

基于 CWT 的黑土有机质含量野外高光谱反演模型

林鹏达^{1,2}, 佟志军^{1,2}, 张继权^{1,2}, 赵云升³, 李向前^{1,2}, 朱晓萌^{1,2}

(1. 东北师范大学 环境学院, 长春 130117; 2. 东北师范大学 自然灾害研究所,
长春 130117; 3. 东北师范大学 地理科学学院, 长春 130024)

摘 要:为解决黑土有机质含量野外高光谱反演存在的困难,提高反演模型精准性,对吉林省黑土进行了采样、野外光谱测量和室内化验分析,剔除噪声波段,将测得的光谱数据(R)进行倒数的对数 $[\lg(1/R)]$ 及一阶微分(R')变换,经连续小波变换(CWT)得到了 R 、 $\lg(1/R)$ 、 R' 不同分解尺度下对应的小波系数;通过分析 R 、 $\lg(1/R)$ 、 R' 及对应小波系数与土壤有机质含量的相关性,得到了显著性强相关的敏感波段;采用多元逐步回归(MSR)及偏最小二乘回归(PLSR)方法建立了黑土土壤有机质含量多种高光谱反演模型。结果表明:常用光谱分析方法中, R' 与土壤有机质含量的 R^2 高于 R 、 $\lg(1/R)$;经 CWT 变换后得到的小波系数与土壤有机质含量的 R^2 则提高显著,提高了 0.3 左右; R -CWT、 $\lg(1/R)$ -CWT、 R' -CWT 的两种模型建模集的效果均较显著($R^2 \geq 0.75$, $RMSE \leq 0.25$),且均优于对应的常规变换下的效果;建模集中 PLSR 比 MSR 模型更佳;验证集中结果相似,但精度稍低;总体上,经过 CWT 处理后的模型均具有较高的估测精度,以 R' -CWT 的 PLSR 模型最佳,能够较为全面稳定地反演土壤有机质含量。

关键词:黑土有机质; 野外高光谱; 连续小波变换; 多元逐步回归; 偏最小二乘回归

中图分类号: TP79; S127; S153

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2018)02-0046-07

Inversion of Black Soil Organic Matter Content with Field Hyperspectral Reflectance Based on Continuous Wavelet Transformation

LIN Pengda^{1,2}, TONG Zhijun^{1,2}, ZHANG Jiquan^{1,2},
ZHAO Yunsheng³, LI Xiangqian^{1,2}, ZHU Xiaomeng^{1,2}

(1. School of Environment, Northeast Normal University, Changchun 130117, China;
2. Institute of Natural Disaster Research, Northeast Normal University, Changchun 130117, China;
3. School of Geographical Sciences, Northeast Normal University, Changchun 130024, China)

Abstract: In order to solve the difficulty of inversion of organic matter content using the field hyperspectral data and improve the accuracy of inversion model of soil organic matter content, sample black soils and the detected field hyperspectral data in Jilin Province, and the soil organic matter contents of each samples were analyzed. Prior to performing the statistical analyses, the bands with large noise were eliminated, the raw soil spectral reflectance (R) was transformed to logarithm of the reciprocal of reflectance $[\lg(1/R)]$ and the first derivative of reflectance (R'), which were commonly used in soil spectroscopy to reduce possible spectra nonlinearities and enhance the spectral features. In addition, continuous wavelet transformation was applied to R , $\lg(1/R)$ and R' to generate a wavelet power scalogram at different scales. The correlation of R , $\lg(1/R)$, R' , the wavelet coefficients of R -CWT, $\lg(1/R)$ -CWT, R' -CWT to the soil organic matter contents were analyzed respectively, the significant correlation band was obtained as the sensitive band. Then, after extracting reflectance from R , $\lg(1/R)$, R' and wavelet coefficients from R -CWT, $\lg(1/R)$ -CWT, R' -CWT, a variety of inversion models of black soil organic matter content were established by the multiple stepwise regression (MSR) and partial least squares regression methods (PLSR), respectively. The results showed that the R^2 of R' and soil organic matter content was higher than the R^2 of R , $\lg(1/R)$ and soil organic matter content. The R^2 of CWT wavelet coefficients and soil organic matter content increased by about 0.3; the

results of the MSR models and the PLSR models were established by using R -CWT, $\lg(1/R)$ -CWT, R' -CWT were all significant in the calibration sets ($R^2 \geq 0.75$, $\text{RMSE} \leq 0.25$), and were better than using R , $\lg(1/R)$ and R' . The PLSR models were better than the MSR models in the calibration sets and the validation sets, but the R^2 of the validation sets was slightly lower. In general, the inversion models using CWT were more accurate, R' -CWT-PLSR model was the best, which could estimate black soil organic matter content comprehensively and stably.

Keywords: black soil organic matter content; field hyperspectral; continuous wavelet transformation; multiple stepwise regression; partial least square regression

