

二进制小波技术定量反演北方潮土土壤有机质含量

王延仓^{1,3}, 杨秀峰^{1,3}, 赵起超^{1,3}, 顾晓鹤^{2,4*}, 郭 畅^{1,3}, 刘原萍^{1,3}

1. 北华航天工业学院, 河北 廊坊 065000
2. 北京农业信息技术研究中心, 北京 100097
3. 河北省航天遥感信息处理与应用协同创新中心, 河北 廊坊 065000
4. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097

摘 要 为从土壤光谱中提取土壤有机质的光谱响应信息, 提升土壤有机质含量诊断精度与可靠性, 以潮土有机质含量为研究对象, 以北京市区域的 96 个耕层土壤参数与高光谱数据为数据源开展研究分析; 先采用二进制小波技术将土壤光谱数据分离为 5 个尺度的高频数据与低频数据, 再将低频数据、高频数据分别与土壤有机质实测数据进行相关性分析, 提取最佳波段组合, 构建有机质含量诊断模型。结果表明: (1) 二进制小波技术可抑制噪声对高频信息的干扰, 能有效提升光谱对土壤有机质含量的敏感性, 进而提升有机质含量的诊断精度与可靠性; (2) 在二进制小波技术下, 高频信息对有机质含量的诊断能力明显优于低频信息, 低频信息对土壤有机质含量的诊断能力随尺度增加而降低, 高频信息随尺度增加呈先提升而后降低的趋势; (3) 与数学方法相比, 基于二进制小波变换算法构建的模型精度较高, 稳定性较好, 其最优模型的预测精度提高了 31.5%, 可靠性增加了 10.5%。

关键词 土壤有机质; 二进制小波; 高光谱; 潮土

中图分类号: O657.3 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2019)09-2855-07

引 言

作为现代农业发展的重要方向, 精准农业是信息技术与传统农业相融合的结果, 其以现代农业科学知识为基础, 将农作过程进行精细设计、精准控制, 以实现节约资源、提升产出的目标^[1-2]。因此, 实时、无损、准确获取田间耕层土壤水分、养分等的空间分布, 是实现精准农业关键环节。近年来, 光谱分析在土壤化学分析领域的应用得到了迅猛发展, 为耕层土壤养分的快速诊断提供新的思路^[3-5]。

有机质(soil organic matter, SOM)是田间耕层土壤的重要构成成分, 是作物的重要营养库, 为作物生长发育提供必需的微量、中量元素; 有机质在耕层土壤中的重金属转化、空气循环、结构改善等均具有重要作用, 是评价耕地质量的重要指标之一^[6-8]。耕层土壤有机质的理化性质主要受土壤类型^[9]、气候^[10]、轮作模式^[11]等多因子影响, 其含量具有动态平衡的特点, 因此, 实时、快速、精准获取土壤有机质含

量具有重要的现实与理论意义。土壤有机质主要由胡敏酸、富里酸及胡敏素构成, 在可见光、近红外区域均有吸收作用; 胡敏酸与富里酸的化学结构相似, 它们具有相近的光谱特性, 而胡敏素则相对差异较大^[12-15]。作物种植类型可影响土壤有机质的构成成分, 玉米秸秆可使土壤有机质中的脂族性成分增多, 增强有机质在 1 450~1 625 nm 的吸收作用^[13]; 土壤有机质与土壤光谱响应特征具有一定内在联系^[16-18], 但在土壤有机质含量降低到一定程度后, 因受到水分^[19]、氧化铁^[20]等土壤组分的干扰, 有机质的光谱吸收特征较为微弱。为凸显或提取土壤光谱中的有机质信息, 采用数学变换^[21]、小波技术^[22]、主成分分析^[23]等对土壤光谱进行处理分析, 并利用偏最小二乘^[21]、随机森林^[24]、支持向量机^[25]、神经网络^[26]等回归分析算法构建土壤有机质含量估测模型。此外, 土壤有机质的光谱特性易受水分、氧化铁等土壤成分的干扰, 将水分、氧化铁等因素纳入到土壤有机质含量监测中可有效提升监测精度^[20, 27]。

受地理环境、气候条件与耕作模式的影响, 华北北部潮

收稿日期: 2018-08-08, 修订日期: 2018-12-25

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFD0300609), 北京市农林科学院科技创新能力建设专项(KJ CX20170705), 国家自然科学基金项目(41401419), 河北省青年基金项目(D2017409021)资助

