

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.10.027

基于雷达遥感的不同深度土壤含盐量反演模型

张智韬^{1,2} 杜瑜燕¹ 劳聪聪¹ 杨宁¹ 周永财¹ 杨亚龙¹

(1. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西杨凌 712100;

2. 西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室, 陕西杨凌 712100)

摘要: 为及时、有效地监测盐渍化土壤含盐量, 以内蒙古河套灌区沙壕渠灌域为研究区, 将 Sentinel-1 雷达影像作为数据源, 同步采集不同深度土壤含盐量数据, 通过组合两组雷达后向散射系数构建多种指数, 并用灰度关联 (Gray correlation degree, GCD) 排除共线性强的指数, 采用偏最小二乘回归 (Partial least squares regression, PLSR)、分位数回归 (Quantile regression, QR) 和支持向量机 (Support vector machine regression, SVM) 3 种方法, 构建 0~10 cm、10~20 cm 不同深度下的土壤含盐量反演模型。结果表明, 在 3 种回归方法中, SVM 回归模型的精度最高, 模型建模集决定系数 R_c^2 、验证集决定系数 R_p^2 均在 0.4 以上, 建模集均方根误差 R_{MSEc} 、验证集均方根误差 R_{MSEp} 均小于 0.3%, 分位数回归模型次之, 偏最小二乘回归模型最差; 在各反演深度下, 0~10 cm 深度的反演精度均高于 10~20 cm 深度的反演精度, 其中在 0~10 cm 深度下 SVM 反演模型效果优于其他模型, R_c^2 、 R_p^2 分别为 0.568 和 0.686, R_{MSEc} 、 R_{MSEp} 分别为 0.201% 和 0.151%。本研究可为雷达遥感监测裸土期土壤盐渍化提供参考。

关键词: 土壤含盐量; 雷达遥感; 不同深度土壤; 灰度关联; 支持向量机

中图分类号: S127; S156.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2020)10-0243-09

OSID:



Inversion Model of Soil Salt Content in Different Depths Based on Radar Remote Sensing

ZHANG Zhitao^{1,2} DU Yuyan¹ LAO Congcong¹ YANG Ning¹ ZHOU Yongcai¹ YANG Yalong¹

(1. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. The key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid Areas, Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: With the aim to monitor the salinization of soil salt content timely and effectively, taking Shahaoqu District of Hetao Irrigation Area as study area, the Sentinel-1 image as a data source, synchronous acquisition different depths of soil salinity data, by combining the two groups of radar backscatter coefficient to build a variety of indices, by using gray correlation degree (GCD) index to exclude the index with strong collinearity, and partial least squares regression (PLSR), quantile regression (QR) and support vector machine regression (SVM) were used to construct soil salinity inversion models at different depths of 0~10 cm and 10~20 cm. The results showed that among the three regression methods the accuracy of SVM regression model was the highest, the model modeling set determination coefficient R_c^2 and the validation set determination coefficient R_p^2 were all above 0.4, the modeling set root mean square error R_{MSEc} and the validation set root mean square error R_{MSEp} were all less than 0.3%, QR regression model was the next, PISR regression model was the worst. At each inversion depth, the inversion accuracy of 0~10 cm was higher than that of 10~20 cm, among which the SVM inversion model was better than other models at 0~10 cm depth, R_c^2 and R_p^2 were 0.568 and 0.686, respectively, and R_{MSEc} and R_{MSEp} were 0.201% and 0.151%, respectively. The results could provide a reference for monitoring soil salinization in bare soil stage by radar remote sensing.

Key words: soil salt content; radar remote sensing; different depths of soil; gray scale correlation; support vector machine

收稿日期: 2020-01-15 修回日期: 2020-03-10

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFC0403302)、国家自然科学基金项目(51979232)和陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2019JM-066)

作者简介: 张智韬(1976—),男,副教授,博士,主要从事遥感技术在节水灌溉及水资源中的应用研究, E-mail: zhitaozhang@126.com

0 引言

土壤盐渍化是灌溉农业生产中的主要环境问题,不仅影响灌区土地资源的经济效益,而且制约当地农业的发展^[1-2],因此快速获取土壤含盐量信息对指导农业生产具有重要意义。遥感技术具有快速、无创、宏观的优势,为监测土壤盐渍化提供了技术手段^[3-4]。

20世纪70年代,研究者开始利用光学遥感进行土壤盐渍化的遥感反演^[5-7]。EL HARTI等^[8]用TM与OLI融合后,在盐分指数(SI)的基础上加入蓝波段,构建OLI-SR指数,提高了塔德拉灌区的土壤含盐量反演精度。DOUAOUI等^[9]利用Spot2的XS数据对阿尔及利亚下谢利夫盆地进行了盐度制图,实施了针对谢利夫盆地地区土壤盐分的时空监测。陈红艳等^[10]利用Landsat8 OLI多光谱影像,通过加入短波红外波段对植被指数进行改进,构建了土壤含盐量的支持向量机模型,获得了较好的土壤盐分空间分布的反演效果。以上研究都取得了较好的监测效果,但主要集中于土壤表层的监测,在对土壤含盐量的反演中存在一定的局限性。

雷达遥感具有全天时、全天候和一定的穿透能力^[11],弥补了光学遥感的不足,利用雷达影像进行土壤含盐量监测具有一定的优势^[12]。土壤介电常数是微波辐射理论最重要、最基本的参数。土壤盐分的积累会导致土壤介电常数虚部发生变化,进而引起雷达后向散射系数的变化。已有研究表明,土壤介电常数是影响雷达影像后向散射系数的主要因素^[13-14]。熊文成等^[15]利用IEM后向散射理论分析发现,干旱期和多雨期后向散射系数差与介电常数虚部差值之间具有良好的线性关系,认为雷达后向散射系数与土壤含盐量具有良好的相关性,这为反演干旱区土壤含盐量提供了一定的依据。何祺胜^[16]探讨了利用Radarsat雷达数据提取干旱区土壤盐渍化信息的方法。依力亚斯江·努尔麦麦提等^[17-19]以全极化合成孔径雷达数据与地面实测0~10 cm深度范围内土壤含盐量为数据源,进行了渭干河-库车河三角洲绿洲土壤含盐量信息的提取分类研究。郭晓静^[20]对比分析了不同极化组合的Radarsat-2雷达后向散射系数与河套灌区表层0~10 cm深度土壤含盐量的关系,得出了提取盐渍化土壤信息的最佳极化组合方式。刘全明等^[21-22]利用Radarsat-2四极化雷达后向散射系数建立了内蒙古河套灌区表层0~10 cm深度土壤含盐量反演的人工智能模型。NURMEMET等^[23]以新疆克里亚河地区为试验区,以表层0~20 cm为采样深度,研

