

基于光谱敏感变量优选的澳洲坚果叶片氮素含量估算

陈桂良, 黎小清, 许木果, 刘忠妹, 耿顺军, 杨丽萍*

云南省热带作物科学研究所, 云南景洪 666100

摘要: 利用高光谱遥感技术探索澳洲坚果叶片氮素含量估算方法, 以实现澳洲坚果氮素营养快速诊断。本研究以临沧和西双版纳为研究区, 获取澳洲坚果品种 O.C 和 HAES344 叶片的光谱反射率和氮素含量, 首先采用对数变换、导数变换及其组合对原始光谱反射率进行多种数学变换, 然后分析澳洲坚果叶片氮素含量与不同变换形式光谱数据的相关性; 在决定系数较大的原则下, 选择决定系数曲线图中波峰特征点对应的波长作为氮素敏感波长, 从而得到相应的氮素敏感光谱变量; 运用逐步回归法对氮素敏感光谱变量进一步优化, 并采用多元线性回归 (MLR)、偏最小二乘回归 (PLSR) 和支持向量回归 (SVR) 3 种方法构建澳洲坚果叶片氮素含量估算模型; 最后, 分别利用验证集和测试集对构建的澳洲坚果叶片氮素含量估算模型性能进行测试。结果显示, MLR、PLSR、SVR 等 3 种模型估算能力均表现良好, 验证集和测试集的相对分析误差 (RPD) 均在 2.0 以上; 其中, PLSR 模型为最优估算模型, 验证集和测试集的 RPD 分别为 2.099 和 2.110。从反射率 (R)、对数变换 (LR)、一阶导数 (FDR)、对数变换的一阶导数 (FDLR)、二阶导数 (SDR)、对数变换的二阶导数 (SDLR) 等 6 种变换光谱数据中优选的 19 个氮素敏感光谱变量, 对氮素光谱响应具有较强的稳定性; 基于优选的 19 个氮素敏感光谱变量, 用常规的回归建模方法均能取得良好的估算效果, 且具有较强的区域普适性。本研究从多种变换光谱数据中优选氮素敏感光谱变量, 为澳洲坚果叶片氮素含量估算提供新思路。

关键词: 澳洲坚果; 高光谱; 氮素营养; 光谱变量; 估算模型

中图分类号: S664.9; S127 文献标志码: A

Estimation for Nitrogen Content of Macadamia Leaves Based on Optimized Spectral Sensitive Variables

CHEN Guiliang, LI Xiaoqing, XU Muguo, LIU Zhongmei, GENG Shunjun, YANG Liping*

Yunnan Institute of Tropical Crops, Jinghong, Yunnan 666100, China

Abstract: Hyper-spectral remote sensing technology was used to explore the estimation method of nitrogen content in the leaves of macadamia to achieve a rapid diagnosis of nitrogen nutrition in macadamia trees. Lincang and Xishuangbanna were chosen as the research area to obtain the spectral reflectance and nitrogen content of the leaves of macadamia varieties O.C and HAES344. Firstly, multiple mathematical transformations were performed on the original spectral reflectance using logarithmic transformation, derivative transformation, and their combinations. Then, the correlation between nitrogen content of macadamia leaves and spectral data of different transformation forms was analyzed. Under the principle of larger determination coefficient, the wavelength corresponding to the peak characteristic point in the determination coefficient curve was selected as the nitrogen sensitive wavelength, thus the corresponding spectral variables of nitrogen sensitivity were obtained. Stepwise regression was used to further optimize the nitrogen sensitive spectral variables, and the methods of multiple linear regression (MLR), partial least squares regression (PLSR), and support vector regression (SVR) were used to construct the nitrogen content estimation models for macadamia leaves. Finally, the performance of the models was tested using validation and test sets, respectively. The results showed that the MLR, PLSR and SVR models all performed well in estimation, and the ratio of performance to standard deviate (RPD) of both the validation and test sets were above 2.0. Among them, the PLSR was the optimal estimation model, its RPD

收稿日期 2024-03-26; 修回日期 2024-04-27

基金项目 云南省基础研究专项面上项目 (No. 202101AT070146); 云南省热带作物科技创新体系建设专项 (No. RF2024-11)。

作者简介 陈桂良 (1984—), 男, 硕士, 副研究员, 研究方向: 植物营养与 3S 技术应用。*通信作者 (Corresponding author): 杨丽萍 (YANG Liping), E-mail: yang_liping@126.com。

of the validation set and the test set was 2.099 and 2.110, respectively. The 19 nitrogen sensitive spectral variables selected from 6 types of transformation spectral data, including reflectance (R), logarithmic transformation of reflectance (LR), first derivative of reflectance (FDR), first derivative of logarithmic transformation of reflectance ($FDLR$), second derivative of reflectance (SDR), and second derivative of logarithmic transformation of reflectance ($SDLR$) had strong stability in nitrogen spectral response. Based on the selected 19 nitrogen sensitive spectral variables, the conventional regression modeling methods could achieve good estimation results and had strong regional universality. In this study, nitrogen sensitive spectral variables were selected from a variety of transform spectral data, which provided a new idea for the nitrogen content estimation of macadamia leaves.

Keywords: macadamia; hyper-spectral; nitrogen nutrition; spectral variable; estimation model

DOI: 10.3969/j.issn.1000-2561.2024.10.012

澳洲坚果 (*Macadamia* spp.) 是山龙眼科 (Proteaceae) 澳洲坚果属 (*Macadamia* F. Muell) 常绿乔木果树, 原产于澳大利亚, 有“坚果之王”的美誉^[1]。截至 2020 年底, 全国澳洲坚果的种植面积为 26.61 万 hm^2 , 居世界第一位, 其中云南达 23.53 万 hm^2 ^[2], 已成为云南边疆地区农民增收、企业增效、财政增长的新兴产业。澳洲坚果是多年生经济作物, 其营养状况直接关系到产量、品质以及树体生产年限等。由于叶片养分含量直接反映树体的营养状况^[3-4], 可以根据澳洲坚果叶片中营养元素的丰缺程度进行针对性施肥, 为果树及时补给养分^[5]。当前, 澳洲坚果叶片营养诊断施肥大多基于传统的叶片化学分析, 虽然具有较高的检测精度, 但存在消耗时间长、过程繁琐、工作量大、时效性差等弊端。然而, 植物在缺乏营养元素时, 会引起叶片颜色、厚度、水分含量以及形态结构等一系列变化, 从而引起光谱反射率特征的变化。高光谱遥感技术因其光谱分辨率高, 能够探测到地物在光谱特征上的微小差异, 故而广泛用于作物营养快速检测^[6]。因此, 基于高光谱遥感数据和营养元素分析, 探索利用高光谱遥感技术估测澳洲坚果叶片营养元素含量, 对监测澳洲坚果树的生长势、促进澳洲坚果园的精细化管理具有重要的理论与现实意义。

