doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.09.048

基于改进 PIOSL 辐射传输模型的水稻叶绿素含量估测研究

朱盛凡[1,2]　白驹驰[1,2]　金忠煜[1,2]　相　爽[1,2]　于丰华[1,2]

(1.沈阳农业大学信息与电气工程学院,沈阳 110866;2.国家数字农业区域创新分中心(东北),沈阳 110866)

摘要:叶绿素(Cab)作为光合作用的核心色素,对水稻叶片生长、营养状态以及衰老过程起到重要的指示作用。利用 PIOSL 模型检测 Cab 含量时,模型区分第 1 单元层和其他单元层叶片介质,定量计算叶片反射光谱以及使用叶片光谱特征估算 Cab 含量。但该模型在描述叶片表面几何特征时,特征没有完全被定量,并且仅固定了一个光源入射角的理想值,这在一定程度上限制了叶片高光谱反射率的模拟精度,进而影响了利用辐射传输方法反演水稻叶片 Cab 含量的精度。本研究在现有 PIOSL 模型基础上,结合 BRDF 函数构建了 PIOSL-B 模型。首先利用 PIOSL-B 模型正向模拟构建“高光谱-叶绿素”数据集,从数据集中随机挑选 2 个样本的模拟光谱图,与 PIOSL 模型和 PROSPECT 模型相比,基于 PIOSL-B 模型的模拟光谱与实测光谱几乎吻合,PIOSL-B 模型 RMSE 分别为 0.015 μg/cm^2 和0.011 μg/cm^2,精度高于 PIOSL 模型和 PROSPECT 模型。通过 SPA 算法和 CARS 算法分别提取水稻叶片 Cab 含量高光谱反射率特征波长,SPA 算法筛选到的光谱个数比 CARS 算法少,同时特征波长大多处于曲线发生显著变化的位置,能够较好地包含所需的光谱信息,因此选择 SPA 算法提取的特征波长作为输入,最后利用随机森林算法建立水稻叶片 Cab 含量反演模型。研究结果显示,基于 PIOSL-B 模型构建的水稻叶片 Cab 反演模型,其 R^2 和 RMSE 分别为 0.817 和 4.586 μg/cm^2,相较于使用 PIOSL 模型和 PROSPECT 模型构建的水稻叶片 Cab 反演模型,反演精度有了显著提升,且优于极限学习机反演精度。结果表明,PIOSL-B 模型能够有效建立水稻光谱与叶绿素含量之间的定量关系,可准确反演水稻叶绿素含量。

关键词:水稻叶绿素;叶片表面几何特征;PIOSL-B;辐射传输模型

中图分类号:S511;S127　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)09-0576-09　　**OSID**:

Estimation of Clorophyll Content in Rice Based on Improved PIOSL Radiative Transfer Model

ZHU Shengfan[1,2]　BAI Juchi[1,2]　JIN Zhongyu[1,2]　XIANG Shuang[1,2]　YU Fenghua[1,2]

(1. *College of Information and Electrical Engineering*, *Shenyang Agricultural University*, *Shenyang* 110866, *China*
2. *National Digital Agriculture Regional Innovation Sub-center* (*Northeast China*), *Shenyang* 110866, *China*)

Abstract: Chlorophyll (Cab), as the core pigment of photosynthesis, serves as a vital indicator for rice leaf growth, nutritional status, and senescence processes. When detecting Cab content by using the PIOSL model, the model distinguished the first cellular layer from other leaf tissue layers, quantitatively calculated leaf reflectance spectra, and estimated leaf physicochemical properties based on spectral characteristics. However, the model's description of leaf surface geometric features was not fully quantified, and it assumed only a fixed ideal incident light angle. These limitations restricted the simulation accuracy of leaf hyperspectral reflectance to some extent, thereby affecting the precision of Cab content inversion in rice leaves by using radiative transfer methods. Building upon the existing PIOSL model, the PIOSL-B model was developed by incorporating the BRDF function. Firstly, the PIOSL-B model was used to perform forward simulations and construct a “hyperspectral-chlorophyll” dataset. The simulated spectra of two randomly selected samples from the dataset were compared with those from the

收稿日期:2024-06-06　修回日期:2024-07-06

基金项目:辽宁省自然科学基金面上项目(2023-MSLH-283)、国家自然科学基金青年基金项目(32201652)和辽宁省“兴辽英才计划”项目(XLYC2203005)

作者简介:朱盛凡(1997—),男,硕士生,主要从事精准农业航空研究,E-mail:1984701474@qq.com

通信作者:于丰华(1989—),男,教授,主要从事精准农业航空研究,E-mail:adan@syau.edu.cn

PIOSL and PROSPECT models. The results showed that the PIOSL－B model simulated spectra closely matched the measured spectra, with RMSE values of 0.015 μg/cm^2 and 0.011 μg/cm^2, demonstrating higher accuracy than the PIOSL and PROSPECT models. Nextly, the SPA and CARS algorithms were employed to extract characteristic wavelengths of hyperspectral reflectance for rice leaf Cab content. The SPA algorithm selected fewer wavelengths compared with CARS, with most features located at positions where the spectral curves exhibited significant changes, effectively capturing the essential spectral information. Therefore, the wavelengths selected by the SPA algorithm were used as inputs. Finally, a random forest algorithm was applied to establish an inversion model for rice leaf Cab content. The results revealed that the Cab inversion model based on the PIOSL－B dataset achieved an R^2 of 0.817 and an RMSE of 4.586 μg/cm^2, significantly outperforming models constructed using the PIOSL and PROSPECT datasets. Additionally, it demonstrated superior inversion accuracy compared with the extreme learning machine (ELM) approach. These findings indicated that the PIOSL－B model can effectively establish a quantitative relationship between rice leaf spectra and chlorophyll content, enabling accurate inversion of rice chlorophyll content.

