

江远东, 李新国, 杨 涵. 基于连续小波变换的表层土壤有机碳含量的高光谱估算[J]. 江苏农业学报, 2023, 39(1): 118-125.
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2023.01.014

基于连续小波变换的表层土壤有机碳含量的高光谱估算

江远东^{1,2}, 李新国^{1,2}, 杨 涵^{1,2}

(1.新疆师范大学地理科学与旅游学院, 新疆 乌鲁木齐 830054; 2.新疆干旱区湖泊环境与资源实验室, 新疆 乌鲁木齐 830054)

摘要: 土壤有机碳含量的高光谱估算, 可快速、准确监测土壤肥力, 为农业生产进行合理施肥提供科学依据。以博斯腾湖西岸湖滨绿洲为研究区, 应用 ASD FieldSpec3 光谱仪测定表层土壤的高光谱反射率, 采用重铬酸钾-外加热法测定表层土壤有机碳(SOC)含量; 运用连续小波变换(CWT)分别对土壤高光谱反射率(R)及其一阶微分变换(R')进行尺度分解, 分析不同尺度分解后的数据与表层 SOC 含量的相关性, 筛选敏感波段, 分别建立偏最小二乘回归(PLSR)、随机森林(RF)和支持向量机(SVM)3种模型估算表层 SOC 含量。研究表明, 土壤高光谱反射率与 SOC 含量呈负相关, 经过一阶微分变换后, 通过极显著性检验($P < 0.01$)的波段数由1 689个降低为 227 个, 最大相关系数绝对值($|r|$)由 0.39 提高至 0.54; 土壤高光谱数据 CWT 处理后, 与表层 SOC 含量的相关性随分解尺度的增加呈现先增后降的趋势。 R' -CWT-SVM 模型估算效果最优, 建模集和验证集 R^2 分别为 0.83 和 0.80, $RMSE$ 分别为 5.24 和 3.56, RPD 值为 2.12, 能够有效估算研究区表层 SOC 含量。

关键词: 土壤有机碳含量; 高光谱反射率; 一阶微分变换; 连续小波变换; 支持向量机; 湖滨绿洲

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2023)01-0118-08

Hyperspectral estimation of organic carbon content in surface soils based on continuous wavelet transform

JIANG Yuan-dong^{1,2}, LI Xin-guo^{1,2}, YANG Han^{1,2}

(1. College of Geographic Science and Tourism, Xinjiang Normal University, Urumqi 830054, China; 2. Xinjiang Key Laboratory of Lake Environment and Resource in Arid Zone, Urumqi 830054, China)

Abstract: Hyperspectral estimation of soil organic carbon content can rapidly and accurately monitor soil fertility and provide scientific basis for rational fertilization in agricultural production. Taking the west lakeside oasis of Bosten Lake as the study area, the ASD FieldSpec3 spectrometer was applied to collect hyperspectral reflectance of surface soil samples, and the organic carbon (SOC) content of surface soil was determined by the potassium dichromate-external heating method. The continuous wavelet transform (CWT) was used to decompose the soil reflectance (R) and its first-order differential transform (R') respectively, and the data after decomposition at different scales were analyzed and correlated with the surface SOC content. The correlation between the decomposed data and the surface SOC content was analyzed using the continuous wavelet transform, and three models, namely partial least squares regression (PLSR), random forest (RF) and support vector machine (SVM), were developed to estimate the surface SOC content. The results showed that soil hyperspectral reflectance was negatively correlated with surface SOC content. After the first-order differential transformation, the number of bands passing the highly significant test ($P < 0.01$) decreased from 1 689 to 227, and the absolute value of maximum correlation coefficient increased

收稿日期: 2022-01-24

基金项目: 新疆维吾尔自治区自然科学基金项目(2022D01A214); 国家自然科学基金项目(42061007); 新疆维吾尔自治区研究生创新项目(XJ2021G256)

作者简介: 江远东(1996-), 男, 广东五华人, 硕士研究生, 研究方向为干旱区土壤资源变化及其遥感应用。(E-mail) 17875510420@163.com

通讯作者: 李新国, (E-mail) onlinelxg@163.com

continuous wavelet transform, and three models, namely partial least squares regression (PLSR), random forest (RF) and support vector machine (SVM), were developed to estimate the surface SOC content. The results showed that soil hyperspectral reflectance was negatively correlated with surface SOC content. After the first-order differential transformation, the number of bands passing the highly significant test ($P < 0.01$) decreased from 1 689 to 227, and the absolute value of maximum correlation coefficient increased

from 0.39 to 0.54. After continuous wavelet transform, the correlation between soil hyperspectral data and surface SOC content increased first and then decreased with the increase of decomposition scale. The R' -CWT-SVM model had the best estimation effect, the R^2 of the modeling set and validation set were 0.83 and 0.80, the $RMSE$ were 5.24 and 3.56, and the RPD value was 2.12, which could effectively estimate the surface soil organic carbon content in the study area.

