

曹正邓渊,文双雅,高志强. 甘蓝型油菜叶绿素荧光参数的高光谱预测[J]. 江苏农业科学,2023,51(18):185–190.
doi:10.15889/j.issn.1002–1302.2023.18.027

甘蓝型油菜叶绿素荧光参数的高光谱预测

曹正邓渊,文双雅,高志强

(湖南农业大学农学院,湖南长沙 410128)

摘要:叶绿素荧光参数 F_v/F_m 是作物逆境胁迫研究中的重要指标。尽管目前存在不少 F_v/F_m 监测方法,但是监测成本高且需要时间进行暗适应,亟待进一步改进。基于此,为探究一种可以快速无损低成本 F_v/F_m 监测方法,本试验采集薹期甘蓝型油菜的叶片光谱和对应的叶绿素荧光参数,使用 Savitzky–Golay 卷积平滑(SG)、标准正态变换(SNV)和多元散射校正(MSC)组成3种预处理方法对原始光谱进行预处理,通过竞争性自适应重加权算法(CARS)完成特征波段的筛选,进而基于筛选出的特征波段建立偏最小二乘回归方程(PLSR)、支持向量回归(SVR)和径向基神经网络(RBFNN)3种预测模型对 F_v/F_m 进行预测,采用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和相对预测误差(RPD)对模型进行精度评价。结果表明,使用 SG–SNV–RBFNN 方法构建的预测模型精度最高,其训练集 R^2 为 0.928 8, RMSE 为 0.008 8;测试集 R^2 为 0.907 2, RMSE 为 0.011 5, RPD 为 3.417 6。因此,在本研究涉及的方法中,利用 SG–SNV–RBFNN 建模方法预测叶绿素荧光参数 F_v/F_m 效果最好。

关键词:甘蓝型油菜; F_v/F_m ; 高光谱; 模型计算

中图分类号:S634.301 **文献标志码:**A **文章编号:**1002–1302(2023)18–0185–06

油菜是我国第一大植物油源,每年可提供约 520 万 t 优质食用油。冬油菜作为越年生植物,可以使耕地在冬季能更有效地利用起来,增加土地利用效率,使农民在农闲期也有收入。叶绿素荧光参数可反映植物光合作用机理和光合生理状况,是作物逆境胁迫研究中的重要指标,同时作为植物与环境

之间的纽带,对于研究植物光合作用与环境之间的关系具有重要意义^[1]。其中, F_v/F_m 表示为光系统 II (PS II) 中的最大光量子产量,对于研究作物生理变化和逆境胁迫具有重要意义^[2]。胡能兵等利用 F_v/F_m 在不同胁迫时间和 PEG 浓度下的变化差异进行耐高温胁迫育种研究^[3]; Poudyal 等为了实现在生长发育前期对番茄的耐热性进行监测,通过 F_v/F_m , 针对高温胁迫条件下的耐热性,对不同基因型番茄进行筛选^[4]; 王淦等用 F_v/F_m 监测了木薯在干旱胁迫下受到的影响,结果表明,品种的抗旱性越强, F_v/F_m 的下降速度越慢,并且会延后内源乙烯

收稿日期:2022–11–23

基金项目:国家重点研发计划(编号:2017YFD0301506)。

作者简介:曹正邓渊(1998—),男,四川宜宾人,硕士,主要从事作物信息研究。E-mail:1024950369@qq.com。

通信作者:高志强,博士,教授,主要从事作物信息研究。E-mail:100640117@qq.com。

model for early apple leaf pests and diseases classification [J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2023, 20(2): 1156–1169.

[14] Zhao S Y, Liu J Z, Wu S. Multiple disease detection method for greenhouse–cultivated strawberry based on multiscale feature fusion Faster R-CNN [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 199: 107176.

[15] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE, 2016: 770–778.

[16] Szegedy C, Vanhoucke V, Ioffe S, et al. Rethinking the inception architecture for computer vision[EB/OL]. (2015–12–11)[2022–11–01]. <https://arxiv.org/abs/1512.00567>.

[17] Zhang H, Zu K K, Lu J, et al. EPSANet: an efficient pyramid squeeze attention block on convolutional neural network[EB/OL]. (2021–07–22)[2022–11–01]. <https://arxiv.org/abs/2105.14447>.

