

刘江, 涂齐催, 李炳颖, 等. 基于卷积神经网络的断层预测方法[J]. CT 理论与应用研究, 2020, 29(5): 522-533. DOI:10.15953/j.1004-4140.2020.29.05.02.
LIU J, TU Q C, LI B Y, et al. Fault prediction method based on convolutional neural network[J]. CT Theory and Applications, 2020, 29(5): 522-533. DOI:10.15953/j.1004-4140.2020.29.05.02. (in Chinese).

基于卷积神经网络的断层预测方法

刘江¹, 涂齐催¹, 李炳颖¹, 黄鑫¹, 张广智², 张佳佳²✉, 吴尧², 朱圣伟²

1. 中海石油(中国)有限公司上海分公司研究院, 上海 200335

2. 中国石油大学(华东)地球科学与技术学院, 山东 青岛 266580

摘要: 针对传统相干体属性在预测断层时存在断层假象以及易受噪声影响等缺点, 本文提出一种利用卷积神经网络进行断层预测的方法。首先构建适合实际工区断层特征的卷积神经网络模型, 然后利用部分频带地震数据和人工解释出的断层标签进行网络模型训练, 最后把训练好的模型应用到整个三维地震数据中进行断层预测。实际地震数据预测结果表明基于卷积神经网络断层预测结果与地震数据吻合较好, 并且在断层细节刻画上要优于传统地震相干体属性方法。

关键词: 卷积神经网络; 断层; 深度学习; 相干体属性

DOI:10.15953/j.1004-4140.2020.29.05.02

中图分类号: P 631; O 242

文献标志码: A

随着油气勘探开发的不断深入, 裂缝油气藏已经成为油气增储生产的重点领域。在裂缝型油气藏中, 断层和裂缝对油气赋存和运移起着重要的作用, 裂缝型油气藏研究的关键在于断层、裂缝的发育强度和方向。地震数据蕴含着丰富的地质信息, 如地层岩性、储层物性和断裂信息等^[1-2]; 从地震数据中提取相干和曲率等地震属性用来识别断层和裂缝等信息^[3-5]。传统人工断层解释方法很大程度上依赖解释人员的工作经验以及对特殊地质构造的认识, 人为主观因素较多, 人工断层解释不仅费时费力, 还容易忽略细小的断层。

深度学习(deep learning, DL)是用于建立和模拟人脑进行分析学习的神经网络, 并模仿人脑的机制来解释数据的一种机器学习技术^[6], 是人工智能(artificial intelligence, AI)研究重点领域之一, 并且已经在图像分类和语音识别方面有了重大突破^[7-10]。卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络, 是深度学习的代表算法之一^[11]。Lecun等^[12]在20世纪90年代提出了卷积神经网络, 展示了卷积神经网络如何与推理机制相结合来模拟复杂的输出。为了能够更好挖掘地震数据与储层参数(物性、断层和裂缝等)之间复杂的对应关系, 很多专家学者把深度学习方法引进到地震资料解释中, 通过深度学习预测断层和裂缝。Cai等^[13]研究利用卷积神经网络基于多种叠后地震属性进行断层解释。Di等^[14]提出一种基于多层感知器(MLP)技术的地震断层检测的方法, 实现了断层自动化解释。Guo等^[15]提出一种基于卷积神经网络预测断层的方法, 该方法可以直接从三维地震振幅图像中检测出断层概率。Xiong等^[16]将卷积神经网络应用到断层预测中取得了一定效果, 并发现基于卷积神经网络的

收稿日期: 2020-03-05。

基金项目: 国家科技重大专项(2016ZX05027004-001); 国家自然科学基金(41674130); 中央高校基础研究业务费专项基金(18CX02061A)。

断层概率预测方法要优于相干属性技术。Wu 等^[17]提出一种利用卷积神经网络的自动断层解释方法,发现计算的断层概率图像比传统断层属性图像中更清晰。

卷积神经网络只需用已知的模式对卷积网络加以训练,网络就具有对输入输出之间的映射能力,能够较好地建立输入数据与输出数据之间复杂的非线性关系,并且卷积神经网络在图像识别、语音识别中取得了较好的应用效果。根据卷积神经网络的这一特点,本文将卷积神经网络方法应用到断层识别中。传统相干属性在预测断层时存在断层假象以及易受噪声影响等缺点,本文提出了一种利用卷积神经网络进行断层预测的方法。利用分频地震数据及人工解释断层标签构建训练集;结合实际工区内断层的特点,构建相应的卷积神经网络;通过实验分析确定网络的相关参数,并进行网络模型训练,利用训练好的网络模型对实际工区的地震数据进行断层预测,预测断层结果的准确率明显高于传统方法。

1 卷积神经网络原理

深度学习在机器学习领域中有着非常重要的地位,随着技术的不断发展,研究人员不断提出新的算法和网络模型,并且不断提高预测的准确率。权值共享机制、局部感受野和池化操作是卷积神经网络的 3 大主要特点,这些特点能够有效地减少在模型训练过程中需要训练的网络参数,可以有效降低网络模型的复杂度,进而减小输入数据之间微小变化对模型性能的影响。目前,卷积神经网络已经成功地应用到诸多领域并取得了很好的应用效果,如:图像分类、自然语言处理、手写数字识别和地震勘探等领域。经典卷积神经网络是一种前馈神经网络,主要包含以下 5 个层:输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层,其网络结构如图 1 所示。