氮素是合成蛋白质和叶绿素的重要组成部分, 并参与酶的合成, 其含量直接影响果树光合作用强度与糖类物质的形成, 缺氮或者过量施氮都将造成产量和果实品质的下降。目前, 将高光谱信息应用到作物氮素营养快速诊断的研究大多聚焦在小麦、水稻等短期作物。FERNANDEZ 等^[7]发现 660 nm (红光) 和 545 nm (绿光) 的线性组合可以作为光谱变量预测小麦叶片的氮素含量, 李粉玲等^[8]则利用 550~770 nm 波段的吸收峰总面积来定量估算冬小麦叶片氮素含量水平, 薛利红等^[9]发现水稻冠层近红外与绿光波段的比值

(R_{810}/R_{560}) 与叶片氮积累量呈显著线性关系, 白丽敏等^[10]采用连续投影算法、结合偏最小二乘法建立了冬小麦拔节期叶片氮含量高光谱估算模型, 张玉森等^[11]基于偏最小二乘法建立了水稻新鲜叶片和干叶粉末的光谱氮素预测模型。另外, 部分学者也将高光谱营养诊断技术向多年生经济作物扩展。朱晓铃等^[12]发现对数变换光谱的 983、1245、1316、1457 nm 等 4 个波段组合可用于估测蜜柚叶片氮浓度, 李金梦等^[13]采用连续投影算法、结合反向传播人工神经网络模型建立了柑橘树叶片含氮量预测模型, 黎小清等^[14]分别采用光谱指数法和偏最小二乘法构建了橡胶树叶片氮素含量高光谱估算模型, 林灵辰等^[15]发现基于 6 个叶片光谱参数所构建的支持向量回归模型能够较为准确地估测毛竹叶片氮元素含量, 马文强等^[16]采用组合预处理方法并结合连续投影算法构建了核桃叶片氮元素含量的 PLSR 预测模型。在澳洲坚果上, DE SILVA 等^[17]基于 400~1000 nm 全波段高光谱反射率数据建立了叶片氮素含量估算模型, 但测试集 R^2 仅为 0.55。然而, 氮素光谱数据的获得受到作物种类、种植模式、区域条件等因素的影响, 进而导致基于高光谱遥感技术的氮素诊断施肥方法和模型尚需进一步探索。

研究表明, 通过敏感波段、植被指数、高光谱特征参数的筛选, 消除光谱波段的冗余信息后再建立预测模型, 预测精度明显提升^[16, 18]。此外, 不同光谱变换也会影响模型的预测精度, 通过对原始光谱进行光谱变换, 可增强光谱响应, 降低干扰影响, 有效提高模型精度^[19]。在现有的敏感变量提取研究中, 大多是从多种数学变换处理中寻找一种最优的处理方法, 然后从最优变换数据中筛选特征波长^[20-21]。本研究拟以澳洲坚果叶片为研究对象, 分析叶片氮素含量和光谱特征, 充分利用可用的光谱信息, 尝试从多种变换光谱数

据中优选氮素敏感光谱变量，并基于优选的氮素敏感光谱变量建立澳洲坚果叶片氮素含量估算模型，可为今后进行澳洲坚果叶片氮素营养监测指导施用氮肥提供技术支撑。

1 材料与方法

1.1 材料

1.1.1 田间试验 于 2020 年在临沧市双江县勐勐镇小黑江酒厂坚果基地布置澳洲坚果施肥试验。试验地地理位置 23°24′5″N，99°44′22″E，海

拔 977 m，该基地 0~20 cm 的土壤理化性质如下：pH 5.28，有机质为 35.66 g/kg，全氮为 1.43 g/kg，水解氮为 119.95 mg/kg，有效磷为 27.85 mg/kg，速效钾为 183.09 mg/kg。用于试验的澳洲坚果品种为 O.C 和 HAES344，1998 年种植，株行距 4.0 m×6.0 m；各品种分别选择长势较一致的 35 株树用于试验。试验设 7 个施肥处理，每个处理 5 株，N 为尿素，P 为钙镁磷，K 为硫酸钾，于每年分 3 次施肥：3 月（保果肥）、6 月（壮果肥）、10 月（果后肥），各个时期的施肥量数据见表 1。

表 1 澳洲坚果在各生育期的不同施肥处理
Tab. 1 Different fertilization treatments in different growth stages of macadamia g/株

处理 Treatment	果后肥 Fertilizer after picking fruit	保果肥 Fertilizer for protecting fruit	壮果肥 Fertilizer for swelling fruit
N ₀ P ₀ K ₀	N=0, P=0, K=0	N=0, P=0, K=0	N=0, P=0, K=0
N ₀ P ₁ K ₁	N=0, P=600, K=374	N=0, P=300, K=280	N=0, P=300, K=280
N ₁ P ₁ K ₁	N=308, P=600, K=374	N=231, P=300, K=280	N=231, P=300, K=280
N ₂ P ₁ K ₁	N=616, P=600, K=374	N=462, P=300, K=280	N=462, P=300, K=280
N ₂ P ₀ K ₁	N=616, P=0, K=374	N=462, P=0, K=280	N=462, P=0, K=280
N ₂ P ₁ K ₀	N=616, P=600, K=0	N=462, P=300, K=0	N=462, P=300, K=0
N ₃ P ₁ K ₁	N=924, P=600, K=374	N=693, P=300, K=280	N=693, P=300, K=280

1.1.2 叶片样品采集 叶片采集在晴天的上午 9：00—11：00 进行，采集无病虫害的成熟叶片。对于选取的澳洲坚果采样树，在树冠的同一高度、同一方向采集颜色和形态特征基本一致的 5 片叶作为 1 个样品。在临沧市双江县勐勐镇小黑江酒厂坚果基地试验区，考虑到澳洲坚果叶片氮素含量的季节性变化，选择多个月份进行样品采集，

共采集 6 次；每次从各处理的 5 株澳洲坚果树中随机选择 2 或 3 株进行采样，累计采集 224 个叶片样品。为了尽可能获得不同氮素营养水平的叶片样本，本研究还在西双版纳州 4 个澳洲坚果园以同样的方法进行了 5 次随机采样，共采集 147 个叶片样品。因此，用于本研究的叶片样品为 371 个（表 2）。