[18] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 25(2): 84–90.

[19] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large–scale image recognition[EB/OL]. (2015–04–10)[2022–10–11]. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.

[20] Szegedy C, Liu W, Jia Y Q, et al. Going deeper with convolutions [C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Boston: IEEE, 2015: 1–9.

含量的上升时间^[5]。

在不同的研究中,使用叶绿素荧光仪对荧光参数进行测定时,根据不同标准,有 5、10、15、20、30 min 等^[6-10]。在目前 F_v/F_m 监测手段中, F_m 作为光系统 II (PS II) 反应中心完全关闭时的荧光产量,通常需要叶片经过 20 min 暗适应才可测得^[11],监测速度较慢,时间成本上升。同时,可监测叶绿素荧光参数的监测仪器造价高昂,很多科研人员难以承担。这 2 个方面的不足大大阻碍了叶绿素荧光参数 F_v/F_m 的研究。因此,如何在快速无损且低成本的前提下精确监测 F_v/F_m 是一个亟待解决的科学问题,具有重要的现实意义。

光谱技术由于具有无损、快速、精度高等优点,目前已被广泛应用于各类作物生理状态的监测中^[12-13]。例如,谭昌伟等通过分析高光谱植被指数与紧凑型玉米整个生育期的 F_v/F_m 相关关系,建立了相应的高光谱监测模型,结果表明, F_v/F_m 与所选的植被指数呈极显著正相关;其中,基于相关系数最高的结构敏感色素指数(SIPI)所建立的监测模型的决定系数(R^2)达到 0.812 6,均方根误差(RMSE)达到 0.082^[14]。Zhang 等用植被指数对不同盐度海滩的盐地碱蓬叶片叶绿素荧光参数的相关性进行了回归分析,结果表明,680 nm 和 935 nm 是叶绿素荧光最敏感的高光谱波段,其中,植被指数($(R_{680\text{ nm}} - R_{935\text{ nm}})/(R_{680\text{ nm}} + R_{935\text{ nm}})$ 和 $(R_{680\text{ nm}}/R_{935\text{ nm}})$ 具有较高的相关系数和较低的均方根误差,进而对 F_o 、 F_m 、 F_v/F_m 等多种叶绿素荧光参数进行了预测^[15]。由此可见,利用光谱反射来对 F_v/F_m 进行预测是可行的,但由于使用植被指数进行预测模型的构建时,其拟合公式固定而导致模型的精度不高,而通过机器学习进行预测模型的构建是提升模型精度的一个重要途径。

基于此,本试验采集甘蓝型油菜薹期叶片的光谱和叶绿素荧光参数 F_v/F_m ,分别使用 Savitzky - Golay 卷积平滑(SG)、标准正态变换(SNV)和多元散射校正(MSC)组成 3 种方法对原始光谱进行预处理,然后通过竞争性自适应重加权算法(CARS)挑选特征波段,进而建立并对比偏最小二乘回归(PLSR)、支持向量回归(SVR)和径向基神经网络(RBFNN)3 种预测模型的精度,甄选出精度最高的建模方法,从而为高光谱快速无损监测 F_v/F_m 提供技术支撑以及为实时监测油菜生理状况提供方法路线。

1 材料与方法

1.1 试验设置及供试材料

试验全程均在面积为 20 hm² 的湖南农业大学浏阳教学科研综合平台基地(28°30'N,113°84'E)进行,试验时间为 2021 年 9 月至 2022 年 5 月。供试材料为湘杂油 787,为湖南农业大学农学院油菜育种团队选育的甘蓝型中熟杂交油菜品种,是湖南省主推的种植品种。播种时间为 2021 年 9 月 29 日,收获时间为 2022 年 5 月 6 日。播种方式采用直播,播种时统一施用复合肥(氮磷钾有效营养配比为 18:12:10),主区因素 P 为播种量,设 3 个水平,分别为高密(P1:4.608 kg/hm²)、中密(P2:3.456 kg/hm²)和低保(P3:2.304 kg/hm²);裂区因素 B 为施肥量,设 3 个水平,依次为低肥(B1:300 kg/hm²)、中肥(B2:600 kg/hm²)和高肥(B3:900 kg/hm²)。一共设置 9 个处理,进行 4 次重复,共计 36 个小区,各小区的面积为 258 m² (86 m × 3 m),每小区施硼砂 16.5 kg/hm²。

