

# 基于 U-Net 神经网络构建三维磁基准图 方法研究

郝奥伟<sup>1</sup>, 胡景<sup>2,3</sup>, 纪晓琳<sup>1</sup>, 杨宾锋<sup>1</sup>, 郭娇娇<sup>1</sup>, 刘嘉正<sup>1</sup>, 冶得成<sup>4</sup>

(1. 空军工程大学信息与导航学院, 西安, 710077; 2. 长安大学地质工程与测绘学院, 西安, 710054;  
3. 安徽至博光电科技股份有限公司, 合肥, 230088; 4. 西部矿业集团有限公司, 西宁, 810023)

**摘要** 地磁位场的向下延拓算法在数学上是典型的不适定问题, 针对传统地磁数据向下延拓易受到噪声和延拓距离影响的问题, 利用 U-Net 神经网络对磁异常向下延拓进行探究, 简单棱柱体和复杂组合棱柱体正演获取的不同高度的磁异常作为机器学习的标签, 每组数据标签为 5 000 组, 训练集、测试集和验证集的比例为 8:1:1, 机器学习标签的构建综合考虑了模型体中心几何位置, 模型体的长、宽、高, 磁化倾角、磁化偏角和磁化强度信息。在无干扰实验情况下, 单个棱柱体模型和 3 个组合棱柱体模型的平均预测相对精度分别为 97.0% 和 95.2%, 在 5% 高斯噪声的干扰下, 组合模型的平均预测相对精度为 94.9%, 呈现出较好的抗干扰特性, 同时在实验涉及的延拓距离范围内, 表现出较强的距离鲁棒性, 验证了 U-Net 网络可以有效地实现向下延拓, 在三维磁基准图构建中具有广泛的应用前景。

**关键词** 磁基准图; 机器学习; 向下延拓; 磁导航; 磁数据

**DOI** 10.3969/j.issn.2097-1915.2026.02.006

**中图分类号** V249 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2026)02-0042-12

## Research on Construction Method of 3D Geomagnetic Reference Map Based on U-Net Neural Network

HAO Aowei<sup>1</sup>, HU Jing<sup>2,3</sup>, JI Xiaolin<sup>1</sup>, YANG Bin Feng<sup>1</sup>, GUO Jiaojiao<sup>1</sup>, LIU Jiazheng<sup>1</sup>, YE Decheng<sup>4</sup>

(1. Information and Navigation School, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;  
2. School of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China;  
3. Anhui Zhibo Opto-Electronic Technology Co., Ltd., Hefei 230088, China; 4. Western Mining  
Group Co., Ltd., Xining, 810023, China)

**Abstract** The downward continuation algorithm of geomagnetic potential field is a typical ill-posed problem in mathematics. Aimed at the problems that the traditional downward continuation of geomagnetic data is susceptible to the effects of noise and continuation distance, this paper explores the downward continuation of magnetic anomalies by using the U-Net neural network. Magnetic anomalies obtained at different heights via forward modeling of simple prisms and complex combined prisms, are taken to be labels of machine learning with 5 000 label groups being constructed for each dataset. The dataset is divided into train-

**收稿日期**: 2025-03-27

**基金项目**: 国家自然科学基金(42404082, 42104051); 陕西省自然科学基金基础研究计划(2024JC-YBQN-0260)

**作者简介**: 郝奥伟(1991-), 男, 河南开封人, 博士, 研究方向为地球物理重力、磁场和地震波场等。E-mail: aowei\_hao@126.com

**通信作者**: 胡景(1992-), 男, 江西九江人, 博士, 研究方向为固体地球物理学。E-mail: hujing@chd.edu.cn

**引用格式**: 郝奥伟, 胡景, 纪晓琳, 等. 基于 U-Net 神经网络构建三维磁基准图方法研究[J]. 空军工程大学学报, 2026, 27(2): 42-53. HAO Aowei, HU Jing, JI Xiaolin, et al. Research on Construction Method of 3D Geomagnetic Reference Map Based on U-Net Neural Network[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2026, 27(2): 42-53.

ing, test, and validation sets at a ratio of 8 : 1 : 1. The construction of machine learning labels is in comprehensive consideration information such as geometric position of the model center, the length, width, and height of the model, as well as magnetic inclination, magnetic declination, and magnetization intensity. Under condition of interference-free experiments, the average relative prediction accuracy is 97.0% for the single prism model and 95.2% for the three-combined prism model. Under the interference of 5% Gaussian noise, the average relative prediction accuracy of the combined model remains 94.9%, showing excellent anti-interference performance. And simultaneously, the model exhibits strong distance robustness within the range of continuation distances involved in the experiments. This study verifies that the U-Net network can effectively realize downward continuation and has broad application prospects in the construction of 3D magnetic reference maps.

**Key words** geomagnetic reference map; machine learning; downward continuation; geomagnetic navigation; geomagnetic data

随着反卫星、电磁干扰等技术的发展,世界军事强国越来越怀疑全球定位系统在关键时刻的有效性,并希望找到下一代有效的替代方式。地磁导航技术是一种无源自主导航技术,它把地球磁场作为一个天然的坐标系,利用磁场的矢量信息实现对飞行器、船舶、潜艇和导弹等导航定位<sup>[1-5]</sup>。以地磁场为代表的位场导航既不用像卫星导航那样依赖外部设备,也不会像惯性导航存在累积误差,具有较强的抗干扰和生存能力<sup>[6-7]</sup>,被誉为最有可能取代卫星导航的下一代导航技术。俄罗斯格洛纳斯导航系统由于与地球磁场探测(包含重力场和地磁场)等技术开展了融合,其准确性正在不断提高。在地磁导航中,三维磁基准图的构建是一个重要环节,快速且高精度的三维磁基准图构建是开展后续导航匹配的前提。

三维磁基准图依赖于二维地磁场数据库,磁场二维基准图主要依赖采集的研究区观测点数据,离散的观测点数据一般通过空间插值方法完成网格化,常用的网格化方法包含反距离加权插值、三次样条插值、克里金插值等,空间插值可以获取离散点之间平缓的数据特征,但对于实测点之间的高频信息难以修复。此外,数值建模方法也可以对磁场的主成分进行分析,常用的地磁场数值模型包含国际地磁参考磁场(IGRF)和世界磁场模型(WMM),数值建模方法一般采用球冠谐方法,展开的阶数需要大量数据解算,同时,依靠数值建模难以反应部分区域局部特征,还需要结合实测数据修正和完善。混合建模方法结合多种磁场信息,具有较高的精度和鲁棒性,但一般计算复杂度高,本文在二维地磁基准图构建的基础上更加侧重于三维地磁基准图的构建。

地磁位场的向下延拓技术在数学上是典型的不稳定问题,难以获取稳定的解。三维地磁基准图的构建主要是将某一个高度的二维平面磁异常信息映

射到三维空间,磁异常在无源空间中满足拉普拉斯方程,磁场三维地磁基准图构建主要依赖位场处理的向上延拓和向下延拓技术,其中向上延拓可以通过求解边界积分方程得到相对稳定的延拓结果,属于定解问题,但向下延拓计算类似于一个高通滤波器,在数学上是一种典型的不稳定问题<sup>[8]</sup>。在不稳定问题中,模型的解不稳定是该问题本身固有的一种特性,即很小的观测噪声也会引起模型解的严重偏离。因此,如何解决磁场数据延拓的不稳定问题是构建三维地磁数据基准图的核心问题。由于向下延拓的不稳定性,国内外的研究主要集中在重磁位场的向下延拓方面,传统的研究方法主要包含基于积分迭代和频率域向下延拓方法。

在磁位场积分迭代法领域,文献[9]引入一种积分迭代的位场延拓方法,可以获取任意曲面和水平面的场值。文献[10]利用迭代法对海洋航磁资料开展向下延拓研究,获得了更加稳定的迭代过程,向下延拓的结果更优于传统的傅里叶变换(FFT)方法,可以增大延拓的深度。文献[11]利用多尺度边缘约束方法约束磁场的迭代延拓,可以有效地压制测量噪声的影响,而后系统探究了噪声对磁场迭代向下延拓的影响<sup>[12]</sup>。文献[13]综合分析了位场转换中迭代积分的应用条件,并指出迭代延拓不能从根本上解决向下的不稳定性。文献[14]将位场向下延拓视为向上延拓的反问题,提出以位场最小曲率作为约束条件来求解稳定的向下延拓重磁位场。空间域延拓算法的核心理念是利用稳定向上延拓代替不稳定向下延拓,利用多次迭代逼近不断向下递推,其缺点是计算量较大,迭代过程中存在边界不稳定。