表 2 澳洲坚果叶片样品概况
Tab. 2 General situation of macadamia leaf samples

采样日期 Sampling date	采样果园 Sampling orchard	研究区 Research area	叶片品种（数量） Leaf variety (number)	定植年份 Planting year
2020-03-16	云南省热带作物科学研究所景哈坚果基地	西双版纳	O.C（40）	1998
2020-03-17	云南绿野农林集团有限公司南糯山坚果基地	西双版纳	O.C（28）	2012
2020-03-18	景洪市勐养镇勐养农场	西双版纳	O.C（27）	2006
2020-03-19	云南省热带作物科学研究所六队坚果试验基地	西双版纳	O.C（24）	2012
2021-01-19	临沧市双江县勐勐镇小黑江酒厂坚果基地	临沧	O.C（21）；HAES344（21）	1998
2021-02-20	云南绿野农林集团有限公司南糯山坚果基地	西双版纳	O.C（14）；HAES344（14）	2012
2021-05-13	临沧市双江县勐勐镇小黑江酒厂坚果基地	临沧	O.C（21）；HAES344（21）	1998
2021-09-10	临沧市双江县勐勐镇小黑江酒厂坚果基地	临沧	O.C（21）；HAES344（21）	1998
2022-04-26	临沧市双江县勐勐镇小黑江酒厂坚果基地	临沧	O.C（21）；HAES344（21）	1998
2022-07-13	临沧市双江县勐勐镇小黑江酒厂坚果基地	临沧	O.C（14）；HAES344（14）	1998
2022-09-14	临沧市双江县勐勐镇小黑江酒厂坚果基地	临沧	O.C（14）；HAES344（14）	1998

1.2 方法

1.2.1 叶片光谱与氮素含量测定 鲜叶采集后迅速装入自封袋，储存于移动冷藏箱中，12 h 内完成鲜叶的光谱反射率测定。采用 FieldSpec4 光谱仪（美国 ASD 公司产）测定叶片光谱反射率，测定光源由植物探头提供，测定叶片正面的光谱反射率。测量前先进行参考白板校正，测量时利用叶片夹持器将叶片固定，选取叶片中部无病斑区域，测定叶片正面的光谱反射率，连续扫描 3 次，每个叶片样品的光谱反射率由 15 条光谱曲线取平均而得。去除噪声较大的 350~399 nm 波长，仅保留 400~2500 nm 光谱反射率用于本研究。将已采集光谱反射率的澳洲坚果叶片，烘干后粉碎过 40 目筛，采用连续流动分析法测定叶片氮含量^[22]。

1.2.2 样本数据集划分 2021—2022 年采集的 252 个样品中，先剔除 2 个光谱曲线明显异常的样品后，再采用“平均值±3 倍标准差”的方法剔除 4 个氮素含量异常样品，以剩余的 246 个叶片样品用于模型校正和验证，其中 O.C 品种叶片样品 125 个，HAES344 品种叶片样品 121 个。采用分层随机抽样方法划分校正集和验证集，结合品种、采样点和采样日期，将 246 个样品分为 14 个类型，每个类型分别抽取 80% 的样品作为校正集，剩余的样品作为验证集，将抽取的各类型样品按校正集和验证集进行合并。将 2020 年采集的 119 个样品作为测试集。表 3 为用于模型校正、验证和测试的澳洲坚果叶片样品氮素含量描述性统计。

表 3 用于模型校正、验证和测试的澳洲坚果叶片样品氮素含量描述性统计
Tab. 3 Descriptive statistics of nitrogen content in macadamia leaf samples for model calibration, validation, and testing g/kg

样品集类型 Sample set type	样本数 Sample size	最小值 Minimum	最大值 Maximum	平均值 Mean	标准差 Standard deviation	叶片品种（数量） Leaf variety (number)
校正集	197	10.25	22.45	15.56	2.30	HAES344 (97) ; O.C (100)
验证集	49	10.48	21.50	15.34	2.06	HAES344 (24) ; O.C (25)
测试集	119	11.18	21.46	16.50	2.15	O.C (119)

1.2.3 对数变换 本研究对数变换是对光谱反射率 R 的倒数求对数 $\log(1/R)$ 。光谱反射率 R 经对数变换后，可以增强原始光谱反射率值较低的波段（如可见光波段）的光谱差异。

1.2.4 导数变换 导数变换是最常用的高光谱变换形式之一，通过导数变换可以减弱或消除背景、噪声光谱对目标光谱的影响。一阶导数光谱（FD）、二阶导数光谱（SD）的近似计算方法如下：

$$\begin{aligned} FD(\lambda_i) &= [R(\lambda_{i+1}) - R(\lambda_{i-1})] / 2\Delta\lambda \\ SD(\lambda_i) &= [FD(\lambda_{i+1}) - FD(\lambda_{i-1})] / 2\Delta\lambda \\ &= [R(\lambda_{i+2}) - 2R(\lambda_i) + R(\lambda_{i-2})] / 4(\Delta\lambda)^2 \end{aligned}$$

式中， λ_i 是波段 i 的波长值， $R(\lambda_i)$ 是波长 λ_i 的反射率， $\Delta\lambda$ 是波长 λ_{i-1} 到波长 λ_i 的差值。

1.2.5 氮素敏感光谱变量提取 由于决定系数大小反映的是光谱数据与叶片氮素含量的相关性高低，因此决定系数可以用于变量筛选。通过分析澳洲坚果叶片氮素含量与不同变换形式光谱数据的相关性，在决定系数较大的原则下，选择决定系数曲线图中波峰特征点对应的波长作为氮素敏感波长。在本研究中，当决定系数同时满足以下 5 个条件时，定义 $DC(\lambda_i)$ 为波峰特征点：

$$\begin{aligned} DC(\lambda_i) &> 0.04 \\ DC(\lambda_i) &> DC(\lambda_{i-1}) \\ DC(\lambda_{i-1}) &> DC(\lambda_{i-2}) \\ DC(\lambda_i) &> DC(\lambda_{i+1}) \\ DC(\lambda_{i+1}) &> DC(\lambda_{i+2}) \end{aligned}$$

式中， λ_i 是波段 i 的波长值， $DC(\lambda_i)$ 是波长 λ_i 对应光谱与叶片氮素含量的决定系数。

本研究用于模型构建的校正集样本数为 197 个，当决定系数 $DC(\lambda_i) > 0.04$ 时，已经处于 0.01 水平上显著相关。通过上述方法提取得到不同变换形式光谱数据的氮素敏感波长，从而得到相应的氮素敏感光谱变量。

本研究选取决定系数曲线图中波峰特征点作为氮素敏感波长，主要依据有：（1）波峰特征点对应的决定系数是某个波段范围内的最大值；（2）这些特征点的两侧波长变量通常与特征点波长变量有较强的共线性，因此去除特征点以外的波长。

1.2.6 模型建立与评价 选择多元线性回归（MLR）、偏最小二乘回归（PLSR）、支持向量回归（SVR）等 3 种建模方法^[23]，建立澳洲坚果叶片氮素含量估算模型。采用决定系数（ R^2 ）、均方根误差（RMSE）和相对分析误差（RPD）进行模型

评价, R^2 越接近 1, RMSE 越小, RPD 越大, 说明模型估算效果越好。当 RPD 在 1.4~2 时表示模型有一定的估算能力, 在 2~2.5 时表示模型估算能力良好, 大于 2.5 时则表明模型有很好的估算能力^[24]。

