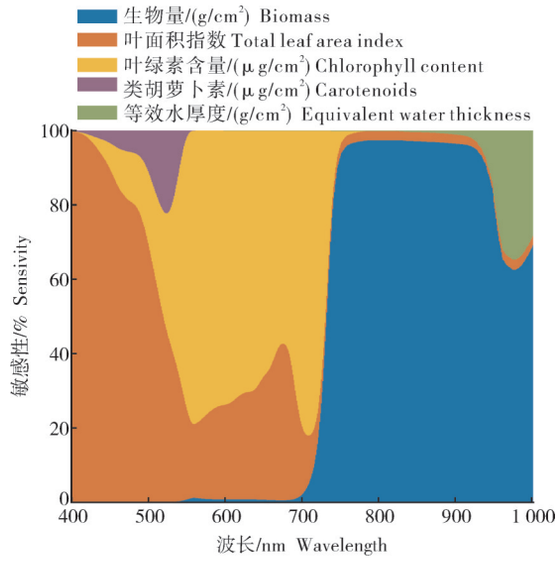

图3 PROSAIL模型全局敏感性分析

Fig.3 Global sensitivity analysis of PROSAIL model

由图3可知，等效水厚度主要影响900 nm之后的反射率变化；类胡萝卜素则在450～520 nm区间影响较大；叶绿素含量主要影响430～760 nm范围；叶面积指数与生物量在400～1 000 nm内均存在敏感性，其中叶面积指数在400～700 nm范围内敏感性较高，而生物量在700～1 000 nm范围内敏感性较强。根据敏感性分析的结果，在无人机获取的400～1 000 nm范围内，波段反射率均受到多个理化参量的共同影响，其中700～1 000 nm受生物量、水分、LAI等多重参量的影响，但生物量是此波段范围的主要影响因素，因此，本研究选择700～1 000 nm的波长范围作为水稻生物量反演的光谱数据区间。

2.3 水稻叶片生物量特征波段选择

无人机高光谱遥感平台获取的水稻冠层高光谱反射率虽然具有较高的光谱分辨率，但连续波段的高光谱反射率信息中含有大量的冗余信息。特征波段选择不但能剔除光谱数据中的大量冗余信息，还能减少反演模型输入变量数，进而提升反演模型的运行速度，避免模型反演过程被冗余信息干扰。本研究采用连续投影算法对700～1 000 nm波长的水稻高光谱进行特征波段筛选，波段个数为5～30，并利用校正集对筛选波段进行内部交叉验证，根据验证结果的RMSECV值筛选水稻生物量高光谱特征波段。结果如图4所示，当波段个数小于6时RM-

SECV呈下降趋势，波段个数为6时达到最小值，之后RMSECV呈上升趋势。因此，连续投影法筛选出的特征波段为6个，对应波段分别为750、788、898、940、962、999 nm，筛选的特征波段可作为模型构建的数据基础。

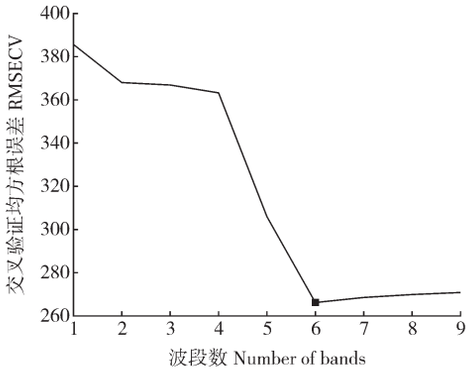

图4　水稻叶片高光谱特征波段SPA筛选结果

Fig.4　SPA screening results of hyperspectral characteristic bands of rice leaves

2.4　基于PROSAIL-BES的水稻叶片生物量反演结果

以水稻特征波段光谱反射率为模型输入，通过PROSAIL-BES数值优化方法对PROSAIL模型参数进行校正，以优化结果中的生物量参数为模型输出，构建水稻叶片生物量反演模型，使用校正后参数的模拟光谱与实际光谱进行对比来验证参数校正效果，部分结果如图5所示，模拟光谱与实测光谱在400～500 nm范围差距较大，在500～1 000 nm范围差距较小，模拟光谱与实测光谱间平均RMSE为0.015 7，二者在水稻生物量敏感波段700～1 000 nm范围内基本重合，表明模型参数校正效果较好。

