

李瑞友,白细民,张勇,等. 基于小波包分解与GA优化BP神经网络的瞬变电磁反演. 吉林大学学报(地球科学版),2024,54(3):1003-1015. doi:10.13278/j.cnki.jjuese.20230086.

Li Ruiyou, Bai Ximin, Zhang Yong, et al. Using Wavelet Packet Denoising and BP Neural Network Based on GA Optimization for Transient Electromagnetic Inversion. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2024, 54 (3): 1003 - 1015. doi:10.13278/j.cnki. jjuese.20230086.

基于小波包分解与GA优化BP神经网络的瞬变电磁反演

李瑞友¹,白细民²,张勇¹,汪靖¹,朱亮³,丁小辉¹,李广⁴

1.江西财经大学软件与物联网工程学院,南昌 330013

2.江西省勘察设计研究院有限公司,南昌 330095

3.国网江西省电力有限公司供电服务管理中心,南昌 330000

4.东华理工大学地球物理与测控技术学院,南昌 330013

摘要:瞬变电磁反演是高维非凸的复杂非线性反演问题。利用传统的BP(back propagation)神经网络可以有效缓解瞬变电磁反演的过拟合现象,但是BP算法收敛速度慢、易陷入局部最优。为了解决这些问题,提出了一种基于小波包分解(wavelet packet denoising, WPD)和遗传算法(genetic algorithm, GA)优化BP神经网络的方法(WPD-GA-BP),并应用于瞬变电磁反演中。首先,采用基于硬阈值和Daubechies系列中Db13的WPD方法降低观测磁场数据中的噪声成分,同时提出一种剔除冗余特征的样本采集策略。然后,引入具有全局性的GA优化BP神经网络初始权重,提升BP算法的学习能力和求解精度。最后,基于中心回线源一维瞬变电磁正演理论,构建层状地电模型,经WPD预处理后进行反演,并比较GA-BP与传统Occam、单一BP、PSO-BP(particle swarm optimization-BP)、DE-BP(differential evolution-BP)等算法的反演结果。理论模型与实测数据反演结果表明:在瞬变电磁层状地电模型反演中,WPD-GA-BP比其他算法具有更高的精度以及更强的稳定性和正演数据拟合能力,可有效应用于电磁探测反演解释中。

关键词:瞬变电磁法;小波包分解;BP神经网络;遗传算法;反演

doi:10.13278/j.cnki.jjuese.20230086

中图分类号:P631

文献标志码:A

Using Wavelet Packet Denoising and BP Neural Network Based on GA Optimization for Transient Electromagnetic Inversion

Li Ruiyou¹, Bai Ximin², Zhang Yong¹, Wang Jing¹, Zhu Liang³, Ding Xiaohui¹, Li Guang⁴

收稿日期:2023-04-10

作者简介:李瑞友(1994—),男,讲师,主要从事瞬变电磁反演、机器学习等方面的研究,E-mail: liruiyou@jxufe.edu.cn

通信作者:李广(1988—),男,副教授,主要从事电磁法数据处理及应用等方面的研究,E-mail: li_guangg@163.com

基金项目:国家自然科学基金项目(41904076);江西省教育厅科学技术项目(GJJ2200528);南昌市水文地质与优质地下水资源开发利用重点实验室开放基金(20231B22)

Supported by the National Natural Science Foundation of China (41904076), the Scientific Research Foundation of Jiangxi Provincial Education Department (GJJ2200528) and the Open Fund from Nanchang Key Laboratory of Hydrogeology and High Quality Groundwater Resources Exploitation and Utilization (20231B22)

1. School of Software and Internet of Things Engineering, Jiangxi University of Finance and Economics, Nanchang 330013, China
2. Jiangxi Institute Co., Ltd. of Survey and Design, Nanchang 330095, China
3. Power Supply Service Management Center of State Grid Jiangxi Electric Power Co., Ltd., Nanchang 330000, China
4. School of Geophysics and Measurement Control Technology, East China University of Technology, Nanchang 330013, China

Abstract: Transient electromagnetic inversion is a complex nonlinear problem with high-dimensional non-convexity. The traditional BP neural network can effectively alleviate the over-fitting phenomenon for transient electromagnetic inversion. However, the BP method has the disadvantage of converges slowly and easily falls into local optimum. In order to solve these problems, an approach based on wavelet packet denoising (WPD) and genetic algorithm (GA) to optimize BP neural network (WPD-GA-BP) was proposed and applied to transient electromagnetic inversion. A wavelet packet denoising method based on hard threshold and Db13 was used to reduce noise signal from observed magnetic field data. And a sample collection strategy was proposed to remove redundant features. Additionally, the global GA algorithm was introduced to optimize the BP initial weight, which improved the learning ability and solution accuracy for BP. Finally, based on the 1 - D transient electromagnetic forward theory with center loop source, a layered geoelectric model was established, and then inversion was performed after WPD processing, in which the inversion results by GA-BP algorithm were compared with that of the traditional Occam, BP, particle swarm optimization-BP (PSO-BP) and differential evolution-BP (DE-BP). The results of theoretical model and measured examples show that the proposed method is superior to others algorithm in the accuracy, stability and higher forward data fitting ability, which can be effectively applied to the inversion interpretation for electromagnetic exploration.

Key words: transient electromagnetic method; wavelet packet denoising; BP neural network; genetic algorithm; inversion

0 引言

瞬变电磁法 (transient electromagnetic method, TEM) 是一种快速关断发射脉冲电流在地面接收二次电磁响应的探测方法。瞬变电磁反演是一种根据观测数据计算地电结构参数的技术, 一直是地球物理研究中的重要问题。传统反演方法多是将非线性问题线性化, 但线性化反演往往易陷入局部极小值, 在计算目标函数梯度时需要大量的计算^[1]。近年来, 基于全局优化的非线性反演方法克服了线性化反演的缺点^[2-4], 且越来越受到地球物理学家的重视。

人工神经网络是目前最活跃的非线性反演方法之一, 不同于具有全空间搜索解的非线性蒙特卡洛类方法^[5-8], 它将地电结构参数和正演模型关系都隐含在神经网络的权值和阈值参数中, 并以较强的学习能力在电法资料的反演解释中得到了广泛的应用。范涛等^[9]提出了一种基于长短时记忆网络的深度学习瞬变电磁反演方法, 取得了异常体边界成像清晰的成像结果; Maiti 等^[10]研究了一种以一维

电测深数据为基础的贝叶斯神经网络训练方法; Jiang 等^[11]提出了一种改进的小波神经网络方法, 通过降低视电阻率数据的维数, 实现了电阻率成像; Johnson 等^[12]利用人工神经网络方法成功估算了层状大地模型的电阻率参数; Wu 等^[13]采用卷积神经网络实现了航空瞬变电磁地下构造电阻率实时成像。综上所述, 神经网络在电法资料的反演解释中得到了广泛的应用 (具有良好的非线性拟合能力), 但是神经网络存在着对初始权值敏感、易陷入局部最优等问题。

因此, 为了解决单一非线性 BP (back propagation) 神经网络反演方法在解释复杂 TEM 资料时存在的以上问题, 许多学者提出将具有全局性的非线性蒙特卡洛类方法和神经网络方法相结合, 有效兼顾反演速度和求解精度^[14-15]。张凌云等^[16]将一种基于蚁群优化的神经网络方法应用于高密度电法资料的反演中, 结果表明该方法误差较小、决定系数较高; Zhang 等^[17]提出一种基于粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法优化 BP 神经网络的方法, 提高了电阻率层析成像二