2 结果与分析

2.1 澳洲坚果叶片氮素含量与多种变换光谱数据的相关性分析

将 197 个校正集样品用于分析澳洲坚果叶片光谱反射率及其变换光谱与叶片氮含量的相关性。对原始光谱反射率 R 先进行 $\log(1/R)$ 计算, 得到 LR, 再对 R 和 LR 进行 1 阶导数变换得到

FDR 和 FDLR, 最后对 R 和 LR 进行 2 阶导数变换得到 SDR 和 SDLR, 建立澳洲坚果叶片氮素含量与光谱反射率 R 及其变换形式光谱的相关系数曲线图。结果如图 1 所示, R 、LR、FDR、FDLR、SDR、SDLR 的最高相关系数分别为 -0.507、0.515、-0.540、-0.584、0.618、-0.631, 分别出现在 528、527、2154、2070、532、522 nm 处。相比原始光谱反射率 R , 经对数变换或导数变换处理后, 光谱数据与叶片氮素含量的相关性得到了增强。从图 1 来看, 导数变换后, 虽然也会一定程度放大光谱噪声, 但大大增强了敏感波段光谱对氮素的响应能力。

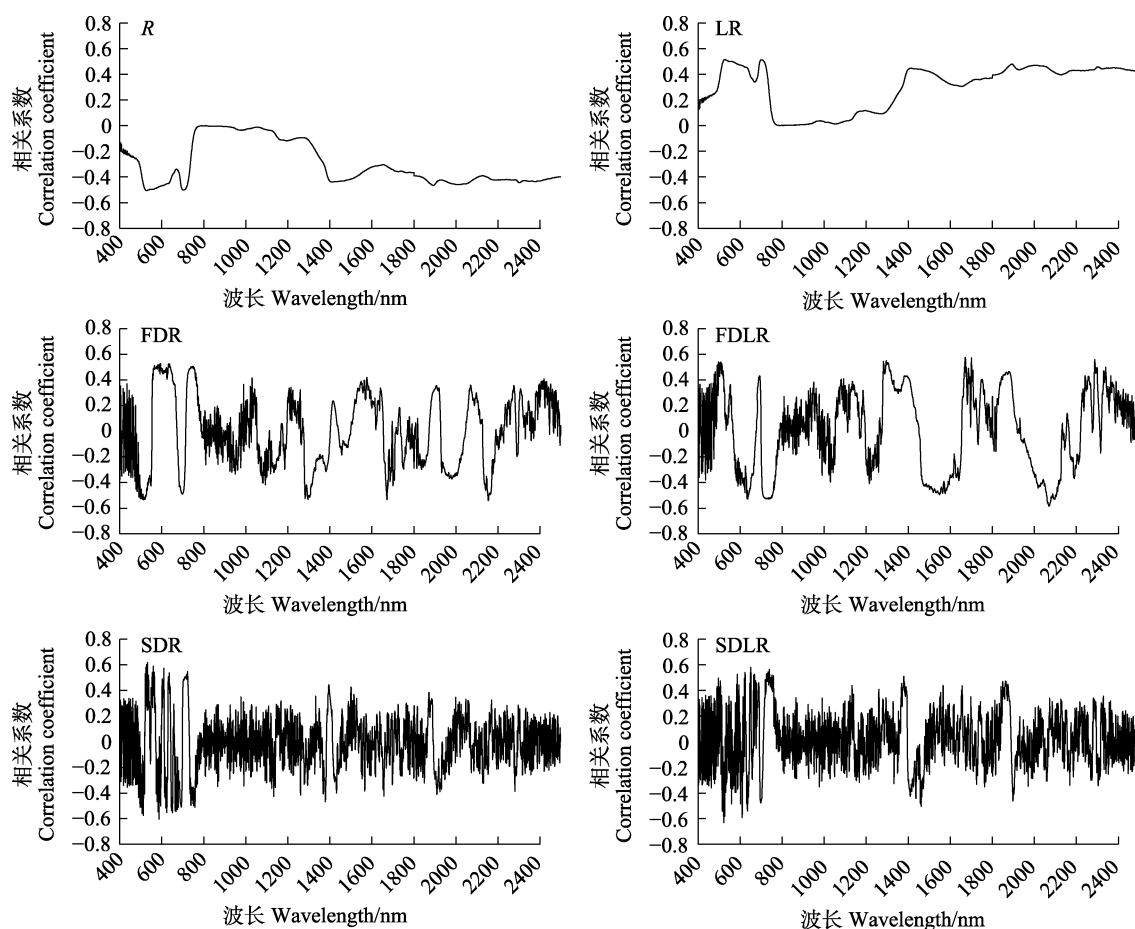


图 1 澳洲坚果叶片氮素含量与光谱反射率及其变换形式数据的相关系数 ($n=197$)

Fig. 1 Correlation coefficients between nitrogen content in macadamia leaves and spectral reflectance and its transformed form data ($n=197$)

2.2 澳洲坚果叶片氮素敏感光谱变量优选

对图 1 的相关系数进行平方运算, 得到澳洲坚果叶片氮素含量与光谱反射率及其变换形式数据的决定系数曲线图 (图 2)。依据氮素敏感光谱变量提取方法, 在决定系数大于 0.04 的原则下,

选择决定系数曲线图中波峰特征点对应的波长作为氮素敏感波长。在氮素敏感波长提取过程中, 去除决定系数较低的波长的同时, 还剔除了与波峰特征点波长变量存在较强共线性的波峰特征点两侧波长变量, 尽可能保留了可用的光谱信息。