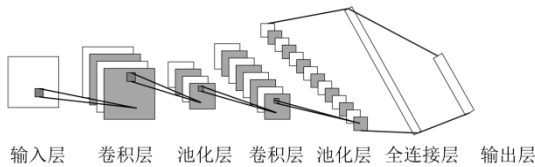


图 1 卷积神经网络示意图

Fig.1 Schematic diagram of convolutional neural network

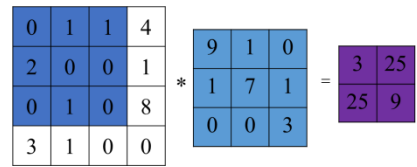


图 2 卷积运算示意图

Fig.2 Schematic diagram of convolution operation

(1) 卷积层是卷积神经网络中最重要的组成部分。卷积核在输入数据上进行卷积运算再加上偏置项后输入到激活函数中进行非线性操作。通过激活函数输出的结果称为输入数据的特征图,把不同卷积核得到的不同的特征图叠加到一起组成的特征图组代表输入数据的多种特征。如图 2 表示的一个 3×3 大小的卷积核在 4×4 大小的输入数据上做步长为 1 的卷积操作。

假设第 l 层的特征图为 y_j^l , 卷积核为 $w_{i,j}^l$, 偏置项为 b_j^l , 卷积过程可以用公式 (1) 表示:

$$y_j^l = f \left(\sum_{i=1}^{N_j^{l-1}} w_{i,j}^l x_i^{l-1} + b_j^l \right), \quad j=1,2,\dots,m \quad (1)$$

式中, $f(\cdot)$ 表示激活函数。

卷积层的作用是通过不同的卷积核在输入的图像上进行二维卷积操作,从而对输入图像提取不同的特征。假设输入数据的大小为 $W \times H \times D$, 其中 W 、 H 和 D 分别为输入数据的

长度、宽度以及维度^[18]。如果用 K 个大小为 $F \times F$ 的卷积核进行特征提取, 其中卷积核的步长为 S , 输入数据的边界填充为 P , 那么经过卷积核特征提取后所得到的输出数据的大小为 $W' \times H' \times D'$, 计算公式如下:

$$\begin{aligned} W' &= \frac{W' - F + 2P}{S + 1} \\ H' &= \frac{H' - F + 2P}{S + 1} \\ D' &= K \end{aligned} \quad (2)$$

(2) 池化层也称为下采样层。在经过卷积层特征提取操作后所得到的特征图的尺寸大小基本没有改变, 特征维数较大, 在与后面的全连接层连接时仍然会导致全连接层出现大量网络参数, 从而容易出现过拟合现象。因此, 一般在卷积层之后往往会加上一层池化层。池化层的主要作用是压缩数据, 对于经过池化层的数据, 数据的特征图数量不会发生改变, 改变的是每个特征图的大小, 能够有效地减小计算的复杂程度, 还能使网络模型的平移、缩放保持不变。最常见的池化方式有最大池化和平均池化两种, 分别如图 3 (a) 和图 3 (b) 所示, 假设输入数据的大小为 4×4 , 池化的窗口为 2×2 , 池化的步长为 2。在第一个池化窗口中, 其数值为 10、16、25 和 33, 采用最大池化的方式时, 计算窗口中的最大值 33, 采用平均池化的方式时, 计算窗口中的平均值 21, 直到计算完所有输入数据后停止。

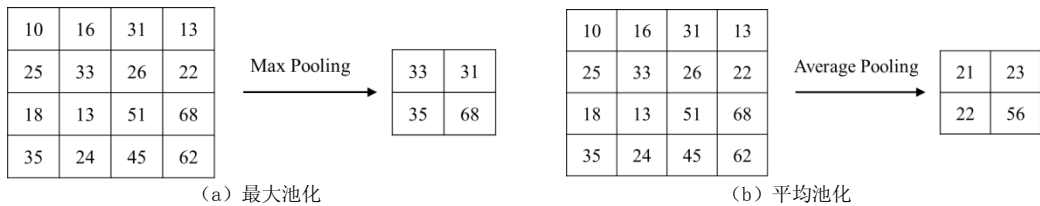


图 3 池化运算示意图

Fig.3 Schematic diagram of pooling operations

(3) 全连接层, 在卷积神经网络模型中, 网络的最后通常会加上一层或几层全连接层, 全连接层的最大作用是进行数据分类。卷积层和池化层可以看作是输入数据转换到特征维度, 而全连接层则是把特征维度的数据转换到样本标记维度。

全连接层的数学表达式为:

$$y_j^l = f \left(\sum_{i=1}^n w_{ji}^{(l)} x_i^{(l-1)} + b_j^{(l)} \right) \quad (3)$$

式中, l 表示全连接层的层数, n 是全连接层前面一层的神经元个数, $w_{ji}^{(l)}$ 是全连接层上第 j 个神经元与全连接层上一层上的第 i 个神经元之间的权值参数, $b_j^{(l)}$ 是全连接层上第 j 个神经元的偏置项, $f(\cdot)$ 表示激活函数。

