

基于高光谱多尺度分解的土壤含水量反演

蔡亮红^{1,2}, 丁建丽^{1,2}

¹新疆大学资源与环境科学学院智慧城市与环境建模自治区普通高校重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830046;

²新疆大学绿洲生态教育部重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830046

摘要 土壤水分含量(SMC)的快速估测能促进干旱、半干旱地区精准农业的发展。以渭干河-库车河绿洲为研究区,采用小波变换对反射光谱进行1~8层小波分解,通过相关性分析确定最大分解层数,并对原始反射率至最大分解层数以内的各层特征光谱进行9种常规数学变换处理,然后将土壤反射率与SMC进行相关性分析,并从每层特征光谱的各种变换中筛选出相关系数最大的波段,将其作为敏感波段,通过灰色关联分析(GRA)从中筛选出最佳波段组合,利用偏最小二乘回归建立SMC预测模型并进行分析。结果显示:在小波变换过程中,随着分解层数增加,土壤反射率与SMC的相关性呈先增后减的趋势,L6处通过0.01水平下的显著性波段最多,L6的特征光谱在去噪的同时还能最大限度地保留光谱细节,为本研究中的最大分解层;将小波变换和微分变换相结合可以深度挖掘光谱的潜在信息,提高土壤反射率与SMC之间的关联度;根据所有SMC模型的统计参数综合对比分析可以确定基于L-GRA建立的模型精度最优,其建模集均方根误差为0.026,建模集决定系数为0.710,预测均方根误差为0.030,验证集决定系数为0.965,相对分析误差为2.800;小波变换和灰色关联分析的结合在建立模型时能尽可能少地损失光谱细节,较为彻底地去除噪声,同时还能对无信息变量进行有效去除。

关键词 光谱学; 高光谱; 土壤水分含量; 小波变换; 灰色关联分析

中图分类号 TP79; S127

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.013001

Inversion of Soil Moisture Content Based on Hyperspectral Multi-Scale Decomposition

Cai Lianghong^{1,2}, Ding Jianli^{1,2}

¹Xinjiang Common University Key Laboratory of Smart City and Environmental Stimulation, College of Resource and Environment Sciences, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China;

²Key Laboratory of Oasis Ecology, Ministry of Education, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China

Abstract The rapid estimation of soil moisture content (SMC) is of great significance to precision agriculture in arid and semi-arid areas. Using Organ River-Kuqa River delta oasis as research area, we adopt wavelet transform to realize 1-8 layer wavelet decomposition for reflectance spectrum. The maximum number of decomposition layers is determined by correlation analysis, nine routine mathematical transformation methods are used for conducting characteristic spectrum of each layer from original reflectance to maximum number of decomposition layers, and the correlation analysis between reflectance of soil and SMC is carried out. Waveband with maximum correlation coefficient is taken as sensitive waveband filtrated from all kinds of transformation of characteristic spectrum of each layer. Optimum waveband combination is filtrated by grey relational analysis (GRA). SMC prediction model is developed and analyzed by partial least squares regression. The results show that, with the increase of the number of decomposed layers, the correlation between soil reflectance and SMC increases and then decreases, and L6 is the

收稿日期: 2017-07-18; 收到修改稿日期: 2017-08-07

基金项目: 国家自然科学基金(41771470, U1303381)、自治区重点实验室专项基金(2016D03001)、自治区科技支疆项目(201591101)、教育部促进与美大地区科研合作与高层次人才培养项目

作者简介: 蔡亮红(1991—),男,硕士研究生,主要从事干旱区遥感应用方面的研究。

E-mail: 1173716776@qq.com

导师简介: 丁建丽(1974—),男,博士,博士生导师,主要从事干旱区生态环境遥感方面的研究。

E-mail: 2187736938@qq.com(通信联系人)

most significant band at 0.01 level. In general, the characteristic spectrum of L6 can maximally preserve the spectral details while denoising, so the maximum decomposition order of the wavelet is 6 order decomposition; In general, it is shown that the combination of wavelet transform and differential transform can deepen the spectral potential information and improve the correlation between reflectance of soil and SMC. Comparing the predictive effects of SMC estimating models, the model based on L-GRA is much better than others, and it has better performance in predicting SMC in the study area (root mean square error of calibration is 0.026, determination coefficient is 0.710, root mean square error of prediction is 0.030, determination coefficient is 0.965, and residual predictive deviation is 2.800). It is shown that the combination of wavelet transform and GRA makes it possible to lose the spectral details as little as possible and remove the noise more completely when the model is established, at the same time, it can effectively remove the non-information variables.

Key words spectroscopy; hyperspectral; soil moisture content; wavelet transform; grey relational analysis

OCIS codes 300.6550; 110.4234; 300.6340; 350.6980

1 引言

土壤水分含量(SMC)是土壤系统中物质和能量循环的载体,对环境的变化极为敏感,并对土壤特性、植被生长分布以及区域生态系统具有重要影响^[1-2]。由于 SMC 传统的监测方法费时费力,难以实现田间实时监测,也难以满足精准农业管理对土壤水分监测的要求^[3],因此,SMC 的监测需要一种高效、精准的方法。近年来,高光谱遥感技术以其大面积、非接触、时效性等优势在 SMC 的估测研究中得到广泛应用^[4]。Muller 等^[4]、Lobell 等^[5]、姜雪芹等^[6]和吕云峰等^[7]研究发现,土壤整体反射率会随着 SMC 的增加而下降,当达到临界值后由于水体的镜面作用,反射率会回升。Hummel 等^[8]通过近红外光谱反演了土壤表层和亚表层中的 SMC;李明亮等^[9]利用灰色关联分析(GRA)对山东省泰安市的 SMC 进行了高光谱估测;金秀良等^[10]尝试应用灰色关联分析对冬小麦叶片含水量进行了高光谱反演,上述研究均取得了较好的结果。然而,通过高光谱技术获取的土壤光谱的原始数据存在明显的光谱噪声和严重的散射现象,也必然存在与 SMC 不相关的噪声^[11-12],这将会增加 SMC 光谱信息的探测难度。因此,尽可能少地损失光谱细节以及较为彻底地去除噪声成为光谱建模的重要环节。