在频率域位场处理方面,文献[15]提出了快速傅里叶变换方法,可以将空间域复杂的算法模型转换到频率域进行处理,基于快速傅里叶变换的发展,

重磁位场数据的处理得到了快速发展。文献[16]系统对比了空间域和频率域 2 种延拓方法的影响因素,并对算法的稳定性进行了评估。文献[17]利用偏移抽样理论和迭代延拓中的逆转换思想系统探究了频率域向下延拓的影响因素,向下延拓距离是影响延拓结果的主要因素。相对于迭代积分迭代算法,频率域算法计算速度快,但是对噪声比较敏感,延拓范围整体较小。

除了主流的磁场延拓方法之外,也存在其他算法对位场数据进行向下延拓,譬如泰勒积分展开,位场球谐函数,空间域等效源等。文献[1]利用遗传算法对磁偶极子的磁异常开展向下延拓工作。文献[18]利用改进的泰勒级数展开方法对总磁场开展向下延拓工作。文献[19]利用依据泰勒级数展开模型,将位场向下延拓解算过程转换为向上延拓计算和垂向偏导数解算 2 个步骤,在压制干扰的情况下能够实现向下延拓的稳定解算。文献[20]基于求解微分方程的多步思想进行向下延拓,利用 Adams-Bashforth 公式,引入向上延拓中不同高度的垂向一阶导数,提出空间域磁场向下延拓的方法。泰勒积分展开稳定性较强,但是舍弃高阶项会带来计算的不稳定性。文献[21]采用卫星测高重力向上延拓和超高阶位模型直接计算延拓改正数,从而实现航空重力测量向下延拓的归算。球谐分析方法适用于大尺度位场数据分离,处理过程中难以选择合适的球谐系数对应位场延拓范围。文献[22]利用基于迭代补偿的等效源正则化方法实现重力位场数据的向下延拓,文献[23]采用等效源优化策略处理剖面重力数据,获得更加稳定和边界效应影响更小的延拓结果。文献[24]在等效源方法上加入约束,进一步提升向下延拓的稳定性。等效源方法有很好的抗噪性和稳定性,但是在处理过程中有效信息也会衰减,且计算量偏大。

在传统方法处理的基础上,机器学习算法已经被广泛地应用于地球物理相关数据的处理中,文献[25]提出了基于语义分割的全神经网络 FCN,文献[26]提出了 U-Net 神经网络结构,被广泛应用于图像分割领域。现阶段人工智能方法被广泛地应用到地球物理数据的重力场和磁场数据处理中<sup>[27-30]</sup>。文献[31]利用 BP 神经网络处理磁场数据的向下延拓,BP 神经网络结构优势是具有强大的学习和纠错能力,能够有效地降低复杂非线性问题的拟合误差,其不足在于训练效率低,泛稳定性相对较弱且对迭代中的超参数比较敏感。文献[32]利用 U-Net 网络架构系统探究了重力数据的界面反演,其优势是泛化性较好,但是对于陡峭的界面变化难以有效恢

复。文献[33]利用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)对低分辨率磁基准图进行超分辨率重建,提升磁基准图构建的精度,其优势是有效提高重建后的拟合指标,不足是训练中忽略了地磁三分量之间的连接关系。文献[34]基于生成对抗性网络(generative adversarial network, GAN)重建补全缺失的磁数据,其优势是生成样本的质量较高,但是样本训练不稳定,同时数据和计算成本高。文献[29]在 U-Net 的基础上发展了 D-Net 对重力数据的向下延拓进行了探究,文献[30]发展了一种 DC-Net 来稳定地实现重力场的向下延拓。D-Net 和 DC-Net 主要基于传统的机器学习方法处理重力场数据,相对于重力场异常信息,磁场数据矢量包含的参数更多且更复杂,对于地磁三维基准图构建的理论研究较少,本文拟利用 U-Net 神经网络架构对地磁数据进行处理,实现相对稳定的向下延拓,为航空三维磁基准图构建提供技术支撑。

## 1 原理和方法

### 1.1 地磁三维基准图构建原理

野外测量的磁异常数据为二维平面信息,三维基准图的构建主要依赖于磁场的向上延拓和向下延拓技术,假定磁场向下延拓的定义:已知高度  $z=0$  (或某一固定值)的水平面上的磁场值  $f(\xi, \eta, 0)$ ,示意如图 1 所示<sup>[30]</sup>。

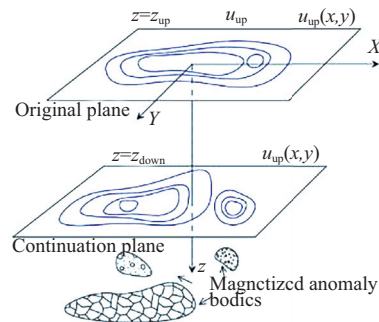


图 1 地磁数据向下延拓

Fig. 1 Downward continuation of geomagnetic data

根据位场空间转换理论及相关数学方法,求  $z > 0$  的下半空间磁场的函数值  $f(x, y, z)$ 。在场源之外的空间,磁位  $\mu$  满足拉普拉斯方程,并且当  $z$  趋于负无穷大时,即离磁源无穷远时,磁场为 0。如式(1)和式(2)所示:

$$\Delta\mu = \frac{\partial\mu}{\partial x^2} + \frac{\partial\mu}{\partial y^2} + \frac{\partial\mu}{\partial z^2} = 0 \quad (1)$$

$$f(x, y, z) |_{z=-\infty} = 0 \quad (2)$$

对式(1)和式(2)中的偏微分方程求解,可得磁场延拓的空间域表达式为:

$$f(x, y, z) = \frac{-z}{2\pi} \iint_{-\infty}^{+\infty} \frac{f(\xi, \eta, 0) d\xi d\eta}{[(x - \xi)^2 + (y - \eta)^2 + z^2]^{3/2}} \quad (3)$$

式中:  $f(\xi, \eta, 0)$  为  $(\xi, \eta, 0)$  坐标点已知的磁场值;  $f(x, y, z)$  为坐标点高度为  $z$  的待求解的磁场值。根据卷积的相关原理可知,  $f(x, y, z)$  为  $f(x, y, 0)$  与权函数  $\frac{-z}{2\pi(x^2 + y^2 + z^2)^{3/2}}$  关于变量  $(x, y)$  的二维卷积,将空间域转换到频率域可知,利用二维傅里叶变化的相关原理可以得到:

$$S_f(u, v, z) = S_f(u, v, 0) \cdot \varphi(u, v) \quad (4)$$

式中:  $\mu, v$  分别为沿着  $x, y$  方向上的频率;  $S_f(u, v, 0)$  和  $S_f(u, v, z)$  分别为延拓前、延拓后的频谱;  $\varphi(u, v)$  为权函数相对应的频率域响应函数,一般称作延拓因子,表达式为:

$$\varphi(u, v) = \iint_{-\infty}^{+\infty} \frac{-z}{2\pi(x^2 + y^2 + z^2)} \cdot e^{-2\pi i(ux + vy)} dx dy = \frac{e^{-2\pi\sqrt{u^2 + v^2} \cdot z}}{e^{2\pi\sqrt{u^2 + v^2} \cdot z}} \quad (5)$$

在利用频率域开展延拓计算时,首先计算  $z = 0$  或者特定高度的磁场傅里叶变换,而后乘上延拓因子,最后将频率域磁场结果重新转换到空间域。上述主要讨论的为  $z < 0$  的情况,当  $z > 0$ ,表示向下延拓,由延拓因子可以看出,当向上延拓时,延拓因子  $\varphi(u, v) < 1$ ,此时是收敛的,当向下延拓时,延拓因子  $\varphi(u, v) > 1$ ,此时位场数据是发散的。

### 1.2 神经网络和拟合函数

U-Net 通过多次下采样提取数据的细节特征,而后通过上采样恢复数据的维度,该过程可以用来

有效提取深部不同的磁场信息,使得浅部磁化介质引起的高频磁异常信息和深部背景的低频异常信息都得到较好体现,同时,U-Net 网络对数据的位置信息比较敏感<sup>[32]</sup>,而磁异常信息的输入和三维磁基准图的构建都需要保留异常的位置信息,精准的位置信息能够有效地辅助三维基准图的处理。因此在众多网络结构中,我们选择 U-Net 神经网络架构处理磁异常信息,构建精细的三维磁基准图,本次输入的数据为二维网格化数据文件。