卷积神经网络构建需要合理选取激活函数、损失函数及优化算法等。① 激活函数 (activation function) 使得网络模型具有非线性能力, 若在网络中不加入激活函数, 即使网络的层数再深, 其与单层神经网络的功能是一样的。因此, 激活函数应该具有非线性、可微性、单调性和输出值的范围有限性的性质^[19]。在深度学习中, 经常用到的激活函数有: Sigmoid 函数、tanh 函数、ReLU 函数和 ELU 函数等。② 损失函数 (loss function) 是权值更新中不可缺少的关键环节, 影响着最终结果的精度。真实值与预测值差别越大,

损失函数越大,优化的目标就是减小损失函数。现阶段常用的损失函数主要有交叉熵损失函数 (cross entropy) 和均方误差函数 (mean square error, MSE)。^③ 优化算法决定了网络的效率与最终结果的精度。目前已提出很多常用的自适应学习率算法,以避免调整学习率的问题,如 AdaGrad (适应性梯度 adaptive gradient) 算法,Adam (adaptive moment estimation) 算法,RMSProp 算法 (均方根传播 root mean square prop) 等。

2 卷积神经网络构建与测试

卷积神经网络在本质上是一种输入到输出的映射,它能够学习输入与输出之间的映射关系,而不需要任何输入和输出之间的精确的数学表达式,只要用已知的模式对卷积网络加以训练,网络就具有输入输出对之间的映射能力^[20-21]。断层识别可以把各个点与周围一些相关的点组合起来的一个二维或者高维数组看作为一个图片,把断层的结果当作图片中心点对应的标签。根据图像识别原理,建立相应的卷积神经网络进行断层预测,图 4 为利用卷积神经网络进行断层预测流程图。

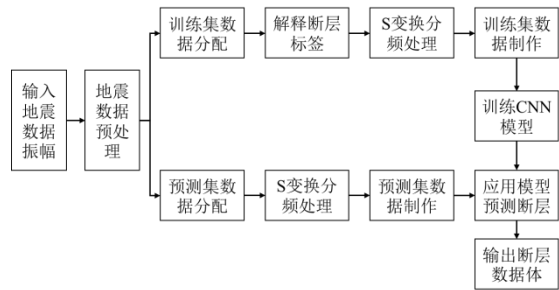


图 4 卷积神经网络断层预测流程图

Fig.4 Flow chart of convolution neural network on fault prediction

2.1 训练数据集准备

首先对叠后地震数据体进行预处理工作,预处理主要做的是去均值归一化,去均值使各维度都减对应维度的均值,使得输入数据各个维度都中心化为 0,能够加快梯度下降收敛速度。采用去均值归一化方法将地震振幅的均值归一化成 0,方差归一化成 1,其归一化的公式为:

$$\begin{aligned} x_1 &= x - x_{\text{mean}} \\ x_2 &= \frac{x_1}{x_{\text{std}}} \end{aligned} \quad (4)$$

式中, x_{mean} 为原始数据的均值, x_1 为去均值之后的数据, x_2 为去均值归一化之后的数据。

在经过预处理之后的地震数据中任意取出一个小三维的地震数据体作为训练集,其余地震数据作为预测集,对训练集中的地震数据进行人工断层解释,把人工解释得到的断层作为训练集的标签。断层预测与图像分类有些类似,因此把图像识别的方法运用到断层预测中。首先需要制作出符合要求的训练集,一张图片对应一种分类。由于判断某一个点是否是断层并不只是由该点处的振幅值决定的,还与该点周围一些点有关。先对地震数据经 S 变换分频处理后得到 20、30、40 和 50 Hz 四个不同频率下的地震数据。然后在所有地震数据体中的相同位置处的剖面上,以任意一点 0 为中心沿时间方向向上和向下各开 6 个采样点的时窗,沿 Xline 方向向左向右各开 8 个采样点的时窗,把得到这个 17×13 的小二维剖面当作一个图片进行断层的分类。由于有不同频率下的地震数据和原始地震数据 5 个数据体,因此把这不同数据体当作不同的通道输入到网络中。为满足卷积神经网络格式,需将

输入数据采样为 32×32 的二维剖面，最终输入数据的大小为 $32 \times 32 \times 5$ ，输出为中心点 0 的断层（用“1”表示）或非断层（用“0”表示）分类结果。

2.2 卷积神经网络建立

建立的卷积神经网络，如图 5 所示。其中包含 3 个卷积层、3 个池化层和 3 个全连接层。第 1 个卷积层采用 16 个 3×3 的卷积核进行特征提取；第 2 个卷积层采用 32 个 3×3 的卷积核进行特征提取；第 3 个卷积层采用 64 个 3×3 的卷积核进行特征提取。在每个卷积层之后都接一个 ReLU 激活函数，对卷积层的输出进行非线性变换。网络中所有池化层选择最大池化方法，池化窗口为 2×2 ，用于在卷积后减小输出特征的大小，从而控制过拟合。第 1 个全连接层上有 1024 个神经元，全连接层后同样采用 ReLU 激活函数进行非线性变换，由于该全连接层的参数比较多，因此在后面添加一个 dropout 层来避免过拟合。第 2 个全连接层上设有 512 个神经元，同样添加 ReLU 激活函数和 dropout 层。第 3 个全连接层上设有 2 个神经元，采用交叉熵代函数用于计算输出分类与真实标签之间的误差。采用 Adam 算法进行网络参数的更新。

