

南疆盐碱土水、氮、盐光谱特征及其反演模型

赵泽艺^{1,2}, 李朝阳¹, 王洪博¹, 张楠¹, 李国辉¹, 唐茂淦¹, 王兴鹏^{1*}, 高阳^{2*}

(1.塔里木大学 水利与建筑工程学院, 新疆 阿拉尔 843300;

2.中国农业科学院 农田灌溉研究所, 河南 新乡 453002)

摘要:【目的】探讨南疆盐碱土在不同水、氮、盐条件下的光谱特征, 构建适合南疆盐碱土的水、氮、盐反演模型。

【方法】以南疆代表性盐碱土为研究对象, 设置不同的土壤水、盐和氮量, 分析不同处理的土壤光谱特征, 采用偏最小二乘回归(PLSR)、支持向量机回归(SVR)和BP神经网络(BPNN)建立土壤水、氮、盐反演模型。【结果】土壤水的特征波段在1900 nm附近, 土壤氮的特征波段在1490~1506、1540~2006、2011~2500 nm之间, 土壤盐的特征波段在1880~1883、1890~1942 nm之间; PLSR模型对水、氮、盐量的反演效果最好, BPNN模型次之, SVR模型最差。【结论】1900 nm波段是水、氮、盐共同的特征波段, 南疆盐碱土水、氮、盐量的最优反演方法为: 采用Savitzky-Golay方法进行平滑处理, 运用主成分分析降维后通过偏最小二乘回归建立反演模型。

关键词: 土壤光谱特征; 盐碱土; 反演模型; 土壤含盐量; 土壤含氮量; 土壤含水率

中图分类号: TP79

文献标志码: A

doi: 10.13522/j.cnki.ggps.2022594

OSID: 

赵泽艺, 李朝阳, 王洪博, 等. 南疆盐碱土水、氮、盐光谱特征及其反演模型[J]. 灌溉排水学报, 2023, 42(7): 93-100.

ZHAO Zeyi, LI Zhaoyang, WANG Hongbo, et al. Spectral Characteristics and Inversion Model of Water, Nitrogen and Salt in Saline Soil in Southern Xinjiang[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2023, 42(7): 93-100.

0 引言

【研究意义】土壤水、矿物质^[1]、有机质量^[2]直接影响植物生长与产量形成。快速、准确地监测土壤信息对农业生产具有重要意义。【研究进展】土壤含水率^[3]、含氮量^[4]、含盐量^[5]的传统监测方法是现场采样, 然后进行物理或化学监测。传统监测方法虽然可以获得准确信息, 但耗时、耗力, 时效性较差。随着高光谱技术的发展, 星载光谱、机载光谱、地物手持光谱技术逐渐成熟, 光谱反演土壤中的元素种类越来越多, 反演方法层出不穷。以往研究利用高光谱技术监测了草甸土^[6]、黑土^[7]、紫土^[8]、黄壤土^[8]的水分特征, 监测了褐土^[9]、黄绵土^[10]、砂姜黑土^[11]、黑土^[12]的含氮量; 这些研究均证实高光谱监测土壤含水率和氮素是可行的。高光谱不仅可以反演土壤中的含水率和含氮量, 还可以反演土壤盐渍化程度。土壤盐渍化程度越高, 对光谱的反射率则越大^[13]。陈睿华等^[14]采用支持向量机算法反演了银川平原的土壤盐

分。李志等^[15]利用高光谱特征参数对土壤盐量进行了建模, 发现在17种一维单波段光谱中, 对数倒数的一阶微分变换与土壤盐量的相关性最好, 峰值敏感波段为1083 nm。徐驰等^[16]采用光谱吸收参数作为自变量, 用盐分指数对土壤盐量进行了反演。Ivushkin等^[17]采用无人机遥感技术对土壤盐量进行了反演, 决定系数(R^2)最高可达到0.64。Darochaneto等^[18]指出, 线性模型在土壤盐渍化预测方面优于非线性模型。柴思跃等^[19]运用遗传算法、偏最小二乘法对水分、盐分共同影响下的特征光谱进行建模, 得出土壤电导率会受到水分和盐分的共同影响。王海江等^[20]对不同土壤水分与盐分状况建立高光谱定量模型, 在土壤含水率较低的情况下能够得到较好的土壤盐量监测精度。【切入点】然而, 已有研究多以土壤水、氮、盐的单一因子作为变量, 缺少多因素相互影响下的土壤信息监测与反演研究。【拟解决的关键问题】因此, 本研究设置水、盐(EC)和氮(TN)3个变量, 在不同组合下获取土壤光谱信息, 利用偏最小二乘回归(PLSR)、支持向量回归(SVR)和BP神经网络(BPNN)模型分别对土壤水、盐、氮量进行反演。本研究旨在建立多因素影响下的土壤水、盐、氮反演模型, 为精准监测土壤水、盐、氮量提供技术支撑。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于新疆生产建设兵团第一师(图1)。

收稿日期: 2022-10-23 修回日期: 2023-03-23 网络出版日期: 2023-05-10

基金项目: 兵团财政科技计划项目(2022BC009); 国家自然科学基金项目(51879267, 51669032); 兵团节水灌溉试验计划项目(BTJSSY-202210); 现代农业工程重点实验室2022年度开放课题项目(TDNG2022103)

作者简介: 赵泽艺(1996-), 男, 硕士研究生, 主要从事非充分灌溉研究。

E-mail: 1198838674@qq.com

通信作者: 王兴鹏(1978-), 男, 教授, 主要从事作物-水分关系研究。

E-mail: 13999068354@163.com

高阳(1978-), 男, 研究员, 主要从事农田生态系统水碳氮循环过程研究方向。E-mail: gaoyang@caas.cn

©《灌溉排水学报》编辑部, 开放获取 CC BY-NC-ND 协议

该区域属暖温带极端大陆性干旱荒漠气候,昼夜温差大,常年干旱少雨,日照时间长,地表蒸发强烈。多年平均气温为 10.7℃,年平均降水量为 48 mm,年平均蒸发量为 2 100 mm。土壤类型为砂土,干密度为 1.1 g/cm³。土壤盐分组成以 NaCl 为主,有机质量为 11.05 g/kg,有效磷量为 7.2 mg/kg,有效硼量为 0.6 mg/kg,速效钾量为 33 mg/kg。以五点采样法测定了研究区土壤理化性质,土壤平均田间持水率、全氮量和含盐量分别为 87 g/kg、4.963 mg/L 和 0.93 g/kg。