目前比较成熟的光谱去噪方法包括 Savitzky-Golay 滤波、中值运算、移动平均等,但对于白噪声,特别是随机和低频信号,这些方法难以在去除噪声的同时又不影响有效信号^[13]。作为一种新型的去噪处理技术,小波变换已成功应用于高光谱数据处理中^[14],而且随着小波变换等新算法的不断完善,小波变换逐渐被用于土壤属性的估测中^[15]。廖钦洪等^[15]对北京顺义地区 64 个土壤样本的高光谱曲

线进行小波分析,其有机质的反演精度高达 75%;张锐等^[12]的研究表明,第 6 层分解与重构更能精确地描述土壤有机的质特性;郑立华等^[16]在第 8 层分解与重构的基础上建立了土壤各属性特征光谱。目前,小波变换多用于土壤有机质的研究处理^[17-18],在 SMC 估算中的应用尚有待进一步探究。

本文以渭干河-库车河绿洲土壤样品为研究对象,基于小波变换对反射光谱进行分解,并根据各层特征光谱与 SMC 之间的相关性来确定分解尺度,然后对原始土壤光谱数据和特征光谱数据分别进行 9 种常规数学变换,通过相关分析筛选出每层特征光谱的敏感波段并建模,再结合灰色关联分析和偏最小二乘法构建 SMC 估测模型,为 SMC 研究和当地精准农业提供科学支撑和参考。

2 材料与方 法

2.1 土壤样本采集

以新疆南部塔里木盆地中北部的渭干河-库车河绿洲(41°08'~41°55'N,81°06'~83°37'E)为研究区,根据研究区特点,共布设 39 个样点(如图 1 所示),并利用全球定位系统(GPS)记录样点位置,以便于验证。各样点采用 5 点混合法采集土样,深度为 0~20 cm,各采样点均采集 2 份样本(一份通过铝盒带回,另一份用塑料袋带回),带回实验室后,对铝盒中的样品进行室内烘干(将铝盒中的样品置于 105 °C 的恒温箱中烘干 48 h),获得相应的 SMC;另一份样本在室内自然风干,研磨后过 2 mm 孔筛,用来获取高光谱数据。

使用 FieldSpec3 型光谱仪在暗室中采集光谱数据,波长范围为 350~2500 nm,350~1000 nm 波长范围内的采样间隔为 1.4 nm,1000~2500 nm 波长范围内的采样间隔为 2 nm,重采样间隔为 1 nm。在黑色器皿(直径 11 cm,深 1.4 cm)中装满通过 2 mm 孔筛

筛选过的土样,并刮平其表面。光源为 50 W 的卤素灯,光源与实验样品之间相隔 50 cm,卤素灯的天顶角为 15° ,光谱仪探头与样品之间相距 10 cm。每次

测量前均用漫反射标准参考板定标。各土样均采集 10 条光谱曲线,将其算术平均值作为该土样的光谱数据。

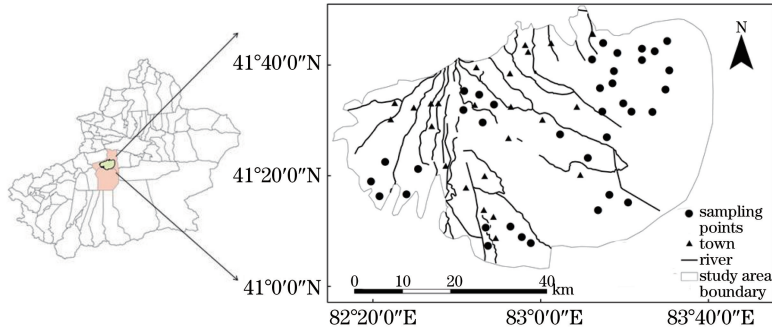


图 1 野外样点分布

Fig. 1 Distribution of field sampling points

2.2 数据处理

通过小波变换对光谱数据进行分解,并确定最大分解尺度,对分解得到的特征光谱数据分别进行 9 种常规数学变换,这些数学变换包括对数($\lg R$)、倒数($1/R$)、倒数的对数 $[\lg(1/R)]$ 、对数的倒数($1/\lg R$)、一阶微分(R')、倒数的对数的一阶微分 $\{[\lg(1/R)]'\}$ 、对数的倒数的一阶微分 $\{[1/(\lg R)]'\}$ 、对数的一阶微分 $[(\lg R)']$ 、倒数的一阶微分 $[(1/R)']$,其中 R 为土壤原始光谱反射率。常规数学变换在 Origin 9.2 中处理,小波变换在 MATLAB R2012a 中进行。

2.3 小波变换

小波变换继承了傅里叶分析的优势^[19],并克服了傅里叶分析不能对局部信号的局部频谱特征进行分析的缺点^[20],通过对小波母函数的缩放和平移,将信号分解为不同子频带的时频分量,可以更好地观察原始信号的特定频率特征^[21],被称为时-频分析的“显微镜”。