维非线性反演的全局搜索能力;Li等^[18]利用PSO算法改善了神经网络方法,实现了中心回线瞬变电磁非线性反演。Jha等^[19]采用遗传算法(genetic algorithm, GA)进行垂直电测深数据反演,结果表明该算法求解地电模型的反演效果较好;Liu等^[20]提出在广州地铁的地下勘探反演中采用一种可控变异方向的GA方法,其反演结果与钻孔资料基本吻合。针对神经网络对初始权值敏感、易陷入局部最优等不足,本文采用GA优化BP神经网络的初始权值和阈值。

本文利用GA优化BP(GA-BP)神经网络进行TEM反演。野外观测往往存在噪声,因此在TEM反演过程中有必要进行噪声数据预处理。近年来,小波包变换成为了一种能够有效抑制噪声的重要工具^[21],可用于去除TEM数据中的噪声,并通过分析TEM数据的高频域获得更强的分辨能力。基于此,本文提出一种基于小波包分解(wavelet packet denoising, WPD)与GA-BP神经网络的TEM反演方法,这种组合方法称为WPD-GA-BP算法。该方法以WPD为去噪技术,以BP神经网络为反演建模工具;为了优化神经网络反演模型,利用GA对BP神经网络的初始权重参数进行调节。最后用理论模型与实测数据将该方法与传统神经网络进行比较,以验证WPD-GA-BP算法的反演精度和收敛性,同时验证所提方法的可行性和有效性。

1 瞬变电磁法正演理论

1.1 TEM正演

TEM通过中心回线向地下发射斜阶跃波形式的激励信号,同时通过接收回线采集具备地下模型参数信息的电磁响应观测数据。根据Kaufman等^[22]的推导方法,可得层状大地中心回线源的频域响应表达式为

$$H_z = Iu \int_0^{\infty} \frac{\lambda^2}{\lambda + \lambda_1/R_1^*} J_1(\lambda r) d\lambda. \quad (1)$$

式中: H_z 为竖直方向的磁场强度; I 为发射电流强度; u 为圆形发射线圈半径; λ 为Hankel变换积分变量; $\lambda_1 = \sqrt{\lambda^2 - k_1^2}$ ($k_1^2 = -i\omega\mu\sigma_1$, ω 为角频率, μ 和 σ_1 分别为磁导率和电导率); R_1^* 为第一层输入阻抗; $J_1(\lambda r)$ 为1阶贝塞尔函数; r 为中心发射线圈和接收线圈之间的距离。

由于层状大地时域响应无解析解,只能采用数

值计算方法求解。采用Hankel变换求解式(1)中的贝塞尔函数,通过选定47点的 J_1 滤波系数计算频域响应,再采用Gaver-Stehfest变换实现频-时域转换。因此,时间域响应(H_z)是通过Hankel变换和Gaver-Stehfest变换计算得到的,具有较大的计算量,本文将它作为反演输入数据;输出是地电结构参数(电阻率和层厚度)。这种方法能够避免复杂的正演模型计算,对提高算法效率具有重要意义。

1.2 训练集构建方法

本文针对层状大地模型进行非线性反演,采用瞬变电磁正演理论构建神经网络训练数据集。训练样本由地电模型和正演模型产生的电磁响应组成,这决定了地电模型是样本数据构建的核心。由于实际构造不可能发生剧烈的地电结构参数突变,一般采用约束多层模型来模拟实际地质构造。同时,通过去除样本产生的冗余特征,降低模型的复杂性。基于此,本文提出一种去除冗余特征的极限采样策略,但该方法的反演效果取决于地电模型各层的电阻率和厚度。各层电阻率和层厚度构造如下:

$$D_{ij} = \text{fix} [10^{\lg d_{j,\min} + i(\lg d_{j,\max} - \lg d_{j,\min})/(N-1)}]; \quad (2)$$

$$i = 0, 1, \dots, N-1.$$

式中: D_{ij} 为第*i*个样本第*j*层的地电结构参数(电阻率或厚度);fix代表取整数; $d_{j,\min}$ 与 $d_{j,\max}$ 分别为第*j*层地电结构参数的最小值和最大值; N 为样本数目。为了使神经网络能够有效适用于常规观测数据,应使地电结构参数取值范围尽可能大。因此,本文设置地电结构参数最小值和最大值如表1所示(以三层和五层地电模型为例)。

本文采用神经网络的输入层节点数(H_z 的时间采样点数)为41个,输出层节点数为地电结构参数(电阻率和层厚度)数目。通过改变地电结构参数值,设计了2500组用于训练和测试的样本模型,其中随机选取500组用作测试,其他组用作训练。由于篇幅限制,本文只展示了训练样本中三层地电模型的电阻率和层厚度分布概率,如图1所示。

2 方法原理

2.1 遗传算法

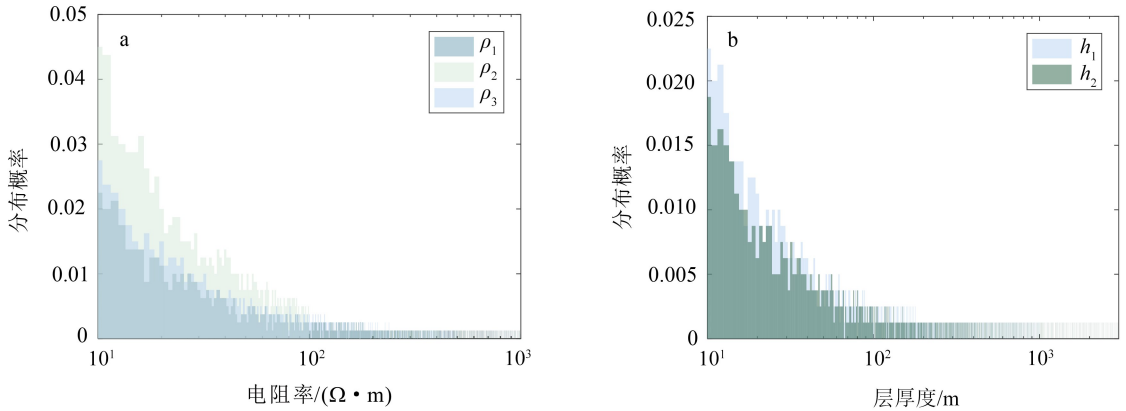
GA是一种启发式全局搜索算法,它模拟了自然选择和群体遗传过程中的选择、交叉和变异现象。

①选择操作:从旧种群中以一定的概率选择优良个体组成新的种群。个体*i*被选中的概率为

表 1 三层和五层地电模型各层参数的最大值与最小值

Table 1 Maximum and minimum of each layer parameters for three-layered and five-layered geoelectric models

	三层模型					五层模型								
	电阻率/($\Omega \cdot m$)			层厚度/m		电阻率/($\Omega \cdot m$)					层厚度/m			
	ρ_1	ρ_2	ρ_3	h_1	h_2	ρ_1	ρ_2	ρ_3	ρ_4	ρ_5	h_1	h_2	h_3	h_4
最小值	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
最大值	1 000	100	500	1 000	3 000	1 000	5 000	500	5 000	200	1 000	3 000	5 000	10 000



a. 电阻率; b. 层厚度。

图 1 三层地电模型训练样本分布概率

Fig.1 Distribution probability of training samples for three-layered geoelectric model

$$p_i = \frac{F_i}{\sum_{j=1}^M F_j} \quad (3)$$

式中: F_i 为个体 i 的适应值; M 为种群规模。

②交叉操作: 在种群中随机选择两个个体, 将染色体交换组合, 从而产生新的优秀个体。第 k 个染色体 a_k 和第 l 个染色体 a_l 在 j 位置的交叉操作为:

$$\begin{cases} a_{kj} = a_{kj}(1-b) + a_{lj}b; \\ a_{lj} = a_{lj}(1-b) + a_{kj}b. \end{cases} \quad (4)$$