1.2 数据采集

本研究在 2022 年 2 月 26 日对油菜叶片叶绿素荧光参数、叶片反射率数据进行采集。在样本小区中心位置各选取 3 株具有代表性的冬油菜植株,选取 1 张完全展开的绿色叶片,分别测量其光谱反射率和叶绿素荧光参数。用美国 ASD - FieldSpec 3 地物波谱仪完成叶片光谱反射率的采集,选用的光谱范围为 350 ~ 2 500 nm,光谱分辨率为 3nm @ 350 ~ 1 000 nm、10 nm @ 1 000 ~ 2 500 nm。首次使用需预热 15 min,测试每个样品前都进行白板定标。每个样品重复测量 5 次,将 5 次数据进行平均后得出的平均反射率作为该样品的实际光谱反射率。一共采集 540 条原始光谱数据,平均后得到 108 条实际光谱反射率。

叶绿素荧光参数的收集采用捷克 PSI - FluorPen - FP110 手持式叶绿素荧光仪。每张叶提前进行 20 min 暗适应,仪器夹在叶片上进行测量,要确保地物波谱仪和叶绿素荧光仪所测量的为同一叶片位置,且叶绿素荧光参数与叶片光谱反射率的获取时间间隔不超过 10 min;然后使用 FlourPen 导出所测得的初始荧光 F_o 和最大荧光产量 F_m 参数值,进而通过计算得到 108 条 F_v/F_m 。 F_v/F_m 的数学公式如下:

$$F_v/F_m = (F_m - F_o)/F_m \quad (1)$$

1.3 数据分析方法

由于高光谱数据存在严重的共线性和冗余干扰信息,因而需要在全波段的基础上进行光谱预处理和特征波段提取^[16-17]。本试验所有计算均通过 Matlab 2018a 编辑代码完成,绘图均使用 Origin 2021。使用 SG 平滑进行第 1 次预处理。SG 平滑是在移动平滑的基础上进行改进,其原理为:假设存在一个拟合点 x_k ,在 x_k 的左右两侧各自选取 m 个数据点,将选取的 $2m+1$ 个数据点进行多项式拟合,当数据点的实际值与拟合值差值的平方和最小时完成拟合,完成后将 x_k 进行平移,重复相同的计算,使整条曲线最终趋于平滑^[18-20]。然而在叶片光谱的采集过程中,由于所采集叶片上颗粒不同或者光的散射水平不同,导致所采集光谱信息中出现大量冗余甚至错误的信息,因此需要对原始光谱信息进行散射校正。MSC 通过计算得出的平均光谱作为“理想光谱”,通过一元线性回归,将原始光谱向着“理想光谱”平移、靠拢,从而提升光谱信息的准确性。而 SNV 则是对每条光谱曲线完成标准正态化,从而修正散射带来的误差。SNV 与 MSC 主要是算法上的差异,而二者共同的优势都是不会改变光谱曲线的趋势即样品对光谱的吸收信息,保存了原始信息的完整性。本研究分别使用 SG 平滑、SNV 和 MSC 进行光谱的预处理,使用竞争自适应重加权采样法(CARS)对波段中的特征波长进行提取,该算法是将蒙特卡洛采样与 PLSR 模型回归系数相结合的特征变量筛选方法。筛选特征波长后通过 Kennard-Stone(KS)算法划分训练集和测试集,通过 PLSR、SVR 和 RBFNN 3 种不同算法进行模型构建,采用 R^2 、 $RMSE$ 和相对分析误差(RPD)3 个参数对模型精度进行评估。 R^2 的取值范围为 0~1,数值越接近 1 且 $RMSE$ 越小,说明预测模型的精度越高。而 RPD 通过判断预测值与实测值之间的偏离情况,对模型的预测能力进行说明,若 $RPD \leq 1.5$,模型无法对样本进行预测;若 $1.5 < RPD < 2.0$,模型可对样本进行粗略的预测,预测结果可以接受^[21];若 $RPD \geq 2.0$,模型对样本的预测能力极好。 R^2 、 $RMSE$ 和 RPD ^[22] 的计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}) / (n - p - 1)}{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2 / (n - 1)}; \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y} - y_i)^2}{n}}; \quad (3)$$

