

基于高光谱反射特性的土壤水盐状况预测模型研究*

王海江^{1,2} 张花玲¹ 任少亭² 李保国¹

(1. 中国农业大学资源与环境学院, 北京 100094; 2. 石河子大学农学院, 石河子 832003)

摘要: 为了能够及时、精准、动态地监测盐渍土水分和盐分含量变化,以新疆玛纳斯河流域绿洲农田为研究对象,应用高光谱分析技术,采用偏最小二乘回归方法(PLSR)分析土壤反射光谱特征值与水分、盐分含量间的关系,建立盐渍化土壤水、盐含量的高光谱预测模型,并对模型的稳定性和预测能力进行检验。结果表明:12种数据变换中分别采用CR、(lgR)能够有效提高土壤盐分、含水率预测模型精度。水分预测模型中土壤盐分含量小于等于8.19 dS/m时, R_{val}^2 均大于0.79,外部验证 R_{val}^2 均大于0.64, RMSEP间差异不显著,预测精度较好;土壤盐分含量大于等于10.25 dS/m时,外部验证 R_{val}^2 不足0.45,预测精度较差。土壤盐分预测模型中当含水率小于15%时,预测 R_{val}^2 均大于0.77,外部验证 R_{val}^2 大于0.64, RMSEP小于4.3,预测精度较好,土壤含水率大于15%时,模型预测精度较差。结果表明土壤中水分、盐分含量较大时,对水盐预测模型的估算精度均会产生影响。

关键词: 土壤 含水率 盐分 高光谱 预测模型 偏最小二乘回归

中图分类号: S151.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)07-0133-06

引言

土壤中盐分含量和含水率是土壤的重要属性,也是衡量土地资源优劣和保证农作物健康生长的重要指标^[1]。传统的农田采样监测方法往往投入大量的人力、物力,而且对土体剖面破坏大,测点少,代表性差^[2-3],利用遥感技术能够获取大面积、同步的多波段土壤属性信息,可以实现对研究区盐碱化状况的时空动态监测^[4]。但是,单纯依靠多光谱监测技术,难以准确区分土壤属性较为接近的信息^[5],高光谱遥感数据凭借其高光谱分辨率,能够反映地物光谱的细微特征,使得依据光谱特征来进行土壤性质的遥感定量反演成为可能。

近年来,国内外学者在利用高光谱技术定量、半定量地研究盐渍化土壤盐分及水分方面有了较多成果,Ben-Dor等^[6]利用高光谱传感器获取数据定量反演了土壤湿度、土壤盐分含量、pH值和有机质含量;张晓光^[7]等基于可见近红外高光谱技术,建立了土壤反射光谱与土壤盐分含量之间的偏最小二乘回归模型,实现了东北苏打盐土盐分的定量反演;Hummel^[8]等利用多元线性逐步回归分析方法,模拟预测了土壤含水率;刘娅^[9]等利用高光谱技术采用

PLSR和SMLR方法对滨海盐渍土盐分建立模型,预测光谱特征值和土壤电导率之间的关系,结果表明偏最小二乘回归分析方法预测结果较好。刘焕军^[10]、李美婷等^[11]研究了土壤水分光谱响应特征,结果表明土壤光谱特征值与土壤含水率之间呈显著负相关关系,土壤含水率显著影响土壤反射光谱特征。

土壤盐渍化的程度是由土壤的含水率、盐分含量、pH值等属性决定,土壤反射光谱的特征也与土壤含水率、盐分含量密切相关^[12],国内外学者大多是基于土壤水分或盐分单一因素研究盐渍化土壤光谱响应特征,并没有很好地分析土壤盐分、含水率在建模过程中对水盐高光谱预测模型的内在影响。基于此,本文以新疆玛纳斯河流域中下游绿洲农田盐渍化土壤为研究对象,利用室内高光谱分析技术获取表层盐渍土(0~5 cm)水分、盐分光谱数据,通过数据变换和最小二乘回归分析方法(PLSR)尝试建立基于土壤不同水、盐状况的高光谱定量监测模型,为建立区域盐渍化土壤遥感定量反演和室内水分、盐分快速测定方法提供理论依据。

