

何文, 李艳琼, 余玲, 等. 岩溶区石灰土全氮含量高光谱反演研究[J]. 中国岩溶, 2024, 43(5): 1047-1056, 1064.

DOI: [10.11932/karst20240505](https://doi.org/10.11932/karst20240505)

岩溶区石灰土全氮含量高光谱反演研究

何文^{1,2}, 李艳琼³, 余玲⁴, 王金叶^{1,5}, 倪隆康², 李宁⁵

(1. 桂林理工大学环境科学与工程学院, 广西桂林 541006; 2. 广西喀斯特植物保育与恢复生态学重点实验室, 广西壮族自治区中国科学院广西植物研究所, 广西桂林 541006; 3. 中国科学院华南植物园退化生态系统植被恢复与管理重点实验室, 广东广州 510650; 4. 桂林航天工业学院, 广西桂林 541004; 5. 南宁理工学院, 广西南宁 530100)

摘要: 石灰土是岩溶地区主要的土壤类型之一, 准确快速估测石灰土全氮(TN)含量是科学评价岩溶区土壤环境质量的重要保障。文章以广西岩溶区石灰土为研究对象, 对土壤光谱数据进行5种数学变换, 对比分析偏最小二乘回归(PLSR)、广义神经网络(GRNN)以及二者组合(PLSR_GRNN)三种模型对土壤TN含量的高光谱反演能力。结果表明: (1)石灰土TN对光谱600 nm、1300 nm、1600 nm、1900 nm以及2300 nm附近波段反射率较为敏感; (2)对土壤原始光谱做微分变换、倒数对数变换以及包络线去除变换均在一定程度上能够提高光谱对石灰土TN含量的反演能力, 并以微分变换效果最佳; (3)建立的PLSR_GRNN高光谱反演模型能够综合PLSR模型和GRNN模型的优点, 反演精度较高, 并以二阶微分变换(SDR)建立的反演模型效果最好, 模型验证决定系数高达0.90, 均方根误差仅为0.51, 适合于岩溶区石灰土TN含量高光谱反演。基于高光谱模型能够对岩溶区石灰土TN含量进行快速、高精度反演, 研究结果可为区域土壤修复和开发利用提供科学依据。

关键词: 土壤全氮; 石灰土; 高光谱; 偏最小二乘回归; 广义回归神经网络

创新点: 提出将PLSR模型和GRNN模型进行融合的思想, 开发出岩溶区石灰土土壤TN含量的高精度($R^2=0.90$)预测模型(PLSR_GRNN), 反演精度较单独使用PLSR模型($R^2=0.82$)和GRNN模型($R^2=0.78$)分别提高了8%和12%, 为岩溶区石灰土土壤质量检测提供快速有效的方法。

中图分类号: S153.6; S127 **文献标识码:** A

文章编号: 1001-4810(2024)05-1047-10

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



0 引言

氮(N)是植物生长所必须的大量营养元素, 土壤全氮含量是衡量土壤肥力状况的重要指标之一。土壤全氮含量指标被广泛用于分析土壤养分供应能力、限制状况、植物养分吸收和利用规律等^[1-3]。然而, 传统土壤全氮的化学测定方法费时费力, 难以满足

当今精准农业、林业发展等方面的要求。

土壤光谱是土壤的基本属性特征之一, 它与土壤的物理性质和化学特征有着密切的关系。二十世纪六十年代, Obukhov等^[4]分析了土壤组分与土壤光谱反射率之间的相关关系, 同时还分析了利用土壤光谱反射率进行土壤属性调查的可行性, 为后续土壤光谱调查研究打下坚实基础。至二十世纪八十年

基金项目: 广西自然科学基金项目(2024GXNSFAA010318); 广西重点研发计划项目(AB22035060); 国家自然科学基金(32060369); 广西植物研究所基本业务费(桂植业23005); 广西喀斯特植物保育与恢复生态学重点实验室资助(22-035-26)

第一作者简介: 何文(1988—), 男, 助理研究员, 博士研究生, 主要从事生态环境遥感方面研究。E-mail: hewen0320@126.com。

通信作者: 王金叶(1965—), 男, 教授, 博士, 主要从事生态经济、森林生态水文方面研究。E-mail: wangjinye66@163.com。

收稿日期: 2023-07-23

代,利用高光谱技术对土壤性质进行研究已成为了人们关注的热点。如 Galvao 等^[5]利用室内光源,发现土壤有机碳在 550~700 nm 处会出现吸收峰;Karnieli 等^[6]发现土壤有机碳在 1720 nm、2180 nm 以及 2309 nm 波段处具有明显的吸收特征。相对于土壤有机碳的研究,土壤氮含量的研究较少,但也取得一定的成效。Dalal 等^[7]采用多元回归技术对土壤有机碳和土壤全氮含量进行估算,认为 1702~2052 nm 波段土壤光谱反射率与土壤全氮含量有较密切的关系。Reeves 等^[8]研究表明,近红外反射光谱可用于测算土壤中全氮含量。吴明珠等^[9]对亚热带红壤全氮进行反演,发现可见光 634~688 nm 和近红外 872 nm、873 nm、1414 nm 和 1415 nm 为红壤全氮的敏感波段;谢文^[10]对森林土壤研究发现,土壤氮在 600~800 nm 波段内相关性明显。关于土壤有机碳和土壤氮光谱反演的研究,在建模方法上以多元回归分析、主成分分析、偏最小二乘回归以及人工神经网络模型为主,又以偏最小二乘回归和人工神经网络模型方法效果较优^[11]。已有的研究成果充分说明了可见光和近红外光谱具有反演土壤氮含量的潜力。事实上,由于环境条件不一,成土母质以及成土过程等都会有较大的差异,土壤中氮元素的含量也会有较大差异^[12],导致不同土壤类型的土壤光谱特征有较大不同。Linker 等^[13]研究表明不同类型土壤氮的吸收波段有差异。刘秀英^[14]对农田土壤研究发现,不同氮含量的土壤反射率大小、吸收峰位置以及强弱均存在差异。虽然刘秀英^[14]以及吴明珠等^[9]对土壤氮含量的反演均取得较高精度,但由于土壤类型不同,两者提出的敏感波段也不尽相同。在实际工作中,很难找到一种通用的模型来反演所有的土壤类型。

中国岩溶区面积巨大,石灰土是岩溶地区主要的土壤类型之一^[15],对生态环境保护及农业发展影响巨大,发展适合于石灰土全氮含量高光谱反演模型具有重要的理论和现实意义。本文以广西岩溶区石灰土为研究对象,归纳前人研究的经验,对土壤光谱反射率作 5 种不同的数学变换,同时,考虑到土壤光谱和土壤全氮含量之间可能同时具有线性和非线性关系,将 PLSR 模型和 GRNN 模型进行结合,建立 PLSE_GRNN 模型,对广西石灰土全氮含量进行反演,为广西石灰土全氮含量快速测定以及进一步开发、利用和保护提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

