

引用格式:许冲. 基于深度学习的智能速度谱拾取技术及应用[J]. 油气藏评价与开发, 2025, 15(5): 788-795.

XU Chong. Deep learning-based intelligent velocity spectrum picking technology and its application[J]. Petroleum Reservoir Evaluation and Development, 2025, 15(5): 788-795.

DOI: 10.13809/j.cnki.cn32-1825/te.2025.05.008

基于深度学习的智能速度谱拾取技术及应用

许冲

(中国石化江苏油田分公司物探研究院, 江苏 南京 210046)

摘要:速度谱拾取是地震数据处理的重要环节,传统的速度谱拾取方法通常需要人工干预,耗时、耗力且容易出错。因此,提出了基于单次目标检测v8(You Only Look Once v8,简称YOLOv8)神经网络的智能速度谱拾取技术,通过将速度谱数据转换为图像识别问题,实现了速度谱拾取的自动化和智能化。此项技术的核心方法是将速度谱数据转换图像,然后输入到构建的YOLOv8神经网络模型中,通过模型中的特征提取网络学习速度谱图像中的能量团空间信息,再通过特征融合网络将提取的浅、中、深层不同尺度的能量团特征进行融合,更全面地捕捉该图像的能量团特征,进而通过检测头部分精细预测能量团目标,获得速度谱图像对应不同拾取位置的像素点,将像素点进行对应换算,最终得到“时间-速度”对数据。针对中国石化江苏油田GY探区火成岩发育、多次波干扰强等特点,构建了包含1 200张速度谱图像的数据集,通过优化训练参数,模型准确度和召回率均达到90%左右。YOLOv8神经网络的智能速度谱拾取技术在高覆盖区域与人工拾取的速度曲线吻合度超过94%;在覆盖区域3 500 ms以上吻合度超过90%;在火成岩和断裂发育区域吻合度约92%。与传统卷积神经网络(CNN)方法相比,YOLOv8神经网络的智能速度谱拾取技术拾取点更多、位置更准确,且单张速度谱处理时间仅需10 ms,效率提升显著。此项技术为地震资料处理提供了高效、准确的智能解决方案,具有重要的推广应用价值。

关键词:速度谱;智能拾取;YOLOv8神经网络;深度学习;地震数据处理

中图分类号:TE132

文献标识码:A

Deep learning-based intelligent velocity spectrum picking technology and its application

XU Chong

(Geophysical Research Institute, Sinopec Jiangsu Oilfield Company, Nanjing, Jiangsu 210046, China)

Abstract: Velocity spectrum picking is a crucial step in seismic data processing. Traditional velocity spectrum picking methods usually require manual intervention, which is time-consuming, labor-intensive, and prone to error. Therefore, an intelligent velocity spectrum picking method based on the YOLOv8 (You Only Look Once v8) neural network was proposed. This method transforms velocity spectrum data analysis into an image recognition task, therefore achieving automated and intelligent velocity spectrum picking. The core of this method is to convert velocity spectrum data into images, which are then input into the constructed YOLOv8 neural network model. The feature extraction network in the model learns the spatial information of energy clusters in the velocity spectrum images, and the feature fusion network fuses the extracted multi-scale features of energy clusters from shallow, intermediate, and deep layers to capture the energy cluster features in the images more comprehensively. The detection head of the model allows for refined predictions of energy cluster targets, obtaining pixel points corresponding to different picking positions in the velocity spectrum images. Then, the pixel points are converted to finally obtain the time-velocity pairs. For the exploration area GY of the Sinopec Jiangsu oilfield with developed igneous rocks and strong multiple interference, a dataset containing 1 200 velocity spectrum images was constructed. By optimizing training parameters, both the model accuracy and recall reached about 90%. The intelligent velocity spectrum picking technology based on the YOLOv8 neural network showed over 94% consistency with manually picked velocity curves in high-coverage areas, more than 90% consistency in areas above 3 500 ms, and about 92% consistency in areas with igneous rocks and fault development. Compared with traditional convolutional neural network (CNN) methods, the intelligent velocity spectrum picking technology based on the YOLOv8 neural network obtains more picking points with higher positional accuracy, and the processing time of a single velocity spectrum is only 10 ms, showing significant efficiency improvement. This technology provides an efficient and accurate intelligent solution for seismic data processing, demonstrating promising application and promotion value.

Keywords: velocity spectrum; intelligent picking; YOLOv8 neural network; deep learning; seismic data processing

收稿日期:2024-09-14。

作者简介:许冲(1984—),女,硕士,高级工程师,从事地震资料处理、解释研究等相关工作。地址:江苏省南京市尧新大道68号,邮政编码:210046。

E-mail: xuchong.jsyt@sinopec.com

基金项目:中国石化科技攻关项目“智能化速度建模与综合解释技术深化研究及推广应用”(P24137)。

随着地震勘探技术的不断发展,采集的地震数据精度更高,同时带来的地震数据量也越来越大,这样庞大的数据量给地震数据采集、转储、处理和解释等带来了巨大的挑战。速度谱是地震数据处理中的重要工具,可以反映地层的速度结构和厚度信息;然而传统的速度谱拾取方法通常需要人工干预,耗时且耗力。因此,许多研究人员开始对自动速度谱拾取展开探索。