$$RPD = \frac{s}{RMSE} \times \sqrt{\frac{n}{n-1}}. \quad (4)$$

式中: y_i 为实测值; \hat{y} 为预测值; s 为验证集标准差; n 为样本数; p 为自由度。

2 结果与分析

2.1 F_v/F_m 与原始光谱曲线分析

本试验的 108 条 F_v/F_m 数据经过整理后的结果如表 1 所示。以 0.05 为差值,将 F_v/F_m 分为 $0.65 \leq F_v/F_m < 0.7$ 、 $0.7 \leq F_v/F_m < 0.75$ 、 $0.75 \leq F_v/F_m < 0.80$ 、 $0.80 \leq F_v/F_m < 0.85$ 这 4 个区间,并挑选出每个区间所对应的原始光谱数据计算该区间平均光谱曲线,结果如图 1 所示。由图 1 可知,4 个区间的原始光谱曲线趋势基本一致,皆在 550 nm 附近出现反射峰,在 680 nm 附近出现吸收谷,但在 580~680 nm 附近,4 条曲线出现一定程度的差异,反映了 F_v/F_m 越高、光谱反射率越低的规律。这可能主要是叶绿素荧光光谱范围为 640~800 nm 的叶绿素荧光参数更为敏感^[23];同时,由于 F_v/F_m 与相同环境下光合速率存在正相关关系^[24], F_v/F_m 值高的样本,对光能的吸收率越大,对太阳辐射的反射越少,从而导致在叶绿素吸收波范围内原始光谱曲线反射率相比 F_v/F_m 值低的样本更低。

表 1 光系统 II 最大光化学产量 F_v/F_m

最小值	最大值	均值	标准差	变异系数 (%)
0.667	0.828	0.767	0.034	0.044

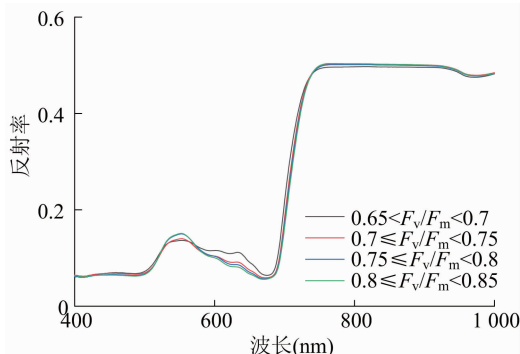


图 1 F_v/F_m 不同区间平均原始光谱

2.2 光谱预处理及基于 CARS 算法的特征波段筛选

本试验在 SG 平滑的基础上各使用 SNV 和 MSC 进行散射校正,即使用 SG、SG-SNV 和 SG-MSC 3 种预处理方法对获取的原始光谱数据进行预处理,3

种预处理方法中 SG 的多项式阶数均设置为 2, 平滑窗口大小设置为 11, 结果如图 2 所示。图 2 - c 和图 2 - d 相比图 2 - a 对光谱曲线的散射差异有明显优化, 同一波段下不同样本的反射率差异变小。由于 SG 仅完成对谱线的平滑, 因此相对于原始光谱无明显变化。

在完成对原始数据的平滑和散射校正后, 使用 CARS 对处理后的 3 组光谱进行特征波段的选取, CARS 中主成分数设置为 25, 交互验证次数为 5, 筛选波长数为 50。由图 3 可知, SG、SG - SNV、SG -

MSC 3 种预处理方法分别在 400 ~ 1 000 nm 范围内筛选出 10、24、20 个特征波段。图 3 - a 中, 10 个特征点均在可见光范围(400 ~ 780 nm)内, 且主要集中在 400 ~ 450 nm。图 3 - b 中, 特征点主要集中在 400 ~ 450 nm 和 550 ~ 650 nm, 在该范围内存在多个影响植物光合作用的叶绿素 a、叶绿素 b 和类胡萝卜素等光合色素的吸收峰^[25]。图 3 - c 中, 特征点主要集中在 400 ~ 500 nm 和 950 ~ 1 000 nm, 有 1 个特征点位于 747 nm 处, 而叶绿素荧光光谱在 690 nm 和 740 nm 附近存在 2 个波峰^[23]。

