

宋子怡, 常庆瑞, 郑智康, 等. 基于高光谱和连续投影算法的猕猴桃叶片氮平衡指数的估测[J]. 江苏农业学报, 2024, 40(7): 1260-1267.

doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2024.07.012

基于高光谱和连续投影算法的猕猴桃叶片氮平衡指数的估测

宋子怡, 常庆瑞, 郑智康, 唐国强, 孟怡凡

(西北农林科技大学资源环境学院, 陕西 杨凌 712100)

摘要: 通过研究猕猴桃叶片氮平衡指数(Nitrogen balance index, NBI)与高光谱反射率之间的关系, 建立合适的遥感估算模型, 以期为指导陕西咸阳地区猕猴桃生长监测及田间精准施氮奠定理论基础。以陕西省咸阳市杨凌区的徐香猕猴桃为主要研究对象, 测定其高光谱反射率、叶片氮平衡指数, 通过一阶导数、二阶导数、连续统去除和标准正态分布光谱变换, 分析包含原始光谱在内的 5 种不同光谱与叶片氮平衡指数之间的关系; 进一步通过连续投影算法, 剔除冗余信息, 筛选出特征波长, 并基于不同光谱的特征波长, 使用单因素回归模型、随机森林回归(Random forest regression, RF)模型、支持向量机回归(Support vector regression, SVR)模型和偏最小二乘回归(Partial least square regression, PLSR)模型进行建模, 比较模型精度。结果表明, 当 NBI 值不同时, 猕猴桃叶片相关指标的变化趋势类似: 可见光波段的反射率随 NBI 值的增加呈现下降的趋势, 而近红外波段反射率的变化趋势则与之相反, 表现出随 NBI 值的增加而上升的趋势; 部分光谱变换可以增加通过 0.01 水平显著性检验的波段数, 提升与 NBI 值的相关性, 其中连续统去除光谱的敏感波段数增加得最多, 增加了 190 个, 一阶导数光谱相关系数的绝对值最大值为 0.77; 连续投影算法可最大限度地减少数据的冗余, 最高降维比达 99%, 在大幅提高计算效率的同时提高了模型的精度; 与单因素回归模型相比, 多因素机器学习模型对猕猴桃氮平衡指数的估算能力较高, 其中 SNV-SVR 的表现最好, 决定系数(R^2)为 0.82, 相对百分比差异(RPD)为 2.34。在今后对猕猴桃氮平衡指数的估测中, 可优先考虑本研究模型。

关键词: 猕猴桃; 叶片氮平衡指数; 高光谱; 光谱变换; 连续投影算法; 支持向量机回归

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2024)07-1260-08

Estimation of kiwifruit leaf nitrogen balance index based on hyperspectral and successive projections algorithm

SONG Ziyi, CHANG Qingrui, ZHENG Zhikang, TANG Guoqiang, MENG Yifan

(College of Natural Resources and Environment, Northwest A&F University, Yangling 712100, China)

Abstract: By investigating the relationship between kiwifruit leaf nitrogen balance index (NBI) and hyperspectral reflectance, this study established a suitable remote sensing estimation model to provide a theoretical foundation for guiding precise nitrogen management and growth monitoring of kiwifruit in the Xianyang region. Taking Xuxiang kiwifruit in Yangling of Xianyang City, Shaanxi province as the main research object, the hyperspectral reflectance and leaf nitrogen balance index were measured. Through the first derivative,

second derivative, continuum removal and standard normal distribution spectral transformation, the relationship between five different spectra including the original spectrum and leaf nitrogen balance index was analyzed. Further-

收稿日期: 2023-08-31

基金项目: 国家高技术研究发展计划资助项目(2013AA102401)

作者简介: 宋子怡(2000-), 女, 陕西榆林人, 硕士, 主要从事土地资源与空间信息技术研究。(E-mail) 2364708195@qq.com

通讯作者: 常庆瑞, (E-mail) changqr@nwsuaf.edu.cn

more, through the successive projections algorithm, the redundant information was eliminated and the characteristic wavelengths were screened out. Based on the characteristic wavelengths of different spectra, single factor regression model, random forest regression (RF) model, support vector regression (SVR) model and partial least square regression (PLSR) model were used for modeling, and the model accuracy was compared. The results showed that when the NBI value was different, the change trend of the related indices of kiwifruit leaves was similar. The reflectivity of the visible light band showed a downward trend with the increase of the NBI value, while the change trend of the reflectivity of the near-infrared band was opposite, showing an upward trend with the increase of the NBI value. Partial spectral transformation increased the number of bands passing the 0.01 level significance test and improved the correlation with NBI values. The number of sensitive bands of continuum removal spectra increased by 190, and the maximum absolute value of the first derivative spectral correlation coefficient was 0.77. The successive projections algorithm could minimize the redundancy of data, and the highest dimensionality reduction ratio was as high as 99%. It greatly improved the computational efficiency and the accuracy of the model. Compared with the single-factor regression model, the multi-factor machine learning model had a higher ability to estimate the kiwifruit nitrogen balance index. SNV-SVR performed best, with a coefficient of determination (R^2) of 0.82 and a relative percentage difference (RPD) of 2.34. In the future estimation of kiwifruit nitrogen balance index, the model constructed in this study can be given priority.