目前,自动速度谱拾取方法主要有2个研究方向:一种是基于最大相似性准则和优化算法;另一种是地震速度自动拾取方法。其中,基于最大相似性准则和优化算法是基于对速度谱的分析,通过约束和扰动初始速度模型,利用最大相似性准则和优化算法来智能搜寻速度谱中叠加能量的全局最优解,从而获得正确的速度模型,这类研究主要包括:①非线性优化速度分析方法,该方法通过定义目标函数和优化拾取,分析所选速度分布规律,建立非线性函数表达式,并将所建立的非线性函数作为搜索路径的约束条件,实现智能拾取^[1];②路径积分优化速度分析方法,该方法主要利用Viterbi算子的自动搜索和最优解功能,将其应用于地震数据处理中的自动速度谱拾取,将能量峰值向前整合,递归计算最优解,得到叠加速度^[2]。地震速度自动拾取方法是基于人工智能技术实现速度谱的智能拾取,通过对速度谱中的能量团峰值进行识别,从而得到叠加速度^[3-7]。FABIEN-OUELLET等^[8]应用深度循环神经网络实现对速度的估计,取得了不错的效果;边策^[9]以单次目标检测v8(You Only Look Once v8,简称YOLOv8)网络模型以及其v3改进版本为基础,经过调整参数并进行训练,可对输入的速度谱中所需要拾取的“时间-速度”对在能量团进行识别检测并输出;YUAN等^[10]提出了改进型掩码区域卷积神经网络(Mask R-CNN)模型,提高对速度能量团的检测精度,并改进了非最大抑制(NMS)算法,以减少重复检测;潘海侠等^[11]在快速区域卷积神经网络(Faster R-CNN)的基础上加入了空间和通道注意力机制,并加入加强双向特征金字塔网络(S-BiFPN)来匹配不同尺度能量团的特征信息。随着研究的深入,多个神经网络结合的复合神经网络被用于智能速度谱拾取。张昊等^[12]将速度谱视为图像,并依据所拾取的“时间-速度”对具有时间序列的特点设计了复杂的能用于速度谱拾取的卷积神经网络和长短期记忆模型混合结构神经网络模型;朱四新等^[13]运用Faster R-CNN模型构建的多分类任务拾取目标能量团,然后将初步拾取后的能量团坐标输入长短期记忆网络(Long-Short Term Memory,简称LSTM)模型来进行目标能量团拾取时坐标的取舍和微调,提升速度谱拾取的效率和精度;WANG等^[14]提出了多信息融合深度语义分割网络(MIFN),

利用U型网络(U-Net)模型实现地震数据的语义分割,MIFN融合了速度谱和叠加片段(SGS)信息,以提高在低信噪比情况下的拾取精度和稳定性;JIANG等^[15]提出了基于卷积神经网络的自动速度谱拾取方法,该方法结合了速度谱和共中心点道集(CMP)信息,改善了拾取结果的精度;WANG等^[16]提出了通过结合多目标跟踪与密度聚类从而实现更高效、更精确的速度谱拾取方法,该方法主要包括加速密度聚类用于初步识别速度谱中的聚类中心,随后采用零均值归一化互相关(ZNCC)和匈牙利算法来跟踪关键点。

上述方法虽然均实现了速度谱的自动拾取,但是目前传统神经网络例如卷积神经网络(CNN)等还存在速度谱拾取过程中没有考虑整合和利用速度谱中不同尺度的信息,忽略全局特征的提取,进而导致拾取速度谱能量团位置存在一定的偏差,速度谱拾取精度不高等问题。因此,研发了一种基于YOLOv8神经网络进行速度谱拾取的人工智能方法,该方法将速度谱图像作为网络输入,通过YOLOv8神经网络中的特征提取网络和特征融合网络,实现浅、中、深层不同尺度速度谱能量团特征的融合,更全面地捕捉能量团的图像特征及空间信息,进而通过检测头部分精细预测能量团目标,获得速度谱图像不同拾取位置的像素点,最终根据输入图像的纵横向大小将识别的像素点转换为“时间-速度”对数据,从而完成速度谱的高精度、智能拾取。

1 方法原理

提出了基于YOLOv8神经网络的速度谱智能拾取方法,将速度谱拾取转化为图像识别过程。YOLOv8是YOLO系列的较新版本,优化了目标检测的精度和速度,尤其在小目标和复杂场景中表现优异。该方法通过将速度谱数据转换为图像,利用网络模型提取和融合特征,最终实现高精度的智能拾取。图1为YOLOv8神经网络结构,采用端到端的目标检测架构,由特征提取网络(Backbone)、特征融合层(Neck)及检测头(Head)3个部分组成,通过多尺度协同优化实现高效检测。Backbone包括输出分辨率由高到低多尺度特征图P1—P5。Neck通过双向路径聚合增强特征金字塔,自顶向下路径进行高层语义传递,自底向上路径进行浅层定位增强。Head接收Neck输出的P3、P4、P5特征图,输入至检测模块,执行多任务预测,同时输出边界框(Bbox)和类别概率(Cls),通过损失函数提升目标场景定位精度,尤其适合地震速度谱能量团检测。