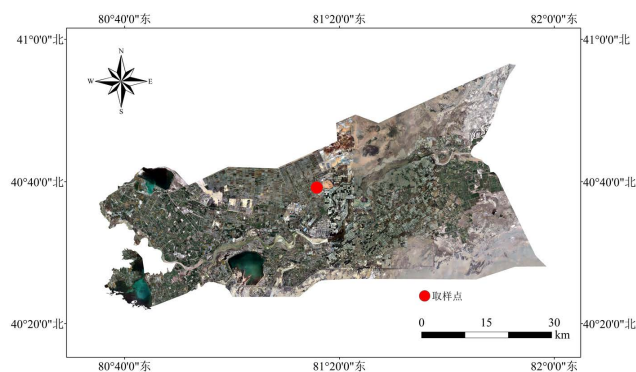


图 1 研究区与采样点示意

Fig.1 Schematic diagram of research area and sampling site

1.2 土壤样品采集与制备

于 2021 年 11 月 16 日在阿拉尔市十团矮砧千亩果园,采集 3 m³ 的 0~30 cm 土层的土壤。取样结束后,将样品带回实验室自然风干 21 d;采用 4 cm 筛网去除土壤杂质后备用。

试验设置水、氮、盐 3 个因子,其中土壤水分设置 2 个梯度,质量含水率分别为 64.7 g/kg 和 56.5 g/kg,约为田间持水率的 75%和 65%;土壤全氮量设置 10 个梯度,分别为 9.926、12.407、14.889、17.37、19.852、22.333、24.815、27.296、29.778、32.259 mg/L;土壤盐量设置 10 个梯度,分别为 1.860、2.325、2.790、3.255、3.720、4.185、4.650、5.115、5.580、6.045 g/kg。不同水平的水、氮、盐进行全组合设计,共 200 个处理,每个处理设置 10 个重复,共计 2 000 份样本。通过添加尿素(总氮量≥46.0%)和 NaCl(分析纯)来调控土壤的含氮量和含盐量。不同处理的土壤样品制备好后,将体积质量为 0.97 g/cm³ 的土壤样品放入

深度为 4.5 cm,半径为 4 cm 的 PVC 圆柱容器内,用于观测光谱信息。

1.3 土壤光谱数据获取

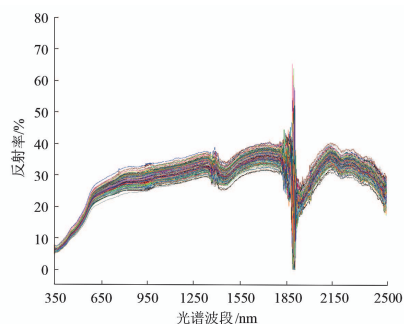
使用美国 SEI 公司的 PSR+3 500 地物光谱仪采集土壤样品的光谱信息,仪器的波谱范围为 350~2 500 nm,数据输出重采样间隔为 1 nm,共 2 151 个波段,每采集一个样本,自动收集 10 条光谱曲线,取平均后作为一个样本的光谱数据。测量时,将不同处理的土壤样品置于光谱仪光纤探头正下方,每 1 min 使用反射率为 1 的白板进行一次校正。

1.4 光谱数据处理

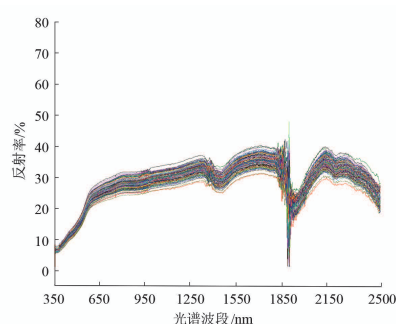
在光谱采集过程中,数据会受到诸多因素影响,影响模型反演的精度。因此,对原始光谱信息进行数据降噪是构建反演模型的前提。Savitzky-Golay 是一种常用的降噪方法,是在时域内基于局域多项式最小二乘法拟合的滤波方法;平滑滤波的效果随选取的窗口宽度不同而有所差异。使用 Savitzky-Golay 降噪可以显著提高光谱平滑度。本研究采用滤波器窗口长度为 51,拟合样本的多项式阶数为 5 的方法对光谱进行平滑,结果如图 2 所示。将平滑后的数据进行归一化,使用主成分分析法(PCA)进行降维,PCA 映射到低维度空间后有 32 个主成分,保留 99.88%的原始信息,将 PCA 处理后的数据作为模型的输入信息。所有算法均由 Python 3.10 实现。

1.5 土壤水、氮、盐量的光谱反演模型

采用偏最小二乘回归(PLSR)^[21]、支持向量机回归(SVR)^[22]和 BP 神经网络(BPNN)^[23]构建土壤水、氮、盐量的光谱反演模型。PLSR 是一种多变量回归分析方法,可以简化数据结构,构建线性回归模型。SVR 是一种多元非线性的回归算法,能够将低维空间中难以解决的非线性问题映射到高维空间,从而将非线性问题转化为线性问题。BPNN 主要分为输入层、隐藏层、输出层 3 层,采用随机梯度下降算法。利用决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE)评价模型的模拟效果。 R^2 越高、RMSE 越小,说明模型所预测的效果越好。 R^2 最大为 1, RMSE 最小为 0。



(a) 含水率为 56.5 g/kg 处理土样的光谱原始曲线



(b) 含水率为 64.7 g/kg 处理土样的光谱原始曲线

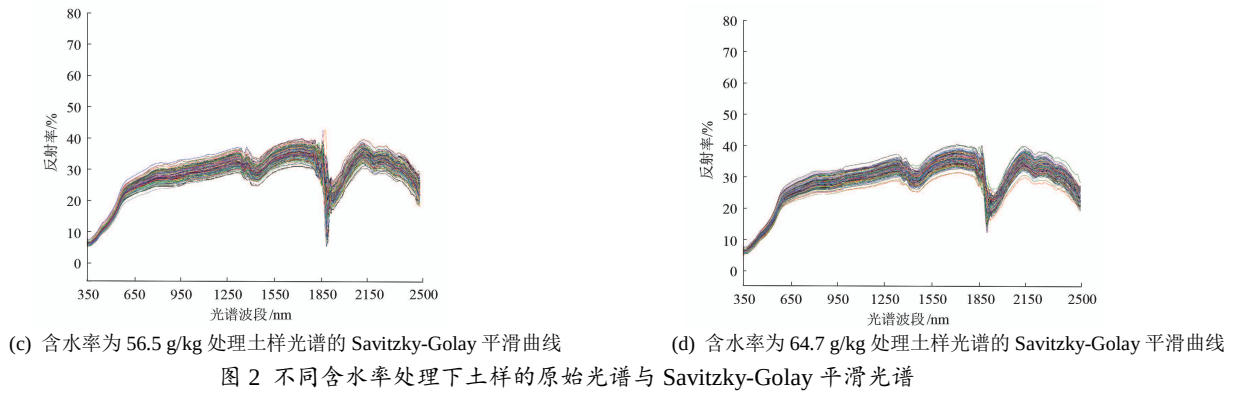


Fig.2 Original spectra and Savitzky-Golay smoothed spectra of soil samples in different water treatments