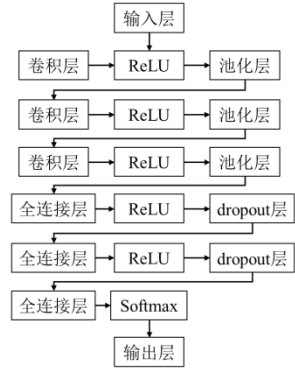


图 5 卷积神经网络流程图

Fig.5 Flow chart of convolutional neural network

在网络训练之前，所有网络参数服从正态分布、标准差为 0.1 的随机初始化，从而有效避免了网络参数全为 0 初始化时带来的网络中多个神经元会学习相同的内容，以致训练出来的模型效果很差的情况。表 1 展示的是所建立的网络每一层需要训练的参数个数，从表中可以看出所建立的卷积神经网络需要训练参数的总个数为 1 599 298 个，因此在网络中有必要加入 dropout 层来避免过拟合现象的出现。

表 1 卷积神经网络层的参数
Table 1 Parameters of the convolutional neural network layer

隐层类型	输出数组形状	训练参数	隐层类型	输出数组形状	训练参数
输入层	(None, 32, 32, 5)	0	Flatten 层 1	(None, 1024)	0
卷积层 C1	(None, 32, 32, 16)	736	全连接层 FC1	(None, 1024)	104 980
激活函数 A1	(None, 32, 32, 16)	0	激活函数 A4	(None, 1024)	0
池化层 P1	(None, 16, 16, 16)	0	Dropout 层 1	(None, 1024)	0
卷积层 C2	(None, 16, 16, 32)	4640	全连接层 FC2	(None, 512)	524 800
激活函数 A2	(None, 16, 16, 32)	0	激活函数 A5	(None, 512)	0
池化层 P2	(None, 8, 8, 32)	0	Dropout 层 2	(None, 512)	0
卷积层 C3	(None, 8, 8, 64)	18 496	全连接层 FC3	(None, 2)	1 026
激活函数 A3	(None, 8, 8, 64)	0	激活函数 A6	(None, 2)	0
池化层 P3	(None, 4, 4, 64)	0	池化层 P3	(None, 4, 4, 64)	0

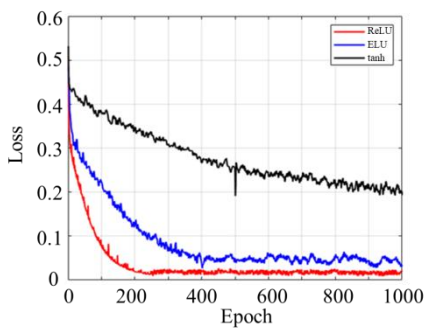
注：总参数个数：1599298，训练参数个数灵敏：1599298，没有训练参数个数：0。

2.3 模型参数优选

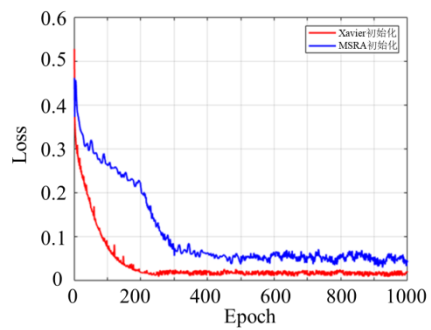
构建好卷积神经网络后，还要进行实验测试选取合适的网络模型参数。

(1) 激活函数。根据建立的卷积神经网络结构(图 5), 将其中的激活函数依次换为 tanh 函数、ReLU 函数和 ELU 函数进行网络训练, 并且都是用相同的 Adam 优化算法、Xavier 初始化方法、交叉熵损失函数及 0.01 的学习率进行模型训练。图 6(a) 为 3 种常用的激活函数经过训练得到的损失曲线图, 从图中可以看出 ReLU 激活函数和 ELU 激活函数在训练过程中均能较快收敛, 但 ReLU 激活函数收敛的速度要明显快于 ELU 激活函数, 且收敛更低。而 tanh 激活函数收敛最慢, 且收敛的值比其他两种激活函数要高, 因此选用 ReLU 激活函数。

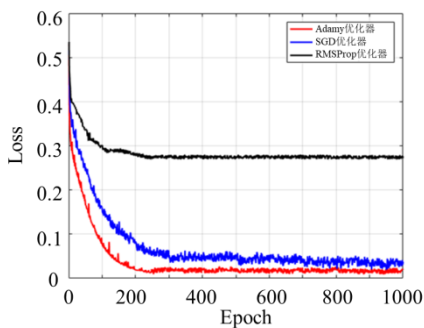
(2) 网络初始化。根据建立的卷积神经网络结构(图 5), 将其中的初始化方法依次换为 Xavier 初始化方法和 MSRA 初始化方法进行网络训练, 并且都是用相同的 Adam 优化算法、ReLU 激活函数、交叉熵损失函数及 0.01 的学习率进行模型训练。图 6(b) 为两种常用的初始化方法训练得到的损失曲线图, 从图中可以看出 Xavier 初始化方法要比 MSRA 初始化方法在训练过程中收敛更快, 选用 Xavier 初始化方法。