究PALSAR合成孔径雷达数据对土壤盐渍化的监测效果,认为支持向量机分类器是基于像素的分类方法的最佳模型。以上研究虽然都建立了较好的监测模型,但未分析雷达遥感对不同深度土壤含盐量的监测效果。

鉴于此,本文以河套灌区沙壕渠灌域裸土期不同深度的盐渍化土壤为研究对象,分析Sentinel-1雷达卫星后向散射系数和多种组合指数与不同深度土壤含盐量之间的关系,构建基于不同深度的土壤含盐量反演模型,为雷达遥感监测不同深度土壤含盐量提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

试验在内蒙古河套灌区沙壕渠灌域进行(图1)。沙壕渠总控制灌溉面积占整个解放闸灌区面积的3.7%,南北长约15 km,东西约4 km,灌区地势南高北低,平均海拔在1 034~1 037 m之间。沙壕渠处于中温带,受东南暖湿季风影响较弱,西北干冷季风影响较强,常年寒冷干燥,平均气温在7℃左右,年平均降水量140 mm,年平均蒸发量2 000 mm^[24-25]。研究区主要以引黄河水漫灌为主,还辅以引潜水灌溉,长期不恰当的灌溉方式导致灌区出现次生盐渍化,研究区南部盐渍化程度相对较轻,主要种植小麦、玉米;北部盐渍化程度较重,主要种植耐盐的向日葵。

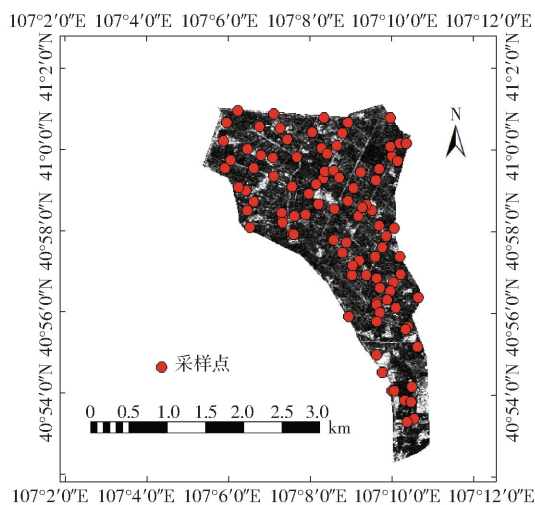


图1 研究区及采样点分布

Fig. 1 Distribution of study area and sampling points

1.2 土壤采样点设置与样本处理

2019年4月12—21日,开展河套灌区沙壕渠灌域的野外试验。选取沙壕渠灌域的大片裸露地区,采用五点法取0~10 cm深度的土层土样与10~20 cm深度的土层土样,共设置100个采样点,土样采集并编号后带回实验室。每个采样点通过手持

GPS 记录采样点位置信息及周围环境信息, 取样期间天气干燥, 无降水。

将野外收集的土样经自然风干后, 配置土水质量比为 1:5 的土壤溶液^[24], 经搅拌、静置、沉淀、过滤后, 采用电导率仪(DDS-307A 型, 上海佑科仪器公司)测定土壤溶液电导率, 对每个采样点的 5 个土样电导率取平均值作为该样本样点处的电导率, 并通过经验公式计算土壤含盐量(SSC)^[26]。将 100 个土壤样本含盐量按照盐碱土分类原则分为 4 个等

级: 非盐渍化(0~0.2%)、轻度盐渍化(0.2%~0.5%)、重度盐渍化(0.5%~1.0%)和盐渍化(>1.0%), 土壤含盐量的样本分析结果如表 1 所示。其中土壤深度为 0~10 cm 时非盐渍化土、轻度盐渍化土、重度盐渍化土和盐渍化土占比分别为 65%、24%、8% 和 3%, 且变异系数为 1.072; 土壤深度为 10~20 cm 时非盐渍化土、轻度盐渍化土、重度盐渍化土和盐渍化土占比分别为 64%、27%、6% 和 3%, 变异系数为 0.966。

表 1 采样点的土壤含盐量

Tab. 1 Summary statistics of soil salinity of sampling points

土壤深度/cm		样本数				含盐量				
		非盐渍化土 (0~0.2%)	轻度盐渍化土 (0.2%~0.5%)	重度盐渍化土 (0.5%~1.0%)	盐渍化土 (>1.0%)	最小值/ %	最大值/ %	均值/ %	标准差/ %	变异 系数
0~10	总样本	65	24	8	3	0.035	1.285	0.244	0.262	1.072
	建模集	43	16	6	2	0.035	1.285	0.249	0.272	1.089
	验证集	22	8	2	1	0.043	1.084	0.234	0.245	1.046
10~20	总样本	64	27	6	3	0.100	1.280	0.221	0.214	0.966
	建模集	42	19	3	2	0.100	1.084	0.235	0.238	1.009
	验证集	22	8	3	1	0.132	0.578	0.193	0.155	0.801

1.3 数据获取与预处理

Sentinel-1 卫星具有双极化、短重访周期的特点^[27], 可提供河套灌区区域连续的图像(白天、夜晚和各种天气)。试验所用雷达卫星影像是 2019 年 4 月 12 日 13:46 过境的 Sentinel-1, 成像时间与地面采样时间对应, SAR 影像覆盖范围为 25 km×25 km, 其地面分辨率为 5 m×20 m, 工作模式为干涉宽幅模式(Interferometric wide swath, IW), 数据级别为 Level-1, GRDH, 包括垂直极化模式 VV (Vertical vertical) 和交叉极化模式 VH (Vertical horizontal)。采用欧空局开发的 SNAP 软件对 GRDH 数据进行预处理, 主要包括辐射校正、辐射地形校准、应用散斑过滤器和几何地形校正等。去噪过程即相干波抑制采用 Refined Lee 滤波器对原始图像进行滤波, 消除了大部分斑点, 其中地形校正采用航天飞机雷达地形测绘使命(Shuttle radar topography mission, SRTM)生成的数字高程模型。