本次拟搭建的 U-Net 神经网络主要包含磁异常数据预处理(输入数据归一化)、编码器、解码器、磁异常幅度恢复(输出数据恢复幅度)4 个部分,如图 2 所示。最左侧输入和最右侧输出分别为原始磁异常数据和向下延拓之后的磁异常数据。由于磁单元体分布结构的差异导致磁异常的变化幅值过大,因此需要对数据归一化处理。这里磁异常数据处理部分将磁异常数据进行标准化,使得网络更容易训练。编码器部分主要是向下采样,在保持高采样率的情况下防止过拟合,每个编码器模块由一个卷积层、激活函数 ReLU、批标准化层和最大池化层组成。解码器部分的每个解码模块由上采样卷积、卷积层、激活函数 ReLU、批标准化层组成。每个编码器模块的输出与解码器模块的输入通过跳跃连接融合,该过程保证维度一致的情况下,对特征进行采样,提升模型的分辨率。图 2 中的网络结构包括 4 次下采样和 4 次上采样。输出部分根据数据预处理使用的标准化参数,对网络输出的数据进行磁异常恢复。

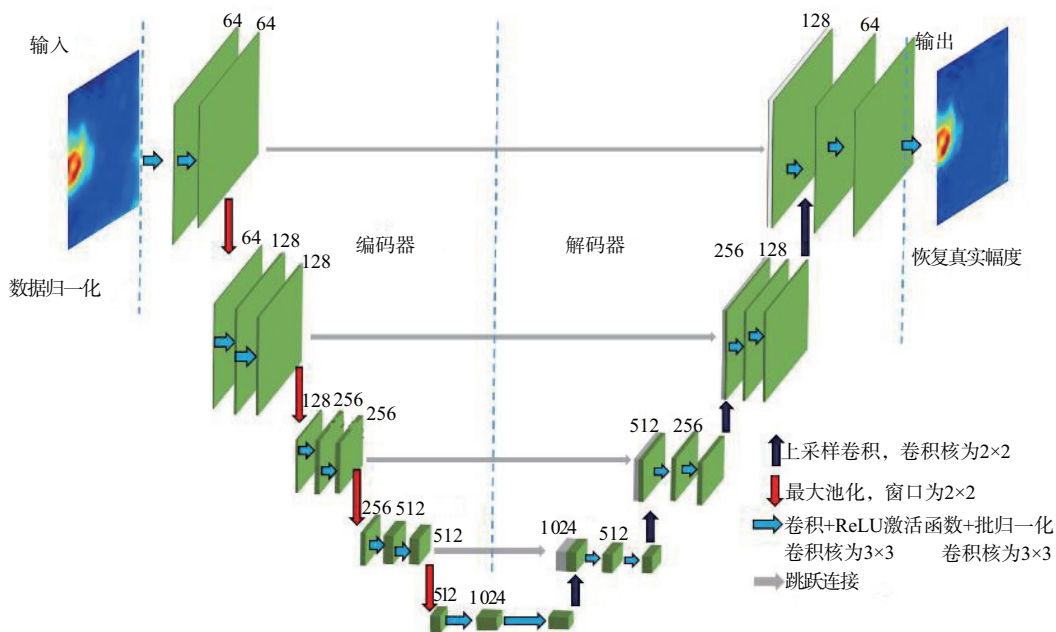


图 2 U-Net 神经网络结构

Fig. 2 U-Net neural network

均方根误差损失函数在网络训练中得到了广泛应用<sup>[35-37]</sup>,其强调标签与网络输出结果在像素级别上进行匹配。本项目拟采用向下延拓后的理论磁异常(标准化后的)和预测磁异常(标准化后的)的偏差作为训练的损失函数,并采用 Adam 优化器对网络进行训练<sup>[38]</sup>。假定训练模型共有  $N$  个样本,则损失函数为:

$$\text{MSR}_{\text{loss}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\tilde{M}_{\text{down}}(x, y) - M_{\text{down}}(x, y))^2 \quad (6)$$

式中:  $\text{MSR}_{\text{loss}}$  为损失函数的目标值,  $\text{MSR}_{\text{loss}}$  越小,则表明训练的效果越好;  $\tilde{M}_{\text{down}}(x, y)$  为模型训练中机器学习预测得到的磁异常结果;  $M_{\text{down}}(x, y)$  为模型训练中理论的磁异常结果。

网络模型的评价指标主要包含准确度指标<sup>[39]</sup>、概率度量指标<sup>[40]</sup>、回归度量指标<sup>[41]</sup>、相对准确度度量<sup>[30]</sup>。其中,准确度指标会受到固定范围或类别的约束,容易漏判。概率度量指标反映预测结果的置信度,无相对明确的输出标准。回归度量指标适用于回归和连续性预测,其结果易受到数量级影响。相对准确度指标可以消除不同量级之间的影响,更加适用于数据量级变化较大的磁场数据,因此本次评价指标中选择相对准确度度量指标。由于航空磁导

$$H_{ax}(x, y, z) = \frac{\mu_0 M}{4\pi} \left[ -2L_0 \arctan \frac{\xi}{\eta + \zeta + r} + M_0 \ln(\zeta + r) + N_0 \ln(\eta + r) \right] \begin{vmatrix} \xi_2 & \eta_2 & \zeta_2 \\ \xi_1 & \eta_1 & \zeta_1 \end{vmatrix} \quad (8)$$

$$H_{ay}(x, y, z) = \frac{\mu_0 M}{4\pi} \left[ L_0 \ln(\zeta + r) - 2M_0 \arctan \frac{\eta}{\eta + \zeta + r} + N_0 \ln(\xi + r) \right] \begin{vmatrix} \xi_2 & \eta_2 & \zeta_2 \\ \xi_1 & \eta_1 & \zeta_1 \end{vmatrix} \quad (9)$$

$$Z_a(x, y, z) = \frac{\mu_0 M}{4\pi} \left[ L_0 \ln(\eta + r) + M_0 \ln(\xi + r) + 2N_0 \arctan \frac{\xi + \eta + r}{\zeta} \right] \begin{vmatrix} \xi_2 & \eta_2 & \zeta_2 \\ \xi_1 & \eta_1 & \zeta_1 \end{vmatrix} \quad (10)$$

式中:  $H_{ax}(x, y, z)$ 、 $H_{ay}(x, y, z)$  和  $Z_a(x, y, z)$  为磁异常在三维空间中 3 个方向( $X, Y, Z$ )的磁分量值;  $r$  为空间内任意一点( $x, y, z$ )到该长方体内

$$\Delta T(x, y, z) = \frac{\mu_0 M}{4\pi} \left[ -K_1 \arctan \frac{\xi}{\xi + \eta + r} - K_2 \arctan \frac{\eta}{\xi + \eta + r} + K_3 \arctan \frac{\xi + \eta + r}{\zeta} + \right.$$

$$\left. K_4 \ln(\xi + r) + K_5 \ln(\eta + r) + K_6 \ln(\zeta + r) \right] \begin{vmatrix} \xi_2 & \eta_2 & \zeta_2 \\ \xi_1 & \eta_1 & \zeta_1 \end{vmatrix} \quad (11)$$

式中:  $K_1 = 2L_0^2$ ,  $K_2 = 2M_0^2$ ,  $K_3 = 2N_0^2$ ,  $K_4 = 2M_0 N_0$ ,  $K_5 = 2L_0 N_0$ ,  $K_6 = 2L_0 M_0$ ;  $\xi_1 = x_0 - x$ ,  $\xi_2 = x_0 + a - x$ ;  $\eta_1 = y_0 - y$ ,  $\eta_2 = y_0 + b - y$ ;  $\zeta_1 = z_0 - z$ ,  $\zeta_2 = z_0 + c - z$ ;  $L_0 = \cos I \cos A$ ;  $M_0 = \cos I \sin A$ ,  $N_0 = \sin I$ ;  $r$  为空间内任意一点( $x, y, z$ )到直立长方体内任意一点( $\xi, \eta, \zeta$ )的距离,  $r = \sqrt{\xi^2 + \eta^2 + \zeta^2}$ ;  $I$  和  $A$  分别为磁化倾角和磁化偏角;  $M$  为磁化强度;  $x_0, y_0, z_0$  为棱柱体最靠近原点的参考点;  $a, b, c$  分别为  $X, Y, Z$  3 个方向相对于参考点的长度。

