

# 基于高光谱的退化高寒草甸土壤碳氮磷含量反演研究

柴瑜, 李希来\*, 马盼盼, 徐文印, 段成伟, 把熠晨

(青海大学农牧学院, 青海 西宁 810016)

**摘要:** 以黄河源区为研究区域, 选取退化高寒草甸作为研究样地, 通过野外调查采样, 结合室内土壤养分与土壤高光谱数据测量, 分析退化高寒草甸土壤植被及养分特征, 对土壤高光谱数据进行数学变换与土壤养分含量相关系数计算, 采用偏最小二乘回归 (PLSR) 和反向传播神经网络 (BPNN) 方法分别建立土壤有机碳、全氮、全磷含量的反演模型。结果表明: PLSR 建立的土壤有机碳和土壤全磷含量预测模型优于 BPNN 模型, 预测效果更好, 其中, 土壤有机碳含量 PLSR 预测模型建模集  $R^2=0.9585$ ,  $RMSE=0.1079$ , 验证集  $R^2=0.9493$ ,  $RMSE=0.1210$ , 模型精度较高, 可以进行准确估算, 土壤全磷含量 PLSR 预测模型建模集  $R^2=0.7497$ ,  $RMSE=0.2391$ , 验证集  $R^2=0.5977$ ,  $RMSE=0.2445$ , 达到基本估算要求; BPNN 建立的土壤全氮含量预测模型优于 PLSR 模型, 其建模集  $R^2=0.8772$ ,  $RMSE=0.7663$ , 验证集  $R^2=0.6887$ ,  $RMSE=0.8556$ , 模型精度较好, 达到基本估算要求。

**关键词:** 黄河源区; 退化高寒草甸; 土壤碳氮磷; 高光谱遥感; 反演模型

黄河源区位于青藏高原东北部, 是黄河流域最重要的水源区和生态涵养地<sup>[1]</sup>, 该区主要的植被类型为高寒草甸, 约占源区面积的 80%<sup>[2]</sup>, 高寒草甸在保护生物多样性、涵养水源、改善水环境以及固定碳素等方面发挥着重要作用<sup>[3-5]</sup>。近几十年来, 黄河源区高寒草甸生态系统受气候暖干化、过度放牧和人类活动干扰等因素的影响, 出现不同程度的退化<sup>[6-7]</sup>, 草地鼠害频发。草地退化已成为威胁生态安全的严重环境问题之一<sup>[8]</sup>。草地退化主要的表现之一为土壤退化, 土壤表面出现风蚀、水蚀等现象, 土壤中有有机碳、氮、磷等养分持续流失。因此, 如何对退化高寒草甸土壤进行快速监测和评价已成为保护高寒草甸生态系统的热点问题。传统的土壤监测评价主要依靠野外采集样品和实验室内化学测定的方法, 虽然可以得到精确的测量结果, 但耗时耗力, 过程复杂, 且得到的结果仅限于样本点的土壤信息, 无法满足快速监测退化高寒草甸土壤养分状况的需求<sup>[9]</sup>。而高光谱遥感分辨率高、覆盖范围广泛,

具有省时省力、测量成本低、光谱信息丰富等优点, 已在农牧业发展中为快速获得大面积土壤信息长期监测提供有效的技术支持<sup>[10]</sup>。

土壤光谱反射率与土壤的物理和化学性质之间存在密切相关的联系, 这种联系是高光谱遥感技术在土壤养分监测方面应用的基础<sup>[11-12]</sup>。目前, 利用高光谱遥感技术估测土壤养分含量的研究越来越广泛, 已有大量的国内外学者通过高光谱遥感技术来监测土壤信息, 利用土壤光谱曲线与土壤水分、有机碳、速效氮、全氮和全磷等含量的变化规律, 选取光谱特征波段建立反演模型<sup>[13-15]</sup>。李雪<sup>[16]</sup>在山东省平度地区农田采集土壤, 分别利用偏最小二乘回归 (PLSR)、多元线性回归和反向传播神经网络 (BPNN) 3 种建模方式构建土壤有机质和碱解氮含量的预测模型, 研究结果表明 BPNN 模型为最佳模型; Knox 等<sup>[17]</sup>在美国佛罗里达州采集 1014 个土壤样本, 利用 PLSR 建立了土壤全碳的高光谱估算模型, 且模型精度较高; 邹慧敏等<sup>[18]</sup>以泰安市采集的棕壤土为研究对象, 结合高光谱技术, 分别利用 4 种建模方式建立土壤有机质估测模型, 研究结果表明粒子群优化神经网络模型的预测效果最优。随着高光谱遥感技术的不断发展, 在土壤养分含量的动态监测、土壤肥力监测等方面, 高光谱遥感技术正在不断发挥重要的作用<sup>[19-20]</sup>。因此, 结合光谱技术估测土壤养分含量对快速获取土壤信息具有积极的意义。目前遥感技术在土壤养分含量

收稿日期: 2023-07-20; 录用日期: 2023-09-12

基金项目: 国家自然科学基金项目 (U21A20191); 青海省自然科学基金创新团队项目 (2020-ZJ-904); 高等学校学科创新引智计划项目 (D18013); 青海省科技创新创业团队项目。

作者简介: 柴瑜 (1997-), 硕士研究生, 主要从事草地生态与环境保护的研究。E-mail: chaiyu0731@163.com。

通讯作者: 李希来, E-mail: xilai-li@163.com。

反演方面的研究主要集中在不同土壤类型,如黑土<sup>[21]</sup>、荒漠土壤<sup>[22]</sup>、砂姜黑土<sup>[23]</sup>等方面,在高寒草甸,对于土壤光谱差异、筛选土壤光谱波长和室内建成模型的推广和实际应用方面还需要进行更多的研究和探索。

基于此,本研究以黄河源区河南县退化高寒草甸为研究对象,凭借地物光谱仪获取自然光条件下的退化高寒草甸土壤近地面高光谱数据,结合地上样方数据、植被营养指标和土壤理化性质等相关数据,尝试构建退化高寒草甸营养状况的反演模型,并对模型精度进行对比分析,从而实现退化高寒草甸土壤养分含量快速有效的监测,进一步完善高光谱遥感技术在草地营养状况快速诊断中的应用,最终为高光谱技术在退化高寒草甸中的应用提供数据支持与科学依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

