•丝绸之路岩土质文化遗产劣化机制与科学防治•

DOI:10.12454/j.jsuese.202600450

本刊网刊

基于微波测湿的土遗址含水率多因素校正模型研究

秦　彤[1],郭青林[2*],张景科[1,3,4],王彦武[2],张理想[1,3],尚东娟[2,4,5],张燕芳[2,4]

(1.兰州大学 土木工程与力学学院,甘肃 兰州 730000;2.敦煌研究院,甘肃 敦煌 736200;3.兰州大学 西部灾害与环境力学教育部重点实验室,甘肃 兰州 730000;4.中国–吉尔吉斯斯坦文化遗产保护“一带一路”联合实验室,甘肃 敦煌 736200;5.甘肃莫高窟文化遗产保护设计咨询有限公司,甘肃 敦煌 736200)

摘　要:针对土遗址浅层含水率快速、低扰动检测需求,以新疆北庭故城遗址黏质粉土为研究对象,采用Moist 350B微波水分测定仪的3种不同探测深度的探头,开展不同含水率、干密度、温度及Na_2SO_4含盐量条件下的室内测定试验,分析微波响应指数MI对各影响因素的响应规律。在此基础上,提出一种基于温度–干密度–含盐量–MI的多因素校正模型,其核心为高斯过程回归(GPR)温度补偿与多因素嵌入式含水率反演。结果表明:MI与含水率呈明显正相关,R2M探头灵敏度最高;干密度对MI呈非线性递增影响,温度为35 ℃时出现明显漂移阈值,在本文Na_2SO_4低盐试验范围内,盐分总体影响弱于含水率与干密度。模型检验结果显示:构建的R1M、R2M和DM探头预测模型验证集决定系数R^2分别为0.948、0.971和0.857,对应的均方根误差RMSE分别为0.935%、0.683%和1.500%;R2M综合性能较优,DM离散性较大。研究表明,本文提出的校正方法能够有效提高微波测湿技术在室内重塑土含水率检测中的稳定性与精度,可为土遗址现场含水率微波检测提供模型参考。

关键词:土遗址;含水率;微波测湿;多因素校正;高斯过程回归

中图分类号:TU361　　**文献标志码:**A　　**文章编号:**2096-3246(2026)06-0068-13

土遗址是以土为主要建筑材料的、与人类活动有关的大型不可移动文物[1],它以实物的形式记录了不同历史时期的聚落形态、城市布局、建筑工艺与社会结构。土体本身为典型的多孔介质,对水分极为敏感,水可以通过物理–化学–生物多个层面诱发或加剧土遗址的病害,是威胁土遗址长久保存的关键因素之一[2]。遗址中水的分布和含量与土遗址的赋存环境、建造工艺、土体含盐量等密切相关[3]。研究表明,土遗址在干燥状态下强度较高,一旦遇水极易软化、崩解,饱和后甚至会出现局部失稳[4]。因此,水分是影响土遗址劣化演化的最重要环境因素之一,原位、无损、快速地获取含水率,对遗址病害识别、稳定性评估及保护效果评价具有重要意义。

随着测试技术的发展,土壤含水率检测手段日益丰富[5–6]。依据测试过程是否对土体结构造成扰动,可将其划分为有损检测与无损检测两大类。有损检测以烘干法[7]为代表,是含水率测定的标准参考方法,酒精燃烧法和微波炉法[8]也可用于快速测定。这类方法精度高、操作简单,测试深度取决于采样深度,但是破坏性强,无法实现原位连续监测。无损检测主要包括基于电磁学原理的时域反射法(TDR)[9]、频域反射法(FDR)、中子仪法[10],以及探地雷达[11]、遥感[12]等技术,这些方法能够在不同尺度上获取水分信息。其中,TDR和FDR适用于连续监测,中子法可探测探针周围约30 cm半径的球体,探地雷达和遥感技术则更适用于较大尺度水分信息的获取。

然而,土遗址材料本体脆弱,取样、插针等方式易对表层结构造成扰动,不利于文物长期保存。土遗址病害通常表现为表层风化、干缩开裂、剥蚀或冲刷等浅表层损伤,现场监测更关注浅表层水分分布及其短时变化[13]。因此,检测方法应具备无损性、浅层可控、响应快速和操作便捷等特点,发展适用于土遗址现场的含水率

收稿日期:2026 – 05 – 28　　**修回日期:**2026 – 09 – 15　　**网络出版日期:**2026 – 10 – 21

基金项目:国家重点研发计划项目(2023YFF0905903);中国–吉尔吉斯斯坦文化遗产保护国际合作项目(2025YFE0211600)

作者简介:秦　彤(2000—),女,硕士生. 研究方向:土遗址保护. E-mail:572466736@qq.com

* **通信作者:**郭青林,研究馆员, E-mail:3037582@qq.com

检测技术具有现实需求。微波测湿技术利用水分对电磁响应的敏感性[14]进行检测，具有非接触或弱扰动、测试速度快、探测深度可控等特点，在土遗址浅层含水率快速评估中具有较好的应用潜力。研究常采用的Moist 350B微波水分测定仪可以减少对脆弱遗址本体的二次扰动，还可以通过更换探头实现3、7、11 cm不同深度的无损、快速测量。已有研究[15-16]将该类仪器用于砖石文物和多孔建筑石料水分检测，但模型标定仅考虑单一因素含水率，对土遗址这种非均质、多盐分、温湿度变化剧烈的特殊多孔介质，现有研究仍缺乏面向现场浅层含水率检测的系统校正方法，若直接采用单因素标定关系进行含水率反演可能产生系统偏差。

本文以新疆北庭故城黏质粉土重塑试样为研究对象，开展不同含水率、干密度、温度及Na_2SO_4含盐量条件下的室内测定，系统分析微波响应指数MI的变化规律；在此基础上，针对温度非线性漂移及密度盐分耦合扰动问题，提出基于高斯过程回归和多项式回归的校正方法，建立遗址土含水率的反演模型。研究结果为含水率微波监测提供了有效的建模方法，对土遗址浅层水分的快速检测具有借鉴意义。

1　试　验

1.1　试验土样及基本性质

试验选用吉木萨尔县北庭故城遗址土，为黏质粉土，依据土工试验方法标准[7]对土的基本物理性质进行测试及重塑试样制备。试验土样基本物理性质见表1；天然可溶盐含量为0.179%，主要离子包括SO_4^{2-}、Na^+、Cl^-等，具体组成及含量见表2。

表1　试验土基本物理性质

Tab. 1　Basic physical property of experimental soil

天然含水率 W/%	液限 W_L/%	塑限 W_P/%	塑性指数 I_P	最优含水率/%	最大干密度 ρ_d/(g·cm^{-3})
3.4	21.7	15.1	6.5	15.3	1.79

表2　试验土可溶盐组成及含量

Tab. 2　Soluble salt composition and content of experimental soil

离子类型	质量分数/%
Mg^{2+}	0.012
Cl^-	0.008
F^-	0.001
SO_4^{2-}	0.055
Na^+	0.101
K^+	0.002
总可溶盐	0.179

1.2　微波测湿原理与测试指标

水分子是强极性分子，在外加电场的作用下其运动状态发生改变，产生取向极化与位移极化，以复介电常数实部ε'表示。受分子的转动惯性，极化响应滞后于外加电场的变化，呈现特征弛豫过程，该滞后效应在宏观上表现为能量耗散，由复介电常数虚部ε''表征。水分子极化的宏观效果使微波电场能量发生衰减，检测信号相对变小，因此，表面波附近电场分量的变化就能够反映物质含水量的多少[17]。

采用德国Hf sensor公司Moist 350B微波水分测定仪开展测试，该仪器的微波发射频率约为2.45 GHz，仪器通过分析探头与材料作用后的反射信号获得响应指标，可更换不同探测深度的探头，具体参数见表3。由于本文研究对象为遗址土且仪器内置材料类型不包含该类土体，为了更好地利用Moist 350B微波水分测定仪测量土遗址的含水率，选用R1M、R2M和DM 3种探头进行室内标定（PM探头仅列出参数，不参与本文试验）。

表3　探头参数

Tab. 3　Parameters of microwave probes

探头编号	探测深度/cm	响应时间/s
R1M	3	<1
R2M	7	<1
DM	11	<1
PM	30	<1

仪器测试材料界面有水分指数MI（moisture index，本文称微波响应指数）和相对水分指数MIC（moisture index comparable）两个通用响应指标，代表探头在测试材料结构中对水分和材料特性的综合响应。其中，MI适用于混合、非均质、未知材料，而MIC仅适用于均质材料。由于土体是非均质、多孔材料，故选择MI作为测量土壤含水率的指标，并通过室内标定建立MI与质量含水率之间的经验映射关系。

1.3　单因素试验设计

1.3.1　不同含水率微波测湿

制备含水率为15.3%、干密度为1.6 g/cm^3、尺寸为100 mm×100 mm×150 mm的长方体试样，通过静置失水，定期称重得到含水率为3%～15%（间隔1%）的一系列试样，参照重塑土养护经验与预试验结果，继续密封养护28 d使含水率均匀分布。选取试样100 mm×100 mm表面，在室温（25 ℃）下用Moist 350B微波水分测定仪测量MI；每个工况制备2个平行试样，每个试样布设5个测点（四角和中心），保证测试的空间重复性。