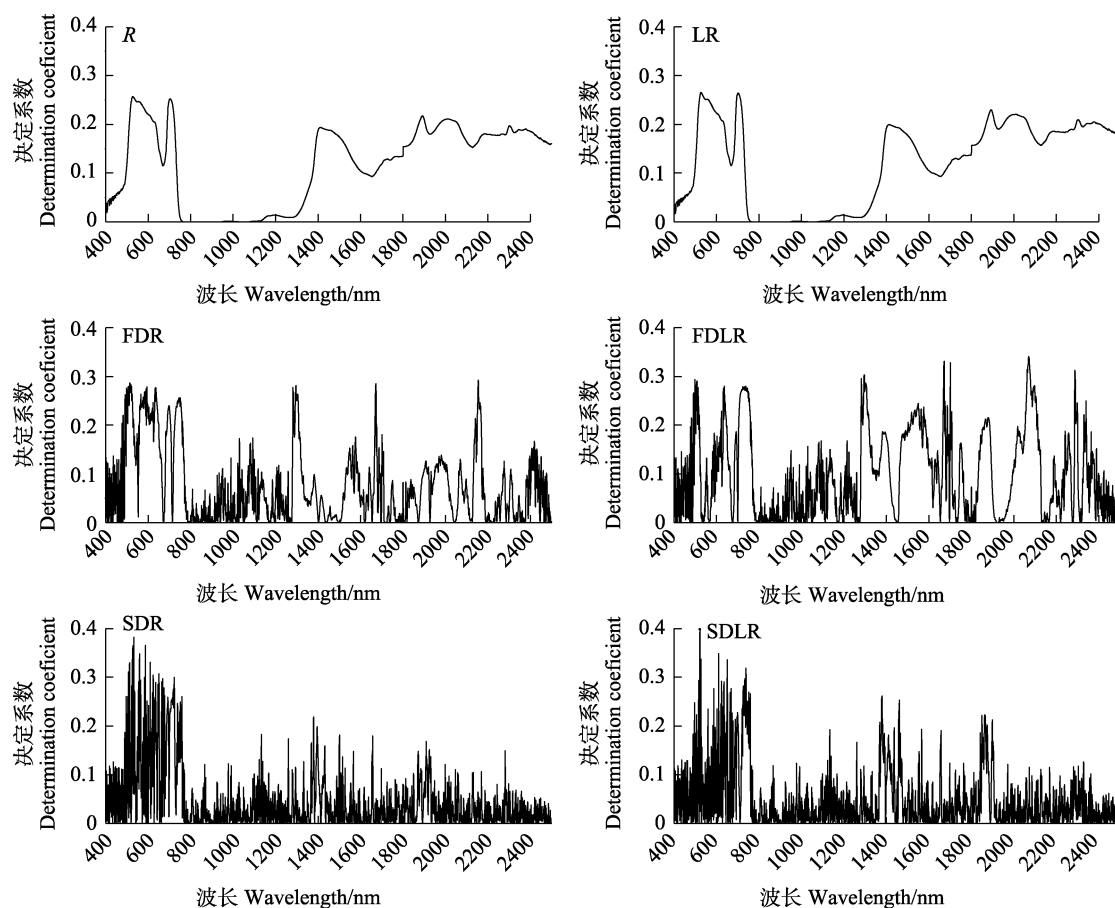


图 2 澳洲坚果叶片氮素含量与光谱反射率及其变换形式数据的决定系数 ($n=197$)

Fig. 2 Determination coefficients of nitrogen content and spectral reflectance in macadamia leaves and its transformed form data ($n=197$)

通过氮素敏感波长初步筛选, 6 种形式光谱数据的变量总数从 12 594 个压缩到 619 个, 压缩率达 95%。其中, R 、 LR 、 FDR 、 $FDLR$ 、 SDR 、 $SDLR$ 提取得到的氮素敏感波长个数分别为 33、37、138、145、139、127。

从图 3 可以看出, R 与 LR , FDR 与 $FDLR$, 以及 SDR 与 $SDLR$ 的敏感波长分布基本一致, 这是因为 R 与 LR , FDR 与 $FDLR$, 以及 SDR 与 $SDLR$ 在相同波长处呈现高相关性。虽然在上述氮素敏感波长提取过程中, 已经消除了各变换形式光谱内部的部分冗余波长, 但不同变换形式光谱之间还存在较大的共线性问题。

为消除共线性的影响, 采用逐步回归法对 619 个氮素敏感光谱变量进一步优化。以 619 个氮素敏感光谱变量为自变量, 叶片氮素含量为因变量, 将 619 个氮素敏感光谱变量与叶片氮素含量进行逐步回归分析。逐步回归和共线性诊断结果如表 4 所示, 对模型的贡献达到显著水平而被留在模型中的变量有 19 个。通过模型中变量共线性诊断

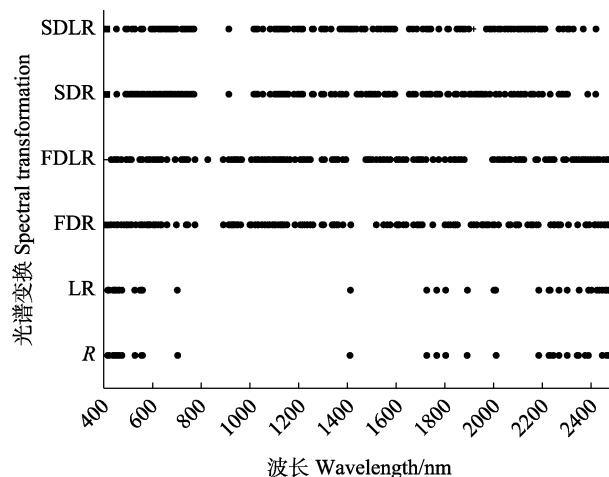


图 3 不同变换形式光谱的澳洲坚果叶片氮素敏感波长
Fig. 3 Sensitive wavelengths of macadamia leaf nitrogen in different transformed form spectra

发现, 变量中方差膨胀因子均小于 10, 说明变量间不存在多重共线性^[25]。最终确认不存在共线性的 19 个优选氮素敏感光谱变量分别是: LR_{474} 、 FDR_{1072} 、 FDR_{1414} 、 FDR_{1631} 、 FDR_{1837} 、

FDR2063、FDR2154、FDLR492、FDLR1672、FDLR2227、FDLR2389、FDLR2428、SDR587、SDR1595、SDR1769、SDR1780、SDR1948、SDLR2153、SDLR2328。其中，变量入选最多的光谱类型是 FDR、FDLR 和 SDR，氮素敏感波长主要分布在近红外波段 1072~2428 nm（图 4）。

表 4 逐步回归和共线性诊断结果
Tab. 4 Stepwise regression and collinear diagnosis results

回归项 Regression items	T	P	容差 Tolerance	方差膨胀因子 Variance Inflation Factor
常量	7.068	3.479E-11		
LR474	-2.953	0.004	0.260	3.842
FDR1072	-4.433	1.626E-05	0.585	1.709
FDR1414	-1.757	0.081	0.142	7.020
FDR1631	6.333	1.926E-09	0.328	3.049
FDR1837	3.076	0.002	0.163	6.136
FDR2063	7.372	6.222E-12	0.244	4.091
FDR2154	-12.972	1.779E-27	0.137	7.275
FDLR492	-2.402	0.017	0.275	3.636
FDLR1672	3.518	0.001	0.382	2.615
FDLR2227	-4.473	1.377E-05	0.173	5.784
FDLR2389	3.143	0.002	0.250	4.008
FDLR2428	3.458	0.001	0.286	3.496
SDR587	-3.429	0.001	0.208	4.798
SDR1595	-2.201	0.029	0.484	2.068
SDR1769	3.664	3.277E-04	0.751	1.331
SDR1780	-2.050	0.042	0.359	2.785
SDR1948	2.958	0.004	0.293	3.412
SDLR2153	-4.280	3.058E-05	0.285	3.509
SDLR2328	2.876	0.005	0.801	1.249