黑土是我国肥力最高的土壤之一,由于长期不合理的开发利用,黑土地土壤侵蚀及随之产生的土壤退化不仅危害农业生产,还带来了严重的生态环境问题。而土壤有机质是衡量土壤肥力的重要指标,也是土壤退化状态的重要指标。传统的土壤有机质含量的测定主要通过土壤野外取样化验分析来实现,精度虽高,但时效差、成本高,不能有效监测土壤的退化状况,快速准确测定土壤有机质含量已成为精准农业发展及土壤生态安全评价的必需。高光谱技术反演土壤有机质含量因其快速无损的优势得到了广泛的关注与应用,确定土壤有机质的光谱响应波段是研究的关键^[1-2]。已有的研究多为室内特定条件下的土壤高光谱测量,在测试过程中存在光源功率、光源距离、照射角度等测试条件的不同,测试土样多为处理后的土壤,这在一定程度上增加了光谱数据的不确定性,也导致建立的土壤理化性质反演模型共享研究结果的困难^[3-15]。重要的是在未考虑野外实际环境因素影响的情况下,室内光谱建立的反演模型可能无法直接应用于野外遥感反演。为此,基于野外光谱测量的土壤理化性质反演模型的构建十分必要。但野外条件下土壤光谱的测量会受到很多不确定的环境因素影响并引起光谱噪声,对此除了在野外光谱测量过程中规范操作,还需对采集到的高光谱数据进行相应的处理,前人研究多采用倒数、对数、微分、吸收峰深度等变换来消除土壤光谱噪声。目前,小波变换以其在信号去噪和数据压缩方面的独特优势在高光谱数据中得到应用,主要通过多尺度分解得到光谱信号中的近似特征和细节特征。小波变换中的离散小波变换(DWT)在分析高光谱数据时对输出参数解析存在困难,连续小波变换(CWT)在土壤有机质含量高光谱反演上的应用虽较少,但已有的研究中CWT处理效果较好^[16-19]。因此,本研究对吉林省黑土进行采样、化验分析,在土壤野外光谱数据及其常规数学变换形式(原始光谱数据倒数的对数、一阶微分)的基础上,将连续小波变换应用于野外光谱去噪处理中,主要解决野外复杂条件下高光谱技术在土壤有机质反演方面存在的困难,为黑土有机质定量遥感反演提供支撑。

1 材料与方法

1.1 样本采集与制备

试验区选在公主岭市($43^{\circ}11'N$ — $44^{\circ}09'N$, $124^{\circ}02'E$ — $125^{\circ}18'E$)、德惠市($44^{\circ}02'N$ — $44^{\circ}53'N$, $125^{\circ}14'E$ — $126^{\circ}24'E$),两市均位于吉林省黑土分布核心带上。土样采集于2016年10月1日和2日,采0—20 cm表层土,取土1 kg左右,在两市共采集35个土样(图1),公主岭市18个土样,德惠市17个土样,采集的土壤属黑土土类中的黑土亚类,黄土质黑土土属,大部分呈中性或微酸性。在土样采集时,选择地势较为平坦、土壤裸露的耕地作为样区,土样采集前先进进行土壤光谱数据测量。室内将采样点与东北典型黑土土壤分布数据进行叠加,将位于典型黑土带范围外的采样点去除,最终得到32个黑土土样。将所选定的样品自然风干、敲碎、去除杂物、磨细、过2 mm孔筛后,送由东北地理与农业生态研究所进行土壤有机质含量的测定。

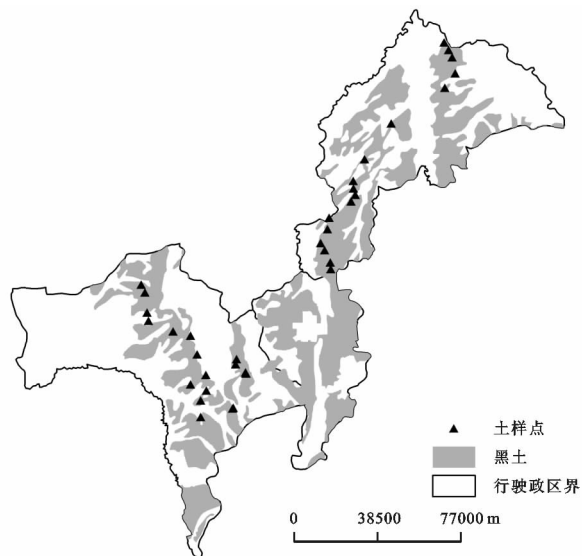


图1 土壤样点分布

1.2 光谱测量

野外地面土壤光谱数据利用美国Spectral Evolution便携式光谱仪测定,波长范围为350~2 500,350~1 000 nm光谱采样间隔为1.5 nm,光谱分辨率为3.5 nm;1 000~1 500 nm范围内光谱采样间隔为3.8 nm,光

谱分辨率为 10 nm; 1 500~2 500 nm 范围内光谱采样间隔为 2.5 nm, 光谱分辨率为 7 nm。野外光谱测量时天气晴朗、无云、无风, 光谱测定之前先用白板进行定标, 采用 8° 视场角探头, 距地物 15 cm 处垂直角度进行光谱采集; 为了减少太阳高度对反射率的影响, 测量时段范围为 10:00—14:00。测试过程中, 为消除随机噪声, 每个土壤采样点随机选择临近的 3 个测试点, 每个测试点光谱重复采集 10 次, 把 10 组数据的平均值作为该测试点实际野外光谱反射率, 3 个测试点土壤光谱反射率算术平均后得到该样品的最终光谱反射率, 并通过 GPS 进行定位。

1.3 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, 因此, 剔除 350~399, 2 451~2 500 nm 波段范围的光谱数据; 由于野外复杂环境条件, 光谱存在某些突出的噪声波段, 也进行剔除处理。每份土样仅选取 400~1 880, 1 940~2 450 nm 的光谱数据用于后续处理分析。为寻找对土壤有机质敏感的光谱指标, 除了对土壤样品的光谱反射率(R)分析外, 还对光谱曲线作倒数的对数 $[\lg(1/R)]$ 、一阶微分(R')的变换。

1.4 连续小波变换(CWT)

连续小波变换(continuous wavelet transformation, CWT)通过小波基函数将土壤野外高光谱数据分解成不同尺度上的一系列的小波系数^[9, 16-21], 公式如下:

$$W_f(a, b) \leq f; \psi_{a,b} \geq \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{a,b}(t) dt$$