Key words: soil organic carbon content; hyperspectral reflectance; first order differential transformation; continuous wavelet transform; support vector machine; lakeside oasis

土壤有机碳(Soil organic carbon, SOC)是土壤碳库的重要组成部分,对陆地生态系统稳定和发展有重要的影响^[1]。SOC含量变化研究是绿洲土壤生态安全与可持续利用的研究热点^[2]。采用实验室土壤理化性质分析法测定SOC含量可以获得较高精度,但是存在测试周期长、效率低的问题,且难于快速获取大面积的SOC信息。高光谱技术具有分辨率高、快速、高效、无损获取大面积土壤光谱信息的特性,在定量估算土壤理化性质方面被广泛应用^[3-6]。

通过高光谱技术预测SOC含量,筛选SOC光谱响应波段对于模型精度具有重要影响^[7]。采用土壤高光谱数据估算SOC含量,主要是通过连续去除法、S-G平滑法等方法预处理,筛选特征波段构建SOC含量的估算模型。常规的预处理方法受到高光谱数据影响较大,且不具有多分辨率、多维分析能力^[8-9]。众多学者尝试将土壤光谱反射率(R)进行取倒数($1/R$)、取对数($\lg R$)、一阶微分(R')等数学运算,发现变换后的数据与有机质含量之间的相关性得到有效提升,并筛选特征波段^[10-12]。周伟等^[13]研究发现土壤高光谱数据进行一阶微分变换后,建立的随机森林(RF)模型能更好地反演研究区土壤有机质含量。王延仓等^[14]利用离散小波变换处理土壤光谱数据,建立的偏最小二乘回归(PLSR)模型可以提高土壤光谱预测有机质含量的精度;肖艳等^[15]指出,原始土壤光谱经小波变换处理后通过连续投影算法筛选特征波段构建的支持向量机(SVM)模型能有效用于有机质含量的高光谱估算。连续小波变换(CWT)是小波变换的一种类型,其具有多分辨率、多种小波基函数和不同的小波系数分解尺度等特点,将数学变换后的光谱数据与小波变换耦合,在光谱信号挖掘方面优势明显,在土壤有机质含量估算中可以明显提升模型精度^[16]。目前,CWT多用于作物叶绿素含量的估算^[17-19],但是应用CWT估算SOC含量特别是在干旱区绿洲SOC含量估算中的应用尚待深入探讨。采用CWT对土壤光

谱反射率(R)及其一阶微分变换的 R' 进行尺度分解,分析不同尺度的小波系数与SOC含量的相关性,通过阈值筛选小波系数和敏感波段,分别建立PLSR、RF、SVM 3种模型,优选出最佳组合模型估算SOC含量,为快速、高效获取干旱区SOC含量提供方法支持。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区为博斯腾湖西岸湖滨绿洲(41°45'~42°10'N,86°15'~86°55'E),位于新疆焉耆盆地,是典型的山前湖泊绿洲,面积约367 km²,气候属于大陆荒漠性气候,年均气温9.0℃,年均蒸发量高于1800.0 mm,年均降水量83.5 mm,蒸降比最高可达40:1,地下水埋深约1.0 m,矿化度为0.1~10.0 g/L^[20]。自然植被主要有怪柳、梭梭、芦苇等,农作物有辣椒、玉米和油菜等;土壤类型主要有绿洲潮土、沼泽土和草甸土等,表层土壤中的有机碳含量较高^[21]。

1.2 土壤样品采集测定与预处理

根据研究区土壤现状,结合土壤类型、土地利用状况和地形因素,共布设60个样点,采集样点表层(0~10 cm)土壤,并利用GPS记录采样点坐标,位置如图1所示。土壤样品采集时间为2020年9月18至24日,将土壤样品带回实验室自然风干,剔除石砾、草根等杂质,过100目孔径筛后分成2份,分别用于土壤高光谱数据采集和有机碳含量测定。

将预处理后的样品采用重铬酸钾-外加热法测定土壤有机碳含量^[22],共获得60个有机碳含量数据。采用Kennard-stone(K-S)算法,选择欧氏距离最远的有机碳含量数据作为训练集,然后计算剩下的样品到训练集每个已知样品的欧氏距离,最终选取37个样品作为建模集,选取23个样品为验证集(表1)。采样集SOC含量变化范围为1.02~45.90 g/kg,均值为17.92 g/kg,变异系数为61.22%,呈中等变异。

