

小波神经网络在重磁资料反演中的应用前景

耿喜哲¹, 刘天佑¹, 丁艳红², 涂阳发²

(1. 中国地质大学 应用地球物理系, 湖北 武汉 430074; 2. 河南石油勘探局, 河南 南阳 473132)

摘要: 对 BP 神经网络在重力密度界面反演以及小波分析在位场分离上的应用进行了深入的研究, 进而对小波神经网络在重磁资料反演中的应用前景进行了分析、评价。

关键词: 神经网络; 小波; 小波神经网络; 重磁资料反演

中图分类号: P631.1; P631.2

文献标识码: A

文章编号: 1000-8918(2001)02-0102-07

重磁数据处理是地球探测与信息技术学科中重磁方法、理论在生产实践工作中的重要环节, 其中反演问题和位场分离除了具备自身的作用外, 两者并不是截然分开的。位场分离可以为反演问题提供更加可靠的先验信息, 对提高反演精度具有一定的作用。反演问题是地球物理的核心问题。增加反演目标的信息表达, 提高反演精度成为反演理论中具有重要意义的实际任务。

人工神经网络法是使观测数据空间与模型空间构成一种非线性映射, 把已知的经验推广到未知数据的反演方法。文献 [1, 2] 对 BP 神经网络在重力密度界面反演上的应用做了研究, 但对反演的效果没有进行深入和有效的评价, 文献 [3, 4] 成功地将小波分析引入到重磁位场分离上, 文献 [5, 6] 着重于对神经网络的网络结构和学习算法进行深入研究, 使得神经网络的应用更趋复杂化, 文献 [7, 8] 从理论上讨论了传统 BP 神经网络的缺点, 进而证明在神经网络中引入小波分析的必要性和重要性。

1993 年 Pati 提出以小波基函数作为神经元的传递函数, 这样构造的单隐层前向神经网络称为小波神经网络即小波网络。在地球物理非线性反演领域, 综合应用人工神经网络、小波、分形、混沌等非线性理论并进行深入的探索将成为历史的必然。

1 方法原理

1.1 BP 神经网络与小波分析简述

人工神经网络 (artificial neural network, 简称 ANN) 是通过模拟生物神经元的非线性映射功能对实际问题进行处理的一种行之有效的方法。它具有自适应的能力, 在实践中通过学习、推广, 可以实现非线性及高度并行计算的功能。20 世纪初期, 著名科学家亥姆霍兹 (Helmholtz) 通过对神经轴突 (axon) 电传导性的研究, 总结和完善了能量守恒原理, 并特别指出需要工具来解决大脑计算中的非线性和非局域性问题, 为神经网络 (neural network) 研究做出了奠基性贡献。反向传播神经网络 (back-propagation, 简称 BP 网络) 是一种层状非线性前馈网络, 是 D. E. Rumelhart 等人于 1986 年提出的一种训练多层网络的学习方式, 是目前广泛

应用和较为成熟的网络。

小波被描述成分析数据的强有力的新工具 ,被誉为一种数值变焦镜 ,它能够集中注意数据中感兴趣的地方。小波分析依赖于对一个适当选择的母波进行平移和伸缩 ,而这个母波集中在一个有限的区间中。几乎任何函数都能充当母波 ,这使得小波理论比 Fourier 分析更灵活。1987 年 ,Mallat 巧妙地将计算机视觉领域的多尺度分析的思想引入到小波分析中 ,同时给出了信号和图像分解为不同频率通道的算法及其重构算法——即所谓的 Mallat 算法。Mallat 算法在小波分析中的地位就相当于快速傅里叶算法(FFT)在经典傅里叶分析中的地位。

1.2 反向传播学习算法

反向传播算法的基本思想如下 :从实际输出与标准输出之间的方差出发 ,沿网络内信号传输的相反方向逐层推算出每一层输出的相应偏差 ,据此调整各层单元之间的连接权重及每个单元的阈值 ,经过一系列样本的训练 ,使网络趋向稳定达到所要求的性能。这里重点讨论阈值函数 f 对其自变量 σ 的导数 ,从下式

$$\frac{d(f(\sigma))}{d\sigma} = \frac{d}{d\sigma} \left(\frac{1}{1 + e^{-\lambda\sigma}} \right) = \frac{\lambda e^{-\lambda\sigma}}{(1 + e^{-\lambda\sigma})^2} = \lambda(f(\sigma)(1 - f(\sigma))) = \lambda O(1 - O) \tag{1}$$