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

式中: $f(t)$ 为土壤野外高光谱数据; 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。小波系数 $W_f(a, b)$ 包含 i 和 j 两维, 分别是分解尺度($i=1, 2, \dots, m$)和波段($j=1, 2, \dots, n$)组成的 $m \times n$ 矩阵, 即 CWT 将一维光谱反射率数据转换为二维小波系数。

1.5 敏感波段的筛选

将土壤样本的有机质含量分别与原始反射率(R)、原始反射率倒数的对数 $[\lg(1/R)]$ 、原始反射率的一阶微分(R')以及它们的 CWT 变换进行逐波段的相关分析, 选取不同变换形式下显著性强相关的波段作为敏感波段; 当相关性强的波段较为集中时, 取其中最显著的波段为敏感波段, 当相关性强的波段较为零散时, 结合前人研究得到的黑土土壤有机质响应波段范围进行控制^[13, 22-24]。

1.6 模型的建立

多元逐步回归(Multiple stepwise regression, MSR)是对全部自变量逐一进行对因变量贡献的大

小的比较, 选择偏回归平方和显著的变量进入回归方程, 当引入新的变量对因变量有显著影响时保留, 否则剔除, 通过这样的逐步过程得到回归方程。

偏最小二乘回归(Partial least square regression, PLSR)是一种基于因子分析的非参数回归方法, 它囊括了主成分分析、相关分析和线性回归分析的优点, 解决了自变量之间多重相关的问题, 适合于自变量较多的光谱分析。

利用黑土土壤样本, 将选取的敏感波段对应的原始光谱数据、不同变换形式数据以及经过 CWT 处理后的小波系数作为自变量, 土壤有机质含量作为因变量, 运用 MATLAB 软件建立土壤有机质含量高光谱多元逐步回归(MSR)及偏最小二乘回归(PLSR)反演模型。

1.7 模型的检验

模型稳定性采用决定系数 R^2 来检验, R^2 越大, 模型越稳定, 可靠性越高; 估算值与实测值比较采用均方根误差(root mean square error, RMSE)及 1:1 线来进行评价, RMSE 反映样点数据的极值效应与估值的灵敏度, RSME 的值越小, 表示预测结果越准确; 1:1 线则在模型检验指标差异很小的情况下, 通过实测值、估算值所构成的点偏离 1:1 线的程度来评估模型的精度。

2 结果与分析

2.1 土壤有机质含量统计特征

选定 32 个样品(表 1)随机分为两组, 一组(21 个)用于建模, 另一组(11 个)用于模型验证。32 个土壤样品有机质含量最大为 3.77%, 最小为 1.35%, 平均为 2.39%, 标准差为 0.52%, 变异系数为 0.22。

表 1 土壤有机质含量描述性统计量 %

样本	最小值	最大值	标准差	平均	变异系数
全集	1.35	3.77	0.52	2.39	0.22
建模集	1.59	3.77	0.47	2.48	0.19
验证集	1.35	3.12	0.58	2.21	0.26

2.2 不同有机质含量的野外反射光谱特征

在野外条件下, 对土壤光谱的影响因素较多, 本文已将明显受干扰波段剔除(图 2)。随着土壤有机质含量的增加, 光谱反射率逐渐减小; 光谱曲线在 1 400, 1 900, 2 200 nm 附近存在明显的水分吸收谷; 土壤有机质对可见光、近红外波段的反射率具有较大的影响。土壤有机质在可见光波段存在较明显的吸收波段, 主要是黑土颜色更深, 并且含有较高有机质的原因; 在近红外波段, 光谱则主要受到 NH, CH 以及 CO 等基团的影响^[25]。

2.3 基于常用光谱分析方法的相关性分析

将土壤有机质含量与光谱反射率(R)、光谱反射

率倒数的对数 $[\lg(1/R)]$ 、光谱反射率一阶微分(R')做相关性分析(图 3),土壤有机质含量与光谱反射率 $R^2>0.3$ 的波段主要有 730~947,964~1 037 nm,取波段区间内 777,799,826,913,1 008,1 016 nm 作为反演模型的输入变量;土壤有机质含量与光谱反射率倒数的对数没有 $R^2>0.3$ 的波段,选取 $R^2>0.15$ 的波段区间,分别是 546~1 410,1 440~1 820,2 150~2 358,1 845~1 880,1 940~1 960,2 393~2 430 nm 间的单个波段,取 799,843,879,970,1 008,1 102,1 207 nm 作为反演模型的输入变量;土壤有机质含量与光谱反射率一阶微分 $R^2>0.3$ 的波段主要有 440~637,675~790,1 624~1 664,800~900,1 700~1 760 nm 间的单个波段,取波段区间内 582,630,744,916,1 650,1 703 nm 作为反演模型的输入变量。

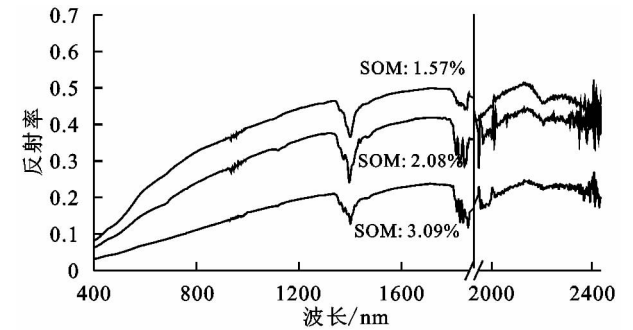


图 2 不同有机质含量的土壤野外反射光谱曲线

2.4 基于连续小波变换的相关性分析

土壤高光谱曲线的吸收特征与 Gaussian 函数近似,因此,本研究选取 gaus 4 函数作为小波基函数,利用 Matlab R2013 对土样野外高光谱数据及其倒数的对数、一阶微分进行 CWT 变换,为了减少数据的冗余,将 CWT 的分解尺度设为 $2^1, 2^2, 2^3, \dots, 2^9$,即 1—9 个尺度。将变换后的 9 个尺度的小波系数与土壤有机质含量进行相关性分析,得到决定系数 R^2 (图 3—5),其中浅色区域代表相关性强的区域。

