

引用格式: Yang Fuqin, Feng Haikuan, Li Zhenhai, *et al.* Comparison of Hyperspectral Remote Sensing Inversion Methods for Apple Leaf Nitrogen Content[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(2): 353-361. [杨福芹, 冯海宽, 李振海, 等. 苹果叶片氮含量高光谱反演方法对比[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(2): 353-361.] doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.2.0353

苹果叶片氮含量高光谱反演方法对比

杨福芹^{1,2}, 冯海宽², 李振海², 潘洁晨¹, 谢瑞¹

(1. 河南工程学院土木工程学院, 河南 郑州 451191;

2. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097)

摘要:快速、无损、及时地准确估算苹果叶片氮含量是保证苹果产量和质量的基础, 利用高光谱技术对苹果叶片氮含量进行遥感反演可为合理施肥提供理论依据。利用2012年和2013年山东省肥城市潮泉镇下寨村不同生育期的苹果叶片氮含量和相应的叶片光谱数据进行分析和建模。首先分析了叶片氮含量与原始光谱、一阶微分及三边光谱指数之间的相关性, 筛选出对叶片氮含量敏感的光谱指数; 构建了对叶片氮含量敏感的光谱指数NDSI和RSI; 最后利用筛选的敏感光谱指数及构建的NDSI和RSI光谱指数, 结合灰色关联分析(GRA)-偏最小二乘(PLS)方法及袋外数据重要性(OOB)-随机森林(RF)方法对叶片氮含量进行反演。结果表明: ①叶片氮含量与原始光谱、一阶微分光谱之间的敏感波段分别为553、711、527、708和559 nm; 构建的对叶片氮含量敏感的光谱指数分别为 $NDSI_{(567, 615)}$ 和 $RSI_{(554, 615)}$; 叶片氮含量对三边光谱指数之间相关性最好的光谱指数是SDy。②建模和验证结果表明用OOB-RF建立的苹果叶片氮含量估算模型具有较好的精度和可靠性, 可以用来指导果树变量施肥, 为监测氮素营养状况提供一种新的方法。

关键词: 苹果叶片; 叶片氮含量; 灰色关联分析; 随机森林; 偏最小二乘法

中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2021)02-0353-09

1 引言

氮素是影响果树生长发育、保证果树质量和产量的重要营养元素之一, 准确、快速、及时地对果树氮素营养状况做出判断是合理施肥的基础^[1-2]。传统的氮素营养诊断方法主要采用实验室测试, 虽然精度高, 但耗时周期长, 人力投入多, 难以满足精准农业的需求。高光谱技术由于光谱分辨率高、波段窄且连续等优点^[3], 在估测作物生化参数方面^[4-9]得到了广泛的应用。因此, 利用高光谱手段对果树叶片生化参数进行快速、无损监测已成为评价果树生长状况的重要内容^[10-12]。李丙智等^[13]研究了苹果叶片全氮含量与原始光谱、一阶微分光谱之间的相关

性, 结果表明原始光谱在715 nm、一阶微分光谱在723 nm处有最大相关系数。朱西存等^[14]分析了原始光谱和一阶导数光谱与苹果花氮素的相关性, 确定出敏感波段以构建特征光谱指数, 进而估算苹果氮含量, 结果表明基于640 nm和676 nm原始光谱反射率的2个苹果花氮素含量模型最佳。杨福芹等^[15]利用可见光-近红外光谱特征参数对苹果叶片氮含量进行了估算。Zhang等^[16]建立了近红外反射光谱与苹果叶片氮含量的多元线性回归模型。岳学军等^[17]用5种流行学习算法对柑橘原始光谱及经小波去噪后的光谱数据进行特征提取, 采用支持向量机回归算法建立柑橘叶片氮含量估算模型。陈澜等^[18]基于主成分分析和随机森林回归建立了

收稿日期: 2019-12-28; 修订日期: 2021-02-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(41601346、42007424), 河南省科技攻关计划项目(202102310333、212102310427、212102310966), 河南工程学院博士基金项目(D2017008)。

作者简介: 杨福芹(1979-), 女, 河南安阳人, 讲师, 主要从事农业定量遥感研究。E-mail: yangfuqin0202@163.com

通讯作者: 冯海宽(1982-), 男, 河南周口人, 副研究员, 主要从事农业遥感应用研究。E-mail: fenghaikuan123@163.com

不同生育期猕猴桃叶片叶绿素含量遥感估算模型。宋晓等^[19]基于两波段光谱植被指数 NDRE 和 550 nm 光谱反射率构建了一个三波段植被指数 NEW-NDRE, 结果表明新构建的 NEW-NDRE 对冬小麦冠层叶片氮含量的模拟能力优于传统指数。

上述大多数研究集中在某生育期或者某品种对作物进行营养诊断, 且预测模型的年际扩展性较差。本研究以不同品种的苹果试验区为基础, 尝试结合光谱指数、灰色关联分析(GRA)、偏最小二乘(PLS)和结合光谱指数、袋外数据重要性(OOB)、随机森林(RF)方法估算苹果叶片氮含量, 以期确定苹果叶片氮含量的最佳估算模型, 为利用遥感技术监测苹果氮素营养提供新的理论依据和技术支持。

2 数据和方法

2.1 研究区概况

苹果树试验区位于山东省肥城市潮泉镇下寨村国家农业信息化工程技术研究中心的2个示范基地(116°50'22"E, 36°14'01"N)。2001年建园, 每个果园长度约80 m, 宽度约30 m。主要栽种品种为富士和嘎啦, 株距3 m, 行距5 m, 树高约3 m。果树树干高约0.5 m, 树形为纺锤性。嘎啦是8月20日左右成熟, 富士是10月20日左右成熟。区域气候属温带半湿润大陆性季风气候区, 雨热同季, 光温同步。

