

基于多源遥感协同反演的区域性土壤盐渍化监测

冯雪力¹ 刘全明²

(1. 内蒙古建筑职业技术学院, 呼和浩特 010070; 2. 内蒙古农业大学土木建筑工程学院, 呼和浩特 010018)

摘要: 为进一步推动多源遥感技术在农业生产与管理中的应用,以内蒙古河套灌区解放闸灌域为试验区,利用地面实测光谱和地表组合粗糙度数据,联合 C 波段微波雷达 SAR 四极化后向散射系数数据,分别利用主成分回归(PCR)、多元逐步回归(MSR)和偏最小二乘回归(PLSR)选取盐分特征波段,并建模评价土壤盐渍化分布。首先,对光谱反射率及其对数、一阶与二阶导数 4 种光谱数据进行相关性分析,发现相较于原始光谱和对数变换,光谱的一、二阶导数具有更好的相关性,二阶导数变换的 618 ~ 622 nm、1 802 ~ 1 806 nm、2 169 ~ 2 173 nm、2 344 ~ 2 348 nm 这 4 个特征波段的相关系数分别为 0.37、0.28、0.39 和 0.27;PLSR 筛选的波段相较 MSR 选取的波段延后,但其二阶导数变换模型拟合度小于 MSR。其次,在对比二阶导数变换的 PCR、MSR 和 PLSR 土壤盐分模型基础上,最终确定了协同光谱特征波段中心反射率二阶导数和雷达后向散射特性、地表组合粗糙度的 BP 人工神经网络(BPANN)模型为最佳预测模型,其预测模型的 R^2 为 0.890 8,稳定性和预测精度均优于前述经验回归模型。融合多源遥感数据的神经网络模型可快速精准监测土壤盐渍化分布,为灌区土壤退化防治提供基础信息指导。

关键词: 土壤盐渍化;多源遥感;协同反演;神经网络

中图分类号: S152.7; P628⁺.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2018)07-0127-07

Regional Soil Salinity Monitoring Based on Multi-source Collaborative Remote Sensing Data

FENG Xueli¹ LIU Quanming²

(1. Inner Mongolia Technical College of Construction, Huhhot 010070, China

2. College of Water Conservation and Civil Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Huhhot 010018, China)

Abstract: Hyper-spectral remote sensing has been successfully applied to quickly and efficiently monitoring field of soil salinization. In order to further promote the multi-source remote sensing technology development in agricultural production and management, Jiefangzha zone of Hetao Irrigation District, Inner Mongolia, was selected as the study area, based on the measured ground spectra, surface roughness and four polarization scattering data of C-band microwave synthetic aperture radar (radar SAR), respectively by using the method of principal component regress (PCR), multiple stepwise regress (MSR) and partial least square regress (PLSR) to select feature band, soil salinization distribution modeling was built and evaluated. First of all, through correlation analysis of the spectral reflectance and its logarithm, the first and second order derivative of these four kinds of spectral data, it was found that the first spectrum and second derivative had better correlation compared with the original spectrum and logarithmic transformation, correlation coefficient of the second derivative transformation of 618 ~ 622 nm, 1 802 ~ 1 806 nm, 2 169 ~ 2 173 nm and 2 344 ~ 2 348 nm characteristic band was 0.37, 0.28, 0.39 and 0.27, respectively; characteristic band selected value of PLSR was later than that of the MSR. However, the second-order derivative transformation model was inferior to the MSR. Second, in contrast to the soil salt simulation method of PCR, MSR and PLSR based on the second order inverse transform, the BP artificial neural network (BPANN) model was the best prediction model, which collaborated the characteristics spectrum band center reflectivity after the second derivative and radar scattering characteristics, surface roughness. And the R^2 value of prediction model was 0.890 8, and the stability

收稿日期: 2018-01-04 修回日期: 2018-02-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(51249007、51569018)

作者简介: 冯雪力(1985—),男,博士生,主要从事 GIS 工程研究,E-mail: fxluyi@163.com

通信作者: 刘全明(1973—),男,副教授,主要从事定量遥感反演理论及应用研究,E-mail: nndlqm@sina.com

and accuracy was better than those of the empirical regression model. The neural network model integrating multi-source remote sensing data can monitor soil salinization distribution more accurately, providing basic information guidance for soil salinization monitoring and soil degradation prevention in irrigation area.

