

基于 SPA-Vnet 网络的古潜山断层识别

江 鹏, 文晓涛

(成都理工大学地球勘探与信息技术教育部重点实验室, 成都 610059)

摘要: 由于复杂的成藏要素和地质结构, 以及多期的构造挤压运动等因素的影响, 传统的属性提取方法, 如蚂蚁体断层提取, 难以精确识别潜山断层分布特征。基于此, 笔者提出一种基于 SPA-Vnet 网络的古潜山储层断层识别方法。将金字塔结构的膨胀卷积组合与注意力机制结合, 增大 Vnet 算法对目标区域的特征响应, 提高了网络对于断层的识别能力。将其应用于陆丰凹陷的古潜山储层, 首先对数据进行边缘保持滤波, 归一化等处理, 以提高数据的分辨率, 增强断层的特征。最后将预测结果与蚂蚁体属性、传统的 Vnet 网络进行对比。实验结果表明发现 SPA-Vnet 网络训练时具有更低的损失, 更高的正确率, 剖面上断层连续性更好, 细节更丰富, 精度更高, 为古潜山储层的断层识别提供一种思路。

关键词: SPA-Vnet 网络; 注意力机制; 膨胀卷积; 潜山; 断层识别

中图分类号: P618.13 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-1749.2025.01.01

0 引言

在复杂的成藏要素和地质结构, 以及多期的构造挤压运动等因素的影响下^[1], 古潜山储层一直存在着断层尺度类型变化大, 表征困难的问题, 这对储层分布的准确预测提出了巨大的挑战。基于此越来越多的专家学者开始研究如何准确识别古潜山断层。现目前的对于断层的检测主要有直接通过岩芯, 成像测井等手段分析裂缝的空间分布规律、利用叠后属性分析方法进行断层预测、基于人工智能的断层识别等几种方法。基于岩芯和成像测井直接观测裂缝的形态及分布的方法虽然十分准确, 但是成本高昂, 且岩芯和测井所能识别的范围较小; 基于叠后的属性表征裂缝带一直都在广泛应用, 比如曲率^[2]、蚂蚁体属性^[3-4]、边缘检测^[5]和分频相干属性^[6]等常规属性以及多种属性融合的表面裂缝^[7],

但这类方法都有着自身算法的局限性, 如地层受到构造运动后会使得曲率属性变得不准确; 蚂蚁体因为参数以及产状控制图而容易忽视部分断层, 最终导致断层识别精度不高。

随着人工智能技术的飞速发展, 越来越多的学者尝试将其引入断层识别这一领域, 并取得较好的效果。Tingdahl 和 Rooij^[8]在 2005 年提出一种多属性融合的人工神经网络(ANN)断层识别; 随后经过多年的发展, 孙振宇等人^[9]通过分析构造与非构造部位的特征, 提出一种基于支持向量机(SVM)的断层识别模型, 取得了较好的准确率; Oktay 等人^[10]将注意力机制引入 Unet 网络, 提出了 AG-Unet 网络的断层识别, 提高了预测精度; 何易龙等人^[11]在 Unet 网络中引入新的跳跃路径, 构建 3D U-Net++L³ 网络, 并在荷兰 F3 工区获得较高的预测精度。李卿武等人^[12]利用 Unet 神经网络对潜山断层进行识别, 再结合多属性分析方法对潜山

收稿日期: 2023-12-20

基金项目: 四川省中央引导地方科技发展专项基金(2023ZYD0158)

第一作者: 江鹏(1998—), 男, 硕士, 主要从事油气地球物理勘探和智能储层预测方面研究, E-mail: 1625368546@qq.com。

内幕断层分布进行刻画;芦凤明等人^[13]将迁移学习引入 Unet 网络中,利用迁移学习的特点,使得 Unet 网络训练时只需使用少量的地震数据进行训练,最终达到较高的识别精度。随着对 Unet 网络及其改进网络的深度研究,有专家发现 Unet 网络在下采样时会出现部分细节丢失的情况^[14],于是提出了 Vnet 网络,该网络在特征提取阶段可以最大程度的保留输入信号的细节信息。随后路鹏飞等人^[15]将该网络应用于低序级断层的识别中,并取得较好的预测精度。

但当地下断层结构复杂的情况下,Vnet 网络也存在着预测结果不够连续,精度不高的情况。基于此,笔者提出一种基于注意力机制(Attention)的 Vnet 网络和金字塔结构(Spatial Pyramid Structure)的空洞卷积相结合的 SPA-Vnet 网络模型(Spatial Pyramid Attention-Vnet)。利用膨胀卷积可以在不改变图像尺寸的情况下扩大卷积的感受野的优点,代替 Vnet 网络中的普通卷积池化操作,然后利用金字塔结构将膨胀卷积进行组合,增强连续性,消除因池化操作时修改图像尺寸而出现信息丢失的情况。随后将注意力机制结构引入网络中,使

得网络进行特征提取时可以重点关注断层区域,降低背景干扰,提高识别精度。并将其运用于珠江口盆地陆丰凹陷古潜山断层识别,与常规的蚂蚁体属性和 vnet 网络进行对比,以验证该网络的预测精度。

1 方法原理

1.1 SPA-Vnet 网络

V-Net 网络是一种 Unet 网络的改进算法,其网络结构如图 1 所示,是一个四层的网络结构,主要是编码器和解码器构成。其中左边为编码器,有三个下采样的过程,并随着下采样进行,卷积层数增加,从一层增加至三层,其目的是将数据压缩,增强感受野,提取更多图像特征,并提升输入图像的抗噪性。右边是解码器,有三个上采样的过程,随着上采样过程进行,卷积层数减少,保留图像中的关键信息,并得到高精度的最终预测结果。在上、下采样的过程中加入 ResBlock 残差模块,以避免层数过深时出现梯度弥散和梯度爆炸等现象,将深浅层的特征信息叠加,提高特征拾取能力。

