

基于 CWT 的人类不同程度干扰下干旱区土壤 有机质含量估算研究

叶红云¹, 熊黑钢^{2*}, 张芳¹, 王宁¹, 马利芳¹

¹新疆大学资源与环境科学学院/教育部绿洲生态重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830046;

²北京联合大学应用文理学院城市系, 北京 100083

摘要 为了研究人类干扰活动对土壤有机质含量的影响以及提高干旱区土壤有机质估算精度,以新疆北部阜康市的土壤为研究对象,对 90 个采样点的高光谱曲线分别进行连续小波变换(CWT),并与两种常用光谱变换 R' 、 $\lg(1/R)$ 进行对比。结果表明,随着人类干扰程度的增加,土壤有机质的空间变异性随之增强;常用光谱变换中, I、II、III 区 R' 与土壤有机质所建立的偏最小二乘决定系数模型 R^2 均高于 R 、 $\lg(1/R)$;经过 CWT 变换后所建模型精度更高,验证模型精度 R^2 分别为 0.717、0.689、0.630,与 R 所建模型的 R^2 相比最大分别提高了 0.382、0.4、0.389,且相对分析误差分别达到 2.150、2.090、2.013,均能很好地预测土壤有机质含量,说明利用 CWT 不会因人类干扰程度的提高而使模型精度大幅度降低,更加适用于干旱区有机质含量的预测。

关键词 成像系统; 土壤有机质; 野外高光谱; 连续小波变换; 人类干扰活动

中图分类号 TP79; S127

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.051101

CWT-Based Estimation of Soil Organic Matter Content in Arid Area Under Different Human Disturbance Degrees

Ye Hongyun¹, Xiong Heigang^{2*}, Zhang Fang¹, Wang Ning¹, Ma Lifang¹

¹ College of Resources and Environment Sciences, Xinjiang University/Key Laboratory of Oasis Ecology of Ministry of Education, Urumqi, Xinjiang 830046, China;

² Urban Department of College of Applied Arts and Science, Beijing Union University, Beijing 100083, China

Abstract In order to explore the influence of human disturbance activities on soil organic matter content and improve the estimation accuracy of soil organic matter in arid area. The soil in Fukang City, northern Xinjiang, is studied. The hyperspectral curves of 90 sampling points are successively transformed by continuous wavelet transform (CWT) and compared with R' and $\lg(1/R)$, two common spectral transformation methods. The results show that the spatial variability of soil organic matter is enhanced with the increase of human disturbance degree. Moreover, in the common spectral transformation methods, R^2 of partial least squares models established by the soil organic matter institute and R' in zone I, zone II and zone III are both higher than those by R and $\lg(1/R)$. The precision of the model established after CWT is very high. Compared with R^2 of the model established by R , R^2 of the measured value and the predicted value are 0.717, 0.689, 0.630, increased by 0.382, 0.4, 0.389, respectively. In addition, the relative percent deviation correspondingly reach 2.150, 2.090, 2.013, indicating that CWT can well predict the soil organic matter contents. The usage of CWT does not greatly reduce the model accuracy with the increase of human disturbance degree and is more suitable for the prediction of organic matter content in arid regions.

Key words imaging systems; soil organic matter; field hyperspectral; continuous wavelet transformation; human disturbance activity

OCIS codes 110.4234; 300.6340; 300.6550; 350.6980

收稿日期: 2018-08-06; 修回日期: 2018-09-05; 录用日期: 2018-09-21

基金项目: 国家自然科学基金(41671198,41761041)

* E-mail: heigang@buu.edu.cn

1 引言

土壤有机质主要由各种动植物的残体、微生物体及其分解和合成的各种有机质组成,虽然其仅占土壤总量的很小一部分,但在土壤肥力上的作用却十分重要。不同土壤类型和区域由于气候以及人类干扰程度的不同,使得有机质含量分解程度有所不同,其光谱反射特性也存在差异。

灰钙土是北疆典型的土壤类型之一,其有机质质量分数大多 $<2\%$,研究表明有机质含量较低会大幅减弱其对光谱反射率的吸收^[1-2]。为提高土壤有机质含量的预测精度,研究者多采用微分、倒数、对数、去包络线等变换对土壤光谱进行研究并取得了较好的效果^[3-7]。连续小波变换(CWT)近几十年来在高光谱遥感领域以其在信号去噪和数据压缩方面独特的优势为地物光谱信息提取提供了新途径,已有研究表明其比常用的光谱数学变换预测效果更优^[8-14],但目前对于干旱区土壤有机质的连续小波变换研究尚未涉及。

生态系统的干扰已经成为一种广泛存在的现象,其中人类干扰形式主要有对森林和草原植被的砍伐和开垦、狩猎、捕捞等。在我国干旱区、半干旱区,由于人类放牧、农业活动等的干扰活动,人类将大面积的荒地开垦为耕地、林地。人类活动对土壤原有生态平衡造成的破坏和改变,使土壤水分、有机质、盐分等指标发生变化^[15-17]。但目前很少有针对干旱区不同人类干扰程度下的土壤有机质进行预测的研究。因此,如何利用光谱准确估算其含量是尚需解决的问题。

本文以新疆北部阜康荒地为研究对象,从人类干扰程度出发,结合植被特征、土地利用方式等指标,将研究区划分为轻度干扰区、中度干扰区和重度干扰区 3 种类型,以 CWT 为研究手段估算其土壤