1.4 指数建立与灰度关联

1.4.1 指数建立

雷达后向散射系数反映地物特征值, 经过 SNAP 软件处理和校正, 得到雷达后向散射系数影像, 把野外采集的点位信息的经纬度输入到雷达影像中, 提取对应点的后向散射系数, 本文提取出 VV 极化与 VH 极化的雷达后向散射系数。有研究指出^[20], 对于单极化雷达影像数据, 如提取的土壤信息量相对较少, 研究的结果会受到一定的影响, 因此可以将雷达影像的极化方式进行组合, 从而提高雷

达影像后向散射系数与土壤含盐量的相关性^[28-29]。对两组雷达后向散射系数进行极化组合变换, 以达到预测土壤含盐量的效果^[30-31]。构建的指数如表 2 所示, 表中 V_V 表示垂直极化的雷达后向散射系数, V_H 表示水平极化的雷达后向散射系数。

表 2 极化组合指数

Tab. 2 Polarization combination index

极化组合指数	来源	极化组合指数	来源
V_V	文献[20]	V_H	文献[20]
$V_V - V_H$	文献[28]	$V_V + V_H$	文献[28]
$V_V^2 + V_H^2$		$V_V^2 - V_H^2$	
$V_H^2 - V_V^2$		$V_H^2 - V_V^2$	
$V_V^2 + V_H^2$		$V_V^2 - V_H^2$	
$(V_H^2 - V_V^2)/V_V$		$(V_H^2 + V_V^2)/V_V$	
$(V_H^2 - V_V^2)/V_H$		$(V_H^2 + V_V^2)/V_H$	
$(V_V - V_H)/(V_V + V_H)$	文献[28]	V_H/V_V	文献[28]
$10\lg V_V$		$10\lg V_H$	
$10\lg V_H + 10\lg V_V$		$(V_V^2 + V_H^2)/(V_V^2 - V_H^2)$	文献[19]

1.4.2 灰度关联分析

灰色系统理论是一种多因素统计方法^[32], 其目的是通过一定的方法原理确定系统中各因素的主要关系, 用灰度关联度刻画因素间关系的强弱和次序, 找出影响最大的因素^[33]。主要计算步骤如下: 设参考序列为 $x_0 = \{x_0(t), t = 1, 2, \dots, n\}$, 比较序列为 $x_i = \{x_i(t), t = 1, 2, \dots, n\}$, 则 x_0 和 x_i 之间的灰度关联度(Gray correlation degree, GCD)计算公式为

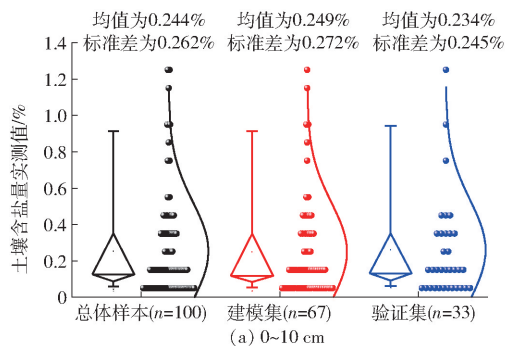
$$GCD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \gamma(x_0(t), x_i(t)) \quad (1)$$

其中

$$\gamma(x_0(t), x_i(t)) = \frac{\max |x_0(t), x_i(t)| + \rho \max |x_0(t), x_i(t)|}{|x_0(t), x_i(t)| + \rho \max |x_0(t), x_i(t)|} \quad (2)$$

式中 ρ ——介于0~1之间的分辨系数,取0.5

由文献[34]可知,灰度关联分析中,灰度关联度会受到样本数量的影响,本文中两种深度的土壤含盐量样本数量各为100个,利用两组后向散射系数进行组合变换后得到20个指数。故采用0~10 cm深度含盐量数据与10~20 cm深度含盐量数据与构建的20个指数样本计算灰度关联度,采用灰度关联分析中常用的“均值化”数据预处理方法,消减组合指数数据与土壤含盐量数据之间因量纲不一致而造成的分析误差,进而筛选出与土壤盐分相关关系较好



的指数。

1.5 盐分反演模型构建

1.5.1 建模集与验证集划分

将0~10 cm和10~20 cm按土壤含盐量梯度进行样本划分,每隔2个样本取出一个作为验证样本集,剩余土壤样本作为建模样本集。共选取67个样本作为建模数据源,33个样本作为验证数据源。各深度的土壤总样本、建模集样本和验证集样本分布如图2所示。0~10 cm土壤建模集与验证集样本分布趋势与总样本分布趋势一致;10~20 cm深度时总样本、建模集样本和验证集样本分布也一致,说明建模集与验证集样本划分合理。

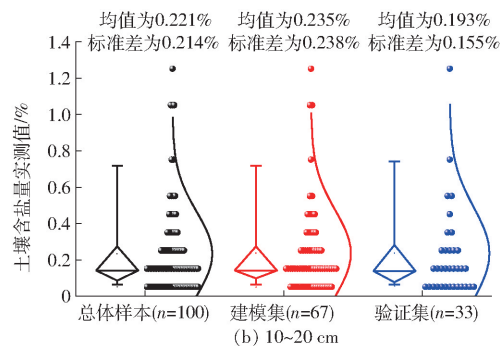


图2 样本分布统计

Fig. 2 Sample distribution statistics

1.5.2 模型构建方法

将实测的0~10 cm与10~20 cm土壤含盐量样本数据各自按含盐量划分,随机选取2/3作为模型输入数据源,剩余的1/3作为模型验证数据源。并分别采用PLSR、QR和SVM3种回归方法构建基于不同深度的土壤含盐量反演模型。PLSR建模与分析使用The UnscramblerX 10.4软件完成,QR与SVM两种机器学习算法均在R3.4.0软件中完成。使用R3.5.1软件中的e1071包进行SVM分析,设定核函数类型为RBF, gamma为0.07, cost为100。

