https://doi.org/10.3799/dqkx.2020.350



# 基于重磁数据梯度比值的深度学习 技术实现场源位置反演方法

马国庆<sup>1,2</sup>,吴 琪<sup>1,2</sup>,熊盛青<sup>3</sup>,李丽丽<sup>1\*</sup>

1. 吉林大学地球探测科学与技术学院,吉林长春 130026

2. 吉林大学国家发展与安全研究院,吉林长春 130012

3. 中国自然资源航空物探遥感中心,北京 100083

**摘 要:**场源中心位置的计算是重磁数据反演的主要任务之一,现主要通过异常与场源位置之间的数学物理方程来估算地质体的位置.为了快速、准确获得地质体的位置信息,提出基于重磁梯度比值的深度学习技术实现场源位置的获取;其利用深度学习技术所建立的重磁梯度比值水平分布与地质体埋深、构造指数的关系,快速实现异常场源位置计算,且提出利用多个值的相互关系来更加准确、稳定地计算出地质体的信息.该方法可以计算复杂地质体的中心位置,且避免了以往线性方程反演方法需对结果进行筛选的复杂过程,对于存在剩磁的磁异常则采用解析信号的深度学习方法来进行位置反演.理论模型试验证明利用梯度比值的深度学习方法可以准确获得地质体的深度,且通过对比更多点的深度学习计算结果发现,采用多个不同比例极值点可以减弱噪声带来的干扰,从而得到更加准确的位置.最后将该方法应用于实测磁异常的反演工作,获得了地下磁性物体的中心位置,且计算结果与欧拉反褶积法相接近,因此该方法具有良好的实用性.

关键词:重磁场源;中心位置;比值;深度学习;地球物理.

**中图分类号:** P312.9 **文章编号:** 1000-2383(2021)09-3365-11

# Ratio Method for Calculating the Source Location of Gravity and Magnetic Anomalies Based on Deep Learning

收稿日期:2020-08-13

Ma Guoqing<sup>1,2</sup>, Wu Qi<sup>1,2</sup>, Xiong Shengqing<sup>3</sup>, Li Lili<sup>1\*</sup>

1. College of Geo-Exploration Science and Technology, Jilin University, Changchun 130026, China

2. Institute of National Development and Security Studies, Jilin University, Changchun 130012, China

3. China Aero Geophysical Survey and Remote Sensing Center for Natural Resources, Beijing 100083, China

**Abstract:** The location of field source's center is one important purpose in the inversion of gravity and magnetic data, and the location of geological body is estimated mainly through the linear equation between the anomaly and the location of the field source. In order to obtain the location accurately and quickly, a deep learning technique based on the ratio of gravity and magnetic gradient is proposed to achieve the acquisition of the field source location in this paper, which can calculate the field source location quickly by using the deep learning technique to learn the relationship between the horizontal distribution of the gravity and magnetic gradient ratio, the buried depth, and the index. It is also proposed to use the mutual relationship of multiple values to calculate the information of the geological body more accurately and stably. This method can calculate the

基金项目:"十三五"国家重点研发计划项目(No. 2017YFC0601606).

作者简介:马国庆(1984-),男,教授、博士生导师,主要从事重磁多参量数据处理与反演方法的研究工作.ORICD:0000-0001-5621-9296. E-mail:maguoqing@jlu.edu.cn

<sup>\*</sup> 通讯作者:李丽丽, E-mail:lilili@jlu.edu.cn

引用格式:马国庆,吴琪,熊盛青,等,2021.基于重磁数据梯度比值的深度学习技术实现场源位置反演方法.地球科学,46(9):3365-3375.

center location of complex geological bodies, and avoid the complicated process of screening the results of the previous methods, using the deep learning method of analytic signal for magnetic anomaly with remanent magnetism to achieve the location inversion. The application effect of the method is tested by theoretical models, which shows that the proposed method can obtain the depth information of the geological body accurately. Comparing the calculation results of the deep learning of more points, it is found that the use of multiple extreme points of different proportions can reduce the interference by noise and can get a location more accurately, so the method has good practicability.

Key words: gravity magnetic source; center location; ratio; deep learning; geophysics.

