DOI: 10.20103/j.stxb.202402270401

袁淑雅,贺晶,刁兆岩,沃强,苏德荣.不同利用方式下温性草甸草原土壤碳氮磷化学计量比高光谱反演.生态学报,2025,45(17): - . Yuan S Y,He J,Diao Z Y,Wo Q,Su D R.Hyperspectral inversion of soil carbon, nitrogen, and phosphorus stoichiometry in temperate meadow steppes under different grassland utilization methods.Acta Ecologica Sinica,2025,45(17): - .

不同利用方式下温性草甸草原土壤碳氮磷化学计量比 高光谱反演

袁淑雅1,贺 晶1,*,刁兆岩2,沃 强3,苏德荣1

1北京林业大学,北京 100083

2 中国环境科学研究院,北京 100012

3 国家环境保护呼伦贝尔森林草原交错区科学观测研究站,呼伦贝尔 021100

摘要:土壤碳、氮、磷是支撑温性草甸草原土壤质量和植被生长的关键营养元素,通过高光谱数据对其进行估算对实现温性草甸 草原土壤养分信息的快速和准确监测具有重要意义。本文以呼伦贝尔温性草甸草原三种不同利用方式(放牧、刈割和围封)的 草地为研究对象,选取了18个样地,每个样地设3个样方重复,分别采集0—30 cm的土壤样品,测定土壤碳、氮、磷含量和土壤 样品高光谱数据,通过 BP 神经网络(BPNN)、随机森林(RF)和偏最小二乘法(PLSR)建立高光谱反演土壤碳、氮、磷化学计量 比模型,比较建模 *R*²以及 RMSE 选择最优模型。结果表明:(1) RF 模型对三种利用方式下全碳(TC)、全氮(TN)、总磷(TP)含 量的光谱反演均有优秀表现(*R*²≥0.4433, RMSE≤12.0604), BNPP 模型表现次之, PLSR 仅适用于放牧利用方式下 TC、TN、TP 含量的反演;(2)放牧利用方式下,三类模型对土壤碳氮比(C/N)、碳磷比(C/P)、氮磷比(N/P)光谱反演均有良好表现(*R*²≥ 0.4144, RMSE≤65.4081);(3)刈割利用下,C/P 的光谱反演中 BNPP 表现良好(*R*² = 0.9916, RMSE = 7.0938), PLSR 次之,C/N 光谱反演中仅 RF 表现良好(*R*² = 0.7749, RMSE = 0.3028);(4)围封利用下,三类模型对 C/N、C/P 的光谱反演均有良好表现 (*R*²≥0.4462, RMSE≤24.0289), m N/P 的光谱反演中仅 PLSR 表现良好(*R*²≥0.7172, RMSE≤0.8171)。总体而言,本研究认为 RF 模型在呼伦贝尔温性草甸草原区具有更强的普适性。研究结果以期为基于高光谱反演的不同利用方式下温性草甸草原表 层土壤碳氮磷定量反演提供理论支撑与技术支持。

关键词:温性草甸草原;草地利用方式;土壤碳氮磷化学计量比;高光谱反演

Hyperspectral inversion of soil carbon, nitrogen, and phosphorus stoichiometry in temperate meadow steppes under different grassland utilization methods

YUAN Shuya¹, HE Jing^{1,*}, DIAO Zhaoyan², WO Qiang³, SU Derong¹

1 Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

2 Chinese Research Academy of Environmental Sciences, Beijing 100012, China

3 State Environmental Protection Scientific Observation and Research Station for Hulunbeier Forest-Steppe Ecotone, Hulunbeier 021100, China

Abstract: Soil carbon, nitrogen, and phosphorus are crucial nutrients supporting the soil quality and vegetation growth of temperate meadow steppes. Estimating these nutrients using hyperspectral data is significant for rapidly and accurately monitoring soil nutrient information in temperate meadow steppes. This study focused on grasslands with three different utilization patterns (grazing, mowing, and enclosure) in the Hulunbeir temperate meadow steppe. Eighteen sample plots were selected, with three replicates per plot, and soil samples from a depth of 0 to 30 cm were collected to measure soil

基金项目:国家自然科学基金(32201335)

收稿日期:2024-02-27; 网络出版日期:2025-00-00

^{*} 通讯作者 Corresponding author.E-mail: hejing_606@163.com

carbon, nitrogen, and phosphorus contents as well as hyperspectral data. Models for inverting soil carbon, nitrogen, and phosphorus stoichiometric ratios using hyperspectral data were established through Back Propagation Neural Network (BPNN), Random Forest (RF), and Partial Least Squares Regression (PLSR). The optimal model was selected by comparing R^2 and Root Mean Square Error (RMSE). The results showed that: (1) The RF model performed excellently in spectral inversion of total carbon (TC), total nitrogen (TN), and total phosphorus (TP) contents under the three utilization patterns ($R^2 \ge 0.4433$, RMSE ≤ 12.0604), followed by the BPNN model. PLSR was only applicable to the inversion of TC, TN, and TP contents under grazing; (2) Under grazing, all three models performed well in spectral inversion of soil carbon-to-nitrogen (C/N), carbon-to-phosphorus (C/P), and nitrogen-to-phosphorus (N/P) ratios ($R^2 \ge 0.4144$, RMSE ≤ 65.4081); (3) Under mowing, BPNN performed well in C/P spectral inversion ($R^2 = 0.9916$, RMSE = 7.0938), followed by PLSR. Only RF performed well in C/N spectral inversion ($R^2 \ge 0.4462$, RMSE ≤ 24.0289), while only PLSR performed well in N/P spectral inversion ($R^2 \ge 0.7172$, RMSE ≤ 0.8171). Overall, this study suggests that the RF model has stronger applicability in the Hulunbeir temperate meadow steppe region. The findings aim to provide theoretical and technical support for quantitative inversion of surface soil carbon, nitrogen, and phosphorus in temperate meadow steppes with different utilization patterns based on hyperspectral inversion.