Key words: soil salinity; multi-source remote sensing; collaborative inversion; neural networks

0 引言

土壤盐渍化是干旱、半干旱农业灌区面临的主要土地退化问题。内蒙古河套灌区是西北地区典型的寒旱灌区,传统灌溉多为含盐黄河水漫灌,且受降水量少、蒸发量大、排水排盐不畅、地势平坦而地下水位居高自然客观条件限制,造成灌区盐渍化和生态环境恶化,从而影响了农作物生长和粮食生产安全。因此,精准快速地获取盐渍土盐分时空分布信息,对灌区的盐渍土防治、中低产田改造与农业可持续发展具有重大的指导作用。传统野外土壤定点调查盐渍化方式不仅耗费时力、破坏性强,而且测点少,难以反映区域尺度的盐渍化分布,而多传感器、多波段、多时相的遥感技术为大面积实时动态监测盐渍土状况提供了可能。

国外从 20 世纪 70 年代^[1-4]就开始研究盐碱土遥感监测,国内从 20 世纪 80 年代开始集中在利用可见光波段进行遥感盐分反演。盐渍化土壤光谱反射率和土壤参数间的转换函数是复杂非线性的关系,故人工神经网络逐渐被更多地用于获取土壤盐渍化参数^[5-9]。吐尔逊·艾山^[10]以新疆渭干河-库车河三角洲绿洲作为研究区,利用实测光谱数据和地下水埋深、矿化度等因子构建了基于 BP 人工神经网络(Back propagation artificial neural networks, BPANN)的土壤盐分反演模型,模型精度为 80.77%。王静等^[11]以松嫩平原西部长岭县为例,利用光谱导数变换,获取了表征盐渍土盐分信息的最佳波段,所建立的 3 层神经网络盐渍土盐分模型预测结果优于传统回归模型。丁建丽等^[12]研究发现,实测高光谱土壤、植被一阶微分光谱变换对土壤盐渍化响应度最敏感,基于实测综合光谱指数的盐渍化监测高光谱模型可以准确提取土壤盐渍化信息,明显优于传统遥感方法中单纯利用植被指数或者土壤盐分指数的模型。姚远等^[13]以新疆渭干河-库车河三角洲绿洲不同盐渍化程度的土壤为研究对象,以电磁感应仪(EM38)测得的盐渍土电导率数据和 ASD 光谱仪测得的盐渍土高光谱数据为基础数据源。王爽等^[14]以新疆渭干河-库车河三角洲绿洲区域范围内不同盐渍化程度的土壤高光谱反射率及其土壤含盐量为基础数据源,构建了地表光谱建

模的最佳土壤盐渍化监测模型。刘全明等^[15]以受盐渍化影响较严重的内蒙古河套灌区解放闸灌域为试验区,构建了 BPANN 土壤含盐量的定量反演模型。彭杰等^[16]通过分析新疆、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,并构建高精度的跨区域土壤盐分高光谱定量反演模型。彭杰等^[17]以南疆地区水稻土为研究对象,通过分析土样的高光谱数据和室内测定的盐分与电导率数据,研究了耕作土壤含盐量与电导率的关系,并比较了含盐量和电导率与不同光谱指标的相关性以及二者高光谱反演的精度。研究者们使用高光谱和电磁感应数据进行土壤盐分模拟,获得了不少成果^[18-22]。

在前期研究基础上,本文优选高光谱土壤盐分特征波段,融合微波后向散射特性,构建基于多源遥感数据的土壤盐分预测模型,为利用多源遥感数据协同反演盐渍土时空分布提供科学基础。为此,在高光谱盐分特征波段优选方法对比的基础上,创建基于多源遥感数据的土壤盐分经验模型和人工智能非线性预测模型,从而将雷达后向散射系数、光谱反射率及其变换值等参数转换为土壤盐分,以提高盐渍化监测的精度与广适性。

1 研究区概况

内蒙古河套灌区地处内蒙古自治区的巴彦淖尔市,位于 40°12'~41°20'N,106°10'~109°30'E。灌区地形平坦,西南高,东北低,海拔 1 007~1 050 m,土壤以盐渍化浅色草甸土和盐土为主。夏季高温干旱、冬季严寒少雪,年降水量 130~215 mm,蒸发量高达 2 100~2 300 mm,无霜期 120~150 d,封冻期长,是典型的温带大陆性气候。河套灌区东西长 250 km,南北宽 40~60 km,土地总面积 18 890 km²,其中灌溉面积 5 583 km²。河套灌区土壤养分含量地域分布极不均匀,降水量小、蒸发量大、土壤次生盐渍化严重,快速了解灌区夏灌(4—6 月)前土壤盐分分布状况对灌区灌溉制度和土壤改良有着深刻影响和重要意义。

