引文格式：潘媛. 基于U-Net深度神经网络的重力数据去噪[J]. 地理空间信息, 2023, 21(6): 28-30. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2023.06.007

基于U-Net深度神经网络的重力数据去噪

潘　媛[1]
（1. 河南地矿职业学院，河南 郑州 450000）

摘　要：基于深度学习技术，提出一种适用于重力数据去噪的U-Net深度神经网络方法，并使用大范围样本数据对网络结构进行训练，构建了去噪处理的网络模型。实验结果表明，该方法能够学习重力数据的内部特征，进而实现重力数据的信噪分离，去除噪声更加彻底，处理含有3 mGal噪声幅度的重力数据，去噪结果的均方误差相对巴特沃斯滤波方法和小波分解滤波方法分别减小了73.8%和51.6%。该方法具有较强的鲁棒性，处理含有更高幅度噪声的数据时仍然表现出良好的去噪性能，所得结果的信噪比可达到13.216 db，相对另外2种对比方法分别提高了73.8%和51.6%。

关键词：重力异常；数据去噪；深度学习；U-Net网络
中图分类号：P223　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2023）06-0028-03

Gravity Data Denoising Based on U-Net Deep Neural Network

PAN Yuan[1]
(1. Henan Geology Mineral College, Zhengzhou 450000, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of processed gravity data affected by noise error, we proposed a U-Net deep neural network method based on deep learning technology, and constructed a network model suitable for gravity data denoising by training the network structure with a large range of sample data. Experimental results show that the proposed method can learn the internal characteristics of gravity data, thus achieving signal-to-noise separation of gravity data, and removing noise more thoroughly. In the case of processing gravity data containing 3 mGal noise amplitude, the mean square error of denoising results is decreased by 73.8% and 51.6% respectively compared with Butterworth filtering and wavelet decomposition filtering. Moreover, the proposed method has a strong robustness, as it still shows good denoising performance when processes the data with higher noise amplitude. The signal-to-noise ratio of obtained results can reach 13.216 dB, which is 73.8% and 51.6% higher than the other two methods, respectively.

Key words: gravity anomaly, data denoising, deep learning, U-Net network

近年来，深度神经网络在许多领域广泛应用，推动了相关专业的发展和进步[1-3]。U-Net网络是一种结构形似于“U”型的深度神经网络，最初被应用于医学图像分割领域中，其网络结构具有多尺度、多层次的特点，能够在编码和解码的过程中学习数据的内部特征，并且能有效识别和定位目标的边界[4]。因此，本文将U-Net深度神经网络应用到重力数据的去噪处理中，并与传统的巴特沃斯滤波方法和小波分解滤波方法相比较，实验结果表明：本文所提方法使用大范围样本数据对网络结构进行训练，能够学习重力数据的内部特征，进而实现重力数据的信噪分离，去除噪声更加彻底，并且具有鲁棒性的优点，针对含有更高幅度的噪声的数据，仍然表现出良好的去噪能力，去噪结果的均方误差精度和信噪比，均优于巴特沃斯滤波方法和小波分解滤波方法。

1　方法原理

1.1　U-Net深度神经网络

本文结合重力数据的特点，设计了用于重力数据去噪的U-Net网络结构，左侧部分是对重力数据进行编码的子网络，共有三层编码结构，每层含有1个卷积层，1个修正线性单元层和1个池化层，其中卷积层均采用3×3大小的卷积核，卷积核的个数已在卷积层上标注，池化层采用最大池化，步长设置为2；右侧部分是对已经编码的重力数据进行解码的子网络，对应采用三层解码结构，每层含有1个反卷积层，1个Relu层，反卷积层的卷积核同样采用3×3大小，卷积核的个数已在反卷积层上标注。并且在编码和解码的

收稿日期：2022-02-20；修回日期：2023-03-14。
项目来源：国家自然科学基金资助项目（42174008）。
作者简介：潘媛（1972—），高级讲师，主要从事大地测量数据处理和人工智能开发方面的研究工作，E-mail：1835241600@qq.com。

过程中，连接两条跨接线用于不同阶段的特征图的融合，使得网络能够学习不同阶段的数据特征，同时避免网络训练中的梯度消失现象。

1.2　激活函数和优化函数

1.2.1　Relu激活函数

目前，传统的激活函数正逐渐被Relu激活函数[6]代替，它的使用加速了深度网络的直接监督学习训练的历史性突破，因此本文采用Relu激活函数实现U-Net深度神经网络的非线性映射建模功能，其表达式为：

$$\varphi(x)=\max(0,x) \tag{1}$$

其导数为：

$$\varphi'(x)=\begin{cases}0, x\leqslant 0\\ 1, x>0\end{cases} \tag{2}$$

Relu函数在大于零时能够保持梯度不衰减，可以缓解梯度消失的问题，并且Relu函数不会同时激活所有的神经元，输入值为负时，经过Relu函数转化为零，此时神经元没有被激活，这使得神经网络具有稀疏性。