经过 R-CWT 处理后, R^2 高于光谱反射率(R)的 R^2 ,最大提升约为 0.3(图 4)。利用 R-CWT 处理可以有

效提取出光谱信息中的微妙信号,放大光谱吸收、反射特征中的局部频谱特征,能更好地捕捉土壤有机质中的特征信息。相关系数较高的波段区主要集中在 410~580,610~760,830~1 280,1 750~1 870 nm;对比各分解尺度下的最大 R^2 ,发现分解尺度 1,2 明显较其他分解尺度小,因此,敏感波段的选取集中于 3~9 分解尺度,这 7 个分解尺度中 R^2 在 460,489,614,746,849,868,1 767 nm 达到最大,其中,决定系数最高为 0.6 左右,这主要是由于黑土土壤有机质含量较高,黑土野外光谱曲线吸收特征较明显。

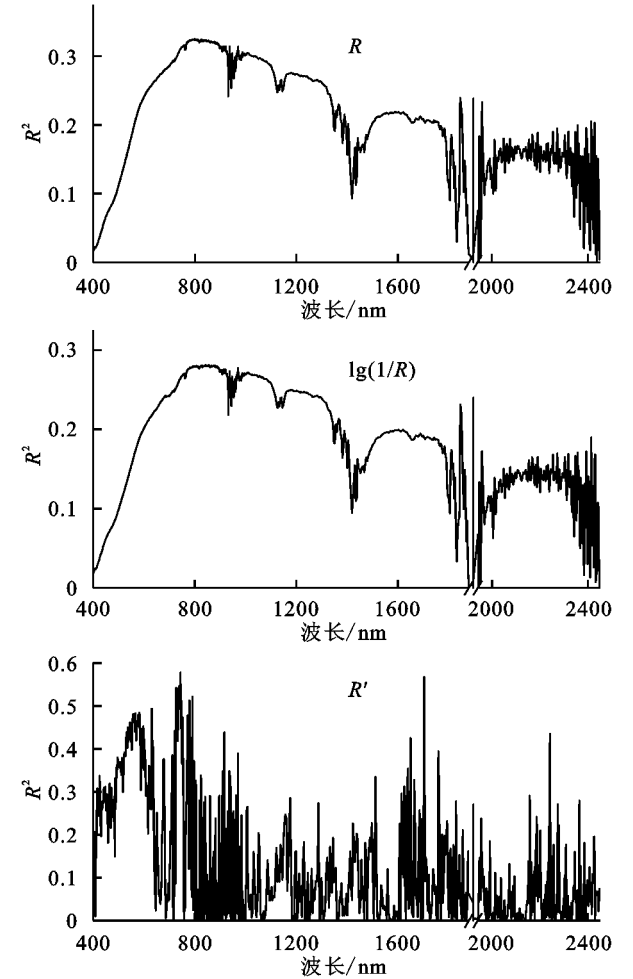


图 3 土壤有机质含量与 $R, \lg(1/R), R'$ 的相关性分析

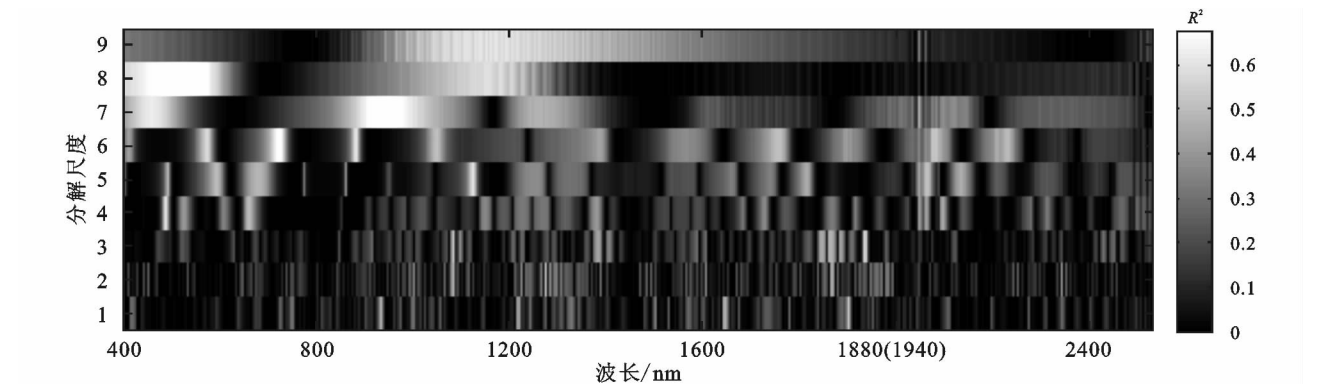


图 4 R 小波系数与土壤有机质含量的相关系数

经过 $\lg(1/R)$ -CWT 处理后, R^2 同样得到了提高, 最大提升约为 0.3 (图 5)。利用 $\lg(1/R)$ -CWT 处理后, $R^2 > 0.3$ 的波段区主要集中在 400~430, 460~500, 710~760, 810~1 300, 1 760~1 840, 2 030~2 200, 2 400~2 450 nm; 将各分解尺度下的

R^2 进行降序排列并作对比, 最终选取 400, 486, 712, 821, 1 770, 2 416 nm 作为敏感波段, 对应分解尺度为 7, 4, 6, 8, 3, 9, 其中, 决定系数 R^2 最大为 0.66。可见, 经过 CWT 处理后能在一定程度上更明显地突出土壤有机质中隐藏的微弱信息。