Key words: rice chlorophyll; blade surface geometrical characteristics; PIOSL－B; radiative transfer model

0　引言

水稻是世界三大主要粮食作物之一，中国水稻种植面积约占全球 25%，准确、高效地定量估计和测量其理化参量对田间精准管理至关重要[1]。其中，叶绿素(Cab)作为水稻叶片光合作用的关键色素，是衡量水稻健康状态的重要理化指标。传统的 Cab 含量检测方法，如吸收光谱法[2]、分光光谱法[3]和高效液相色谱法[4]等，具有破坏性，不适用于大面积监测，且操作繁琐耗时[5]。

目前的 Cab 估测研究主要获取作物光谱数据，通过对光谱数据分析和建模来进行估测[6]。辐射传输模型(Radiative transfer model，RTM)作为一种模拟电磁辐射与叶片相互作用的物理模型，通过模拟光在植被内部的辐射传输过程与作用机制，来获取植被生化参数及植被结构等信息[7]。相对于缺乏明确物理意义的经验/半经验方法，RTM 在反演植被理化参数方面表现出更强的稳定性和可移植性[8]。其中 PROSPECT 模型物理过程清晰，以水稻叶片 Cab 等作为模型参数，是常用的水稻叶片辐射传输模型之一[9]。PROSPECT 模型将叶片看作是由单层致密叶片迭代而成的多层非致密叶片的假设是成功的。然而，叶片的分层不能看作同性均质层[10]，光学属性存在一定的差异，应根据叶片内部结构对其进行分层处理，探究不同结构对叶片光学属性的影响，YU 等[11]假定叶片由多层不同均质叠加而成，每一层的光学属性是不同的，并基于假设建立了 PIOSL(PROSPECT consider the internal optical structure of the leaves)模型。QIU 等[12]通过考虑叶片表面反射的变化扩展了 PROSPECT 模型，构建 PROSPECT－Rsurf 模型来估测叶片 Cab 含量。但以上研究没有考虑叶片表面几何特征能够改变叶片表面对光的辐射传输过程，从而影响叶片的总反射和透射光谱特征，这对光在叶片表面辐射传输特性的影响具有重要意义。

本文进一步扩展 PIOSL 模型，结合双向反射分布函数(Bidirectional reflectance distribution function，BRDF)表述叶片表面界面平均反射率定量叶片表面几何特征因子 σ 和扩展光源入射角度范围，构建 PIOSL－B 模型。利用 PIOSL－B 模型模拟水稻叶片光谱数据，通过 SPA 算法提取特征波长，并使用随机森林算法基于模拟光谱反演水稻叶片 Cab 含量，最终利用 R^2 和 RMSE 指标对反演精度进行评价。以此提高 Cab 含量的反演精度，为水稻生长监测和产量预测提供更准确的数据支持。

1　材料与方法

1.1　试验设计

研究区域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″，东经 122°43′35″)。基地位于辽东半岛与东北平原交界处，属于温带季风性气候。年平均气温为 10.4℃，年平均降雨量为 721.3 mm，年日照时数平均为 2 372.5 h，无霜期为 146 ~ 163 d。试验于 2023 年 6—9 月进行，水稻品种为沈农 9816。试验共划分 2 个试验区域，如图 1 所示，试验区 1 对每个梯度设立 3 个重复小区，共设立 15 个小区，每个小区面积为 40 m^2，设立 5 个氮肥梯度，其中 5、9、14 号小区施氮量为 0 kg/hm^2，3、6、12 号小区施氮量为 75 kg/hm^2，1、8、15 号小区施氮量为 150 kg/hm^2，4、10、13 号小区施氮量为 255 kg/hm^2，2、7、11 号小区施氮量为 300 kg/hm^2。试验区 2 每个小区面积为 660 m^2，设

计 5 个氮肥梯度,1、8 号小区施氮量为 0 kg/hm^2,2、7 号小区施氮量为 50 kg/hm^2,3、6 号小区施氮量为 100 kg/hm^2,4、5 号小区施氮量为 150 kg/hm^2,9、10、11 号小区施氮量为 200 kg/hm^2,氮肥基追比为 5∶3∶2。试验区 1 与试验区 2 的其余田间管理一致,磷、钾肥施用量参考海城市标准施用量,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,基追比为 1∶1。采样间隔为 4 d,共采集 218 组叶片光谱反射率及对应的理化参量数据。

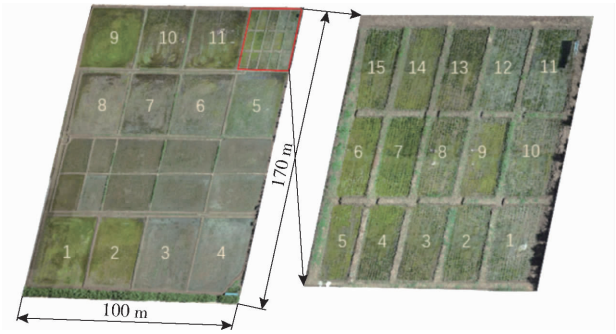


图 1 试验区域概况

Fig. 1 Overview of experimental area

1.2 数据获取

1.2.1 光谱数据获取

对每个小区中采样点水稻进行整穴破坏性取样,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,将整穴水稻的根部与土一起挖出,装入标记好的自封袋中。将水稻叶片运回实验室后,在不离体的状态下进行光谱的测量。利用奥普天成 ATP9110-25 型地物光谱仪获取水稻叶片光谱数据,该设备测定的光谱范围为 300 ~ 2 500 nm,光谱分辨率为 0.8 ~ 1.4 nm@ 756 nm,7 ~ 12 nm@ 1400&2100 nm,光谱采样间隔在可见光范围内为 0.4 nm,在短波红外范围内为 2.9 nm。每次测量前均使用标准白板对光谱仪进行校正,并从每穴中随机选取一株水稻,用叶片夹将水稻叶片固定在 ATG600 型卤素灯上方,获取叶片反射率信息,期间每 10 min 对光谱仪校正一次,光源入射角选取 30°。使用 Matlab R2023 软件对获取的光谱数据进行 Savitzky-Golay 平滑处理及重采样,光谱采样间隔为 1 nm。选取对水稻叶片 Cab 含量敏感的 400 ~ 1 000 nm 内光谱波长数据进行后续反演研究。

1.2.2 理化参量获取

(1)叶面积测定

将已经获取完光谱数据的水稻样本所有新鲜叶片剪下,每株随机取一片叶片作为该株标准叶片,测量其最长和最宽尺寸,以叶最长、最宽尺寸为长宽的矩形面积记作 S_1;采用描型称量法求出其真实叶面积 S_2,得 $K = S_2/S_1$(K 为系数);分别测量该株其他待测叶片的最长和最宽尺寸,利用系数 K 乘以叶最长、最宽尺寸为长宽的矩形面积记作实际叶面积;最后取平均值求得每株水稻的单位叶面积。

对于叶片含水率的测定,常采用烘干法。将剩下的叶片除尘并称量后,置于烘箱中以 120℃ 杀青 60 min,再以 80℃ 烘干至恒质量,烘干结束后将叶片取出,利用天平再次称量,称量结果记为 W_2(g),清洗后无尘叶片新鲜质量记为 W_1(g)。结合叶面积数据,可计算得到叶片干物质含量 C_m 和等效水厚度 C_w,干物质含量和等效水厚度单位均为 g/cm^2,计算公式为

$$C_m = W_2/(10\,000A) \tag{1}$$

$$C_w = (W_1 - W_2)/(10\,000A) \tag{2}$$

式中 A——叶面积

(2)Cab 含量测定

采用分光光度法提取 Cab 含量。将标准叶片洗净擦干,去掉叶柄及中间脉络,并与有机溶剂(95% 乙醇)混合获得色素提取物,用分光光度计得到色素提取物的吸光度,即可计算出相应的色素含量。依据叶片色素不溶于水但溶于有机溶剂的特性,可利用乙醇有机溶剂萃取得到色素提取物,将色素提取物定容至 25 mL。溶液的吸光度可以使用 DU-800 型分光光度计测定,将色素提取液移至 1 cm 比色杯中,分别在 470、649、665 nm 3 个波长处测量得到光密度。其中叶绿素 a 与叶绿素 b 的浓度和统称为 Cab 浓度,试验最终测得叶绿素 Cab 平均值为 45.82 g/cm^2。