可以看出 ,导数是以每个节点的输出 $O = f(\sigma)$ 表示的。

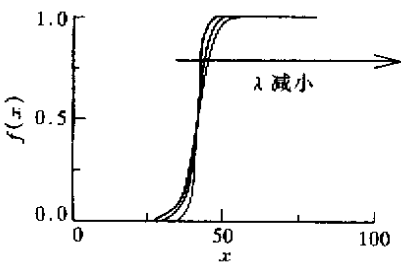


图 1 S 型函数随 λ 变化曲线

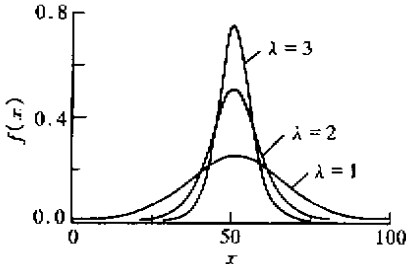


图 2 S 型函数一阶导数随 λ 变化曲线

在 (1) 式中包含形状因子 λ (图 1、图 2)。由于 λ 值的不同 ,Sigmoid 函数的变化快慢亦有很大的不同 ,在一定条件下 ,对改进学习速度有较大帮助。

1.3 信号小波分解与重构的 Mallat 塔式算法

1988 年 Mallat 在图像分解和重构算法启发下 ,基于多分辨率分析框架 ,建立了小波快速算法——Mallat 塔式分解算法(图 3、图 4)。图中 , M, N 为尺度参数 , d 为在 2^{-M} 与 $2^{-(M-1)}$ 之间的细节部分系数矩阵 , C 为在 2^{-M} 分辨率下连续逼近部分系数矩阵。

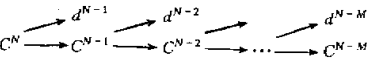


图 3 小波分解算法

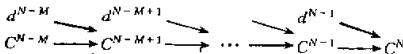


图 4 小波重构算法

1.4 小波神经网络

近年来 ,小波神经网络由于其坚实的理论基础和突出的优点 ,得到了广泛的关注。文献 [7] 指出 ,大多数前向多层网络都是基函数网络 ,如正交函数网络、样条函数网络、径向基函数网络和 BP 网络等 ,而基于 Sigmoid 基函数的 BP 网络则是使用较为广泛的一类。尽管这种网络具有较强的函数逼近和容错能力 ,但从函数表示的角度出发 ,它是一类次优网络。文献 [8] 提

出了基于能量密度构造单隐层前向小波网络用以逼近复杂非线性函数。由于该神经网络(小波神经网络)隐层节点数固定,神经元阈值固定,输入层到隐含层的权值固定,因此网络学习速度快,网络能达到全局最优,在一定程度上克服了BP模型的缺点。但是,Patil小波网络推广到高维时遇到了困难,随着网络输入的增多,隐层神经元数目以指数增长,所以如何选取小波神经元、减小网络结构是小波神经网络广泛应用的一个前提。

作者从基本的小波母函数形态考察,探索构造小波神经网络的方法、途径。为此,通过对比公式

$$h(t) = \cos(1.75t) \exp(-t^2/2) \quad (2)$$

的Morlet小波母函数和

$$h'(t) = (1 - t^2) \exp(-t^2/2) \quad (3)$$

的墨西哥帽函数(图5、图6),可以看出,Morlet母小波存在2个次极大值,这说明在高精度要求下,选择合适的母小波可以更好地提取原始信号中的有用信息。目前,基本的小波神经网络构造方法可分为以下两大类。

1.4.1 用于信号表示的最小二乘小波基展开

信号 $S(t)$ 可以通过母波 $h(t)$ 的小波基线性合成而逼近,其表达式为

$$\hat{S} = \sum_{k=1}^K \omega_k h\left(\frac{t - b_k}{a_k}\right) \quad (4)$$

网络结构为单层结构,仅含有一个输入和一个输出节点。网络参数 ω_k 、 b_k 和 a_k 可以通过下述最小二乘方法

$$E = \frac{1}{2} = \sum_{t=1}^T [S(t) - \hat{S}(t)]^2 \quad (5)$$

进行优化。(4)(5)式中, $S(t)$ 为原始信号, $\hat{S}(t)$ 为通过小波基线性合成的模拟信号, T 为样本模式数, E 为样本方差之和。

1.4.2 用于信号分类的小波神经网络

在信号分类中,小波可作为信号分类的特征空间,而特征提取则是一组小波与输入信号的矢量内积,然后将这些特征输入到一分类器。其小波特征检测器为

$$V_n = \sigma(u_n) = \sigma\left[\sum_{k=1}^K W_k \sum_{t=1}^T S_n(t) h\left(\frac{t - b_k}{a_k}\right)\right], \quad (6)$$