小波变换为一个有限长序列和一个离散小波母函数的内基^[22],其表达式为

$$W_f(j, k) = \sum_{n \in Z} f(n) \bar{\Psi}_{j,k}(n), \quad (1)$$

式中 $W_f(j, k)$ 为小波分析结果, $f(n)$ 为信号序列, $\Psi_{j,k}(n)$ 为小波母函数, $\bar{\Psi}_{j,k}(n)$ 为 $\Psi_{j,k}(n)$ 的共轭。与傅里叶变换不同是,小波变换得到的是信号的不同子频带在空域上的表现^[23]。按照这一理论,小波分解的每一层子频带可表示为原始光谱某一频率的吸收特征,而相应高频信号则被小波滤波器去除。

根据于雷等^[24]的研究结论,本研究选取 db4 为小波母函数,采用该小波母函数对原始光谱进行 1~

8 层小波变换,并构建各层的特征光谱,分别用 L1~L8 表征。

2.4 灰色关联分析

灰色关联度是一个无量纲的量,是考察参考数量与比较数列之间是否有关联,以及它们之间相关大小的量。通过 DPS 数据处理软件中的灰色关联模块计算 SMC 与所选敏感波段之间的关联度,灰色关联度越大,说明所选敏感波段与 SMC 越密切。

2.5 偏最小二乘回归模型的建立与验证

偏最小二乘回归法集成了主成分分析、典型相关分析和普通多元线性回归 3 种方法的优点,克服了自变量之间的多重线性相关和样本数量小于波长变量的问题,使构建的模型更稳定,有助于多元数据的统计分析^[25-26]。

选择下列参数来评估模型的精度,包括建模集决定系数 R_c^2 、验证集决定系数 R_p^2 、建模集均方根误差 e_{RMSEC} 、预测均方根误差 e_{RMSEP} 以及相对分析误差 e_{RPD} 。 R_c^2 和 R_p^2 越大,模型的精度越高; e_{RMSEC} 与 e_{RMSEP} 表示模型的精确性,其值的大小与模型精度成反比。另外,当 $e_{RPD} \geq 2$ 时,模型的预测效果较好;当 $1.4 \leq e_{RPD} < 2$ 时,模型的预测效果一般;当 $e_{RPD} < 1.4$ 时,模型无预测能力^[27]。

3 结果与分析

3.1 样本土壤含水量状况

由表 1 可见,建模集和验证集对应的 SMC 的均值分别为 0.146 和 0.148,而所有土壤样本的 SMC 均值为 0.147,变异系数(CV)为 0.388,属于中等变异,介于建模集和验证集之间。

表1 土壤样品 SMC 统计特征

Table 1 Statistical characteristics of SMC in soil samples

Sample set	Number of samples	Mean value	Standard deviation	Maximum value	Minimum value	CV
Whole set	39	0.147	0.057	0.339	0.015	0.388
Calibration set	27	0.146	0.050	0.211	0.020	0.342
Validation set	12	0.148	0.084	0.339	0.015	0.568

3.2 小波变换最大分解尺度

在 MATLAB R2012a 中采用 db4 小波母函数对原始光谱数据进行 8 层小波分解, 然后对分解后的每一层小波系数分别进行小波重构, 得到各层的特征光谱, 分别用 L1~L8 表征, 如图 2 所示。由图 2(a) 可知, 土壤在 1400, 1900 nm 波长周围存在显著的水分吸收峰, 而在 450, 2200 nm 波长周围的水分吸收峰较为微弱。L1 中的噪声较多, 这是由原始

反射率噪声传递导致的, 噪声在 350~400 nm 波长处较为明显, 体现为该范围内的“小毛刺”; 随着分解的进行, 高频信号被进一步去除, 噪声传递现象越来越弱, 到 L5 时噪声很少; 由于光谱细节被不断去除, 光谱曲线逐渐趋于平滑, 从而导致某些表征土壤水分的吸收峰消失, 例如在 L6 中 1400, 1900 nm 波长处还存在显著的水分吸收峰, 而在 L7 中几乎看不到吸收峰。