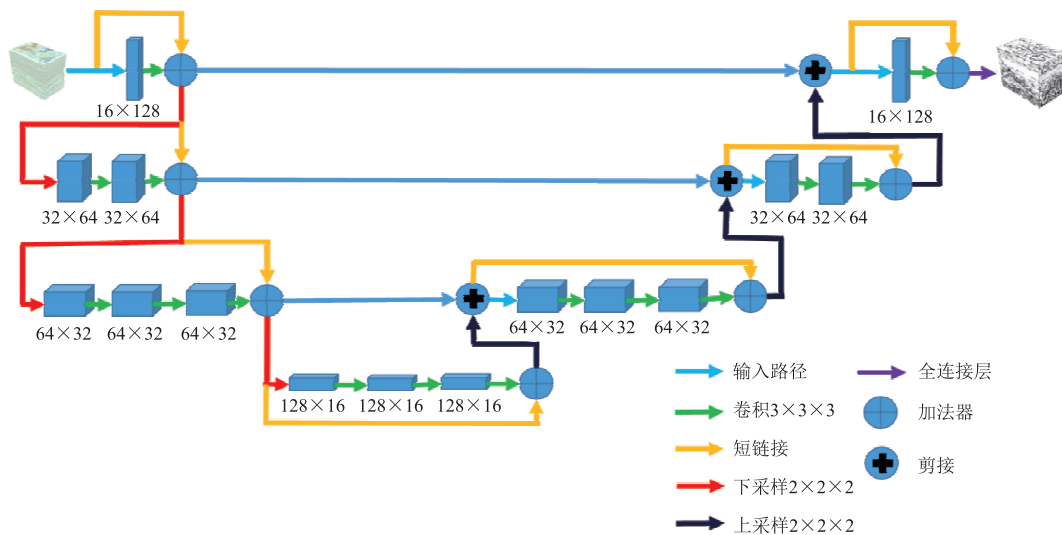


图 1 Vnet 网络结构

Fig. 1 Vnet network architecture

但常规 Vnet 网络的卷积操作会使其特征提取时造成信息损失,并且针对复杂的断层构造,Vnet 网络无法聚焦在断层区域,导致容易出现断层不连续的情况。基于此笔者提出具有空间金字塔结构的膨胀卷积与注意力机制相结合的 Vnet 网络(SPA-Vnet),其网络结构如图 2 所示。在传统 Vnet 网络

的基础之上,首先将下采样的普通卷积使用基于空间金字塔结构的空洞卷积(SPD)模块进行替换,做到在不修改输入图片尺寸的情况下,通过膨胀卷积增大感受野,同时将不同空洞数的膨胀卷积进行组合,增强连续性,最后综合输出图像特征,并在此网络的基础之上,在每一个 Skip Connection(跳跃链

接)中添加注意力结构来代替普通的剪切操作,提高网络对输入数据的断层区域的关注度,降低背景干

扰。最终实现空间金字塔的膨胀卷积组合与注意力机制在 Vnet 网络上的结合,形成 SPA-Vnet 网络结构。

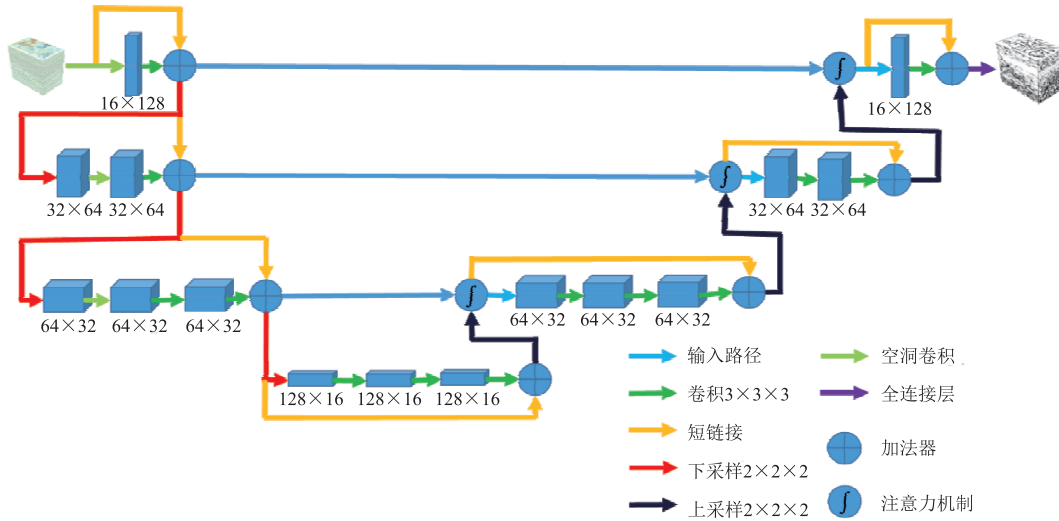


图 2 SPA-Vnet 网络结构
Fig.2 SPA-Vnet network architecture

1.2 膨胀卷积

增大卷积核的感受野有利于网络提取输入数据的更多特征信息,提高网络特征提取能力。常规情况是对输入数据进行池化操作,通过修改图像尺寸来增大卷积核的感受野,也可以降低计算量。但是,修改图像尺寸容易造成信息的丢失,这会导致特征不完整,特别是针对断层这一类比较小尺度的目标,通过池化层修改数据的尺寸之后,容易造成最后的识别结果不连续,无法清楚刻画断层的形态特征。基于此,笔者拟用膨胀卷积(也称空洞卷积,Dilated Convolution)来代替网络中的上下采样操作。

早在 2016 年 ICLR 大会上 YU 和 Koltun 就提出了基于膨胀卷积的多尺度上下文聚合方法^[16],后

经过一系列网络的完善^[17-18],可以通过设置不同的空洞数来更好的获取图像特征。和普通的卷积不同的是,膨胀卷积引入了一个名为“空洞数(dilation rate)”的超参数,即卷积核的间隔数目,通常用 r 表示,通过设置不同的空洞数可以有不同感受野。如图 3 所示,针对一层的 3x3 卷积,图中黑点表示卷积核,大框表示输入的图像,感受野为 1,灰色部分表示经过卷积后的感受野大小。从图中可以明显看出普通的卷积(图 3(a)),卷积后的感受野为 3;空洞数为 2 的膨胀卷积(图 3(b)),卷积后的感受野为 5;空洞数为 3 的膨胀卷积(图 3(c)),卷积后的感受野为 7。这就做到了增大感受野,但是不需要改变图像尺寸。

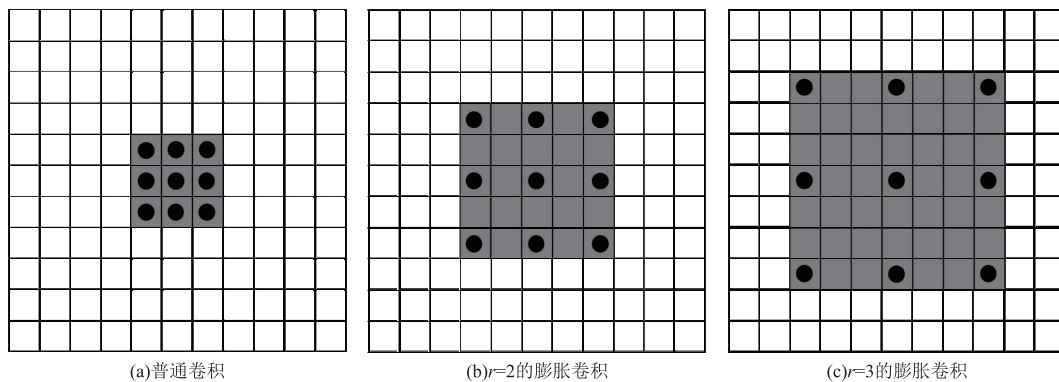


图 3 普通卷积和空洞卷积感受野对比图

Fig.3 Comparison of receptive fields between ordinary convolution and dilated convolution

