

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508386

全局-局部混合算法瞬变电磁反演与接地网检测*

卢勇¹ 阎力恒¹ 谢肖肖² 陈嘉昕¹ 李陇杰¹

(1. 长安大学能源与电气工程学院 西安 710018; 2. 长安大学汽车学院 西安 710018)

摘要:针对瞬变电磁视电阻率法在接地网缺陷检测中面临的非线性反演精度不足、收敛效率低下等问题,提出一种融合遗传算法(genetic algorithms, GA)全局搜索与牛顿法局部优化的智能混合反演方法。针对传统遗传算法在缺陷检测中收敛缓慢、小尺度缺陷敏感度不足的局限,构建“数据驱动-模型约束”反演框架—通过遗传算法的锦标赛选择、动态交叉变异等反压机制,避免单一数据驱动模型的“黑箱映射”局限,实现初始解空间的可解释性搜索;再以全局搜索所得高质量初值作为牛顿法输入,从根本上解决传统迭代方法的“初始值敏感性”问题,形成“全局预搜索-局部细修正”协同反演策略。实验结果表明,在2 000~10 000组数据场景下,混合算法总体平均总耗时7.2~35.8 s,较传统遗传算法与牛顿法总和耗时(12.0~48.4 s)减少4.8~12.6 s;迭代效率显著提升,达到预设最大迭代次数(100次)终止的案例较牛顿法减少33.6%,迭代次数小于20次的有效解占比提高45.4%;反演精度优势显著,平均误差6.020 7×10⁻⁸,较传统迭代法与遗传算法分别降低83.65%和98.95%。最后通过野外缩比模型实验验证,该方法可有效识别接地网拓扑结构及部分断裂、缺口等隐蔽缺陷,在复杂工况下的检测精度与效率较单一方法显著提升。

关键词:瞬变电磁法;接地网;混合优化算法;全局搜索-局部修正

中图分类号: TN98; TM937

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 510.40

Global-local hybrid algorithm transient electromagnetic inversion and grounding grid detection

Lu Yong¹ Yan Liheng¹ Xie Xiaoxiao² Chen Jiaxin¹ Li Longjie¹

(1. School of Energy and Electrical Engineering, Chang'an University, Xi'an 710018, China;

2. School of Automotive Engineering, Chang'an University, Xi'an 710018, China)

Abstract: To address the challenges of insufficient nonlinear inversion accuracy and low convergence efficiency in grounding grid defect detection using the transient electromagnetic apparent resistivity method, this study proposes an intelligent hybrid inversion approach that integrates the global search capability of genetic algorithms (GA) with the local optimization of Newton's method. To overcome the limitations of traditional GA, such as slow convergence and low sensitivity to small-scale defects, a “data-driven and model-constrained” inversion framework is established. This framework employs reactive mechanisms in GA, including tournament selection and dynamic crossover and mutation, to mitigate the “black-box mapping” limitations of purely data-driven models and achieve interpretable searches in the initial solution space. High-quality initial values obtained from the global search are then used as inputs for Newton's method, fundamentally resolving the “initial value sensitivity” issue of traditional iterative approaches and establishing a collaborative inversion strategy of “global pre-search and local refinement.” Experimental results demonstrate that, under scenarios involving 2 000 to 10 000 data groups, the hybrid algorithm achieves an average total computation time of 7.2~35.8 seconds, representing a reduction of 4.8~12.6 seconds compared to the combined time of traditional GA and Newton's method (12.0~48.4 seconds). Iterative efficiency is significantly improved, with cases terminating at the preset maximum iteration limit (100 cycles) reduced by 33.6% compared to Newton's method, and the proportion of valid solutions obtained within fewer than 20 iterations increased by 45.4%. The inversion accuracy is notably superior, with an average error of 6.020 7×10⁻⁸, reflecting reductions of 83.65% and 98.95% compared to traditional iterative methods and GA, respectively. Finally, field scaled-model experiments confirm that the proposed method can

收稿日期: 2025-05-15 Received Date: 2025-05-15

* 基金项目: 长安大学青年学者学科交叉团队建设(3100104240923)资助

effectively identify grounding grid topologies and detect hidden defects such as fractures and gaps, significantly enhancing detection accuracy and efficiency under complex operational conditions compared to single-method approaches.

Keywords: transient electromagnetic method; grounding grid; hybrid optimization algorithm; global search-Local correction

0 引言

接地网作为电力系统安全运行的关键基础设施^[1],广泛应用于发电、输电、变电及配电系统中,其优化设计通常以如下两点为核心目标^[2-3]:1)在正常或故障工况下均需提供合规的电流泄放通道,保障电力系统连续运行;2)确保接地设备周边人员免受电击风险。然而长期埋于地下的接地网,受施工缺陷、土壤电化学腐蚀等因素影响易发生导电性能劣化^[4],威胁设备与人员安全。传统大面积开挖检测依赖人工逐段排查,耗时耗力且成本高昂,尤其对图纸缺失的老旧变电站,常因缺乏结构先验信息形成检测盲区^[5-7]。

当前,新型电力系统正朝着高比例新能源并网、源网荷储协同互动方向加速演进,其运行动态性与复杂性显著增强,对电力基础设施的智能化安全监测提出更高要求。在此背景下,强化学习等新型智能优化策略已在系统调度、故障决策等领域展现出动态优化优势^[8]。然而,接地网作为变电站防雷保护与故障电流疏导的关键安全屏障,其缺陷检测技术尚未充分适配新型电力系统的智能化监测需求。因此,研发无需依赖先验图纸、可高效识别拓扑结构与缺陷的非开挖检测技术,对保障接地网长期可靠运行具有重要工程价值。

瞬变电磁法(transient electromagnetic method, TEM)作为地球物理探测领域的重要技术,通过向地下发射脉冲电流激发出一次电磁场,待场源关断后采集目标体感应产生的二次涡流信号,经反演计算地下电阻率分布,实现缺陷定位。该方法凭借非接触探测优势(无需停电、无电路连接),近年来成为接地网状态诊断的核心技术方向。

已有研究通过 Ansoft Maxwell 仿真与野外实测验证了 TEM 技术对接地网缺陷的诊断可行性^[9-12];文献[13-14]基于瞬变电磁异常环原理提出断点诊断方法,通过感应电压特征量判断接地网导体连续性;文献[15]进一步利用 COMSOL 模拟瞬变电磁响应,结合视电阻率断面图实现腐蚀缺陷的可视化识别。然而,传统线性反演方法在瞬变场参数反演中存在固有缺陷,如数据转化效率低、易陷入局部极值、初值依赖性强及计算成本高^[16-18]。针对上述非线性反演难题,相关研究引入数据驱动方法,常用类型包括高斯过程回归(Gaussian process regression, GPR)、人工神经网络(artificial neural networks, ANN)、支持向量回归(support vector regression, SVR)等^[19]。其

中,ANN 因理论基础完善、泛化能力强,在小样本非线性拟合问题中具备独特优势,已成为接地网缺陷检测的核心技术方向之一。文献[20-22]将 BP 神经网络引入瞬变电磁成像,通过数据驱动实现接地网异常点智能识别,虽规避了传统反演对初始模型的依赖,但独立应用时仍面临精度与效率双重瓶颈——复杂工况下电阻率反演误差较大,且大规模数据处理的收敛速度难以满足工程检测时效性要求。由上可知,选择适配的神经网络构建模型,并辅以有效的特征提取手段与模型优化算法,是实现高精度预测与计算成本降低的关键^[23],因此亟需构建混合优化策略以突破现有反演性能瓶颈。