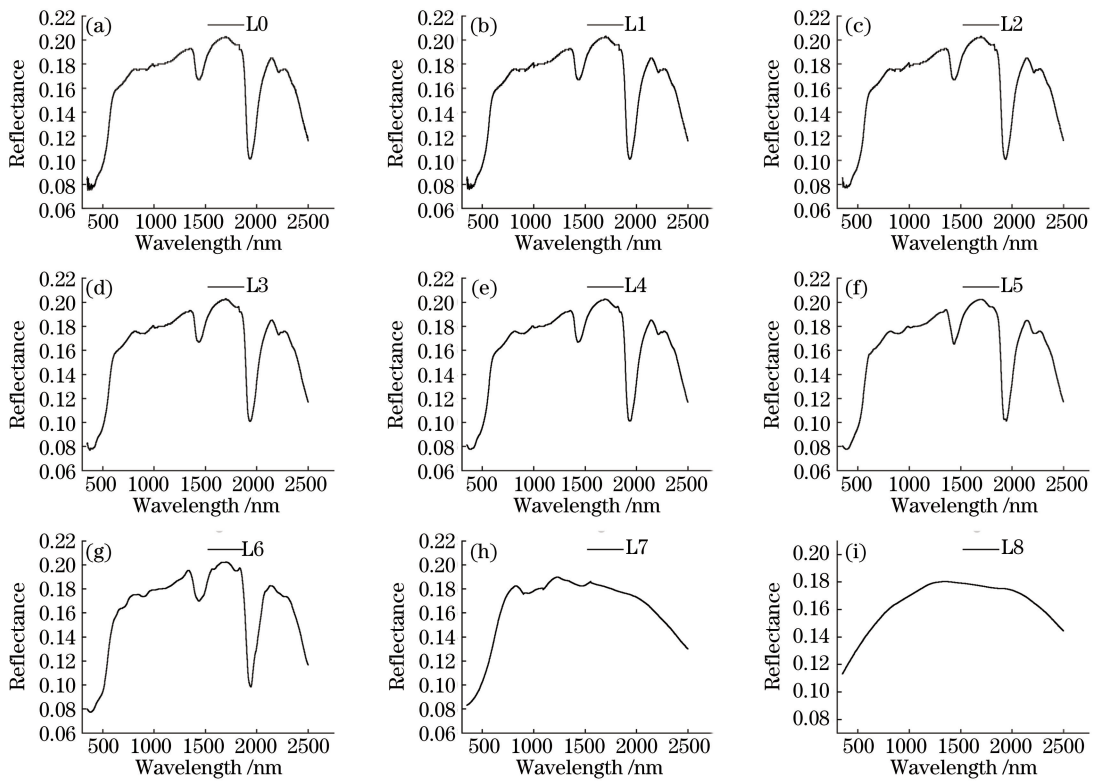


图2 小波变换 1~8 层重构光谱

Fig. 2 Reconstruction spectra of original spectrum at 1-8 wavelet levels

由表 2 可知: L1 特征光谱与 SMC 之间的相关性通过显著性为 0.01 (阈值为 ± 0.408) 的波段数为 393 个; 随着分解层数增加, 相应的特征光谱与 SMC 的显著性波段数逐渐增加; 到 L6 时达到最多, 为 602 个, 并且在 L4 处达到最大正相关, 为 0.619; 但随着分解层数进一步增加, L7、L8 特征光谱的显著性波段数快速减少, 同时最大相关性也快速减小。总体来说, L6 处的特征光谱不仅能去噪, 还能尽可

能保留原始光谱信息, 因此确定最大分解层数为 6 层, 并在 L1~L6 的基础上进一步分析。

3.3 特征光谱变换与 SMC 相关性分析

通过土壤反射光谱与 SMC 之间的相关关系来进行 SMC 的反演是一种最直接的方法。本课题组在建模集光谱数据的基础上, 除了直接对土壤反射率进行分析外, 还对土壤反射光谱进行了小波变换, 变换后得到了各层特征光谱, 并在此基础上进行

表2 SMC与各层特征光谱的相关分析

Table 2 Correlation analysis between SMC and characteristic spectrum in each level

Wavelet level	Number of sensitive band	Maximum positive correlation		Maximum negative correlation	
		Band /nm	Correlation coefficient	Band /nm	Correlation coefficient
L1	393	852	0.610	2350	-0.714
L2	402	854	0.561	2351	-0.620
L3	429	860	0.618	2364	-0.690
L4	486	853	0.619	2363	-0.675
L5	505	849	0.585	2341	-0.648
L6	602	858	0.557	2351	-0.573
L7	278	524	0.458	1985	-0.486
L8	254	438	0.382	1827	-0.431

9种常规数学变换,从而获得了土壤反射光谱的敏感波段。高光谱数据丰富的数据信息导致敏感波段的选取具有一定难度,本课题组通过相关性分析后,将相关性系数最大的波段作为敏感波段,这些波段

所处的位置如表3所示,表中相关系数均通过0.01置信水平下的 F 检验。研究发现选取的敏感波段大多数位于土壤水分吸收峰(450, 1400, 1900, 2200) nm附近。

表3 SMC与各层特征光谱的不同数学变换的最大相关性及其波段所处位置

Table 3 Maximum correlation between SMC and different mathematical transformation of characteristic spectrum of each level and position of band

Wavelet level	Variable	R	$\lg R$	$1/R$	$\lg(1/R)$	$1/(\lg R)$	R'	$(\lg R)'$	$(1/R)'$	$[\lg(1/R)]'$	$(1/\lg R)'$
L0	Band /nm	2229	2244	2190	2243	2165	407	409	407	407	831
	r	-0.724	0.729	0.584	-0.729	-0.667	-0.728	-0.757	-0.685	-0.739	0.685
L1	Band /nm	2244	2244	2286	2194	2186	407	1199	407	407	1199
	r	-0.723	0.728	0.784	-0.728	-0.667	-0.780	-0.762	0.792	-0.792	-0.662
L2	Band /nm	1924	2242	2186	2242	2171	488	768	2155	1417	2147
	r	-0.548	0.728	0.583	-0.728	-0.667	-0.686	-0.735	-0.726	-0.699	-0.582
L3	Band /nm	1962	2147	2182	2134	2161	1951	1760	2174	2160	1860
	r	-0.560	0.762	0.621	-0.762	-0.707	-0.669	0.758	-0.760	-0.682	-0.624
L4	Band /nm	2196	2191	2184	2191	2104	2157	1761	2177	1877	1761
	r	-0.723	0.728	0.582	-0.728	-0.666	-0.680	0.761	-0.757	0.757	-0.602
L5	Band /nm	2197	2197	2192	2109	2197	1953	1874	2172	2172	1773
	r	-0.724	0.729	0.583	-0.729	-0.668	-0.725	0.758	-0.746	0.746	-0.597
L6	Band /nm	2144	2136	2201	2140	2107	1441	1780	2262	2262	1780
	r	-0.722	0.728	0.582	-0.728	-0.665	-0.676	0.753	-0.743	0.743	-0.560

Note: the "band" in the table is the band where the correlation is the largest, " r " is the correlation maximum, and "L0" is a spectrum that has not been decomposed by wavelet (the rest can be deduced by analogy).