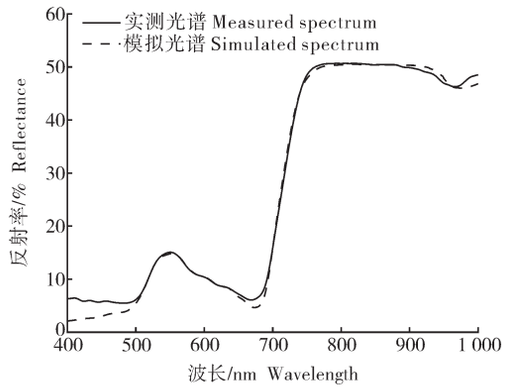

图5　实测光谱与模拟光谱对比图

Fig.5　Comparison of measured and simulated spectra

以校正模型生物量参数为输出的反演结果如图6所示，R^2为0.694，RMSE为0.002，模型反演结果较好。

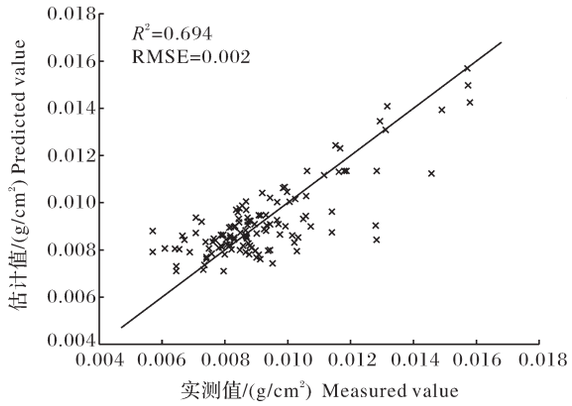

图6　PROSAIL-BES反演结果

Fig.6　Inversion results of PROSAIL-BES

2.5　反演结果分析与评价

为评价模型反演效果，本研究选用NDVI与DVI 2种植被指数、随机森林和BP神经网络4种建模方法进行叶片生物量反演，其中，随机森林和BP神经网络选用前文提取的特征波段作为模型输入，对比这些方法与PROSAIL-BES模型的反演精度，各模型反演结果如图7～10所示。

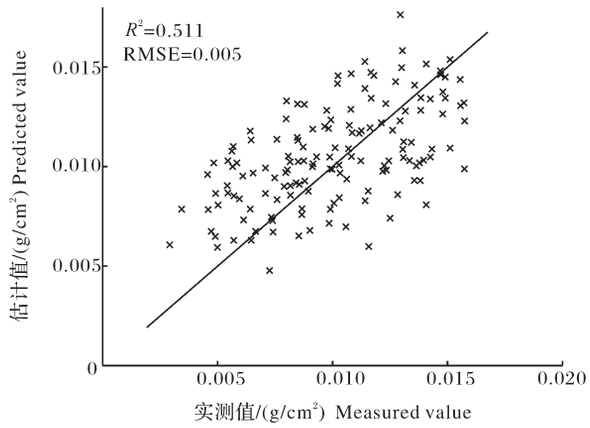

图7　NDVI植被指数反演结果

Fig.7　Inversion results of NDVI vegetation index

4种模型的反演效果均不如PROSAIL-BES模型，其中精度最高的是特征波段BP神经网络模型，R^2为0.642，RMSE为0.001；其次是特征波段随机森林模型，R^2为0.604，RMSE为0.001；然后是DVI模型，R^2为0.532，RMSE为0.005；最差的是NDVI模型，R^2为0.511，RMSE为0.005。