2.2 叶片取样及光谱测定

分别于2012年(n=297)选取了60棵苹果树, 其中富士品种45棵, 嘎啦品种15棵, 2013年(n=180)选取36棵苹果树, 其中富士品种27棵, 嘎啦品种9棵。分别在苹果的开花盛期、春梢旺长期、春梢停长期、秋梢旺长期、果实膨大期、果实成熟期和叶变色期进行取样及光谱测定。取样时间如表1所示。取样时, 在树冠东西南北4个方向及树冠外围中部, 当年延长枝中部叶(带叶柄)分别取8片叶, 每株共32片, 其中4个方向各取1片叶测量叶片光谱, 单独放入一个自封袋种, 其余28片合为混合叶样, 放入另外一个自封袋种。获取了2012年和2013年苹果5个生育期数据共477个样本, 用2013年的180个苹果样本作为建模样本, 2012年的297个样本作为检验样本。各种方法下的建模依赖于相同的建模样本和检验样本。

叶片光谱采用FieldSpec® Pro FR光谱仪(ASD Inc., Boulder, Colorado, USA)和叶片夹

表1 试验测定数据的详细列表

Table 1 List of data acquisition at each measured time

日期	富士生育期	嘎啦生育期	富士样本量	嘎啦样本量
2012-05-10	春梢旺长期	春梢旺长期	44	16
2012-07-03	春梢停长期	春梢停长期	43	15
2012-08-10	果实膨大期	果实成熟期	44	16
2012-09-20	果实膨大期	叶变色期	43	16
2012-10-18	果实成熟期	叶变色期	44	16
2013-04-20	开花盛期	开花盛期	27	9
2013-05-25	春梢旺长期	春梢旺长期	27	9
2013-07-18	秋梢旺长期	秋梢旺长期	27	9
2013-08-30	果实膨大期	果实成熟期	27	9
2013-10-25	果实成熟期	叶变色期	27	9
总体			353	124

(ASD leaf clip)进行测定。叶片光谱的测定详见参考文献[20]、[21]。

2.3 苹果叶片氮含量测定

将32片苹果叶片在105℃下杀青30 min, 然后将所有苹果叶片样品在75℃烘干48 h以上, 直至恒质量再称干物质量。最后采用凯氏定氮仪(Buchi B-339, Switzerland)对苹果叶片氮含量(leaf nitrogen content, LNC)进行测定。

2.4 归一化差值光谱指数(NDSI)和比值光谱指数(RSI)的构建

参照描述植被特征的归一化差值植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)和比值植被指数(Ratio Vegetation Index, RVI), 利用苹果叶片光谱反射率数据, 构建了归一化差值光谱指数(Normalized Difference Spectral Index, NDSI)和比值光谱指数(Ratio Spectral Index, RSI), 其公式分别为:

$$NDSI(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2}}{R_{\lambda_1} + R_{\lambda_2}}$$

$$RSI(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{R_{\lambda_1}}{R_{\lambda_2}}$$

其中: λ_1 为敏感波长1; λ_2 为敏感波长2; R_{λ_1} 为敏感波长1的叶片光谱反射率; R_{λ_2} 为敏感波长2的叶片光谱反射率。

2.5 “三边”光谱指数

“三边”参数是植被叶片/冠层的重要光谱特征。其相关定义及含义见表2。

2.6 灰色关联度分析

灰色关联度(Grey Relational Analysis, GRA)是一个无量纲的量, 是通过灰色关联度来分析和确定

表 2 光谱指数定义

Table 2 The definition of spectral parameters

类型	光谱指数	定义
基于光谱位置变量	Dr	红边内最大一阶微分值
	λ_r	Dr 对应波长
	Db	蓝边内最大一阶微分
	λ_b	Db 对应波长
	Dy	黄边内最大一阶微分值
	λ_y	Dy 对应波长
	R_g	绿峰反射率
	λ_g	R_g 对应波长
	Ro	红谷反射率
	基于光谱面积变量	SDr
SDb		蓝边内一阶微分总和
SDy		黄边内一阶微分总和
基于光谱指数变量	SDr/SDb	比值光谱指数
	SDr/SDy	
	R_g/R_o	归一化光谱指数
	$(SDr-SDb)/(SDr+SDb)$	
	$(SDr-SDy)/(SDr+SDy)$	
$(R_g-R_o)/(R_g+R_o)$		

系统因素间的影响程度或因素对系统主行为的贡献测度的一种方法^[22],是描述自变量对因变量的贴近程度,并根据贴近程度对自变量进行排序。本研究利用灰色关联度的概念计算苹果叶片氮含量与光谱指数各影响因素之间贴近程度的关联度,把灰色关联度越大的光谱指数作为偏最小二乘(Partial Least Squares, PLS)回归的输入变量。

2.7 偏最小二乘法

偏最小二乘法主要研究多因变量或单因变量对多自变量的回归建模,它最简单的形式是因变量 y 与自变量 x 之间的线性回归模型^[23]。其表达式为:

$$Y = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_n X_n$$

其中: a_0 为回归系数的截距, a_i 为每个光谱指数的回归系数, X_i 为灰色关联度筛选的光谱指数, i 从 1 到 n , Y 为相应的苹果叶片氮含量因变量。

实验时利用灰色关联度筛选的对苹果叶片氮含量敏感的光谱指数作为自变量,利用 PLS 建立苹果叶片氮含量估算模型。

2.8 随机森林

随机森林(Random Forest, RF)是由 Leo Breiman 和 Adele Cutler^[24-25]于 2001 年提出一种机器学习算法,他利用袋外数据集(Out-Of-Bag Data, OOB)重要性原则,对数据进行降维。在随机森林回归中,一棵决策树代表一组约束条件,这些条件被分层组织并先后从树根应用到树叶。首先用