式中, u_n 是第 n 次训练矢量 $S_n(t)$ 的输入,而

$$\sigma(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)} \quad (7)$$

为Sigmoid函数。在该神经网络中,使用的是小波权值,而不是用于信号表示的网络的小波非线性,其输入是信号与小波的内积。该神经网络有2层权值,但只有一次综合,之所以合二为一,是因为在2层之间没有非线性。对于给定的小波函数 $h(t)$,由隐层第 k 个单元至输入层第 t 个单元的连接权值为 $h((t - b_k)/a_k)$ 。通过参数 a_k 、 b_k 的调节,隐层 k 个节点输出代表了自适应生成的一族小波基函数。对应不同的输入模式 $S(t)$,小波将自适应地调节直至最佳。

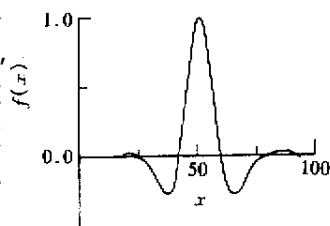


图5 Morlet小波基函数

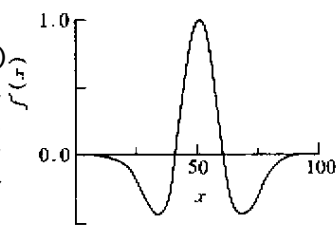


图6 墨西哥帽函数

对信号的分类问题 ,参数 ω_k , b_k 和 a_k 可用下式

$$E = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N (d_n - V_n)^2 \tag{8}$$

最小二乘方法优化。(8)式中 ,

$$d_n = \begin{cases} 1 & \text{一类} \\ 0 & \text{另一类} \end{cases} \tag{9}$$

是信号 $S_n(t)$ 的希望分类输出。(8)(9)式充分描述了自适应小波特征产生的概念。

作为尝试 ,作者采用了 Morlet 小波基函数和共轭梯度法优化网络参数 ,对小波神经网络方法进行了试验 ,但是由于应用条件的限制 ,以及理论水平和时间原因 ,还有待于进一步的研究和探讨。

3 模型试验与实际资料处理

3.1 单一密度界面的反演

3.1.1 训练样本的模型设计

在研究中采用的模型尽可能接近实际 ,通过模型作为训练样本进行不同参数组合的大量试验 ,从中筛选出最佳的参数组合 ,并对另外接近实际的模型进行“推广”计算 ,即进行密度界面的非线性反演。

根据我国华北地区深部地震和天然地震资料 ,取沉积基底的平均深度 $h = 5 \text{ km}$,隆起或凹陷宽度大约 $20 \sim 60 \text{ km}$,取沉积层与下伏结晶基底密度差 $\Delta\sigma_1 = 0.08 \text{ g/cm}^3$ (沉积层 $\sigma_1 = 2.64 \text{ g/cm}^3$,基底 $\sigma_2 = 2.72 \text{ g/cm}^3$) ,剖面点数 $M = 100$,点距 $dx = 5 \text{ km}$,见图 7。在一定控制条件下(深度范围内) ,由多个模型的正演得到其对应的重力效应。学习样本的输入为模型的重力效应 ,输出则为模型所对应的界面起伏量。训练结束后 ,即可利用所得权系以观测场值作为输入进行推广 ,得到反演结果。

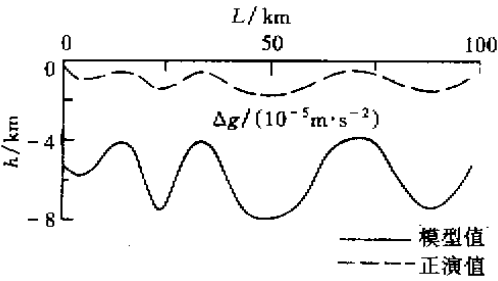


图 7 密度界面模型及其正演值(训练样本)