式中: a_{kj} 、 a_{lj} 分别为第 k 个染色体和第 l 个染色体 j 位置的片段; b 为 $[0, 1]$ 区间的随机数。

③变异操作: 在种群中随机性选择一个个体, 经过个体中的单点变异产生新的优秀个体。第 i 个个体的第 j 个基因 a_{ij} 的变异操作为

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max})f(g), & w \geq 0.5; \\ a_{ij} + (a_{\min} - a_{ij})f(g), & w < 0.5. \end{cases} \quad (5)$$

其中,

$$f(g) = r_2 (1 - g/G_{\max})^2.$$

式中: a_{\max} 和 a_{\min} 分别为 a_{ij} 的上界与下界; w 为 $[0, 1]$ 之间的任意数; r_2 为任意数; g 和 G_{\max} 分别为当前

迭代次数与最大迭代次数。

2.2 BP 神经网络

BP 神经网络是一种具有信号前向传播和误差反向传播的多层前馈神经网络, 包含输入层、隐含层和输出层 3 层网络拓扑结构。BP 神经网络根据观测到的响应数据预测地电模型, 该模型可通过学习本构关系(反演)逼近得到, 将观测到的 H_z 和地电模型参数分别放入输入层和输出层, 利用两层之间的隐含层拟合非线性关系。

假设 x_1, x_2, \dots, x_n 为 BP 神经网络的输入; y_1, y_2, \dots, y_m 为 BP 神经网络的预测输出。隐含层用于拟合从 H_z 到地电模型的本构关系, 该关系是麦克斯韦方程组的逆关系。

初始化神经网络后, 可得到隐含层节点 j 的输出为

$$P_j = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij}x_i - c_j\right). \quad (6)$$

式中: $j=1, 2, \dots, l$; f 为隐含层激励函数; ω_{ij} 为输入层与隐含层之间的权值; c_j 为隐含层节点 j 的阈值。激励函数有多种表达形式, 经仿真验证, 本文

采用效果最好的 s 型激活函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}. \quad (7)$$

由隐含层输出 P 、隐含层与输出层的连接权值 ω_{jk} 以及阈值 c , 可计算网络的输出为

$$y_k = \sum_{j=1}^l P_j \omega_{jk} - c_k. \quad (8)$$

式中: $k=1, 2, \dots, m$; c_k 为输出层节点 k 的阈值。

由神经网络预测输出 y_k 和期望输出 T_k 之间的预测误差 $e_k = (T_k - y_k)y_k(1 - y_k)$, 可更新网络权值和阈值。

2.3 基于GA的BP神经网络参数优化

虽然BP神经网络具备良好的学习能力,但由于神经网络模型随机性产生初始权值与阈值,导致神经网络的收敛性与学习效率不佳,并易陷入局部最优。因此,为了改善这种效果,利用GA优化BP神经网络参数,其步骤实现详情如下。

1)BP神经网络初始化:确定网络输入层、隐含层与输出层的神经元数目,以及传递函数和学习函数。

2)建立染色体个体与网络权值和阈值的非线性映射关系:依据BP神经网络结构确定GA染色体个体的长度,使得种群中每个个体分量均对应网络的一个权值或阈值。接着从个体的取值范围 $[U_{\min}, U_{\max}]$ 内随机初始化种群,并设置种群规模、最大迭代次数以及交叉概率和变异因子。

3)个体适应度计算:根据初始化BP神经网络,计算每个输入个体的输出值,并将其与期望输出比较,计算当前个体的适应度,从而求出所有个体的适应度。其中,个体 i 适应度的计算公式为

$$F_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^m (Y_{ik} - y_{ik})^2. \quad (9)$$

式中, Y_{ik} 和 y_{ik} 分别为第 i 个样本的第 j 个期望输出与预测输出。

4)种群评估:种群全局最优值通过种群适应度更新,如果全局最优值低于该种群中的最优适应度,则将其替换全局最优值。

5)BP神经网络训练结束条件:当神经网络完成最大迭代次数或全局最优值达到预定目标时,BP算法训练终止,将所计算的全局最优解赋值给神经网络的权值与阈值,并执行步骤7);否则,执行步骤6)。

6)遗传操作更新种群:新一代的种群由选择操作、交叉操作和变异操作共同产生,并执行步骤3)。

7)BP神经网络测试:通过训练好的神经网络测

试地电模型样本,得到反演结果并进行评估。

3 WPD-GA-BP反演算法

3.1 H_z 数据预处理

在野外数据采集,不可避免地会产生一些噪声,这些噪声会渗透到野外观测中破坏信号。在正演模拟的计算响应中加入5%的高斯白噪声,以测试反演算法的灵敏度和泛化能力。本文把这些噪声干扰的合成数据看作是神经网络学习阶段的实测数据。首先,采用WPD处理含噪 H_z 数据。其次,将所有收集到的数据归一化。

为了确定最佳的WPD方法,选取3个母小波(Coiflet, Symlets, Daubechies)和Visu收缩阈值分解噪声信号并重构去噪信号,进行软阈值和硬阈值的比较,如图2所示。选取的评价指标为信噪比:

$$R_{SN} = 10 \lg \left(\frac{\sum_{i=1}^K s_i^2}{\sum_{i=1}^K (s_i - v_i)^2} \right). \quad (10)$$

式中: s_i 为原始数据; v_i 为含噪声数据; K 为时间采样点数。

利用Coif1—Coif5、Sym2—Sym15、Db2—Db15等33个小波函数对采集到的 H_z 数据进行去噪处理,比较其去噪效果。从图2可以看出,使用硬软阈值方法比使用软阈值方法可以更好地去除噪声。此外,在硬阈值中Coiflet系列的Coif5、Symlet系列的Sym9和Daubechies系列的Db13具有最高的信噪比。总体评价性能和去噪结果表明,Db13是最佳小波,使用Db13可以达到最高的信噪比,并最大程度去除失真的噪声数据。因此,选择Db13作为最佳小波函数,选择硬阈值作为合适的阈值方法。

本文采用Db13滤波和硬阈值的WPD方法,去噪前、后 H_z 的信噪比分别为26.00、30.89 dB。WPD可以将含噪 H_z 数据分解为高频分量和低频分量,通过适当的阈值很容易去除含噪系数。可以看出,采用Db13和硬阈值的WPD方法是一种有效的TEM数据预处理方法。

在应用神经网络之前,需要对输入和输出数据进行归一化处理,以输入数据归一化为例:

$$\hat{x} = 2 \left(\frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \right) - 1. \quad (11)$$