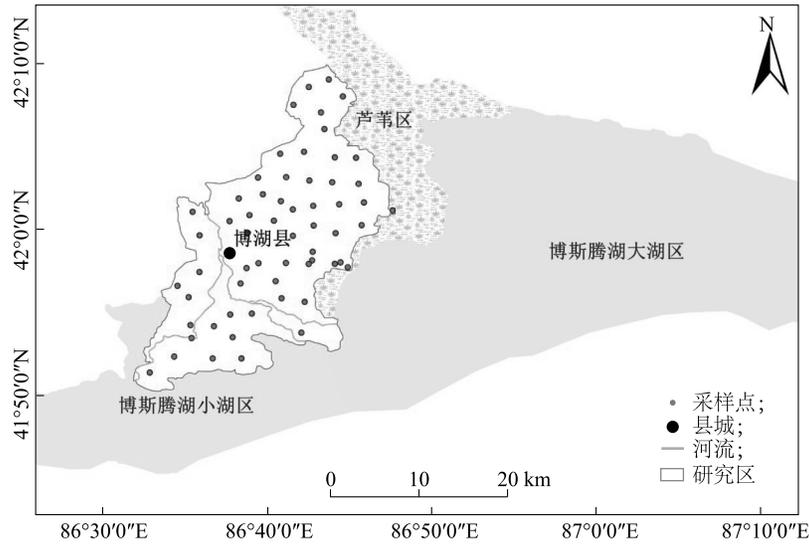


图 1 研究区采样点示意图

Fig.1 Diagram of sampling sites in the study area

表 1 土壤有机碳含量描述性统计

Table 1 Descriptive statistics of soil organic carbon content

数据集	样本数	最小值 (g/kg)	最大值 (g/kg)	平均值 (g/kg)	标准差 (g/kg)	变异系数 (%)
采样集	60	1.02	45.90	17.92	10.97	61.22
建模集	37	1.02	45.90	18.05	12.50	69.23
验证集	23	6.84	43.32	17.72	8.21	46.31

应用 ASD FieldSpec3 光谱仪 (350~2 500 nm) 测定表层土壤样品的高光谱反射率,重采样间隔为 1 nm。选择晴朗无风的天气,于当地正午 (12:00~14:00) 在室外采集土壤高光谱数据,将光谱仪探测头垂直放置在土样上方约 15 cm 处,每个土样测量 15 次,每间隔 5 min 进行 1 次暗电流采集,每间隔 10 min 重新优化^[23]。由于受湿度变化、太阳移动等环境不可控因素的影响,统一去除噪音和水汽影响波段 (1 351~1 420 nm、1 801~1 975 nm、2 451~2 500 nm)^[24]。为减少高频噪音影响,挖掘更多光谱信息,将去除噪音和水汽波段后的高光谱反射率数据进行 Savitzky-Golay (S-G) 滤波处理,并对光谱数据进行一阶微分变换^[25]。

1.3 连续小波变换

连续小波变换 (CWT) 是一种线性变换,通过小波基函数对高光谱反射率进行一系列不同尺度的分解,转换为二维小波系数,表达式^[26]为:

$$Wf(a,b) \leq f; \Psi_{a,b} \geq \int_{-\infty}^{+\infty} f(\lambda) \Psi_{a,b}(\lambda) d\lambda \quad (1)$$

其中:

$$\Psi_{a,b}(\lambda) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{\lambda-b}{a}\right) \quad (2)$$

式中, $f(\lambda)$ 为光谱反射率; λ 为光谱波段; $\Psi_{a,b}(\lambda)$ 为小波基函数; a , b 分别表示尺度因子和平移因子。小波系数由分解尺度 ($i=1, 2, \dots, n$) 和波段 ($j=1, 2, \dots, m$) 组成 $m \times n$ 矩阵,将一维光谱数据转换为二维小波系数,分析小波系数与 SOC 含量的相关性,选出较优分解尺度,筛选敏感波段,进行下一步模型构建。

1.4 模型构建与评价

PLSR 模型可以同时考虑光谱反射率和有机碳含量之间的相互关系,对主成分贡献进行分析,并通过降维处理大规模的数据,所以 PLSR 在定量的土壤高光谱建模分析中被广泛应用^[27-28]。RF 是由 Breiman^[29]提出的一种基于分类树的算法,它利用随机森林分类器对数据进行判别和分类,通过总结大量的分类树来提高模型预测精度,能够充分反应变量之间的相互作用。SVM 是一种可用于分类和回归任务监督学习的算法,遵循结构化奉献最小的原则,可用于拟合线性或非线性函数^[30-31]。SVM 模型选用 Poly 作为核函数,使用训练交叉验证的方法对惩罚参数 (c) 和核参数 (g) 进行优化。

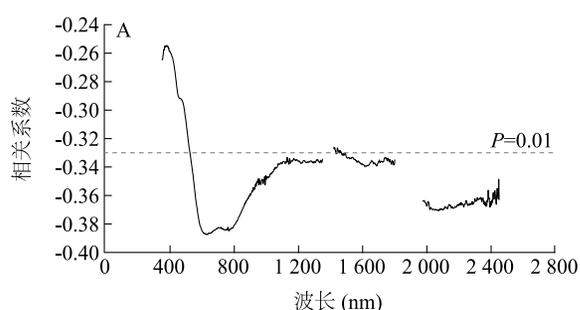
模型精度检验选取决定系数 (R^2)、均方根误差 ($RMSE$)、相对分析误差 (RPD) 进行评价,其中 R^2 的取值范围为 0~1.00, R^2 越大, $RMSE$ 越接近 0,表示

