

文章编号: 1001-1749(2023)01-0028-08

基于机器学习属性建模地震响应特征数值模拟及分析

陈榆桂, 阎建国, 邓儒炳, 王钰鹏, 李 辉

(成都理工大学 地球物理学院, 成都 610059)

摘要: 基于属性建模的数值模拟方法正在成为复杂地震响应特征分析的一种有力手段, 这里在二维数值模拟方法研究中, 提出和采用了基于多种信息的属性建模方法, 包括将机器学习算法应用到属性建模中, 利用 U-net 网络改进了低信噪比资料的断缝系统识别精度, 并将这种识别结果用于潜山内幕复杂断缝系统的建模中, 再通过有限差分数值模拟方法, 得到了较为符合地下实际条件的地震响应特征数值模拟结果, 并且与实际资料上的复杂波场特征对应度高, 实现了几何和物理参数的空间变化模拟, 提高了数值模拟的精度和可靠度。应用提出的属性建模地震响应特征分析方法及流程, 证实了研究区潜山内幕断缝系统的地震响应特征主要呈现为“高陡网状反射”和“短轴不连续反射”的特征及相关结论, 为研究区复杂潜山储层地震响应特征认识和裂缝预测提供了借鉴。

关键词: 属性建模; 数值模拟; 机器学习; 地震响应特征; 裂缝预测

中图分类号: P 631.4 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-1749.2023.01.04

0 引言

古老潜山(基底)油气藏、缝洞型油气藏等复杂油气藏, 是当前油气勘探开发的重要目标之一。这类复杂油气藏, 特别是一些古老潜山油气藏往往具有埋藏深, 断缝系统发育, 地震资料分辨率低, 地震响应特征复杂的特点, 从而使得波场特征认识及进行地震储层预测时, 常常出现不确定性。而地震数值模拟方法是研究分析“不确定性”的有力手段之一。但是在当前常用的地震响应特征的数值模拟的建模中, 主要是通过建立一些“理想化”的理论模型来进行数值模拟, 因此很难分析说明复杂储层的地震响应特征。

近年来, 将基于实际地震资料的分析结果用于数值模拟的几何和物性模型的构建中, 这种基于属

性建模的数值模拟方法, 引起了人们的广泛关注, 成为了复杂地震响应特征分析的一种有力手段。孙志勇等^[1]在建立不同发育形态的裂缝网格模型时采用了基于离散裂缝网络的建模技术; 胡勇等^[2]则是将反演成果运用到了物性和几何的建模上; 薛艳梅等^[3]则是在随机建模的基础上加入了确定性建模技术, 同时利用了地质、地震、测井等信息对裂缝进行分级, 从而成功建立了裂缝储集相模型; 张亚春等^[4]将蚂蚁属性运用到了建模之中, 建立了裂缝属性模型; 李良泉^[5]改进常规的二维数值建模手段, 根据钻井信息进行物性的填充; 林承焰等^[6]将随机建模与构造应力场数值模拟方法相结合, 用离散裂缝网络建模方法建模等。但是在针对一些低信噪比资料的地震响应特征分析中, 地震属性分析结果本身就存在较大的不确定性, 因此要想建立起较为精确的并且符合实际地下地震地质条件的正演模型, 仍然面

临很大地挑战。

用基于属性建模的思想进行裂缝储层的正演模拟建模,其模型的可靠性取决于裂缝识别精度。目前的裂缝识别主要采用地震和测井两种方法,地震方法主要是利用相干、蚂蚁追踪等属性分析方法进行裂缝系统的平面分布特征的认识。而在裂缝系统的剖面解释中,主要还是人工识别和判断。因此基于地震资料的断缝系统的解释仍然是耗时耗力,而且对于一些低信噪地震资料,提高断缝识别精度和可靠性都是亟需解决的问题。近年来随着人工智能的发展,许多机器学习算法被研究人员用于裂缝识别及预测中,用于提高基于地震资料的断缝系统的可靠性以及减少人工干预实现自动化等,并取得了许多进展。Wu 等^[16]提出了利用基于 CNN(卷积神经网络)的 U-net 模型对断层进行预测。这种深度学习方法为我们提高基于属性建模的数值模拟准确性和可靠性,提供了一种有力的手段^[7-11]。