研究方法如图3所示,雷达影像数据经过辐射校正等步骤处理后,结合地面实际采样点的经纬度信息,提取对应采样点的后向散射系数并进行极化组合;利用灰度关联筛选最优组合及部分地面实际采样点土壤含盐量数据作为模型的输入数据源,剩余土壤含盐量数据作为验证,得到最优的估算模型。

1.5.3 模型精度评价

模型的建模和验证精度评估采用相关系数 r 、决定系数 R^2 、均方根误差 R_{MSE} 。 R^2 越大、 R_{MSE} 越小说明模型效果越好。

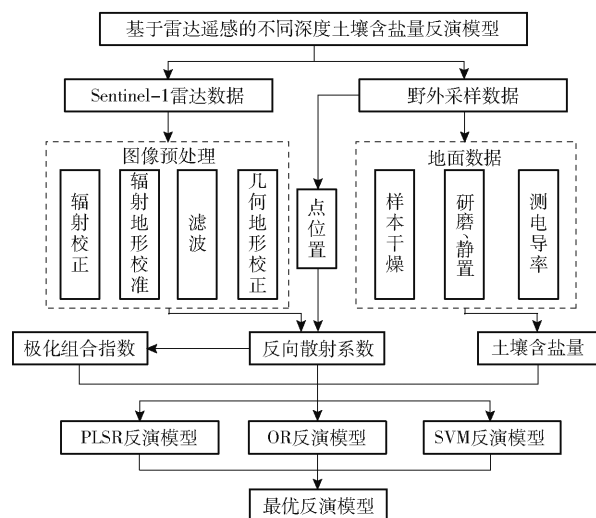


图3 研究方法流程图

Fig. 3 Flow chart of research method

2 结果与分析

2.1 后向散射系数与土壤含盐量的相关分析

根据地面采样点的经纬度,提取经过SNAP软件预处理后的VV和VH两种极化方式下的雷达后向散射系数。将提取的后向散射系数分别与0~10 cm和10~20 cm两个深度的土壤含盐量建立相

关关系, 雷达后向散射系数与两个深度的土壤含盐量的相关关系如表 3 所示。

表 3 不同极化方式的后向散射系数与土壤含盐量的相关系数

Tab.3 Correlation coefficient between backscattering coefficient of different polarization methods and soil salinity

土壤深度/cm	VH 极化模式	VV 极化模式
0 ~ 10	0.195 *	0.235 *
10 ~ 20	0.181	0.264 **

注: **表示 0.01 水平上显著, * 表示 0.05 水平上显著。

从表 3 可以看出, 雷达影像中, VH 与 VV 极化方式下的后向散射系数与土壤含盐量之间的相关关系不是特别好。其中 10 ~ 20 cm 深度的土壤含盐量与 VV 极化模式下的后向散射系数之间的相关性最好, 相关系数为 0.264, 达到了 0.01 显著水平; 0 ~ 10 cm 深度的土壤含盐量与 VV 极化模式下的后向散射系数之间的相关性较好, 相关系数为 0.235, 达到了 0.05 显著水平; 而 VH 极化模式下的后向散射系数与 0 ~ 10 cm 深度和 10 ~ 20 cm 深度的土壤含盐量之间的相关关系均较差。

2.2 基于灰度分析的极化组合指数选择

在采样点不同深度的条件下, 利用灰色系统对构建的所有极化组合指数与土壤含盐量进行灰色关联分析, 各极化组合指数与不同深度的土壤含盐量 (SSC) 之间的灰色关联度见表 4。

从表 4 可以看出, 同一深度, 不同的极化组合指数与土壤含盐量 SSC 的关联度不相同; 不同深度, 不同的极化组合指数与土壤含盐量 SSC 的关联度也不相同。灰度关联分析是一种多因素统计分析的方法, 可通过比较各因素间的关联度而得出系统中因素间的主次关系, 找出影响最大的因素。从表 4 挑选出关联度排序前 10 的极化组合指数进行建模分析。

表 4 不同深度土壤含盐量与各指数的灰色关联度

Tab.4 Gray correlation statistics of soil salinity at different depths and each index

极化组合指数	0 ~ 10 cm		10 ~ 20 cm	
	关联度	排序	关联度	排序
V_H	0.996 3	9	0.999 6	1
V_V	0.998 0	3	0.995 2	8
V_H/V_V	0.998 4	1	0.995 2	9
$V_V + V_H$	0.997 0	5	0.994 8	11
$V_V - V_H$	0.996 5	2	0.999 4	4
$V_V^2 + V_H^2$	0.996 5	7	0.999 4	2
$V_V^2 - V_H^2$	0.934 9	8	0.937 7	18
$10\lg V_V$	0.659 6	18	0.661 0	19
$10\lg V_H$	0.996 9	19	0.999 0	5
$V_V^2 + V_H$	0.980 4	6	0.976 4	12
$V_V^2 - V_H$	0.995 3	12	0.999 4	3
$V_V^2 - V_V^2$	0.941 5	10	0.943 5	15
$V_V^2 - V_V$	0.998 0	17	0.995 2	10
$(V_V^2 + V_V^2)/V_V$	0.991 2	4	0.995 3	7
$(V_V^2 - V_V^2)/V_H$	0.947 4	11	0.938 4	17
$(V_V^2 + V_V^2)/V_H$	0.965 4	16	0.961 4	13
$(V_V^2 - V_V^2)/V_V$	0.393 4	15	0.393 6	16
$(V_V - V_H)/(V_V + V_H)$	0.492 6	13	0.493 1	20
$10\lg V_H + 10\lg V_V$	0.956 3	20	0.952 4	14
$(V_V^2 + V_H^2)/(V_V^2 - V_H^2)$	0.998 1	14	0.995 6	6

2.3 土壤含盐量模型构建

2.3.1 基于 PLSR 的土壤含盐量模型

以 2.2 节灰度关联分析后得到的 8 个极化组合指数 ($V_H/V_V, V_V + V_H, V_V - V_H, V_V^2 + V_H^2, V_V^2 - V_H^2, V_V^2 + V_H, (V_V^2 + V_V^2)/V_V, (V_V^2 + V_H^2)/(V_V^2 - V_H^2)$) 与 2 个雷达后向散射系数 (V_H, V_V) 为 PLSR 分析的自变量, 以不同深度的土壤含盐量为因变量, 采用 Leave-one-out 交叉验证法确定回归模型中的最佳因子数^[35], 建立 PLSR 模型, 建模结果如图 4 所示, 图中 I 表示非盐渍化土, II 表示轻度盐渍化土, III 表示重度盐渍化土, IV 表示盐渍化土, 下同。

