

DOI: 10.11766/trxb201912110467

陈秋宇, 杨仁敏, 朱长明. 基于 VIS-NIR 光谱的互花米草入侵湿地土壤有机碳预测研究[J]. 土壤学报, 2021, 58 (3): 694–703.

CHEN Qiuyu, YANG Renmin, ZHU Changming. VIS-NIR Spectroscopy-Based Prediction of Soil Organic Carbon in Coastal Wetland invaded by *Spartina alterniflora*[J]. Acta Pedologica Sinica, 2021, 58 (3): 694–703.

基于 VIS-NIR 光谱的互花米草入侵湿地土壤有机碳预测研究*

陈秋宇, 杨仁敏[†], 朱长明

(江苏师范大学地理测绘与城乡规划学院, 江苏徐州 221116)

摘要: 为了研究可见光—近红外光谱技术预测互花米草入侵背景下滨海湿地土壤有机碳含量的潜力, 以江苏省典型互花米草湿地为研究对象, 利用时空替代法采集 15 个土壤剖面 3 个深度共 45 个土壤样品。在实验室测定土壤光谱及有机碳含量, 利用偏最小二乘回归方法建立了基于 6 种光谱变换的土壤有机碳预测模型, 并分析了互花米草入侵年限和土层深度对土壤光谱和模型预测精度的影响。结果表明, 表层土壤有机碳含量随互花米草入侵而显著增加。相对于仅包含光谱信息的预测模型, 加入辅助变量(土层深度和植物入侵年限)建立的混合模型预测精度更高。交叉验证结果表明, 基于光谱倒数 1/R 建立的混合模型预测精度最高, 其决定系数 (R^2) 为 0.68, 预测相对分析误差 (RPD) 为 1.6, 是预测互花米草入侵湿地土壤有机碳含量的最优模型。本研究表明, 利用可见光—近红外光谱技术可以对互花米草入侵湿地的土壤有机碳含量进行有效预测, 土层深度和植物入侵年限辅助变量可以在一定程度上提高模型预测精度。

关键词: 盐沼湿地; 互花米草入侵; 有机碳; 土壤光谱; 偏最小二乘回归

中图分类号: S153.6 **文献标志码:** A

VIS-NIR Spectroscopy-Based Prediction of Soil Organic Carbon in Coastal Wetland Invaded by *Spartina alterniflora*

CHEN Qiuyu, YANG Renmin[†], ZHU Changming

(School of Geography, Geomatics and Planning, Jiangsu Normal University, Xuzhou, Jiangsu 221116, China)

Abstract: 【Objective】 As one of the major species that have invaded into China, *Spartina alterniflora* (*S. alterniflora*) significantly affects the carbon storage and carbon cycle process in the coastal wetlands it has colonized. Close monitoring of spatiotemporal variation of soil organic carbon (SOC) in *S. alterniflora* invaded wetlands will facilitate scientific evaluation of impacts of this species on wetland ecosystems. The objective of this study is to investigate potential of the visible and near

* 国家自然科学基金项目 (41701236)、江苏省研究生科研与实践创新计划项目 (KYCX18_2120)、江苏高校优势学科建设工程资助 Supported by the Young Program of The National Natural Science Foundation of China (No. 41701236), Postgraduate Research & Practice Innovation Program of Jiangsu Province (No. KYCX18_2120), A Project Funded by the Priority Academic Program Development of Jiangsu Higher Education Institutions

[†] 通讯作者 Corresponding author, E-mail: yangrenmincs@163.com

作者简介: 陈秋宇 (1995—), 女, 江苏连云港人, 硕士研究生, 主要从事土壤环境模型和湿地土壤方面的研究。E-mail: 1464170496@qq.com

收稿日期: 2019-12-11; 收到修改稿日期: 2020-03-19; 网络首发日期 (www.cnki.net): 2020-04-17

infrared reflectance spectroscopy in predicting soil organic carbon content in this kind of coastal wetlands. It is expected to provide certain important evidence of the impacts of the invasive *S. alterniflora* on wetlands. 【Method】 A soil survey was carried out in a tract of *S. alterniflora* invaded wetland typical of the coastal Jiangsu for acquisition of detailed soil-vegetation information with the space-for-time substitution method. In the surveyed area, 15 soil profiles were prepared randomly over the area for collection of soil samples, 3 each at different depths (0-30, 30-60, 60-100cm) in line with the stratified random sampling strategy, making up a total of 45 samples. The soil samples were analyzed in the lab for soil reflectance spectrum (R) and SOC content. With the aid of the partial least squares regression (PLSR) method, SOC prediction models were built up based on six forms of spectral transformation(R, R', R'', 1/R, (1/R)', (1/R)''), evaluated for performance by root mean square error(RMSE), coefficient of determination(R^2)and residual predictive deviation(RPD), and analyzed for influence of auxiliary variables(like *S. alterniflora* invasion history and soil depth)on prediction accuracy. 【Results】 SOC content increased significantly in the surface soil after the invasion of *S. alterniflora*, and declined with depth. In the study area, mean SOC content was $7.37 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ in the 0-30 cm soil layer, with variation coefficient being 18.13%, and fell down to $4.39 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ in the 60-100 cm soil layer, with variation coefficient being 36.26%. Spectral curves of the soil samples appeared to be quite similar in shape, with three distinctive absorbance valleys, separately, at 1 400, 1900, and 2 200 nm. Relative to the models containing spectral information only, the hybrid models established by amendment of auxiliary variables were much higher in prediction accuracy. At the same time spatio-temporal variables could explain, to a certain extent, spatial heterogeneity of the spectral features of the soil. Cross validation shows that the PLSR models with spectra and their transformation forms as its single auto-variable was quite limited in prediction capacity, with R^2 varying between 0.41 and 0.58 and RPD between 1.12 and 1.31 obtained with two validation methods. Once the PLSR models were established with auxiliary variables amended, their evaluation parameters ought to be improved to a varying extent. Among the tested models, the hybrid model based on spectrum transformation was the highest in prediction accuracy with R^2 being 0.68 and an RPD being 1.6. A small sample size used in the study was probably one of the causes leading to relatively low prediction accuracy. 【Conclusions】 All the findings in this study demonstrate that the visible-near-infrared spectroscopy can be used to effectively predict soil organic carbon content in the coastal salt marsh colonized with *S. alterniflora*. The amendment of spatio-temporal auxiliary variables, like soil depth and plant invasion history, may improve the models in prediction accuracy to a certain extent, and the utilization of the spectral technology may help realize real-time monitoring of soil carbon dynamic in coastal wetlands invaded by *S. alterniflora*. Moreover, this study may be of certain reference value to using relevant auxiliary variables in guiding soil sampling for accurate prediction of soil properties.