笔者将具有 U-net 网络结构的卷积神经网络算法,用于低信噪比资料复杂断缝系统的识别和建模中,得到地下复杂断缝系统更加准确的空间位置信息,为建立符合实际地下地震地质条件的正演模型创造了条件。最后通过有限差分数值模拟方法得到的地震响应特征与实际地震剖面对应较好,具有较高的精度和可靠度,为认识分析研究区复杂潜山储层的地震响应特征提供了依据。应用本文提出的属性建模地震响应特征分析方法及流程,证实了研究区潜山内幕断缝系统的地震响应特征主要呈现为“高陡网状反射”和“短轴不连续反射”的特征及相关结论。

1 机器学习属性建模

对于渤海潜山变质岩复杂储层的建模,为了避免人为刻画断层及裂缝发育情况的不准确性,采用了基于机器学习算法的断层(裂缝)解释和识别技术,将所得到的断缝系统解释结果用于正演模拟的模型建立中,结合常规解释中的层位和断层解释结果,可以较为精确地刻画地下的断缝系统,为精确建模奠定了基础,然后利用波动方程正演模拟进行计算得到与实际地震剖面更加接近的地震记录用于地震响应特征的分析研究。本次数值模拟中,所采用的建模方法是将基于地震资料分析得到断缝解释结果用于构建正演几何模型,其物性参数是根据测井或地震反演结果进行约束得到的,属于一种“属性建

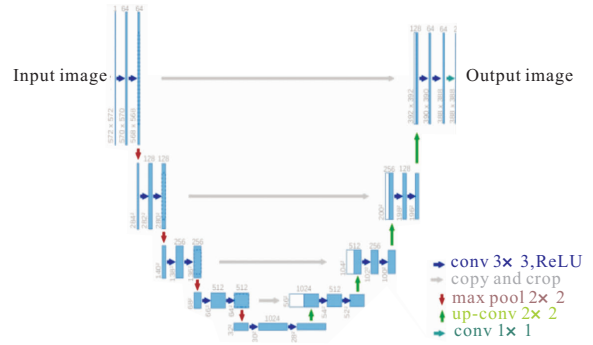


图 1 U-net 网络结构(引自:Ronneberger et al,2015)

Fig. 1 U-net network structure(quoted from:Ronneberger et al, 2015)

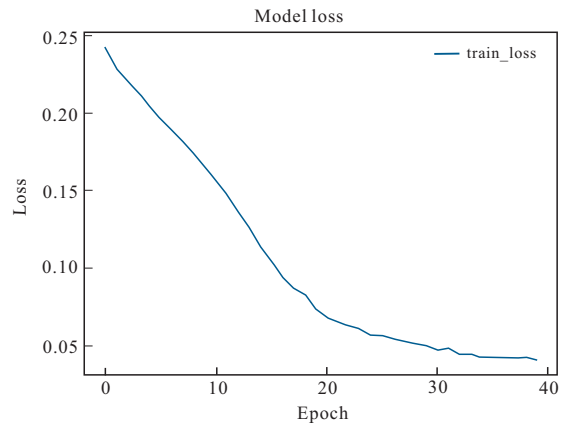


图 2 训练模型损失函数下降曲线

Fig. 2 Loss function decline curve in training model

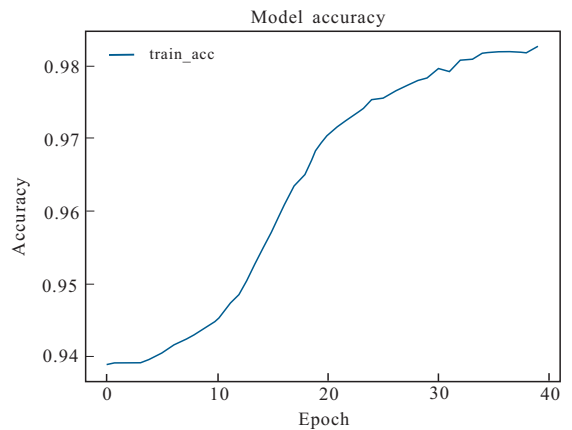


图 3 训练模型准确率上升曲线

Fig. 3 The rising curve of accuracy in the training model

模”方法^[5]。该方法主要特点是可以更准确地刻画正演模型的纵横向变化,包括几何和物性,从而提高模拟精度和可靠度。将基于机器学习算法引入到本次研究的属性建模数值模拟中,主要是利用机器学习算法改善断缝检测的精度和可靠度,具体应用中是用机器学习算法检测得到的断缝数据植入到根据

