

刘雪莲, 吴华勇, 王慧慧, 卢瑛, 杨飞, 赵玉国, 张甘霖. 基于电阻率层析成像的河套灌区土壤剖面浸提液电导率反演[J]. 土壤学报, 2026,

LIU Xuelian, WU Huayong, WANG Huihui, LU Ying, YANG Fei, ZHAO Yuguo, ZHANG Ganlin. Inversion of Electrical Conductivity of Soil Profile Extracts Using Electrical Resistivity Tomography in the Hetao Irrigation District[J]. Acta Pedologica Sinica, 2026,

基于电阻率层析成像的河套灌区土壤剖面浸提液电导率反演*

刘雪莲¹, 吴华勇^{2,3,4†}, 王慧慧¹, 卢瑛¹, 杨飞², 赵玉国², 张甘霖^{2,3}

(1. 华南农业大学资源环境学院, 广州 510642; 2. 土壤与农业可持续发展全国重点实验室(中国科学院南京土壤研究所), 南京 211135; 3. 中国科学院大学, 北京 100049; 4. 中国科学院大学南京学院, 南京 211135)

摘要: 构建西北盐渍化区土壤剖面浸提液电导率($EC_{1:5}$)反演模型, 以期对盐渍化土壤快速监测和分区分类改造利用提供科学依据。以河套灌区典型盐碱耕地为研究对象, 运用电阻率层析成像(ERT)技术获取35.5~71 m长、0~6 m深的土壤剖面电阻率, 同步采集9个钻孔点3~5 m深度的土壤分层样品, 测定土壤 $EC_{1:5}$ 、含水量和容重。基于土壤发生学理论, 选取土壤电阻率、深度、含水量和容重作为输入变量, 采用随机森林(RF)、支持向量机(SVM)、极端梯度提升树(XGBoost)和线性回归(LR)算法, 构建田块尺度剖面土壤 $EC_{1:5}$ 反演模型。结果表明, 土壤电阻率和深度为土壤 $EC_{1:5}$ 反演的关键变量, 含水量和容重贡献相对较低; 不同模型中, RF模型表现最优, 独立验证精度的 R^2 为0.65, 均方根误差(RMSE)为 $56.51 \mu S \cdot cm^{-1}$, 且较好地匹配了9个钻孔实测土壤 $EC_{1:5}$ 的垂直变化特征。反演的土壤 $EC_{1:5}$ 在二维剖面上呈现显著的空间异质性, 介于 $170.58 \sim 441.01 \mu S \cdot cm^{-1}$ 之间, 均值为 $275.48 \pm 58.81 \mu S \cdot cm^{-1}$, 与土壤电阻率变化特征相反。基于ERT的土壤剖面 $EC_{1:5}$ 反演模型具有良好的适用性, 可弥补电磁感应(EMI)技术在垂向分辨率上的不足, 为土壤剖面高分辨盐分信息的快速获取提供了可靠技术。

关键词: 盐碱地; 土壤障碍; 土壤信息快速获取; 机器学习模型; 高密度电法仪

中国分类号: S156.4

文献标志码:

Inversion of Electrical Conductivity of Soil Profile Extracts Using Electrical Resistivity Tomography in the Hetao Irrigation District

LIU Xuelian¹, WU Huayong^{2,3,4†}, WANG Huihui¹, LU Ying¹, YANG Fei², ZHAO Yuguo², ZHANG Ganlin^{2,3}

(1. College of Natural Resources and Environment, South China Agricultural University, Guangzhou 510642; 2. State Key Laboratory of Soil and Sustainable Agriculture, Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 211135, China; 3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 4. University of Chinese Academy of Sciences, Nanjing, Nanjing 211135, China)

* 国家重点研发计划项目(2023YFD1900103)资助 Supported by the National Key Research and Development Program of China (No. 2023YFD1900103)

† 通讯作者 Corresponding author, E-mail: hywu@issas.ac.cn

作者简介: 刘雪莲(2001-), 女, 安徽蚌埠人, 硕士研究生, 主要从事土壤地理学研究。E-mail: 16605525491@163.com

收稿日期: 2026-03-02; 收到修改稿日期: 2026-05-28; 网络首发日期(www.cnki.net):

Abstract: 【Objective】 This study aimed to provide a scientific basis for rapid monitoring and regionalized classification-based reclamation of salinized soils by constructing an inversion model for electrical conductivity ($EC_{1:5}$) of soil profile extracts in salinized areas of Northwest China. 【Method】 Typical saline-alkali farmland in the Hetao Irrigation District was selected as the study area. Electrical resistivity tomography (ERT) was used to obtain soil resistivity profiles with lengths of 35.5~71 m and depths of 0~6 m. Meanwhile, nine boreholes (3~5 m deep) were sampled by layers to measure soil $EC_{1:5}$, water content, and bulk density. Based on pedogenetic theory, soil resistivity, depth, water content, and bulk density were selected as input variables. Random forest (RF), support vector machine (SVM), extreme gradient boosting (XGBoost), and linear regression (LR) algorithms were applied to perform $EC_{1:5}$ inversion at a field scale. 【Result】 The results indicate that soil resistivity and depth were the dominant variables controlling $EC_{1:5}$ inversion, while water content and bulk density had relatively minor contributions. Among the models, the RF model achieved the best performance, with an independent validation R^2 of 0.65 and a root mean square error (RMSE) of $56.51 \mu S \cdot cm^{-1}$, effectively matching the vertical variation characteristics of electrical conductivity measured in the nine boreholes. The inverted soil $EC_{1:5}$ exhibited significant spatial heterogeneity on the two-dimensional profile, ranging from 170.58 to $441.01 \mu S \cdot cm^{-1}$, with a mean value of $275.48 \pm 58.81 \mu S \cdot cm^{-1}$, which is opposite to the variation characteristics of soil resistivity. 【Conclusion】 The ERT-based inversion method for soil profile $EC_{1:5}$ demonstrated good applicability and can effectively compensate for the limited vertical resolution of electromagnetic induction (EMI) techniques. It provides reliable technology for the rapid acquisition of high-resolution salinity information in soil profiles.

Key words: Saline-alkali land; Soil constraint; Soil information rapid acquisition; Machine learning model; High-density electrical resistivity meter

土壤盐渍化是一个世界性问题,是土壤中盐分积聚形成盐渍土的过程,广泛发生在内陆干旱地区和滨海地区^[1-3]。全球主要盐渍化土壤面积约为 9.55 亿 hm^2 ,其中次生盐渍化面积约为 0.77 亿 hm^2 且 58%分布在灌区^[3]。盐渍化导致植被生产力下降、生物多样性降低,严重威胁粮食安全^[4]。我国盐渍化土壤总面积约 0.96 亿 hm^2 ,约占国土总面积的十分之一^[5];西北干旱区是我国盐渍土的主要分布区域,该区域盐渍土盐分组成以硫酸盐与氯化物复合型为主^[6]。宁夏位于河套平原西部,是该区域的典型代表及黄河流域重要农业灌溉区^[7]。河套灌区盐碱地约 134 万 hm^2 ,宁夏部分占 34 万 hm^2 ,土壤盐渍化已严重制约当地农业生产^[8]。面向“以地适种”的土壤盐渍化障碍治理理念,其关键在于“土体控盐、有效排盐”,构建快速准确的土壤剖面盐分获取技术可为土壤盐渍化治理提供关键支撑。

目前,土壤盐分快速获取技术主要分为地表监测与土壤剖面探测两类。地表监测主要包括遥感和近感技术。遥感技术通过机载和星载多光谱和高光谱进行大尺度土壤盐分监测^[9-11],近感技术则以地面高光谱测量等方式实现小尺度土壤盐分的精细识别^[12-13]。土壤剖面探测以电磁感应(EMI)技术为主。近年来,EMI技术已广泛用于干旱区棉田电导率异质性分析^[14]、土壤盐分动态反演^[15]及灌区土壤剖面盐分评估^[16]。但EMI技术获取的土壤表观电导率是从地表到探测深度范围内所有土层电导率的一个非线性体积加权平均值,标准的单次EMI测量提供的是一个单一的、代表整个探测体积的表观电阻率值,而不是一个垂直方向上分辨率清晰的电导率剖面,难以精确刻画盐分在土壤剖面中的具体分布层次与突变界面^[5,17]。

电阻率层析成像(ERT)技术在地学与环境调查中展现出更强的土壤剖面探测能力,已应用于喀斯特区岩土界面识别^[18]、关键带结构探测^[19]、风化层表征^[20]、土壤优先流路径可视化^[21]、土壤层次划分^[22]及地下水污染物迁移示踪^[23]等领域。土壤电阻率与盐分相关性研究始于 19 世纪末,并形成电测盐分的基础方法^[24]。在土壤盐渍化监测方面,该技术已用于我国滨海围垦区 4 m 深度土壤电阻率变化的监测^[25]。然而,由于野外原位实测的土壤电阻率与实验室标准化条件下测定的盐分或电导率关系受土壤剖面含水量、容重、机械组成等多因素耦合影响,基于土壤电阻率反演土壤盐分或电导率较为复杂,多数研究仍停留于直接

用电阻率来指示盐分水平^[26]，基于该技术系统反演土壤剖面盐分或电导率分布的研究较为缺乏。与 EMI 技术基于的积分效应不同，ERT 技术基于的是层析成像，通过密集的电极阵列可呈现出相对清晰的垂向分层结构，具备更高的垂向分辨率和更直接的二维/三维成像能力，为构建精细的土壤剖面盐分反演模型提供了更理想的数据基础。