OOB 对敏感光谱指数进行重要性排序,然后将重要性靠前的光谱指数作为自变量建立基于随机森林的苹果叶片氮含量估算模型。

2.9 精度评定

用决定系数(Coefficient of Determination, R^2)、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、相对误差(Relative Error)来评判模型的优劣。

3 结果与分析

3.1 苹果叶片全氮含量与光谱反射率相关性分析及反演

多个生育期的苹果叶片全氮含量与原始光谱进行相关性分析(图 1),寻找对苹果叶片氮含量敏感的波段,进而建立苹果叶片氮含量氮素营养诊断模型。从图 1 可以看出,在 400~509 nm 和 661~687 nm 范围内叶片氮含量与原始光谱呈极显著负相关,但相关系数值均较小,在 518~635 nm 和

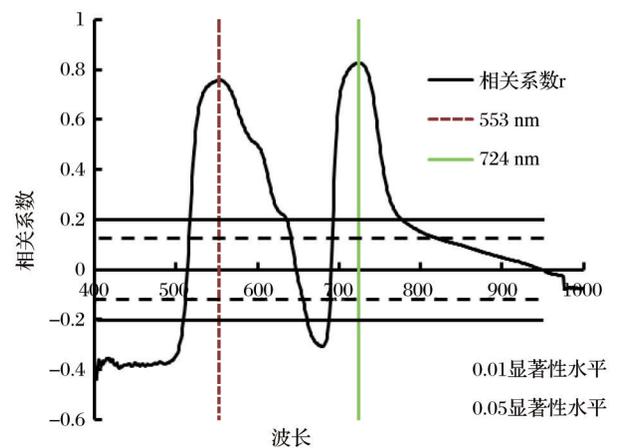


图 1 原始光谱与叶片全氮含量的相关性

Fig.1 Correlation between the original spectrum and the leaf nitrogen content

693~777 nm 范围内叶片氮含量与原始光谱呈极显著正相关,相关性最好的波段分别是 553 nm 和 724 nm,其相关系数分别为 0.76 和 0.83。选取相关性最大的波峰 553、724 nm 2 个原始光谱反射率特征光谱指数作为估算苹果叶片氮含量的预测模型,结果见表 3。可以看出,两个光谱指数的建模效果较好,但验证效果很差,说明用单一的原始光谱反射率构建的估算模型普适性和稳定性较差,不能很好的预测不同年度的苹果叶片氮含量。

叶片氮含量与一阶微分光谱之间的相关性分析如图 2 所示。在 501~553 nm、684~716 nm 范围内叶片氮含量与一阶微分光谱呈显著正相关,相关

表3 基于原始光谱指数的叶片氮含量预测模型及验证

Table 3 Modeling and verification of leaf nitrogen content based on original spectrum

光谱指数	回归方程	建模(n=180)			验证(n=297)		
		R ²	RMSE	RE/%	R ²	RMSE	RE/%
R ₅₅₃	y=23.505x+0.650 5	0.58	0.39	10.80	0.03	0.45	13.89
R ₇₂₄	y=15.766x-2.512 2	0.68	0.34	9.26	0.18	0.40	11.68

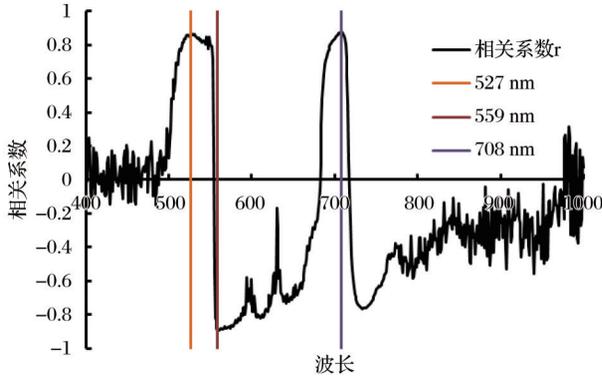


图2 一阶微分光谱与叶片氮含量的相关性

Fig.2 Correlation between the differential spectral reflectance and the leaf nitrogen content

性最好的波段分别是 527、708 nm,其相关系数分别为 0.86 和 0.87。在 555~629 nm、631~679 nm 和 719~831 nm 范围内叶片氮含量与一阶微分光谱呈显著负相关,相关性最好的波段是 559 nm,其相关系数为 -0.90。在其他波段处,还存在一些区间呈极显著正、负相关,本文不作考虑。选取相关性最

大的 2 个波峰 527、708 nm 和 1 个波谷 559 nm 一阶微分光谱特征光谱指数作为估算苹果叶片氮含量的预测模型,结果见表 4。可以看出,与原始光谱反射率构建的苹果叶片氮含量估算模型相比,其估算模型能较好的预测苹果氮素营养状况,说明用反射率的一阶微分构建的苹果叶片氮含量估算模型可以很好地监测苹果氮素营养状况。

3.2 苹果叶片氮含量与光谱指数相关性分析及反演

为了明确表征叶片氮素的敏感波段,利用多个生育期的苹果数据建立了光谱指数 NDSI、RSI 和叶片氮含量决定系数图(图 3),根据决定系数图颜色深浅提取对叶片氮素营养状况的敏感波段组合。颜色从蓝色到红色表示决定系数由小到大,同种颜色含量越深表示决定系数越大。

研究发现以 567 和 615 nm 为特征波段构建的 NDSI 光谱指数反演苹果叶片氮含量的 R²、RMSE 和 RE 分别为 0.80、0.27 和 7.14%,以 554 nm 和 615 nm 为特征波段构建的 RSI 反演苹果叶片氮含量的 R²、