由图 4a 可看出, 0 ~ 10 cm 深度时建模集决定系数 R_c^2 为 0.296, 均方根误差 R_{MSEc} 为 0.283%, 验证集

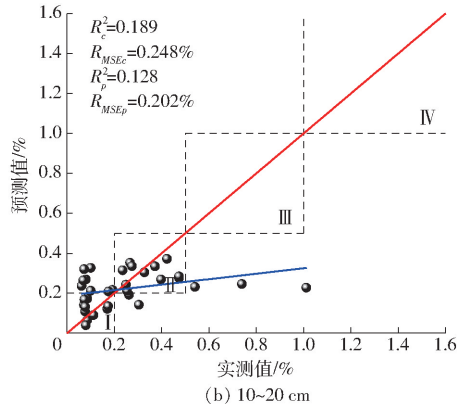
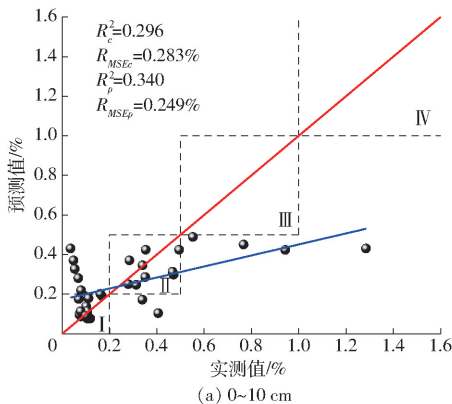
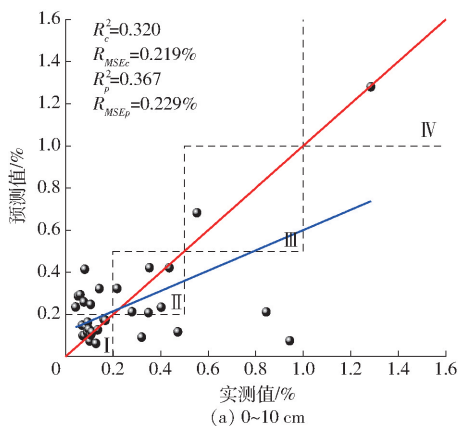


图 4 基于不同深度土壤含盐量的 PLSR 模型

Fig. 4 PLSR model based on soil salt content at different depths

决定系数 R_p^2 为 0.340, 均方根误差 R_{MSEp} 为 0.249%; 由图 4b 可看出, 10~20 cm 深度时 R_c^2 为 0.189, R_{MSEc} 为 0.248%, R_p^2 只有 0.128, 此时 R_{MSEp} 为 0.202%。由图 4 还可以看出, 0~10 cm 深度时, 在 I 区有 14 个预测值, 达到非盐渍化土类型验证集的 63.6%, II 区出现 9 个预测值, 说明轻度盐渍化土预测精度 90% 以上, 而在 III 区与 IV 区未出现预测值, 说明在 0~10 cm 深度时 PLSR 模型在重度盐渍化土与盐渍化土没有预测效果。10~20 cm 深度时, 在 I 区有 9 个预测值, 达到非盐渍化土类型验证集的 40.9%, 在 II 区出现了 11 个预测值, 而在 III 区与 IV 区没有出现预测值。



综合比较在 0~10 cm 和 10~20 cm 深度时的实测土壤样本与预测样本的拟合曲线, 0~10 cm 深度时的 PLSR 拟合曲线更接近于 $y=x$ 函数, 所以 0~10 cm 深度时的 PLSR 模型拟合精度高于 10~20 cm。

2.3.2 基于 QR 的土壤含盐量模型

对于不同深度选定的极化组合指数建立分位数回归模型, 通过寻优比较选取 $\tau=0.6$ 为最佳分位点。以不同深度下的雷达后向散射系数及多个极化组合指数为自变量, 以土壤含盐量为因变量, 运用 QR 模型中的 0.6 分位点进行不同深度的土壤含盐量估算, 结果如图 5 所示。

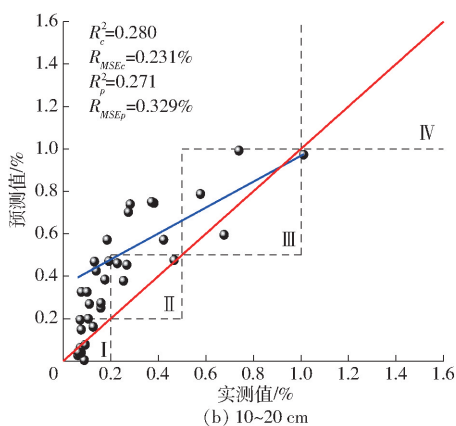


图 5 基于不同深度土壤含盐量的 QR 模型

Fig. 5 QR model based on soil salt content at different depths

由图 5a 可看出, 0~10 cm 深度 R_c^2 为 0.320, R_{MSEc} 为 0.219%, R_p^2 为 0.367, R_{MSEp} 为 0.229%。在非盐渍化土 I 区出现了 15 个预测值, 说明 QR 模型在非盐渍化土区达到了 68.2% 的预测精度; 在轻度盐渍土 II 区出现了 5 个预测值, 达到了 62.5% 预测精度; 在 III 区和 IV 区分别出现 1 个预测值, 说明在 III 区和 IV 区预测精度分别是 50% 和 100%。在 I 区和 II 区时模型拟合曲线贴近函数 $y=x$ 分布, 说明在 0~10 cm 时 QR 模型在 I 区和 II 区适用。由图 5b 可看出, 在 10~20 cm 深度时 QR 模型 R_c^2 为 0.280, R_{MSEc} 为 0.231%, R_p^2 为 0.271, R_{MSEp} 为 0.329%, 其中在非盐渍化土 I 区出现 9 个预测值, 说明在 I 区预测精度达 40.9%; 在 II 区和 III 区分别出现 4 个和 3 个预测值, 说明在轻盐渍化土和重度盐渍化土区 QR 模型预测精度为 50% 和 90% 以上, 而 IV 区并没有出现预测值, QR 模型不适合 IV 盐渍化土区的估算研究。