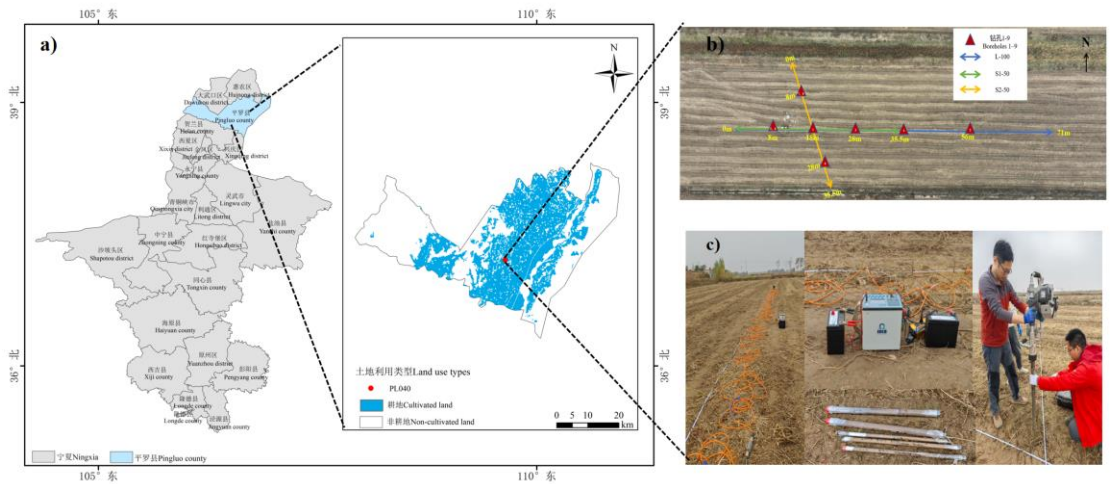
野外原位土壤导电性主要由溶液电导和表面电导共同决定，其中溶液电导主要取决于土壤溶液的可溶性盐浓度，而表面电导与土壤颗粒比表面积及黏粒含量密切相关^[27]。同时，土壤含水量、容重及孔隙结构通过影响离子迁移路径和连通性，对导电过程产生显著影响^[28-29]。因此，在实验室内通过测定浸提液电导率的方式，可消除野外土壤含水量、容重、质地等的影响。土壤电导率主要反映了土壤可溶性盐的浓度，与土壤盐分之间具有较为稳定的对应关系。然而，在野外土壤剖面中，由于多因素耦合作用，土壤电导率与原位电阻率之间通常呈现复杂的非线性关系。针对这一问题，已有研究提出了土壤电导率与土壤性质之间的多种关系模型，包括经验回归模型及基于孔隙结构与饱和度理论的半经验模型等^[27,30-31]，但其在野外非均质条件下的适用性仍受限制^[32]。近年来，机器学习方法在处理多变量非线性关系方面展现出显著优势，为土壤电导率反演提供了新的技术路径^[33-34]。通过融合土壤电阻率、含水量、容重等多源信息，可望有效刻画多因素之间的耦合关系，从而提高剖面土壤电导率反演精度与稳定性。

基于此，本研究以河套灌区宁夏平罗县为典型研究区，选取代表性田块，利用 ERT 技术原位获取田块尺度土壤剖面电阻率，结合钻孔取样及室内土壤浸提液电导率（EC_{1:5}）、含水量和容重测定，开展变量筛选与机器学习模型优化，构建基于 ERT 与机器学习的土壤剖面 EC_{1:5} 反演方法，以期为土壤剖面盐分快速获取和精细化表征提供技术支撑。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区平罗县（图 1）位于宁夏北部，地处黄河冲积平原与鄂尔多斯台地过渡带，东临黄河，西倚贺兰山，地势西高东低且以平原为主，有沙地、湖泊（如沙湖）等，属黄河灌区，为西北重要商品粮基地，粮食产量占宁夏的 70% 以上，主产小麦、玉米等粮食作物及枸杞等经济作物。当地属温带大陆性干旱气候，年均降水量为 180~200 mm，而蒸发量超过 2 000 mm，熟制多为一年一熟^[16]。全县耕地以轻度和中度盐渍化为主，约占耕地面积的 1/2，土壤盐分以硫酸盐与氯化物复合型为主。



注：L 和 S 分别表示长道间距（100 cm）和短道间距（50 cm）测线

L and S denote survey lines with long (100 cm) and short (50 cm) electrode spacing, respectively.

图 1 研究区电阻率层析成像测线及钻孔点分布（以彩图发表）

Fig. 1 Layout of electrical resistivity tomography survey lines and borehole locations in the study area

1.2 电阻率层析成像技术原理

ERT 技术是一种通过高密度多维监测方法获取土壤电阻率空间分布的技术，其核心原理可追溯至 20 世纪 20 年代的四电极法^[24]。该方法测定时需布置四个电极（A、M、N、B），其中电极 A 和 B 连接直流电源以施加电流，电极 M 和 N 用于测定电位差。如果土壤是均匀电介质，那么测得的电阻率就是土壤的实际电阻率，但实际上土壤无论是在横向还是纵向上均存在空间变异，所以四电极法所获得的电阻率是监测区土壤电阻率的综合反映，称之为表观电阻率。表观电阻率代表的有效土壤范围与电极之间的相对距离有关，电极间距越小，代表的土层就越浅，反之则深。可根据式（1）和式（2）计算出土壤表观电阻率^[25]：

$$Rho = K \frac{\Delta V}{I} \quad (1)$$

$$K = \frac{2\pi}{\frac{1}{l_{AM}} + \frac{1}{l_{AN}} + \frac{1}{l_{BM}} + \frac{1}{l_{BN}}} \quad (2)$$

式中， Rho 为表观电阻率， ΔV 为测量电极 M 和 N 之间的电位差， I 为系统供电电流强度， K 为装置系数， l_{AM} 、 l_{AN} 、 l_{BM} 、 l_{BN} 为供电电极和测量电极之间的距离。

本研究基于土壤电阻率与电导率的负相关性开展——土壤电导率越高，溶液离子浓度越高，导电能力越强，相应电阻率越低。均质土壤或岩石介质中的电导率 σ 与其电阻率 ρ 之间存在着直接的倒数关系：

$$\sigma = \frac{1}{\rho} \quad (3)$$

式中， σ 的单位为 $S \cdot m^{-1}$ ， ρ 的单位为 $\Omega \cdot m$ 。

通过在地表布设高密度电极阵列，向地下施加稳定电流并同步采集各电极对之间的电位差数据，可构建地表表观电阻率分布。利用最小二乘法对实测数据进行迭代拟合，可重建地下介质的真实电阻率分布，通过建立土壤电阻率与电导率的关系，可视化解析土壤剖面电导率的高分辨率空间分布特征。

1.3 土壤样品与数据采集

本研究使用 ERT（Syscal Pro，法国 IRIS 公司）技术测量 PL040 田块中测线位置的土壤剖面表观电阻率（图 1）。分别采集 3 条 ERT 测线，分别标记为 PL40-S1-50、PL40-S2-50、PL40-L-100，电极排列采用对垂向敏感的 Wenner 型。每条测线共 72 个电极。PL40-S1-50 和 PL40-S2-50 测线的电极道间距为 50 cm，测线长度为 35.5 m，探测深度为 5.97 m，垂直分辨率为 26 cm。PL40-L-100 测线的电极道间距为 100 cm，测线长度为 71 m，探测深度为 11.94 m，垂直分辨率为 52 cm。ERT 道间距越大，空间分辨率越低，测量深度越深；反之，道间距越小，空间分辨率越高，测量深度越浅^[21]。

为建立土壤剖面电阻率与浸提液电导率（ $EC_{1:5}$ ）的反演模型，本研究开展了配套的土壤样品采集与理化性质分析。本研究在 3 条 ERT 测线上布设了 9 个 3~5 m 深的土壤采样钻孔点位。采样点位于 71 m 测线的 8 m、18 m（测线交叉处）、28 m、35.5 m、56 m 处，以及 35.5 m 测线的 8 m 和 28 m 处（图 1）。在野外使用西班牙 TEC-12 多功能钻机和便携式汽油钻机，连续获取原状土壤样品。采集的土壤样品直接装入 1 m 长的聚氯乙烯（PVC）管中保存，样品管内径分别为 6.2 cm 和 3.6 cm。每采集 1 管样品后，立即在 PVC 管两端用不同颜色的塑胶盖密封，并用胶带固定，以标识方向并保持样品原状。所有样品随后运至实验室处理。在实验室内，将 PVC 管中的土壤样品按 20 cm 间隔进行分层。每层样品进一步分为两部分。一部分为新鲜样品，用于测定土壤含水量和容重；另一部分为风干样品，经自然风干、

研磨并过 2 mm 筛后,按土水比 1:5 制备浸提液,用于测定土壤 $EC_{1:5}$,其能够反映土壤可溶性盐的含量,是评价土壤盐渍化程度的重要指标。利用吸管法测定其中 1 个钻孔的土壤砂粒 (2000~50 μm)、粉粒 (50~2 μm) 和黏粒 (< 2 μm) 含量。

