农业资源与环境学报 中文核心期刊 中国科技核心期刊
JOURNAL OF AGRICULTURAL RESOURCES AND ENVIRONMENT
欢迎投稿 http://www.aed.org.cn

基于土壤优化光谱参数估测太湖地区土壤全氮含量

宋雪，张民，周洪印，于小晶，刘之广，徐子云，王有良

引用本文:
宋雪, 张民, 周洪印, 等. 基于土壤优化光谱参数估测太湖地区土壤全氮含量[J]. 农业资源与环境学报, 2020, 37(1): 43–50.

在线阅读 View online: https://doi.org/10.13254/j.jare.2018.0365

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于高光谱的小麦旗叶净光合速率的遥感反演模型的比较研究
吕玮, 李玉环, 毛伟兵, 宫雪, 陈士更
农业资源与环境学报. 2017, 34(6): 582–586 https://doi.org/10.13254/j.jare.2017.0173

基于高光谱数据的北疆绿洲农田灰漠土有机质反演
单海斌, 蒋平安, 颜安, 朱磊, 郭星
农业资源与环境学报. 2018, 35(3): 276–282 https://doi.org/10.13254/j.jare.2017.0256

滨海盐渍区土壤盐分遥感反演及动态监测
张素铭, 赵庚星, 王卓然, 肖杨, 郎坤
农业资源与环境学报. 2018, 35(4): 349–358 https://doi.org/10.13254/j.jare.2018.0016

重庆农田土壤硫分布特征及其影响因素
罗曼琳, 窦添元, 向秋洁, 胡翔宇, 木志坚
农业资源与环境学报. 2019, 36(3): 287–297 https://doi.org/10.13254/j.jare.2018.0306

自然降雨条件下不同施肥模式和耕作方式对坡耕地紫色土肥力质量的影响
彭石磊, 何丙辉, 王润泽, 唐柄哲
农业资源与环境学报. 2018, 35(4): 318–326 https://doi.org/10.13254/j.jare.2018.0045

关注微信公众号，获得更多资讯信息

宋 雪, 张 民, 周洪印, 等. 基于土壤优化光谱参数估测太湖地区土壤全氮含量[J]. 农业资源与环境学报, 2020, 37(1): 43-50.
SONG Xue, ZHANG Min, ZHOU Hong-yin, et al. Estimation of soil total nitrogen content in the Taihu Lake region based on soil regulatory spectral parameters[J]. *Journal of Agricultural Resources and Environment*, 2020, 37(1): 43-50.

基于土壤优化光谱参数估测太湖地区土壤全氮含量

宋 雪[1], 张 民[1,2*], 周洪印[1], 于小晶[1], 刘之广[1], 徐子云[1], 王有良[3]

(1.土肥资源高效利用国家工程实验室,山东农业大学资源与环境学院,山东 泰安 271018; 2.养分资源高效开发与综合利用国家重点实验室,金正大生态工程集团股份有限公司, 山东 临沭 276700; 3.山东农业大学信息与工程学院, 山东 泰安 271018)

摘 要: 为明确太湖地区土壤全氮的高光谱特征,构建定量分析模型,以江苏省无锡市滨湖区为研究区域,选取地理位置跨度大、土壤质地相似的93个样品,进行土壤风干样品全氮含量测定和光谱数据采集,对光谱反射率进行一阶微分,运用相关系数峰谷值法筛选敏感波长,将敏感波长两两结合进行土壤调节光谱指数(MSASI)运算。将两两结合后敏感波段分别采用多元线性回归分析、人工神经网络分析和偏最小二乘法构建土壤全氮含量的定量高光谱分析模型。结果表明,研究区内土壤全氮含量与光谱反射率呈正相关,敏感波段包括420~444 nm和480~537 nm。基于土壤调节光谱指数的多元线性回归分析对敏感波段诊断的效果最佳(R^2=0.98、RMSE=0.04),其精度高、可靠性强,是筛选出的最佳土壤全氮含量估测模型。偏最小二乘法模型(R^2=0.70、RMSE=0.13)次之,而人工神经网络模型(R^2=0.69、RMSE=0.15)精度最低。该研究结果为太湖地区土壤全氮水平的高光谱快速估测提供了方法借鉴,可为土壤养分精准管理提供技术参考。

关键词: 全氮;高光谱分析;模型;快速评估;敏感波段
中图分类号: S127 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-6819(2020)01-0043-08 **doi**: 10.13254/j.jare.2018.0365

Estimation of soil total nitrogen content in the Taihu Lake region based on soil regulatory spectral parameters

SONG Xue[1], ZHANG Min[1,2*], ZHOU Hong-yin[1], YU Xiao-jing[1], LIU Zhi-guang[1], XU Zi-yun[1], WANG You-liang[3]

(1.National Engineering Laboratory for Efficient Utilization of Soil and Fertilizer Resources, College of Recourses and Environment, Shandong Agricultural University, Tai′an 271018, China; 2.State Key Laboratory of Nutrition Resources Integrated Utilization, Kingenta Ecological Engineering Group Co., Linshu 276700, China; 3.College of Information and Engineering, Shandong Agricultural University, Tai′an 271018, China)

Abstract: In order to achieve a rapid and accurate estimation of soil total nitrogen (TN) in the Taihu Lake region, the hyperspectral characteristics of TN and quantitative analysis models should be constructed to reduce potential environmental risks and provide a technical reference for precision agriculture. In this study, we acquired spectral data and TN of 93 samples with similar soil textures from a large geographical lakeshore zone in Wuxi, Jiangsu Province. Three model methods were investigated. We filtered the sensitive wavelengths using a correlation coefficient in peak value. Based on regulating soil spectral index (MSASI) arithmetic established by sensitive wavelengths, we