针对瞬变电磁法在接地网缺陷检测中视电阻率反演精度不足、收敛缓慢的核心问题,本文提出一种融合全局搜索与局部优化的智能混合反演算法,围绕“高精度初值生成-局部精修”构建分层反演机制。首先,通过遗传算法(genetic algorithms, GA)优化 BP(back propagation)神经网络初始权重,建立核函数与瞬变场参数的非线性映射,生成低误差初值,再结合牛顿法在初值邻域内实现缺陷精准定位,解决传统方法初值依赖与局部最优问题;其次,基于仿真数据对比验证,验证混合算法在收敛速度、反演精度上显著优于单一迭代方法与遗传算法;最后,野外缩比模型实验表明,该算法有效提升拓扑识别与缺陷检测精度,为工程应用提供高效解决方案。

1 瞬变电磁方法

1.1 瞬变电磁法

瞬变电磁法是利用一种人工控制的发送源产生电磁场,通过人工电磁场感应存在于地下的目标体,并观测这目标体感应出的电磁响应。用可控的阶跃脉冲电流源产生脉冲电磁场(主磁场),通过在地面上的发射机回路直接发送到该区域的地下。并在阶跃脉冲电流关断间歇期间,观测由主磁场激发的地下介质感应的电磁响应(二次场)。利用观测到的随时间变化的电磁响应,计算得到被探测目标的电阻率分布和大概位置,确定地下的电气结构分布^[24],其探测原理如图1所示。

相较于传统电阻率探测方法,瞬变电磁法具有穿透能力强、垂向分辨率高、体积效应影响弱及无接触测量等技术优势,能够在不依赖接地网先验图纸的前提下,通过非开挖方式获取地下导体的电阻率分布特征。特别是针对接地网长期运行中因腐蚀导致的导电性能劣化问题,该方法利用二次涡流场的衰减特性反演导体结构参数,

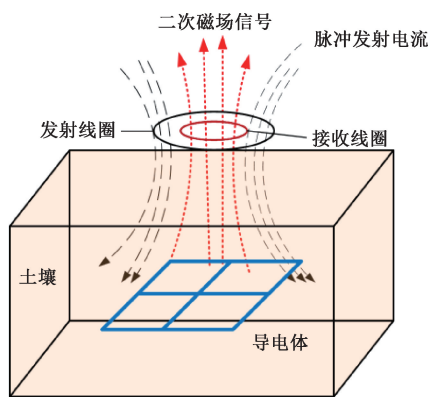


图 1 瞬变电磁法探测接地网原理

Fig. 1 The principle of transient electromagnetic method for detecting grounding grids

为解决电力接地网故障诊断中在线检测、无损探测及全域信息获取等工程难题提供了创新技术路径。

1.2 瞬变电磁视电阻率法

瞬变电磁二次场信号到地层电阻率与深度信息的转换涉及复杂的数学物理过程^[25-27],其数据处理主要基于地球物理反演法与视电阻率成像技术。反演法以正演模拟为基础,通过迭代算法优化地电参数模型,使模型响应与实测信号拟合误差满足精度要求,其准确性受初始模型、预设精度及解释经验显著影响。

视电阻率法则依托“烟圈效应”(即涡流场以环状形式向地下深层和周边扩散)扩散特性,无需依赖初始地电模型,通过计算各延时对应的视深度与电阻率值实现地下结构快速电性成像。该方法将均匀介质电阻率计算方法推广至非均匀场景,通过等效转换定义视电阻率为非均匀介质电磁响应等效的均匀介质电阻率值。

瞬变电磁在均匀半空间发射回线中心点的二次感应磁场 B_z 的时间域响应关系表达式为:

$$B_z = \left(\left(1 - \frac{3}{2u^2} \right) \text{erf}(u) + \frac{3}{\sqrt{\pi}u} e^{-u^2} \right) \frac{I_0 \mu_0}{2a} \quad (1)$$

瞬变场参数 u 和误差函数 $\text{erf}(u)$ 为:

$$\text{erf}(u) = 2\sqrt{\pi} \int_0^{u(t)} e^{-t^2} dt \quad (2)$$

$$\text{erf}(u) = \left(\frac{\mu_0 a^2}{4t\rho} \right)^{1/2} \quad (3)$$

式中: u 为瞬变场参数; t 为供电电流关断后的延迟时间; $\text{erf}(u)$ 为误差函数即概率积分; I_0 为发射电流; a 为发射回线半径; μ_0 为均匀半空间的磁导率(取 $\mu_0 = 4\pi \times 10^{-7} \text{ H/m}$); ρ 为均匀半空间电阻率。

由式(1)~(3)的瞬变电磁响应和各装置参数之间的关系式,均匀半空间下二次感应磁场 B_z 和瞬变场参数的非线性方程表达式,得出:

$$F(u) = \left(1 - \frac{3}{2u^2} \right) \text{erf}(u) + \frac{3}{\sqrt{\pi}u} e^{-u^2} - \frac{2a}{I_0 \mu_0} B_z = 0 \quad (4)$$

根据 $F(u) = 0$ 整理得:

$$\left(1 - \frac{3}{2u^2} \right) \text{erf}(u) + \frac{3}{\sqrt{\pi}u} e^{-u^2} = \frac{2a}{I_0 \mu_0} B_z \quad (5)$$

令:

$$\frac{2a}{I_0 \mu_0} B_z(t) = f(u) \quad (6)$$

式中: $f(u)$ 为二次感应磁场 B_z 的核函数。则核函数关于瞬变场参数的非线性方程,即:

$$f(u) = \left(1 - \frac{3}{2u^2} \right) \text{erf}(u) + \frac{3}{\sqrt{\pi}u} e^{-u^2} \quad (7)$$

通过求解式(4)可以得到瞬变场参数 u ,从而计算关联采样时间的视电阻率 ρ 即:

$$\rho_m = \frac{\mu_0 a^2}{4tu_m^2} \quad (8)$$

式中:下标“ m ”表示待求的实测量。

根据以上理论,得到视电阻率和电磁响应之间的关系,可以由这种映射关系引入神经网络,拟合视电阻率关于 B_z 的反函数。用神经网络的非线性曲线拟合的性质,由核函数和瞬变场参数之间的对应关系,替代数值计算方法求出实测数据的核函数值和与其相对应的瞬变场参数值 u_m ,根据式(7)计算的核函数 $f(u)$ 随瞬变场参数 u 的变化曲线如图 2 所示。

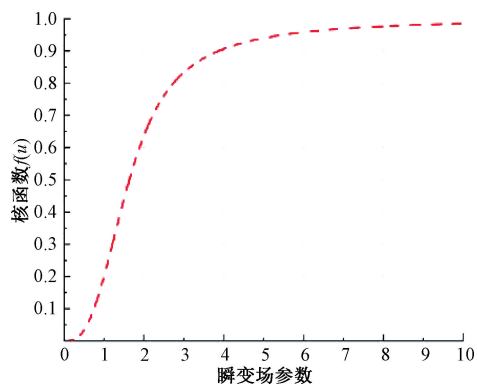


图 2 B_z 的核函数 $f(u)$ 随 u 的变化特征

Fig. 2 The variation characteristics of the kernel function $f(u)$ of B_z with respect to u