1 材料和方法

1.1 土壤样品获取

研究区设在新疆玛纳斯河流域中下游典型绿洲

收稿日期:2014-02-13 修回日期:2014-03-17

* 国家公益性行业(农业)科研专项经费资助项目(200903001)、国家重点基础研究发展计划(973计划)资助项目(2009CB825101)和兵团科技支疆资助项目(2014AB002)

作者简介:王海江,博士生,石河子大学讲师,主要从事土壤盐渍化监测与治理研究,E-mail:whj-219@163.com

通讯作者:李保国,教授,博士生导师,主要从事水土资源利用与资源信息技术研究,E-mail:libg@cau.edu.cn

农业种植区,为获取较多的自然土样盐分梯度,根据玛纳斯河流域盐渍化农田分布^[13]在4~10月采集重度、中度和轻度盐渍化农田土壤表层0~5 cm土壤,用GPS记录样点的经纬度,共计采集研究区土壤样品103份。室内将土样研磨、风干过2 mm筛,测定其土壤粒级组成、有机质含量、盐分含量及其离子组成,盐分含量较高的多集中在开垦年限较短的农田或弃耕地,采集土样阴离子绝大部分是 Cl^- 和 SO_4^{2-} , K^+ 和 Na^+ 占整个阳离子近70%, Cl^- 和 SO_4^{2-} 之比在0.2~1.0之间,属于典型的氯化物-硫酸盐^[14]。根据其盐分含量数值分布和土壤颗粒组成,选取盐分含量值域宽、土壤组成和有机质含量相近的样品共计45个,其中30个土样(23个属于壤土,7个属于粉质壤土)作为建模样本,剩余15个土样(10个属于壤土,5个属于粉质壤土)作为检验样本,土壤有机质质量比范围在12.3~19.5 g/kg。被选择土样盐分含量($\text{EC}_{1:5}$)的描述性统计见表1。

表1 土壤盐分含量描述性统计

Tab.1 Descriptive statistics of soil samples

样本	样本数量	最小值	最大值	平均值	标准偏差	
盐分含量/ ($\text{dS}\cdot\text{m}^{-1}$)	总样本	45	0.22	43.26	13.57	11.58
	建模样本	30	0.22	43.26	15.93	12.25
	外部样本	15	1.33	27.66	8.38	7.73
含水率/%	总样本	45	0.89	32.54	10.56	5.78
	建模样本	30	0.89	32.54	11.13	5.86
	外部样本	15	2.62	31.23	11.34	4.99

1.2 光谱测定

对选取的土样进行室内光谱测试。光谱测试采用美国分析光谱仪器公司(A analytical 野外 Spectral Devices, ASD)生产的ASD FieldSpec型便携式高光谱仪,可在350~2 500 nm波长范围内进行连续测量,采样间隔为1.4 nm,光谱分辨率为3 nm,光谱测量在一个能控制光照条件的暗室内进行。取土壤样品放置于半径5 cm、深1.5 cm(认为是光学上无限厚)的透明盛样皿内,土壤装填容重约1.4 g/cm³,试验中为获取不同含水率梯度的盐渍化土壤光谱反射率,避免从上方加水造成盐分的淋洗,先将制作好的填装土样从底向上饱和,静置待所有土样均达到饱和后,用保鲜膜包住样品,防止水分从下方蒸发,以期保证水分上行,使得盐分向表面聚集,最大程度提取盐分的光谱响应信息。室内一台1 000 W卤灯光提供平行光,光源离土样约50 cm,采用8°视场角的传感器探头置于离土壤样本表面15 cm的垂直上方,探头接收光谱的区域为直径2.1 cm的圆,小于盛样皿的截面积,探头接收的均为土壤的反射光

谱。测试之前先以白板进行定标,每个土样采集10条光谱曲线,算术平均后得到该土样的实际反射光谱数据,测定光谱信息后立即测定土壤质量含水率。

1.3 光谱数据处理

对每个土样采集到的光谱曲线运用ASD高光谱仪自带软件进行拼接校正,然后求出10条光谱曲线平均值作为对应样本的光谱反射率。采用移动平均法对光谱数据平滑去除噪声^[15]作为数值分析的原始光谱反射率(R),而后对不同含水率、含盐量盐渍化土壤光谱反射数据进行开根号处理(\sqrt{R})、对数处理($\lg R$)、倒数处理($1/R$)、原始光谱一阶微分(R')和二阶微分(R'')、一阶微分根号处理($\sqrt{R'}$)、二阶微分根号处理($\sqrt{R''}$)、对数一阶微分处理($(\lg R)'$)、对数二阶微分处理($(\lg R)''$)、倒数一阶微分($(1/R)'$)、倒数二阶微分($(1/R)''$)和连续统去除处理(CR),一阶微分、二阶微分采用Origin软件计算,连续统去除采用ENVI软件Continuum Remove功能转换。