收稿日期: 2018-12-15 **录用日期:** 2019-02-22
作者简介: 宋 雪(1995—),女,山东泰安人,硕士研究生,主要从事精准农业技术研究。E-mail:songxue17@126.com
***通信作者:** 张 民 E-mail:minzhang-2002@163.com
基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFD0200706);国家自然科学基金项目(41571236);全国农业专业学位研究生实践教育示范基地项目(MA201601008);山东省研究生教育创新计划项目(SDYY16043);山东省研究生导师指导能力提升项目(SDYY18108);山东农业大学研究生教育教学改革研究项目(YZD2018002)

Project supported: The National Key Research and Development Program of China(2017YFD0200706); The National Natural Science Foundation of China(41571236); National Agricultural Professional Postgraduate Degree Education Practice Demonstration Base Foundation(MA201601008); Shandong Province Graduate Education Innovation Program(SDYY16043); Postgraduate Supervisor Guidance Ability Enhancement Program of Shandong Province(SDYY18108); Postgraduate Education and Teaching Reform Research Program of Shandong Agricultural University(YZD2018002)

used multivariate linear regression, artificial neural networks and partial least squares methods to construct a quantitative spectral analysis model of soil TN content. Our results indicated that total soil nitrogen content and spectral reflectance were positively correlated. We also found that sensitive wave bands, including 420~444 nm and 480~537 nm based on MSASI and multiple linear regression analysis on the sensitive wavelengths yield the best results(R^2=0.98, RMSE=0.04) with high accuracy and reliability and were the best models for predicting soil total nitrogen content. The partial least squares model(R^2=0.70, RMSE=0.13) and artificial neural network model(R^2=0.69, RMSE=0.15) were the least accurate.

Keywords: total nitrogen; hyperspectral analysis; estimation model; rapid assessment; sensitive wave bands

氮素是植物生命活动的必需元素，参与蛋白质、核酸、叶绿素和酶等物质的生物合成，并在植物的光合作用中起到关键作用[1-2]。全氮是土壤供氮能力的重要表征指标，其传统测定方法为凯氏定氮法，分析化验操作复杂、费时费力、成本高。对土壤全氮含量进行快速准确的诊断可为精准农业提供技术支持，对于实现农田土地管理和氮肥高效利用具有重要意义。

高光谱技术是一种根据物质的光谱来鉴别物质并确定其化学组成和相对含量的方法，为土壤全氮含量的快速监测提供了研究途径[3-5]。卢艳丽等[6]选用550 nm和450 nm的反射率构建了基于归一化植被指数估测土壤全氮含量的反演模型，实测值与估测值决定系数R^2在0.82以上。杨扬[7]通过多元线性回归、偏最小二乘法、人工神经网络模型三种方法反演土壤全氮含量，并对全波段和敏感波段的建模精度进行对比，证实了对于多元线性回归方法，全波段建模效果优于敏感波段。张娟娟等[8]通过对敏感波段反射率进行平滑、一阶微分构建了基于人工神经网络、偏最小二乘法分析和特征光谱指数的土壤全氮诊断数学模型，经光谱指数优化后的光谱数据与土壤全氮含量的响应效果在一定程度上更具有代表性。吴明珠等[9]以亚热带红壤为研究对象，对全氮的高光谱响应和反演特征进行了研究，总结全氮含量的敏感波段，并且修正了逐步多元线性回归模型，获得了优化效果。

综上，对于土壤全氮含量估测模型而言，以往研究大多基于某小区域土壤特性进行探究，选用某一个或某几个波长，用少量数据进行光谱指数运算，从而导致在空间尺度上不具有代表性的缺陷，而且在以往的研究中，鲜有学者对太湖流域的土壤全氮含量进行反演估测。因此本研究选择地理位置跨度较大的太湖地区土壤样本为主要研究对象，选用大量的敏感波段并引用光谱优化参数对多个敏感波长变换后进行建模分析，以期寻求试验地区的最佳反演模型。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

供试土壤样品取自江苏省无锡市滨湖区胡埭镇水蜜桃园，该地区属湿润的北亚热带气候，多年平均气温15~17 ℃，平均降雨量1177 mm。土壤类型为黄棕壤，在我国土壤系统分类中为铁质湿润淋溶土（Ferric-udic argosols）。采样前，根据当地土地利用方式和行政区划确定采样单元，在每个单元的相对中心位置按照随机、等量和5点混合的原则采集多个样品[10]。每个土壤样品均随机采集于5株桃树的常规环状施肥区（距树干80~100 cm处），取样后混匀，采用四分法保留1 kg土样自然风干后过2 mm筛，然后取其一部分过0.25 mm筛，备用。

1.2 数据获取

每个样品（<0.25 mm）分为两份，分别用于光谱反射率和土壤全氮含量的测定，用Analytical Spectral Devices公司生产的FieldSpec4地物光谱仪对土壤样品进行光谱数据采集，波长范围350~2500 nm：350~1000 nm波段范围内光谱采样间隔为1.4 nm，光谱分辨率为3 nm；1000~2500 nm波段范围内光谱采样间隔为2 nm，光谱分辨率为8 nm，重采样间隔为1 nm，输出波段数为2151个。测定时以直径7 cm、深1 cm黑色不透光的容器盛放样品，装满后将土壤表面刮平，选用40 cm×40 cm的黑色橡胶垫减少桌面反射带来的误差，室内湿度控制在50%左右，为避免自然光干扰，测定地点选在切断所有光源的暗室内，卤素灯高度70 cm，角度为15°。仪器预热20 min后进行白板校正，每次采集样品光谱前都要进行白板校正，探头视场角为25°，调整探头于样品垂直上方16 cm处，在视场角范围内获取10条光谱曲线[11-12]。将每个样品测得的10条光谱曲线取均值，并对其进行断点校正。每个土样的光谱曲线去除噪声较大的边缘波段（首部波段350~399 nm和尾部波段2451~2500 nm），保留400~2450 nm波段数据。土壤全氮含量的测定