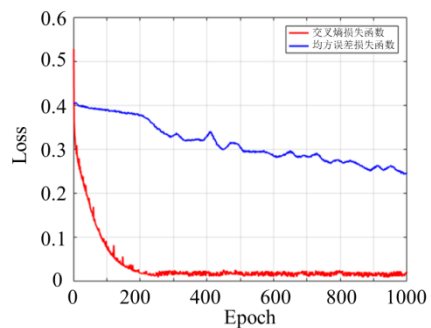
(a) 不同激活函数的损失曲线



(b) 不同网络初始化的损失曲线



(c) 不同优化算法的损失曲线



(d) 不同损失函数的损失曲线

图 6 不同网络参数的损失曲线

Fig.6 Loss curves of different network parameters

(3) 优化算法。根据建立的卷积神经网络结构(图 5), 将其中的优化算法依次换为 SGD 算法、RMSProp 算法和 Adam 算法进行网络训练, 并且都是用相同的 ReLU 激活函数、Xavier 初始化方法、交叉熵损失函数及 0.01 的学习率进行模型训练。图 6(c) 为 3 种常用的优化算法训练得到的损失曲线图, 从图中可以看出选择 RMSProp 算法进行网络模型优化求解, 虽然收敛速度较快, 但是收敛的数值较大, 并不能训练好网络模型; 而 Adam 算法和 SGD 算法进行网络模型优化时都能较快收敛, 但是 Adam 算法能够自行调整学习率, 网络模型能够更快地收敛, 因此选用 Adam 优化算法。

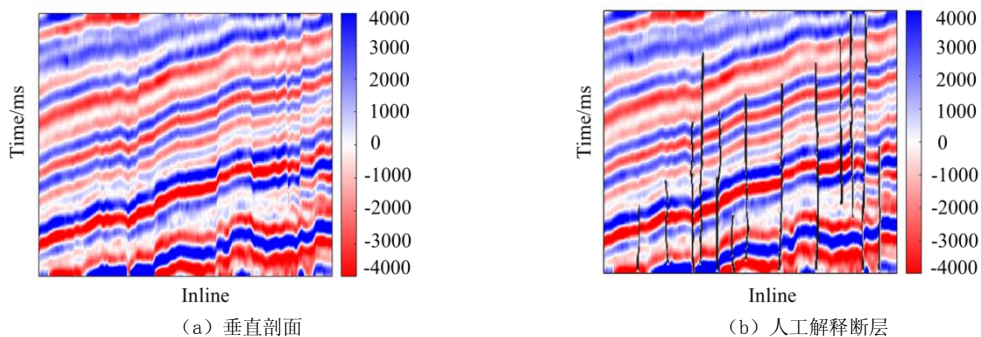


图 7 训练地震数据的垂直剖面 and 断层解释结果

Fig.7 Vertical section and fault interpretation results of training seismic data

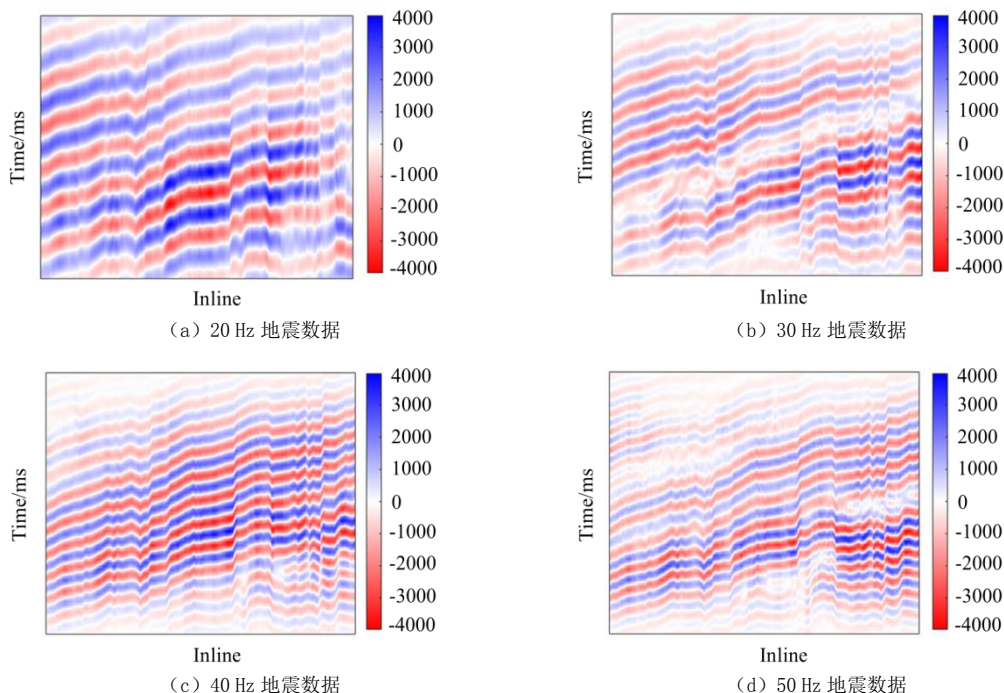


图 8 训练集上不同频率的地震数据

Fig.8 Seismic data of different frequencies in the training set

(4) 损失函数。根据建立的卷积神经网络结构(图 5), 将其中的损失函数依次换为均方误差损失函数和交叉熵损失函数进行网络训练。并且都是用相同的 Adam 优化算法、Xavier 初始化方法、ReLU 激活函数及 0.01 的学习率进行模型训练。图 6 (d) 为训练得到的损失曲线图, 从图中可以看出选择均方误差损失函数梯度下降较慢并不适合, 而交叉熵损失函数梯度下降较快, 因此选用交叉熵损失函数。