1.4 预测模型的建立与检验

本文采用偏最小二乘回归(PLSR)方法建立水盐预测模型,该方法是一个有广泛适用性的多元统计分析方法,在常见的多因变量对多自变量回归建模中,特别是在观察值数量少以及存在多重相关性等问题时,该方法具有传统的回归方法所不具备的许多优点。模型的精度评价参数主要有建模数据集决定系数 R_{cal}^2 、标准误差RMSEE,内部交叉验证 R_{cv}^2 和标准误差RMSECV,外部检验数据集决定系数 R_{val}^2 和标准误差RMSEP,以及测定值标准偏差与标准预测误差的比值RPD,建模过程在Unscrambler软件中完成。

2 结果与分析

2.1 土壤盐分含量的建模与预测分析

表2是土壤盐分含量与原始光谱反射率及其反射率的数学变换形式的偏最小二乘回归分析。结果表明所建立的土壤光谱反射率与土壤盐分含量模型具有较好的预测精度,建模集的 R_{cal}^2 在0.603 1~0.874 1之间,交叉验证的 R_{cv}^2 大部分均大于0.6,模型经外部检验 R_{val}^2 在0.381 1~0.690 2之间,RMSEP最小值为3.275 5,RPD最大数值为1.916 2。比较各种数据变换形式所建立的模型发现,不同数学变换形式对模型精度的影响不同,一阶微分、二阶微分、对数变换一阶微分、对数变换二阶微分和连续统去除方法可有效提高模型预测精度,表现为模型验证决定系数 R_{val}^2 明显得到提高,RMSEP明显减小,其

余的变换形式和原始光谱模型预测精度相当,建立的最优模型为连续统去除变换,选择 PLS 因子 8,经验证数据集检验决定系数 R_{val}^2 为 0.690 2, RMSEP 为 3.275 5, RPD 为 1.916 2。

2.2 土壤含水率的模型建立与预测分析

对不同含水率土壤光谱反射数值及其数学变换形式进行偏最小二乘回归分析(表 3),建模样本集所建立模型决定系数均较大,不同形式变换数据对土壤含水率的预测模型精度有不同程度影响,对数变换、一阶微分、对数变换一阶微分、二阶微分、对数变换二阶微分均能够有效提高模型预测精度,建模最大 R_{cal}^2 为对数变换一阶微分,决定系数 0.933 1, RMSEE 为 0.427 8,交叉验证 R_{cv}^2 为 0.803 3, RMSECV 为 2.866 2。对各模型进行外部验证,其 R_{val}^2 在 0.490 2~0.721 9 之间,土壤含水率预测模型

经验证对数变换一阶微分为最优模型, R_{val}^2 为 0.721 9, RMSEP 为 3.607 2, RPD 数值为 1.680 6。

2.3 土壤盐分含量变化对水分预测模型的影响

试验中为了说明土壤盐分含量是否对含水率的预测模型精度有影响,选取 7 种不同盐分含量的土壤,利用对数变换一阶微分对选取的土壤水分光谱数值进行变换处理,建立相应回归模型并进行验证(表 4),当土壤盐分含量小于 8.19 dS/m 时,建模样本集 R_{cal}^2 均大于 0.79,交叉验证 R_{cv}^2 均大于 0.7,对模型进行外部验证 R_{val}^2 大于 0.6,对盐分含量小于等于 8.19 dS/m 的预测模型验证集的预测误差进行 F 检验,表明差异不显著,说明模型能够较好的预测土壤含水率。当土壤盐分含量大于等于 10.25 dS/m 时,建模样本集 R_{cal}^2 小于 0.6,交叉验证 R_{cv}^2 小于 0.5,对模型进行外部验证 R_{val}^2 不足 0.45,说明土壤中盐分

