

李旭,石子琰,刘伟,等.基于高光谱的枣树叶片氮素表征方法[J].华中农业大学学报,2023,42(3):203-210.  
DOI:10.13300/j.cnki.hnlkxb.2023.03.024

## 基于高光谱的枣树叶片氮素表征方法

李旭<sup>1,2</sup>,石子琰<sup>1</sup>,刘伟<sup>1</sup>,白铁成<sup>1</sup>,吴翠云<sup>2</sup>,张宇阳<sup>2</sup>,邬竞明<sup>1</sup>

1.塔里木大学信息工程学院/塔里木绿洲农业人工智能教育部重点实验室培育基地,阿拉尔 843300;  
2.塔里木大学新疆特色果树高效优质栽培与深加工技术国家地方联合工程实验室,阿拉尔 843300

**摘要** 为提高枣树种植过程中施用氮肥的精准性,本研究以南疆重要经济作物骏枣(*Ziziphus jujuba* Mill.)为研究对象,通过对枣树叶片原始光谱和一阶微分光谱与全氮含量的相关性进行分析,利用光谱敏感变量构建植被指数作为衍生变量,再以衍生变量作为变量建立多种线性和非线性的氮素含量预测模型,并对氮素含量预测模型进行精度检验。结果显示:基于枣树原始光谱和一阶微分光谱的模型拟合决定系数均大于0.75,原始光谱变量的预测效果整体好于一阶微分光谱;预测效果最好的是基于原始光谱变量4的幂函数模型: $\text{Nit} = 1.097x^{0.735}$ , $R^2$ 为0.821, RMSE为0.024 5。研究表明,建立的氮素含量预测模型能够实现基于高光谱反射率特征对枣树氮素的较好监测效果,能够作为枣树营养素诊断的重要理论依据。

**关键词** 高光谱;枣树叶片;全氮含量;预测建模;线性模型

**中图分类号** S562; S127 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2023)03-0203-08

红枣富含18种氨基酸和丰富的维生素C,营养价值高,还具有护肝降压、镇静安神等药用价值<sup>[1]</sup>。枣树具有适应性强、抗旱抗寒、耐盐碱等特点,广泛种植在海拔1 700 m以下的山区、丘陵和平原地区,我国枣种植面积及产量占世界总产量的98%。新疆作为全国红枣主产区之一,2020年红枣产量达到381.25万t<sup>[2]</sup>,占全国红枣总产量的1/2。新疆南部干旱少雨,病虫害少,独特的地理位置和丰富的光热资源为红枣的大面积种植提供了得天独厚的自然条件<sup>[3]</sup>。氮素是枣树生长过程中的必需元素,其含量直接影响了枣树的光合作用强度与糖类物质的形成,缺氮将造成产量和果实品质的下降;而过量的施氮会导致氮素流失浪费且造成灌溉水甚至地下水的富营养化<sup>[4]</sup>,这些因素都会加剧土壤盐渍化从而影响作物的产量<sup>[5]</sup>。因此,基于高效准确的枣树氮营养水平预测下精准施氮,不仅能满足枣树的氮素需求,保证果实的良好品质,而且可以避免施氮过多造成的一系列环境问题。

近年来高光谱技术因其快速、时效性强、低成本、信息量大等特点发展极为迅猛<sup>[6]</sup>,在作物生长监

测、精准施肥和产量预测等方面得到广泛应用<sup>[7]</sup>。通过高光谱手段诊断氮营养水平并指导作物施肥的方法已经在玉米、水稻、冬小麦和辣椒等作物中得到了较好的应用<sup>[8-9]</sup>。在枣树氮营养水平诊断研究方面,王琼等<sup>[10]</sup>通过测定不同氮素处理下的枣树冠层的光谱数据,得到相同氮处理水平下冠层叶片展叶期的全氮质量分数最高,摘心前期最低,且全氮含量与冠层光谱的红边参数显著相关,相关系数达到0.623;丁雅等<sup>[11]</sup>发现阿克苏林场的枣树冠层、枣树叶片的的光谱反射率与营养素含量有较强相关性,原始光谱微分处理后相关性会显著提高,结果还表明叶片光谱的建模预测精度高于冠层光谱。

光谱信号平滑处理是消除噪声最普遍的方法,将原始光谱数据导入Origin中采用SG方法进行平滑滤波<sup>[12]</sup>,不仅可以提高光谱曲线的平滑效果、消除一些异常值,而且可以降低噪声对光谱信号的干扰,提高信噪比。微分处理在光谱数据预处理应用很广泛,主要是由于在进行数据采集过程中,无法将由背景颜色或其他因素引起的误差减少到零,通过微分算法特别是一阶微分可以消除由基线漂移或平缓背

收稿日期:2022-10-17

基金项目:国家自然科学基金项目(41561088);新疆生产建设兵团创新创业平台建设项目(2019CB001);兵团科技创新人才计划(2021CB041);阿拉尔市科技计划(2021GX02);新疆特色果树高效优质栽培与深加工技术国家地方联合工程实验室开放课题(FE201805)

李旭, E-mail:lixu2866@126.com

通信作者:白铁成, E-mail:9550572@qq.com

景引起的干扰,提高分辨率和灵敏度,有利于确定反射率最值处的波长位置、红边位置与面积等其他光谱特征参数。上述研究表明,前人对枣树氮素含量的诊断研究大多侧重于光谱反射率波段与氮素的相关性分析及线性回归模型的构建,与光谱指数相结合且对线性与非线性回归模型的结果精度对比的相关研究较少,本研究结合光谱敏感波段与光谱指数,且对不同变量进行组合,既可以利用多波段光谱对枣树营养素含量进行定量分析,还可以利用光谱反射率特性的差异进行营养素反演,能够无损、准确、快速地获得枣树的氮素含量。