1.3.2　不同干密度微波测湿

制备质量含水率为15%、尺寸为100 mm×100 mm×150 mm的长方体试样，干密度分别为1.45、1.50、1.55、

1.60、1.65、1.70、1.75 g/cm^3，密封养护 28 d 使水分均匀分布，在室温 25 ℃下用 Moist 350B 微波水分测定仪测量试样的 MI。平行试样和测点布置与第 1.3.1 节相同。

1.3.3 不同温度微波测湿

制备含水率为 15%、干密度为 1.6 g/cm^3、尺寸为 100 mm×100 mm×150 mm 的长方体试样，密封养护 28 d 使含水率均匀分布。根据 Moist 350B 微波水分测定仪的适用温度设置温度工况为 5、10、15、20、25、30、35、40、45 ℃。为尽量减小水分散失，所有试样用保鲜膜和密封袋双层包裹以隔绝水汽交换，放入冰箱和烘箱静置，达到目标温度后再持续 24 h，在温度稳定后快速完成测量。平行试样和测点布置同第 1.3.1 节。

1.3.4 不同含盐量微波测湿

将试验土充分碾碎后过 2 mm 筛，用去离子水以水土体积比大于 10∶1 的量对过筛土做人工脱盐处理，使滤液的电导率<300 μS/cm[7]。本文以 Na_2SO_4 为代表盐，分别配置质量分数为 0.3%、0.6%、0.9%、1.2%、1.5% 的 Na_2SO_4 溶液，制备含水率为 15%、干密度为 1.6 g/cm^3、尺寸为 100 mm×100 mm×150 mm 的长方体试样。平行试样和测点布置与第 1.3.1 节相同。

1.4 多因素试验设计

温度是外部环境变量，在单因素试验中表现出明显的全局性漂移效应，因此多因素试验设计将温度作为全局漂移项先行剥离。基于多项式建模和试验经济性，采用含水率–干密度–含盐量三水平设计，如图 1 所示，试验设计包括 12 个边点和 1 个中心工况，中心工况独立重复 5 次，共计 17 组试验。12 个边点分别位于三因素试验空间的 12 条棱中点，5 次中心试验均采用相同的因素水平。中心点采用独立制样重复，用于估计纯误差并开展失拟检验。采用 R1M、R2M、DM 3 种探头测量各组试样的 5 个位置（同第 1.3 节）；12 个边点试样各有一个平行试样，中心点各有一个试样，测量结果取测点的平均值。

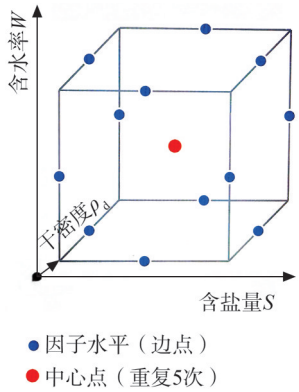


图 1 多因素试验设计

Fig. 1 Factorial experiment design

2 试验结果与分析

2.1 不同含水率下的微波响应

图 2 为不同含水率下的微波响应。由图 2 可知，3 个探头的 MI 都随含水率增加而单调上升。R2M 在测量范围内的 MI 值最高且增幅最大，对含水率的响应灵敏度最高，其 MI 随含水率变化的斜率约为 113，约为 R1M 的 1.5 倍；R1M 与 DM 的 MI 值较小且变化较缓，近似呈线性增长。误差棒表示样品内多测点均值±标准差（SD），反映同一试件内部空间离散性，从图 2 可知 R1M 和 DM 测量误差较小。

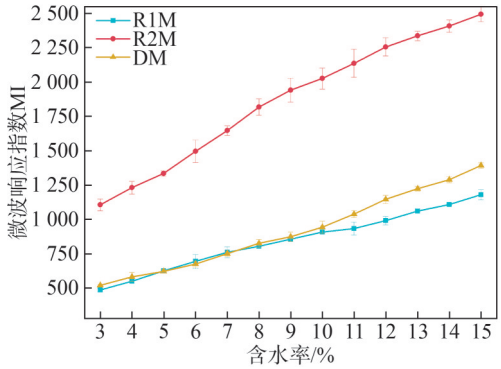


图 2 不同含水率下的微波响应

Fig. 2 Microwave response at different moisture contents

从微波介电响应机理来看，土体中自由水和结合水对微波场的作用存在明显的差异。自由水主要分布在土体孔隙中，受土颗粒表面的约束较弱，能够在交变电场作用下发生取向极化，随外电场方向的变化而不断重新排列。由于水分子取向极化存在滞后和能量耗散，自由水会显著提高土体复介电常数的实部和虚部[18]，增强微波能量衰减和相位变化，使微波响应指数 MI 随含水率增加而明显升高。结合水主要以吸附水或薄膜水形式存在于土颗粒及黏土矿物表面，受颗粒表面电荷、氢键和离子水化作用约束，水分子转动的自由度较低，在微波交变电场中的取向极化受到限制[19]。因此，结合水对介电损耗的贡献弱于自由水。

在中低含水率条件下，土中水分主要以结合水形式存在，MI 随含水率增加的幅度相对较小；随着含水率增加，颗粒表面吸附水逐渐趋于饱和，新增水分多以自由水形式存在，自由水取向极化和介电损耗增强，导致 MI 对含水率变化的响应更加敏感。

2.2 不同干密度下的微波响应

图 3 为不同密度下的微波响应。由图 3 可知，R1M、R2M 和 DM 3 个探头测得的 MI 均随干密度增加呈单调上升趋势，且呈非线性饱和特征，这说明干密度对 MI 的响应有系统性的影响。不同探头对干密度

变化的敏感性存在明显差异，R2M 的测量值随干密度变化的斜率约为 R1M 的 1.25 倍、DM 的 1.5 倍。因此，R2M 对干密度的响应最敏感，R1M 和 DM 对干密度的响应较弱。

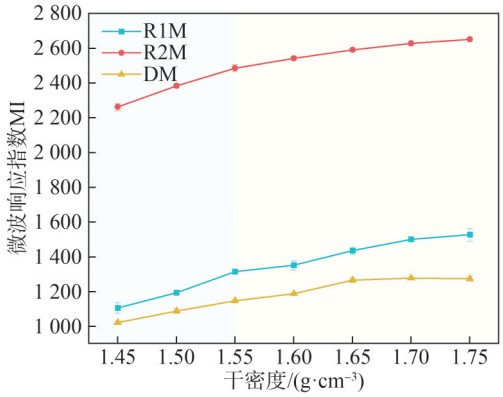


图3　不同干密度下的微波响应

Fig. 3　Microwave response at different dry densities

干密度通过改变孔隙结构，改变固、液、气三相的混合比与空间分布，从而影响等效复介电常数。由 Böttcher 提出的有效介质模型可知[20–21]：

$$\frac{\varepsilon_{\mathrm{eff}}-\varepsilon_{\mathrm{m}}}{\varepsilon_{\mathrm{eff}}+2\varepsilon_{\mathrm{m}}}=\phi\cdot\frac{\varepsilon_{\mathrm{p}}-\varepsilon_{\mathrm{m}}}{\varepsilon_{\mathrm{p}}+2\varepsilon_{\mathrm{m}}} \tag{1}$$

式中，$\varepsilon_{\mathrm{eff}}$为混合物等效复介电常数，$\varepsilon_{\mathrm{p}}$和$\varepsilon_{\mathrm{m}}$分别为固体颗粒和孔隙流体的介电常数，$\phi$为固相体积分数。

在相同质量含水率条件下，干密度增大，单位体积内干土质量增加，探头探测体积内所包含的水分质量也随之增加。在低密度区，干密度增大使固相体积分数ϕ升高、空气体积分数降低，ε'随之增大，MI 显著升高。在高密度区，颗粒排列趋于稳定，孔隙率下降幅度减小，水相有效极化体积分数增长受限，因此等效介电常数和 MI 增幅趋缓[22]。

干密度的变化还会改变颗粒接触状态、孔隙尺寸及水分分布形式，增强固–液–气界面极化效应，使 MI 对干密度呈现非线性响应。该现象在 3 种探头中均有表现，说明干密度对 MI 的影响具有普遍性。

综上可知，干密度是影响 MI 的关键非水分因素之一，因此，对于基于 MI 的含水率反演模型，必须引入干密度修正方法[23]。

2.3　不同温度下的微波响应

图 4 为不同温度下的微波响应。由图 4 可知，在含水率、干密度、含盐量等条件不变的前提下，中低温区（约 5～30 ℃）3 个探头测得的 MI 基本保持稳定，波动幅度小；高温区（≥35 ℃）MI 相对低温区增幅超过 15%，升幅随探头不同而明显不同。在高温区，3 个探头测得的 MI 明显增大，45 ℃时出现突跃式上升。3 个探头中，DM 对温度最不敏感，但在高温区也表现出一致的上升趋势。