拟合度越高,模型越稳定;当 $RPD < 1.40$ 时,模型预测能力较差;当 $1.40 \leq RPD < 2.00$ 时,模型预测效果一般; $RPD \geq 2.00$ 时,模型预测能力较好^[32]。

2 结果与分析

2.1 土壤有机碳含量与 R 、 R' 相关性分析

由图 2 可知, R 与 SOC 含量呈负相关,相关系数的绝对值 ($|r|$) 最大值为 0.39,最大值出现在



560~740 nm 的可见光波段处,其次为 2 000~2 400 nm 的近红外波段,通过显著性检验 ($P < 0.01$) 的波段达 1 689 个;由 R' 与 SOC 含量的相关性曲线可知,相关性曲线波动性大, $|r|$ 最大值为 0.54,比 R 与 SOC 含量的最大相关系数提高了 0.15,通过显著性检验 ($P < 0.01$) 的波段数由 1 689 个降低为 227 个,说明土壤光谱反射率通过数学一阶微分变换,可以放大光谱信息,提高与土壤有机碳含量的相关性。

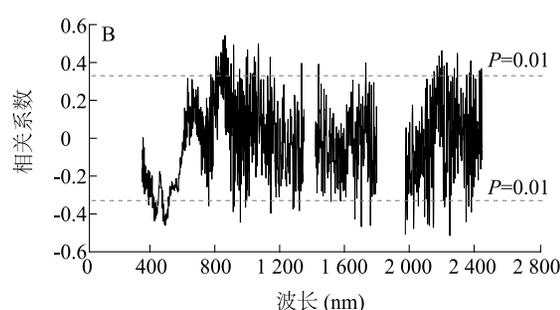


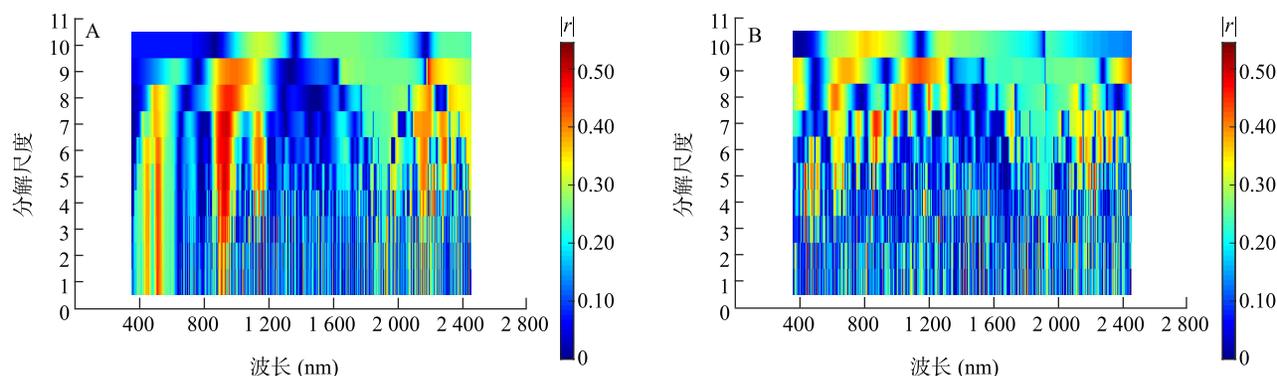
图 2 土壤有机碳含量与 R (A)、 R' (B) 的相关性分析

Fig.2 Correlation analysis of soil organic carbon content with R (A) and R' (B)

2.2 土壤有机碳含量与反射率经过连续小波变换后、一阶微分变换后的相关性分析

采用 Biorthogonal (Bior) 小波函数,选择 Bior1.3,在 Power 2 Mode 中 Power 选择 $10^{[15]}$,对 R 、 R' 分

别进行 1~10 个尺度的变换分解,分析变换后小波系数与 SOC 含量的相关性,相关系数取绝对值后的小波系数图如图 3。



不同的颜色代表不同的相关性,红色代表相关性较强的区域,蓝色代表相关性较弱的区域。

图 3 土壤有机碳含量与 R (A)、 R' (B) 小波系数相关系数

Fig.3 Correlation coefficients of soil organic carbon content with R and R' wavelet coefficients

结合图 2 与图 4 分析, R 、 R' 经过 CWT 变换后, $|r|$ 明显要高于未经过 CWT 变换的 $|r|$, R 经过 CWT 变换后相关系数最大值为 0.55,比未经过变换处理的 R 相关系数最大提升约为 0.16。利用 CWT 变换有效放大了光谱信息中的微弱信号,可以更好地提取土壤高光谱反射率与有机碳含量之间的特征信息; R' 经过 CWT 变换后,相关系数最大值提升至 0.58,比 R 经过

CWT 变换后的相关系数略有提高。

由图 2 和图 3 可知, $P < 0.01$ 、相关系数绝对值 ($|r|$) > 0.33 时,包含大量的波段数,难于从众多波段中提取敏感波段,以相关性最强的 10 个波段作为估算模型的输入变量,筛选结果见表 2。 R 与 SOC 含量相关性较强的波段为 623~632 nm 的可见光波段, $|r|$ 均为 0.39; R' 与 SOC 含量相关性较强的波段主要为近红外