Key words: kiwifruit; leaf nitrogen balance index; hyperspectral; spectral transformation; successive projections algorithm; support vector regression

作物的氮平衡指数(NBI)是重要的生理生化参数,该参数对作物长势估测具有重要意义^[1]。作为以往研究中常用的氮含量测定方法,凯氏定氮法^[2]和纳氏试剂法^[3]常对样本造成不可逆的伤害,并且检测速度极慢,而用多酚测量仪测定 NBI 值,不仅大大减少了传统方法在响应上的延滞性,而且能快速掌握现阶段作物中的氮素是否处于过饱和或缺乏的状态^[4]。

近年来,高光谱遥感技术迅猛发展,在很大程度上解决了氮素测量低效的问题。目前,基于作物高光谱遥感技术的无损、迅速、大面积氮素测定方法已经在多种作物中得以运用。国内外大量研究发现,光谱反射率与作物叶片的氮含量之间有显著关联,例如 Martins 等^[5]发现,红光波段与绿光波段的反射特性与甘蔗叶片的氮含量显著相关;张文旭等^[6]通过对原始光谱进行 5 种预处理和波段特征提取,为估测棉花叶片的氮素含量提供了较为精确的模型;邹德秋等^[7]通过筛选不同光谱指数,构建了胡杨叶片氮含量的估测模型,为胡杨的健康监测提供了参考依据;李长春等^[4]基于无人机高清数码影像、高光谱遥感数据分析了大豆 NBI 值与各类型光谱指标间的相关性,并采用经验模型构建了 NBI 值的反演模型;Fan 等^[8]以不同光谱变换条件下与 NBI 值高度相关的波段、植被指数为特征,构建了与 ML 算法结合的冬小麦 NBI 值的估算模型;郭松等^[9]应用

特征波段、植被指数构建了不同类型玉米的氮平衡指数高光谱反演模型;Jiang 等^[10]基于叶片高光谱成像数据,使用连续投影算法提取了与红树林害虫和疾病信息相关的敏感光谱、纹理特征,表明通过连续投影算法(SPA)可提高参数估算的准确性。

截至目前,借助高光谱估算 NBI 值反映作物氮营养状况的研究较少,大多数研究估算作物叶片的氮含量,且研究对象集中在水稻、小麦、玉米等作物上,对猕猴桃的研究相对较少。本研究拟以陕西省咸阳市杨凌区的猕猴桃为研究对象,对原始光谱进行 5 种不同类型的变换,分别分析不同光谱与猕猴桃氮平衡指数之间的相关性,进而基于连续投影算法,筛选出不同光谱对应的特征波段,再分别使用多种算法构建单因素、多因素模型进行分析比较,从而研究猕猴桃叶片氮平衡指数的最佳估算模型,为咸阳市杨陵区猕猴桃的长势监测和精准施氮提供理论依据和技术支持,也为其他地区、其他品种猕猴桃氮平衡指数的高光谱估测提供一定参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况与试验设计

研究区位于陕西省咸阳市杨陵区五泉镇蒋家寨村(108°01'20"E,34°18'11"N),地势略呈西高东低、北高南低的特点,海拔为516.4~540.1 m,相对高度差为 24 m,坡降(高程随沟道下降的趋势)为 5‰,

该地属于东亚暖温带半湿润半干旱气候区,适宜种植猕猴桃。该地区猕猴桃试验田中种植的猕猴桃品种为徐香,共计种植 16 行,采用间行采摘的方式,每行选择 5 个点,每个点选取健康无病虫害的新老叶片各 5 张,共采摘 80 个样点的 400 张叶片。本研究于猕猴桃膨果期(2022 年 6 月 27 日)开展,为最大限度保证所采摘叶片的原有特性,将采摘的叶片放置在含有冰袋的密闭保温箱中带回实验室后,进行高光谱数据及氮平衡指数的测定。

1.2 数据的获取与处理

1.2.1 猕猴桃氮平衡指数的测定 猕猴桃 NBI 值的测定采用植物多酚-叶绿素测量仪(Dualex Scientific+)进行,该仪器具有非破坏性、实时性的特点,可以快速准确地测定植物叶片的叶绿素含量(Chl)、叶片表层类黄酮含量(Flav),并通过叶绿素含量和类黄酮含量的比值评测植物中氮的状态,即氮平衡指数($NBI = Chl/Flav$)^[10]。将每张叶片分成左、右 2 个部分,从叶尖到叶端,避开叶脉,分 3 段进行测定,共测定 3 次,取测定值的平均值作为该叶片的氮平衡指数。