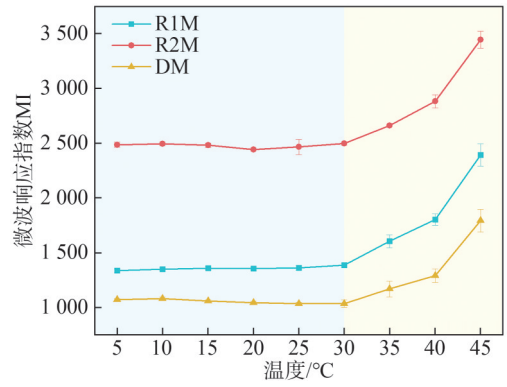


图4　不同温度下的微波响应

Fig. 4　Microwave response at different temperatures

Jin 等[24]在 Dobson 模型的基础上提出 Dobson–Jin 模型，考虑了温度变化下结合水与有效水转化对土壤复介电常数的影响。对于含水土体而言，微波响应主要来源于水分子的取向极化和孔隙水分的介电损耗。温度升高时，水分子热运动增强，水的黏滞阻力降低，水分子介电弛豫时间缩短，水分子在交变电场中的取向响应能力发生变化，从而引起介电常数实部和虚部的改变[25]。在德拜弛豫理论中，复介电常数的虚部可表示为：

$$\varepsilon''_{\mathrm{eff}}=\varepsilon''_{\mathrm{d}}+\frac{\sigma}{\omega\varepsilon_0} \tag{2}$$

式中：$\varepsilon''_{\mathrm{d}}$为德拜弛豫损耗；$\frac{\sigma}{\omega\varepsilon_0}$为离子电导损耗，其中，$\sigma$为电导率，$\omega$为电磁波角频率，$\varepsilon_0$为真空介电常数。

在 2.45 GHz 的微波频率下，低温区（5～30 ℃）水分子极化遵循德拜弛豫模型[26]，离子迁移不活跃，电导率σ较低，$\varepsilon''_{\mathrm{d}}$主要决定复介电常数虚部$\varepsilon''$，弛豫时间随着温度升高而缩短，$\varepsilon''_{\mathrm{d}}$变化平缓，因此 MI 在 5～30 ℃区间内保持相对稳定。随着温度升高，水分子热运动、介电弛豫过程和极化滞后效应增强，结合水向有效水转化增强，孔隙液黏滞阻力降低，Na^+、SO_4^{2-}等离子的迁移能力提高，使孔隙水分电导率增大，离子电导损耗增强，电导率σ急剧增长，$\frac{\sigma}{\omega\varepsilon_0}$的增长速度超过$\varepsilon''_{\mathrm{d}}$，成为$\varepsilon''$的主导项，在≥35 ℃时，微波响应指数 MI 出现突跃式上升。综上可知，温度对 MI 的影响具有阈值特征，高温条件下的 MI 偏移主要来源于非水分因素的增强响应，因此温度补偿是提高微波测湿精度的必要环节。

2.4　不同含盐量下的微波响应

图 5 为不同含盐量下的微波响应。由图 5 可知，在本文 0.3%～1.5%Na_2SO_4 含盐量范围内，盐分对 MI 的影响总体较弱，响应特征不明显。其中：R2M 探头对含盐量变化最为敏感，对导电率变化响应明显；R1M 次之，对含盐量有响应，但是稳定性较差；DM 基本不受含盐量影响。

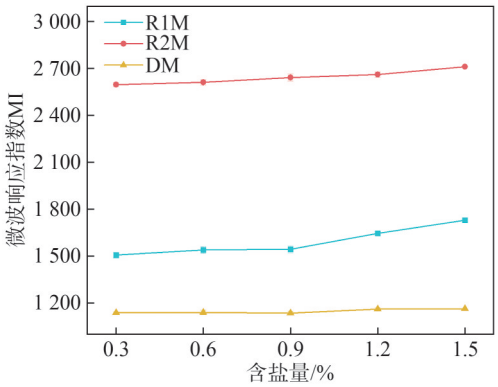


图5 不同含盐量下的微波响应

Fig. 5 Microwave response at different salt concentrations

本文选用Na_2SO_4作为代表盐类，其解离产生的Na^+与SO_4^{2-}是影响土体电导率σ的主要载体，离子在微波交变电场作用下发生迁移和振荡，增加孔隙液体的导电损耗，土体复介电常数的虚部ε''增大[27]。ε''反映了材料对电磁能量的耗散能力，盐分的存在会改变微波在土体中的衰减特征，进而影响MI。

在相同质量含水率条件下，不同含盐量土样可能表现出不同的微波响应。研究[28]发现，介电常数的实部多依赖于土壤水分，虚部更依赖土壤盐分。盐分还会通过离子水化作用改变水分子的活动能力，部分水分子参与离子水化，取向转动受到一定约束，对微波场的响应能力发生变化。含盐量对MI的影响并非单纯线性增强，而是与含水率、孔隙水连通性、离子浓度及盐类类型有关。本文试验结果表明，在Na_2SO_4含量为0.3%～1.5%的范围内，含盐量对MI的影响弱于质量含水率和干密度，但也会引起介电损耗扰动。对于含Cl^-、Ca^{2+}、Mg^{2+}等复杂盐分体系或高盐分含量的遗址土，含盐量对微波响应的影响仍需进一步验证。

对于R1M和R2M探头，较浅的探测深度使其对试样浅层的电导率变化更敏感；而DM探头探测了更深的平均体积，响应波动不明显[29]。因此，对含盐量较高或盐分分布不均的遗址材料，需在模型中引入盐分修正项。

2.5 多因素影响结果

多因素试验结果见表4。由表4可知，3种探头的测量结果随各因素变化的规律总体一致，中心点重复试验（编号13～17）波动很小。

图6为多因素条件下3种探头的微波响应特征，气泡大小和颜色表示MI值大小，数字为对应试验条件下的MI均值，图中间的点为试验编号13～17的平均值。由图6(a)可知，固定含盐量为0.9%时，MI随含水率和干密度增加而升高。在质量含水率相同条件下，干密度增大会使单位体积内水相含量增加并改变孔隙结构，从而提高等效介电响应[20]。含水率较低时，