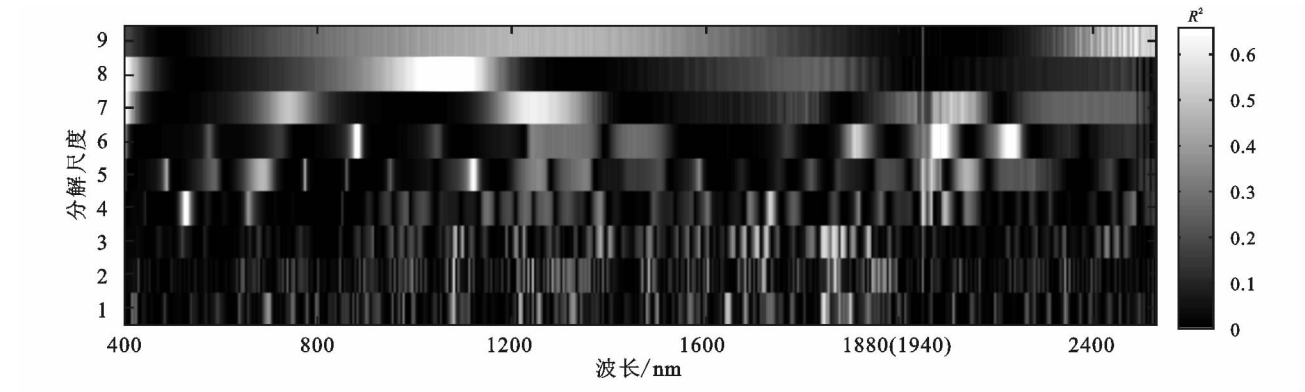


图 5 $\lg(1/R)$ 小波系数与土壤有机质含量的相关系数

经过 R' -CWT 处理后, R^2 变化不大且高值区域更窄 (图 6)。分析得出: $R^2 > 0.3$ 的波段区主要集中在 410~585, 620~660, 760~800, 915~935, 1 010~1 160, 1 700~1 800 nm, 根据图 6 的显示结合排序对

比, 剔除 1, 5, 8, 9 这 4 个分解尺度数据; 选取 R^2 达到最大值的波段, 依次是 572, 648, 792, 925, 1 707 nm, 对应分解尺度为 6, 7, 3, 2, 4, 其中, 决定系数 R^2 最大达到 0.67。

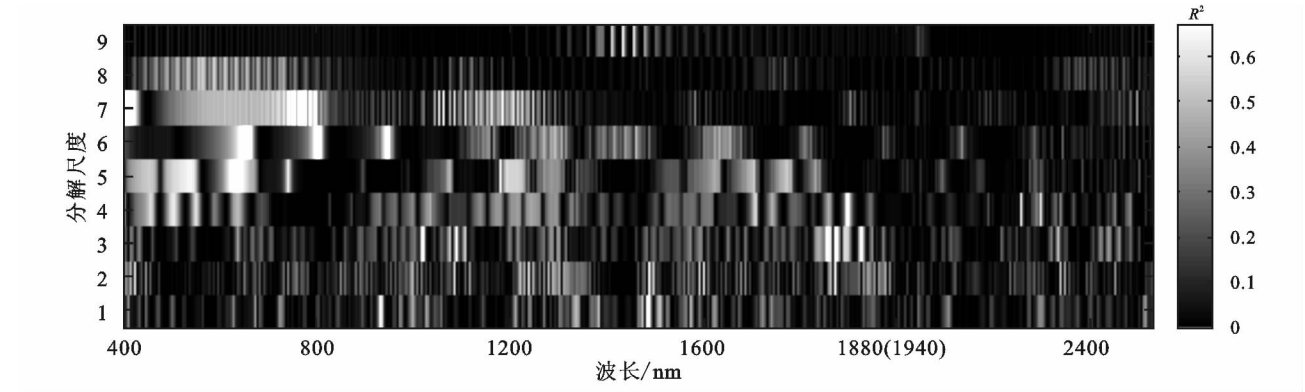


图 6 R' 小波系数与土壤有机质含量的相关系数

2.5 土壤有机质高光谱反演模型的优选

根据上述的分析, 将 R , $\lg(1/R)$, R' 得到的敏感波段对应的光谱数据以及它们对应的 CWT 变换后得到的小波系数作为自变量, 土壤有机质含量为因变量, 采用 MSR, PLSR 两种方法构建反演模型 (表 2)。由表 2 分析可知, R -PLSR, $\lg(1/R)$ -PLSR 及 R -MSR, $\lg(1/R)$ -MSR 模型的建模集 R^2 均较小, 而 R' -MSR 与 R' -PLSR 模型的建模精度均显著高于 R 及 $\lg(1/R)$ 的两种模型精度, R^2 最高提升了 0.47, RMSE 最高降低了 0.18。经过 CWT 变换后建立的 6 个模型的建模集精度较高 ($R^2 \geq 0.75$), 比常用光谱分析方法 R^2 最大提升了 0.59, RMSE 最高降低了 0.24。且在建模集中, PLSR 模型明显优于对应的 MSR 模型。验证集的结果显示: R 及 $\lg(1/R)$ 的两种模型的验证集 R^2 均有所提高, 而 R' 以及经 CWT 处理后的验证集 R^2 却低于建模集, RMSE 均明显增大, 可能是受样本数量影

响。与建模集结果相同的是: CWT 变换比常规变换处理后的模型精度更高, 且 PLSR 模型精度高于对应的 MSR 模型。总体上, 利用 CWT 进行土壤高光谱数据预处理并结合 PLSR 的模型精度更高, 能更好地筛选出对有机质敏感的信息。

