

盐渍化土壤光谱特征的区域异质性及盐分反演

彭 杰¹, 刘焕军², 史 舟^{3*}, 向红英¹, 迟春明¹

(1. 塔里木大学植物科学学院, 阿拉尔 843300; 2. 东北农业大学资源与环境学院, 哈尔滨 150030;

3. 浙江大学农业遥感与信息技术应用研究所, 杭州 310058)

摘 要: 该文通过分析中国新疆、浙江、吉林 3 个不同地区盐渍化土壤的高光谱特征, 研究了盐渍化土壤高光谱特征的区域异质性, 并对构建高精度的跨区域土壤盐分高光谱定量反演模型, 应用 25 种数据处理方式来提高全局建模的精度, 旨在提高具有光谱异质性土壤的盐分反演精度。结果表明: 不同地区的盐渍化土壤, 无论是反射率还是光谱曲线形态方面, 均存在较明显的差异, 但经过一阶微分处理后, 光谱差异有所降低; 对 3 个地区土壤盐分含量局部建模与全局建模的精度进行比较, 在所选用的直线回归、主成分回归、多元线性回归、偏最小二乘回归 4 种建模方法中, 全局建模精度均低于局部建模精度; 不同地区盐渍化土壤的盐分敏感波段不一致, 在所采用的 25 种数据处理方式中, SG3 点一阶微分 (savitzky golay)、SG5 点一阶微分、SG7 点一阶微分、线性基线校正+SG3 点一阶微分、SG 平滑+SG3 点一阶微分、SG 平滑+线性基线校正+SG3 点一阶微分这 6 种数据处理方式对全局建模的建模精度有明显改善作用, 模型的相对分析误差均达到 2.0 以上, 其中以 SG 平滑+SG3 点一阶微分为最佳, 其决定系数、均方根误差、相对分析误差分别为 0.80、0.43、2.23。研究结果为跨区域土壤盐渍化的航天高光谱遥感监测提供了一定的参考依据。

关键词: 土壤; 盐分; 遥感; 高光谱; 1:5 浸提液电导率; 盐渍化; 反演精度

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2014.17.022

中图分类号: TP79; S127

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2014)-17-0167-08

彭 杰, 刘焕军, 史 舟, 等. 盐渍化土壤光谱特征的区域异质性及盐分反演[J]. 农业工程学报, 2014, 30(17): 167—174.

Peng Jie, Liu Huanjun, Shi Zhou, et al. Regional heterogeneity of hyperspectral characteristics of salt-affected soil and salinity inversion[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(17): 167—174. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

土壤盐渍化可造成土壤肥力衰退、作物生产力下降、生态环境恶化, 是制约农业生产和生态环境可持续发展的主要因素之一^[1-3]。对盐渍化土壤进行合理开发利用、改良、治理, 要求能够快速、准确、动态地获取大面积盐渍化土壤的盐分信息。传统土壤盐渍化的监测采用野外定点调查方法, 其费时、费力, 且破坏性强、测点少、代表性差^[4-5], 难以满足快速、动态地获取大面积盐渍化土壤盐分信息的要求。高光谱遥感凭借其波段多且连续、信息丰富、定量反演精度高等显著优点, 很好地克服了传统人工地面监测方法的不足, 已成为土壤盐渍化监测领

域中的一种先进手段。

构建土壤盐分高光谱定量反演模型是土壤盐渍化高光谱遥感监测的重要内容之一。已有大量研究对不同地区的盐渍化土壤进行了盐分高光谱定量反演。Weng 等^[6]以山东省黄河流域为研究区域, 采用偏最小二乘法建立了盐分的高光谱定量反演模型, 模型的决定系数达到 0.89。Zhang 等^[7]对山东省黄河流域盐渍化土壤也进行了相关研究, 但模型的决定系数只有 0.58。屈永华等^[8]建立了内蒙古河套灌区土壤盐分与高光谱数据的偏最小二乘回归模型, 土壤全盐反演模型的决定系数为 0.73。卢霞^[9]研究了连云港典型滨海盐土盐分含量的高光谱预测模型, 决定系数为 0.56。王静等^[10]以吉林省西部的长岭县为研究区, 采用神经网络构建了盐渍土盐分高光谱预测模型, 决定系数达到 0.90。樊彦国等^[11]以黄河三角洲东部的永安镇为研究区, 利用野外实测的高光谱数据建立的神经网络预测模型的预测精度为 62.5%。翁永玲等^[12]以青海的茶卡-共和盆地作为研究区, 利用 Hyperion 数据建立的盐分偏最小二乘回归模型的决定系数达到 0.92。刘娅等^[13]

收稿日期: 2013-12-31 修订日期: 2014-08-07

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41061031、41261083、41271234、41361048), 黑龙江省普通高等学校青年学术骨干支持计划 (1251G010)

作者简介: 彭 杰 (1977—), 男, 湖南隆回人, 副教授, 主要从事资源与环境高光谱遥感监测机理与方法的研究。阿拉尔 塔里木大学植物科学学院, 843300。Email: pjzky@163.com