3　讨　论

本研究利用PROSAIL辐射传输模型，采用融合实测高光谱数据与数值优化的方法对辐射传输模型进行数值优化，进而实现水稻叶片生物量的反演。

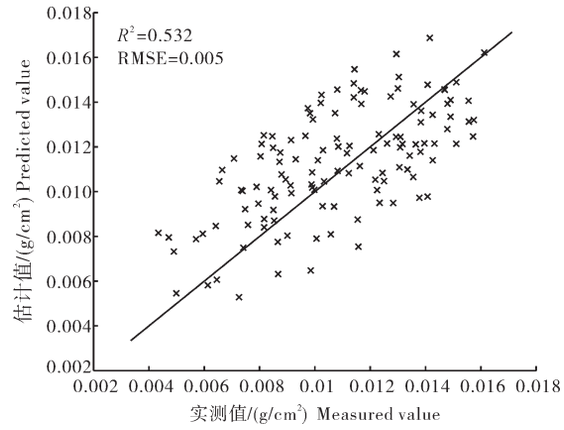

图8 DVI植被指数反演结果

Fig.8 Inversion results of DVI vegetation index

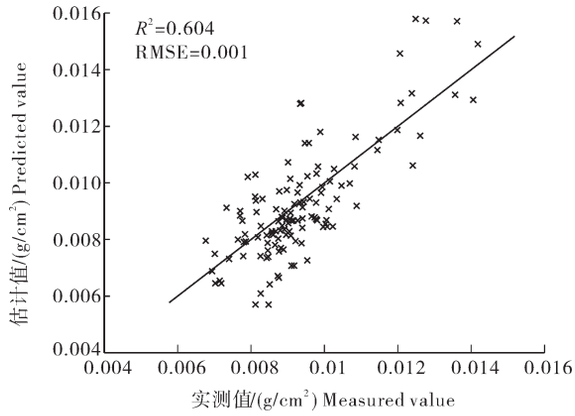

图9 特征波段随机森林反演结果

Fig.9 Inversion results of random forests in characteristic bands

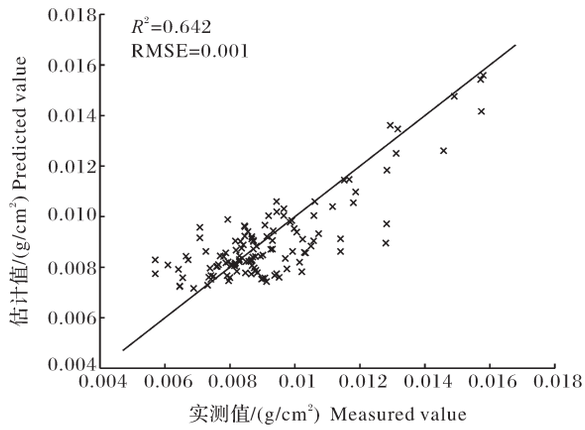

图10 特征波段BP神经网络反演结果

Fig.10 Inversion results of BP neural network in characteristic band

基于PROSAIL模型的参数校正法相比于传统基于数据驱动方法的反演模型，其反演过程具有较好的物理意义，同时反演建模不需要大量的试验数据作为模型基础，因此，对于采样较为困难、采样成本较高的作物具有较好的实用价值，同时也避免了现有的数据驱动反演方法面临的结果受原始数据影响较大、模型难以通用等问题。

PROSAIL-BES模型的参数校正结果在400～500、650～700与900～1 000 nm波长同实际光谱存在一定的差距，其中400～500 nm与900～1 000 nm可能是仪器在该波段区域存在的固有误差导致的，650～700 nm波段是叶绿素的主要敏感波段，这可能是由于PROSAIL-BES模型主要根据700～1 000 nm波长的生物量敏感波段进行参数优化，而该范围内叶绿素的敏感性很差，导致对叶绿素的优化效果有所不足。PROSAIL-BES参数校正模型的生物量反演结果R^2为0.694，结果优于传统机器学习模型，表明将辐射传输机制与机器学习算法结合在水稻生物量反演领域具有一定的应用前景，但模型结果RMSE低于部分机器学习模型，这可能是PROSAIL-BES模型部分反演结果与实际结果差距较大造成的。

本研究构建的PROSAIL-BES模型虽然具有较好的物理意义，且受数据集影响较小，但数值优化所用到的特征波段选择仍然是利用田间实测高光谱数据进行提取的，其中的误差难以避免，因此，本研究建立的模型精度仍然会受到高光谱测量误差的影响。同时数值优化过程没有考虑到优化结果参数是否可以在实际水稻生产上成立，未来的研究中应考虑减少高光谱数据获取时的地物干扰，同时在参数优化过程中结合水稻的实际生长情况，从而提升模型精度与合理性。

参考文献 References

[1] 张浩博，吴伊宁，莫伊凡，等.绿色超级稻的研究进展与展望[J].华中农业大学学报，2022，41(1)：28-39. ZHANG H B，WU Y N，MO Y F，et al.Progress and prospects of Green Super Rice[J].Journal of Huazhong Agricultural University，2022，41(1)：28-39(in Chinese with English abstract).