3.1.2 训练参数评价

分析传统 BP 算法的几个基本参数 ,包括学习率 η 、形状因子 λ 、惯性率 α 等的性质、相互关系 ,发现 η 、 λ 同学习速度(以训练次数 N 表示)之间有着明显的关系。对应 N 的极小值 , η 、 λ 的组合有一最优值或多个局部最优值。一经寻找到该组合的最优值 ,便能极大地提高神经网络的训练速度。

除注明的参数以外的其他参数同 3.1.3 ,其中的一些参数对神经网络的应用具有一定的参考意义。训练样本在神经网络进行“训练”时的不同参数组合及简单评述如下 :

- 1. η 、 λ 之间的组合关系对 N 的影响 ,说明 η 在 $0.6 \sim 1.0$, $\lambda > 0.9$ 时 ,可以明显降低训练次数 ; η 在 0.4 和 0.5 , $\lambda = 2.0$ 时 ,训练次数可以达到最小值为 25 ;
- 2. α 、 e 之间的组合关系对 N 的影响 ($\eta = 0.40$, $\lambda = 2.2$, $e = 0.001834$) ,说明合适的惯性率即动量项对训练次数的降低有明显的作用 ,训练误差的微小减少是以训练次数的急剧增加为代价的 ;
- 3. 隐含层节点数对 N 的影响 ($\eta = 0.45$, $\lambda = 2.0$,额定误差 $e = 0.002$) ,说明隐含层的节点

数选为 5 和 7 较为合适；

4. η λ 之间的组合关系对 N 的影响 (动量项 $\alpha = 0.5$,隐含层节点数 $Him = 5$, 额定误差 $e = 0.001$) ,见表 1 和表 2。

表 1

η	λ										
	10.20	10.19	10.18	10.17	10.16	10.15	10.14	10.13	10.12	10.11	10.10
0.60	488	492	488	489	488	488	491	488	492	488	497
0.65	602	590	590	595	581	583	567	566	569	558	560
0.70	15000	15000	309	3120	301	2626	301	2256	2275	1961	297
0.75	321	323	325	334	324	320	339	329	306	315	328
0.80	15000	15000	15000	15000	15000	362	370	400	355	15000	343

表 2

η	λ										
	10.10	10.09	10.08	10.07	10.06	10.05	10.04	10.03	10.02	10.01	10.00
0.60	497	491	494	494	469	494	493	489	492	494	493
0.65	560	433	435	430	426	423	432	425	421	422	423
0.70	297	1791	1745	294	1639	1590	1474	1419	1436	1191	1367
0.75	328	307	321	308	310	305	305	317	311	322	304
0.80	343	343	349	15000	479	350	344	345	338	15000	343

表 1 和表 2 说明当误差减小到 0.001 时 , η 取 0.65 或 0.75 时 λ 在 10.0 ~ 10.2 之间的组合均较理想。但在 η 取 0.70 时 ,却不是简单的组合 λ 的微小变化都将使训练次数大大增加 ,只是存在几个相对极小的训练次数组合 ,见表中用黑体表示的数值。

3.1.3 华北某地单一密度界面反演

根据华北某地沉积层与基岩密度界面起伏状况设计以下实际模型 ,并以图 7 的模型为训练样本获得的参数进行反演即“推广” ,进而获得反演的密度界面起伏 (图 8)。

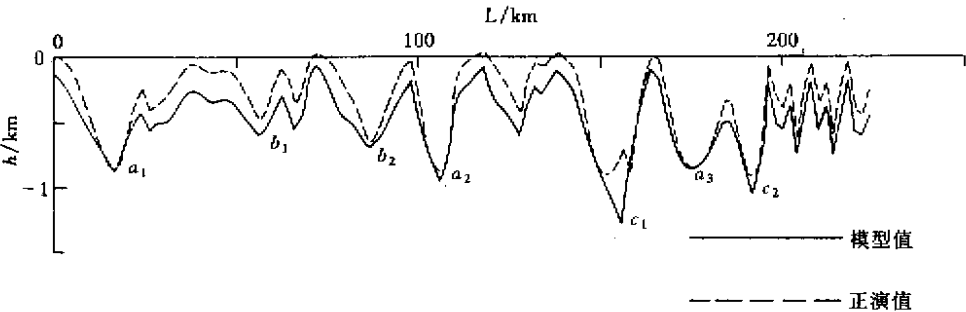


图 8 华北某地沉积层与基底密度界面模型及其反演值

模型参数：

点数：220

点距：5 km

沉积层密度：2.64 g/cm³

基岩密度：2.72 g/cm³

剩余密度：0.08 g/cm³

界面最小深度：0.0 km

界面最大深度：1.2 km

BP 网络参数：

隐含层层数 H_{in} ：1 输入层节点 Inp ：1 隐含层节点 H_{im} ：7
输出层节点 Out ：1 训练样本：100 迭代次数 N ：15 000
动量项 α ：0.6 系统额定误差：0.002 单个样本误差：0.000 1