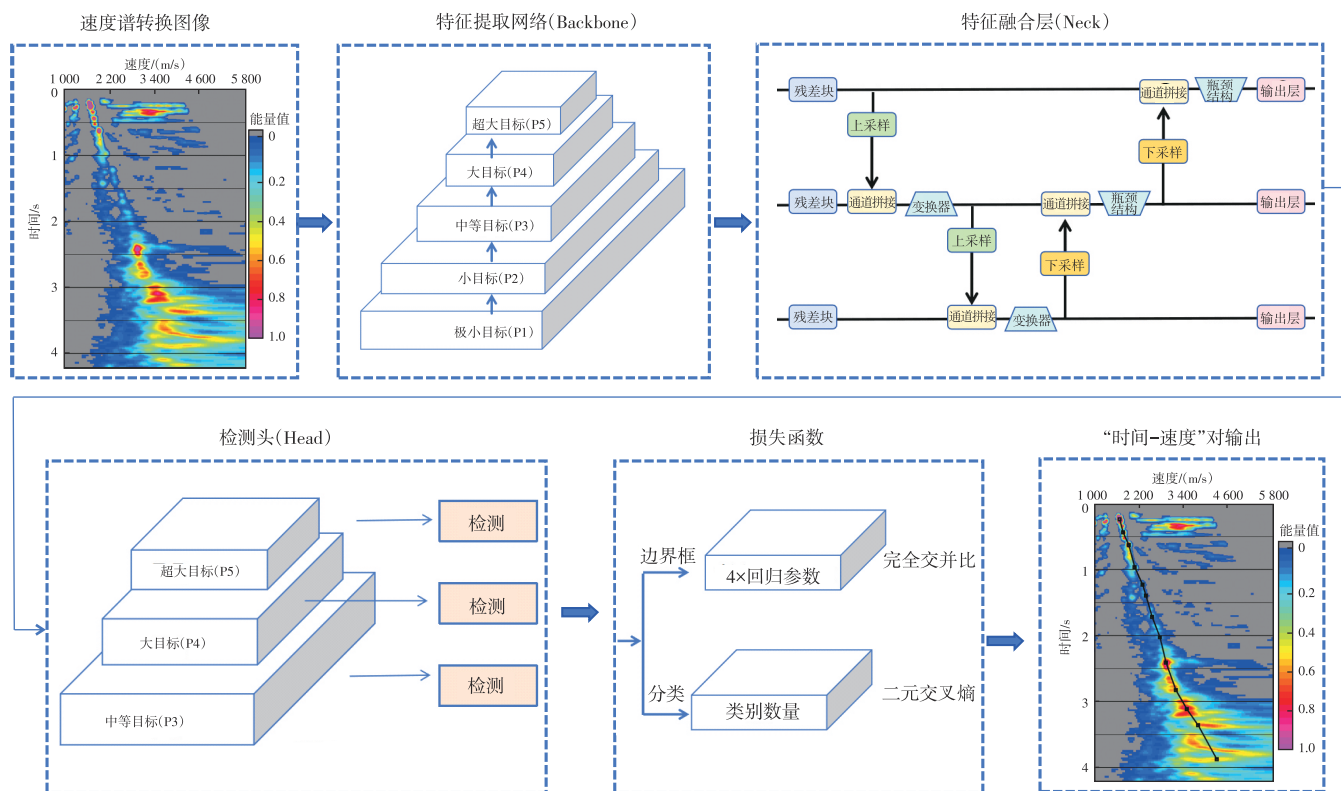


图1 YOLOv8神经网络结构

Fig. 1 YOLOv8 neural network architecture

1.1 特征提取网络

该方法首先将速度谱数据转换为图像后输入网络, 图像大小为 H 度谱数据(H 为高度, W 为宽度, C 为通道数)。YOLOv8采用跨阶段部分暗网(CSPDarknet)作为Backbone, 基于跨阶段部分网络(Cross-Stage Partial Networks, 简称CSPNet)思想, 通过分层结构、残差连接和深度可分离卷积, 有效提取速度谱能量团的空间信息, 避免梯度消失和过拟合。其中深度可分离卷积通过分解卷积操作, 能够减少参数数量和计算量。

1.2 特征融合网络

Neck作为Backbone和Head的连接部分, 采用路径聚合网络(Path Aggregation Network, 简称PANet)结构, 优化了多尺度特征的融合效果。PANet通过双向信息流(自上而下和自下而上)既能增强低层特征的表达, 又可以获得高层特征的更多细节信息, 从而提升对复杂能量团的检测性能。Neck通过多次上采样和下采样, 融合不同尺度的特征图, 进一步提高模型的多尺度学习能力。

1.3 检测头

Head部分负责从融合后的特征图中预测能量团的

位置、类别和置信度。YOLOv8的Head在传统YOLO基础上进行了如下改进: ①边界框回归。采用完全交并比(Complete Intersection over Union, 简称CIoU)损失, 综合考虑目标框的重叠、中心点距离和长宽比, 提高低信噪比条件下的预测精度。②目标类别预测。通过Softmax函数计算目标框内属于不同类别的概率。③置信度预测。通过Sigmoid函数输出框内目标存在的概率(0~1)。④多类别检测。对目标框进行细化分类, 提升类别判断的准确性。网络输出速度谱能量团对应的像素点位置, 经换算后得到“时间-速度”对数据, 从而完成智能拾取。