(3)水稻叶片几何特征因子 σ 获取方法

利用秃鹰优化算法(Bald eagle search, BES)[13],基于 PIOSL-surf 模型拟合水稻叶片表面几何特征因子 σ,拟合过程中,将叶片表面几何特征因子范围设定为 0.15 ~ 0.7 μm。BES 算法模拟了秃鹰狩猎行为,共分为 3 个阶段,分别是选择搜索空间、在已选择的搜索空间中进行搜索和俯冲捕猎。

在搜索阶段,秃鹰在所选择的搜索空间中识别并选择一个最佳的区域(以食物的数量),在该区域中进行捕猎猎物,可表示为

$$P_{i,\mathrm{new}} = P_{\mathrm{best}} + \alpha r(P_{\mathrm{mean}} - P_i) \tag{3}$$

式中 $P_{i,\mathrm{new}}$——第 i 只秃鹰更新后位置

P_{best}——当前最优解

α——控制参数,取 1.5 ~ 2.0

r——随机数

P_{mean}——种群平均位置

P_i——第 i 只秃鹰当前位置

在搜索阶段，秃鹰在选定的搜索空间中搜索猎物，并在螺旋空间中以不同的方式移动以增加速度。最优俯冲位置数学表达式为

$$P_{i,\mathrm{new}} = P_i + y(i)(P_i - P_{\mathrm{best}}) + x(i)(P_i - P_{\mathrm{mean}}) \tag{4}$$

其中

$$\begin{cases} x(i) = \dfrac{r_i \sin\Omega_i}{\max(|\sin\Omega_i|)} \\ y(i) = \dfrac{r_i \cos\Omega_i}{\max(|\cos\Omega_i|)} \end{cases} \tag{5}$$

式中　$y(i)$、$x(i)$——控制秃鹰螺旋搜索路径的数学系数

r_i——螺旋极径

Ω_i——螺旋角

根据参数 α 和 R 不同可以增强局部最优解的分散性，不断获得有效解。在俯冲过程中，秃鹰从搜索空间到目标猎物的最佳位置间移动，最终移动到最优点附近。对水稻叶片表面几何特征因子 σ 拟合结果，范围为 0.17 ~ 0.58 μm，集中在 0.26 ~ 0.45 μm，这与文献[14]研究结果相近，可作为模型输入变量。

1.3　PIOSL－B 模型辐射传输模型构建

通过水稻叶片的扫描电镜图像（图 2），可以清晰地观察到其表面存在乳突、气孔、蜡被、叶脉等结构。这些结构共同构成了叶片表面的复杂形态，其中乳突、蜡被和叶脉的次生生长是造成平整叶片表面几何特征的主要因素[15]。水稻叶片表面的表皮蜡或毛状体的形态和密度，能够显著增强叶片的反射率[16]。而毛状体对叶片表面的影响可能是多变的，叶片表面反射率及其角度分布均取决于叶表面的生物物理特性[17]。目前 PIOSL 模型在模拟叶片高光谱反射率信息时，叶片表面几何特征没有完全定量，其光源入射方向被固定为天底方向，这限制了其在实际应用中的通用性和准确性。为了克服这一局限性，在 PIOSL 模型的基础上进行了改进，通过与 BRDF 模型相结合，建立一个能够定量叶片表面几何特征因子和扩展任意光源入射角度的 PIOSL－B 模型。这一新模型不仅考虑了叶片内部的光学属性差异，还定量描述了叶片表面的反射辐射特征，从而能够更准确地模拟水稻叶片光谱信息，为后续的 Cab 含量反演提供了更为可靠的理论基础。

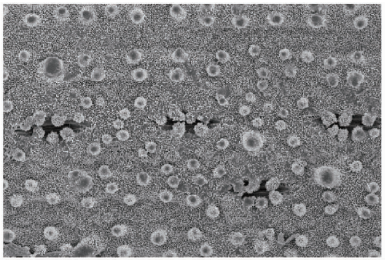


图 2　水稻叶片表面电镜扫描图

Fig. 2　Scanning image of rice leaves by electron microscope

在 PIOSL 模型中，当光线投射到叶片上时，它会首先与叶面的第 1 单元层发生相互作用。这一初始接触过程中，第 1 叶片单元层的几何结构特征对叶片的反射率和透射率值有至关重要的影响。然而，第 1 叶片单元层的吸收特性往往被模型所忽略。基于这些考虑，可以将叶片表面的平均透射率表示为

$$\overline{T}_{1st,1\to2}(\theta_i,\sigma,n) = 1 - \overline{R}_{1st,1\to2}(\theta_i,\sigma,n) \tag{6}$$

式中　$\overline{T}_{1st,1\to2}$——光线从叶片第 1 单元层透射到第 2 单元层的平均透射率

θ_i——入射角

n——折射率

$\overline{R}_{1st,1\to2}$——空气与叶片表面第 1 单元层之间相互作用的反射率

在叶片光学辐射传输中，PIOSL 中 $\overline{R}_{1st,1\to2}(\theta_i,\sigma,n)$ 与半球反射率的镜向分量 $\mathrm{DHRF}_{\mathrm{spec}}$ 表示完全相同的叶片光学特性。所以将 $\overline{R}_{1st,1\to2}(\theta_i,\sigma,n)$ 定义为

$$\overline{R}_{1st,1\to2}(\theta_i,\sigma,n) = \mathrm{DHRF}_{\mathrm{spec}}(n,\sigma,\theta_i,\theta_v,\theta_\psi) \tag{7}$$

式中　$\mathrm{DHRF}_{\mathrm{spec}}$——半球反射率（DHRF）镜向分量

θ_v——观测角

θ_ψ——方位角

利用半球镜面反射因子 $\mathrm{DHRF}_{\mathrm{spec}}$，依据界面光学属性的等价关系，对叶片表面面片平均反射率进行表述，以此定量叶片表面几何特征[18]，引入叶片表面几何特征因子 σ 和定量光源入射角度。$\mathrm{DHRF}_{\mathrm{spec}}(n,\sigma,\theta_i)$ 表示为

$$\mathrm{DHRF}_{\mathrm{spec}}(n,\sigma,\theta_i) = \int_0^{2\pi}\int_0^{\pi/2} \mathrm{BRDF}_{\mathrm{spec}}(n,\sigma,\theta_i,\theta_v,\theta_\psi)\cos\theta_v \sin\theta_v \mathrm{d}\theta_v \mathrm{d}\theta_\psi \tag{8}$$