综合比较在 0~10 cm 和 10~20 cm 深度时的实测土壤样本与预测样本的拟合曲线, 0~10 cm 时 QR 模型的拟合曲线更接近 $y=x$ 函数分布, 0~10 cm 深度时的 QR 模型拟合精度高于 10~20 cm。

2.3.3 基于 SVM 的土壤含盐量模型

以不同深度下的雷达后向散射系数和多个极化组合指数为自变量, 以土壤含盐量为因变量, 进行支持向量机建模分析。为了克服“离散值多”和“过学习”等问题, 寻优选取参数 γ 为 0.007。SVM 建模和验证结果如图 6 所示。

由图 6a 可看出, 0~10 cm 深度时 SVM 模型 R_c^2 为 0.568, R_{MSEc} 为 0.201%, R_p^2 达到了 0.686, R_{MSEp} 为 0.151%。在 I 区有 12 个预测值出现, 预测精度达到了 54.5%, II 区预测值出现 9 个, 预测精度达到 100%, 在 III 区和 IV 区分别出现了 2 个和 1 个预测值, 达到了 100% 预测。此时拟合曲线在 I 区、II 区、III 区和 IV 区均靠近函数 $y=x$ 分布, 说明模型效果好。

由图 6b 可看出, 10~20 cm 深度时 SVM 模型 R_c^2 为 0.470, R_{MSEc} 为 0.179%, R_p^2 达到 0.568, 此时 R_{MSEp} 为 0.150%。在 I 区出现了 15 个预测值, 预测精度为 68.2%; 在 II 区有 8 个预测值, 达到 90% 以上的预测精度, III 区有 2 个预测值, 达到 66.7% 预测精度, 而在盐渍化土 IV 区没有出现盐渍化预测值。拟合曲线在 I 区、II 区和 III 区均接近函数 $y=x$, 说

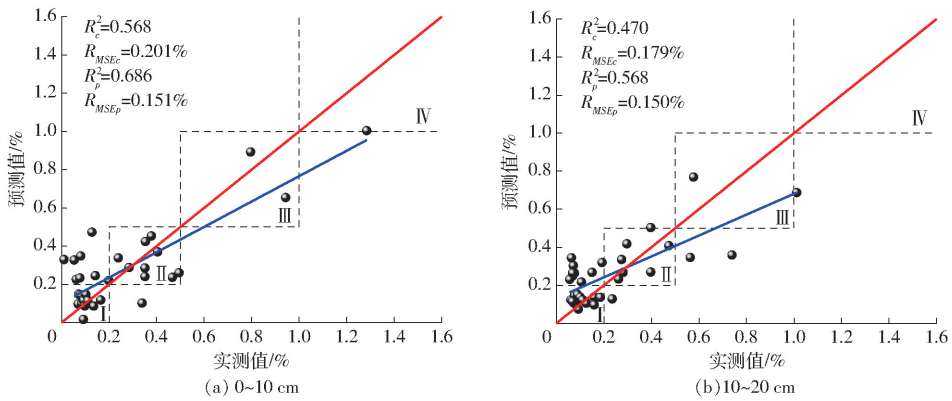


图 6 基于不同深度土壤含盐量的 SVM 模型

Fig. 6 SVM model based on soil salt content at different depths

明在 I 区、II 区和 III 区 SVM 模型效果较好。

综合比较 0 ~ 10 cm 和 10 ~ 20 cm 深度时的实测土壤样本与预测样本的拟合曲线证明, 0 ~ 10 cm 深度时 SVM 模型的拟合曲线更接近 $y = x$ 函数分布, 0 ~ 10 cm 深度时的 SVM 模型拟合精度高于 10 ~ 20 cm。

2.4 模型综合评价

以 R_c^2 、 R_{MSEc} 、 R_p^2 和 R_{MSEp} 为指标, 利用建模集 67 个样本数据和验证集 33 个样本数据, 对比评价不同采样深度条件下偏最小二乘回归模型、分位数回归模型和支持向量机回归模型的预测能力, 筛选最优预测模型。

综合比较图 4 ~ 6 可知, 在 0 ~ 10 cm 深度时 PLSR 模型、QR 模型和 SVM 模型的预测效果逐渐提升, R_p^2 分别由 PLSR 模型的 0.340 和 QR 模型的 0.367 提高到 SVM 模型的 0.686, 此时 R_{MSEp} 为 0.151%, 对比分析 SVM 模型为最优模型。在 10 ~ 20 cm 深度时 3 种模型的预测效果也逐步提升, 最优的为 SVM 模型, 此时模型对应的 R_c^2 、 R_{MSEc} 、 R_p^2 和 R_{MSEp} 分别 0.470、0.179%、0.568 和 0.150%。总体来看在 0 ~ 10 cm 深度时模型预测效果更接近于实际值。

基于不同采样深度构建 PLSR 模型、QR 模型和 SVM 模型估算土壤含盐量, 对土壤含盐量预测值与实测值进行残差分析, 结果如图 7 所示。

由图 7 可看出, 在所有预测土壤含盐量的模型中, 0 ~ 10 cm 深度条件下的 PLSR 模型、QR 模型和 10 ~ 20 cm 深度条件下的 PLSR 模型残差分布基本一致, 残差范围跨度大, 其中 0 ~ 10 cm 深度条件下

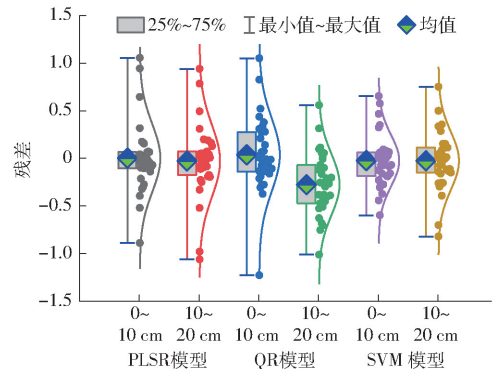


图 7 基于不同深度的土壤含盐量估算模型的残差分布

Fig. 7 Residual distribution of soil salt content estimation model based on different depths

的 QR 模型残差范围最广, 说明预测效果最差。0 ~ 10 cm 深度条件下的 SVM 模型残差最集中并遵循标准正态分布, 范围最窄, 预测效果最好。这与模型预测值的拟合曲线结论一致。