表 2 土壤盐分含量的 PLSR 模型

Tab. 2 Results of PLSR model for soil salinity

数据变换	PLSR 因子数	模型建立		交叉验证		外部检验		RPD
		R_{cal}^2	RMSEE	R_{cv}^2	RMSECV	R_{val}^2	RMSEP	
R	8	0.802 1	4.577 6	0.664 2	5.209 9	0.553 8	6.257 7	1.558 1
\sqrt{R}	8	0.788 9	5.859 1	0.621 9	7.588 5	0.548 7	6.963 3	1.523 0
$\lg R$	7	0.761 1	5.751 8	0.690 3	5.021 0	0.572 9	5.562 1	1.578 3
$1/R$	8	0.603 1	9.120 7	0.458 8	12.018 3	0.381 1	9.234 7	1.275 9
R'	8	0.828 5	4.014 7	0.594 9	7.904 6	0.689 8	3.584 1	1.827 9
$\sqrt{R'}$	7	0.801 1	4.898 9	0.706 4	4.134 4	0.552 1	6.292 9	1.539 9
$(\lg R)'$	7	0.784 1	5.261 4	0.572 1	8.593 7	0.636 6	4.542 7	1.601 7
$(1/R)'$	8	0.627 4	8.260 3	0.654 4	6.506 1	0.401 9	9.403 8	1.462 5
R''	6	0.799 3	4.937 3	0.620 9	7.118 7	0.683 3	3.623 4	1.781 9
$\sqrt{R''}$	7	0.821 9	4.455 4	0.624 3	7.015 9	0.587 1	5.568 0	1.631 6
$(\lg R)''$	6	0.763 4	5.702 8	0.684 7	5.590 3	0.671 9	3.811 6	1.749 5
$(1/R)''$	8	0.626 8	8.915 4	0.590 3	8.043 6	0.416 2	8.507 7	1.303 4
CR	8	0.874 1	3.625 7	0.683 3	5.929 8	0.6902	3.275 5	1.916 2

表 3 土壤含水率的 PLSR 模型

Tab. 3 Results of PLSR model for soil water content

数据变换	PLSR 因子数	模型建立		交叉验证		外部检验		RPD
		R_{cal}^2	RMSEE	R_{cv}^2	RMSECV	R_{val}^2	RMSEP	
R	4	0.835 7	1.832 5	0.681 1	4.579 4	0.587 7	5.818 1	1.513 4
\sqrt{R}	4	0.803 3	2.566 2	0.657 3	5.071 5	0.490 2	7.624 4	1.251 6
$\lg R$	3	0.875 4	1.678 4	0.709 1	4.018 1	0.612 9	4.803 0	1.569 6
$1/R$	4	0.761 9	3.448 3	0.612 5	5.709 6	0.570 8	6.496 5	1.475 7
R'	4	0.903 1	0.722 1	0.790 2	2.482 0	0.665 3	4.539 7	1.679 8
$\sqrt{R'}$	4	0.814 3	2.285 0	0.702 8	4.321 9	0.500 2	7.459 6	1.318 2
$(\lg R)'$	5	0.933 1	0.427 8	0.803 3	2.866 2	0.721 9	3.607 2	1.680 6
$(1/R)'$	5	0.736 6	3.565 1	0.627 7	5.659 1	0.558 2	6.704 1	1.447 6
R''	5	0.894 8	1.558 8	0.690 3	4.327 8	0.640 6	4.746 6	1.631 3
$\sqrt{R''}$	4	0.808 5	2.380 6	0.718 5	3.963 3	0.498 3	7.590 9	1.314 0
$(\lg R)''$	5	0.919 6	0.550 2	0.794 4	2.712 9	0.700 4	3.861 4	1.632 7
$(1/R)''$	4	0.726 6	3.729 8	0.602 1	6.080 9	0.548 8	6.859 0	1.426 6
CR	4	0.832 0	1.993 4	0.690 6	4.522 9	0.609 2	5.563 9	1.561 3