本研究以南疆地区重要的经济作物红枣作为研究对象,对获取的枣树叶片的高光谱数据进行原始光谱、一阶微分光谱与全氮含量的相关性分析,利用筛选出的敏感波长或波段构建起线性、非线性回归模型,旨在为大面积枣树种植的营养监测以及精准施肥管理提供重要可靠的理论依据。

## 1 材料与方 法

### 1.1 试验材料

试验研究区位于新疆阿拉尔市塔里木大学园艺试验站,阿拉尔市属暖温带大陆干旱荒漠气候区,光照时间长、气候极度干旱、昼夜温差大、地表蒸发强烈。本试验以枣树叶片为研究材料,试验研究的红枣品种为南疆地区较多种植的骏枣(*Ziziphus jujuba* Mill.),树高约2~3 m,该品种叶片宽厚且颜色较深,非常有利于高光谱数据的采集。

试验样品叶片采样时间2021年9月1日至10日,此时间段为骏枣的成熟期,天气晴好,风力小于2级,每次测定时间12:00—16:00(太阳高度角大于45°)。采样时选取园艺站20块大小株高基本一致的矩形枣园(枣树种植时间均为10 a),东西长40 m,南北长60 m,采用五点取样法<sup>[13]</sup>,即枣园4个角和中心共5个采样点,每个采样点选取5棵树按照东、南、西、北4个方位各采集不同枣树不同位置的叶片的高光谱数据和与之对应的全氮含量。将采集后的枣树叶片暂存在密封袋中,尽快带回实验室后测定氮素的含量。共计得到100个采样点5 000组高光谱反射率以及全氮含量的数据。设置N0(缺氮)、N1(正常施氮)和N2(过量施氮)3种处理,施氮量分别为120、225、450 kg/hm<sup>2</sup>。

### 1.2 试验方法

1) 光谱测定。本研究使用 ASD Field Spec

Hand Held 2 便携式高光谱仪测定枣树叶片的的光谱数据,波谱范围350~1 000 nm,光谱分辨率为1 nm,1条光谱曲线有650条反射率数据。测定之前进行仪器系统配置的优化和白板校正<sup>[13]</sup>,分别采摘采样点生长状况较好、颜色较深的枣树叶片,放置在黑色或者比较暗的背景下。本试验采用反射率基本为零的黑色布料,光谱仪探头距离叶片25 cm并避开叶脉进行反射率测量,每个样叶重复测定10次,取10个光谱数据的平均值作为其光谱反射率值。为保证数据测量的准确性与稳定性,每个采样点至少进行1次白板校正。每个采样点的样叶高光谱反射率数据测定完成以后,尽快装进事先标记好的样品袋,保存在随身携带的小型保温箱内,保温箱装入适量的冰块,待全部测量完成后尽快带回实验室测量全氮含量。

2) 全氮含量测定。将采集的新鲜样叶在100℃条件下杀青30 min左右,然后置于干燥箱中,80℃烘干,研钵充分研磨成均匀粉末,使用万分之一天平准确称取0.2 g加入消煮管,加入10 mL浓硫酸和催化剂,然后在FOSS消化炉中250℃消煮至淡蓝色澄清透明状液体。此过程中叶片中的有机氮在浓硫酸与催化剂(K<sub>2</sub>SO<sub>4</sub>、CuSO<sub>4</sub>·5H<sub>2</sub>O)的作用下经一系列反应转化为硫酸铵,再利用氢氧化钠蒸馏滴定确定全氮含量,全自动凯氏定氮仪会根据盐酸标准溶液的消耗量自动计算出样叶的全氮含量<sup>[13]</sup>。

3) 高光谱数据处理。采用式(1)对一阶微分光谱进行一阶微分计算。此处理有利于确定反射率最值处的红边光谱特征参数<sup>[14]</sup>。

$$R'_i = \frac{R_{i+1} - R_{i-1}}{(\lambda_{i+1} - \lambda_{i-1}) + (\lambda_i - \lambda_{i-1})} = \frac{R_{i+1} - R_{i-1}}{2\Delta\lambda} \quad (1)$$

式(1)中, $R_i$ 波长为*i* nm处的光谱反射率, $R'_i$ 是 $R_i$ 的一阶微分光谱值, $\lambda_i$ 是波长为第*i*个光谱通道的波长, $\lambda$ 由光谱采样间距决定,本研究采样间距为1 nm。

4) 模型建立。将预处理后的光谱数据导入Origin软件中,对基于原始光谱反射率和一阶微分光谱与样品叶全氮含量进行相关性分析得到所测全波段的相关系数,绘制全波段相关系数图,根据相关系数绝对值的大小确定敏感的波长或波段。将采集的所有叶片样本的原始光谱数据和全氮含量分为建模集和验证集,随机选取70%即3 500组光谱数据的样本数据作为建模集用于构建叶片氮素含量反演模型,30%即1 500组光谱数据的样本数据作为验证集用

来检验预测模型的精度。将分析确定的特征变量代入SPSS软件中进行一元及多元线性回归分析,构建植被指数作为衍生变量,建立基于植被指数的线性、非线性模型,筛选出精度较高的模型代入验证集中进行精度评价,筛选出精度较高的预测模型方程,以拟合决定系数 $R^2$ 和均方根误差RMSE作为模型精度指标。

