季倪宏,李钢,张玲,等.一种基于 PPNet 的地震直达 P 波到时拾取方法[J].地震工程学报,2024,46(3):714-723.DOI:10. 20000/j.1000-0844.20221106001

JI Nihong,LI Gang,ZHANG Ling, et al. A picking method of direct seismic P-wave arrival time based on PPNet[J]. China Earthquake Engineering Journal,2024,46(3):714-723.DOI:10.2000/j.1000-0844.20221106001

一种基于 PPNet 的地震直达 P 波到时拾取方法

季倪宏¹,李 钢¹,张 玲¹,罗 勇²,黄金刚²

(1. 太原理工大学 软件学院, 山西 晋中 030600; 2. 山西省地震局, 山西 太原 030021)

摘要:针对现有地震直达 P 波到时拾取网络精度低、误差大等问题,结合 UNet++编码、解码器, 融入特征过滤器设计一种具有地震震相特征分析与融合能力的轻量级 P 波到时拾取网络 PPNet, 实现对地震 P 波的高精度、低误差拾取。首先,该网络在编码器模块采用大卷积核、低通道数的卷 积层,对输入的地震信号进行深度特征提取;其次,在解码器模块的特征还原过程中加入特征融合 机制,补全特征信息,避免序列特征污染问题;最后,仅对编码器后三个下采样模块添加特征过滤 器,深入挖掘特征序列,通过细化 P 波到时特征,提升到时拾取精度。实验结果表明,提出的网络 在 0.1 s、0.2 s、0.3 s 误差阈值下 P 波拾取率分别为 80.73%、94.01%、97.81%,平均绝对误差 0.078 s,均方误差 0.021,与现有 P 波拾取传统方法和深度学习算法相比性能更优。

关键词:深度学习;P波拾取;智能拾取;特征融合;特征过滤

 中图分类号: TP391
 文献标志码:A
 文章编号: 1000-0844(2024)03-0714-10

 DOI:10.20000/j.1000-0844.20221106001

A picking method of direct seismic P-wave arrival time based on PPNet

JI Nihong¹, LI Gang¹, ZHANG Ling¹, LUO Yong², HUANG Jin'gang²

(1. School of Software, Taiyuan University of Technology, Jinzhong 030600, Shanxi, China;
 2. Shanxi Earthquake Agency, Taiyuan 030021, Shanxi, China)

Abstract: To overcome the low accuracies and high error rates of existing P-wave arrival time picking networks, we developed a P-wave pyramid network (PPNet). This lightweight network was designed for high-precision and low-error picking of seismic P-waves by combining the UNet++ codec with a feature filter. Remarkably, the resulting PPNet could analyze and combine seismic phase characteristics. First, a convolution layer with a large convolution kernel and low channel number was incorporated into the encoder module for deep feature extraction from input seismic signals. Subsequently, a feature fusion mechanism was introduced into the feature restoration process of the decoder module to complement the feature information and prevent sequence feature contamination. Finally, feature filters were selectively applied to the final three downsampling modules of the encoder for deep feature sequence exploration, consequently refining the P-wave arrival features and improving pickup accuracy. Experimental results

收稿日期:2022-11-06

基金项目:中央引导地方科技发展资金项目(YDZJSX2021C004);山西省青年科学研究项目(20210302124554)

第一作者简介:季倪宏(1998-),女,硕士研究生,主要研究方向为深度学习、地震信号处理。E-mail:376891282@qq.com。

通信作者:李 钢(1980-),男,博士,副教授,主要研究方向为深度学习、地震信号处理。E-mail,tx2090@126.com。

revealed that the P-wave pickup rates of the proposed network reached 80.73%, 94.01%, and 97.81% under error thresholds of 0.1, 0.2, and 0.3 s, respectively, with an average absolute error of 0.078 s and a mean square error of 0.021. Thus, the proposed network outperformed traditional P-wave pickup methods and deep-learning algorithms.