1.4 土壤电阻率处理与电导率反演

为了将野外采集的土壤剖面表观电阻率反演成真实电阻率,本研究利用 Res2Dinv3.54 软件,采用最小二乘法进行迭代,取最后一次输出值作为逼近真实地电结构的真实电阻率^[35]。由于土壤剖面表观电阻率实测时的土壤深度与反演后的深度存在不完全匹配情况,部分数据存在缺失,研究采用多重插补法对缺失值进行填补,插补后的数据集通过了分布一致性检验,且后续模型敏感性分析表明,插补对模型结果的影响较小。

为了反演土壤 $EC_{1:5}$,选择的变量包括土壤电阻率(r)、深度($depth$)、含水量(wc)、容重(bd),采用的机器学习算法包括线性回归(LR)、支持向量机(SVM)、随机森林(RF)、极端梯度提升树(XGBoost)。变量重要性排序采用置换重要性(Permutation Importance)方法。线性回归基于线性假设,构建 $EC_{1:5}$ 与输入变量的线性方程,通过最小二乘法拟合参数,其简单直观但对非线性关系拟合能力有限。支持向量机是利用核函数将输入特征映射到高维空间,寻找最优超平面实现 $EC_{1:5}$ 预测,在小样本、非线性问题中具有优势,但核函数选择与参数调整对结果影响较大。随机森林是构建多棵决策树并集成学习,通过 Bootstrap 抽样与特征随机选择,降低过拟合风险,对非线性关系与高维数据适应性强,可输出特征重要性。极端梯度提升树以梯度提升为基础,结合正则化与并行计算,高效拟合数据,对异常值、高维特征鲁棒性好,训练速度快且精度高。

为构建并验证土壤 $EC_{1:5}$ 反演模型,采用重复 5 折交叉验证(Repeated 5-fold Cross-Validation)方法对模型性能进行综合评价。所用数据均来源于 PL040 田块,样本总量为 169 个,为提高模型评价的稳定性与可靠性,采用 10 次重复 5 折交叉验证策略。具体而言,每次重复随机将全部 169 个样本划分为 5 个子集,轮流选取其中 1 个子集作为验证集(约 34 个样本),其余 4 个子集作为训练集(约 135 个样本);通过 10 次重复随机划分,共进行 50 次模型训练与验证。该方法能够有效降低随机抽样误差,减少模型评估结果的偶然性,从而提高模型性能评价的稳健性。在每一次交叉验证中,分别计算决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE),并以 50 次交叉验证结果的平均值作为模型性能的最终评价指标。 R^2 越接近 1, RMSE 越接近 0, MAE 越接近 0,表示其预测能力越强,稳定性越高,误差越小。获得的最优模型用于土壤 $EC_{1:5}$ 反演。鉴于缺乏连续剖面尺度的含水量和容重实测数据,本研究以钻孔实测数据的深度信息为依据,按 20 cm 深度间隔进行分层(0~20 cm、20~40 cm、40~60 cm 等),分别计算各分层内土壤含水量与容重的平均值,并将其对应至剖面各深度区间,作为模型输入变量,进而实现土壤 $EC_{1:5}$ 反演与重构。基于 10 次重复 5 折交叉验证,汇总全部验证集的实测值与预测值,绘制综合散点图;对比 9 个钻孔的预测值与实测值随深度的垂直变化特征,以系统地评价模型性能。

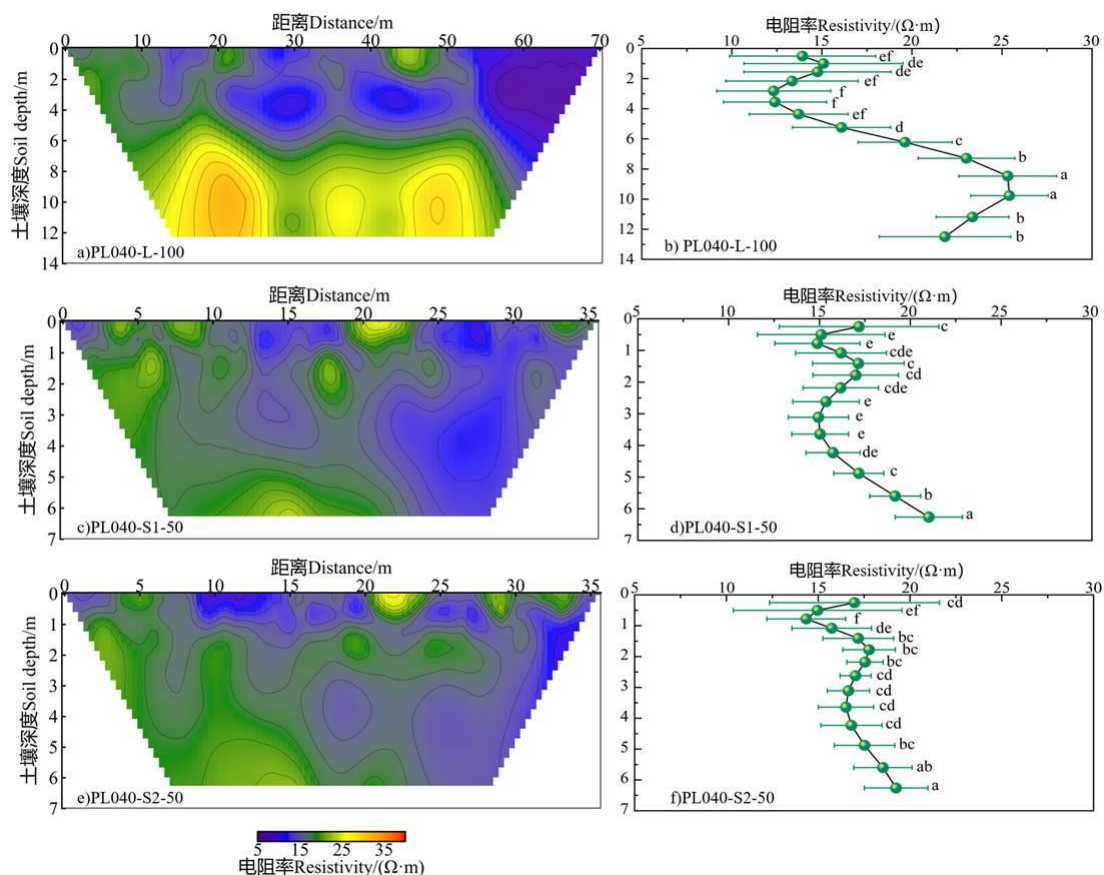
采用邓肯检验(Duncan's multiple range test)对多个独立样本的均值进行事后两两比较,以确定具体样本之间是否存在统计学差异。采用 Pearson 相关分析方法解析土壤性质之间的线性相关性。统计显著性标准为 $P < 0.05$ (*)、 $P < 0.01$ (**) 和 $P < 0.001$ (***)。文中数据表示方式为均值 $\pm$ 标准差。

2 结果

2.1 土壤剖面电阻率空间分布特征

土壤剖面电阻率在 3 条测线上均呈现显著的空间异质性(图 2)。PL040-L-100 剖面电阻

率变化范围最宽 ($6.06\sim 32.65\ \Omega\cdot\text{m}$), 均值最高 ($16.20\pm 5.34\ \Omega\cdot\text{m}$), 随深度增加呈现先降 ($0\sim 4\ \text{m}$)、后增 ($4\sim 10\ \text{m}$)、再降 ($10\sim 12\ \text{m}$) 的变化趋势。PL040-S1-50 和 PL040-S2-50 剖面电阻率变化范围稍宽 ($9.51\sim 27.28\ \Omega\cdot\text{m}$ 、 $8.70\sim 31.34\ \Omega\cdot\text{m}$), 均值稍低 ($16.18\pm 2.86\ \Omega\cdot\text{m}$ 、 $16.56\pm 2.82\ \Omega\cdot\text{m}$), 呈现更精细的变化特征, 随深度增加呈现先降 ($0\sim 1\ \text{m}$)、后增 ($1\sim 2\ \text{m}$)、再降 ($2\sim 4\ \text{m}$)、再增 ($4\sim 6\ \text{m}$) 的变化趋势。



注: PL040-L-100 表示 PL040 田块中道间距为 100 cm 的测线; PL040-S1-50 表示与 L-100 重合的 50 cm 道间距测线; PL040-S2-50 表示与 L-100 垂直的 50 cm 道间距测线。图中不同小写字母表示不同深度间土壤电阻率差异显著 (Duncan's 检验, $P < 0.05$)。Note: PL040-L-100 denotes the survey line with 100 cm electrode spacing at plot PL040. PL040-S1-50 denotes the overlapping survey line with 50 cm electrode spacing. PL040-S2-50 denotes the survey line perpendicular to L-100 with 50 cm electrode spacing. Different lowercase letters indicate significant differences in soil electrical resistivity among different depths based on Duncan's multiple range test ($P < 0.05$).