2 数据集构建

中国石化江苏油田部分地区火成岩发育, 多次波干扰强, 小断块发育。为了更好地实现该地区速度谱的智能、精细拾取, 需要有效构建数据集。构建数据集时, 既要通过建立等效速度模型进行正演获取速度谱数据集, 又要结合江苏油田实际工区的速度谱数据, 以增强数据集的丰富度, 提升网络模型训练的精度。

2.1 建立等效模型及制作模型数据集

针对工区火成岩和断裂发育的特点, 结合江苏油

田实际地震资料,建立了多个等效断层模型和火成岩模型。通过对模型进行正演模拟,获取地震数据,并对数据进行处理以生成速度谱数据。随后将速度谱数据转换为图像,并对图像中能量团的位置进行标注和识别,最终制作了包含1 200张速度谱图像的数据集,用于后续模型训练。图2展示了结合实际地震剖面建立的等效断层模型,以及正演数据在断层处形成的速度谱。

2.2 实际资料数据集制作

为进一步提升网络模型的适应性,将实际资料的速度谱纳入数据集。针对江苏油田的地质特点,选取火成岩、小断块发育区域的速度谱用于数据集构建。同时,考虑到实际资料中多次波未完全衰减的情况,构建含多次波的速度谱并加入数据集,从而丰富数据集内容。

在数据采集过程中,以2条测线为间隔对整个工区的速度谱数据进行抽取,并在每条测线上等间距选取速度谱数据,确保数据集涵盖高覆盖和低覆盖区域,实现对实际工区数据的全面覆盖。数据集的标签由专业处理人员进行拾取和制作,确保“时间-速度”对标签的准确性,从而保障模型训练的可靠性。

在数据集制作过程中,通过Python语言将速度谱数据转换为图像,以像素点表示时间与速度关系。对转换

后的速度谱图像进行筛选和显示调整,使其更有利于网络模型进行特征提取与学习。

2.3 技术流程

智能速度谱拾取技术流程如图3所示:①将速度谱数据以sgy格式导出。②读取速度谱数据,并将其转换为图像,并将图像中的像素点与速度谱的“时间-速度”对一一对应。在该步骤中,影响速度谱拾取精度的关键因素是数据转换为图像时的图像分辨率。通过前期大量试验,根据网络拾取结果对比,选择将速度谱图像大小保存为640×640像素。③使用2.2节中制作速度谱数据集对网络进行训练,保存最佳网络模型权重,用于后续速度谱预测。在该步骤中,合适的训练超参数是影响网络训练效果好坏的关键因素。通过不断调节训练参数,分析模型损失函数变化,结合硬件设备条件,设置初步训练超参数,其中批次大小为64个数据样本,训练轮次为300次,学习率为0.01。④将未参与训练的速度谱数据输入网络,应用提出的网络模型进行智能拾取。为防止过拟合影响拾取结果,必须选取未参与训练的速度谱进行预测。⑤获得智能拾取后的速度谱图像及对应的能量团像素点。⑥将拾取得到的像素点与“时间-速度”对进行对应转换,并将最终的速度谱数据保存为txt文件,再将像素点与“时间-速度”对转换时要严格按照速度扫描范围进行,确保二者完全对应。

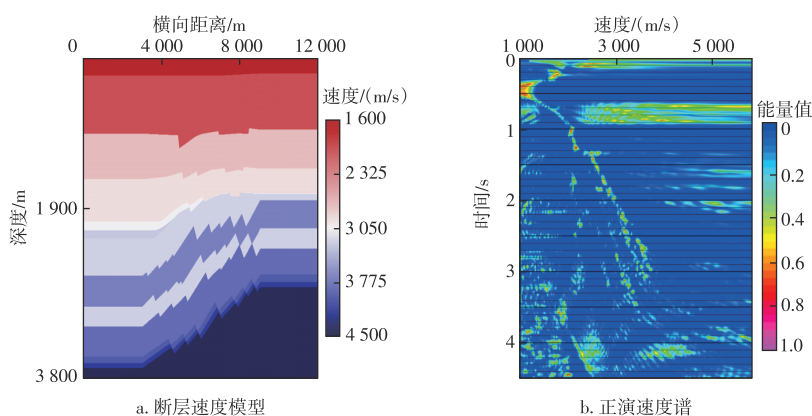


图2 断层等效速度模型

Fig. 2 Fault equivalent velocity model

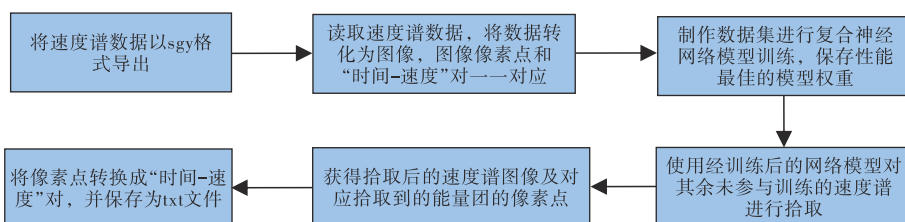


图3 智能速度谱拾取技术流程

Fig. 3 Workflow of intelligent velocity spectrum picking technology

3 实际资料速度谱智能拾取及效果分析

3.1 网络训练及参数优化

使用不同数据集对搭建的网络模型进行训练,并针对每个数据集选择合适的超参数(训练轮次为300次,批次大小为64个数据样本,学习率为0.01)。通过对比模型的准确度变化和召回曲线,选择最优模型。通过图4可以看出:由于各项曲线持续平稳,模型在291轮次时结束训练,训练得到用于速度谱拾取的模型预测精度在90%左右,同时训练时模型的召回率也在90%左右,表明了网络构建的合理性及模型训练的正确性。