Key Words: temperate meadow steppe; grassland utilization method; ecological stoichiometry; hyperspectral inversion

草地生态系统是我国面积最大的陆地生态系统[1],具备多种生态功能,也是牧民生产生活的物质基础。 内蒙古呼伦贝尔是我国最具代表性的温性草甸草原分布区,是目前我国生物多样性最丰富的地区之一,但近 年来在长期过度放牧和气候变化等多重压力的影响下,其结构特征和物质循环过程等发生恶化[2]。草地生 态系统的结构和功能受到土壤元素的调控,碳(C)、氮(N)、磷(P)作为生物体重要组成元素,对草地植物群落 的结构和生态系统稳定性具有重要作用[3]。土壤碳、氮、磷三者之间存在着相互平衡与制约的关系,其比值 能够表征并影响这种关系;土壤碳氮比(C/N)会影响土壤微生物活性,进而改变有机质的分解速率,也对土壤 碳氮循环过程产生影响;土壤碳磷比(C/P)能够表征土壤磷素的矿化能力;土壤氮磷比(N/P)是判断土壤氮 饱和的指标之一[4]。土壤碳、氮、磷含量和生态化学计量特征动态能够反映草地生态系统结构和功能的状 态。草地生态系统土壤营养元素含量受土壤利用方式和土壤管理策略的影响[5],放牧是天然草地最主要的 利用方式,家畜的采食和践踏行为直接或间接影响着草地生态系统植物群落的物种组成,也对草地土壤养分 动态产生作用[6]。围栏封育能够推进草地植被的恢复过程,地表植被数量和多样性的增加会进一步影响土 壤理化性质及养分循环过程^[7]。总体来说,有研究^[7-10]表明,围封禁牧能够增强草地的养分固持能力,放牧 则增加了土壤碳氮磷流失的风险。关于刈割对土壤化学计量比的影响,一般认为适当的刈割方式和强度有利 于土壤的养分固持^[11]。为进一步明确草地利用方式对土壤碳、氮、磷含量及其化学计量比的影响,本研究通 过野外采样及室内分析比较了放牧、刈割和围封三种利用方式下呼伦贝尔市辉河国家级自然保护区内温性草 甸草原土壤碳、氮、磷含量及其化学计量特征的差异,以期为呼伦贝尔草地的合理利用提供科学依据。

传统的土壤养分测定方法精度较高,但过程复杂、时效性差,不适合大面积草地土壤营养元素分析及周期 性土壤营养元素动态监测,并且需要大量的样品来保持分析的统计稳健性^[12-13],易对草地生态环境造成破 坏。高光谱分析技术是一种根据物质的光谱反射率来鉴别物质并确定其化学组成和相对含量的方法^[14],其 中土壤碳、氮、磷含量等被认为是对反射率有直接影响的土壤性质^[15]。近年来,利用高光谱技术获取土壤元 素含量信息的方法越来越受欢迎,成为探索土壤相关问题的可靠方法^[16-18],能够实现土壤碳、氮、磷含量及生 态化学计量特征的快速、准确预测^[19]。随机森林(Random Forest,RF)、反向传播网络神经(Back Propagation Neural Network, BPNN)和偏最小二乘法(Partial Least Squares Regression, PLSR)等是前人进行土壤养分反演 研究的常用方法^[20-22],但土壤养分元素的多样性导致没有办法确定某一个方法是最优的预测方法,因为不同 的土壤养分或许适合不同的方法。

目前国内外学者广泛采用高光谱手段对土壤营养成分进行监测,Knox 等^[22]在对美国佛罗里达州采集的 1014 个土壤样本的研究显示 PLSR 能较为精确的反映土壤全碳(TC)含量;张娟娟等^[20]对我国中东部地区 5 种土壤类型中的全氮(TN)进行高光谱反演研究,发现 BPNN 与 PLSR 模型精度较高;Bogrekci 等^[23]的研究表 明 PLSR 模型能较好的估测土壤总磷(TP)含量。但现有研究多集中在单一土壤营养成分的测定,针对土壤 化学计量比的相关研究还比较少^[19,24-25],另外,当前国内外学者对土壤理化性质的高光谱反演研究主要集中 在耕地^[26],草原的高光谱研究主要集中在草原植被方面,如草地种类识别和生物量估算等^[27-28],并以此作为 草地退化监测的新方法^[29],关于草地土壤养分的定量分析较少^[30],前人研究证明放牧、刈割和围封对土壤养 分的供应和分布状态产生重要影响^[31],而当前少有关注不同草地利用方式下土壤养分含量的高光谱反演 研究。

综上,本研究在进行传统土壤碳、氮、磷含量测定的同时,采集了土壤样品的高光谱数据,分别对不同利用 方式下土壤碳、氮、磷含量及其化学计量比进行高光谱反演研究,基于 BPNN、RF 和 PLSR 三种模型明确不同 利用方式下草地土壤高光谱数据与土壤碳、氮、磷含量及生态化学计量比之间的关系,并筛选针对不同草地利 用方式和不同指标的最佳反演模型,以期为利用高光谱数据进行土壤生态化学计量的估算和动态监测提供科 学依据。有助于明确草地利用方式对土壤养分状况的影响,确保草地资源的合理利用和可持续发展。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究地点位于内蒙古自治区呼伦贝尔市辉河国家级自然保护区,保护区位置及采样点分布见图 1,保护 区地理位置为北纬 48°09′30.19″—49°00′55.49″ N,东经 118°46′53.61″—119°43′50.14″ E。保护区总面积为 346848 hm²。保护区气候属中温带大陆性气候,降水 70%集中在 6—9 月,年降水量为 300—350 mm,无霜期 100—200 d,年平均温度在-2.4 ℃—2.2 ℃。当地土壤以暗栗钙土和黑钙土为主,此外还有草甸土、沼泽土、风 沙土等^[32]。



图1 样点地理位置图

Fig.1 Geographic location map of sampling points

1.2 实验设计

1.2.1 样地选取

2022年7月在内蒙古自治区呼伦贝尔市辉河国家级自然保护区范围内以放牧、刈割和围封三种不同利

用方式的草地为研究对象,其中,放牧草地面积大,分布广;牧民专门留作打草场的刈割草地数量有限;围封草 地选自中国环境科学研究院呼伦贝尔草原野外站 14 年围封样地。故选取放牧样地 10 块,刈割和围封样地各 4 块,共计 18 块样地,与刘旭军等^[33]在不同利用方式选取不同数量样地的选取方法类似。