作者简介: 王延仓, 1986年生, 北华航天工业学院讲师 e-mail: yancangwang@163.com

* 通讯联系人 e-mail: guxh@nercita.org.cn

土土壤有机质含量大多在 2% 以下相对较低。有机质在土壤光谱中的吸收特征较为细弱,与有机质相关的有益光谱信息多集中于高频数据内。因此,如何将土壤光谱数据内的高频信息与低频信息分离,并最大限度保留原始土壤光谱信息,是一个亟待解决的技术难题。本工作利用二进制小波技术对土壤光谱进行的分解与重构,实现将低频与高频信息的分离,探索提升土壤有机质反演精度的方法。

1 实验部分

1.1 土样采集

以北京市密云区、通州区、顺义区为实验区,选取面积较大、轮作模式为小麦/夏玉米的地块为研究对象,采样时

间为 2011 与 2012 年的 10 月,共 96 份土样,采样点的空间分布如图 1 所示。野外采样时,利用四点混合法采集 0~20 cm 的表层土壤。将土样置于暗室内,自然风干,为消除土壤粒径大小对土壤光谱的影响,对土样进行研磨、过筛 20 目处理,最后 ASD 地物光谱仪测量土样室内光谱。采用重铬酸钾滴定法测定土壤有机质含量,其统计性描述如表 1 所示。

表 1 土壤有机质含量的统计性描述

Table 1 The statistical description of soil organic matter content

	数量	最小值	最大值	平均值	标准差
SOM/%	96	0.250	2.428	1.415	0.529

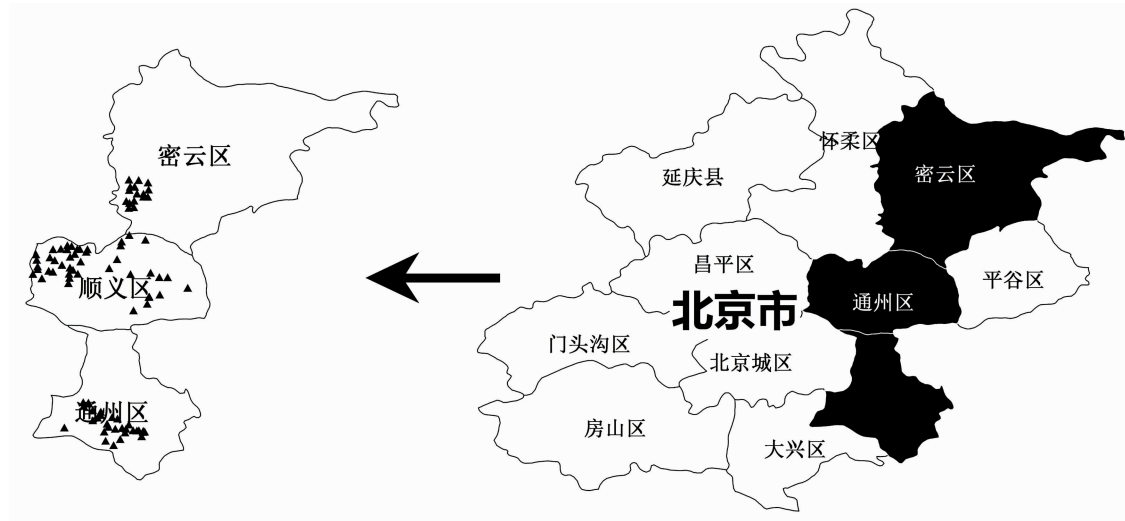


图 1 研究区域与样点空间分布

Fig. 1 The spatial distribution of study regions and samples

1.2 光谱数据测量与处理

利用 ASD 公司生产的便携式光谱仪测量土样光谱数据,光谱测量原理如图 2 所示:利用 1 000 W 的卤光灯提供平行光束,光束与垂线的夹角为 15°;将土样置于黑色器皿内,用直尺将其平面刮平,并保持土壤厚度不低于 2 cm;利用直角装置将光谱仪的光纤置于土样上方 30 cm 处,以获取垂直土