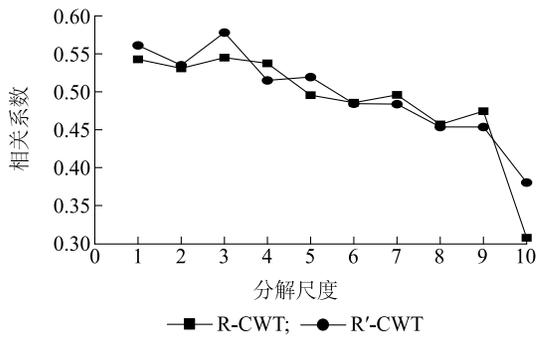


图4 有机碳含量与10个尺度的最大相关系数

Fig.4 Maximum correlation coefficient of organic carbon content with ten scales

波段,相关系数范围为 $0.47 < |r| < 0.54$; R 经过 CWT 变换后选取1~4尺度,敏感波段集中在852 nm、863 nm、1 068~1 070 nm、2 251 nm 的近红外波段,相关系数最大值为0.55,最小值为0.52; R' 经过 CWT 变换后选取了1~5尺度,敏感波段集中在415 nm、1 013 nm、1 144 nm、1 477 nm、2 111 nm 和2 246 nm 的可见光和近红外波段,相关系数最大值为0.58,最小值为0.52。由图4可知, R' 经过 CWT 变换后在6~10尺度与SOC含量的相关性较弱,且随着分解尺度的增加,相关系数逐渐降低; R 经过 CWT 变换后在5~10尺度相关系数低于1~4尺度,未进行敏感波段筛选。土壤高光谱反射率经过一阶微分变换与CWT变换后,能较好地提升与SOC含量的相关性,显示出更多光谱有益信息,在挖掘可见光和近红外波段与有机碳含量相关性方面效果明显。

表2 SOC含量相关敏感波段筛选

Table 2 Screening of sensitive bands related to SOC content

变量	选取的尺度	敏感波段	相关系数绝对值(r)
R	-	623~632	0.39
R'	-	852, 863, 867, 916, 1 068, 1 069, 1 972, 2 027, 2 148, 2 251	0.52, 0.54, 0.48, 0.50, 0.48, 0.50, 0.51, 0.48, 0.47, 0.51
R -CWT	1	852, 863	0.52, 0.54
	2	852, 863	0.53, 0.53
	3	1 069, 1 070, 2 251	0.55, 0.54, 0.53
	4	1 068, 1 069, 1 070	0.53, 0.54, 0.53
R' -CWT	1	1 013, 1 477	0.54, 0.56
	2	415, 1 144	0.54, 0.52
	3	415, 1 758, 2 111	0.55, 0.58, 0.56
	4	2 246	0.52
	5	415, 416	0.52, 0.52

R -CWT: R 经 CWT 变换后的光谱信息; R' -CWT: R' 经 CWT 变换后的光谱信息。

2.3 SOC含量估算模型构建与分析

以敏感波段为自变量, SOC 含量为因变量, 采用 PLSR、RF、SVM 3 种方法构建 SOC 含量估算模型, 结果见表3。经过 S-G 平滑、去除噪音波段的光谱反射率(R)构建的3种估算模型, 决定系数(R^2)最大值仅为0.49, $RMSE$ 最小值为6.31, RPD 均小于1.4, 表明模型不能直接用于估算 SOC 含量; 经过一阶微分变换后, R' -RF 和 R' -SVM 模型的决定系数 R^2 分别为0.64和0.60, RPD 分别为1.48和1.41, 模型只能粗略的估算有机碳含量。经过 CWT 变换后, R -CWT-PLSR 和 R -CWT-RF 模型; 经过 CWT 变换后, R' -CWT-RF 和 R' -CWT-SVM 模型的决定系数 R^2 分别为0.76和0.80, $RMSE$ 分别为4.62和3.56, RPD 分别为2.05和2.12, 可以实现有机碳含量的精确估算。

SVM 模型建立的土壤有机碳含量估算模型要优于 PLSR 和 RF 模型, 通过一阶微分变换后的 R' 筛选敏感波段构建的模型要优于 R , 经过 CWT 处理后的 R -CWT 和 R' -CWT 筛选的敏感波段构建的模型要优于 R 和 R' 。

表3 不同SOC含量估算模型建模集和预测集

Table 3 Modelling sets and prediction sets of different SOC content estimation models