3.4 特征光谱变换与SMC灰色关联分析

对各层特征光谱L0~L6(其中L0为未进行小波变换的原始数据)及其9种数学变换进行灰色关联分析,结果如表4所示。对于不同的分解层来说,各层特征光谱及其9种数学变换与SMC之间的灰色关联度都要高于小波变换前对应的数学变换,说明小波变换能够在去除噪声的同时尽可能地保留光谱细节,这在一定程度上增强了光谱反射率与SMC之间的关联度;对于同一分解层来说,例如L0,其关

联度排序为 $(\lg R)' > (1/R)' > 1/R > (1/\lg R)' > R' > 1/\lg R > [\lg(1/R)]' > \lg(1/R) > \lg R > R$,根据关联度排序可知,微分处理能够有效放大光谱细节,从而使得经过微分处理的各种数学变换与SMC之间的关联度都高于相应的非微分数学变换。总体来说,小波变换与微分处理技术的结合能够在去噪的同时保留光谱细节,并且 $(\lg R)'$ 除了在与SMC的关联度排在第4位以外,其余的关联度均最高。

表 4 各层特征光谱不同数学变换的灰色关联分析

Table 4 Gray relational analysis of different mathematical transformation of characteristic spectrum of each level

Wavelet level	Item	R	$\lg R$	$1/R$	$\lg(1/R)$	$1/\lg R$	R'	$(\lg R)'$	$(1/R)'$	$[\lg(1/R)]'$	$(1/\lg R)'$
L0	GCD	0.700	0.747	0.819	0.750	0.786	0.806	0.851	0.839	0.775	0.815
	Order	10	9	3	8	6	5	1	2	7	4
L1	GCD	0.805	0.858	0.898	0.800	0.799	0.870	0.887	0.955	0.890	0.881
	Order	9	7	2	8	10	6	4	1	3	5
L2	GCD	0.753	0.796	0.824	0.772	0.808	0.868	0.881	0.870	0.831	0.867
	Order	9	8	6	10	7	3	1	2	5	4
L3	GCD	0.759	0.819	0.823	0.755	0.865	0.821	0.916	0.842	0.833	0.887
	Order	9	8	6	10	3	7	1	4	5	2
L4	GCD	0.788	0.800	0.862	0.875	0.809	0.884	0.895	0.893	0.892	0.842
	Order	10	9	6	5	8	4	1	2	3	7
L5	GCD	0.745	0.831	0.827	0.803	0.806	0.818	0.881	0.835	0.873	0.867
	Order	10	5	6	9	8	7	1	4	2	3
L6	GCD	0.770	0.828	0.870	0.779	0.787	0.815	0.903	0.889	0.856	0.816
	Order	10	5	3	9	8	6	1	2	4	7

Note: "GCD" is the gray relational degree in gray relational analysis, "Order" is the gray relational rank in gray relational analysis, and identification coefficient $\rho=0.5$.

3.5 SMC 反演模型的构建与验证

以原始光谱和特征光谱及其 9 种数学变换后与 SMC 相关系数最大的波段(即敏感波段)作为 SMC 预测模型的自变量, SMC 为因变量, 构建 SMC 预测模型。为了更好地反演 SMC, 将每层特征光谱及其 9 种数学变换与 SMC 进行灰色关联分析, 并且从 L1~L6 每层中选择灰色关联度较大的前两种变换作为变

量集 L-GRA, 即将 L1-(1/R)', L1-1/R, L2-(lg R)', L2-(1/R)', L3-(lg R)', L3-(1/lg R)', L4-(lg R)', L4-(1/R)', L5-(lg R)', L5-[lg(1/R)]', L6-(lg R)', L6-(1/R)' 所对应的敏感波段作为建模波段用来构建模型, 并且根据表 5 中的建模集决定系数、建模集均方根误差、验证集决定系数、预测均方根误差和相对分析误差来分析各层特征光谱模型的精度。

表 5 SMC 预测结果

Table 5 Estimation results of SMC

Variable selection method	Number of variable	Calibration set		Validation set		
		R_c^2	e_{RMSEC}	R_p^2	e_{RMSEP}	e_{RPD}
L0	10	0.750	0.024	0.926	0.045	1.867
L1	10	0.769	0.023	0.912	0.042	2.000
L2	10	0.692	0.027	0.890	0.035	2.400
L3	10	0.748	0.024	0.884	0.033	2.545
L4	10	0.670	0.053	0.875	0.034	2.471
L5	10	0.675	0.028	0.872	0.049	1.714
L6	10	0.672	0.028	0.911	0.032	2.625
L-GRA	12	0.710	0.026	0.965	0.030	2.800

对表 5 中 SMC 模型的精度进行分析后发现, 在通过小波变换(L1~L6)构建的模型中, 除了 L5 的模型精度比原始光谱(L0)构建的模型精度低外, 其余 5 种模型的精度都有所提高, 这说明小波变换在一定程度上可以增强光谱对 SMC 的敏感程度。在所有的模型中, 基于 L-GRA 的模型精度最高, 其 $e_{RMSEC} = 0.026$, $R_c^2 = 0.710$, $e_{RMSEP} = 0.030$, $R_p^2 = 0.965$, $e_{RPD} = 2.800$, 这是由于小波变换将信号分解

为不同子频带的特征光谱, 每层特征光谱表征了原始信号的特定细节, 如果单一地将某一层特征光谱作为自变量来构建 SMC 反演模型, 就容易忽略其他分解层数的水分敏感波段, 导致所选敏感波段不能完全反映土壤的属性, 构建的模型具有局限性, 故通过灰色关联分析从每层特征光谱中筛选出关联度较大的前两种变换作为自变量进行模型构建。