2 材料与方法

2.1 数据获取与处理

试验区选在河套灌区内的解放闸灌域。为保证

野外采样时间与雷达成像时间对应一致,提前购置 2016 年 4 月 6 日 RADARSAT-2 精细四极化 SLC (Single look complex) 格式雷达影像一景,影像尺寸为 25 km×25 km,其地面分辨率为 8 m。考虑到土壤盐渍化空间分布的不均匀性,在野外采样前使用 Google Earth 对灌域的地形地貌进行分析,结合前期土壤盐分统计资料并制定野外采样路线,89 个采样

点分布如图 1 红色五角星所示。野外通过手持 GPS 接收机测量采样点在 WGS84 坐标系下的经纬度坐标,获取采样点地表粗糙度等数据,并同时在每个样点采集 3 份土壤表层土,取平均值以消除取样代表性误差,把每个土壤样本编号装入铝盒,采用干燥法测定土壤水溶性盐分含量。同时使用带有厘米格网的剖面板方法来测量地表粗糙度。

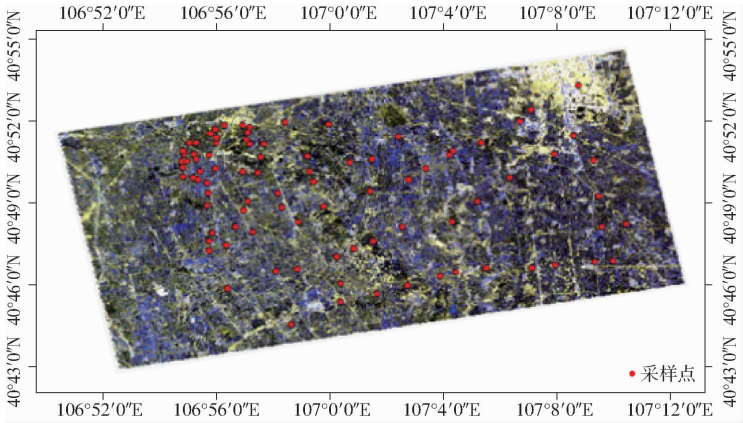


图 1 试验区雷达成像图
Fig. 1 Radar image of experimental area

试验区所使用的 RADARSAT-2 影像数据是由 C 波段合成孔径雷达系统获取,其影像处理主要包括辐射定标、几何校正、斜距转地距和滤波等。本研究使用 ENVI 软件的 SAR Scape 模块对原始 SLC 影像进行多视、滤波、地理编码和辐射定标等处理,在 Google 影像上选取地面控制点 (Ground control point, GCP) 对影像进行几何配准后,得到标准四极

化后向散射系数影像数据,表 1 所示为试验区部分采样点四极化后向散射系数与土样全盐量、地表组合粗糙度。表中 S_{HH} 、 S_{HV} 、 S_{VH} 、 S_{VV} 分别代表 HH (水平极化方式发射,水平极化方式接收)、HV (水平极化方式发射,垂直极化方式接收)、VH (垂直极化方式发射,水平极化方式接收)、VV (垂直极化方式发射,垂直极化方式接收) 4 种极化方式的后向散射系数。

表 1 雷达成像后向散射系数与土壤全盐量原始数据
Tab. 1 Data of radar back-scattering coefficients and soil salt contents

采样点序号	S_{HH}/dB	S_{HV}/dB	S_{VH}/dB	S_{VV}/dB	地表组合粗糙度 z_s/cm	全盐量/ $(\text{g}\cdot\text{kg}^{-1})$
1	-13.393 4	-18.501 0	-17.898 7	-13.563 2	0.02	6.481
2	-7.139 8	-17.676 0	-17.277 2	-6.077 0	0.03	2.070
3	-12.547 6	-26.947 1	-26.892 5	-12.796 2	0.07	1.840
4	-7.423 3	-19.066 9	-18.823 5	-7.440 1	0.01	17.369
5	-12.265 8	-20.018 1	-19.465 5	-13.336 8	0.01	1.348
6	-11.737 5	-23.846 0	-24.755 5	-11.768 3	0.03	1.942
7	-7.748 5	-20.793 0	-20.534 6	-8.066 8	0.02	1.432
8	-10.575 0	-21.930 9	-22.184 4	-10.297 1	0.01	1.340
9	-10.382 5	-19.430 5	-18.442 2	-10.668 7	0.15	1.491
10	-3.526 1	-17.536 1	-16.686 4	-9.845 7	0.02	2.237
11	-10.093 0	-19.989 2	-19.513 4	-12.308 4	0.02	1.302
12	-13.393 4	-18.501 0	-17.898 7	-13.563 2	0.24	1.402
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
89	-10.422 3	-23.128 0	-23.051 1	-11.778 8	0.01	77.891