1.2.2 叶片高光谱数据的测定 猕猴桃叶片的高光谱数据采用美国 Spectrum Vista 公司的 SVC HR-1024i 进行测定,该仪器为非成像全光谱地物波谱仪,光谱探测范围为 350~2 500 nm。测量前多次进行白板校正,为保证数据可靠,在测量过程中每隔 30 min 校正 1 次白板。用纸巾将叶片擦拭干净后,将每张叶片分成左、右 2 个部分,从叶尖到叶端,避开叶脉,分 3 段在各区域分别测量 2 次,每张叶片可测量获得 12 条光谱曲线。

1.2.3 高光谱数据的处理 用 SVC HR-1024i 自带软件对所得原始光谱数据进行间隔为 1 nm 的重采样,由于健康植被对光谱的响应主要集中在可见光、近红外光波段,因此将重采样区间设定为 400~1 000 nm^[11]。取每张叶片重采样后所得 12 条光谱曲线的平均反射率作为该叶片的原始光谱值(PS 值)。对原始光谱进行变换,分别得到一阶导数光谱(FDS)^[12]、二阶导数光谱(SDS)^[13]、标准正态分布(SNV)光谱^[14]及连续统去除(CRS)光谱^[15]。数据处理在 Excel 2021、R-4.2.1 和 MATLAB R2019b 中进行。

1.2.4 连续投影算法(SPA) 连续投影算法是一种前向迭代搜索的方法,该方法使用向量的投影分析,

从 1 个波长开始,将该波长投影到其他波长上。通过比较投影向量的大小,获得最大投影向量的波长,最后在矫正模型的基础上获得入选的特征波长^[16-17]。该算法可以最大限度地消除共线性信息、减少数据冗余,从而大幅度提高计算效率,增加模型的精度^[18]。

1.2.5 研究思路 本研究以高光谱数据为基础,进行 4 种不同的光谱变换,并分析各类型光谱数据与猕猴桃叶片 NBI 值间相关性。相关性用皮尔逊相关系数来度量,其值是 2 个变量之间协方差和标准差的商,范围为-1~1,皮尔逊相关系数的绝对值越大,表明相关性越高,计算方法如式(1)所示^[19]:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

式中: R 为皮尔逊相关系数; x_i 和 y_i 为 2 个样本值; \bar{x} 和 \bar{y} 为 2 个样本的均值; n 为样本数。

分别对包括原始高光谱数据在内的共 5 种光谱通过 SPA 进行波段选择,筛选出不同光谱的特征波段,并以各个光谱的特征波段作为建模参数,建立猕猴桃膨果期叶片 NBI 值的单因素、多因素估算模型,分析对比各模型的精度,以期得到猕猴桃的最优氮平衡指数估算模型,研究思路如图 1 所示。

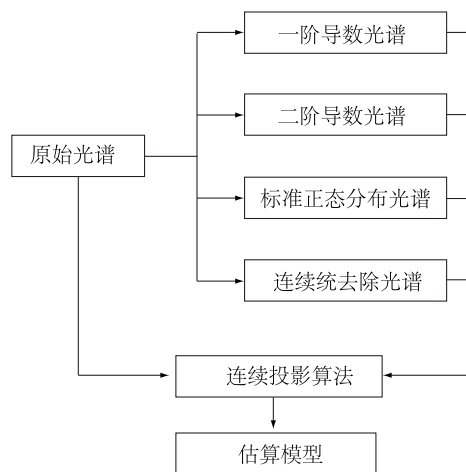


图1 研究的整体思路

Fig.1 Research idea

1.3 模型的构建和精度的检验

分别在原始光谱、一阶导数光谱、二阶导数光谱、标准正态分布光谱及连续统去除光谱这 5 种光谱的基础上,使用连续投影算法选取相应光谱

的特征波长。考虑到建模精度及数据处理的有效性,本研究将 SPA 入选的特征波段数控制在 5~20 个。在获得特征波长的基础上,分别用上述 5 种光谱构建猕猴桃叶片 NBI 值的随机森林回归 (RF) 模型、支持向量机回归 (SVR) 模型和偏最小二乘回归 (PLSR) 模型,模型均在 MATLAB R2019b 中建立。在建模时按照 3:1 的比例进行抽样,建模样本共 60 个,验证样本共 20 个。采用决定系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE) 和相对百分比差异 (RPD) 来评价模型的精度,当 R^2 越接近 1、RMSE 越小时,表明模型的拟合度越高;当 RPD<1.4 时,表明模型的拟合度较差,不能对样本进行估测;当 RPD=1.4~2.0 时,表明模型的拟合度一般,可以对样本进行粗略估测;当 RPD>2.0 时,表明模型的拟合度较好,可以对样本数据进行有效估测。 R^2 、RMSE、RPD 的计算公式如下:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=0}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=0}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2)$$