Key words: Salt marsh; *Spartina alterniflora* invasion; Organic carbon; Soil spectroscopy; Partial least squares regression

滨海湿地是陆地和海洋之间的交错地带，作为最具经济价值的生态系统之一，它提供了丰富的生态服务功能，但同时也易受外来物种入侵影响^[1-2]。例如，原产于美洲大西洋沿岸的互花米草，由于其在防风固堤、促淤护滩等方面的积极作用，于1979年被引入我国^[3-4]。此后，互花米草凭借其强大的适应与繁殖能力，在我国东部沿海地区迅速扩散，逐渐形成具有一定优势的植物群落，对滨海湿地土壤碳库造成了深刻影响^[5]。

作为“蓝碳”生态系统的重要组成部分，滨海盐沼湿地在减缓温室气体排放、稳定全球气候变化等方面起着至关重要的作用^[6]。众多研究表明，长期入侵的互花米草对湿地碳循环过程和碳储量的影

响非常显著^[7]。互花米草发达的根茎系统具有缓流消浪的作用，从而可以促进泥沙沉积，加速湿地碳沉积，并且其较高的生物量和较长的生长季可以显著改善滨海湿地的固碳能力^[8]。王刚等^[9]在对江苏盐城新洋港湿地的研究中指出，互花米草的入侵显著改变了土壤有机碳组分，提高了土壤碳汇能力。此外也有一些研究表明，入侵种互花米草可能会减弱土壤的碳汇能力。例如，张祥霖等^[10]在对福建漳江口红树林湿地的研究中指出，互花米草入侵红树林后，生物量明显降低，碳效应产生衰退；前人的研究大多集中于互花米草入侵湿地土壤有机碳组分、格局等响应机制的变化，对入侵种互花米草湿地土壤有机碳预测的研究较少。因此，高效监测互花米

草入侵后湿地土壤有机碳的时空变化,将有利于科学评价互花米草对湿地碳库的影响。

近年来,土壤近地传感技术由于可以快速、高效地获取土壤信息,准确揭示土壤属性的时空分布规律,正逐渐成为土壤学研究中非常重要的一种信息获取手段^[11]。大量研究表明,利用与特定吸收光谱的直接关系或与土壤光谱相关的土壤特性的间接联系,可以有效预测土壤属性^[12]。土壤有机碳、氮、碳氮比和颗粒大小均被视为对反射率有直接影响的土壤性质^[13-15]。因此,可见光—近红外反射光谱技术被广泛地用于土壤有机碳的定量预测研究^[13]。偏最小二乘回归(PLSR)是最常用的多元分析技术之一^[16]。

由于多种成土因素、生态环境过程和人类活动的影响,土壤属性在空间上呈现出不同程度的异质性^[17]。因此,通常在获取土壤样点数据的基础上,借助多种辅助变量,更好地解释土壤属性的空间分布特征^[18]。对于辅助变量的选择,不仅包括地形因子、植被类型、母质类型等环境因素,还包括土地利用方式等人为管理措施因素。Shi^[19]、Phachomphon等^[20-21]引入地表环境因子作为辅助变量的土壤属性空间分布预测方法,在不同程度上考虑了环境因子对土壤属性空间分布的影响,取得了较好的预测效果;高凤杰等^[22]引入土地利用类型为辅助变量,结合土壤有机质的概率分布,以提高其空间预测精度。宋英强等^[23]则应用多源辅助变量和极限学习机方法成功预测土壤有机质的空间分布。为了提高模型的精度和预测结果的可靠性,本文除使用光谱数据作为预测变量之外,在考虑区域特点的基础上加入植被入侵年限与土层深度作为辅助变量参与建模。

通常情况下,较大的样本量有利于提升土壤属性的预测精度^[12],但是,由于野外样品采集和实验室分析成本比较高,一些研究探讨了基于小样本量(样本数量小于50)数据集的土壤属性光谱预测精度,表明在一些情况下基于小样本量的土壤光谱预测模型也可以达到合理的预测精度^[24-27]。例如,Wetterlind等^[26]以土壤电导率和中红外反射光谱为辅助数据采集了25个土壤样品,基于近红外反射光谱建立了土壤有机质预测模型;Kuang和Mouazen^[27]使用偏最小二乘回归和留一交叉验证法,对基于不同数量(25、50、75、100)样本集的土壤(有机碳、含水量、总氮)光谱预测模型精度进行了验证,结果表明,使用50个样本量即可以达到良好的预测精度。

为了定量表达互花米草入侵背景下滨海湿地土壤有机碳的变化规律,本研究以江苏沿海典型互花米草湿地生态系统为例,尝试运用可见光—近红外反射光谱技术,探究互花米草湿地不同时空状态下的土壤光谱特征,建立基于偏最小二乘回归算法的土壤有机碳定量预测模型,以期实现互花米草湿地土壤有机碳的快速、高效估算,为互花米草湿地土壤系统监测提供借鉴经验,同时也为湿地生态系统保护和资源合理利用提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于中国中东部沿海湿地,经纬度范围在 $33^{\circ}20' \sim 33^{\circ}30'N$ 和 $120^{\circ}40' \sim 120^{\circ}45'E$ 之间。该地区年降水量 $980 \sim 1\,070\text{ mm}$,且多集中于6—9月,年平均气温在 $13.7 \sim 14.6^{\circ}C$ 之间,属于典型的季风气候。本研究区,植被类型结构单一,仅有互花米草一种优势植物。互花米草(*Spartina alterniflora*)于1983年被引入该潮间带,之后迅速扩张,促使泥滩逐渐演变为盐沼湿地^[9]。但由于早期围垦,研究区附近大量互花米草湿地已经消失。