研究地位于青海省河南蒙古族自治县(34° 05′—34° 56′ N, 100° 53′ 6″—102° 16′ 12″ E),海拔3600 m,气候类型为典型高原大陆性气候,年平均气温为9.2~14.6℃,年降水量为610.5 mm,年日照时长为2558.3 h,年牧草生长期为171 d;谷地、滩地年无霜期为24 d,山地无绝对无霜期。河南县是河曲草原核心地带,全县天然草场面积占总面积的92.49%,生态环境较为单一脆弱。土壤类型为高寒草甸土,草地类型为高寒草甸,植被种类主要包括垂穗披碱草(*Elymus nutans*)、冷地早熟禾(*Poa crymophila*)、小嵩草(*Kobresia pygmaea*)、苔草(*Carex tristachya*)、紫菀(*Aster tataricus*)、翻白委陵菜(*Potentilla discolor*)和细叶亚菊(*Ajania tenuifolia*)等。在河南县多松乡境内沿永曲河流域,以优良牧草优势度、植被覆盖度、鼠丘分布程度等指标为依据选择两块中度退化高寒草甸作为研究区域,各研究区概况如表1所示。

表1 研究区概况

研究区	海拔(m)	地理位置	裸露斑块面积占比
研究区 I	3522	101° 28′ 4.6″ E 34° 25′ 36.34″ N	≥ 60%
研究区 II	3513	101° 22′ 26.34″ E 34° 18′ 33.81″ N	≥ 55%

### 1.2 土壤样品采集与处理

在各研究区内分别选取100 m×60 m的研究样地,采用样线法进行调查采样,在所选样地内平行布设3条样线,各样线间隔15 m,每条样线长100 m,沿样线每隔10 m布设1个1 m×1 m样方,每块样地分别选取30样方,即每个样地30个重复。采用五点采样法用直径5 cm的土钻采集0~20 cm土壤样品,并将每个样方内5个样品混合制备成1个混合土样,剔除动植物残体和小石块过2 mm筛后分装为两部分带回实验室。第一部分置于阴凉通风处风干,过筛后用于土壤碳、氮、磷含量的测定,第二部分置于阴凉通风处风干,剔除可见的根系及杂质后于室内采集土壤高光谱数据。土壤有机碳含量采用K<sub>2</sub>Cr<sub>2</sub>O<sub>7</sub>-浓H<sub>2</sub>SO<sub>4</sub>外加热法测定,土壤全氮和全磷含量采用浓H<sub>2</sub>SO<sub>4</sub>消煮-连续流动注射分析仪(AA3-Auto Analyzer III,德国)测定。

### 1.3 土壤光谱数据采集与预处理

测定仪器选用ASD FieldSpec4型地物光谱仪,采集光谱范围为350~2500 nm,采样间隔为1 nm。本研究采用室内光谱测量的方式在暗室内测定土壤样本光谱。采集土壤光谱数据时,各样本每测5条光谱旋转90°,每个土壤样本均测得20条光谱,测量过程中及时检查并剔除测得光谱中存在异常或误差较大的光谱,剔除后计算均值,将算得的平均值作为该土壤样本的原始光谱。测量过程每测5个土壤样本进行一次白板定标。

光谱采集过程中,350~450和2450~2500 nm波段范围内及1000和1800 nm波段周围的光谱曲线易因受到干扰而出现不同程度的“毛刺”,为有效降低测量过程中产生的噪声,突出光谱特征信息,对采集的原始光谱需进行预处理,达到平滑去噪声的目的。光谱预处理的方式多种多样,本研究在Matlab的支持下,对原始光谱反射率进行Savitzky-Golay(SG)平滑处理,平滑处理后的光谱曲线在一定程度上达到了去除异常噪声数据的效果,平滑处理前后曲线如图1所示,光谱本来的面貌并没有过多改变,主图中原始光谱曲线和平滑光谱曲线基本重合,为清楚表达平滑效果,在副图(图1 a、b、c、d)中的350、2450、1000及1800 nm波段附近将原始光谱曲线进行局部放大处理。

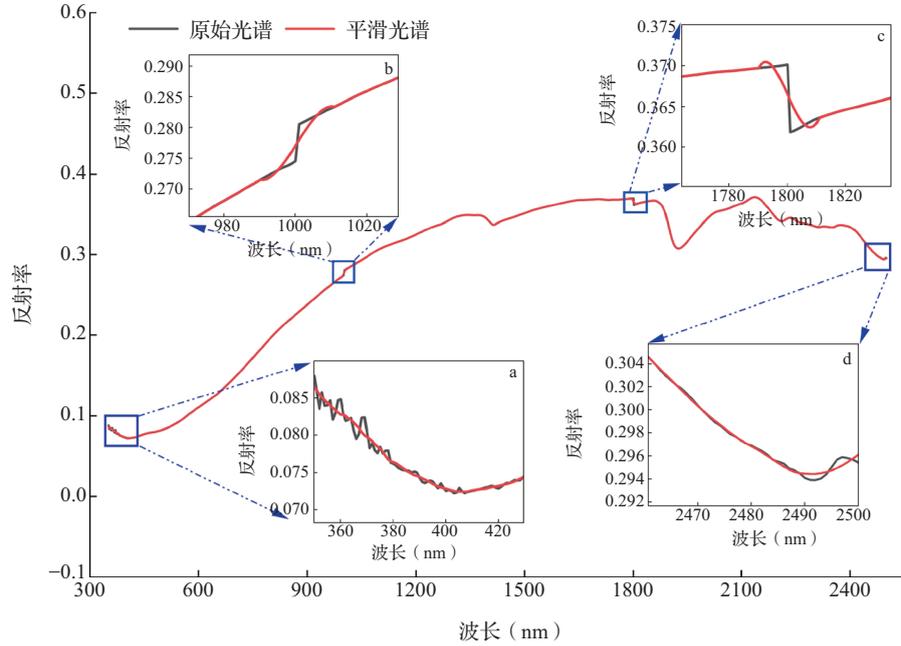


图1 Savitzky-Golay 平滑处理前后原始光谱曲线

### 1.4 模型建立与评价

#### 1.4.1 样本集划分

Kenned stone (KS) 算法是数据集样本划分常用的方法，其主要思想就是从原始数据集中挑选出具有典型代表性的样本子集，使选择的数据集尽可能均匀涵盖整个样本集，避免因随机分组带来的样本间差异过大的问题，进而增强样本的代表性和普适性<sup>[18]</sup>。本研究利用KS算法将采集的样本按2:1的比例进行划分，其中，40个样本为模型的建模数据集，构建土壤有机碳、全氮及全磷含量和其光谱反射率之间的反演模型，20个样本为模型的验证数据集，用来验证模型的预测能力和预测精度。

#### 1.4.2 建模方法与模型评价

研究选用PLSR和BPNN建立土壤有机碳、全氮及全磷含量的高光谱反演模型。

根据建模集和验证集的决定系数( $R^2$ )、均方根误差(RMSE)以及相对分析误差(RPD)对总体土壤样本模型的估测能力进行评价。其中 $R^2$ 的值越大，越接近于1，模型的估测能力越强；RMSE的值越小，模型的稳定性和精确度越高；RPD也可作为模型好坏的评价指标，当 $RPD \geq 2$ 时，模型估算能力较好，而当 $RPD < 1.4$ 时，说明所建立的估测模型无法估测样品<sup>[24]</sup>，模型整体精度评价见表2。