表 1 猕猴桃叶片氮平衡指数值的统计特征

Table 1 Statistical characteristics of nitrogen balance index of kiwifruit leaves

样本	样本数(个)	最小 NBI 值	最大 NBI 值	平均 NBI 值	标准差	变异系数(%)
建模集	60	6.99	55.14	26.48	10.93	41.28
验证集	20	6.74	50.59	29.10	12.42	42.68
所有样本	80	6.74	55.14	27.13	11.31	41.69

NBI: 氮平衡指数。

将猕猴桃叶片的 NBI 值由小到大排列,并将每 20 个 NBI 值划分为 1 组,共 4 组,各组的 NBI 均值分别为 14.70、22.01、28.21 和 43.45。分别取各组中最接近该组 NBI 均值的真实值 (14.52、22.03、28.05、43.59) 来绘制高光谱特征图。如图 2 所示,在不同 NBI 值条件下,猕猴桃叶片原始光谱反射率曲线的变化趋势类似,在可见光波段 (400~780 nm) 的反射率均较低,可能由于猕猴桃叶片中的叶绿素具有强烈吸收蓝光、红光及反射绿光的特性;分别在波长 550 nm、670 nm 处形成 1 个反射峰、1 个吸收谷。在 781~1 000 nm 的近红外波段,受猕猴桃叶片内部结构影响,导致形成多次反射、散射,从而形成 1 个反射率不低于 0.5 的高反射率平台;随着 NBI 值的增加,猕猴桃叶片在可见光波段的原始光谱反射率呈现下降趋势,而近红外波段的反射率则与之相反,呈上升趋势。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (3)$$

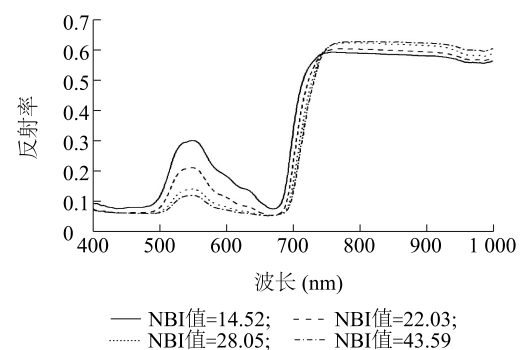
$$RPD = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{(n-1)}}}{RMSE} \quad (4)$$

式中, R^2 为决定系数;RMSE 为均方根误差;RPD 为相对百分比差异; n 为观测值的数量; y_i 为第 i 个实际观测值; \hat{y}_i 为第 i 个预测值; \bar{y} 为平均值; x_i 为第 i 个样本值; \bar{x} 为所有样本值的平均值。

2 结果与分析

2.1 猕猴桃叶片 NBI 值与高光谱特征数据的分析

随机选取 25% 的样本作为验证集,75% 的样本作为建模集,分别统计并分析建模集、验证集叶片的 NBI 值特征。由表 1 可知,3 组样本 NBI 值的变化范围较一致,且变异系数差异不大,说明建模集、验证集的划分合理,适合用于建模。



NBI 值: 氮平衡指数值。

图 2 不同氮平衡指数值条件下的猕猴桃叶片原始光谱反射率

Fig.2 Primary spectral reflectance of kiwifruit leaves with varied nitrogen balance index values