1.2 土壤样品采集与分析

本研究采用时空替代法获取详细的土壤—植被信息。通过设计分层随机采样方案选取采样点,一共选取15个站点,如图1所示。首先,使用Landsat时间序列数据结合目视解译方法将互花米草的不同形成阶段分为四个等级(2000年,2004年,2010年和2016年);其次,沿五个海向横断面随机选取15个与互花米草不同形成阶段相关的样点,并记录每个样点互花米草的年龄。互花米草的年龄通过时间序列Landsat影像判读得到。在每个样点挖掘1m深度的土壤剖面,并划分三个固定层次(0~30、30~60、60~100 cm)进行采样,共获取45个土壤样品。在实验室中,样品经过风干和根系剔除等预处理,研磨并过2 mm筛,采用四分法取样,一式两份,分别用于实验室有机碳含量和土壤光谱反射率的测定。其中,土壤有机碳含量的测定采用Walkley-Black湿式燃烧法^[28]。

1.3 土壤光谱的测定与预处理

利用美国ASD FieldSpec 3便携式地物波谱仪测定土壤光谱反射率,其波段范围为 $350 \sim 2\,500\text{ nm}$,

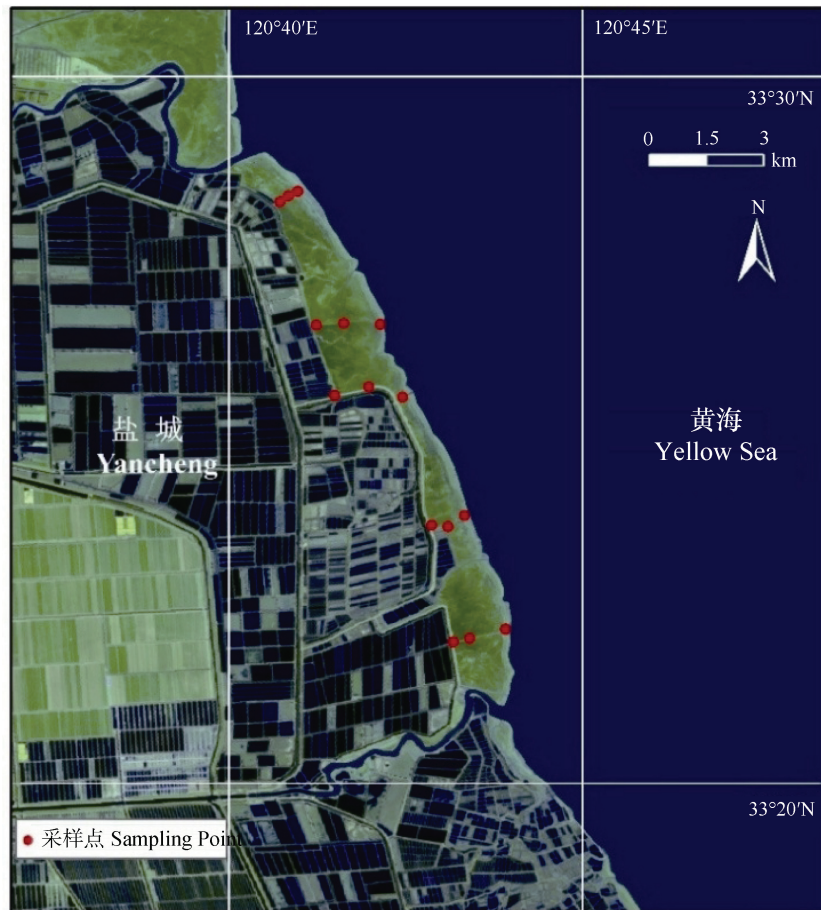


图 1 研究区采样点分布图

Fig. 1 Map of study area and distribution of sampling sites

采样间隔为 1.4 nm(350~1 000 nm)和 2 nm(1 000~2 500 nm),重采样间隔为 1 nm,输出波段数为 2 151 个。测定过程在暗室内进行,光源为功率为 50W 的卤素灯,入射角 45°,距离土样中心 30 cm。光纤探头的视场角为 8°,垂直放置于目标物正上方,距离土壤表面 15 cm。将土壤样本放入直径 5 cm、深 2 cm 的器皿中,装满后刮平土样表面进行测定。测定前需进行标准白板校正,测定时每个样品按 90°旋转 3 次,测试土样 4 个方向的光谱曲线,每个方向测定 5 条,共 20 条样本线,算数平均后得到该土样的光谱反射率。

在利用反射光谱建立预测模型之前,对土壤光谱进行了一系列预处理。首先,采用 Savitzky-Golay 卷积平滑法对光谱数据进行预处理,去除光谱噪声;然后对其进行 10 nm 间隔的重采样,得到 216 个波段。10 nm 间隔的重采样可以在不损失光谱信息的基础上,有效降低数据维度^[29]。研究表明,合理的光谱预处理技术有利于提高土壤属性的预测精度,但

最优的预处理方式往往取决于数据集特点,因此需要对比不同的预处理方法对模型预测精度的影响^[25]。光谱微分变换形式有利于降低背景噪音的影响,扩大样本间光谱特征的差异。因此,选取重采样后的光谱数据作为原始光谱反射率(R),在此基础上作倒数变换($1/R$),然后对反射率和反射率倒数分别进行一阶微分和二阶微分变换,得到包括 R 在内的六种光谱变换形式。为研究时间因素(互花米草入侵年限)和土层深度对土壤光谱的影响,利用 SPSS 软件对样本光谱数据进行单因素方差分析。