表 2 土壤有机质含量反演模型的建模集和验证集结果

模型	建模集		验证集	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE
R -MSR	0.33	0.39	0.37	0.68
R -PLSR	0.34	0.37	0.40	0.60
$\lg(1/R)$ -MSR	0.28	0.41	0.49	0.79
$\lg(1/R)$ -PLSR	0.31	0.38	0.52	0.89
R' -MSR	0.75	0.25	0.47	0.82
R' -PLSR	0.75	0.23	0.46	0.74
R -CWT-MSR	0.75	0.25	0.50	0.62
R -CWT-PLSR	0.77	0.22	0.54	0.56
$\lg(1/R)$ -CWT-MSR	0.77	0.24	0.51	0.74
$\lg(1/R)$ -CWT-PLSR	0.80	0.21	0.57	0.54
R' -CWT-MSR	0.84	0.20	0.56	0.86
R' -CWT-PLSR	0.87	0.17	0.56	0.91

将所有模型的估算值与实测值进行 1 : 1 线分析 (图 7)。由图更清楚地可知, 采用 CWT 对土壤高光谱数据及不同数学变换进行处理, 经相关分析得到各分解层中 R^2 最大的波段, 并将其作为敏感波段, 由敏感波段对应的小波系数建立的模型, 其实测值和估算值样点大致分布在 1 : 1 线附近, 模型估算精度较高; 而没有经过 CWT 处理过建立的模型效果稍差, 且 $R, \lg(1/R), R'$ 对应的两个模型 1 : 1 线图中明显存在个别局外点, 可能是该点在野外光谱测量时受到的外界干扰较大。在 $R, \lg(1/R), R'$ 经 CWT 处理后

建立的两个模型 1 : 1 线图中, 局外点更贴近 1 : 1 线分布, 表明选取与土壤高光谱吸收特征相似的小波基函数的连续小波变换比常规数学变换所得的结果效果更好。同时, 也表明 CWT 处理可以在一定程度上降低外界环境条件对光谱反射曲线造成的干扰, 提高光谱信噪比, 进一步提高土壤有机质含量与光谱数据的相关性, 精确敏感波段的选取, 最终提高土壤有机质含量的反演精度。结合表 2 结果, 经过 CWT 处理的 R' 数据更佳, PLSR 因其同时考虑光谱矩阵和土壤有机质矩阵之间的相互关系较 MSR 更为适合。