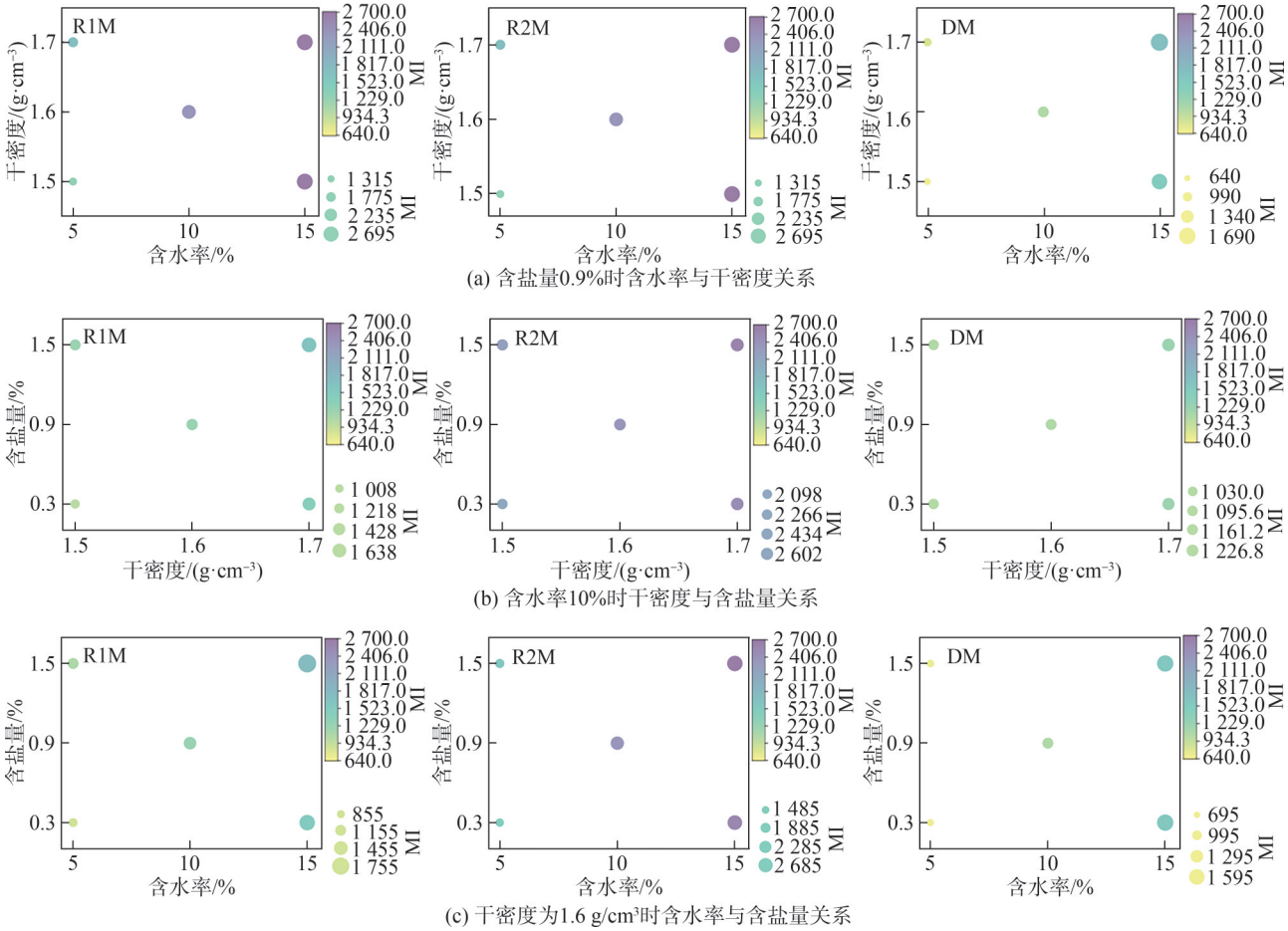
表4 多因素试验结果

Tab. 4 Multifactorial test results

试验编号	A含水率/%	B干密度/($g\cdot cm^{-3}$)	C含盐量/%	MI		
				R1M	R2M	DM
1	5	1.5	0.9	673	1 315	641
2	15	1.5	0.9	1 354	2 691	1 524
3	5	1.7	0.9	1 091	1 703	812
4	15	1.7	0.9	1 773	2 686	1 698
5	5	1.6	0.3	857	1 488	697
6	15	1.6	0.3	1 538	2 564	1 570
7	5	1.6	1.5	1 079	1 603	714
8	15	1.6	1.5	1 755	2 687	1 596
9	10	1.5	0.3	1 309	2 098	1 030
10	10	1.7	0.3	1 428	2 486	1 206
11	10	1.5	1.5	1 225	2 219	1 053
12	10	1.7	1.5	1 644	2 601	1 227
13	10	1.6	0.9	1 249	2 360	1 061
14	10	1.6	0.9	1 241	2 366	1 060
15	10	1.6	0.9	1 247	2 373	1 053
16	10	1.6	0.9	1 236	2 357	1 058
17	10	1.6	0.9	1 230	2 342	1 072

水分受颗粒表面约束较强；含水率升高后，活动性水相及孔隙水连通性增加，MI对含水率和干密度变化更敏感。由图6(b)可知：固定含水率为10%时，干密度变化和含盐量变化对MI值的影响较小；在中等含水率下，干密度变化对MI的影响比含盐量更明显。由图6(c)可知：固定干密度为1.6 g/cm^3时，含水率成为MI的主控因素，含盐量的影响相对较弱。盐分溶解于孔隙水后形成可迁移离子，增强了孔隙液电导率和介电损耗[27]。低含水率条件下，孔隙液数量少且连续性较差，盐分溶解和离子迁移受限，含盐量对MI的影响相对较弱；随着含水率升高，孔隙水增多并形成更连续的液相通道，Na^+、SO_4^{2-}等离子的迁移能力增强，电导损耗增加，含盐量对MI的影响随之放大。

图7为各因素对微波响应指数MI的主效应及贡献率。多因素实验结果表明：含水率对MI的影响最为显著，3种探头的MI均随含水率升高而明显增大（图7(b)）；干密度增大同样会提高MI（图7(c)），但影响幅度小于含水率；含盐量变化引起的MI波动相对较小（图7(d)）。3种探头中，R2M对含水率变化的响应幅度最大，说明其对多因素耦合条件下土体水分变化具有更高敏感性。中心点重复试验结果波动较小，R1M、R2M和DM的变异系数均低于1%，表明试验重复性较好。综合图6和7，在本文5%～15%质量含水率、1.50～1.70 g/cm^3干密度和0.3%～1.5% Na_2SO_4含盐量范围内，含水率对MI的影响最大，干密度次之，含盐量相对较弱。



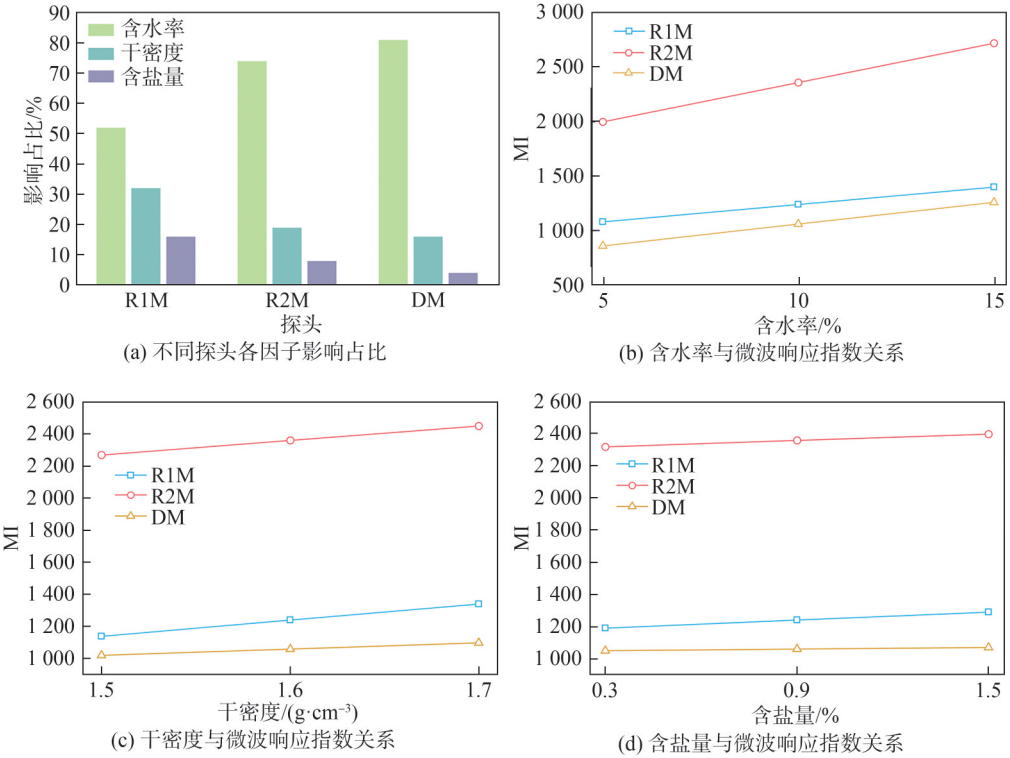
(a) 含盐量0.9%时含水率与干密度关系

(b) 含水率10%时干密度与含盐量关系

(c) 干密度为1.6 g/cm³时含水率与含盐量关系

图6　多因素条件下3种探头的微波响应特征

Fig. 6　Microwave response characteristics of three probes under multifactorial conditions



(a) 不同探头各因子影响占比

(b) 含水率与微波响应指数关系

(c) 干密度与微波响应指数关系

(d) 含盐量与微波响应指数关系

图7　各因素对微波响应指数MI的主效应及贡献率

Fig. 7　Main effects and relative contributions of different factors to the microwave response index MI

3 含水率反演模型

3.1 模型选择依据

探头测得的MI值反映土体等效复介电特性，温度、盐分和密度均会通过不同物理机制影响微波响应。表5为各宏观因素与主要微观机制的对应关系。

表5 宏观–微观因素对应关系

Tab. 5 Correspondence between macroscopic factors and microscopic mechanisms

宏观因素	微观机制	对微波响应的影响
含水率	水分子极化	$\varepsilon'\uparrow,\varepsilon''\uparrow$
干密度	体积分数、孔隙结构	改变介电混合状态
含盐量	离子导电	导电损耗↑
温度	分子运动、导电性	非线性漂移

温度主要表现为外部漂移，干密度和含盐量则与材料体积分数、孔隙结构及导电损耗相关。这些因素之间存在明显的耦合效应，传统的线性回归模型难以实现多因素耦合下的含水率反演，因此，需要结合物理机理开展多因素试验，建立补偿和反演模型。在本文试验范围内，温度主要表现为相对独立的漂移效应，故先对 MI 进行温度补偿，再建立干密度–含盐量–MI与含水率之间的反演关系。该建模过程假定温度与含水率、干密度和含盐量之间的交互作用较弱，故其适用范围限定于本文试验条件。

采用高斯过程回归+多项式回归建模方法，用单因素试验和多因素试验数据共同建模，用所有测试值建模得到485组样本：含水率13×2×5组、干密度7×2×5组、温度9×2×5组、含盐量5×2×5组、多因素边点12×2×5组+中心点5×5组，建模前对异常值进行剔除，最终获得有效样本480组。按试样编号和含水率水平进行分组划分，避免同一试样的不同测点同时进入训练集和验证集；将380组作为训练集，100组作为验证集。

第一阶段采用高斯过程回归（GPR）实现温度非线性补偿[30–32]，消除非水分因素导致的MI漂移。GPR有处理小样本非线性和提供不确定性估计的优势，通过核函数来描述数据间的协方差，能够精确捕捉温度响应突变拐点的问题。第二阶段基于多项式回归建立含水率与干密度–含盐量–MI的耦合映射[33–34]，实现干密度与含盐量的联合修正。多项式回归具有对多因素交互作用的显式建模能力和良好的可解释性，可以建立含水率与其他变量之间的稳健映射关系，将干密度和含盐量作为与含水率等同的直接输入变量，避免误差在多步校正过程中的积累，具体如式（3）所示：

$$M\rightarrow M_T\rightarrow w_{\mathrm{corr}}=g(M_T,\rho_{\mathrm{d}},S) \tag{3}$$