3.2 智能速度谱拾取影响因素分析

影响智能速度谱拾取的主要因素包括神经网络模型、数据样本集大小以及速度谱中是否含有多次波。在构建网络模型时,充分考虑了速度谱拾取对快速高效的要求,因此选择了YOLOv8神经网络模型便于智能拾取,另外对速度谱数据样本集大小和多次波的影响进行了详细分析。

3.2.1 速度谱数据样本集大小

数据样本集大小对模型的泛化能力和训练效果有直接影响。较大的样本集通常包含更多样化的样本类型,有助于模型学习更具代表性的特征,从而提升其泛化性能。相反,较小的样本集可能导致过拟合现象,即模型在训练集上表现良好,但在测试集上表现欠佳。

此次研究中,速度谱样本是从实际资料的测线中随机选取的,未经人为选择或干预。实验中分别将样本集大小设置为200、300和400个数据样本,以分析不同规模样本集对网络模型训练及后续预测效果的影响。

从图5可以看到,当数据样本集大小为200、300、400个数据样本时,训练所得模型进行预测分别拾取了9、9、11个能量团(黑色点)。通过3个预测结果的对比可以看到,随着样本集中速度谱数量的增加,模型所预测能量团的准确度提高了,速度趋势更加合理准确。因此,在后续研究中,速度谱样本集大小设置为400个数据样本。

3.2.2 速度谱数据样本集是否包含多次波样本

实际资料在数据处理过程中,虽然进行了多次波压

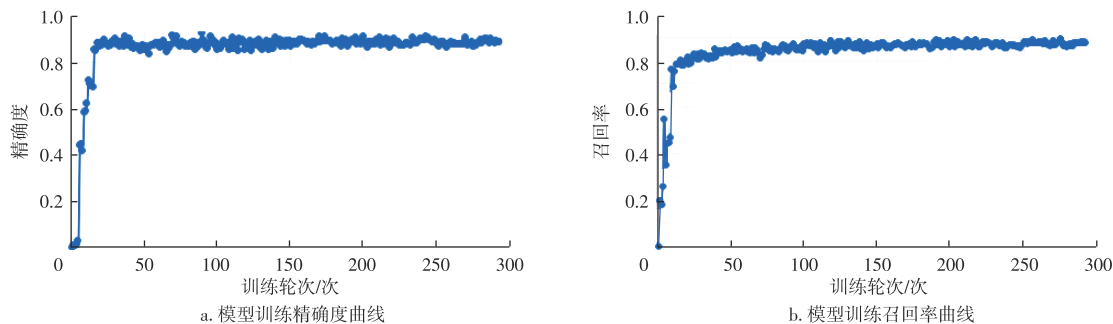


图4 模型训练精确度和召回率曲线

Fig. 4 Precision and recall curves of model training

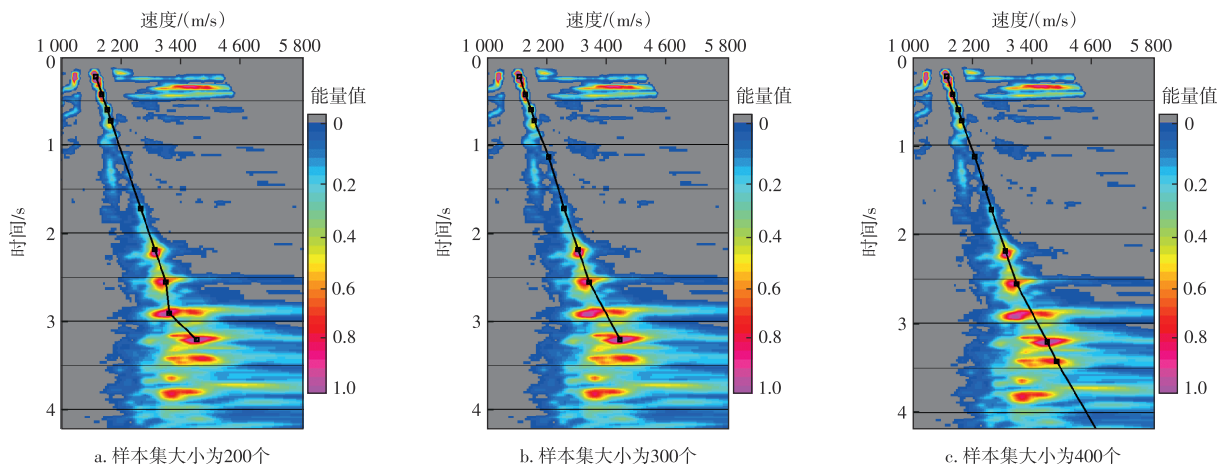


图5 不同数据样本集大小训练所得模型预测结果

Fig. 5 Prediction results of models trained with different sample dataset sizes

制,但是部分资料仍然存在多次波残留,而残留的多次波在速度谱上表现为低频、串珠状的形态,会对有效反射波的速度谱拾取造成影响。针对多次波发育的地区,在数据集构建时考虑是否加入含多次波的速度谱,检验对含多次波区域速度谱拾取精度的影响。