广西壮族自治区地处中国南疆,位于北纬 20°54'~26°23',东经 104°28'~112°4',北回归线横贯其中,总面积达 23.76 万 km²,属于亚热带季风气候,雨热同期,年均气温 16.3~22.8 ℃,年降雨量为 1250~1700 mm。广西岩溶地貌遍布全区 70 个县(市),面积达 9.77 万 km²,占广西总面积的 41%,占全国岩溶地貌分布面积的 10.8%,主要分布在桂中的红水河流域、柳江流域、桂西的左、右江流域和桂东北的漓江流域中下游两岸^[16]。区域内土壤主要为砖红壤、红壤、赤红壤以及石灰土等,其中石灰土面积约 3.88 万 km²,约占广西国土陆地总面积的 16.33%,是广西最主要的土壤类型之一。

1.2 样品采集与处理

1.2.1 样品采集

在广西境内,选取全州、富川、临桂(桂林会仙岩溶生态研究基地境内)、柳江、都安、平果、弄岗(广西崇左市境内,弄岗国家级自然保护区)7 个区域进行土壤样品采集,样地具体分布如图 1。除弄岗保护区样地植被类型以高大乔木为主外,其余样地均以低矮灌木为主,其中都安、平果样地的植被覆盖较差,灌丛在生态系统中占绝对优势,柳江、富川样地植被覆盖相对完好,枯枝落叶覆盖较多,有一定数量的小乔木存在。样地选择均在山坡的阳坡中段,约 200 m² 的区域,采用蛇形采样法在每个样地采集 6~8 个土壤,共计 50 个土壤样本,采样深度为 0~20 cm。样本在实验室自然风干,然后粉碎,去除砾石、根系等杂质,继续粉碎过 40 目筛,并将样本混合均匀后平均分成 2 份,分别用于土壤 TN 和土壤光谱的测定。

1.2.2 土壤全氮(TN)的测定

称取土壤样本 0.50 g(精确到 0.001),装入凯氏玻璃消煮管底部,加催化剂(CuSO₄/Na₂SO₄ = 1 : 10)2.50 g,采用 H₂SO₄-H₂O₂ 法进行消煮,将消煮后的溶液定容至 100 mL,用定量滤纸过滤,稀释 10 倍之后采用 CleverChem 200 全自动间断化学分析仪进行土

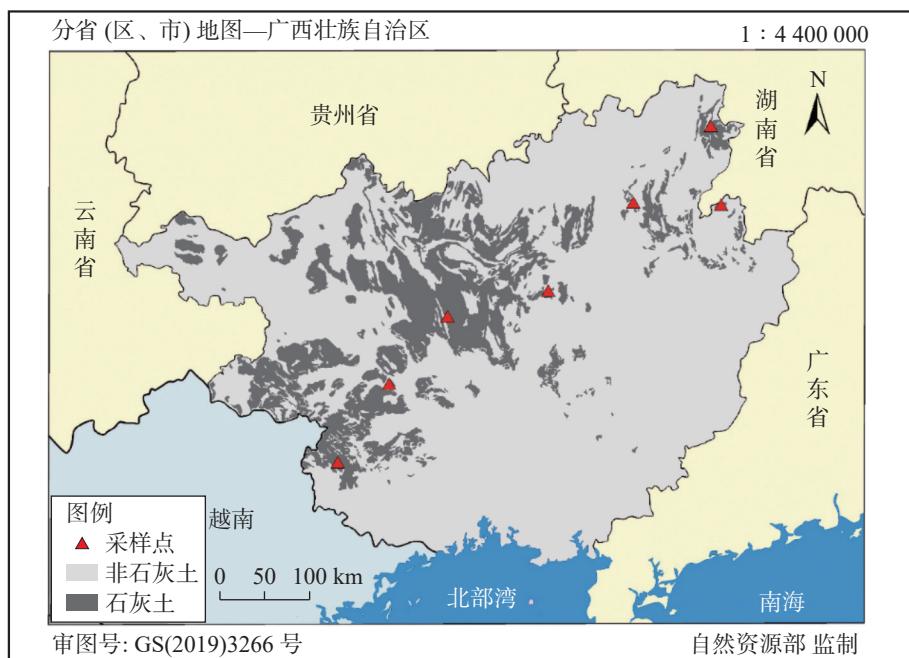


图1 采样点分布示意图

注: 底图来源于自然资源部标准地图服务。

Fig. 1 Distribution of sampling points

Note: Base map was derived from the standard mapping service of Ministry of Natural Resources.

壤 TN 测定。土壤 TN 的基本特征如表 1, 变异系数为 40%, 属于中度变异, 单样本 K-S 检验的显著性 P 值为 0.20, 数据服从正态分布。

1.2.3 土壤光谱反射率测定

采用 FieldSpec 4 Hi-res ASD 地物光谱仪在实验室中对土壤进行光谱反射率测定, 波段范围为 350~2500 nm (350~400 nm 处, 光谱信号噪声较大, 实际运算中采用 400~2500 nm)。在密闭暗室内, 采用 75 W 卤素灯为光源, 光源距样本 60 cm, 天顶角 15°, 探头视场角 25°, 探头垂直于土壤样品上方 15 cm, 每次测试前进行白板标定, 每组测量 10 条光谱, 然后进行算术平均, 作为该土壤样本的实际光谱反射率。

1.2.4 光谱变换选取

在数据分析前, 运用 MATLAB R2014a 平台对所有光谱进行平滑处理, 平滑方法采用 Savitzky-Golay 滤波。对原始光谱做适当的数学变换, 可在一定程度上提高光谱信息的差异^[17]。本文对原始光谱 (R)

做一阶微分变换 (FDR)、二阶微分变换 (SDR)、倒数对数变换 ($\lg(1/R)$)、倒数对数一阶微分变换 ($(\lg(1/R))'$) 以及包络线去除变换 (CR)^[18]。

1.3 研究方法

1.3.1 偏最小二乘回归 (PLSR)