式中　$\mathrm{BRDF}_{\mathrm{spec}}$——镜向反射辐射量

根据 BOUSQUET 等[14]可知介电介质和叶片界面双向反射分布函数为

$$\mathrm{BRDF}_{\mathrm{spec}}(n,\sigma,\theta_i,\theta_v,\theta_\psi) = \frac{F(n,\theta_i)G(\theta_i,\theta_v,\theta_\psi)D(\alpha,\Phi,\sigma)}{4\pi\cos\theta_v\cos\theta_s} \tag{9}$$

式中　F——菲涅尔反射率

G——几何遮蔽函数

D——微面元法线分布

表 1 为 PIOSL－B 模型参数配置，其中 N_1、N_2、C_{ab}、C_w、C_m、$C_{ab_{12}}$、$C_{w_{12}}$、$C_{m_{12}}$、σ 和 θ_i 参数为实测和相关文献设定。

表 1 模型参数配置

Tab. 1 Model parameters configuration

参数	数值
第 1 层叶片结构参数 N_1	1 ~ 3
第 2 层叶片结构参数 N_2	1 ~ 3
叶绿素浓度 C_{ab}/(μg·cm^{-2})	0 ~ 100
等效水厚度 C_w/(g·cm^{-2})	0.004 ~ 0.04
干物质含量 C_m/(g·cm^{-2})	0.001 9 ~ 0.016 5
第 1 层与第 2 层的叶绿素含量比例 $C_{ab_{12}}$	0 ~ 1
第 1 层与第 2 层的等效水厚度比例 $C_{w_{12}}$	0 ~ 1
第 1 层与第 2 层的干物质比例 $C_{m_{12}}$	0 ~ 1
叶片表面几何特征因子 σ	0.15 ~ 0.7
光源入射角 θ_i/(°)	30

1.4 模型敏感性分析

采用 Sobol 指数法[19]对模型中各参数进行敏感性分析,波长 400 ~ 1 000 nm 涵盖了可见光范围,这是作物叶片光合作用活跃的区域。在这个波长内,叶片对光的吸收、反射和透射特性与叶片的生理状态和生化参数(如 Cab 含量、叶片厚度等)密切相关,因此选择敏感性分析波长为 400 ~ 1 000 nm。

1.5 光谱特征波长提取

通过连续投影算法(Successive projections algorithm, SPA)[20]和竞争自适应重加权采样法(Competitive adapative reweighted sampling, CARS)分别进行光谱特征波长提取,通过光谱特征波长提取,选择光谱信息最少冗余的波长解决共线性问题。

1.6 反演模型

1.6.1 极限学习机(ELM)

极限学习机(Extreme learning machine, ELM)作为一种学习策略,也可作为一类神经网络构筑进行论述,在学习速度方面具有较大优势。该方法最大的特点是不需要更新隐含层中的各个节点的权重,它是随机设定或者是手动设置的,只需通过不断学习计算出输出结果的权重集合即可,因此在计算时运行速度较快。

1.6.2 随机森林(RF)

随机森林算法(Random forest, RF)[21]采用集成学习的原理,由多棵决策树共同构成,通过整合这些决策树的预测结果,能够获得更为准确和稳定的预测性能。这一特性使得 RF 在水稻叶片 Cab 反演方面具有出色的预测精度,能够更精确地反映水稻叶片 Cab 的含量。

1.7 评价标准

对于反演结果,通过决定系数(R^2)与均方根误差(Root mean square error, RMSE)来判断反演精度。R^2 又称经验相关系数,主要用来描述 2 个变量之间的线性关系,通常用于判断回归模型的拟合程度。它介于 0 和 1 之间,数值越高,拟合程度越好。RMSE 是观测值与真值偏差的平方和与观测次数 m 比值的平方根,用来衡量观测值同真值之间的偏差。

2 结果与分析

2.1 模拟光谱与实测光谱对比

本文利用 PIOSL - B 模型对采集的数据集样本进行光谱模拟,并将 PIOSL - B 模型的模拟光谱、PIOSL 模型的模拟光谱与实测光谱进行对比。图 3 为从数据集中随机挑选 2 个样本的模拟光谱图。与 PIOSL 模型相比,基于 PIOSL - B 模型的模拟光谱与实测光谱几乎吻合,PIOSL - B 模型的 RMSE 分别为 0.015 和 0.011,而 PIOSL 模型的 RMSE 则为 0.023 和 0.028,PROSPECT 模型的 RMSE 为 0.038 和 0.035。结果表明,PIOSL - B 模型的 RMSE 相比 PIOSL 模型分别降低 0.008 和 0.017,相比较 PROSPECT 模型降低 0.023 和 0.024。表 2 为模型模拟光谱 RMSE 的统计结果。从表 2 可得,PIOSL - B 模型模拟光谱 RMSE 为 0.003 ~ 0.023,平均值为 0.008,优于 PIOSL 模型和 PROSPECT 模型。由此可以看出,PIOSL - B 模型在光谱模拟能力上更加精确,并提供了更为准确和可靠的光谱模拟结果。

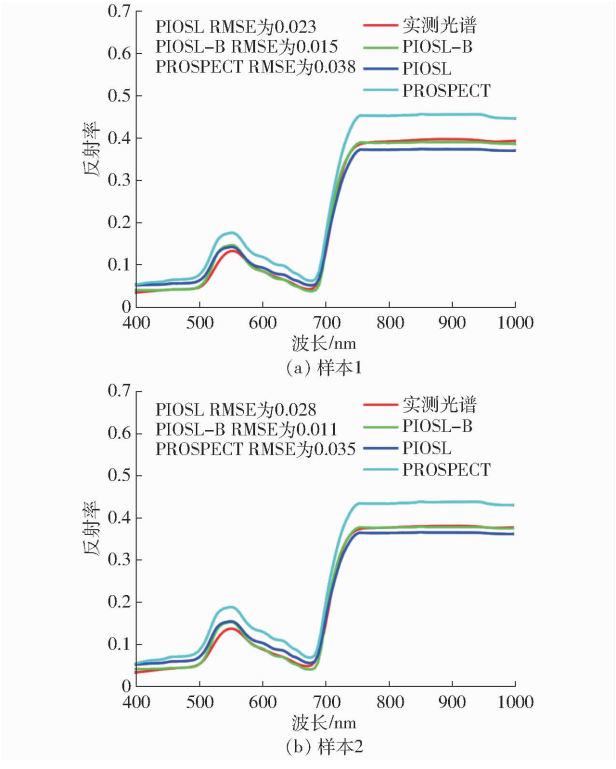


图 3 基于 PIOSL - B 与 PIOSL 的模拟光谱与实测光谱对比

Fig. 3 Comparison of simulated spectra and measured spectra based on PIOSL - B and PIOSL