采用凯氏定氮法[10],得到93个样本的全氮含量统计结果(表1)。

1.3 光谱数据预处理

对光谱数据的预处理主要包括去噪和数据变换处理两方面内容。各样本光谱反射率差异较大,光谱间存在基线平移、倾斜等现象,这可能是由于土壤颗粒以及土壤样品装填密度不同,产生了散射影响[13]。采用适当的高光谱预处理方法可以有效提高土壤全氮诊断模型的适用能力,过滤高光谱中的噪声信息,从而避免数据冗余,提高模型稳健性。对原始光谱数据进行一阶微分变换(图1)可以较好地削弱土壤背景的干扰,使波段间差异表现得更加明显,并可提高某些波段反射率与土壤养分含量的相关性[14]。通过11点平滑方法对数据进行平滑以减少测定环境和磨样过筛带来的影响。

为了更好地检验本研究中土壤全氮含量估算模型的精度,基于常用的光谱指数来构建土壤全氮含量的估算模型。Zhu等[15]应用归一化植被指数、比值植被指数估算小麦和水稻冠层氮素积累,得到了很好的效果。同理,本研究运用相关分析法对各波段的反射率和土壤全氮含量进行分析,选取相关系数≥0.4的波段420~444 nm、480~537 nm(图2),将其两两结合进行光谱指数运算(表2)。将运算后的反射率与全氮含量进行相关性分析,土壤调节光谱指数(MSASI)的均值和最大值均高于其他三种光谱指数(归一化光谱指数NDSI、复归一化光谱指数RDSI和比值光谱指数RSI)。各波段反射率与全氮含量的相关系数如图3所示,由于均值可以反映整体水平,选用均值和最大值结合数据分布作为高光谱指数选择的标准,筛选出最后82个波长作为建模光谱数据集,用于分析土壤全氮含量对光谱曲线变化的影响[16]。

经MSASI公式运算后的特征光谱与土壤全氮含量的相关系数高于经NDSI和RDSI公式运算。将原始光谱数据进行光谱指数运算,可有效降低误差,提高建模精度,通过对比发现,依据选择相关性高的波段进行建模的原则,选用MSASI进行光谱变换效果最佳,相关性由高到低表现为MSASI>RDSI>NDSI>RSI。

表2 光谱指数及其公式

Table 2 Typical spectral-indexs and equation

高光谱指数 Hyperspectral index	计算公式 Computational equation
归一化光谱指数(NDSI) Normalized differential spectral index	$(R_1-R_2)/(R_1+R_2)$
土壤调节光谱指数(MSASI) Soil adjusted spectral index	$\{2R_1+1-[(2R_1+1)^2-8(R_1-R_2)]^{1/2}\}/2$
复归一化光谱指数(RDSI) Renormalized differential spectral index	$(R_1-R_2)/(R_1+R_2)^{1/2}$
比值光谱指数(RSI)Ratio spectral index	R_1/R_2

表1 土壤全氮含量测定结果统计

Table 1 Details of total nitrogen content in soil samples

样本集 Sample sets	样本数量 Sample size	最大值 Maximum value/ g·kg^{-1}	最小值 Minimum value/ g·kg^{-1}	平均值 Mean value/ g·kg^{-1}	标准差 Standard deviation/g·kg^{-1}	变异系数 Variable coefficient/%
总样本Total sample	93	1.29	0.21	0.64	0.23	0.36
建模集Modeling set	62	1.29	1.19	0.64	0.23	0.36
验证集Validation set	31	1.17	0.21	0.63	0.22	0.35

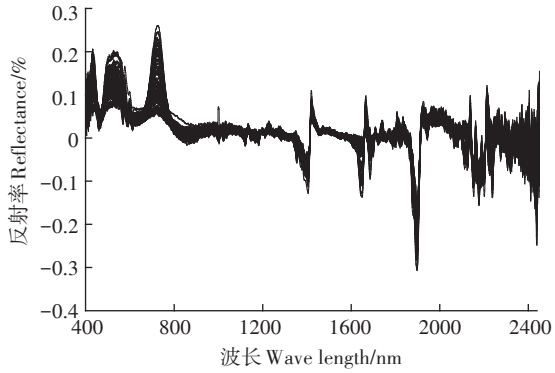

图1 一阶微分预处理后各波段反射率

Figure 1 Spectral curve after first order differential pretreatment

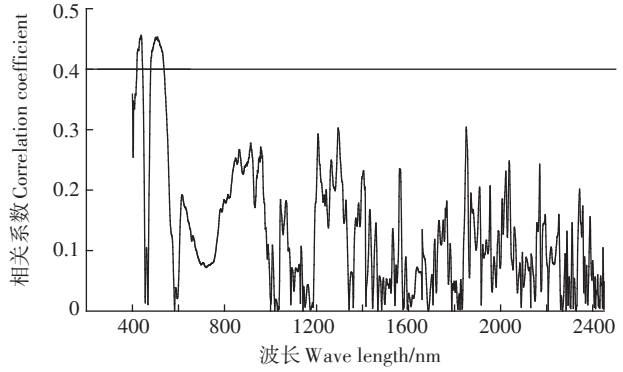

图2 不同波段反射率与土壤全氮含量相关性分析

Figure 2 Correlation analysis between reflectance of different bands and soil total nitrogen content