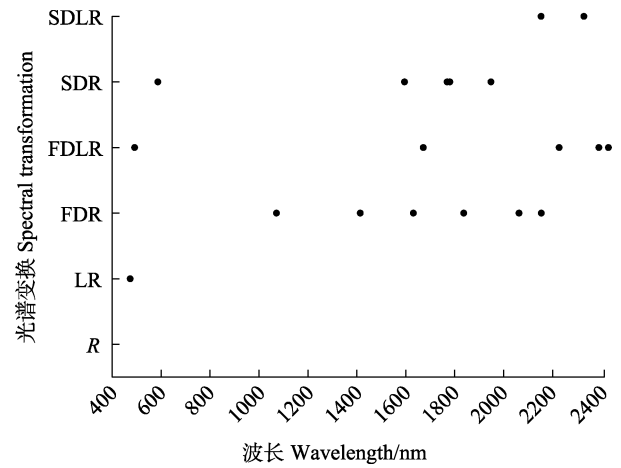


图 4 优选的不同变换形式光谱的
澳洲坚果叶片氮素敏感波长
Fig. 4 Optimized sensitive wavelengths of macadamia leaf
nitrogen in different transformed form spectra

2.3 澳洲坚果叶片氮素含量估算模型的建立与验证

将 19 个优选的澳洲坚果叶片氮素敏感光谱变量作为自变量，叶片氮素含量作为因变量，并采用 MLR、PLSR、SVR 等 3 种方法构建澳洲坚果叶片氮素含量高光谱估算模型。分别利用验证集和测试集对构建的澳洲坚果叶片氮素含量高光谱估算模型性能进行测试，结果如表 5 所示，MLR、PLSR、SVR 等 3 种模型估算能力均表现良好，验证集和测试集的 RPD 均在 2.0 以上。综合来看，PLSR 模型为最优估算模型，验证集和测试集的 RPD 分别为 2.099 与 2.110，估算能力良好。由于测试集样品全部采集于西双版纳州，而建模集和验证集约 88.6%的样品采集于临沧市，从测试集的估算效果来看，本研究构建的模型具有较强的区域普适性。

表 5 澳洲坚果叶片氮素含量估算模型的估算性能
Tab. 5 Estimation performance of nitrogen content estimation models for macadamia leaves

建模方法 Modeling method	建模集 (n=197) Calibration set (n=197)			验证集 (n=49) Validation set (n=49)			测试集 (n=119) Test set (n=119)		
	R ²	RMSE	RPD	R ²	RMSE	RPD	R ²	RMSE	RPD
MLR	0.858	0.852	2.702	0.800	1.023	2.010	0.796	1.030	2.087
PLSR	0.841	0.917	2.511	0.813	0.979	2.099	0.806	1.018	2.110
SVR	0.852	0.885	2.602	0.809	0.948	2.168	0.814	1.052	2.042

为了进一步验证本研究构建模型的普适性，将构建的光谱最优模型与常规的全波段 PLSR 模型进行性能和普适性对比（表 6）。从验证集的估算表现来看，基于全波段原始光谱反射率（R）构

建的 PLSR 模型效果最好。但从测试集的估算结果来看，本研究构建的模型估算性能大大优于 6 种变换光谱的全波段 PLSR 模型，其 RPD 为 2.110，而全波段 PLSR 模型的 RPD 最高仅为

表 6 本研究构建的最优模型与全波段 PLSR 模型比较
Tab. 6 Comparison between the optimal model constructed in this study and the full band PLSR models

建模方法 Modeling method	光谱变换 Spectral transformation	变量个数 Variable number	建模集 (n=197) Calibration set (n=197)			验证集 (n=49) Validation set (n=49)			测试集 (n=119) Test set (n=119)		
			R ²	RMSE	RPD	R ²	RMSE	RPD	R ²	RMSE	RPD
PLSR	LR/FDR/FDLR/ SDR/SDLR	19	0.841	0.917	2.511	0.813	0.979	2.099	0.806	1.018	2.110
PLSR	R	2101	0.853	0.867	2.655	0.883	0.727	2.826	0.721	2.172	0.989
PLSR	LR	2101	0.833	0.925	2.487	0.815	0.884	2.325	0.723	2.055	1.046
PLSR	FDR	2099	0.758	1.129	2.039	0.729	1.151	1.785	0.624	1.891	1.136
PLSR	FDLR	2099	0.749	1.151	2.000	0.678	1.246	1.650	0.502	2.455	0.875
PLSR	SDR	2097	0.644	1.370	1.681	0.411	1.684	1.221	0.104	2.204	0.975
PLSR	SDLR	2097	0.343	1.860	1.237	0.383	1.619	1.270	0.326	2.162	0.994

1.136。结果表明，该光谱最优模型的区域普适性优于全波段 PLSR 模型，适合推广应用。

3 讨论

本研究首先采用对数变换、导数变换及变换组合对原始光谱反射率进行多种数学变换，然后分析了澳洲坚果叶片氮素含量与多种变换光谱数据的相关性。结果发现，R、LR、FDR、FDLR、SDR、SDLR 与澳洲坚果叶片氮素含量的最高相关系数分别为-0.507、0.515、-0.540、-0.584、0.618 与-0.631，分别出现在 528、527、2154、2070、532、522 nm 处。这表明，经对数变换、导数变换及变换组合处理后，各光谱数据与氮素含量的相关性均得到提升。其中，单一变换处理以二阶导数变换的提升效果最明显，与郭发旭等^[26]的研究结果一致；组合变换处理则以对数变换结合二阶导数变换的提升效果最明显。本研究中，叶片氮素含量与 R 的最高相关性在 528 nm 波段，与前人在橡胶^[14]和琯溪蜜柚^[27]上的研究结果相似，但也有一定差异，这可能是作物类型的差异所致。JOHNSON 等^[28]研究发现道格拉斯冷杉叶片氮素含量与 FDR 在 2160 nm 波段处的相关性最高，与本研究发现澳洲坚果叶片氮素含量与 FDR 最高相关性在 2154 nm 波段处的结果基本一致。

大量研究表明，叶片氮素敏感波段主要在可见光波段^[7-8]。本研究通过分析决定系数，筛选到 619 个氮素敏感光谱变量，并采用逐步回归法进一步优选到不存在共线性影响的 19 个氮素敏感光谱变量，其波长主要分布在近红外波段的 1072~2428 nm 区间，这与朱晓铃等^[12]的研究相似。薛利红等^[29]认为，叶片中的氮素大多以蛋白质的形态存在，而 2100 nm 左右为蛋白质的吸收

波段，因此 2100 nm 左右也是氮素的敏感波段，这在本研究中得到证实。本研究优选的 19 个氮素敏感光谱变量中，最多的光谱类型是 FDR、FDLR 和 SDR，入选变量个数分别为 6、5 和 5，这进一步表明对数变换、导数变换及变换组合处理能够有效增强敏感波段光谱对氮素的响应能力。本研究发现，与澳洲坚果叶片氮素含量最高相关的 6 个光谱变量中仅有 FDR2154 入选为最优的氮素敏感光谱变量，这是逐步回归法的变量优选结果，但不同的变量优选方法可能会呈现不一样的结果。