2 结果与分析

2.1 土壤光谱特征

图 3 为经过 Savitzky-Golay 平滑处理后的不同处理土样的光谱特征值。同一含水率下，含盐量上升导致氮光谱反射率下降（图 3 (a)），光谱反射率的最大差值波段为 1 909 nm，处理间最大相差 4.24%；同一含水率条件下，含氮量升高导致盐光谱反射率下降（图 3(b)），光谱反射率的最大差值波段为 1 895 nm，处理间最大相差 7.01%。同一含氮量条件下，含水率

升高导致盐光谱反射率上升（图 3 (c)），光谱反射率的最大差值波段为 1 870 nm，处理间最大相差 2.34%；同一含氮量条件下，含盐量升高导致水光谱反射率下降（图 3 (d)），光谱反射率的最大差值波段为 1 894 nm，处理间最大相差 5.01%。同一含盐量条件下，含水率升高导致氮光谱反射率上升（图 3 (e)），光谱反射率的最大差值波段为 1 870 nm，处理间最大相差 4.27%；同一含盐量条件下，含氮量升高导致水的光谱反射率下降（图 3 (f)），光谱反射率的最大差值波段为 1 895 nm，处理间最大相差 7.01%。

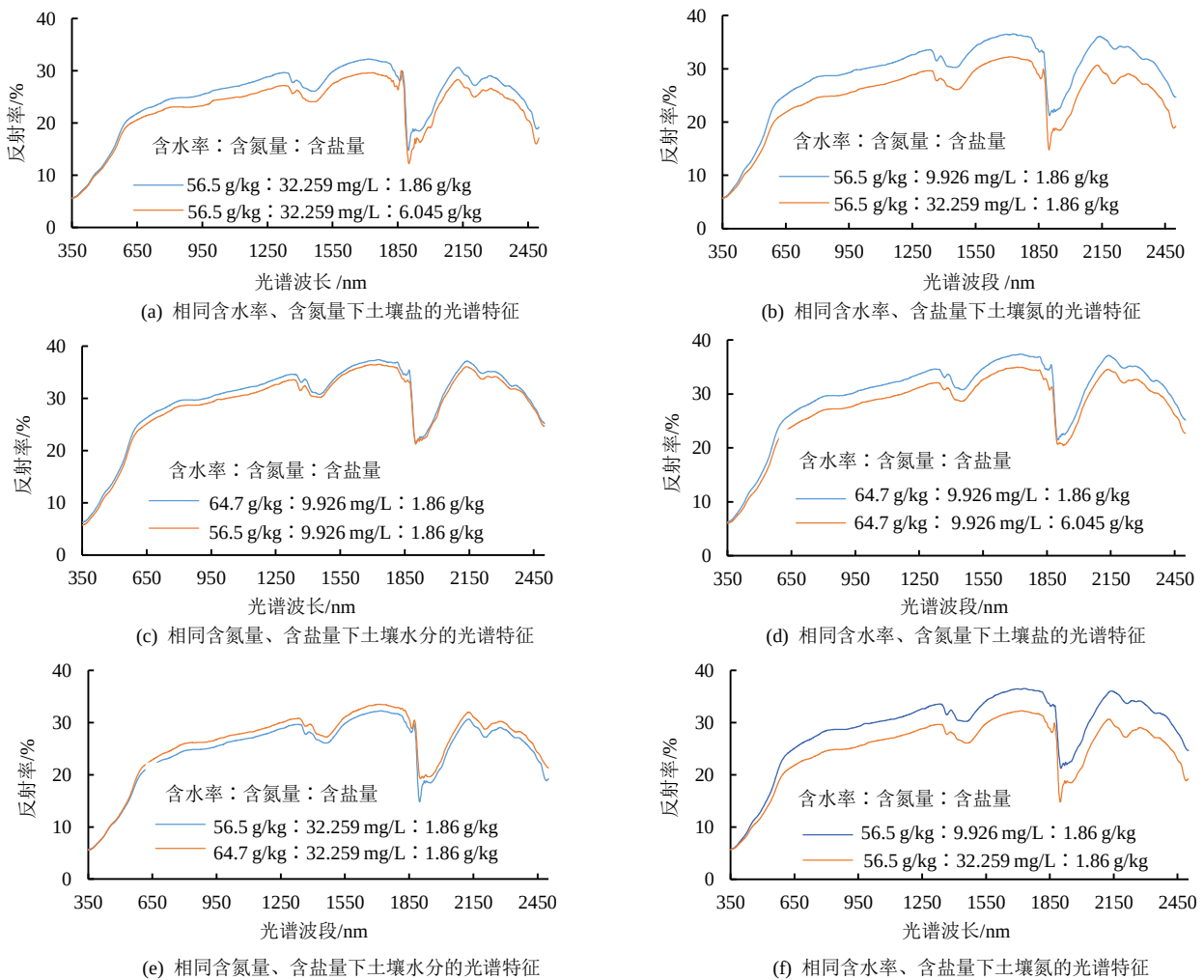


图 3 经 Savitzky-Golay 平滑处理的不同处理土样的平均光谱值

Fig.3 Average spectrum of soil samples in different treatments after Savitzky-Golay smoothing

采用皮尔逊相关系数筛选出土壤水、氮、盐的特征光谱波段。图 4 为土壤水、氮和盐的皮尔逊相关系数及其显著性。在 350~2 500 nm 范围内, 土壤水分与光谱反射率呈正相关, 但不显著 ($P>0.05$); 在 1 900 nm 附近的相关性最高, 相关系数约为 0.6。在 350~2 500 nm 范围内, 土壤含氮量与光谱反射率

呈显著负相关 ($P<0.05$); 在 512~2 500 nm 范围内, 土壤含氮量与光谱反射率的皮尔逊相关系数在 -0.8~-0.6 之间。在 350~2 500 nm 范围内, 土壤电导率与光谱反射率呈显著负相关 ($P<0.05$), 在 1 878 nm 处的皮尔逊相关系数为 -0.8。