Keywords: deep learning; P-wave pickup; intelligent pickup; feature fusion; feature filtering

0 引言

震相分析是地震预防与监测环节中的重要一 环,可为地震预警工作提供重要信息,其中震相和地 震信号到时拾取是震相分析的关键,也是当前研究 的热点和难点。地震 P 波是在地震活动中从震源 传出的一种弹性震相波,其传播方向与传播介质点 振动方向一致,其中直达 P 波(以下简称 P 波)是由 震源直接到达接收点的地震波。当前 P 波到时拾 取工作还有很多难点需克服:一是收录的波形数据 背景噪声大、信噪比低,不利于后续的拾取工作;二 是传统方法虽有较优的拾取效率,但受设定闯值影 响较大,拾取效果因数据信噪比、数据检测信号区间 不同而差异较大;三是深度学习神经网络因注重对 空间模式特征的提取,导致对地震波形数据这类时 序信息的特征捕获能力较弱,对时序信息及数据间 的推理关系表达欠佳,可能缺少深度时序特征,造成 模型对其有效特征表达的识别度差。上述问题很大 程度上影响了 P 波到时拾取工作,同时也是当前研 究亟待解决的重点问题。

本研究针对地震信号到时拾取领域中信号和网 络模型方面存在的问题,结合 UNet++编解码器, 加入特征过滤器模块,设计了一种新型地震震相智 能拾取网络 PPNet(P-wave Pyramid Network)。特 征过滤器可细化提取编码器特征,还可对因上采样 导致的特征缺失进行信息补全,从而实现对地震 P 波高精度、低误差拾取。

1 技术综述及存在的问题

数字地震仪在地震学研究领域已广泛使用,科研人员在此基础上对地震 P 波到时拾取研究也有相当可观的成果。传统方法和深度学习算法是当前研究 P 波到时拾取最常见的两种方法。传统方法中目前在地震信号处理领域有代表性的算法是长短时窗比法(Short Term Average/Long Term Average, STA/LTA)^[1]、基于 Akaike 信息准则法(Akaike Information Criterion, AIC)^[2]等,深度学习方法目前具有代表性的是 ConvNetQuake^[3]、PhaseNet^[4]、EQTransformer^[5]等。

传统方法大都基于数学原理,虽有较好的拾取 效率,但拾取效果很大程度上取决于数据信噪比和 检测区间。STA/LTA 法根据噪声自适应调整对某 一类地震信号的敏感度,反映地震初至波的瞬时变 化,为避免随机噪声的干扰,要设置固定阈值,灵活 度较差,且在一定的噪声条件下,长/短时窗时间越 长越易拾取 P 波初至点,但会花费更多时间,尤其 对于剪切波拾取困难,所以需要研究相应的噪声特 点来选取合适的时窗长度。AIC 法反映了地震波到 达前地震动与噪声的稳态过程和地震波到达后幅度 变化的稳态过程,一定程度上解决了阈值选择的问 题,但其拾取精度受时间序列长度的影响较大,致使 相关信息的分散程度不稳定,使用时难以选择合适 的时间序列^[6]。郭铁龙等^[7]结合上述两种方法,运 用地震三分量数据,首先用 STA/LTA 法拾取到 P 波初至点,然后在初至点附近选择合适的时窗长度, 用 AIC 实现精准拾取。此方法避开了 STA/LTA 拾取滞后的缺点,放大了 AIC 精准拾取的优点,可 实现更高的拾取精度和效率。Baer 等^[8]提出的方 法更好地发挥了挖掘数据的性能,提高了 STA/ LTA 方法对低信噪比数据的拾取效果,但仍依赖于 阈值设定问题,泛化性较差。除上述算法外,偏态/ 峰态法^[9](P Arrival Identification Skewness/Kurtosis,PAI-S/K)、标准时频变换方法^[10]等P波拾取 的传统算法也有较好的拾取效果,但由于震源机制、 场地效应、散射、相位转换和噪声源干扰等多种影 响,导致传统方法存在泛化性差、稳定性低、拾取误 差大等问题,无法满足现实需要。