野外采样点土壤反射率光谱数据的采集使用美国 Analytical Spectral Device 公司生产的 Field Spec4 便携式光谱仪,可测量 350~2 500 nm 波段,其中,350~1 000 nm 波段的光谱采样间隔为 1.4 nm,光谱

分辨率为 3 nm;1 000~2 500 nm 波段的光谱采样间隔为 2 nm,光谱分辨率为 10 nm。利用光谱仪自带的 ViewSpec Pro Version 6.0 软件将原始光谱反射率 R 进行了 3 种不同形式的变换:对数 ($\lg R$)、一阶导

数(R')、二阶导数(R''),并将光谱反射率及上述3种变换光谱作为本研究的输入光谱数据,后期分别将上述4种输入值与对应采样点盐分值进行相关性分析。

2.2 主成分回归

主成分回归是考察多个变量间相关性的一种多元统计方法,研究如何通过少数几个主成分来揭示多个变量间的内部结构,即从原始变量中导出少数几个主成分,使它们尽可能多地保留原始变量的信息,且彼此间互不相关。通常数学上的处理就是将原来多个指标作线性组合,作为新的综合指标。

2.3 逐步回归分析

逐步回归分析是将变量逐个引入模型,每引入一个解释变量后都要进行 F 检验,并对已经选入的解释变量逐个进行 t 检验,当原来引入的解释变量由于后面解释变量的引入变得不再显著时,则将其删除。以确保每次引入新的变量之前回归方程中只包含显著性变量。这是一个反复的过程,直到既没有显著的解释变量选入回归方程,也没有不显著的解释变量从回归方程中剔除为止,以保证最后所得到的解释变量集是最优的。

2.4 偏最小二乘回归

偏最小二乘回归是一种多因变量对多自变量的回归建模方法,可以较好地解决许多用普通多元回归无法解决的问题。和PCR一样,两种方法都采用得分因子作为原始预测变量线性组合的依据,用于建立预测模型的得分因子之间必须线性无关。而PLSR与PCR的不同之处在于得分因子的提取方法不同,PCR产生的权重矩阵反映的是预测变量之间的协方差,PLSR产生的权重矩阵反映的是预测变量与响应变量之间的协方差。在建模当中,PLSR产生了权重矩阵,矩阵的列向量用于计算变量列向量的得分矩阵。通过不断地迭代计算这些权重,使得响应与其相应的得分因子之间的协方差达到最大。PLSR是使用波段的权重来表示波段对于土壤实测值的敏感性,进而选取对盐分敏感的特征波段,并进行土壤盐分的回归拟合。

2.5 BP 人工神经网络

BP人工神经网络能够辨识复杂系统输入和输出数据组间的非线性关系,不需任何假定或构建数学方程,可在一定程度上消除特异值的影响,具备强大的适应性、并行处理及抗干扰能力和突出的非线性拟合的特点,现已被各学科领域广泛应用。本文经综合优化试验,确定选用3层结构的BP模型,该模型由输入层、隐含层和输出层组成。考虑土壤含盐量与高光谱光学特征波段及SLC影像的四极化

后向散射系数、地表粗糙度有着显著的响应关系,最终确定输入层由11个神经元组成,包括4个光学特征波段反射率,6个后向散射系数及组合值 S_{HH} 、 S_{VV} 、 S_{HV} 、 S_{VH} 、 S_{HH}/S_{VV} 、 S_{HV}/S_{VH} 和地表组合粗糙度;隐含层神经元数的确定由试算法完成,本文经试算法确定隐含层神经元为10个;输出层神经元为1个,对应为采样点土样的全盐量。计算采用Matlab自带神经网络工具箱(nprtool),采用原始数据的70%参与学习与训练网络模型,其余30%作为验证。

3 特征波段选取建模与土壤盐分预测

3.1 特征波段选取建模

图2反映了土壤全盐量与反射率的不同变换形式的相关关系。不难发现,相较于原始光谱和对数变换,光谱的一、二阶导数可以获得更好的相关性。在土壤全盐量的相关性中,在一阶导数变换的1088~1092 nm、1806~1810 nm、2138~2142 nm、2289~2295 nm这4个波段表现最佳,相关系数分别为0.29、0.36、0.3、0.27,在二阶导数变换的618~622 nm、1802~1806 nm、2169~2173 nm、2344~2348 nm这4个波段相关性最高,相关系数分别为0.37、0.28、0.39、0.27。