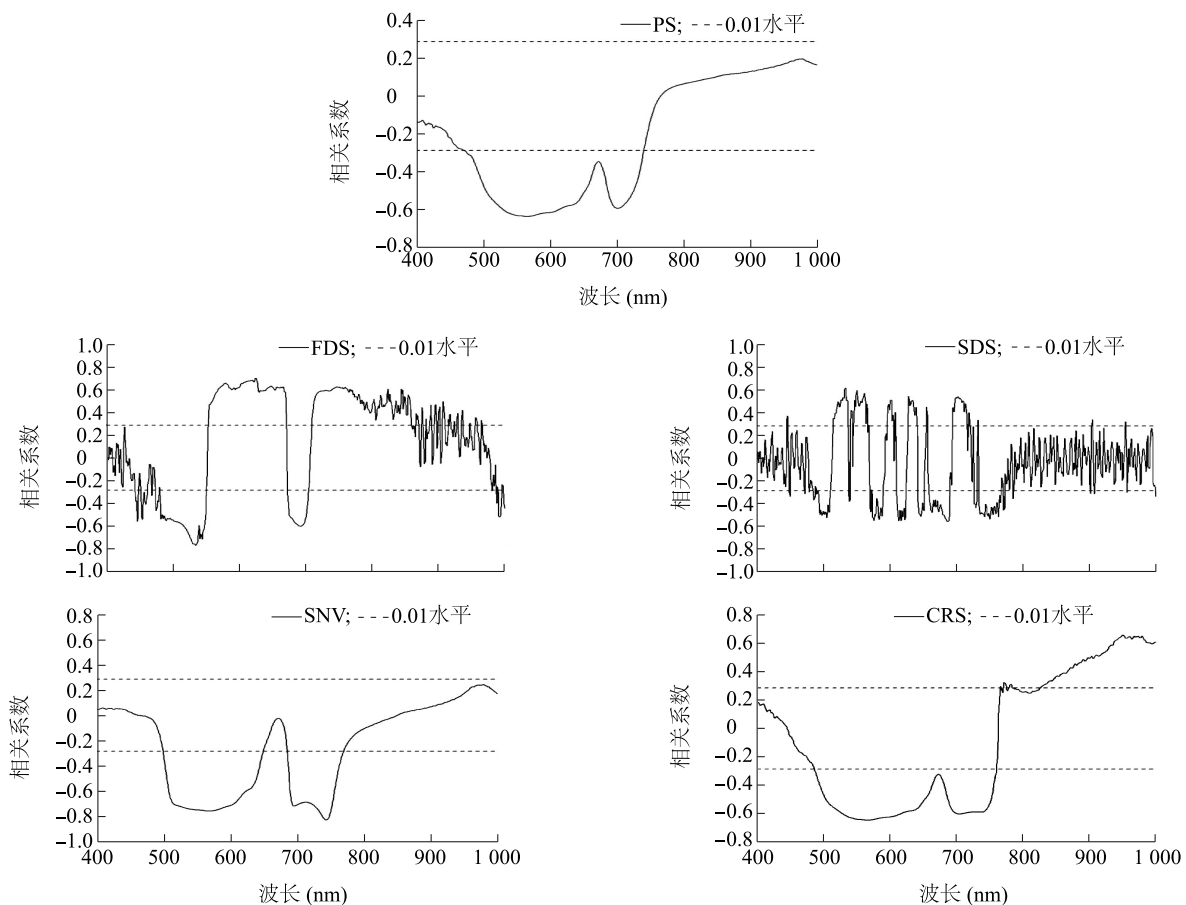
2.2 各类型光谱数据与猕猴桃叶片 NBI 值间的相关性分析

如图 3 所示,猕猴桃叶片的 NBI 值与各类型

光谱反射率间的相关性均通过了 0.01 水平的检验。在原始光谱结果中,共有 269 个波段通过了 0.01 水平的相关性检验,在 566 nm 处猕猴桃叶片的 NBI 值与光谱反射率间的相关系数为-0.63,绝对值最高。在一阶导数光谱结果中,共有 441 个波段通过了 0.01 水平的相关性检验,在 534 nm 处猕猴桃叶片的 NBI 值与光谱反射率间的相关系数为-0.77,绝对值最高。在二阶导数光谱结果中,共有 255 个波段通过了 0.01 水平的相关性检验,在 534 nm 处猕猴桃叶片的 NBI 值与光谱反射率间的相关系数为 0.62,绝对值最高。在标准正态分布光谱结果中,共有 234 个波段通过了 0.01 水平的相关性检验,虽然通过 0.01 水平相关性检验的波段较原始波段有所减少,但猕猴桃叶片 NBI 值与光谱反射率间的相关系数最低为-0.83,绝对值在所有光谱中最高,对应波段为 744 nm。在连

续去除光谱结果中,共有 459 个波段通过了 0.01 水平的相关性检验,在 951 nm 处猕猴桃叶片的 NBI 值与光谱反射率间的相关系数最高,为 0.66。

对比所有光谱结果发现,经过变换后,相较于原始光谱结果,一阶导数光谱结果、连续统去除光谱结果中通过 0.01 水平相关性检验的波段数有所增加,且最大相关系数的绝对值也有所提升,其中一阶导数光谱与 NBI 值间相关系数的提升幅度较大,而连续统去除光谱与 NBI 值间的相关系数通过 0.01 水平相关性检验的敏感波段数增加得更多。相较于原始光谱,二阶导数光谱与标准正态分布光谱通过 0.01 水平相关性检验的波段数均有一定程度的减少,且二阶导数光谱与 NBI 值间相关系数绝对值的最大值较原始光谱降低了 0.01。



PS:原始光谱;FDS:一阶导数光谱;SDS:二阶导数光谱;SNV:标准正态分布光谱;CRS:连续统去除光谱。

图3 不同类型光谱反射率与叶片氮平衡指数间的相关性

Fig.3 Correlation between different types of spectral reflectance and leaf nitrogen balance index

2.3 猕猴桃叶片 NBI 值单因素模型的构建及精度评价

分别以原始光谱数据及 4 种变换后的光谱数据中与猕猴桃 NBI 值相关系数绝对值最高的波段的反射率为自变量、以猕猴桃叶片氮平衡指数为因变量,构建猕猴桃叶片含水率的指数、线性、对数、乘幂和多项式模型,筛选最佳模型。