### 2.1.2 简单模型地磁数据标签

本文研究区间在  $X$  和  $Y$  方向的  $0 \sim 20$  km 范

围中拟合的是数据的主体特征且磁数据的变化范围过大,本文采用相对准确度度量指标评估网络模型预测的精准度,其表达式为:

$$\psi_{\text{accuracy}} = 1 - \frac{\|\tilde{M}_{\text{down}}(x, y) - M_{\text{down}}(x, y)\|_2}{\|\tilde{M}_{\text{down}}(x, y)\|_2 + \|M_{\text{down}}(x, y)\|_2} \quad (7)$$

$\psi_{\text{accuracy}}$  越大,网络模型的预测结果越好,  $\psi_{\text{accuracy}}$  的最大值为 100%。

## 2 数据实验

### 2.1 机器学习标签构建

#### 2.1.1 棱柱体磁异常正演标签

机器学习需要大量的数据集进行训练,地球磁异常矢量信息主要是由于地下磁化介质不均引起,传统的处理方法是将地下模型剖分为一系列的棱柱体,本文拟将地下模型剖分为一系列的棱柱体,地球上任意观测点的磁异常矢量信息为所有单个棱柱体引起磁异常的叠加。文献[42]引入无奇点的二阶导数代入泊松公式中,得到图 3 中单个直立长方体上半无源空间磁场三分量场( $X, Y, Z$ )的理论表达式分别为:

任意一点( $\xi, \eta, \zeta$ )的距离,假设总磁化强度方向与地磁场方向相同,该单个块体在上半无源空间总场理论表达式可以通过式(8)~式(10)整理为:

围,2 个方向数据的采样点距都为 200 m,在  $X$  和  $Y$  方向都有 101 个采样点。在简单地球磁场模拟中,假定地下模型空间中只存在一个棱柱体引起的磁异常信息,地表面不同高度观测到的磁异常信息可以通过棱柱体的正演进行模拟,图 3 演示了一个棱柱体引起的不同高度磁异常信息,磁异常的中心点坐标为(10 km, 10 km, -2 km),异常大小的长、宽、高都为 2 km,磁倾角和偏角分别为  $20^\circ$  和  $60^\circ$ ,磁化强度为  $0.3 \text{ A/m}^{-1}$ 。通过正演计算可以获取到的不同高度磁异常信息如图 3(b)~图 3(e)所示,图中黑色矩形为简单模型在平面上的投影。本文分别正演了高度为 0 m、400 m、800 m、1 200 m 的磁异常信

息,随着高度增加,磁异常的幅值整体在衰减,而磁场的的作用范围在不断地扩展。对单磁异常的位置、大小、磁倾角、磁偏角和磁化强度等参数进行重新设定,可以获得新的数据标签,本次标签构建中磁倾角和磁偏角的范围为 $0^{\circ}\sim 90^{\circ}$ ,磁化强度范围为 $0\sim 0.3\text{ A}\cdot\text{m}^{-1}$ 。

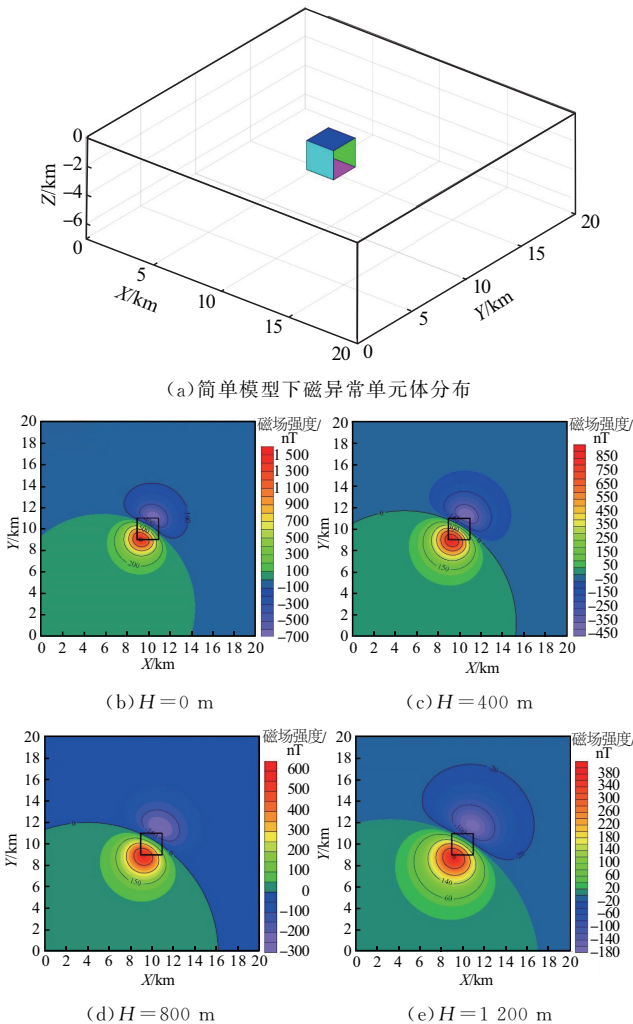


图 3 简单模型下磁异常单元体分布及不同高度磁异常信息  
Fig. 3 Distribution of magnetic anomaly units for the simple model and the magnetic anomaly information at different heights

对于每一组训练,本文已经通过模拟不同参数下的模型获取了 5 000 组的数据标签,400 m、800 m 和 1 200 m 映射到 0 m 共 3 组,所有的标签总共为 15 000 组。其中机器学习所用到的训练集、测试集和验证集的比例为 8 : 1 : 1,即 4 000 组数据样本用于后续机器学习的训练,500 组样本作为模型的测试集,500 组样本作为模型的验证集,各学习标签之间相互独立,不存在参数重复和数据泄露的风险。

2.1.3 组合模型地磁数据标签

在简单模型的基础上,本文构建了复杂的组合模型,以 3 个模型 A、B、C 为例,其空间上分布的相关模型参数见表 1。三维组合模型体的空间分布如

图 4(a) 所示,正演计算获取的不同高度(0 m,400 m,800 m,1 200 m)的磁异常如图 4(b)~图 4(e)所示,图中黑色矩形为组合模型在平面上的投影。

表 1 组合棱柱体下的模型参数  
Tab. 1 Model parameters of the combined prisms

模型	模型中心点坐标/km			模型体大小/km			磁化倾角/°	磁化偏角/°	磁化强度/ $\text{A}\cdot\text{m}^{-1}$
	X	Y	Z	a	b	c	(°)	(°)	( $\text{A}\cdot\text{m}^{-1}$ )
A	3	14	3	2	4	2	20	60	0.05
B	10	10	3	4	2	2	30	60	0.07
C	16	5	4	2	4	3	10	40	0.08

注:X、Y、Z 表示模型体的空间位置,其中 Z 方向向下, a、b、c 分别为模型在 X、Y、Z 3 个方向上的模型体长度

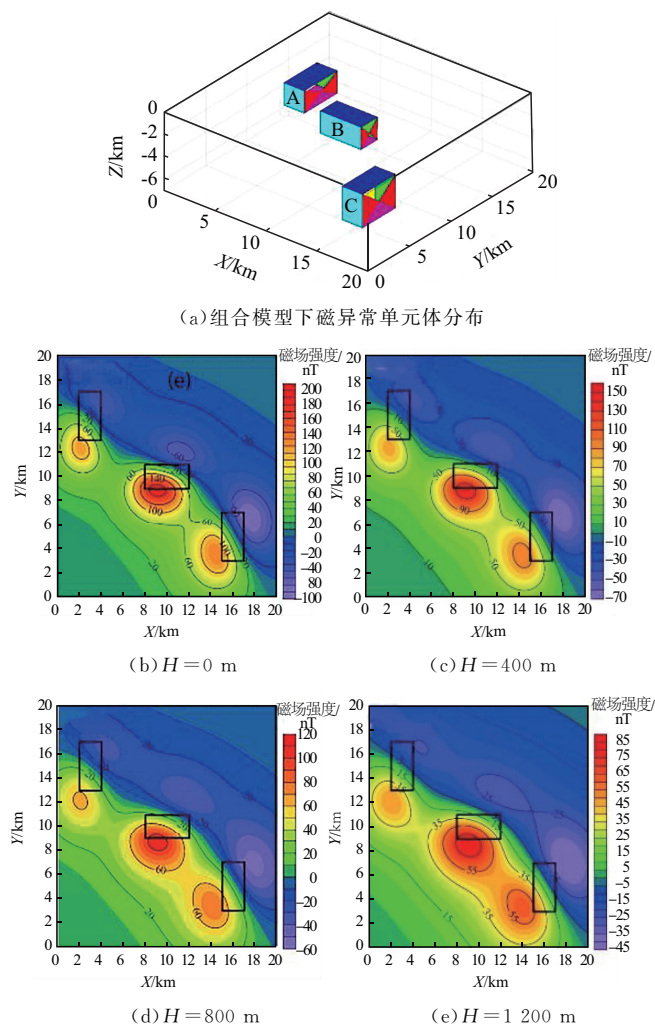


图 4 组合模型下磁异常单元体分布及不同高度磁异常信息  
Fig. 4 Distribution of magnetic anomaly units for the combined model and the magnetic anomaly information at different heights