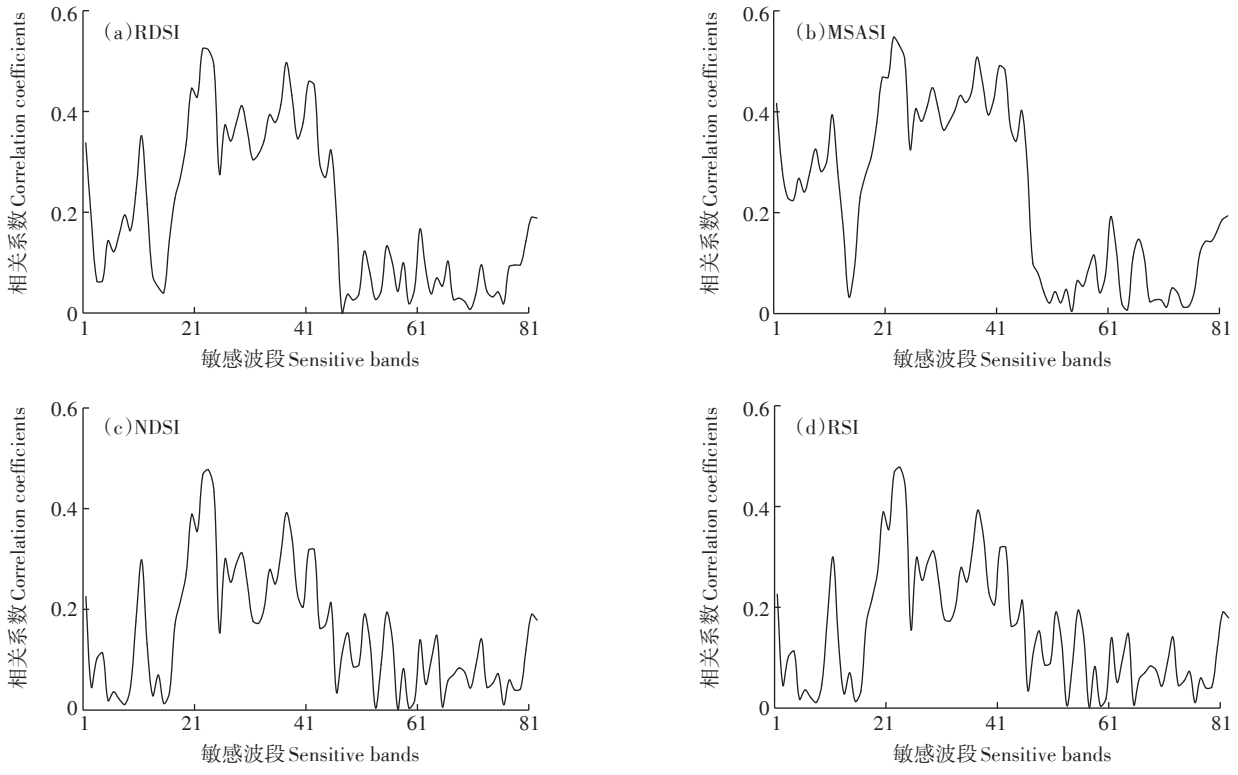

图3 光谱指数变换后的光谱值与氮素含量的相关曲线

Figure 3 The correlation curves of spectral index transform the spectral value and nitrogen content

1.4 模型分析方法

选用多元线性回归模型、人工神经网络回归模型、偏最小二乘法三种方法进行建模，将62个样本与土壤全氮含量进行分析，31个样本进行验证，自变量为82个特征波段，因变量为实测全氮含量。以决定系数（R^2）、均方根误差值（Root mean square error，RMSE）、相对平均偏差（Relative percent deviation，RPD）作为模型的评价指标，来筛选最佳模型。R^2越大，RMSE越小，表明模型估测精度越高，当RPD>2时，表明模型的估算能力较好；当1.4<RPD<2时，模型具有中等估算能力，可以通过模型优化处理提高模型的表现；当RPD<1.4时，表明模型的估算能力和普适性较差[17-18]。

1.4.1 多元线性回归

多元线性回归（Multiple liner regression，MLR）又称逆最小二乘法，采用最小二乘法对系数矩阵进行估计[19]。利用62个建模样本数据，采用多元线性回归模型来构建土壤全氮含量与特征波段的线性模型。经过预处理后的数据作为自变量，实测值作为因变量，运用IBM SPSS Statistics 22完成多元线性回归分析。

1.4.2 人工神经网络

人工神经网络（Artificial neural network，ANN）是一种模拟人脑神经建立神经活动的分布式处理数学模型，ANN一般包括输入层、隐含层及输出层。在输入层输入各个波长的响应值，通过神经元计算输入的加权和，在隐含层用非线性函数得到待测浓度的估测值，在输出层进行输出[20]。本研究选用MATLAB R2016中人工神经网络建模工具，经不同函数分析结果对比，选用模型估测值R^2最高的非线性函数Logsig函数对数据进行训练，网络学习速率为0.05。以可提取的几种主成分数量下的R^2值作为主成分选取的依据，当主成分数量为1、2、3、6时，R^2分别为0.22、0.32、0.37、0.69，最终取模型精度最高的6个主成分进行后续的最小二乘分析。光谱数据集作为输入层对数据进行运算，在达到训练精度要求后，继续进行网络测试，直至达到一定测试精度，网络才确定为模型。