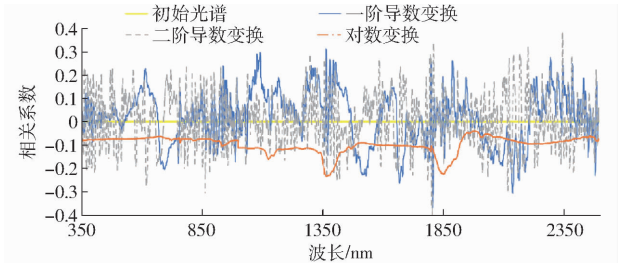


图2 反射率的不同变换形式与土壤全盐量的相关性分析

Fig.2 Analysis on correlation of reflectance transforms and soil salinity contents

利用PCR对光谱的一、二阶导数中的特征波段进行主成分分析,结果如图3所示。可以发现,无论是一阶还是二阶导数变换的特征波段,都可以从中选取3特征波段来涵括,累积贡献率分别为99.31%和99.87%;其中,第一主成分一阶导数变换特征波段1088~1092 nm与二阶导数变换特征波段618~622 nm的特征值和贡献因子分别为 4.07×10^{-7} 、 1.51×10^{-7} 和72.19、74.08,皆具有较高代表性。

利用MSR对光谱的一、二阶导数中的特征波段进行逐步回归分析,结果如图4所示。其中图4a中 $X_1 \sim X_4$ 分别表示1088~1092 nm、1806~1810 nm、2138~2142 nm和2289~2295 nm波段,图4b中 $X_1 \sim X_4$ 分别表示618~622 nm、1802~1806 nm、

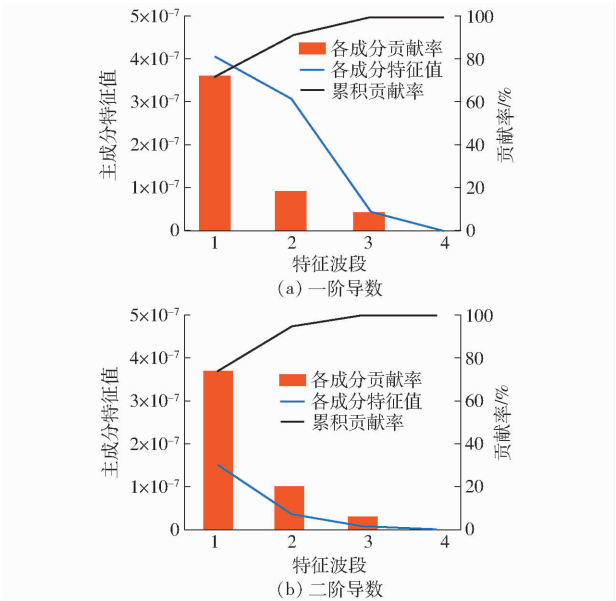


图 3 特征波段的主成分分析

Fig. 3 Principal component analysis of characteristic bands

2 169 ~ 2 173 nm、2 344 ~ 2 348 nm, 研究表明, 光谱一阶导数的 1 806 ~ 1 810 nm、2 138 ~ 2 142 nm 2 个特征波段和二阶导数的 618 ~ 622 nm、1 802 ~ 1 806 nm、2 344 ~ 2 348 nm 3 个特征波段更具有代表性。

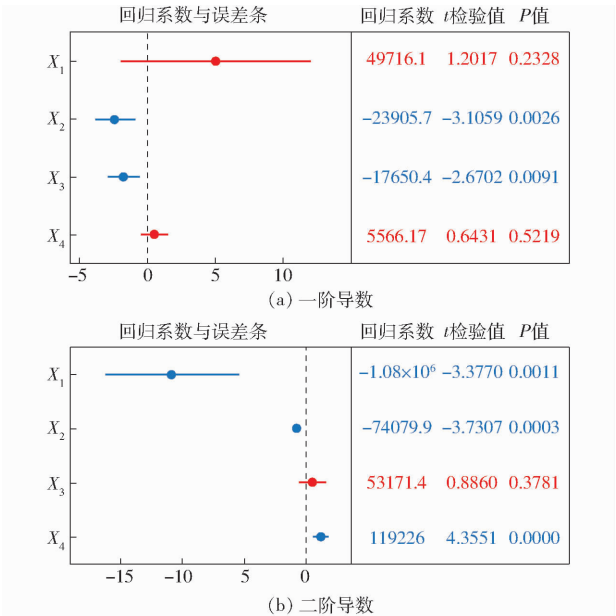


图 4 特征波段的多元逐步回归分析

Fig. 4 MSR analysis of characteristic bands

再使用 PLSR 选取特征波段并拟合土壤全盐量, PLSR 使用波段的权重来表示波段对于土壤实测值的敏感性。如图 5 所示, PLSR 筛选的波相较 PCR 以及 MSR 选取的波段延后, 且存在极为敏感的波段, 如一阶导数变换中 1 850 ~ 1 854 nm 波段权重可达 4, 二阶导数变换中 1 853 ~ 1 857 nm 与 2 483 ~ 2 487 nm 权重分别可达 15 和 5.7, 高权重波段与上文中分析的高相关性波段也均有延后现象。