# 0 引言

重磁数据解释中常常需要获取地质体的位置 信息, 欧拉反褶积(Thompson, 1982; Reid et al., 1990)最初是以欧拉齐次方程为理论基础,利用方 程中的构造指数来反演磁测数据场源深度与水平 位置(Peters, 1949),其通过位场异常、异常导数 以及反映场源形态的构造指数来计算地质体的位 置.张量欧拉反褶积(Zhang et al., 2000; Mushayandebvu et al., 2001)是将原始欧拉方程求导得到 张量形式的欧拉反褶积联立求解,一定程度上削 弱了背景场的影响,但对噪声更加敏感.由于欧拉 方程得到的解较为发散,前人针对筛选准则也开 展了相关研究,主要有水平梯度滤波、基于主体异 常距离的有效性统计筛选(姚长利等,2004)、基于 聚类的方法(曹书锦等,2012)、截断奇异值分解方 法(Beiki, 2013), Gerovska and Araúzo - Bravo (2003)还提出了用微分相似变换对欧拉解奇异点 处的空间坐标、构造指数和线性背景场进行分析 以提取谬解,这些方法也大都没有统一的标准,所 以无法很好解决方程解的发散问题.针对构造指 数的选取,其他一些研究人员做了很多工作 (Stavrev and Reid, 2010; Reid and Thurston, 2014),此外还有学者把构造指数也当作未知数 进行求解(鲁宝亮等,2009),这种方法可以避开 人为选取的主观性带来的误差,但这种方法需 依赖高精度的梯度数据.周文月等(2017)将全 张量数据引入原始的欧拉反褶积,可以有效圈 定地质体的范围,使方程解更加收敛;马国庆 (2013)、侯振隆等(2019)还将全张量数据引入 张量欧拉反褶积,该方法可以在地质体的边界 处响应更高,但这种方法容易受到高频信息的 干扰.此外 Florio and Fedi(2014)还将多尺度与 欧拉反褶积结合,也获得了不错的效果.

深度学习方法起源于深层人工神经网络 (Rumelhart *et al.*, 1986),具有强大的拟合能力, 可通过提取对象的特征实现分类与回归,现已 被应用于部分地球物理数据的解释,例如依据 地震数据可实现地下速度结构反演与同相轴追 踪(Yang and Ma, 2019),同时其还可被用于缺 失地震数据的重构(郑浩和张兵, 2020)、储层预 测(张国印等, 2020)、地震数据的降噪处理(韩 卫雪等, 2018)、地下物性参数的反演(王浩然, 2020)等.深度学习之所以被用于地球物理数据 的解释在于深层网络结构具有强大的拟合能 力,日益增长的算力已经可以满足计算需求,如 卷积神经网络可有效提取图像数据的特征从而 进行分类与回归,而地球物理数据(如地震数 据、重磁数据等)可作为图像处理数据.

为了计算复杂地质体的中心位置,提出采 用深度学习进行地质体深度的计算,采用基于 重磁异常的梯度与原始异常的比值进行学习, 引入梯度比值的极值点与其他比例极值点间的 距离,最终使用训练好的模型计算地质体位置.

# 1 方法基本原理

为了让深度学习适用于地质体埋深的计算,需 要对训练数据、激活函数、损失函数等深度学习模型的不同部分加以讨论,具体如下:

(1)考虑训练数据的设置,由于事先并不知 道地下地质体的类型,所以需要考虑不同类型 地质体的重力异常,不同类型地质体(球体、岩 脉、垂直圆柱体等)的重力异常可由引力位V对 z方向求偏导计算得到:

$$\begin{aligned} \frac{\partial V}{\partial z} &= \Delta g(x, y, z) = \\ &- \frac{GM(z - z_0)}{((x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 + (z - z_0)^2)^{(N+1)/2}}, \end{aligned}$$
(1)

其中,*G*是万有引力常数;*M*是地质体的质量, 单位是kg;( $x_0, y_0, z_0$ )是场源的中心位置;*N*为 构造指数, N=0时对应岩脉、台阶和垂直圆柱体, N=0.5时对应薄板, N=1时对应水平圆柱体, N=2时对应球体;  $V_z$ 、 $\bigtriangleup g$ 表示重力异常, 单位是牛顿; (x, y, z)是观测点坐标.

公式(1)表明重力异常的表达式与地质体的 质量 M 以及万有引力常数 G 相关,如果采用原始 重力异常进行深度学习需要同时计算地质体的深 度 h、构造指数 N 与地质体的质量 M,同时预测这 3 个变量需要大量训练数据而且模型不容易拟 合,所以无法直接使用原始重力异常进行计算.由 于不需要计算地质体的质量,所以需要去掉 G、M 从 而降低模型的复杂度从 而提升方法的应用效 果.使用异常的梯度比值可消除 G、M 对分母的影 响,梯度比值由重力异常与公示(1)中引力位 V 对 z 方向的二阶偏导的比值得到,引力位对 z 方向的 二阶偏导由公式(2)表示,梯度比值则由公式(3) 表示,实际数据的重磁异常的垂向二阶导数通过 频率域变换方法得到(孙运生,1980):

$$\frac{\partial^2 V}{\partial z^2} = -\frac{GM \cdot (N \cdot (z - z_0)^2 - (x - x_0)^2 - (y - y_0)^2)}{((x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 + (z - z_0)^2)^{\frac{N+3}{2}}},$$
(2)

$$\frac{\frac{\partial^2 V}{\partial z}}{\frac{\partial V}{\partial z}} = \frac{N \cdot (z - z_0)^2 - (x - x_0)^2 - (y - y_0)^2}{((x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 + (z - z_0)^2) \cdot (z - z_0)}, (3)$$