[2] 赵小敏，孙小香，王芳东，等.水稻高光谱遥感监测研究综述[J].江西农业大学学报，2019，41(1)：1-12.ZHAO X M，SUN X X，WANG F D，et al.A summary of the researches on hyperspectral remote sensing monitoring of rice[J].Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis，2019，41(1)：1-12(in Chinese with English abstract).

[3] 杨欣，袁自然，叶寅，等.基于无人机高光谱遥感的东北粳稻冠层叶片氮素含量反演方法研究[J].光谱学与光谱分析，2022，42(10)：3269-3274.YANG X，YUAN Z R，YE Y，et al. Winter wheat total nitrogen content estimation based on UAV

hyperspectral remote sensing[J].Spectroscopy and spectral analysis, 2022, 42(10): 3269-3274(in Chinese with English abstract).

[4] 李长春,李亚聪,王艺琳,等.基于小波能量系数和叶面积指数的冬小麦生物量估算[J].农业机械学报,2021,52(12):191-200.LI C C,LI Y C,WANG Y L, et al.Winter wheat biomass estimation based on wavelet energycoefficient and leaf area index[J].Transactions of the CSAM,2021,52(12):191-200(in Chinese with English abstract).

[5] 武威,陈雯,陈瑛瑛,等.不同水稻品种主要生育期冠层光谱特征分析[J].中国稻米,2018,24(1):49-51.WU W,CHEN W,CHEN Y Y,et al.Canopy spectral characteristics of different varieties of rice during main growth stages[J].China rice,2018,24(1):49-51(in Chinese with English abstract).

[6] 姜一河,王涛,常红伟.高光谱图像特征提取方法研究综述[J].电光与控制,2020,27(10):73-77.JIANG Y H,WANG T,CHANG H W.An overview of hyperspectral image feature extraction[J].Electronics optics & control,2020,27(10):73-77(in Chinese with English abstract).

[7] 吴芳,李映雪,张缘园,等.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[J].麦类作物学报,2019,39(2):217-224.WU F,LI Y X,ZHANG Y Y,et al.Hyperspectral estimation of biomass of winter wheat at different growth stages based on machine learning algorithms[J].Journal of triticeae crops, 2019, 39(2): 217-224(in Chinese with English abstract).

[8] 童新,杨震雷,张亦然,等.基于不同阶微分高光谱植被指数的牧区草场地上生物量估算[J].草地学报,2022,30(9):2438-2448.TONG X,YANG Z L,ZHANG Y R,et al.Estimation of pasture aboveground biomass using different orders of differential hyperspectral vegetation indices[J].Acta agrestia sinica,2022,30(9):2438-2448(in Chinese with English abstract).

[9] 陆军胜,陈绍民,黄文敏,等.采用SEPLS＿ELM模型估算夏玉米地上部生物量和叶面积指数[J].农业工程学报,2021,37(18):128-135.LU J S,CHEN S M,HUANG W M,et al.Estimation of aboveground biomass and leaf area index of summer maize using SEPLS＿ELM model[J].Transactions of the CASE, 2021, 37(18): 128-135(in Chinese with English abstract).

[10] 孙奇,关琳琳,焦全军,等.基于植被指数融合的冬小麦生物量反演研究[J].遥感技术与应用,2021,36(2):391-399.SUN Q,GUAN L L,JIAO Q J,et al.Research on retrieving biomass of winter wheat based on fusing vegetation index[J].Remote sensing technology and application, 2021, 36(2): 391-399(in Chinese with English abstract).

[11] 李亚妮,鲁蕾,刘勇.基于PROSAIL模型的水稻田缨帽三角-叶面积指数模型及其应用[J].应用生态学报,2017,28(12):3976-3984.LI Y N,LU L,LIU Y.Tasseled cap triangle(TCT)-leaf area index(LAI) model of rice fields based on PROSAIL model and its application[J].Chinese journal of applied ecology,2017,28(12):3976-3984(in Chinese with English abstract).

[12] 郭云开,王杨.经验模型与PROSPECT+4SAIL模型反演路域LAI比较研究[J].测绘与空间地理信息,2013,36(11):1-5.GUO Y K,WANG Y.Comparative study on using the empirical model and PROSPECT + 4SAIL model for inversion LAI of road region[J].Geomatics & spatial information technology,2013,36(11):1-5(in Chinese with English abstract).