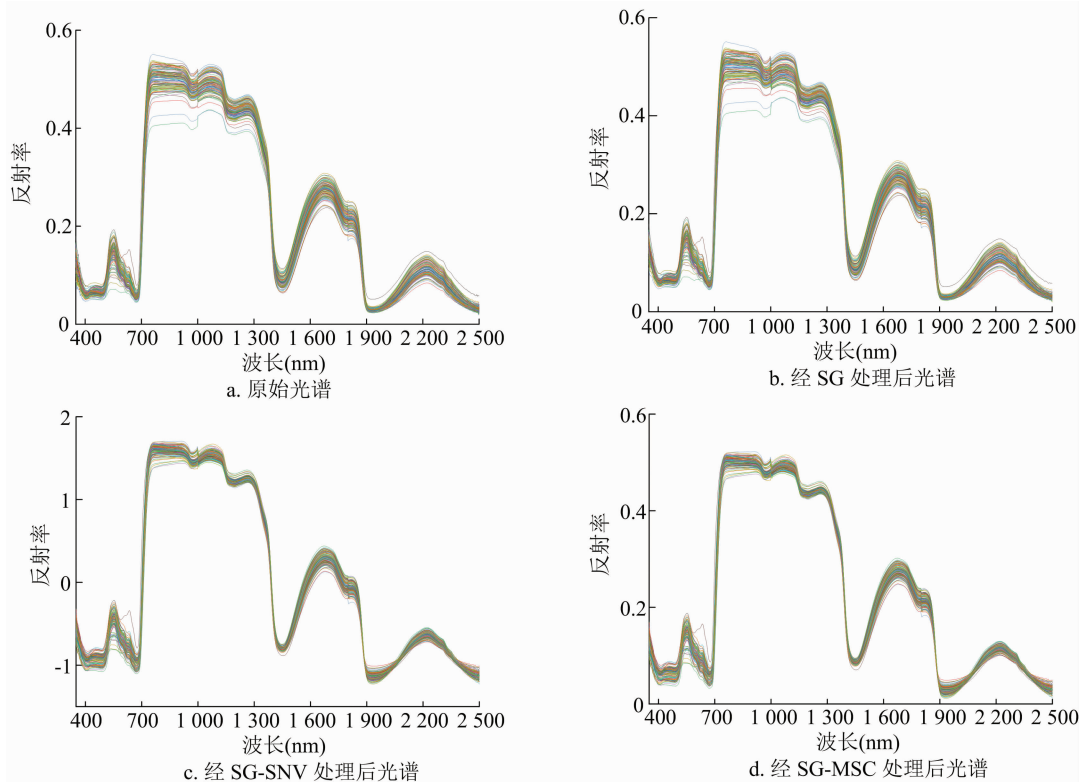


图2 原始光谱图像及 3 种预处理光谱图像

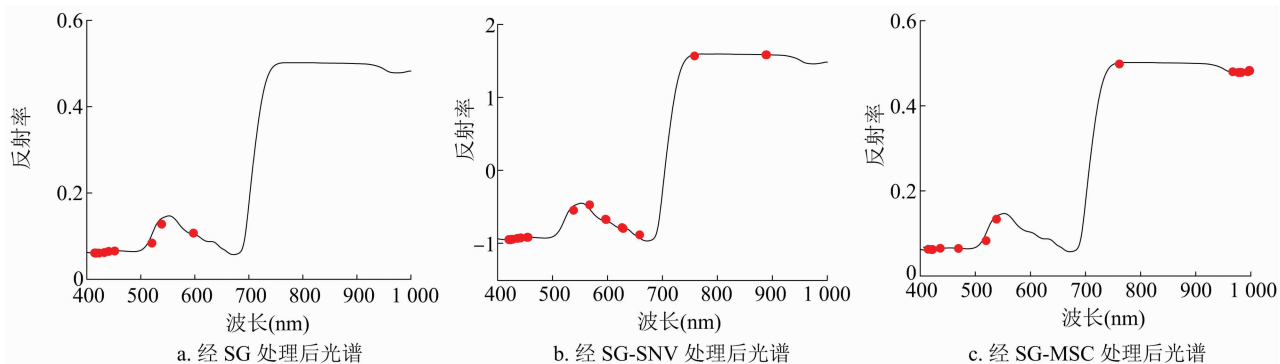


图3 3 种预处理方法基于 CARS 算法特征波长筛选结果

2.3 模型的构建与分析

将上述 3 种预处理方法通过 CARS 算法筛选出的 10、24、20 个特征点分别作为自变量 x 输入, 使用

PLSR、SVR 和 RBFNN 构建 F_v/F_m 预测模型, 结果如表 2 所示。

由表 2 可知, 在 3 种预处理方法下, SG - SNV

和 SG - MSC 相较于 SG, 模型精度有较大提升; 在 SG - SNV 和 SG - MSC 中, SVR 和 RBFNN 2 种基于机器学习构建的模型, 从精度上相比于 PLSR 也有较大提升, 这主要是因为机器学习的非线性拟合能力相对更强^[26]。其中, RBFNN 的建模精度略大于 SVR, 效果最优为 SG - SNV 中的 RBFNN, 训练集 R^2

为 0.928 8, $RMSE$ 为 0.008 8; 测试集 R^2 为 0.907 2, $RMSE$ 为 0.011 5, RPD 为 3.417 6, 模型对样本的预测能力极好。将该模型得出真实值与预测值进行拟合, 结果如图 4 所示。由此表明, 本试验所使用的预处理方法可以有效去除光谱数据中的噪声, 且利用 RBFNN 模型对 F_v/F_m 有较好的预测效果。

表 2 不同算法下的模型结果

预处理方法	预测模型	训练集		验证集		RPD
		R^2	$RMSE$	R^2	$RMSE$	
SG	PLSR	0.851 0	0.012 9	0.782 6	0.015 7	2.292 9