表2 模型整体精度评价参考

建模决定系数	验证决定系数	相对分析误差	均方根误差	模型描述
$\geq 0.90$	$\geq 0.80$	$\geq 2.0$		精确度高，可进行准确估算
0.70 ~ 0.89	0.66 ~ 0.79	$\geq 1.4$	值越小，模型的稳定性和精度越高	精确度较好，可进行基本估算
0.50 ~ 0.69	0.50 ~ 0.65	$\geq 1.4$		精确度一般，可进行粗略估算
$< 0.50$	$< 0.50$	$< 1.4$		精度差，不可进行估算

### 1.5 数据处理与分析

使用Excel 2010整理数据，采用SPSS 26.0进行土壤有机碳、全氮、全磷含量的描述性统计分析

与相关分析；采用Origin Pro 2021进行土壤光谱数据的微分变换与作图；采用Matlab进行光谱数据的SG平滑处理与模型的建立。

## 2 结果与分析

### 2.1 土壤有机碳、全氮、全磷含量的统计分析

采集土壤样本有机碳、全氮、全磷含量的描述性统计分析如表3所示。由表3可知,总样本集的土壤有机碳、全氮和全磷含量分别为30.30~99.12、3.03~12.96和0.80~1.24 g/kg,均值分别为51.52、5.36和0.99 g/kg,变异系数分别为36.06%、38.99%和10.02%,均属于中等变异,表明土壤有机碳、全氮及全磷含量较离散,离散程度为全氮>有机碳>全磷。

表3 土壤有机碳、全氮及全磷含量统计特征

土壤养分	最大值 (g/kg)	最小值 (g/kg)	标准差 (g/kg)	平均值 (g/kg)	变异系数 (%)
有机碳	99.12	30.30	18.58	51.52	36.06
全氮	12.96	3.03	2.09	5.36	38.99
全磷	1.24	0.80	0.10	0.99	10.02

### 2.2 土壤光谱曲线特征分析

退化高寒草甸土壤样本的高光谱反射率曲线见图2,所有土壤样本反射率的总体趋势大体相同,具有以下特征:①退化高寒草甸全部土壤样品的光谱反射率值在0.0~0.5范围内。光谱反射率曲线在测量波段范围内存在一定的稳定性,前波与后波之间具有相对较好的正相关性,当土壤样品在前波内反射率较高时,后波内的光谱反射率也更高。土壤样本的光谱反射率在350~1850 nm波段范围内随波长增加总体呈现出增加的变化趋势。土壤光谱反射率在350~1000 nm波段范围内,随波长的增加而迅速增长,但整体土壤光谱反射率值偏低;随波长增加,土壤光谱反射率在1000~1850 nm波长范围内的值相对较高,随波长的增加而缓慢增长;在1900~2150 nm范围内,光谱反射率随着波长的增加也呈增加的变化趋势,至2150 nm附近,土壤样本光谱反射率基本达到最大值,而在1850~1900、2150~2500 nm范围内,光谱反射率随着波长的增长呈下落趋势。②1400、1900和2150 nm附近有较为明显的吸收峰,1400和1900 nm是2个吸水峰,测量时空气中的少量水分和土壤样品中残余的水分是导致这两段波长附近出现吸收峰的主要原因,而2150 nm附近的吸收峰主要受粘土矿物的影响。

— 244 —

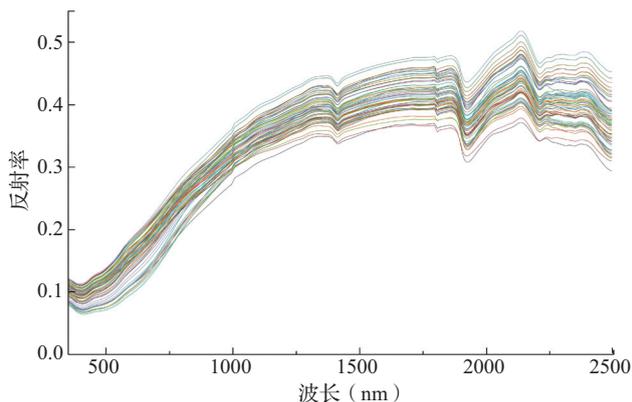


图2 土壤高光谱曲线反射率

注:图中不同颜色光谱曲线表示不同土壤样本的土壤高光谱曲线反射率。

### 2.3 土壤高光谱数学变换形式分析

为放大土壤光谱信息,凸显光谱差异,对土壤原始光谱进行数学变换。将SG平滑处理后的光谱曲线作为原始光谱,在土壤样本中随机选择一条土壤光谱曲线,对该土壤样本光谱反射率( $R$ )进行一阶微分( $R'$ )、二阶微分( $R''$ )和对数的倒数( $1/\lg R$ )3种数学转换,各种变换形式的光谱曲线图见图3。土壤原始光谱反射率( $R$ )经过对数的倒数( $1/\lg R$ )这种形式的变换后光谱反射率的曲线与原始光谱曲线相反。而原始光谱曲线经过一阶微分( $R'$ )和二阶微分( $R''$ )变换后,土壤样本的光谱反射率曲线与原始光谱曲线相比,局部反射率得到了大幅度的波动夸大,均增加了几个较为明显的峰值波段,有效降低了原始光谱反射率的噪声影响,并且明显突出土壤养分的光谱响应波段,方便对敏感波段的提取。通过以上对比分析发现,一阶微分变换( $R'$ )可以较为明显地突出土壤样本光谱反射率的变化差异,且相对于二阶微分( $R''$ )变换更加稳定,利于找到曲线的极值与拐点。因此,选择平滑光谱的一阶微分( $R'$ )作为建模用的光谱数据处理方式。

### 2.4 土壤养分光谱特征波段提取

基于相关性分析法筛选土壤养分光谱特征波段。将经过SG平滑-一阶微分处理后的退化高寒草甸土壤的光谱反射率分别与土壤有机碳、全氮以及全磷含量做相关性分析(图4),相关系数的变化规律表明,土壤光谱反射率在某些波段范围内和土壤养分含量有较高的相关性,但存在略微的差异,为简化模型,缩短模型运行时间,同时提高模型反演的准确度,根据相关系数曲线的变化规律,分别选取507、363及113个特征波段进行