式中，M为MI原始读数，M_T为温度补偿后的读数，w_{corr}为校正后的含水率，$g(\cdot)$为考虑干密度与含盐量后的校正函数。

3.2 温度漂移的GPR补偿

由于温度单因素试验是在含水率为15%、干密度为1.6 g/cm^{3}固定条件下开展的，将其用于后续多因素模型时，假设温度效应与含水率、干密度和含盐量之间的交互耦合作用较弱，该温度补偿模型属于本文试验范围内的近似全局补偿，不能直接应用到其他含水率、干密度和含盐量组合。构造补偿函数：

$$M(T)=M+f(T) \tag{4}$$

式中，$f(T)$为温度漂移过程，将其建模为一个高斯过程：

$$f(T)\sim GP(m(T),k(T,T')) \tag{5}$$

式中：$m(T)$为均值函数；GP为高斯函数；T'为另一个温度样本点；$k(T,T')$为协方差函数，即核函数。选择正确的核函数是高斯过程回归的关键，由于RBF核过于平滑，无法保留温度漂移的非连续性，而Matérn3/2核函数[35]能够拟合具有转折或突变趋势的数据，同时避免过度拟合噪声，符合第3.3节中的低温平稳–高温突跃的温度–MI响应曲线特征，因此本文采用Matérn3/2核函数，即：

$$k(r)=\sigma_{\mathrm{f}}^2\left(1+\frac{\sqrt{3}}{l}r\right)\exp\left(-\frac{\sqrt{3}}{l}r\right) \tag{6}$$

式中，σ_{f}^2为信号方差，l为长度尺度，r为核函数$k(r)$的自变量。

式（6）决定了GPR模型的泛化能力和平滑性。

为了减少随机噪声的影响，对原始数据按温度进行分组，计算每个温度点的M均值：

$$\overline{M}(T_i)=\frac{1}{N_i}\sum_{j=1}^{N_i}M_{ij} \tag{7}$$

式中，$\overline{M}(T_i)$为温度T_i下MI平均值，N_i为第i个样本点，M_{ij}为第i个样本点、第j个温度条件下的MI测试值。

温度条件下MI的条件期望，也即拟合温度漂移函数的期望表示为：

$$\hat{d}(T)=E[M|T] \tag{8}$$

通过最大化对数边缘似然函数：

$$\ln p(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{T})=-\frac{1}{2}\boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}^{-1}\boldsymbol{y}-\frac{1}{2}\ln|\boldsymbol{K}|-\frac{n}{2}\lg(2\pi) \tag{9}$$

式中，$p(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{T})$为输入固定密度时的观测向量的概率密度，$\boldsymbol{y}$为25 ℃下MI响应数据，$\boldsymbol{T}$为训练样本对应的温度，$\boldsymbol{K}$为样本之间的协方差矩阵，$n$为某温度下的数据量。自动估计核函数超参数：当信号方差$\sigma_{\mathrm{f}}^2\approx100.7$，表明温漂函数温漂幅度较大；当噪声方差$\sigma_{\mathrm{n}}^2\approx0.75$，表明噪声水平较低，数据质量高且温漂特征明显；长度尺度l=0.52，表明模型对温度变化较为敏感，主要受高温

区（≥35 ℃）非线性变化影响。

训练完成后，对任意温度 T 可得到 $\hat{d}(T)$ 和漂移不确定度 $\sigma_d(T)$。

选定参考温度 T_{ref}=25 ℃，将任意温度 T 下的 M 扣除相对于参考温度的预测漂移，即：

$$M(T)=M-\left[\hat{d}(T)-\hat{d}(T_{ref})\right] \tag{10}$$

式中，$\hat{d}(T_{ref})$ 为 25 ℃参考温度下的预测漂移均值，[·] 为相对参考温度的漂移量。

GPR 过程可以提供预测不确定度，补偿量的不确定度可近似表示为：

$$\sigma_\Delta(T)=\sqrt{\sigma_d^2(T)+\sigma_d^2(T_{ref})} \tag{11}$$

式中，$\sigma_d^2(T_{ref})$ 表示 25 ℃参考温度下的漂移不确定度。该不确定度用来评价补偿的可靠性。

在同一含水率条件下，采用高斯过程回归建立 MI 的温度漂移模型，将不同温度下的测量结果统一折算至 25 ℃。现有验证集决定系数 R^2 为 0.89，表明本文模型能够解释大部分温度响应变化。图 8、9 分别为残差 Q-Q 图与残差直方图。

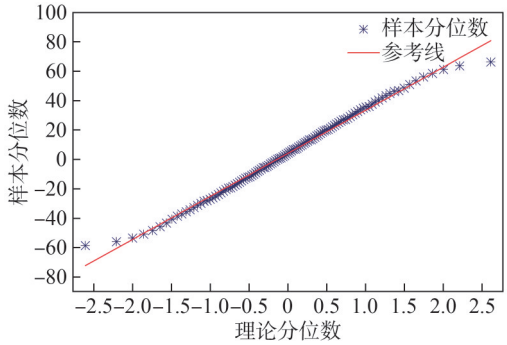


图 8　残差 Q-Q 图

Fig. 8　Residual Q-Q plot

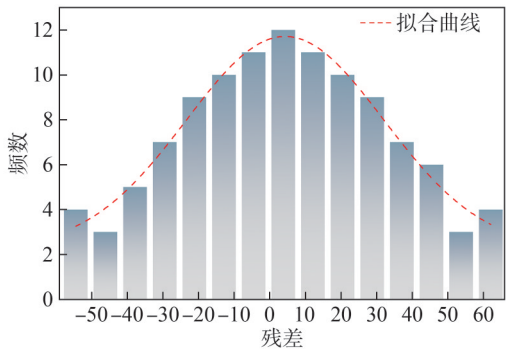


图 9　残差直方图

Fig. 9　Residual histogram

由图 8 可知，残差点基本沿标准正态参考线分布，中间区域拟合很好，右端略低于参考线，左端略高于参考线，存在边界误差。图 9 显示，残差分布近似呈钟形，大多集中在 0 附近，与正态分布曲线基本吻合，但两侧尾有部少量残差，个别样本预测误差较大。综上所述，该 GPR 模型残差近似服从正态分布，模型误差具有较好的随机性，未表现出明显的系统性偏差。

3.3　多因素嵌入式含水率反演

在温度补偿后的数据基础上，以校正含水率 w_{corr} 作为响应变量，将温度补偿后的测量值 M_T、干密度 ρ_d、和含盐量 S 作为自变量，建立包含一次项、交互项和二次项的完整二次模型。模型参数采用普通最小二乘法（ordinary least squares，OLS）估计。

在此基础上，对各回归项进行显著性检验，并在满足模型层级原则的前提下剔除不显著项，获得 R1M、R2M、DM 简化联合修正方程，分别如下：

$$\begin{aligned}w_{corr,R1M}=&44.789-0.524M-0.016M^2-\\&30.877\rho_d+14.682S+\\&1.316\rho_dM+0.229SM-12.927\rho_dS\end{aligned} \tag{12}$$

$$\begin{aligned}w_{corr,R2M}=&27.883-0.405M+0.035\,8M^2-\\&14.344\rho_d-4.818S-0.072\rho_dM-\\&0.147SM+3.982\rho_dS\end{aligned} \tag{13}$$

$$\begin{aligned}w_{corr,DM}=&22.171+1.567M-0.082M^2-\\&20.256\rho_d-2.095S+0.911\rho_dM+\\&0.043SM-0.295\rho_dS\end{aligned} \tag{14}$$

由于 M_T 数值较大，为降低不同变量量纲差异对回归系数的影响，建模时将 M_T 缩小为原始值的 0.01 倍，即 M=0.01M_T。该处理仅改变变量尺度，不改变 MI 与含水率之间的物理关系。