为得到最优的澳洲坚果叶片氮素含量高光谱估算模型，比较了 MLR、PLSR 与 SVR 等 3 种模型的估算效果。结果显示，PLSR 模型的估算效果要优于 MLR 和 SVR，其验证集和测试集的 RPD 分别为 2.099 及 2.110，表明 PLSR 模型具有较高的估算精度。与 6 种变换光谱的全波段 PLSR 模型相比，经优选氮素敏感光谱变量后的 PLSR 模型效果最好，表明其具有较强的区域普适性，可能更适用于澳洲坚果叶片氮素含量的实时预测，为澳洲坚果树科学合理施加氮肥提供了一定的参考依据。同时，基于多种变换光谱数据，优选氮素敏感光谱变量，充分利用了不同变换光谱数据中可用的光谱信息，为光谱敏感变量的筛选提供新思路。

参考文献

[1] 贺熙勇, 聂艳丽, 吴霞, 陈榆秀, 王洋, 陆斌, 宁德鲁. 云南澳洲坚果产业高质量发展的建议[J]. 中国南方果树, 2022, 51(4): 205-210.
HE X Y, NIE Y L, WU X, CHEN Y X, WANG Y, LU B, NING D L. Suggestions for high-quality development of macadamia industry in Yunnan province[J]. South China

- Fruits, 2022, 51(4): 205-210. (in Chinese)
- [2] 李翠萍, 聂艳丽, 李月. 云南省澳洲坚果生产动态变化分析[J]. 浙江农业科学, 2023, 64(6): 1511-1514.
LI C P, NIE Y L, LI Y. Analysis on the dynamic change of macadamia production in Yunnan province[J]. Journal of Zhejiang Agricultural Sciences, 2023, 64(6): 1511-1514. (in Chinese)
- [3] 张新民, 何铨扬, 陆超忠, 邹明宏, 赵大宣, 杜丽清, 陈菁. 不同种质澳洲坚果叶片氮磷钾含量研究[J]. 中国南方果树, 2015, 44 (6): 66-67, 70.
ZHANG X M, HE X Y, LU C Z, ZOU M H, ZHAO D X, DU L Q, CHEN J. Study on nitrogen, phosphorus and potassium content in leaves of different germplasms of macadamia[J]. South China Fruits, 2015, 44(6): 66-67, 70. (in Chinese)
- [4] 杨丽萍, 岳海, 何双凌, 陶亮, 贺熙勇. 云南澳洲坚果园土壤和叶片养分评价[J]. 热带作物学报, 2021, 42(8): 2269-2274.
YANG L P, YUE H, HE S L, TAO L, HE X Y. Evaluation of soil and leaf nutrients in macadamia orchards in Yunnan, China[J]. Chinese Journal of Tropical Crops, 2021, 42(8): 2269-2274. (in Chinese)
- [5] 董倩倩, 赵鑫, 倪书邦, 贺熙勇, 申建波. 澳洲坚果的营养特性与施肥管理途径[J]. 中国南方果树, 2020, 49(1): 149-154.
DONG Q Q, ZHAO X, NI S B, HE X Y, SHEN J B. Nutritional characteristics and fertilization management approaches of macadamia[J]. South China Fruits, 2020, 49(1): 149-154. (in Chinese)
- [6] 王磊, 白由路. 基于光谱理论的作物营养诊断研究进展[J]. 植物营养与肥料学报, 2006(6): 902-912.
WANG L, BAI Y L. Research advance on plant nutrition diagnosis based on spectral theory[J]. Plant Nutrition and Fertilizer Science, 2006(6): 902-912. (in Chinese)
- [7] FERNANDEZ S, VIDAL D, SIMON E, SOLE-SUGRANES L. Radiometric characteristics of *Triticum aestivum* cv, Astral under water and nitrogen stress[J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15(9): 1867-1884.
- [8] 李粉玲, 常庆瑞. 基于连续统去除法的冬小麦叶片全氮含量估算[J]. 农业机械学报, 2017, 48(7): 174-179.
LI F L, CHANG Q R. Estimation of winter wheat leaf nitrogen content based on continuum removed spectra[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(7): 174-179. (in Chinese)
- [9] 薛利红, 曹卫星, 罗卫红, 姜东, 孟亚利, 朱艳. 基于冠层反射光谱的水稻群体叶片氮素状况监测[J]. 中国农业科学, 2003, 36(7): 807-812.
XUE L H, CAO W X, LUO W H, JIANG D, MENG Y L, ZHU Y. Diagnosis of nitrogen status in rice leaves with the canopy spectral reflectance[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2003, 36(7): 807-812. (in Chinese)
- [10] 白丽敏, 李粉玲, 常庆瑞, 曾凤, 曹吉, 芦光旭. 结合 SPA 和 PLS 法提高冬小麦冠层全氮高光谱估算的精确度[J]. 植物营养与肥料学报, 2018, 24(5): 1178-1184.
BAI L M, LI F L, CHANG Q R, ZENG F, CAO J, LU G X. Increasing accuracy of hyper-spectral remote sensing for total nitrogen of winter wheat canopy by use of SPA and PLS methods[J]. Journal of Plant Nutrition and Fertilizers, 2018, 24(5): 1178-1184. (in Chinese)
- [11] 张玉森, 姚霞, 田永超, 曹卫星, 朱艳. 应用近红外光谱预测水稻叶片氮含量[J]. 植物生态学报, 2010, 34(6): 704-712.
ZHANG Y S, YAO X, TIAN Y C, CAO W X, ZHU Y. Estimating leaf nitrogen content with near infrared reflectance spectroscopy in rice[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2010, 34(6): 704-712. (in Chinese)
- [12] 朱晓铃, 黄正清, 高建阳, 黄德华. 琯溪蜜柚叶片氮浓度高光谱遥感监测初探[J]. 国土资源遥感, 2007(2): 71-74.
ZHU X L, HUANG Z Q, GAO J Y, HUANG D H. A preliminary study of hyperspectral remote sensing model for estimation of nitrogen concentration in pomelo from Guanxi[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2007(2): 71-74. (in Chinese)
- [13] 李金梦, 叶旭君, 王巧男, 张初, 何勇. 高光谱成像技术的柑橘植株叶片含氮量预测模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2014(1): 212-216.
LI J M, YE X J, WANG Q N, ZHANG C, HE Y. Development of prediction models for determining N content in citrus leaves based on hyperspectral imaging technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014(1): 212-216. (in Chinese)
- [14] 黎小清, 刘忠妹, 丁华平, 许木果, 李春丽. 基于高光谱数据的橡胶树叶片氮素含量估算模型研究[J]. 西南农业学报, 2015, 28(2): 569-574.
LI X Q, LIU Z M, DING H P, XU M G, LI C L. Study on estimation models for total nitrogen content of rubber tree leaves based on hyper-spectral data[J]. Southwest China Journal of Agricultural Sciences, 2015, 28(2): 569-574. (in Chinese)
- [15] 林灵辰, 余坤勇, 曾琪, 姚雄, 邓洋波, 范华栋, 刘健. 基于叶片光谱反射率的毛竹氮元素含量估测研究[J]. 中南林业科技大学学报, 2020, 40(2): 81-87, 130.
LIN L C, YU K Y, ZENG Q, YAO X, DENG Y B, FAN H D, LIU J. Estimation of nitrogen content in moso bamboo based on leaf spectral reflectance[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2020, 40(2): 81-87, 130. (in Chinese)
- [16] 马文强, 刘佳, 沈晓贺, 陈中原, 杨莉玲, 张漫. 核桃叶片氮元素含量的光谱预测模型[J]. 新疆农业科学, 2023,