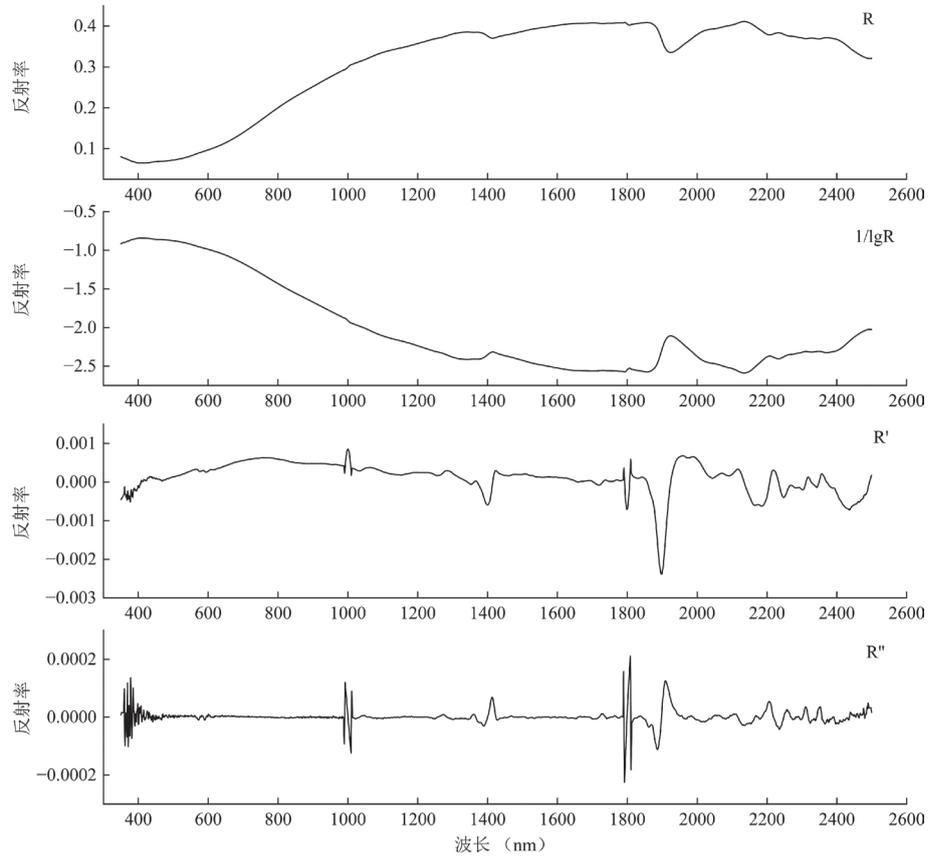


图3 土壤光谱反射率及其各种变换形式

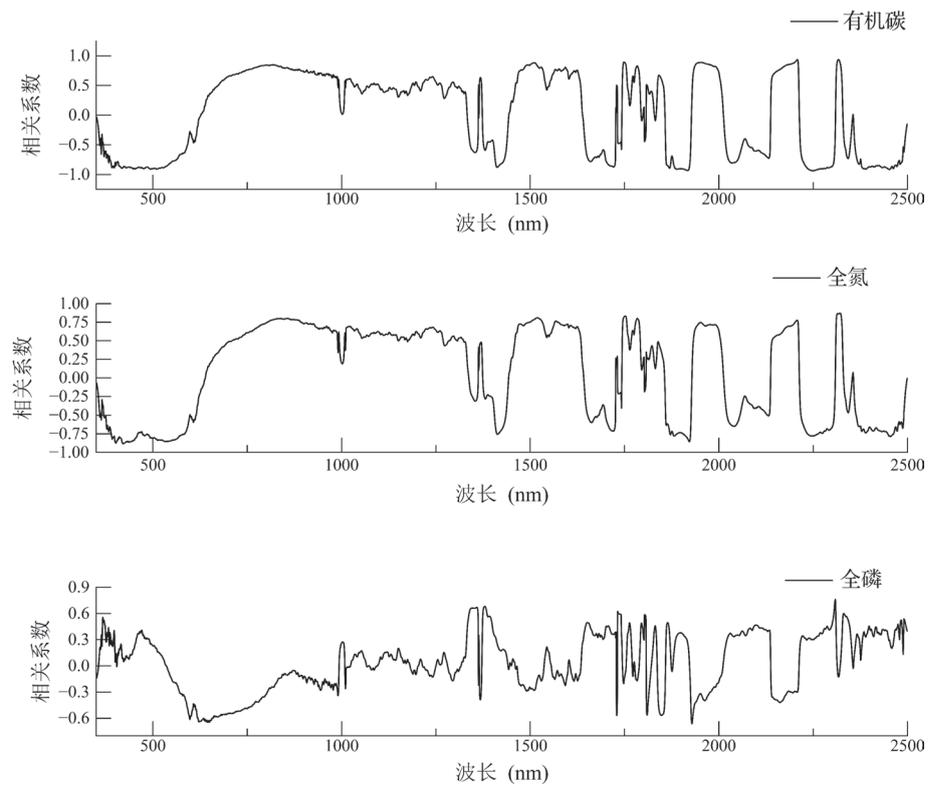


图4 土壤光谱反射率与土壤有机碳、全氮及全磷含量相关系数分析

退化高寒草甸土壤有机碳、全氮及全磷含量的建模与分析(表4)。筛选依据:以相关系数的绝对值 $|r| \geq 0.4$ 为突变点;选择特征波段要避开1400、

1900、2200 nm附近的吸收波段;选择特征波段要避开两端350~400和2450~2500 nm之间受干扰较大的吸收波段。

表4 基于相关性分析法筛选的土壤养分含量敏感波段

土壤养分	特征波段	特征波段数
有机碳	500 ~ 567、727 ~ 929、942 ~ 947、1500 ~ 1535、1561 ~ 1600、1611 ~ 1627、1652 ~ 1678、1681 ~ 1683、1699 ~ 1726、1745 ~ 1755、1778 ~ 1789、2024 ~ 2053、2300 ~ 2306、2312 ~ 2325、2340 ~ 2344	507
全氮	500 ~ 589、783 ~ 929、1500 ~ 1535、1563 ~ 1600、1605 ~ 1609、1714 ~ 1722、1745 ~ 1756、1779 ~ 1789、2312 ~ 2326	363
全磷	588 ~ 782、1645 ~ 1663、1700 ~ 1712、1729 ~ 1741、1761 ~ 1766、1793 ~ 1799、2078 ~ 2099、2300 ~ 2311、2328 ~ 2348	113

### 2.5 土壤养分含量估测模型的建立与评价

退化高寒草甸土壤养分含量的2种估测模型的建模样本集和验证样本集的精度见表5。土壤有机碳含量PLSR预测模型建模集与验证集的 $R^2$ 均大于0.9,均高于BPNN模型;RPD大于2;且RMSE均在0.2以下,远低于BPNN模型。因此,土壤有机碳含量的PLSR模型精度更高,估测更精确,具有更好的反演效果,可以进行准确估算。根据图5实测值-预测值散点图可以看出,PLSR模型相对更为集中,可对土壤有机碳含量进行估算。