根据图 2 可知,中心垂直磁场 $B_z(t)$ 的核函数变化曲线是单值函数,核函数和瞬变场参数为一一对应关系,建立神经网络训练拟合容易实现,单值函数也能较好地反映地电断面的电性结构,最后由式(8)求出瞬变场视电阻率值 ρ_m 。最后,将视电阻率输入 MATLAB 绘制视电阻率平面图,反映接地网拓扑结构与缺陷情况。

在接地网瞬变电磁检测系统中,数据转化是缺陷识别的核心难点。研究现状如表 1 所示,可知,传统牛顿迭代法依赖初值预估求解反问题,存在参数精度受初值影响、大规模数据处理效率低等缺陷;尽管 GA-BP 神经网络可规避反问题求解,但其独立应用时仍面临效率、精度以及计算成本等瓶颈。针对上述问题,本文通过遗传算法与牛顿法的优势结合,构建数据驱动与模型驱动协同的反演框架。该方法兼具全局搜索能力与局部精修效率,在数据依赖性、计算耗时及反演精度上显著优于传统算法,可高效精准地实现瞬变场参数反演,为接地网缺陷检测中地下电性结构的精细化成像提供了新的技术路径。

表 1 研究现状对比

Table 1 Comparison table of research status

横向对比	传统牛顿法	GA-BP
初始值依赖性	较高	无初值依赖
收敛效率	较低	较差
微小缺陷敏感性	较差	较高
计算成本	较高	较高

2 融合全局搜索与局部优化的智能混合算法设计与分析

TEM 法应用于接地网缺陷检测,其核心在于构建缺

陷参数与电磁响应信号间的数学映射。然而,数据转化作为缺陷识别的难点,传统方法将采样磁场转换为瞬变场参数,涉及反问题求解且对初值敏感,难以处理大量数据,严重影响成像效率与精度。BP 神经网络虽可规避反问题求解,却存在易陷入局部极小值、训练不稳定等问题,尤其在训练数据分布不均时预测误差显著增大。文献[20]提出遗传算法优化网络权重,但其优化过程耗时且随种群规模呈指数增长,且仅探讨单隐含层神经网络,精度或有不足,亦未涉及完整拓扑结构识别。鉴于此,本文提出混合优化算法,通过遗传算法的全局搜索能力获取初始解空间,结合牛顿法的局部迭代精修机制实现解的深度优化,形成“全局预搜索-局部细修正”的协同反演策略。该算法兼顾全局搜索效率与局部收敛精度,以提升接地网缺陷检测的效率与准确性。

2.1 混合算法优化流程

混合算法总框架如图 3 所示。

由图 3 可得,该流程设计主要涉及数据采集预处理、神经网络构建以及初值转化与迭代 3 部分。

1) 数据采集与预处理

由于接地网早期缺陷瞬变场参数数值较小,为符合实际工况,确保能够精确捕捉接地网早期缺陷 ($u \in [0.001, 0.1]$) 的微弱信号,采用对数间隔采样生成训练数据:

$$u = \text{logspace}(-3, 2, 20\ 000)' \quad (9)$$

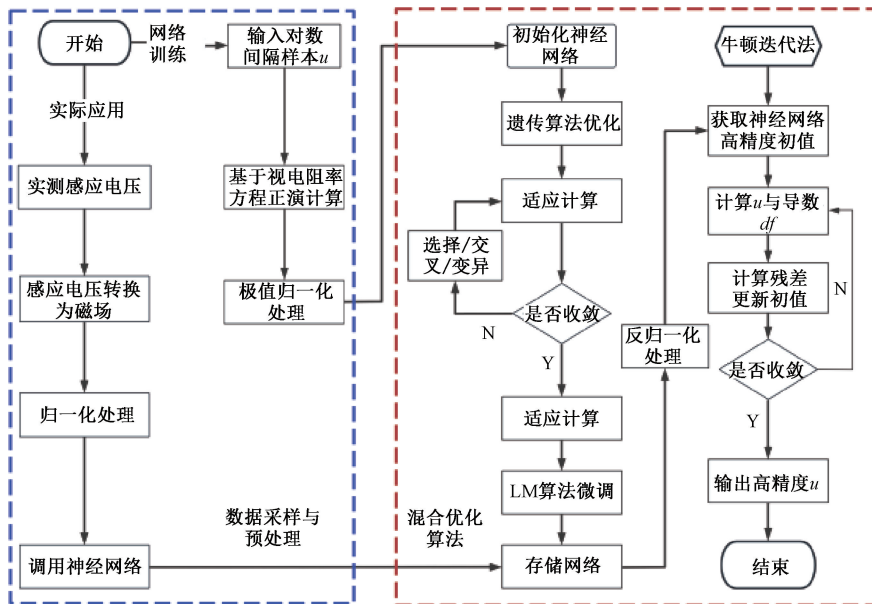


图 3 混合算法总框架

Fig. 3 The overall framework of the hybrid algorithm

此方法在 $u \leq 0.1$ 区间内生成 8 000 个样本(占比 40%),步长按指数规律扩展,而在 $u > 0.1$ 区间采用固

定步长 $\Delta u = 0.1$ 。与传统均匀采样的样本分布如图 4 所示。

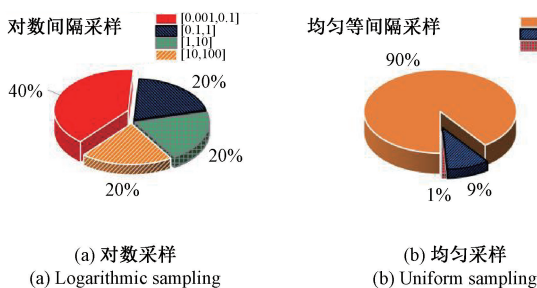


图 4 采集样本分布

Fig. 4 Collect the sample distribution map

由图 4 可得,与传统均匀采样相比,对数间隔采样在小样本选取更多数据,确保能够精确捕捉接地网早期缺陷信号,同时非均匀采样使早期小缺陷区域数据得到更精细化训练,保证结果准确性更具有说服力。

另一方面,针对瞬变电磁响应信号 y 与缺陷参数 u 的数值差异跨数量级问题,提出多阶段数据规范化策略。首先对目标参数 u 进行对数压缩 $t_{\log} = \lg(u_0)$,将其指数分布转换为线性分布,缓解神经网络输出层梯度异常;随后采用极值归一化方法将输入信号 y 和变换后输出 t_{\log} 线性映射至 $[0, 1]$ 区间:

$$x_{\text{norm}} = \frac{y - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}}, t_{\text{norm}} = \frac{t_{\log} - t_{\min}}{t_{\max} - t_{\min}} \quad (13)$$