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

式(2)中, $\hat{y}_i$ 为预测值, $y_i$ 为实测值, $n$ 为样本数。

## 2 结果与分析

### 2.1 原始光谱反射率特征

对采集的整体叶片的原始光谱数据进行波段特征分析,如图1所示,在400~700 nm可见光波段有2个吸收谷和1个反射峰,这一波段主要受到色素特别是叶绿素吸收的影响;在550 nm附近形成叶绿素的强反射“绿峰”,“绿峰”反射率( $R_g$ )是原始光谱在绿光吸收波段内的反射率最大值,绿光波长范围位于510~560 nm,叶绿素的含量越高,“绿峰”的变化更加显著;在620~720 nm红光波段的680 nm附近形成吸收“红谷”,之后反射率急剧升高;在680~750 nm形成显著区别于其他植物的“红边”,之后形成一个高反射“平台”<sup>[15-16]</sup>。红边斜率主要与植被的种植密度、叶面积指数等有关,其会随着叶绿素含量和覆盖度的升高而变大,多数红边参数与氮素含量有较强的联系,红边位置会因植物的生长状态而前后移动,生长状态不佳或受到病虫害侵袭时,红边向前移动(蓝移),最大值靠近前峰,生长比较旺盛时,红边向后移动(红移),最大值靠近后峰<sup>[17]</sup>。由于本试验只研究枣树果实成熟期的营养含量,取样来自同一氮肥条件下的枣树叶片,所以红边位置和红谷位置基本相同,不具有研究价值。采样枣树叶片的红边位置基本位于719 nm处,红边位置靠近后峰,所以可以推测到这一时期的枣树氮肥比较充足,生长状态良好。

### 2.2 叶片全氮含量的光谱相关性

将所采集全部叶片的光谱曲线进行平均处理后,结果如图2A所示。由图2A可知,原始光谱反射率与全氮含量呈负相关,由于中心波长为450~650 nm,主要是叶绿素吸波段,该波段相关系数逐渐变

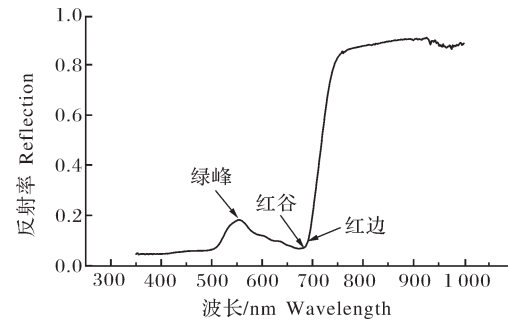
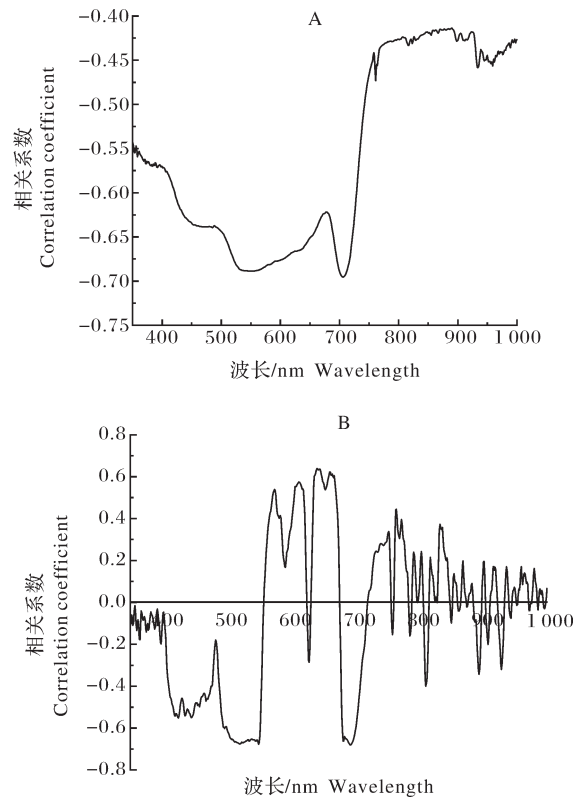


图1 枣树叶片原始光谱曲线

Fig.1 Original spectral reflection curve of jujube leaves



A:原始光谱与全氮含量相关系数 Correlation coefficient curve between the original spectrum and total nitrogen content; B:一阶微分光谱与全氮含量相关系数 Correlation coefficient curve between the first order differential spectrum and total nitrogen content.

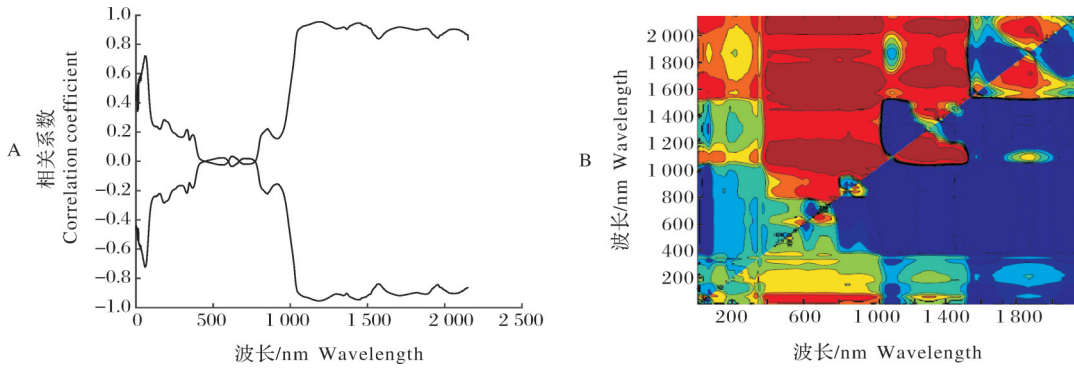
图2 枣树叶片光谱与全氮含量相关系数

Fig.2 Correlation coefficient between spectra and total nitrogen content of jujube leaves