表 2　基于 PIOSL－B 和 PIOSL 的模拟光谱与实测光谱 RMSE 统计结果

Tab. 2　RMSE statistical results of simulated and measured spectra based on PIOSL－B and PIOSL

项目	PIOSL	PIOSL－B	PROSPECT
最小值	0.007	0.003	0.008
最大值	0.085	0.023	0.065
平均值	0.017	0.008	0.029

2.2　模型敏感性分析

基于 PIOSL－B 模型和 PIOSL 模型中光谱对参数的响应情况如图 4 所示。图 4a 反映了 PIOSL 模型中光谱对参数的响应情况。从图 4a 中可以明显看出，叶片第 1 层结构参数 N_1 对 PIOSL 模型的影响最为显著，其影响程度甚至超过了其他参数响应的总和。这一结果与文献[11]的研究内容相契合，验证了本研究中敏感性分析的可靠性和准确性。图 4b 则展示了 PIOSL－B 模型的敏感性分析结果。同样地，叶片结构参数对模型的影响较大。模型新引入的叶片表面几何特征因子 σ 对模型的影响占比与叶片结构参数 N_1、N_2 之和相近，均约为 50%。此外，光源入射角 θ_i 也对模型产生了一定的影响，占比约为 5%。从图 4a 中还可以观察到，在 400～1 000 nm 的光谱域内，光谱对叶片表面几何特征的响应尤为显著。由此可见，叶片表面几何特征因子 σ 是 PIOSL－B 模型中至关重要的参数之一。这些分析结果为深入理解和优化模型提供了重要依据。

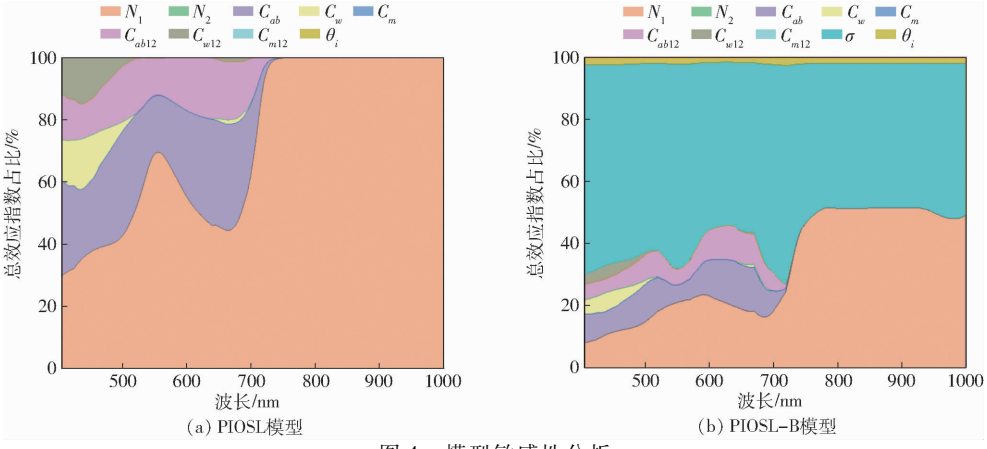


图 4　模型敏感性分析

Fig. 4　Model sensitivity analysis

2.3　光谱特征提取

图 5、6 为使用 SPA 算法、CARS 算法分别对水稻叶片实测反射率和基于 PIOSL－B 模型模拟水稻叶片反射率特征波长筛选结果，以反射率作为自变

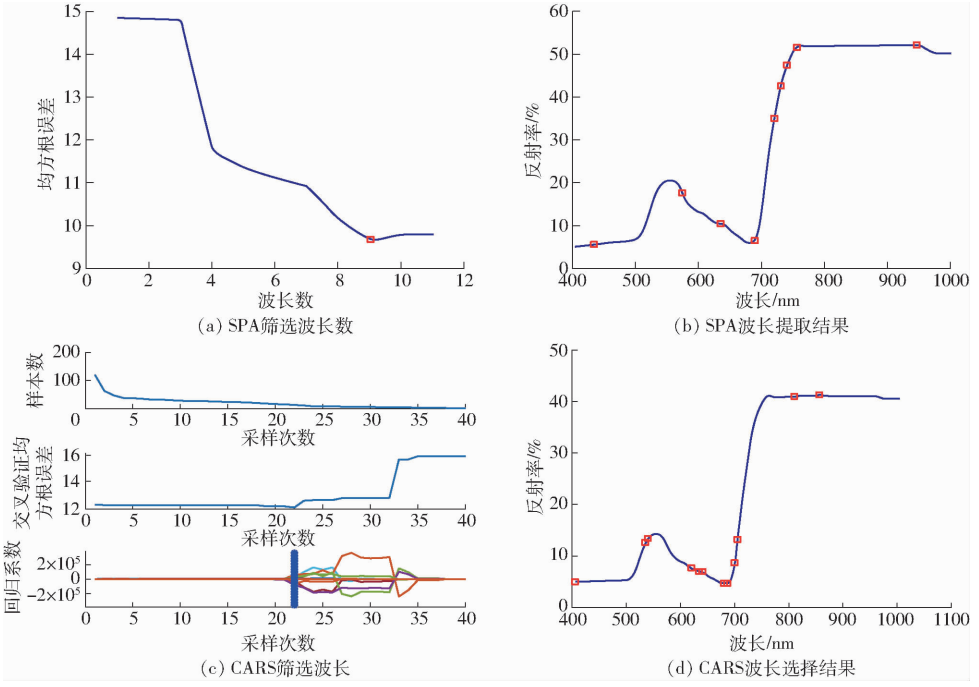


图 5　水稻叶片实测反射率特征波长筛选结果

Fig. 5　Results of characteristic band screening for measured reflectance spectra of rice leaves