常规解释得到的背景模型中,使得断缝的空间位置及分布特征更为精确,能够更好地认识由于裂缝存在而带来的地震响应特征变化^[12-14]。

U-net 网络^[15]正如名字一样,是 U 型结构的卷积神经网络的深度学习算法,其网络结构如图 1 所示,左侧是降采样层,右侧是上采样层^[15]。左侧包含 4 个卷积层(convolution layer),右侧包含 4 个上采样(up sampling layer)。U-net 另一个特点就是网络中的每个卷积层得到的特征图都会和上采样使用连接(concatenate)对应,每个卷积层提取的特征都会应用到后续的计算中,从而实现了每层特征的有效使用。其中卷积层可认为是由多个特征映射构成,多个神经元组成特征映射,一个卷积核对应一个特征映射图,有多少个卷积核,就会有多个特征映射图,每个神经元通过卷积核(Kernel)与上层特征映射的一部分神经元相连。卷积核为一个随机初始化的权值矩阵,其作用是与上一层计算得到的特征映射进行如下卷积操作。

$$y = \sum_{i=1}^{n \times n} x_i w_i + b \quad (1)$$

其中: $n \times n$ 为卷积核大小; x_i 为区域内第 i 个像素点的输入值; w_i 为对应的权值矩阵元素值; b 为计算后加入的偏置; y 为卷积运算结果。卷积后会经过池化层,图像的尺寸会变为原来的一半。上采样层(up sampling layer)每次会对图像进行反卷积操作,使图像的尺寸变为两倍,使图像与相应卷积层的尺寸相对应,最后使输出的尺寸大小和输入尺寸大小相等。

这里采用的训练数据和标签数据来自伍新民提供的公开数据集^[16],取 200 组理论数据和 200 组理论标签进行训练,使用的优化函数为 Adam,学习率为 0.001,训练完成后准确率能达到 98.2%,损失函数大小为 0.045 左右不再变化,认为是已经收敛,损失函数下降曲线以及模型准确率上升曲线分别如图 2、图 3 所示。为了验证训练好的网络效果,随机选择了两个理论数据进行预测。图 4 为机器学习断层识别的理论数据例子,其中图 4(a)、图 4(b)为 200 组理论数据中随机选择的两个用于训练学习的数据,图 4(c)、图 4(d)为所对应的标签,图 4(e)、图 4(f)为预测的结果。从图 4 可以看出,该方法能够有效的识别出断层,具有较高的精度。

利用机器学习算法进行地下断缝系统的识别,然后将这种识别结果加入到背景模型中,从而完成

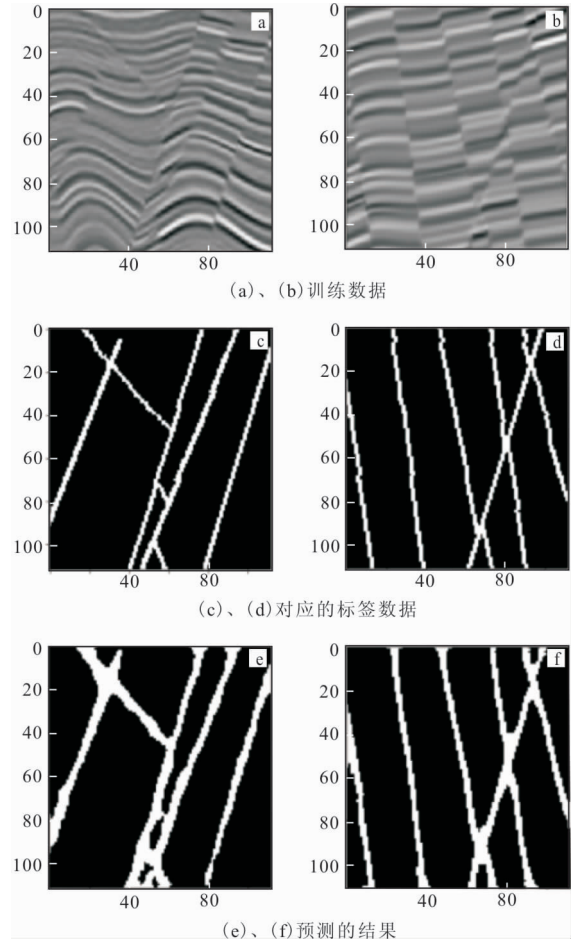


图 4 合成数据机器学习断层识别结果图
Fig. 4 Image of composite data machine learning fault identification results