大;在“绿峰”附近的556 nm处达到-0.689,之后在“红边”附近的706 nm处达到最大相关系数0.695。如图2B所示,从500 nm到“绿峰”附近呈负相关,相关系数平均值大于-0.6,在“绿峰”附近的519 nm处相关系数达到最大值0.686。之后相关性急剧变化,表现为正相关;在575、614、639、659 nm处的相关系数达到局部最大值,分别为达到0.569、0.589、0.663

和0.645。在“红边”波段又表现为负相关;在692 nm处相关系数达到-0.682。综上选取原始光谱敏感波长556、706 nm,敏感波段546~549、605~607、701~705 nm。一阶微分光谱敏感波长575、614、639、659、692 nm,敏感波段522~524、542~543、693~696 nm。使用归一化植被指数(normalized difference veg-

etation index, NDVI) ( $NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$ )方法对骏枣的叶片氮素含量进行反演研究(图3),由图3A可知,通过对比发现,其结果基本与研究



A: 相关系数图 Correlation coefficient diagram; B: 等势图 Equipotential diagram.

图3 归一化植被指数相关图像

Fig.3 Normalized difference vegetation index related images

2.3 叶片全氮反演模型的构建

根据枣树叶片全氮含量与原始光谱和一阶微分光谱的相关性分析结果,筛选得到较为敏感的波长及波段,作为敏感变量构建线性方程定义新的植被指数(表1),以此作为衍生变量建立模型,代入验证集检验精度,分析筛选得到预测效果最好的模型。如表1所示,4个基于原始光谱和6个基于一阶微分

光谱的植被指数均与全氮含量表现出较强相关性,原始光谱中变量4的相关性最好,相关系数达到0.818,一阶微分光谱中变量10的相关性最好,相关系数为0.801,稍低于变量4,变量5的相关性最差,为0.751。以相关系数大于0.78为条件,得到4个衍生变量建立多种回归模型。

表1 基于敏感变量构建的植被指数表

Table 1 Vegetation index table based on sensitive variables

变量 Variable	方程 Equation	相关系数 Correlation coefficient
1( $R_{546}$ )	$y = 1.352 - 0.777R_{546}$	0.777
2( $R_{546}, R_{556}$ )	$y = 1.353 - 3.271R_{546} + 2.494R_{556}$	0.778
3( $R_{546}, R_{556}, R_{607}$ )	$y = 1.343 - 4.089R_{546} + 3.780R_{556} - 0.487R_{607}$	0.784
4( $R_{546}, R_{556}, R_{607}, R_{705}$ )	$y = 1.430 - 12.957R_{546} + 14.474R_{556} - 0.172R_{607} - 2.128R_{705}$	0.818
5( $R'_{519}$ )	$y = 1.337 - 0.750R'_{519}$	0.751
6( $R'_{519}, R'_{523}$ )	$y = 1.382 - 0.417R'_{519} - 0.341R'_{523}$	0.753
7( $R'_{519}, R'_{523}, R'_{543}$ )	$y = 1.380 - 0.407R'_{519} - 0.301R'_{523} - 0.053R'_{543}$	0.754
8( $R'_{519}, R'_{575}, R'_{639}$ )	$y = 1.356 - 0.843R'_{519} - 0.337R'_{575} - 0.210R'_{639}$	0.776
9( $R'_{614}, R'_{639}, R'_{659}, R'_{692}, R'_{693}$ )	$y = 1.368 - 0.338R'_{614} + 0.07R'_{639} - 0.088R'_{659} - 0.243R'_{692} - 0.831R'_{693}$	0.780
10( $R'_{519}, R'_{523}, R'_{543}, R'_{575}, R'_{614}, R'_{639}, R'_{659}, R'_{692}, R'_{693}$ )	$y = 1.397 - 0.837R'_{519} - 0.104R'_{523} - 0.259R'_{543} - 0.238R'_{575} - 0.362R'_{614} + 0.147R'_{639} - 0.252R'_{659} + 0.559R'_{692} - 0.768R'_{693}$	0.801

由表2可知,由原始光谱变量(变量3和4)构建的植被指数作为衍生变量拟合的效果稍好于一阶微分光谱变量(变量9和10),相关系数均大于0.7,其中基于原始光谱变量4构建的模型相关系数均大于0.8

且指数和二次多项式回归模型达到最大相关系数0.813;基于一阶微分光谱变量9的二次多项式回归模型的相关系数最低,为0.772,变量的回归方式的改变对模型的精度影响并不明显。