通过对比图6数据样本集训练模型的预测结果可以看到:当数据样本集中不含多次波的速度谱时(图6a),用其预测含多次波速度谱时结果不能完全规避掉多次波(图6b)。图6a中红色框线处模型预测拾取到了多次波,导致预测速度趋势不准确。因此,在进行速度谱数据样本集构建时,要适当加入部分含多次波的速度谱来提升模型智能拾取的精度,规避多次波的影响。

3.3 实际资料速度谱网络模型预测及效果分析

利用优化训练后的网络模型对工区实际资料的速度谱进行预测拾取,验证模型的智能拾取效果。根据工区特点,分别对高覆盖区(速度谱质量高)和低覆盖区(速度

谱质量低)的速度谱进行预测和智能拾取。同时,针对含火成岩、小断裂及多次波等典型速度谱进行预测和智能拾取。通过对比模型预测结果与人工拾取结果,验证方法的正确性、有效性和实用性。其中,人工拾取结果由专业处理人员完成。

3.3.1 高覆盖区域速度谱智能拾取

通过对比图7可以明显看到:在高覆盖区,速度谱质量比较高,能量团(黑色点)比较集中,所选用的YOLOv8神经网络模型在浅部及中深部区域实现了速度谱能量团的准确拾取,且与专业处理人员人工拾取的速度趋势一致,速度曲线吻合度达94%以上。传统CNN网络拾取的趋势与人工拾取的趋势一致,但未实现部分速度谱能量团位置的准确预测,拾取的点也比较少。因此,与传统CNN网络相比,此次研究提出的YOLOv8神经网络预测方法拾取结果更为准确,从而验证了所构建的用于智能速度谱拾取的网络模型预测结果的准确性。

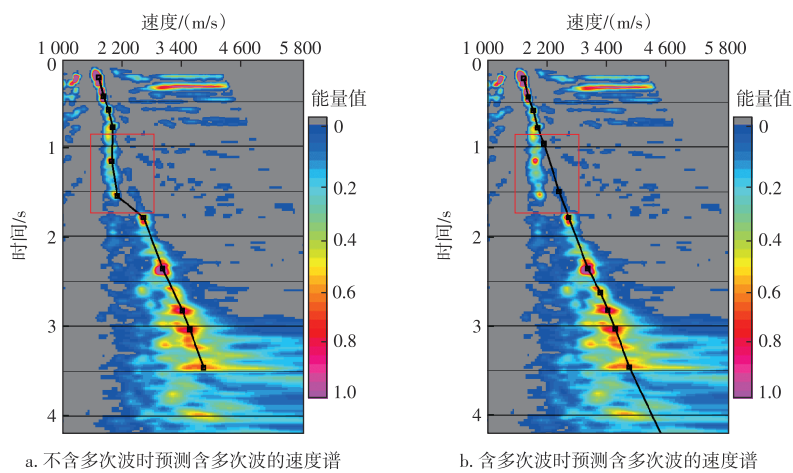


图6 不同样本集训练后预测含多次波的速度谱结果对比

Fig. 6 Comparison of prediction results for multiples-included velocity spectra using different training sample sets

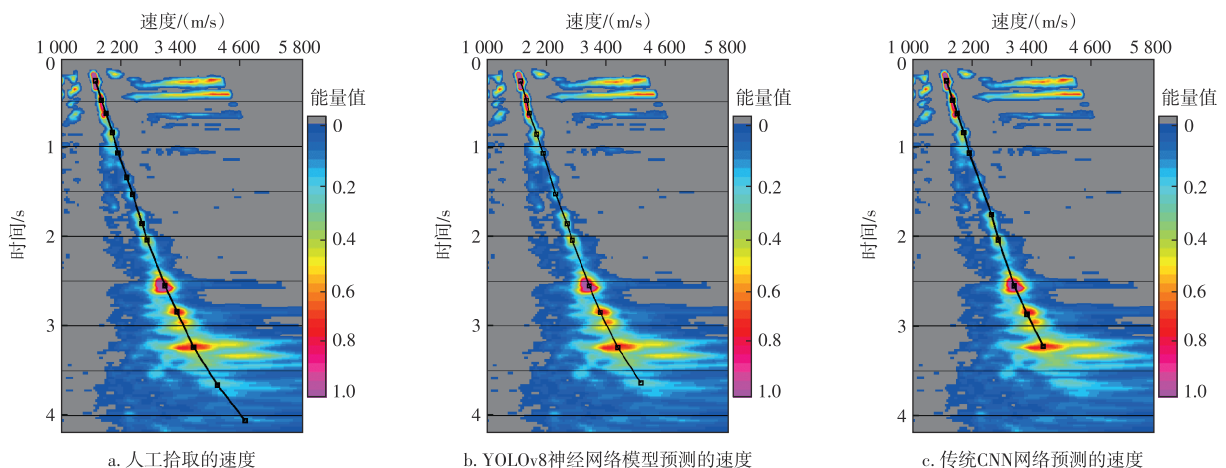


图7 高覆盖区域模型预测结果及对比

Fig. 7 Model prediction results and comparisons in high-coverage area

3.3.2 低覆盖区域速度谱智能拾取

选择覆盖次数较低区域的速度谱,验证在速度谱质量不佳的情况下网络模型的预测效果。通过对比图8可以明显看出:在低覆盖区域,YOLOv8神经网络模型仍能有效实现浅中部能量团的拾取。在3 500 ms以上,模型预测与人工拾取的吻合度可达90%以上,速度趋势高度一致。而在3 500 ms以下,由于能量团较弱或聚焦性不好,且人工拾取存在主观性,导致二者结果有差异。后续可通过引入约束条件,优化深层速度的智能拾取效果。