*通信作者: 史 舟 (1970—), 男, 浙江舟山人, 教授, 博士生导师, 主要从事农业遥感与信息技术方面的研究。杭州 浙江大学农业遥感与信息技术应用研究所, 310058。Email: shizhou@zju.edu.cn

以江苏的大丰市和东台市为研究区,采用偏最小二乘法建立的土壤盐分高光谱预测模型的预测方差比最高可达 3.1。丁建丽等^[14]以新疆渭干河-库车河三角洲绿洲为研究区,利用综合高光谱指数建立的盐分预测模型的预测值与实测值的相关系数为 0.77。张晓光等^[15]以吉林西部的白城市和松原市为研究区,反射率经平滑后采用倒数对数变换的数据处理建立了盐分反演模型,决定系数为 0.67,预测方差比为 1.6。

这些研究高光谱遥感监测土壤盐渍化状况的研究可为后续研究者提供参考,但目前针对土壤盐分所建立的高光谱预测模型,都是基于某一特定区域数据所建,而不同区域的成土母质、土壤含盐量、盐分离子组成状况等因素存在一定的差异,导致某一特定地区所建立盐分高光谱预测模型很难推广到其他地区。充分发挥遥感技术的宏观监测优势,建立国家尺度甚至全球尺度的统一土壤盐渍化定量反演模型来满足大面积监测的需求,是土壤盐渍化遥感监测发展的必然趋势。然而,在大尺度范围内,不同成土母质、成土过程的土壤在高光谱特征方面具有明显差异,这可能是导致大尺度反演模型精度远远不如区域反演模型的关键因素。探明并解决该问题对于成功建立国家尺度及全球尺度的统一土壤盐渍化定量反演模型具有重要意义。因此,

本研究在探讨中国 3 个主要盐渍化区域土壤盐渍化高光谱特征差异的基础上,提出构建基于跨省或国家尺度的土壤盐渍化高光谱定量反演模型的思路与方法,以期对航天高光谱遥感在大尺度上对土壤盐渍化状况的监测与应用提供参考。

1 材料与方法

1.1 样品的采集与测定

本次土壤样品的采集区域覆盖了 3 个具有较大跨度的样区,土样数目总计为 159。具体地点为中国东北部吉林省的大安市和前郭尔罗斯蒙古族自治县(123°51'~124°24'36"E、45°7.2'~45°36'36"N),土壤类型为盐土,采集样品数为 33;中国西北部新疆维吾尔自治区的和田县(79°48'36"~79°49'12"E、37°12'36"~37°13'12"N),土壤类型为盐渍水稻土,采集样品数为 58;中国东南部浙江省的上虞市(120°39'36"~120°49'12"E、30°7'12"~30°13'12"N),土壤类型为盐土,采集样品数为 68。土样采集深度为 0~20 cm,采集的土样经清除石块和植物残留物后,于室内自然风干,经研磨后一部分过 2 mm,供光谱测试用,一部分过 0.25 mm,供化学分析用。土样测定的项目为电导率,采取水土比为 1:5^[16],利用 DDS-307 电导率仪(上海雷磁)测定,具体数据见表 1。

表 1 供试土样的电导率数据统计
Table 1 Statistics of electrical conductivity of tested soils

地点 Sites	样本数 Numbers of samples	平均值 Mean/(ms·cm ⁻¹)	最大值 Max/(ms·cm ⁻¹)	最小值 Min/(ms·cm ⁻¹)	标准差 Standard deviation	变异系数 Coefficient of variation
浙江 Zhejiang	68	0.34	1.31	0.08	0.28	0.82
吉林 Jilin	33	1.42	7.59	0.07	1.85	1.30
新疆 Xinjiang	58	0.79	1.22	0.37	0.21	0.27
总计 Total	159	0.73	7.59	0.07	0.95	1.31

1.2 土样光谱测定

土壤光谱测定采用 FieldSpec Pro FR 光谱仪(美国 Analytical Spectral Devices 公司),其波长范围为 350~2 500 nm。光谱测定在暗室内进行,不同波段的光谱分辨率分别为 3 nm(350~1 000 nm)和 10 nm(1 000~2 500 nm),采样间隔为 1 nm。暗室以 1 000 W 的卤素灯为光源,置于距土壤样品表面 70 cm、天顶角 30°处。土样置于内部全部涂黑的培养皿(直径 10 cm、深 1.5 cm)内,其表面用直尺刮平。传感器探头采用 25°视场角探头,垂于土样上方 15 cm,探头接受土壤光谱的区域远小于培养皿面积,为直径 6.7 cm 的圆,以保证探头接收的均为土样的反射光谱。测试前进行白板校正。各土样分别采集 10 条光谱曲线,取其算术平均作为该土样的实际反射光谱数据。