表2 基于植被指数构建的模型  
Table 2 Model based on vegetation index

变量 Variable	回归方式 Regression method	方程 Equation	相关系数 Correlation coefficient
3( $R_{546}, R_{556}, R_{607}$ )	线性 Linearity	$y=1.472x-0.641$	0.782
	指数 Index	$y=0.259e^{1.226x}$	0.782
	幂 Power	$y=0.852x^{1.527}$	0.781
	二次多项式 Quadratic polynomial	$y=3.034x^2-6.103x+4.082$	0.783
4( $R_{546}, R_{556}, R_{607}, R_{705}$ )	线性 Linearity	$y=0.787x+0.311$	0.802
	指数 Index	$y=0.5729e^{0.655x}$	0.812
	幂 Power	$y=1.097x^{0.735}$	0.813
	二次多项式 Quadratic polynomial	$y=0.265x^2+0.188x+0.648$	0.814
9( $R'_{614}, R'_{639}, R'_{659}, R'_{692}, R'_{693}$ )	线性 Linearity	$y=17.901x-23.125$	0.761
	指数 Index	$y=2E-09e^{14.912x}$	0.764
	幂 Power	$y=0.0024x^{20.252}$	0.764
	二次多项式 Quadratic polynomial	$y=1004.1x^2-2709.8x+1829.4$	0.772
10( $R'_{519}, R'_{523}, R'_{543}, R'_{575}, R'_{614}, R'_{639}, R'_{659}, R'_{692}, R'_{693}$ )	线性 Linearity	$y=34.305x-46.536$	0.771
	指数 Index	$y=7E-18e^{28.518x}$	0.774
	幂 Power	$y=2E-06x^{30.676}$	0.773
	二次多项式 Quadratic polynomial	$y=3075.6x^2-8524.4x+5907.6$	0.781

2.4 叶片全氮反演模型对比

选取回归决定系数  $R^2$  较大的模型代入验证集进行精度检验,通过计算得到,基于变量4的模型  $R^2$  高于其他变量,最高达到0.655;基于变量9的模型  $R^2$  较低且小于0.6。因此,将  $R^2$  大于0.6的模型代入验证集作进一步验证。验证结果(表3)表明,全部回归模型的拟合决定系数  $R^2$  均大于0.75, RMSE 均低于0.1,基于原始光谱构建的模型中,变量3的线性模型

预测精度较高,  $R^2$  为0.792, RMSE 为0.019 1;变量4的预测精度整体高于变量3,  $R^2$  均大于0.8,其中幂函数模型预测精度最高,  $R^2$  达到0.828, RMSE 为0.024 5;二次多项式模型的预测精度稍低于前者,  $R^2$  也达到了较高的0.821。基于一阶微分光谱变量10的二次多项式模型的  $R^2$  为0.785, RMSE 为0.024 1。模型验证拟合结果见图4。

表3 模型的精度参数检验

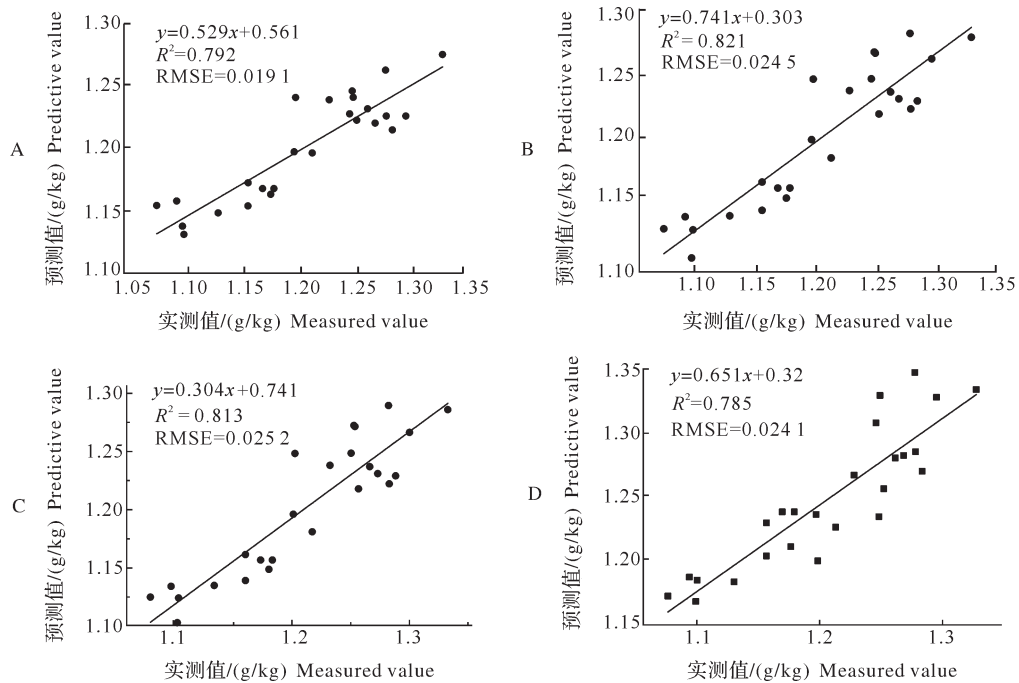
Table 3 Test of the fitting precision parameter of the model