从公式(3)里可以看出,地质体重力异常梯度比 值与构造指数N、埋深h有关,而由于重力异常的 梯度比值的极值点及其附近的点相对于远离异 常处的点受干扰较小,所以提取出地质体重力异 常梯度比值的极值点以及其他比例极值点的位 置.本方法中从公式(3)中提取不同比例极值点 与极大值点间的距离进行深度学习,设这些极值 点与极大值点的比例系数分别为a、b,其与极大 值点的平均距离分别为 $c_a$ 、 $c_b$ , $c_i$ 指的是幅值为极 大值*i*倍的这些点与极大值点间的平均距离,则  $z_0$ 、N与 $c_a$ 、 $c_b$ 的关系满足如下方程组:

$$\frac{N \cdot z_0^2 - c_a^2}{(c_a^2 + z_0^2) \cdot z_0} = \frac{N}{z_0} \cdot a,$$
(4)

$$\frac{N \cdot z_0^2 - c_b^2}{(c_b^2 + z_0^2) \cdot z_0} = \frac{N}{z_0} \cdot b, \qquad (5)$$

解以上方程组可得:

$$N = \frac{(1-a)c_b^2 - (1-b)c_a^2}{a(1-b)c_a^2 - b(1-a)c_b^2},$$
(6)

$$h = \sqrt{\frac{(a-b)C_b^2}{(1-a)C_b^2 - (1-b)C_a^2}} \times C_a, \qquad (7)$$

接下来可通过深度神经网络直接学习h、N与 $c_a$ 、 $c_b$ 的对应关系.

(2)上述公式表明,深度学习模型需要构造指 数、埋深的异常极值点进行学习,不同比例系数经 过特征工程挑洗后洗取1/2、1/3、1/5、1/10.洗取理 由如下:公式(4)~(7)上证明了至少两个不同比例 极值点可以计算出构造指数与深度,所以输入的不 同比例极值点的个数不能小于2,且不同比例极值 点不可以距离过近,距离过近会导致机器学习领域 的输入共线性问题,也就是输入特征之间的相关性 过高.为了方便,计算时在1/2、1/3、1/4、...、1/10这 些比例的极值点进行选取,通过对特征量两两之间 进行相关性的计算,首先筛选出了1/2、1/10这一对 极值点,剩下的极值点不可以距离1/2、1/10极值点 太近,通过遍历的方式最终选出1/3、1/5极值点与 以上两个极值点搭配的计算效果较好.N设置为 0.1~2.0间的均匀分布,采样200次;h设置为0.1~ 50.0 m 间的均匀分布,采样 500次,所以样本数量为 100 000.另外在求解梯度比值的过程中,重力异常 零值的处理方法是遍历若重力异常为零值时则 不纳入梯度比值的计算.采集样本的方法是:地 质体的构造指数与埋深可以确定网格化的梯度 比值,通过遍历确定该梯度比值的极大值,再遍 历寻找该比例的不同极值点(理论上这些极值点 分布在以地质体水平投影为中心的附近),计算 这些极值点与极大值点间距离的平均值.

(3)考虑全连接神经网络的结构,模型的输入 层是不同比例极值点与极大值点间的距离.第一 层、第二层隐藏层节点分别为90、80,输出层为构造 指数与深度,这样选择的主要原因如下:第一,多层 全连接神经网络相对于没有隐藏层的全连接神经 网络,可即感知机,其功能在于可以解决异或问题; 第二,理论上,仅具有一层隐藏层的神经网络就可 以拟合任意复杂的映射,但实际中这一层隐藏层所 需要的节点数据可能非常大,而通过增加隐藏层的 层数可以有效降低使用节点的个数;第三,由于输 入与输出的关系并不复杂,所以首先探索使用具有 两层隐藏层的神经网络,使用AutoML进行超参数 的选择,发现节点个数使用90、80即可得到较高的



Fig.1 The structure of the neural network 隐藏层节点数分别为90、80

精度.使用 tensorflow 自带的可视化工具 tensorboard 打印模型的计算图,如图1所示,激活函 数选择双曲正切函数,使得模型可以拟合任意 复杂的非线性映射,如下所示:

$$\tanh = \frac{e^{x} - e^{-x}}{e^{x} + e^{-x}}.$$
(8)

(4)损失函数采用均方根误差损失函数,其优 点是便于梯度下降过程的求导,模型收敛速度快, 同时为了减少模型的过拟合现象,降低模型的复杂 度,以及考虑到训练过程便于求导的要求,将二阶 正则化项加入损失函数中,损失函数如下所示:

$$Loss = {\displaystyle \sum_{i=1}^n (N_{
m pre} - N_{
m label})^2 + (h_{
m pre} - h_{
m label})^2 \over n} + \lambda \cdot L_2 \; ,$$

(9)

公式(9)中,n为随机梯度下降算法(每次更新模型 权重时并不使用所有训练数据,而是随机选取训练 数据中的一部分更新权重,使模块加快收敛;更新 权重时,方法设置学习率(学习率就是步长)为 0.0005)中每个 epoch的样本数,N<sub>pre</sub>、h<sub>pre</sub>是模型计算 的归一化后的构造指数与深度,N<sub>label</sub>、h<sub>label</sub>是归一化 后的构造指数与深度的标签,L<sub>2</sub>是所有模型参数的 平方和,λ是控制模型正则化程度的超参数,经过多 次试验λ为0.002时模型的验证集精度较高,过拟合 现象明显减弱,所以本方法设置λ为0.002.