1.3 光谱数据处理

应用 MATLAB 软件,采用小波去噪法对土壤光谱进行滤波去噪,去除噪声较大的边缘波段 350~399 nm 和 2 451~2 500 nm 波段。然后,利用 The Unscrambler 9.5(camo 公司产品)对去噪后的数据进行变换处理及相关分析。数据变换处理包括:对数 Log(R)、倒数对数 Log(1/R)、SG 一阶导数(savitzky golay first derivative, SGFD, 分别采用 3、5、7 点进行一阶导数)、SG 二阶导数(savitzky golay second derivative, SGSD, 分别采用 3、5、7 点进行二阶导数)、面积归一化(area normalization, AN)、平均值归一化(mean normalization, MN)、单位向量归一化(unite vector normalization, UVN)、最大值归一化(maximum normalization, MAN)、范围归一化(range normalization, RN)、线性基线

校正 (linear baseline correction, LBC)、多元散射校正 (multiplicative scatter correction, MSC)、SG 平滑 (savitzky golay smoothing, SGS, 3 点平滑)。

1.4 建模方法及模型评价指标

建模方法为直线回归 (linear regression, LR)、主成分回归 (principal component regression, PCR)、多元线性回归 (multiple linear regression, MLR)、偏最小二乘回归 (partial least squares regression, PLSR) 4 种, 建模思路为全局建模和局部建模 2 种, 全局建模即将所有地区的土样汇总来建立统一的反演模型, 而局部建模则是针对不同地区的土样建立单独的反演模型。LR 由 Excel 2003 实现, PCR、MLR、PLSR 由 Unscrambler 9.5 实现。模型稳定性和预测精度的评价指标为决定系数 (determination coefficient, R^2)、均方根误差 (root mean square error, RMSE)、相对分析误差 (relative percent deviation, RPD)。针对 RPD 而言, 当 $1.5 < \text{RPD} < 2.0$ 时表明模型只能对样品高含量与低含量进行粗略估测, 当 $2.0 \leq \text{RPD} < 2.5$ 时表明模型具有较好的预测能力, 当 $2.5 \leq \text{RPD} < 3.0$ 时模型具有很好的预测能力, 当 $\text{RPD} \geq 3.0$ 时模型具有极好的预测能力^[17]。决定系数和相对分析误差大、均方根误差小的模型, 其预测能力强、稳定性高。

2 结果与分析

2.1 不同地区盐渍化土壤的高光谱特征分析

图 1 为浙江、吉林、新疆 3 个地区盐渍化土壤的反射率光谱曲线和一阶微分光谱曲线。为了减少盐分对不同地区土壤光谱曲线特征差异的影响, 选

取土壤电导率大致相同的曲线进行分析, 图中浙江、新疆、吉林反射率曲线的电导率依次为 1.08、1.01、1.03 ms/cm。由图 1a 可看出, 在可见光部分 (400~760 nm), 吉林地区土壤的反射率与浙江的均较低, 新疆土壤的反射率相对较高。在近红外部分 (760~2 400 nm), 吉林地区土壤的反射率最高, 其次是新疆地区的土壤, 浙江地区土壤的反射率最低, 这可能是不同地区土壤质地的差异所致。从曲线形态来看, 在 400~600 nm 波段, 新疆地区土壤反射率曲线的斜率最大, 浙江与吉林的大致相同。在水分吸收特征带, 吉林地区土壤 1 400、1 900 nm 附近的吸收深度与吸收面积明显要强于新疆和浙江地区的土壤, 同时在 2 100~2 400 nm 波段吉林地区土壤的反射率曲线呈下降的趋势, 而新疆和浙江地区的表现出较平缓的趋势。另外, 浙江和新疆的土壤在 800~1 300 nm 波段内有宽大的弱吸收带, 而吉林地区的不明显。纵观整个光谱曲线, 浙江与新疆 2 个地区土壤的光谱曲线形态比较接近, 而与吉林地区土壤的光谱曲线形态存在较大差异。

图 1b 为不同地区土壤反射率的一阶微分曲线。反射率经过一阶微分变换以后, 不同地区土壤光谱曲线的差异性有所减弱, 除 400~1 000 nm、水分特征吸收带的 1 400、1 900 nm 有明显差异外, 其余波段的差异性不明显, 特别是在 1 100~1 350、1 430~1 840、2 050~2 250 nm 这几个波段, 不同地区土壤的光谱曲线几乎呈重合状态。由此可知, 进行一阶微分变换后, 土壤高光谱特征的区域异质性得到了一定程度的改善。