图 3 是基于 L-GRA 的 SMC 模型中实测值和

预测值的散点图。可见,模型的实测值样点和预测值样点基本都均匀地分布在 1:1 线附近,其均方根误差 $e_{\text{RMSE}} = 0.030$, $R^2 = 0.965$, $e_{\text{RPD}} = 2.800$, 模型精度较高,能够实现 SMC 的估测。

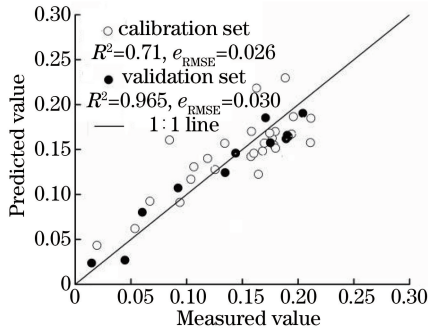


图 3 实测值与估算值的比较

Fig. 3 Comparison between measured and predicted SMC values

4 讨 论

土壤反射光谱是土壤的重要特性之一,它与 SMC 的变化关系密切,高光谱遥感的出现使得利用土壤表面光谱反射率短时间、大面积地估测土壤水分成为可能^[28]。而在建立高光谱估测模型前,对土壤光谱数据进行预处理是提升模型精度的关键环节^[29]。常见的土壤光谱预处理方法主要有平滑去噪、归一化、微分处理及多元散射校正等。小波变换作为一种新型的光谱分析技术已成功应用于高光谱数据处理^[14],它的优势在于可以通过小波分解将含噪光谱中的信号和噪声部分分离,从而分别进行处理。

通过小波变换后对不同频率的小波系数进行重构可以实现光谱信号的去噪和特征波谱的选择。陈至坤等^[30]在对矿物油荧光光谱数据进行小波变换时,认为第 4 层分解在更多地保留原始信号的基础上实现了对光谱数据的去噪处理;郑立华等^[16]在 8 层小波变换的基础上去除高频噪声,构建了土壤各属性特征光谱;王延仓等^[31]发现,小波分解第 4 层构建的有机质含量的模型精度最高。上述研究均显示,模型在中等分解尺度上表现出了最佳的效果,过低分解尺度的去噪效果不佳,而过度的分解尺度又会导致一些反映土壤属性特征的峰谷随着高频信号的不断剥离而消失,使其对原始光谱的解释能力下降。本课题组认为最佳的分解尺度为 L6,这与上述认为的中等分解尺度较为一致。

高光谱提供了大量的连续光谱,而不同的波段

之间存在较强的相关性,数据具有一定的冗余性^[32]。何挺等^[33]发现 1450 nm 处的光谱反射率能更好地预测 SMC;刘培君等^[34]在监测 SMC 时选择 1350~1450 nm、1800~1950 nm 和 2400~2500 nm 为最优波段;于雷等^[24]认为 SMC 的最优变量集为 443~449 nm、1408~1456 nm、1916~1943 nm、2209~2225 nm。本研究在各层特征光谱的基础上进行了 9 种数学变换,并通过相关性分析可知,所筛选的敏感波段基本上分布在 450, 1400, 1900, 2200 nm 附近,这与上述研究所筛选的波段较为一致。利用灰色关联分析对各层特征光谱及其 9 种数学变换与 SMC 进行关联度排序,对于不同的分解层来说,小波变换使得各种数学变换与 SMC 之间的灰色关联度有所提高;对于同一分解层来说,微分处理能够有效放大光谱细节,使得经过微分处理的各种数学变换与 SMC 之间的关联度有所提高。其中 $(\lg R)'$ 除了在 L1 处与 SMC 的关联度排在第 4 位外,其余关联度均最高,这与姚艳敏等^[35]和刘伟东等^[36]认为反射率对数的一阶微分对 SMC 的响应最佳一致。由于小波变换将信号分解为不同子频带的特征光谱,每层特征光谱表征了原始信号的特定细节,如果单一地将某一层特征光谱作为自变量来构建 SMC 反演模型,就会容易忽略其他分解层数的水分敏感波段,导致所选敏感波段不能完全反映土壤属性,构建的模型具有局限性。为了更好地预测 SMC,在 L1~L6 每层中挑选出与 SMC 关联度较大的前两种变换组成最佳变量集 L-GRA,即将 L1- $(1/R)'$ 、L1- $1/R$ 、L2- $(\lg R)'$ 、L2- $(1/R)'$ 、L3- $(\lg R)'$ 、L3- $[(1/\lg R)]'$ 、L4- $(\lg R)'$ 、L4- $(1/R)'$ 、L5- $(\lg R)'$ 、L5- $[\lg(1/R)]'$ 、L6- $(\lg R)'$ 、L6- $(1/R)'$ 所对应的敏感波段 407, 2286, 768, 2155, 1760, 1860, 1761, 2177, 1874, 2172, 1780, 2262 nm 用于 SMC 建模,其 $e_{\text{RMSEC}} = 0.026$ 、 $R_c^2 = 0.710$ 、 $e_{\text{RMSEP}} = 0.030$ 、 $R_p^2 = 0.965$ 、 $e_{\text{RPD}} = 2.800$, 为最佳 SMC 预测模型。

本研究在原始土壤光谱反射率的基础上引入小波变换进行处理,通过相关分析选择敏感波段,并通过灰色关联分析从敏感波段中筛选出最优波段,建立 SMC 最优估测模型。但本研究也存在不足,例如,土壤光谱反射率是土壤所有属性的综合体现,如何更好地估测土壤水分信息仍需进一步研究;土壤高光谱波段数据较多,且信息量较为丰富,仅采用部分敏感小波系数建立的模型不能充分利用波谱的其他信息。