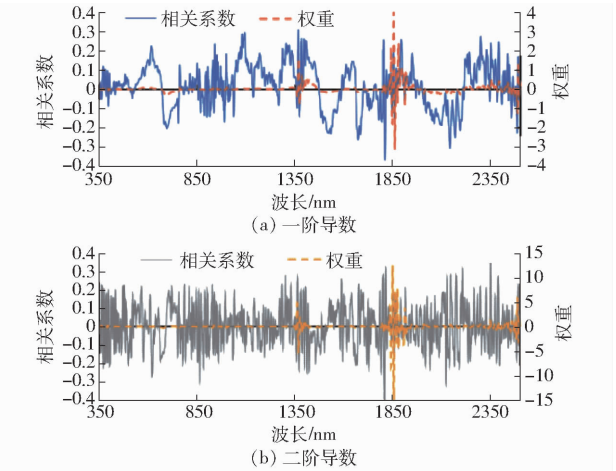


图 5 反射率导数变换与土壤全盐量的相关性 & PLSR 权重分析

Fig. 5 Analysis on correlation and PLSR weight between reflectance derivative transformation and soil salinity

PCR 和 MSR 的拟合结果对比如表 2 所示。不难发现, 二阶导数变换的拟合程度高于一阶导数变换, 均方根误差也都有所下降, 说明二阶导数变换更适合于土壤全盐量的拟合; 综合比较使用光谱二阶导数变换特征波段的 MSR 经验模型模拟全盐量效果最优, 其决定系数 (R^2) 和均方根误差 (RMSE) 分别为 0.343 和 9.414 g/kg。

表 2 多模型拟合结果对比			
Tab. 2 Results contrast of multi-model			
模型	光谱形式	土壤全盐量	
		R^2	RMSE/(g·kg ⁻¹)
PCR	一阶导数	0.192	10.438
	二阶导数	0.232	10.176
MSR	一阶导数	0.178	10.467
	二阶导数	0.343	9.414
PLSR	一阶导数	0.170	11.314
	二阶导数	0.067	11.348

使用 MSR 选取的 3 个特征中心波段反射率、6 个 SAR 后向散射系数及其组合值和地表组合粗糙度, 建立土壤全盐量与光谱二阶导数的经验模型

$$Y = -312.4442 - 8.065 \times 10^5 X_{618} - 6.45 \times 10^4 X_{1802} + 7.668 \times 10^5 X_{2346} - 4.5S_{HH} - 13.107S_{HV} + 13.015S_{VH} + 4.729S_{VV} - 44.205 \frac{S_{HH}}{S_{VV}} - 264.834 \frac{S_{HV}}{S_{VH}} - 29.576z_s$$

式中 X_{618} 、 X_{1802} 、 X_{2346} ——618 ~ 622 nm、1 802 ~ 1 806 nm、2 344 ~ 2 348 nm 波段的反射率二阶导数算术平均值

同时建立神经网络模型, 由图 6 可见, 神经网络模型 R^2 为 0.8908, 远优于 MSR 模型, 体现了神经网络模型的优越性。

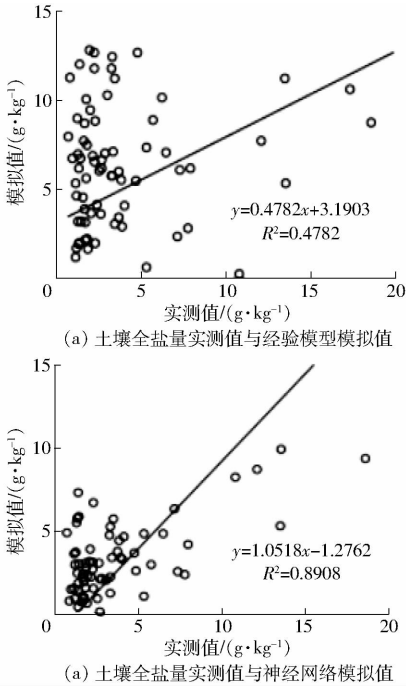


图 6 Measured and simulated values of soil salinity

3.2 土壤盐分预测

根据表 3 的河套灌区土壤盐渍化分类标准,将

采样点所覆盖的试验区域分为 5 类盐渍化类型,即非盐渍土、轻度盐渍土、中度盐渍土、强盐渍土和盐碱土。图 7 所示为 MSR 选取的光谱二阶导数的 3 个特征波段和雷达参数建立的回归方程模型模拟的全盐量预测结果,先将 MSR 提取的 3 个特征光谱波段中心反射率二阶导数和地表组合粗糙度用 ArcGIS 软件地质统计模块克立格插值生成 5 个栅格文件,同时提取生成 6 个 SAR 后向散射系数栅格文件,最后基于光谱二阶导数的回归方程,采用 ENVI 遥感图像软件进行 11 个栅格文件运算,其模拟结果的统计分析见表 4,可见受到盐渍化影响的面积占 96.23%,盐碱土占 21.47%,应对重点区域采取科学的盐碱土改良措施进行治理,以保证农业生产的可持续发展。