图 5 储层属性建模示意图
Fig. 5 Reservoir property modeling schematic

模型建立。该建模技术由于能够提供准确的断缝空间位置,从而极大地提高了建模的精度。具体建模过程如图 5 所示,首先根据实际地震资料的构造解释结果,建立背景模型(图 5(a));然后基于机器学习断层识别技术或其它属性方法得到裂缝空间发育位置(图 5(b)),再结合测井、钻井统计资料,采用 Hudson 模型计算裂缝发育带的等效纵波速度;最后利用层位控制,将计算获得的断缝检测结果植入到背景模型之中,然后将计算得到的裂缝速度进行填充,完成属性模型的建立(图 5(c))

2 地震波场的模拟计算

数值模拟计算是通过建立的数值模型并按实际观测方式进行波动方程等数值计算而得到地震波场的过程。这里仅介绍基于属性建模的二维正演模拟方法。

在纵波地震勘探中, 只考虑压力 P 的变化产生的纵波, 并且法向应力与压力在数值上相等, 方向相反, 因此 $\mu=0, \lambda=\kappa$ (体积模量), 其中 $\kappa=\rho v_p^2$ 。而应力应变关系为 $p=\kappa\theta, \theta=\varepsilon_{xx}+\varepsilon_{yy}+\varepsilon_{zz}$, 在不考虑外力作用的情况下, 由微分方程得到二维各向同性介质的二阶声波波动方程为式(2)。

$$\frac{1}{v^2} \left(\frac{\partial^2 u}{\partial t^2} + \frac{\partial^2 w}{\partial t^2} \right) = \nabla \theta \quad (2)$$

此时若质点速度用 v_x, v_y 表示, 则可以得到二维各向同性介质下的一阶速度—应力声波方程为式(3)。

$$\begin{aligned} \frac{\partial p}{\partial t} &= -\kappa \left(\frac{\partial v_x}{\partial x} + \frac{\partial v_z}{\partial z} \right) \\ \frac{\partial v_x}{\partial t} &= -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial x} \\ \frac{\partial v_z}{\partial t} &= -\frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial z} \end{aligned} \quad (3)$$

在利用有限差分解波动方程正演问题时, 主要有两种形式: ①交错网格; ②规则网格。由于交错网格具有更加快捷的计算, 较高的模拟精度以及对频散现象的有效抑制, 因此在这里的研究中使用交错网格差分算法。图 6 为这里所采用的基于属性建模的地震响应特征数值模拟方法流程图。结合前面的阐述, 从图 6 中可以看到, 该方法流程的核心是引入机器学习算法得到较为准确的地下断缝系统的分布特征完成属性建模, 继而通过响应特征对比分析不断修改模型参数, 最后完成数值模拟的全过程。

3 实例分析及应用

将笔者所提出的方法流程, 应用到了渤海某地太古界变质岩潜山储层的地震响应特征分析中。根据现有勘探成果及认识研究区太古界变质岩潜山储层普遍埋藏深(5 000 m 左右)、地质构造复杂、断缝系统普遍发育、地震资料分辨率低等特点。因此认识变质岩储层的地震响应特征及机理, 对于该类储层的地震预测有着至关重要的作用。图 7 为研究区一条实际地震连井剖面。从图 7 可以看到, 太古界

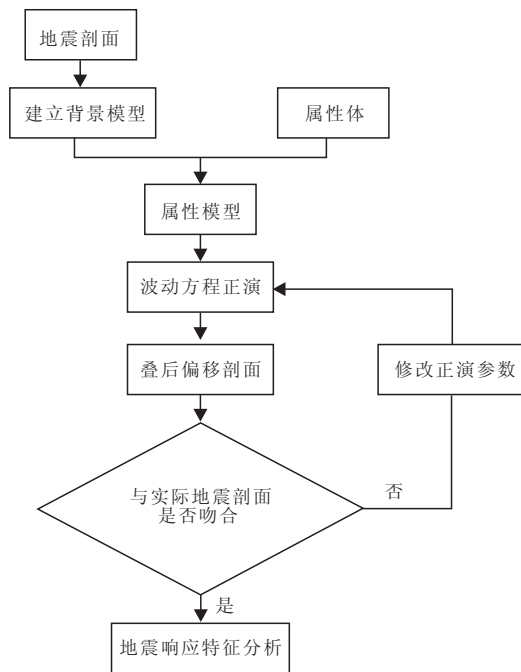


图 6 基于属性建模地震响应特征数值模拟流程图
Fig. 6 Flow chart of numerical simulation of seismic response characteristics based on attribute modeling