表4 不同盐分含量条件下水分 PLSR 预测模型

Tab.4 PLSR model for soil water content in different soil salinity

土壤含盐量/ ($\text{dS}\cdot\text{m}^{-1}$)	PLSR 因子数	模型建立		交叉验证		外部检验	
		R_{cal}^2	RMSEE	R_{cv}^2	RMSECV	R_{val}^2	RMSEP
0.22	4	0.870 6	1.832 5	0.810 4	2.249 3	0.763 2	3.080 1 ^a
3.24	5	0.933 1	0.427 8	0.803 3	2.866 2	0.721 9	3.607 2 ^{ab}
5.66	4	0.912 7	0.563 9	0.823 7	2.130 1	0.715 1	3.819 3 ^{ab}
8.19	5	0.792 9	2.937 6	0.720 9	3.523 7	0.642 2	5.020 3 ^b
10.25	3	0.548 1	5.670 5	0.481 3	7.071 0	0.402 1	8.075 8 ^c
13.11	4	0.409 2	7.958 8	0.405 2	9.424 7	0.335 2	9.277 9 ^{cd}
22.54	5	0.435 7	8.922 2	0.412 7	8.901 2	0.308 7	10.614 5 ^d

注:a、b、c、d表示0.05显著水平。

含量变化对所建立的水分模型预测精度有影响,随着土壤中盐分含量的增加,盐分的光谱特征对土壤水分光谱反射产生干扰,所建立的土壤水分预测模型精度下降。通过土壤光谱反射率能够快速反演土壤有机质、成土母质和含水率等信息,但不同土壤属性的光谱信息在模拟过程中也会相互影响^[16-18],本研究结果表明在高光谱拟合土壤含水率时盐分是一个必须考虑的因素,盐分含量过高(大于8.19 dS/m)利用高光谱测定土壤含水率精度会受到较大影响。

2.4 土壤含水率变化对盐分预测模型的影响

分别针对不同含水率土壤建立盐分预测模型,见表5,随着含水率的增加,土壤盐分预测模型的 R_{cal}^2 在变小,模型中土壤含水率小于5%的决定系数最大,RMSEE数值最小,土壤中含水率小于20%的 R_{cal}^2 均大于0.75,当土壤含水率超过20%时,模型

R_{cal}^2 迅速减小,含水率20%~25%的决定系数为0.5408。对各模型进行交叉验证和外部检验发现,土壤含水率小于15%时,检验 R_{val}^2 在0.6477~0.7018之间,盐分预测模型精度较高,对各含水率外部检验RMSEP进行方差分析表明,含水率小于15%的均方根误差显著小于高含水率土壤,低含水率条件下能够较好地反演土壤盐分含量;当土壤含水率大于15%时,检验 R_{val}^2 减小,预测误差较大,说明土壤中含水率过多时,土壤中盐分含量无法通过光谱信息进行很好的模拟预测。采用数理统计方法充分利用与土壤盐分含量相关的多个波段组合,通过光谱反射率信息来定量、半定量的估算土壤盐分含量,能够得到较为准确的拟合结果^[19-21],本研究结果表明土壤含水率大于15%时,不建议直接通过光谱反射率特征来模拟土壤盐分含量,在低的土壤含水率条件下能够得到较好的土壤盐分含量监测精度。

表5 不同含水率条件下土壤盐分 PLSR 预测模型

Tab.5 PLSR model for soil salinity in different water content

含水率/%	PLSR 因子数	模型建立		交叉验证		外部检验	
		R_{cal}^2	RMSEE	R_{cv}^2	RMSECV	R_{val}^2	RMSEP
风干土	6	0.874 1	3.625 7	0.683 3	5.929 8	0.690 2	3.275 5 ^a
<5	6	0.892 5	3.017 8	0.709 8	4.542 1	0.701 8	2.832 9 ^a
5~10	5	0.840 8	4.225 9	0.692 4	5.629 1	0.662 9	4.069 8 ^a
10~15	6	0.770 2	5.058 5	0.589 9	6.015 7	0.647 7	4.587 6 ^a
15~20	6	0.752 8	6.633 4	0.621 5	8.297 2	0.510 2	7.231 4 ^b
20~25	5	0.540 8	9.637 9	0.461 8	10.248 1	0.385 6	9.702 6 ^c
25~30	4	0.386 6	12.732 7	0.207 3	20.656 8	0.109 1	12.774 1 ^d
>30	4	0.208 4	18.620 4	0.216 9	19.339 6	0.056 2	16.098 8 ^c