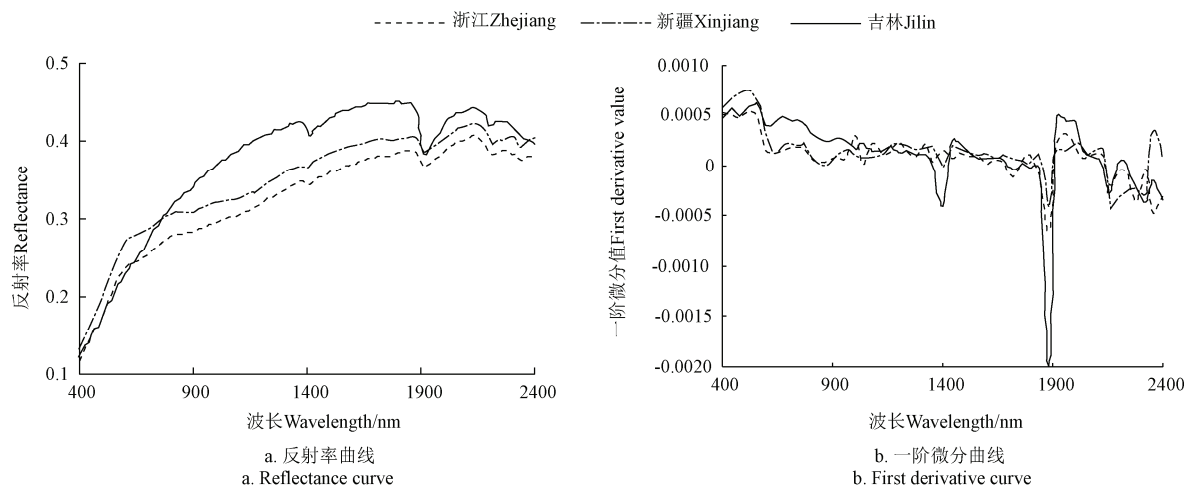


图 1 不同区域盐渍化土壤光谱曲线

Fig.1 Diffuse reflectance spectra of soil in different areas

2.2 不同地区土壤电导率与反射率数据的相关性比较

电导率是土壤含盐量高低的重要指标之一, 也

是影响土壤反射率的重要因素之一, 本文进行了反射率与电导率的相关性分析。电导率与反射率的相关性分析结果 (图 2) 表明, 不同地区的相关性曲

线的形态存在明显的差异, 吉林的在 1 400 和 1 900 nm 附近具有明显的“谷”形状, 新疆的仅在 1900 nm 附近有微弱的“谷”形状, 而浙江的在整个波段范围内几乎看不出“谷”形状, 但所有地区汇总的相关性曲线却表现出了与吉林的高度相似性。从相关性的性质来看, 吉林的在整个波段范围内, 电导率与反射率呈正相关, 新疆的在 400~1 310 nm 和 1 917~2 450 nm 呈负相关, 而在 1 311~1 916 nm 呈正相关, 浙江的在 400~547 nm 呈正相关, 548~2 450 nm 呈负相关, 汇总后的相关性则在 400~452、729~1 895、1 993~2 327 nm 呈正相关, 453~728、1 896~1 992、2 328~2 450 nm 呈负相关。由此可知, 将所有样品汇总进行相关性分析时, 分析结果反映的主要是吉林土壤的高光谱信息, 而新疆和浙江土壤的信息基本被遮蔽。

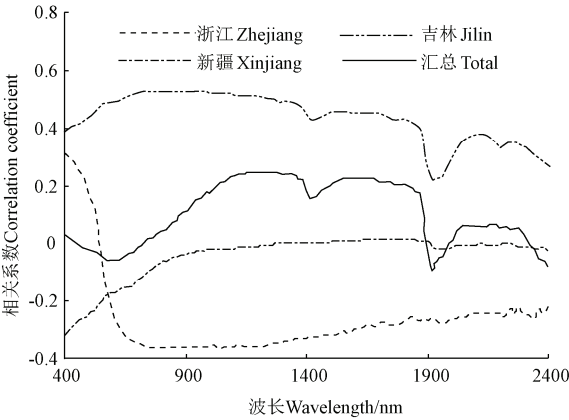


图2 不同区域盐渍化土壤电导率与反射率的相关性曲线
Fig.2 Correlation coefficient between electrical conductivity and reflectance spectra of soil in different areas

为了进一步明确不同地区土壤盐渍化的高光谱响应差异, 对相关性分析结果进行了显著性检验(表 2)。由表 2 可以看出, 新疆土壤盐渍化的敏感波段全部位于可见光波段(400~760 nm), 而浙江、吉林及全局的大部分波段位于近红外波段(761~2 400 nm)。从显著水平来看, 除新疆的仅达到显著水平($P<0.05$)外, 其余的均达到极显著水平

($P<0.01$), 而从相关性的性质来看, 浙江和新疆的为负相关关系, 说明盐渍化程度越重, 土壤的反射率越低, 吉林的为正相关关系, 说明盐渍化程度越重, 土壤的反射率越高, 这与上述的不同地区土壤盐渍化高光谱特征分析的结果完全吻合。但将所有地区土样进行全局分析时, 则结果显示为正相关关系, 说明在所有地区土样的高光谱信息中, 吉林土壤的高光谱信息起主导作用, 对新疆、浙江土壤的高光谱信息有明显的掩盖作用, 这对于全局建模的反演精度将产生决定性影响。

表 2 不同区域盐渍化土壤的光谱敏感波段
Table 2 Spectral sensitive wave bands of soil salinization in different areas

地点 Sites	敏感波段 Sensitive bands/nm	显著水平 Significant level	相关性质 Correlation character
浙江 Zhejiang	636~1 595	**	负相关
吉林 Jilin	500~1 836	**	正相关
新疆 Xinjiang	400~496	*	负相关
全局 Total	1 051~1 385	**	正相关

注: **为极显著($P<0.01$); *为显著($P<0.05$)。
Note: ** is highly significant ($P<0.01$); * is significant ($P<0.05$).