3 实际资料测试

选择新西兰 Great South Basin 实际三维工区地震数据, 利用本文的方法进行整个工区的断层预测。首先, 从实际地震数据中取出一小块地震数据作为训练集, 并且针对训练

集上的地震数据进行人工解释断层，在解释断层的时候不考虑断层形成的先后，而只考虑断层的位置，得到的解释结果如图 7 所示。然后对训练集上的地震数据和整个三维地震工区的地震数据进行 S 变换分频处理，可以得到 20、30、40 和 50 Hz 四个不同频率下的地震数据，训练集上的地震数据分频结果如图 8 所示。然后再对输入地震数据进行去均值归一化预处理，把地震数据振幅的均值归一化成 0，方差归一化成 1。

在人工解释好断层的训练数据中，标签为非断层的样本数量要比标签为断层的样本数量要大很多。如果把非断层数据比断层数据多得多的训练数据输入到网络中进行模型训练，假设网络输出结果全为非断层，在计算准确率的时候由于非断层的数据占比比较大，导致最终网络训练的精度一直比较高，也就是说预测偏向样本数较多的分类，这样就会大大降低模型的泛化能力。因此，在训练网络之前需要进行样本的均衡，根据断层点的数量随机挑选相同数量的非断层点，如图 9 所示。

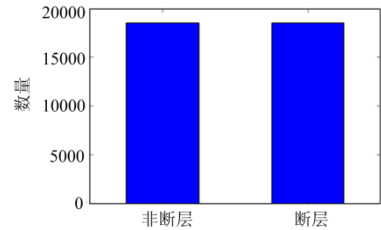
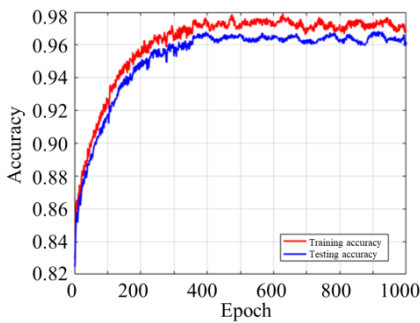
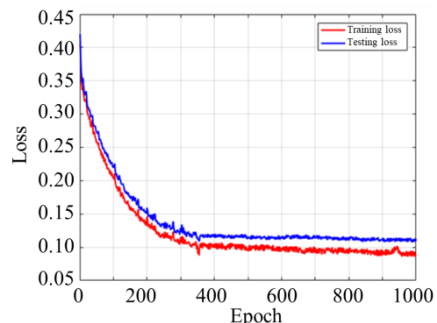


图 9 断层和非断层样本数量
Fig.9 Number of fault and non-fault samples



(a) 精度曲线



(b) 损失曲线

图 10 训练精度和损失值随迭代次数曲线

Fig.10 Curve of training accuracy and loss value with iteration times

把准备好的数据按照网络格式要求输入到所建立的网络中，其中 80% 的数据作为训练数据，剩下的 20% 的数据作为测试数据。经过 1000 次迭代训练后，训练集精度和测试集精度随着迭代次数的精度曲线如图 10 (a) 所示，训练集损失值和测试集损失值随着迭代次数的损失曲线如图 10 (b) 所示。从图中可以看出迭代次数达到 1000 次，训练精度和测试精度均达到 95% 以上。

在深度学习领域，混淆矩阵是一种通过特点矩阵来显示算法性能的可视化效果，因而把混淆矩阵又称为可能性表格或是错误矩阵。把训练集上的数据输入到已经训练好的卷积神经网络模型中进行断层预测，再把预测得到的

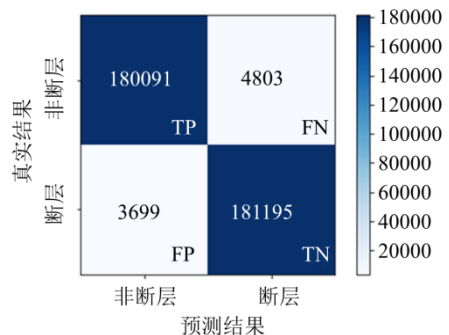


图 11 训练数据的混淆矩阵

Fig.11 Confusion matrix of training data

结果与实际断层标签进行混淆矩阵的绘制,得到的混淆矩阵如图 11 所示。图中左上角到右下角的对角线上的数据,是分类正确的数据,其它位置是分类错误的。混淆矩阵中的数据之和代表总样本。因此,根据混淆矩阵的二级指标准确度的定义可以得到总体的准确率 Acc 约为 97.701%,可以看出该网络进行断层预测的效果较好。

在深度学习领域,混淆矩阵是一种通过特点矩阵来显示算法性能的可视化效果,因而把混淆矩阵又称为可能性表格或是错误矩阵。把训练集上的数据输入到已经训练好的卷积神经网络模型中进行断层预测,再把预测得到的结果与实际断层标签进行混淆矩阵的绘制,得到的混淆矩阵如图 11 所示。图中左上角到右下角的对角线上的数据,是分类正确的数据,其它位置是分类错误的。混淆矩阵中的数据之和代表总样本。因此,根据混淆矩阵的二级指标准确度的定义可以得到总体的准确率 Acc 约为 97.701%,可以看出该网络进行断层预测的效果较好。

$$\text{Acc} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FN} + \text{FP}} = \frac{180091 + 181195}{180091 + 181195 + 4803 + 3699} \approx 97.701\% \quad (5)$$