1.4 土壤有机碳光谱预测模型的建立与检验

偏最小二乘回归法集主成分、典型相关和多元线性回归分析等多种分析方法的优点于一体,采用数据降维、信息综合与筛选技术,提取出反映数据变异的最佳综合成分构建模型,对小样本数据具有良好的预测能力,因而被广泛应用于光谱数据建模^[29]。

为了研究不同光谱变换形式对预测精度的影响,采用 PLSR 方法,以六种光谱变换形式为自变

量, 分别建立土壤有机碳的光谱预测模型。此外, 为研究时间因素和土层深度对模型预测的影响, 在光谱预测模型中加入时间因素和土层深度作为自变量, 对比分析时空因素对土壤有机碳预测模型精度的影响。采用留一交叉验证法过程中最小的均方根误差 (RMSECV) 数值确定 PLSR 中参与建模的最佳主成分个数。最后, 利用两种交叉验证法对土壤有机碳的预测效果进行评价, 第一种是按照深度随机取样, 即每次分别从三个土层中随机选择一个样本用于验证; 第二种是按照深度固定取样, 即每次选择来自一个剖面的三个样本用于验证。

模型的预测精度采用预测值与实测值的决定系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE) 和相对分析误差 (RPD) 来评价。 R^2 越大、RMSE 越小, 表明模型估算精度越高。RPD 值可以用来解释模型的预测能力, 当 $RPD < 1.4$ 时, 表明模型无法进行准确预测; 当 $1.4 \leq RPD < 2.0$ 时, 表明模型的预测能力一般; $2.0 \leq RPD < 2.5$ 时, 表明模型具有较好的预测能力^[30]。

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}}$$

$$RPD = SD / RMSE$$

式中, y 为实测值; n 为样本数量, 用 $i=1, 2, 3, \dots, n$ 表示; \hat{y} 为预测值; \bar{y} 为实测值均值; SD 为实测值标准偏差。

2 结果

2.1 土壤有机碳含量的统计特征

由土壤有机碳含量的描述性统计特征 (表 1) 可知, 研究区全体样本的土壤有机碳含量均值为 $6.05 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$, 变化范围为 $2.08 \sim 9.37 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$, 变异系数为 30.35%。该研究区土壤有机碳含量均值随深度的增加而降低, 变异系数逐渐增加。0~30 cm 表层土壤有机碳含量均值为 $7.37 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$, 变异系数为 18.13%; 60~100 cm 层土壤有机碳含量均值降至 $4.39 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$, 变异系数扩大至 36.26%。不同采样深度的土壤有机碳含量随植物入侵年限的变化结果表明 (图 2), 0~

30 cm 表层土壤有机碳含量随入侵年限的增长而显著增加, 具有极显著的空间自相关性 ($P < 0.01$)^[31], 而 30~100 cm 层土壤有机碳增加趋势不显著。

2.2 互花米草湿地土壤光谱特征

如图 3a 所示, 研究区土壤样本的光谱曲线形态基本一致, 呈曲折上升的抛物线型, 且在 1 400、1 900 和 2 200 nm 处有三个较明显的吸收谷。可见光波段 (350~780 nm) 范围内光谱反射率迅速上升, 各曲线间差异较小; 近红外波段 (780~2 500 nm) 范围内光谱反射率呈缓慢上升趋势, 光谱曲线间差异较大。通过观察不同深度土壤光谱均值曲线 (图 3b) 可以看出, 土壤剖面各土层深度光谱均值曲线形态相似。随着土壤深度的增加, 光谱曲线特征吸收带的位置和形状并未发生明显变化。为了探究互花米草入侵年限和土层深度对该地区土壤光谱的影响, 对样本光谱数据进行 0.05 水平上的方差分析。结果表明, 不同采样深度和不同入侵年限间的土壤光谱数据均不存在显著性差异。

2.3 基于 PLSR 的土壤有机碳预测

不同模型的拟合结果如表 2 所示, 仅以光谱及其变换形式为自变量建立的 PLSR 模型中, $RPD \geq 2$ 的模型有 3 个, 分别为基于 R' 、 R'' 和 $(1/R)$ 建立的模型, 说明这三个模型均可以较好地拟合土壤有机碳数据, 其中 R'' 的效果最优, RPD 值等于 2.16。在模型中加入互花米草入侵年份和土层深度变量后, 其中四种 PLSR 模型 (R 、 R'' 、 $1/R$ 和 $(1/R)''$) 的拟合精度均有一定程度的提高, R'' 和 $(1/R)''$ 建立的模型 RPD 值超过 2, 模型更为稳定, 拟合效果较好。

采用两种交叉验证法对 12 种 PLSR 模型进行验证, 以检验模型的预测效果 (表 3)。从表 3 可知, 两种交叉验证法所得参数结果差异较小, 表明模型的预测效果较为稳定。其中, 以光谱及其变换形式为单一自变量建立的 PLSR 模型总体预测效果较差, 两种验证方法所得 R^2 值介于 0.41~0.58 之间, RPD 值介于 1.12~1.31 之间。由加入植物入侵年限与土层深度变量参与建立的 PLSR 模型经验证可知, 6 种模型的评价参数均有一定程度的改善。其中, 基于 $1/R$ 建立的模型预测效果最好, R^2 为 0.68, RPD 值达到 1.6。

3 讨论

作为我国滨海湿地生态系统中最突出的入侵植物之一, 互花米草对沿海盐沼湿地的土壤系统产生

表 1 土壤有机碳含量描述性统计特征

Table 1 Descriptive statistics of soil organic carbon contents

土层 Soil layer/cm	样本数 Number of samples	最大值	最小值	均值	标准差	变异系数
		Maximum	Minimum	Mean	Standard Deviation	Coefficient variation
		(g·kg ⁻¹)				%
0~30	15	9.37	4.93	7.37	1.34	18.13
30~60	15	8.36	3.47	6.38	1.60	25.13
60~100	15	6.62	2.08	4.39	1.59	36.26
0~100	45	9.37	2.08	6.05	1.96	30.35