表4 基于一阶微分参数的叶片氮含量含量预测模型及验证

Table 4 Modeling and verification of chlorophyll content based on original spectrum

光谱指数	回归方程	建模(n=180)			验证(n=297)		
		R ²	RMSE	RE/%	R ²	RMSE	RE/%
D ₅₂₇	y=1.477ln(x)+12.44	0.75	0.30	8.15	0.38	0.37	12.13
D ₅₅₉	y=-2 473.9x+1.068 8	0.80	0.27	7.39	0.44	0.34	10.78
D ₇₀₈	y=440.7x-1.342 5	0.76	0.29	8.09	0.35	0.39	12.74

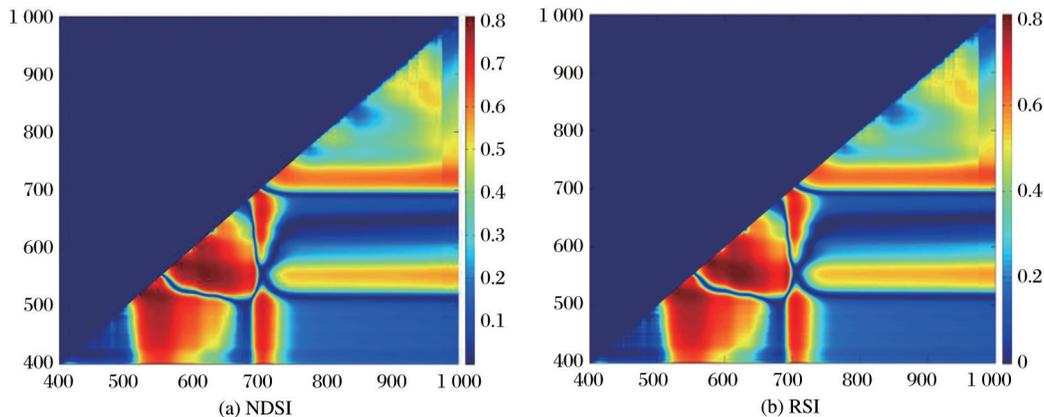


图3 NDSI与RSI和LNC决定系数等高线图

Fig.3 Contour map of coefficients of determination for linear relationship between NDSI/RSI and LNC

RMSE和RE分别为0.81%、0.26%和7.05%。其建模具有较高的精度,进一步对叶片氮含量估算模型进行验证,利用2012年的数据进行验证,结果显示NDSI_(567,615)和RSI_(554,615)构建的叶片氮含量的R²、

RMSE和RE分别为0.52%、0.36%、12.11%和0.57%、0.35%、11.75%,预测值和实测值具有较高的一致性,表明构建的光谱指数NDSI_(567,615)和RSI_(554,615)进行叶片氮含量估算具有较好的可靠性(表5)。

表 5 基于 NDSI 和 RSI 的叶片氮含量预测模型及验证

Table 5 Modeling and verification of leaf nitrogen content based on NDSI and RSI

光谱指数	回归方程	建模(n=180)			验证(n=297)		
		R ²	RMSE	RE/%	R ²	RMSE	RE/%
NDSI _(567,615)	y=12.042x+0.624 7	0.80	0.27	7.14	0.52	0.36	12.11
RSI _(554,615)	y=2.8449x-1.841 1	0.81	0.26	7.05	0.57	0.35	11.75

3.3 苹果叶片氮含量与三边光谱指数相关性分析及反演

叶片氮含量与三边光谱指数之间的相关性分析如表6所示。红边内最大一阶微分值Dr和黄边内最大一阶微分值对应的波长λy与叶片氮含量仅达到显著相关(p=0.05),其余三边光谱指数与叶片氮含量都达到了极显著相关(p=0.01);光谱指数λb、λg、Ro、SDr虽然与叶片氮含量达到了极显著相关,但相关性比较低,其值分别为0.22、0.45、0.27和0.39;其余光谱指数与叶片氮含量相关性都非常好,相关性最好的三边光谱指数是SDy,其值为0.88。建模和检验结果见表7所示。可以看出,基于三边光谱指数的叶片氮含量预测模型以对数模型和线性模型为优,基于SDy所构建的线性模型与其他所构建的模型相比,具有最大的决定系数R²(0.78),最小的RMSE(0.28)和RE(7.46%)。除了Rg、SDb、SDr/SDb和(SDr-SDb)/(SDr+SDb)验证效果较差外,其他验证结果都有较高的R²、较低的RMSE和RE。其中(SDr-SDy)/(SDr+SDy)其建模的R²、RMSE和RE分别为0.75%、0.30%和8.00%,验证的R²、RMSE和RE分别为0.47%、0.35%和11.56%。相比其他光谱指数构建的苹果叶片氮含量模型来说,不仅建模精度比较高,而且验证结果精度也比较高。

3.4 苹果叶片氮含量与光谱指数重要性分析及反演

使用灰色关联分析法和袋外数据重要性对上光谱指数与苹果叶片氮含量的之间的关联性进行重要性分析(表8和表9)。从表8可以看出,利用灰色关联分析方法,光谱指数与叶片氮含量的灰色关联度大小顺序为Rg/Ro>NDSI_(567,615)>RSI_(554,615)>(Rg-Ro)/(Rg+Ro) >D₇₀₈>.....>SDr/SDb>SDr/SDy。其中灰色关联度最大的光谱指数是Rg/Ro,其值是0.907,最小的光谱指数是SDr/Sdy,其

表 6 叶片氮含量与三边光谱指数间的相关系数

Table 6 Correlation coefficient between leaf nitrogen content and spectral parameter