(5)采用 tensorflow 框架训练模型和误差反向传播算法,则权重公式更新如下:

$$w_i^{k+1} = w_i^k - l \times \frac{\partial loss}{\partial w_i} , \qquad (10)$$

其中,w<sup>k</sup>,表示第 i个权重迭代至第 k步时的值,w<sup>k+1</sup>, 表示第 i个权重迭代至第 k+1步时的值, l代表权重 学习的速率,也称学习率,表征模型参数的更新步 长,如果过大会导致模型不收敛至极值点,而过小 会导致模型更新得非常慢,经过多次调试发现学习 率设置在 0.000 5 的时候,收敛后的模型在测试集上 表现良好,所以设置学习率为 0.000 5.训练模型的 损失函数下降如图 2 所示,在模型收敛后,比例为 0.1的测试集的拟合准确性达到了 98.5%.

将数据带入训练完毕的模型进行预测,选定 窗口后,判断窗口内是否同时存在极值点、半极 值点.如果不存在则该窗口被认为是无效窗口不 带入模型预测;如果窗口内存在极值点与半极值 点,但极值点与半极值点间的距离的方差较大, 则应考虑该极值点可能是噪声,所以继续寻找其 他极值点;如果在遍历窗口节点找不到极值点与 半极值点则认为该窗口无效.最终保留存在极值 点与半极值点的窗口,将这些窗口内的数据带入 模型,预测得到的结果即为地质体的位置.

(6)在模型的推理预测阶段,由于已经假设 了可以有效计算地质体深度的数据区域是位于 地质体正上方附近的区域,所以选定窗口后,首 先判断窗口内的极值点是否位于窗口中心附 近.如果不在附近则不计算该窗口,如果极值点 在该窗口中心附近,则从该窗口中提取不同梯 度比值不同比例的极值点.计算这几种不同比 例极值点与极大值点间的平均距离,将其带入 训练好的模型,输出地质体的深度与构造指数.



Fig.2 The loss function varies with the number of iterations



Fig.3 Comparison of the horizontal position calculated by deep learning methods and traditional methods a. 原始重力异常;b. 梯度比值计算原始重力异常的水平位置;c. 欧拉反褶积(N=2)计算原始重力异常的水平位置;d. 含有 0.5 mGal的背景场的原始重力异常;e. 梯度比值计算原始重力异常的水平位置;f. 欧拉反褶积(N=2)计算原始重力异常的水平位置. 图 b、c、e、f中▼代表理论位置,●代表计算位置

### 1.1 重力模型试验

建立模型试验,测试该方法的效果.地下设置 有两个地质体,分别位于(60 m,60 m),(40 m,40 m),深度分别为8.0 m和3.0 m;考虑实际情况的叠 加,对比梯度比值与欧拉反褶积法的计算结果,重 力异常及地质体的水平位置如图3所示.

从图 3 中可以看出,深度学习方法在计算原 始重力异常时得到的地质体的水平位置相对准 确.从深度计算结果来看,梯度比值的深度学习方 法计算得到的深度为(3.1 m、8.1 m),欧拉反褶积 计算得到的深度是(3.0 m、8.0 m),这两种方法计 算得到的深度均比较准确,说明基于梯度比值的 深度学习方法在无需筛选的情况下可以得到与传 统欧拉反褶积相似的精度.而在异常含有背景场 时,梯度比值计算得到的水平位置仍比较准确,计 算得到的深度为(3.2 m、8.4 m),误差也不大,反 观欧拉反褶积受背景场的影响则比较大.

对比梯度比值的不同组合极值点深度学习方法与传统欧拉反褶积在含噪异常下的应用效果,将均值为0、方差为1、不同百分比的高斯白噪声分别加入原始重力异常中,实验结果如图4和图5所示.

从图 4g~4i可以看出,采用梯度比值的 1/2、1/ 10极值点联合得到的模型可以在强噪声干扰条件 下准确计算出地质体中心的水平位置,并且随着噪 声的增强依然可以准确计算地质体的中心,从图 4d~4f可以看到,由于1/2与1/3极值点平均距离 相对较小,所以噪声给1/2与1/3极值点的位置带 来的变化会使这两种极值点间的距离相对变化更 大,导致梯度比值的1/2与1/3极值点组合无法准 确计算地质体的中心位置.而从图4j~41可以看出 欧拉反褶积受同等噪声条件下也无法准确计算地 质体的位置,所以选用梯度比值平均距离较大的极 值点组合可以更好计算地质体中心位置.