模型	建模集		验证集		
	R^2	$RMSE$	R^2	$RMSE$	RPD
R -PLSR	0.30	10.34	0.49	6.43	1.05
R -RF	0.46	9.14	0.35	7.40	1.02
R -SVM	0.28	10.88	0.45	6.31	1.20
R' -PLSR	0.47	8.99	0.46	6.66	1.27
R' -RF	0.64	7.75	0.64	4.92	1.48
R' -SVM	0.68	7.17	0.60	5.17	1.41
R -CWT-PLSR	0.67	7.27	0.60	5.86	1.57
R -CWT-RF	0.74	6.30	0.62	6.34	1.62
R -CWT-SVM	0.72	6.62	0.78	4.57	1.88
R' -CWT-PLSR	0.61	7.84	0.64	5.24	1.61
R' -CWT-RF	0.79	5.79	0.76	4.62	2.05
R' -CWT-SVM	0.83	5.24	0.80	3.56	2.12

由图5可知, 3种模型在拟合过程中没有出现过度拟合现象, R' -CWT-SVM 模型的 R^2 为0.80,

$RMSE$ 为 3.56, RPD 为 2.12, 能更好地实现 SOC 含量的估算; 其次为 R' -CWT-RF 模型, R' -CWT-RF 模型的 RPD 为 2.05, 估算有机碳含量的模型精度仅次于 R' -CWT-SVM 模型; R' -CWT-PLSR 模型的 RPD 仅为 1.61, 效果较差。将土壤高光谱反射率进行

CWT 处理后与有机碳含量进行相关性分析提取敏感波段, 增强了光谱与有机碳含量之间的相关性, 相比通过常规方法处理光谱信息后建模, CWT 处理能有效提高模型估算精度。

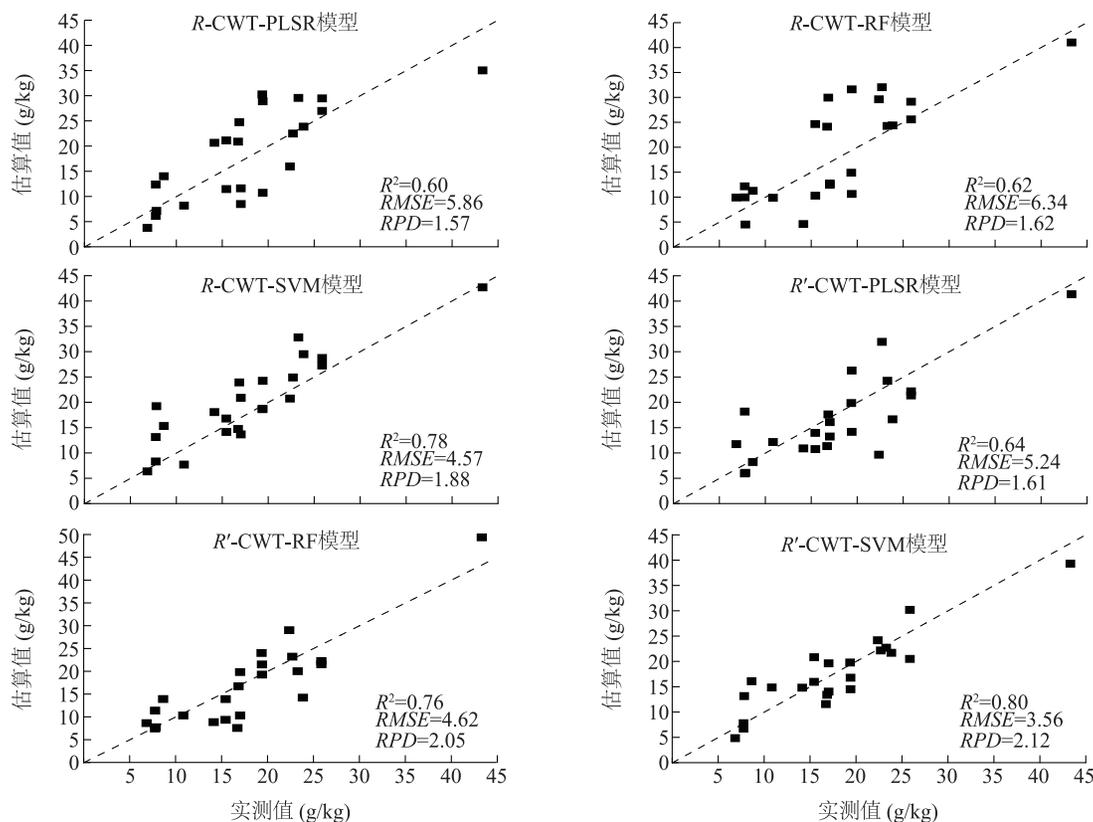


图5 土壤有机碳含量的实测值和估算值散点图

Fig.5 Scatter plot of measured and estimated soil organic carbon content

3 讨论

土壤光谱反射率可以在室内或者室外进行测定, 在室内测定土壤光谱数据虽然能减少外界环境的干扰, 但不能模拟室外自然环境状况; 室外采集尽管易受环境影响, 但能较好地反映自然界的部分真实情况, 描述光谱反射特征^[33]。因此, 本研究选择在室外测定土壤高光谱反射率, 将测定的数据进行 S-G 平滑处理, 删除噪音波段, 并对反射率 (R) 进行一阶微分变换 (R')。经过一阶微分变换后, 不同程度地放大了土壤有机碳在可见光和近红外波段的吸收谷, R' 与土壤有机碳含量的最大相关系数绝对值 ($|r|$) 由 0.39 提高到 0.54, 筛选的敏感波段能有效提升模型的估算精度, 此结果与周伟等^[13]的研究结果基本相同。 R 筛选的敏感波段为 623~632 nm, R'