在图 8 上可以看出 a_1, a_2, a_3 点的反演效果较好,这是因为训练样本中存在相似性较好的 2 点; b_1, b_2 点的效果并不理想,主要是受训练样本的深度范围限制; c_1, c_2 等基本上反映了真实的界面起伏,但是受数据的归一化和反归一化的影响较大。这说明根据其他的地震和测井等已知信息,正确选择界面起伏的最大值和最小值是一个不可忽视的因素,同时根据不同范围的观测值特征进行分段处理也是一种有效的手段。

3.2 不同深度磁性体的小波分析处理

小波分析将原始信号分解到不同的频段上,揭示了不同深度上的位场特征,有利于提取区域异常和局部异常。尤其是在提取微弱磁异常,圈定油气边界上有独特的作用。作者采用垂直磁化深板状体和 3 个浅球体模型对小波分析进行了研究。为了进一步压制浅层磁性体以下的磁场干扰,提取高频的浅层微弱磁异常,采用 Mallat 塔式分解算法,对分解的细节部分,进一步进行了处理,从而突出了微弱的异常特征(图

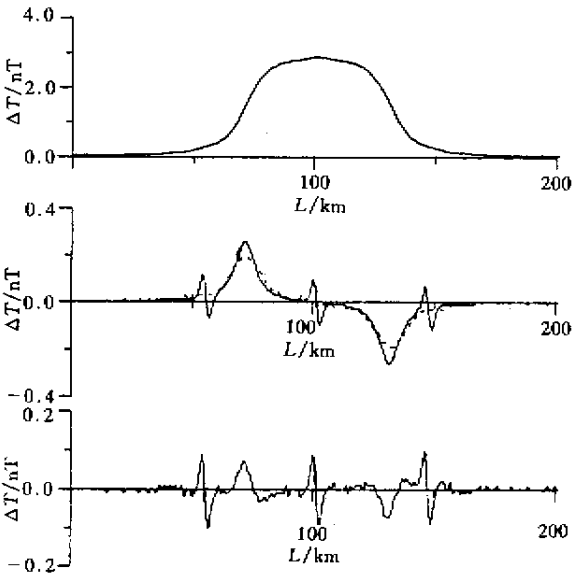


图 9 深板状体和浅球体小波分解细节研究

9)。如果想得到更加理想的细节部分,重复上述过程,即可进一步消除深部磁性体的影响,得到满意的效果。图 10 是内蒙古某地高精度航磁数据小波分解细节,并与该区航空 γ 能谱进行了对比,为圈定油气远景区提供了有益的参考作用。

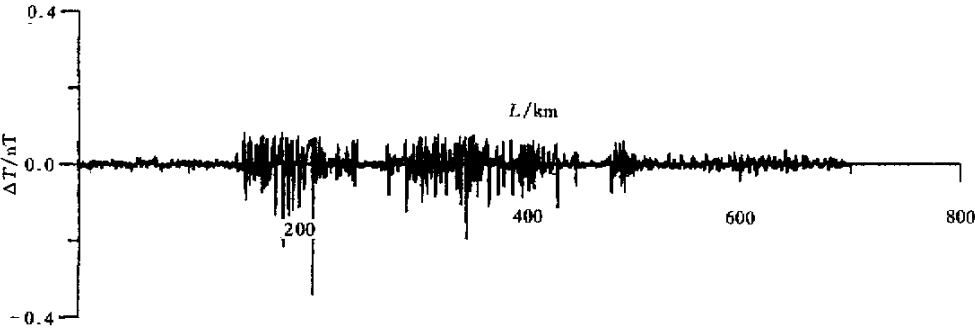


图 10 内蒙古某地一条测线 500 ~ 1200 测点小波分解之细节部分

4 结果与讨论

1. 重磁场中包含地下结构的综合密度和磁性信息,具有线性叠加性,提取出不同结构层的位场特征,可以转换成相应的物性参数。

2. BP 神经网络方法,在物性界面的非线性反演中,具有计算速度快、精度高的优点。但是,在训练样本集和网络参数的选择上一般应根据具体的问题进行试验、分析,总结出几组较好的参数组合,然后在“推广”时灵活应用、对比分析,并不是给出一组参数或简单的试验后,就可以进行推广计算,否则,不能达到提高反演速度和精度的目的。