2.3 局部建模与全局建模的反演精度分析

为了探明不同区域土壤高光谱特征差异对土壤盐渍化定量反演模型精度的影响, 本研究对比了全局建模和局部建模的反演精度(表 3)。本次所使用的光谱数据为未经数据变换的反射率。由表 3 可看出, 在所有 4 种建模方法中, 以局部建模思路所得的实测值与预测值之间的 R^2 、RPD 均高于全局建模的对应值, 而 RMSE 则低于全局建模的对应值, 局部建模时, PCR 与 PLSR 模型的 RPD 达到 2.0 以上, 分别为 2.05 和 2.15, 表明模型具有较好的预测能力, 而全局建模时, 所有模型的 RPD 均未达到 2.0, 最高值仅为 1.86, 只能对样品高含量与低含量进行粗略估测。由此说明, 局部建模思路所建模型的 R^2 、RMSE、RPD 要优于全局建模所建模型的对应值。在所采用的 4 种建模方法中, 采用 PCR、PLSR 方法建模时, 局部建模与全局建模之

表 3 不同建模方法的电导率反演精度
Table 3 Accuracy of electrical conductivity predicted with different models

建模方法 Modeling method	局部建模 Local modeling			全局建模 Global modeling		
	决定系数 R^2	均方根误差 RMSE	相对分析误差 RPD	决定系数 R^2	均方根误差 RMSE	相对分析误差 RPD
LR	0.45	0.73	1.30	0.06	0.93	1.02
MLR	0.50	0.69	1.38	0.10	0.91	1.04
PCR	0.76	0.46	2.05	0.71	0.51	1.85
PLSR	0.78	0.44	2.15	0.71	0.51	1.86

注: LR 为直线回归; MLR 为多元线性回归; PCR 为主成分回归; PLSR 为偏最小二乘回归; R^2 为决定系数; RMSE 为均方根误差; RPD 为相对分析误差; 下同。
Note: LR is linear regression; MLR is multiple linear regression; PCR is principal component regression; PLSR is partial least squares regression; R^2 is determination coefficient; RMSE is root mean square error; RPD is relative percent deviation; Same as below.

间的反演精度差异要小于采用 LR 和 MLR 方法建模时的差异,而 PCR 和 PLSR 二者比较而言,虽然各项精度检验指标均比较接近,但相对来说,PLSR 的反演精度要稍优于 PCR。

2.4 基于提高全局建模反演精度的研究

为了减少不同地区土壤因成土条件和过程的不同所引起区域模型的差异,提高预测模型的反演精度,对不同区域土壤的高光谱数据统一进行了 25 种不同形式的处理,不同处理方式及效果见表 4。相比于反射率(reflectance, Re)来看,一阶微分处理对全局建模反演精度具有明显改善作用,归一化、平滑、线性基线校正、多元散射校正处理后反演精度有所下降,而二阶微分处理后反演精度下降

明显。在不同数据处理的组合中,线性基线校正+一阶微分(LBC+SGFD3)、平滑+一阶微分(SGS+SGFD3)、平滑+线性基线校正+一阶微分(SGS+LBC+SGFD3)对反演精度有改善作用,其余组合方式改善作用不明显。在所有模型中,反射率经 SGFD3、SGFD5、SGFD7、LBC+SGFD3、SGS+SGFD3、SGS+LBC+SGFD3 处理后,模型的 RPD 均达到 2.0 以上,说明模型具有较好的预测能力,但未达到 2.5 以上,说明模型还未达到极好定量预测的能力。在这 6 个数据处理方式中,SGS+SGFD3 的 R^2 和 RPD 为最高, RMSE 为最低,其值分别为 0.80、2.23、0.43。因此,推荐采用该处理方式来建立不同地区盐渍化土壤含盐量的反演模型。

表 4 不同数据处理方式对偏最小二乘回归全局建模的影响

Table 4 Effects of data processing on global modeling based on partial least squares regression (PLSR)