筛选的敏感波段为 852 nm、863 nm、867 nm 等, R 经过 CWT 处理后筛选的敏感波段为 852 nm、863 nm、1 068~1 070 nm 等, R' 经过 CWT 处理后筛选的敏感波段为 415 nm、1 013 nm、1 144 nm 等, 敏感波段的筛选结果与牛芳鹏等^[21]的研究结果存在差异, 可能是由于土壤样品采集深度不同, 对反射率的预处理方法也不同以及对敏感波段的筛选方法不同导致。进行 CWT 处理前, R' -RF 和 R' -SVM 模型的 R^2 分别为 0.64 和 0.60, $RMSE$ 分别为 4.92 和 5.17, RPD 分别为 1.48 和 1.41; CWT 处理后, R' -CWT-RF 和 R' -CWT-SVM 模型的 R^2 分别为 0.76 和 0.80, $RMSE$ 分别为 4.62 和 3.56, RPD 分别为 2.05 和 2.12; 采用 CWT 处理土壤高光谱数据, 不仅可以提升光谱与土壤有机碳含量的相关性, 建立的估算模型在建模集和验证集精度上也均有提高, 这与王延

仓等^[16]、于雷等^[28]的研究结果基本一致。随着CWT分解尺度的增加,与SOC含量的相关性呈现先增后降,此结论与王延仓等^[14]的研究结果基本一致。

已有大量研究采用PLSR^[34-35]、RF、SVM^[36-38]等方法建立土壤有机碳含量估算模型,并取得了良好的估算效果^[39-41]。SVM模型估算效果优于PLSR和RF模型,验证集 R^2 分别为0.80、0.64和0.76,说明SVM能在一定程度上弱化噪声信息,更好地拟合非线性问题,这一结论与曾胤等^[42]、张子鹏等^[43]的研究结果基本一致。本研究将光谱进行一阶微分变换,再经连续小波变换处理后结合支持向量机模型,即 R' -CWT-SVM模型来估算土壤有机碳含量,模型验证精度高,预测效果明显。如何选取小波函数的最佳函数类型处理土壤有机碳高光谱数据,有待于进一步研究。

参考文献:

- [1] WANG J P, WANG X J, ZHANG J, et al. Soil organic and inorganic carbon and stable carbon isotopes in the Yanqi Basin of northwestern China[J]. *European Journal of Soil Science*, 2015, 66:95-103.
- [2] 张鹏鹏, 濮晓珍, 张旺锋. 干旱区绿洲农田不同种植模式和秸秆管理下土壤质量评价[J]. *应用生态学报*, 2018, 29(3): 839-849.
- [3] 赵明松, 张甘霖, 李德成, 等. 江苏省土壤有机质变异及其主要影响因素[J]. *生态学报*, 2013, 33(16): 5058-5066.
- [4] 童庆禧, 张兵, 张立福. 中国高光谱遥感的前沿进展[J]. *遥感学报*, 2016, 20(5): 689-707.
- [5] 谢文, 赵小敏, 郭熙, 等. 基于RBF组合模型的山地红壤有机质含量光谱估测[J]. *林业科学*, 2018, 54(6): 16-23.
- [6] 祝元丽, 王冬艳, 张鹤, 等. 采用无人机载高分辨率光谱仪反演土壤有机碳含量[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(6): 66-72.
- [7] 纪文君, 史舟, 周清, 等. 几种不同类型土壤的VIS-NIR光谱特性及有机质响应波段[J]. *红外与毫米波学报*, 2012, 31(3): 277-282.
- [8] 张森, 卢霞, 聂格格, 等. SVM和BP检测滨海湿地土壤有机质[J]. *光谱学与光谱分析*, 2020, 40(2): 556-561.
- [9] 聂哲, 李秀芬, 吕家欣, 等. 东北典型黑土区表层土壤有机质含量高光谱反演研究[J]. *土壤通报*, 2019, 50(6): 1285-1293.
- [10] 王敬哲, 丁建丽, 张东, 等. 基于分数阶微分预处理高光谱数据的荒漠土壤有机碳含量估算[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(21): 161-169.
- [11] 洪永胜, 朱亚星, 苏学平, 等. 高光谱技术联合归一化光谱指数估算土壤有机质含量[J]. *光谱学与光谱分析*, 2017, 37(11): 3537-3542.
- [12] 张东辉, 赵英俊, 秦凯, 等. 光谱变换方法对黑土养分含量高光谱遥感反演精度的影响[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(20): 141-147.
- [13] 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.
- [14] 王延仓, 杨贵军, 朱金山, 等. 基于小波变换与偏最小二乘耦合模型估测北方潮土有机质含量[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(7): 1922-1926.
- [15] 肖艳, 辛洪波, 王斌, 等. 基于小波变换和连续投影算法的黑土有机质含量高光谱估测[J]. *国土资源遥感*, 2021, 33(2): 33-39.
- [16] 王延仓, 金永涛, 王晓宁, 等. 传统光谱变换与连续小波耦合定量反演潮土有机质含量[J]. *光谱学与光谱分析*, 2018, 38(8): 2571-2577.
- [17] 谭先明, 王仲林, 张佳伟, 等. 基于连续小波变换的干旱胁迫下玉米冠层叶绿素密度估测[J]. *干旱地区农业研究*, 2021, 39(4): 155-161.
- [18] 彭咏石, 陈水森, 陈金月, 等. 基于连续小波系数的叶绿素a浓度估测模型[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(8): 431-439.
- [19] 束美艳, 顾晓鹤, 孙林, 等. 倒伏胁迫下的玉米冠层结构特征变化与光谱响应解析[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(11): 3553-3559.
- [20] 李志, 李新国, 毛东雷, 等. 博斯腾湖西岸湖滨带不同植被类型土壤剖面盐分特征分析[J]. *西北农业学报*, 2018, 27(2): 260-268.
- [21] 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.
- [22] 吴才武, 夏建新, 段峥嵘. 土壤有机质测定方法述评与展望[J]. *土壤*, 2015, 47(3): 453-460.
- [23] 刘克, 赵文吉, 郭道宇, 等. 基于地面实测光谱的湿地植物全氮含量估算研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2012, 32(2): 465-471.
- [24] 张贤龙, 张飞, 张海威, 等. 基于光谱变换的高光谱指数土壤盐分反演模型优选[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(1): 110-117.
- [25] 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.
- [26] CHENG T, RIVARD B, SANCHEZ-AZOFEIFA G A, et al. Continuous wavelet analysis for the detection of green attack damage due to mountain pine beetle infestation[J]. *Remote Sensing of Environment: An Interdisciplinary Journal*, 2010, 114(4): 899-910.
- [27] XU S X, SHI X Z, WANG M Y, et al. Effects of subsetting by parent materials on prediction of soil organic matter content in a hilly area using Vis-NIR spectroscopy[J]. *PLoS One*, 2016, 11(3): e0151536.
- [28] 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.
- [29] BREIMAN L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.