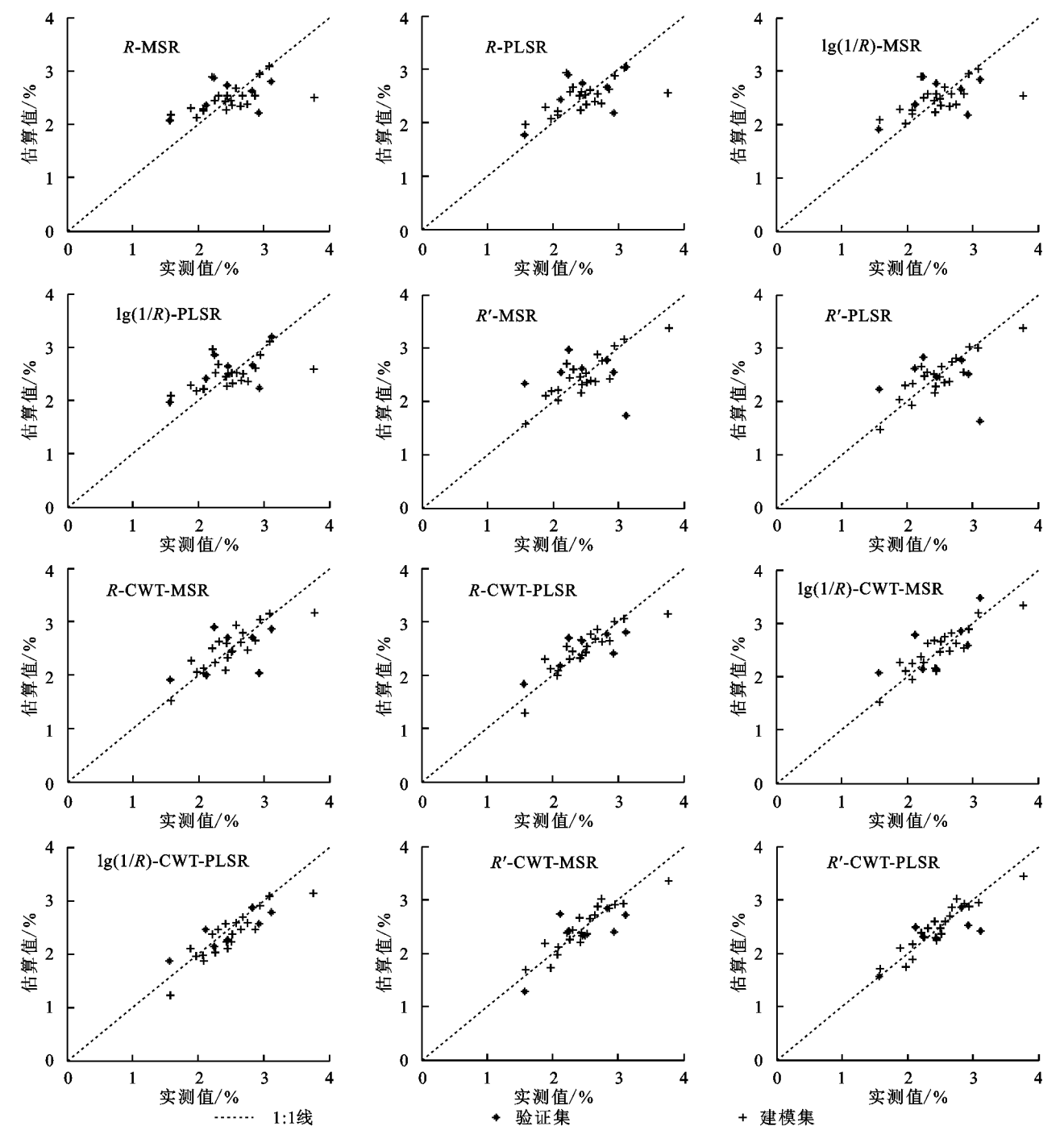


图 7 土壤有机质含量的实测值与估算值比较

3 结论

本研究利用连续小波变换(CWT)方法对野外光谱反射率(R)、光谱反射率倒数的对数 $[\lg(1/R)]$ 、光谱反射率一阶微分(R')进行不同尺度上连续小波的分解,将分解后的小波系数以及 R , $\lg(1/R)$, R' 对应的敏感波段值与吉林省中部黑土土壤有机质质量分数进行了高光谱反演模型的构建,并对比了多元逐步回归(MSR)及偏最小二乘回归(PLSR)两种建模方法的反演精度。结果表明,连续小波变换作为一种信号数据处理方法,对野外土壤光谱数据噪声的去除效果更好,可以很好地检测出有效光谱信号,能够挖掘出光谱中的微弱的隐藏信息,对土壤有机质的野外高光谱反演有重要作用。 R , $\lg(1/R)$, R' 间相比, R' 建模集精度高于 R , $\lg(1/R)$, 验证了导数光谱在一定程度上可提高土壤有机质和光谱反射率的相关性的结论,且 PLSR 建模精度比 MSR 更高;相比 R , $\lg(1/R)$, R' , 它们经 CWT 处理后得到的小波系数与土壤有机质含量的 R^2 均有较明显的提高, R -CWT, $\lg(1/R)$ -CWT 的提高值在 0.3 左右;经 CWT 处理后的模型精度也更高, R -CWT, $\lg(1/R)$ -CWT, R' -CWT 比对应的 R , $\lg(1/R)$, R' 建模精度更高;经 CWT 处理后的两种模型的建模集中 PLSR 比 MSR 模型 R^2 更高,验证集中 PLSR 与 MSR 模型整体精度不高,这可能是由于验证集样本数较少;由实测值样点和估算值样点在 1:1 线的分布情况可得 R' -CWT 更集中,模型反演精度更高;总体而言, CWT 处理后的模型精度更高, PLSR 建模比 MSR 更适合土壤有机质高光谱的反演。今后,还需在吉林省黑土区增加土壤取样点以及野外光谱数据的测定,以提高模型反演精度。

参考文献:

- [1] 栾福明, 张小雷, 熊黑钢, 等. 基于不同模型的土壤有机质含量高光谱反演比较分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(1): 196-200.
- [2] 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.
- [3] Shi T, Cui L, Wang J, et al. Comparison of multivariate methods for estimating soil total nitrogen with visible/near-infrared spectroscopy[J]. Plant and Soil, 2013, 366(1/2): 363-375.
- [4] Gomez C, Le Bissonnais Y, Annabi M, et al. Laboratory Vis-NIR spectroscopy as an alternative method for estimating the soil aggregate stability indexes of Mediterranean soils[J]. Geoderma, 2013, 209: 86-97.
- [5] Nocita M, Kooistra L, Bachmann M, et al. Predictions of soil surface and topsoil organic carbon content through the use of laboratory and field spectroscopy in the Albany Thicket Biome of Eastern Cape Province of South Africa[J]. Geoderma, 2011, 167: 295-302.
- [6] Xu L, Wang Q. Retrieval of soil water content in saline soils from emitted thermal infrared spectra using partial linear squares regression[J]. Remote Sensing, 2015, 7(11): 14646-14662.
- [7] Xu C, Zeng W, Huang J, et al. Prediction of soil moisture content and soil salt concentration from hyperspectral laboratory and field data[J]. Remote Sensing, 2016, 8(1): 42.
- [8] Bao N, Wu L, Ye B, et al. Assessing soil organic matter of reclaimed soil from a large surface coal mine using a field spectroradiometer in laboratory[J]. Geoderma, 2017, 288: 47-55.
- [9] Vohland M, Ludwig M, Harbich M, et al. 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.
- [10] Gmur S, Vogt D, Zabowski D, et al. Hyperspectral analysis of soil nitrogen, carbon, carbonate, and organic matter using regression trees[J]. Sensors, 2012, 12(8): 10639-10658.
- [11] 薛利红, 周鼎浩, 李颖, 等. 不同利用方式下土壤有机质和全磷的可见近红外高光谱反演[J]. 土壤学报, 2014, 51(5): 993-1002.
- [12] 武红旗, 范燕敏, 何晶, 等. 不同粒径土壤的反射光谱对荒漠土壤有机质含量的响应[J]. 草地学报, 2014, 22(2): 266-270.
- [13] 刘焕军, 吴炳方, 赵春江, 等. 光谱分辨率对黑土有机质预测模型的影响[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(3): 739-742.
- [14] 栾福明, 熊黑钢, 王芳, 等. 基于小波分析的土壤速效 K 含量高光谱反演[J]. 干旱区地理, 2015(2): 320-326.
- [15] 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.
- [16] 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, 2013, 28(23): 132-139.
- [17] 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.

m 到 25 m,径流深随着坡长的增加而减小。

(3) 次降雨量大于 30 mm 时,坡面年内径流深随坡长的变化规律为:坡长从 5 m 增加到 10 m 时逐渐减小;坡长从 10 m 增加到 15 m 时逐渐增加;坡长从 15 m 增加到 25 m 时逐渐减小。

(4) 年内平均土壤侵蚀模数随着坡长的变化呈现一次函数关系的生长,拟合度 $R^2 = 0.9217$ 。次最大降雨量小于 30 mm 时,年内平均土壤侵蚀模数随着坡长的变化呈现先急剧增加后减小的趋势,峰值出现在 10 m。次最大降雨量大于 30 mm 时,年内平均土壤侵蚀模数随着坡长的变化亦呈现一次函数的增长关系,拟合度 $R^2 = 0.9146$ 。

(5) 在最大 30 min 雨强为 25 mm/h 和 41.4 mm/h 条件下,坡长与坡面径流深之间的关系均呈现先减小后增大再减小的趋势;坡长与土壤侵蚀模数之间的关系呈现先增大后减小的趋势;相同的坡长下,最大 30 min 雨强越大,土壤侵蚀模数越大;同一雨强下,土壤侵蚀模数随着坡长的增加先增大后减小。

在此,对贵州省水土保持监测站表示诚挚的谢意!