1.4.3 偏最小二乘模型

偏最小二乘模型（Partial least squares regression，PLSR）是一种综合运用主成分分析、多元线性回归分析和最小二乘回归方法的建模方法，利用提取的主成分来判断自变量能否显著提高估测能力，能对多个高

光谱特征间的多重自相关性进行解释并利用有效数据构建回归模型[21-23]。在进行最小二乘分析之前对数据进行主成分分解,提取对因变量解释性最强的综合变量,提高主成分与因变量的相关程度,克服变量多重相关性的负面影响,本研究提取了6个主成分,并将其全部纳入后续最小二乘法分析。

2　结果与分析

2.1 模型检验

2.1.1 多元线性回归

采用多元线性回归建立氮素营养指数估测模型,建模样本实测全氮含量与估算全氮含量的建模精度R^2、RMSE分别为0.98、0.04(图4a);验证样本实测全氮含量与估测全氮含量的验证精度R^2、RMSE和RPD分别为0.78、0.10和2.26(图4b)。

2.1.2 人工神经网络

利用人工神经网络模型建立全氮含量营养指数模型,建模样本的建模精度R^2、RMSE分别为0.69、0.15(图5a);验证样品的验证精度R^2、RMSE和RPD分别为0.67、0.15和1.46(图5b)。

2.1.3 偏最小二乘模型

建模样本实测全氮含量与估测全氮含量的建模精度R^2、RMSE分别为0.70、0.13(图6a);验证精度R^2、RMSE和RPD分别为0.52、0.14和1.57(图6b)。

2.2 模型精度比较

多元线性回归模型的建模样本拟合系数为0.98,验证样本的拟合系数为0.78,人工神经网络模型和偏最小二乘法所构建的建模样本和验证样本的拟合系数也均高于0.5。结合RMSE、RPD综合比较,多元线性回归模型精度高于偏最小二乘法,偏最小二乘法精度高于人工神经网络。

3　讨论

光谱的信息来源于分子振动的倍频和合频,因此它通常用于含有C-H、N-H、O-H等基团的有机物分析[24]。土壤中氮素绝大部分为有机结合态,与有机质

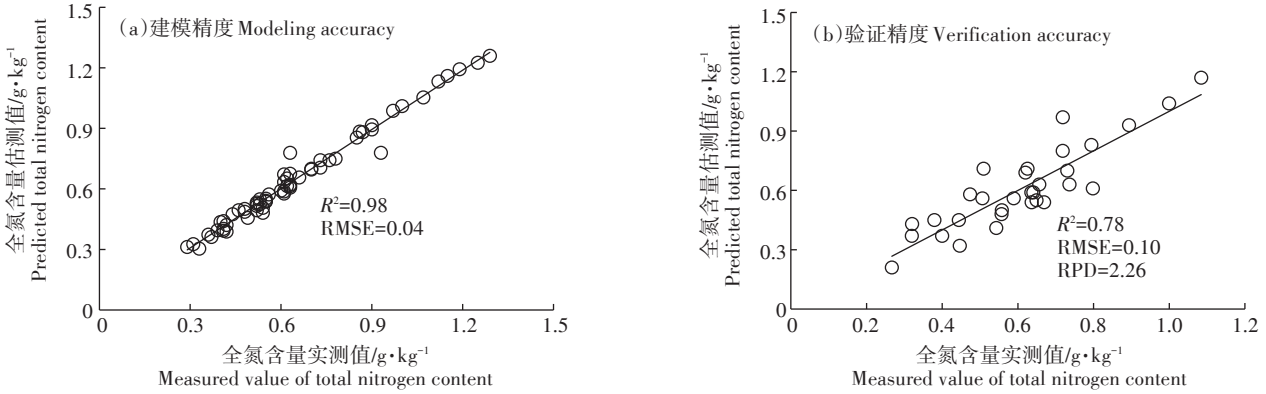

图4 多元线性回归建立全氮含量营养指数模型

Figure 4 Nutrient index model of total nitrogen content established by multiple linear regression

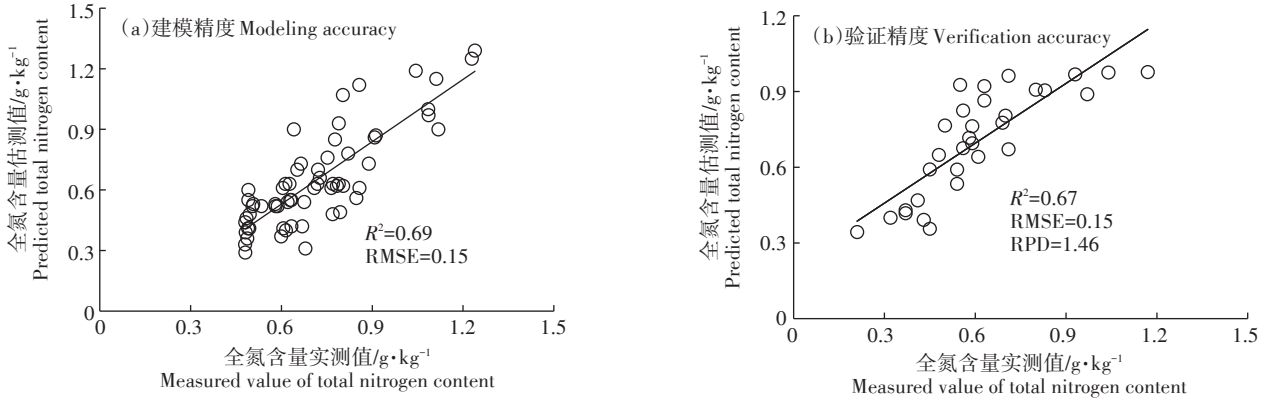

图5 人工神经网络建立全氮含量营养指数模型

Figure 5 Nutrient index model of total nitrogen content established by artificial neural network