变量 Variable	回归方式 Regression method	方程 Equation	$R^2$	RMSE
3( $R_{546}, R_{556}, R_{607}$ )	线性 Linearity	$y=1.472x-0.641$	0.792	0.019 1
	指数 Index	$y=0.259e^{1.226x}$	0.788	0.019 2
	幂 Power	$y=0.852x^{1.527}$	0.778	0.019 4
	二次多项式 Quadratic polynomial	$y=-9.094x^2+23.128x-13.416$	0.785	0.024 8
4( $R_{546}, R_{556}, R_{607}, R_{705}$ )	线性 Linearity	$y=1.057x-0.055$	0.819	0.038 4
	指数 Index	$y=0.573e^{0.655x}$	0.813	0.025 1
	幂 Power	$y=1.097x^{0.735}$	0.821	0.024 5
	二次多项式 Quadratic polynomial	$y=0.265x^2+0.188x+0.648$	0.813	0.025 2
10( $R'_{519}, R'_{523}, R'_{543}, R'_{575}, R'_{614}, R'_{639}, R'_{659}, R'_{692}, R'_{693}$ )	二次多项式 Quadratic polynomial	$y=3075.6x^2-8524.4x+5907.6$	0.785	0.024 1

通过支持向量回归(support vector regression, SVR)方法对数据进行试验,结果如图5所示。由图5可知,支持向量回归方法虽然取得良好效果,但本研究使用方法模型的  $R^2$  值和 RMSE 值均明显优于支持向量回归方法。

3 讨论

氮素是植物叶绿素、维生素、核酸、酶系统、激素等代谢有机化合物的重要组成成分,是植物生理活动最基础的元素。氮素充足可以促进枝叶发育,叶面积增大,光合作用变强,同时促进根系的生长和对



A: 变量3(线性)Variable 3, linearity; B: 变量4(幂)Variable 4, power; C: 变量4(二次多项式)Variable 4, quadratic polynomial; D: 变量10(二次多项式) Variable 10, quadratic polynomial.

图4 较高精度模型的拟合检验

Fig.4 The fitting test of high precision model

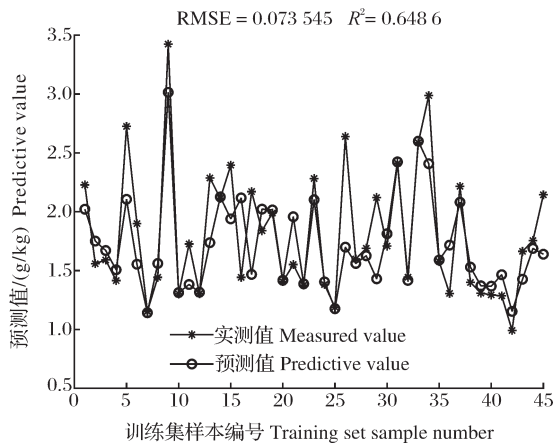


图5 支持向量回归模型拟合检验

Fig.5 Support vector regression model fitting test

养分、水分的吸收<sup>[18]</sup>。本研究对于原始光谱进行了平滑和一阶微分处理,原始光谱的敏感波长主要处在“绿峰”与“红边”之间,分别为546、556、607和705 nm,一阶微分光谱在500~550 nm表现出高相关度,这与原始光谱在该波段的相关程度比较相似,可以判断这是叶绿素的强反射特性造成的。一阶微分光谱在“红边”附近的692 nm处达到较强相关性,这与关于红边参数与作物氮素的研究相吻合<sup>[19]</sup>。原始光谱与一阶微分光谱在700~1 000 nm时相关程度较低。在研究中存在原始光谱较一阶微分光谱更加敏

感,但通过所得结果可以发现,其敏感波长和敏感波段均在相同区域,且相关程度高低的相应走势相对接近。因此,原始光谱和一阶微分光谱在本研究中均有成效。

现有研究表明,归一化植被指数是常用来监测和估算植被的营养元素含量效果较好的植被指数。杨海波等<sup>[20]</sup>使用归一化植被指数对不同生育期的马铃薯植株冠层氮素含量进行相关性分析,结果表明淀粉积累期的归一化植被指数与植株氮素浓度线性拟合呈极显著水平,模型系数为0.36~0.52。王晓珂等<sup>[21]</sup>以杂交水稻为研究对象,分析不同植被指数与叶片氮素含量、氮素积累量和地上部氮素积累量的相关性,并构建水稻氮素营养诊断模型,结果显示归一化植被指数和叶片氮素含量之间的决定系数为0.881。

在模型建立方法上,本研究先用筛选的敏感变量构建起多元线性植被指数作为衍生变量,基于衍生变量建立线性和非线性模型,多变量建模由于变量的复杂性,往往非线性模型的精度更高。李金梦等<sup>[22]</sup>采用化学计量法结合偏最小二乘(PLS)、多元线性回归(MLR)和反向神经传播(BPNN)3种建模方法实现了柑橘叶片的氮素反演预测,其结果表明与线性回归方法相比,BPNN等非线性回归方法精度更高。本研究模型的精度检验也证实了非线性模

型具有更好的预测效果。近年来随着信息技术的快速发展,神经网络等现代计算方法已经大量应用到建模中,但是考虑到模型的可操作性、计算条件、运行时长等。本研究采用的建模方式也能够较好地预测枣树的氮营养水平。

本研究最终建立的模型RMSE均小于0.1,稳定性较好,通过化学定量分析测定得到枣树叶片的全氮含量,将处理后的高光谱数据与全氮含量进行相关性分析,筛选得到敏感波长和波段,组合回归拟合得到新的衍生变量,再利用衍生变量建立枣树叶片线性和非线性预测模型,经过对模型的预测能力和精度评价,筛选确定了枣树叶片全氮含量的最佳预测模型是基于变量4的幂函数模型,即  $Nit = 1.097x^{0.735}$ ,这与前人研究结果一致<sup>[11]</sup>。因此,利用高光谱技术实现对枣树叶片全氮含量的无损、快速定量测量是可行的。但本研究的采样数量相对较小,采样环境相对单一,基于数学计算建立的模型的代表性、普遍性还欠佳,下一步还需要扩大研究区域,运用多种光谱处理和机器学习手段建立更加灵活可靠的模型,指导地区枣树种植更加精细化的培育及管理。