多个组合模型下可以模拟更加真实复杂的磁化特征,整体而言,随着观测异常高度的增加,磁异常值的幅值在减少,呈现衰减的趋势。在组合模型下,通过改变正演的模型参数可以获取不同模型下

的磁异常标签。模型 A、B、C 的长宽高分别在 200 m~2 000 m 之间,磁化倾角和偏角在  $0^{\circ}\sim 90^{\circ}$  之间,磁化强度在  $0\sim 0.3\text{ A/m}^{-1}$  之间,样本的参数选取分布基本呈现正态分布。本文已通过模拟获取了 5 000 组复杂模型下的数据标签,其中机器学习所用到的训练集、测试集和验证集的比例为 8:1:1。

## 2.2 人工智能网络测试结果

### 2.2.1 神经网络拟合收敛

本文针对构建的机器学习标签,开展了神经网络

的训练和预测工作,以 800 m 高度的磁异常延拓到 0 m 为例,简单模型和组合模型下的机器学习标签都为 4 000 组,验证集为 500 组,测试集为 500 组,训练集和测试集的拟合曲线如图 5 所示。图 5 中黑色点为简单模型和复杂模型的训练拟合曲线,训练集在迭代 100 次之后基本达到稳定的状态,红色点为验证集的结果,由于训练数据和验证数据完全是隔离的,因此验证数据的结果会高于训练数据,同时存在一定的震荡。针对前期构建的机器学习标签同样可以训练不同高度向下延拓至 0 m 的网络结构。

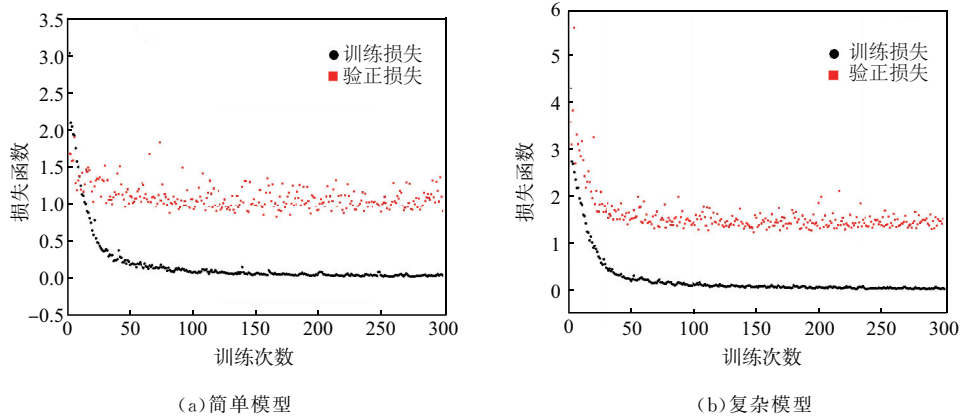


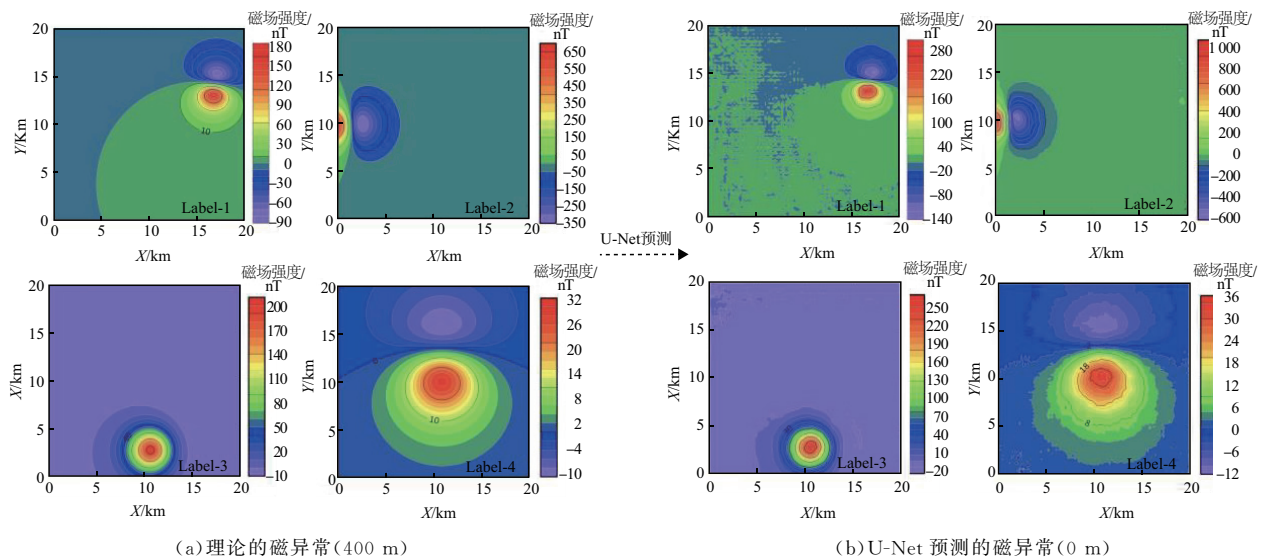
图 5 高度 800 m 向下延拓至 0 m 的 U-Net 迭代拟合曲线

Fig. 5 Iterative fitting curves of U-Net from 800 m to 0 m

### 2.2.2 数据验证结果

为了进一步探究本文构建神经网络结构的实用性和泛化性,本文利用构建的测试集进行验证。在简单模型的数据验证集中,高度为 400 m、800 m 和 1 200 m 延拓至 0 m 的整体预测精度分别为 97.3%、97.0%、96.8%,平均的预测精度为 97.0%,U-Net 神经网络可以有效地实现不同高度的向下延拓,本次随机选择了 4 个标签展示单一模型体下不同高度的延拓至 0 m 的结果,如图 6 所示。在组合模型的数据验证集中,地磁异常高度 400 m、

800 m 和 1 200 m 向下延拓至 0 m 的预测精度分别为 95.5%、95.2% 和 94.8%,不同高度向下延拓的平均预测精度为 95.2%,本次随机选取了 4 个机器学习的标签,分别展示不同高度向下延拓至 0 m 的结果,如图 7 所示。相对于单个异常体模型,组合模型的地磁数据特征更加丰富,更能有效地代表真实的地下磁化介质模型,因此预测的精准度会略有降低,但是从预测精度来看,U-Net 神经网络开展向下延拓计算似乎不会受到延拓距离的影响,高质量机器学习标签的构建将有助于神经网络机构的搭建。



(a) 理论的磁异常(400 m)

(b) U-Net 预测的磁异常(0 m)