式中, x 、 x_{\min} 、 x_{\max} 、 \hat{x} 分别为实际输入、最小输入、最大输入和输入的归一化值。BP神经网络的输

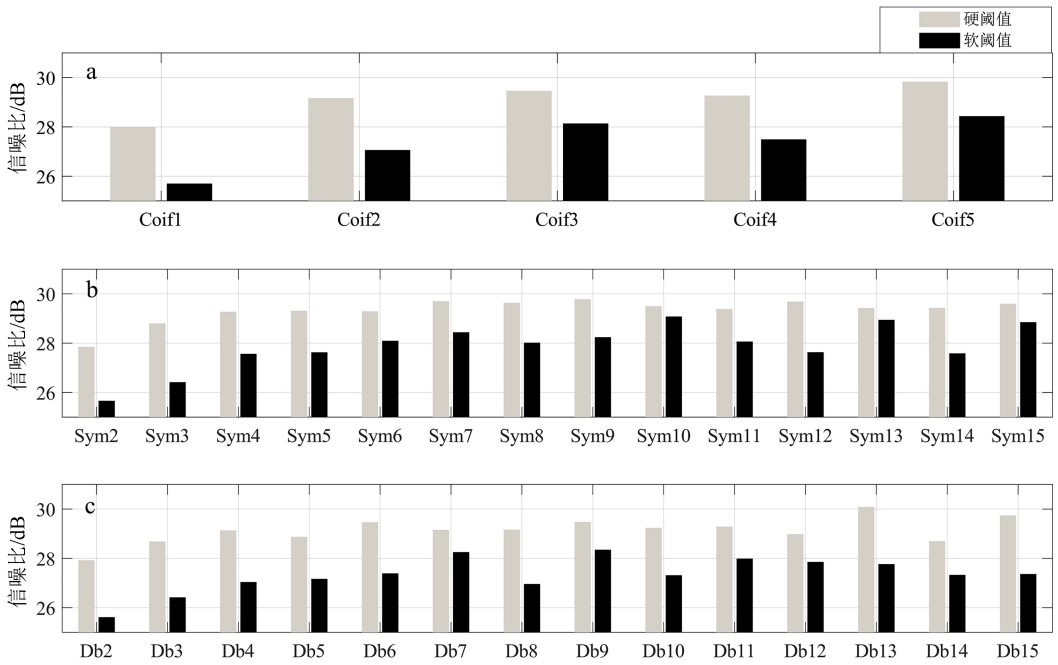


图 2 利用软阈值和硬阈值比较不同小波的信噪比

Fig.2 Signal-to-noise ratio of different wavelet obtained by soft threshold and hard threshold

出对应输入的索引值。为了得到真实的预测值,需要对索引输出值进行反归一化处理:

$$y = \left(\frac{\hat{y} + 1}{2} \right) (x_{\max} - x_{\min}) + x_{\min} \quad (12)$$

式中, y 和 \hat{y} 分别为 BP 神经网络的预测输出和归一化输出。

3.2 BP 神经网络结构设计

本文研究的 BP 神经网络主要是对三层和五层地电模型进行反演,其输入 (H_z) 节点均为 41 个,输出节点数分别为 5 个(3 个电阻率和 2 个层厚度)和 9 个(5 个电阻率和 4 个层厚度)。由于 BP 神经网络结构(隐含层神经元数目)对其反演性能有一定的影响,因此,为了改善神经网络反演两种地电模型的效果,本文还需要确定隐含层节点数目。基于此,作者研究了不同隐含层神经元数目的反演效果,其评价指标为决定系数 R^2 :

$$R^2 = \frac{\left(N \sum_{i=1}^N Y_i y_i - \sum_{i=1}^N Y_i \sum_{i=1}^N y_i \right)^2}{\left(N \sum_{i=1}^N y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N y_i \right)^2 \right) \left(N \sum_{i=1}^N Y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N Y_i \right)^2 \right)} \quad (13)$$

式中: y_i 和 Y_i 分别是第 i 个训练数据的地电模型参

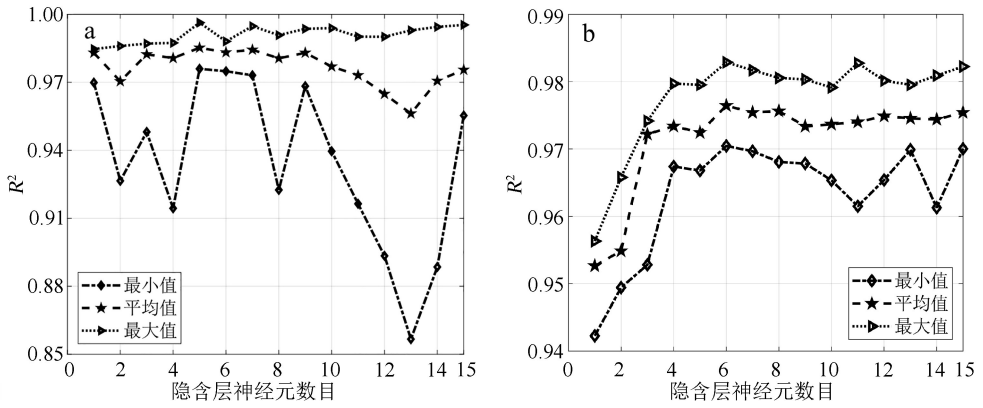
数预测值与期望值; N 为训练样本的数目。由于此时 GA 并未优化 BP 神经网络,每次随机产生的初始权值与阈值都将导致 R^2 的波动,因此运行 BP 算法 20 次,将其对应 R^2 的最小值、平均值、最大值作为评价指标,结果如图 3 所示。

从图 3 中可以看出,三层地电模型当隐含层神经元数目为 5 时, R^2 达到最大平均值;五层地电模型当隐含层神经元数目为 6 时, R^2 达到最大平均值。综上所述,建立瞬变电磁一维反演的 BP 神经网络模型,反演三层地电模型和五层地电模型时,选取的最佳神经网络结构分别为 41-5-5, 41-6-9。根据经验,为了得到最佳反演效果,其他参数设置如下: 传递函数为对数 S 型传递函数,训练函数为 Levenberg-Marquardt BP,学习函数为梯度下降动量学习函数。

3.3 WPD-GA-BP 算法

WPD-GA-BP 算法可实现 WPD 和 GA-BP 混合建模,并应用于 TEM 反演中。利用该方法对 H_z 数据进行预处理和反演,流程图如图 4 所示,反演主要步骤如下。

- 1) 通过正演方法采集大量含噪 H_z 数据。
- 2) 采用 WPD 方法对输入的 H_z 数据进行去噪处理,并对神经网络数据集进行归一化。



a. 三层地电模型; b. 五层地电模型。

图 3 决定系数受不同隐含层神经元数目的影响

Fig.3 Influence of neurons number in different hidden layers on the determination coefficient

3) 参数初始化之后,重复执行混合学习算法,同时将所有参数调整为适当值,从而选取给定数据集产生最小训练误差的 GA-BP 模型。

4) 利用训练后的 GA-BP 模型,估计测试样本集地电模型。

样本数据预处理后,采用 BP 与 GA-BP 算法分别对三层以及五层的地电模型进行反演计算,并与 PSO-BP 和 DE-BP (differential evolution-BP) 算法进行性能比较。采集的神经网络训练数据样本来源于瞬变电磁正演理论计算方法,且加入 5% 的噪声以模拟实测数据。在 2 500 组样本模型中随机选取 500 组作为测试集,其他作为训练集。GA 初始化种群规模为 60,最大迭代次数为 30,变异因子为 0.5,交叉概率为 0.6。中心回线瞬变电磁法的各项理论参数设置如下:发射线圈半径为 100 m,发射电流为斜阶跃响应,关断时间为 1 μ s,电流强度为 1 A。