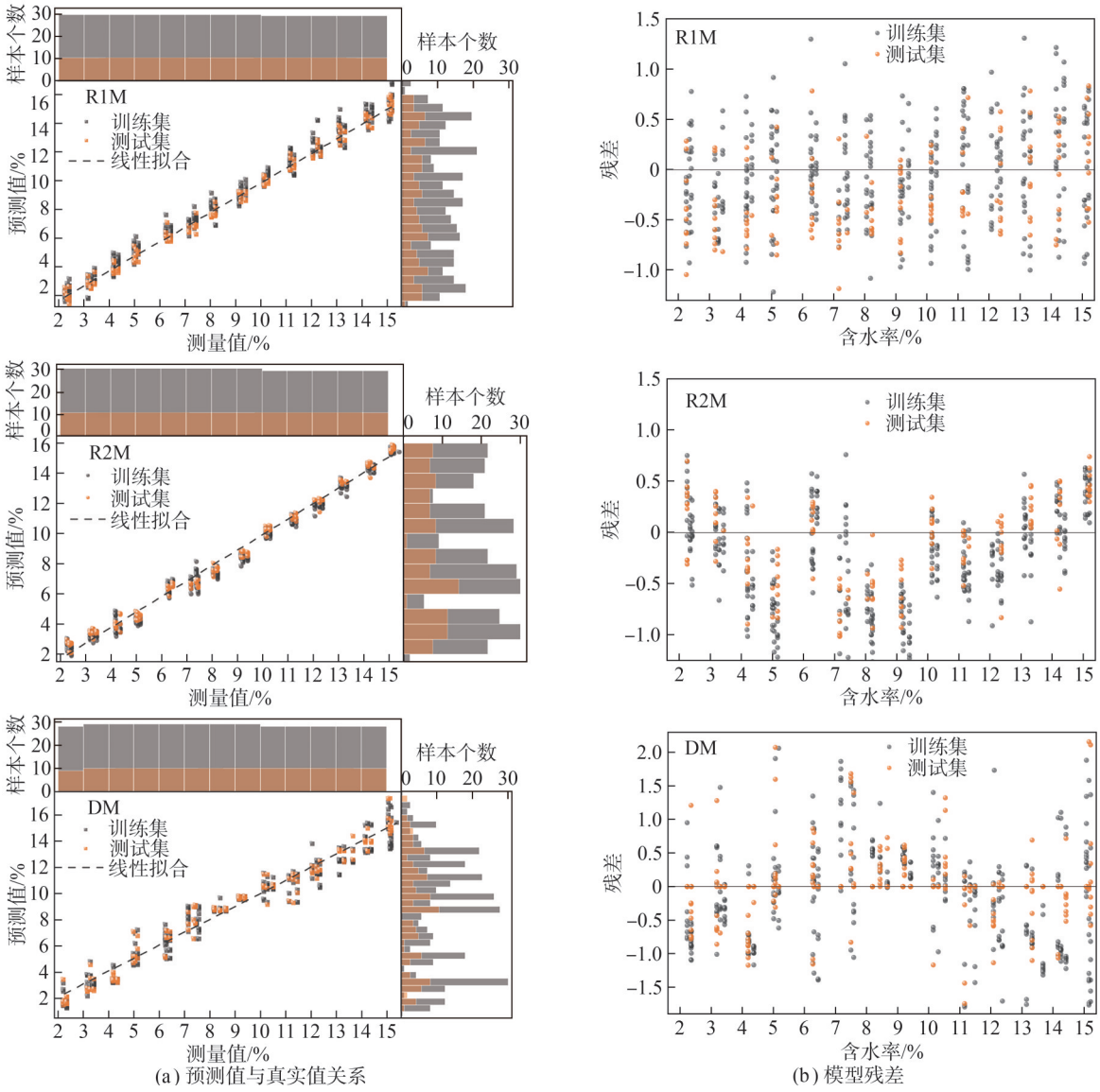
表 6 为 3 个探头预测模型的方差分析。由表 6 可知，R1M、R2M 和 DM 探头完整模型与简化模型预测结果均达到显著水平（p<0.001）。简化后模型的自由度降低，而残差平方和仅小幅增加，这说明主要解释能力得到保留，其中，R2M 的简化模型的自由度 F 值最高，为 1 335.10。

表 6　3 个探头预测模型的方差分析（ANOVA）

Tab. 6　ANOVA of the three probe prediction models

探头	模型	自由度 F	显著性水平 p	残差平方和
R1M	完整	436.85	< 0.001	191.56
	简化	937.50	< 0.001	197.32
R2M	完整	625.01	< 0.001	135.78
	简化	1 335.10	< 0.001	138.38
DM	完整	273.37	< 0.001	297.86
	简化	846.20	< 0.001	315.36

图 10 和表 7 为 3 个探头预测模型的评价结果。由图 10（a）和表 7 可知，R1M、R2M 和 DM 3 种探头预测模型的预测结果接近 1∶1 线。其中：R1M 和 R2M 探头模型的预测能力较好，验证集 R^2 分别为 0.948 和 0.971；Adj-R^2 均小于 R^2（Adj-R^2 代表调整决定系数，该系数小于决定系数代表模型能够较准确地反演本文



(a) 预测值与真实值关系　(b) 模型残差

图 10　3 个探头预测模型评价结果

Fig. 10　Evaluation results for three probe prediction models

表 7　3 个探头预测模型评价结果

Tab. 7　Evaluation results for three probe prediction models

探头	数据集	R^2	Adj–R^2	RMSE/%	MAE/%
R1M	训练	0.955	0.951	0.722	0.530
	验证	0.948	0.942	0.935	0.752
R2M	训练	0.975	0.973	0.538	0.339
	验证	0.971	0.967	0.683	0.468
DM	训练	0.903	0.856	1.337	0.786
	验证	0.857	0.812	1.500	0.979

试验范围内的质量含水率)。从图 10(a)边缘直方图也可以看出,训练集和测试集样本在各含水率区间均有覆盖,灰色训练集和黄色测试集的分布较为一致,因此,R1M 和 R2M 的测试评价较可靠。DM 探头预测模型的散点离散程度较大,训练集和测试集 R^2 分别为 0.903 和 0.857,能够描述总体变化趋势,但预测精度低于 R1M 和 R2M。

由表 7 和图 10(b)可知,R2M 探头预测模型的残差主要集中在 0 附近,测试集的均方根误差 RMSE 和平均绝对误差 MAE 最小,分别为 0.683 和 0.468;误差幅度小,具有较高的预测精度和较好的泛化能力。在部分中高含水率区间,R1M 的残差点分布比低含水率区间更分散,随着含水率升高,R1M 探头模型预测的不确定性增加。在中低含水率区间,R2M 的残差呈现成片的正或者负;在高含水率区间,部分残差明显偏离 0 线,因此 R2M 探头预测模型在不同的含水率区间存在局部系统误差。DM 测试集的 RMSE 和 MAE 较大,残差分布分散,在低含水率区间,残差多集中在负值附近;在高含水率区间,残差正负波动较大;DM 探测深度为 11 cm,接近试样厚度,受尺寸效应和敏感体

积平均效应影响更明显，泛化能力较弱。因此，DM 探头结果主要用于对比探测深度，后续应采用更大尺寸试样进行校正。现场应用还应保证被测土层厚度和横向范围明显大于探头敏感体积。

从总体评价指标看，R2M 探头预测模型综合性能最优；从预测值与真实值对比和残差图看，R1M 和 R2M 均表现出较高的预测一致性和更小的残差。综上所述，R2M 具有总体的评价优势，R1M 在图形诊断中表现更稳定。

3.4　模型评价

为验证微波测湿反演结果的可靠性，以《土工试验方法标准》(GB/T 50123—2019)[7]中的烘干法作为测量质量含水率的参考方法，与微波反演的结果作对比。采用尺寸为 300 mm×300 mm×300 mm、密度为 1.68 g/cm^3 的立方体试样，室温 25 ℃，初始含水率为 15.7%，静置失水，在失水过程中进行测试。微波测试完成后，在对应试样中取代表性土样，在烘箱 105～110 ℃下烘干 24 h。采用两个独立试样，每个试样设置 4 个失水测定阶段，共获得 8 组微波–烘干法数据。每个阶段微波测量若干位置并取均值，随后分别取不同深度的土样用烘干法测定质量含水率。

图 11 为烘干法与微波反演法得到的质量含水率对比。由图 11 可知，3 种探头反演结果均随烘干法所得质量含水率的增加而增大，表明微波反演模型能够较好地反映试样含水率变化趋势。

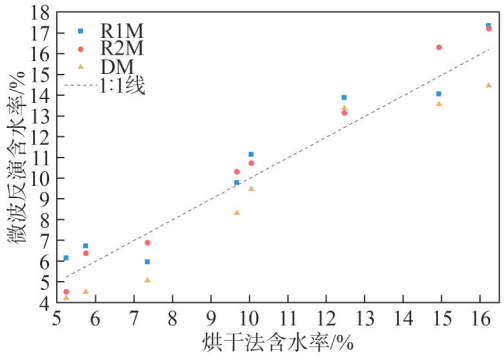


图 11　烘干法与微波反演所得含水率对比

Fig. 11　Comparison of moisture contents between drying method and microwave method

表 8 为 3 个探头预测模型反演评价。结合图 11 和表 8 可知：R2M 探头 R^2 为 0.987，RMSE 和 MAE 最低，在中高含水率区间的预测值较接近烘干法结果，但在部分低含水率样本中存在一定偏差；R1M 探头 R^2 为 0.929，RMSE 和 MAE 分别为 0.852 和 0.621，预测性能较好但存在一定正系统偏差（MBE 为 0.182）；DM 探头性能相对较弱，R^2 为 0.943，RMSE 和 MAE 分别为 0.883 和 0.685，偏差最大（MBE 为 0.315），在高含水率区间与 1∶1 线存在较明显偏离，其反演结果可能受到探测深度、试样尺寸效应或水分分布不均的影响。

表 8　3 个探头预测模型反演评价

Tab. 8　Evaluation of inversion for the three probe prediction models

探头	R^2	RMSE/%	MAE/%	MBE/%
R1M	0.929	0.852	0.621	0.182
R2M	0.987	0.421	0.367	0
DM	0.943	0.883	0.685	0.315

综上所述，3 种探头预测模型均能表征含水率变化趋势，但 R1M 和 R2M 与烘干法结果的一致性优于 DM。综合散点分布及与 1∶1 线的接近程度，R2M 探头反演效果相对较优，可作为本文试验条件下含水率反演的优选探头。

现场应用时，根据遗址赋存环境和表层状态划分测试区域，在每个区域选取代表性点，使用土遗址加固过程质量控制与效果评价成套装备[36]快速获取干密度和含盐量数据，再将其与微波测试结果一同代入模型进行含水率反演。