1.2.2 样方调查及土壤样品采集与测试

根据 GPS 精准定位样地信息后,在每个样地内随机选取三个1 m×1 m 的样方。对每个样方先做植被群落高度、物种、盖度调查,调查后将样方内每种植物齐地刈割。刈割后于样方内采用五点取样法,使用土钻(直径6 cm)按每层 10 cm 采集土壤样品,共采集三层,采样深度为 30 cm。单层土壤样品重约1 kg,样品共计54 份。将获取的土壤样品带回实验室自然风干后去除杂物,过 100 目筛保存,使用 TOC 分析仪测定土壤全碳;采用凯氏定氮法测定土壤全氮;土壤总磷含量的测定采用碱熔融—钼锑抗分光光度法^[34]。

1.2.3 土壤样品高光谱数据采集

使用 ASD FieldSpec 3 便携式地物光谱仪采集风干土壤样品的光谱数据。光谱范围 350—2500 nm,共计 输出 2151 个波段。光谱采集在暗室中进行,将土壤样品盛置于直径 7 cm,深 3 cm 的黑色盛样皿中,以 50 W 卤素灯为唯一光源,光源入射角度 15°,距离目标 30 cm,探头位于土样表面垂直上方 15 cm 处,测定前进行白板校正,测定时将土样表面稍稍刮平,每次重复采集 10 条光谱曲线,采集 3 次,平均处理后作为最终的光谱数据。

1.2.4 数据分析及模型评价

高光谱数据波段多存在数据冗余情况,为提高模型精度,利用 Savitzky-Golay(SG)方法对原始光谱数据进 行平滑处理,后将进行一阶微分运算,以运算结果作为自变量,与土壤碳、氮、磷含量及生态化学计量比进行皮 尔逊(Pearson)相关性分析,筛选不同利用方式、不同指标下相关系数通过 P<0.05 水平显著性检验且相关性 最高的 20 个波长,作为敏感波段建立高光谱定量估算模型^[35]。此过程基于 R 语言实现。随机选取放牧、刈 割、围封土壤样本的 2/3 作为建模的训练集,1/3 为测试集,以证模型的精确性^[36],分别对不同利用方式下土 壤进行了建模。基于筛选出的敏感波段,依托 Matlab R2021a 软件构建 RF、BPNN、PLSR 预测模型。模型的反 演精度采用决定系数(Cofficient of Determination, R²)和均方根误差(Root Mean of Squared Error, RMSE)来衡 量, R²越大, RMSE 越小,表示模型估算的精度越高,反之则模型估算的效果较差。

一阶微分公式:

$$FDR(\lambda_{t}) = \frac{R(\lambda_{t+1}) - R(\lambda_{t-1})}{\Delta \lambda}$$

其中, λt 为每个波段的波长,FDR(λ_i)为波长 λ_i 处的一阶微分光谱值, $\Delta \lambda t$ 为波段 *i* 到波段 *i*+1 的波长值。

此外,采用 SPSS26.0 软件对土壤碳、氮、磷含量及生态化学计量比进行单因素方差分析和双因素方差分析,显著性检验设为 P<0.05。由于不同利用方式样地数量不同,本研究根据实际情况在放牧样地中随机选取 4 块样地参与双因素方差分析,即三种利用方式下各有 4 块样地,12 个样方,以此建立不同利用方式和土层深度的双因素方差分析^[37]。

2 结果与分析

2.1 不同利用方式草地土壤理化性质差异

放牧、刈割、围封三种草地利用方式的碳、氮、磷含量及生态化学计量比存在一定的差异(图 2),但同一利 用方式不同土层间均无显著差异(P>0.05),利用方式和土层的交互作用对土壤生态化学计量无显著影响 (P>0.05)。不同利用方式草地土壤之间的 TC 和 TN 体现出极显著差异(P<0.01),其中刈割草地的土壤 TC 和 TN 含量最高;土壤 TP 含量的均值为刈割草地土壤大于放牧地土壤大于围封草地土壤,差异显著(P< 0.05);不同利用方式下土壤化学计量比 C/N、C/P、N/P 差异不显著(P>0.05)。

2.2 不同利用方式草地光谱特征筛选

本研究将经过一阶微分处理后的光谱数据与不同草地利用类型土壤碳、氮、磷含量及生态化学计量比进







不同大写字母代表不同利用方式下相同土层土壤碳、氮、磷含量及生态化学计量特征差异显著(P<0.05);不同小写字母代表同一利用方式 不同土层土壤碳、氮、磷含量及生态化学计量特征具有显著差异(P<0.05);**、*和 ns分别代表具有极显著差异(P<0.01)、显著差异(P<0.05)和差异不显著(P>0.05)

行皮尔逊相关性分析,以减少环境对光谱结果的影响,三种利用方式下土壤碳、氮、磷含量及生态化学计量比与光谱反射率之间表现出较高的相关性(图 3—5)。

放牧地土壤 TC 与光谱反射率的相关系数的变化范围在-0.7131—0.4922, TN 与光谱反射率的相关系数 的变化范围在-0.6866—0.5086, TP 与光谱反射率的相关系数的变化范围在-0.7290—0.6686, C/N 与光谱反 射率的相关系数的变化范围在-0.5474—0.5010, C/P 与光谱反射率的相关系数的变化范围在-0.5824— 0.6130, N/P 与光谱反射率的相关系数的变化范围在-0.7480—0.7378(图3)。

刈割地土壤 TC 与光谱反射率的相关系数的变化范围在-0.5763—0.6333,TN 与光谱反射率的相关系数 的变化范围在-0.5655—0.6100,TP 与光谱反射率的相关系数的变化范围在-0.5827—0.7095,C/N 与光谱反 射率的相关系数的变化范围在-0.6276—0.6681,C/P 与光谱反射率的相关系数的变化范围在-0.4704— 0.5361,N/P 与光谱反射率的相关系数的变化范围在-0.6071—0.5387(图4)。



图 3 放牧地一阶微分光谱反射率与土壤碳、氮、磷及生态化学计量比的相关性



围封地土壤 TC 与光谱反射率的相关系数的变化范围在-0.9940—0.8837, TN 与光谱反射率的相关系数 的变化范围在-0.9917—0.8684, TP 与光谱反射率的相关系数的变化范围在 0.9024—0.9510, C/N 与光谱反射 率的相关系数的变化范围在-0.9479—0.8722, C/P 与光谱反射率的相关系数的变化范围在-0.9475—0.9399, N/P 与光谱反射率的相关系数的变化范围在-0.9500—0.9327(图 5)。