为了比较各算法的反演性能,本文主要采用绝对百分比误差 (absolute percentage error, APE) 进行评价:

$$\epsilon_{APE} = \frac{1}{Nm} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m \frac{|Y_{ij} - y_{ij}|}{|Y_{ij}|} \times 100\% \quad (14)$$

式中, ϵ_{APE} 为绝对百分比误差。

在神经网络训练样本之前,采用 WPD 方法对该样本进行了预处理,同时为了便于比较,选取了一组未经 WPD 预处理的 BP 神经网络模型。表 2 为三层和五层地电模型训练样本和测试样本的反演性能结果,从 BP (无 WPD 预处理) 和 BP 反演结果中,可以得到经 WPD 预处理过的反演方法具有更好的反演性能和更高的反演精度。从表 2 中还可以看到,基于 BP 的混合算法 (GA-BP、PSO-BP 和 DE-BP) 在 TEM 反演中表现优于单一 BP 算法,且最优模型反演算法为 GA-BP (三层模型 APE 为 3.57%, 五层模型 APE 为 7.33%)。GA-BP 算法在 TEM 反演中的较高精度可以从两个方面来解释:一方面,GA-BP 神经网络具有优越的学习能力和自适应能

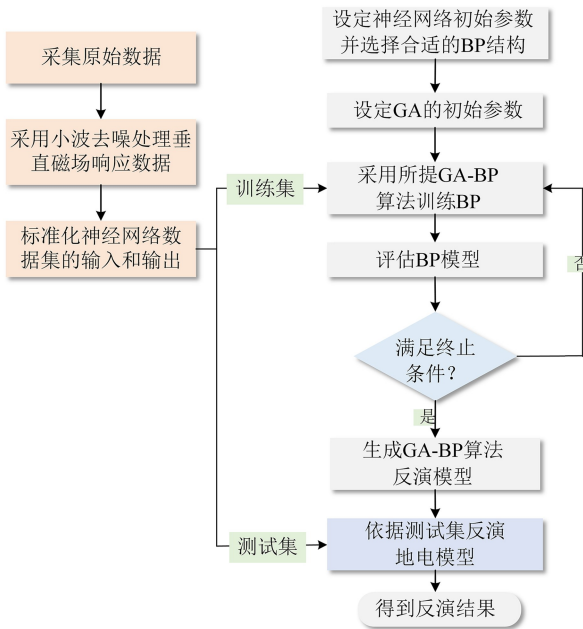


图 4 WPD-GA-BP 反演算法流程图

Fig.4 Flow chart of WPD-GA-BP inversion method

4 层状地电模型反演与分析

4.1 反演结果比较

本文建立了层状地电模型,经过 WPD 方法对

力;另一方面,引入具有全局性的 GA 来更新 BP 神经网络训练过程中的初始化参数(权重和阈值)。在 BP 的混合学习算法中,GA 比 PSO 和 DE 有更好的表现,至少可以与之相媲美,在计算 TEM 数据集的全局解时也更加稳健。通过该综合数据集,验证 WPD-GA-BP 是一种有效的 TEM 反演方法。

表 2 神经网络反演结果 APE

Table 2 APE of neural network inversion results

反演算法	%			
	三层模型		五层模型	
	训练集	测试集	训练集	测试集
BP(无 WPD)	4.62	4.82	11.30	11.90
BP	4.31	4.31	9.56	10.19
GA-BP	3.10	3.57	7.55	7.33
PSO-BP	3.92	4.04	7.68	7.52
DE-BP	4.01	4.12	7.90	7.87

4.2 层状地电模型反演实例

为了进一步验证神经网络反演层状地电模型的

泛化性能,本文采用以上训练好的 BP 神经网络算法、GA-BP 神经网络算法分别对三层 H 型以及五层 KHK 型的地电模型进行 20 次独立反演计算(神经网络样本数据均由 WPD 方法预处理),取 20 次结果的平均值作为地电模型的参数估计值,并与传统 Occam 反演算法进行比较。

4.2.1 三层 H 型地电模型

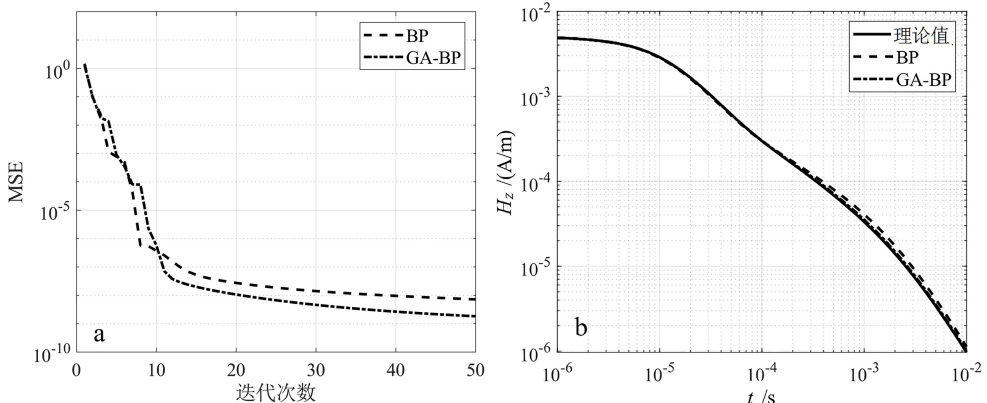
为了验证该方法的有效性和稳定性,选取了典型的 H 型层状地电模型进行反演,理论模型参数设置为: $\rho_1 = 100 \Omega \cdot m, \rho_2 = 20 \Omega \cdot m, \rho_3 = 100 \Omega \cdot m, h_1 = 100 m, h_2 = 200 m$ 。三层地电模型反演结果如表 3 所示;BP 和 GA-BP 神经网络的训练均方误差变化曲线和正演响应曲线如图 5 所示,其中,均方误差计算公式同式(9);Occam、BP 和 GA-BP 算法的层状地电模型反演结果如图 6 所示。

由表 3、图 5 以及图 6 可以看出:BP 和 GA-BP 算法得到的反演结果与真实值基本一致,Occam 算法可大体反映层状地电模型结构(图 6);GA-BP 算法反演精度以及寻优能力均优于 BP 算法,其中

表 3 三层 H 型地电模型反演结果对比

Table 3 Comparison of inversion results of three-layered H-type geoelectric model

	ρ_1		ρ_2		ρ_3		h_1		h_2		总 APE/%
	电阻率/ ($\Omega \cdot m$)	APE/%	电阻率/ ($\Omega \cdot m$)	APE/%	电阻率/ ($\Omega \cdot m$)	APE/%	层厚度/m	APE/%	层厚度/m	APE/%	
理论值	100		20		100		100		200		
BP	102.491	2.491	16.017	19.914	101.806	1.806	102.576	2.576	164.780	17.609	44.398
GA-BP	99.755	0.244	21.504	7.520	99.740	0.259	99.746	0.253	214.566	7.283	15.560



a. 训练迭代曲线;b. 正演响应曲线。MSE. 均方误差。

图 5 三层 H 型地电模型神经网络反演结果

Fig.5 Inversion results of neural network for three-layered H-type geoelectric model