参考文献:

- [1] 刘和平. 坡长对土壤可蚀性 K 值测定的影响[D]. 北京: 北京师范大学, 2008.
- [2] 黎四龙, 蔡强国, 王忠科. 坡长对径流及侵蚀的影响[J]. 干旱区资源与环境, 1998(1): 29-35.
- [3] 汪晓勇, 郑粉莉. 黄土坡面坡长对侵蚀搬运过程的影响研究[J]. 水土保持通报, 2008, 2(3): 1-4.
- [4] 陈晓安, 蔡强国, 张利超, 等. 黄土丘陵沟壑区不同雨强下坡长对坡面土壤侵蚀的影响[J]. 土壤通报, 2011, 42(3): 721-725.
- [5] 魏天兴, 朱金兆. 黄土残塬区坡度和坡长对土壤侵蚀的

影响分析[J]. 北京林业大学学报, 2002, 24(1): 60-62.

- [6] 郭伟玲. 坡度和坡长尺度效应与尺度变换研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2012.
- [7] 王建勋, 郑粉莉, 江忠善, 等. 基于 WEPP 的黄土丘陵区不同坡长条件下坡面土壤侵蚀预测[J]. 北京林业大学学报, 2008, 30(2): 151-156.
- [8] 陈俊杰, 孙莉英, 刘俊体, 等. 不同坡长与雨强条件下坡度对细沟侵蚀的影响[J]. 水土保持通报, 2013, 33(2): 1-5.
- [9] 陈正发, 郭宏忠, 史东梅, 等. 地形因子对紫色土坡耕地土壤侵蚀作用的试验研究[J]. 水土保持学报, 2010, 24(5): 83-87.
- [10] 付兴涛, 张丽萍, 叶碎高. 经济林地坡长对侵蚀产沙动态过程影响的模拟[J]. 水土保持学报, 2010, 24(4): 73-77.
- [11] 郭新亚, 张兴奇, 顾礼彬, 等. 坡长对黔西北地区坡面产流产沙的影响[J]. 水土保持学报, 2015, 29(2): 40-44.
- [12] 何永彬, 李豪. 白云岩喀斯特侵蚀坡地的 ^{137}Cs 法研究[J]. 云南地理环境研究, 2015, 27(2): 1-6.
- [13] 蒋荣. 地形因子对贵州喀斯特地区坡面土壤侵蚀的影响[D]. 南京: 南京大学, 2013.
- [14] 何永彬, 张信宝, 李豪. 喀斯特白云岩坡地土壤异质性特征与土壤保育模式研究[J]. 地球与环境, 2013(1): 77-81.
- [15] 付兴涛. 坡面径流侵蚀产沙及动力学过程的坡长效应研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2012.
- [16] 付兴涛, 张丽萍. 红壤丘陵区坡长对作物覆盖坡耕地土壤侵蚀的影响[J]. 农业工程学报, 2014, 30(5): 91-98.
- [17] 穆恩深. 喀斯特区石桥小流域不同条件的坡面径流的产流特征分析[J]. 安徽农业科学, 2012, 40(2): 939-941.
- [18] 李瑞, 岳坤前. 贵州喀斯特地区坡面土壤侵蚀机理研究[J]. 科学技术与工程, 2015, 15(7): 151-153.
- [19] 王恒松, 熊康宁, 张芳美, 等. 地形因子对喀斯特坡面水土流失影响的机理研究[J]. 水土保持通报, 2015, 35(4): 1-7.

(上接第 52 页)

- [18] Wang G, Fang Q, Teng Y, et al. Determination of the factors governing soil erodibility using hyperspectral visible and near-infrared reflectance spectroscopy[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 53: 48-63.
- [19] 蒋金豹, 何汝艳. 基于连续小波变换的地下储存 CO_2 泄漏高光谱遥感监测[J]. 煤炭学报, 2015, 40(9): 2152-2158.
- [20] Ullah S, Skidmore A K, Naeem M, et al. An accurate retrieval of leaf water content from mid to thermal infrared spectra using continuous wavelet analysis[J]. Science of the Total Environment, 2012, 437: 145-152.
- [21] Cheng T, Rivard B, Sánchez-Azofeifa A G, et al. Predicting leaf gravimetric water content from foliar reflectance

across a range of plant species using continuous wavelet analysis[J]. Journal of Plant Physiology, 2012, 169(12): 1134-1142.

- [22] 刘焕军, 赵春江, 王纪华, 等. 黑土典型区土壤有机质遥感反演[J]. 农业工程学报, 2011, 27(8): 211-215.
- [23] 吴嵩. 典型黑土区土壤有机质含量反演研究[D]. 长春: 吉林大学, 2016.
- [24] 武彦清, 张柏, 宋开山, 等. 松嫩平原土壤有机质含量高光谱反演研究[J]. 中国科学院大学学报, 2011, 28(2): 187-194.
- [25] Stenberg B, Rossel R A V, Mouazen A M, et al. Chapter five-visible and near infrared spectroscopy in soil science[J]. Advances in Agronomy, 2010, 107: 163-215.