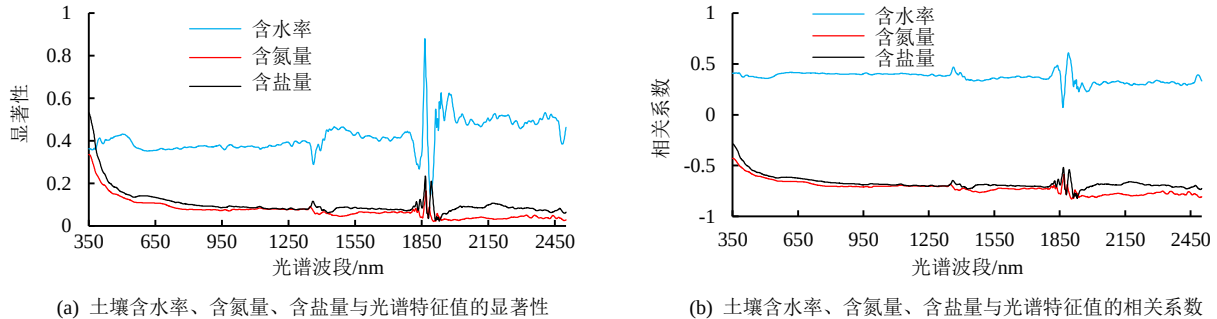


图 4 土壤含水率、含氮量、含盐量与光谱特征值的显著性及皮尔逊相关系数

Fig.4 Significance and Pearson coefficient of soil water, nitrogen, and salt content with the characteristic value of the spectrum

2.2 土壤氮 (TN) 量反演模型的建立与验证

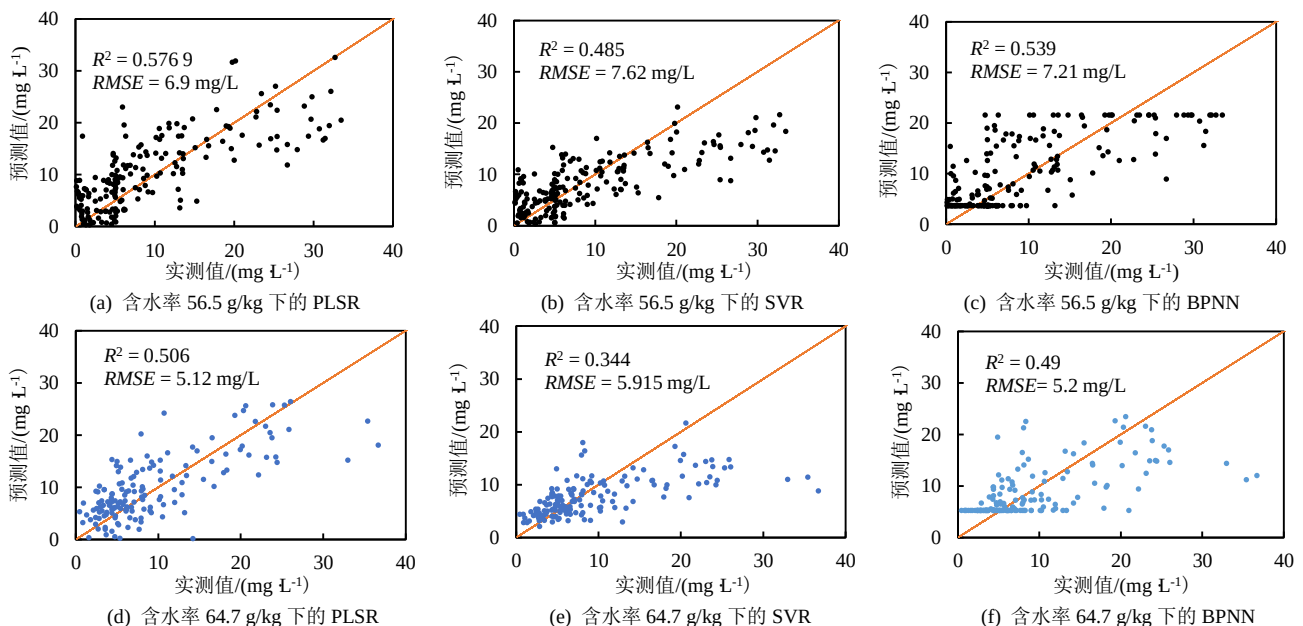
不同模型对训练集的预测效果如图 5 所示。32 个主成分的 PLSR 模型的 R^2 与 $RMSE$ 均优于 SVR 模型与 BPNN 模型。分别对 56.5、64.7、56.5、64.7 g/kg 含氮量下不同组合处理 TN 量进行反演, R^2 最高的是 56.5 g/kg 处理下 PLSR 的 TN 反演模型, R^2 为 0.576 9, $RMSE$ 为 6.9 mg/L; R^2 最低的为 56.5 g/kg 与 64.7 g/kg 组合处理下 BPNN 的 TN 反演模型, R^2 仅为 0.146 7, $RMSE$ 为 6.157 mg/L。就 $RMSE$ 而言, 预测值与实测值最接近的是 64.7 g/kg 含水率处理下的 PLSR 模型, $RMSE$ 为 5.12 mg/L。BPNN 模型反演土壤含氮量时, 无论是针对单一含水率处理还是 2 个含水率处理都存在下限阈值。56.5 g/kg 含水率处理下土壤含氮量反演下限阈值为 3.619 mg/L, 64.7 g/kg 含水率处理下 TN 下限阈值为 5.257 mg/L; 而含水率为 56.5 g/kg 和 64.7 g/kg 组合处理下 TN 反演的下限阈值为 4.297 mg/L。

2.3 土壤 EC 反演模型的建立与验证

图 6 为 PLSR、SVR 和 BPNN 构建的土壤 EC 反演模型的预测效果。 R^2 最高的是 64.7 g/kg 含水率处理的 PLSR 模型, 为 0.555 6。 R^2 最低的是 2 个含水率处理组合的 BPNN 模型, 为 -0.924 4。就 $RMSE$ 而言, 预测值与实测值最接近的是 64.7 g/kg 含水率下的 PLSR 模型, $RMSE$ 为 257 μ S/cm, 最差的是 56.5 g/kg 和 64.7 g/kg 含水率处理下的 SVR 模型, $RMSE$ 为 530 μ S/cm。

2.4 土壤含水率反演模型的建立与验证

由于仅有 64.7、56.5 g/kg 的 2 个含水率处理, 因此, 将 2 个含水率处理合并进行含水率预测。不同模型对训练集的预测效果如图 7 所示。PLSR 模型的预测精度最高, R^2 为 0.662 4, $RMSE$ 为 0.315 3。SVR 模型最差, 相关系数为 0。