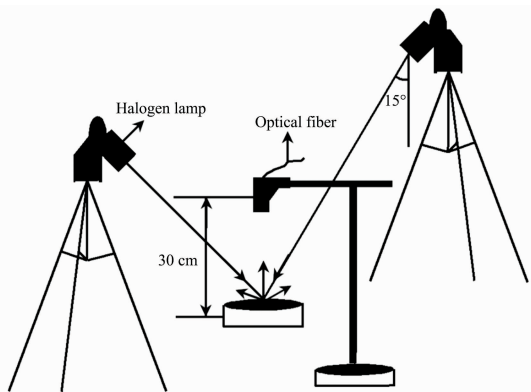


图 2 实验室内土壤光谱测量示意图

Fig. 2 The diagram of soil spectral measurement in laboratory

样平面的光谱数据;利用光谱常规测量流程采集土样光谱数据,并将每个土样的光谱数据求平均后作为该土样的光谱。

受外界环境、仪器暗电流等因素的影响,获取的光谱数据内含较多噪声,为削弱噪声的影响,提升光谱数据的信噪比,将信噪比较低的波段 350~399 和 2 451~2 500 nm 删除,并采用海明窗低通滤波器对其余波段的光谱数据进行平滑处理,最后将光谱分辨率降低至 5 nm。

1.3 小波分析

小波分析是信号处理的一种新型技术,具有多尺度分析与奇异点检测功能,可利用低通与高通滤波器将信号分解为一系列高频与低频信号,高频信号为原始信息中的细微信息,低频信号为原始信息中的宏观信息,两者可从细微与宏观角度深入分析原始信息,小波分析的这一特点为光谱信号处理与分析提供了新的途径。

二进制小波是小波分析中的一类,其可将原始信号中的高频信息(Detail, D)与低频信息(Approach, A)逐层分离(如图 3 所示)。由于潮土土壤有机质在土壤光谱上的表征较为微弱,且易受外界环境的影响,因此将二进制小波应用土壤光谱数据的处理与分析有助于提取土光谱中的有益信息。利

用 MATLAB 语言实现二进制小波对土壤光谱数据分解与重构,小波基为 db5,分解尺度为 5。

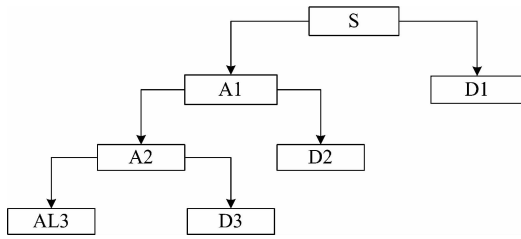


图 3 二进制小波的分解过程

Fig. 3 The decomposition process of binary wavelet

1.4 模型精度验证

光谱经二进制小波分解后,将生成的高频信息与低频信息分别与土壤有机质进行相关性分析,提取敏感波段,并利用偏最小二乘算法(partial least squares regression, PLS)构建土壤有机质诊断模型。为更客观的反映建模精度,选取 2/3 样本用于建模,1/3 样本用于验证,并利用均方根误差(RMSE)与决定系数(R^2)综合分析模型的精度,其公式如下

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=0}^n (\text{SOM}_i - \text{SOMP}_i)^2}{\sum_{i=0}^n (\text{SOM}_i - \overline{\text{SOM}}_i)^2} \quad (1)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\text{SOM}_i - \text{SOMP}_i)^2}{n}} \quad (2)$$

式中, SOM 为实测值, SOMP 为基于诊断模型的预测值, $\overline{\text{SOM}}$ 为土壤有机质含量的均值。

2 结果与讨论

2.1 光谱分析

采用二进制小波将土壤光谱数据分解为低频与高频数据,分解尺度为 5,然后基于不同尺度的低频(或高频)数据重构光谱曲线,其结果如图 4 所示,其中图 4(a)为光谱曲线基于低频数据重构,图 4(b)基于高频数据。由图 4(a)可知,低频数据保存了原始光谱的形态特征,但随着尺度增加,光谱曲线呈逐渐平缓平滑,吸收特征逐渐减弱或消失,这表明随着分解尺度的增加,二进制小波对光谱数据内的高频信息分离程度逐渐加深。从图 4(b)分析知,光谱曲线在 400, 800, 1 400, 1 900 及 2 200 nm 附近均有较强波动,究其原因因为原始光谱数据在这些波段附近具有相对较强的吸收或反射特征;随着尺度的增加,光谱曲线的取值范围逐渐变宽,波峰、波谷宽度增长,光谱波动强度呈先增强后减弱规律。综上分析可知,二进制小波可有效分离光谱数据中的低频信息与高频信息,能有效凸显土壤光谱中的吸收与反射特征。

2.2 相关性分析

图 5 为低频信息(a)、高频信息(b)分别与有机质含量的相关性分析结果;由图 5(a)可知,低频信息与有机质含量的相关性曲线随分解尺度增加而逐渐光滑,曲线在整体变化趋