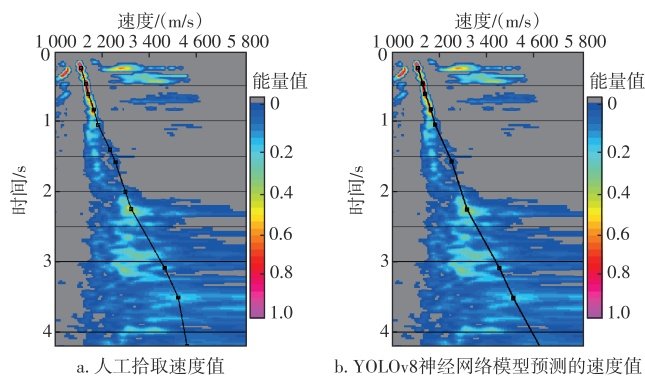


图8 低覆盖区域模型预测结果及对比

Fig. 8 Model prediction results and comparison in low-coverage area

3.3.3 断裂发育及火成岩区域速度谱智能拾取

随机选取火成岩区域及断裂发育位置处的典型测线用于模型预测结果的分析。通过对复杂区域速度谱进行预测,对比分析速度谱中断层及火成岩位置处的拾取结果。

在图9a和图9b中,红色框线标注了火成岩和下伏断层位置处的速度谱。对比发现,YOLOv8神经网络模型预测的速度值与人工拾取的趋势高度一致。YOLOv8神经网络模型预测方法通过智能拾取,在断层位置能够准确捕捉最大能量团,而人工拾取受到处理人员主观判断的影响,导致拾取的速度值略低。经验证,YOLOv8神经网络模型预测的速度值及速度曲线与人工拾取的速度趋势吻合度达到92%左右,表明该网络对实际资料具有良好的适应性。此外,经过优化训练,网络预测1张速度谱的时间仅为10 ms,从而极大提升了速度谱拾取效率。

为进一步验证YOLOv8神经网络模型预测的拾取效果,图10展示了基于网络模型预测拾取的速度和人工拾取速度形成的速度场及其对应的成像结果叠合显示对比。可以看出,网络模型预测形成的速度场与人工拾取

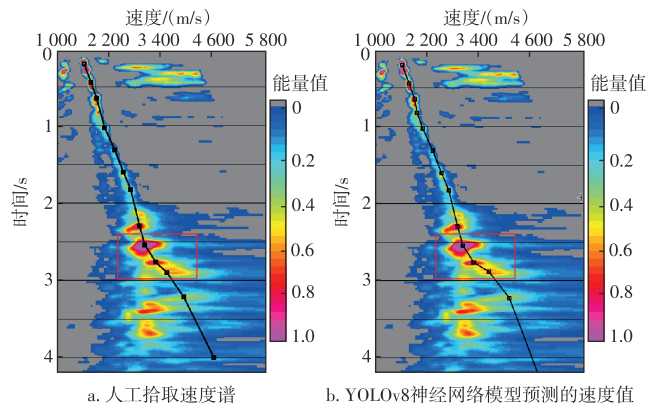


图9 断裂发育及火成岩区域模型预测结果及对比

Fig. 9 Model prediction results and comparison in area with fault and igneous rock development

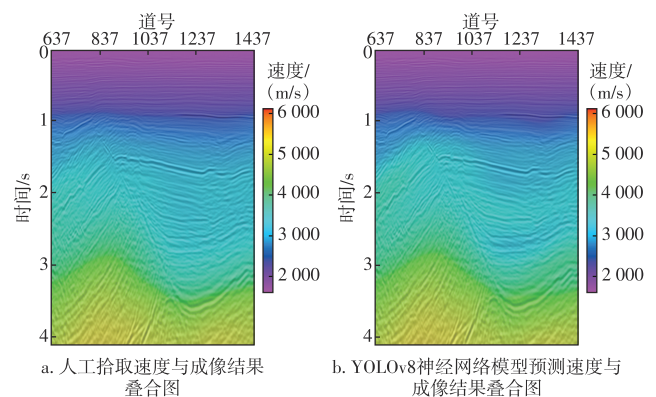


图10 拾取速度谱后形成的速度场与成像结果叠合图

Fig. 10 Stacking images of velocity field and imaging results derived from picked velocity spectra

的速度场基本一致,成像结果也相当,表明此方法在实际应用中具有较高的准确性和可靠性。

4 结论

研发了一种基于YOLOv8神经网络的智能速度谱拾取技术,实现了速度谱的自动、高精度拾取。实际资料的测试结果表明:

1) 研究将速度谱拾取转化为图像识别过程,构建了YOLOv8神经网络模型并应用于智能速度谱拾取。通过特征提取网络学习速度谱图像中能量团的空间信息,再利用特征融合网络对浅、中、深层不同尺度的能量团特征进行融合,全面捕捉图像中的能量团特征。进一步利用检测头精确预测能量团目标,获取速度谱图像中不同拾取位置的像素点。经过换算,最终得到“时间-速度”对数据,完成速度谱的智能自动拾取。

2) 此项技术成功应用于江苏油田GY探区复杂构造的速度谱拾取。无论在高覆盖区域还是在低覆盖区域,或是火成岩、小断裂等复杂构造位置,该方法均能实现高

精度的自动拾取,与人工拾取的速度值及趋势吻合度超过90%。此外,速度场和成像结果的对比也表明该网络具有较高的速度谱拾取精度。网络仅需10 ms即可完成1张速度谱的拾取,显著提高了速度谱拾取的效率。

参考文献

- [1] 张建彬,林年添,张栋,等. 基于非线性函数的速度谱智能拾取[J]. 地球物理学进展, 2016, 31(2): 856-860.
ZHANG Jianbin, LIN Niantian, ZHANG Dong, et al. Intelligent picking of velocity spectrum based on nonlinear function[J]. Progress in Geophysics, 2016, 31(2): 856-860.
- [2] 林年添,刘洪,李桂花,等. 用于速度自动拾取的路径积分优化法与光顺处理技术[J]. 地球物理学报, 2013, 56(1): 246-254.
LIN Niantian, LIU Hong, LI Guihua, et al. Auto-picking velocity by path-integral optimization and surface fairing[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2013, 56(1): 246-254.
- [3] MULDER W A, TEN KROODE A P E. Automatic velocity analysis by differential semblance optimization[J]. Geophysics, 2002, 67(4): 1184-1191.
- [4] 何宗强,何青林,韩嵩,等. 川中地区北斜坡二叠系碳酸盐岩储层弱反射信号处理技术[J]. 天然气勘探与开发, 2023, 46(4): 99-106.
HE Zongqiang, HE Qinglin, HAN Song, et al. Weak reflected-signal processing technologies for Permian carbonate reservoirs, north slope of central Sichuan Basin[J]. Natural Gas Exploration and Development, 2023, 46(4): 99-106.
- [5] 王迪,袁三一,袁焕,等. 基于自适应阈值约束的无监督聚类智能速度拾取[J]. 地球物理学报, 2021, 64(3): 1048-1060.
WANG Di, YUAN Sanyi, YUAN Huan, et al. Intelligent velocity picking based on unsupervised clustering with the adaptive threshold constraint[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2021, 64(3): 1048-1060.
- [6] WANG W, MCMECHAN G A, MA J, et al. Automatic velocity picking from semblances with a new deep-learning regression strategy: Comparison with a classification approach[J]. Geophysics, 2021, 86(2): U1-U13.
- [7] 侯艳,柯沛,宁宏晓,等. 沁水盆地煤层气地震资料处理技术[J]. 非常规油气, 2024, 11(2): 9-20.
HOU Yan, KE Pei, NING Hongxiao, et al. CBM seismic data processing technology in Qinshui Basin[J]. Unconventional Oil & Gas, 2024, 11(2): 9-20.
- [8] FABIEN-OUELLET G, SARKAR R. Seismic velocity estimation: A deep recurrent neural-network approach[J]. Geophysics, 2020, 85(1): U21-U29.
- [9] 边策. 基于神经网络的自动速度拾取的方法研究[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2020.
BIAN Ce. Study on velocity auto-picking method based on the neural network[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2020.
- [10] YUAN Y, LI Y, FANG X, et al. Automatic velocity picking based on improved mask R-CNN[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 5923312.
- [11] 潘海侠,耿伟峰,崔家豪,等. 面向地震速度谱智能拾取的深度学习学习方法[J]. 地球物理学进展, 2023, 38(6): 2553-2564.
PAN Haixia, GENG Weifeng, CUI Jiahao, et al. Deep learning method for intelligent picking of seismic velocity spectrum[J]. Progress in Geophysics, 2023, 38(6): 2553-2564.
- [12] 张昊,朱培民,顾元,等. 基于深度学习的地震速度谱自动拾取方法[J]. 石油物探, 2019, 58(5): 724-733.
ZHANG Hao, ZHU Peimin, GU Yuan, et al. Velocity auto-picking from seismic velocity spectra based on deep learning[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2019, 58(5): 724-733.
- [13] 朱四新,孟凡可,姜彤. 基于深度学习的地震叠加速度谱自动拾取算法研究[J]. 地球物理学报, 2024, 67(3): 1223-1236.
ZHU Sixin, MENG Fanke, JIANG Tong. Research on deep learning-based automatic pickup algorithm for seismic stacked velocity spectra [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2024, 67(3): 1223-1236.
- [14] WANG H, ZHANG J, ZHAO Z, et al. Automatic velocity picking using a multi-information fusion deep semantic segmentation network [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 5918310.
- [15] JIANG R, SUN X, LI Z, et al. A multi-information combined convolutional neural network velocity spectrum automatic picking method[J]. Journal of Geophysics and Engineering, 2023, 20(6): 1322-1336.
- [16] WANG Y H, LU W K, JIN S B, et al. Automatic velocity picking based on optimal key points tracking algorithm[J]. Petroleum Science, 2024, 21(2): 903-917.

(编辑 黄颖)