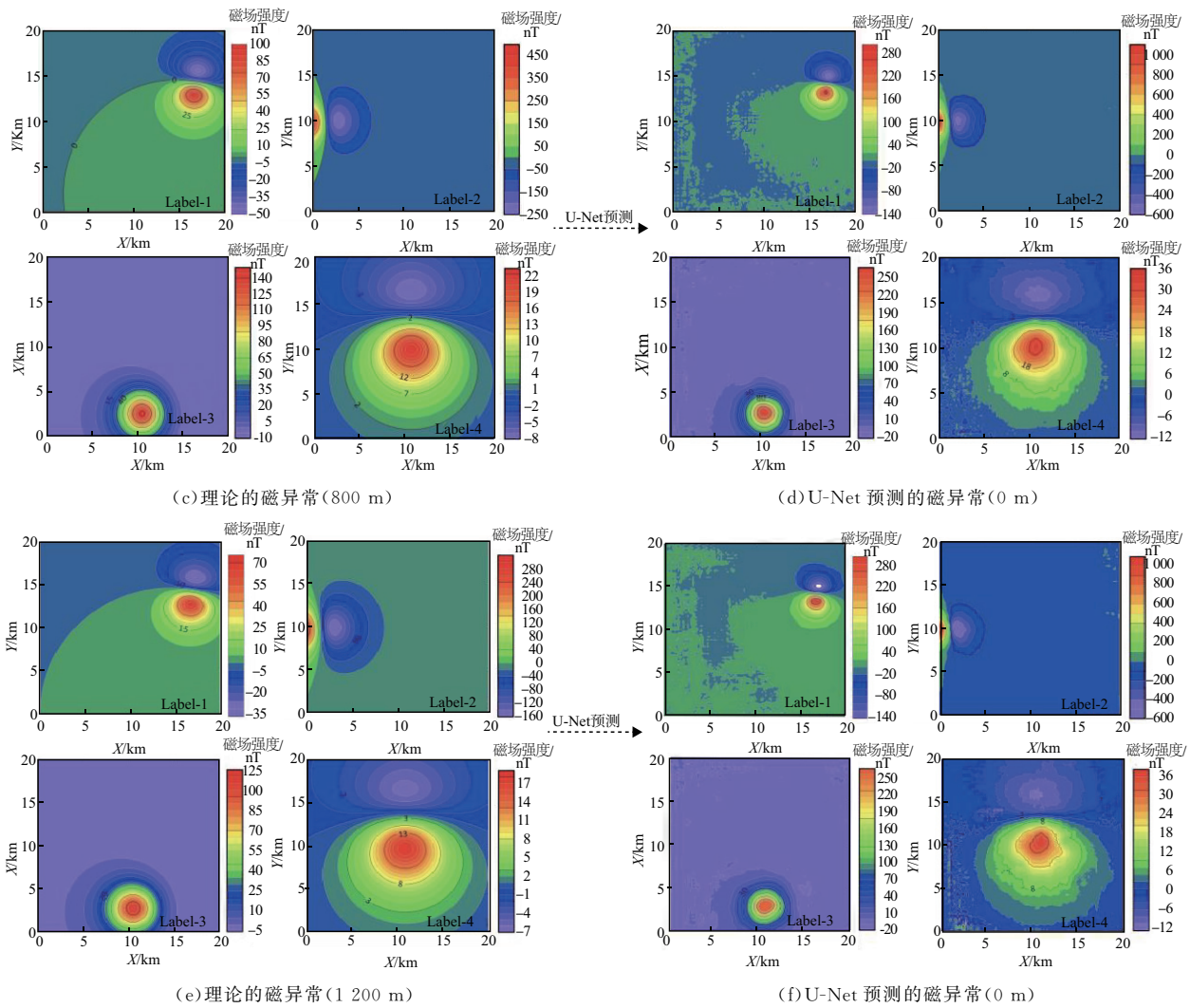


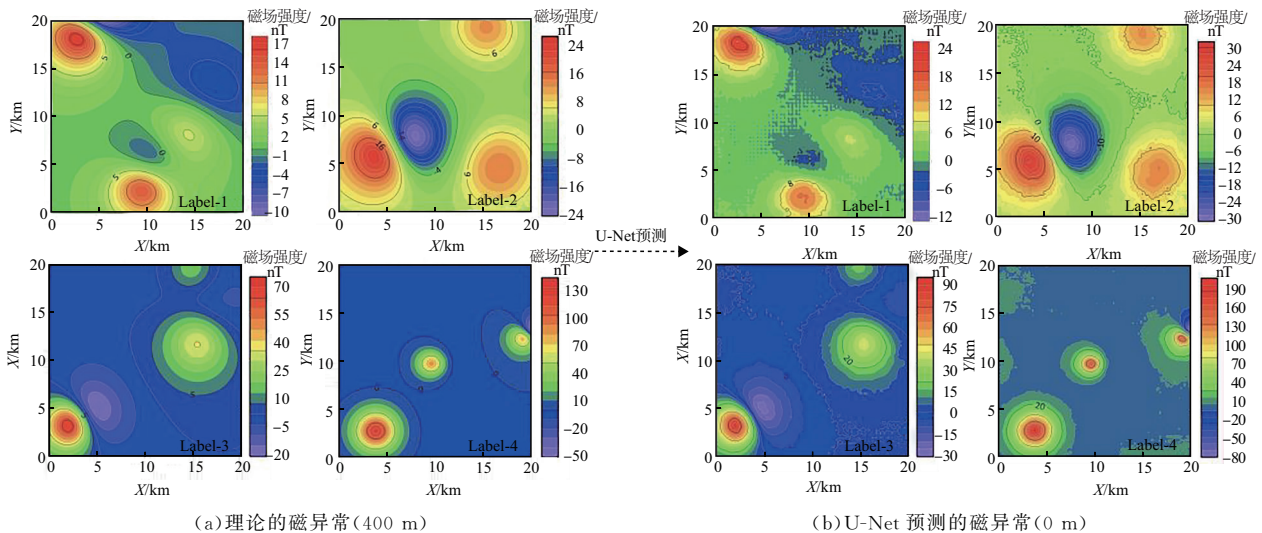
图 6 简单模型下 U-Net 网络预测不同高度的磁异常

Fig. 6 For sample models, the downward continuation of geomagnetic data at different heights by U-Net

由于数据验证集完全独立于训练集和测试集, 本文所训练的神经网络架构有相对较好的泛化性, 能够快速处理不同高度的地磁数据。

此外, 考虑到实际采集的数据包含一定的噪声, 本文也对神经网络在组合模型噪声干扰下进行了测试, 首先将所有的标签数据加入了 5% 的高斯噪声, 引入噪

声后对测试集的预测精准度进行统计, 对于不同高度的延拓, 400 m、800 m 和 1 200 m 的预测精度分别为 95.3%、94.8%、94.6%, 平均预测精度为 94.9%。不同高度向下延拓的预测精度下降值在 0.4% 之内, 平均预测精度下降 0.3%。引入噪声数据对于测试结果的影响相对较小, 神经网络架构呈现较好的抗干扰性。