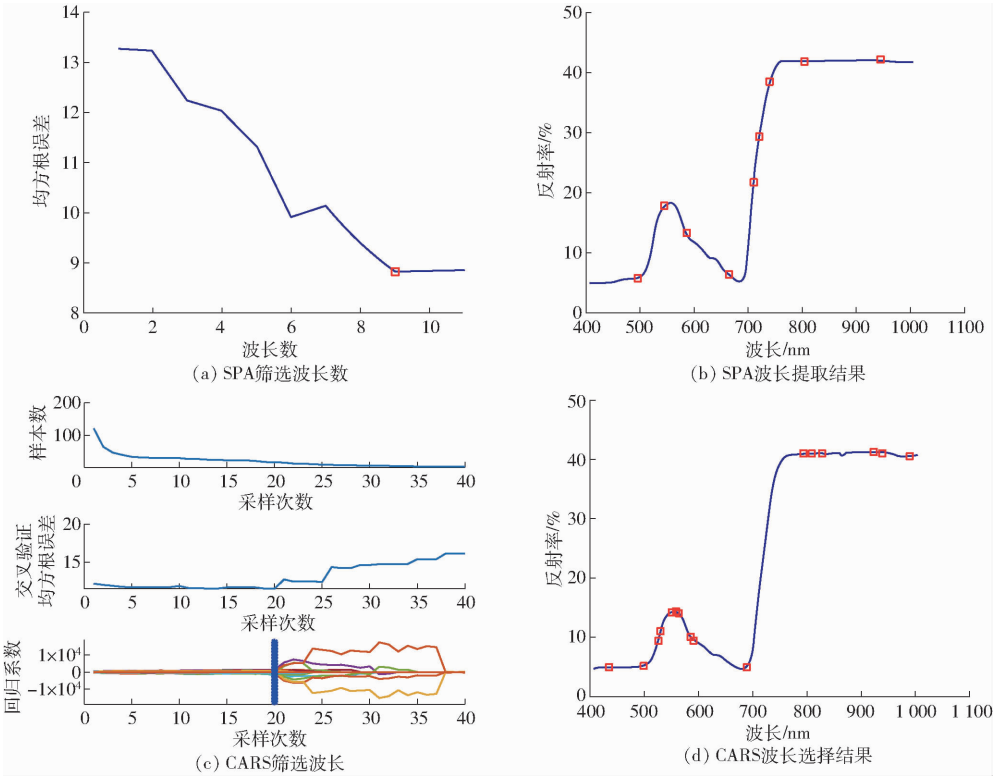


图 6 基于 PIOSL－B 模型模拟反射率特征波长筛选结果

Fig. 6 Results of characteristic band screening based on PIOSL－B model simulated reflectance

量,对应的 Cab 含量作为因变量。从图中可以看出,相比 CARS 算法 SPA 算法筛选特征数量较少,同时特征波长大多处于曲线发生显著变化的位置,能够较好地包含所需的光谱信息,因此本研究使用 SPA 算法筛选光谱特征波长进行后续 Cab 反演。由 2.2 节可知波长 750 nm 之后的光谱与 Cab 之间的相关性不大,因此将高于 750 nm 波长删除,留下其余特征波长,对特征波长整理具体结果如表 3 所示。

表 3 特征波长筛选结果

Tab. 3 Feature band screening results

数据集	算法	特征波长/nm
实测反射率	SPA	435、575、635、690、720、730、740、755、945
	CARS	405、535、540、620、635、640、680、685、690、700、705、810、855
模拟反射率	SPA	500、550、590、670、715、725、745、810、950
	CARS	435、500、525、530、550、560、565、585、490、690、795、810、830、925、940、990

2.4 Cab 反演结果

以 SPA 算法对实测反射率波长筛选出的波长 435、575、635、690、720、730、740 nm 作为输入变量,将其按照比例 7∶3随机分为训练集与测试集,水稻叶片 Cab 含量为输出变量,采用极限学习机进行水稻叶片 Cab 含量反演,如图 7a 所示,反演 R^2 为 0.603,RMSE 为 8.193 μg/cm^2。再将以 SPA 算法对 PIOSL－B 模型模拟的波长筛选出的波长 500、550、590、670、715、725、745 nm 的反射率为输入变量,将其按照比例 7∶3随机分为训练集与测试集,Cab 含量为输出变量,采用随机森林算法进行水稻叶片 Cab 含量的反演。为了验证模型的性能,将 PIOSL－B 结合随机森林反演 Cab 结果对比极限学习机、PIOSL 结合随机森林、PROSPECT 模型结合随机森林的反演结果。图 7b、7c、7d 分别展示了 PIOSL－B 模型、PIOSL 模型和 PROSPECT 模型反演 Cab 的结果。经过对比分析,可以发现 PIOSL－B 模型的 R^2 为 0.817,RMSE 为 4.586 μg/cm^2,而 PIOSL 模型的 R^2 为 0.745,RMSE 为 6.392 μg/cm^2,PRPSPECT 模型的 R^2 为 0.697,RMSE 为 7.953 μg/cm^2。可以明显看出,PIOSL－B 模型在反演 Cab 含量时,其结果更加接近实测值,相比使用极限学习机表现出更好的水稻 Cab 反演性能。

3 讨论

PIOSL 辐射传输模型基于 PROSPECT 模型,依据实际叶片横切面扫描电镜结果,将叶片的内部结构进行分层处理理论构建,它通过假设叶片结构是由 2 层具有不同生化参数与结构的平板重叠而成的,通过模拟光线入射后在 2 层内的复杂作用实现叶片反射率辐射传输过程模拟。然而当光照方向发生变化时,叶片的反射和透射行为会受到不同程度的影响,这涉及到更为复杂的物理和光学机制,非天