膨胀卷积的卷积核计算公式如下：

$$K = k + (k - 1) \times (r - 1) \quad (1)$$

式中 K 代表膨胀卷积的大小； k 表示原始的卷积核大小； r 表示空洞数。

但是由于大的空洞数会导致长距离信息的关联度降低，从而降低输出结果的连续性，导致识别精度降低。Sachin Mehta 等人^[19]针对同一特征图进行特征提取时发现，没有进行不同空洞数的膨胀卷积组合的网络提取的特征中有网格伪影的存在，于是将金字塔结构引入膨胀卷积，通过将不同的空洞数的膨胀卷积进行组合，形成空间金字塔结构的膨胀卷积组合模块，即 SPD (Spatial Pyramid Dilated Convolution) 模块。如图 4 所示，通过将一个常规的 3×3 卷积核与空洞数分别为 2、3、5 的三个膨胀卷积进行组合，这样可以避免膨胀卷积所产生的网格效应，同时也能增大感受野。这四个卷积核都对上一层的输出进行卷积操作，最后进行叠加综合计算，将计算的值作为该层的输出。

1.3 注意力机制

注意力机制 (Attention) 是指在处理输入数据时，为了达到特定的目的而对重点区域进行加权处理，提高关注度，从而增强模型的性能的一种方法。广泛应用于图像识别、语义分割、目标检测等任务中，通过对输入数据的重点区域加权处理，抑制背景区域的干扰，以提高模型的准确率和性能。现注意力机制主要是通道注意力机制^[20]、空间注意力机制^[21]

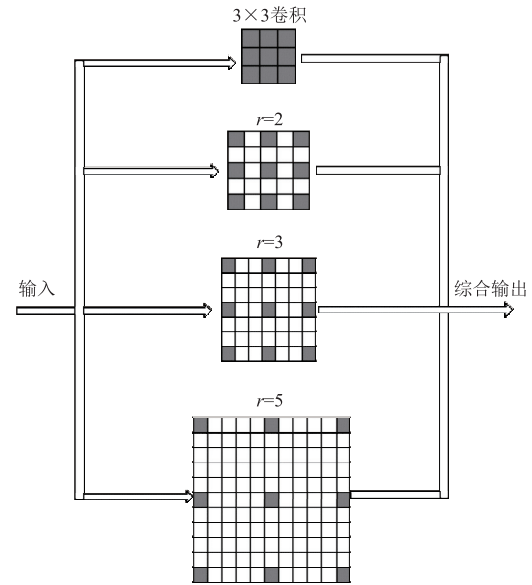


图 4 SPD 模块结构

Fig. 4 SPD module structure

等。注意力机制的结构如图 5 所示，图中 g 是来自特征图的浅层信息， x 是来自上一层的深层信息。来自上一层的深层信息 x 分为两部分，其中一部分与浅层信息 g 相加，然后使用 ReLU 激活函数对相加后的数据进行处理，随后使用 $1 \times 1 \times 1$ 的卷积核进行卷积处理，使用 SoftMax 激活函数进行处理，最后将处理结果与另一部分的 x 进行相乘，突出特征。

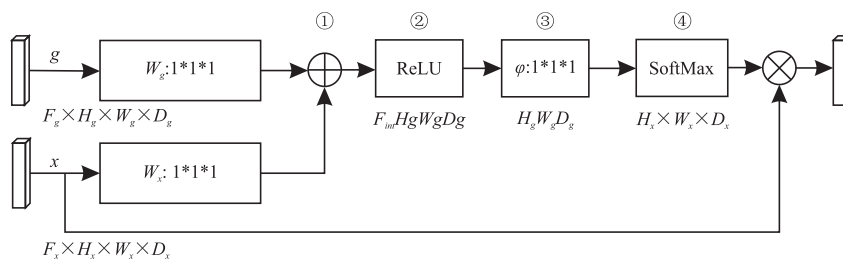


图 5 注意力机制结构

Fig. 5 Attention mechanism structure

2 模型测试

为了验证 SPA-Vnet 网络对于断层的识别能力，笔者选择使用 WU 等人^[22]提出的工具包，通过正演模拟的方法，构建相对完整的断层识别训

练集。最终选择 300 个三维合成地震记录和与之对应的标签制作训练集，30 个数据作为测试集，数据大小均为 $128 \times 128 \times 128$ ，训练集与测试集比例为 10 : 1。图 6 为训练集的部分数据及标签，从主测线 (inline) 和联络测线 (xline) 两个方面展示断层的分布情况。