有机质含量,研究人类不同程度的干扰对土壤有机质含量的影响及其预测精度,以期为干旱区土壤资源合理规划以及农业产业结构的调整与布局提供借鉴和参考。

2 材料与方法

2.1 研究区概况

研究区位于新疆北部的阜康市($87^{\circ}44'E \sim 88^{\circ}46'E, 43^{\circ}29'N \sim 45^{\circ}45'N$)。地势南高北低,平均海拔高度为 452 m。气候为典型的温带大陆性气候,夏季高温,冬季严寒,光能资源充足,热量资源丰富,降水稀少且空间分布不均,年降水量为 164 mm,年蒸发潜力约为 2000 mm^[18]。

实验将研究区分为 I、II、III 区。I 区为轻度干扰区,因距离人类居住地较远,并未开发利用。该区人类活动很少,偶有进入,基本保持其原有风貌;II 区为中度干扰区,处于新疆建设兵团 102 团附近,大部分为废弃耕地,人类对其有一定程度的干扰;III 区为重度干扰区,位于研究区的西南部,目前人类对其开发利用程度较大,主要的开发利用方式为林地(包括人工梭梭林地、榆树林地、育苗地),尚处于开发利用的初期,如表 1 所示。

参照余作岳等^[19]提出的人类干扰分类体系,本文所研究的 I 区长期以来的主导干扰因子是人类偶尔进入该区,并未对该区原有植被类型造成干扰,即几乎未引起土壤中组分的变化,属于无效干扰;而 II 区、III 区经过人类开垦、植树等,植被类型发生改变,正常演替序列被打破,土壤中的盐分、有机质等组分也随之发生变化,即这两种干扰改变了生态系统的正常动态发展,属于有效干扰。因此,以轻度干扰区的各项指标作为对照,比较分析中度干扰和重度干扰区土壤有机质含量的变化等信息。

表 1 研究区内 3 类典型干扰区基本情况

Table 1 Basic status of three typical disturbance zones in study area

Type	Disturbance intension	Vegetation type	Soil type	Vegetation coverage /%
I	Mild	Native vegetation	Sierozem soil	≥ 30
II	Moderate	Native vegetation, cash crops	Sierozem soil	15-30
III	Severe	Cash crops, man-made forest	Sierozem soil	≤ 15

2.2 实地调查与采样

研究于 2017 年 10 月进行了土壤样本数据采集。在 I 区由南向北布设 5 条间距 500~700 m 的东西向采样线,每条采样线布设 6 个采样点;II 区相

同方向布设 5 条间距 400~600 m 的采样线,每条采样线上选择 5~7 个具有代表性的采样点;III 区面积较小,布设 6 条间距 200~400 m 的采样线,每条采样线 5 个采样点。上述每个区均有 30 个采样点,由

此构成一个由 90 个采样点组成的空间网格,并分别利用全球定位系统(GPS)对其进行定位。采集的野外数据主要包括:

1) 野外土壤高光谱数据的采集

光谱测量采用美国 ASD 公司生产的便携式 FieldSpec © 3Hi-Res 光谱仪,波段值为 350 ~ 2500 nm,其中 350 ~ 1000 nm 光谱采样间隔为 1.4 nm,光谱分辨率为 3 nm;1001 ~ 2500 nm 范围内光谱采样间隔为 1.1 nm,光谱分辨率为 8 nm。由于光谱测量采用野外实测,为了减少太阳高度对光谱采集造成的不利影响,实验均选在当地时间 11:00 ~ 15:00、晴朗少云、无风的天气进行。每次采集光谱前对光谱仪进行白板校正以去除暗电流的影响。采用 25° 视场角探头,且距采样地面 15 cm 处垂直角度,在每个采样点按梅花桩对表层土壤原始光谱进行采集,每个位置重复测量 10 次,得到的 50 条光谱曲线的平均值即为该采样点的实测光谱值,共测定 90 个采样点的光谱曲线。野外测量时观察每个采样点的实测光谱值,对出现异常的光谱曲线给予删除并重新测定,以便获得更加准确的实测光谱反射率。

2) 土壤有机质含量的采集

土样的采集与高光谱数据的测定同步进行,选择地势平坦、能代表样点周围区域特征的地点作为采样单元,每个采样点分别从周边 1 m 范围内不同的地点挖取 3 个 0 ~ 10 cm 的土坑采样,并混合均匀放入密封袋中,封口标记编号,用手持 GPS 定位后记录下经纬度。将采集的样品带回实验室经自然风干、去除杂质后,研磨过 1 mm 筛,送至中国科学院新疆生态与地理研究所,由专业人士采用重铬酸钾容量—外加热法测定^[20]有机质含量。

2.3 高光谱数据处理

由于光谱仪器波谱两端的边缘波段存在较大的仪器噪声,需要将 350 ~ 399 nm 和 2451 ~ 2500 nm 数据剔除,运用 OriginPro 9.0 对光谱反射率进行 Savitaky-Golay(9 点)平滑去噪处理,再通过观察研究区 90 个采样点的土壤光谱曲线,找出野外实测光谱因受水分吸收带和大气的影响而在 1350 ~ 1450 nm 和 1830 ~ 1950 nm 附近出现的异常,并剔除在 1400、1900 nm 附近所产生的较大噪声。

为了进一步减少外界其他干扰因素对原始光谱反射率的影响,查找土壤有机质的敏感波段,除了对

土壤样品的光谱反射率 R 进行分析外,还对光谱曲线做了一阶微分 R' 及 $\lg(1/R)$ 的变换。

2.4 连续小波变换

CWT 是一种线性变换方法,是将原始光谱信号在连续波段上进行分解,分解后的系数与原始的光谱波段一一对应^[21]。其变换公式为

$$\begin{cases} Wf(a, b) \leq f \\ \psi_{a,b} \geq \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{a,b}(t) dt \end{cases}, \quad (1)$$

$$\psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad (2)$$

式中: $f(t)$ 为研究区野外实测高光谱数据; t 为光谱波段; $\psi_{a,b}$ 为小波基函数; a 为尺度因子, b 为平移因子; $Wf(a, b)$ 为小波系数。