为了提升本文方法的抗噪性,本文提出采用多 个极值的特征来进行计算,结果如图5所示,使用梯 度比值的1/2、1/5、1/10极值点在强噪声干扰下计 算得到的地质体深度与构造指数的准确度相对于 两个极值点的组合有所提升,而采用梯度比值的1/ 2、1/3、1/5、1/10极值点相对于三个极值点的组合 计算效果的提升并不明显,所以采用梯度比值的1/ 2、1/5、1/10极值点可以有效降低噪声干扰给计算 结果带来的影响,准确计算地质体的中心位置.

# 1.2 磁法模型试验

在将多极值点联合用于学习磁异常体的深度与构造指数时,当磁异常不包含剩磁时,利 用化极后磁异常与磁梯度的比值进行深度学 习.为了使磁异常在剩磁普遍存在情况下仍能 实现位置计算,采用磁异常解析信号梯度比值



Fig.4 Comparison of the horizontal position calculated by different combination of gradient ratio's deep learning methods and traditional methods

a. 叠加20%高斯白噪声的重力异常;b. 叠加50%高斯白噪声的重力异常;c. 叠加70%高斯白噪声的重力异常;d. 1/2、1/3极值点联合计算叠 加20%高斯白噪声的重力异常的水平位置;e. 1/2、1/3极值点联合计算叠加50%高斯白噪声的重力异常的水平位置;f. 1/2、1/3极值点联合 计算叠加70%高斯白噪声的重力异常的水平位置;g. 1/2、1/10极值点联合计算叠加20%高斯白噪声的重力异常的水平位置;h. 1/2、1/10极 值点联合计算叠加50%高斯白噪声的重力异常的水平位置;i. 1/2、1/10极值点联合计算叠加70%高斯白噪声的重力异常的水平位置;h. 1/2、1/10极 反褶积计算叠加20%高斯白噪声的重力异常的水平位置;k. 欧拉反褶积计算叠加50%高斯白噪声的重力异常的水平位置;l. 欧拉反褶积计 算叠加70%高斯白噪声的重力异常的水平位置;k. 欧拉反褶积计算叠加50%高斯白噪声的重力异常的水平位置;l. 欧拉反褶积计

的多极值点进行深度学习,磁异常解析信号 (analytical signal, *As*)通过以下公式定义(Nabighian, 1972; Salem *et al.*, 2004):

$$As = \sqrt{\left(\frac{\partial T}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial T}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial T}{\partial z}\right)^2} = \frac{\alpha}{\left[\left(x - x_0\right)^2 + \left(y - y_0\right)^2 + \left(z - z_0\right)^2\right]^{(N+1)/2}},(11)$$

公式(11)中, $\alpha$ 是与磁化强度相关的因子,N=0表示接触带,N=1表示板状体,N=2表示水平圆 柱体,正演三维磁异常的解析信号除以其垂直导 数,从而得到解析信号梯度比值如公式(13)所 示,提取磁异常解析信号梯度比值比例系数为a的极值点,计算它与其对应极大值点间的平均距 离为 $C_a$ ,地质体深度 $z_0$ 与 $C_a$ 的关系计算如下:

解析信号对z方向的偏导如下:



Fig.5 The deep learning's results calculated by combination of gradient ratio's different extreme value point a. 1/2、1/5、1/10极值点联合计算叠加20%高斯白噪声的重力异常的水平位置;b. 1/2、1/5、1/10极值点联合计算叠加50%高斯白噪声的重 力异常的水平位置;c. 1/2、1/5、1/10极值点联合计算叠加70%高斯白噪声的重力异常的水平位置;d. 1/2、1/3、1/5、1/10极值点联合计算叠 加20%高斯白噪声的重力异常的水平位置;e. 1/2、1/3、1/5、1/10极值点联合计算叠加50%高斯白噪声的重力异常的水平位置;f. 1/2、1/3、 1/5、1/10极值点联合计算叠加70%高斯白噪声的重力异常的水平位置;g. 不同噪声、不同极值点组合深度学习计算理论深度为3m的地质体 的深度;h. 不同噪声、不同极值点组合深度学习计算理论深度为8m的地质体的深度;i. 不同噪声、不同极值点组合深度学习计算的构造指 数. 图 a~f中▼代表理论位置,●代表计算位置

$$\frac{\partial As}{\partial z} = -\frac{\alpha \cdot (N+1) \cdot (z-z_0)}{\left[\left(x-x_0\right)^2 + \left(y-y_0\right)^2 + \left(z-z_0\right)^2\right]^{(N+3)/2}}.$$
(12)

解析信号的梯度比值:

$$\frac{\partial As/\partial z}{As} = \frac{(N+1) \cdot (z-z_0)}{\left[ \left( x - x_0 \right)^2 + \left( y - y_0 \right)^2 + \left( z - z_0 \right)^2 \right]}.$$
 (13)