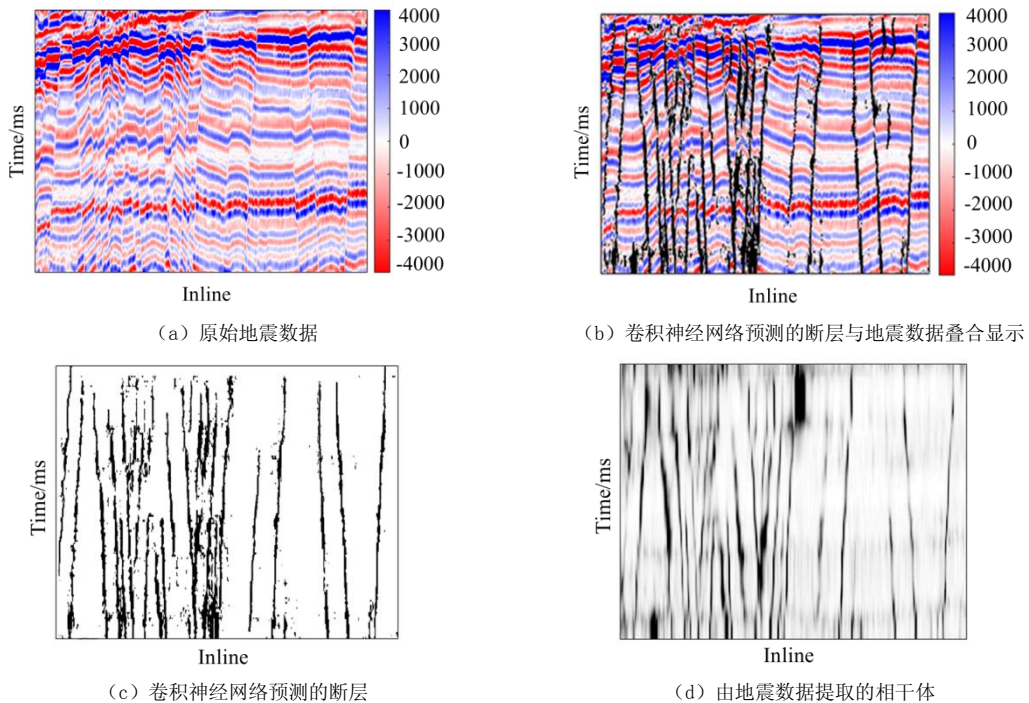


图 12 垂直剖面的卷积神经网络断层预测结果

Fig.12 Fault prediction results on vertical section of convolutional neural network

将整个三维地震数据经过同样的预处理后输送到网络中进行三维数据体的断层预测。图 12 为三维数据体中一个垂直剖面的卷积神经网络断层预测结果:图 12 (a) 为原始地震数据;图 12 (b) 为卷积神经网络预测的断层与地震数据叠合显示;图 12 (c) 为卷积神经网络预测的断层,图 12 (d) 为提取的相干体属性。由结果可以看到预测的断层与地震剖面上断层所在的位置吻合较好,而相干体属性中出现一些假象,在地震剖面上没有断层却出现相干异常,与实际并不吻合。从垂直切片上看,可以看出预测得到大的垂向断层与地震

数据中同相轴断开的位置处相对应,与相干属性识别出来的不相干处位置吻合,并且基于卷积神经网络预测出来的断层结果要比相干属性清晰直观。图 13 为三维数据体中一个水平切片的卷积神经网络断层预测结果,图 13 (a) 为原始地震数据,图 13 (b) 为卷积神经网络预测的断层。可以看到在水平切片上使用本文方法预测出来的断层与实际地震数据吻合也较好。

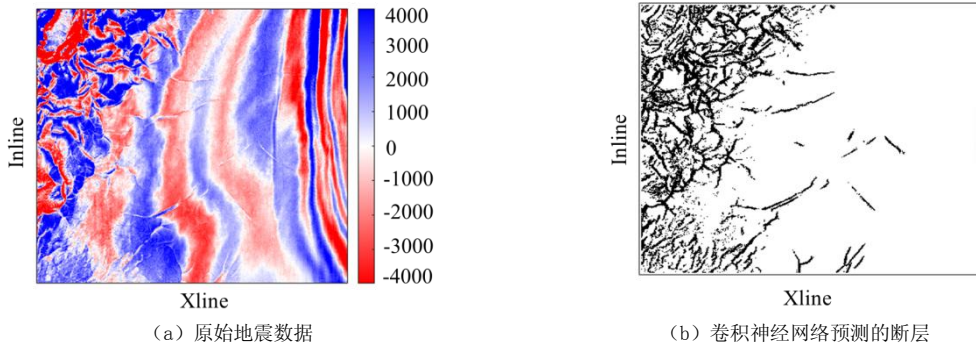


图 13 水平切片的卷积神经网络断层预测结果

Fig. 13 Fault prediction results on horizontal slices of convolutional neural network

3 结论

本文提出了一种利用卷积神经网络进行断层预测的方法,该方法借鉴卷积神经网络在图像识别中应用,能够建立地震数据和解释断层标签之间的复杂关系,通过目标样点局部的不同频带下的地震信息综合判断该处是否为断层,从而可以有效地识别和排除地震噪声所引起的断层假像。实际资料测试表明,通过卷积神经网络方法预测的断层结果要优于地震相干属性的结果。