2.5 模型的建立与检验

模型的精度检验主要通过判定系数 R^2 、均方根误差 R_{RMSE} 和相对分析误差 R_{RPD} 检验实测值和估测值的拟合效果。 R^2 越大, R_{RMSE} 越小,则模型精度越高^[22]。Viscarra 等^[23] 对模型 R_{RPD} 做了如下分类: $R_{\text{RPD}} < 1.0$, 预测能力极差; $1.0 < R_{\text{RPD}} < 1.4$, 预测能力较差; $1.4 < R_{\text{RPD}} < 1.8$, 预测能力一般; $1.8 < R_{\text{RPD}} < 2.0$, 预测能力较好; $2.0 < R_{\text{RPD}} < 2.5$, 预测能力极好。

3 结果与分析

3.1 土壤有机质含量统计特征

选用光谱理化值共生距离 (SPXY) 算法^[24] 分别计算 I、II、III 区各个样品有机质含量之间的欧氏距离,按照 3:2 的比例划分为建模集和检验集。研究区土壤有机质含量总体较低,且随着干扰强度的减少,经营方式逐渐回归自然状态,有机质含量逐渐增加,变异系数 (CV) 逐渐减少,如表 2 所示。其中 I 区原始植被状态保存完好,主要分布梭梭、柽柳、猪毛菜、盐爪爪等,植被覆盖度 $\geq 30\%$,平均有机质含量为 10.257 g/kg,明显高于其他区,这是因为受人类活动干扰的影响,土地利用方式多样,主要有人工林、枸杞育苗地以及其他农业土地利用类型,使土壤有机质空间异质性与其它区相比得到加强, CV 也相应地增加。此外,人类干扰活动加速了土壤中水分的散失,加上干旱区降水较少,使得盐分集聚土壤表面,不利于植物的生长,导致有机质含量较低。

表2 土壤有机质含量的描述统计量

Table 2 Descriptive statistics of soil organic matter content

Type	Sample set	Number of samples	Minimum value / ($\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$)	Maximum value / ($\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$)	Mean value / ($\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$)	Standard deviation / ($\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$)	CV
I	Whole set	30	6.507	14.707	10.257	2.004	0.195
	Calibration set	18	7.952	14.17	10.344	1.753	0.169
	Validation set	12	6.507	14.707	10.127	2.409	0.238
II	Whole set	30	6.182	15.221	8.939	2.284	0.255
	Calibration set	18	6.786	14.797	8.658	1.884	0.218
	Validation set	12	6.182	15.221	9.36	2.818	0.301
III	Whole set	30	3.619	13.107	7.977	2.297	0.288
	Calibration set	18	3.619	12.133	7.483	1.935	0.259
	Validation set	12	4.695	13.107	8.717	2.67	0.306

3.2 人类不同干扰程度下的野外反射光谱特征

由于对土壤光谱外部影响因素较多,可以采用野外测定的光谱数据进行分析,并剔除明显受到干扰的波段(图1)。I、II和III区的土壤光谱曲线形态基本相似,且随着人类干扰程度的增加,土壤光谱反射率值随之升高。光谱曲线在可见光范围反射率

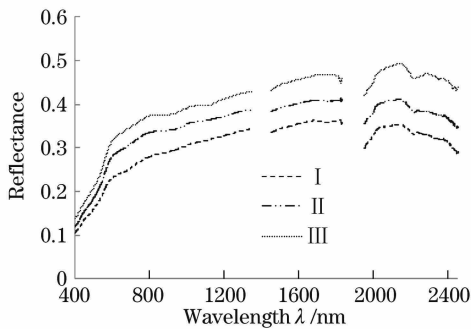


图1 人类不同程度干扰下的土壤光谱曲线
Fig. 1 Soil spectral curves under different human disturbance degrees

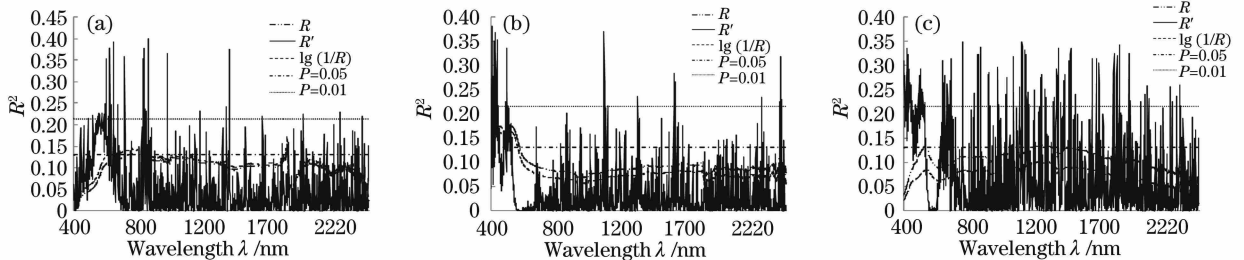


图2 土壤有机质含量与光谱反射率及其变换的相关性分析。(a) I区;(b) II区;(c) III区

Fig. 2 Correlation analysis among soil organic matter content, spectral reflectance, and its transformation.