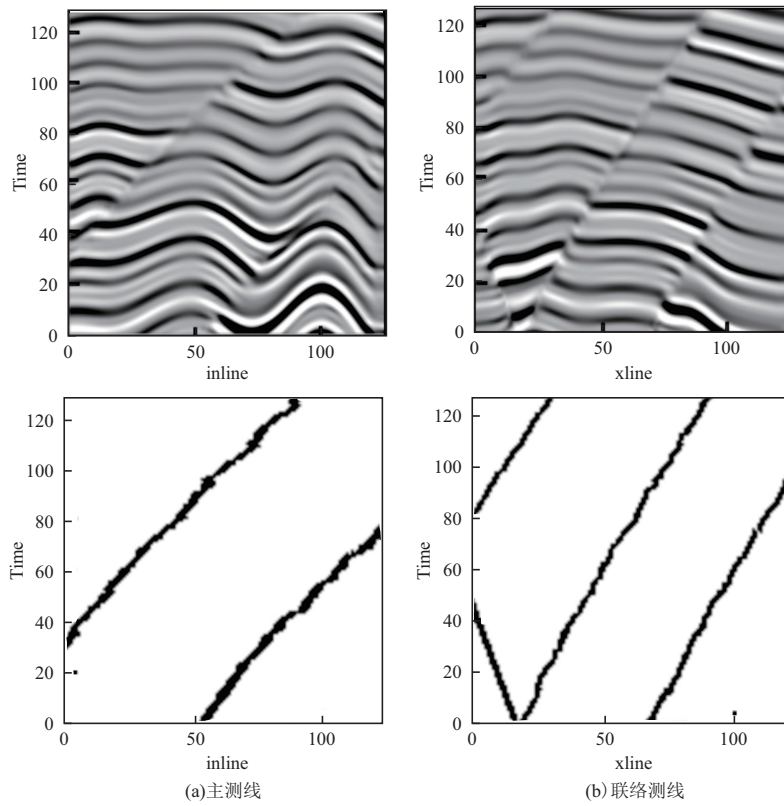


图 6 合成地震数据及断层标签

Fig. 6 Synthetic seismic data and fault labels

本次实验首先对数据进行批量归一化,解决因数据分布不均所造成的训练慢、效率低等问题,随后对每次训练结果进行误差以及精度分析,总共训练 300 次。图 7 和图 8 分别是 Vnet 网络和 SPA-Vnet 网络的训练曲线,左边是 loss 曲线,用于衡量训练时的损失值变化情况,右边是

准确率曲线,衡量训练时准确率的变化。从图中可知,与传统的 Vnet 网络相比,SPA-Vnet 网络有更低的误差 loss 值,更高的准确率 (accuracy) 并且模型达到稳定时的训练次数更少。这说明笔者提出的 SPA-Vnet 网络有着更高的精度,更快的训练速度。

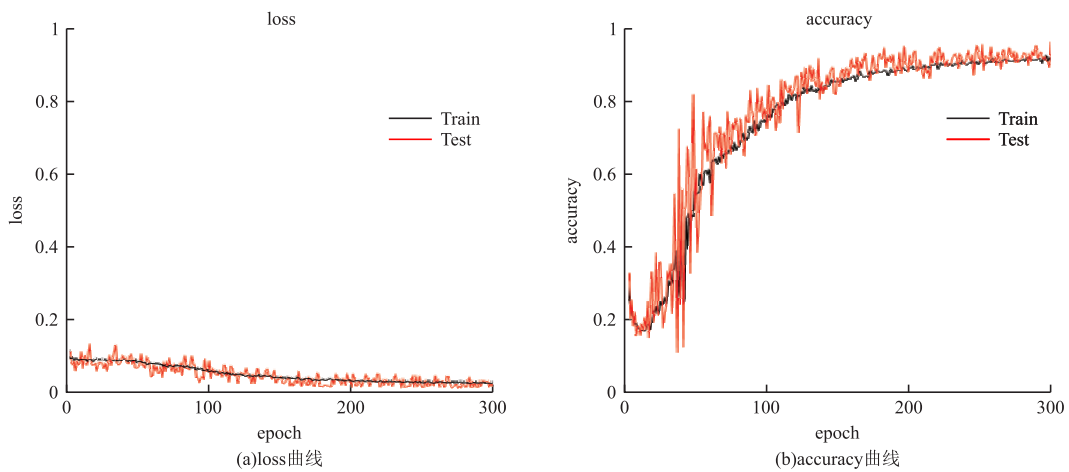


图 7 Vnet 网络的训练曲线

Fig. 7 Training curve of Vnet network

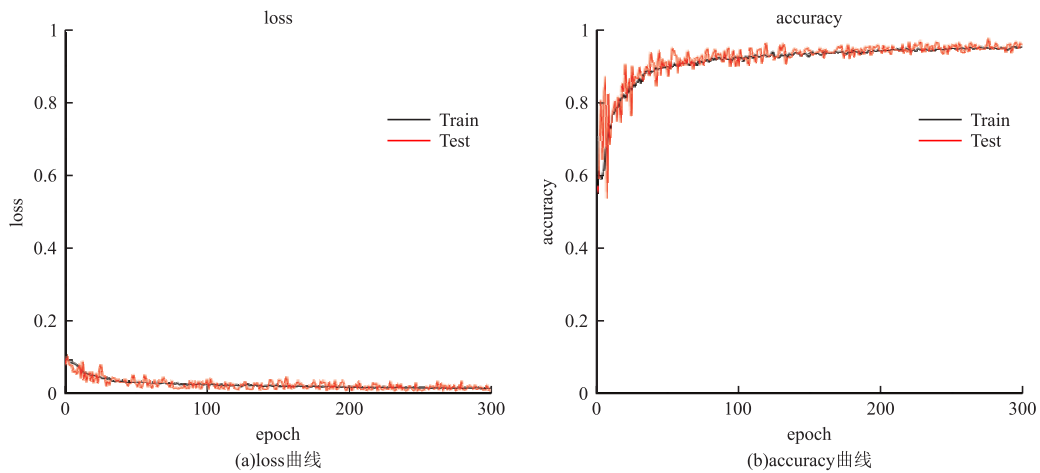


图 8 SPA-Vnet 网络的训练曲线
Fig. 8 Training curve of Vnet network

选择测试集里的一个数据体来验证该算法的精度。图 9 分别为蚂蚁体属性、Vnet 和 SPA-Vnet 网络三种方法的预测结果。从图 9(a) 的蚂蚁体属性预测图可以发现,蚂蚁体属性虽然整体断层预测效果可以,但对于红色椭圆处的断层,出现预测不连续的情况,绿色椭圆处的断层预测不准确;图 9(b) 的 Vnet 网络断层识别整体连续性比蚂蚁体属性更好,但对于右侧边缘处红

色椭圆处的断层,也存在预测不连续的情况,底部绿色椭圆处的断层识别不准确的情况;图 9(c) 的 SPA-Vnet 网络对于断层整体形态和分布能有较好的预测,对于图 9(a)、图 9(b) 中红色椭圆处的细节部分,断层识别连续性更好,图 9(a) 的绿色椭圆区域断层识别不准的情况也没有。这说明笔者提出的 SPA-Vnet 网络具有更好的断层识别能力。