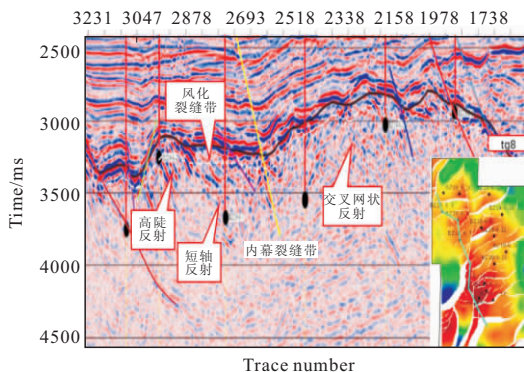


图 7 渤海某地实际连井剖面图

Fig. 7 Sectional view of an actual connecting well in Bohai sea

顶(图中黑色实线)具有连续强振幅反射特征, 在强振幅下(太古界内幕)的地震波场呈杂乱反射特征, 主要有高陡反射; 交叉网状反射以及短轴状不连续反射。

图 8 展示了研究区一条实际地震剖面及机器学习断缝系统识别结果。图 8(a)为实际资料原始的地震剖面, 图 8(b)为利用第一节中所述的 U-net 网络算法和数据(200 组理论数据和其对应的标签数据集)识别预测的断缝系统结果, 白色的区域表示的就是预测出的断缝区域。由图 8 可以看出, 此网络模型很好地预测出了断层位置, 验证了模型的

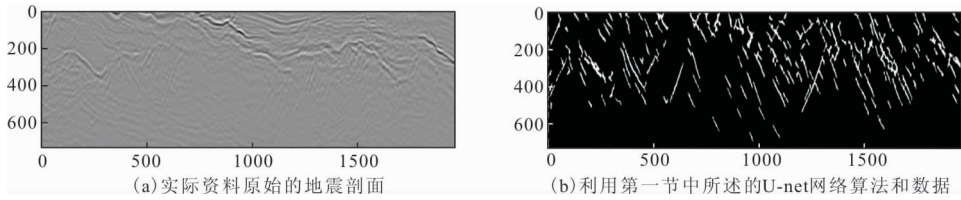


图 8 实际资料断层识别结果

Fig. 8 Actual data fault identification results

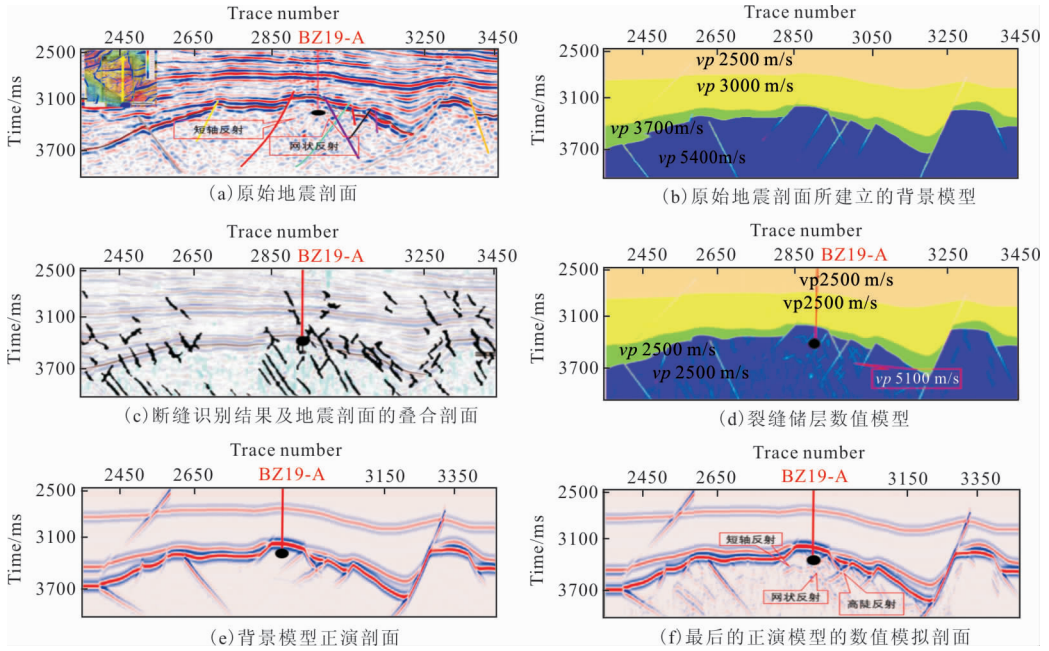


图 9 过 BZ19—A 井地震剖面数值模拟

Fig. 9 Through the seismic profile numerical simulation of well BZ19—A

泛化能力。另外因为测试数据中还含有一定的噪音,所以测试结果可以证明,此网络也具有一定的抗噪能力。

由于渤海某地太古界变质岩潜山受多期构造运动影响,断缝系统较为复杂,加之目的层较深,地震资料的分辨率和信噪比都较低,因此潜山储层断缝系统的响应特征存在不确定性,响应特征与断缝发育特征的对应关系及变化规律需要进一步确定。