光谱指数	相关系数	光谱指数	相关系数
Dr	0.19*	SDr	0.39**
λr	-0.77**	SDb	0.83**
Db	0.85**	SDy	-0.88**
λb	0.22**	SDr/SDb	-0.84**
Dy	0.83**	SDr/SDy	0.87**
λy	-0.16*	Rg/Ro	0.85**
Rg	0.76**	(SDr-SDb)/(SDr+SDb)	-0.82**
λg	0.45**	(SDr-SDy)/(SDr+SDy)	0.87**
Ro	-0.27**	(Rg-Ro)/(Rg+Ro)	0.87**

注:**,*分别表示相关性达到0.05和0.01的显著性水平。r_{0.01}(180)=0.20, r_{0.05}(180)=0.15

值为0.708。选取光谱指数与叶片氮含量灰色关联度较大的前5个光谱指数Rg/Ro、NDSI_(567,615)、RSI_(554,615)、(Rg-Ro)/(Rg+Ro)和D₇₀₈作为偏最小二乘算法的输入变量。从表9可以看出,利用袋外数据集重要性原则,光谱指数与叶片氮含量重要性大小顺序Db>D₅₂₇>R₅₅₃>D₅₅₉>RSI_(554,615)>.....>λg>λy。其中OOB最大的光谱指数是Db,其值为10.204,最小的光谱指数是λy,其值为0.013 2。选取光谱指数与叶片氮含量袋外数据重要性较大的前5个光谱指数Db、D₅₂₇、R₅₅₃、D₅₅₉和RSI_(554,615)作为随机森林算法的输入变量。从灰色关联度及袋外数据集重要性与苹果叶片氮含量筛选的光谱指数可以看出,由于特征重要性度量方式不同,筛选的光谱指数存在很大差异。

通过GRA、OOB分析获得前5个光谱指数与LNC的关系比较稳定,然后利用GRA-PLS和OOB-RF两种方法分别对苹果叶片氮含量进行估算(表10)。从表10建模结果可以看出,用GRA-PLS和OOB-RF方法可以提高对苹果LNC的估算

表 7 基于三边光谱指数的叶片氮含量预测模型及验证

Tab 7 Modeling and verification of leaf nitrogen content based on spectral parameter

光谱指数	回归方程	建模(n=180)			验证(n=297)		
		R ²	RMSE	RE%	R ²	RMSE	RE%
λr	$y = -0.0962x + 72.015$	0.60	0.38	10.44	0.46	0.35	11.09
Db	$y = 1.704\ln(x) + 13.662$	0.75	0.30	8.26	0.40	0.35	10.89
Dy	$y = 2766.6x + 2.1353$	0.68	0.34	9.19	0.32	0.38	11.80
Rg	$y = 23.509x + 0.6495$	0.58	0.39	10.81	0.00	0.45	13.88
SDb	$y = 1.6986\ln(x) + 8.6703$	0.72	0.31	8.34	0.13	0.44	14.36
SDy	$y = -58.941x + 1.3219$	0.78	0.28	7.46	0.41	0.36	11.70
SDr/SDb	$y = -1.741\ln(x) + 7.5622$	0.71	0.32	8.55	0.20	0.43	14.12
SDr/SDy	$y = 0.1131x + 5.1234$	0.75	0.30	8.42	0.40	0.39	13.06
Rg/Ro	$y = 2.7425\ln(x) + 0.9405$	0.75	0.30	7.91	0.33	0.41	13.71
$(SDr-SDb)/(SDr+SDb)$	$y = -11.617x + 12.969$	0.68	0.34	8.73	0.21	0.42	13.79
$(SDr-SDy)/(SDr+SDy)$	$y = 14.562\ln(x) + 1.3012$	0.75	0.30	8.00	0.47	0.35	11.56
$(Rg-Ro)/(Rg+Ro)$	$y = 6.521x + 0.6827$	0.75	0.30	7.95	0.32	0.41	13.92

表 8 光谱指数与叶片氮含量灰色关联分析顺序

Table 8 Sequence of correlation between spectral index and LNC with GRA

光谱指数	灰色关联	排序	光谱指数	灰色关联	排序
g/Ro	0.907	1	SDr	0.830	14
$NDSI_{(567,615)}$	0.905	2	Dr	0.828	15
$RSI_{(554,615)}$	0.900	3	λb	0.824	16
$(Rg-Ro)/(Rg+Ro)$	0.898	4	λg	0.823	17
D_{708}	0.897	5	λy	0.822	18
D_{559}	0.881	6	λr	0.820	19
Rg	0.879	7	D_{527}	0.813	20
R_{553}	0.878	8	$(SDr-SDb)/(SDr+SDb)$	0.800	21
R_{724}	0.873	9	Ro	0.781	22
SDy	0.859	10	Dy	0.717	23
SDb	0.846	11	SDr/SDb	0.716	24
$(SDr-SDy)/(SDr+SDy)$	0.844	12	SDr/SDy	0.708	25
Db	0.842	13			

表 9 光谱指数与叶片氮含量袋外数据重要性顺序

Table 9 Sequence of correlation between spectral index and LNC with OOB

光谱指数	袋外数据	排序	光谱指数	袋外数据	排序
Db	10.204	1	SDr/SDb	1.495	14
D_{527}	8.696	2	Rg/Ro	1.154	15
R_{553}	4.682	3	Dr	1.000	16
D_{559}	4.677	4	SDy	0.982	17
$RSI_{(554,615)}$	4.158	5	$(SDr-SDb)/(SDr+SDb)$	0.947	18
Rg	3.327	6	$(Rg-Ro)/(Rg+Ro)$	0.946	19
D_{708}	3.298	7	SDr	0.640	20
Dy	3.068	8	Ro	0.471	21
SDr/SDy	3.033	9	λr	0.453	22
$(SDr-SDy)/(SDr+SDy)$	2.971	10	λb	0.306	23
$NDSI_{(567,615)}$	2.823	11	λg	0.100	24
SDb	2.435	12	λy	0.0132	25
R_{724}	2.022	13			