光谱波段信息内部自相关性较大, 波段数目多。PLSR 方法集主成分、典型相关及多元线性回归分析方法的优点, 不仅能较好地去除各变量内部高度线性相关的特征, 而且具有良好的预测能力^[19]。其基本思路是: 假设样本数量为 n , 自变量与因变量 (本研究为单因变量) 的数据集分别为 $X = [\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_k]_{n \times k}$, $Y = [y]_{n \times 1}$ 。从 X 中提取出第一个成分 f_1 , 且 f_1 为 $\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_k$ 的线性组合, 携带了 X 中的最大变异信息并与 y 达到最大程度的相关。建立 y 对 f_1 的回归方程, 若模型预测精度满足要求则停止运算, 否则继续提取下一主成分, 直到满足要求。

$$y = f_1 a_1 + f_2 a_2 + \dots + f_k a_k \quad (1)$$

表 1 土壤氮元素计量特征

Table 1 Measurement characteristics of soil total nitrogen

最大值	最小值	均值	标准差	变异系数	峰度	偏度	K-S 检验
6.80	1.05	3.34	1.33	40%	-0.08	0.65	0.20

$$f_m = w_{m1}x_1 + w_{m2}x_2 + \cdots + w_{mk}x_k \quad (2)$$

将公式(2)代入公式(1), 即可得到y对x偏最小二乘回归方程, 简化得:

$$y = b_1x_1 + b_2x_2 + \cdots + b_kx_k \quad (3)$$

式中: m 为主成分个数; a, b 分别为y对 f 和y对 x 的回归系数; w 为 f 对 x 的线性系数。

1.3.2 广义回归神经网络 (GRNN) 模型

广义回归神经网络(GRNN)是美国著名学者 Donald F. Specht 于 1991 年提出的径向基神经网络模型^[20], 适用于解决非线性拟合问题。该模型由输入层、模式层、求和层和输出层构成, 在样本数据较少时也能取得较好的预测效果, 其预测函数可表示为:

$$\hat{Y}(X) = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i \exp\left[-(X-X_i)^T(X-X_i)/2\delta^2\right]}{\sum_{i=1}^n \exp\left[-(X-X_i)^T(X-X_i)/2\delta^2\right]} \quad (4)$$

式中: n 为训练样本数; δ 为光滑因子; X 为网络输入变量; X_i 为第 i 个神经元对应的学习样本。 $\hat{Y}(X)$ 为所有样本观测值 Y_i 的加权平均值, 每个观测值 Y_i 的权重因子为相应样本 X_i 和输入变量 X 之间的 Euclid 距离平方的指数。光滑因子 δ 对模型的影响很大, 实际应用中通常采用交叉验证来确定, 本研究采用 5 折交叉验证(5-fold cross validation)确定 δ 值。由于神经网络每次运行的结果有一定的波动, 因此, 采用连续 5 次运行结果的算术平均值作为最终结果。

1.3.3 PLSR_GRNN 模型构建

为充分利用 PLSR 模型和 GRNN 模型的优势, 以及解决人工神经网络模型由于输入变量较多时容易出现过度拟合和运行时间较长的问题, 将 PLSR 模型提取出的主成分作为 GRNN 的输入变量, 构建 PLSR_GRNN 模型。

1.3.4 模型精度评价

模型的精度采用决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE)进行评价, 模型的显著性用 F 检验进行验证。为验证模型的稳定性, 采用 MATLAB R2014a 平台的 randperm 函数随机抽取样本中的 40 个建模, 剩余 10 个用于验证。模型的运算、作图等主要采用 MATLAB R2014a 和 EXCEL 完成。

2 结果分析

2.1 土壤光谱特征分析

将 50 个土壤样本按照 $TN \leq 2 \text{ g/kg}$ (level 1)、 $2 \text{ g/kg} < TN \leq 3 \text{ g/kg}$ (level 2)、 $3 \text{ g/kg} < TN \leq 4 \text{ g/kg}$ (level 3)、 $TN \geq 4 \text{ g/kg}$ (level 4) 分成 4 类, 然后对每一类别的土壤光谱反射率做算术平均, 得到不同土壤 TN 含量下的土壤光谱反射率(图 2)。如图 2 所示, 4 条曲线的变化规律基本一致, 反射率变化范围均在 0.05~0.35 之间。在 800~2500 nm 之间, 光谱反射率基本保持着 level 1 ≤ level 3 ≤ level 2 ≤ level 4 不变, 但在 400~800 nm 之间, 4 条曲线有相互交叉、缠绕的现象, 表明土壤 TN 含量与光谱反射率之间的关系复杂, 并不是简单的线性关系。光谱差异较大的区域主要分布在 600~750 nm、900~1800 nm 以及 1900~2500 nm 区域, 分布范围较广。

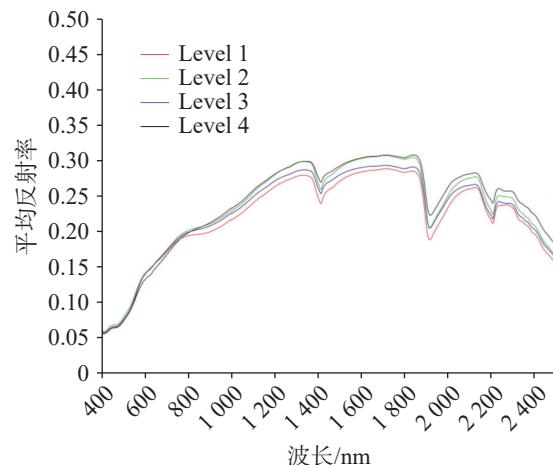


图 2 不同 TN 含量的土壤光谱反射率

Fig. 2 Soil spectral reflectance for different TN contents

2.2 土壤全氮 (TN) 对不同光谱变换形式的响应

将土壤原始光谱(R)做一阶微分变换(FDR)、二阶微分变换(SDR)、倒数对数变换($\lg(1/R)$)、倒数对数一阶微分变换($(\lg(1/R))'$)以及包络线去除变换(CR), 分别与 TN 做相关性分析(Pearson 法), 结果如图 3。从图(3)可知, 在 400~2500 nm 范围内, 石灰土 TN 含量与多个光谱波段有较强的相关性。虽然不同光谱变换形式下显著相关的光谱波段分布有所差别, 但总体而言, 600 nm、1300 nm、1600 nm、1900 nm 以及 2300 nm 附近均有较好的相关性。相比于原始光谱(R), 除 $\lg(1/R)$ 变化外, 通过变换后的

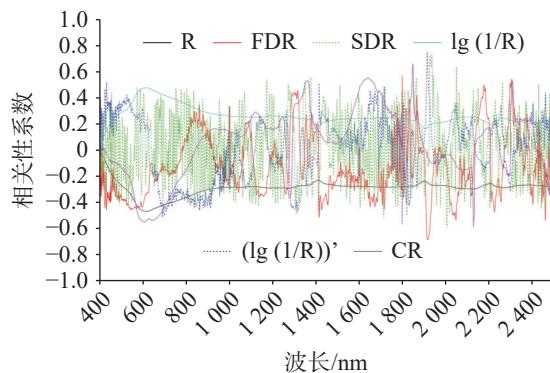


图 3 不同变换形式土壤光谱反射率与 TN 含量的相关系数

Fig. 3 Correlation coefficient between TN content and soil spectral reflectance in different transformation forms