图 2 土壤剖面电阻率空间分布及其变异特征 (以彩图发表)

Fig. 2 Spatial distribution of soil profile electrical resistivity and its variation

2.2 土壤剖面浸提液电导率及关联性质的变化特征

土壤 $\text{EC}_{1:5}$ 、含水量、容重随深度增加呈现不同的变化特征 (图 3)。与土壤电阻率相比, 土壤 $\text{EC}_{1:5}$ 呈现相反的深度变化趋势, 随深度增加呈现先增、后降、再增的趋势, 变化范围为 $122.20\sim 587.90\ \mu\text{S}\cdot\text{cm}^{-1}$, 均值为 $247.69\pm 96.09\ \mu\text{S}\cdot\text{cm}^{-1}$ 。土壤含水量随深度增加, 较为稳定, 变化范围为 $8.33\sim 40.71\%$, 均值为 $26.51\pm 3.92\%$ 。土壤容重随深度增加, 变异较小, 变化范围为 $1.00\sim 1.74\ \text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$, 均值为 $1.36\pm 0.15\ \text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$ 。不同土层深度下的电导率、含水量、容重均存在显著差异 ($P < 0.05$)。

土壤机械组成（图 3）以粉粒为主，变化范围为 491.70~858.88 $\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ，均值为 $742.99\pm114.86 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ；砂粒含量变化范围为 15.83~391.06 $\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ，均值为 $135.36\pm116.37 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ；黏粒含量变化范围为 43.71~242.77 $\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ，均值为 $134.81\pm66.79 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 。土壤剖面在以 2.4 m 为界呈现明显不同的特征，其中 0~2.4 m 深度内粉粒含量占 79%（ $794.01\pm56.11 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ），2.4~3.0 m 深度内砂粒和黏粒含量增加，合占 48%（ $480.93\pm25.51 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ）。

线性相关性分析结果表明（表 1），各变量之间在数值上存在不同程度的相关关系。土壤 $\text{EC}_{1:5}$ 与电阻率之间呈显著负相关（ $r = -0.648$, $P < 0.001$ ），且相关性较强，这与土壤电学性质的基本理论一致，表明电阻率可作为反演土壤 $\text{EC}_{1:5}$ 的关键参数。土壤 $\text{EC}_{1:5}$ 与容重之间呈显著负相关（ $r = -0.227$, $P < 0.01$ ），但相关程度较弱；与含水量之间呈正相关（ $r = 0.126$ ），但未达到显著性水平。电阻率与含水量（ $r = -0.024$ ）及容重（ $r = -0.126$ ）之间均呈负相关，但未达到显著性水平，说明在本研究田块内，含水量和容重对土壤电学性质的直接影响相对有限。

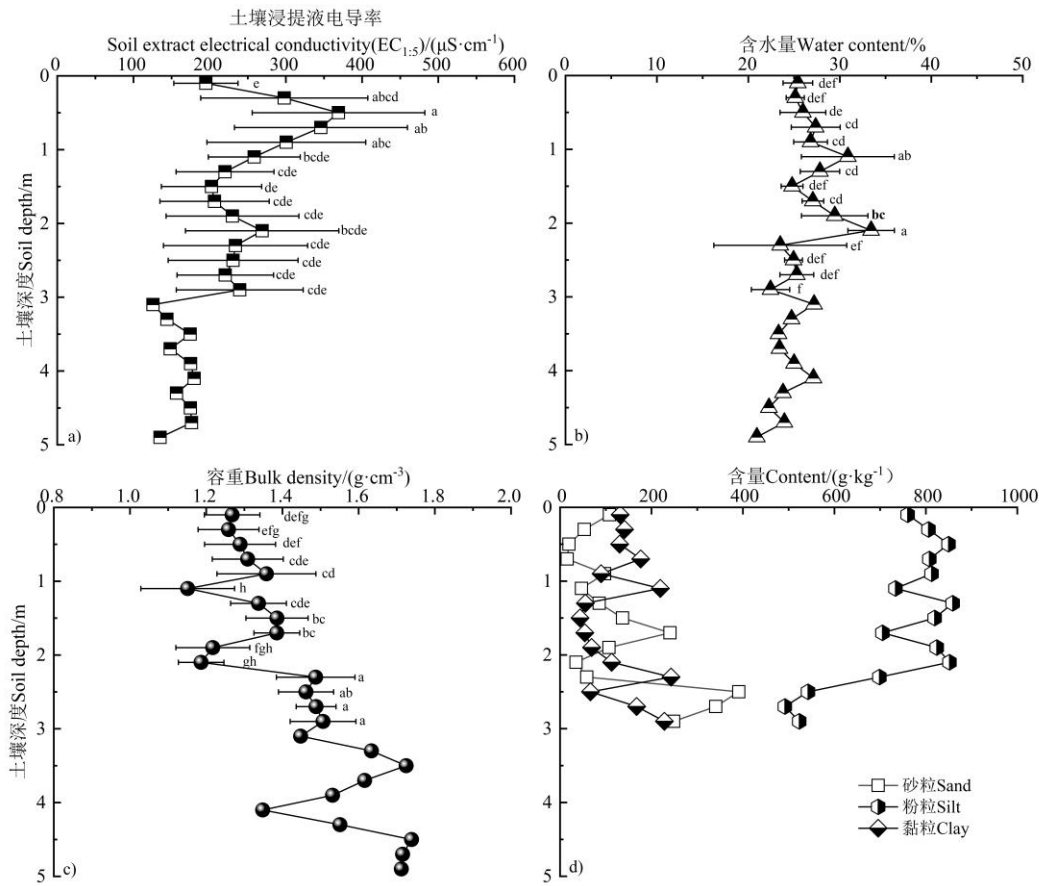


图 3 土壤浸提液电导率、含水量、容重、机械组成随深度的变化特征

Fig. 3 Changes of soil extract electrical conductivity ($\text{EC}_{1:5}$), water content (wc), bulk density (bd), and mechanical composition with depth

表 1 土壤浸提液电导率、电阻率、含水量及容重之间的相关系数

Table 1 Correlation coefficients between soil extract electrical conductivity, resistivity, water content, and bulk density

变量 Variables	土壤浸提液电导率	电阻率 Resistivity	含水量 Water content	容重 Bulk density
--------------	----------	--------------------	----------------------	--------------------

Soil extract electrical conductivity				
土壤浸提液电导率	1			
Soil extract electrical conductivity				
电阻率 Resistivity	-0.648***	1		
含水量 Water content	0.126	-0.024	1	
容重 Bulk density	-0.227**	-0.126	-0.653***	1

注：“*”、“**”和 “***”分别表示 $P<0.05$ 、 $P<0.01$ 和 $P<0.001$ 。Note: “*”, “**” and “***” indicate $P<0.05$, $P<0.01$ and $P<0.001$, respectively.

2.3 土壤剖面浸提液电导率反演模型构建

以土壤电阻率（ r ）、深度（ $depth$ ）、含水量（ wc ）及容重（ bd ）作为输入变量，构建了土壤 $EC_{1:5}$ 反演模型。变量重要性分析结果显示，土壤电阻率（ r ）为最重要的预测变量，深度（ $depth$ ）次之，而含水量（ wc ）与容重（ bd ）的重要性相对较低（图 4），这与线性相关分析的结果相吻合。

基于四种机器学习算法和四种变量组合构建了土壤剖面 $EC_{1:5}$ 反演模型。模型性能分析表明（表 2），模型训练精度决定系数（ R^2 ）介于 0.60~0.90 之间，独立验证精度介于 0.58~0.65 之间。不同变量组合对模型精度的影响较小，而不同模型间的精度差异较大。XGBoost 和 RF 等树集成模型的训练精度更佳，而 RF 模型的验证精度更优。XGBoost 呈现明显的过拟合现象，训练精度 R^2 为 0.84~0.90，验证精度 R^2 为 0.58~0.61。RF 模型呈现轻微的过拟合现象，训练精度 R^2 为 0.74~0.75，验证精度 R^2 为 0.64~0.65。SVM 和 LR 的训练精度和验证精度最为接近。SVM 模型的训练精度 R^2 为 0.64~0.65，验证精度 R^2 为 0.61~0.63。LR 模型的训练精度 R^2 为 0.60~0.61，验证精度 R^2 为 0.60~0.62。总体而言，RF 模型精度最佳。采用土壤电阻率、含水量及深度三种变量和四种模型，获得了土壤 $EC_{1:5}$ 预测值与实测值的散点图，发现随机森林模型精度较为稳健（图 5）。在此基础上，利用优选的 RF 模型反演了土壤 $EC_{1:5}$ ，逐一比对 9 个钻孔点位土壤 $EC_{1:5}$ 实测值与预测值随深度变化的重合情况，发现两者重合度较高，能更好地反映实际情况，进一步验证了 RF 模型的可靠性（图 6）。