4　结　论

1）Moist 350B 微波水分测定仪对土遗址含水率变化具有明显响应，3 种探头的 MI 均随质量含水率增加而增大，其中，R2M 探头灵敏度最高，其 MI–含水率斜率约为 R1M 的 1.5 倍，表现出更强的水分响应能力。

2）干密度对 MI 呈明显非线性递增影响，并呈现高密度段饱和特征；温度影响存在明显阈值，温度大于 35 ℃时出现明显漂移；在本文 0.3%～1.5% Na_2SO_4 含盐量范围内，含盐量影响弱于含水率与干密度。

3）针对微波测湿结果受多因素耦合干扰的问题，构建“高斯过程温度补偿+多因素嵌入式含水率反演”校正模型，其具有较好的预测效果，3 种探头验证集 R^2 分别为 0.948、0.971 和 0.857，模型 RMSE 为 0.683%～1.500%。R2M 综合性能最好，R1M 次之；R2M 和 DM 在局部含水率区间存在偏移，DM 离散性较大。

4）本文模型基于新疆北庭故城遗址黏质粉土室内重塑试样建立，适用于本文土样类型、密度范围、温度范围和 0.3%～1.5% Na_2SO_4 含盐量范围。将模型反演结果和烘干法对比，3 个探头的 R^2 分别为 0.929、0.987、0.943，均能表征含水率变化趋势，其中：R2M 的 RMSE 和 MAE 最低；R1M 的 MBE 为 0.182，存在一定正系统偏差；DM 的 MBE 为 0.315，偏差最大。

参考文献：

[1] Wang Xudong. New progresses on key technologies for the conservation of Chinese earthen sites in arid environment[J].

Dunhuang Research,2008(6):6–12.[王旭东.中国干旱环境中土遗址保护关键技术研究新进展[J].敦煌研究,2008(6):6–12.]

[2] Liu Huaiyu,Chen Yonggui,Li Jiahui,et al.Weathering types, mechanism and protection of rammed earth sites: Progress and prospect[J].Earth Science,2025,50(6):2284–2297.[刘怀玉,陈永贵,李佳卉,等.夯土遗址风化病害类型、机理与保护加固:现状和展望[J].地球科学,2025,50(6):2284–2297.]

[3] Dong Mei,Hu Hui,Guo Qingling,et al.Correlation of environmental parameters and the water saturation induced deterioration of earthen archaeological sites: The case of world heritage Liangzhu City,China[J].Heritage,2021,4(1):387–400.

[4] Cui Kai,Wang Guanzhong,Pei Qiangqiang,et al.Study on the correlation between disintegration characteristics of rammed earth and matric suction in the northwest arid area[J]. Advanced Engineering Sciences,2025,57(5):167–178.[崔凯,王冠众,裴强强,等.西北干旱区遗址夯土崩解特征与基质吸力关联性研究[J].工程科学与技术,2025,57(5):167–178.]

[5] Dobriyal P,Qureshi A,Badola R,et al.A review of the methods available for estimating soil moisture and its implications for water resource management[J].Journal of Hydrology,2012,458:110–117.

[6] Sun Manli,Fu Fei,Shen Yunxia.Review on soil moisture content measurement methods[J].Journal of Northwest University(Natural Science Edition),2019,49(2):219–229.[孙满利,付菲,沈云霞.土的含水率测定方法综述[J].西北大学学报(自然科学版),2019,49(2):219–229.]

[7] 中华人民共和国住房和城乡建设部,国家市场监督管理总局.土工试验方法标准:GB/T 50123—2019[S].北京:中国计划出版社,2019.

[8] Zhang Huyuan,Zhang Qiuxia,Li Min.Reliability research of soil moisture content measurement by microwave oven drying method for earthen monuments[J].Rock and Soil Mechanics,2012,33(S2):65–70.[张虎元,张秋霞,李敏.微波炉法测定遗址土含水率的可靠性研究[J].岩土力学,2012,33(S2):65–70.]

[9] Topp G C,Davis J L,Annan A P.Electromagnetic determination of soil water content:Measurements in coaxial transmission lines[J].Water Resources Research,1980,16(3):574–582.

[10] Rasche D,Weimar J,Schrön M,et al.A change in perspective:Downhole cosmic-ray neutron sensing for the estimation of soil moisture[J].Hydrology and Earth System Sciences,2023,27(16):3059–3082.

[11] Abd Karim N I,Kamaruddin S A,Hasan R C.Soil water content estimation at peat soil using GPR common-offset measurements[J].IOP Conference Series:Earth and Environmental Science,2018,169:012072.

[12] Zhang Zhitao,Li Yuannong,Yang Jiangtao,et al.Model for monitoring soil moisture using remote sensing and its accuracy analysis[J].Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2008,24(8):152–156.[张智韬,李援农,杨江涛,等.遥感监测土壤含水率模型及精度分析[J].农业工程学报,2008,24(8):152–156.]

[13] Zhang Qi,Guo Qingling,Zhang Huihui,et al.Surface weathering process of earthen heritage under dry-wet cycles:A case study of Suoyang City,China[J].Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering,2025,17(8):5224–5239.

[14] Abdulraheem M I,Chen Hongjun,Li Linze,et al.Recent advances in dielectric properties-based soil water content measurements[J].Remote Sensing,2024,16(8):1328.

[15] Zhou Jie,Wang Fengrui,Wang Jie,et al.Research and application of microwave in visual detection of rock mass moisture in grottoes[J].Science Technology and Engineering,2021,21(28):12194–12202.[周杰,王逢睿,王捷,等.微波在石窟岩体水分可视化探查的研究与应用[J].科学技术与工程,2021,21(28):12194–12202.]

[16] Orr S A,Young M,Stelfox D,et al.An “isolated diffusion” gravimetric calibration procedure for radar and microwave moisture measurement in porous building stone[J].Journal of Applied Geophysics,2019,163:1–12.

[17] Akimoto T,Maruyama K,Miyagawa T,et al.Pursuing a possibility of fabricating moisture measurement devices using microwaves passing through materials:Proposition of measuring quantity of water level using microwaves passing through the water tank as the first step of development [J].Sensors and Materials,2019,31(10):3189.

[18] Mironov V L,Dobson M C,Kaupp V H,et al.Dielectric properties of soils at microwave frequencies:A review[J].IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2004,42(11):2477–2491.

[19] Jin Xiao,Yang Wen,Gao Xiaoqing,et al.Analysis and modeling of the complex dielectric constant of bound water with application in soil microwave remote sensing[J].Remote Sensing,2020,12(21):3544.

[20] Böttcher C J F.Theory of Electric Polarisation[M].Amsterdam:Elsevier,1952.

[21] Brosseau C.Effective medium approximation:Its basis and formulation[M]//Electromagnetic Heterostructures. Amsterdam:Elsevier,2025:165–200.

[22] Orangi A,Narsilio G A,Wang Y H,et al.Experimental investigation of dry density effects on dielectric properties of soil–water mixtures with different specific surface areas[J].Acta Geotechnica,2020,15(5):1153–1172.

[23] Szypłowska A,Lewandowski A,Yagihara S,et al.Dielectric models for moisture determination of soils with variable organic matter content[J].Geoderma,2021,401:115288.

[24] Jin Xiao,Bai Ruiqiang,Gao Xiaoqing,et al.An improved four-parameter soil complex dielectric mixing model in microwave remote sensing[J].IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2024,62:4417520.

[25] Gezahegn Y A,Tang Juming,Sablani S S,et al.Dielectric properties of water relevant to microwave assisted thermal pas-

teurization and sterilization of packaged foods[J]. Innovative Food Science & Emerging Technologies,2021,74:102837.

[26] Kaatze U.Complex permittivity of water as a function of frequency and temperature[J].Journal of Chemical & Engineering Data,1989,34(4):371–374.

[27] Gao Liang,Song Xiaoning,Leng Pei,et al.Impact of soil salinity on soil dielectric constant and soil moisture retrieval from active microwave remote sensing[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2022,60:4514112.

[28] Sreenivas K,Venkataratnam L,Rao P V N.Dielectric properties of salt-affected soils[J]. International Journal of Remote Sensing,1995,16(4):641–649.

[29] Kafarski M,Majcher J,Wilczek A,et al.Penetration depth of a soil moisture profile probe working in time-domain transmission mode[J].Sensors,2019,19(24):5485.

[30] Zhao Tengyuan,Song Chao,Lu Shifeng,et al.Prediction of uniaxial compressive strength using fully Bayesian Gaussian process regression(fB-GPR) with model class selection[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering,2022,55(10):6301–6319.

[31] Zhang Huajin,Wu Shunchuan,Li Binglei,et al.Uncertainty estimation of rock shear strength parameters based on Gaussian process regression[J]. Rock and Soil Mechanics, 2024,45(S1):415–423.[张化进,吴顺川,李兵磊,等.基于高斯过程回归的岩石抗剪强度参数不确定性估测[J].岩土力学,2024,45(S1):415–423.]

[32] Wang Yanwu,Guo Qinglin,Zhao Tengyuan,et al.A study on the calibration methods for water content monitoring data from 5TE sensors based on temperature compensation[J].Research on the Conservation of Cave Temples and Earthen Sites,2024,3(1):4–16.[王彦武,郭青林,赵腾远,等.基于温度补偿的5TE传感器含水率监测数据校正方法研究[J].石窟与土遗址保护研究,2024,3(1):4–16.]