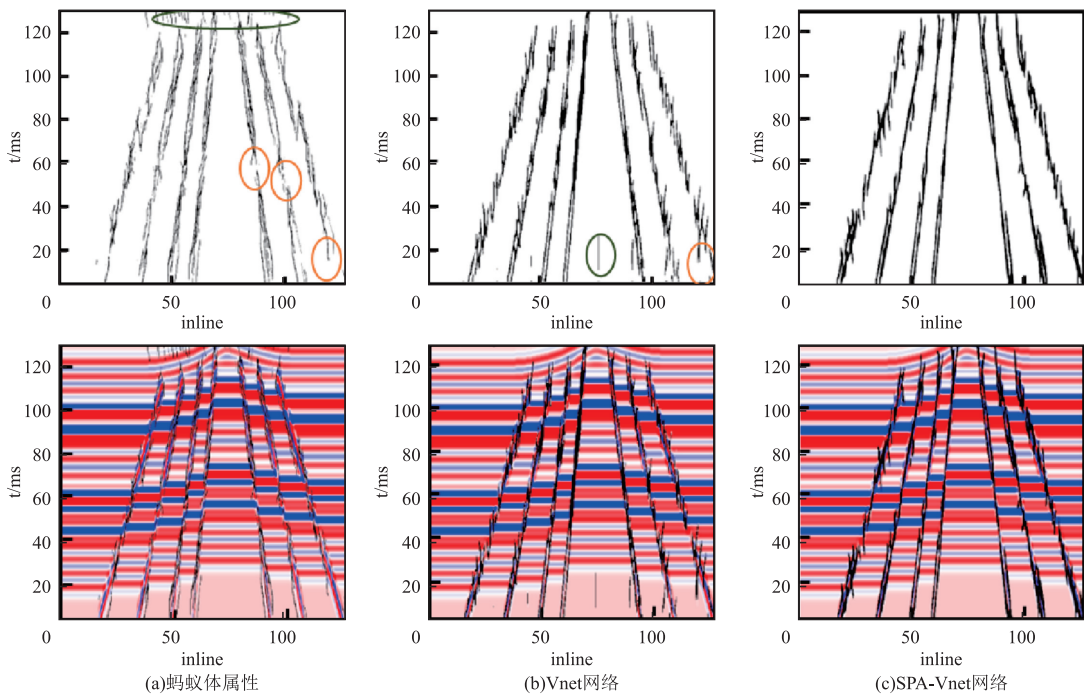


图 9 三种方法断层识别结果
Fig. 9 Fault identification results of three methods

为了定量分析三种方法的断层识别精度,笔者选用 F1 分数(F1_score)来表征算法和网络模型的好坏。F1 分数是一个在深度学习二分类问题中常见的模型评估指标手段,可以把它看作是精确率和召回率的综合,其计算公式如下:

$$F1 = \frac{2TP}{2TP + FN + FP} \quad (2)$$

式中,TP 代表预测和实际均为断层的情况;FN 代

表预测不是断层,但实际是断层的情况;FP 代表预测为断层,但实际不是断层的情况。

表 1 为三种方法的 TP、FN、FP 和 F1 分数大小,从图中可以直观看出,SPA-Vnet 网络 FN 和 FP 值明显小于其他两种方法,这说明该网络预测错误的情况更少;TP 值最大,说明预测准确率更高;F1 分数也高于其他两种方法,这说明笔者提出的 SPA-Vnet 网络的断层预测精度最高。

表 1 三种方法 F1 分数

Tab.1 F1_scores for three methods

方法类型	TP	FP	FN	F1
蚂蚁体属性	96 273	59 523	39 470	0.667 3
Vnet	99 542	49 366	21 984	0.744 5
SPA-Vnet	103 938	40 684	12 451	0.796 4

3 实际应用

3.1 数据准备

研究区位于珠江口盆地珠一坳陷东侧的陆丰凹陷,属于坳陷内次一级构造单元。经历了晚白垩世到晚始新世的逆冲挤压裂陷期,渐新世以后的断陷裂谷时期的多期复杂构造演化而形成的中生代基底和新生代地层组合,该地区发育有

EW-NWW 向和 NE-NEE 向先存逆冲体系。图 10 为陆丰地区的区域构造图,图中红色线条为断层线,黑色方框区域为本次研究的区域,其中 2 井和 3 井附近主要有 NW 向和 NE 向断层发育,1 井和 4 井顶部有近似 EW 向断层发育。根据井上薄片可知,所选择区域断层走向主要为 NW-SEE 向和 NW-SE 向,倾向为南西。潜山内部长英质矿物含量高,以长石、石英等浅色矿物为主,暗色矿物含量较低。

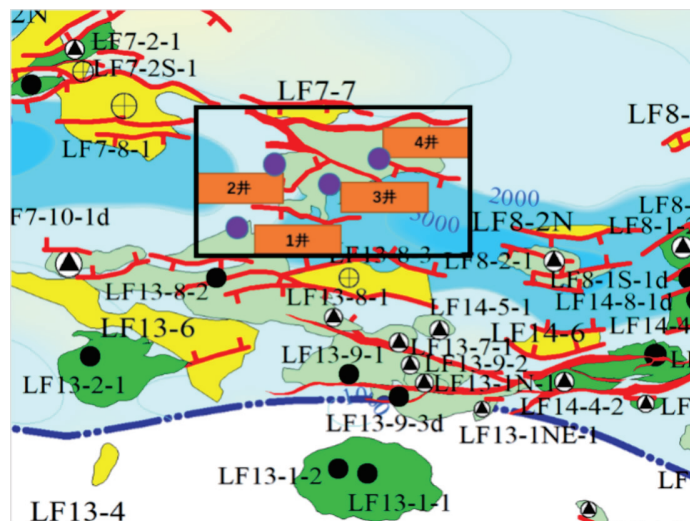


图 10 区域构造图

Fig.10 Regional structural map

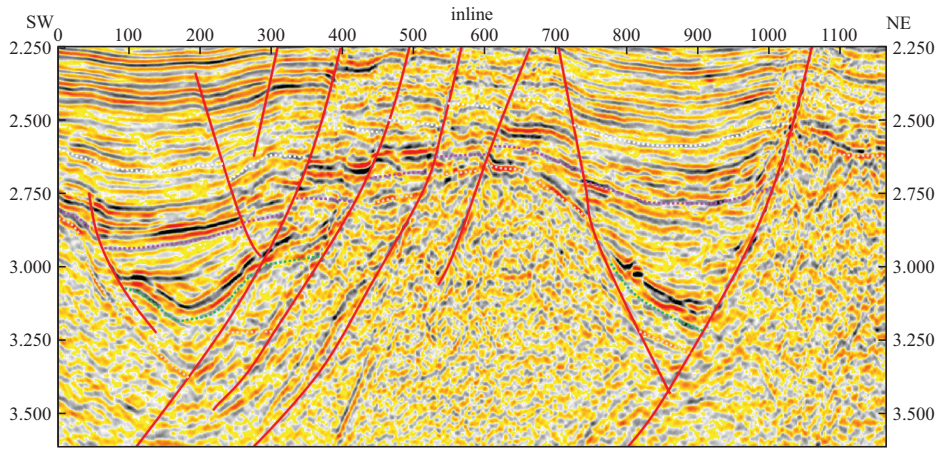


图 11 构造剖面图

Fig. 11 Construction profile map

从图 11 的构造剖面分析可知, tg 层上方为沉积地层, 断层的主要标志是地层反射同相轴发生错断, 而 tg 层下方潜山为基岩, 其主要岩性为火成岩, 由于其独特的块状结构导致其反射同相轴在剖面上是不连续的。但当潜山内部岩层出现错动时, 错动两侧岩石的弹性性质发生变化, 导致当地震波传播到该位置时发生反射和散射, 出现类似反射波的断面波, 而这些断面波在地震剖面上则会显示为连续同相轴的形态。基于此, 可把 tg 层下方的反射同相轴识别为断层。