消除量纲差异对模型训练的干扰。反演阶段通过逆变换:

$$u_0 = 10^{t_{\text{norm}} \cdot (t_{\max} - t_{\min}) + t_{\min}} \quad (14)$$

通过物理驱动的数据生成与预处理策略,为后续算法提供了高质量训练集,解决了小缺陷信号弱、数据分布偏斜等关键问题。

2) 神经网络构建

本文构建双隐藏层前馈神经网络,输入层为归一化 TEM 响应信号 x_{norm} ,输出层为对数变换后的缺陷参数 t_{norm} 。隐藏层神经元数量设置为 $n_1 = n_2 = 10$,将网络权重矩阵 $W_1 \in \mathbf{R}^{1 \times 10}$ 、 $W_2 \in \mathbf{R}^{10 \times 10}$ 、 $W_3 \in \mathbf{R}^{10 \times 1}$ 及偏置向量 $b_1 \in \mathbf{R}^{10}$ 、 $b_2 \in \mathbf{R}^{10}$ 、 $b_3 \in \mathbf{R}^1$ 串联为染色体向量 $\theta \in \mathbf{R}^{141}$,并定义均方误差 (MSE) 为:

$$\text{Fitness}(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_{\text{norm}}^{(i)} - \hat{t}_{\text{norm}}^{(i)})^2 \quad (15)$$

式中: \hat{t}_{norm} 为网络预测值; $N = 20\,000$ 为样本数。

遗传操作是遗传算法中实现种群进化的核心环节,本文采用的遗传操作策略包括锦标赛选择 (Tournament Size = 3, 保留适应度前 30% 个体)、算术交叉 (概率 0.8) 和高斯变异 (概率 0.1)。种群规模设为 20,最大代数为 30,且采用并行计算加速收敛,以确保算法高效进化并避免局部最优。确保达到收敛条件后,利用 LM (Levenberg-Marquardt) 算法对 GA 优化后的网络进行精细化训练:

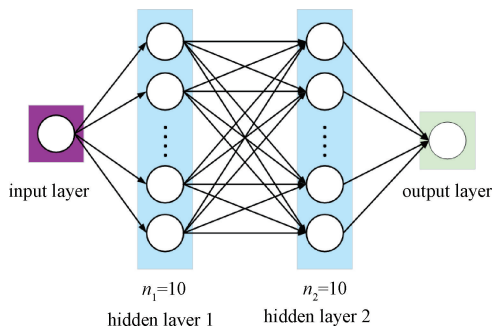


图 5 神经网络示意图

Fig. 5 Schematic diagram of neural network

$$\Delta\theta = - (J^T J + \lambda \text{diag}(J^T J))^{-1} J^T e \quad (16)$$

式中: J 为雅可比矩阵; e 为误差向量; λ 为阻尼因子 (初始值 0.01, 动态调整)。

3) 初值转换与迭代公式

在初值转换与迭代求解过程中,首先将网络输出 \hat{t}_{norm} 进行反归一化及指数变换,以获取物理空间的初始值,具体公式为:

$$u_0^{(0)} = 10^{\hat{t}_{\text{norm}} \cdot (t_{\max} - t_{\min}) + t_{\min}} \quad (17)$$

此步骤实现了从归一化空间到物理空间的映射,为后续迭代提供合理的初始猜测。进一步地,基于正演模型 $y = f(u_0)$,采用牛顿法进行迭代修正。迭代公式为:

$$u_0^{(k+1)} = u_0^{(k)} - \frac{f(u_0^{(k)}) - y_{\text{target}}}{\left. \frac{\partial f}{\partial u_0} \right|_{u_0 = u_0^{(k)}}} \quad (18)$$

其中导数通过前向差分近似计算,即:

$$\frac{\partial f}{\partial u_0} \approx \frac{f(u_0 + h) - f(u_0)}{h}, h = 10^{-8} \quad (19)$$

以逼近真实导数。迭代终止条件设定为相对误差 $|\Delta u_0| < 10^{-10}$,或迭代次数超过 100 次,以此确保计算的收敛性与效率,最终完成 u_0 的精确求解并输出。该方法通过结合网络输出的初值转换与牛顿法的迭代优化,实现了从初始猜测到高精度解的有效推导,为复杂模型的求解提供了严谨的数值计算框架。

2.2 收敛速度与反演精度优化对比

混合算法通过数据驱动与物理模型驱动的协同优化,将遗传算法与牛顿法的优势有机融合,更契合实际变电站接地网测量工况。为深入探究混合算法在实际应用中的优势,从收敛速度、反演精度两个关键维度对其展开剖析,并选取常规牛顿迭代法与 GA-BP 神经网络作为对比对象。在数据处理层面,对混合算法、牛顿迭代法及 GA-BP 神经网络进行对比时,均采用已知瞬变场参数的核函数输入值。考虑到牛顿迭代法对初值具有较强依赖性,后续将依据对比需求对其预估初值进行针对性调整,

以确保对比分析的科学与有效性。

1) 收敛速度

在实际工程应用中,受接地网自身规模特性影响,其几何尺寸通常较大,这使得在实际测量过程中需布设大量测线与测点。单次测量所采集的测点数量往往可达数百个之多,鉴于此,在数据处理环节,对算法的收敛速度提出了较高要求,以保障采集后数据处理的高效性。

采样耗时与迭代次数是反映算法收敛速度最直观的量化指标。鉴于单次测量测点数量众多的现实情况,本文针对不同采样数据量,分别记录混合算法、牛顿迭代法与 GA-BP 神经网络 3 种算法采集 2 000~10 000 组数据的耗时与牛顿迭代法与混合算法平均迭代次数对比,结果如图 6 与表 2 所示。

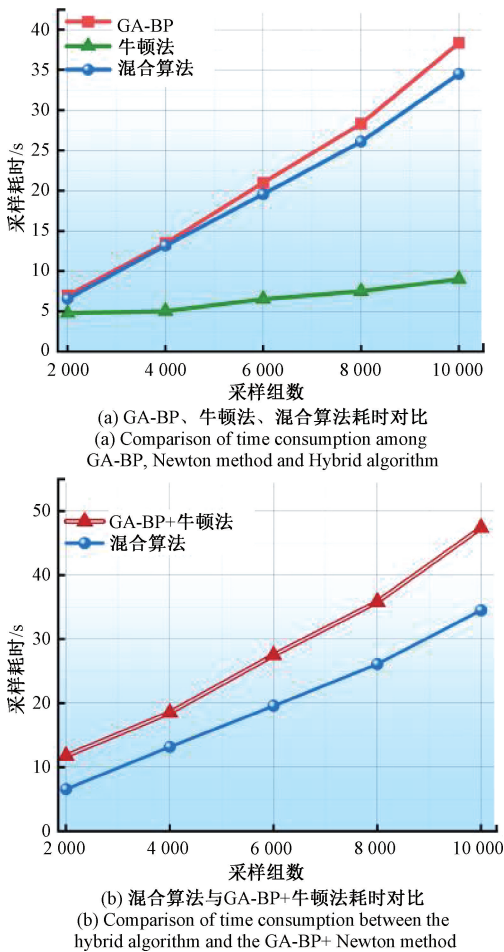


图 6 采样耗时对比

Fig. 6 Comparison of sampling time consumption

表 2 平均迭代次数对比

Table 2 Comparison of average iteration times

方法选择	平均迭代次数
牛顿迭代法	67.46
GA-BP 神经网络	无
混合优化算法	28.34

由表 2 可知,混合算法的平均迭代次数(28.34 次)仅为牛顿方法(67.46 次)的 42%,这显著降低了迭代成本。

由图 6(a)可以看出,混合算法的样本平均耗时低于 GA-BP 神经网络;尽管因需通过神经网络预估初值后再实施迭代,其平均耗时高于牛顿迭代法。由图 6(b)可以看出,混合算法的总体平均总耗时(7.2~35.8 s)显著小于牛顿法与 GA-BP 总耗时之和(12.0~48.4 s),在 2 000~10 000 组数据场景下耗时差异为 4.8~12.6 s。值得注意的是,表 2 数据表明牛顿法的迭代次数显著偏高,导致难以准确判断其反演结果是否因触及最大迭代次数阈值而终止。