2.3 不同利用方式草地土壤养分含量高光谱估测分析

2.3.1 BP 神经网络回归模型

BPNN 对不同利用类型草地土壤生态化学计量的预测结果如图 6。其中放牧地土壤生态化学计量的预测 效果较差,TP 的 *R*² 仅为 0.1636,RMSE 为 0.0272,对土壤 C/N 的预测精度也不高,*R*² 为 0.4144,RMSE 为 12.4206,相较而言 TC、TN、C/P、N/P 的 *R*²均通过了 0.5000,但 C/P 的 RMSE 为 45.6567,表现较差,其中 N/P 的反演效果最好,*R*² 为 0.8592,RMSE 为 1.9686。而刈割草地土壤的 N/P 反演效果较差,*R*² 仅为 0.0034,RMSE 为 2.5418,对土壤 C/N 的预测精度也不高,*R*² 为 0.3045,RMSE 为 1.8374,对比之下 TP 的 *R*² 为 0.5940,RMSE 也只有 0.0645,而 TC 的 *R*² 为 0.8849,RMSE 却高达 4.4582,C/P 的 *R*² 能达到 0.9916,RMSE 为 7.0938,TN 的 *R*² 为 0.8394,RMSE 也只有 0.3980。围封地的 TN 预测效果较好,*R*² 为 0.9975,RMSE 为 0.2598,TC 的 *R*²也通过 了 0.9000,但 RMSE 较大,为 2.9943,C/N 和 N/P 的预测效果较差,*R*² 分别为 0.0263 和 0.1498,RMSE 分别为 0.7423 和 1.6103,TP 和 C/P 的 *R*² 为 0.5609 和 0.7085,RMSE 分别为 0.0214 和 12.2873。



图 4 刈割地一阶微分光谱反射率与土壤碳、氮、磷及生态化学计量比的相关性



2.3.2 随机森林回归模型

RF 反演结果(图7)显示,围封草地土壤生态化学计量预测效果较好,TC、TN、C/N的 *R*²均大于 0.9000, RMSE 均小于 1.500,TP 的 *R*²仅为 0.5609,RMSE 为 0.0111,但对 C/P 和 N/P 的预测效果较差,C/P 的 *R*²虽通 过了 0.7000,但 RMSE 较大,为 23.9021,N/P 的 *R*²仅为 0.1498,RMSE 为 2.3181。RF 模型对刈割地的 TN 预测 效果最好,*R*²为 0.8394,RMSE 为 0.3544,对 TC、C/P 的预测 *R*²也通过了 0.9000,但 RMSE 较高,分别为12.0604 和 27.9580,相较而言 TP 的表现也较稳定,*R*²为 0.5940,RMSE 为 0.0380,对 C/N 和 N/P 的预测精度较差,*R*² 分别为 0.1031 和 0.0034,RMSE 分别为 0.3028 和 2.2147。放牧地总体相较刈割地和围封地的反演数据表现 较为稳定,TC、TN、C/P、N/P 指标的果 *R*²都能达到 0.5000 以上,最高的是 N/P,*R*²为 0.8592,RMSE 为 2.6856, C/N 的 *R*²也达到了 0.4144,但 RMSE 较高,为 8.2885,TP 总体表现较差,*R*²为 0.1636,RMSE 为 0.0236。相比 于放牧地和围封地,RF 对围封地的预测效果更好。

2.3.3 偏最小二乘回归模型

根据反演精度结果(图 8)显示 PLSR 对围封地土壤生态化学计量预测效果较好, C/N 的 R²最大,为 0.9998, RMSE 为 7.2323, N/P 和 TC 的 R²也通过了 0.70, TC 的 RMSE 为 4.2548, N/P 的 RMSE 为 0.8171, TN 的预测效果最差, R²为 0.091, RMSE 为 0.5058。刈割地 TC 和 TN 的预测效果较好, R²分别为 0.8305 和0.6351, RMSE 分别为 6.1688 和 0.5623, 而 TP 和 C/N 的 R²均未达到 0.20, 表现较差。放牧地的模型效果相对较为稳定, TP 的 R²最小,为 0.3556, RMSE 为 0.0321, TC、TN、C/N、N/P 的 R²均通过了 0.60, 其中 C/N 的 R²最大, 为

7



图 5 围封地一阶微分光谱反射率与土壤碳、氮、磷及生态化学计量比的相关性

Fig.5 Relationship between first order differential spectral reflectance of fencing land and soil carbon, nitrogen, phosphorus contents and ecological stoichiometric ratio

0.7428, RMSE 为 7.4431。

2.4 建模验证精度评价

研究通过 *R*²与 RMSE 两项指标对不同模型反演的不同利用类型草地土壤碳、氮、磷含量及生态化学计量 比的拟合性与稳定性进行评价。根据表 1 数据可知,本试验在对于放牧地土壤 TC 反演中, BPNN 模型表现最 好,*R*²为 0.5957, RMSE 为 3.3669; RF 模型对 TN 和 TP 均有较好的反演效果,*R*²分别为 0.7370 和 0.9685, RMSE 分别为 0.3326 和 0.0236; 对 C/N 反演效果相对较好的是 PLSR 模型,*R*²为 0.7428, RMSE 为 7.4431; N/P 的测试集反演中模型效果最好的为 BPNN 模型, *其 R*²为 0.8592, RMSE 分别为 1.9686。对于刈割草地而言,土 壤 TC 和 C/P 的反演效果最好的是 BPNN 模型, *R*²分别为 0.8849 和 0.9916, RMSE 分别为 4.4582 和 7.0938; 而 RF 模型对土壤 TN、TP、C/N 的预测效果较佳, *R*²分别为 0.9663、0.8873 和 0.7749, RMSE 分别为 0.3544、0.0380 和 0.3028; 三种模型对 N/P 的反演效果均不理想,验证模型的 *R*²为 0.0034—0.2958, RMSE 为 1.3875— 2.5418。综上,在对放牧和刈割草地土壤碳、氮、磷含量及生态化学计量比反演中,三种模型的综合表现为 RF >BPNN>PLSR。BPNN 模型对围封草地的土壤 TN、C/N、C/P 的预测效果最佳, *R*²分别为 0.9975、0.9998 和 0.7085, RMSE 分别为 0.2598 (0.7423 和 12.2873; RF 模型对土壤 TC 和 TP 预测效果较好,其 *R*²分别为 0.9791 和 0.9690, RMSE 分别为 1.2577 和 0.0111; 相较而言 PLSR 能更好的预测围封草地土壤碳、氮、磷含量及生态化学计量比, RF 模型表现次之, PLSR 模型较差。