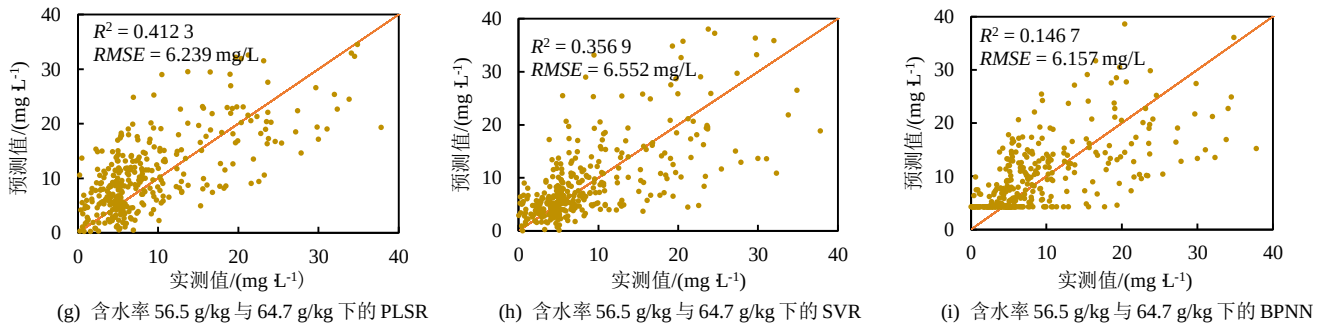


图 5 不同土壤含水率条件下土壤含氮量实测值与高光谱反演模型预测值的对比

Fig.5 Comparison between the measured and predicted values of soil nitrogen content with the hyper-spectral inversion model under the different conditions of soil water content

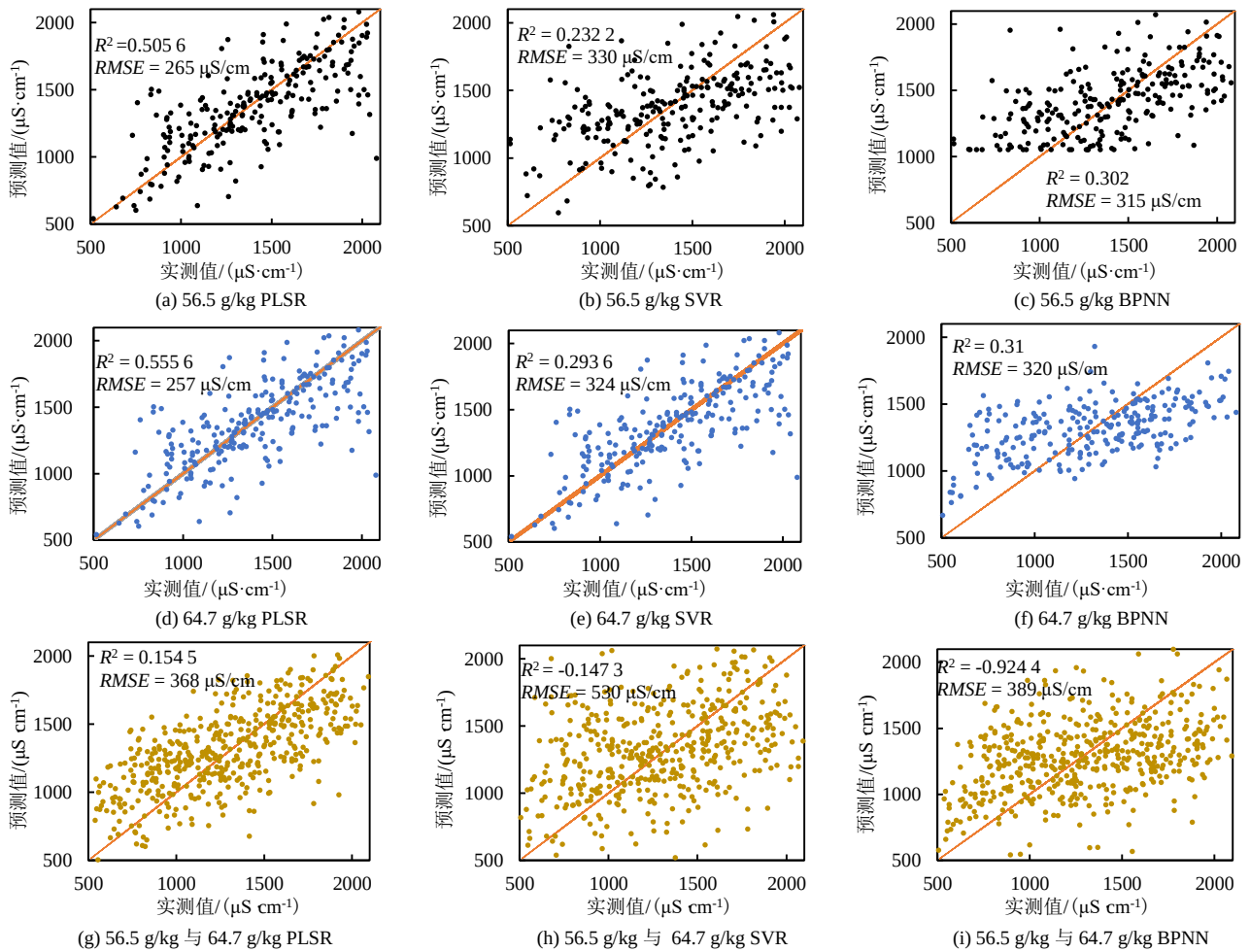


图 6 不同土壤含水率条件下土壤电导率实测值与高光谱反演模型预测值的对比

Fig.6 Comparison between the measured and predicted values of soil electrical conductivity with the hyper-spectral inversion model under the different conditions of soil water content

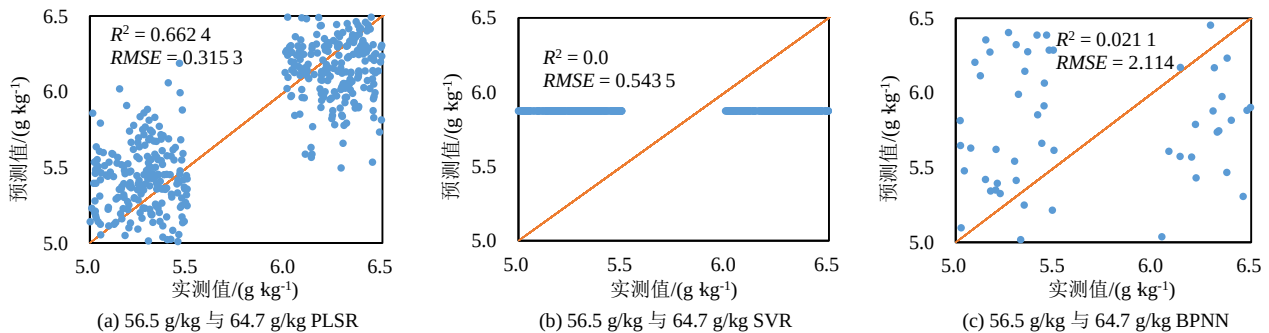


图 7 56.5 g/kg 与 64.7 g/kg 混合水处理下的测定和预测含水率对比

Fig.7 Measurement and prediction of the water content of the water treatment of 56.5 g/kg and 64.7 g/kg