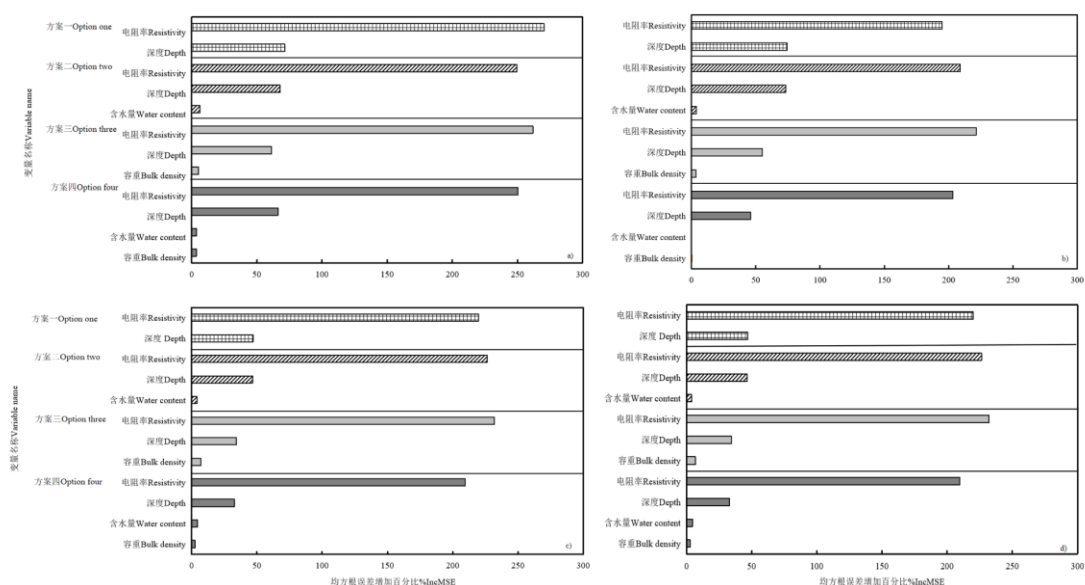


图 4 基于置换重要性法和随机森林（a）、极端梯度提升树（b）、支持向量机（c）、线性回归（d）等机器学习模型的变量重要性排序

Fig. 4 Variable importance ranking based on permutation importance and machine learning models of random forest (a), extreme gradient boosting tree (b), support vector machine (c), and linear regression (d)

表 2 土壤剖面浸提液电导率反演模型在训练集与验证集上的性能评估

Table 2 Performance evaluation of the inversion model for electrical conductivity of soil profile extracts on the training and validation sets

因变量~自变量 Dependent variable~Independent variables	数据集 Data sets	模型精度 Model accuracy	随机森林 RF	极端梯度提升树 XGBoost	支持向量机 SVM	线性回归 LR
浸提液电导率~电阻率+深度 EC _{1:5} ~ r +depth	训练集 Training set	R^2	0.74	0.84	0.64	0.60
		MAE	36.37	28.60	42.22	46.58
		RMSE	48.51	37.37	57.54	59.97
	验证集 Validation set	R^2	0.64	0.61	0.63	0.60
		MAE	43.89	45.49	44.10	47.27
		RMSE	57.69	60.54	58.99	60.66
浸提液电导率~电阻率+深度+含水量 EC _{1:5} ~ r +depth+wc	训练集 Training set	R^2	0.75	0.89	0.65	0.60
		MAE	35.83	24.67	41.14	46.50
		RMSE	47.97	32.16	56.69	59.97
	验证集 Validation set	R^2	0.65	0.61	0.62	0.60
		MAE	42.75	45.51	44.64	47.29
		RMSE	56.51	60.36	59.57	60.78
浸提液电导率~电阻率+深度+容重 EC _{1:5} ~ r +depth+bd	训练集 Training set	R^2	0.75	0.89	0.65	0.61
		MAE	35.61	24.73	41.39	46.24
		RMSE	47.77	32.20	56.70	59.76
	验证集 Validation set	R^2	0.65	0.60	0.62	0.60
		MAE	42.83	45.55	44.31	47.06
		RMSE	56.71	60.47	59.07	60.66
浸提液电导率~电阻率+深度+容重+含水量 EC _{1:5} ~ r +depth+bd+wc	训练集 Training set	R^2	0.75	0.90	0.65	0.61
		MAE	35.52	23.39	40.69	46.22
		RMSE	47.86	30.55	56.33	59.76
	验证集 Validation set	R^2	0.64	0.58	0.61	0.60
		MAE	43.30	47.13	45.25	47.24
		RMSE	57.25	62.14	60.42	60.86

注: RF 为随机森林; XGBoost 为极端梯度提升树; SVM 为支持向量机; LR 为线性回归; r 为土壤电阻率; wc 为土壤含水量; bd 为土壤容重; MAE 为平均绝对误差; RMSE 为均方根误差。Notes: RF, Random Forest; XGBoost, Extreme Gradient Boosting; SVM, Support Vector Machine; LM, Linear Regression; r , soil resistivity;

wc, soil water content; bd, soil bulk density; MAE, mean absolute error; RMSE, root mean square error.

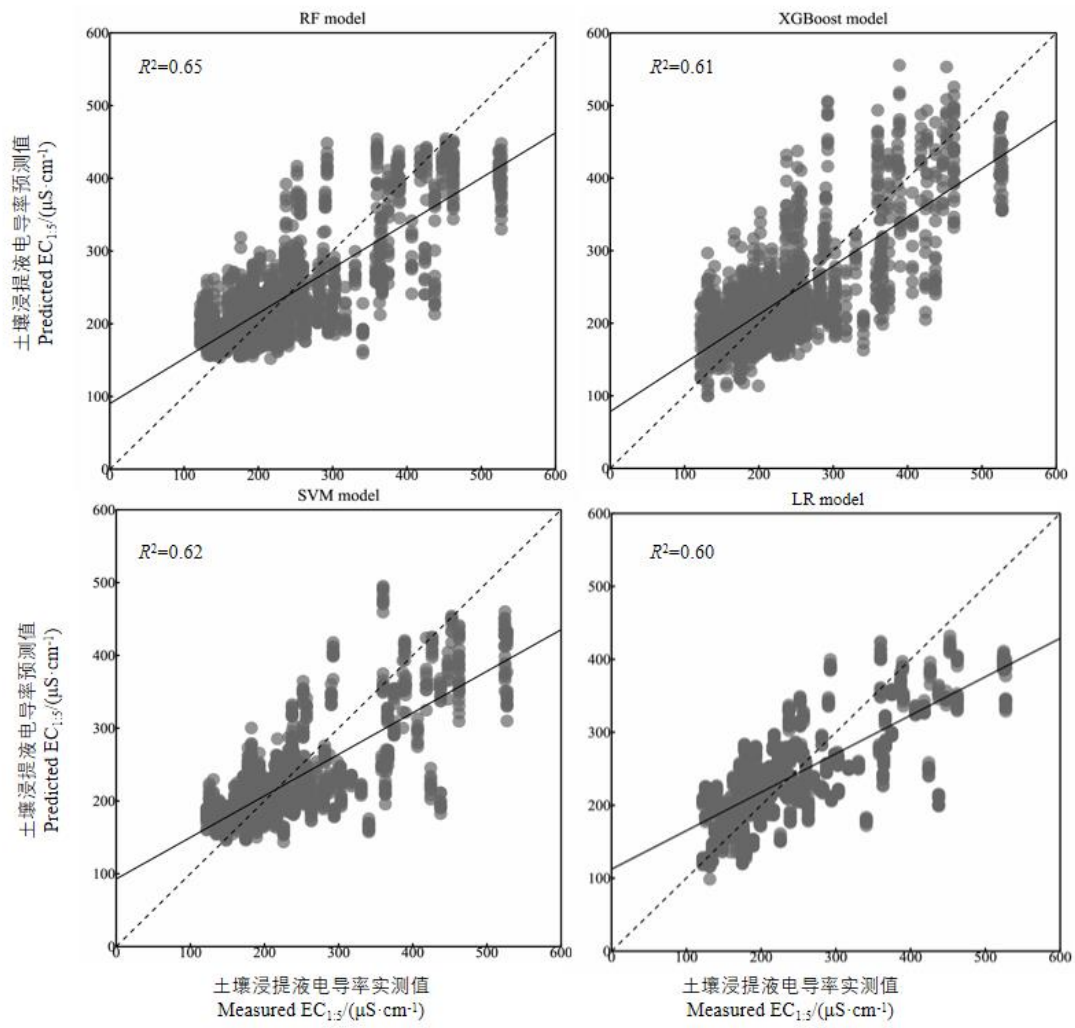


图 5 基于四个模型反演的土壤浸提液电导率预测值与实测值的散点图

Fig. 5 Scatter plots of predicted and measured values of soil extract electrical conductivity (EC_{1:5}) inverted based on four models