从图 12 的原始剖面可以看出, 在该区域部分区域大断层的断面波明显; 但小断层特征复杂, 不能很好识别。因此对于该数据进行倾角导向滤波处理, 突出地层接触关系, 改善低信噪比地震资料的品质, 加强较弱的同相轴。如图 13 所示, 经过边缘滤波处理之后, 地震剖面上的断层特征更明显, 对于潜山下较弱的同相轴也增强了。将滤波后的数据进行归一化处理后可导入 SPA-Vnet 网络进行断层识别。

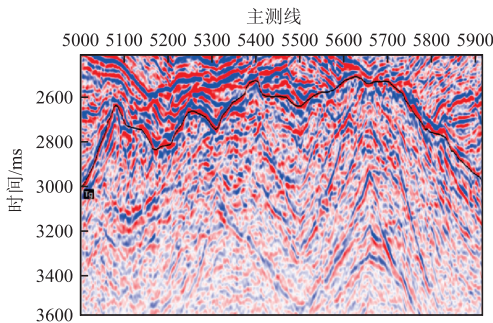


图 12 原始剖面

Fig. 12 Original profile

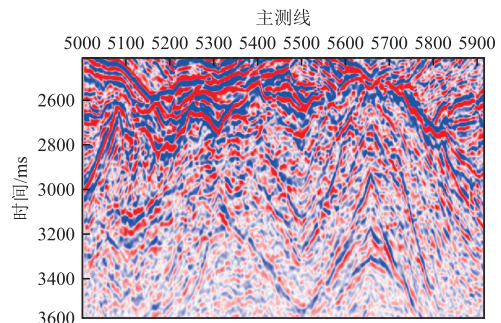


图 13 滤波后的剖面

Fig. 13 Filtered profile

3.2 结果分析

对经过处理后的数据进行断层预测, 图 14 的(a)(b)和(c)分别是蚂蚁体属性、Vnet 和 SA-Vnet 网络预测结果的切片展示, 其中红色虚线为区域断层在切片上的展示。三种方法断层识别结果的切片均和区域断层展布有一定的吻合, 并与井上的裂缝走向基本一致, 说明三种方法均有一定的效果。图 14(a)的蚂蚁体属性切片断层预测部分较连续, 但从细节部分来看, 4 井绿色椭圆区域的近似 EW 向的断层以及 4 井附近的 NNW 向断层并未很好识别, 笔者认为这是因为利用蚂蚁体进行断层预测时, Stereonet 图会进行倾角和方位角的控制, 这会导致蚂蚁体属性对某些部位的断层出现识别不准的情况。图 14(b)的基于 Vnet 网络的断层识别整体预测效果较好, 能将蚂蚁体属性未识别的顶部近似 EW 向断层较好识别出来, 但是对于绿色椭圆部位的 NW 向断层预测不连续, 2 井和

3 井之间的 NE 向断层识别差;而图 14(c)的基于 SPA-Vnet 网络的断层预测结果与区域的断层展布有很高的吻合性,对于蚂蚁体和传统 Vnet 网络断层识别较差的区域,SPA-Vnet 网络均有较好的预测效果,并且提高了断层的连续

性,这是因为引入注意力机制,增大了对目标区域的特征响应,提高了网络对目标区域的关注度。相对于传统的蚂蚁体属性和 Vnet 网络断层识别方法来说,SPA-Vnet 网络的断层识别结果连续性更强,精度更高,效果更好。