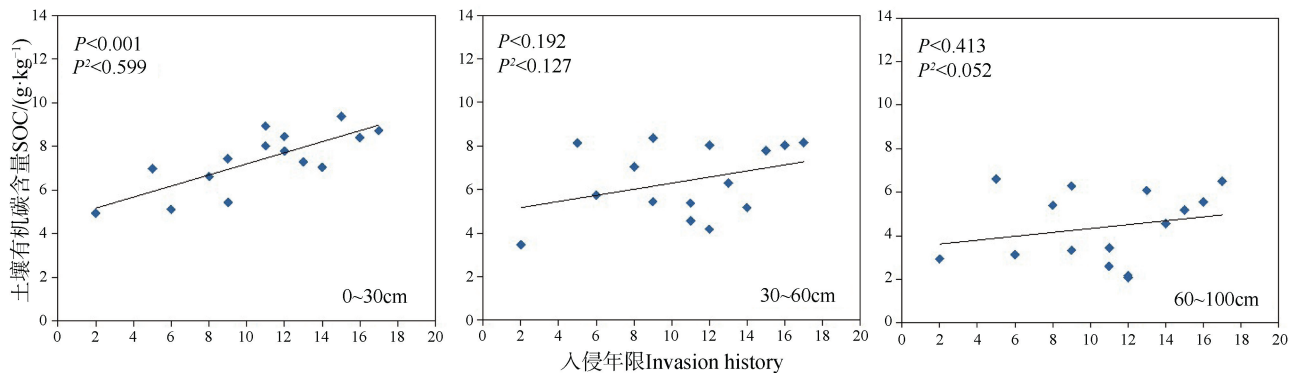


图 2 土壤有机碳含量随互花米草入侵年限增加的变化趋势

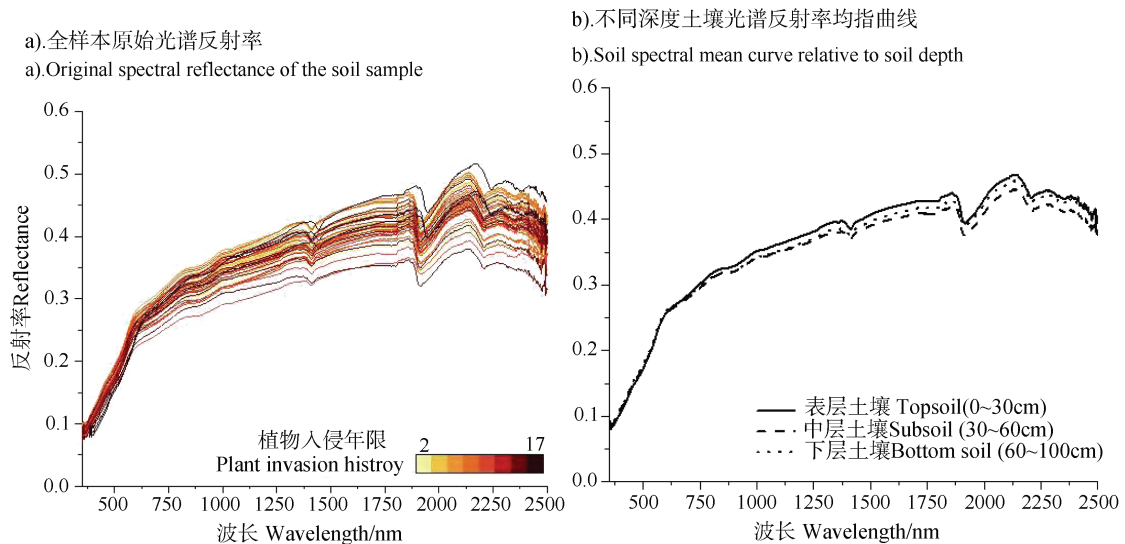
Fig. 2 Linear relationships between soil organic carbon content and *S. alterniflora* invasion history

图 3 原始土壤光谱反射率曲线

Fig. 3 Spectral reflectance curve of original soil

了重要影响，互花米草通过光合作用，将大气中的 CO₂ 固定在植物体内，然后以植物残体、根茬、根际沉积碳等形式进入土壤。光合碳在植物-土壤系统的分配与固定对土壤有机碳库的循环、周转和动态

变化均会产生影响^[32]。由于互花米草根须可达 1 m，本研究以 1 m 的土壤剖面为研究对象，有利于揭示互花米草入侵背景下不同深度土壤有机碳含量的变化。结果表明，研究区土壤有机碳含量随深度

表 2 基于光谱的土壤有机碳含量 PLSR 预测模型

Table 2 PLSR model for prediction of soil organic carbon contents based on soil spectra

模型 Model	光谱变换 Spectrum transform	决定系数 R^2	均方根误差 RMSE	相对分析误差 RPD
光谱 Spectrum	R	0.48	1.78	1.11
	R'	0.73	0.93	2.12
	R''	0.79	0.91	2.16
	1/R	0.49	1.76	1.12
	(1/R)'	0.67	1.13	1.76
光谱+入侵年限+土层深度 Spectrum+invasion history+soil depth	(1/R)''	0.79	0.95	2.09
	R	0.54	1.66	1.19
	R'	0.71	1.18	1.67
	R''	0.81	0.88	2.24
	1/R	0.54	1.65	1.20
	(1/R)'	0.67	1.23	1.60
	(1/R)''	0.81	0.91	2.17

表 3 土壤有机碳含量预测模型的交叉验证结果

Table 3 Cross validation of the models for prediction of soil organic carbon contents