注:a、b、c、d、e表示0.05显著水平。

3 结论

(1)对土壤含水率和盐分含量光谱数值做了12种数据变换,采用偏最小二乘回归分析方法分别比较各变换数据建立的回归模型发现,土壤盐分含量预测采用连续统去除方法可有效提高模型预测精

度,其外部数据集检验 R_{val}^2 为0.6902, RMSEP为3.2755, RPD为1.9162,土壤含水率预测采用对数变换的一阶微分能够明显提高预测精度,其外部数据集检验 R_{val}^2 为0.7219, RMSEP为3.6072, RPD为1.6806。

(2)土壤含水率预测模型中盐分含量小于等于

8. 19 dS/m 时,外部验证 R_{val}^2 均大于 0.6, RMSEP 间差异不显著;土壤盐分含量大于等于 10.25 dS/m 时,外部验证 R_{val}^2 不足 0.45,说明土壤盐分含量超过某一范围时,会显著降低土壤水分预测精度。

(3) 土壤盐分含量预测模型中含水率大于 15% 时,土壤中含水率光谱信息将会掩盖盐分光谱特征,其外部检验 R_{val}^2 小于 0.510 2, RMSEP 大于 7.231 4, 土壤光谱反射特征值无法较好的预测盐分含量。

(4) 研究中所采集的土壤样品分布区域面积大,盐分值域宽,适合高光谱模型的建立;但室内分析中土壤质地^[11]、有机质含量^[22]和土壤预处理造成的粗糙度^[23]改变都会不同程度地对土壤水、盐光谱信息产生影响,此外,研究中确定的土壤水、盐预测值域范围也只是针对试验区土壤(壤土、氯化物-硫酸盐)而言,对于砂土、粘土其适用边界条件会有所差异。

参 考 文 献

- 童庆禧,张兵,郑兰芬. 高光谱遥感:原理、技术与应用[M]. 北京:高等教育出版社, 2006:35-36.
- Chang C W, Laird D A. Near-infrared reflectance spectroscopic analysis of soil C and N[J]. *Soil Science*, 2002, 167(2): 110-116.
- 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.
- 关元秀,刘高焕,刘庆生,等. 黄河三角洲盐碱地遥感调查研究[J]. *遥感学报*, 2001, 5(1): 46-52.
Guan Yuanxiu, Liu Gaohuan, Liu Qingsheng, et al. The study of salt-affected soils in the yellow river delta based on remote sensing[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2001, 5(1): 46-52. (in Chinese)
- 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 based on synthetical hyperspectral index [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2012, 32(7): 1918-1922. (in Chinese)
- Ben-Dor E, Patkin K, Banin A, et al. Mapping of several soil properties using DAIS-7915 hyperspectral scanner data. A case study over soils in Israel [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(1): 1043-1062.
- 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 hyperspectra in northeast China[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2012, 32(8): 2075-2079. (in Chinese)
- 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.
- 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 based on visible-near infrared spectroscopy [J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2012, 49(4): 824-829. (in Chinese)
- 刘焕军,张柏,宋开山,等. 黑土土壤水分光谱响应特征与模型[J]. *中国科学院研究生院学报*, 2008, 25(4): 503-509.
Liu Huanjun, Zhang Bo, Song Kaishan, et al. Soil moisture spectral analysis and its spectral model [J]. *Journal of Graduate University of Chinese Academy of Sciences*, 2008, 25(4): 503-509. (in Chinese)
- 李美婷,武红旗,蒋平安,等. 利用土壤的近红外光谱特征测定土壤含水量[J]. *光谱学与光谱分析*, 2012, 32(8): 2117-2121.
Li Meiting, Wu Hongqi, Jiang Pingan, et al. Measuring soil water content by using near infrared spectral characteristics of soil [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2012, 32(8): 2117-2121. (in Chinese)
- Huete A. Remote sensing of soils and soil processes, Part 1[M]//Ustin S L. *Remote Sensing for Natural Resources Management and Environmental Monitoring: Manual of Remote Sensing*, 3ed, Vol. 4. New York: John Wiley & Sons, Inc., 2004.
- 张慧,李毅,邓宏伟,等. 基于遥感影像的新疆玛纳斯河流域土壤盐渍化分类[J]. *西北农林科技大学学报:自然科学版*, 2013, 41(3): 153-158.
Zhang Hui, Li Yi, Deng Hongwei, et al. Analysis on oasis land resources utilization of Manas River Valley based on remote sensing technology [J]. *Journal of Northwest A&F University: Natural Science Edition*, 2013, 41(3): 153-158. (in Chinese)
- 许志坤. 新疆盐碱土的改良[M]. 乌鲁木齐:新疆人民出版社, 1979:31.
- 张飞,丁建丽,塔甫甫拉提·特依拜,等. 渭干河-库车河三角洲绿洲盐渍化地物光谱数据分析[J]. *光谱学与光谱分析*, 2008, 28(12): 2921-2926.
Zhang Fei, Ding Jianli, Tahiplot Tiyp, et al. Spectral data analysis of salinity soils with ground objects in the delta oasis of Weigan and Kuqa Rivers [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2008, 28(12): 2921-2926. (in Chinese)
- Malekim R, Van Holm L, Ramon H, et al. Phosphorus sensing for fresh soils using visible and near infrared spectroscopy [J]. *Biosystems Engineering*, 2006, 95(3): 425-536.
- Liu Huanjun, Zhang Yuanzhi, Zhang Xinle, et al. Quantitative analysis of soil moisture effects on black-soil reflectance [J]. *Pedosphere*, 2009, 19(4): 532-540.