光谱对土壤 TN 的相关性系数有了明显提高,且敏感波段分布范围更广,说明变化后的光谱更能反映土壤 TN 含量的变化特征。相关系数最大值为 0.75,由 $(\lg(1/R))'$ 变换所得,分布在 1914 nm 波段。通过各种变换形式的对比可以发现, $\lg(1/R)$ 变换后的相关性系数曲线与原始光谱的曲线几乎成对称分布,

相关性系数的提高不大,而 FDR 变换与 $(\lg(1/R))'$ 变换后的相关系数曲线也几乎成对称分布,因此,推断相关性系数的提高主要是由微分变换贡献所得。CR 变换后,相关系数也有明显提高,相关性系数最大值达到 0.66,分布在 1847 nm 处,也是一种较好的变换形式。

2.3 PLSR 反演模型的建立与分析

将相关性分析中通过显著性检验($P \leq 0.05$)的光谱反射率作为自变量,土壤 TN 作为因变量,运用 PLSR 建立反演模型。从表 2 可知,基于 PLSR 方法建立的石灰土 TN 含量高光谱模型对 TN 含量变化具有较好的预测能力,除 R 和 $\lg(1/R)$ 外,其他 4 种光谱变换建立的反演模型均取得良好的反演效果,且模型验证均通过 0.01 显著性水平检验。其中, SDR 变换在建模集中的决定系数(R^2)0.84,均方根误差(RMSE)0.55,验证集中 R^2 达 0.82, RMSE 仅 0.64,反演精度最高,且主成分数为 3,模型收敛速度较快。

表 2 土壤 TN 含量 PLSR 模型
Table 2 PLSR model for soil TN content

光谱指标	入选波段个数	主成分个数	建模集(n=40)		验证集(n=10)		
			R^2	RMSE	R^2	RMSE	P
R	1128	2	0.24	1.23	0.17	1.34	0.15
FDR	705	6	0.79	0.65	0.81	0.65	0.00**
SDR	645	3	0.84	0.55	0.82	0.64	0.00**
$\lg(1/R)$	408	2	0.37	1.12	0.24	1.29	0.09
$(\lg(1/R))'$	584	6	0.77	0.67	0.82	0.67	0.00**
CR	559	4	0.63	0.86	0.57	1.03	0.00**

注: * 表示达到显著水平($P \leq 0.05$); ** 表示达到极显著水平($P \leq 0.01$)。

Note: * represents the significant level ($P \leq 0.05$); ** represents the extremely significant level ($P \leq 0.01$).

2.4 GRNN 反演模型的建立与分析

与 PLSR 模型相同,选择通过相关性分析显著性检验($P \leq 0.05$)的光谱反射率作为模型输入,TN 作为模型输出建立反演模型。反演精度如表 3 所示。将表 2 与表 3 进行对比可发现,在建模集中,GRNN 方法建立的模型,反演精度几乎都高于 PLSR 方法建立的反演模型,其中,FDR 指标建立的模型 R^2 甚至达到 0.91,远优于 PLSR 方法建立的反演模型($R^2 = 0.79$),但在验证集中,基于 GRNN 方法建立的模型并不理想,6 种光谱变换结果中,最好的 FDR 指标验证精度 R^2 也仅为 0.78,较 PLSR 模型相同指标的验

证 R^2 差 0.03, RMSE 大 0.1, 存在过拟合现象。

2.5 PLSR_GRNN 反演模型的建立与分析

GRNN 方法建立的反演模型,建模时精度较高,但模型验证时精度大幅下降,这可能是由于模型输入变量过多,造成模型过度拟合。以 PLSR 方法筛选出最佳主成分作为 GRNN 模型的输入可有效克服过拟合的问题。如表 4 所示,PLSR_GRNN 模型能较好的结合 PLSR 和 GRNN 模型的优势,在建模集中,所有光谱变换的反演精度都比 PLSR 模型高,且在验证集中,模型稳定性较 GRNN 模型也有较大的改善,过拟合问题得到有效控制。在不同光谱

表3 土壤TN含量GRNN模型
Table 3 GRNN model for soil TN content

光谱变换	入选波段个数	平滑因子	建模集(n=40)		验证集(n=10)		
			R ²	RMSE	R ²	RMSE	P
R	1128	2.1	0.48	1.10	0.15	1.49	0.27
FDR	705	1.6	0.91	0.70	0.78	0.75	0.00**
SDR	645	3.5	0.92	0.62	0.59	1.03	0.01**
lg(1/R)	408	2.6	0.62	0.88	0.26	1.32	0.13
(lg(1/R))'	584	5.6	0.75	0.74	0.59	1.02	0.01**
CR	559	3.6	0.76	0.73	0.31	1.21	0.09

注: * 表示达到显著水平($P \leq 0.05$); ** 表示达到极显著水平($P \leq 0.01$)。

Note: * represents the significant level ($P \leq 0.05$); ** represents the extremely significant level ($P \leq 0.01$).

变换的对比上,基于SDR建立的PLSR_GRNN模型是本研究取得的最好模型,无论建模还是验证, R^2 都可达0.90及以上,且RMSE较小。从图4中可以看出,无论是建模集,还是验证集,样本都保持在直线1:1的附近,说明模型预测性能较好,而

且稳定。其他光谱变换结果中,反演效果按照FDR > (lg(1/R))' > CR > lg(1/R) > R进行排序。本文土壤光谱反射率主要经过微分变换、倒数对数变换和包络线去除变换这3类,从表4的结果显示,微分变换的效果要优于其他两种。

表4 土壤TN含量PLSR_GRNN模型
Table 4 PLSR_GRNN model for soil TN content

光谱变换	主成分数	平滑因子	建模集(n=40)		验证集(n=10)		
			R ²	RMSE	R ²	RMSE	P
R	2	0.3	0.47	1.05	0.32	1.25	0.09
FDR	6	1.0	0.91	0.74	0.85	0.83	0.00**
SDR	3	0.2	0.92	0.43	0.90	0.51	0.00**
lg(1/R)	2	0.2	0.60	0.92	0.55	1.04	0.01**
(lg(1/R))'	6	0.8	0.86	0.62	0.75	0.80	0.01**
CR	4	0.4	0.80	0.77	0.76	0.86	0.00**

注: * 表示达到显著水平($P \leq 0.05$); ** 表示达到极显著水平($P \leq 0.01$)。

Note: * represents the significant level ($P \leq 0.05$); ** represents the extremely significant level ($P \leq 0.01$).