精度,用GRA-PLS估算苹果叶片氮含量 R^2 、RMSE和RE分别为0.82%、0.25%和7.01%,用OOB-RF估算苹果叶片氮含量的 R^2 、RMSE和RE分别为0.86%、0.23%和5.76%,其中OOB-RF估算的苹果叶片氮含量模型的 R^2 比GRA-PLS估算的苹果叶片氮含量的 R^2 高0.04,RMSE和RE低0.02%和1.25%。利用2012年多个生育期的苹果数据对这两种模型的准确度进行了验证,结果见表10和图4。可以看出,预测值和实测值在1:1线附近,仅有少量点偏离1:1线,验证的GRA-PLS的估算苹果叶片氮含量的 R^2 、RMSE和RE分别为0.53%、0.35%和

表 10 基于GRA-PLS和OOB-RF叶片氮含量预测模型及验证

Table 10 Modeling and verification of leaf nitrogen content based on original spectrum

回归模型	建模(n=180)			验证(n=297)		
	R ²	RMSE	RE/%	R ²	RMSE	RE/%
GRA-PLS	0.82	0.25	7.01	0.53	0.35	11.53
OOB-RF	0.86	0.23	5.76	0.54	0.30	9.18

11.53%,验证的OOB-RF的估算苹果叶片氮含量的 R^2 、RMSE和RE分别为0.54%、0.30%和9.18%,和建模精度一样,OOB-RF估算LNC的 R^2 比GRA-PLS估算LNC的高0.02,RMSE和RE低

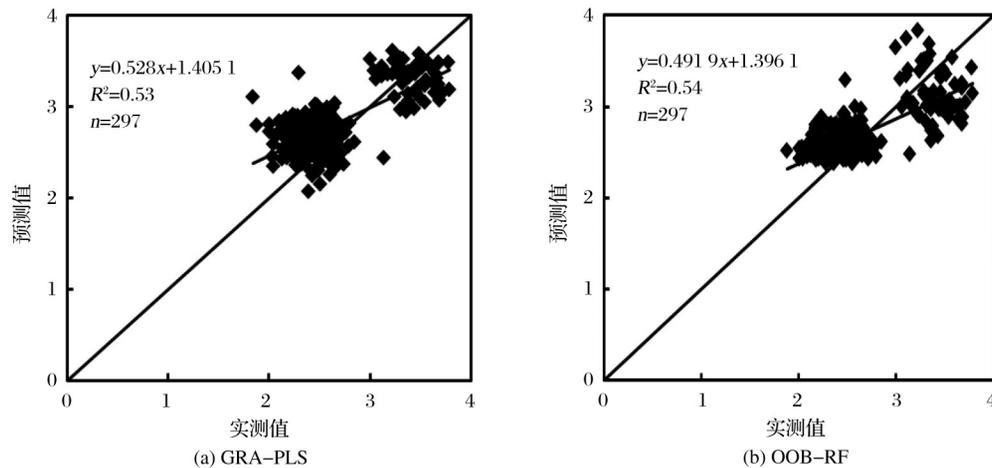


图4 叶片氮含量预测值与实测值的关系

Fig.4 Relationship between predicted LNC and actual LNC

0.05%和2.35%。从图4可以看出,基于GRA-PLS和OOB-RF叶片氮含量预测模型中,预测值与实测值明显的聚集为两组,这与苹果叶片氮含量生育期的选择有很大的关系。

4 结 语

利用对叶片氮含量敏感的光谱指数、构建的光谱指数NDSI和RSI和三边光谱指数、光谱指数结合GRA-PLS和光谱指数结合OOB-RF方法构建了苹果叶片氮含量估算模型,并对这些模型进行了验证和比较。研究表明,筛选的敏感波段和构建的敏感光谱指数的波段以绿、红和近红外波段为主,这一研究结果与王凌等^[26]、李丙智等^[13]、朱西存等^[14]研究结果一致。从表4和表10估算模型结果可以看出,通过OOB-RF和GRA-PLS所构建的叶片氮含量估算模型具有较高的精度,其精度远远高于单光谱指数构建的叶片氮含量估算模型。主要原因在于一是OOB-RF和GRA-PLS方法采用多波段结合,其增加对叶片氮含量模拟的准确性;二是偏最小二乘回归法解决了多元变量之间的多重相关性,随机森林能高效处理大规模数据集,对数据的噪声鲁棒性较好^[27-28],防止过度拟合^[29]。

主要得出如下结论:

(1)筛选出的苹果叶片氮含量与原始光谱、一阶微分光谱之间的敏感波段分别为553、711、527、708和559 nm,其相关系数分别为0.76、0.83、0.86、0.87和-0.90;构建的对叶片氮含量敏感的光谱指数分别为 $NDSI_{(567,615)}$ 和 $RSI_{(554,615)}$,其相关系数分别为0.80和0.81;分析的叶片氮含量与三边光谱指数之间相关性最好的光谱指数是SDy,其相关系数

是0.88。

(2)使用灰色关联分析法和袋外数据重要性方法,分析了叶片氮含量与光谱指数之间的关联性。其中,叶片氮含量与光谱指数之间的灰色关联度顺序为 $Rg/Ro > NDSI_{(567,615)} > RSI_{(554,615)} > (Rg-Ro)/(Rg+Ro) > D_{708} > \dots > SDr/SDb > SDr/SDy$,袋外数据重要性为 $Db > D_{527} > R_{553} > D_{559} > RSI_{(554,615)} > \dots > \lambda g > \lambda y$ 。