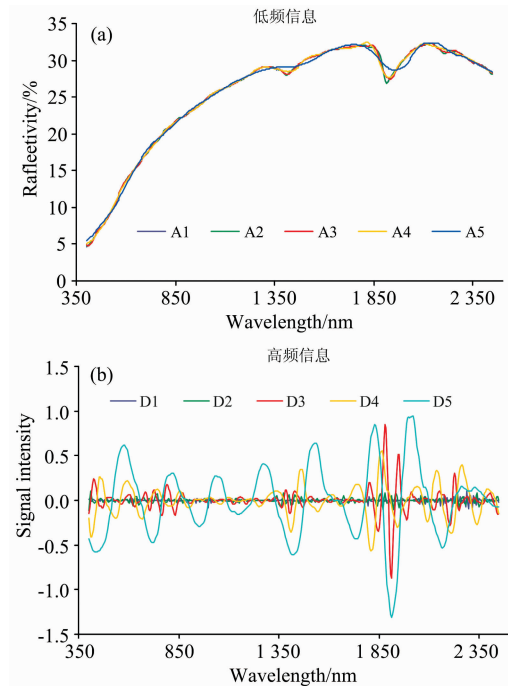


图 4 小波分析-低频(a)与高频(b)信息

Fig. 4 The wavelet analysis-low frequency (a) and high frequency (b) informations

势方面相对一致,其波动区间无明显变化,而曲线的细微差异较为明显;由图 5(b)可知,高频信息与土壤有机质含量的相关性曲线的波动频率随分解尺度的增加而逐渐降低(曲线趋于光滑),相关系数 R 的变化区间较宽(最高达 0.784,最低达 -0.757);从(a)与(b)综合分析可知,高频信息对有机质含量的敏感性明显优于低频信息,高频信息与低频信息的相关性曲线均随分解尺度增加呈现相似的变化趋势,究其原因土壤有机质含量较低其对光谱响应较弱(多为细微信息),而二进制小波变换可将弱信息进行分离,从而呈现上述特征。

2.3 传统数学变换建模

采用 11 种传统数学变换处理分析土壤光谱数据,并构建土壤有机质含量诊断模型,然后筛选出 6 类最优模型作为参照,其中以对数变换模型的预测精度与稳定性最高,为最优模型。该 11 种处理方法为:倒数($1/R$)、对数($\text{Log}R$)、倒数的对数 $[\log(1/R)]$ 、一阶微分(R')、倒数的一阶微分 $[(1/R)']$ 、对数的一阶微分 $[(\text{Log}R)']$ 、倒数的对数的一阶微分 $[(\log(1/R))']$ 、除以 R_{930} 、除以 $R_{(450\sim750)}$ 、吸收峰深度(H)、弓曲差(Gqc)^[21]。

2.4 二进制小波建模

利用二进制小波对土壤光谱数据分解为 5 个尺度的低频数据与高频数据,然后利用各尺度低频(高频)数据重构土壤光谱;通过将重构光谱数据与土壤有机质实测数据进行相关性分析,提取敏感波段,采用偏最小二乘算法构建土壤有机质含量诊断模型;从建模与验证的决定系数 R^2 与均方根误差(RMSE)综合评价模型的精度与稳定性。

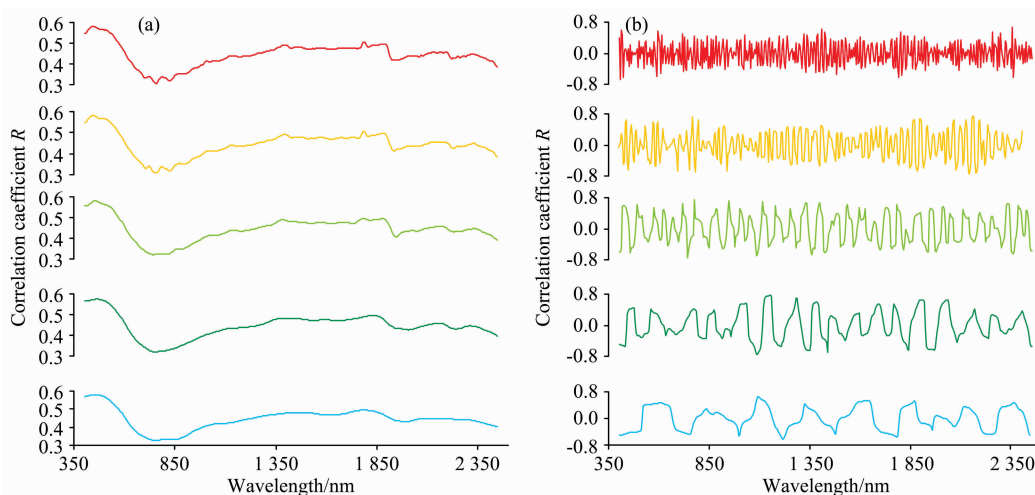


图 5 低频信息 (a)、高频信息 (b) 的相关性分析

Fig. 5 The correlation analysis of low frequency information (a) and high frequency information (b)