(a) Zone I; (b) zone II; (c) zone III

通过对原始光谱反射率进行微分 R' 和倒数对数 $\lg(1/R)$ 数学变换后, I、II、III区通过 0.05 水平检验的波段增多,且有小部分波段通过了 0.01 显著性水平。这是因为经过光谱微分变换可以平缓背景

较低,随着波长的增加呈快速增长趋势,在近红外波段范围内趋于平缓,并在 1400、1900 nm 附近存在较为明显的水分吸收谷。由于在近红外波段光谱会受到 NH、CH 等基团的影响^[25], 3 条光谱曲线的吸收深度和吸收面积均存在差异。

3.3 基于常用光谱分析方法的相关性分析

分别对土壤野外原始光谱反射率进行一阶微分和倒数对数处理,并进行相关性分析。I、II和III区原始光谱与土壤有机质含量的相关性均未通过 0.01 显著水平检验,且通过 0.05 显著水平的波段也较少(图2)。这是因为本研究采用的是野外实测光谱,无法避免植被、土壤质地等外界因素的影响,使得光谱信息受到一定的干扰。而且原始光谱反射率在可见光区差异小,因光照引起的乘性因素会产生较大的噪声^[26]。总体来看, I、II、III区原始光谱反射率与有机质含量相关性较低,因此,如何将较为微弱的光谱信息从高光谱曲线中提取出来,成为干旱区土壤有机质含量准确估测的关键。

干扰或消除基线漂移,有助于吸收特征的提取;而光谱反射率经过倒数对数变换之后,不仅能够增强可见光部分的光谱微弱差异,还可以减少因光照、地形等外界条件引起的随机因素的干扰^[27]。以 0.05 显

著水平以及相关性最大的原则,分别选择其中相关系数较大的5个敏感波段作为反演模型的输入变量,见表3。

表3 选择的敏感波长

Table 3 Selection of sensitive wavelengths

Type	Spectral transformation	Sensitive bands /nm
I	R	746,762,805,1818,1824
	R'	619,645,715,1467,2270
	lg(1/R)	699,762,781,800,1824
II	R	436,450,508,522,545
	R'	407,426,1100,1634,2417
	lg(1/R)	434,453,500,523,534
III	R	536,1192,1254,1300,1555
	R'	418,860,1156,1822,2329
	lg(1/R)	536,1192,1244,1256,1300

3.4 基于CWT的相关性分析

由于土壤高光谱曲线的吸收特征与高斯函数近似,因此,选取Gaus4函数作为小波基函数,利用

Matlab R2017b对不同人类干扰下的原始光谱反射率进行CWT。为了减少数据冗余,将CWT尺度设为 $2^1, 2^2, 2^3, \dots, 2^{10}$,同时将生成的小波系数与土壤有机质含量进行相关性分析,如图3~5所示。

3.4.1 轻度干扰区CWT相关性分析

采用CWT对I区原始光谱反射率进行变换分解,生成的小波系数与土壤有机质含量的决定系数较高的区域主要出现在420~440、460~490、740~770、1635~1670和2110~2120 nm(图3)。将各分解尺度下的决定系数进行降序排列并对比分析,最终选择432、480、761、1645、2115 nm作为敏感波长,其对应的尺度分别为3、4、9、8和2。其中决定系数最高为0.48,比原始光谱反射率R最大提升约0.33。这主要是因为通过CWT处理可以放大光谱吸收,能够有效提取光谱中的微妙信号,更好地捕捉土壤中的有机质光谱特征。

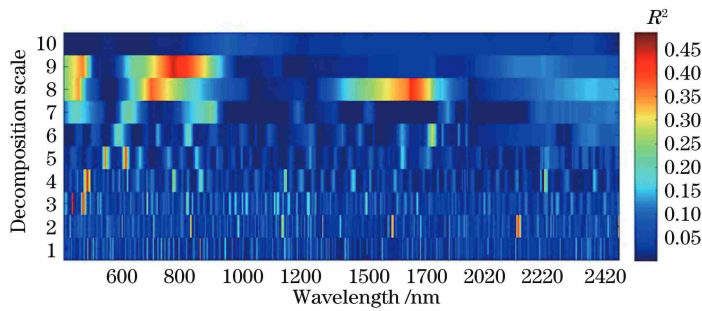


图3 轻度干扰区R小波系数与土壤有机质含量的相关系数图

Fig. 3 Correlation scalogram between R wavelet coefficient and soil organic matter content in mild disturbance zone

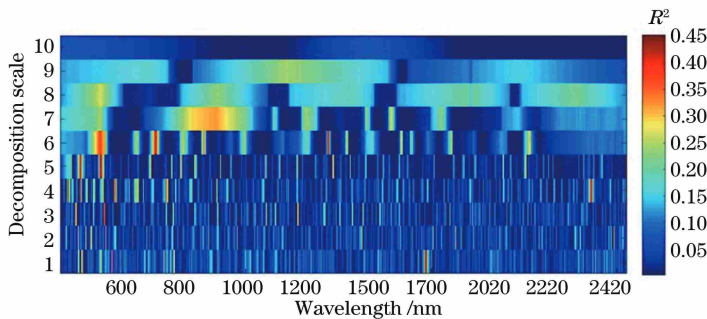


图4 中度干扰区R小波系数与土壤有机质的相关系数图

Fig. 4 Correlation scalogram between R wavelet coefficient and soil organic matter in moderate disturbance zone

3.4.2 中度干扰区CWT相关性分析

将II区原始光谱反射率进行CWT分解后,小波系数与土壤有机质含量的 R^2 同样得到了提高(图4)。决定系数最大可达0.45,与原始光谱反射率和土壤有机质的决定系数相比提高约0.28,其高值区主要集中在450~480、580~600、690~710、1670~1690和2320~2340 nm,结合排序对比分析