将解析信号梯度比值的极值记为 As<sub>max</sub>, 公式如下:

$$As_{\max} = \frac{N+1}{z_0} \,. \tag{14}$$

设解析信号某一比例极值点与极大值点的比 例系数为β,与极大值点间水平距离为c<sub>β</sub>,则其满足 如下方程:

$$\frac{(N+1)\cdot z_0}{\left[c_{\beta}^2+z_0^2\right]} = As_{\max}\cdot\beta = \frac{N+1}{z_0}\cdot\beta , \qquad (15)$$

解方程可得:

$$z_0 = \sqrt{\frac{\beta \cdot c_\beta^2}{1 - \beta}} , \qquad (16)$$

公式中(16)代表地质体的深度与该极值点与极大 值点平均距离的关系.最后使用重力模型的网络结 构训练模型,测试训练后的模型效果如下:

建立磁法模型试验验证该方法在磁数据上的 应用效果,地下设置一个垂直无限延伸的板状体 和一个球体,地磁场北方向与*x*轴正向重合,地磁



Fig.6 The deep learning's results

a. 原始磁异常;b. 异常的解析信号;c. 原始磁异常化极后,基于梯度比值的1/2、1/5、1/10极值点联合计算结果的水平位置;d. 对原始磁异常 化极,基于梯度比值的1/2、1/5、1/10极值点联合计算结果的深度;e. 对于解析信号,基于梯度比值的1/2、1/5、1/10极值点联合计算结果的水 平位置;f. 对于解析信号,基于梯度比值的1/2、1/5、1/10极值点联合计算结果的深度.图 c~f中▼代表理论位置,●代表计算位置

场的倾角为0度,板状体位于(40 m,40 m),埋深 5 m,板状体宽6 m,球体位于(60 m,60 m),中心 埋深7 m,磁偏角为45度,磁化倾角为45度.基于 梯度比值的多极值点联合深度学习方法对化极后 的磁异常进行处理,计算结果如图6c、6d所示,深 度学习方法对解析信号的计算结果如图6e、6f所 示.进一步对比地质体不同埋深下,深度学习在有 无剩磁下的计算误差,结果如表1所示.

从图 6c、6d来看,深度学习在计算化极后磁异常的梯度比值与解析信号的梯度比值后,其水平结

#### 表1 不同深度下,深度学习在有无剩磁的埋深计算对比

Table 1 Depth calculated by deep learning at different theoretical depth

ţ	也质体理论埋深	化极后计算深度	解析信号计算深度
	(m)	(m)	(m)
	5.0(1),7.0(2)	5.1(1),7.2(2)	5.3(1),7.4(2)
	5.5(1),7.5(2)	5.6(1),7.7(2)	5.2(1),7.9(2)
	6.0(1) 8.0(2)	6.3(1),8.2(2)	6.4(1),8.4(2)
	6.5(1) (8.5(2)	6.8(1),8.3(2)	6.9(1),8.9(2)

注:括号中数字代表不同地质体的序号.





果均比较准确,这表明解析信号方法引起的极值点 与地质体位置不对应的因素并不大,处于一个可接 受的范围之内.从表1两种情况的对比来看,使用化 极后磁异常梯度比值计算得到的地质体埋深更加 接近于真实埋深,解析信号梯度比值的计算深度误 差虽然大于化极后磁异常梯度比值的误差,但差距 并不大;实际情况中地质体的剩磁往往未知,故 使用解析信号梯度比值更为合适.而由于模型 试验中使用的两个地质体类型不同,但计算结 果均接近于真实结果,这也显示了这种方法可 以应用于不同类型地质体的磁数据,对复杂类 型的地质体也具有一定的适用性.

# 2 实际数据

由于上海黄浦某区域存在战争时期的遗留炸 弹,为了保障开发该区域时的施工安全,笔者开展 磁法测量来进行地下未爆炸物的寻找,点距为2m, 实测磁异常及其解析信号如图7所示.

从解析信号局部高值来看,整体的趋势没有 明显的线性构造特征,这是由局部小的磁性异常 体导致的,这些异常表现为局部散落的圈闭,在计 算原始磁异常的解析信号之后,异常的形态没有 发生扭曲,所以在该地区使用解析信号完全可以 去除倾斜磁化与剩磁对结果造成的干扰.分别利 用基于深度学习的方法和欧拉反褶积法对黄浦某 区磁异常进行反演计算,结果如图8所示.