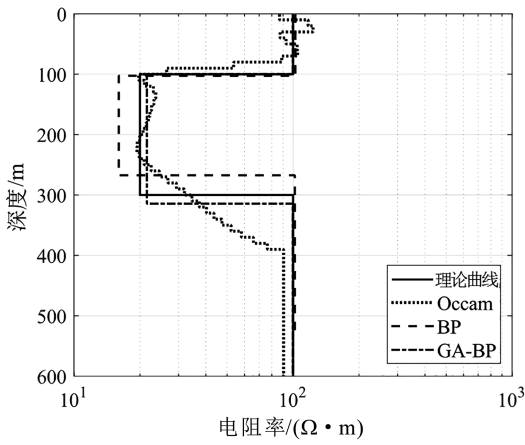


图 6 三层地电模型的算法反演结果对比

Fig.6 Comparison of algorithm inversion results for three-layered geoelectric model

GA-BP 算法反演的目标函数最小迭代 MSE 可以达到 1.83×10^{-9} (图 5a), 且其正演响应曲线与理论曲线拟合度也更高, 但 10^{-4} s 后响应曲线拟合情况表明这两种算法后期反演精度均较差 (图 5b); GA-BP 算法反演地电模型参数的最大 APE 仅为 7.520%, 总 APE 仅为 15.560%, 而 BP 算法反演的最大 APE 值达到了 19.914%, 总 APE 达到了 44.398% (表 3), 充分表明 GA-BP 算法反演具备更高的精度。为了评估这两种算法的稳定性, 分别运行 BP 和 GA-BP 算法 20 次, 并求解 ρ_1 和 h_1 的反演范围。BP 算法 ρ_1 的反演范围为 $[98.293, 104.361] \Omega \cdot m$, h_1 的范围为 $[99.154, 103.480] m$; GA-BP 算法反演得到 ρ_1 的范围为 $[99.598, 100.823] \Omega \cdot m$, h_1 的范围

为 $[99.517, 100.693] m$ 。综上, 这两种算法反演结果在最优值附近波动较小, 稳定性较好, 且 GA-BP 算法反演结果稳定性优于 BP 算法。因此, GA-BP 算法对三层 H 型地电模型具有较好的拟合反演能力, 证明了反演算法运用在 TEM 数据处理的有效性。

4.2.2 五层 KHK 型地电模型

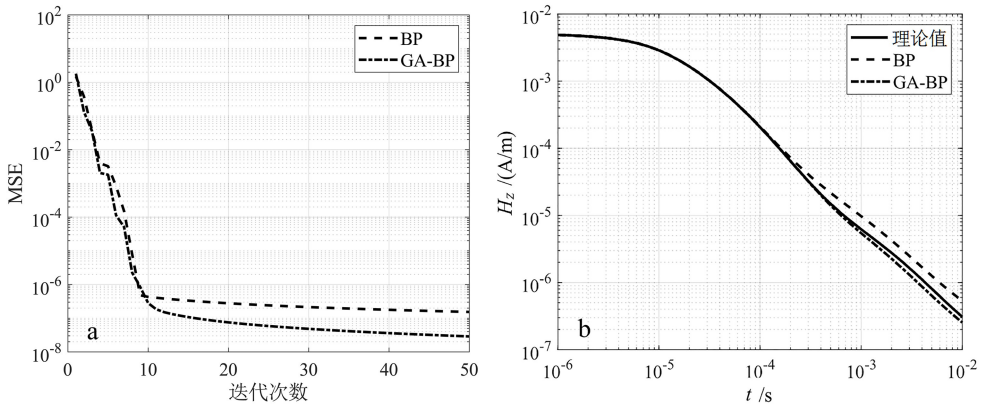
选取典型的 KHK 型层状地电模型进行瞬变电磁数据反演。理论模型参数设置为: $\rho_1 = 100 \Omega \cdot m$, $\rho_2 = 300 \Omega \cdot m$, $\rho_3 = 50 \Omega \cdot m$, $\rho_4 = 200 \Omega \cdot m$, $\rho_5 = 30 \Omega \cdot m$, $h_1 = 100 m$, $h_2 = 200 m$, $h_3 = 300 m$, $h_4 = 500 m$ 。反演结果如表 4 所示, BP 与 GA-BP 神经网络的训练 MSE 变化曲线和正演响应曲线如图 7 所示; Occam、BP 和 GA-BP 算法的层状地电模型反演结果如图 8 所示。

从表 4、图 7 以及图 8 可以看出: BP 和 GA-BP 算法得到的反演结果与真实值基本一致, Occam 算法可大体反映层状地电模型结构, 但模型深部区域 (ρ_4, ρ_5) 存在失真现象 (图 8); GA-BP 算法反演精度以及寻优能力都要优于 BP 算法 (图 7); BP 算法反演的最大 APE 值达到了 50.080%, 总 APE 达到了 174.750%, 而 GA-BP 算法反演的最大 APE 值仅有 26.112%, 总 APE 仅有 67.580% (表 4), 充分表明 GA-BP 算法具有更高的反演精度。但五层 (KHK) 型地电模型下 GA-BP 算法的总 APE 大于三层 H 型地电模型下该算法的 15.560%。由图 7 可知, 五层 (KHK) 型地电模型下 GA-BP 算法收敛速度较快, 迭代精度较高, 迭代 50 次目标函数 MSE 达到

表 4 五层 KHK 型地电模型反演对比

Table 4 Inversion comparison of five-layered KHK-type geoelectric model

	ρ_1		ρ_2		ρ_3		ρ_4		ρ_5	
	电阻率/ ($\Omega \cdot m$)	APE/%	电阻率/ ($\Omega \cdot m$)	APE/%	电阻率/ ($\Omega \cdot m$)	APE/%	电阻率/ ($\Omega \cdot m$)	APE/%	电阻率/ ($\Omega \cdot m$)	APE/%
理论值	100		300		50		200		30	
BP	99.940	0.059	291.650	2.782	46.309	7.381	99.919	50.040	21.497	28.340
GA-BP	99.918	0.081	292.730	2.422	63.056	26.112	215.451	7.725	34.148	13.827
	h_1		h_2		h_3		h_4		总	
	层厚度/m	APE/%	层厚度/m	APE/%	层厚度/m	APE/%	层厚度/m	APE/%	层厚度/m	APE/%
理论值	100		200		300		500			
BP	100.380	0.380	99.835	50.080	290.700	3.069	336.870	32.620		174.750
GA-BP	99.964	0.035	215.530	7.767	292.900	2.340	463.640	7.270		67.580



a. 训练迭代曲线; b. 正演响应曲线。

图 7 五层 KHK 型地电模型神经网络反演结果

Fig.7 Inversion results of neural network for five-layered KHK-type geoelectric model

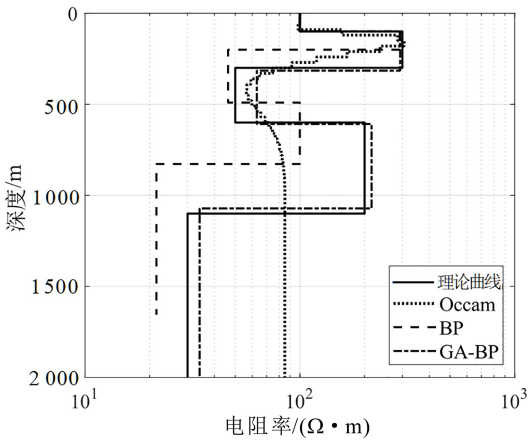


图 8 五层地电模型的算法反演结果对比

Fig.8 Comparison of algorithm inversion results for five-layered geoelectric model