1.2.2　Adam优化函数

基于深度学习理论搭建的深度神经网络结构，往往含有数量巨大的复杂内部参数，这些参数决定了网络模型的性能，因此如何调整优化这些内部参数，成为深度神经网络训练的重点。本文在训练U-Net网络时采用Adam优化函数[7]，其可以利用梯度的一阶矩估计和二阶矩估计动态调整参数的学习率，并且它将具有经典动量思想的RMSProp算法和L_2范数相结合，具有易于实现、计算高效、存储要求低等优点，其算法流程如下：

1）初始化一阶和二阶矩变量 $s=0$，$r=0$，以及时间步 $t=0$

2）从训练集中选取 m 个样本 $\left\{x^{(1)},x^{(2)},\cdots,x^{(m)}\right\}$，$y^{(i)}$ 为样本，$x^{(i)}$ 对应的真实输出值

3）计算梯度值：

$$g=\frac{1}{m}\nabla_\theta\sum_i L\left(f\left(x^{(i)};\theta\right),y^{(i)}\right) \tag{3}$$

4）更新时间状态：

$$t\leftarrow t+1 \tag{4}$$

5）更新矩估计：

$$s\leftarrow\rho_1 s+\left(1-\rho_1\right)g,\ r\leftarrow\rho_2 r+\left(1-\rho_2\right)g\odot g \tag{5}$$

6）修正矩偏差：

$$\hat{s}\leftarrow\frac{s}{1-\rho_1^t},\ \hat{r}\leftarrow\frac{r}{1-\rho_2^t} \tag{6}$$

7）计算更新量：

$$\Delta\theta=-\eta\frac{\hat{s}}{\sqrt{\hat{r}}+\delta} \tag{7}$$

8）参数更新：

$$\theta\leftarrow\theta+\Delta\theta \tag{8}$$

式中，η 和 θ 分别为学习率和模型参数；ρ_1 和 ρ_2 分别为一阶矩和二阶矩的指数衰减速率；δ 为小常数，通常大约设置为 10^{-7}。

1.3　基于U-Net网络的重力数据去噪方法

本文在使用U-Net深度神经网络对重力数据进行去噪时，首先将重力格网数据和含噪声重力格网数据进行数据格式的处理转换，此时借鉴图像处理领域将单张大尺寸的灰度图像，分割存储为若干块小尺寸灰度图像的做法，将整个区域的重力格网数据存储形式，分割转换为若干个小块区域存储的形式，存储单元的数据维度和大小为60×60×1，同时因为重力数据值域范围通常较大，给神经网络的训练优化带来困难，需要将重力数据做归一化处理，即将重力数据值域归化到0~1范围内，这样就生成了训练数据集。然后，将含噪声重力数据集输入到U-Net网络中，数据经过编码子网络和解码子网络后，将去噪数据前向传输到Adam神经优化器，此时优化器根据神经网络处理得到的去噪数据和原始数据比较结果，反向优化网络结构中内部参数，经过数轮的迭代训练优化，神经网络的训练误差收敛到稳定值，得到训练好的U-Net神经网络模型，此时将新的含噪声重力数据输入到训练好的网络模型中，即可得到去噪重力数据。

2　数值实验分析

2.1　网络模型训练

本文基于2160阶重力位模型EGM2008[19]，计算20°×20°范围大小的区域重力异常数据用于训练，并在其中加入3 mGal幅度的随机误差噪声生成含噪声重力数据，它们共同组成训练样本数据，数据的统计特征见表1。训练时将样本数据输入到U-Net深度神经网络结构中，迭代训练100轮，并采用Adam优化函数对网络结构内部参数进行优化修正。

表1　训练集数据统计特征

数据类型	重力异常/mGal			
	最大值	最小值	平均值	标准差
原始重力数据	238.817	−67.073	0.812	18.679
含噪声重力数据/3 mGal	236.359	−69.492	0.809	18.805