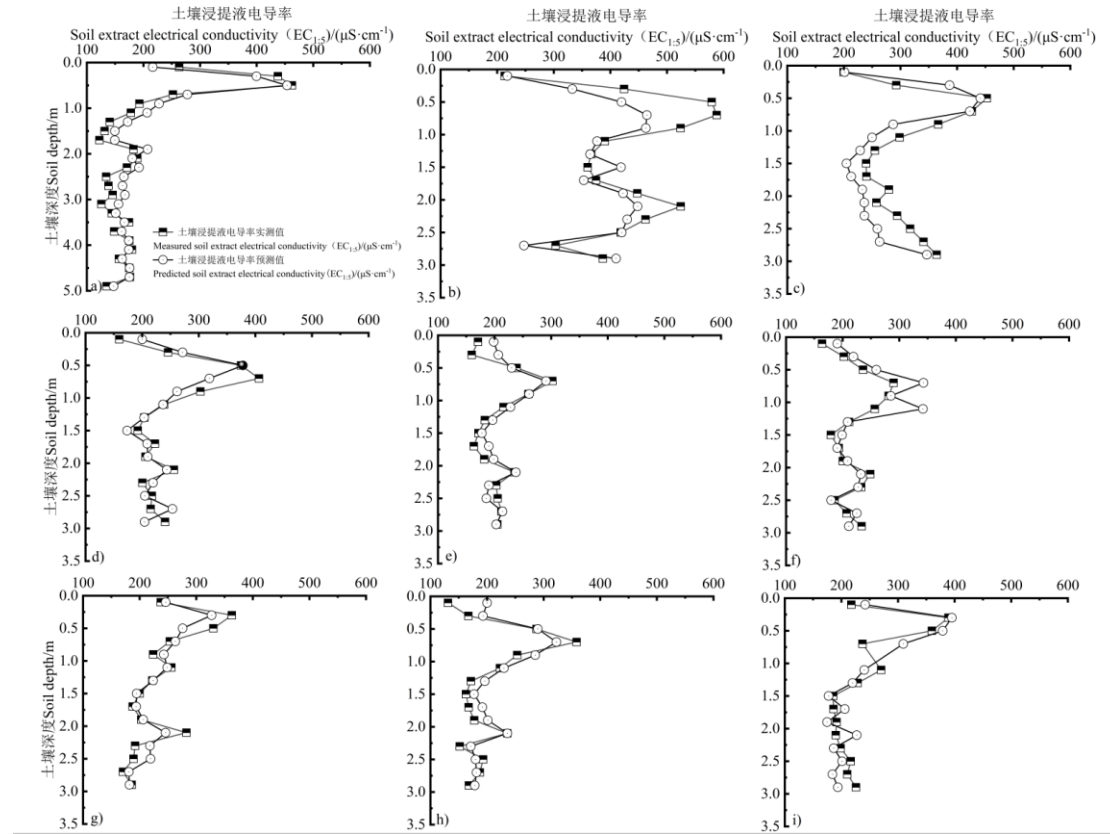


图 6 随机森林模型反演的不同钻孔点土壤浸提液电导率预测值与实测值的垂直分布

Fig. 6 Vertical distribution of predicted and measured values of soil extract electrical conductivity ($EC_{1:5}$) inverted by a random forest model at different boreholes

2.4 土壤剖面浸提液电导率反演与分布

基于随机森林 (RF) 模型反演得到的土壤剖面 $EC_{1:5}$ 分布及其随深度的变化特征如图所示 (图 7~图 8)。四种不同变量组合的建模方案所得结果整体趋势相似, 土壤 $EC_{1:5}$ 值介于 $180.00\sim 470\ \mu S\cdot cm^{-1}$ 之间。方案一至方案四的土壤 $EC_{1:5}$ 总体均值分别为 $288.98\pm 54.07\ \mu S\cdot cm^{-1}$ (图 7a)、 $272.67\pm 41.46\ \mu S\cdot cm^{-1}$ (图 7b)、 $273.10\pm 44.51\ \mu S\cdot cm^{-1}$ (图 7c)、 $287.11\pm 42.83\ \mu S\cdot cm^{-1}$ (图 7d)。研究设置 $200\sim 400\ \mu S\cdot cm^{-1}$ 的色阶, 以热图方式清晰展示了土壤剖面 $EC_{1:5}$ 的空间异质性。橙黄色区域表示电导率较高, 蓝紫色区域表示电导率较低。土壤剖面 $EC_{1:5}$ 呈现明显的高值与低值区, 且分别与电阻率的低值区和高值区相对应。方案一中, $EC_{1:5}$ 在横向上差异显著, 剖面右侧为高值集中区, $3\sim 6\ m$ 深度 $EC_{1:5}$ 值较高; 左侧以中低值为主, $0\sim 2\ m$ 浅层土壤空间异质性较强, 深层土壤 $EC_{1:5}$ 整体呈右高左低的梯度分布。在方案一基础上, 增加建模变量土壤含水量 (wc) 后, 右侧高 $EC_{1:5}$ 区域范围收缩, 左侧剖面趋于均一化, 总体空间变异性明显降低; 引入容重 (bd) 后, 右侧高 $EC_{1:5}$ 区进一步升高, 横向与垂向分异特征更为突出, 左侧 $EC_{1:5}$ 值总体较低; 同时加入含水量与容重后, 剖面高值区更为集中且极值突出, 左侧中值层分布趋于稳定, 浅层土壤异质性特征有所恢复, 垂向分层结构更为清晰。反演的土壤 $EC_{1:5}$ 随深度增加呈现先增 ($0\sim 1\ m$)、后降 ($1\sim 2\ m$)、再增 ($2\sim 4\ m$)、再降 ($4\sim 6\ m$) 的变化趋势, 与土壤电阻率变化趋势相反 (图 8)。

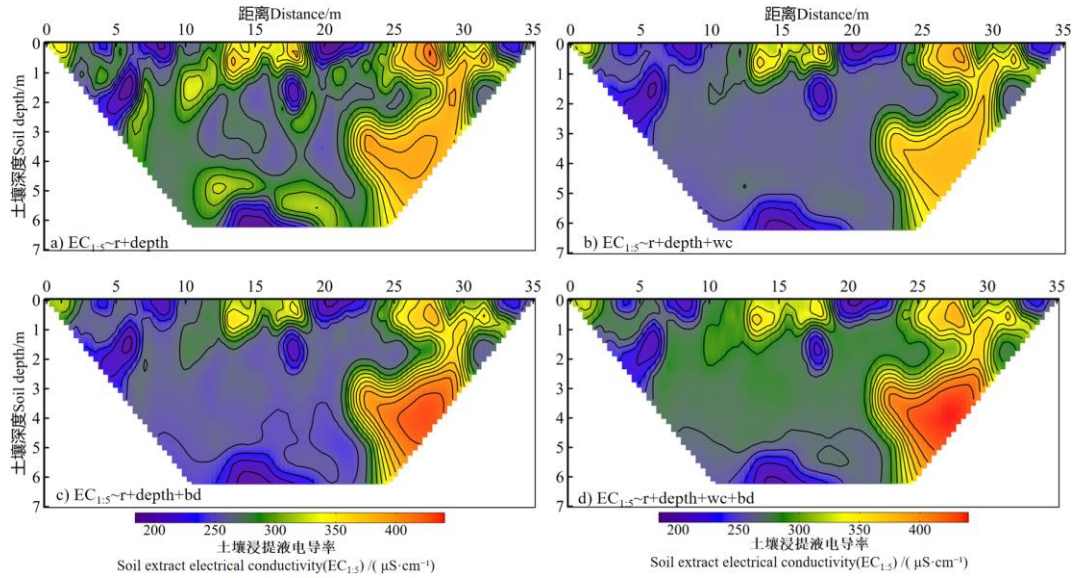


图 7 随机森林模型反演的土壤剖面浸提液电导率空间分布(以彩图发表)

Fig. 7 Spatial distribution of electrical conductivity ($EC_{1:5}$) of soil profile extracts inverted by a random forest model

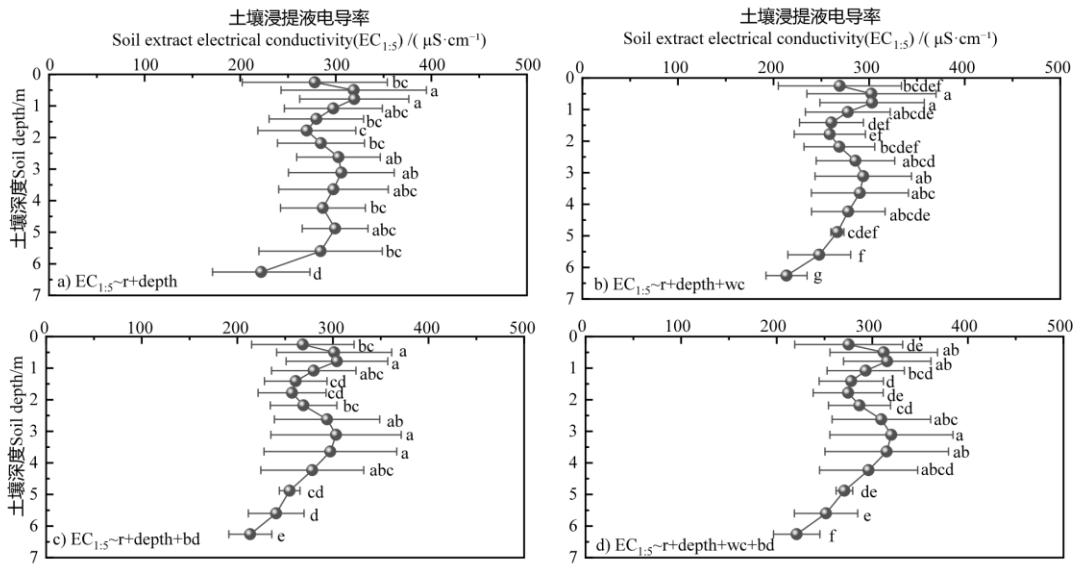


图 8 随机森林模型反演的土壤剖面浸提液电导率随深度的变化特征

Fig. 8 Changes of electrical conductivity ($EC_{1:5}$) of soil profile extracts with depth inverted by a random forest model

3 讨论

本研究采用 ERT 技术和机器学习算法构建了土壤剖面 $EC_{1:5}$ 空间分布的反演技术,发现土壤电阻率是最为关键的反演变量,其次为土壤深度,而土壤含水量与容重对模型精度的贡献相对有限,基于随机森林算法的土壤剖面 $EC_{1:5}$ 反演模型表现最优。该模型能够较为精确地表征土壤剖面电导率的空间异质特征,为实现田块尺度土壤剖面电导率的快速、精准探测提供了有效途径。