模型 Model	光谱变换 Spectrum transform	固定取样 Fix			随机取样 Random		
		决定系数 R^2	均方根误差 RMSE	相对分析误差 RPD	决定系数 R^2	均方根误差 RMSE	相对分析误差 RPD
光谱 Spectrum	R	0.41	1.69	1.16	0.41	1.63	1.20
	R'	0.48	1.75	1.12	0.50	1.61	1.22
	R''	0.41	1.62	1.21	0.42	1.50	1.31
	1/R	0.58	1.51	1.30	0.58	1.57	1.25
	(1/R)'	0.52	1.66	1.18	0.55	1.53	1.28
光谱+入侵年限+土层深度 Spectrum+invasion history+soil depth	(1/R)''	0.45	1.71	1.15	0.49	1.52	1.29
	R	0.49	1.56	1.26	0.55	1.46	1.34
	R'	0.53	1.63	1.21	0.59	1.41	1.39
	R''	0.44	1.55	1.26	0.50	1.43	1.38
	1/R	0.68	1.31	1.49	0.68	1.23	1.60
	(1/R)'	0.56	1.54	1.27	0.58	1.45	1.35
	(1/R)''	0.48	1.62	1.21	0.51	1.47	1.34

的增加而降低,互花米草的入侵显著增加了表层土壤的有机碳含量,促进盐沼湿地上层土壤有机碳的固存,这与前人的研究结果相似。金宝石等^[8]通过研究闽江河口区湿地土壤有机碳的变化发现,随着互花米草生长时间的延长,有机碳含量明显增加,互花米草的碳汇能力在入侵后短期内持续增强。其

原因在于,互花米草持续增长的生物量直接进入土壤,从而促进土壤有机碳的累积。不同的是,陈桂香等^[33]在研究互花米草入侵对我国红树林湿地土壤有机碳组分的影响中发现,入侵后红树林湿地的土壤有机碳和有机碳储量总体上显著降低。这是由于入侵种互花米草减弱了红树林湿地土壤的化学键合

保护机制,降低土壤有机碳稳定性,造成有机碳的分解矿化,一定程度削弱了湿地的碳汇功能。由此可见,入侵种互花米草对湿地土壤碳库的影响与原生植物群落息息相关。

本研究表明,基于偏最小二乘回归模型和小样本量数据可以在互花米草入侵湿地实现土壤有机碳的光谱预测。进行高光谱建模前,采用合适的光谱预处理方法能够优化光谱信息,提高定量预测模型的精度,如倒数、基线偏移、平均归一化、最大归一化、一阶和二阶导数等。这些方法通常可以消除噪音,降低基线影响并减小粒径的影响^[34-35]。但是,由于土壤基底特征与环境因素的影响,最优的光谱处理方式在不同地区往往存在较大差异。杨爱霞等^[36]利用支持向量机的回归特征消除法建立了基于一阶微分预处理的有机碳含量预测模型;李焱等^[37]利用偏最小二乘回归和多元线性回归分别建立土壤全氮定量预测模型,结果发现反射率二阶微分建立的偏最小二乘回归模型可以更好地预测土壤全氮含量,监测土壤中化学元素含量变化。此外,于雷等^[38]运用 PLSR 方法建立基于全波段(400~2 400 nm)与显著性波段的土壤有机质高光谱预测模型,通过模型精度比较确定全波段模型的精度较高,这是因为全波段的 PLSR 模型具有较多的光谱参量,考虑了全光谱区域内各波长点的光谱参数,在解决土壤样本少而光谱变量多等方面效果显著。

本研究以湿地土壤有机碳的时空变化为基础,假设时空因素对土壤反射光谱特征具有一定影响。加入时空辅助变量参与建立的土壤有机碳预测模型的拟合结果表明,相对于仅包含光谱信息的预测模型,加入辅助变量的混合模型的预测精度高。原因在于,互花米草入侵对土壤有机碳库的影响受到生物与非生物因素的共同作用,包括环境因子变化、入侵生态系统结构、竞争物种特性、互花米草入侵年限等^[5]。这种交互作用促使互花米草湿地土壤有机碳含量在水平和垂直深度上表现出显著差异^[9, 39]。同时,时空变量也在一定程度上解释了光谱特征的空间异质性,因此加入时间和空间变量参与建模,可以更好地考虑植被入侵对土壤有机碳的影响,从而提升土壤有机碳的预测精度。此结果对研究外来植物入侵背景下的土壤属性预测提供了重要的实践经验。

尽管本研究表明可见光-近红外光谱技术可以用于互花米草入侵湿地的土壤有机碳定量分析,但

是仍然存在一些不足和限制性条件:一方面,本研究选取的区域是受互花米草入侵影响严重的滨海湿地,该地区土壤属性受植物生长与海水活动的影响明显,土壤有机碳含量的时空差异较大,因此进一步挖掘土壤时空变化过程相关辅助变量有助于提高模型的预测精度;另一方面,本研究的样本数量有限,可能会影响模型的预测效果,因为在土壤时空变异程度较大的背景下,小样本的采集方法可能会影响模型预测精度。

总体而言,利用可见光—近红外光谱技术可以较合理地预测互花米草入侵背景下的滨海湿地土壤有机碳含量,并且加入时空辅助变量有助于提高模型的预测精度。这对于在互花米草湿地利用相关辅助变量指导样品采集、参与土壤属性预测提供一定借鉴意义,有助于实现外来物种入侵下滨海湿地碳库变化的高效监测。此外,为了深入理解外来物种入侵条件下土壤光谱反射率特征及其他因素的影响,对不同地区和类型的入侵湿地土壤进行研究,以提高入侵湿地土壤有机碳光谱预测模型的准确性与适用性。

4 结 论

本文采用偏最小二乘回归方法建立互花米草入侵湿地土壤有机碳含量的光谱预测模型,分析了入侵种互花米草对不同深度土壤有机碳的影响,重点探讨了不同光谱数据处理方式以及时空辅助变量对模型预测精度的影响。结果表明,互花米草入侵促进表层土壤有机碳的显著增加,基于光谱倒数建立的混合模型预测精度最高,稳定性好,是估算该地区土壤有机碳的最优模型。综合而言,植物入侵年限与土壤深度对模型的拟合、预测精度均有一定程度的改善,结合时空辅助变量建立的 PLSR 混合模型效果普遍优于单一光谱模型。

致 谢 感谢中国科学院南京土壤研究所潘贤章研究员和王昌昆副研究员在土壤光谱获取过程中给与的指导和帮助。

参考文献 (References)

- [1] Camacho-Valdez V, Ruiz-Luna A, Ghermandi A, et al. Valuation of ecosystem services provided by coastal wetlands in northwest Mexico[J]. *Ocean & Coastal Management*, 2013, 78 (3): 1—11.