表 2 光谱反射率与土壤有机质含量的偏最小二乘回归模型列表

Table 2 The partial least squares regression model for spectral reflectance and soil organic matter content

分级	模型	建模		验证	
		R ²	RMSE	R ²	RMSE
R'	$Y=1.530-2125.010X_{652}+2145.490X_{852}+4011.850X_{1652}-316.180X_{2422}$	0.698	0.298	0.455	0.368
1/R	$Y=2.038-0.855X_{552}+1.749X_{752}-1.295X_{1252}+0.661X_{1952}$	0.684	0.305	0.519	0.376
LogR	$Y=-0.580+6.678X_{552}-10.273X_{752}+18.912X_{1352}-14.718X_{1552}$	0.697	0.299	0.576	0.344
(1/R)'	$Y=1.6+6028.3X_{652}-12129.4X_{852}-28797.6X_{1652}+2133.6X_{2422}$	0.739	0.277	0.471	0.366
(LogR)'	$Y=2.8-49569.8X_{652}+51258.7X_{852}-33716.6X_{2052}+21974.2X_{1952}$	0.741	0.276	0.507	0.368
Gqc	$Y=1.907+1.590X_{852}+0.996X_{1652}-1.246X_{1352}-0.937X_{2152}$	0.614	0.337	0.437	0.398

表 3 为基于低频数据构建的土壤有机质含量诊断模型，从表 3 对比分析可知，基于重构光谱的模型的建模精度略低于原始光谱，且建模精度随着尺度的增加而呈逐渐降低的趋势；这是因为随着尺度的增加，二进制小波变换对光谱中高频信息的分离程度持续加深所致。与原始光谱相比，基于重构光谱的模型的验证精度略高，各尺度的验证精度与建模精度的差距扩大，模型的稳定性更差，这表明随着高频信息的不断分离，基于低频信息模型的建模精度不能正确表征模型的预测精度。

基于高频信息构建的土壤有机质含量诊断模型如表 4 所示，从模型列表分析可知，各模型的建模精度和预测精度均

较高，模型的稳定性均相对较好，其中以基于 4 尺度构建的模型精度与稳定性最高为最优模型，其 $R^2 = 0.685$, $RMSE = 0.289$ ；随着尺度增加，模型精度与稳定性均呈先增加后降低的趋势，在第 4 尺度达到最高；由构建模型的敏感波段分析可知，在位于近红外区域的波段偏多，而位于可见光区域的波段较少，其原因主要为土壤有机质中的胡敏酸与富里酸在 450 nm 附近，1 030~1 290, 1 400 和 2 100 nm 均有较强的吸收作用，研究区域的轮作模式多为小麦/玉米两季轮作，土壤有机质中的脂类成分偏多，增强了有机质对近红外区域的吸收作用。

表 3 基于低频数据土壤有机质含量诊断模型列表

Table 3 The list of models for estimating soil organic matter content based on low frequency data

分级	模型	建模		验证	
		R ²	RMSE	R ²	RMSE
原始光谱	$y=0.298-1.258X_{402}+3.471X_{447}-1.904X_{497}$	0.551	0.318	0.659	0.350
A ₁	$y=0.594-2.010X_{407}+2.804X_{442}-0.665X_{542}$	0.540	0.355	0.634	0.332
A ₂	$y=0.550-1.235X_{407}+3.260X_{447}-1.761X_{497}$	0.541	0.354	0.657	0.322
A ₃	$y=0.454-1.676X_{402}+3.937X_{452}-2.051X_{502}$	0.525	0.360	0.683	0.308
A ₄	$y=0.506-2.461X_{467}+4.796X_{517}-2.203X_{567}$	0.529	0.358	0.660	0.318
A ₅	$y=0.581-2.150X_{452}+4.296X_{502}-2.021X_{552}$	0.520	0.362	0.670	0.312