3 结论

(1) 3 种回归模型中, PLSR 模型精度最低, SVM 模型精度最高, R_p^2 为 0.686, R_{MSEp} 为 0.151%。

(2) 采用 3 种模型对不同深度土壤含盐量进行反演时, 0 ~ 10 cm 深度反演精度均高于 10 ~ 20 cm 深度的反演精度, 其中 0 ~ 10 cm 深度时支持向量机模型是最优模型。

(3) 0 ~ 10 cm 深度条件下的支持向量机模型适用于沙壕渠裸土期的土壤含盐量反演。但是地表粗糙度对雷达后向散射系数有一定的影响, 会影响雷达遥感反演土壤含盐量的预测精度, 这也是今后应研究并解决的问题。

参 考 文 献

- [1] METTERNICHT G I, ZINCK J A. Remote sensing of soil salinity: potentials and constraints [J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 85(1): 1-20.
- [2] ABBAS A, KHAN S, HUSSAIN N, et al. Characterizing soil salinity in irrigated agriculture using a remote sensing approach [J]. Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, 2013, 55-57: 43-52.

- [3] 张智韬,韩佳,王新涛,等. 基于全子集-分位数回归的土壤含盐量反演研究[J/OL]. 农业机械学报,2019, 50(10): 142-152.
ZHANG Zhitao, HAN Jia, WANG Xintao, et al. Soil salinity inversion based on best subsets - quantile regression model[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(10): 142-152. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20191016&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.10.016. (in Chinese)
- [4] 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. Quantitative analysis of soil salinity in Hetao Irrigation Area of Inner Mongolia by spectral analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(5): 1362-1366. (in Chinese)
- [5] FARIFTEH J, FARSHAD A, GEORGE R J. Assessing salt-affected soils using remote sensing, solute modelling, and geophysics[J]. Geoderma, 2006, 130(3-4): 191-206.
- [6] FARIFTEH J, VAN DER M F, ATZBERGER C, et al. Quantitative analysis of salt-affected soil reflectance spectra: a comparison of two adaptive methods (PLSR and ANN)[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 110(1): 59-78.
- [7] BRUNNER P, LI H T, KINZELBACH W, et al. Generating soil electrical conductivity maps at regional level by integrating measurements on the ground and remote sensing data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(15): 3341-3361.
- [8] EL HARTI A, LHISSOU R, CHOKMANI K, et al. Spatiotemporal monitoring of soil salinization in irrigated Tadla Plain (Morocco) using satellite spectral indices[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 50: 64-73.
- [9] DOUAOUI A E K, NICOLAS H, WALTER C. Detecting salinity hazards within a semiarid context by means of combining soil and remote sensing data[J]. Geoderma, 2006, 134(1-2): 217-230.
- [10] 陈红艳,赵庚星,陈敬春,等. 基于改进植被指数的黄河口区盐渍土盐分遥感反演[J]. 农业工程学报, 2015, 31(5): 107-114.
CHEN Hongyan, ZHAO Gengxing, CHEN Jingchun, et al. Remote sensing inversion of saline soil salinity based on modified vegetation index in estuary area of Yellow River[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(5): 107-114. (in Chinese)
- [11] 刘琦,岳彩荣,高振宇,等. 合成孔径雷达在国土监测中的应用[J]. 四川林勘设计, 2019(2): 82-84.
LIU Qi, YUE Cairong, GAO Zhenyu, et al. Application of interferometry sar for dynamic monitoring of land resources[J]. Sichuan Forestry Exploration and Design, 2019(2): 82-84. (in Chinese)
- [12] HOLAH N, BAGHDADI N, ZRIBI M, et al. Potential of ASAR/ENVISAT for the characterization of soil surface parameters over bare agricultural fields[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 96(1): 78-86.
- [13] 胡庆荣. 含水含盐土壤介电特性实验研究及对雷达图像的响应分析[D]. 北京:中国科学院研究生院, 2003.
HU Qingrong. Studies on microwave dielectric behavior of moist salt soil and its effect on backscattering coefficients extracted from radar image[D]. Beijing: Graduate University of Chinese Academy of Sciences, 2003. (in Chinese)
- [14] 黄帅,丁建丽,张钧泳,等. 基于 Radarsat-2 卫星微波遥感的后向散射系数研究[J]. 光学学报, 2017, 37(9): 0929001-1-11.
HUANG Shuai, DING Jianli, ZHANG Junyong, et al. Backscattering coefficient research based on microwave remote sensing of Radarsat-2 satellite[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(9): 0929001-1-11. (in Chinese)
- [15] 熊文成,邵芸. 基于 IEM 模拟的干旱区多时相数据含水含盐量反演模型及分析[J]. 遥感学报, 2006, 10(1): 111-117.
XIONG Wencheng, SHAO Yun. Studies on microwave dielectric behavior of moist salt soil and inversion of the moisture and salt content[J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 10(1): 111-117. (in Chinese)
- [16] 何祺胜. 星载雷达图像在干旱区盐渍地信息提取中的应用研究[D]. 乌鲁木齐:新疆大学, 2007.
HE Qisheng. The application study on extraction of saline soil information in the arid region using satellite sar images[D]. Urumqi: Xinjiang University, 2007. (in Chinese)
- [17] 依力亚斯江·努尔麦麦提,塔西甫拉提·特依拜,丁建丽,等. 基于多种极化分解方法和全极化合成孔径雷达数据的干旱区盐渍化监测[J]. 农业工程学报, 2015, 31(23): 145-153.
ILYAS Nurmeme, TASHPOLAT Tiyip, DING Jianli, et al. Monitoring soil salinization in arid area using Pol SAR data and polarimetric decomposition method[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(23): 145-153. (in Chinese)
- [18] 段素素,依力亚斯江·努尔麦麦提,郭莉丹,等. 基于全极化微波遥感的干旱区典型绿洲盐渍化信息提取[J]. 湖北农业科学, 2018, 57(2): 110-114.
DUAN Susu, ILYAS Nurmemet, GUO Lidan, et al. Extracting soil salinization in typical arid based on fully polarimetric[J]. Hubei Agricultural Sciences, 2018, 57(2): 110-114. (in Chinese)
- [19] 古丽努尔·依沙克,依力亚斯江·努尔麦麦提,段素素. 基于全极化 Radarsat-2 数据的干旱区典型绿洲盐渍化信息提取[J]. 中国农村水利水电, 2018(12): 13-19.
GULNUR Isak, ILYAS Nurmemet, DUAN Susu, et al. The extraction of saline soil information in typical oasis of arid area using fully polarimetric Radarsat-2 data[J]. China Rural Water and Hydropower, 2018(12): 13-19. (in Chinese)
- [20] 郭晓静. 内蒙古河套灌区冻融期土壤盐分的多极化雷达响应分析[D]. 呼和浩特:内蒙古农业大学, 2014.
GUO Xiaojing. Response analysis of multi-polarization radar on freeze-thaw period soil salt in Inner Mongolia Hetao Irrigation