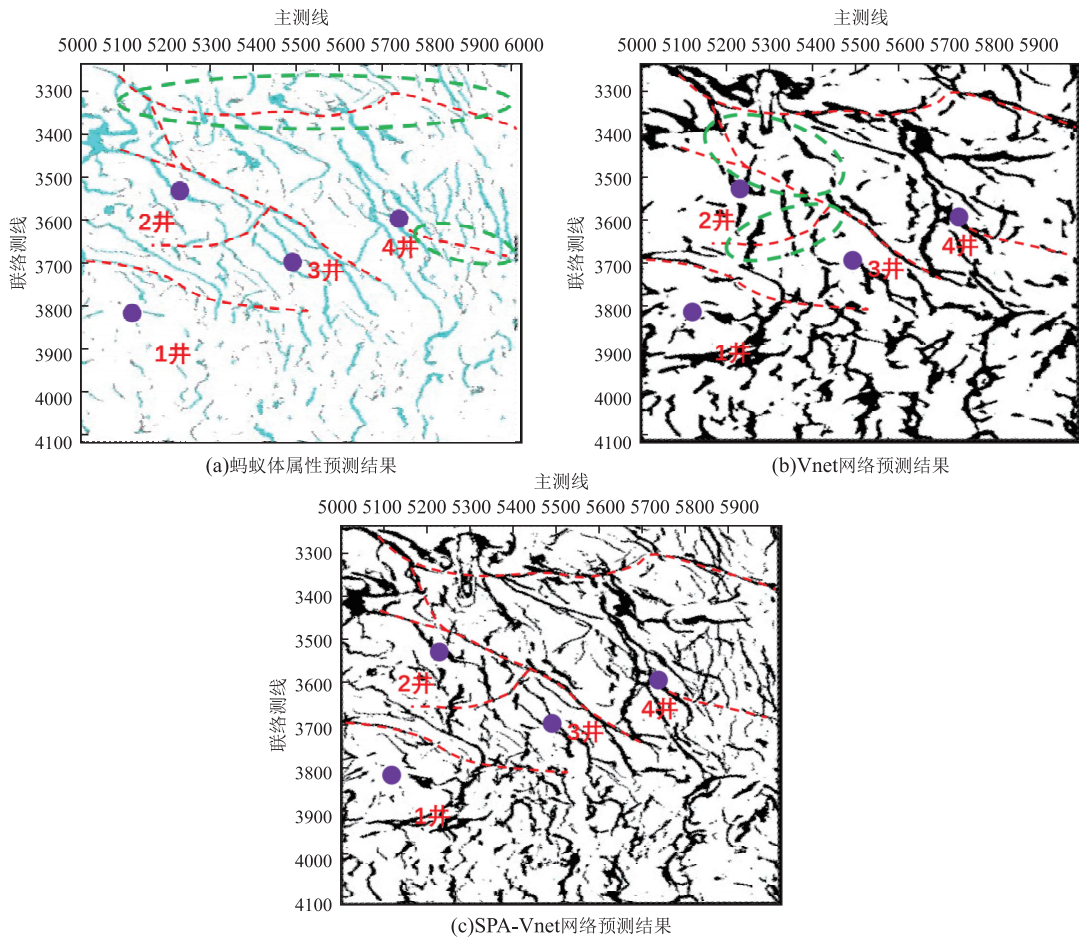


图 14 三种方法的断层预测结果

Fig. 14 Fault prediction results of three methods

为了进一步展示三种方法的预测效果,通过各井绘制连井剖面,分析各方法的剖面断层识别效果。图 15~图 17 分别是蚂蚁体属性、Vnet 和 SPA-Vnet 网络预测结果的剖面展示。从图 15 可以明显看出,针对绿色方框处绿色箭头所指的部位蚂蚁体断层预测效果差,笔者认为这是因为蚂蚁体属性在进行断层识别时,各类参数的设置和 stereonet 图对于倾角和方位角的控制,导致其无法识别该位置的断层。整体来看,Vnet 网络和 SPA-Vnet 网络的断层预测结果连续性较好。但传统的 Vnet 网络对于绿色方框处绿色箭头所指的断层识别连续性差(图 16),而 SPA-Vnet 网络的断层预测结果更连续,断层刻画更精细(图 17)。所以整体来说

SPA-Vnet 网络对于火成岩潜山的断层具有更好的预测精度。

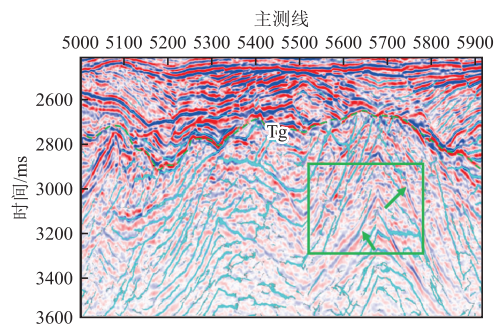


图 15 蚂蚁体属性预测结果

Fig. 15 Ant tracking prediction results

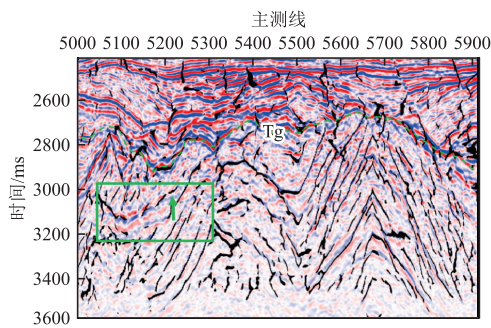


图 16 Vnet 网络预测结果

Fig. 16 Vnet network prediction results

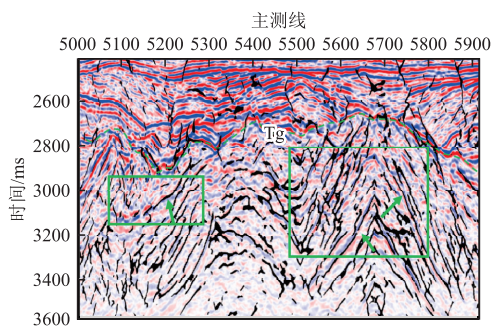


图 17 SPA-Vnet 网络预测结果

Fig. 17 SPA-Vnet network prediction results

4 结论

古潜山储层的断层识别难度大,传统的属性方法不能很好地识别断层的发育特征。基于此笔者提出金字塔结构的膨胀卷积(SPD)与基于注意力机制的 Vnet 网络相结合的 SPA-Vnet 古潜山储层断层识别方法,通过研究分析获得以下结论:

1)和传统的蚂蚁体属性断层识别方法相比,SPA-Vnet 网络对于断层的识别能力更强,断层的连续性更好,这表明 SPA-Vnet 网络比蚂蚁体属性更能满足实际储层断层识别的要求。

2)与传统的 Vnet 网络相比,训练时笔者提出的 SPA-Vnet 网络具有更低的 loss 值,更高的 accuracy 值和 F1 分数,这表明 SPD 结构和注意力机制的引入提高了 Vnet 网络的断层识别精度。在实际应用中,SPA-Vnet 网络具有更好的断层连续性,局部细节也更加丰富,具有更高的识别精度。在潜山断层预测有很好的应用前景。

参考文献:

[1] 田园圆,季春辉,许艳. 潜山油气藏形成条件与勘探

技术[J]. 特种油气藏, 2009, 16(2): 14-20.

TIAN Y Y, JI C H, XU Y. Buried hill reservoir-forming conditions and exploration technology [J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2009, 16(2): 14-20. (In Chinese)

[2] 杨威. 曲率属性分析及其应用[D]. 成都: 成都理工大学, 2011.

YANG W. Curvature attribute analysis and its application[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2011. (In Chinese)

[3] 隆雨辰,李俊,王志章,等. 综合蚂蚁体及曲率属性的断裂识别方法及应用[J]. 油气藏评价与开发, 2017, 7(4): 6-9.

LONG Y C, LI J, WANG Z Z, et al. Fracture identification methods and applications of integrated ant body and curvature attribute[J]. Reservoir Evaluation and Development, 2017, 7(4): 6-9. (In Chinese)

[4] 李楠,王龙颖,黄胜兵,等. 利用高清蚂蚁体精细解释复杂断裂带[J]. 石油地球物理勘探, 2019, 54(1): 182-190.

LI N, WANG L Y, HUANG S B, et al. Utilizing high-definition ant body structure to precisely explain complex fault zones[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2019, 54(1): 182-190. (In Chinese)

[5] 孙万元,邓勇,胡林,等. 琼东南盆地深水区松南低凸起基岩潜山地球物理特征及评价研究[J]. 物探化探计算技术, 2021, 43(3): 323-330.

SUN W Y, DENG Y, HU L, et al. Research on the geophysical characteristics and evaluation of buried hills in the deep water zone of songnan low uplift in the Qiongdongnan Basin [J]. Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration, 2021, 43(3): 323-330. (In Chinese)

[6] 陈波,孙德胜,朱筱敏,等. 利用地震数据分频相干技术检测火山岩裂缝[J]. 石油地球物理勘探, 2011, 46(4): 610-613.