表 4 基于高频数据土壤有机质含量诊断模型列表

Table 4 The list of partial least squares regression analysis for the approach information of soil spectraland soil organic matter

分级	模型	建模		验证	
		R ²	RMSE	R ²	RMSE
D ₁	$y=1.252-12.371X_{407}-65.720X_{592}+56.977X_{1407}$	0.600	0.330	0.677	0.293
D ₂	$y=0.616+30.574X_{777}-18.071X_{2177}+0.920X_{2182}$	0.643	0.312	0.660	0.297
D ₃	$y=0.836+27.273X_{777}+24.049X_{1112}-8.840X_{1357}$	0.654	0.307	0.680	0.290
D ₄	$y=0.730+21.289X_{1152}-1.364X_{1902}+4.497X_{2027}$	0.701	0.285	0.685	0.289
D ₅	$y=0.224+0.081X_{429}-0.350X_{1069}+0.462X_{1229}-0.141X_{1549}$	0.591	0.333	0.681	0.289

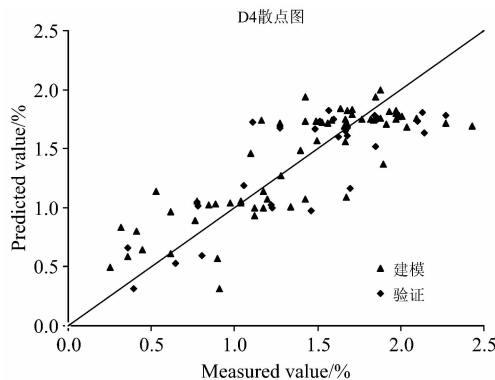


图 6 4 尺度模型的散点图

Fig. 6 The scatter plot of 4 scale model

2.5 二进制小波变换与传统数学变换建模的比较

由表 2、表 3、表 4 对比分析可知，相对于传统数学变换中的微分模型，基于高频信息构建的模型具有较高的预测精度与较好的稳定性，表明利用二进制小波分离的高频信息可有效抑制噪声信息的干扰，能有效提升光谱数据的信噪比；与其他传统数学变换相比，基于高频信息构建的模型较优，高频信息的最优模型较传统数学变换的最优模型在预测精度上提升了 31.5%，稳定性提高了 10.5%，这表明二进制小波可有效提升光谱对土壤有机质含量的敏感性，进而提升了模型的预测精度与稳定性；基于高频信息构建的土壤有机质含量诊断模型优于低频信息，这主要是因为有机质含量较低，有益光谱信息多为细微信息。综上分析可知，二进制小波既可抑制噪声信息的干扰，也可有效提升光谱对土壤有机质含量的估测精度与可靠性。

在土壤有机质含量监测领域，前人主要采用导数、对数、一阶微分等传统数学方法开展光谱数据的处理分析，其在信息分离、噪声抑制、敏感度提升等具有较强的局限性，且不易将土壤光谱内微弱有益信息进行整合，因此未能取得理想效果；本文采用二进制小波算法处理土壤光谱，该算法与传统数学光谱处理方法相比，可有效整合光谱内有益微弱信息，并抑制高频噪声的影响，提升光谱对土壤有机质含量的预测精度与稳定性，最优模型精度模型提高了 31.5%。土壤水分对土壤光谱具有较强的影响，其对土壤有机质含量监测精度的提升具有较强的制约作用^[27]，研究分析土壤水分对土壤有机质含量估测的影响具有一定意义，但由于本研究

首先将土壤进行风干，然后在实验室内测定其光谱及土壤参数，故未考虑水分的影响。

目前报道较多的是利用神经网络、主成分分析、支持向量机等算法对土壤有机质含量定量反演特性，及对土壤水分、铁等成分对土壤有机质含量监测的研究，而对分离原始光谱数据的低频信息与高频信息的研究相对较少；且已有研究表明土壤有机质的有益信息多集于高频信息内，但高频信息内含噪声较多，信噪比相对较低，致使其构建的模型的预测精度与稳定性较低。本研究利用二进制小波处理分析土壤光谱数据，研究分析二进制小波在信息分离与噪声抑制方面的作用，结果表明二进制小波能有效分离光谱内的高频信息，且分离的高频信息信噪比较高。本研究结论可为利用遥感技术快速、实时、精准、大尺度监测耕层土壤有机质含量的应用提供技术支撑，但受实验条件制约与土壤有机质本身复杂性，本研究仍存在一定不足，需在以下几方面作改进：