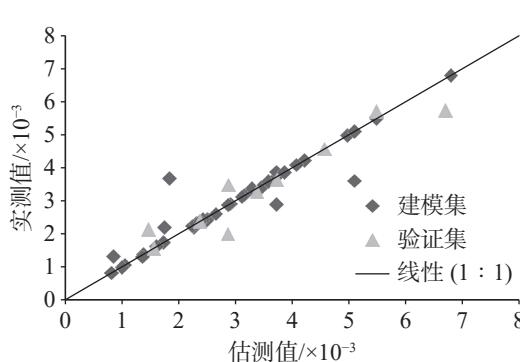


图4 基于PLSR_GRNN模型的土壤TN含量实测值与预测值比较(SDR)

Fig. 4 Comparison of measured and predicted values of soil TN content with the PLSR_GRNN model (SDR)

3 讨论

3.1 石灰土光谱敏感波段

土壤高光谱是土壤各种理化性质(有机质、氧化铁、水分、质地和孔隙度等)相互作用的结果,土壤光谱与土壤理化性质间存在着极为密切的关系^[21],土壤不同理化性质之间的光谱吸收峰具有相互叠加的现象,致使光谱有呈现合频或者倍频的可能^[22]。土壤光谱中存在大量冗余的光谱信息^[23],如何筛选出土壤某一性质的敏感波段成为了高光谱反演模型的关键技术。郭鹏等^[24]认为运用相关分析技术能够较好地筛选出土壤元素含量的敏感性波段。本研究通过相关分析发现岩溶区石灰土全氮含量与多个光

谱波段有较强的相关性,从图3可知,600 nm、1 300 nm、1 600 nm、1 900 nm以及2 300 nm附近是石灰土全氮的敏感波段,这一结果与李焱等^[25]在新疆精河县研究发现的670~920 nm、1 030 nm、2 150 nm、2 240 nm附近为土壤全氮的敏感波段结果有相似之处;与吴明珠等^[9]在福建福州市对亚热带红壤全氮研究发现的敏感波段(634~688 nm、872 nm、873 nm、1 414 nm和1 415 nm)也有一些相似之处。由于土壤类型不同,土壤氮的敏感波段虽然大体分布区域相似,但是在具体波段上还是存在不小的差异,如本研究中无论光谱做何种变换,光谱与土壤全氮相关性系数绝对值大于0.5的波段在550 nm之前几乎没有,而王世东等^[26]在矿区复垦农田的研究中则发现在412~447 nm存在土壤氮的敏感波段。本研究所采集的石灰土全氮含量约为 3.34×10^{-3} ,与岳祥飞等^[27]在广西典型岩溶区获得的土壤全氮含量($3.95 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$)较为接近,与荒漠土(0.19×10^{-3})^[25]、红壤(1.09×10^{-3})^[9]、农田土(0.63×10^{-3})^[26]及中国自然植被下土壤(2.9×10^{-3})^[28]全氮含量均有较显著的差别,石灰土敏感波段与这些土壤类型也有不小的差异。因此在运用高光谱法对石灰土全氮进行反演时,有必要对石灰土全氮的敏感波段进行独立筛选。

3.2 不同光谱变换对建模精度的影响

前人研究发现通过对土壤光谱做不同形式的变换,能消除实验误差等造成的噪声影响,可在一定程度上提升光谱对土壤氮含量的反演能力,如王莉雯等^[29]通过包络线去除、光谱一阶微分和光谱倒数对数变换3种形式对盘锦湿地土壤全氮含量进行高光谱反演,发现3种变换形式均在一定程度上能够提高土壤全氮的反演能力;王世东等^[26]在对矿区复垦农田土壤全氮含量反演研究时发现,对光谱进行一阶微分、二阶微分和包络线去除变换均能显著提高光谱与土壤全氮含量的相关性。本研究进一步证实这一观点,光谱微分变换、对数变换以及包络线去除变换都能有效的提高模型对土壤氮含量变化的反演能力,其中,光谱一阶微分变换和二阶微分变换效果更佳,更能反映出土壤氮含量的变化特征。

3.3 不同建模方法比较

建模方法对土壤全氮含量反演的影响很大,合理选择建模方法是提高反演精度和效率的重要步骤。土壤光谱在近红外波段上有明显的数据冗余,增加

建模的复杂性^[30]。偏最小二乘回归(PLSR)方法具有有效去除自变量之间的多重相关性的能力和良好的预测功能,深受学者们的喜爱。李焱等^[25]对比了多元逐步线性回归分析和偏最小二乘回归分析方法,发现对土壤全氮含量的反演而言,偏最小二乘回归分析法的稳定性和预测精度均优于多元逐步线性回归方法。本研究运用相关分析筛选出与土壤全氮含量具有显著相关($P \leq 0.05$)的光谱波段,运用PLSR方法建立了多个反演模型,FDR、SDR、 $(\lg(1/R))'$ 和CR这4种光谱变换均取得了较好的反演精度,证明了PLSR模型在岩溶区石灰土全氮含量预测上具有良好的反演能力。但PLSR方法属于线性回归模型,对土壤全氮含量的非线性特征无法表达。为进一步提高反演精度,本研究采用非线性广义回归神经网络(GRNN)对土壤全氮含量进行反演,发现GRNN方法建立的模型在建模精度上比PLSR模型有了较大的提高,但由于输入参数过多,模型规模过大,容易出现过拟合现象,导致模型验证精度上大幅下降。将PLSR和GRNN进行组合,将PLSR运算过程中提取的主成分作为GRNN模型的输入,可在信息损失较小的情况下有效减少数据的冗余,避免GRNN模型过拟合现象的发生。这一结果与国佳欣等^[31]运用PLSR-BP复合模型对红壤有机质含量进行反演研究得出的结论相似。本研究结果表明,PLSR-GRNN模型较单独使用PLSR模型或GRNN模型对石灰土全氮含量的预测性能更好。

3.4 石灰土全氮反演模型的通用性评价

石灰土是岩溶地貌发育下的产物,土层薄,流失快,相比于非岩溶地区的土壤,土壤全氮含量的空间异质性更强^[32~33]。运用高光谱法对石灰土全氮含量进行反演相较于其它空间异质性小的土壤类型难度更大。均质性较强的土壤类型中,光谱与土壤全氮之间的线性关系更加明显,如李焱等^[25]采用PLSR模型对荒漠土全氮的预测过程中, R^2 能达到0.96,远高于相同方法在石灰土中的应用。虽然神经网络模型可以弥补预测精度不足的问题,但由于石灰土土壤高异质性特征,建立的模型容易出现过拟合现象,而这一现象在农田土^[26]的应用中并未发生。通过将PLSR模型于GRNN模型结合,虽然不能提高GRNN模型的预测精度,但可以有效地控制GRNN模型的过拟合现象,这种建模方法适用于石灰土全

氮含量的反演。可以预见,这种将线性模型与非线性模型结合的建模方法,较单独使用 PLSR 模型或 GRNN 模型适用性更广,更能适应异质性较强的土壤类型,将会得到更广泛的应用。