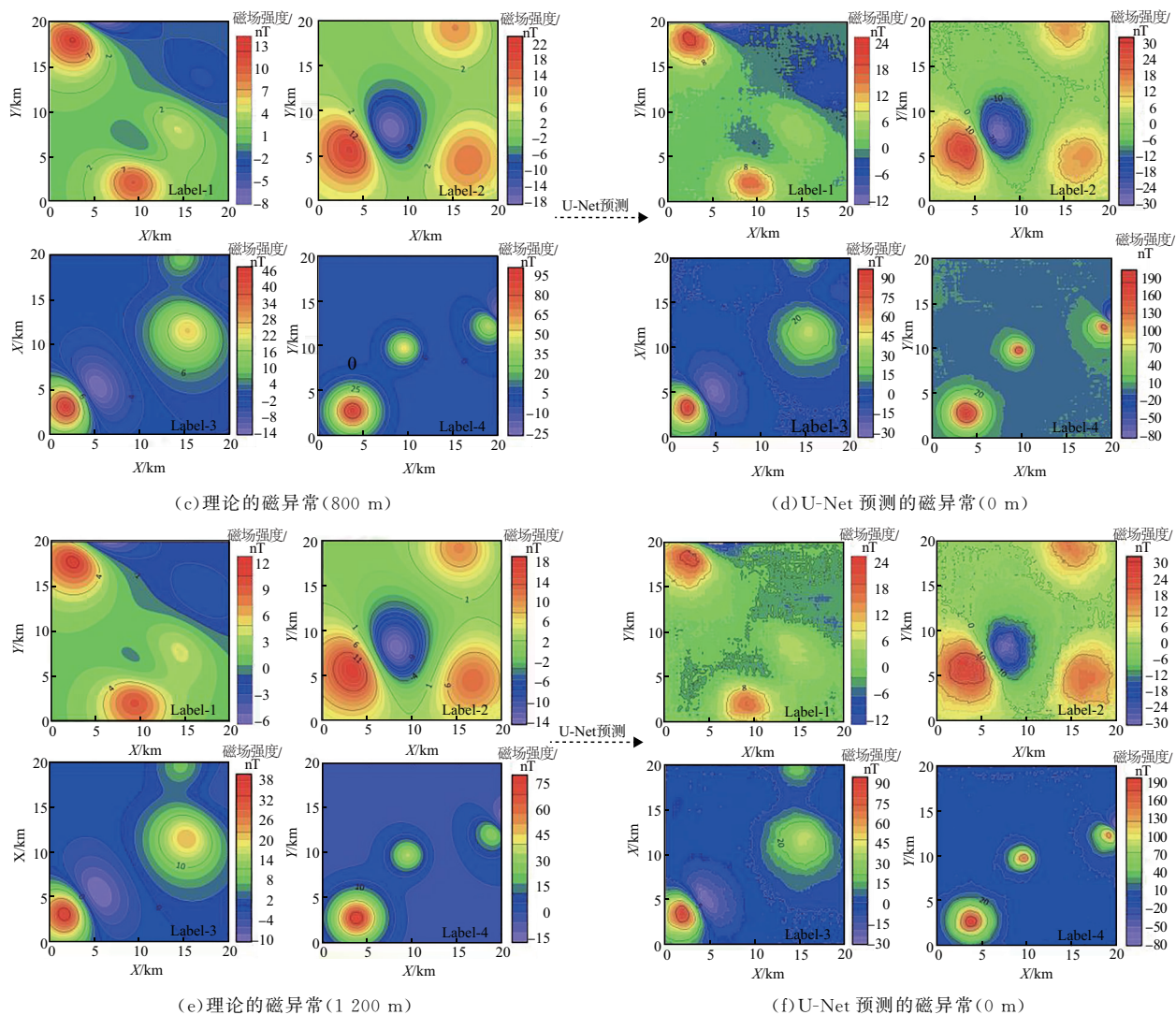


图 7 组合模型下 U-Net 网络预测不同高度下磁异常

Fig. 7 For combined models, the downward continuation of geomagnetic data at different heights by U-Net

我们以 800 m 处的理论数据实施向下延拓至 0 m 处为例测试不同算法的差异,评价的指标为磁异常的均方根残差(RMS),在复杂模型下我们随机选择了 2 个标签结果(标签 1 和标签 2),综合对比了本文 U-Net 机器学习方法和传统的傅里叶变换向下延拓(FFTDC)<sup>[43]</sup>、正则化稳定向下延拓(TRDC)<sup>[43]</sup>和截断泰勒级数迭代向下延拓法(TTSIDC)<sup>[44]</sup>3 种方法,对比结果如表 2 所示,机器学习方法获得结果的均方根残差最小,证明了机器学习方法在处理向下延拓的位场问题中具有很好的优势。

表 2 U-Net 和传统延拓方法结果对比

Tab. 2 Results of downward continuation between U-Net and traditional methods

方法	涉及参数	标签 1	标签 2
本文 U-Net	均方根残差(RMS)	5.19	5.01
傅里叶变换向下延拓(FFTDC)	迭代次数	5.00	5.00
	滤波因子	100.00	100.00
	均方根残差(RMS)	5.67	5.36

续表

方法	涉及参数	标签 1	标签 2
正则化稳定向下延拓(TRDC)	滤波因子	3 000.00	3 000.00
	均方根残差(RMS)	5.62	5.35
截断泰勒级数迭代向下延拓法(TTSIDC)	截止	2.00	2.00
	泰勒级数	4.00	4.00
	均方根残差(RMS)	5.56	5.25

### 3 结论

本文利用 U-Net 神经网络开展三维磁基准图构建的研究。在单个和 3 个组合磁化模型的情况下,U-Net 神经网络结构都可以在保留高精度的情况下,快速地实现不同高度向下延拓计算的目标。在数据测试中,本文也发现一些后续亟待改进的措施,有利于继续优化网络模型,主要包括:

1)U-Net 神经网络结构不受传统地磁基准图构

建中向下延拓距离的影响,在实验涉及的延拓距离范围内,模型表现出较强的距离鲁棒性。

2)机器学习标签的代表性。神经网络学习依赖于数据标签,本次磁化模型较简单,只是利用了相对较少的数据标签开展神经网络训练,由于地下磁化介质的复杂性,单个或组合棱柱体模型难以高效模拟真实的地下磁化结构,后续的数据标签构建中,将考虑更加真实且复杂的三维磁化结构信息。

3)纯数据标签驱动的 U-Net 网络结构忽略了实际的地球物理位场映射关系,U-Net 神经网络架构可以较好地恢复磁异常的主体特征,但是对于磁异常的实际幅值敏感性较差,在机器学习中只是将待处理的数据归一化为“图片”信息提取细节特征,后续我们将在现有神经网络基础上引入先验信息约束,将传统的磁基准图构建技术嵌入到神经网络架构,获取更加可靠的三维地磁异常信息。

### 参考文献

- [1] 徐杰. 基于遗传算法的潜艇三维模型及其磁场延拓方法[J]. 舰船电子工程, 2009, 29(7): 188-191.  
XU J. Application of Genetic Algorithm in Continuation of Magnetic Field of Submarines in High Areas [J]. Ship Electronic Engineering, 2009, 29(7): 188-191. (in Chinese)
- [2] 张平安, 高敏, 汪伟, 等. 弹载磁导航中弹体磁化场建模研究[J]. 系统工程与电子技术, 2025, 47(4): 1319-1326.  
ZHANG P A, GAO M, WANG W, et al. Research on Modeling of the Magnetization Field of Projectile in Magnetic Navigation [J]. Systems Engineering and Electronics, 2025, 47(4): 1319-1326. (in Chinese)
- [3] 林沂, 孙晶京, 闫旭. 地磁导航定位技术原理与方法综述[J]. 全球定位系统, 2023, 48(6): 32-41.  
LIN Y, SUN J J, YAN X. A Review of the Principles and Methods of Geomagnetic Navigation and Positioning Technology [J]. GNSS World of China, 2023, 48(6): 32-41. (in Chinese)
- [4] 周能兵, 王亚斌, 王强. 地磁导航技术研究进展综述[J]. 导航定位学报, 2018, 6(2): 15-19.  
ZHOU N B, WANG Y B, WANG Q. A Brief Review of Geomagnetic Navigation Technology [J]. Journal of Navigation and Positioning, 2018, 6(2): 15-19. (in Chinese)
- [5] ZHAO H D, ZHANG N, XU L, et al. Summary of Research on Geomagnetic Navigation Technology [J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2021, 769(3): 032031.
- [6] YAN L, LI A, JI W F, et al. Mathematical and Physical Fundamentals of Navigation and Positioning with Earth's Natural Fields [M]. Singapore: Springer Nature Singapore, 2024.
- [7] 黄谟涛, 欧阳永忠, 边少锋, 等. 美俄水下重力辅助惯性导航技术发展分析与思考[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(11): 1977-1991.  
HUANG M T, OUYANG Y Z, BIAN S F, et al. Analysis and Reflections on the Development of Underwater Gravity-Aided Inertial Navigation Technology in the United States and Russia [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, 49(11): 1977-1991. (in Chinese)
- [8] BLAKELY R J. Potential Theory in Gravity and Magnetic Applications [M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 1995.
- [9] 徐世浙. 位场延拓的积分-迭代法[J]. 地球物理学报, 2006, 49(4): 1176-1182.  
XU S Z. The Integral-Iteration Method for Continuation of Potential Fields [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2006, 49(4): 1176-1182. (in Chinese)
- [10] 徐世浙, 王瑞, 周坚鑫, 等. 从航磁资料延拓出海面磁场[J]. 海洋学报, 2007, 29(6): 53-57.  
XU S Z, WANG R, ZHOU J X, et al. To Continue Aeromagnetic Data to the Sea Level [J]. Acta Oceanologica Sinica, 2007, 29(6): 53-57. (in Chinese)
- [11] 于波, 翟国君, 刘雁春, 等. 利用航磁数据向下延拓得到海面磁场的方法[J]. 测绘学报, 2009, 38(3): 202-209.  
YU B, ZHAI G J, LIU Y C, et al. The Downward Continuation Method of Aeromagnetic Data to the Sea Level [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2009, 38(3): 202-209. (in Chinese)
- [12] 于波, 翟国君, 刘雁春, 等. 噪声对磁场向下延拓迭代法的计算误差影响分析[J]. 地球物理学报, 2009, 52(8): 2182-2188.  
YU B, ZHAI G J, LIU Y C, et al. Analysis of Noise Effect on the Calculation Error of Downward Continuation with Iteration Method [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2009, 52(8): 2182-2188. (in Chinese)
- [13] 姚长利, 李宏伟, 郑元满, 等. 重磁位场转换计算中迭代法的综合分析与研究[J]. 地球物理学报, 2012, 55(6): 2062-2078.  
YAO C L, LI H W, ZHENG Y M, et al. Research on Iteration Method Using in Potential Field Transformations [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2012, 55(6): 2062-2078. (in Chinese)
- [14] 骆遥, 吴美平. 位场向下延拓的最小曲率方法[J]. 地球物理学报, 2016, 59(1): 240-251.  
LUO Y, WU M P. Minimum Curvature Method for Downward Continuation of Potential Field Data [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2016, 59(1): 240-251. (in Chinese)