表 3 土壤盐渍化分类
Tab.3 Classification of soil salinity

盐渍化分级	I	II	III	IV	V
土壤全盐量/%	0 ~ 0.3	0.3 ~ 0.5	0.5 ~ 1.0	1.0 ~ 2.2	>2.2

注: I ~ V 级分别代表非盐渍土、弱盐渍土、中盐渍土、强盐渍土和盐碱土。

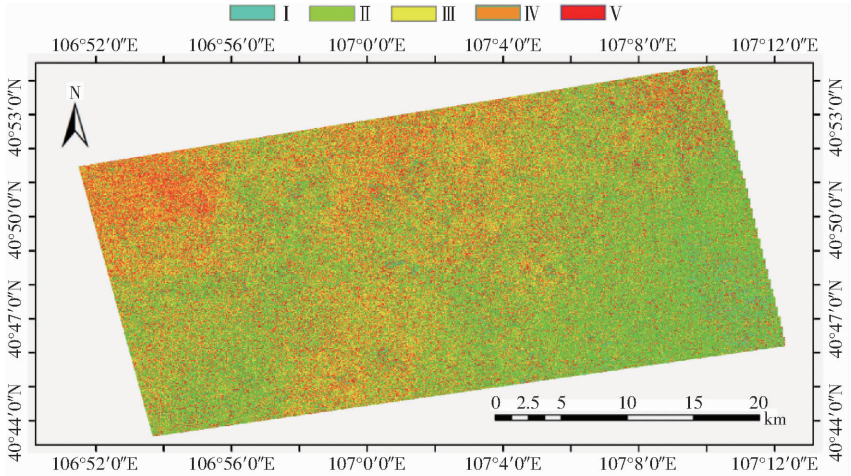


图 7 Prediction image of soil salinity in study area

表 4 土壤盐渍化预测分类占比

Tab.4 Proportion of all levels of soil salinity prediction classification

盐渍化分级	I	II	III	IV	V
各等级占比/%	3.77	36.22	38.54	0	21.47

4 结论

(1)通过不同形式的光谱变换处理可以使光谱原反射率与土壤盐分含量的关系得以提升。分别利用 PCR、MSR 和 PLSR 选取特征光学波段,发现光谱的一、二阶导数具有更好的相关性,尤其是二阶导数变换的 618 ~ 622 nm、1 802 ~ 1 806 nm、2 169 ~ 2 173 nm、

2 344 ~ 2 348 nm 这 4 个波段相关性较强;PLSR 筛选的波段相较相关系数法偏后,其二阶导数变换模型拟合度小于 MSR。
(2)通过协同光谱特征波段反射率二阶导数、雷达后向散射系数和地表组合粗糙度诸影响因子,对比土壤盐分的 PCR、MSR 和 PLSR 模型,其中 MSR 模型的决定系数和均方根误差分别为 0.343 和 9.414 g/kg,优于另两种模型,而 BP 人工神经网络模型为最佳预测模型,其模型预测 R^2 为 0.890 8,模型的稳定性和预测精度较好。融合高光谱特征波段与 SAR 后向散射系数及地表组合粗糙度参数而构建的多源遥感数据源神经网络模型具有明显的优势。