得出最大值分别出现在465、584、709、1682、2334 nm处,对应的尺度分别为5、3、6、1、4。

3.4.3 重度干扰区CWT相关性分析

III区原始光谱反射率通过CWT结合土壤有机质含量数据得到二者的二维决定系数图(图5),其决定系数较高的区域分解尺度主要分布在1、4、5、6和7,当分解尺度为5时,最大的决定系数 R^2 为

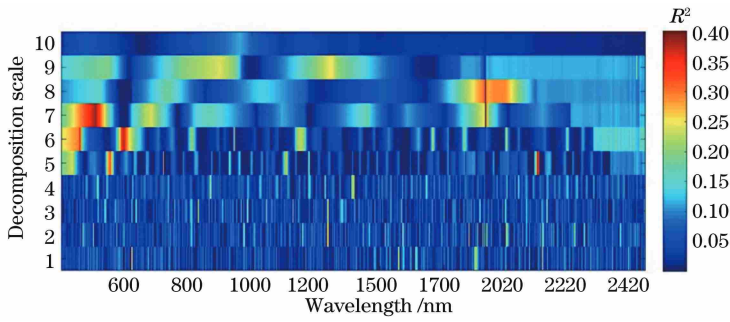


图5 重度干扰区 R 小波系数与土壤有机质含量相关系数图

Fig. 5 Correlation scalogram between R wavelet coefficient and soil organic matter content in severe disturbance zone

0.40。敏感波段主要集中在 585~610、480~520、2100~2130、1310~1320 和 1790~1810 nm, 分别在 509、552、2110、1315、1798 nm 达到最大值。

结果表明,针对野外采集的实测高光谱反射率,在有机质含量较低且受人类不同干扰程度下,通过CWT可以提高土壤高光谱中反映的土壤有机质微弱信息,有助于土壤有机质含量的准确预测。

3.5 土壤有机质高光谱估测模型的优选

基于上述分析,将 R 、 R' 、 $\lg(1/R)$ 选取的敏感波长以及CWT选取的小波系数为自变量,土壤有机质含量为因变量,构建偏最小二乘模型(表4)。对 R 进行 R' 、 $\lg(1/R)$ 、CWT 变换后,在 I、II、III 区无论是建模集的 R^2 、 R_{RMSE} ,还是验证集的 R^2 、 R_{RMSE} 均有不同程度的改善。以 I 区 CWT 建模效果为例, R 建模集和预测集的 R^2 、 R_{RMSE} 分别为 0.372、1.350 和 0.335、2.391,而 CWT 对应的数据分别为 0.752、0.848 和 0.717、1.132。因此,对 R 进行 R' 、 $\lg(1/R)$ 、CWT 变换处理,对于提高模型的预测精度以及模型的稳定性具有重要作用。综合比较 3 个区的 4 种光谱指标的估算精度,发现以CWT为

自变量建模所得的建模集和验证集的 R^2 和 R_{RPD} 均高于其他光谱指标的对应值,而 R_{RMSE} 则均低于其他光谱指标的对应值。以原始光谱反射率 R 进行建模时,I、II、III 区的 R_{RPD} 值均 < 1.4 , 预测能力较差;以 R' 、 $\lg(1/R)$ 为自变量所建模型的 R_{RPD} 值均未达到 2,只能对有机质含量进行粗略的估计;而以 CWT 为自变量所建模型得到的 I、II、III 区的 R_{RPD} 均 > 2 , 分别为 2.150、2.090、2.013,表明其预测能力很好,可以对有机质含量进行精确的估测。此外,通过对比 3 个区 CWT 与原始光谱反射率 R 建模集和验证集的 R^2 来看,I、II、III 区的 CWT 变换与 R 相比,建模集和验证集的 R^2 分别提高了 0.380、0.382、0.432、0.400、0.407、0.389,表明人类干扰活动的强弱并不会对 CWT 估算产生较大影响,该方法具有较好的适用性。

综合比较建模效果可以看出, I 区 $>$ II 区 $>$ III 区,这是因为 I 区受人类活动干扰较小,大部分区域保持原始风貌,土壤有机质含量变异系数低,有利于有机质含量的预测;而 II、III 区由于不同地块受人类活动干扰的强度不同,使有机质分布变异性较大,预测精度受到影响。

表4 土壤有机质含量反演模型的建模集与验证集结果

Table 4 Calibration and validation results of inversion model for soil organic matter content

Type	Model	Calibration set		Validation set		
		R^2	R_{RMSE}	R^2	R_{RMSE}	R_{RPD}
I	R	0.372	1.350	0.335	2.391	1.183
	R'	0.695	0.908	0.628	1.589	1.873
	$\lg(1/R)$	0.441	1.273	0.486	1.718	1.352
	CWT	0.752	0.848	0.717	1.132	2.150
II	R	0.274	1.561	0.289	2.396	0.872
	R'	0.668	1.102	0.616	1.812	1.671
	$\lg(1/R)$	0.368	1.336	0.421	2.350	1.207
	CWT	0.706	0.914	0.689	1.709	2.090
III	R	0.245	1.474	0.214	2.491	0.944
	R'	0.624	1.040	0.582	2.074	1.548
	$\lg(1/R)$	0.289	1.397	0.270	3.443	0.609
	CWT	0.652	1.135	0.630	1.985	2.013

利用检验样本将研究区 R-CWT 预处理的 3 个模型的预测值和实测值绘制散点图,如图 6 所示。研究区有机质含量实测值和预测值分布较为集中,表明原始光谱经过 CWT 后能够更好地筛选出土壤