(3)利用单光谱指数、光谱指数 $NDSI_{(567,615)}$ 和 $RSI_{(554,615)}$ 、三边光谱指数、光谱指数结合GRA-PLS和光谱指数结合OOB-RF对苹果叶片氮含量进行了估算和验证,结果表明基于OOB-RF的估算模型可以更好的估算苹果叶片氮含量,模型具有较高的精度和稳定性。

但是该方法还有一些不足,由于气候原因,2013年的生育期与2012年不完全一致,验证模型的决定系数偏小。由于研究仅使用了2a的试验数据,如想大面积使用,还需要更多的试验数据积累。另外,偏最小二乘法 and 随机森林方法本身有自变量排序功能,后续研究将进一步考虑将GRA-PLS、OOB-RF和投影变量重要性结合偏最小二乘回归方法,对比分析当自变量不做选择时候的建模效果。

参考文献(References):

- [1] Delalieux S, Somers B, Verstraeten W W, *et al.* Hyperspectral Indices to Diagnose Leaf Biotic Stress of Apple Plants, Considering Leaf Phenology[J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(8):1887-1912.
- [2] Penuelas J, Filella I, Lloret P, *et al.* Reflectance Assessment of Mite Effects on Apple Trees[J]. International Journal of Remote Sensing, 1995, 16(14):2727-2733.

- [3] Tong Qingxi, Zhang Bing, Zheng Lanfen. Hyperspectral Remote Sensing: principle, Technology and Application [M]. Beijing: Higher Education Press, 2006.[童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 高光谱遥感—原理、技术与应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2006.]
- [4] Xue L, Cao W, Luo W, *et al.* Monitoring Leaf Nitrogen Status in Rice with Canopy Spectral Reflectance [J]. *Agronomy Journal*, 2004, 96(1):135-142.
- [5] Zhu Y, Yao X, Tian Y C, *et al.* Analysis of Common Canopy Vegetation Indices for Indicating Leaf Nitrogen Accumulations in Wheat and Rice [J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2008, 10(1):1-10.
- [6] Haboudane D, Miller J R, Tremblay N, *et al.* Integrated Narrow-band Vegetation Indices for Prediction of Crop Chlorophyll Content for Application to Precision Agriculture [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81(2):416-426.
- [7] Haboudane D, Miller J R, Pattey E, *et al.* Hyperspectral Vegetation Indices and Novel Algorithms for Predicting Green LAI of Crop Canopies: Modeling and Validation in the Context of Precision Agriculture [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 90(3):337-352.
- [8] Yang Fuqin, Feng Haikuan, Li Zhenhai, *et al.* Estimation of Leaf Area Index of Winter Wheat based on Akaike's Information Criterion [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2015, 46(11): 112-120.[杨福芹, 冯海宽, 李振海, 等. 基于赤池信息量准则的冬小麦叶面积指数估算[J]. 农业机械学报, 2015, 46(11): 112-120.]
- [9] Fu Yuanyuan, Wang Jihua, Yang Guijun, *et al.* Band Depth Analysis and Partial Least Square Regression based Winter Wheat Biomass Estimation Using Hyperspectral Measurements [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2013, 33(5): 1315-1319.[付元元, 王纪华, 杨贵军, 等. 应用波段深度分析和偏最小二乘回归的冬小麦生物量高光谱估算[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(5): 1315-1319.]
- [10] Miphokasap P, Honda K, Vaiphasa C, *et al.* Estimating Canopy Nitrogen Concentration in Sugarcane Using Field Imaging Spectroscopy [J]. *Remote Sensing*, 2012, 4(6):1651-1670.
- [11] Stroppiana D, Boschetti M, Brivio P A, *et al.* Plant Nitrogen Concentration in Paddy Rice from Field Canopy Hyperspectral Radiometry [J]. *Field Crops Research*, 2009, 111(1):119-129.
- [12] Yao X, Zhu Y, Tian Y C, *et al.* Exploring Hyperspectral Bands and Estimation Indices for Leaf Nitrogen Accumulation in Wheat [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2010, 12(2): 89-100.
- [13] Li Bingzhi, Li Minxia, Zhou Xuan, *et al.* Hyperspectral Estimation Models for Nitrogen Contents of Apple Leaves [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2010, 14(4):761-773.[李丙智, 李敏夏, 周璇, 等. 苹果树叶片全氮含量高光谱估算模型研究[J]. 遥感学报, 2010, 14(4):761-773.]
- [14] Zhu Xicun, Zhao Gengxing, Wang Ling, *et al.* Hyperspectrum based Prediction Model for Nitrogen Content of Apple Flowers [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2010, 30(2): 416-420.[朱西存, 赵庚星, 王凌, 等. 基于高光谱的苹果花氮素含量预测模型研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(2): 416-420.]
- [15] Yang Fuqin, Feng Haikuan, Li Zhenhai, *et al.* Prediction Model for Nitrogen Content of Apple Leaves based on Spectral Features from Visible and Near Infrared Regions [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2017, 48(9):143-151.[杨福芹, 冯海宽, 李振海, 等. 基于可见光-近红外光谱特征参数的苹果叶片氮含量预测[J]. 农业机械学报, 2017, 48(9): 143-151.]
- [16] Zhang G C, Li Z, Yan X M, *et al.* Rapid Analysis of Apple Leaf Nitrogen Using near Infrared Spectroscopy and Multiple Linear Regression [J]. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 2012, 43(13): 1768-1772.
- [17] Yue Xuejun, Quan Dongping, Hong Tiansheng, *et al.* Estimation Model of Nitrogen Content for Citrus Leaves by Spectral Technology based on Manifold Learning Algorithm [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2015, 46(6):244-250.[岳学军, 全东平, 洪添胜, 等. 基于流形学习算法的柑橘叶片氮含量光谱估测模型[J]. 农业机械学报, 2015, 46(6): 244-250.]
- [18] Chen Lan, Chang Qingrui, Gao Yifan, *et al.* Hyperspectral Estimation model of Chlorophyll Content in Kiwifruit Leaves [J]. *Journal of Northwest A&F University (Natural Science Edition)*, 2020, 48(6):1-12.[陈澜, 常庆瑞, 高一帆, 等. 猕猴桃叶片叶绿素含量高光谱估算模型研究[J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2020, 48(6): 1-12.]
- [19] Song Xiao, Xu Ruiyang, Huang Shaomin, *et al.* Nitrogen Content Inversion of Wheat Canopy Leaf based on Ground Spectral Reflectance Data [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2020, 31(5):1636-1644.[宋晓, 许瑞阳, 黄绍敏, 等. 基于地面观测光谱数据的冬小麦冠层叶片氮含量反演模型[J]. 应用生态学报, 2020, 31(5): 1636-1644.]
- [20] Feng Haikuan, Yang Fuqin, Li Zhenhai, *et al.* Hyperspectral Estimation of Leaf Total Phosphorus Content in Apple Tree based on Optimal Weights Combination Model [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32(7): 173-180.[冯海宽, 杨福芹, 李振海, 等. 最优权重组合模型和高光谱估算苹果叶片全磷含量[J]. 农业工程学报, 2016, 32(7): 173-180.]
- [21] Feng Haikuan, Li Zhenhai, Jin Xiuliang, *et al.* Estimating Equivalent Water Thickness of Apple Leaves Using Hyperspectral Data based on EFAST and PLS [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32(12): 165-171.[冯海宽, 李振海, 金秀良, 等. 基于EFAST和PLS的苹果叶片等效水厚度高光谱估算[J]. 农业工程学报, 2016, 32(12): 165-171.]
- [22] Deng Julong. Course of Grey System Theory [M]. Beijing: Huazhong University of Science and Technology Press, 1990.[邓聚龙. 灰色系统理论教程[M]. 北京: 华中理工大学出版社, 1990]
- [23] Breiman L. Out-Of-Bag Estimation [R]. Cites Feer, Techni-