为深入验证算法收敛特性,本文针对混合算法与牛顿法的迭代次数展开对比分析。考虑到牛顿法对初值预估的依赖性,实验设计了多区间采样策略:首先在 [0.001,10] 区间进行均匀间隔采样,并在 [1,10] 与 [0,100] 区间分别实施随机采样,累计获取 2000 组初值样本,以此量化分析牛顿法在不同初值条件下的迭代行为。

通过统计迭代次数在 0~100 区间的分布特征,重点考察两个核心问题:(1) 牛顿法是否因触及最大迭代次数阈值而强制终止;(2) 初值选取对迭代效率的影响程度。针对初值差异导致的高低迭代区间数据特征差异,采用柱状图与折线图耦合的可视化方法,如图 7 所示。

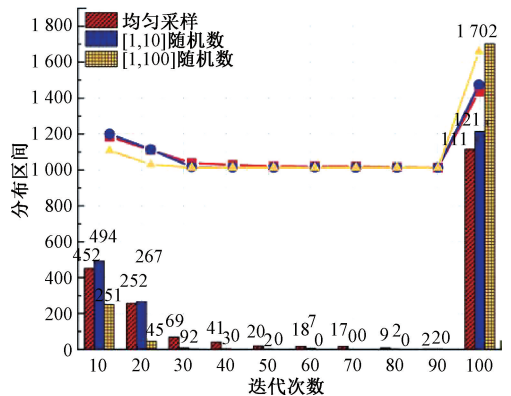


Fig. 7 Distribution diagram of the number of iterations of Newton's method with different initial values

图 7 表明,当初始值与真实值之间的偏差超过一个数量级时,牛顿方法中超过 80% 的样本在达到 100 次迭代限制时就会终止。相比之下,混合算法通过使用 GA 算法预先生成初始值来避免了这一问题。

图 7 中,柱状图通过频率统计凸显高迭代次数区间(0~20 与 90~100 次)的分布密度,折线图则以连续曲线刻画低迭代次数区间(30~90 次)的变化趋势。分析表明,牛顿迭代法的收敛行为对初值设定具有显著依赖性:

当初值与真实值偏差较小时,样本在 20 次迭代内完成收敛更多;而初值选取不合理时,多数样本因达到最大迭代次数(100 次)而强制终止,暴露了传统方法在初值敏感场景下的收敛缺陷。

为解决实际工程中牛顿法受初值影响的问题,并进一步验证混合算法在收敛性能上的优越性,研究选取 $[0.001, 10]$ 区间内均匀采样的初值集合,开展牛顿法与混合算法的收敛性能对比实验,结果如图 8 所示。

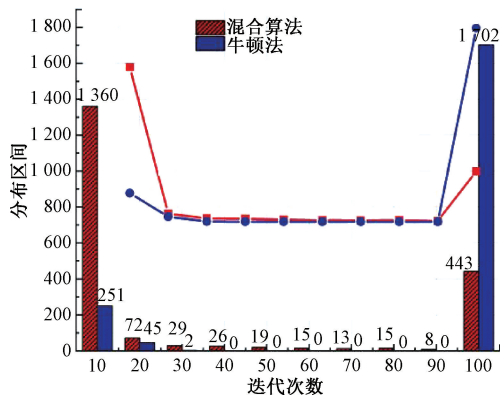


图 8 混合算法与牛顿法迭代次数分布对比

Fig. 8 Comparison of the distribution of iteration numbers between the hybrid algorithm and the Newton method

图 8 表明,GA-BP-牛顿混合优化算法的迭代次数主要集中在 0~30 次区间,而牛顿迭代法的多数样本在达到预设的最大迭代次数(100 次)时才终止迭代,由上述数据可得,混合算法通过遗传算法全局寻优生成高质量初值,有效规避了牛顿法的初值依赖问题,在相同输入数据条件下展现出更稳定的收敛特性。充分证明“全局初值优化+局部模型精修”协同机制对收敛效率的显著提升作用。

通过对比分析牛顿法、GA-BP 神经网络与混合算法的平均迭代次数及样本耗时发现,GA-BP-牛顿混合优化算法的平均迭代次数显著低于单一牛顿法,且总体平均总耗时小于牛顿法与 GA-BP 神经网络的总耗时之和。进一步对两者的迭代次数分布进行量化分析后可知,混合算法在达到最大迭代次数前自然收敛的样本比例远高于牛顿迭代法,而牛顿法因频繁触及迭代次数上限而被迫终止的情况更为普遍。上述结果从收敛效率与收敛可靠性两个维度,进一步验证了混合算法在收敛性方面的显著优势,为后续反演精度对比分析奠定了坚实基础。

2) 反演精度

在接地网缺陷检测中,TEM 法采集的信号幅值通常较低,数据精度对成像结果及后续拓扑识别、缺陷诊断具有关键影响。反演过程的精度越高,越能保证采集数据

的可用性,挖掘更多的信息潜力,进而提升接地网缺陷特征的识别效能。

为科学评估混合优化算法、牛顿迭代法与 GA-BP 神经网络的反演精度,本研究设计反演精度对比实验如下:首先在 $[0.01, 100]$ 参数空间内进行对数间隔采样,生成 2 000 个标准瞬变场参数 u ,基于核函数方程正向计算得到对应的标准输入信号 y ;继而将 y 分别输入 3 种算法进行参数反演,其中牛顿迭代法的初始值统一设定为标准参数 u ,以消除初值选取对反演结果的干扰。通过对比反演参数 u_0 与标准参数 u ,计算平均绝对误差(MAE)与最大绝对误差(MaxAE),量化评估不同算法的反演精度,具体对比结果如表 3 所示。

表 3 平均误差与最大绝对误差对比

Table 3 Comparison of average error and maximum absolute error

方法选择	是否评估初值	平均误差	最大绝对误差
牛顿法	是	3.6810×10^{-7}	1×10^{-4}
GA-BP	否	9×10^{-4}	1×10^{-2}
混合优化算法	否	6.0207×10^{-8}	1.3170×10^{-5}

由表 3 可知,在统一输入条件下,混合优化算法的反演精度显著优于牛顿迭代法与单一 GA-BP 神经网络。该算法通过神经网络预估值自动生成高质量初始解,无需人工干预初值设定,从根本上规避了传统方法对初值选取的强依赖性,与实际工程复杂工况下的参数反演需求高度适配。

针对电力接地网检测信号早期幅值较低的典型特征,为验证算法在低参数场景下的适用性,研究从 2 000 组数据中选取瞬变场参数较小的样本,具体划分为 300~600、600~900、900~1 200 及 1 200~1 500 四个采样区间,分别对正演理论曲线、GA-BP 算法预测曲线及混合优化算法反演曲线展开对比分析。上述区间覆盖了实际检测中早期弱信号对应的参数范围,能够有效检验算法在早期采集信号条件下的曲线拟合精度,反演精度曲线如图 9 所示。