在实际资料的断缝系统识别应用中,为了提高机器学习算法的识别精度,除了利用理论数据集标签进行训练外,我们也参照周东红等^[15]提出的方法加入了部分实际数据进行训练,进一步优化网络结构,可以得到较为精细的断缝系统的空间分布特征,有利于得到较好的数值模拟结果。

结合实际资料数值模拟的结果,重点参数地震响应特征分析的结果和认识如下。

1) 过 BZ19—A 井地震剖面数值模拟,从图 9 可以看出,断缝识别结果与地震剖面有一定对应关系;

图 9(d) 为断缝检测植入背景模型后完成的最终裂缝储层数值模型,其中的物性参数是参考已钻井信息确定的。从图 9(a)~图 9(d) 可以看出,裂缝和断层的空间位置模型较为精细,为得到准确的数值模拟结果奠定了基础。

从图 9(f) 可以看出,在加入裂缝后的正演剖面上出现了明显的“杂乱”反射特征,即不同强弱的短轴不连续反射和“网状反射”特征,这与实际地震剖面(图 9(a))较为一致,具有一定横向和纵向延伸的破碎带或裂缝带,在地震剖面上表现为具有一定延伸性的强弱能量变化的反射特征。在井点处有明显的强能量短轴不连续反射特征,并且井两边都有大型断层发育显现的高陡反射特征。根据已钻井结果得知,BZ19—A 井在风化裂缝带为高产,因此确认这种“高陡反射伴生的短轴不连续反射”可以作为断缝系统控制的优质储层的典型地震响应特征。