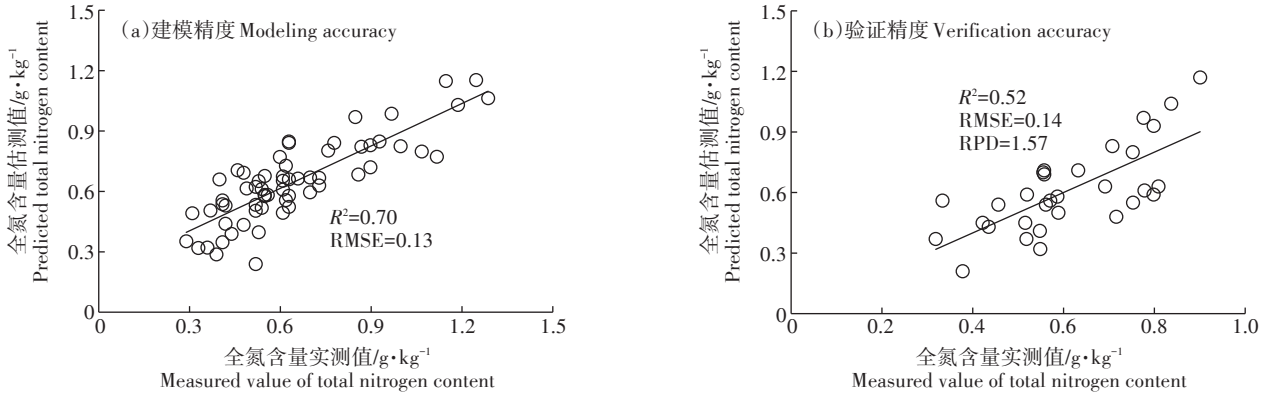

图6 偏最小二乘法建立全氮含量营养指数模型

Figure 6 Nutrient index model of total nitrogen content established by partial least square method

含量相关性较强，故其敏感波段所在范围可使用高光谱技术对其进行快速诊断。然而，高光谱存在着光谱信噪比低、光谱信息与被测性质间线性不相关、光谱间严重的多重相关性、光谱受外界环境因素影响等问题，异常光谱数据通常来自环境、样本本身、仪器、基础数据的误差。因此需要进行特征波长选择，即选取最优的建模变量组合，从而得到误差最小、精度最高的估测模型。特征波长变量的选择对于高光谱分析具有重要意义，可以简化模型，更重要的是剔除不相关变量，从而提高模型的估测精度。李焱等[25]研究筛选出350~540、670~920 nm区间的光谱反射率进行建模，一阶微分光谱与土壤全氮呈正相关。本研究结合光谱响应特征及相关性选取了土壤全氮含量的敏感谱区（420~444 nm和480~537 nm），并且基于此进行了一系列光谱变换，用三种建模方法分别建立诊断模型，土壤调节光谱参数与多元线性回归的组合构建的模型可实现研究区黄棕壤全氮含量的有效估测。

本研究在选取敏感波段时，420~444、480~537、618~626、801~804、1248~1249、1322、1410~1412、1566~1568 nm等波段均有一定相关性，从数理统计的角度考虑，相关系数越高，该波段越具有选取价值，越有利于减少后续建模分析工作量，根据优中选优的原则选取了相关系数≥0.4的连续波段420~444、480~537 nm（图2），这与卢艳丽等[6]的研究结果相似。土壤样品全氮含量反射率受区域、土壤类型的影响较大，研究区域土壤样品敏感波段与其他研究存在一些差异[25]，可能是太湖流域桃园黄棕壤中存在较多铁锰氧化物，游离铁含量高、锰游离度大[26]，魏昌龙等[27]研究表明，土壤在可见光波段的许多吸收特征都是铁氧化物引起的，何挺等[28]研究成果也显示黄棕壤中的氧化铁在300~580 nm范围内可形成很强的铁谱带，在近红外区铁谱带的电子过程影响范围可达1300 nm左右。

本研究通过选取敏感波段有效去除了繁杂数据，并提取了有效信息，在避免冗余数据带来运算压力的同时最大限度地保留了特征波段。多元线性回归采用最小二乘法对系数矩阵进行估计，很大程度上避免了有效信息的损失；神经网络模型使数据经过三层结构进行训练，使输出数据达到精度要求；偏最小二乘法是基于主成分分析的运算方法，利于数据降维[20,25]。本研究条件下，三种建模方法均获得了较理想的估测结果，为快速准确地诊断土壤全氮含量提供了参考，可为精准农业提供技术支持，对于实现农田土壤肥力高效管理具有重要意义。

在模型的实际构建中，有很多情况会产生异常样本，大体上可分为高光谱的异常和化学测定结果的异常，主要包括以下几种情况：环境引起的异常光谱，比如仪器检测器背景变化产生的影响；测量条件变化引起的异常光谱，如样本的温度或湿度显著改变；仪器自身不稳定引起的异常光谱，比如个别部件的老化；被测样本自身引起的奇异光谱，比如质地不均、水分控制不严谨；基础数据引起的异常样本，当参考方法操作失误或者样本混淆等情况发生时，化学测定结果与样本所对应的近红外光谱不一致有可能导致异常样本。所以在测定中需要严格控制测试条件，如环境湿度降低到70%以下时，每次测量样品光谱都需对仪器进行校正；对光谱进行预处理和特征提取，降低各种因素对光谱的干扰，降低光谱间的重叠性及相关性；建立校正模型，通过化学计量学方法，明确光谱数据及其参考数据之间的内在规律，若结合样点所处区