2.89×10^{-8} , 但不及三层 H 型地电模型下该算法的 1.83×10^{-9} 。从图 6 与图 8 中可以看出, 相比于 Occam 与 BP 算法, GA-BP 算法对三层及五层地电模型的反演结果与真实地电模型的结果更加接近, 但五层地电模型下反演结果拟合程度不如三层地电模型。综上表明, GA-BP 算法具有较好的反演精度和全局寻优能力。

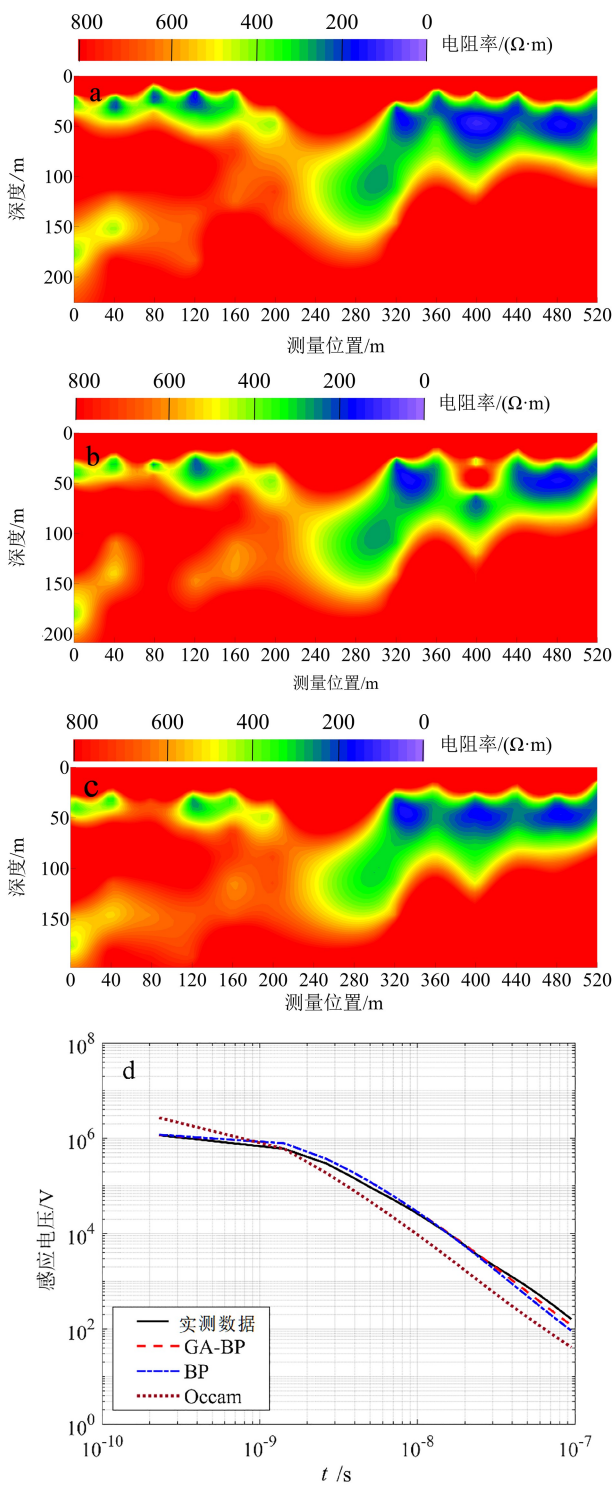
5 现场实例

现场数据来自四川省澧县西山村扎古瑙河左岸碎屑滑坡的现场调查数据集, 调查目的是确定断层平面的地下几何结构。该滑坡位于青藏高原边缘的一个构造活动区域, 滑坡构造受龙门山断裂系统地震的强烈影响, 该地区出现了由严重的水渗流引起

的低电阻率带。研究区域为典型马尔康断面的地层, 包括泥盆纪单元和全新世斜坡沉积物^[23]。滑坡的基岩主体主要由泥盆纪千枚岩、灰岩和白云岩组成, 滑坡区下伏基岩主要为千枚岩, 覆盖层为第四纪河流沉积, 砾石和黏土构成的丰富土壤。现场数据示例测量的最重要任务是确定该滑坡地质构造含水层的地下几何形状。

选取该滑坡 4 号线 0~520 m 位置 14 个测点 (间隔 40 m) 的观测感应电压进行反演。利用 GDP-32 电磁数据采集系统收集电磁深测数据, 原始数据由与 NanoTEM 系统相关的软件进行预处理。经过数据分析以及 WPD 预处理后, 采用本文所提 GA-BP 算法对其进行层状模型反演, 并将该反演结果与传统 BP 算法反演结果进行对比。为了更好地反演实测数据, 根据先验信息构建一套新的训练样本。首先通过传统 Occam 反演算法确定了该滑坡 4 号线的大致地电情况, 再以其反演值为基准 $\pm 50\%$ 的范围随机生产 2 500 组地电模型参数来建立训练数据集, 将其作为神经网络训练样本来构建反演网络。

图 9 是 3 种方法拟二维反演模型提取的电阻率断面图。从本文方法反演结果 (图 9a) 可以看出, 地电结构大致可分为 3 层: 第一层电阻层由卵石土和第四纪洪积层组成, 其厚度大约 20 m, 电阻率大于 $800 \Omega \cdot \text{m}$; 第二层由富碎石的土壤组成, 含有大量的地下水, 其电阻率较低 (小于 $200 \Omega \cdot \text{m}$)、厚度可变; 第三层是滑坡的基岩, 其电阻率大于 $800 \Omega \cdot \text{m}$ 。反演结果与区域地质条件大致吻合, 同时该方法很好地确定了滑坡的含水层部分, 并分辨了富含水分区, 其电阻率为 $100 \sim 200 \Omega \cdot \text{m}$, 以及底层硬绿



a. GA-BP;b. BP;c. Occam;d. 400 m 位置处模型正演结果。

图 9 反演的电阻率断面与正演结果

Fig.9 Inverted resistivity cross-section and forward modeling results

泥石,其电阻率大于 $300 \Omega \cdot m$ 。第二层含水层由于地下水的积累而表现出低电阻率,含水层由富水性砾石土组成,无明显破坏。而 BP 和 Occam 算法

反演结果(图 9b、c)虽然可以确定大体含水层部分,但是含水层分布不均匀、存在断点,与实际地质状况不吻合。从滑坡 4 号线 400 m 处拟二维电阻率反演模型计算的感应电压响应曲线(图 9d)可以看出,相比于传统算法,本文 GA-BP 算法反演结果与观测电压数据拟合程度更高。综上所述,相比于传统算法,GA-BP 反演结果与实际地质模型一致性更好,也验证了所提方法在瞬变电磁地电模型反演的可行性和有效性。

6 结论与展望

本文提出了一种基于 WPD-GA-BP 的瞬变电磁层状大地模型参数非线性反演方法。在该方法中,采用 WPD 方法对垂直磁场响应数据进行预处理,有效地抑制了噪声;同时,采用 GA 训练和优化 BP 神经网络的初始权值和阈值,再以神经网络正向传播的最小训练误差作目标函数指导 GA 优化,改善了 BP 神经网络的全局收敛性。经层状地电模型和实测数据的反演,得到以下结论。