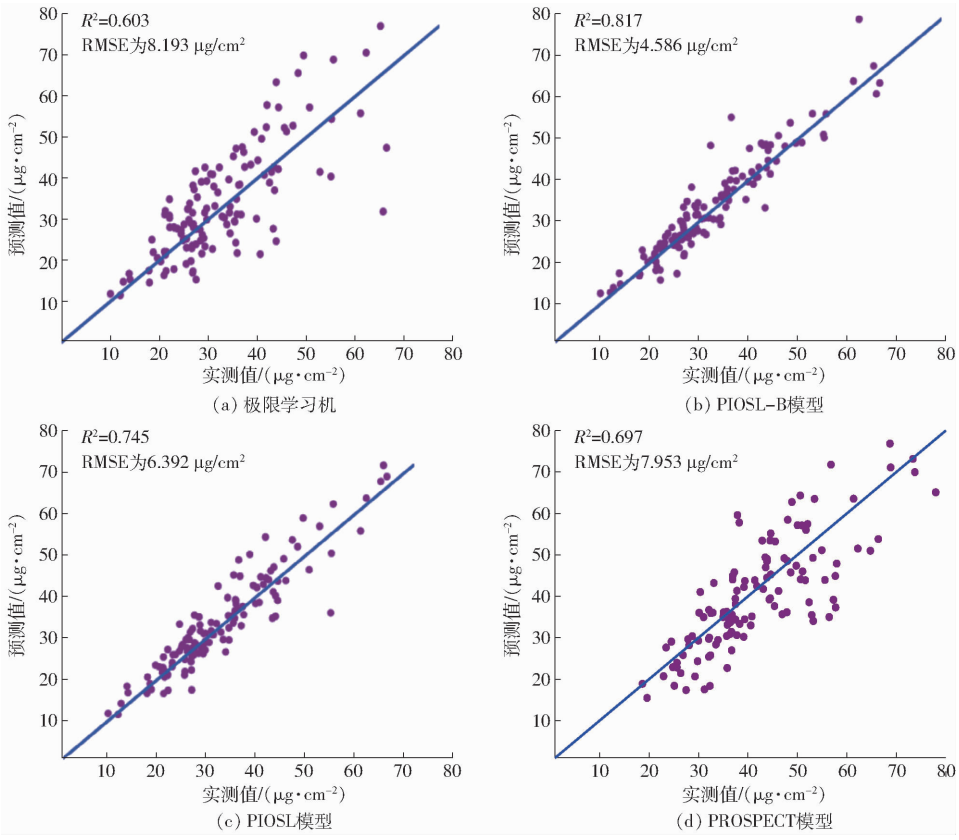


图 7　反演结果

Fig. 7　Inversion results

顶方向的光源会导致叶片在不同角度下的光学行为发生变化，从而影响光在叶片内的传输过程。水稻叶片表面的绒毛和蜡质能够显著改变叶片对入射光的反射和辐射特性，进而影响叶片的总反射和透射光谱特征[22]。由于水稻叶片表面并非完全平整，PIOSL 模型对叶片表面几何特征定量描述使用垂直叶片表面的光源入射角，这在一定程度上限制了其应用的广泛性。因此，在 PIOSL 模型的基础上进行了改进，通过引入定量水稻叶片表面几何特征因子 σ，探讨了叶片表面几何特征与 Cab 信息波长光谱之间的关系。同时，扩展了 PIOSL 模型光源入射角范围，建立了一个能够明确量化水稻叶片表面几何特征和任意光源入射角的 PIOSL－B 模型。

基于 PIOSL－B 模型，根据采集的数据集中理化参量和通过禿鹰优化算法拟合的水稻叶片表面几何因子 σ 等参数模拟水稻叶片反射率，图 3 为从数据集中选取的 2 个样本的光谱模拟效果，与传统 PROSPECT 模型和 PIOSL 模型的模拟光谱相比，PIOSL－B 在模拟光谱效果上表现出了很大的优势，验证了基于水稻叶片表面几何特征建立的 PIOSL－B 模型在植被叶片尺度上光谱模拟的准确性与适用性，因此通过 PIOSL－B 模型模拟的水稻叶片反射率可用于后续 Cab 反演。为防止数据集冗余问题，采用 SPA 算法对 PIOSL－B 模型模拟的反射率进行特征波长选择作为输入，最后采用随机森林算法对水稻叶片 Cab 进行反演。如图 7b 所示，基于 PIOSL－B 模型反演结果的 R^2 和 RMSE 分别为 0.817 和 4.586 μg/cm^2。为了验证叶片表面辐射传输过程对模型的影响，分别使用 PIOSL 模型和 PROSPECT 模型模拟的光谱数据集作为随机森林算法的输入参数进行了 Cab 的反演。对比结果显示，PIOSL 模型和 PROSPECT 模型反演结果的 R^2 分别为 0.745、0.697，RMSE 分别为 6.392 μg/cm^2 和 7.953 μg/cm^2，相比较传统的极限学习机反演更精确。考虑到叶片表面几何特征和纹理等微观几何特征对辐射散射特性的影响，这些特征会导致辐射在叶片表面发生多次散射和反射，从而改变辐射的传输路径和强度。因此，在模型中充分考虑这些微观几何特征对于提高反演结果的准确性至关重要。从水稻叶片 Cab 的反演结果中可以看出，相较于 PIOSL 模型和 PROSPECT 模型，引入水稻叶片表面几何特征因子 σ 并扩展光源入射角的 PIOSL－B 模型，在反演精度上表现出明显的优势。这充分证明 PIOSL－B 模型能够更为准确地获取田间水稻叶片的 Cab 含量，为相关研究提供有力的支持。

4　结束语

对 PIOSL 模型进行了改进，通过引入定量水

稻叶片表面几何特征因子 σ 和扩展光源入射角，构建了 PIOSL－B 模型。在模型验证阶段，使用 PIOSL－B 模型对光谱进行了模拟，并与 PIOSL 模型和 PROSPECT 模型模拟光谱能力进行对比，并取得了较高的模拟精度，模拟光谱的 RMSE 分别为 0.015 μg/cm^2 和0.011 μg/cm^2，更接近于真实光谱，这充分证明了 PIOSL－B 模型在光谱模拟方面的优势。为了验证 PIOSL－B 模型在 Cab 反演方面的可行性和精确度，分别使用 PIOSL－B 模型、PIOSL 模型和 PROSPECT 模型模拟的光谱数据集作为随机森林算法的输入进行 Cab 反演。PIOSL－B 模型反演结果的 R^2 为 0.817，RMSE 为 4.586 μg/cm^2，相较于 PIOSL 模型、PROSPECT 模型和极限学习机，表现出了更高的反演精度。这充分说明，基于 PIOSL－B 模型进行 Cab 反演是可行的，并且具有较高的精确度。

参 考 文 献

[1] 陈兆中，段少坤，岳云开，等. 基于无人机航拍图像的水稻叶片 SPAD 值反演[J]. 杂交水稻，2024，39(2)：14－22.
CHEN Zhaozhong, DUAN Shaokun, YUE Yunkai, et al. Inversion of SPAD values of rice canopy based on aerial images taken by unmanned aerial vehicle[J]. Hybrid Rice, 2024, 39(2): 14－22. (in Chinese)

[2] 付友生. 原子吸收光谱法测定土壤中速效钾和缓效钾的方法研究[J]. 农业与技术，2024，44(9)：112－114.

[3] 邓晓捷. 亚甲基蓝分光光度法和气相分子吸收光谱法测定水中硫化物的方法比较[J]. 皮革制作与环保科技，2023，4(20)：17－19.
DENG Xiaojie. Comparison of methylene blue spectrophotometry and gas phase molecular absorption spectrometry for the determination of sulfides in water[J]. Leather Manufacture and Environmental Technology, 2023, 4(20): 17－19. (in Chinese)

[4] 崔晓甜，汪叶昕，温浩，等. 高效液相色谱法测定鱼腥草芩蓝合剂中黄芩素[J]. 天津化工，2024，38(3)：54－55，59.

[5] 努尔凯麦尔·木拉提，杨亚杰，帕尔哈提·阿布都克日木，等. 小麦叶绿素含量测定方法比较[J]. 江苏农业科学，2021，49(9)：156－159.

[6] USTIN S L, ROBERTS D A, GAMON J A, et al. Using imaging spectroscopy to study ecosystem processes and properties[J]. BioScience, 2004, 54(6): 523－534.

[7] DARVISHZADEH R, SKIDMORE A, SCHLERF M, et al. Inversion of a radiative transfer model for estimating vegetation LAI and chlorophyll in a heterogeneous grassland[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(5): 2592－2604.