由表 2 可知,一阶导数及标准正态分布光谱均以指数模型的表现较优。在建模集中,基于标准正态分布的光谱 R^2 最高,为 0.68,略高于一阶导数光

谱,比原始光谱高 0.26,且标准正态分布的光谱的 RMSE 在所有模型中最低,RPD 值最高(1.76),没有超过 2.00。在验证集中, R^2 与建模集呈现不一样的结果,最高的为一阶导数光谱, R^2 为 0.80,而标准正态分布光谱的 R^2 为 0.70,一阶导数光谱的 R^2 比原始光谱高 0.29;结合 RMSE、RPD 来看,一阶导数光谱的 RMSE 最小,RPD 最大,超过了 2.00。综合建模集、验证集结果来看,以一阶导数光谱为自变量构建的指数模型为最优模型,在应用单因素模型估算猕猴桃叶片氮平衡指数时可优先考虑该模型。

表 2 不同类型光谱单因素最优模型

Table 2 Best single-factor models of different types of spectra

模型	表达式	建模集精度			验证集精度		
		R^2	RMSE	RPD	R^2	RMSE	RPD
PS	$NBI = 3.9313x^{-0.977}$	0.42	9.24	1.31	0.51	7.68	1.34
FDS	$NBI = 69.52e^{-872.200x}$	0.59	7.85	1.54	0.80	4.67	2.20
SDS	$NBI = 79.299e^{5.452.500x}$	0.46	9.01	1.34	0.61	6.68	1.54
SNV	$NBI = 110.461e^{-5.823x}$	0.68	6.86	1.76	0.70	7.96	1.29
CRS	$NBI = 103.279x^2 - 199.287x + 96.151$	0.57	7.95	1.52	0.28	9.82	1.05

PS:原始光谱;FDS:一阶导数光谱;SDS:二阶导数光谱;SNV:标准正态分布光谱;CRS:连续统去除光谱;NBI:氮平衡指数; x :相关性最高波段的光谱反射率; R^2 :决定系数;RMSE:均方根误差;RPD:相对百分比差异。

2.4 猕猴桃叶片 NBI 值多因素模型构建及精度评价

通过连续投影算法,对上述 5 种光谱进行特征波段的筛选,为了保证数据的可靠性,将 SPA 中入选的特征波段数控制在 5~20 个,最高降维比达 99%。对每种光谱进行 SPA 筛选后,分别用随机森林回归模型、支持向量机回归模型和偏最小二乘回归模型对其进行建模,通过对比各个方法下不同光谱的验证集精度来判断数据处理方法是否精确有效。在 5 种光谱的不同建模处理下,NBI 的预测精度如表 3 所示。对于经过一阶导数、二阶导数变换的光谱,用 RF 建模后,RPD 均小于 1.40,证明该模型对 NBI 值的预测能力较差;用 SVR 建模后,一阶导数光谱的 RPD 达到 1.53,二阶导数光谱经 PLSR 建模后的 RPD 达到 1.59。SNV、CRS 2 种光谱经过 PLSR 建模后,RPD 均大于 1.80,说明 PLS 模型具有相对较好的预测能力。SNV、CRS 2 种光谱经过 RF、SVR 建模后,RPD 均大于 2.00,说明模型具有较好的预测能力。其中,经过 SVR 建模后的 SNV 光谱的精度最高,RPD 为 2.34;CRS 光谱经过 SVR

建模后的 RPD 次之,达到了 2.19。除了 SDS 光谱经 PLSR 建模所得 RPD,各种光谱经过 SVR 建模后的 RPD 均大于 RF、PLSR 的建模结果。

3 讨论

氮素对植物根系、枝叶的生长有明显影响,而植物叶片的 NBI 值可在一定程度上反映植物中的氮营养状况。本研究用植物多酚-叶绿素测量仪对猕猴桃叶片的氮平衡指数进行了快速且无损害测定。结果表明,随着 NBI 值的升高,猕猴桃叶片的光谱反射率在可见光波段呈现下降趋势,而在近红外波段的趋势则与之相反,即随着 NBI 值的升高,叶片光谱反射率呈上升趋势。通过光谱变换可提高光谱反射率与反演参数之间的相关性^[20],本研究结果显示,经过一阶导数变换后,通过 0.01 水平相关性检验的波段数得到大幅增加,且相关系数绝对值的最大值也有了大幅提升,这与前人的研究结果^[21-23]一致。在本研究中,标准正态分布(SNV)光谱的相关系数绝对值的最大值最大,为 0.83。王勇等^[24]的研究也发现,标准正态分布光谱在反演建模中有较好的表现。