- cal Report, 1996.
- [24] Wang Guizeng. Principal Component Analysis and Partial Least Squares[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2012. [王桂增. 主元分析与偏最小二乘法[M]. 北京:清华大学出版社, 2012.]
- [25] Breiman L. Random F [J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [26] Wang Ling, Zhao Gengxing, Zhu Xicun, *et al.* Satellite Remote Sensing Retrieval of Canopy Nitrogen Nutritional Status of Apple Trees at Blossom Stage[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2013, 24(10): 2863-2870. [王凌, 赵庚星, 朱西存, 等. 花期苹果树冠氮素营养状况的卫星遥感反演[J]. 应用生态学报, 2013, 24(10): 2863-2870.]
- [27] Fang Kuangnan, Wu Jianbin, Zhu Jianping, *et al.* A Review of Technologies on Random Forests[J]. Statistics & Information Forum, 2011, 26(3): 32-38. [方匡南, 吴见彬, 朱建平, 等. 随机森林方法研究综述[J]. 统计与信息论坛, 2011, 26(3): 32-38.]
- [28] Cutler R D, Edwards T C, Beard K H, *et al.* Random Forests for Classification in Ecology[J]. Ecology, 2007, 88(11): 2783-2792.
- [29] Li Z, Nie C, Wei C, *et al.* Comparison of Four Chemometric Techniques for Estimating Leaf Nitrogen Concentrations in Winter Wheat (*Triticum Aestivum*) based on Hyperspectral Features[J]. Journal of Applied Spectroscopy, 2016, 83(2): 240-247.

Comparison of Hyperspectral Remote Sensing Inversion Methods for Apple Leaf Nitrogen Content

Yang Fuqin^{1,2}, Feng Haikuan², Li Zhenhai², Pan Jiechen¹, Xie Rui¹

(1. College of Civil Engineering, Henan Institute of Engineering, Zhengzhou 451191, China;
2. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China)

Abstract: Estimating nitrogen content of apple leaves rapidly non-destructive and timely is the basis of ensuring apple yield and quality, and the inversion of leaf nitrogen content using hyperspectral technology can provide the theoretical basis for reasonable fertilization. The spectral and corresponding leaf nitrogen content of apple leaves were analyzed and modeling in apple critical growing stage from 2012 to 2013 in Feicheng, Shandong Province. Based on the above data, the correlation between leaf nitrogen content and original spectrum, first order differential spectrum, three-sided spectral index was firstly analysed in order to select sensitive spectral index of leaf nitrogen content; Secondly, the spectral index NDSI and RSI was built which were sensitive to leaf nitrogen content; Finally, the prediction model of the apple leaf nitrogen content was established based on the way that was grey correlation analysis-partial least squares regression and out-of-bag data-random forest algorithm. The results showed: (1) The sensitive bands between leaf nitrogen content and original spectrum and first-order differential spectrum were 553, 711, 527, 708 and 559 nm; the spectral indices sensitive to leaf nitrogen content were $NDSI_{(567,615)}$ and $RSI_{(554,615)}$; the best correlation between leaf nitrogen content and the three-sided spectral index was S_{dy} . (2) The result showed that OOB-RF estimation model had better accuracy and reliability, which can guide fruit tree variable fertilization using leaf nitrogen content. This way achieved prediction of leaf nitrogen content between regional and annual levels, and had a wide range of potential applications.

Key words: Apple leaf; Leaf nitrogen content; Grey relational analysis; Random forest; Partial least squares