- [30] CHANG C C, LIN C J. Training v -support vector regression: theory and algorithms [J]. *Neural Computation*, 2002, 14(8): 1959-1977.
- [31] SHAHRAINYI H, GHAFOURI M, SHOURAKI S, et al. Comparison between active learning method and support vector machine for runoff modeling [J]. *Journal of Hydrology & Hydromechanics*, 2012, 60(1): 16-32.
- [32] 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.
- [33] 刘焕军,张新乐,郑树峰,等. 黑土有机质含量野外高光谱预测模型[J]. *光谱学与光谱分析*, 2010, 30(12): 3355-3358.
- [34] 杨栋溟,李亚强,刀 剑,等. 基于无人机多光谱与地面高光谱遥感的土壤主要养分含量估测[J]. *江苏农业科学*, 2022, 50(2): 178-186.
- [35] 金宇豪,石 楠,文双雅,等. 菜油兼用型油菜籽粒油酸含量的高光谱模型构建[J]. *南方农业学报*, 2021, 52(6): 1674-1682.
- [36] 张先洁,孙国祥,汪小昆,等. 基于超像素特征向量的果树冠层分割方法[J]. *江苏农业学报*, 2021, 37(3): 724-730.
- [37] 单慧勇,李晨阳,张程皓,等. 有限二氧化碳资源条件下的温室光气耦合优化调控模型[J]. *江苏农业学报*, 2021, 37(2): 471-479.
- [38] 沈广辉,曹瑶瑶,刘 馨,等. 近红外高光谱成像结合特征波长筛选识别小麦赤霉病瘪粒[J]. *江苏农业学报*, 2021, 37(2): 509-516.
- [39] 杨爱霞,丁建丽. 新疆艾比湖湿地土壤有机碳含量的光谱测定方法对比[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(18): 162-168.
- [40] 尼加提·卡斯木,茹克亚·萨吾提,师庆东,等. 基于优化光谱指数的土壤有机质含量估算[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(11): 155-163.
- [41] 焦彩霞,郑光辉,解宪丽,等. 可见-短近红外成像光谱数据的土壤有机质含量估算[J]. *光谱学与光谱分析*, 2020, 40(10): 3277-3281.
- [42] 曾 胤,陆宇振,杜昌文,等. 应用红外光声光谱技术及支持向量机模型测定土壤有机质含量[J]. *土壤学报*, 2014, 51(6): 1262-1269.
- [43] 张子鹏,丁建丽,王敬哲,等. 利用三维光谱指数定量估算土壤有机质含量:以新疆艾比湖流域为例[J]. *光谱学与光谱分析*, 2020, 40(5): 1514-1522.

(责任编辑:陈海霞)