数据处理方式 Data processing methods	决定系数 R^2	均方根误差 RMSE	相对分析误差 RPD
反射率 Reflectance	0.71	0.51	1.86
SG3 点一阶微分 (savitzky golay first derivative with 3 points, SGFD3)	0.78	0.45	2.11
SG5 点一阶微分 (savitzky golay first derivative with 5 points, SGFD5)	0.77	0.46	2.07
SG7 点一阶微分 (savitzky golay first derivative with 7 points, SGFD7)	0.76	0.47	2.02
SG3 点二阶微分 (savitzky golay second derivative with 3 points, SGSD3)	0.09	0.91	1.05
SG5 点二阶微分 (savitzky golay second derivative with 5 points, SGSD5)	0.09	0.91	1.05
SG7 点二阶微分 (savitzky golay second derivative with 7 points, SGSD7)	0.10	0.90	1.05
面积归一化 (area normalization, AN)	0.46	0.70	1.37
单位向量归一化 (unit vector normalization, UVN)	0.47	0.70	1.37
平均值归一化 (mean normalization, MN)	0.46	0.70	1.37
最大值归一化 (maximum normalization, MAN)	0.58	0.62	1.54
范围归一化 (range normalization, RN)	0.60	0.60	1.57
线性基线校正 (linear baseline correction, LBC)	0.69	0.53	1.78
线性基线校正+SG3 点一阶微分 (LBC+SGFD3)	0.76	0.47	2.02
对数 (logarithm of R, LogR)	0.59	0.61	1.56
倒数对数 (inverse of LogR, Log(1/R))	0.59	0.61	1.56
SG 平滑 (SG smoothing, SGS)	0.67	0.55	1.74
SG 平滑+SG3 点一阶微分 (SGS+SGFD3)	0.80	0.43	2.23
SG 平滑+线性基线校正+SG3 点一阶微分 (SGS+LBC+SGFD3)	0.77	0.45	2.09
线性基线校正+SG 平滑 (LBC+SGS)	0.69	0.53	1.78
多元散射校正 (multiplicative scatter correction, MSC)	0.56	0.63	1.51
SG 平滑+线性基线校正 (SGS+LBC)	0.56	0.63	1.50
SG 平滑+倒数对数 (SGS+Log(1/R))	0.67	0.54	1.75
SG 平滑+范围归一化 (SGS+RN)	0.58	0.62	1.54
SG 平滑+倒数对数+线性基线校正 (SGS+Log(1/R)+LBC)	0.59	0.61	1.56
倒数对数+线性基线校正+多元散射校正+SG 平滑 (Log(1/R)+LBC+MSC+SGS)	0.61	0.59	1.60

3 讨 论

本研究表明不同地区盐渍化土壤的光谱特征有明显差异。不同地区盐渍化土壤光谱异质性的原因可能在于：一是因地区差异，土壤的成土条件和成土过程以及成土母质不同，导致土壤矿物质存在较大差异，而矿物质作为质量含量最高的土壤成分，对土壤光谱特征的影响也是最大的；二是不同地区土壤盐分组成的不同，土壤中盐分是众多单一盐类的混合物，不同盐类具有其独特的光谱特征，因此，不同比例盐类混合形成的土壤盐分也具有不同的光谱特征；三是不同地区的盐分与土壤颗粒结合的方式不同，吉林地区的土壤盐分含量明显要高于新疆与浙江的土壤盐分含量，而土壤中的盐分需达到一定含量才能以结晶形式的存在，表现为可见的盐粒，而含量较低的土壤中，则是以盐分子的形式存在，所以导致吉林地区土壤的光谱特征与新疆、浙江产生明显差异；四是不同地区土壤中有机的组分不同，即胡敏酸、胡敏素、富里酸的含量比例不同，气候是影响土壤有机质组成的重要因素之一，而不同组成状况的有机质在其光谱特征上也会有所体现，新疆、吉林、浙江处于不同的气候带，其土壤的有机质组成状况也会存在一定的差异。

如何消减土壤光谱异质性，提高模型的预测精度与普适性，一直是遥感研究人员关注的热点问题。张娟娟等^[18-19]在对中国中、东部地区 5 种不同类型土壤的有机质与全氮含量进行光谱反演中表明：一阶微分处理能够较好地消除土壤类型等因素的影响，从而突出光谱反射率与养分含量之间的相关性。史舟等^[20]通过对中国西藏、新疆、黑龙江、海南等地采集 16 种土类的 1 581 个土壤样本进行一阶微分处理并光谱分类后建模，表明一阶微分-光谱分类-局部建模的预测精度比一阶微分-全局建模有了显著提高，同时也表明一阶微分处理后比原始数据的建模效果更佳。与之一致，本研究对不同地区盐渍化土壤做一阶微分处理后，有效地降低了盐渍化土壤高光谱特征的区域异质性，同时，建模结果也表明，一阶微分处理可明显提高全局建模精度。虽然本文利用一阶微分处理对新疆、吉林、浙江 3 个不同地区具有光谱异质性土壤的盐分光谱定量反演取得了较好的结果，但利用一阶微分处理来消减不同区域土壤光谱异质性从而提高养分反演精度的思路能否进一步成功应用于跨度更大、面积更广区域的土壤盐渍化高光谱遥感监测的相关研究，还有待深入研究核实。

4 结 论

通过分析浙江、新疆、吉林 3 个地区盐渍化土壤的高光谱特征差异，并利用多种数据处理方式来提高全局建模精度，研究了光谱异质性盐渍化土壤盐分的高光谱定量反演问题。不同地区的盐渍化土壤，无论是在反射率大小还是在光谱曲线形态方面，均存在一定的差异，但经过一阶微分处理后，有效地降低了盐渍化土壤高光谱特征的区域异质性。盐渍化土壤高光谱特征的区域异质性造成不同地区盐渍化土壤的相关性性质及敏感波段均不一致，同时，也使全局建模精度明显低于局部建模精度。一阶微分处理可明显提高全局建模精度，在所采取的 25 种数据处理方式中，以 SG 平滑+SG3 点一阶微分（savitzky golay smoothing+ savitzky golay derivative with 3 points, SGS+ SGFD3）为最佳，其决定系数、均方根误差、相对分析误差分别为 0.80、0.43、2.23。本研究思路为跨区域的大面积土壤盐渍化的高光谱遥感监测提供了有效的参考。