在模型反演机理方面,若土壤是均匀导电介质,土壤电导率与电阻率之间是倒数关系,可通过电阻率直接计算电导率。因土壤通常存在空间异质性,野外原位测定的土壤电阻率与室内标准化条件下测定土壤电导率(1:5 土水比)之间的转换将受到土壤机械组成、含水量、孔隙结构、盐分含量与组成等的影响^[36-37]。土壤含水量是影响土壤电导率和电阻率的关键指标,其可调节土壤液相与气相占比,以及土壤溶液离子浓度。土壤溶液的电阻率低、电导率高,而土壤空气则是绝缘体。前人研究发现土壤体积含水量低于 15%时,土壤电阻率随含水量增加而迅速降低,而体积含水量高于 15%时,则土壤电阻率较小且相对稳定^[37]。本研究中土壤体积含水量均值为 36.05%±6.65% (对应质量含水量为 26.51%±3.92%)且变化较小,在反演模型构建时,也发现土壤含水量的重要性较低。土壤孔隙结构在一定水势条件下决定气相和液相比比例,有研究发现土壤高电阻率与大孔隙度有关,低电阻率与中孔隙度有关^[38]。本研究利用土壤容重指代土壤总孔隙度,发现土壤容重随深度变化较小,推断其对土壤电阻率和电导率的影响较小,在反演模型构建时,发现土壤容重的重要性较低。土壤砂粒、粉粒和黏粒作为土壤的固相骨架,其组成差异也会影响土壤电阻率和电导率。土壤黏粒电阻率低,砂粒电阻率高;土壤电导率($EC_{1:5}$)的特征则相反。本研究的土壤剖面在 0~2.4 m 深度内粉粒含量约占 80%, 2.4~3.0 m 深度内砂粒和黏粒含量合计约占 50%, 2.4 m 之上土层的固相组分电阻率应较高,之下土层的固相组分电阻率应较低。考虑到土壤机械组成测定流程较为复杂,为了达到快速获取的目的,本研究并未将土壤机械组成纳入建模变量。在土壤含水量和容重影响较小的条件下,为直接利用电阻率快速反演土壤 $EC_{1:5}$ 提供了理论基础。为了开展二维土壤剖面电导率反演,土壤深度也将是不可或缺的关键变量,在反演模型构建时,也呈现了较高的重要性。

与电磁感应(EMI)技术相比,本研究采用的电阻率层析成像(ERT)技术在垂向分辨率方面表现出突出优势。ERT 技术基于直流电阻率法,通过多电极电位测量直接反演出电阻率空间分布,对电性界面响应更为灵敏^[39]。本研究中,通过 50 cm 道间距的 ERT 测量,结合层析反演,实现了整个 6 m 深的土壤剖面电阻率近 20 cm 的垂向分辨率,若道间距进一步缩小,则垂向分辨率将进一步提高。相比之下,EMI 技术基于加权积分响应原理限制,反演结果呈垂向平滑过渡,垂向分辨率随探测深度增加而显著降低^[15],难以在垂向上直接识别分米级的盐分障碍层。本研究建立的土壤剖面电导率反演模型精度 R^2 介于 0.58~0.65 之间。虽然该结果低于部分基于 EMI 技术在东部沿海及南方湿润地区报道的高精度模型(R^2 大于 0.90)^[40],但也有部分研究表明,土壤盐分反演模型的精度 R^2 介于 0.6~0.7 之间^[16]。在干旱半干旱区,土壤含水量低抑制盐分迁移,可溶性盐结晶比例高降低介质导电性,从而削弱野外原位测定的电阻率和电导率对盐分响应的灵敏度,增加反演模型的不确定性。例如,刘新路等^[41]构建了基于 EMI 技术(EM38-MK2)的南疆棉田土壤电导率反演模型,发现土壤含水量越低反演模型精度越差。针对土壤电阻率与盐分、含水量等因素间的复杂非线性关系,本研究系统比较了基于线性与非线性机器学习算法的反演模型,发现非线性模型较以往基于 EMI 技术的线性回归方法^[40,42],能更好地描述这种高度异质的非线性关系。本研究中,与土壤电阻率和深度两参数模型相比,土壤电阻率、深度、含水量三参数模型精度并未表现出显著突出优势,这与前人研究发现的含水量为重要模型变量不同^[29,43],其原因在于土壤剖面含水量垂直变异较小,且高于 15%的体积含水量阈值,土壤电阻率随含水量变异较小。

本研究尚有不足之处。一是本研究利用机器学习算法反演了土壤剖面电导率,未来可尝试利用深度学习等方法^[44-45]进一步提升模型精度。二是构建的模型较为适用于河套灌区冲积平原区域,在其他生态类型盐渍土区域是否具有较好的模型迁移性,尚待进一步探讨。三是本研究注重构建土壤剖面盐分的静态分布信息,未来可运用时移模式^[46-47]等开展土壤剖面盐分动态变化的研究。

4 结 论

本研究以河套灌区盐碱耕地为对象,构建了融合电阻率层析成像(ERT)与机器学习算法的土壤剖面 $EC_{1:5}$ 反演方法。发现土壤电阻率是主导的反演变量,土壤深度次之,含水量和容重影响较小。随机森林(RF)模型在多模型对比中表现最优,独立验证精度的 R^2 为 0.65,能够更好地呈现土壤 $EC_{1:5}$ 的垂向分布特征,反演的土壤剖面 $EC_{1:5}$ 与野外实测电阻率具有良好的空间格局对应关系。相比电磁感应(EMI)方法,ERT 在垂向分辨率方面具有明显优势,可实现土壤剖面高分辨率土壤盐分信息的快速获取。

参考文献 (References)

- [1] Liu E, Wang J T, Chang B H, et al. Quantitative remote sensing inversion of soil salinization in Xiaokaihe Yellow River irrigation district[J]. China Rural Water and Hydropower, 2019(12): 20-24. [刘恩, 王军涛, 常步辉, 等. 小开河引黄灌区土壤盐渍化定量遥感反演[J]. 中国农村水利水电, 2019(12): 20-24.]
- [2] Wen W, Timmermans J, Chen Q, et al. A review of remote sensing challenges for food security with respect to salinity and drought threats[J]. Remote Sensing, 2021, 13(1): 6.
- [3] Nawar S, Buddenbaum H, Hill J, et al. Modeling and mapping of soil salinity with reflectance spectroscopy and landsat data using two quantitative methods (PLSR and MARS)[J]. Remote Sensing, 2014, 6(11): 10813-10834.
- [4] Hassani A, Azapagic A, Shokri N. Global predictions of primary soil salinization under changing climate in the 21st century[J]. Nature Communications, 2021, 12: 6663.
- [5] Hopmans J W, Qureshi A S, Kisekka, et al. Critical knowledge gaps and research priorities in global soil salinity[M]//Advances in Agronomy. Amsterdam: Elsevier, 2021: 1-191.
- [6] Wang Z Q, et al. Salt-affected soil in China[M]. Beijing: Science Press, 1993. [王遵亲, 等. 中国盐渍土[M]. 北京: 科学出版社, 1993.]
- [7] Ge G, Wang B, Du L, et al. Formation and evolution of soil salinization in the Hetao irrigation district of the Yellow River and its impact on oasis agro-ecological security with suggestions[J]. Journal of Agricultural Sciences, 2024, 45(4): 24-29. [戈敢, 王冰, 杜厉, 等. 黄河河套灌区土壤盐渍化的形成演变及其对绿洲农业生态安全的影响与建议[J]. 农业科学研究, 2024, 45(4): 24-29.]
- [8] Xu X, Wang B, Wang X Q, et al. Research status and development strategies of saline-alkali soil comprehensive utilization and characteristic industries in the Hetao Plain[J]. Journal of Agricultural Sciences, 2024, 45(4): 13-23. [许兴, 王彬, 王学琴, 等. 河套灌区盐碱地综合利用及特色产业研究现状与发展对策[J]. 农业科学研究, 2024, 45(4): 13-23.]
- [9] Zhao W J, Zhou C, Zhou C Q, et al. Soil salinity inversion model of oasis in arid area based on UAV multispectral remote sensing[J]. Remote Sensing, 2022, 14(8): 1804.
- [10] Cao J F. Hyperspectral remote sensing inversion of soil salinity based on spatial-spectral constrained unmixing[D]. Jinan: Shandong Normal University, 2021. [曹见飞. 基于空谱约束解混的土壤盐分高光谱遥感反演[D]. 济南: 山东师范大学, 2021.]
- [11] Dong Y X, Han W T, Cui X, et al. Soil salinity inversion during bare soil period based on collaboration of UAV and sentinel 2A remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 434-445. [董雨昕, 韩文霆, 崔欣, 等. 基于无人机与 Sentinel-2A 遥感数据协同的裸土期土壤含盐量反演[J]. 农业机械学报, 2025, 56(6): 434-445.]
- [12] Mao H X, Jia K L, Zhang X. Inversion of soil salinity in Yinchuan Plain based on measured hyperspectral data and Sentinel-2B images[J]. Journal of Yunnan University(Natural Sciences Edition), 2021, 43(5): 929-941. [毛鸿欣, 贾科利, 张旭. 基于实测高光谱和 Sentinel-2B 影像的银川平原土壤盐分反演[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2021, 43(5): 929-941.]