3 讨论

高光谱对土壤中水、氮、盐的反演精度较高^[24-26],这是由于在单一因素下可以放大某一因子的特征波段。本试验对土壤设置水、氮、盐 3 个因子,研究结果可应用于土壤盐渍化地区。光谱在 1 900 nm 附近的波谷受到水、氮、盐 3 种因素的影响,含水率越低,氮、盐量越高,1 940 nm 之后波段主要受氮量影响。土壤含水率与光谱反射率呈正相关。随着土壤含水率的升高,光谱反射率整体呈上升趋势,这是因为沙土的持水能力较低,添加的水分在沙土表面形成水膜,水膜的镜面反射导致反射率上升。张世文等^[27]、刘秀英等^[28]、刘伟东等^[29]研究表明,水分会吸收 1 400、1 900 nm 附近的特征波段光。本研究筛选出盐碱土的水分特征波段在 1 900 nm 附近,决定系数略低于已有研究结果。这主要是因为氮和盐吸收了 1 400 nm 处的光线。孙建英等^[30]研究发现,氮在 1 827、1 901、2 090、2 240 nm 的 4 个波段的相关系数较高。本试验下土壤氮量的特征波段为 1 490~1 506、1 540~2 006、2 011~2 500 nm。随着土壤含盐量的增加,土壤光谱反射率呈下降趋势,这与穆其尔等^[31]的结果一致。Srivastava 等^[32]研究发现,1 390~2 400 nm 波段的反射率与土壤盐量相关性较高。

多因素影响下的土壤水、氮、盐反演模型中,偏最小二乘回归模型反演水、氮、盐量的相关系数均高于支持向量机和 BP 神经网络,偏最小二乘回归的均方根误差最小。同一水分条件下,随着含氮量与含盐量的增加,光谱反射率逐渐降低,并且低浓度 NaCl 溶液与碳酸铵溶液在光谱反射率上的整体差距不明显,导致输入到模型中的光谱区别不大。偏最小二乘回归对土壤含水率的预测效果最好,这是因为同一水处理内部水分差距较小,不同处理间水分差距较大。土壤含水率反演的 R^2 最高为 0.662 4,低于裴承忠等^[33]的结果。土壤盐量反演的 R^2 最高为 0.555 6,也略低于裴承忠等^[33]的结果,这是由于电导率反映的是土壤中全部水溶性盐的导电性能,土壤中的盐分组成较为复杂,且尿素溶于水生成碳酸铵会使电导率上升,导致光谱反射率曲线发生偏移,致使盐的特征波段信息不全,降低模型对盐的预测能力。土壤氮量光谱差异显著,特征明显且波段多, R^2 最高为 0.576 9。

4 结论

1) 南疆盐碱土的水光谱特征波段为 1 900 nm,氮光谱特征波段为 1 490~1 506、1 540~2 006、2 011~2 500 nm,盐光谱特征波段为 1 880~1 883 nm 和 1 890~1 942 nm。

2) 水分会使南疆盐碱土光谱反射率上升,氮和

盐会使南疆盐碱土光谱反射率下降。

3) 在水、氮、盐共同影响下,建立了基于高光谱的土壤水、氮、盐反演模型,偏最小二乘回归模型的估算精度最高。

(作者声明本文无实际或潜在的利益冲突)

参考文献:

- [1] 龚玲婷, 石林, 蔡如梦. 矿物质调理剂对土壤养分含量及植物营养吸收的影响[J]. 土壤, 2019, 51(5): 916-922.
GONG Lingting, SHI Lin, CAI Rumeng. Effects of mineral conditioner on soil nutrient contents and nutrient absorption by lettuce[J]. Soils, 2019, 51(5): 916-922.
- [2] 李连智, 韩琳. 土壤有机质和水分对温室土壤特性及植物生长的影响[J]. 南方农业, 2019, 13(14): 188-189.
- [3] 张学礼, 胡振琪, 初士立. 土壤含水量测定方法研究进展[J]. 土壤通报, 2005, 36(1): 118-123.
ZHANG Xueli, HU Zhenqi, CHU Shili. Methods for measuring soil water content: A review[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2005, 36(1): 118-123.
- [4] 宋书会, 张金尧, 汪洪. 连续流动分析仪与自动凯氏定氮仪测定土壤全氮量比较[J]. 中国土壤与肥料, 2019(5): 207-212.
SONG Shuhui, ZHANG Jinyao, WANG Hong. Determination total nitrogen in the Kjeldahl digests of soil samples by continuous flow analyzer in comparison with automated distillation-titration instrument[J]. Soil and Fertilizer Sciences in China, 2019(5): 207-212.
- [5] 张冬梅, 高娃, 张东旭, 等. 土壤水溶性全盐量 S 与电导率 $EC_{5:1}$ 之间的关系[J]. 长江蔬菜, 2017(20): 92-94.
ZHANG Dongmei, GAO Wa, ZHANG Dongxu, et al. Relationship between soil water-soluble total salt content S and electrical conductivity $EC_{5:1}$ [J]. Journal of Changjiang Vegetables, 2017(20): 92-94.
- [6] 彭杰, 向红英, 王家强, 等. 基于野外实测高光谱数据的干旱区耕作土壤含水量反演研究[J]. 干旱地区农业研究, 2013, 31(2): 241-246.
PENG Jie, XIANG Hongying, WANG Jiaqiang, et al. Inversion models of soil water content using hyperspectral measurements in fields of the arid region farmland[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2013, 31(2): 241-246.
- [7] 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 Chinese Society of Agricultural Engineering, 2011, 27(8): 95-100.
- [8] 韩陈, 唐强, 韦杰. 紫色土和黄壤含水率的室内光谱反演[J]. 水土保持通报, 2021, 41(5): 174-180, 190.
HAN Chen, TANG Qiang, WEI Jie. Estimating soil moisture content of purple soil and yellow soil using laboratory spectral conversion models[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2021, 41(5): 174-180, 190.
- [9] 乔星星, 冯美臣, 杨武德, 等. 变换光谱数据对土壤氮素 PLSR 模型的影响研究[J]. 地球信息科学学报, 2016, 18(8): 1 123-1 132.
QIAO Xingxing, FENG Meichen, YANG Wude, et al. Effect of spectral transformation processes on the PLSR models of soil nitrogen[J]. Journal of Geo-Information Science, 2016, 18(8): 1 123-1 132.
- [10] 刘秀英, 王力, 常庆瑞, 等. 基于相关分析和偏最小二乘回归的黄绵土土壤全氮和碱解氮量的高光谱预测[J]. 应用生态学报, 2015, 26(7): 2 107-2 114.
LIU Xiuying, WANG Li, CHANG Qingrui, et al. Prediction of total nitrogen and alkali hydrolysable nitrogen content in loess using hyperspectral data based on correlation analysis and partial least squares regression[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2015, 26(7): 2 107-2 114.
- [11] 王文才, 赵刘, 李绍稳, 等. 基于特征波长选择和建模的高光谱土壤