参考文献

- [1] BARNES A E. Weighted average seismic attributes[J]. Geophysics, 2000, 65: 275-285.
- [2] CHOPRA S, MARFURT K J. Seismic attributes-A historical perspective[J]. Geophysics, 2005, 70(5): 3S0-28S0.
- [3] BAHORICH M S, FARMER S L. 3-D seismic discontinuity for faults and stratigraphic features: The coherence cube[J]. The Leading Edge, 1995, 14(10): 1053-1058.
- [4] MARFURT K. J, KIRLIN R L, FARMER S H, et al. 3-D seismic attributes using a semblance-based coherency algorithm[J]. Geophysics, 63(4): 1150-1165.
- [5] GERSZTENKORN A, MARFURT K J. Eigenstructure-based coherence computations as an aid to 3-D structural and stratigraphic mapping[J]. Geophysics, 64(5): 1468-1479.
- [6] GOODFELLOW I, BENGIO Y, COURVILLE A. Deep learning (Vol. 1) [M]. Cambridge: MIT press, 2016: 326-366.
- [7] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural Computation, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [8] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.
- [9] HOFFMAN J, WANG D, YU F, et al. FCNs in the wild: Pixel-level adversarial and constraint-based adaptation[J]. Arxiv Preprint Arxiv, 2016: 1612.02649.

- [10] ZEILER M D, FERGUS R. Stochastic pooling for regularization of deep convolutional neural networks[J]. Arxiv Preprint Arxiv, 2013: 1301.3557.
- [11] GU J, WANG Z, KUEN J, et al. Recent advances in convolutional neural networks[J]. ArXiv Preprint ArXiv, 2015: 1512.07108.
- [12] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [13] CAI B, LEI H, MIN X. Bayesian networks in fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, (99): 1-1.
- [14] DI H, SHAFIQ M, ALREGIB G. Patch-level MLP classification for improved fault detection[C]// Society of Exploration Geophysicists. SEG Technical Program Expanded Abstracts 2018, 2018: 2211-2215.
- [15] GUO B, LI L, LUO Y. A new method for automatic seismic fault detection using convolutional neural network[C]//Society of Exploration Geophysicists. SEG Technical Program Expanded Abstracts 2018, 2018: 1951-1955.
- [16] XIONG W, JI X, MA Y, et al. Seismic fault detection with convolutional neural network[J]. Geophysics, 2018, 83(5): 97-103.
- [17] WU X, SHI Y, FOMEL S, et al. Convolutional neural networks for fault interpretation in seismic images[C]//Society of Exploration Geophysicists. SEG Technical Program Expanded Abstracts 2018, 2018: 1946-1950.
- [18] 王媛媛. 基于卷积神经网络的图像深度估计研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2018.
WANG Y Y. The research of image depth estimation based on convolutional neural network[D]. Xi' an: Xi' an University of Technology, 2018. (in Chinese).
- [19] 林年添, 张栋, 张凯, 等. 地震油气储层的小样本卷积神经网络学习与预测[J]. 地球物理学报, 2018, 61(10): 4110-4125.
LIN N T, ZHANG D, ZHANG K, et al. Predicting distribution of hydrocarbon reservoirs with seismic data based on learning of the small-sample convolution neural network[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2018, 61(10): 4110-4125. (in Chinese).
- [20] 刘云飞. 基于卷积神经网络的交通图像识别应用研究[D]. 西安: 长安大学, 2018.
LIU Y F. Application research of traffic image recognition based on convolution ceural network[D]. Xi' an: Changan University, 2018. (in Chinese).
- [21] 韩卫雪, 周亚同, 池越. 基于深度学习卷积神经网络的地震数据随机噪声去除[J]. 石油物探, 2018, 57(6): 862-869.
HAN W X, ZHOU Y T, CHI Y. Deep learning convolutional neural networks for random noise attenuation in seismic data[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 57(6): 862-869. (in Chinese).

Fault Prediction Method Based on Convolutional Neural Network

LIU Jiang¹, TU Qicui¹, LI Bingying¹, Huang Xin¹,
ZHANG Guangzhi², ZHANG Jiajia^{2✉}, Wu Yao¹, Zhu Shengwei¹

1.CNOOC (China) Co., Ltd. Shanghai Branch, Shanghai 200335, China

2.School of Geosciences, China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China

Abstract: Aiming at the disadvantages of traditional coherent volume attribute in fault prediction, such as false fault and poor noise resistance, this paper proposes a method for fault prediction using convolutional neural networks. First, construct a convolutional neural network model suitable for the fault characteristics of the actual work area, then train the network model using the partial frequency division seismic data and manually interpreted

fault labels, and finally apply the trained model to the entire 3D seismic data for fault prediction. The actual seismic data prediction results show that the fault prediction results based on the convolutional neural network are in good agreement with the seismic data, and the fault detail description is better than the traditional seismic coherent volume attribute method.

Keywords: convolutional neural network; faults; deep learning; coherent attribute



作者简介：刘江（1975—），男，中海石油（中国）有限公司上海分公司研究院开发地震高级工程师，主要从事开发地震研究工作，Tel：13641905882，E-mail：liujiang@cnooc.com.cn；张佳佳[✉]（1986—），男，中国石油大学（华东）副教授，主要从事地震岩石物理及储层预测方面工作，Tel：15205326882，E-mail：zhangjj@upc.edu.cn。