[33] Ran Yuling,Bai Wei,Kong Lingwei,et al.Test method and error evaluation for compaction degree of fine soils based on frequency domain reflectometry[J].Rock and Soil Mechanics,2023,44(8):2458–2470.[冉宇玲,柏巍,孔令伟,等.基于频域反射的细粒土压实度检测方法与误差评估[J].岩土力学,2023,44(8):2458–2470.]

[34] Guo Xuhui,Zhu Honghu,Wu Bing,et al.Fiber optic passive sensing of loess moisture content based on artificial neural network[J].Rock and Soil Mechanics,2025,46(2):653–664.[郭旭辉,朱鸿鹄,吴冰,等.基于人工神经网络的黄土含水率光纤被动感测技术研究[J].岩土力学,2025,46(2):653–664.]

[35] Stein M L. Interpolation of spatial data: Some theory for kriging[M].New York:Springer,1999.

[36] Guo Qinglin,Pei Qiangqiang,Wang Yanwu,et al.New progress in the conservation research on the earthen sites of China[J]. Research on the Conservation of Cave Temples and Earthen Sites,2024,3(3):18–31.[郭青林,裴强强,王彦武,等.我国土遗址保护研究新进展[J].石窟与土遗址保护研究,2024,3(3):18–31.]

Study on Multifactor Correction Model for Soil Moisture Content at Earthen Sites Based on Microwave Moisture Measurement

QIN Tong[1], *GUO Qinglin*[2*], *ZHANG Jingke*[1,3,4], *WANG Yanwu*[2], *ZHANG Lixiang*[1,3], *SHANG Dongjuan*[2,4,5], *ZHANG Yanfang*[2,4]

(1.School of Civil Engineering and Mechanics, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China;
2.Dunhuang Academy, Dunhuang 736200, China; 3.Key Laboratory of Mechanics on Disaster and Environment in Western China with the Ministry of Education, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China; 4.China−Kyrgyzstan Belt and Road Joint Laboratory on Cultural Heritage Conservation, Dunhuang 736200, China; 5.Cultural Heritage Conservation and Design Consulting Co., Ltd. of Gansu Mogao Grottoes, Dunhuang 736200, China)

Abstract:

Objective The Moist 350B microwave moisture meter enables rapid, minimally disruptive measurements and allows the sensing depth to be adjusted by changing probes; thus is, potentially suitable for assessing shallow moisture conditions at earthen sites. However, the instrument lacks built-in calibration for soils at earthen sites, and its moisture index (MI) is influenced by water content, dry density, temperature, and soluble salts. Therefore, the direct application of single-factor calibration can introduce systematic errors under heterogeneous and saline site conditions. In this study, we aimed to establish a soil-specific calibration and multifactor correction framework for the Moist 350B, quantify the primary non-water-related influences on MI, and evaluate whether the corrected microwave response can estimate gravimetric water content with adequate stability for subsequent nondestructive field applications.

Methods Silty clay collected from the Beiting Ancient City site in Xinjiang, China, was remolded for laboratory testing. The soil had an optimum water content of 15.3%, a maximum dry density of 1.79 g/cm^3, and a natural soluble salt content of 0.179%. Three Moist 350B probes, namely R1M, R2M, and DM, were selected, with nominal sensing depths of 3, 7, and 11 cm and response times below 1 s. Single-factor tests were conducted to evaluate the effects of gravimetric water content, dry density, temperature, and Na_2SO_4 content. Water content ranged from 3% to 15%, dry density from 1.45 to 1.75 g/cm^3, temperature from 5 to 45 °C, and Na_2SO_4 mass fraction from 0.3% to 1.5%. Parallel specimens and repeated spatial measurements were employed to evaluate repeatability. A three-level multifactor experimental design was implemented using water contents of 5%, 10%, and 15%, dry densities of 1.50, 1.60, and 1.70 g/cm^3, and Na_2SO_4 contents of 0.3%, 0.9%, and 1.5%. Seventeen experimental combinations, comprising 12 edge points and 5 independently prepared center points, were tested. After anomalous values were excluded, 480 valid measurements were retained. The samples were divided based on specimen number and water-content level to prevent measurements from

the same specimen from being included in both subsets; 380 measurements were used for training, and 100 were used for validation. A two-stage correction strategy was employed. Gaussian process regression (GPR) with a Matérn 3/2 kernel was initially utilized to model nonlinear temperature drift and normalize MI values to a reference temperature of 25 °C. The temperature-compensated MI, dry density, and salt content were used as combined inputs in polynomial regression to estimate gravimetric water content through inversion. Model terms were screened through significance testing while preserving the model hierarchy. Finally, an independent comparison to the standard oven-drying method was conducted using two 300 mm×300 mm×300 mm specimens with a dry density of 1.68 g/cm^3 and an initial water content of 15.7%. Four drying stages were evaluated for each specimen, yielding eight comparison datasets.

Results and Discussions MI increased monotonically with gravimetric water content for all three probes, confirming their distinct sensitivity to moisture variations. R2M exhibited the largest response amplitude and the highest water sensitivity; its MI−water-content slope was approximately 113, which was approximately 1.5 times that of R1M. Dry density also caused a systematic nonlinear increase in MI. The density sensitivity of R2M was approximately 1.25 times that of R1M and 1.5 times that of DM, indicating that density correction was necessary for accurate water-content inversion. Temperature produced a threshold-type response. MI remained relatively stable between approximately 5 and 30 °C, whereas the values increased markedly at 35 °C and above, with increases exceeding 15% relative to the low-temperature range and a pronounced increase at 45 °C. This behavior supported the separation of temperature drift from the subsequent water-content inversion process. Within the tested Na_2SO_4 range of 0.3%−1.5%, salinity exerted a weaker overall influence than water content and dry density, although R2M exhibited greater sensitivity to salt-induced conductivity changes. The center-point coefficients of variation for all three probes remained below 1%, indicating good measurement repeatability. Multifactor analysis further demonstrated that, within the ranges of 5%−15% water content, 1.50−1.70 g/cm³ dry density, and 0.3%−1.5% Na_2SO_4, water content was the dominant factor influencing MI, followed by dry density, whereas salt content had a comparatively smaller contribution. The GPR temperature-compensation model explained most of the observed temperature-related variation, with a validation R^2 of 0.89, and its residuals exhibited an approximately normal distribution without an evident systematic trend. Following temperature compensation, the multifactor inversion models achieved validation R^2 values of 0.948, 0.971, and 0.857 for R1M, R2M, and DM, respectively. The corresponding root mean square errors (RMSEs) were 0.935%, 0.683%, and 1.500%, whereas the mean absolute errors were 0.752%, 0.468%, and 0.979%, respectively. R2M demonstrated the best overall predictive performance, whereas DM exhibited greater scatter and weaker generalization capability, partly because its 11 cm sensing depth approached the specimen thickness, which increased susceptibility to sensing-volume averaging and specimen-size effects. The independent comparison to the oven-drying method yielded the same overall performance ranking. The coefficients of determination between microwave-inverted and oven-dried water contents were 0.929, 0.987, and 0.943 for R1M, R2M, and DM, respectively. R2M exhibited the lowest RMSE and mean absolute error, at 0.421% and 0.367%, respectively, with a mean bias error of 0. Conversely, R1M exhibited a small positive systematic bias of 0.182, whereas DM showed the largest bias of 0.315. These findings indicated that the combined correction of temperature, density, and salt effects reduced non-water-related interference and improved the accuracy of microwave-based gravimetric water content estimation.

Conclusions A calibration framework integrating GPR temperature compensation with multifactor embedded water-content inversion was developed for microwave-based moisture measurement in remolded earthen-site soil. The Moist 350B effectively detected variations in shallow water content; however, accurate inversion required explicit consideration of dry density and temperature-induced drift. Salt effects should also be incorporated under conditions of high or spatially variable salinity. Among the three probes evaluated, R2M, with a nominal sensing depth of 7 cm, achieved the most favorable balance between moisture sensitivity and inversion accuracy under the experimental conditions. The model was developed using remolded silty clay collected from the Beiting Ancient City site; consequently, its applicability is limited to the investigated soil type and the evaluated ranges of density, temperature, and Na_2SO_4 content. Further validation is necessary to assess its performance under more complex salt systems, elevated salinity levels, heterogeneous field conditions, and sensing-volume limitations. These findings establish a quantitative calibration basis for extending portable microwave moisture measurement to rapid, minimally invasive, and potentially nondestructive assessments of shallow moisture conditions at earthen heritage sites.

Key words: earthen sites; moisture content; microwave moisture measurement; multifactor correction; Gaussian process regression

（编辑　李轶楠）

引用格式: Qin Tong, Guo Qinglin, Zhang Jingke, et al. Study on multifactor correction model for soil moisture content at earthen sites based on microwave moisture measurement[J]. Advanced Engineering Sciences, 2026, 58(6): 68–80. [秦彤, 郭青林, 张景科, 等. 基于微波测湿的土遗址含水率多因素校正模型研究[J]. 工程科学与技术, 2026, 58(6): 68–80.]