从图 8a 反演结果的水平位置观察,反演结果显示的地质体中心位置与异常的中心(图 8b)对应良好,这表明多极值联合法计算的地质体水平位置较为准确.从深度多极值点联合计算与欧拉反褶







a. 梯度比值的 1/2、1/5和 1/10 比例极值点深度学习法计算的炸弹 水平位置;b. 欧拉反褶积法计算结果;c. 欧拉反褶积与多极值联合 法计算得到的深度,■代表欧拉反褶积的计算结果,▲代表多极值 联合法计算的结果

# 表 2 深度学习模型与欧拉反褶积法识别炸弹的深度

 
 Table 2
 Bomb depth calculated by deep learning model and Euler deconvolution

皮旦	比值深度学习计	欧拉反褶积计	切坐长粉	
厅 5	算深度(m)	算埋深(m)	附起指数	
1	5.1	5.8	2.7	
2	2.9	3.5	2.8	
3	3.1	2.6	3.1	
4	3.5	3.0	3.2	
5	3.2	2.6	4.3	
6	4.5	4.0	3.0	
7	2.9	3.0	2.8	
8	3.3	3.3	3.6	
9	5.1	5.3	3.5	
10	4.5	4.7	3.6	
11	2.5	3.9	2.9	
12	4.4	4.0	4.0	
13	3.7	2.7	4.0	
14	3.5	3.3	3.1	

积计算的地质体深度比较接近来看(表2),证明 基于深度学习的方法计算得到的地质体深度比 较准确,而从这些异常体深度的分布来看,并没 有明显的规律所以推测异常体是无规律分布.

# 3 结论

本文提出了基于梯度比值的多极值点联合 的深度学习方法计算场源的中心位置,通过将各 种地质体数据同时进行训练,即可得到场源的中 心位置的深度以及构造指数.理论模型试验证明 基于梯度比值的1/2、1/5、1/10极值点联合的深 度学习模型可以准确计算出场源的中心位置,具 有良好的抗干扰能力.磁法模型试验表明采用磁 异常解析信号可以有效避免剩余磁化强度对该 方法造成的影响,可以准确计算得到地质体的 位置.最后将该方法应用于上海黄浦某区域实 测磁异常的反演工作,计算结果的水平分布与 磁解析信号异常中心对应良好,且深度也与欧 拉反褶积相近,因此该方法具有一定的实用性.

# References

Beiki, M., 2013. TSVD Analysis of Euler Deconvolution to Improve Estimating Magnetic Source Parameters: An Example from the Åsele Area, Sweden. Journal of Applied Geophysics, 90: 82-91. https://doi.org/10.1016/ j.jappgeo.2013.01.002

- Cao, S. J., Zhu, Z. Q., Lu, G. Y., 2012. Gravity Tensor Euler Deconvolution Solutions Based on Adaptive Fuzzy Cluster Analysis. *Journal of Central South University* (*Science and Technology*), 43(3): 1033-1039 (in Chinese with English abstract).
- Florio, G., Fedi, M., 2014. Multiridge Euler Deconvolution. Geophysical Prospecting, 62(2): 333-351. https://doi. org/10.1111/1365-2478.12078
- Gerovska, D., Araúzo-Bravo, M. J., 2003. Automatic Interpretation of Magnetic Data Based on Euler Deconvolution with Unprescribed Structural Index. *Computers & Geosciences*, 29(8): 949-960. https://doi.org/10.1016/ S0098-3004(03)00101-8
- Han, W. X., Zhou, Y. T., Chi, Y., 2018. Deep Learning Convolutional Neural Networks for Random Noise Attenuation in Seismic Data. *Geophysical Prospecting for Petroleum*, 57(6): 862-869, 877 (in Chinese with English abstract).
- Hou, Z. L., Wang, E. D., Zhou, W. N., et al., 2019. Euler Deconvolution of Gravity Gradiometry Data and the Application in Vinton Dome. *Oil Geophysical Prospecting*, 54(2): 472-479, 242 (in Chinese with English abstract).
- Lu, B. L., Fan, M. N., Zhang, Y. Q., 2009. The Calculation and Optimization of Structure Index in Euler Deconvolution. *Progress in Geophysics*, 24(3): 1027-1031 (in Chinese with English abstract).
- Ma, G. Q., 2013. The Study on the Automatic Interpretation Methods of Potential Field (Gravity & Magnetic) and Its Gradients (Dissertation). Jilin University, Changchun (in Chinese with English abstract).
- Mushayandebvu, M. F., van Driel, P., Reid, A. B., et al., 2001. Magnetic Source Parameters of Two-Dimensional Structures Using Extended Euler Deconvolution. *Geophysics*, 66(3): 814-823. https://doi.org/10.1190/ 1.1444971
- Nabighian, M. N., 1972. The Analytic Signal of Two-Dimensional Magnetic Bodies with Polygonal cross-Section: Its Properties and Use for Automated Anomaly Interpretation. *Geophysics*, 37(3): 507-517. https://doi. org/10.1190/1.1440276
- Peters, L. J., 1949. The Direct Approach to Magnetic Interpretation and Its Practical Application. *Geophysics*, 14 (3): 290-320. https://doi.org/10.1190/1.1437537
- Reid, A. B., Allsop, J. M., Granser, H., et al., 1990. Magnetic Interpretation in Three Dimensions Using Euler Deconvolution. *Geophysics*, 55(1): 80-91. https://doi. org/10.1190/1.1442774