有机质敏感信息,利用其建立的土壤有机质含量高光谱估测模型具有较高的精度,更适应用于干旱区土壤有机质含量的预测。

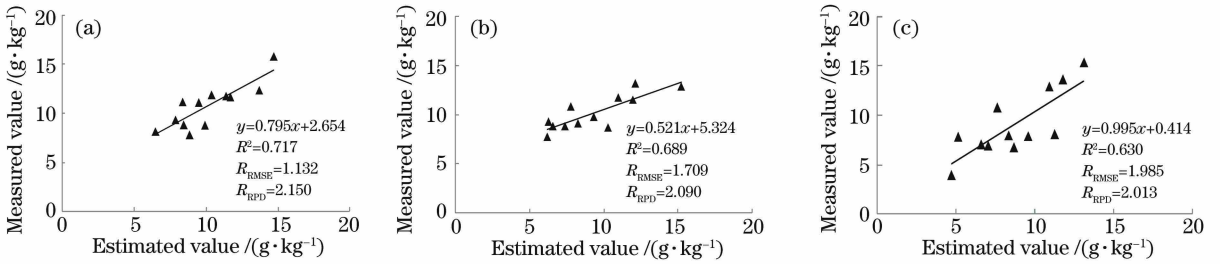


图 6 土壤有机质预测值与实测值散点图。(a) I 区;(b) II 区;(c) III 区

Fig. 6 Scatter plots of predicted and measured values of soil organic matter. (a) Zone I ; (b) zone II ; (c) zone III

3.6 模型预测效果的评价

为了更加直观地观察模型预测效果,对研究区

实测值与预测值进行 Kriging 插值分析(图 7)。3 个区土壤有机质含量预测值和实测值分布整体上具

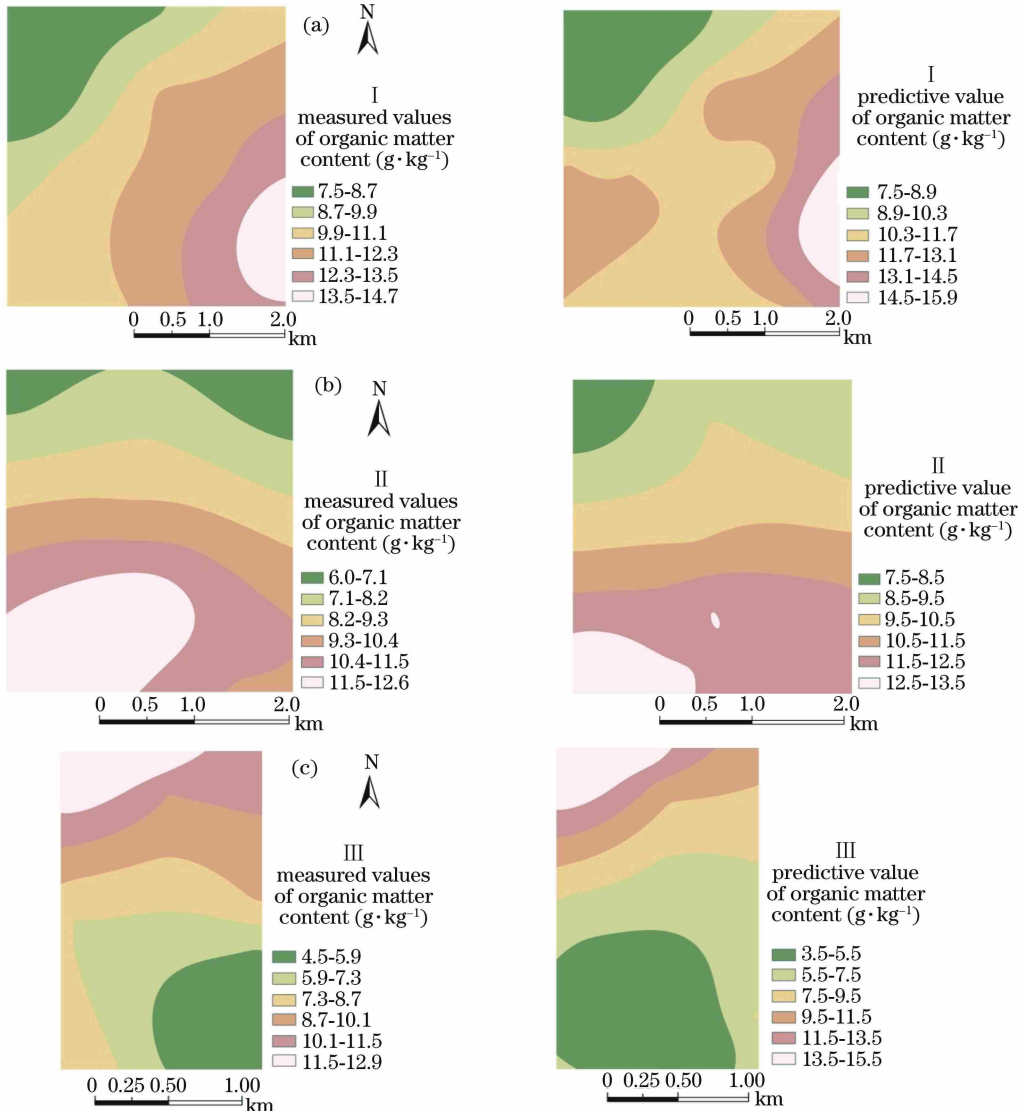


图 7 土壤有机质含量实测值与预测值的 Kriging 插值图。(a) I 区;(b) II 区;(c) III 区

Fig. 7 Kriging interpolation plots of measured and predicted values of soil organic matter content.