(1) 土壤光谱决定于土壤各构成成分的共同作用，故耕层土壤内其他成分(特别是土壤水分与铁的含量)必然对土壤有机质含量的光谱响应存在一定影响或干扰，该干扰的影响仍需开展进一步的深入研究。

(2) 土壤光谱是在相对可控的环境条件下获取的，但自然界不可控因素较多，且复杂多变，如何剔除外界因素的干扰，将实验室研究成果转为现实可用技术，仍需开展深入研究。

3 结 论

利用二进制小波将土壤光谱分离为高频信息与低频信息，将它们分别与土壤有机质含量进行相关性分析，提取敏感波段，并利用偏最小二乘算法构建土壤有机质含量诊断模型，将其与 11 类数学变换方法进行对比分析得出如下结论：

(1) 二进制小波处理中，低频信息模型的建模精度与稳定性随分解尺度的增加而降低，高频信息则呈先增加后降低的趋势，其中基于 4 尺度高频信息构建的模型最优，R² = 0.685 和 RMSE = 0.289。

(2) 二进制小波中，高频信息的土壤有机质含量诊断精度与模型的稳定性明显优于低频信息。

(3) 二进制小波可有效提升土壤有机质含量诊断精度与可靠性；与传统数学变换相比，二进制小波变换构建的模型精度较高，稳定性较好，其最优模型的预测精度提高了

31.5%，可靠性增加了 10.5%。

与传统微分变换相比，经二进制小波分离后，高频信息对土壤有机质含量诊断的稳定性明显较高，最高增加了 22.5%。

(4)二进制小波可有效降低噪声，增强模型的稳定性：

土壤有机质含量诊断的稳定性明显较高，最高增加了 22.5%。

References

- [1] LIU Yan-sui, ZHANG Zi-wen, WANG Jie-yong(刘彦随, 张紫雯, 王介勇). *Acta Geographica Sinica(地理学报)*, 2018, 73(2): 203.
- [2] Bongiovanni R, Lowenberg Deboer J. *Precision Agricultural*, 2004, (5): 359.
- [3] YANG Jian-feng, MA Jun-cheng, WANG Ling-chao(杨建锋, 马军成, 王令超). *Geospatial Information(地理空间信息)*, 2015, 13(2): 47.
- [4] JI Wen-jun, SHI Zhou, ZHOU Qing, et al(纪文君, 史舟, 周清, 等). *Journal of Infrared and Millimeter Waves(红外与毫米波学报)*, 2012, 31(3): 277.
- [5] CHEN Hong-yan, ZHAO Geng-xing, LI Xi-can, et al(陈红艳, 赵庚星, 李希灿, 等). *Scientia Agricultura Sinica(中国农业科学)*, 2012, 45(7): 1425.
- [6] St Luce M, Ziadi N, Zebarth B J, et al. *Geoderma*, 2014, (232-234): 449.
- [7] Ahmed Z, Iqbal J. *European Journal of Remote Sensing*, 2014, 47(1): 557.
- [8] ZHAI Xing-yu, ZHANG Xing-yu, LI Hao, et al(翟星雨, 张兴义, 李浩, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2018, 34(19): 155.
- [9] LU Yan-li, BAI You-lu, YANG Li-ping, et al(卢艳丽, 白由路, 杨俐苹, 等). *Journal of Plant Nutrition and Fertilizers(植物营养与肥料学报)*, 2011, 17(2): 456.
- [10] GUO Guang-fen, ZHANG Chen-yi, XU Ying(郭广芬, 张称意, 徐影). *Chinese Journal of Ecology(生态学杂志)*, 2006, (4): 435.
- [11] LAN Yan, HUANG Guo-qin, YANG Bin-juan, et al(兰延, 黄国勤, 杨滨娟, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2014, 30(13): 146.
- [12] LI Wen-hui, LI Ai-min, ZHANG Shu-cai, et al(李文慧, 李爱民, 张树才, 等). *Environmental Chemistry(环境化学)*, 2008, (4): 503.
- [13] SUN Xiang-ping, LI Guo-xue, XIAO Ai-ping, et al(孙向平, 李国学, 肖爱平, 等). *Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析)*, 2014, 34(9): 2413.
- [14] LI Ye, ZHOU Cong-cong, DAI Ling-xing, et al(黎烨, 周聪聪, 戴零星, 等). *Acta Scientiae Circumstantiae(环境科学学报)*, 2017, 37(3): 1098.
- [15] JIANG Jie, LI Li, SUN Guo-xin(姜杰, 李黎, 孙国新). *Environmental Chemistry(环境化学)*, 2012, 31(12): 2002.
- [16] Henderson T L, Baumgardner M F, Franzmeier D P, et al. *Soil Science Society of America Journal*, 1992, 56(3): 865.
- [17] Ben-Dor E, Banin A. *Soil Science Society of America Journal*, 1995, 59(2): 364.
- [18] Mccarty G W, Reeves J B, Reeves V B, et al. *Soil Science Society of America Journal*, 2002, 66(2): 640.
- [19] CHEN Hong-yan, ZHAO Geng-xing, ZHANG Xiao-hui, et al(陈红艳, 赵庚星, 张晓辉, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2014, 30(8): 91.
- [20] PENG Jie, LI Xi, ZHOU Qing, et al(彭杰, 李曦, 周清, 等). *Journal of Remote Sensing(遥感学报)*, 2013, 17(6): 1396.
- [21] Di Nezio M S, Pistonesi M F, Fragosio W D, et al. *Microchemical Journal*, 2007, 85(2): 194.
- [22] YANG Chang-bao, LI Dong-hui, LIU Jin-yi, et al(杨长保, 李东辉, 刘津怿, 等). *Journal of Basic Science and Engineering(应用基础与工程科学学报)*, 2017, 25(5): 869.
- [23] YE Qin, JIANG Xue-qin, LI Xi-can, et al(叶勤, 姜雪芹, 李西灿, 等). *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery(农业机械学报)*, 2017, 48(3): 164.
- [24] Wiesmeier M, Barthold F, Blank B, et al. *Plant & Soil*, 2011, 340(1/2): 7.
- [25] ZENG Yin, LU Yu-zhen, DU Chang-wen, et al(曾胤, 陆宇振, 杜昌文, 等). *Acta Pedologica Sinica(土壤学报)*, 2014, 51(6): 1262.
- [26] ZHANG Juan-juan, TIAN Yong-chao, ZHU Yan, et al(张娟娟, 田永超, 朱艳, 等). *Scientia Agricultural Sinica(中国农业科学)*, 2009, 42(9): 3154.
- [27] SI Hai-qing, YAO Yan-min, WANG De-ying, et al(司海青, 姚艳敏, 王德营, 等). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报)*, 2015, 31(9): 114.