土壤全氮含量的PLSR模型的建模集 $R^2$ 较高,大于0.85,但验证集 $R^2$ 极低,为0.2208;BPNN模型建模集与验证集的 $R^2$ 均高于PLSR模型,建模

集 $R^2$ 达到0.8772,而验证集 $R^2$ 达到了0.6887,且建模集与验证集的RMSE均在1以下,RPD大于1.4。因此,土壤全氮含量的BPNN模型精度更高,达到基本估算要求,具有更好的反演效果。

土壤全磷含量2种预测模型建模集与验证集的 $R^2$ 均低于0.8,其中,PLSR预测模型建模集与验证集的 $R^2$ 分别为0.7497与0.5977,均高于BPNN模型,RPD大于1.4,且RMSE均在0.3以下,二者相比,PLSR模型具有更好的反演效果,具备粗略估算的能力。但与土壤有机碳和土壤全氮含量的预测模型相比,2种模型估测效果均不理想。

表5 土壤有机碳、全氮及全磷含量2种估测模型精度

建模方法	土壤养分	建模精度		验证精度		相对分析误差
		决定系数	均方根误差	决定系数	均方根误差	
PLSR	有机碳	0.9585	0.1079	0.9493	0.1210	4.5710
	全氮	0.8698	0.1675	0.2208	0.2009	1.1657
	全磷	0.7497	0.2391	0.5977	0.2445	1.6224
BPNN	有机碳	0.8340	7.9631	0.6327	6.6038	1.6979
	全氮	0.8772	0.7663	0.6887	0.8556	1.8444
	全磷	0.6219	0.0550	0.5003	0.0750	1.4557

注:PLSR、BPNN分别为偏最小二乘回归、反向传播神经网络。下同。

## 3 讨论

高光谱数据具有分辨率高、波段较窄和连续性强的优点,其蕴含的丰富信息对土壤属性间细微的差异有所反映,这是利用高光谱技术省时省力且准

确获取土壤属性信息的基础<sup>[25]</sup>。通常分析土壤光谱数据需进行前期预处理,前人大量研究表明,采取光谱平滑去噪方法可以有效去除毛刺和噪声波段,有助于特征波段的提取<sup>[26]</sup>,这与本研究得出的结果一致。将预处理后的光谱数据进行数学转换,

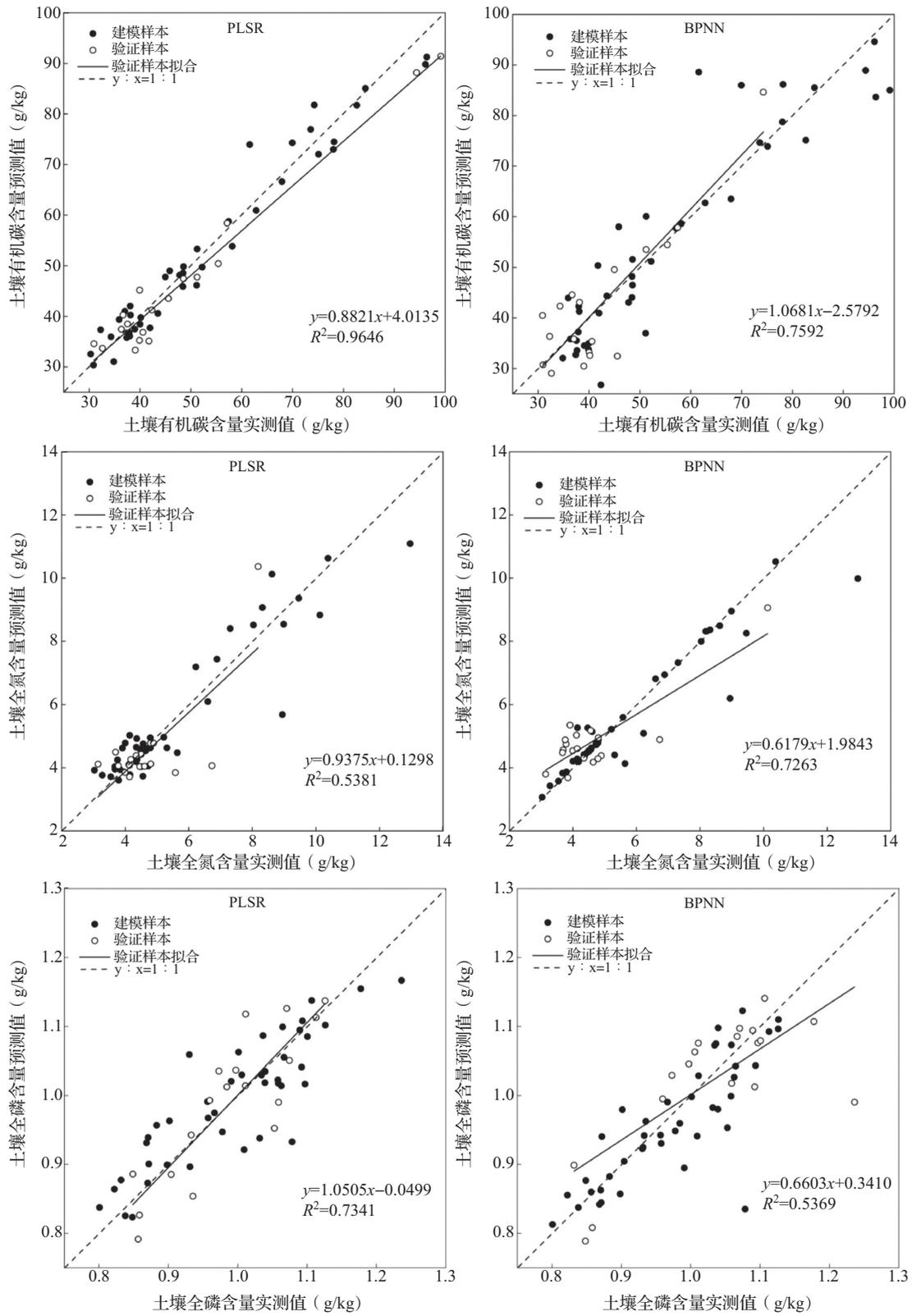


图5 土壤有机碳、全氮及全磷含量模型散点图

形成新的波段数据,可以增强原始光谱曲线的特征,突出显示光谱曲线的吸收特征和反射特征<sup>[27]</sup>。本研究中,土壤光谱反射率随土壤有机碳、全氮与全磷含量的变化而变化,与杨莎等<sup>[27]</sup>、张强<sup>[28]</sup>、刘凡等<sup>[29]</sup>研究结果一致,可见通过光谱反射率监测土壤养分具有一定的可行性。殷彩云等<sup>[30]</sup>对土壤原始光谱反射率采用倒数、对数、一阶微分等形式的数学变换,发现一阶微分处理后的土壤光谱反射率与土壤中全氮含量的相关系数增大;刘秀英等<sup>[31]</sup>对土壤光谱数据进行了倒数的对数、归一化以及一阶、二阶微分变换后建立土壤碱解氮高光谱估测模型,对比分析基于一阶微分变换后的光谱数据建立的模型估测效果更好;Chen等<sup>[32]</sup>在土壤氮含量高光谱估测模型的研究中对原始土壤光谱反射率进行对数、倒数、平方根、对数的倒数变换以及一阶微分变换,对比分析后得出和前人相似的结果;在本研究中,对平滑处理后的光谱反射率进行传统数学方式(对数、一阶微分、二阶微分)处理后,也得出相似的结果,即一阶微分变换处理后的土壤光谱反射率间变化差异更加突出,更有利于找到曲线的极值与拐点。