2) 过 BZ19—B—BZ19—C 井地震连井剖面数值模拟,从图 10 可以看出断缝系统识别结果与地震剖面

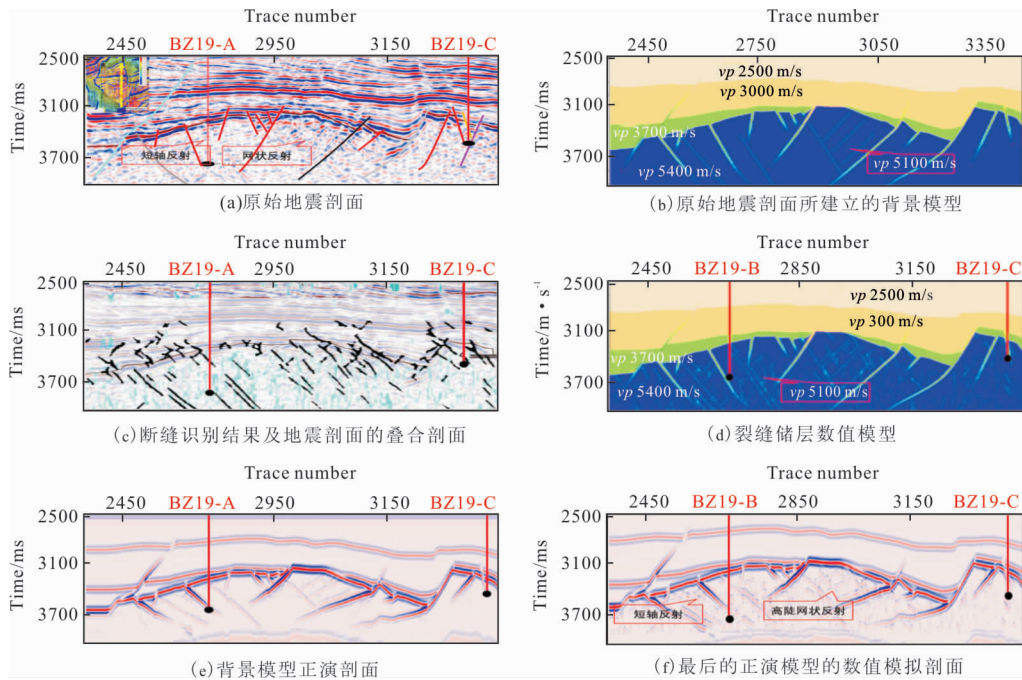


图 10 过 BZ19-B-BZ19-C 连井地震剖面数值模拟

Fig. 10 Through BZ19-B-BZ19-C well seismic profile numerical simulation

特征有一定对应;图 10(d)为断层为裂缝检测植入背景模型后完成的储层模型,图中可以看出裂缝和断层的位置准确。从图 10(f)可以看出,在加入断层后的正演剖面上出现了明显的杂乱反射特征,出现了不同程度的短轴不连续反射和“网状反射”特征,这与原始剖面上一致,在井点处有明显的强能量短轴不连续反射特征,并且井两边都有反映较大断裂系统的高陡反射。根据钻井结果,该井断缝系统较为发育。

从地震响应特征的数值模拟结果可以看出:

1)当断缝发育时其响应特征将发生明显变化,“高陡网状”反射特征和“短轴不连续”反射特征是其典型特征。

2)基于机器学习属性模拟识别的断缝位置断面波更为清晰,具有明显的同相轴错动和高陡反射出现。对比数值模拟剖面 and 实际地震剖面可以看出,在大断裂附近,基于机器学习属性建模正演模拟分析有明显的短轴不连续反射出现,在裂缝发育区会出现较多明显的不连续短轴反射。

4 结论

这里将机器学习算法应用到潜山断缝型复杂储层地震响应特征数值模拟分析的建模中,相比于“纯理论模型”的传统建模方法,这种“属性建模”方法,

可以更细致地刻画断缝系统的非均质性和不连续性^[1],从而提高了建模精度和数值模拟的效果。

通过实际资料的应用表明,笔者提出方法流程所得到的研究区潜山断缝储层的地震响应特征,出现了“高陡网状反射”和“短轴不连续反射”特征,这与实际剖面更加吻合。进一步证实和确认了潜山储层地震响应特征的已有认识,同时也为认识分析复杂储层的地震响应特征及形成机理提供了有利的依据和参考。

参考文献:

- [1] 孙志勇. 复杂裂缝性油藏多尺度地质建模技术[J]. 大庆石油地质与开发, 2014, 33(3): 72-77.
SUN Z Y. Multi-scale geological modeling technology for complex fractured reservoirs [J]. Petroleum Geology and Oilfield Development in Daqing, 2014, 33(3): 72-77. (In Chinese)
- [2] 胡勇, 于兴河, 李胜利, 等. 应用地震正反演技术提高地质建模精度[J]. 石油勘探与开发, 2014, 41(2): 190-197.
HU Y, YU X H, LI S L, et al. Application of seismic forward and inversion technology to improve the accuracy of geological modeling [J]. Petroleum Exploration and Development, 2014, 41(2): 190-197. (In Chinese)