参 考 文 献

- 1 FARIFTEH J, FARSHAD A, GEORGER R J. Assessing salt-affected soils using remote sensing, solute modelling, and geophysics [J]. *Geoderma*, 2006, 130: 191 – 206.
- 2 FARIFTEH J, VANDER MEER 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: 59 – 78.
- 3 JIMENEZ L O, MEDINA J L R, DIAZ E R, et al. Integration of spatial and spectral information by means of non-supervised extraction and classification for homogeneous objects applied to multispectral and hyperspectral data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(4): 844 – 851.
- 4 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.
- 5 VALERIANO M M, EPIPHANIO J C N, FORMAGGIO A R, et al. Bi-directional reflectance factor of 14 soil classes from Brazil [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1995, 16(1): 113 – 128.
- 6 SCHAAP M G, LEIJ F J. Using neural networks to predict soil water retention and soil hydraulic conductivity [J]. *Soil & Tillage Research*, 1998, 47(1/2): 37 – 42.
- 7 WALTHALL C, DULANVEY W, ANDERSON M, et al. A comparison of empirical and neural network approaches for estimating corn and soybean leaf area index from Landsat ETM+ imagery [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 92(4): 465 – 474.
- 8 TADJUDIN S, LANDGREBE D A. Covariance estimation with limited training samples [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(4): 2113 – 2118.
- 9 BEHRENS T, FORSTTER H, SCHOLTEN T, et al. Digital soil mapping using artificial neural networks [J]. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*, 2005, 168(1): 55 – 62.
- 10 吐尔逊·艾山. 基于 BP 神经网络的干旱区盐碱土盐分遥感反演模型研究 [D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2008.
TURSUN Eshan. Saline soil salinity remote sensing inversion of the arid areas based on BP neural network model to study [D]. Urumqi: Xinjiang university, 2008. (in Chinese)
- 11 王静, 刘湘南, 黄芳, 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 prediction based on the ANN technology and hyper-spectral remote sensing [J]. *Transactions of the CSAE*, 2009, 25(12): 161 – 166. (in Chinese)
- 12 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)
- 13 姚远, 丁建丽, 张芳, 等. 基于高光谱指数和电磁感应技术的区域土壤盐渍化监测模型 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2013, 33(6): 1658 – 1664.
YAO Yuan, DING Jianli, ZHANG Fang, et al. Research on model of soil salinization monitoring based on hyperspectral index and EM38 [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2013, 33(6): 1658 – 1664. (in Chinese)
- 14 王爽, 丁建丽, 王璐, 等. 基于地表光谱建模的区域土壤盐渍化遥感监测研究 [J]. *干旱区地理*, 2016, 39(1): 190 – 198.
WANG Shuang, DING Jianli, WANG Lu, et al. Research on the zonal soil salinization using the remote sensing monitoring based on the surface spectral modeling [J]. *Journal of Arid Area Geography*, 2016, 39(1): 190 – 198. (in Chinese)
- 15 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)
- 16 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 CSAE*, 2014, 30(17): 167 – 174. (in Chinese)
- 17 彭杰, 王家强, 向红英, 等. 土壤含盐量与电导率的高光谱反演精度对比研究 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(2): 510 – 514.
PENG Jie, WANG Jiaqiang, XIANG Hongying, et al. Comparative study on hyperspectral inversion accuracy of soil salt content and electrical conductivity [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(2): 510 – 514. (in Chinese)
- 18 厉彦玲, 赵庚星, 常春艳, 等. OLI 与 HSI 影像融合的土壤盐分反演模型 [J]. *农业工程学报*, 2017, 33(21): 173 – 180.
LI Yanling, ZHAO Gengxing, CHANG Chunyan, et al. Soil salinity retrieval model based on OLI and HSI image fusion [J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(21): 173 – 180. (in Chinese)
- 19 马驰. 基于 HJ-1A 高光谱影像的土壤盐碱化遥感研究 [J]. *干旱区资源与环境*, 2014, 28(2): 180 – 184.
MA Chi. Research on soil salinization using remote sensing of HJ-1A hyperspectral images [J]. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2014, 28(2): 180 – 184. (in Chinese)
- 20 雷磊, 塔西甫拉提·特依拜, 丁建丽, 等. 实测高光谱和 HSI 影像的区域土壤盐渍化遥感监测研究 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(7): 1948 – 1953.
LEI Lei, TAYIP Tashpolat, DING Jianli, et al. Study on the soil salinization monitoring based on measured hyperspectral and HSI data [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(7): 1948 – 1953. (in Chinese)
- 21 刘广明, 吴亚坤, 杨劲松, 等. 基于电磁感应技术的区域三维土壤盐分空间变异研究 [J/OL]. *农业机械学报*, 2013, 44(7): 78 – 82. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20130715&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2013.07.015.
LIU Guangming, WU Yakun, YANG Jinsong, et al. Regional 3-D soil salt spatial variability based on electromagnetic induction technology [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2013, 44(7): 78 – 82. (in Chinese)
- 22 刘迁迁, 苏里坦, 刘广明, 等. 伊犁察南灌区土壤盐分时空变异特征与运移机理研究 [J/OL]. *农业机械学报*, 2017, 48(12): 221 – 228. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20171226&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.12.026.
LIU Qianqian, SU Litan, LIU Guangming, et al. Spatio-temporal variation and migration mechanism of soil salinity in Chanan Irrigation Area of Ili [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(12): 221 – 228. (in Chinese)