Quantitative Inversion of Soil Organic Matter Content in Northern Alluvial Soil Based on Binary Wavelet Transform

WANG Yan-cang^{1,3}, YANG Xiu-feng^{1,3}, ZHAO Qi-chao^{1,3}, GU Xiao-he^{2,4*}, GUO Chang^{1,3}, LIU Yuan-ping^{1,3}

1. Institute of Computer and Remote Sensing Information Technology, North China Institute of Aerospace Engineering, Langfang 065000, China

2. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China

3. Aerospace Remote Sensing Information Processing and Application Collaborative Innovation Center of Hebei Province, Langfang 065000, China

4. Key Laboratory of Information Technology in Agriculture, Ministry of Agriculture, Beijing 100097, China

Abstract In order to separate the information of the content of soil organic matter contained in soil spectra, to extract the spectral response information of the matter, to improve the diagnostic accuracy and reliability of soil organic matter content, this study takes the content of organic matter in tidal soil as the research object, and takes the soil parameters and hyperspectral data of 96 farmlands collected from Beijing area as the data source to research and analyze. First, the binary wavelet technique is used to separate the soil spectral data into 5 scales of high-frequency data and low-frequency data, and then these two kinds of data are respectively used for the correlation analysis with the measured soil organic matter data. Afterwards, the optimal band combination is extracted to build the diagnosis model of organic matter content. Finally, results of the study show that: (1) The binary wavelet technology can restrain the noise interference to high frequency information, and effectively enhance the spectral sensitivity to soil organic matter content so as to improve the diagnostic accuracy and reliability of organic matter content; (2) Under the binary wavelet technique, the diagnostic ability of high frequency information to organic matter content is obviously superior to that of low frequency information. The diagnostic ability of low frequency information to soil organic matter content decreases with the increase of scale, while high frequency information increases with the scale increasing and then decreases; (3) Compared with the mathematical method, the model based on the binary wavelet transform algorithm has higher accuracy and better stability. The prediction accuracy of the optimal model is improved by 31.5% and the reliability is increased by 10.5%.

Keywords Soil organic matter; Binary wavelet transform; Hyperspectral; Alluvial soil

(Received Aug. 8, 2018; accepted Dec. 25, 2018)

* Corresponding author