- Reid, A. B., Thurston, J. B., 2014. The Structural Index in Gravity and Magnetic Interpretation: Errors, Uses, and Abuses. *Geophysics*, 79(4): J61-J66. https://doi.org/ 10.1190/geo2013-0235.1
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., Williams, R. J., 1986. Learning Representations by Back-Propagating Errors. *Nature*, 323(6088): 533-536. https://doi.org/ 10.1038/323533a0
- Salem, A., Ravat, D., Mushayandebvu, M. F., et al., 2004. Linearized Least-Squares Method for Interpretation of Potential-Field Data from Sources of Simple Geometry. *Geophysics*, 69(3): 783-788. https://doi.org/ 10.1190/1.1759464
- Stavrev, P., Reid, A., 2010. Euler Deconvolution of Gravity Anomalies from Thick Contact/Fault Structures with Extended Negative Structural Index. *Geophysics*, 75(6): I51-I58. https://doi.org/10.1190/1.3506559
- Sun, Y. S., 1980. Computing the Vertical Second Grder Derivative of Gravitational and Magnetic Anomalies. *Oil Geophysical Prospecting*, 15(6): 45-62 (in Chinese with English abstract).
- Thompson, D. T., 1982. EULDPH: A New Technique for Making Computer-Assisted Depth Estimates from Magnetic Data. *Geophysics*, 47(1): 31-37. https://doi.org/ 10.1190/1.1441278
- Wang, H. R., 2020. The Study on the Gravity and Magnetic Inversion Based on Parallel Computing and Deep Learning Algorithm (Dissertation). Jilin University, Changehun (in Chinese with English abstract).
- Yang, F. S., Ma, J. W., 2019. Deep-Learning Inversion: a Next-Generation Seismic Velocity Model Building Method. *Geophysics*, 84(4): 583-599. https://doi.org/ 10.1190/geo2018-0249.1
- Yao, C. L., Guan, Z. N., Wu, Q. B., et al., 2004. An Analysis of Euler Deconvolution and Its Improvement. *Geophysical and Geochemical Exploration*, 28(2):150-155 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, C. Y., Mushayandebvu, M. F., Reid, A. B., et al., 2000. Euler Deconvolution of Gravity Tensor Gradient Data. *Geophysics*, 65(2): 512-520. https://doi.org/ 10.1190/1.1444745
- Zhang, G. Y., Wang, Z. Z., Lin, C. Y., et al., 2020. Seis-

mic Reservoir Prediction Method Based on Wavelet Transform and Convolutional Neural Network and Its Application. *Journal of China University of Petroleum* (*Edition of Natural Science*), 44(4): 83–93 (in Chinese with English abstract).

- Zheng, H., Zhang, B., 2020. Intelligent Seismic Data Interpolation via Convolutional Neural Network. *Progress in Geophysics*, 35(2):721-727 (in Chinese with English abstract).
- Zhou, W. Y., Ma, G. Q., Hou, Z. L., et al., 2017. The Study on the Joint Euler Deconvolution Method of Full Tensor Gravity Data. *Chinese Journal of Geophysics*, 60 (12): 4855-4865 (in Chinese with English abstract).

# 附中文参考文献

- 曹书锦,朱自强,鲁光银,2012.基于自适应模糊聚类分析 的重力张量欧拉反褶积解.中南大学学报(自然科学 版),43(3):1033-1039.
- 韩卫雪,周亚同,池越,2018.基于深度学习卷积神经网络的地震数据随机噪声去除.石油物探,57(6):862-869,877.
- 侯振隆, 王恩德, 周文纳, 等, 2019. 重力梯度欧拉反褶积及 其在文顿盐丘的应用. 石油地球物理勘探, 54(2): 472-479, 242.
- 鲁宝亮,范美宁,张原庆,2009.欧拉反褶积中构造指数的 计算与优化选取.地球物理学进展,24(3):1027-1031.
- 马国庆,2013.位场(重&磁)及其梯度异常自动解释方法研究 (博士学位论文).长春:吉林大学.
- 孙运生,1980. 重磁异常垂向二阶导数的计算. 石油地球物 理勘探,15(6):45-62.
- 王浩然,2020.基于并行计算与深度学习算法的大规模重磁 数据反演研究(硕士学位论文).长春:吉林大学.
- 姚长利,管志宁,吴其斌,等,2004.欧拉反演方法分析及实 用技术改进.物探与化探,28(2):150-155.
- 张国印,王志章,林承焰,等,2020.基于小波变换和卷积神 经网络的地震储层预测方法及应用.中国石油大学学 报(自然科学版),44(4):83-93.
- 郑浩,张兵,2020.基于卷积神经网络的智能化地震数据插 值技术.地球物理学进展,35(2):721-727.
- 周文月,马国庆,侯振隆,等,2017.重力全张量数据联合欧 拉反褶积法研究及应用.地球物理学报,60(12): 4855-4865.