5 结 论

采用小波变换对土壤原始光谱数据进行处理,根据各层特征光谱与 SMC 之间的相关性确定分解尺度,并在各层特征光谱的基础上进行 9 种数学变换,通过相关分析筛选出每层特征光谱的敏感波段并建模,再结合灰色关联分析从每层中筛选出与 SMC 关联度较高的前两种变换作为自变量,利用偏最小二乘回归法构建 SMC 估测模型,并将所建立的 SMC 模型进行对比分析,从中优选出能够预测 SMC 的最优模型,得到如下结论:

1) 在小波变换过程中,土壤反射率与 SMC 的相关性呈先增后减的趋势,L6 处通过 0.01 水平下的显著性波段最多;总体来说,L6 的特征光谱在去噪的同时还能最大限度地保留光谱的细节,为本研究中的最大分解层。

2) 对于不同的分解层来说,小波变换使得各种数学变换与 SMC 之间的灰色关联度有所提高;对于同一分解层来说,微分处理能够有效放大光谱细节,使得经过微分处理的各种数学变换与 SMC 之间的关联度有所提高。总体上来说,将小波变换和微分变换相结合可以深度挖掘光谱的潜在信息,提高其与 SMC 之间的关联度。

3) 根据所有 SMC 模型的统计参数综合对比分析,确定基于 L-GRA 建立的模型精度最高,其 $e_{RMSEC} = 0.026$ 、 $R_c^2 = 0.710$ 、 $e_{RMSEP} = 0.030$ 、 $R_p^2 = 0.965$ 、 $e_{RPD} = 2.800$,说明小波变换和灰色关联分析的结合在建立模型时能尽可能少地损失光谱细节,较为彻底地去除噪声,同时还能对无信息变量进行有效去除,为该研究区 SMC 的预测提供了新思路。

参 考 文 献

- [1] Zou W X, Han X Z, Jiang H, *et al.* Characteristics of precipitation in black soil region and response of soil moisture dynamics in Northeast China [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2011, 27(9): 196-202.
邹文秀, 韩晓增, 江恒, 等. 东北黑土区降水特征及其对土壤水分的影响[J]. 农业工程学报, 2011, 27(9): 196-202.
- [2] Zhang D H, Li X R, Chen Y L. Simulation study on the effects of sand binding shrub on the deep soil water in a recovered area on the southeast fringe of Tengger Desert, North China [J]. Acta Ecologica Sinica, 2016, 36(11): 3273-3279.

张定海, 李新荣, 陈永乐. 腾格里沙漠人工植被区固沙灌木影响深层土壤水分的动态模拟研究[J]. 生态学报, 2016, 36(11): 3273-3279.

- [3] Sun Y J, Zheng X P, Qin Q M, *et al.* Modeling soil spectral reflectance with different mass moisture content [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(8): 2236-2240.
孙越君, 郑小坡, 秦其明, 等. 不同质量含水量的土壤反射率光谱模拟模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(8): 2236-2240.
- [4] Muller E, Décamps H. Modeling soil moisture-reflectance [J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 76(2): 173-180.
- [5] Lobell D B, Asner G P. Moisture effects on soil reflectance [J]. Soil Science Society of America Journal, 2002, 66(3): 722-727.
- [6] Jiang X Q, Ye Q, Lin Y, *et al.* Study on inverting soil water content based on harmonic analysis and hyperspectral remote sensing[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(10): 300-310.
姜雪芹, 叶勤, 林怡, 等. 基于 HA 和高光谱遥感的土壤含水量反演研究[J]. 光学学报, 2017, 37(10): 300-310.
- [7] Lü Y F, Sun Z Q, Zhao Y S. Study on inverting soil moisture content based on the field bidirectional reflectance information with the reflection model[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(3): 0328001.
吕云峰, 孙仲秋, 赵云升. 基于野外双向反射信息利用反射模型反演土壤含水量研究[J]. 光学学报, 2015, 35(3): 0328001.
- [8] Hummel J W, Sudduth K A, Hollinger S E. Soil moisture and organic matter prediction of surface and subsurface soils using an NIR soil sensor [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2001, 32(2): 149-165.
- [9] Li M L, Li X C, Zhang S. Grey relation estimating pattern of soil water content based on hyper-spectral data [J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2016, 33(2): 163-168.
李明亮, 李西灿, 张爽. 土壤含水量高光谱灰色关联度估测模式[J]. 测绘科学技术学报, 2016, 33(2): 163-168.
- [10] Jin X L, Xu X G, Wang J H, *et al.* Hyperspectral estimation of leaf water content for winter wheat based on grey relational analysis (GRA) [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(11): 3103-3106.
金秀良, 徐新刚, 王纪华, 等. 基于灰度关联分析的