- 总氮含量估测方法研究[J]. 浙江农业学报, 2018, 30(9): 1 576-1 584.
- WANG Wencai, ZHAO Liu, LI Shaowen, et al. Prediction of soil total nitrogen content from hyperspectral data based on characteristic wave-length selection and modelling[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2018, 30(9): 1 576-1 584.
- [12] XU S X, WANG M Y, SHI X Z, et al. Integrating hyperspectral imaging with machine learning techniques for the high-resolution mapping of soil nitrogen fractions in soil profiles[J]. Science of the Total Environment, 2021, 754(1): 142-135.
- [13] FARIFTEH J, VAN DER MEER F, VAN DER MEIJDE M, et al. Spectral characteristics of salt-affected soils: A laboratory experiment[J]. Geoderma, 2008, 145(3): 196-206.
- [14] 陈睿华, 尚天浩, 张俊华, 等. 不同光谱类型对银川平原土壤含盐量反演精度的影响与校正[J]. 应用生态学报, 2022, 33(4): 922-930.
- CHEN Ruihua, SHANG Tianhao, ZHANG Junhua, et al. Effects of different spectra types on the accuracy and correction of soil salt content inversion in Yinchuan Plain, China[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2022, 33(4): 922-930.
- [15] 李志, 苏武峥, 李新国, 等. 基于高光谱特征参数优选的土壤盐分含量建模及其验证[J]. 新疆农业科学, 2021, 58(12): 2 342-2 352.
- LI Zhi, SU Wuzheng, LI Xinguo, et al. Modeling and verification of soil salt content based on hyperspectral characteristic parameter optimization[J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2021, 58(12): 2 342-2 352.
- [16] 徐驰, 陈爱萍, 曾文治, 等. 不同土质下土壤含盐量的高光谱定量反演技术研究[J]. 灌溉排水学报, 2014, 33(S1): 209-212.
- XU Chi, CHEN Aiping, ZENG Wenzhi, et al. Hyperspectral quantitative inversion techniques of soil salt content in different soil textures[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2014, 33(S1): 209-212.
- [17] IVUSHKIN K, BARTHOLOMEUS H, BREGT A K, et al. UAV based soil salinity assessment of cropland[J]. Geoderma, 2019, 338: 502-512.
- [18] ROCHA NETO O, TEIXEIRA A, LEÃO R, et al. Hyperspectral remote sensing for detecting soil salinization using ProSpecTIR-VS aerial imagery and sensor simulation[J]. Remote Sensing, 2017, 9(1): 42.
- [19] 柴思跃, 马维玲, 刘高焕, 等. GA-PLS 方法提取土壤水盐光谱特征的精度分析[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(4): 638-644.
- CHAI Siyue, MA Weiling, LIU Gaohuan, et al. Accuracy analysis of GA-PLS based soil water salinity hyperspectral characteristics mining approach[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(4): 638-644.
- [20] 王海江, 张花玲, 任少亭, 等. 基于高光谱反射特性的土壤水盐状况预测模型研究[J]. 农业机械学报, 2014, 45(7): 133-138.
- WANG Haijiang, ZHANG Hualing, REN Shaoting, et al. Prediction model of soil water-salt based on hyperspectral reflectance characteristics[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(7): 133-138.
- [21] 吴琼, 原忠虎, 王晓宁. 基于偏最小二乘回归分析综述[J]. 沈阳大学学报, 2007, 19(2): 33-35.
- WU Qiong, YUAN Zhonghu, WANG Xiaoning. Summary of partial least squares regression[J]. Journal of Shenyang University, 2007, 19(2): 33-35.
- [22] 赵春婕, 王树勋. 支持向量机原始问题研究综述[J]. 陕西理工学院学报(自然科学版), 2010, 26(2): 58-64.
- ZHAO Chunjie, WANG Shuxun. Research of support vector machine in the primal[J]. Journal of Shaanxi University of Technology (Natural Science Edition), 2010, 26(2): 58-64.
- [23] 陈流豪. 神经网络 BP 算法研究综述[J]. 电脑知识与技术, 2010, 6(36): 10 364-10 365.
- CHEN Liuhaio. Studying and summarizing of BP neural network[J]. Computer Knowledge and Technology, 2010, 6(36): 10 364-10 365.
- [24] 陈祯. 不同土壤含水率、体积质量及光谱反射率的关系模型[J]. 农业工程学报, 2012, 28(4): 76-81.
- CHEN Zhen. Relationship model among water content, bulk density and reflectivity of different soil[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(4): 76-81.
- [25] 王文俊, 王臻, 李志伟, 等. 基于高光谱技术的褐土土壤总氮含量的预测[J]. 山西农业大学学报(自然科学版), 2018, 38(9): 71-76.
- WANG Wenjun, WANG Can, LI Zhiwei, et al. Prediction of total nitrogen content in brown soil based on hyperspectral technology[J]. Journal of Shanxi Agricultural University (Natural Science Edition), 2018, 38(9): 71-76.
- [26] 李晓明, 韩郭昌, 李娟. 典型半干旱区土壤盐分高光谱特征反演[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(4): 1 081-1 084.
- LI Xiaoming, HAN Jichang, LI Juan. Research on hyperspectral inversion of soil salinity in typical semiarid area[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(4): 1 081-1 084.
- [27] 张世文, 杨斌, 冯志军, 等. 含水率对复垦土壤光谱特征及属性估测的影响[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(2): 312-322.
- ZHANG Shiwen, YANG Bin, FENG Zhijun, et al. Effect of moisture content on spectral characteristics and attribute estimation of reclaimed soil[J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(2): 312-322.
- [28] 刘秀英, 王力, 宋荣杰, 等. 黄绵土风干过程中土壤含水率的光谱预测[J]. 农业机械学报, 2015, 46(4): 266-272.
- LIU Xiuying, WANG Li, SONG Rongjie, et al. Prediction of soil moisture content in air-drying loess using spectral data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(4): 266-272.
- [29] 刘伟东, Frédéric Baret, 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.
- LIU Weidong, BARET F, ZHANG Bing, et al. Extraction of soil moisture information by hyperspectral remote sensing[J]. Acta Pedologica Sinica, 2004, 41(5): 700-706.
- [30] 孙建英, 李民赞, 郑立华, 等. 基于近红外光谱的北方潮土土壤参数实时分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2006, 26(3): 426-429.
- SUN Jianying, LI Minzan, ZHENG Lihua, et al. Real-time analysis of soil moisture, soil organic matter, and soil total nitrogen with NIR spectra[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2006, 26(3): 426-429.
- [31] 穆其尔, 杨光, 陈昊宇, 等. 实验室模拟不同盐分土壤的高光谱特性[J]. 东北林业大学学报, 2021, 49(11): 68-75.
- MU Qier, YANG Guang, CHEN Haoyu, et al. Hyperspectral characteristics of simulated soils with different salinity in laboratory[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2021, 49(11): 68-75.
- [32] SRIVASTAVA R, SETHI M, YADAV R K, et al. Visible-near infrared reflectance spectroscopy for rapid characterization of salt-affected soil in the indo-gangetic Plains of Haryana, India[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2017, 45(2): 307-315.
- [33] 裴承忠, 彭翔, 曾文治, 等. 盐渍条件下土壤含水率高光谱反演研究[J]. 中国农村水利水电, 2016(8): 73-75, 82.
- PEI Chengzhong, PENG Xiang, ZENG Wenzhi, et al. Estimation of soil moisture from hyperspectral in saline soil[J]. China Rural Water and Hydropower, 2016(8): 73-75, 82.