- [13] Huang H Y, Ding Q D, Zhang J H, et al. Ground-based hyperspectral coupled interpretable integrated machine learning for salinity and pH inversion in agricultural soils[J]. *Environmental Science*, 2026, 47(2): 1080-1091. [黄华雨, 丁启东, 张俊华, 等. 地面高光谱耦合可解释性集成机器学习的农田土壤含盐量和 pH 反演[J]. *环境科学*, 2026, 47(2): 1080-1091.]
- [14] Feng C H, Liu X L, Ji W J, et al. Research on spatio-temporal heterogeneity of soil electrical conductivity in cotton field based on electromagnetic induction technology[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2022, 59(4): 999-1011. [冯春晖, 刘新路, 纪文君, 等. 基于电磁感应技术的棉田土壤电导率时空异质性研究[J]. *土壤学报*, 2022, 59(4): 999-1011.]
- [15] Farzamian M, Autovino D, Basile A, et al. Assessing the dynamics of soil salinity with time-lapse inversion of electromagnetic data guided by hydrological modelling[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2021, 25(3): 1509-1527.
- [16] Song A W, Liu Y X, Gao Q C, et al. Inversion study of soil salinity distribution in the Qingtongxia irrigation district using EM38-MK2 electromagnetic conductivity meter[J]. *Journal of Agricultural Sciences*, 2024, 45(4): 30-39. [宋阿维, 刘雨星, 高乾程, 等. 基于 EM38-MK2 大地电导率仪的宁夏青铜峡灌区剖面土壤盐分分布反演研究[J]. *农业科学研究*, 2024, 45(4): 30-39.]
- [17] Metternicht G I, Zinck J A. Remote sensing of soil salinity: Potentials and constraints[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 85(1): 1-20.
- [18] Cheng Q B, Tao M, Chen X, et al. Evaluation of electrical resistivity tomography (ERT) for mapping the soil-rock interface in karstic environments[J]. *Environmental Earth Sciences*, 2019, 78(15): 439.
- [19] Leopold M, Völkel J, Huber J, et al. Subsurface architecture of the Boulder Creek Critical Zone Observatory from electrical resistivity tomography[J]. *Earth Surface Processes and Landforms*, 2013, 38(12): 1417-1431.
- [20] St Clair J, Moon S, Holbrook W S, et al. Geophysical imaging reveals topographic stress control of bedrock weathering[J]. *Science*, 2015, 350(6260): 534-538.
- [21] Tian Y, Zhong X M, Peng X H, et al. Inversion of water infiltration processes in the profile of red soil based on ERT technology[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2024, 61(3): 714-726. [田园, 钟雪梅, 彭新华, 等. 基于 ERT 技术反演红壤剖面水分入渗过程[J]. *土壤学报*, 2024, 61(3): 714-726.]
- [22] Li F, Ou Y C. Visualization of soil layers based on resistivity imaging technology[J]. *West-China Exploration Engineering*, 2021, 33(6): 122-125. [李富, 欧元超. 基于电阻率成像技术的土壤层次可视化表达[J]. *西部探矿工程*, 2021, 33(6): 122-125.]
- [23] Hu K Y. Delineation of groundwater nitrate pollution based on electrical resistivity tomography[D]. Jinan: Shandong University, 2021. [胡开友. 基于高密度电法的地下水硝酸盐污染分布研究[D]. 济南: 山东大学, 2021.]
- [24] Ma D H, Zhang J B, Wu Z D, et al. Application of electrical resistivity tomography to study on soil hydrology and its advance[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2014, 51(3): 439-447. [马东豪, 张佳宝, 吴忠东, 等. 电阻率成像法在土壤水文学研究中的应用及进展[J]. *土壤学报*, 2014, 51(3): 439-447.]
- [25] Zhou Y, Yu X Y, Zhou T Z, et al. Monitoring on change of soil salinity with high-density resistivity instrument in a reclaimed area[J]. *Water Resources Protection*, 2018, 34(2): 96-101, 110. [周煜, 余夏杨, 周廷璋, 等. 采用高密度电法仪监测围垦区土壤盐分变化[J]. *水资源保护*, 2018, 34(2): 96-101, 110.]
- [26] Nguyen V H, Germer J, Duong V N, et al. Soil resistivity measurements to evaluate subsoil salinity in rice production systems in the Vietnam Mekong Delta[J]. *Near Surface Geophysics*, 2023, 21(4): 288-299.
- [27] Rhoades J D, Raats P A C, Prather R J. Effects of liquid-phase electrical conductivity, water content, and surface conductivity on bulk soil electrical conductivity[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1976, 40(5): 651-655.
- [28] Mu W Y, Han N, Qu Z, et al. Coupling calibration method for multivariate nonlinear soil electrical conductivity sensor[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(10): 356-363. [穆卫谊, 韩宁,

- 曲植, 等. 基于非线性耦合的土壤电导率传感器标定方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(10): 356-363.]
- [29] Zhang Y Q, Wang W E, Hu M Y, et al. Influence of bulk density and water content on soil electrical conductivity[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2022, 40(3): 162-169. [张一清, 王文娥, 胡明宇, 等. 容重及含水率对土壤电导率的影响研究[J]. 干旱地区农业研究, 2022, 40(3): 162-169.]
- [30] Leao T P, Perfect E, Tyner J S. New semi-empirical formulae for predicting soil solution conductivity from dielectric properties at 50MHz[J]. *Journal of Hydrology*, 2010, 393(3/4): 321-330.
- [31] Camporese M, Cassiani G, Deiana R, et al. Coupled and uncoupled hydrogeophysical inversions using ensemble Kalman filter assimilation of ERT-monitored tracer test data[J]. *Water Resources Research*, 2015, 51(5): 3277-3291.
- [32] Sun H, Wang Y Q, Zhao Y L, et al. Assessing the value of electrical resistivity derived soil water content: Insights from a case study in the Critical Zone of the Chinese Loess Plateau[J]. *Journal of Hydrology*, 2020, 589: 125132.
- [33] Tavakoli H, Correa J, Vogel S, et al. The RapidMapper: State-of-the-art in mobile proximal soil sensing based on a novel multi-sensor platform[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 226: 109443.
- [34] Tutmez B. Identifying electrical conductivity in topsoil by interpretable machine learning[J]. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2024, 10(2): 1869-1881.
- [35] Zhang G. Research and application of resistivity tomography[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2015. [张刚. 电阻率层析成像研究及其应用[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2015.]
- [36] Friedman S P. Soil properties influencing apparent electrical conductivity: A review[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2005, 46(1/2/3): 45-70.
- [37] Samouëlian A, Cousin I, Tabbagh A, et al. Electrical resistivity survey in soil science: A review[J]. *Soil and Tillage Research*, 2005, 83(2): 173-193.
- [38] Robain H, Descloitres M, Ritz M, et al. A multiscale electrical survey of a lateritic soil system in the rain forest of Cameroon[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 1996, 34(4): 237-253.
- [39] Yuan C L. Infiltration process of unsaturated loess research based on high-density electrical method[D]. Xi'an: Changan University, 2022. [袁重乐. 基于高密度电法的非饱和黄土入渗过程研究[D]. 西安: 长安大学, 2022.]
- [40] Xie W P, Yang J S. Study on the soil salinization characteristic of the Yangtze River estuary area with EM38 two-coiled electromagnetic induction[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2022, 53(S1): 85-89. [谢文萍, 杨劲松. 基于双线圈 EM38 的长江口土壤盐分特征研究[J]. 水利水电技术, 2022, 53(S1): 85-89.]
- [41] Liu X L, Peng J, Feng C H, et al. Inversion model for soil conductivity in cotton field in south Xinjiang based on EM38-MK2 data[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2020, 57(3): 646-655. [刘新路, 彭杰, 冯春晖, 等. 基于电磁感应仪数据的南疆棉田土壤电导率反演模型研究[J]. 土壤学报, 2020, 57(3): 646-655.]
- [42] Yan J, Gu H B, Wu H Q, et al. Modeling of soil salinity interpretation in manas county based on EM38[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2023, 39(4): 69-75. [颜杰, 谷海斌, 武红旗, 等. 基于 EM38 的玛纳斯县土壤剖面盐分的解译模型构建[J]. 中国农学通报, 2023, 39(4): 69-75.]
- [43] Ozcep F, Yildirim E, Tezel O, et al. Correlation between electrical resistivity and soil-water content based artificial intelligent techniques[J]. *International Journal of Physical Sciences*, 2010, 5(1): 47-56.
- [44] Chen H F, Wu J W, Xu C. A deep learning-based method for deep soil salinity prediction: Considering the driving mechanisms of salinity profiles[J]. *Geoderma*, 2025, 464: 117615.
- [45] Liu J L, Wang F, Argaman E, et al. Application of UAV multimodal data and deep learning for estimating soil salt content at the small catchment scale[J]. *International Soil and Water Conservation Research*, 2025, <https://doi.org/10.1016/j.iswcr.2025.10.001>.
- [46] De Carlo L, Battilani A, Solimando D, et al. Application of time-lapse ERT to determine the impact of using brackish wastewater for maize irrigation[J]. *Journal of Hydrology*, 2020, 582: 124465.
- [47] Doetsch J, Linde N, Vogt T, et al. Imaging and quantifying salt-tracer transport in a riparian groundwater system

by means of 3D ERT monitoring[J]. Geophysics, 2012, 77(5): B207-B218.

(责任编辑: 檀满枝)