- 冬小麦叶片含水量高光谱估测[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(11): 3103-3106.
- [11] Yin Z, Lei T, Yan Q, *et al.* A near-infrared reflectance sensor for soil surface moisture measurement [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 99: 101-107.
- [12] Zhang R, Li Z F, Pan J J. Coupling discrete wavelet packet transformation and local correlation maximization improving prediction accuracy of soil organic carbon based on hyperspectral reflectance[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(1): 175-181.
张锐, 李兆富, 潘剑君. 小波包-局部最相关算法提高土壤有机碳含量高光谱预测精度[J]. 农业工程学报, 2017, 33(1): 175-181.
- [13] Blanco M, Coello J, Iturriaga H, *et al.* NIR calibration in non-linear systems: different PLS approaches and artificial neural networks [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2000, 50(1): 75-82.
- [14] Kaewpjit S, Moigne J L, El-Ghazawi T. Automatic reduction of hyperspectral imagery using wavelet spectral analysis [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2003, 41(4): 863-871.
- [15] 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.
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.
- [16] Zheng L H, Li M Z, Pan L, *et al.* Application of wavelet packet analysis in estimating soil parameters based on NIR spectra [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(6): 1549-1552.
郑立华, 李民赞, 潘雯, 等. 近红外光谱小波分析在土壤参数预测中的应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(6): 1549-1552.
- [17] Li R P, Shi H B, Zhang X H, *et al.* Characteristic analysis of temperature, soil water and salt during maximum freezing depth period based on wavelet transform[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(6): 82-87.
李瑞平, 史海滨, 张晓红, 等. 基于小波变换的最大冻深期气温与土壤水盐特征分析[J]. 农业工程学报, 2012, 28(6): 82-87.
- [18] Sun G D, Qin L A, Cheng Z, *et al.* Applications of wavelet noise reduction for simulated signals of imaging lidar[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(9): 090102.
孙国栋, 秦来安, 程知, 等. 小波去噪在成像激光雷达仿真信号中的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(9): 090102.
- [19] Lin L, Wang Y, Teng J, *et al.* Hyperspectral analysis of soil organic matter in coal mining regions using wavelets, correlations, and partial least squares regression [J]. Environmental Monitoring & Assessment, 2016, 188(2): 97.
- [20] Shie Q. Introduction to time-frequency and wavelet transforms[M]. London: Prentice Hall, 2001.
- [21] Liu Y D, Ouyang A G, Ying Y B. Application of wavelet analysis in signal process using Matlab [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2006, 19(3): 821-823.
刘燕德, 欧阳爱国, 应义斌. 小波分析用于光谱信号处理及其在 Matlab 中的实现[J]. 传感技术学报, 2006, 19(3): 821-823.
- [22] Xu C, Cai C, Pi M, *et al.* Correlation wavelet and its applications [J]. Chinese Quarterly Journal of Mathematics, 1999, 14(1): 5-9.
- [23] Kaewpjit S, Moigne J L, Elghazawi T. Spectral data reduction via wavelet decomposition[J]. Aerosense, 2002, 388(4): 56-63.
- [24] Yu L, Zhu Y X, Hong Y S, *et al.* Determination of soil moisture content by hyperspectral technology with CARS algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(22): 138-145.
于雷, 朱亚星, 洪永胜, 等. 高光谱技术结合 CARS 算法预测土壤水分含量[J]. 农业工程学报, 2016, 32(22): 138-145.
- [25] 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.
- [26] Xue L H, Zhou D H, Li Y, *et al.* Prediction of soil organic matter and total phosphorus with VIS-NIR hyperspectral inversion relative to land use[J]. Acta Pedologica Sinica, 2014, 51(5): 993-1002.

- 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.
- [27] Shi Z, Wang Q, Peng J, *et al.* Development of a national VNIR soil-spectral library for soil classification and prediction of organic matter concentrations[J]. *Science China Earth Sciences*, 2014, 57(7): 1671-1680.
- [28] Tong Z Y, Zhang W C. Progress of soil moisture monitoring by remote sensing[J]. *Bulletin of Soil & Water Conservation*, 2007, 27(4): 107-113.
全兆远, 张万昌. 土壤水分遥感监测的研究进展[J]. 水土保持通报, 2007, 27(4): 107-113.
- [29] Chen H Y, Zhao G X, Zhang X H, *et al.* Improving estimation precision of soil organic matter content by removing effect of soil moisture from hyperspectra[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2014, 30(8): 91-100.
陈红艳, 赵庚星, 张晓辉, 等. 去除水分影响提高土壤有机质含量高光谱估测精度[J]. 农业工程学报, 2014, 30(8): 91-100.
- [30] Chen Z K, Zhang H J, Wang Y T, *et al.* Fluorescence spectral date of mineral oil processing based on wavelet transform[J]. *Laser Journal*, 2016, 37(10): 78-81.
陈至坤, 张菡洁, 王玉田, 等. 基于小波变换的矿物油荧光光谱数据处理方法[J]. 激光杂志, 2016, 37(10): 78-81.
- [31] Wang Y C, Yang G J, Zhu J S, *et al.* Estimation of organic matter content of north fluvo-aquic soil based on the coupling model of wavelet transform and partial least squares[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(7): 1922-1926.
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.
- [32] Hymer D C, Moran M S, Keefer T O. Soil water evaluation using a hydrologic model and calibrated sensor network[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2000, 64(1): 319-326.
- [33] He T, Wang J, Cheng Y, *et al.* Spectral features of soil moisture[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2006, 43(6): 1027-1032.
何挺, 王静, 程焯, 等. 土壤水分光谱特征研究[J]. 土壤学报, 2006, 43(6): 1027-1032.
- [34] Liu P J, Zhang L, Alishir K, *et al.* A method for monitoring soil water contents using satellite remote sensing[J]. *Journal of Remote Sensing*, 1997, 1(2): 135-138.
刘培君, 张琳, 艾里西尔·库尔班, 等. 卫星遥感估测土壤水分的一种方法[J]. 遥感学报, 1997, 1(2): 135-138.
- [35] Yao Y M, Wei N, Tang P Q, *et al.* Hyper-spectral characteristics and modeling of black soil moisture content[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2011, 27(8): 95-100.
姚艳敏, 魏娜, 唐鹏钦, 等. 黑土土壤水分高光谱特征及反演模型[J]. 农业工程学报, 2011, 27(8): 95-100.
- [36] Liu W D, Baret F, Zhang B, *et al.* Extraction of soil moisture information by hyperspectral remote sensing[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2004, 41(5): 700-706.
刘伟东, Baret F, 张兵, 等. 高光谱遥感土壤湿度信息提取研究[J]. 土壤学报, 2004, 41(5): 700-706.