- District[D]. Huhhot:Inner Mongolia Agricultural University, 2014. (in Chinese)
- [21] 刘全明,成秋明,王学,等. 河套灌区土壤盐渍化微波雷达反演[J]. 农业工程学报, 2016, 32(16): 109 – 114.
LIU Quanming, CHENG Qiuming, WANG Xue, et al. Soil salinity inversion in Hetao Irrigation District using microwave radar [J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(16): 109 – 114. (in Chinese)
- [22] 刘全明. 含盐土壤盐渍化雷达反演模拟研究[J]. 测绘通报, 2014(9): 43 – 46.
LIU Quanming. On radar inversion and simulation of salty soil salinization[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2014(9): 43 – 46. (in Chinese)
- [23] NURMEMET I, GHULAM A, TIYIP T, et al. Monitoring soil salinization in Keriya river basin, northwestern China using passive reflective and active microwave remote sensing data[J]. Remote Sensing, 2015, 7(7): 8803 – 8829.
- [24] 李亮. 内蒙古河套灌区耕荒地间土壤水盐运移规律研究[D]. 呼和浩特:内蒙古农业大学, 2008.
LI Liang. Study on the transport of soil water and salt between irrigated land and salineland in Hetao Irrigation District [D]. Huhhot:Inner Mongolia Agricultural University, 2008. (in Chinese)
- [25] ZHANG C, LIU J, SHANG J, et al. Capability of crop water content for revealing variability of winter wheat grain yield and soil moisture under limited irrigation[J]. Science of the Total Environment, 2018, 631 – 632: 677 – 687.
- [26] 黄权中,徐旭,吕玲娇,等. 基于遥感反演河套灌区土壤盐分分布及对作物生长的影响[J]. 农业工程学报, 2018, 34(1):102 – 109.
HUANG Quanzhong, XU Xu, LÜ Lingjiao, et al. Soil salinity distribution based on remote sensing and its effect on crop growth in Hetao Irrigation District[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(1): 102 – 109. (in Chinese)
- [27] 郭交,朱琳,靳标. 基于 Sentinel – 1 和 Sentinel – 2 数据融合的农作物分类[J/OL]. 农业机械学报, 2018,49(4): 192 – 198.
GUO Jiao, ZHU Ling, JIN Biao. Crop classification based on data fusion of Sentinel – 1 and Sentinel – 2[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018, 49(4): 192 – 198. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180422&journal_id=jcsam. DOI: 10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2018. 04. 022. (in Chinese)
- [28] 马驰. 基于 Sentinel – 1 双极化雷达影像的土壤含盐量反演[J]. 农业工程学报, 2018, 34(2): 153 – 158.
MA Chi. Soil salinity inversion based on Sentinel – 1 dual-polarization radar image [J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(2):153 – 158. (in Chinese)
- [29] 彭立,杨武年,黄瑾. 川西高原多时相干涉雷达土地覆盖分类研究[J]. 西南大学学报, 2016, 38(5): 125 – 132.
PENG Li, YANG Wunian, HUANG Jin. Land cover classification of multi-phase interferometric radar in western Sichuan plateau [J]. Journal of Southwest University,2016, 38(5): 125 – 132. (in Chinese)
- [30] 于海云,王志军,李彪,等. 内蒙古河套灌区融解期土壤盐分多极化雷达响应分析[J]. 长江科学院院报, 2015, 32(11):19 – 24.
YU Haiyun, WANG Zhijun, LI Biao, et al. Response analysis of multi-polarization radar on soil salt during melting period in Hetao Irrigation District of Inner Mongolia[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2015, 32(11): 19 – 24. (in Chinese)
- [31] 李生勇,霍铁珍,王海霞. 内蒙古自治区河套灌区冻结期土壤盐分的多极化雷达响应分析[J]. 江苏农业科学, 2016, 44(3): 348 – 352.
LI Shengyong, HUO Yizhen, WANG Haixia. Multi polarization radar response analysis of soil salt in Hetao Irrigation Area of Inner Mongolia Autonomous Region during freezing period[J]. Jiangsu Agricultural Sciences,2016, 44(3): 348 – 352. (in Chinese)
- [32] 邓聚龙. 灰色系统理论教程[M]. 武汉:华中理工大学出版社,1990.
- [33] 刘思峰,蔡华,杨英杰,等. 灰色关联分析模型研究进展[J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33(8): 2041 – 2046.
LIU Sifeng, CAI Hua, YANG Yingjie, et al. Advance in grey incidence analysis modelling[J]. Systems Engineering-Theory & Practice,2013, 33(8): 2041 – 2046. (in Chinese)
- [34] 王海峰,张智韬,ARNON Karnieli,等. 基于灰度关联岭回归的荒漠土壤有机质含量高光谱估算[J]. 农业工程学报, 2018, 34(14): 124 – 131.
WANG Haifeng, ZHANG Zhitao, ARNON Karnieli, et al. Hyperspectral estimation of desert soil organic matter content based on gray correlation ridge regression model[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(14): 124 – 131. (in Chinese)
- [35] 赵全斌,张宇,张晓杰. 结构承载力预测灰色关联分析的 Excel 方法[J]. 山西建筑, 2008(6): 102 – 103.
ZHAO Quanbin, ZHANG Yu, ZHANG Xiaojie. Excel method for grey correlation analysis of structure bearing capacity prediction [J]. Shanxi Architecture, 2008(6): 102 – 103. (in Chinese)