3 讨论

3.1 不同利用方式下土壤化学计量比的差异

土壤碳、氮、磷含量及生态化学计量特征能够表征土壤养分的储存、供应能力及其循环和平衡机制^[38]。





土壤养分含量对不同草地利用方式的响应比较复杂,有研究认为放牧相较刈割和围封,有利于土壤养分的积累^[39],但也有研究表明放牧不利于养分积累,会使养分含量下降^[3]。本研究结果显示,放牧导致土壤全碳、全氮含量显著降低,这可能是因为持续放牧导致草地生产力降低,对地表结皮和土壤团聚体产生负面影响,养分也更容易随水土一起流失。相较于放牧地,刈割和围封条件下地上生物量更多,故土壤表层养分输入增



图 6 FLSK 候空树里但一顶树间散点图 Fig.8 Validation and prediction of PLSR regression model

加^[40]。同时土壤碳、氮含量受气候条件、植被组成、人为活动等影响较大,一般情况下,表层土接受的有机物 输入更多,故随着土壤深度的加深,土壤 TC 和 TN 含量呈现出降低趋势^[41]。但本研究中 TC 和 TN 随土层深 度增加变化不显著,这可能是因为草地退化使表层土壤养分含量降低^[42]。磷元素作为一种沉积性矿物,迁移

http://www.ecologica.cn

率低,故含量相对比较稳定,土壤母质对土壤中的磷有决定作用,成土母质源自土壤矿物的风化,而 0—60 cm 土层矿物风化程度差异较小^[43],因此 TP 含量在不同利用类型草地 0—30 cm 垂直方向上无显著差异。此外, 本研究中刈割草地土壤 TP 含量显著高于放牧和围封地,这可能是因为刈割地土壤有机磷的净矿化作用更 强,或是土壤微生物和非生物固定作用较强^[44],与当前多数研究结果相符^[4,10,38,45]。

Table 1 - Model accuracy of inversion of son ecological storemonic the entracteristics of unice grassiand unitzation includes									
模型	利用类型	指标	全碳 TC/(g/kg)	全氮 TN/(g/kg)	全磷 TP/(g/kg)	碳氮比	碳磷比	氮磷比	
Model	Land-use type	Index	Total carbon	Total nitrogen	Total phosphorus	Ratio of C/N	Ratio of C/P	Ratio of N/P	
BPNN	放牧	R^2	0.5957	0.6494	0.1636	0.4144	0.6911	0.8592	
		RMSE	3.3669	0.3691	0.0271	12.4206	45.6567	1.9686	
	刈割	R^2	0.8849	0.8394	0.5940	0.1031	0.9916	0.0034	
		RMSE	4.4582	0.3980	0.0645	1.8374	7.0938	2.5418	
	围封	R^2	0.9788	0.9975	0.5609	0.9998	0.7085	0.1498	
		RMSE	2.9943	0.2598	0.0214	0.7423	12.2873	1.6103	
RF	放牧	R^2	0.4433	0.7370	0.9685	0.7194	0.4939	0.7101	
		RMSE	4.7374	0.3326	0.0236	8.2885	23.9021	2.6856	
	刈割	R^2	0.7825	0.9663	0.8873	0.7749	0.1780	0.1775	
		RMSE	12.0604	0.3544	0.0380	0.3028	27.9580	2.2147	
	围封	R^2	0.9791	0.9362	0.9690	0.6347	0.9243	0.0006	
		RMSE	1.2577	0.3251	0.0111	1.4412	22.3929	2.3181	
PLSR	放牧	R^2	0.7357	0.7286	0.3556	0.7428	0.4347	0.6053	
		RMSE	4.8458	0.5571	0.0321	7.4431	65.4081	3.3151	
	刈割	R^2	0.8305	0.6351	0.1488	0.1031	0.4378	0.2958	
		RMSE	6.1688	0.5623	0.0531	6.7805	24.4297	1.3875	
	围封	R^2	0.8769	0.0910	0.2016	0.9998	0.4462	0.7172	
		RMSE	4.2548	0.5058	0.0289	7.2323	24.0289	0.8171	

表 1 三种利用类型草地土壤生态化学计量特征反演的模型精度

BPNN:反向传播神经网络 Back propagation neural network;RF:随机森林 Random forest;PLSR:偏最小二乘回归模型 Partial least squares regression;R²: 决定系数

Coefficient of determination; RMSE: 均方根误差 Root-mean-square Error

12

生态化学计量比能够表现土壤碳、氮、磷之间的相互耦合关系,进而表征研究区域的养分平衡状况^[46]。 本研究中不同草地利用类型或不同深度土壤 C/N 均无显著差异(P>0.05),表明土壤 C/N 在不同环境条件和 利用方式下基本稳定,这与 Bui^[47]等在澳大利亚的研究结果一致,这是由于碳和氮在外界环境中几乎是同步 变化的,微生物分解有机质的过程中,同化碳和氮的量也存在一个相对固定的比值,所以土壤 C/N 能维持相 对稳定^[48];土壤 C/P 值可以体现土壤中磷素的矿化能力,C/P 值越小,土壤磷的矿化能力就越强^[49],本研究 结果显示围封样地的土壤磷素有效性更高,可能是因为围封减少了放牧活动对土壤的践踏和压实作用,较高 的微生物活性有助于提高土壤磷的矿化能力;就放牧和围封样地相比较而言,放牧地的土壤 N/P 较低,而 C/ P 较高,可能是放牧改变了微生物的生存环境,另外牲畜粪便使土壤微生物体有机磷矿化作用增强^[50]。

3.2 土壤高光谱反演的影响差异及模型评价

土壤光谱信息是土壤理化性质共同作用后的综合体现,前人的研究大多围绕土壤因素(土壤含水量、土壤粒径等)对光谱造成的影响^[51-52],但草地利用方式不同造成的差异却鲜有研究。本研究对土壤样品进行风干、研磨过筛处理后在暗室环境下进行光谱数据采集,并对原始光谱反射率进行了 SG 平滑和一阶微分转换,显著减少了由漫反射或土壤质地和粒径等因素造成的误差,提高了土壤光谱反射率与土壤碳、氮、磷含量及生态化学计量特征之间的相关性^[53]。