2.2　网络模型测试

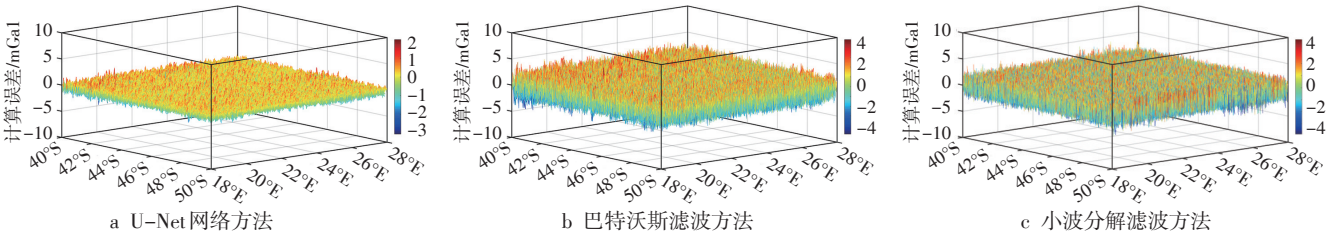
利用2160阶EGM2008位系数模型，计算范围为10°×10°、分辨率为1′的重力异常数据，测试U-Net深

度神经网络模型的性能，分别加入3 mGal和5 mGal幅度随机误差噪声，测试集数据的统计特征见表2，选择巴特沃斯滤波方法和小波分解滤波方法作为对比方法，在测试数据上开展数值实验分析。

表2 测试集数据统计特征

数据类型	重力异常/mGal			
	最大值	最小值	平均值	标准差
原始重力数据	65.253	−42.752	6.437	12.725
含噪声重力数据（3 mGal）	67.218	−44.706	6.434	12.812
含噪声重力数据（5 mGal）	69.781	−46.612	6.431	13.072

本文提出的U-Net深度神经网络方法的去噪效果最好，而巴特沃斯滤波方法和小波分解滤波方法去除噪声后的数据中，仍含有较明显的噪声信号；从图1可见，相对另外2种对比方法，使用本文方法的去噪结果与原始数据的计算误差值更小，误差更加集中在0值附近，并且由表3可知，U-Net深度神经网络、巴特沃斯滤波和小波分解滤波3种方法的去噪数据均方根误差分别为0.552 mGal、2.111 mGal和1.141 mGal，本文方法相对另外2种方法的去噪精度分别提高了73.8%和51.6%，说明本文方法去除噪声更加彻底，同时本文方法的信噪比相对最高，表明去噪结果数据中的噪声误差更少，该方法的去噪性能更优。



a U-Net网络方法 b 巴特沃斯滤波方法 c 小波分解滤波方法

图1 测试数据计算误差（3 mGal噪声幅度）

表3 测试数据计算精度（3 mGal噪声幅度）

指标	U-Net网络	巴特沃斯滤波	小波分解滤波
均方根误差/mGal	0.552	1.224	1.141
信噪比/db	14.119	10.662	10.968

为进一步测试U-Net深度神经网络方法的泛化性，使用加入5 mGal幅度随机误差的含噪声测试数据进行数值实验对比分析，表4是各方法的计算精度统计。

表4 测试数据计算精度（5 mGal噪声幅度）

指标	U-Net网络	巴特沃斯滤波	小波分解滤波
均方根误差/mGal	0.681	2.111	1.632
信噪比/db	13.216	8.296	9.415

结果表明，U-Net深度神经网络在训练时，使用的是加入3 mGal随机误差的含噪声数据，但该方法在处理含有更高幅度噪声误差数据时，仍然表现出较好的性能，去噪结果中没有明显的噪声信号，重力数据中的细部特征清晰，高频信息得到恢复。随着数据的噪声的增加，巴特沃斯滤波和小波分解滤波方法的计算误差均大幅度增加，而且部分区域的误差值出现了跳跃式增大的异常现象，本文方法的计算误差增加幅度不明显，计算结果的均方根误差仍然可以达到0.681 mGal，信噪比相对巴特沃斯滤波和小波分解滤波方法分别提高了59.3%和40.3%，说明U-Net深度神经网络方法具有一定的鲁棒性能，针对更高噪声误差幅度的数据，仍然可以表现出良好的去噪能力。

3 结 论

本文将U-Net深度神经网络应用到重力数据去噪处理中，使用大范围样本数据对网络结构进行训练，通过编码和解码中的卷积和反卷积操作，学习数据的内部特征，构建了含噪声重力数据到去噪重力数据的非线性映射网络，通过在测试数据的对比实验，得到如下结论：

1）U-Net深度神经网络能够学习重力数据的内部特征，进而实现重力数据的信噪分离，具有较好的去噪能力。

2）U-Net网络方法具有鲁棒性的优点，尽管在训练神经网络时使用的仅是含有3 mGal噪声幅度的重力数据，但对含有更高幅度的噪声的数据。

3）本文提出的U-Net深度神经网络方法，基于样本数据驱动，不限制在具体的数学模型，可适用在多源、不同区域的重力数据去噪处理中。

参考文献

[1] 林晓萍. 基于深度学习的耕地新增建房监测研究[J]. 地理空间信息,2021,19(11):88-91

[2] Noda K, Yamaguchi Y, Nakadai K, et al. Audio-visual

（下转第34页）