- 1)采用基于硬阈值和 Db13 母小波的 WPD 方法,可有效地去除磁场数据中的噪声成分。
- 2)采用去除冗余特征的样本采集极限策略以及合理的神经网络结构,能够更好地反映层状地电模型非线性反演的输入输出特性,选取三层和五层地电模型的最佳神经网络结构,取得了较好的反演效果。
- 3)选择具有全局性的 GA 优化 BP 神经网络,有利于神经网络跳出局部最优,获得更小的训练误差值。
- 4)所提算法可以有效地应用于层状大地 TEM 数据反演中,并且同传统 Occam、单一 BP、PSO-BP 和 DE-BP 算法相比,GA-BP 算法具备更好的寻优效果、更高的反演精度和稳定性。

此外,为了进一步选择合适的小波包分解方法,可以考虑研究混合小波收缩方法更好地去除复杂模型中的噪声。同时,将进一步研究深度神经网络在复杂地层模型中的应用,以提升其反演成像效果。

参考文献(References):

[1] 杨夫杰,杨海燕,姜志海,等.圆锥型场源瞬变电磁自适应正则化反演[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2022, 52(4):1328-1337.
 Yang Fujie, Yang Haiyan, Jiang Zhihai, et al.

- Transient Electromagnetic Adaptive Regularization Inversion for Cone-Shaped Field Sources[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2022, 52(4): 1328 - 1337.
- [2] Li Ruiyou, Zhang Huaqing, Wu Zhao, et al. Transient Electromagnetic Inversion: An ICDE Trained Kernel Principal Component OSELM Approach[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 5906114.
- [3] Li Ruiheng, Wu Xialan, Tian Hao, et al. Hybrid Memetic Pretrained Factor Analysis-Based Deep Belief Networks for Transient Electromagnetic Inversion[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 5920120.
- [4] 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 Zhengyu, Fu Nengyi, Zhou Jie, et al. Comparison of Nonlinear Optimization Inversion Algorithms of Transient Electromagnetic Method[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2022, 52(3): 744 - 753.
- [5] Xu Zhengyu, Fu Zhihong, Fu Nengyi. Firefly Algorithm for Transient Electromagnetic Inversion[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 5901312.
- [6] 王鹤, 刘梦琳, 席振铎, 等. 基于遗传神经网络的大地电磁反演[J]. 地球物理学报, 2018, 61(4): 1563 - 1575.
- Wang He, Liu Menglin, Xi Zhenzhu, et al. Magnetotelluric Inversion Based on BP Neural Network Optimized by Genetic Algorithm[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2018, 61(4): 1563 - 1575.
- [7] 张宪国, 储飞跃, 黄德裕, 等. 二维卷积神经网络驱动的砂地比地震预测方法[J]. 中国矿业大学学报, 2022, 51(6): 1128 - 1137.
- Zhang Xianguo, Chu Feiyue, Huang Derong, et al. 2D Convolutional Neural Network Driven Sandstone Ratio Prediction Method with Seismic Data[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2022, 51(6): 1128 - 1137.
- [8] 李广, 丁迪, 石福升, 等. 基于支持向量机的可控源电磁数据智能识别方法[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2022, 52(3): 725 - 736.
- Li Guang, Ding Di, Shi Fusheng, et al. Intelligent Recognition of Controlled-Source Electromagnetic Data by Support Vector Machine [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2022, 52(3): 725 - 736.
- [9] 范涛, 薛国强, 李萍, 等. 瞬变电磁长短时记忆网络深度学习实时反演方法[J]. 地球物理学报, 2022, 65(9):3650 - 3663.
- Fan Tao, Xue Guoqiang, Li Ping, et al. TEM Real-Time Inversion Based on Long-Short Term Memory Network[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2022, 65(9):3650 - 3663.
- [10] Maiti S, Erram V, Gupta G, et al. ANN Based Inversion of DC Resistivity Data for Groundwater Exploration in Hard Rock Terrain of Western Maharashtra (India) [J]. Journal of Hydrology, 2012, 464: 294 - 308.
- [11] Jiang Feibo, Dong Li, Dai Qianwei. Electrical Resistivity Imaging Inversion: An ISFLA Trained Kernel Principal Component Wavelet Neural Network Approach[J]. Neural Networks, 2018, 104: 114 - 123.
- [12] Johnson O, Aizebeokhai A. Application of Artificial Neural Network for the Inversion of Electrical Resistivity Data [J]. Journal of Informatics and Mathematical Sciences, 2017, 9(2): 297 - 316.
- [13] Wu S, Huang Q, Zhao L. Convolutional Neural Network Inversion of Airborne Transient Electromagnetic Data[J]. Geophysical Prospecting, 2021, 69(8/9):1761 - 1772.
- [14] Li Ruiyou, Zhang Huaqing, Zhuang Qiong, et al. BP Neural Network and Improved Differential Evolution for Transient Electromagnetic Inversion [J]. Computers & Geosciences, 2020, 137:104434.
- [15] 廖晓龙, 张志厚, 范祥泰, 等. 基于改进粒子群深度神经网络的频率域航空电磁反演[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2020, 51(8):2162 - 2163.
- Liao Xiaolong, Zhang Zhihou, Fan Xiangtai, et al. Frequency Domain Airborne EM Inversion Based on Improved Particle Swarm Depth Neural Network[J]. Power System Protection and Control, 2020, 51(8): 2162 - 2163.
- [16] 张凌云, 刘鸿福. ABP 法在高密度电阻率法反演中的应用[J]. 地球物理学报, 2011, 54(1): 227 - 233.
- Zhang Lingyun, Liu Hongfu. The Application of ABP Method in High-Density Resistivity Method Inversion[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2011, 54(1): 227 - 233.
- [17] Zhang Dailei, Zhang Chong. Inversion of 3D Density Interface with PSO-BP Method[J]. Global Geology,

- 2016, 19(1): 33 - 40.
- [18] Li Ruiyou, Zhang Huaqing, Yu Nian, et al. A Fast Approximation for 1 - D Inversion of Transient Electromagnetic Data by Using a Back Propagation Neural Network and Improved Particle Swarm Optimization[J]. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 2019, 26(4): 445 - 456.
- [19] Jha M, Kumar S, Chowdhury A. Vertical Electrical Sounding Survey and Resistivity Inversion Using Genetic Algorithm Optimization Technique [J]. *Journal of Hydrology*, 2008, 359(1/2): 71 - 87.
- [20] Liu B, Li S, Nie L, et al. 3D Resistivity Inversion Using an Improved Genetic Algorithm Based on Control Method of Mutation Direction[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 2012, 87: 1 - 8.
- [21] 刘云侠, 贝广霞, 蒋忠贇, 等. 基于小波包变换的自适应混沌信号降噪算法[J/OL]. *电子与信息学报* [2023 - 03 - 06]. <https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=3uoqIhG8C45S0n9fL2suRadTyEVl2pW9UrhTDCdPD67HXaPEY-Wrdw06MsGV-087vp9vV7b4hv3Xx9WnvkDmTBtGXIX2yrNCK&uniplatform=NZKPT>.
- [22] Kaufman, Alexander A, KELLER G. Frequency and Transient Sounding [J]. *Elsevier Methods in Geochemistry & Geophysics*, 1983, 21:417 - 439.
- [23] Li Ruiheng, Hu Xiangyun, Xu Dong, et al. Characterizing the 3D Hydrogeological Structure of a Debris Landslide Using the Transient Electromagnetic Method [J]. *Journal of Applied Geophysics*, 2020, 175: 103991.