[参 考 文 献]

- [1] Dehaan R L, Taylor G R. Field-derived spectra of salinized soils and vegetation as indicators of irrigation-induced soil salinization[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(3): 406—417.
- [2] Dehaan R, Taylor G R. Image-derived spectral endmembers as indicators of salinization[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(4): 775—794.
- [3] Metternicht G I, Zinck J A. Remote sensing of soil salinity: Potentials and constraints[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 85(1): 1—20.
- [4] Chang C W, Laird D A. Near-infrared reflectance spectroscopic analysis of soil C and N[J]. *Soil Science*, 2002, 167(2): 110—116.
- [5] Shepherd K D, Walsh M G. Development of reflectance spectral libraries for characterization of soil properties[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2002, 66(3): 988—998.
- [6] Weng Yongling, Gong Peng, Zhu Zhaoliang. Reflectance spectroscopy for the assessment of soil salt content in soils of the Yellow River Delta of China[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(19): 5511—5531.
- [7] Zhang Tingting, Zeng Shenglan, Gao Yu, et al. Using hyperspectral vegetation indices as a proxy to monitor soil salinity[J]. *Ecological Indicators*, 2011, 11(6): 1552—1562.
- [8] 屈永华, 段小亮, 高鸿永, 等. 内蒙古河套灌区土壤盐分光谱定量分析研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2009,

- 29(5): 1362—1366.
- Qu Yonghua, Duan Xiaoliang, Gao Hongyong, et al. He T. Quantitative retrieval of soil salinity using hyperspectral data in the region of inner Mongolia Hetao irrigation district[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(5): 1362—1366. (in Chinese with English abstract)
- [9] 卢霞. 滨海盐土盐分含量与其光谱特征的关系研究[J]. 水土保持通报, 2012, 32(5): 186—190.
- Lu Xia. Relationship between saline concentration and its reflectance spectra for seashore saline soil[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2012, 32(5): 186—190. (in Chinese with English abstract)
- [10] 王静, 刘湘南, 黄方, 等. 基于 ANN 技术和高光谱遥感的盐渍土盐分预测[J]. 农业工程学报, 2009, 25(12): 161—166.
- Wang Jing, Liu Xiangnan, Huang Fang, et al. Salinity forecasting of saline soil based on ANN and hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2009, 25(12): 161—166. (in Chinese with English abstract)
- [11] 樊彦国, 侯春玲, 朱浩, 等. 基于 BP 神经网络的盐渍土盐分遥感反演模型研究[J]. 地理与地理信息科学, 2010, 26(6): 24—27.
- Fan Yanguo, Hou Chunling, Zhu Hao, et al. Research on Salinity inversion from remote sensing of saline soil based on BP neural network[J]. Geography and Geo-Information Science, 2010, 26(6): 24—27. (in Chinese with English abstract)
- [12] 翁永玲, 戚浩平, 方洪宾, 等. 基于 PLSR 方法的青海茶卡-共和盆地土壤盐分高光谱遥感反演[J]. 土壤学报, 2009, 47(6): 1255—1263.
- Weng Yongling, Qi Haoping, Fang Hongbin, et al. PLSR-based hyperspectral remote sensing retrieval of soil salinity of Chaka-gonghe basin in Qinghai province[J]. Acta Pedologica Sinica, 2009, 47(6): 1255—1263. (in Chinese with English abstract)
- [13] 刘娅, 潘贤章, 王昌昆, 等. 基于可见-近红外光谱的滨海盐土土壤盐分预测方法[J]. 土壤学报, 2012, 49(4): 824—829.
- Liu Ya, Pan Xianzhang, Wang Changkun, et al. Prediction of coastal saline soil salinity base on Vis-Nir reflectance spectroscopy[J]. Acta Pedologica Sinica, 2012, 49(4): 824—829. (in Chinese with English abstract)
- [14] 丁建丽, 伍漫春, 刘海霞, 等. 基于综合高光谱指数的区域土壤盐渍化监测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(7): 1918—1922.
- Ding Jianli, Wu Manchun, Liu Haixia, et al. Study on the soil salinization monitoring base on synthetical hyperspectral index[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(7): 1918—1922. (in Chinese with English abstract)
- [15] 张晓光, 黄标, 季峻峰, 等. 基于可见近红外高光谱的东北盐渍土盐分定量模型研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(8): 2075—2079.
- Zhang Xiaoguang, Huang Biao, Ji Junfeng, et al. Quantitative prediction of soil salinity content with Visible-Near infrared Hyper-spectra in northeast china[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(8): 2075—2079. (in Chinese with English abstract)
- [16] 鲍士旦. 土壤农化分析[M]. 北京: 中国农业出版社, 2000: 183—188.
- [17] Saeys W, Mouazen A M, Ramon H. Potential for onsite and online analysis of pig manure using visible and near infrared reflectance spectroscopy[J]. Biosystem Engineering, 2005, 91(4): 393—402.
- [18] 张娟娟, 田永超, 朱艳, 等. 不同类型土壤的光谱特征及其有机质含量预测[J]. 中国农业科学, 2009, 42(9): 3154—3163.
- Zhang Juanjuan, Tian Yongchao, Zhu Yan, et al. Spectral characteristics and estimation of organic matter contents of different soil types[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2009, 42(9): 3154—3163. (in Chinese with English abstract)
- [19] 张娟娟, 田永超, 姚霞, 等. 基于高光谱的土壤全氮含量估测[J]. 自然资源学报, 2011, 26(5): 881—890.
- Zhang Juanjuan, Tian Yongchao, Yao Xia, et al. Estimating soil total nitrogen content based on hyperspectral analysis technology[J]. Journal of Natural Resources, 2011, 26(5): 881—890. (in Chinese with English abstract)
- [20] 史舟, 王乾龙, 彭杰, 等. 中国主要土壤高光谱反射特性分类与有机质光谱预测模型[J]. 中国科学: 地球科学, 2014, 44(5): 978—988.
- Shi Zhou, Wang Qianlong, Peng Jie, 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, 44(5): 978—988. (in Chinese with English abstract)