表 3 基于连续投影算法 (SPA) 的不同模型下猕猴桃叶片氮平衡指数值的预测精度

Table 3 Prediction accuracy of kiwi leaf nitrogen balance index value under different models based on successive projections algorithm (SPA)

模型	指标	PS	FDS	SDS	SNV	CRS
RF	波段数	6.00	13.00	5.00	15.00	5.00
	RMSE	6.53	4.18	4.16	5.38	5.77
	R^2	0.67	0.44	0.50	0.84	0.80
	RPD	1.49	1.30	1.38	2.17	2.10
SVR	波段数	6.00	13.00	5.00	15.00	5.00
	RMSE	6.38	4.94	4.21	4.30	4.17
	R^2	0.79	0.62	0.51	0.82	0.81
	RPD	1.92	1.53	1.43	2.34	2.19
PLSR	波段数	6.00	13.00	5.00	15.00	5.00
	RMSE	5.43	4.94	2.98	5.57	5.22
	R^2	0.63	0.58	0.61	0.70	0.75
	RPD	1.58	1.39	1.59	1.81	1.83

PS、FDS、SDS、SNV、CRS、RMSE、 R^2 、RPD 见表 2 注。RF:随机森林;SVR:支持向量机;PLSR:偏最小二乘回归。

猕猴桃膨果期是猕猴桃需肥、施肥的关键时期,该时期猕猴桃对氮的需求量有所提升^[25]。本研究使用多种模型对猕猴桃叶片的 NBI 值进行了估算,以期为猕猴桃科学施氮提供参考。本研究发现,多因素模型比单因素模型有明显的优势,这与前人的研究结果^[26]一致,其中以一阶导数光谱为自变量构建的指数模型为最优模型,在应用单因素模型估算猕猴桃叶片氮平衡指数时可优先考虑该模型。但单因素包含的信息简单,且单一波段容易受到背景因素的干扰,而通过对光谱进行 SPA 选择、减少数据冗余、筛选表达量最大的光谱后使用多波段建模,可以降低背景噪声的影响,进而提高对植物生理生化参数的监测效果。RF 模型可通过平均决策树降低过拟合的风险,但是当数据本身存在噪声时,该方法容易出现过拟合的现象。PLSR 模型在数据量多、变量之间存在多重相关性时有较好表现,但在解决非线性问题时表现出的能力较弱。在非线性和可分问题中,支持向量机回归算法利用内积核函数,将非线性向量映射到 1 个高维空间中,并在该空间中寻找、划分出 1 个最优超平面,从其原理来看,支持向量机回归算法没有使用传统算法中由归纳到演绎的过程,而是精确快速地实现根据训练样本推理预测样本。在本研究中,相较于 RF、PLSR 模型,用 SVR 模型建模能够有效提高建模精度,这与前人的研究结果^[27]一致,其中 SNV-SVR 模型的 RPD 高达 2.34,该模型为猕猴桃 NBI 值的最佳估算模型。

本研究利用不同数据源,通过机器学习、深度网

络学习等对比为膨果期猕猴桃氮营养状况测定提供了一定参考。然而,本研究样本数量有限且品种较为单一,后续可以考虑增加更多猕猴桃品种,建立更稳定及适用范围更广的猕猴桃氮营养状况估测模型。

4 结论

本研究以陕西省咸阳市杨陵区猕猴桃为研究对象,通过 4 种光谱变换方式,对包含原始光谱在内的共 5 种光谱,分别采用单因素、多因素回归模型建模,其中多因素模型的输入变量为 SPA 筛选所得特征波段的光谱值,建模方法分别为 RF、SVR 和 PLSR。建立猕猴桃叶片氮平衡指数的估算模型并进行相互比较,得到如下结论:(1)猕猴桃叶片在不同 NBI 值下,曲线的变化趋势类似。随着叶片 NBI 值的增加,可见光波段反射率呈现下降趋势,而近红外波段反射率的变化则与之相反,呈上升趋势。(2)光谱变换会影响通过 0.01 水平显著性检验的波段数以及光谱与 NBI 值的相关性,其中连续统去除光谱敏感波段数增加得最多,增加了 190 个,一阶导数光谱数据与 NBI 值间的相关系数绝对值最大值为 0.77。(3)连续投影算法可最大限度地减少数据的冗余,最高降维比可高达 99%,在大幅提高计算效率的同时提高了模型的精度。(4)相比单因素回归模型,多因素机器学习模型对猕猴桃氮平衡指数的估算能力较高,其中 SNV-SVR 的表现最好, R^2 为 0.82,RPD 为 2.34,在今后的猕猴桃氮平衡指数