[8] SUN J, SHI S, YANG J, et al. Analyzing the performance of PROSPECT model inversion based on different spectral information for leaf biochemical properties retrieval[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 135: 74－83.

[9] 陆成，陈圣波，刘万崧. 叶片辐射传输模型 PROSPECT 理论研究[J]. 世界地质，2013，32(1)：177－188.
LU Cheng, CHEN Shengbo, LIU Wansong. Research of PROSPECT leaf optical property model[J]. Global Geology, 2013, 32(1): 177－188. (in Chinese)

[10] 窦世卿，张晨红，靖娟利，等. 融合高斯白噪声的 PROSPECT 模型的柑橘叶片叶绿素反演[J]. 无线电工程，2024，54(7)：1702－1711.
DOU Shiqing, ZHANG Chenhong, JING Juanli, et al. Chlorophyll inversion of citrus leaves in PROSPECT model with Gaussian white noise[J]. Radio Engineering, 2024, 54(7): 1702－1711. (in Chinese)

[11] YU F H, XIANG S, BAI J C, et al. PIOSL: an improved version of PROSPECT model for simulating leaf optical properties by considering leaf internal structural variations[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 211: 108030.

[12] QUI F, CHEN J M, HOLLY C. Retrieving leaf chlorophyll content by incorporating variable leaf surface reflectance in the PROSPECT model[J]. Remote Sensing, 2019, 11(13): 1572.

[13] HALLIWELL N A. Geometrical optics of inhomogeneous media[J]. Journal of Sound and Vibration, 1991, 149(3): 531－532.

[14] BOUSQUET L, LACHÉRADE S, JACQUEMOUD S, et al. Leaf BRDF measurements and model for specular and diffuse components differentiation[J]. Remote Sens. Environ., 2005, 98: 201－211.

[15] ARELLANO P, TANSEY K, BALZTER H, et al. Field spectroscopy and radiative transfer modelling to assess impacts of petroleum pollution on biophysical and biochemical parameters of the amazon rainforest[J]. Environ. Earth Sci., 2017, 76(5): 217.

[16] 吴笛，李君兴，董云哲，等. 植保无人机雾滴在水稻叶片表面结构附着规律[J]. 农机化研究，2020，42(1)：189－194.
WU Di, LI Junxing, DONG Yunzhe, et al. The adhesion rule of plant protection uav fog drops on rice leaf surface[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2020, 42(1): 189－194. (in Chinese)

[17] 张建桃，宋庆奎，文晟，等. 液滴荷电特性对水稻叶片表面接触角的影响[J]. 河南农业科学，2020，49(7)：174－180.
ZHANG Jiantao, SONG Qingkui, WEN Sheng, et al. Effect of droplet charge characteristics on surface contact angle of rice leaves[J]. Journal of Henan Agricultural Sciences, 2020, 49(7): 174－180. (in Chinese)

[18] 王雪，王文辉，李栋，等. 二向反射和方向半球反射光谱差异及其对小麦叶片叶绿素含量反演的影响[J]. 作物学报，2023，49(2)：485－496.
WANG Xue, WANG Wenhui, LI Dong, et al. Difference between bidirectional reflectance factor and directional-hemispherical reflectance factor spectra and its effect on the estimation of leaf chlorophyll content in wheat[J]. Acta Agronomica Sinica, 2023, 49(2): 485－496. (in Chinese)

(下转第 637 页)

[20] MÜLLER R, KORNBLITH S, HINTON G E. When does label smoothing help? [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2019, 32:1－10.
[21] ZHANG C B, JIANG P T, HOU Q, et al. Delving deep into label smoothing[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 5984－5996.
[22] LUKASIK M, BHOJANAPALLI S, MENON A, et al. Does label smoothing mitigate label noise? [C] // International Conference on Machine Learning. PMLR, 2020: 6448－6458.
[23] SELVARAJU R R, COGSWELL M, DAS A, et al. Grad－CAM: visual explanations from deep networks via gradient-based localization[J]. International Journal of Computer Vision, 2020, 128: 336－359.

EL－DenseNet：基于擦除模块和 DenseNet 的蘑菇识别

王耀君　赵韦婷　别宇辉　贾　璐
（中国农业大学信息与电气工程学院，北京 100083）

摘要： 目标遮挡是计算机视觉中的一个重要挑战，尤其是在农业应用中，作物遮挡会模糊关键特征，影响模型的识别性能。为了解决该问题，提出了一种基于 EL－DenseNet 模型的蘑菇识别方法。EL－DenseNet 是 DenseNet 的扩展，它包含一个擦除注意模块，用于增强对可见特征的敏感性。擦除模块有助于消除复杂的背景和不相关的信息，使蘑菇关键特征得以保留，并提高模型在杂乱环境中的识别精度。考虑到相似蘑菇物种识别的困难性，采用标签平滑正则化方法来减少由观察者引起的错误标签。该策略在训练过程中将硬标签转换为软标签，减少了模型对噪声标签的过度依赖，提高了模型的泛化能力。实验结果表明，结合迁移学习的 EL－DenseNet 算法对有遮挡复杂背景下的蘑菇识别率为 96.7%。与原有的 DenseNet 等经典模型相比，该方法具有更高的识别精度和鲁棒性，为智能蘑菇识别提供了一种很有前景的解决方案。

关键词： 多蘑菇识别；擦除模块；标签平滑；DenseNet

基金项目： 国家重点研发计划项目（2023YFD1701000）

（上接第 584 页）

[19] 叶志成，张莉莉，廖凯华，等. 基于 Morris 和 Sobol 法的茶园地上部生物量与氮磷流失模拟敏感性分析[J]. 水土保持研究，2024，31(2)：43－51，59.
YE Zhicheng, ZHANG Lili, LIAO Kaihua, et al. Sensitivity analysis of simulation of aboveground biomass and nitrogen and phosphorus losses in tea plantation based on Morris and Sobol methods[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2024, 31(2):43－51, 59. (in Chinese)
[20] 姜传礼，赵健赟，丁圆圆，等. SPA 算法与机器学习的黄河源土壤水分反演[J]. 光谱学与光谱分析，2023，43(6)：1961－1967.
JIANG Chuanli, ZHAO Jianyun, DING Yuanyuan, et al. Study on soil water retrieval technology of Yellow River source based on SPA algorithm and machine learning[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(6):1961－1967. (in Chinese)
[21] 宁京，邹滨，涂宇龙，等. 土壤 As 含量光谱指数反演方法评估[J]. 光谱学与光谱分析，2024，44(5)：1472－1481.
NING Jing, ZOU Bin, TU Yulong, et al. Evaluation of soil As concentration estimation method based on spectral indices[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(5):1472－1481. (in Chinese)
[22] 李婷婷，胡钧铭，韦彩会，等. 水稻叶片营养吸收机制及专用叶面肥发展趋势[J]. 江苏农业科学，2016，44(12)：12－16.