域土壤及环境特点对模型修正,可进一步提高诊断精度和应用范围。

在本研究中虽然多元线性回归达到最高拟合系数,但是建模样本和验证样本的结果存在显著差异,模型鲁棒性有待进一步提高;人工神经网络在拟合系数达到0.69的同时,RPD也较低;偏最小二乘法回归中RMSE有待进一步提高。由此可见,尽管各模型都有较好的估测效果,但还存在缺陷,在后续研究中还需进一步修订。

4　结论

(1)本研究经预处理后确定的土壤全氮含量主要敏感谱区为420~444 nm和480~537 nm,是适合本地区反演模型的最佳波段。

(2)一阶微分结合移动窗口平滑后再进行土壤调节光谱参数变换,可提升模型估测精度;经土壤调节光谱指数法(MSASI)变换后的估测效果最佳。

(3)全氮含量估测模型精度依次为多元线性回归>偏最小二乘法>人工神经网络。多元线性回归的决定系数R^2达0.98,无论是决定系数、均方根误差还是相对平均偏差,都可以证实通过此模型估测土壤全氮含量效果最佳。

参考文献:

[1] 白丽敏, 李粉玲, 常庆瑞, 等. 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 Li-min, LI Fen-ling, CHANG Qing-rui, et al. 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.

[2] 肖春华, 吕银亮, 刁万英, 等. 基于冠层光谱角算法的小麦氮素营养监测[J]. 干旱地区农业研究, 2015, 33(4): 94-97, 172.
XIAO Chun-hua, LÜ Yin-liang, DIAO Wan-ying, et al. Monitoring nitrogen content of wheat on basis of an algorithm on the spectral angle of canopy[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2015, 33(4): 94-97, 172.

[3] 卢艳丽, 白由路, 王　贺, 等. 利用光谱技术监测土壤主要养分含量潜力分析[J]. 土壤通报, 2012, 43(3): 756-760.
LU Yan-li, BAI You-lu, WANG He, et al. Potential analysis on monitoring soil nutrient content using spectroscopic techniques[J]. *Chinese Journal of Soil Science*, 2012, 43(3): 756-760.

[4] 严　阳, 华文深, 刘　恂, 等. 基于高光谱基本准则的波段选择方法[J]. 光学技术, 2018, 44(5): 634-640.
YAN Yang, HUA Wen-shen, LIU Xun, et al. Band selection method based on hyperspectral fundamental criterion[J]. *Optical Technique*, 2018, 44(5): 634-640.

[5] 卢艳丽, 白由路, 王　磊, 等. 农田不同粒级土壤含水量光谱特征及定量预测[J]. 中国农业科学, 2018, 51(9): 1717-1724.
LU Yan-li, BAI You-lu, WANG Lei, et al. Spectral characteristics and quantitative prediction of soil water content under different soil particle sizes[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2018, 51(9): 1717-1724.

[6] 卢艳丽, 白由路, 王　磊, 等. 黑土土壤中全氮含量的高光谱预测分析[J]. 农业工程学报, 2010, 26(1): 256-261.
LU Yan-li, BAI You-lu, WANG Lei, et al. Determination for total nitrogen content in black soil using hyperspectral data[J]. *Transactions of the CSAE*, 2010, 26(1): 256-261.

[7] 杨　扬. 三江源区土壤全氮、全碳和碳氮比的高光谱反演[D]. 西宁:青海师范大学, 2014.
YANG Yang. Hyperspectral inversion of total nitrogen to total carbon and carbon-nitrogen ratio in soil of Sanjiangyuan region[D]. Xining: Qinghai Normal University, 2014.

[8] 张娟娟, 田永超, 姚　霞, 等. 基于高光谱的土壤全氮含量估测[J]. 自然资源学报, 2011, 26(5): 881-890.
ZHANG Juan-juan, TIAN Yong-chao, YAO Xia, et al. Estimation of total nitrogen content in soil based on hyperspectral method[J]. *Journal of Nature Resources*, 2011, 26(5): 881-890.

[9] 吴明珠, 李小梅, 沙晋明. 亚热带红壤全氮的高光谱响应和反演特征研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(11): 3111-3115.
WU Ming-zhu, LI Xiao-mei, SHA Jin-ming, et al. Spectral inversion models for prediction of red soil total nitrogrn content in subtropical region (Fuzhou)[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2013, 33(11): 3111-3115.

[10] 刘之广, 程冬冬, 申天琳, 等. 直湖港小流域水蜜桃园土壤养分调查与分析[J]. 农业资源与环境学报, 2016, 33(6): 525-532.
LIU Zhi-guang, CHENG Dong-dong, SHEN Tian-lin, et al. Investigation of soil nutrients in juicy peach orchards in the watershed of Zhihu Harbor, China[J]. *Journal of Agricultural Resources and Environment*, 2016, 33(6): 525-532.

[11] 李　萍, 赵庚星, 高明秀, 等. 黄河三角洲土壤含水量状况的高光谱估测与遥感反演[J]. 土壤学报, 2015, 52(6): 1262-1272.
LI Ping, ZHAO Geng-xing, GAO Ming-xiu, et al. Hyperspectral estimation and remote sensing retrieval of soil water regine in the Yellow River Delta[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2015, 52(6): 1262-1272.

[12] 栾福明, 张小雷, 熊黑钢, 等. 基于不同模型的土壤有机质含量高光谱反演比较分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(1): 196-200.
LUAN Fu-ming, ZHANG Xiao-lei, XIONG Hei-gang, et al. Comparative analysis of soil organic matter content based on different hyperspectral inversion models[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2013, 33(1): 196-200.