- [2] Kirwan M L, Megonigal J P. Tidal wetland stability in the face of human impacts and sea-level rise[J]. *Nature*, 2013, 504 (7478): 53—60.
- [3] Chung C H. Forty years of ecological engineering with *Spartina* plantations in China[J]. *Ecological Engineering*, 2006, 27 (1): 49—57.
- [4] Zuo P, Zhao S H, Liu C G, et al. Distribution of *Spartina* spp. along China's coast[J]. *Ecological Engineering*, 2012, 40: 160—166.
- [5] Wang Q, An S Q, Ma Z J, et al. Invasive *Spartina alterniflora*: Biology, ecology and management[J]. *Acta Phytotaxonomica Sinica*, 2006, 44 (5): 559—588. [王卿, 安树青, 马志军, 等. 入侵植物互花米草——生物学、生态学及管理[J]. *植物分类学报*, 2006, 44 (5): 559—588.]
- [6] Liu Y X, Li M C, Zhang R S. Approach on the dynamic change and influence factors of *Spartina alterniflora* loisel salt-marsh along the coast of the Jiangsu Province[J]. *Wetland Science*, 2004, 2 (2): 116—121. [刘永学, 李满春, 张忍顺. 江苏沿海互花米草盐沼动态变化及影响因素研究[J]. *湿地科学*, 2004, 2 (2): 116—121.]
- [7] Liu J E, Su H R, Xu J, et al. How does *Spartina alterniflora* affect the soil organic carbon pool of coastal wetlands in China[J]. *Ecology and Environmental Sciences*, 2017, 26 (6): 1085—1092. [刘金娥, 苏海蓉, 徐杰, 等. 互花米草对中国海滨湿地土壤有机碳库的影响[J]. *生态环境学报*, 2017, 26 (6): 1085—1092.]
- [8] Jin B S, Gao D Z, Yang P, et al. Change of soil organic carbon with different years of *Spartina alterniflora* invasion in wetlands of Minjiang river estuary[J]. *Journal of Natural Resources*, 2016, 31 (4): 608—619. [金宝石, 高灯州, 杨平, 等. 闽江河口区互花米草入侵不同年限下湿地土壤有机碳变化[J]. *自然资源学报*, 2016, 31 (4): 608—619.]
- [9] Wang G, Yang W B, Wang G X, et al. The effects of *Spartina alterniflora* seaward invasion on soil organic carbon fractions, sources and distribution[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2013, 33 (8): 2474—2483. [王刚, 杨文斌, 王国祥, 等. 互花米草海向入侵对土壤有机碳组分、来源和分布的影响[J]. *生态学报*, 2013, 33 (8): 2474—2483.]
- [10] Zhang X L, Shi S L, Pan G X, et al. Changes in eco-chemical properties of a mangrove wetland under *Spartina* invasion from Zhangjiangkou, Fujian, China[J]. *Advances in Earth Science*, 2008, 23 (9): 974—981. [张祥霖, 石盛莉, 潘根兴, 等. 互花米草入侵下福建漳江口红树林湿地土壤生态化学变化[J]. *地球科学进展*, 2008, 23 (9): 974—981.]
- [11] Shi Z, Xu D Y, Teng H F, et al. Soil information acquisition based on remote sensing and proximal soil sensing: Current status and prospect[J]. *Progress in Geography*, 2018, 37 (1): 79—92. [史舟, 徐冬云, 滕洪芬, 等. 土壤星地传感技术现状与发展趋势[J]. *地理科学进展*, 2018, 37 (1): 79—92.]
- [12] Askari M S, O'Rourke S M, Holden N M. Evaluation of soil quality for agricultural production using visible-near-infrared spectroscopy[J]. *Geoderma*, 2015, 243/244: 80—91.
- [13] Ben-Dor E, Banin A. Near-infrared analysis as a rapid method to simultaneously evaluate several soil properties[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1995, 59 (2): 364—372.
- [14] Soriano-Disla J M, Janik L J, Viscarra Rossel R A, et al. The performance of visible, near-, and mid-infrared reflectance spectroscopy for prediction of soil physical, chemical, and biological properties[J]. *Applied Spectroscopy Reviews*, 2014, 49 (2): 139—186.
- [15] Zornoza R, Guerrero C, Mataix-Solera J, et al. Near infrared spectroscopy for determination of various physical, chemical and biochemical properties in Mediterranean soils[J]. *Soil Biology and Biochemistry*, 2008, 40 (7): 1923—1930.
- [16] Ji W J. Removing the effects of soil water and the environment from *in situ* recorded visible and near-infrared spectra for the prediction of key soil properties in paddy soils[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2014. [纪文君. 基于野外 vis-NIR 高光谱的土壤属性预测及田间水分影响去除研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2014.]
- [17] Scull P, Franklin J, Chadwick O A, et al. Predictive soil mapping: A review[J]. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment*, 2003, 27 (2): 171—197.
- [18] Li Q Q, Wang C Q, Yue T X, et al. Prediction of distribution of soil organic matter based on qualitative and quantitative auxiliary variables: A case study in Santai County in Sichuan Province[J]. *Progress in Geography*, 2014, 33 (2): 259—269. [李启权, 王昌全, 岳天祥, 等. 基于定性和定量辅助变量的土壤有机质空间分布预测——以四川三台县为例[J]. *地理科学进展*, 2014, 33 (2): 259—269.]
- [19] Shi W J, Liu J Y, Du Z P, et al. Surface modelling of soil properties based on land use information[J]. *Geoderma*, 2011, 162 (3/4): 347—357.
- [20] Phachomphon K, Dlamini P, Chaplot V. Estimating carbon stocks at a regional level using soil information and easily accessible auxiliary variables[J]. *Geoderma*, 2010, 155 (3/4): 372—380.
- [21] Thompson J A, Kolka R K. Soil carbon storage estimation in a forested watershed using quantitative soil-landscape modeling[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2005, 69 (4): 1086—1093.
- [22] Gao F J, Wu X, Shi H D, et al. Prediction of spatial distribution of soil organic matter in a mollisol watershed