	SVR	0.927 7	0.009 0	0.812 4	0.014 6	2.468 2
	RBFNN	0.906 4	0.010 2	0.763 9	0.016 4	2.200 2
SG - SNV	PLSR	0.895 8	0.010 6	0.823 6	0.015 8	2.478 1
	SVR	0.914 3	0.009 6	0.871 7	0.013 5	2.906 3
	RBFNN	0.928 8	0.008 8	0.907 2	0.011 5	3.417 6
SG - MSC	PLSR	0.872 8	0.011 7	0.883 3	0.012 8	3.047 3
	SVR	0.922 9	0.009 1	0.850 0	0.014 6	2.687 0
	RBFNN	0.924 2	0.009 0	0.904 5	0.011 6	3.368 9

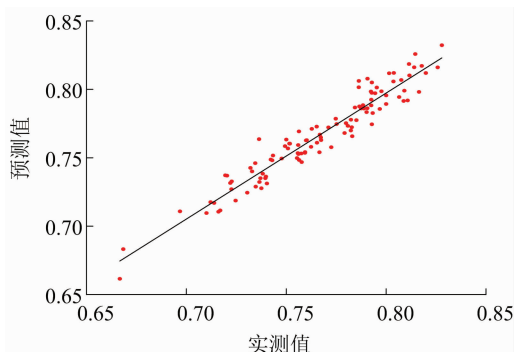


图4 基于 RBFNN 预测模型实测值与预测值拟合结果

3 讨论与结论

本研究结果表明, 基于机器学习所构建的模型相比 PLSR 模型有显著效果。在李斌等的研究中, 以 SNV - CARS - SPA - SVR 建立的 F_v/F_m 预测模型精度最高, 其测试集 R^2 为 0.911 7, $RMSE$ 为 0.010 8^[27], 也证明了机器学习能有效提高模型对 F_v/F_m 的预测能力。

RBFNN 作为机器学习算法中的一种, 是一种性能优良的前馈性神经网络, 具备优秀的自学能力, 对非线性问题有较强的映射能力, 在农业领域获得广泛应用。刘占宇等用主成分分析将一阶微分光谱压缩, 把得到的主分量光谱输入 RBFNN, 对病害严重度进行预测, 得出的 $RMSE$ 为 7.73%, 结果证