当前有关土壤碳、氮、磷含量反演的研究较为丰富,总结如下(表 2),不同模型对于不同草地利用方式下 土壤碳、氮、磷含量的反演效果存在差异,本研究中土壤 TC 的三种模型验证精度 R²分别均通过了 0.5000,均 达到了较好的预测能力,土壤 TN 的 BPNN 和 RF 模型也有较好的预测效果,验证模型的 *R*²均高于 0.6000, RMSE 小于 1.0000,这与前人的研究结果基本一致^[20,54],表明当前高光谱技术能够较好的估算土壤 TC 和 TN; 陶培峰等^[55]和 Mouazen 等^[56]的研究结果表明,BPNN 与 PLSR 模型均能较好反演土壤 TP 含量,而本研究中 不同草地利用方式下针对土壤 TP 含量的 PLSR 模型 *R*²为 0.1488—0.3556,拟合性较差,RF 模型表现为更好, 这可能与研究区域及土壤类型有关,陶培峰等人^[54]的研究位于黑龙江三江垦区,土壤类型主要是白浆土和草 甸土,而本研究区土壤以暗栗钙土为主。

	Table 2 Common identification index and model table of uniferent types of son								
指标 Index	土壤类型 Agrotype	决定系数 R ²	均方根误差 RMSE	模型 Model	参考文献 References				
TC	草甸	0.8100	8.7570	PLSR	[54]				
		0.8600	7.6310	BPNN					
TN	耕地	0.8300	0.0800	RF	[61]				
	湿地	0.8000	0.0100	BPNN	[53]				
		0.7000	0.0100	PLSR					
		0.6500	0.0200	RF					
TP	耕地	0.6250	0.1960	PLSR	[25]				
C/N	草甸	0.7000	1.5310	PLSR	[54]				
		0.7700	1.3820	BPNN					

表 2 不同类型土壤常见识别指标及模型表

man identification index and model table of different types

土壤碳、氮、磷的反演效果要明显优于土壤碳氮磷化学计量比,表明现阶段有关土壤碳氮磷化学计量比的 高光谱反演模型的研究仍待更深入的研究。本研究发现,高光谱技术对土壤 C/N 估算精度差别较大,放牧、 刈割、围封草地土壤 C/N 光谱反演的最佳模型分别为 PLSR、RF 和 BPNN; PLSR 模型对三种草地利用类型土 壤 C/P 的预测效果较差, R²均小于 0.5000, RMSE 大于 24.0000, RF 模型的 RMSE 值也均大于 20.0000, 可能表 明 PLSR 和 RF 模型不适合土壤 C/P 的反演,而 BPNN 仅适用于刈割草地的土壤 C/P 的反演,验证模型的 R² 为 0.9916, RMSE 为 7.0938;关于土壤 N/P 的反演效果, BPNN 模型仅适合应用于放牧草地, PLSR 适用于围封 草地, 刈割草地的土壤 N/P 含量反演三种模型表现都不理想。

综上,RF模型在不同草地利用类型中表现最为优秀,体现了其在高维数据中识别有效数据的强大降维能 力和在处理多元线性回归中的多重共线性时的良好效果。本研究选用的三种模型中,BPNN和 RF 是基于大 样本数据的机器模型,学习能力强,普适性较广^[57-58],具有较强的预测能力,故常用于土壤元素高光谱反演, 其中 RF模型还能够体现变量间的交互作用^[59]。而 PLSR 是综合典型相关分析、主成分分析和多元线性分析 方法思想基础上构建的新方法,用于进行多变量的回归分析^[60],也是预测土壤生化指标的有效方法之一。但 在本研究中 PLSR 模型的精度总体较低,可能是因为本研究取样点范围较广,土壤性质差异较大,故土壤光谱 的差异性较大^[61],而 PLSR 模型面对含有较多异常变量的样本集合时,提取自变量的准确性较低,进而降低 了建模精度。建模方法的选择会直接的影响建模精度,光谱反演模型的选择与地理位置、气候条件、土壤类型 等多种因素相关,故研究者们在利用土壤光谱对营养元素含量反演模型选择时需要进行综合考虑;此外,也需 明确各模型的原理及复杂程度,或考虑增加样本量以提高模型建立的稳定性和精确度。

4 结论

本研究发现,BPNN、RF和PLSR 三种模型对不同利用方式下土壤碳、氮、磷生态化学计量特征反演效果存在差异。RF模型对三种利用方式下全碳(TC)、全氮(TN)、全磷(TP)含量的光谱反演均有优秀表现(*R*² ≥ 0.4433,RMSE ≤ 12.0604),BNPP 模型表现次之,PLSR 仅适用于放牧利用方式下 TC、TN、TP 含量的反演。放牧利用方式下,三类模型对土壤碳氮比(C/N)、碳磷比(C/P)、氮磷比(N/P)光谱反演均有良好表现(R² ≥

0.4144, RMSE \leq 65.4081)。刈割利用下, C/P的光谱反演中BNPP表现良好($R^2 = 0.9916$, RMSE = 7.0938), PLSR 次之, C/N 光谱反演中仅 RF表现良好($R^2 = 0.7749$, RMSE = 0.3028)。围封利用下, 三类模型对 C/N、C/ P的光谱反演均有良好表现($R^2 \geq 0.4462$, RMSE ≤ 24.0289), 而 N/P的光谱反演中仅 PLSR表现良好($R^2 \geq 0.7172$, RMSE ≤ 0.8171)。不同草地利用方式下各土壤指标选取合适的反演模型能够提供提高土壤中碳氮磷 含量的估算精度,总体而言,本研究认为 RF 模型在呼伦贝尔温性草甸草原区具有更强的普适性。

参考文献(References):