对比图 9(a)和(b)可知,在瞬变场参数较小的早期区间,混合优化算法的反演曲线与正演理论曲线高度吻合,而单一 GA-BP 神经网络的预测曲线与理论值存在显著偏差。随着输入信号幅值增大,如图 9(c)和(d)所示,GA-BP 算法通过迭代寻优使预测值逐步趋近理论值,但混合优化算法的反演曲线仍以更高精度贴合理论曲线,展现出更优的全局拟合能力。

尽管反演曲线能够直观反映误差变化趋势,但难以量化不同数据驱动方法的误差分布特性。为此,本文进一步基于 2 000 组标准瞬变场参数 u 数据,对 GA-BP 神经网络与混合优化算法生成的瞬变场参数进行逐点误差

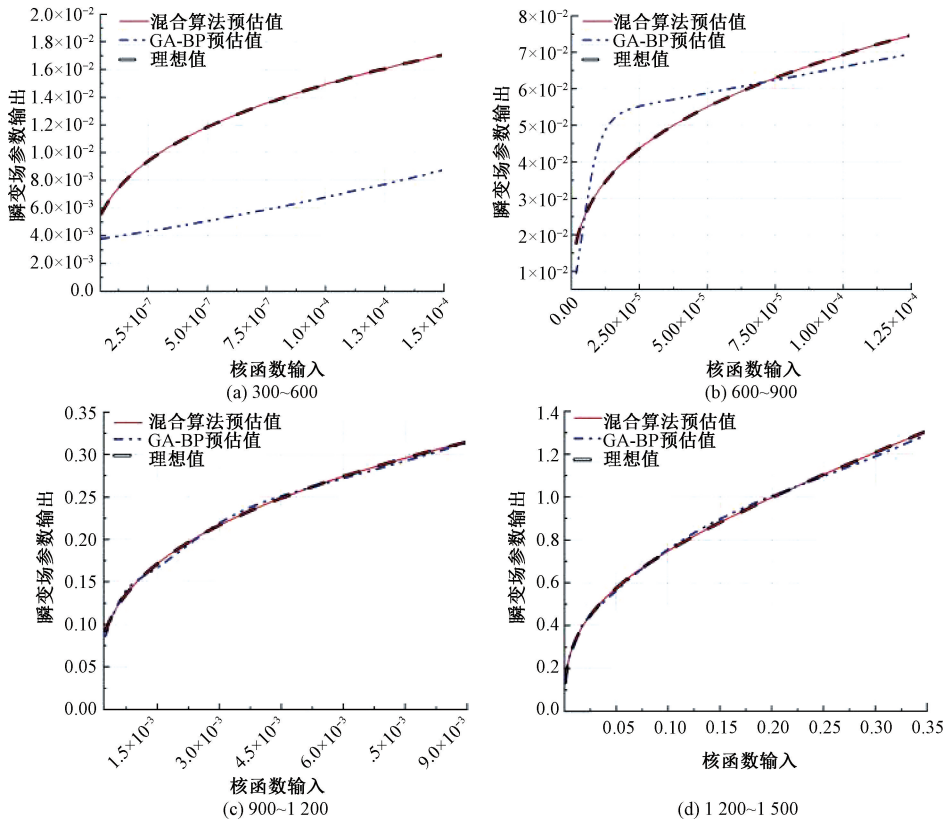


图9 反演曲线精度对比
Fig. 9 Comparison of inversion curve accuracy

分析。定义反演参数与标准参数的绝对误差,其分布特性如图10所示。



图10 误差对比曲线
Fig. 10 Error comparison curve

由图10可知,采样点数在750~1750区间时,GA-BP神经网络绝对误差波动显著,而混合算法误差保持稳定。这种差异源于GA-BP神经网络依赖数据驱动的黑箱映射,而混合算法引入牛顿法,结合神经网络输出初值解与正演模型局部迭代修正,形成“全局预估值生成-局部模型精修”机制。实际接地网检测中,瞬变电磁信号受土

壤电阻率、接地网缺陷程度等因素影响,难以预设合理初值。混合算法具备自适应初值生成能力,能在缺乏精准先验信息时自动收敛至高精度解,避免初值偏差导致的反演失效,提升了在复杂工程环境中的实用性与可靠性。

3 混合神经网络对瞬变电磁数据的应用

在实际电力接地网检测中,牛顿迭代法的反演精度高度依赖初始值预估质量,而工程现场难以获取高精度先验初值,导致其应用受限。因此,本文选取GA-BP神经网络与所提混合算法开展对比实验,旨在验证不同算法在复杂工况下的拓扑识别与缺陷检测效能。

实验采用1:10缩尺比例构建接地网模型,埋设于野外实验场0.6m深度,模型材料选用与实际变电站一致的镀锌扁钢,确保实验条件与工程场景的等效性。模型主体采用1m×1m“田”字形网格布局,人工预制两处断点与一处缺口(图11),分别为单回路断点1,双回路断点2以及单一缺口,以模拟接地网运行中可能出现的导体断裂及腐蚀故障。模型实物如图11所示,其结构参数与缺陷设置满足相似性原理,为后续算法对比提供了标准化实验平台。



图 11 缩比实验接地网模型

Fig. 11 Scale experiment grounding grid model

根据缩比模型结构(图 11),实验选用 11 条测线以 11 个测点,测线与测点间距为 12 cm 以确保测量范围可以覆盖完整的接地网模型,以获取完整的接地网拓扑结构,测线布置模型如图 12 所示。

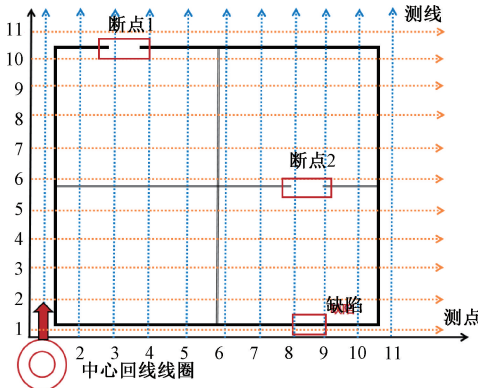


图 12 缩比模型测线布置

Fig. 12 Scale model survey line layout

数据采集环节采用项目组自主研发的 CHD-LLCY-01 型瞬变电磁收发一体机,配套使用自主开发的数据采集与处理软件平台。将 GA-BP 神经网络与混合算法分别嵌入该平台,以测点分布方向为 x 轴、测线延伸方向为 y 轴,绘制视电阻率切片数据,通过 MATLAB 绘制等值线图与伪彩色图成像,实现电力接地网拓扑结构的可视化反演。图 13 所示为嵌入 GA-BP 神经网络的拓扑结构。

图 13 表明,单一 GA 算法应用于数据处理系统时,虽可实现接地网模型拓扑结构的宏观识别,但区域结构辨识偏差较大,拓扑结构轮廓模糊。该算法对整体结构的识别停留在宏观层面,细节辨识精度较低,表现为网格节点与导体走向的定位误差超过工程检测阈值。