4 结 论

在 400~2 500 nm 光谱波段范围内,石灰土 TN 含量敏感波段较多,600 nm、1 300 nm、1 600 nm、1 900 nm 以及 2 300 nm 附近是石灰土 TN 含量的主要敏感波段分布区。对土壤光谱反射率进行一定的数学变换是提升光谱对土壤 TN 含量变化反演能力的有效方式,本研究选取的光谱微分变换、光谱倒数对数变换以及光谱包络线去除变化均能有效提升光谱与土壤 TN 含量的相关性,其中,光谱一阶微分变换和二阶微分变换效果更佳,更能反应出土壤氮含量的变化特征。在建模方法选择方面,PLSR 方法能够保证土壤光谱与土壤 TN 含量之间相关性最大的基础上进行数据压缩,在建模效率和模型精度上都有一定的优势;GRNN 方法虽然预测能力很好,但容易产生过拟合现象,对土壤 TN 含量建模时需要谨慎使用。PLSR_GRNN 模型可以有效结合 PLSR 和 GRNN 模型的优点,提高模型的预测精度和稳健性。

参考文献

- [1] Maire V, Wright I J, Prentice I C, Batjes N H, Bhaskar R, Van Bodegom P M, Cornwell W K, Ellsworth D, Niinemets Ü, Ordonez A. Global effects of soil and climate on leaf photosynthetic traits and rates[J]. *Global Ecology and Biogeography*, 2015, 24(6): 706-717.
- [2] Zhu Q L, Xing X Y, Zhang H, An S S. Soil ecological stoichiometry under different vegetation area on loess hilly-gully region[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2013, 33(15): 4674-4682.
- [3] 张婷, 代群威, 邓远明, 李琼芳, 董发勤, Bowen Li, Bruce W Fouke, 李相邑. 九寨沟优势植物凋落物叶片淋溶的碳氮磷释放特征[J]. 中国岩溶, 2021, 40(1): 133-139.
- [4] ZHANG Ting, DAI Qunwei, DENG Yuanming, LI Qiongfang, DONG Faqin, Bowen Li, Bruce W Fouke, LI Xiangyi. Release characteristics of carbon, nitrogen and phosphorus from withered leaves of dominant plants in Jiuzhaigou valley[J]. *Carsologica Sinica*, 2021, 40(1): 133-139.
- [5] Obukhov A I, Orlov D S. Spectral reflectivity of the major soil groups and possibility of using diffuse reflection in soil investigations[J]. *Soviet Soil Science*, 1964, 2(2): 174-184.
- [6] Galvao L S, Vitorello I. Role of organic matter in obliterating the effects of iron on spectral reflectance and colour of Brazilian tropical soils[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(10): 1969-1979.
- [7] Karnieli A, Verchovsky I, Hall J K, Oren E. Geographic information system for semi-detailed mapping of soils in a semi-arid region[J]. *Geocarto International*, 1998, 13(3): 29-42.
- [8] Dalal R C, Henry R J. Simultaneous determination of moisture, organic carbon, and total nitrogen by near infrared reflectance spectrophotometry[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1986, 50(1): 120-123.
- [9] Reeves I J, McCarty G, Meisinger J. Near infrared reflectance spectroscopy for the analysis of agricultural soils[J]. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 1999, 7(1): 179.
- [10] 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.
- [11] WU Mingzhu, LI Xiaomei, SHA Jinming. Spectral inversion models for prediction of red soil total nitrogen content in subtropical region (Fuzhou)[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2013, 33(11): 3111-3115.
- [12] 谢文. 基于高光谱技术的森林土壤不同养分含量光谱特征及估测模型研究[D]. 南昌: 江西农业大学, 2017.
- [13] XIE Wen. Study on spectral characteristics and estimation models of different nutrient contents in forest soils based on hyperspectral technology[D]. Nanchang: Jiangxi Agriculture University, 2017.
- [14] 吴俊, 郭大千, 李果, 郭熙, 钟亮, 朱青, 国佳欣, 叶英聪. 基于 CARS-BPNN 的江西省土壤有机碳含量高光谱预测[J]. 中国农业科学, 2022, 55(19): 3738-3750.
- [15] WU Jun, GUO Daqian, LI Guo, GUO Xi, ZHONG Liang, ZHU Qing, GUO Jiaxin, YE Yingcong. Prediction of soil organic carbon content in Jiangxi Province by vis-nir spectroscopy based on the CARS-BPNN model[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2022, 55(19): 3738-3750.
- [16] 文冬妮, 杨程, 杨霖, 秦兴华, 孟磊, 何秋香, 朱同彬, Christoph Müller. 岩溶区农业种植对土壤有机氮矿化的影响[J]. 中国岩溶, 2020, 39(2): 189-195.
- [17] WEN Dongni, YANG Cheng, YANG Lin, QIN Xinghua, MENG Lei, HE Qiuixiang, ZHU Tongbin, Christoph Müller. Effects of agricultural cultivation on soil organic nitrogen mineralization in karst regions[J]. *Carsologica Sinica*, 2020, 39(2): 189-195.
- [18] Linker R, Shmulevich I, Kenny A, Shaviv A. Soil identification and chemometrics for direct determination of nitrate in soils using FTIR-ATR mid-infrared spectroscopy[J]. *Chemosphere*, 2025, 61(5): 652-658.
- [19] 刘秀英. 玉米生理参数及农田土壤信息高光谱监测模型研究[D]. 陕西: 西北农林科技大学, 2016.
- [20] LIU Xiuying. Monitoring models of physiological parameters of corn and farmland soil information based on hyper-spectral reflectance[D]. Shaanxi: Northwest A & F University, 2016.
- [21] 赖倩倩, 杨霖, 秦兴华, 田伟, 伍延正, 汤水荣, 解钰, Christoph Müller, 孟磊. 蕉渣生物质炭对喀斯特农田石灰性土壤氮转化过程的短期影响[J]. 中国岩溶, 2019, 38(3): 405-457.