土壤有机碳含量是衡量土壤肥力状况的重要指标<sup>[33]</sup>,因此,快速准确地监测土壤有机碳含量对了解土壤健康状况有重要意义<sup>[34]</sup>。土壤有机碳含量高光谱估测主要是利用土壤样品在测量波段下的光谱特征,分析土壤有机碳含量实测值与处理后的光谱反射率间的相关关系,依据相关系数挑选特征波段,选取适当的建模方法,建立并对比选择土壤有机碳含量的反演模型,最终实现通过测定土壤的光谱反射率估算出土壤有机碳的含量<sup>[24]</sup>。叶勤等<sup>[35]</sup>在横山县采集土壤样本,建立高光谱反演模型,对有机碳含量进行反演估算,对比分析3种模型的精度,结果表明,BPNN模型预测效果最好, $R^2$ 接近0.9;姚聪<sup>[36]</sup>对耕层土壤分别利用BPNN法和支持向量机法建立土壤有机碳含量反演模型,得到的验证精度 $R^2$ 分别为0.42与0.67,反演效果一般;陈昊宇<sup>[37]</sup>对托克托县土壤有机碳建立的最佳反演模型为BPNN模型,反演模型 $R^2$ 、RMSE和RPD分别达到了0.76、2.12和2.02;Li等<sup>[38]</sup>建立了有机质含量的PLSR模型与多元逐步回归模型,比较2种模型的稳定性与精度发现PLSR的模型效果更好。本研究结果表明,退化高寒草甸土

壤有机碳含量PLSR模型建模集与验证集的 $R^2$ 分别为0.9585与0.9493,PLSR模型精度更高,估测更精确,研究结果与前人研究结果类似。目前关于土壤有机碳含量光谱监测的研究较多,但由于土壤组成成分的复杂性、空间异质性较大、原始光谱数据处理方式和建模方式的选择多样,导致现有的研究中还不存在统一的结论,且大量实验结果证明,在土壤内部及外界环境的影响下,土壤光谱反射率与土壤有机碳含量间的关系不局限于线性关系,后续研究可考虑利用非线性建模手段进行建模<sup>[39-40]</sup>,除了多元线性模型,基于机器学习的各种非线性模型更适合用于土壤有机碳含量的反演。

土壤全氮含量是评价土壤养分供应能力的重要指标之一,在探索植物-土壤养分循环等研究中应用广泛<sup>[41]</sup>,测定土壤全氮含量时,实验室内传统方法耗时、耗力、成本高,且测定过程中使用的化学试剂等易对人体及周围环境造成危害与污染,对土壤肥力状况的快速评定具有一定的影响,不利于大面积快速监测土壤全氮含量。因此,研究快速、准确且高效地监测土壤全氮含量的方法具有重要意义<sup>[42-44]</sup>。刘秀英等<sup>[31]</sup>运用PLSR结合相关分析法建立了黄绵土土壤全氮含量的预测模型,可以对0~40 cm土层土壤全氮含量进行有效预测;张娟娟等<sup>[23]</sup>、高小红等<sup>[45]</sup>、王世东等<sup>[46]</sup>对光谱原始反射率进行数学变换后,结合利用PLSR和BPNN 2种建模方法,建立土壤全氮含量反演模型,结果显示2种模型都具备较佳的反演能力。郑立华等<sup>[47]</sup>建立的BPNN全氮含量模型,预测 $R^2$ 达到了0.81。本研究结果显示,退化高寒草甸土壤全氮含量BPNN模型预测精度更高,估测效果更理想,但估测精度不如土壤有机碳含量估测模型。殷彩云等<sup>[30]</sup>的研究表明随机森林回归法建立的模型具有稳定性高、数据适应能力强等优点,不易产生过拟合的结果,其研究表明利用随机森林回归模型可有效提高土壤全氮含量模型预测精度和稳定性,因此,退化高寒草甸土壤全氮含量后续估测模型的研究可考虑随机森林回归模型。

土壤中磷是略次于氮的营养成分,对土壤肥力也有很大程度的影响,草地退化过程中土壤磷也会大量流失,因此在草地生产和生态环境保护的研究中,快速准确监测土壤中全磷的含量同样具有重要意义<sup>[48]</sup>。利用反射光谱与土壤磷含量间的

相关性可以预测不同土壤类型的全磷含量。王莉雯等<sup>[49]</sup>在湿地土壤所作研究发现,土壤原始光谱反射率结合 PLSR 建立的全磷含量模型估测效果一般; Sarathjith 等<sup>[50]</sup>对土壤光谱数据进行一阶导数变换,结合变换后的光谱反射率,利用支持向量机法建立反演模型,估算土壤全磷含量,结果显示估测效果较好;杨爱霞等<sup>[51]</sup>选取 4 种建模方法建立艾比湖湿地的土壤全磷含量反演模型,对比分析后得出蚁群—遗传—偏最小二乘模型精度最高,测试集 RMSE 达到了 0.108;董雪等<sup>[52]</sup>利用 PLSR 和多元逐步回归方法,建立了全国十几个地区的土壤含量预测模型。本研究结果表明,土壤全磷含量的 PLSR 模型具有更好的反演效果,但与土壤有机碳和土壤全氮含量的预测模型相比,2 种模型的估测效果均不理想。目前,国内对于土壤中全磷含量高光谱估测模型的研究仍有欠缺,土壤类型不同,全磷含量反演模型建模及验证精度之间存在较大的差异,对土壤光谱数据的数学变换方式及建模方法的选择会对土壤全磷含量估测模型的精度影响较大,因此,下一步研究应着重考虑普适性的建模方法及策略。

地域和土壤类型等因素的影响导致土壤光谱数据不尽相同,但其与土壤养分含量之间存在高度相关性,土壤营养元素含量对土壤光谱反射率有强烈的影响。在退化高寒草甸土壤的研究中,由于微生物境差异巨大,土壤肥力状况的监测,需要进行多点采样多次重复,而通过高光谱技术,分析退化高寒草甸土壤养分含量实测值与光谱反射率间的相关关系,通过在特定关系下建立反演模型可以实现土壤养分含量的间接估测,从而降低土壤养分监测的成本,同时提高监测效率。因此,利用土壤高光谱数据的变化特征获取土壤属性信息的光谱分析技术是一种理想的土地质量监测方法。