在缺陷检测方面,单一遗传算法未能实现接地网缺陷与断点的有效识别——预设的断裂与缺口特征在成像

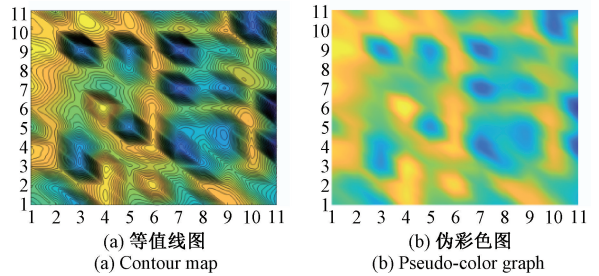


图 13 遗传算法拓扑结构

Fig. 13 Genetic algorithm topological structure diagram

结果中未形成显著异常响应,表明其对电磁信号的微弱变化敏感度不足,难以满足复杂工况下的缺陷诊断需求。图 14 所示为嵌入混合神经网络的拓扑结构。

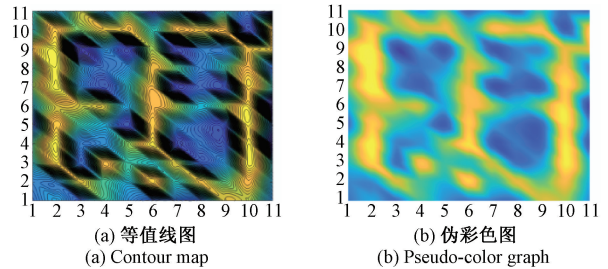


图 14 混合算法拓扑结构

Fig. 14 Topological structure diagram of hybrid algorithm

图 14 表明,在拓扑结构识别方面,采用混合算法的处理流程相较于单一 GA-BP 神经网络,显著提升了接地网拓扑结构的成像精度,田字形网格的轮廓特征得以清晰辨识。

在缺陷检测层面,混合算法成功识别双回路断点 2,验证了其对于典型故障的精准定位能力。测点 1~3 区域平面结构呈现的不规则电阻率分布特征,与该区域预设的缺陷位置高度吻合,表明算法能够有效捕捉缺陷引发的电磁响应异常。断点 1 未能在成像结果中体现,分析认为系单回路涡流场感应信号较弱,导致断点 1 的异常特征被背景噪声掩盖,进而被误判为良导体。尽管该算法在单回路断点识别方面仍存在局限性,但相较于 GA-BP 神经网络算法,其缺陷检测性能已显著提升。

综上,混合算法在含强电磁干扰的野外实测环境中,通过遗传算法全局搜索与物理模型约束的协同优化,构建了“数据驱动-模型约束”的高效反演框架,能够基本实现接地网拓扑结构的准确识别,有效呈现了网格布局的核心框架,展现出对复杂电磁噪声的显著抗干扰能力。尽管受限于信号质量与金属导体耦合效应,预设断点与缺陷的精准定位尚未完全达标,但其所构建的融合神经网络非线性映射能力与牛顿法局部迭代精修机制的技术路径,显著提升了瞬变电磁反演的精度与可靠性,在工程

实测中验证了接地网缺陷检测的技术有效性与工程可行性。

4 结 论

本文提出一种融合全局搜索与局部优化的智能混合视电阻率反演方法,通过遗传算法与物理模型约束的协同优化,构建“数据驱动-模型约束”反演框架。所提混合算法较传统迭代法在收敛性与反演精度上优势显著,有效提升了瞬变电磁反演的可靠性。通过野外实验验证了该方法对接地网拓扑结构识别及缺陷检测能力,在工程实测中展现出有效性与可行性。该算法为复杂工况下的接地网拓扑识别与缺陷检测提供了高效实用解决方案,通过揭示强干扰环境下的定位局限,为后续抗干扰算法优化、测点布局改进等研究提供了明确方向,推动相关技术的工程应用进程。

该算法在两类典型场景中具有突出应用价值:1)缺少图纸的老化变电站,此类场景因缺乏接地网结构先验信息,传统检测易形成盲区,而混合算法通过遗传算法全局搜索无需依赖初始结构模型,可自主生成合理解空间,结合牛顿法精修实现拓扑识别与缺陷定位;2)复杂土壤环境,该区域接地网易发生非均匀腐蚀,传统反演易受土壤电阻率分布干扰,算法通过动态交叉变异的反压机制增强对局部电阻异常的敏感度,可精准捕捉腐蚀缺陷引起的电阻率变化特征。

硬件兼容性方面,该算法可直接适配现有 CHD-LLCY-01 瞬变电磁检测设备,无需对硬件进行改造,仅需通过软件嵌入算法模块,降低工程应用成本。数据处理效率方面,在现场检测中,单组数据处理时间约 2.5 s,结合设备移动检测速度,可实现“检测-处理-结果反馈”的实时联动,现场检查效率较传统离线处理模式提升 60% 以上,满足工程现场快速检测的时效性需求。

参考文献

[1] 马成廉,宋萌清,尹波,等. 结合 IEEE std80-2000 和 CDEGS 的变电站新建接地网优化设计研究[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(24): 131-139.
MA CH L, SONG M Q, YIN B, et al. Research on optimal design of newly-built grounding grid of substation combined with IEEE Std 80-2000 and CDEGS [J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(24): 131-139.

[2] ACKERMAN A, SEN P K, OERTLI C, et al. Designing safe and reliable grounding in AC substations with poor soil resistivity: An interpretation of IEEE Std. 80 [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2013, 49(4): 1883-1889.

[3] MITOLO M, SUTHERLAND E P, NATARAJAN R. Effects of high fault currents on ground grid design[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2010, 46(3): 1118-1124.

[4] 王玥,张卫欣,王崇,等. 基于多重网格剖分技术的智能变电站接地网电磁响应数值模拟研究[J]. 电测与仪表, 2024, 61(12): 97-103.
WANG Y, ZHANG W X, WANG CH, et al. Research on numerical simulation of electromagnetic response of smart substation grounding grid based on multi-grid meshing technology [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(12): 97-103.

[5] 李学腾. 基于电化学的接地网腐蚀检测方法研究[J]. 电子设计工程, 2020, 28(10): 56-59, 64.
LI X T. Research on corrosion detection method for grounding grid based on electrochemistry [J]. Electronic Design Engineering, 2020, 28(10): 56-59, 64.

[6] 刘一欢,邵文权,朱晨燕,等. 利用零序电流倍增特征的不接地系统故障选线[J]. 电力电容器与无功补偿, 2021, 42(2): 153-159.
LIU Y H, SHAO W Q, ZHU CH Y, et al. Fault line selection for ungrounded system using multiplication characteristic of zero-sequence current [J]. Power Capacitors & Reactive Power Compensation, 2021, 42(2): 153-159.

[7] 于建立,吴传斌,冷赫,等. 基于磁场分布特性的接地网故障诊断研究[J]. 电子学报, 2022, 50(3): 598-607.
YU J L, WU CH B, LENG H, et al. Research on grounding grid fault diagnosis based on magnetic field distribution characteristics [J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(3): 598-607.

[8] 闫正义,赵康,王凯. 基于强化学习的新型电力系统优化策略应用综述[J]. 发电技术, 2025, 46(3): 508-520.
YAN ZH Y, ZHAO K, WANG K. Review on application of optimal strategy for new-type power system based on reinforcement learning [J]. Power Generation Technology, 2025, 46(3): 508-520.