## 参考文献 References

- [1] 何伟忠,赵多勇,范盈盈,等.新疆红枣营养品质与稳定同位素及矿物元素特征产地溯源比较[J].核农学报,2021,35(5):1099-1112.HE W Z,ZHAO D Y,FAN Y Y, et al. Comparison of the nutrient quality, stable isotope and multi-element characteristics of Xinjiang jujube for origin traceability[J].Journal of nuclear agricultural sciences, 2021, 35 (5) : 1099-1112 (in Chinese with English abstract).
- [2] 卢明艳,宋锋惠,史彦江,等.树形对骏枣叶片生理状态及产量和品质的影响[J].西南农业学报,2022,35(12):2794-2800.LU M Y, SONG F H, SHI Y J, et al. Impact of tree shapes on the physiological characteristics of leaves yield and fruit quality of Jun jujube [J].Southwest China journal of agricultural sciences, 2022,35(12):2794-2800(in Chinese with English abstract).
- [3] 张计峰,耿庆龙,曹文超,等.氮肥品种与施氮量对滴灌红枣光合特性和产量的影响[J].农业工程学报,2020,36(7):92-98.ZHANG J F, GENG Q L, CAO W C, et al. Effects of type and amount of nitrogen fertilizer on photosynthetic characteristics and yield of jujube under drip irrigation [J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(7): 92-98(in Chinese with English abstract).
- [4] 解小锋,王中堂,张业梅,等.枣树的肥水需求及利用特性概述[J].落叶果树,2022,54(1):27-30.XIE X F, WANG Z T, ZHANG Y M, et al. Research progress on absorption and utilization characteristics of fertilizer and water in jujube [J].Deciduous fruits, 2022, 54(1): 27-30(in Chinese with English abstract).
- [5] 代云豪,管瑶,张钦凯,等.阿拉尔垦区土壤盐渍化遥感监测及时空特征分析[J].干旱区地理,2022,45(4):1176-1185.DAI Y H, GUAN Y, ZHANG Q K, et al. Remote sensing monitoring and temporal and spatial characteristics of soil salinization in Aral Reclamation Area [J].Arid land geography, 2022, 45(4) : 1176-1185(in Chinese with English abstract).
- [6] 彭晓伟,张爱军,王楠,等.高光谱技术在土壤及适种作物的研究进展[J].遥感信息,2022,37(1):32-39.PENG X W, ZHANG A J, WANG N, et al. Research progress of hyperspectral technology in soil and suitable crops [J].Remote sensing information, 2022, 37 (1) : 32-39 (in Chinese with English abstract).
- [7] 卢少志,杨蒙,杨万能,等.田间作物表型检测平台设计与试验[J].华中农业大学学报,2021,40(4):209-218.LU S Z, YANG M, YANG W N, et al. Design and experiment of a platform for detecting phenotype of field crop [J].Journal of Huazhong Agricultural University, 2021, 40(4) : 209-218(in Chinese with English abstract).
- [8] 杨锦.近地面成像光谱技术在水稻氮诊断方面的应用[J].测绘与空间地理信息,2021,44(3):160-163.YANG J. Application of near surface imaging spectroscopy on the diagnosis of rice nitrogen [J]. Geomatics & spatial information technology, 2021, 44 (3) : 160-163(in Chinese with English abstract).
- [9] 陈志超,蒋贵印,张正,等.基于无人机高光谱遥感的春玉米氮营养指数反演[J].河南理工大学学报(自然科学版),2022,41(3):81-89.CHEN Z C, JIANG G Y, ZHANG Z, et al. Inversion of nitrogen nutrition index of spring maize based on hyperspectral remote sensing of UAV [J].Journal of Henan University of Technology (natural science), 2022, 41 (3) : 81-89 (in Chinese with English abstract).
- [10] 王琼,陈兵,窦中江,等.不同氮水平枣树冠层光谱特征[J].西北农业学报,2017,26(9):1355-1362.WANG Q, CHEN B, DOU Z J, et al. Study on canopy spectral characteristics of jujube canopy in different nitrogen level [J].Acta agriculturae boreali-occidentalis sinica, 2017, 26(9) : 1355-1362(in Chinese with English abstract).
- [11] 丁雅,王振锡,瞿余红,等.枣叶片N素质量分数高光谱估算模型[J].东北林业大学学报,2018,46(11):45-50.DING Y, WANG Z X, QU Y H, et al. Hyperspectral estimation model for nitrogen content of jujube leaf [J].Journal of Northeast Forestry University, 2018, 46(11) : 45-50 (in Chinese with English abstract).
- [12] 乔星星,冯美臣,杨武德,等.SG平滑处理对冬小麦地上干生物量光谱监测的影响[J].山西农业科学,2016,44(10):1450-1454.QIAO X X, FENG M C, YANG W D, et al. Effect of SG smoothing processing on predicting the above ground dry biomass of winter wheat [J].Journal of Shanxi agricultural sciences, 2016, 44(10) : 1450-1454(in Chinese with English abstract).
- [13] 纪景纯,刘建立,牛玉洁,等.基于全波段高光谱的冬小麦生长参数估算方法比较[J].作物杂志,2020(6):180-188.JI J C, LIU J L, NIU Y J, et al. Comparison of estimation methods for growth parameters of winter wheat based on full-band hyperspectral data [J].Crops, 2020(6) : 180-188 (in Chinese with English abstract).
- [14] 张黎黎,吕霞.基于无人机高光谱的水稻叶片氮含量估测方法[J].农业科技与装备,2021(6):13-15.ZHANG L L, LÜ X. Estimating method for nitrogen content in rice leaves based on