3. 小波分析方法在高精度重磁数据处理中,能够同时注意不同尺度物性的数据特征,进而根据需要进行选择感兴趣的数据来进一步进行处理、分析、解释,避免了与目的物性特征数据无关信息的干扰,本质上是提高了反演目标的信息表达,提高了反演的精度。通过对信号的多尺度分解,提取位场特征,而应用神经网络反演物性参数。这也是传统的位场处理方法和频率域分析的傅里叶变换所不具有的优点。

5 小波神经网络应用前景分析

小波神经网络可以降低神经元的数目,学习速度快,能找到全局最优解,选择对具体问题具有代表意义的模型,通过采用不同的小波基函数和误差能量函数,会减小训练误差,加快网络收敛速度。小波神经网络方法同时具有神经网络方法和小波分析理论的优点,原则上可以进一步提高反演的速度和精度,在非线性地球物理反演中是一种较为理想的发展方向。目前,已经提出各种不同的小波神经网络算法,包括并行算法,在实际应用上也取得了较好的效果。随着物探工作的广泛深入发展,特别是在工程、环境等领域发挥的日益重要作用,采用新技术、新方法获得的数据具有精度高、数量大等特点,同时在数据处理方法、理论上提出准确、自动、高速等诸特殊要求,这正是基于人工智能和信息理论基础上的小波神经网络能够有针对性解决的地方,所以也必将拥有广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] 杨文采.神经网络算法在地球物理反演中的应用[J].石油物探,1995,34(2):116—120.
- [2] 韩道范. BP神经网络在反演多层密度分界面中的应用研究[J].物探化探计算技术,1994,16(3):249—252.
- [3] 李宗杰.小波变换在位场数据处理中的应用[J].石油物探,1997,36(2):86—93.
- [4] 侯遵泽.中国重力异常的小波变换与多尺度分析[J].地球物理学报,1997,40(1):85—95.
- [5] 张志华.几种修正的自适应神经网络学习算法及其应用[J].地球科学,1998,23(2):179—186.
- [6] 管志宁,侯俊胜,黄临平等.重磁异常反演的拟BP神经网络方法及其应用[J].地球物理学报,1998,41(2):242—251.
- [7] 焦李成.神经网络自适应子波—神经网络的应用与实现[M].西安:西安电子科技大学出版社,1993.
- [8] 丁宇新.基于能量密度的小波神经网络[J].计算机学报,1997,20(9):832—838.
- [9] 包约翰.自适应模式识别与神经网络[M].马颂德,张恭清译.北京:科学出版社,1991.
- [10] 崔锦泰.小波分析导论[M].程正兴译.西安:西安交通大学出版社,1995.
- [11] 袁亚湘,孙文瑜.最优化理论与方法[M].北京:科学出版社,1997.

THE PROSPECT OF APPLYING WAVELET NEURAL NETWORK TO THE INVERSION OF GRAVITATIONAL AND MAGNETIC DATA

GENG Xi-zhe, LIU Tian-you, DING Yan-hong, TU Yang-fa

(1. Department of Applied Geophysics, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China; 2. Henan Bureau of Petroleum Exploration, Nanyang 473132, China)

万方数据

(下转 117 页)

(上接 108 页)

Abstract : This paper has given a thorough investigation into the application of BP neural network to gravitational density interface inversion as well as the implementation of wavelet theory in potential field decomposition and , on such a basis , analysed and evaluated the prospect of applying wavelet neural network to the inversion of gravitational and magnetic data .

Key words : BP network ; wavelet ; wavelet neural network ; inversion of gravitational magnetic data

作者简介 : 耿喜哲(1968 -) ,男 ,黑龙江省呼兰县人 ,1991 年毕业于中国地质大学(武汉)物探系 ,1999 年在该校研究生院获工学硕士学位 ,现攻读该校地球探测与信息技术博士学位 ,发表论文数篇。