- 60(3): 582-589.
- MA W Q, LIU J, SHEN X H, CHEN Z Y, YANG L L, ZHANG M. Prediction model of nitrogen content in walnut leaves based on spectrum[J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2023, 60(3): 582-589. (in Chinese)
- [17] DE SILVA A L, TRUEMAN S J, KÄMPER W, WALLACE H M, NICHOLS J, HOSSEINI BAI S. Hyperspectral imaging of adaxial and abaxial leaf surfaces as a predictor of macadamia crop nutrition[J]. Plants, 2023, 12(3): 558.
- [18] 胡文锋, 唐玮豪, 李创, 吴京锦, 马庆芬, 罗小川, 王超, 唐荣年. 基于近红外光谱技术和混合学习框架的橡胶树叶片氮含量估算[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(7): 2050-2058.
- HU W F, TANG W H, LI C, WU J J, MA Q F, LUO X C, WANG C, TANG R N. Estimating nitrogen concentration of rubber leaves based on a hybrid learning framework and near-infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(7): 2050-2058. (in Chinese)
- [19] 张文旭, 佟炫梦, 周天航, 杨振康, 孙嘉祺, 王金刚, 崔静, 王海江. 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.
- ZHANG W X, TONG X M, ZHOU T H, YANG Z K, SUN J Q, WANG J G, CUI J, WANG H J. Remote sensing estimation of cotton leaf nitrogen content based on hyperspectral imaging[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2021, 52 (5): 586-596. (in Chinese)
- [20] 李贞, 王家强, 李紫琴, 邹德秋, 张小功, 韩建文, 柳维扬. 棉花冠层氮素的高光谱监测与模型研究[J]. 江西农业大学学报, 2023, 45(5): 1273-1284.
- LI Z, WANG J Q, LI Z Q, ZOU D Q, ZHANG X G, HAN J W, LIU W Y. Hyperspectral monitoring and model study of nitrogen in cotton canopy[J]. Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis, 2023, 45(5): 1273-1284. (in Chinese)
- [21] 杨红云, 周琼, 杨珺, 孙玉婷, 路艳, 殷华. 基于高光谱的水稻叶片氮素营养诊断研究[J]. 浙江农业学报, 2019, 31(10): 1575-1582.
- YANG H Y, ZHOU Q, YANG J, SUN Y T, LU Y, YIN H. Study on nitrogen nutrition diagnosis of rice leaves based on hyperspectrum[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2019, 31(10): 1575-1582. (in Chinese)
- [22] 温云杰, 李桂花, 黄金莉, 刘云霞, 高翔, 汪洪. 连续流动分析仪与自动凯氏定氮仪测定小麦秸秆全氮含量之比较[J]. 中国土壤与肥料, 2015(6): 146-151.
- WEN Y J, LI G H, HUANG J L, LIU Y X, GAO X, WANG H. Determination nitrogen in the Kjeldahl digests of plant samples by continuous flow analyzer in comparison with auto-mated distillation-titration instrument[J]. Soil and Fertilizer Sciences in China, 2015(6): 146-151. (in Chinese)
- [23] 陈桂良, 刘忠妹, 许木果, 黎小清, 丁华平, 杨春霞. 云南山地胶园土壤有机质高光谱估算[J]. 中国农学通报, 2023, 39(13): 87-94.
- CHEN G L, LIU Z M, XU M G, LI X Q, DING H P, YANG C X. Hyper-spectral estimation for soil organic matter in Yunnan mountainous rubber plantations[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2023, 39(13): 87-94. (in Chinese)
- [24] 陈奕云, 赵瑞瑛, 齐天赐, 亓林, 张超. 结合光谱变换和 Kennard-Stone 算法的水稻土全氮光谱估算模型校正集构建策略研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(7): 2133-2139.
- CHEN Y Y, ZHAO R Y, QI T C, QI L, ZHANG C. Constructing representative calibration dataset based on spectral transformation and kennard-stone algorithm for VNIR modeling of soil total nitrogen in paddy soil[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(7): 2133-2139. (in Chinese)
- [25] 杨福芹, 李天驰, 冯海宽, 谢瑞, 肖天豪, 陈超. 基于无人机数码影像的冬小麦氮素营养诊断研究[J]. 福建农业学报, 2021, 36(3): 369-378.
- YANG F Q, LI T C, FENG H K, XIE R, XIAO T H, CHEN C. UAV digital image-assisted monitoring on nitrogen nutrition of winter wheat in the field[J]. Fujian Journal of Agricultural Sciences, 2021, 36(3): 369-378. (in Chinese)
- [26] 郭发旭, 冯全, 杨森, 杨婉霞. 基于无人机高光谱的马铃薯冠层叶片全氮含量反演[J]. 浙江农业学报, 2023, 35(8): 1904-1914.
- GUO F X, FENG Q, YANG S, YANG W X. Inversion of leaf nitrogen content in potato canopy based on unmanned aerial vehicle hyper-spectral images[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2023, 35(8): 1904-1914. (in Chinese)
- [27] 栗方亮, 孔庆波, 张青, 庄本来. 琯溪蜜柚叶片氮素含量多种高光谱估算模型对比研究[J]. 果树学报, 2022, 39(5): 882-891.
- LI F L, KONG Q B, ZHANG Q, ZHUANG M L. Comparative study on several hyperspectral estimation models of nitrogen contents in Guanxi honey pomelo leaves[J]. Journal of Fruit Science, 2022, 39(5): 882-891. (in Chinese)
- [28] JOHNSON L F, BILLOW C R. Spectrometry estimation of total nitrogen concentration in Douglas-fir foliage[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(3): 489-500.
- [29] 薛利红, 罗卫红, 曹卫星, 田永超. 作物水分和氮素光谱诊断研究进展[J]. 遥感学报, 2003(1): 73-80.
- XUE L H, LUO W H, CAO W X, TIAN Y C. Research progress on the water and nitrogen detection using spectral reflectance[J]. Journal of Remote Sensing, 2003(1): 73-80. (in Chinese)