- UAV hyper-spectrum[J].Agricultural science & technology and equipment, 2021(6):13-15(in Chinese with English abstract).
- [15] 第五鹏瑶, 卞希慧, 王姿方, 等. 光谱预处理方法选择研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(9):2800-2806. DIWU P Y, BIAN X H, WANG Z F, et al. Study on the selection of spectral preprocessing methods[J]. Spectroscopy and spectral analysis, 2019, 39(9):2800-2806(in Chinese with English abstract).
- [16] LI H K, ZHOU B B, XU F, et al. Hyperspectral characterization and chlorophyll content inversion of reclaimed vegetation in rare earth mines [J]. Environmental science and pollution research, 2022, 29(24):36839-36853.
- [17] YIN C X, LIN J, MA L L, et al. Study on the quantitative relationship among canopy hyperspectral reflectance, vegetation index and cotton leaf nitrogen content[J]. Journal of the Indian society of remote sensing, 2021, 49(8):1787-1799.
- [18] LIU L, VICTOR O S, XU J X, et al. Genetic improvement of crop yield, grain protein and nitrogen use efficiency of wheat, rice and maize in China[J]. Advances in agronomy, 2021, 168:203-252.
- [19] 程高峰, 李秉柏, 李萍萍, 等. 作物红边位置算法评述[J]. 江苏农业科学, 2009, 37(2):12-14. CHENG G F, LI B B, LI P P, et al. Review on the algorithm of crop red edge position[J]. Jiangsu agricultural sciences, 2009, 37(2):12-14(in Chinese with English abstract).
- [20] 杨海波, 张加康, 杨柳, 等. 品种和生育时期对冠层光谱指数(NDVI)估测马铃薯植株氮素浓度的影响[J]. 作物学报, 2020, 46(6):950-959. YANG H B, ZHANG J K, YANG L, et al. Effect of variety and growth period on NDVI estimation of nitrogen concentration in potato plants[J]. Acta agronomica sinica, 2020, 46(6):950-959(in Chinese with English abstract).
- [21] 王晓珂, 刘婷婷, 许桂玲, 等. 基于冠层高光谱遥感的杂交水稻植被指数氮素营养诊断模型[J]. 中国稻米, 2021, 27(3):21-29. WANG X K, LIU T T, XU G L, et al. Nitrogen diagnosis model of vegetation indices based on canopy hyperspectral remote sensing for hybrid rice[J]. China rice, 2021, 27(3):21-29(in Chinese with English abstract).
- [22] 李金梦, 叶旭君, 王巧男, 等. 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, 34(1):212-216. LI J M, YE X J, WANG Q N, et al. Development of prediction models for determining N content in citrus leaves based on hyperspectral imaging technology[J]. Spectroscopy and spectral analysis, 2014, 34(1):212-216(in Chinese with English abstract).

## Method for characterizing nitrogen in jujube leaves based on hyperspectral analysis

LI Xu<sup>1,2</sup>, SHI Ziyang<sup>1</sup>, LIU Wei<sup>1</sup>, BAI Tiecheng<sup>1</sup>, WU Cuiyun<sup>2</sup>, ZHANG Yuyang<sup>2</sup>, WU Jingming<sup>1</sup>

1. *Institute of Information Engineering, Tarim University/Incubation Base of Ministry of Education Key Laboratory of Agricultural Artificial Intelligence, Tarim Oasis, Alar 843300, China;*  
2. *National Local Joint Engineering Laboratory of High-Efficiency and High-Quality Cultivation and Deep Processing Technology of Southern Xinjiang Special Fruit Trees, Tarim University, Alar 843300, China*

**Abstract** Jujube as one important economic crop in Southern Xinjiang was used to analyze the relationship between raw spectra and first-order differential spectra of jujube leaves and the content of total nitrogen with hyperspectral techniques. A model for predicting the content of nitrogen was established to provide a theoretical basis for nitrogen monitoring and precise fertilization during jujube cultivation. Spectral sensitive variables were used to construct vegetation indices as derivative variables. Multiple linear and non-linear models for predicting the content of nitrogen were established using derivative variables as variables. The accuracy of models for predicting the content of nitrogen was tested. Results showed that the fitted decision coefficients of models based on the original spectra and first-order differential spectra of jujube trees were greater than 0.75. The overall prediction performance of the original spectral variables was better than that of first-order differential spectra. The best prediction was based on the power function model of the original spectral variables 4:  $\text{Nit} = 1.097x^{0.735}$ ,  $R^2 = 0.821$ , and  $\text{RMSE} = 0.0245$ . It is indicated that the model established for predicting the content of nitrogen can achieve good effect of monitoring nitrogen in jujube tree based on hyperspectral reflectance characteristics, and can serve as an important theoretical basis for the nutrient diagnosis of jujube tree.

**Keywords** hyperspectral; jujube leaf; content of total nitrogen; predictive modeling; linear model

(责任编辑:陆文昌)