- 18 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.
Yao Yanmin, Wei Na, Tang Pengqin, et al. Hyper-spectral characteristics and modeling of black soil moisture content [J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(8):95-100. (in Chinese)
- 19 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.
- 20 张飞,塔西甫拉提·特依拜,丁建丽,等.塔里木河中游典型绿洲盐渍化土壤的反射光谱特征[J].地理科学进展,2012,31(7):921-932.
Zhang Fei, Tahiplot Tiyp, Ding Jianli, et al. Spectral characteristics of soil content in typical oasis of Tarim River's middle reaches [J]. Geo-Information Science, 2012, 31(7):921-932. (in Chinese)
- 21 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,2010,47(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, 2010, 47(6):1255-1263. (in Chinese)
- 22 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.
Liu lei, Shen Runping, Ding Guoxiang. Studies on the estimation of soil organic matter content based on hyper-spectrum [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(3):762-766. (in Chinese)
- 23 邓孺孺,田国良,柳钦火,等.粗糙地表土壤含水量遥感模型研究[J].遥感学报,2004,8(1):75-80.
Deng Ruru, Tian Guoliang, Liu Qinhuo, et al. Research on remote sensing model for soil water on rough surface [J]. Journal of Remote Sensing, 2004, 8(1):75-80. (in Chinese)

Prediction Model of Soil Water-salt Based on Hyperspectral Reflectance Characteristics

Wang Haijiang^{1,2} Zhang Hualing¹ Ren Shaoting² Li Baoguo¹

(1. College of Resources and Environment, China Agricultural University, Beijing 100094, China

2. College of Agriculture, Shihezi University, Shihezi 832003, China)

Abstract: Taking farmland of oasis in Xinjiang Manas as the example, in order to timely, accurately and dynamically monitor water and salinity of saline soils, the partial-least squares regression (PLSR) for model was applied to model the moisture and salt content of different moistures and salt soils based on hyperspectral analysis technique, the stability and predictive ability of the model was validated. The results show that the prediction precision of soil salinity and moisture were effectively improved through continuum removal (CR) and the logarithm of first order differential $(\lg R)'$ in 12 kinds of data transformation. The prediction models were better when soil salt content was less than 8.19 dS/m, R_{cal}^2 were greater than 0.79, R_{val}^2 were greater than 0.64, with no significant difference between RMSEP. The prediction precision was poor when soil salt content was greater than 10 dS/m with R_{val}^2 less than 0.45 in the moisture prediction models. The better prediction accuracy when the moisture is less than 15%, R_{cal}^2 were greater than 0.77, R_{val}^2 were greater than 0.64, with RMSEP less than 4.6. The model prediction accuracy was poor when soil moisture greater than 15%. It was concluded that the large soil moisture, salt content will have a significant impact on salt-water prediction model.

Key words: Soil Water content Salinity Hyperspectral Prediction model PLSR