#### 4 结论

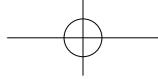
土壤有机碳、全氮和全磷含量是退化高寒草甸治理与恢复过程中需要从土壤中获取的重要信息。掌握土壤有机碳、全氮和全磷含量的变化是观测退化高寒草甸土壤肥力状况及变化规律等的基础,能为研究和保护高寒草甸生态系统提供数据支撑。本研究基于高光谱遥感数据,结合 PLSR 和 BPNN 2 种建模方法,建立了退化高寒草甸土壤有机碳、全氮和全磷含量的快速预测模型,得到以下主要结

论: PLSR 建立的土壤有机碳和土壤全磷含量预测模型优于 BPNN 模型,预测效果更好,其中,土壤有机碳含量 PLSR 预测模型精度高,可以进行准确估算,其预测模型建模集  $R^2$  达到 0.9585, RMSE 为 0.1079, 验证集  $R^2$  达到 0.9493, RMSE 为 0.1210, 土壤全磷含量 PLSR 预测模型精度较好,预测模型建模集  $R^2$  为 0.7497, 验证集  $R^2$  为 0.5977, RMSE 值均小于 0.25, 达到基本估算要求; BPNN 建立的土壤全氮含量预测模型优于 PLSR 模型,其模型精度较好,建模集与验证集  $R^2$  分别为 0.8772 和 0.6887, 达到基本估算要求。

#### 参考文献:

- [1] Sun A, Yu Z, Zhou J, et al. Quantified hydrological responses to permafrost degradation in the headwaters of the Yellow River (HWYR) in High Asia [J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 712 (10): 135632.
- [2] 张懿铨, 刘林山, 摆万奇, 等. 黄河源地区草地退化空间特征 [J]. *地理学报*, 2006, 61 (1): 3-14.
- [3] 胡光印, 董治宝, 逯军峰, 等. 黄河源区沙漠化及其景观格局的变化 [J]. *生态学报*, 2011, 31 (14): 3872-3881.
- [4] 刘启兴, 董国涛, 景海涛, 等. 2000—2016 年黄河源区植被 NDVI 变化趋势及影响因素 [J]. *水土保持研究*, 2019, 26 (3): 86-92.
- [5] 翟婷婷. 高原鼠兔干扰对高寒草甸土壤质量的影响 [D]. 咸阳: 中国科学院大学 (中国科学院教育部水土保持与生态环境研究中心), 2021.
- [6] 赵玉婷. 黄河源区高寒草地生态安全评价 [D]. 兰州: 兰州大学, 2021.
- [7] 刘佳. 黄河源区高寒草地斑块空间分异特征及其生态风险评估研究 [D]. 桂林: 桂林理工大学, 2020.
- [8] 刘美玉. 基于高光谱的草原退化土壤全氮含量识别方法研究 [D]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2022.
- [9] 张晓蕾, 董世魁, 郭贤达, 等. 青藏高原高寒草地植物多样性调查方法的比较 [J]. *生态学杂志*, 2015, 34 (12): 3568-3574.
- [10] 肖云飞. 青海省土壤有机质、全碳、全氮高光谱遥感估算研究 [D]. 西宁: 青海师范大学, 2019.
- [11] 徐彬彬. 土壤剖面的反射光谱研究 [J]. *土壤*, 2000, 32 (6): 281-287.
- [12] 徐金鸿, 徐瑞松, 夏斌, 等. 土壤遥感监测研究进展 [J]. *水土保持研究*, 2006, 13 (2): 17-20.
- [13] 于欢, 刘健, 刘亚秋, 等. 丘陵区耕地土壤有机质含量高光谱估测研究 [J]. *山东农业大学学报 (自然科学版)*, 2021, 52 (4): 648-653.
- [14] 周伟, 谢利娟, 杨哈, 等. 基于高光谱的三江源区土壤有机质含量反演 [J]. *土壤通报*, 2021, 52 (3): 564-574.