- [1] 包凤兰. 内蒙古牧区草原畜牧业经济发展的对策建议. 内蒙古师范大学学报: 哲学社会科学版, 2003, 32(3): 33-36.
- [2] Eldridge D J, Delgado-Baquerizo M, Travers S K, Val J, Oliver I, Hamonts K, Singh B K. Competition drives the response of soil microbial diversity to increased grazing by vertebrate herbivores. Ecology, 2017, 98(7): 1922-1931.
- [3] 吴雨晴,田赟,周建琴,张克斌.不同放牧制度草地土壤碳氮磷化学计量特征.应用与环境生物学报,2019,25(4):801-807.
- [4] 罗由林,李启权,王昌全,辛志远,王永豪,宋安军,万傲然,唐科.近30年川中丘陵区不同土地利用方式土壤碳氮磷生态化学计量特征变化.土壤,2016,48(4):726-733.
- [5] Liao J D, Boutton T W, Jastrow J D. Storage and dynamics of carbon and nitrogen in soil physical fractions following woody plant invasion of grassland. Soil Biology and Biochemistry, 2006, 38(11): 3184-3196.
- [6] 王森,张宇,李瑞强,曹娟,辛晓平,朱晓昱,闫瑞瑞.温性草甸草原植物碳、氮、磷化学计量与贮量对放牧强度的响应.中国土壤与肥料,2022(3):201-212.
- [7] 张昊,李建平,王誉陶,张翼,张娟,罗叙,张茹.封育与放牧对黄土高原天然草地土壤化学计量特征的影响.水土保持学报,2020,34 (5):251-258.
- [8] Zhou G Y, Luo Q, Chen Y J, He M, Zhou L Y, Frank D, He Y H, Fu Y L, Zhang B C, Zhou X H. Effects of livestock grazing on grassland carbon storage and release override impacts associated with global climate change. Global Change Biology, 2019, 25(3): 1119-1132.
- [9] 杜凯, 康宇坤, 张德罡, 苏军虎. 不同放牧方式对祁连山高寒草甸有机碳、氮库的影响. 草地学报, 2020, 28(5): 1412-1420.
- [10] 苏洪烨, 张中华, 佘延娣, 马丽, 毛旭锋, 贾顺斌, 马真, 周华坤, 黄小涛. 不同管理措施对青海湖流域高寒草地土壤养分的影响. 草地 学报, 2022, 30(5): 1071-1076.
- [11] Zhang F Y, Quan Q, Ma F F, Zhou Q P, Niu S L. Clipping increases ecosystem carbon sequestration and its sensitivity to precipitation change in an alpine meadow. Plant and Soil, 2021, 458(1): 165-174.
- [12] Vibhute A D, Kale K V, Gaikwad S V, Dhumal R K. Estimation of soil nitrogen in agricultural regions by VNIR reflectance spectroscopy. SN Applied Sciences, 2020, 2(9): 1523.
- [13] Zheng W, Lu X, Li Y, Li S, Zhang Y Z. Hyperspectral identification of chlorophyll fluorescence parameters of Suaeda salsa in coastal wetlands. Remote Sensing, 2021, 13(11): 2066.
- [14] 卢艳丽,白由路,王磊,杨俐苹.农田不同粒级土壤含水量光谱特征及定量预测.中国农业科学,2018,51(9):1717-1724.
- [15] Soriano-Disla J M, Janik L J, Viscarra Rossel R A, MacDonald L M, McLaughlin M J. The performance of visible, near-, and mid-infrared reflectance spectroscopy for prediction of soil physical, chemical, and biological properties. Applied Spectroscopy Reviews, 2014, 49(2): 139-186.
- [16] Ewing J, Oommen T, Jayakumar P, Alger R. Utilizing hyperspectral remote sensing for soil gradation. Remote Sensing, 2020, 12(20): 3312.
- [17] Vohland M, Ludwig M, Thiele-Bruhn S, Ludwig B. Quantification of soil properties with hyperspectral data: selecting spectral variables with different methods to improve accuracies and analyze prediction mechanisms. Remote Sensing, 2017, 9(11): 1103.
- [18] Chicati M S, Nanni M R, Chicati M L, Furlanetto R H, Cezar E, De Oliveira R B. Hyperspectral remote detection as an alternative to correlate data of soil constituents. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2019, 16: 100270.
- [19] Nocita M, Stevens A, Toth G, Panagos P, van Wesemael B, Montanarella L. Prediction of soil organic carbon content by diffuse reflectance spectroscopy using a local partial least square regression approach. Soil Biology and Biochemistry, 2014, 68: 337-347.
- [20] 张娟娟,田永超,姚霞,曹卫星,马新明,朱艳.基于高光谱的土壤全氮含量估测.自然资源学报,2011,26(5):881-890.
- [21] Viscarra Rossel R A, Behrens T. Using data mining to model and interpret soil diffuse reflectance spectra. Geoderma, 2010, 158(1/2): 46-54.
- [22] Knox N M, Grunwald S, McDowell M L, Bruland G L, Myers D B, Harris W G. Modelling soil carbon fractions with visible near-infrared (VNIR) and mid-infrared (MIR) spectroscopy. Geoderma, 2015, 239: 229-239.
- [23] Bogrekci I, Lee W S. Comparison of ultraviolet, visible, and near infrared sensing for soil phosphorus. Biosystems Engineering, 2007, 96(2): 293-299.
- [24] Vasques G M, Grunwald S, Sickman J O. Modeling of soil organic carbon fractions using visible-near-infrared spectroscopy. Soil Science Society of America Journal, 2009, 73(1): 176-184.
- [25] 徐丽华,谢德体.土壤总氮和总磷含量的高光谱遥感预测.农机化研究,2012,34(4):119-122.
- [26] 李婷,吴克宁.基于遥感技术的耕地质量评价研究进展与展望.江苏农业科学,2018,46(15):5-9.
- [27] 周磊,辛晓平,李刚,杨桂霞,张宏斌.高光谱遥感在草原监测中的应用.草业科学,2009,26(4):20-27.