(a) Zone I ; (b) zone II ; (c) zone III

有较好的一致性。其中, I 区土壤有机质低值主要位于西北部, 高值位于东南方向; II 区有机质含量从西南向东北方向递减, 有机质含量高值主要分布在西南, 低值主要位于西北和东北方向; III 区低值主要位于南部, 北部有机质含量较高。研究表明, 土壤有机质含量预测值与实测值的空间分布高度吻合, 反映出 CWT 方法能够最大程度地提取高光谱中的有效信息, 有利于提高干旱区土壤有机质含量的估算精度。

4 结 论

利用 CWT 对新疆阜康市干旱区人类不同干扰程度下的土壤有机质含量进行了估算, 并与野外高光谱反射率 R 、光谱反射率一阶微分 R' 、光谱反射率倒数的对数 $\lg(1/R)$ 进行对比。主要得出以下结论: 随着人类干扰程度的加强, 有机质含量的空间变异性也逐渐增加, 依次为 I、II、III 区; I、II、III 区的 R 与土壤有机质含量相关性较低, 均未通过 0.05 水平的检验, 其中 I、II 区的 R 与土壤有机质含量呈负相关, III 区的则呈正相关; 相比 R 、 R' 、 $\lg(1/R)$, I、II、III 区原始光谱反射率经过 CWT 处理后得到的小波系数与土壤有机质含量的相关系数提高幅度最大, 与 R 相比 I、II、III 区 CWT 决定系数 R^2 分别最大提高 0.33、0.28、0.37; 3 个区利用 CWT 所建模型的预测值和实测值均具有较好的一致性, I、II、III 区 R^2 分别为 0.717、0.689、0.630, R_{RPD} 分别为 2.150、2.090、2.013, 相对于原始高光谱反射率 R 所建模型的 R^2 分别提高了 0.382、0.400、0.389, 且由预测能力较差上升为预测能力极好, 均能很好地预测土壤有机质含量。

参 考 文 献

- [1] Shan H B, Jiang P A, Yan A, *et al.* Inversion of organic matter content in grey desert soil of northern Xinjiang oasis farmland based on hyper-spectral data [J]. *Journal of Agricultural Resources and Environment*, 2018, 35(3): 276-282.
单海斌, 蒋平安, 颜安, 等. 基于高光谱数据的北疆绿洲农田灰漠土有机质反演[J]. *农业资源与环境学报*, 2018, 35(3): 276-282.
- [2] Liu H J, Zhang B, Zhao J, *et al.* Spectral models for prediction of organic matter in black soil [J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2007, 44(1): 27-32.
刘焕军, 张柏, 赵军, 等. 黑土有机质含量高光谱模型研究[J]. *土壤学报*, 2007, 44(1): 27-32.
- [3] Qiao J F, Xiong H G, Wang X P, *et al.* Spatial inversion of soil organic matter content in wasteland based on optimal model [J]. *Jiangsu Journal of Agricultural Sciences*, 2018, 34(1): 68-75.
乔娟峰, 熊黑钢, 王小平, 等. 基于最优模型的荒地土壤有机质含量空间反演[J]. *江苏农业学报*, 2018, 34(1): 68-75.
- [4] Han Z Y, Zhu X C, Liu Q, *et al.* Hyperspectral inversion models for soil organic matter content in the Yellow River Delta [J]. *Journal of Plant Nutrition and Fertilizer*, 2014, 20(6): 1545-1552.
韩兆迎, 朱西存, 刘庆, 等. 黄河三角洲土壤有机质含量的高光谱反演[J]. *植物营养与肥料学报*, 2014, 20(6): 1545-1552.
- [5] Fang S W, Yang M H, Zhao X M, *et al.* Spectral characteristics and quantitative estimation of SOM in red soil typical of Ji'an county, Jiangxi province [J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2014, 51(5): 1003-1010.
方少文, 杨梅花, 赵小敏, 等. 红壤区土壤有机质光谱特征与定量估算: 以江西省吉安县为例[J]. *土壤学报*, 2014, 51(5): 1003-1010.
- [6] Zheng M D, Xiong H G, Qiao J F, *et al.* Hyperspectral based estimation model about organic matter in desert soil at different levels of human disturbance [J]. *Arid Land Geography*, 2018, 41(2): 384-392.
郑曼迪, 熊黑钢, 乔娟峰, 等. 基于高光谱的不同人类干扰程度下荒漠土壤有机质含量估算模型[J]. *干旱区地理*, 2018, 41(2): 384-392.
- [7] Nan F, Zhu H F, Bi R T. Hyperspectral prediction of soil organic matter content in the reclamation cropland of coal mining areas in the Loess Plateau [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2016, 49(11): 2126-2135.
南锋, 朱洪芬, 毕如田. 黄土高原煤矿区复垦农田土壤有机质含量的高光谱预测[J]. *中国农业科学*, 2016, 49(11): 2126-2135.
- [8] Lin P D, Tong Z J, Zhang J Q, *et al.* Inversion of black soil organic matter content with field hyperspectral reflectance based on continuous wavelet transformation [J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2018, 25(2): 46-52, 57.
林鹏达, 佟志军, 张继权, 等. 基于 CWT 的黑土有机质含量野外高光谱反演模型[J]. *水土保持研究*, 2018, 25(2): 46-52, 57.
- [9] Yu L, Hong Y S, Zhou Y, *et al.* Inversion of soil organic matter content using hyperspectral data based on continuous wavelet transformation [J].

- Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(5): 1428-1433.
- 于雷, 洪永胜, 周勇, 等. 连续小波变换高光谱数据的土壤有机质含量反演模型构建[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(5): 1428-1433.
- [10] Cai L H, Ding J L. Inversion of soil moisture content based on hyperspectral multi-scale decomposition[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(1): 013001.
- 蔡亮红, 丁建丽. 基于高光谱多尺度分解的土壤含水量反演[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(1): 013001.
- [11] Jiang X Q, Ye Q, Lin Y, *et al.* Inverting study on soil water content based on harmonic analysis and hyperspectral remote sensing[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(10): 1028001.
- 姜雪芹, 叶勤, 林怡, 等. 基于谐波分析和高光谱遥感的土壤含水量反演研究[J]. 光学学报, 2017, 37(10): 1028001.
- [12] Zhou C, Liu N W, He T B, *et al.* Application of wavelet threshold denoising technique in expired gas analysis based on laser spectroscopy [J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(11): 1111003.
- 周超, 刘宁武, 何天博, 等. 小波阈值去噪技术在呼出气体激光光谱诊断中的应用研究[J]. 中国激光, 2017, 44(11): 1111003.
- [13] Bai S W, Sun G, Li X B, *et al.* Application of wavelet analysis in research of near-surface turbulence coherent structure[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(5): 0501002.
- 白士伟, 孙刚, 李学彬, 等. 小波分析在近地面湍流相干结构研究中的应用[J]. 光学学报, 2018, 38(5): 0501002.
- [14] Liao Q H, Gu X H, Li C J, *et al.* Estimation of fluvo-aquic soil organic matter content from hyperspectral reflectance based on continuous wavelet transformation [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(23): 132-139, 298.
- 廖钦洪, 顾晓鹤, 李存军, 等. 基于连续小波变换的潮土有机质含量高光谱估算[J]. 农业工程学报, 2012, 28(23): 132-139, 298.
- [15] Xiao R. Spatiotemporal changes of soil and vegetation in response to anthropogenic activities [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2014.
- 肖锐. 人类活动影响下流域土壤及植被的时空格局变化[D]. 杭州: 浙江大学, 2014.
- [16] Zhang S, Wang L C, Zhou H F, *et al.* Analysis of soil respiration and influencing factors in maize farmland under different tillage patterns in hilly area in Southwest China[J]. Acta Ecologica Sinica, 2014, 34(21): 6244-6255.
- 张赛, 王龙昌, 周航飞, 等. 西南丘陵区不同耕作模式下玉米田土壤呼吸及影响因素[J]. 生态学报, 2014, 34(21): 6244-6255.
- [17] Xiong P S. Research review of the impact factors on soil respiration in terrestrial ecosystem[J]. Soil and Fertilizer Sciences in China, 2017(4): 1-7.
- 熊平生. 陆地生态系统土壤呼吸的影响因素研究综述[J]. 中国土壤与肥料, 2017(4): 1-7.
- [18] Zhang L J, Yue M, Zhang Y D, *et al.* Characteristics of plant community species diversity of oasis desert ecotone in Fukang, Xinjiang [J]. Scientia Geographica Sinica, 2003, 23(3): 329-334.
- 张林静, 岳明, 张远东, 等. 新疆阜康绿洲荒漠过渡带植物群落物种多样性特征[J]. 地理科学, 2003, 23(3): 329-334.
- [19] Yu Z Y, Peng S L, Ding M M. Ecological studies on vegetation rehabilitation of tropical and subtropical degraded ecosystems [M]. Guangzhou: Guangdong Science and Technology Press, 1996.
- 余作岳, 彭少麟, 丁明懋. 热带亚热带退化生态系统植被恢复生态学[M]. 广州: 广东科技出版社, 1996.
- [20] Bao S D. Soil agrochemical analysis [M]. 3rd ed. Beijing: China Agricultural Press, 2008.
- 鲍士旦. 土壤农化分析[M]. 3版. 北京: 中国农业出版社, 2008.
- [21] Fang S H, Le Y, Liang Q. Retrieval of chlorophyll content using continuous wavelet analysis across a range of vegetation species [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2015, 40(3): 296-302.
- 方圣辉, 乐源, 梁琦. 基于连续小波分析的混合植被叶绿素反演[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(3): 296-302.
- [22] Cui X, Song Q J, Zhang Y Y, *et al.* Estimation of soil organic carbon content in alpine grassland using hyperspectral data [J]. Acta Prataculturae Sinica, 2017, 26(10): 20-29.
- 崔霞, 宋清洁, 张瑶瑶, 等. 基于高光谱数据的高寒草地土壤有机碳预测模型研究[J]. 草业学报, 2017, 26(10): 20-29.
- [23] Viscarra Rossel R A, McGlynn R N, McBratney A B. Determining the composition of mineral-organic mixes using UV-vis-NIR diffuse reflectance

- spectroscopy[J]. Geoderma, 2006, 137(1/2): 70-82.
- [24] Mao B H, Sun H, Liu H J, *et al.* Prediction of winter wheat chlorophyll content based on gram-schmidt and SPXY algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(S1): 160-165.
毛博慧, 孙红, 刘豪杰, 等. 基于正交变换与 SPXY 样本划分的冬小麦叶绿素诊断[J]. 农业机械学报, 2017, 48(S1): 160-165.
- [25] Peng J, Zhou Q, Zhang Y Z, *et al.* Effect of soil organic matter on spectral characteristics of soil[J]. Acta Pedologica Sinica, 2013, 50(3): 517-524.
彭杰, 周清, 张杨珠, 等. 有机质对土壤光谱特性的影响研究[J]. 土壤学报, 2013, 50(3): 517-524.
- [26] He T, Wang J, Lin Z J, *et al.* Spectral features of soil organic matter[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2006, 31(11): 975-979.
何挺, 王静, 林宗坚, 等. 土壤有机质光谱特征研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2006, 31(11): 975-979.
- [27] Liu L, Shen R P, Ding G X. Studies on the estimation of soil organic matter content based on hyper-spectrum [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(3): 762-766.
刘磊, 沈润平, 丁国香. 基于高光谱的土壤有机质含量估算研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(3): 762-766.