明可以对胡麻斑病导致的水稻病害程度进行快速准确的预测^[28]。冯旭萍等在鉴定 CRISPR/Cas9 诱导水稻突变体的研究中, 通过二阶导数对特征波长进行提取, 输入 RBFNN 模型, 其建模集和验证集的分别达到了 92.25% 和 89.5%, 表明使用高光谱成像技术结合化学计量学方法, 鉴别水稻 CRISPR/Cas9 突变体是可行的, 为快速准确地鉴定水稻育种中大量突变体提供了理论基础^[29]。

本研究基于高光谱技术, 仅对薹期甘蓝型油菜叶片 F_v/F_m 进行预测, 在后续的试验中应对油菜全生育期进行预测并对比, 筛选出用于 F_v/F_m 预测的最佳时期。张永江等报道玉米同一叶片中不同部位 F_m 、 F_v/F_m 的参数值有显著差异^[30]。因此, 甘蓝型油菜叶片不同位置 F_v/F_m 差异性, 应加入到未来的研究方向中。同时模型的普适性还需要进行验证, 需进一步完成对模型的优化, 探索可用于 F_v/F_m 预测的最佳模型, 为甘蓝型油菜实时监测提供更有力的技术。

本研究以甘蓝型油菜薹期植株作为材料, 采集叶片光谱与对应的叶片 F_v/F_m , 通过 SG、SG - SNV 和 SG - MSC 3 种方法完成对原始光谱的预处理, 结果表明, SG - SNV 和 SG - MSC 2 种方法对原始光谱曲线有明显优化。运用 CARS 算法完成特征波长的选取, 基于 3 种预处理方法, 分别筛选出 10、24、20

个特征点,进而将所筛选的特征波长作为自变量 x , 输入完成 PLSR、SVR 和 RBFNN 3 种预测模型的构建。本研究结果表明,在上述 3 种构建的模型中, SG-SNV-RBFNN 的精度最高,该方式下建立的预测模型训练集 R^2 为 0.928 8, $RMSE$ 为 0.008 8, 测试集 R^2 为 0.907 2, $RMSE$ 为 0.011 5, RPD 为 3.417 6。

参考文献:

- [1] Hikosaka K, Tsujimoto K. Linking remote sensing parameters to CO_2 assimilation rates at a leaf scale [J]. *Journal of Plant Research*, 2021, 134(4): 695–711.
- [2] 李 晓, 冯 伟, 曾晓春. 叶绿素荧光分析技术及应用进展[J]. *西北植物学报*, 2006, 26(10): 2186–2196.
- [3] 胡能兵, 隋益虎, 舒英杰, 等. 高温干旱胁迫对辣椒热害指标及叶绿素荧光参数 F_v/F_m 的影响[J]. *基因组学与应用生物学*, 2018, 37(12): 5421–5428.
- [4] Poudyal D, Rosenqvist E, Ottosen C O. Phenotyping from lab to field – tomato lines screened for heat stress using F_v/F_m maintain high fruit yield during thermal stress in the field[J]. *Functional Plant Biology*, 2018, 46(1): 44–55.
- [5] 王 淦, 刘恩世, 于晓玲, 等. 干旱胁迫下木薯叶片和离层内源乙烯含量变化[J]. *热带农业科学*, 2012, 32(4): 10–12, 16.
- [6] 谭会娟, 周海燕, 李新荣, 等. 珍稀濒危植物半日花光合作用日动态变化的初步研究[J]. *中国沙漠*, 2005, 25(2): 19–24.
- [7] Liu J Y, Qiu B S, Liu Z L, et al. Diurnal photosynthesis and photoinhibition of rice leaves with chlorophyll fluorescence[J]. *Acta Botanica Sinica*, 2004, 46(5): 552–559.
- [8] 梁红柱, 窦德泉, 冯玉龙. 热带雨林下砂仁叶片光合作用和叶绿素荧光参数在雾凉季和雨季的日变化[J]. *生态学报*, 2004, 24(7): 1421–1429.
- [9] 李晓东, 徐继忠, 史宝胜, 等. 外源多胺及其合成抑制剂对核桃叶片光合作用的影响[J]. *果树学报*, 2003, 20(1): 73–75.
- [10] 张其德, 蒋高明, 朱新广, 等. 12 个不同基因型冬小麦的光合能力[J]. *植物生态学报*, 2001, 25(5): 532–536.
- [11] 张守仁. 叶绿素荧光动力学参数的意义及讨论[J]. *植物学通报*, 1999, 34(4): 444–448.
- [12] Fu D D, Zhou J F, Scaboo A. Fast measurement of fatty acid in soybean using reflective hyperspectral imaging[C]. *St. Joseph, MI: American Society of Agricultural and Biological Engineers*, 2019: 1.
- [13] Sun J, Wang G, Zhang H, et al. Detection of fat content in peanut kernels based on chemometrics and hyperspectral imaging technology [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2020, 105(2): 103226.
- [14] 谭昌伟, 黄文江, 金秀良, 等. 利用高光谱植被指数监测紧凑型玉米叶绿素荧光参数 F_v/F_m [J]. *光谱学与光谱分析*, 2012, 32(5): 1287–1291.
- [15] Zhang H, Hu H, Zhang X B, et al. Detecting *Suaeda salsa* L. chlorophyll fluorescence response to salinity stress by using hyperspectral reflectance[J]. *Acta Physiologiae Plantarum*, 2012, 34(2): 581–588.
- [16] 周宏平, 胡逸磊, 姜洪磊, 等. 基于高光谱成像的油籽含油率检测方法[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(5): 308–315.
- [17] 孙 俊, 靳海涛, 芦 兵, 等. 基于高光谱图像及深度特征的大米蛋白质含量预测模型[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(15): 295–303.
- [18] Savitzky A, Golay M J E. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures [J]. *Analytical Chemistry*, 1964, 36(8): 1627–1639.
- [19] 贾小勇, 徐传胜, 白 欣. 最小二乘法的创立及其思想方法[J]. *西北大学学报(自然科学版)*, 2006, 36(3): 507–511.
- [20] 蔡天净, 唐 瀚. Savitzky-Golay 平滑滤波器的最小二乘拟合原理综述[J]. *数字通信*, 2011, 38(1): 63–68, 82.
- [21] Chang C W, Laird D A. Near-infrared reflectance spectroscopic analysis of soil C and N[J]. *Soil Science*, 2002, 167(2): 110–116.
- [22] 王玉娜, 李粉玲, 王伟东, 等. 基于连续投影算法和光谱变换的冬小麦生物量高光谱遥感估算[J]. *麦类作物学报*, 2020, 40(11): 1389–1398.
- [23] Ni Z Y, Lu Q F, Huo H Y, et al. Estimation of chlorophyll fluorescence at different scales: a review [J]. *Sensors*, 2019, 19(13): 3000.
- [24] 胡 瑾, 高 攀, 陈丹艳, 等. 融合暗荧光参数的茄子叶片光合速率预测模型构建[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(4): 328–336.
- [25] Farquhar G D, von Caemmerer S, Berry J A. A biochemical model of photosynthetic CO_2 assimilation in leaves of C_3 species[J]. *Planta*, 1980, 149(1): 78–90.
- [26] 王 东, 沈楷程, 范叶满, 等. 基于高光谱图像的叶绿素荧光 F_v/F_m 图像预测方法[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(4): 192–198.
- [27] 李 斌, 高 攀, 冯 盼, 等. 基于可见-近红外光谱的茄子叶绿素荧光参数 F_v/F_m 预测方法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2020, 40(9): 2834–2839.
- [28] 刘占宇, 黄敬峰, 陶荣祥, 等. 基于主成分分析和径向基网络的水稻胡麻斑病严重度估测[J]. *光谱学与光谱分析*, 2008, 28(9): 2156–2160.
- [29] 冯旭萍, 彭城, 张 初, 等. 一种快速有效鉴定 CRISPR/Cas9 诱导水稻突变体的方法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2018, 38(2): 570–574.
- [30] 张永江, 李少昆, 胡昌浩, 等. 玉米不同基因型叶片 PS II 光能转换效率的比较研究[J]. *中国农业科学*, 2002, 35(6): 621–625.