- LAI Qianqian, YANG Lin, QIN Xinghua, TIAN Wei, WU Yanzheng, TANG Shuirong, XIE Yu, Christoph Müller, MENG Lei. Study on short-term effects of sugarcane biochar on nitrogen transformation in calcareous soils in karst farmland [J]. *Car-sologica Sinica*, 2019, 38(3): 405-457.
- [16] 胡芳, 杜虎, 曾馥平, 宋同清, 彭晚霞, 兰斯安, 张芳. 广西不同林龄喀斯特森林生态系统碳储量及其分配格局[J]. 应用生态学报, 2017, 28(3): 721-729.
- HU Fang, DU Hu, ZENG Fuping, SONG Tongqing, PENG Wanxia, LAN Sian, ZHANG Fang. Carbon storage and its allocation in karst forest at different stand ages in Guangxi, China [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2017, 28(3): 721-729.
- [17] 宋玉, 塔西甫拉提·特依拜, 李崇博, 侯艳军, 陶兰花, 张飞. 基于偏最小二乘法的土壤汞含量高光谱反演[J]. 地理与地理信息科学, 2015, 31(3): 44-47, 53.
- SONG Yu, TASHPOLAT-Teyip, LI Chongbo, HOU Yanjun, TAO Lanhua, ZHANG Fei. PLSR based hyperspectral remote sensing retrieval of soil Hg content [J]. *Geography and Geo-information Science*, 2015, 31(3): 44-47, 53.
- [18] 郭超凡, 郭道宇. 基于可见光波段包络线去除的湿地植物叶片叶绿素估算[J]. 生态学报, 2016, 36(20): 6538-6546.
- GUO Chaofan, GUO Xiaoyu. Estimation of wetland plant leaf chlorophyll content based on continuum removal in the visible domain [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2016, 36(20): 6538-6546.
- [19] 胡芳, 蔺启忠, 王钦军, 王亚军. 土壤钾含量高光谱定量反演研究[J]. 国土资源遥感, 2012, 24(4): 157-162.
- HU Fang, LIN Qizhong, WANG Qinjun, WANG Yajun. Quantitative inversion of soil potassium content by using hyperspectral reflectance [J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2012, 24(4): 157-162.
- [20] Specht D F. A general regression neural network [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1991, 2(6): 568-576.
- [21] 蒋烨林, 王让会, 李焱, 李成, 彭擎, 吴晓全. 艾比湖流域不同土地覆盖类型土壤养分高光谱反演模型研究[J]. 中国生态农业学报, 2016, 24(11): 1555-1564.
- JIANG Yelin, WANG Ranghui, LI Yan, LI Cheng, PENG Qing, WU Xiaoquan. Hyper-spectral retrieval of soil nutrient content of various land-cover types in Ebinur lake basin [J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2016, 24(11): 1555-1564.
- [22] Shi T Z, Chen Y Y, Liu Y L, Wu G F. Visible and near-infrared reflectance spectroscopy: An alternative for monitoring soil contamination by heavy metals [J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2014, 265: 166-176.
- [23] 卢志宏, 刘辛瑶, 常书娟, 杨胜利, 赵薇薇, 杨勇, 刘爱军. 基于BP神经网络的草原矿区表层土壤N/P高光谱反演模型[J]. 草业科学, 2018, 35(9): 2127-2136.
- LU Zhihong, LIU Xinyao, CHANG Shujuan, YANG Shengli, ZHAO Weiwei, YANG Yong, LIU Aijun. Hyperspectral inversion of the surface soil N/P ratio in a grassland mining area based on the BP neural network [J]. *Pratacultural Science*, 2018, 35(9): 2127-2136.
- [24] 郭鹏, 李婷, 张世熔, 李智平, 梁俊捷. 西河流域不同海拔区土壤有效钾的高光谱反演 [J]. *土壤通报*, 2019, 50(2): 274-281.
- GUO Peng, LI Ting, ZHANG Shirong, LI Zhiping, LIANG Junjie. Hyperspectral estimation of soil available potassium at different altitudes of the Xihe watershed [J]. *Chinese Journal of Soil Science*, 2019, 50(2): 274-281.
- [25] 李焱, 王让会, 管延龙, 蒋烨林, 吴晓全, 彭擎. 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 Ranghui, GUAN Yanlong, JIANG Yelin, WU Xiaoquan, PENG Qing. Prediction analysis of soil total nitrogen content based on hyperspectral [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2017, 32(1): 173-179.
- [26] 王世东, 石朴杰, 张合兵, 王新闯. 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.
- WANG Shidong, SHI Pujie, ZHANG Hebing, WANG Xinchuang. Retrieval of soil total nitrogen content in reclaimed farmland of mining area based on hyperspectral imaging [J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2019, 38(1): 294-301.
- [27] 岳祥飞, 李衍青, 刘鹏. 广西岩溶区灌木林地凋落物—土壤碳、氮、磷化学计量特征 [J]. 中国岩溶, 2023, 42(5): 1106-1116.
- YUE Xiangfei, LI Yanqing, LIU Peng. Stoichiometric characteristics of C, N and P in soil and litter of shrublands in karst areas of Guangxi [J]. *Carsologica Sinica*, 2023, 42(5): 1106-1116.
- [28] 鲁如坤. 我国土壤氮、磷、钾的基本状况 [J]. 土壤学报, 1989(3): 280-286.
- LU Rukun. General status od nutrients (N, P, K) in soils of China [J]. *Acta Pedologica Sinica*, 1989(3): 280-286.
- [29] 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.
- WANG Liwen, WEI Yaxing. Estimating the total nitrogen and total phosphorus content of wetland soils using hyperspectral models [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2016, 36(16): 5116-5125.
- [30] Vohland Michael, Ludwig Marie, Harbich Monika, Emmerling Christoph, Thiele Bruhn Soeren. Using variable selection and wavelets to exploit the full potential of visible-near infrared spectra for predicting soil properties [J]. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2016, 24(3): 255-269.
- [31] 国佳欣, 赵小敏, 郭熙, 徐喆, 朱青, 江叶枫. 基于PLSR-BP复合模型的红壤有机质含量反演研究 [J]. 土壤学报, 2020, 57(3): 636-645.
- GUO Jiaxin, ZHAO Xiaomin, GUO Xi, XU Zhe, ZHU Qing, JIANG Yefeng. Inversion of organic matter content in red soil based on PLSR-BP composite model [J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2020, 57(3): 636-645.
- [32] 谷佳慧, 杨奇勇, 蒋忠诚, 罗为群, 曾红春, 覃星铭, 蓝美宁. 广南县幅岩溶区与非岩溶区土壤碳氮磷生态化学计量比空间变异分析 [J]. 中国岩溶, 2018, 37(5): 761-769.
- GU Jiahui, YANG Qiyong, JIANG Zhongcheng, LUO Weiqun, ZENG Hongchun, QIN Xingming, LAN Funing. Spatial varia-

- tion analysis of soil carbon, nitrogen and phosphorus eco-stoichiometric ratios in karst and non-karst areas of Guangnan county, Yunnan, China[J]. Carsologica Sinica, 2018, 37(5): 761-769.
- [33] 陈秋帆, 卢琦, 王妍, 刘云根. 西南石漠化区林下土壤养分特征及差异性[J]. 中国岩溶, 2023, 42(2): 290-300.
- CHEN Qiufan, LU Qi, WANG Yan, LIU Yungen. Nutrient characteristics and differences of forest soil in rocky desertification areas of Southwest China[J]. Carsologica Sinica, 2023, 42(2): 290-300.