- of China based on BME method[J]. Research of Environmental Sciences, 2019, 32 (8): 1365—1373. 高凤杰, 吴喙, 师华定, 等. 基于贝叶斯最大熵的黑土区小流域土壤有机质空间分布预测[J]. 环境科学研究, 2019, 32 (8): 1365—1373.]
- [23] Song Y Q, Yang L A, Feng W H, et al. Prediction for soil organic matter in vegetable fields based on cooperative variables and extreme learning machine algorithm[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2017, 48(1): 118—126. [宋英强, 杨联安, 冯武焕, 等. 基于多源辅助变量和极限学习机的蔬菜地土壤有机质预测研究[J]. 土壤通报, 2017, 48 (1): 118—126.]
- [24] Xie H T, Yang X M, Drury C F, et al. Predicting soil organic carbon and total nitrogen using mid-and near-infrared spectra for Brookston clay loam soil in Southwestern Ontario, Canada[J]. Canadian Journal of Soil Science, 2011, 91 (1): 53—63.
- [25] Yang H, Kuang B, Mouazen A M. Quantitative analysis of soil nitrogen and carbon at a farm scale using visible and near infrared spectroscopy coupled with wavelength reduction[J]. European Journal of Soil Science, 2012, 63 (3): 410—420.
- [26] Wetterlind J, Stenberg B, Söderström M. The use of near infrared (NIR) spectroscopy to improve soil mapping at the farm scale[J]. Precision Agriculture, 2008, 9(1/2): 57—69.
- [27] Kuang B, Mouazen A M. Influence of the number of samples on prediction error of visible and near infrared spectroscopy of selected soil properties at the farm scale[J]. European Journal of Soil Science, 2012, 63(3): 421—429.
- [28] Walkley A J, Black I A. An examination of the degtjareff method for determining soil organic matter, and a proposed modification of the chromic acid titration method[J]. Soil Science, 1934, 37 (1): 29—38.
- [29] Liu X Y, Shi Z Y, Chang Q R, et al. Hyperspectral model for estimation of soil potassium content in loessal soil[J]. Acta Pedologica Sinica, 2018, 55 (2): 325—337. [刘秀英, 石兆勇, 常庆瑞, 等. 黄绵土钾含量高光谱估算模型研究[J]. 土壤学报, 2018, 55 (2): 325—337.]
- [30] Liu X Y, Wang L, Chang Q R, et al. Prediction of total nitrogen and alkali hydrolysable nitrogen content in loess using hyperspectral data based on correlation analysis and partial least squares regression[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2015, 26 (7): 2107—2114. [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.]
- [31] Zhang Z L, Zuo X H, Liu F, et al. Spatial heterogeneity of soil readily available potassium and its influencing factors in western Chongqing hilly area[J]. Acta Pedologica Sinica, 2020, 57 (2): 307—315. [张子璐, 左昕弘, 刘峰, 等. 渝西丘陵区土壤速效钾空间异质性及其影响因素[J]. 土壤学报, 2020, 57 (2): 307—315.]
- [32] Yu P P. Study on the distribution of photosynthetic carbon of *Spartina alterniflora* in plant-soil system[D]. Nanjing: Nanjing Normal University, 2016. [余培培. 互花米草光合碳在植物—土壤系统中的分配研究[D]. 南京: 南京师范大学, 2016.]
- [33] Chen G X, Gao D Z, Chen G, et al. Effects of *Spartina alterniflora* invasion on soil carbon fractions in mangrove wetlands of China[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2017, 31 (6): 249—256. [陈桂香, 高灯州, 陈刚, 等. 互花米草入侵对我国红树林湿地土壤碳组分的影响[J]. 水土保持学报, 2017, 31 (6): 249—256.]
- [34] Mouazen A M, Saeys W, Xing J, et al. Near infrared spectroscopy for agricultural materials: An instrument comparison[J]. Journal of Near Infrared Spectroscopy, 2005, 13 (2): 87—97.
- [35] Chen H Y, Zhao G X, Li X C, et al. Hyper-spectral estimation of soil organic matter content based on wavelet transformation[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2011, 22 (11): 2935—2942. [陈红艳, 赵庚星, 李希灿, 等. 基于小波变换的土壤有机质含量高光谱估测[J]. 应用生态学报, 2011, 22 (11): 2935—2942.]
- [36] Yang A X, Ding J L, Li Y H, et al. Study on estimation of deserts soil total phosphorus content by vis-NIR spectra with variable selection[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36 (3): 691—696. [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.]
- [37] Li Y, Wang R H, Guan Y L, et al. Prediction analysis of soil total nitrogen content based on hyperspectral[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2017, 32 (1): 173—179. [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.]
- [38] Yu L, Hong Y S, Geng L, et al. Hyperspectral estimation of soil organic matter content based on partial least squares regression[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31 (14): 103—109. [于雷, 洪永胜, 耿雷, 等. 基于偏最小二乘回归的土壤有机质含量高光谱估算[J]. 农业工程学报, 2015, 31 (14): 103—109.]
- [39] Hou D L, He D J, Hong W, et al. Influence of invasive *Spartina alterniflora* on soil ecosystem in coastal wetland[J]. Wetland Science & Management, 2015, 11 (4): 67—72. [侯栋梁, 何东进, 洪伟, 等. 入侵种互花米草影响我国滨海湿地土壤生态系统的研究进展[J]. 湿地科学与管理, 2015, 11 (4): 67—72.]

(责任编辑: 檀满枝)