[9] 付志红,余慈拱,侯兴哲,等. 瞬变电磁法视电阻率成像的接地网断点诊断方法[J]. 电工技术学报, 2014, 29(9): 253-259.
FU ZH H, YU C G, HOU X ZH, et al. Grounding grid breakpoint diagnosis method based on apparent resistivity imaging of transient electromagnetic method [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(9): 253-259.

[10] YU C, FU Z. A novel method for fault diagnosis of

- grounding grids [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 51(6):5182-5188.
- [11] 余慈拱. 电力接地网缺陷的瞬变电磁成像诊断方法研究[D]. 重庆:重庆大学, 2017.
- YU C G. Research on transient electromagnetic imaging diagnosis method for power grounding grid defects [D]. Chongqing: Chongqing University, 2017.
- [12] YU C, FU Z, WU G, et al. Configuration detection of substation grounding grid using transient electromagnetic method [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(8):6475-6483.
- [13] 栾卉, 嵇艳鞠, 郑建波, 等. 一种基于瞬变电磁异常原理的接地网断点诊断方法 [P]. 中国: CN105137279A, 2015-12-09.
- LUAN H, JI Y J, ZHENG J B, et al. Grounding grid breakpoint diagnosis method based on the principle of transient electromagnetic anomaly loop [P]. China: CN105137279A, 2015-12-09.
- [14] 徐畅. 基于瞬变电磁法的接地网断点探测方法研究[D]. 长春:吉林大学, 2016.
- XU CH. Research on grounding grid breakpoint detection method based on transient electromagnetic method [D]. Changchun: Jilin University, 2016.
- [15] 栾卉, 徐畅, 刘南南, 等. 基于 COMSOL Multiphysics 的瞬变电磁法接地网故障诊断仿真研究[J]. 实验室研究与探索, 2017, 36(1):108-111.
- LUAN H, XU CH, LIU N N, et al. Simulation research on grounding grid fault diagnosis via transient electromagnetic method based on COMSOL multiphysics [J]. Research and Exploration in Laboratory, 2017, 36(1): 108-111.
- [16] 徐正玉, 付能翼, 周洁, 等. 瞬变电磁法非线性优化反演算法对比[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2022, 52(3):744-753.
- XU ZH Y, FU N Y, ZHOU J, et al. Comparison of nonlinear optimized inversion algorithms for transient electromagnetic method [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2022, 52(3): 744-753.
- [17] 何一鸣, 薛国强, 赵焯. 基于量子行为粒子群算法的航空瞬变电磁拟二维反演技术[J]. 地球科学与环境学报, 2020, 42(6):722-730.
- HE Y M, XUE G Q, ZHAO Y. Aeromagnetic transient electromagnetic quasi-2D inversion technology based on quantum-behaved particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Earth Sciences and Environment, 2020, 42(6): 722-730.
- [18] 王仕兴, 易国财, 王绪本, 等. 基于分段二分搜索算法的半航空瞬变电磁电导率深度快速成像方法研究[J]. 地球物理学进展, 2021, 36(3):1317-1324.
- WANG SH X, YI G C, WANG X B, et al. Research on fast conductivity depth imaging method for semi-aeromagnetic transient electromagnetic based on segmented binary search algorithm [J]. Progress in Geophysics, 2021, 36(3): 1317-1324.
- [19] 李强龙, 孙建瑞, 赵坤, 等. 基于 IALO-SVR 的锂电池健康状态预测[J]. 电子测量与仪器报, 2022, 36(1): 204-211.
- LI Q L, SUN J R, ZHAO K, et al. Prediction of state of health for lithium-ion batteries based on IALO-SVR [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(1): 204-211.
- [20] 陈广. 基于神经网络的瞬变电磁快速成像方法研究[D]. 重庆:重庆大学, 2014.
- CHEN G. Research on fast imaging method of transient electromagnetic based on neural network [D]. Chongqing: Chongqing University, 2014.
- [21] QIN S, WANG Y, XU Z, et al. Fast resistivity imaging of transient electromagnetic using ANN [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16(9): 1373-1377.
- [22] 秦善强, 付志红, 朱学贵, 等. 遗传神经网络的瞬变电磁视电阻率求解算法[J]. 电工技术学报, 2017, 32(12):146-154, 250.
- QIN SH Q, FU ZH H, ZHU X G, et al. Solution algorithm for apparent resistivity of transient electromagnetic based on genetic neural network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(12): 146-154, 250.
- [23] 尚玉朝, 刘春豪, 王凯. 基于融合优化算法的超级电容器健康状态预测模型[J/OL]. 发电技术, 1-11 [2026-04-22].
- SHANG Y CH, LIU CH H, WANG K. Prediction model for state of health of supercapacitors based on hybrid optimization algorithm [J/OL]. Power Generation Technology, 1-11 [2026-04-22].
- [24] YIN C C, REN X Y, LIU Y H, et al. Review on airborne electromagnetic inverse theory and applications [J]. Geophysics, 2015, 80(4): W17-W31.
- [25] 郭嵩巍, 刘小畔, 郑凯, 等. 基于全区视电阻率的瞬变电磁一维 Occam 反演中雅克比矩阵的解析算法[J]. 物探与化探, 2020, 44(3):559-567.
- GUO S W, LIU X P, ZHENG K, et al. Analytical algorithm for Jacobian matrix in 1D occam inversion of transient electromagnetic full-region apparent resistivity [J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2020, 44(3): 559-567.
- [26] 陈紫静, 陈清礼. 瞬变电磁的逆时偏移成像方法[J].

物探与化探, 2020, 44(6): 1415-1419.

CHEN Z J, CHEN Q L. Reverse time migration imaging method for transient electromagnetic [J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2020, 44 (6): 1415-1419.

- [27] 黄炎, 王庆宾, 李国强, 等. 基于向量化的扰动引力矢量快速并行算法[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2021, 51(6): 1863-1871.

HUANG Y, WANG Q B, LI G Q, et al. Fast parallel algorithm for perturbed gravitational vector based on vectorization [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2021, 51(6): 1863-1871.

作者简介



卢勇, 2010年于西安交通大学获得学士学位, 2012年于西安交通大学获得硕士学位, 2016年于西安交通大学获得博士学位, 现为长安大学副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为电能质量治理、新能源并网。

E-mail: luyong@chd.edu.cn

Lu Yong received his B. Sc. degree from Xi'an Jiaotong University in 2010, M. Sc. degree from Xi'an Jiaotong University in 2012 and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2016, respectively. Now he is an associate professor and M. Sc. supervisor at Chang'an University. His main research interests

include power quality control and new energy grid connection.



阎力恒, 2023年于华北水利水电大学获得学士学位, 现为长安大学硕士研究生, 主要研究方向为电力系统故障检测。

E-mail: 1073008033@qq.com

Yan Liheng received his B. Sc. degree from North China University of Water Resources and Electric Power in 2023. Now he is a M. Sc. candidate at Chang'an University. His main research interest includes power system fault detection.



李陇杰(通信作者), 2010年于湖南大学获得学士学位, 2013年于西安交通大学获得硕士学位, 2020年于西安交通大学获得博士学位, 现为长安大学讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为高电压技术、电力系统故障检测。

E-mail: lilongjie@chd.edu.cn

Li Longjie (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Hunan University in 2010, M. Sc. degree from Xi'an Jiaotong University in 2013 and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2020, respectively. Now he is a lecturer and M. Sc. supervisor at Chang'an University. His main research interests include high-voltage technology and power system fault detection.