[13] 马建威,黄诗峰,李纪人,等.改进Sobol算法支持下的PROSAIL模型参数全局敏感性分析[J].测绘通报,2016(3):33-35,106.MA J W,HUANG S F,LI J R,et al.Global sensitivity analysis of parameters in the PROSAIL model based on modified Sobol's method[J].Bulletin of surveying and mapping,2016(3):33-35,106(in Chinese).

[14] 谭君位,崔远来,汪文超.中国不同水稻生长环境下ORYZA(v3)模型参数全局敏感性分析[J].农业工程学报,2020,36(20):153-163.TAN J W,CUI Y L,WANG W C.Global sensitivity analysis for ORYZA(v3) model under different rice growing environments in China[J].Transactions of the CSAE,2020,36(20):153-163(in Chinese with English abstract).

[15] 贾鹤鸣,姜子超,李瑶.基于改进秃鹰搜索算法的同步优化特征选择[J].控制与决策,2022,37(2):445-454.JIA H M,JIANG Z C,LI Y. Simultaneous feature selection optimization based on improved bald eaglesearch algorithm[J].Control and decision, 2022, 37(2): 445-454(in Chinese with English abstract).

[16] 王树文,赵越,王丽凤,等.基于高光谱的寒地水稻叶片氮素含量预测[J].农业工程学报,2016,32(20):187-194.WANG S W,ZHAO Y,WANG L F,et al.Prediction for nitrogen content of rice leaves in cold region based on hyperspectrum[J].Transactions of the CSAE, 2016, 32(20): 187-194(in Chinese with English abstract).

[17] ADELUYI O, HARRIS A, VERRELST J, et al. Estimating the phenological dynamics of irrigated rice leaf area index using the combination of PROSAIL and Gaussian process regression[J/OL]. International journal of applied earth observation and geoinformation, 2021, 102: 102454[2022-09-25]. https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102454.

[18] ALSATTAR H A,ZAIDAN A A,ZAIDAN B B.Novel meta-heuristic bald eagle search optimisation algorithm[J].Artificial intelligence review,2020,53(3):2237-2264.

Inversion of rice leaf biomass based on PROSAIL model optimization

YU Fenghua[1,2], BAI Juchi[1], JIN Zhongyu[1], ZHANG Honggang[1], XU Tongyu[1,2]

1.*College of Information and Electrical Engineering, Shenyang Agricultural University, Shenyang* 110866, *China*;
2.*Key Laboratory of Smart Agriculture Technology in Liaoning Province, Shenyang* 110866, *China*

Abstract Biomass accumulation during the growth and development stages of rice is one of the key factors determining the rice yield. With the continuous development of UAV remote sensing technology in recent years, quantitative remote sensing inversion of rice biomass with UAV high-definition images, multispectral and hyperspectral remote sensing data has become an important technique to quickly obtain biomass information at the critical reproductive stages of rice. The UAV hyperspectral remote sensing platform was used to obtain the hyperspectral reflectance information of rice canopy at 400 to 1 000 nm to solve the poor universality and mechanism of inversion models for rice leaf biomass. The sensitivity of parameters for PROSAIL model was analyzed, and the sensitive wavelengths were extracted with continuous projection method according to the results of analyses. On this basis, the bald eagle algorithm (BES) was used to optimize the biomass parameters of the PROSAIL model to quickly and accurately retrieve leaf biomass inversion at the critical reproductive stages of rice through combining the PROSAIL crop radiation transmission model with rice hyperspectral data. The results showed that the improved Sobol method was used to analyze the global sensitivity of rice leaf biomass, and the sensitivity range was 700-1 000 nm. Six characteristic wavelengths of rice leaf biomass, namely 750, 788, 898, 940, 962 and 999 nm, were extracted with continuous projection method for the spectra at the sensitive interval. The PROSAIL-BES numerical optimization method was constructed by combining the PROSAIL model with the BES optimization algorithm. Using the spectral reflectance of rice characteristic wavelengths as the input of model, the parameters for the PROSAIL model were corrected by PROSAIL-BES numerical optimization method. The results of leaf biomass inversion showed that R^2 was 0.694 and RMSE was 0.002. It is indicated that the PROSAIL-BES numerical optimization method has better accuracy of inversion compared with the inversion results of traditional machine learning models, and has better practical value and application potential in the field of rice biomass inversion.

Keywords rice; leaf biomass; inversion; PROSAIL model; numerical optimization; hyperspectral remote sensing; remote sensing technology; precision agriculture

(责任编辑:赵琳琳)