Spectral Characteristics and Inversion Model of Water, Nitrogen and Salt in Saline Soil in Southern Xinjiang

ZHAO Zeyi^{1,2}, LI Zhaoyang¹, WANG Hongbo¹, ZHANG Nan¹,
LI Guohui¹, TANG Maosong¹, WANG Xingpeng^{1*}, GAO Yang^{2*}

(1. College of Water Resource and Architecture Engineering, Tarim University, Aral 843300, China;

2. Farmland Irrigation Research Institute, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Xinxiang 453002, China)

Abstracts: 【Objective】 Soil nitrogen and water are crucial factors influencing crop growth. Understanding their

spatiotemporal variation at large scales is essential for improving agricultural management but challenging. This paper aims to investigate the application of airborne technologies for inversely estimating the spatiotemporal change in nitrogen and water in saline soils. **【Method】** The research area is located in southern Xinjiang. Remote sensing images were used to analyze the spectral characteristics of saline soils with different water, nitrogen, and salt contents. Inversion models for estimating water, nitrogen and salt contents were developed, using partial least squares regression (PLSR), support vector regression (SVR), and BP neural network (BPNN), respectively. The accuracy of each model was evaluated against ground-truth data. **【Result】** The characteristic bands of soil water are around 1 900 nm, the characteristic bands of soil nitrogen are between 1 490~1 506, 1 540~2 006, 2 011~2 500 nm, and the characteristic bands of soil salt are between 1 880~1 883 and 1 890~1 942 nm. The PLSR model has the best inversion effect on water, nitrogen and salt, followed by BPNN model and SVR model. **【Conclusion】** The characteristic spectral bands around 1 900 nm were sensitive to changes in soil water, nitrogen, and salt content. The optimal inversion model for estimating soil water, nitrogen, and salt involved using the Savitzky-Golay method for smoothing, principal component analysis for dimensionality reduction, and partial least squares regression for developing the inverse model.

Key words: soil spectral characteristics; saline soils; inversion model; soil salinity; soil nitrogen content; soil moisture

责任编辑: 韩 洋

(上接第 51 页)

The Combined Effect of Irrigation and Fertilization on Yield and Quality of Fruits of Chinese Date

ZHOU Xiaojie^{1,2}, LYU Tingbo^{1,2*}, XING Meng^{1,2}, SONG Renyou^{1,2}, FU Xinfu^{1,2}

(1. School of Water Conservancy and Construction Engineering, Shihezi University, Shihezi 832000, China;

2. Key Laboratory of Modern Water-saving Irrigation Corps, Shihezi 832000, China)

Abstract: **【Objective】** Jujube (Chinese date) is an important cash crop in southern Xinjiang but its production relies on irrigation and fertilization due to the limited rainfall in this region. This paper aims to investigate the combined effect of irrigation and fertilization on yield and quality of jujube fruits in attempts to find an optimal irrigation-fertilization combination for jujube production in this region. **【Method】** The field experiment was conducted in a 10-year-old orchard in the 224 Regiment of Kunyu City; it is a typical self-pressurized irrigation area in southern Xinjiang. The experiment had three irrigation treatments: irrigating 540 mm (W1), 630 mm (W2) and 720 mm (W2) of water. Each treatment had three fertilizations: 562.5 kg/hm² (F1), 810 kg/hm² (F2) and 1 080 kg/hm² (F3). The control was fertigation used by local growers: irrigating 770 mm of water and applying 1 125 kg/hm² of nitrogen fertilizer (CK). In each treatment, we measured fruit yield and quality. **【Result】** Irrigation amount affected irrigation water use efficiency (*IWUE*), single-fruit weight, transverse and longitudinal diameters and quality of the fruits, all at significant levels ($P<0.05$). Fertilization impacted fruit quality significantly with $P<0.05$, fertilizer partial productivity (*PFP*), single fruit weight, transverse and longitudinal diameters of the fruits significantly with $P<0.01$. The combined effect of irrigation and fertilization on yield, *IWUE*, *PFP*, and fruit quality was significant with $P<0.01$. The highest yield and *IWUE* appeared in W2+F3, which differed significantly from those in CK ($P<0.05$). W2+F2 gave the best fruit quality-measured in single fruit weight, transverse and longitudinal diameters of the fruits. W2+F2 and W2+F3 did not show significant difference in fruit quality, except for the numbers of top-graded fruits. **【Conclusion】** An optimal combination of irrigation and fertilization can improve yield, appearance quality and grade ratio of the jujube fruits. Comprehensive analysis considering both fruit quality and water and fertilizer use efficiency indicated that the optimal irrigation and fertilization for the jujube was to irrigate 639.21~642.85 mm of water, and fertilize 374.38~384.02 kg/hm² of N, 87.19~192.01 kg/hm² of P₂O₅, and 280.79~288.02 kg/hm² of K₂O.

Key words: Junzao; drip irrigation; water and fertilizer ratio; yield; fruit grade; Junzao grade ratio

责任编辑: 赵宇龙