Regional heterogeneity of hyperspectral characteristics of salt-affected soil and salinity inversion

Peng Jie¹, Liu Huanjun², Shi Zhou^{3*}, Xiang Hongying¹, Chi Chunming¹

(1. College of Plant Science, Tarim University, Alar, 843300, China; 2. College of Resources and Environment, Northeast Agricultural University, Haerbin, 150030, China; 3. Institute of Agricultural Remote Sensing and Information Technology Application, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

Abstract: The objectives of this study were to analyze regional heterogeneity of hyperspectral characteristics of salt-affected soils from Xinjiang Uygur Autonomous Region, Zhejiang and Jilin provinces and to establish hyperspectral inversion model of salinity for cross-regional salt-affected soils with high precision. One hundred and fifty-nine soil samples at 0-20 cm depth were taken from Xinjiang Uygur Autonomous Region (58 soil samples), Zhejiang (68 soil samples) and Jilin (33 soil samples) provinces, respectively. Electrical conductivity(1:5 soil to water, $EC_{1:5}$) and spectral reflectance (SR) of all the 159 soil samples were determined. Regression models between $EC_{1:5}$ and SR were fitted using principal component regression (PCR), multiple linear regression (MLR), and partial least squares regression (PLSR) based on local and global models, respectively. The prediction accuracies of these models were assessed by comparing determination coefficients (R^2), relative percent deviation (RPD) and root mean squared error (RMSE) between predicted and measured $EC_{1:5}$. Results showed that there were obvious differences not only in spectral reflectances but also in spectral curve shapes among the salt-affected soils from different regions. After a first derivative data processing, however, these differences were decreased. Values of R^2 , RMSE and RPD between the predicted and measured $EC_{1:5}$ for the global model were 0.06, 0.93 and 1.03 for PCR equation, 0.10, 0.91 and 1.04 for MLR equation, 0.71, 0.51 and 1.85 for PCR equation, and 0.71, 0.51, 1.86 for PLSR equation, respectively. Values of R^2 , RMSE and RPD between the predicted and measured $EC_{1:5}$ for the local model were 0.45, 0.73 and 1.30 for LR equation, 0.50, 0.69 and 1.38 for MLR equation, 0.76, 0.46 and 2.05 for PCR equation, and 0.78, 0.44, 2.15 for PLSR equation, respectively. The values of R^2 and RPD between the predicted and measured $EC_{1:5}$ were higher for local models than those of global models, but the values of RMSE of local models between the predicted and measured $EC_{1:5}$ were lower than that of global models. This indicated that the local models were more accurate than the global models in predicting $EC_{1:5}$ from soil spectral reflectances. In order to improve the prediction accuracy of global model, 25 data processing methods were carried out for soil spectral reflectances. It was shown that the sensitive bands of $EC_{1:5}$ varied with study regions. Among all of the 25 data processing methods, the prediction accuracy of global model based on Savitzky Golay Second Derivative (SGSD) method decreased drastically compared with that based on the spectral reflectance method. Prediction accuracies of inversion models decreased slightly based on area normalization (AN), mean normalization (MN), unite vector normalization(UVN), maximum normalization (MAN), range normalization(RN), linear baseline correction(LBC), Savitzky Golay Smoothing (SCS) and multiplicative scatter correction (MSC). Six data processing methods including three-point savitzky golay first derivative (SGFD3), five-point cavitzky golay first derivative (SGFD5), seven-point savitzky golay first derivative (SGFD7), LBC+SGFD3, SGS+ SGFD3 and SGS+LBC+SGFD3 improved inversion accuracies of global models. The values of PRD were greater than 2.0 for inversion equations based on these 6 data processing methods. The inversion accuracy based on SGS+SGFD3 data processing method was best with the R^2 , RMSE and RPD of 0.80, 0.43, and 2.23, respectively. The study can provide valuable information for aerospace hyperspectral remote sensing of cross-regional soil salinization.

Key words: soils; salts; remote sensing; hyperspectral; electrical conductivity of 1:5 soil/water extract; salinization; inversion accuracy