- [15] 牛芳鹏, 李新国, 麦提吐尔逊·艾则孜, 等. 基于连续投影算法的博斯腾湖西岸湖滨绿洲土壤有机碳含量的高光谱估算 [J]. 浙江大学学报 (农业与生命科学版), 2021, 47 (5): 673-682.
- [16] 李雪. 基于高光谱的土壤有机质、碱解氮快速检测模型构建 [D]. 泰安: 山东农业大学, 2021.
- [17] Knox N M, Grunwald S, McDowell M L, et al. Modelling soil carbon fractions with visible near-infrared (VNIR) and mid-infrared (MIR) spectroscopy [J]. *Geoderma*, 2015, 239-240: 229-239.
- [18] 邹慧敏, 李西灿, 尚璇, 等. 粒子群优化神经网络的土壤有机质高光谱估测 [J]. 测绘科学, 2019, 44 (5): 146-150, 170.
- [19] 陈晓娜. 华北平原农田土壤主要养分高光谱估测模型及分区应用 [D]. 泰安: 山东农业大学, 2019.
- [20] 杨曦光, 于颖. 基于试验反射光谱数据的土壤含水率遥感反演 [J]. 农业工程学报, 2017, 33 (22): 195-199.
- [21] 郑森, 王翔, 李思佳, 等. 黑土区土壤有机质和全氮含量遥感反演研究 [J]. 地理科学, 2022, 42 (8): 1336-1347.
- [22] 张智韬, 劳聪聪, 王海峰, 等. 基于 FOD 和 SVM-DA-RF 的土壤有机质含量高光谱预测 [J]. 农业机械学报, 2020, 51 (1): 156-167.
- [23] 张娟娟, 席磊, 杨向阳, 等. 砂姜黑土有机质含量高光谱估测模型构建 [J]. 农业工程学报, 2020, 36 (17): 135-141.
- [24] 王荐一, 杨雯, 王玉川, 等. 辽宁省黄土状母质发育土壤有机质含量高光谱预测模型的构建 [J]. 土壤通报, 2022, 53 (6): 1320-1330.
- [25] 姚艳敏, 魏娜, 唐鹏钦, 等. 黑土土壤水分高光谱特征及反演模型 [J]. 农业工程学报, 2011, 27 (8): 95-100.
- [26] 方臣, 朱正勇, 陈曦, 等. 土壤组分信息高光谱遥感反演研究进展 [J]. 资源环境与工程, 2021, 35 (5): 745-750.
- [27] 杨莎, 王超, 杨武德, 等. 预处理对土壤有机质光谱估算的影响 [J]. 山西农业科学, 2020, 48 (10): 1637-1640, 1645.
- [28] 张强. 不同质地土壤养分含量的光谱估测研究 [D]. 石河子: 石河子大学, 2016.
- [29] 刘凡, 马玲, 杨光, 等. 灰漠土土壤全氮含量的高光谱特征分析及估测 [J]. 新疆农业科学, 2017, 54 (1): 140-147.
- [30] 殷彩云, 白子金, 罗德芳, 等. 基于高光谱数据的土壤全氮含量估测模型对比研究 [J]. 中国土壤与肥料, 2022 (1): 9-15.
- [31] 刘秀英, 王力, 常庆瑞, 等. 基于相关分析和偏最小二乘回归的黄绵土土壤全氮和碱解氮含量的高光谱预测 [J]. 应用生态学报, 2015, 26 (7): 2107-2114.
- [32] 陈红艳, 赵庚星, 李希灿, 等. 基于 DWT-GA-PLS 的土壤碱解氮含量高光谱估测方法 [J]. 应用生态学报, 2013, 24 (11): 3185-3191.
- [33] 柴瑜, 李希来, 马盼盼, 等. 施肥和控鼠对退化高寒草甸植物-土壤-微生物碳氮磷化学计量特征的影响 [J]. 中国草地学报, 2023, 45 (1): 12-22.
- [34] 胡飞, 刘红亮, 万能, 等. 湖北建始县建业镇土壤有机质光谱特征分析 [J]. 资源环境与工程, 2020, 34 (4): 615-619.
- [35] 叶勤, 姜雪芹, 李西灿, 等. 基于高光谱数据的土壤有机质含量反演模型比较 [J]. 农业机械学报, 2017, 48 (3): 164-172.
- [36] 姚聪. 基于卷积神经网络的耕层土壤有机质含量估测模型研究 [D]. 泰安: 山东农业大学, 2020.
- [37] 陈昊宇. 托克托县土壤养分含量分析及高光谱反演研究 [D]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2021.
- [38] Li G, Lu N, Wei Y, et al. Relationship between heavy metal content in polluted soil and soil organic matter and pH in mining areas [J]. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2018, 394: 052081.
- [39] Rossel V. Robust modelling of soil diffuse reflectance spectra by bagging-partial least squares regression [J]. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2007, 15 (2): 39-47.
- [40] Vaccaro S, Sobiecka E, Contini S, et al. The application of positive matrix factorization in the analysis, characterization and detection of contaminated soils [J]. *Chemosphere*, 2007, 69 (7): 1055-1063.
- [41] Maire V, Wright J, Prentice C, et al. Global effects of soil and climate on leaf phot-synthetic traits and rates [J]. *Global Ecology and Biogeography*, 2015, 24 (6): 706-717.
- [42] Rossel V, McBratney B. Soil chemical analytical accuracy and costs: implications from precision agriculture [J]. *Australian Journal of Experimental Agriculture*, 1998, 38 (7): 765-775.
- [43] Chang C W, Laird D A, Mausbach M J, et al. Near-infrared reflectance spectroscopy-principal components regression analyses of soil properties [J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2001, 65 (2): 480-490.
- [44] Bilgili V, van Es M, Akbas F, et al. Visible-near infrared reflectance spectroscopy for assessment of soil properties in a semi-arid area of Turkey [J]. *Journal of Arid Environments*, 2010, 74 (2): 229-238.
- [45] 高小红, 杨扬, 张威, 等. 可见光-近红外光谱估算三江源区不同土壤全氮含量 [J]. 遥感技术与应用, 2015, 30 (5): 849-859.
- [46] 王世东, 石朴杰, 张合兵, 等. 基于高光谱的矿区复垦农田土壤全氮含量反演 [J]. 生态学杂志, 2019, 38 (1): 294-301.
- [47] 郑立华, 李民赞, 潘雯, 等. 基于近红外光谱技术的土壤参数 BP 神经网络预测 [J]. 光谱学与光谱分析, 2008, 38 (5): 1160-1164.
- [48] 魏丹萍, 郑光辉. 高光谱反射率的滨海地区土壤全磷含量反演 [J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42 (2): 517-523.
- [49] 王莉雯, 卫亚星. 湿地土壤全氮和全磷含量高光谱模型研究 [J]. 生态学报, 2016, 36 (16): 5116-5125.
- [50] Sarathjith M C, Das B S, Wani S P, et al. Comparison of data mining approaches for estimating soil nutrient contents using



- diffuse reflectance spectroscopy [J]. *Current Science*, 2016, 110 (6): 1031.
- [51] 杨爱霞, 丁建丽, 李艳红, 等. 基于可见-近红外光谱变量选择的荒漠土壤全磷含量估测研究 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2016, 36 (3): 691-696.
- [52] 董雪, 田静, 张仁华, 等. 土壤发射率光谱与土壤元素含量的关系研究 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2017, 37 (2): 557-565.

**Inversion of carbon, nitrogen and phosphorus contents in degraded alpine meadow soil based on hyperspectral analysis**

CHAI Yu, LI Xi-lai\*, MA Pan-pan, XU Wen-yin, DUAN Cheng-wei, BA Yi-chen (College of Agriculture and Animal Husbandry, Qinghai University, Xining Qinghai 810016)

**Abstract:** The study took the Yellow River source area as the research area, the degraded alpine meadow was selected as the research sample site, the soil vegetation and nutrient characteristics of degraded alpine meadow were analyzed through field survey sampling, combined with indoor soil nutrient and soil hyperspectral data measurement, the mathematical transformation of soil hyperspectral data was performed and the correlation coefficient with soil nutrient content was calculated. The inverse models of soil organic carbon, total nitrogen and total phosphorus contents were established by partial least squares regression (PLSR) and back propagation neural network (BPNN) methods, respectively. The results showed that the soil organic carbon and soil total phosphorus content prediction models established by PLSR were better than the BPNN models, it had better prediction effects, in which the modeling set  $R^2=0.9585$  and  $RMSE=0.1079$  for the PLSR prediction model of soil organic carbon content and the validation set  $R^2=0.9493$  and  $RMSE=0.1210$  had higher model accuracy and could be accurately estimated. The modeling set  $R^2=0.7497$ ,  $RMSE=0.2391$ , validation set  $R^2=0.5977$ ,  $RMSE=0.2445$  of the PLSR prediction model for total phosphorus content met the basic estimation requirements; The prediction model for total soil nitrogen content established by BPNN was better than the PLSR model with modeling set  $R^2=0.8772$ ,  $RMSE=0.7663$ , validation set  $R^2=0.6887$ ,  $RMSE=0.8556$ , the model accuracy was better and met the basic estimation requirements.

**Key words:** Yellow River source area; degraded alpine meadow; soil carbon, nitrogen and phosphorus; hyperspectral remote sensing; inversion model