- [15] COOLEY J W, TUKEY J W. An Algorithm for the Machine Calculation of Complex Fourier Series[J]. *Mathematics of Computation*, 1965, 19(90): 297-301.
- [16] 刘芬, 王万银, 纪晓琳. 空间域和频率域平面位场延拓影响因素和稳定性分析[J]. *物探与化探*, 2019, 43(2): 320-328.  
LIU F, WANG W Y, JI X L. Influence Factors and Stability Analysis of Plane Potential Field Continuation in Space and Frequency Domains[J]. *Geophysical and Geochemical Exploration*, 2019, 43(2): 320-328. (in Chinese)
- [17] 胡俊峰. 位场数据频率域向下延拓方法技术研究[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2020.  
Hu J F. Research on Downward Extension Method of Frequency Field in the Frequency Field[D]. Beijing: China University of Geosciences, (Beijing) 2020. (in Chinese)
- [18] 卞光浪, 翟国君, 高金耀, 等. 总强度磁场稳健向下延拓的改进泰勒级数法[J]. *测绘学报*, 2014, 43(1): 30-36, 44.  
BIAN G L, ZHAI G J, GAO J Y, et al. Improved Taylor Series Approach for Stable Downward Continuation of Total Strength of Geomagnetic Field[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2014, 43(1): 30-36, 44. (in Chinese)
- [19] 黄谟涛, 刘敏, 邓凯亮, 等. 基于向上延拓的航空重力向下解析延拓解[J]. *地球物理学报*, 2018, 61(12): 4746-4757.  
HUANG M T, LIU M, DENG K L, et al. Analytical Solution of Downward Continuation for Airborne Gravimetry Based on Upward Continuation Method[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2018, 61(12): 4746-4757. (in Chinese)
- [20] 尤天顺, 赵跃进, 刘明, 等. 基于三阶 Adams-Bashforth 公式法的磁位场向下延拓技术[J/OL]. *地球物理学进展*. (2022-03-18)[2025-03-01]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2982.P.20220316.2205.077.html>. (in Chinese)
- YOU T S, ZHAO Y J, LIU M, et al. Downward Continuation Technology of Magnetic Potential Field Based on Third-Order Adams-Bashforth Formula Method[J/OL]. *Progress in Geophysics*. (2022-03-18)[2025-03-01]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2982.P.20220316.2205.077.html>. (in Chinese)
- [21] 黄谟涛, 欧阳永忠, 刘敏, 等. 海域航空重力测量数据向下延拓的实用方法[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2014, 39(10): 1147-1152.  
HUANG M T, OUYANG Y Z, LIU M, et al. Practical Methods for the Downward Continuation of Airborne Gravity Data in the Sea Area[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(10): 1147-1152. (in Chinese)
- [22] 李晓杰, 王真理. 正则化等效层重力向下延拓方法[J]. *地球物理学报*, 2018, 61(7): 3028-3036.  
LI X J, WANG Z L. A Study on Gravity Field Downward Continuation Using the Regularized Equivalent-Layer Method[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2018, 61(7): 3028-3036. (in Chinese)
- [23] 孟波, 贾真. 面向剖面重力异常转换的等效源优化策略[J]. *地球物理学进展*, 2020, 35(2): 623-633.  
MENG B, JIA Z. Equivalent Source Optimization Strategy for Gravity Anomaly Profile Transformations[J]. *Progress in Geophysics*, 2020, 35(2): 623-633. (in Chinese)
- [24] 周智文, 何水原, 孟小红, 等. 约束等效源稳定向下延拓方法研究[J]. *地球物理学报*, 2022, 65(2): 754-762.  
ZHOU Z W, HE S Y, MENG X H, et al. Stable Downward Continuation of Potential Field Data Using an Equivalent Source Method and a Constrained Strategy[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2022, 65(2): 754-762. (in Chinese)
- [25] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Boston, MA: IEEE, 2015: 3431-3440.
- [26] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[C]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015. Cham: Springer International Publishing, 2015: 234-241.
- [27] SHI X Q, JIA Z, GENG H, et al. Deep Learning Inversion for Multivariate Magnetic Data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5900110.
- [28] ZHOU X Y, CHEN Z X, LV Y D, et al. 3-D Gravity Intelligent Inversion by U-Net Network with Data Augmentation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 5902713.
- [29] YE Z H, ZHANG Z H, WÜNNEMANN B, et al. High-Precision Downward Continuation of the Potential Field Based on the D-Unet Network[J]. *Frontiers in Earth Science*, 2022, 10: 897055.
- [30] LI H L, CHEN S, LI Y B, et al. Stable Downward Continuation of the Gravity Potential Field Implemented Using Deep Learning[J]. *Frontiers in Earth Science*, 2023, 10: 1065252.
- [31] 钟炆, 刘辉. 基于 BP 神经网络的磁异常向下延拓方法[J]. *舰船科学技术*, 2023, 45(18): 133-138.  
ZHONG Y, LIU H. Downward Extension Method of Magnetic Anomaly Based on BP Neural Network[J]. *Ship Science and Technology*, 2023, 45(18): 133-138.

- (in Chinese)
- [32] 李阳,韩立国,周帅,等. 基于深度学习 U-Net 网络的重力数据界面反演方法[J]. 地球物理学报,2023,66(1):401-411.  
LI Y, HAN L G, ZHOU S, et al. Gravity Data Density Interface Inversion Based on U-Net Deep Learning Network[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2023, 66(1):401-411. (in Chinese)
- [33] 马啸宇,张金生,李婷. 一种基于卷积神经网络的地磁基准图构建方法[J]. 北京航空航天大学学报,2021,47(9):1918-1926.  
MA X Y, ZHANG J S, LI T. A Geomagnetic Reference Map Construction Method Based on Convolutional Neural Network[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2021, 47(9): 1918-1926. (in Chinese)
- [34] 于晓彤,李夕海,曾小牛,等. 基于生成对抗网络的地磁数据重建[J]. 地球物理学进展,2022,37(3):989-997.  
YU X T, LI X H, ZENG X N, et al. Geomagnetic Data Reconstruction Based on Generative Adversarial Network[J]. Progress in Geophysics, 2022, 37(3): 989-997. (in Chinese)
- [35] MAO X D, LI Q, XIE H R, et al. Least Squares Generative Adversarial Networks[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice:IEEE,2017:2813-2821.
- [36] GHODRATI V, SHAO J X, BYDDER M, et al. MR Image Reconstruction Using Deep Learning: Evaluation of Network Structure and Loss Functions[J]. Quantitative Imaging in Medicine and Surgery, 2019, 9(9):1516-1527.
- [37] ZHANG H, YANG X Y, MA J W. Can Learning from Natural Image Denoising Be Used for Seismic Data Interpolation? [J]. Geophysics, 2020, 85(4): WA115-WA136.
- [38] KINGMA D P, BA J. ADAM: A Method for Stochastic Optimization [EB/OL]. (2017-01-30) [2025-03-01]. <https://arxiv.org/abs/1412.6980>.
- [39] HAN B, HU Z H, SU Z W, et al. Mask-LaC R-CNN for Measuring Morphological Features of Fish[J]. Measurement, 2022, 203:111859.
- [40] BRANCHAUD-CHARRON F, ACHKAR A, JODOIN P M. Spectral Metric for Dataset Complexity Assessment [C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, CA: IEEE, 2019:3210-3219.
- [41] GENG Z C, WU X M, SHI Y Z, et al. Deep Learning for Relative Geologic Time and Seismic Horizons[J]. Geophysics, 2020, 85(4):87-100.
- [42] 骆遥,姚长利. 长方体磁场及其梯度无解析奇点表达式理论研究[J]. 石油地球物理勘探, 2007, 42(6): 714-719.  
LUO Y, YAO C L. Theoretical Study on Cuboid Magnetic Field and Gradient Expression without Singular Point[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2007, 42(6): 714-719. (in Chinese)
- [43] WANG T C, LIU S, CAI H Z, et al. Comparison and Application of Downward Continuation Methods for Potential Field Data [J]. Geophysics, 2023, 88(6): 141-159.
- [44] ZHANG H L, RAVAT D, HU X Y. An Improved and Stable Downward Continuation of Potential Field Data: The Truncated Taylor Series Iterative Downward Continuation Method [J]. Geophysics, 2013, 78(5): 75-86.

(编辑:徐楠楠)