- [28] 左雪燕,崔丽娟,李伟,窦志国,蔡杨,刘志君,雷茵茹.基于高光谱数据的互花米草叶片功能性状反演.生态学报,2021,41(15): 6159-6169.
- [29] Lyu X, Li X B, Dang D L, Dou H S, Xuan X J, Liu S Y, Li M Y, Gong J R. A new method for grassland degradation monitoring by vegetation species composition using hyperspectral remote sensing. Ecological Indicators, 2020, 114: 106310.
- [30] 崔霞,宋清洁,张瑶瑶,胥刚,孟宝平,高金龙.基于高光谱数据的高寒草地土壤有机碳预测模型研究.草业学报,2017,26(10):20-29.
- [31] 周建琴,田赟,吴雨晴,刘建康,张克斌.不同放牧方式下的草场植被群落特征及其与土壤因子的关系——以新巴尔虎左旗为例.生态 环境学报,2019,28(6):1117-1126.
- [32] 王雪松,季燕,贺晶,沃强,马普,安青梅,苏德荣.放牧和土壤水分对温性草甸草原群落结构及植被碳库的影响.中国草地学报,2023, 45(1):33-42.
- [33] Liu X J, Tan N D, Zhou G Y, Zhang D Q, Zhang Q M, Liu S Z, Chu G W, Liu J X. Plant diversity and species turnover co-regulate soil nitrogen and phosphorus availability in Dinghushan forests, Southern China. Plant and Soil, 2021, 464(1): 257-272.
- [34] 鲍士旦. 土壤农化分析. 3 版. 北京: 中国农业出版社, 2000.
- [35] 张秋霞,张合兵,张会娟,王新生,刘文锴.粮食主产区耕地土壤重金属高光谱综合反演模型.农业机械学报,2017,48(3):148-155.
- [36] 聂磊超,崔丽娟,刘志君,窦志国,翟夏杰,李伟.盐城滨海湿地优势植物碳氮磷生态化学计量高光谱反演.生态学报,2023,43(12): 5173-5185.
- [37] 陈建博,李秀璋,徐成体,梁静,唐楚煜,王涛,贺辉,曹正飞,李玉玲.青海省冬虫夏草采挖区与非采挖区土壤生态化学计量特征.草 地学报,2023,31(4):1134-1142.
- [38] 宁志英,李玉霖,杨红玲,张子谦,张建鹏.沙化草地土壤碳氮磷化学计量特征及其对植被生产力和多样性的影响.生态学报,2019,39 (10):3537-3546.
- [39] 王东波,陈丽.放牧对草地生态系统土壤理化性质的影响.内蒙古科技与经济,2006(10):105-106.
- [40] 刘忠宽,汪诗平,陈佐忠,王艳芬.不同放牧强度草原休牧后土壤养分和植物群落变化特征.生态学报,2006,26(6):2048-2056.
- [41] Guo Y P, Jiang M W, Liu Q, Xie Z Q, Tang Z Y. Climate and vegetation together control the vertical distribution of soil carbon, nitrogen and phosphorus in shrublands in China. Plant and Soil, 2020, 456(1): 15-26.
- [42] 杜志勇, 丛楠. 植被与土壤特征对青藏高原不同程度退化草地的响应. 生态学报, 2024, 44(6): 2504-2516.
- [43] Qu F Z, Yu J B, Du S Y, Li Y Z, Lv X F, Ning K, Wu H F, Meng L. Influences of anthropogenic cultivation on C, N and P stoichiometry of reed-dominated coastal wetlands in the Yellow River Delta. Geoderma, 2014, 235; 227-232.
- [44] Hallama M, Pekrun C, Pilz S, Jarosch K A, Fra, c M, Uksa M, Marhan S, Kandeler E. Interactions between cover crops and soil microorganisms increase phosphorus availability in conservation agriculture. Plant and Soil, 2021, 463(1): 307-328.
- [45] 方昕,郭雪莲,郑荣波,付倩.不同放牧干扰对滇西北高原泥炭沼泽土壤生态化学计量特征的影响.水土保持研究,2020,27(2):9-14.
- [46] 陈云,李玉强,王旭洋,牛亚毅.中国典型生态脆弱区生态化学计量学研究进展.生态学报, 2021, 41(10): 4213-4225.
- [47] Bui E N, Henderson B L. C:N:P stoichiometry in Australian soils with respect to vegetation and environmental factors. Plant and Soil, 2013, 373 (1): 553-568.
- [48] 青烨,孙飞达,李勇,陈文业,李昕.若尔盖高寒退化湿地土壤碳氮磷比及相关性分析.草业学报,2015,24(3):38-47.
- [49] 吴建国,韩梅,苌伟,艾丽,常学向.祁连山中部高寒草甸土壤氮矿化及其影响因素研究.草业学报,2007,16(6):39-46.
- [50] 陈越,孙世贤,王敏,卫智军.放牧制度对荒漠草原优势植物种和土壤生态化学计量学特征的影响.内蒙古草业,2013,25(1):38-42.
- [51] 聂磊超,曲柯莹,崔丽娟,翟夏杰,赵欣胜,王泽成,王金枝,雷茵茹,李晶,李伟.不同粒径湿地土壤高光谱特征及碳氮磷含量反演模型研究.生态学报,2024,44(15):6618-6629.
- [52] Hermansen C, Knadel M, Moldrup P, Greve M H, Gislum R, de Jonge L W. Visible-near-infrared spectroscopy can predict the clay/organic carbon and mineral fines/organic carbon ratios. Soil Science Society of America Journal, 2016, 80(6): 1486-1495.
- [53] 徐干君,聂磊超,马浩,唐希颖,翟夏杰,赵欣胜,李伟.陕西黄河湿地土壤碳氮含量高光谱估算反演.湿地科学与管理,2022,18(4): 10-14.
- [54] 杨灵玉. 三江源区土壤特性高光谱估算方法比较研究[D]. 西宁:青海师范大学, 2016.
- [55] 陶培峰,王建华,李志忠,周萍,杨佳佳,高樊琦.基于高光谱的土壤养分含量反演模型研究.地质与资源,2020,29(1):68-75,84.
- [56] Mouazen A M, Kuang B, De Baerdemaeker J, Ramon H. Comparison among principal component, partial least squares and back propagation neural network analyses for accuracy of measurement of selected soil properties with visible and near infrared spectroscopy. Geoderma, 2010, 158(1/2): 23-31.
- [57] Dou Z G, Li Y Z, Cui L J, Pan X, Ma Q F, Huang Y L, Lei Y R, Li J, Zhao X S, Li W. Hyperspectral inversion of Suaeda salsa biomass under different types of human activity in Liaohe Estuary wetland in north-eastern China. Marine and Freshwater Research, 2020, 71(4): 482.
- [58] Wang X P, Zhang F, Hsiang-te K, Yu H Y. Spectral response characteristics and identification of typical plant species in Ebinur lake wetland national nature reserve (ELWNNR) under a water and salinity gradient. Ecological Indicators, 2017, 81: 222-234.
- [59] 李欣海. 随机森林模型在分类与回归分析中的应用. 应用昆虫学报, 2013, 50(4): 1190-1197.
- [60] 齐海军,李绍稳, KARNIELI Amon, 金秀, 王文才. 基于 PLS-BPNN 算法的土壤速效磷高光谱回归预测方法. 农业机械学报, 2018, 49 (2): 166-172.
- [61] 殷彩云, 白子金, 罗德芳, 彭杰. 基于高光谱数据的土壤全氮含量估测模型对比研究. 中国土壤与肥料, 2022(1): 9-15.