Hyperspectral inversion of total nitrogen content in calcareous soil in karst areas

HE Wen^{1,2}, LI Yanqiong³, YU Ling⁴, WANG Jinye^{1,5}, NI Longkang², LI Ning⁵

(1. College of Environmental Science and Engineering, Guilin University of Technology, Guilin, Guangxi 541006, China; 2. Guangxi Key Laboratory of Plant Conservation and Restoration Ecology in Karst Terrain, Guangxi Institute of Botany, Guangxi Zhuang Autonomous Region and Chinese Academy of Sciences, Guilin, Guangxi 541006, China; 3. Key Laboratory of Vegetation Restoration and Management of Degraded Ecosystems, South China Botanical Garden, Chinese Academy of Sciences, Guangzhou, Guangdong 510650, China; 4. Guilin University of Aerospace Technology, Guilin, Guangxi 541004, China; 5. Nanning College of Technology, Nanning, Guangxi 530100, China)

Abstract Nitrogen is a component of many important compounds in plants, such as proteins, nucleic acids and enzymes, and hence is indispensable for the growth of plants. The nitrogen content in soil is one of the key indicators of soil fertility. Calcareous soil is one of the main soil types in karst areas. A rapid and accurate estimation of total nitrogen (TN) content in calcareous soil is an important guarantee for the scientific evaluation of soil environmental quality in karst areas. In recent years, the rapid development of hyperspectral remote sensing technology has brought new opportunities for a quick assessment of soil physical and chemical properties. However, it is still extremely challenging to rapidly assess soil nitrogen content in karst areas by hyperspectral remote sensing due to the weak optical signal of soil nitrogen and the interference of factors such as the complex ecological environment and the strong spatial heterogeneity of soil TN content in karst areas.

Karst areas are extensively distributed in China, where calcareous soil is one of the main soil types, exerting a great influence on ecological protection and agricultural development. Therefore, it is of great theoretical and practical significance for us to develop hyperspectral inversion models suitable for the TN content of calcareous soil. Karst landforms are distributed across 70 counties/cities in Guangxi, with an area of 97,700 km², accounting for 41% of the total area of Guangxi and 10.8% of the total area of karst landforms in China. Taking calcareous soil in the karst areas of Guangxi as the research object, this study performed five mathematical transformations on soil spectra to improve the detection ability of spectral signals while eliminating spectral noise. Meanwhile, given the coexistence of linear and nonlinear relationships between soil TN content and spectra, the hyperspectral inversion capability of three models, namely partial least squares regression (PLSR), generalized neural network (GRNN) and PLSR_GRNN (a combined model of PLSR and GRNN), for soil TN content was compared and analyzed to establish a high-precision and rapid inversion model suitable for the TN content of calcareous soils in karst areas.

The results showed as follows. (1) The TN content in calcareous soil was significantly correlated with various spectral bands from 400 to 2,500 nm. Among them, the TN content was more sensitive to the reflectance of the spectral bands near 600 nm, 1,300 nm, 1,600 nm, 1,900 nm and 2,300 nm. (2) The first-order differential transform (FDR), second-order differential transform (SDR), reciprocal logarithmic transform ($\lg(1/R)$), reciprocal logarithmic first-order differential transform ($(\lg(1/R))'$) and envelope removal transform (CR) of the original soil spectra can improve the capability of inversion of TN content in calcareous soil to some extent. The transformation effects were roughly ordered by $(\lg(1/R))' > SDR > CR > FDR > \lg(1/R)$. Overall, the spectral differential transform is superior to the envelope transform as well as the reciprocal logarithmic transform, and can better exploit the detection capability of the spectral signal for soil TN. (3) The PLSR algorithm had excellent predictive ability for the variation of TN content in

(下转第 1064 页)

WSCa, respectively, while M_{Nlab} presented significantly negative correlation with these variables, which indicates that high contents of available Ca can promote M_{Nrec} but inhibit M_{Nlab} . As the main species of Ca in calcareous soil, ECa and ASCa were strongly leached during calcareous soil evolvement in karst areas, resulting in the significant decrease of soil M_{Nrec} , which was an important reason for the significant decrease of soil inorganic N supply capacity during calcareous soil evolvement. The study results will help us to clearly understand the characteristics of the distribution and migration of Ca, N mineralization and effect of Ca on N mineralization during calcareous soil evolvement in karst areas, and may provide the basic data for deep understanding of the influence mechanism of N mineralization process in calcareous soil. With the evolvement of calcareous soil, calcareous soil with high degree of evolvement in karst areas, such as BRCS and RCS, may be unfavorable for maintaining soil fertility and natural vegetation restoration due to low inorganic N supply capacity. Therefore, in the process of ecological restoration, for the karst areas with high degree of calcareous soil evolvement such as BRCS and RCS, improving the N content of calcareous soil can promote the effective supply of inorganic N in calcareous soil to create a soil environment conducive to vegetation restoration. This may be an effective strategy for rapid restoration of karst ecosystems.

Key words mineralization rate, soil calcium species, ^{15}N tracing technology, calcareous soil, karst area

(编辑 张玲)

(上接第 1056 页)

calcareous soil. In the SDR transform case, the model had the highest accuracy and better model robustness without overfitting, with a coefficient of determination (R^2) of 0.84 and root mean square error (RMSE) of 0.55 in the modeling set and R^2 of 0.82 and RMSE of only 0.64 in the validation set. Compared with the PLSR algorithm, the GRNN model had greater prediction ability. However, the robustness of GRNN model was worse and the overfitting phenomenon was obvious. In the same SDR transformation case, the modeling set R^2 of the GRNN model could reach 0.92, but the validation set R^2 was only 0.59, so the overall performance was inferior to that of the PLSR model. (4) The PLSR_GRNN model can integrate the advantages of PLSR and GRNN model, maintaining the high predictability of GRNN model and avoiding the overfitting phenomenon. Among them, the best inversion model was established by SDR, with R^2 of 0.92 and 0.90 for the modeling set and validation set, and RMSE of 0.43 and 0.51, respectively, which were suitable for hyperspectral inversion of TN content in calcareous soil in karst areas. In addition, the FDR, $(\lg(1/R))'$ and CR transformations also had excellent performance, with R^2 above 0.80 for the modeling set and R^2 above 0.75 for the validation set.

Although the prediction accuracy of the GRNN model cannot be improved by combining the PLSR model with the GRNN model, the overfitting phenomenon can be effectively controlled. This modeling approach, which combines linear and nonlinear models, is more widely applicable than the PLSR model or GRNN model alone, and is more adaptable to more heterogeneous soil types, and will be more widely used. Rapid and high-precision prediction of TN content in calcareous soil in karst areas can be performed based on hyperspectral models. The results can provide a basis for regional soil remediation and utilization.

Key words soil total nitrogen, calcareous soil, hyper-spectrum, partial least squares regression, generalized regression neural network

(编辑 张玲)