估测中可优先考虑该模型。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 李容榕,盛观星,林小艳. 凯氏定氮法测定青海省不同地区羌活中全氮含量[J]. 山西大同大学学报(自然科学版),2020,36(2):8-9,17.
- [3] 杨小秋,王欣,郭敬. 纳氏试剂分光光度法测定烟草样品中总氮含量[J]. 理化检验-化学分册,2013,49(6):755-756.
- [4] 李长春,陈鹏,陆国政,等. 基于无人机高清数码影像和高光谱遥感数据反演大豆典型生育期氮平衡指数[J]. 应用生态学报,2018,29(4):1225-1232.
- [5] MARTINS J A, FIORIO P R, DA SILVA BARROS P P, et al. Potential use of hyperspectral data to monitor sugarcane nitrogen status[J]. Acta Scientiarum Agronomy,2020,43:e47632.
- [6] 张文旭,佟炫梦,周天航,等. 基于高光谱成像的棉花叶片氮素含量遥感估测[J]. 沈阳农业大学学报,2021,52(5):586-596.
- [7] 邹德秋,王家强,张冬冬,等. 基于光谱指数的胡杨叶片氮含量估算[J]. 森林与环境学报,2022,42(6):623-630.
- [8] FAN K, LI F L, CHEN X K, et al. Nitrogen balance index prediction of winter wheat by canopy hyperspectral transformation and machine learning[J]. Remote Sensing,2022,14(14):3504.
- [9] 郭松,常庆瑞,张佑铭,等. 连续投影与 SSA-ELM 结合的玉米氮平衡指数高光谱估测[J]. 西北农业学报,2023,32(1):130-138.
- [10] JIANG X P, ZHEN J N, MIAO J, et al. Assessing mangrove leaf traits under different pest and disease severity with hyperspectral imaging spectroscopy[J]. Ecological Indicators,2021,129:107901.
- [11] 朱红芳,李晓峰,奚丹丹,等. 利用高通量表型平台分析紫叶紫菜藁新组合 19-520 的表型特征[J]. 江苏农业学报,2021,37(2):465-470.
- [12] 高雯婷,廖秀芬,黄权龙,等. 一阶导数光谱法同时测定水样中的罗丹明 B 和活性艳红 X-3B[J]. 分析试验室,2021,40(5):523-528.
- [13] 冯蕾,陈锡芹,程祖顺,等. 二阶导数光谱法定量分析凝灰岩石粉对不同侧链长度聚羧酸减水剂吸附性[J]. 光谱学与光谱分析,2019,39(9):2788-2793.
- [14] 李鑫,汤卫荣,张永辉,等. 基于高光谱成像技术的烟叶田间成熟度判别模型[J]. 烟草科技,2022,55(7):17-24.
- [15] 郑煜,常庆瑞,王婷婷,等. 基于连续统去除和偏最小二乘回归的油菜 SPAD 高光谱估算[J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版),2019,47(8):37-45.
- [16] YE S F, WANG D, MIN S G. Successive projections algorithm combined with uninformative variable elimination for spectral variable selection[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems,2008,91(2):194-199.
- [17] 成忠,张立庆,刘赫扬,等. 连续投影算法及其在小麦近红外光谱波长选择中的应用[J]. 光谱学与光谱分析,2010,30(4):949-952.
- [18] 吴迪,金春华,何勇. 基于连续投影算法的光谱主成分组合优化方法研究[J]. 光谱学与光谱分析,2009,29(10):2734-2737.
- [19] 张超,余哲修,黄田,等. 基于不同光谱变换的剑湖茭草鲜生物量估测研究[J]. 西南林业大学学报(自然科学),2019,39(6):105-115.
- [20] 张宇,简季. 基于 SPA-BPNN 的成都市天府新区东部土壤 As 含量高光谱估测建模[J]. 桂林理工大学学报,2024,44(1):58-66.
- [21] 秦佳双,顾大彤,倪隆康,等. 桂北岩溶区与非岩溶区植物叶片含水率高光谱反演[J]. 广西植物,2021,41(5):726-737.
- [22] 孙爱华,顾晓霞,李虎,等. 基于高光谱参数的柑桔园土壤水分动态监测[J]. 中国南方果树,2023,52(4):11-18.
- [23] 易翔,张立福,吕新,等. 基于无人机高光谱融合连续投影算法估算棉花地上部生物量[J]. 棉花学报,2021,33(3):224-234.
- [24] 王勇,侯晨悦,杨锡震,等. 基于多种高光谱指标反演冻结土壤含水率的研究[J]. 节水灌溉,2023(7):10-19.
- [25] 李硕,白泽亮. 基于机器视觉的猕猴桃膨果期营养液预测[J]. 中国科技论文,2020,15(11):1234-1240.
- [26] 余蛟洋,常庆瑞,班松涛,等. 猕猴桃叶片 SPAD 值高光谱估算模型构建[J]. 干旱地区农业研究,2018,36(6):168-174.
- [27] 丁子予,岳学军,曾凡国,等. 基于机器学习和深度学习的玉米种子活力光谱检测[J]. 华中农业大学学报,2023,42(3):230-240.

(责任编辑:徐艳)