CHEN B, SUN D S, ZHU X M, et al. Fracture detection in volcanic rocks using discrete frequency coherency cubes on full-azimuth seismic data[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2011, 46(4): 610-613. (In Chinese)

[7] 张超铭,文晓涛,兰昀霖,等. 蚂蚁曲率融合属性在华北潜山裂缝型储层中的应用[J]. 物探化探计算技术, 2023, 45(1): 53-60.

ZHANG C M, WEN X T, LAN Y L, et al. Application of improved ant body attribute extraction method in fracture prediction of buried hill reservoir[J]. Computing Techniques for Geophysical and Geochemical

- Exploration, 2023, 45(1): 53–60. (In Chinese)
- [8] TINGDAHL K M, DE ROOIJ M. Semi-automatic detection of faults in 3D seismic data[J]. Geophysical Prospecting, 2005, 53(4): 533–542.
- [9] 孙振宇, 彭苏萍, 邹冠贵. 基于 SVM 算法的地震小断层自动识别[J]. 煤炭学报, 2017, 42(11): 2945–2952. SUN Z Y, PENG S P, ZOU G G. Automatic identification of small faults based on SVM and seismic data [J]. Journal of China Coal Society, 2017, 42(11): 2945–2952. (In Chinese)
- [10] OKTAY O, SCHLEMPER J, LE FOLGOC L, et al. Attention U-net: Learning where to look for the pancreas [EB/OL]. 2018: 1804. 03999. <https://arxiv.org/abs/1804.03999v3>
- [11] 何易龙, 文晓涛, 王锦涛, 等. 基于 3D U-Net++ + L~3 卷积神经网络的断层识别[J]. 地球物理学进展, 2022, 37(2): 607–616. HE Y L, WEN X T, WANG J T, et al. Fault recognition based on 3D U-Net++ + L³ convolutional neural network [J]. Progress in Geophysics, 2022, 37(2): 607–616. (In Chinese)
- [12] 李卿武, 王兴建, 张强, 等. 古潜山内幕构造及储集体刻画——以胜利油区富台潜山为例[J]. 物探化探计算技术, 2023, 45(4): 435–442. LI Q W, WANG X J, ZHANG Q, et al. Internal structure and reservoir characterization of ancient buried hills: a case study of Futai Qianshan in Shengli Oilfield [J]. Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration 2023, 45(4): 435–442. (In Chinese)
- [13] 芦凤明, 孟瑞刚, 张军华, 等. UNet++ 和迁移学习相结合的复杂断裂识别方法研究[J]. 地球物理学进展, 2022, 37(3): 1100–1111. LU F M, MENG R G, ZHANG J H, et al. Research of complex fault recognition method based on UNet++ network and transfer learning technique [J]. Progress in Geophysics, 2022, 37(3): 1100–1111. (In Chinese)
- [14] MILLETARI F, NAVAB N, AHMADI S A. V-net: Fully convolutional neural networks for volumetric medical image segmentation [C]//2016 Fourth International Conference on 3D Vision (3DV). October 25–28, 2016, Stanford, CA, USA. IEEE, 2016: 565–571.
- [15] 路鹏飞, 杜文龙, 李丽, 等. 基于 VNet 深度学习架构的低序级断层智能识别方法[J]. 石油地球物理勘探, 2022, 57(6): 1276–1286. LU P F, DU W L, LI L, et al. Intelligent recognition method of low-grade faults based on VNet deep learning architecture [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2022, 57(6): 1276–1286. (In Chinese)
- [16] YU F, KOLTUN V. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions [EB/OL]. 2015: 1511. 07122. <https://arxiv.org/abs/1511.07122v3>
- [17] 顾一凡. 基于分组膨胀卷积和级联网络的语义分割算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018. GU Y F. Research on semantic segmentation algorithm based on packet expansive convolution and cascade network [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018. (In Chinese)
- [18] 乔文凡, 慎利, 戴延帅, 等. 联合膨胀卷积残差网络和金字塔池化表达的高分影像建筑物自动识别[J]. 地理与地理信息科学, 2018, 34(5): 56–62. QIAO W F, SHEN L, DAI Y S, et al. Building extraction from high resolution remote sensing images by combining dilated convolutional residual networks and pyramid pooling representation [J]. Geography and Geo-Information Science, 2018, 34(5): 56–62. (In Chinese)
- [19] MEHTA S, RASTEGARI M, CASPI A, et al. ESP-Net: efficient spatial pyramid of dilated convolutions for semantic segmentation [M]//Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer International Publishing, 2018: 561–580.
- [20] HU J, SHEN L, ALBANIE S, et al. Squeeze-and-excitation networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(8): 2011–2023.
- [21] 郭列, 张团善, 孙威振, 等. 融合空间注意力机制的图像语义描述算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(12): 1210030. GUO L, ZHANG T S, SUN W Z, et al. Image semantic description algorithm with integrated spatial attention mechanism [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(12): 1210030. (In Chinese)
- [22] WU X M, LIANG L M, SHI Y Z, et al. Fault Seg 3D: Using synthetic data sets to train an end to end convolutional neural network for 3D seismic fault segmentation. Geophysics, 2019, 84(3): IM35–IM45.

Identification of buried hill faults based on SPA-Vnet network

JIANG Peng, WEN Xiaotao

(Key Laboratory of Earth Exploration and Information Techniques of Ministry of Education, Chengdu 610059, China)

Abstract: Due to the complex factors of reservoir formation and geological structure and the influence of multi-stage tectonic compression movements, traditional attribute extraction methods such as ant body fault extraction are difficult to identify the distribution characteristics of buried mountain faults accurately. This article proposes a fault identification method for ancient buried hill reservoirs based on the SPA-Vnet network. Combining the dilated convolution of the pyramid structure with the attention mechanism increases the Vnet algorithm's feature response to the target area, improving the network's ability to recognize faults. Applying it to the ancient buried hill reservoir in the Lufeng Depression, the data is first processed by edge-preserving filtering, normalization, etc. to improve the resolution of the data and enhance the characteristics of faults. Finally, the predicted results will be compared with ant body attributes and traditional Vnet networks. The experimental results show that the SPA-Vnet network has lower loss, higher accuracy, better fault continuity on the profile, richer details, and higher accuracy during training. Provide a method for identifying faults in ancient buried mountain reservoirs.

Keywords: SPA-Vnet network; attention mechanism; expansion convolution; buried hill; fault identification