[13] 乔星星, 冯美臣, 杨武德, 等. 变换光谱数据对土壤氮素PLSR模型的影响研究[J]. 地球信息科学学报, 2016, 18(8): 1123-1132.
QIAO Xing-xing, FENG Mei-chen, YANG Wu-de, et al. Effect of spectral transformation processes on the PLSR models of soil nitrogen [J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2016, 18(8): 1123-1132.

[14] 陈思明, 毛艳玲, 邹小兴, 等. 基于不同建模方法的湿地土壤有机质含量多光谱反演[J]. 土壤通报, 2018, 49(1): 16-22.
CHEN Si-ming, MAO Yan-ling, ZOU Xiao-xing, et al. Comparative

assessment of different methods for estimating soil organic matter content with multispectral data in wetland[J]. *Chinese Journal of Soil Science*, 2018, 49(1):16-22.

[15] 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 and Geoinformation*, 2008, 10:1-10.

[16] 刘昌华, 方　征, 陈志超, 等. ASD Field Spec3野外便携式高光谱仪诊断冬小麦氮营养[J]. 农业工程学报, 2018, 34(19):162-169.
LIU Chang-hua, FANG Zheng, CHEN Zhi-chao, et al. Nitrogen nutrition diagnosis of winter wheat based on ASD Field Spec3[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(19):162-169.

[17] 王　超, 王建明, 冯美臣, 等. 基于多变量统计分析的冬小麦长势高光谱估算研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(5):1520-1525.
WANG Chao, WANG Jian-ming, FENG Mei-chen, et al. Hyperspectral estimation on growth status of winter wheat by using the multivariate statistical analysis[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2018, 38(5):1520-1525.

[18] 吕　玮, 李玉环, 毛伟兵, 等. 基于高光谱的小麦旗叶净光合速率的遥感反演模型的比较研究[J]. 农业资源与环境学报, 2017, 34(6):582-586.
LÜ Wei, LI Yu-huan, MAO Wei-bing, et al. Comparison of estimation methods for net photosynthetic rate of wheat′s flag leaves based on hyperspectrum[J]. *Journal of Agricultural Resources and Environment*, 2017, 34(6):582-586.

[19] 王惠文, 朱韵华. PLS回归在消除多重共线性中的作用[J]. 数理统计与管理, 1996, 15(6):48-52.
WANG Hui-wen, ZHU Yun-hua. PLS regression in the function of eliminating multi-correlation[J]. *Application of Statistics and Management*, 1996, 15(6):48-52.

[20] 杨玉军. 基于机器学习的时间序列模型研究及其应用[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
YANG Yu-jun. Research and application of time series model on machine learning[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2018.

[21] 王动民, 纪俊敏, 高洪智. 多元散射校正预处理波段对近红外光谱定标模型的影响[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(9):2387-2390.
WANG Dong-min, JI Jun-min, GAO Hong-zhi. The effect of MSC spectral pretreatment regions on near infrared spectroscopy calibration results[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(9):2387-2390.

[22] 朱志鹏, 杜建强, 余日跃, 等. 融入深度学习的偏最小二乘优化方法[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(1):87-90.
ZHU Zhi-peng, DU Jian-qiang, YU Ri-yue, et al. Optimization method of integrate deep learning into PLS[J]. *Application Research of Computers*, 2017, 34(1):87-90.

[23] 张　琳, 张黎明, 李　燕, 等. 偏最小二乘法在傅里叶变换红外光谱中的应用及进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2005, 25(10):1610-1613.
ZHANG Lin, ZHANG Li-ming, LI Yan, et al. Application and improvement of partial-least-squares in Fourier transform infrared spectroscopy[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2005, 25(10):1610-1613.

[24] 邵学广, 宁　宇, 刘凤霞, 等. 近红外光谱在无机微量成分分析中的应用[J]. 化学学报, 2012, 70(20):2109-2114.
SHAO Xue-guang, NING Yu, LIU Feng-xia, et al. Application of near-infrared spectroscopy in micro inorganic analysis[J]. *Acta Chimica Sinica*, 2012, 70(20):2109-2114.

[25] 李　焱, 王让会, 管延龙, 等. 基于高光谱反射特性的土壤全氮含量预测分析[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(1):173-179.
LI Yan, WANG Rang-hui, GUAN Yan-long, et al. Prediction analysis of soil total nitrogen content based on hyperspectral[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2017, 32(1):173-179.

[26] 刘友兆, 丁瑞兴, 黄瑞采. 黄棕壤中铁铝锰氧化物的形态及发生学特征[J]. 南京农业大学学报, 1990(2):86-91.
LIU You-zhao, DING Rui-xing, HUANG Rui-cai. Forms and genetic characteristics of iron, aluminium and manganese oxides of yellow brown soils[J]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 1990(2):86-91.

[27] 魏昌龙, 赵玉国, 邬登巍, 等. 基于光谱分析的土壤游离铁预测研究[J]. 土壤, 2014, 46(4):678-683.
WEI Chang-long, ZHAO Yu-guo, WU Deng-wei, et al. Prediction of soil free iron oxide content based on spectral analysis[J]. *Soils*, 2014, 46(4):678-683.

[28] 何　挺, 王　静, 程　烨, 等. 土壤氧化铁光谱特征研究[J]. 地理与地理信息科学, 2006, 22(2):30-34.
HE Ting, WANG Jing. CHENG Ye, et al. Study on spectral features of soil Fe_2O_3[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2006, 22(2):30-34.