- Chinese)
- [3] 薛艳梅, 夏东领, 苏宗富, 等. 多信息融合分级裂缝建模[J]. 西南石油大学学报(自然科学版), 2014, 36(02): 57—63.
XUE Y M, XIA D L, SU Z F, et al. Hierarchical fracture modeling based on multi-information fusion [J]. Journal of Southwest Petroleum University (Edition of Natural Science), 2014, 36(02): 57—63. (In Chinese)
- [4] 张亚春, 尹太举, 周文. 在蚂蚁属性体约束下的裂缝建模方法研究[J]. 长江大学学报(自科版), 2016, 13(14): 16—21.
ZHANG Y C, YIN T J, ZHOU W. Research on fracture modeling method constrained by ant attribute volume [J]. Journal of Yangtze University (Natural Science Edition), 2016, 13(14): 16—21. (In Chinese)
- [5] 李良泉. 渤海潜山复杂储层地震波场数值模拟研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2017.
LI L Q. Numerical simulation of seismic wave field of complex buried hill reservoir in Bohai sea [D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2017. (In Chinese)
- [6] 林承焰, 李辉, 马存飞, 等. 致密砂岩储层天然裂缝建模方法[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2019, 43(05): 21—33.
LIN C Y, LI H, MA C F, et al. Modeling method of natural fractures in tight sandstone reservoir [J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2019, 43(05): 21—33. (In Chinese)
- [7] 王博睿. 机器学习算法在断层识别及地震相波形分类中的应用探讨[D]. 成都: 成都理工大学, 2020.
WANG B R. Discussion on the application of machine learning algorithm in fault recognition and seismic phase waveform classification [D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2020. (In Chinese)
- [8] 方红萍, 顾汉明. 断层识别与定量解释方法进展[J]. 工程地球物理学报, 2013, 10(5): 1672—7940.
FANG H P, GU H M. Progress in fault identification and quantitative interpretation methods [J]. Journal of Engineering Geophysics, 2013, 10(5): 1672—7940. (In Chinese)
- [9] 李玲, 冯许魁. 用地震相干数据体进行断层自动解释[J]. 石油地球物理勘探, 1998, 33(s1): 105—111.
LI L, FENG X K. Automatic fault interpretation using seismic coherent data volume [J]. Oil Geophysical Prospecting, 1998, 33(S1): 105—111. (In Chinese)
- [10] 李婷婷, 侯思宇, 马世忠, 等. 断层识别方法总是及研究进展[J]. 地球物理学进展, 2018, 33(4): 1507—1514.
LI T T, HOU S Y, MA S Z, et al. Fault identification methods and research progress [J]. Progress in Geophysics (in Chinese), 2018, 33(4): 1507—1514. (In Chinese)
- [11] 何旭, 李忠伟, 刘昕, 等. 应用卷积神经网络识别测井相[J]. 石油地球物理勘探, 2019, 54(05): 1159—1165+945—946.
HE X, LI Z W, LIU X, et al. Identification of logging facies using convolutional neural network [J]. Oil Geophysical Prospecting, 2019, 54(05): 1159—1165+945—946. (In Chinese)
- [12] 何涛, 刘乃豪, 吴帮玉, 等. 合成数据样本卷积神经网络断层自动识别应用[C]. 中国石油学会 2019 年物探技术研讨会论文集, 2019: 1539—1542.
HE T, LIU N H, WU B Y, et al. Automatic fault identification using convolutional neural network for synthetic data samples [C]. Proceedings of geophysical Prospecting Technology Symposium of China Petroleum Society, 2019: 1539—1542. (In Chinese)
- [13] 任雄凤, 张军华, 林承焰, 等. 基于卷积神经网络的断层识别方法研究[C]. 中国石油学会 2019 年物探技术研讨会论文集, 2019: 1535—1538.
REN X F, ZHANG J H, LIN C Y, et al. Research on fault identification method based on convolutional neural network [C]. proceedings of geophysical Prospecting Technology Symposium of China Petroleum Society, 2019: 1535—1538. (In Chinese)
- [14] DRAMSCH J. S, MIKAEL L. Deep-learning seismic facies on state-of-the-art CNN architectures [C]. SEG Technical Program Expanded Abstracts 2018.
- [15] 周东红, 李辉, 阎建国. CNN 标签数据迭代优化及在小断层识别中的应用[J]. 地球物理学进展, 2022, 37(01): 338—347.
ZHOU D H, LI H, YAN J G. Iterative optimization of CNN label data and its application in small fault identification [J]. Progress in Geophysics, 2022, 37(01): 338—347. (In Chinese)

- [16] WU X M, LIANG L M, SHI Y Z, et al. FaultSeg3D: Using synthetic data sets to train an end-to-end convolutional neural network for 3D seismic fault segmentation[J]. *Geophysics*, 2019, 84(3): Im35-Im45.

Numerical simulation and analysis of seismic response characteristics based on machine learning attribute modeling

CHEN Yugui, YAN Jianguo, DENG Rubing, WANG Yupeng, LI Hui
(Chengdu University of Technology College of Geophysics, Chengdu 610059, China)

Abstract: Numerical simulation method based on attribute modeling is becoming complex seismic response analysis of a powerful means, based on the two-dimensional numerical simulation method in the study, put forward and used the property modeling method based on a variety of information, including the applications of machine learning algorithms to attribute modeling, the use of U-net network to improve the low SNR data of broken seam system identification accuracy, And used for the identification results are similar in the modeling of complex faulted seam system, again through finite difference numerical simulation method, the more accord with the actual conditions of the underground seismic response characteristics of the results of numerical simulation, and the characteristics of complex wave field and the actual data of the corresponding degree is high, the geometrical and physical parameters of spatial variation simulation, improved the accuracy and reliability of the numerical simulation. Application of modeling in this paper, the properties of the seismic response characteristics analysis method and process, confirmed that the buried hill in the study area inside broken seam seismic response characteristics of the system are mainly presented as "high and steep mesh reflection" and "short axis discontinuous reflection" characteristics and relevant conclusions, as the research area of complex buried hill reservoir seismic response characteristics and fracture prediction provides a scientific basis.

Keywords: attribute modeling; numerical simulation; machine learning; seismic response characteristics; fracture prediction