除了运用传统方法对地震 P 波进行拾取外,深 度学习方法已成为处理地震信号领域的主流技术。 PhaseNet^[4]参考 UNet 模型的构建,通过识别地震 三分量数据,使用跳跃连接进行特征融合,通过输出 与输入数据等长的概率序列获取 P 波到时信息,但 由于其网络模型复杂度低,对信号的拟合度还有待 提升。Unet-cea 通过对 PhaseNet 进行优化,取得 了较优的拾取性能^[11]。李宇等^[6]提出的融合时空 注意力机制的拾取网络,通过对数据进行多尺度特 征提取与融合,进行权重重新分配,达到了较高的拾 取率。蔡镇宇等^[12]构建的回归模型无需对原始波 形进行逐点扫描,即可实现汶川地震余震 P 波初至 到时的有效拾取。上述文献在对震相识别与到时拾 取进行研究时,将深度神经网络用于自动提取复杂 波形的抽象特征,在对标签数据进行监督学习后,训 练后的模型在测试数据集上的效果可超越传统方 法,但其能否实用化的关键在于神经网络是否具有 更高的泛化性^[13]。目前已有一些网络可以达到较 高的泛化性,如 Perol 等^[14]提出的基于 U 型神经网 络进行震相识别和到时拾取的方法,Ross 等^[15]提 出的利用深度学习进行 P 波到时拾取和初动极性 判定的方法。近些年人工智能技术飞速发展,随之 衍生的深度学习算法也在很多领域得到广泛应用。 深度学习算法由于在自然语言处理领域的优势,其 在震相识别和到时拾取的实际应用中已取得很好的 效果。除上述拾取模型外,Earthquake Transformer^[16]等都具有较优的 P 波拾取效果。但深度学习 模型仍存在对数据特征的提取能力不足等问题,常 会忽略有效信息,导致到时拾取效率不高,所以提高 P 波到时拾取精度是当前地震信号研究领域亟待解 决的问题。传统方法与深度学习方法在地震信号到 时拾取领域已有较好的拾取效果,但仍存在受阈值 设定影响大、特征提取能力不足等问题,本研究针对 这些问题对 P 波拾取技术进行了改进。

2 模型建立与结构分析

本文结合 UNet++编、解码器,融入特征过滤器,构建了一种具有地震震相特征分析与融合能力的轻量级 P 波到时拾取网络 PPNet,其结构如图 1 所示。



图 1 PPNet 网络结构模型图 Fig.1 Diagram of PPNet network structure model

所构建模型由编码、解码器和特征过滤器组成。编码器模块借鉴 PhaseNet 构建,采用大卷积核和低通道数的卷积层,包括初始卷积模块和下采 样模块,可在有效提取震相到时特征的同时过滤大 量干扰信息,并有效控制模型参数量。解码器模块 由上采样模块和时间步全连接模块构成,反卷积层 用于还原特征尺度,Cropping 层用来控制上采样造 成的尺度变化,时间步全连接层对网络输出的多层 卷积特征进行共享参数,通过共享权重信息对输出 的特征序列进行逐点识别并输出,精确拾取震相到 时信息。特征过滤模块进一步细化特征提取过程, 根据特征粒度对编码器不同阶段的输出特征进行 提取,并与相应的解码器进行特征融合,避免了因 反卷积造成的特征丢失,同时增加了特征的多样 性。网络模块结构及其参数、输入输出尺度如表 1 所列。

kape 1Parameters and input and output scales of each network modulekpsaleskpsaleskm kpgkpsaleskm kpgkm kpgaConvlutional-1D(8.7,1)(1 000,3)(1 000,8)bConvlutional-1D(8.7,4)(1 000,8)(250,8)bConvlutional-1D(11,7,1)(250,8)(250,11)cConvlutional-1D(11,7,4)(250,11)(63,11)cConvlutional-1D(16,7,1)(63,11)(63,16)dConvlutional-1D(16,7,4)(63,16)(16,16)dConvlutional-1D(22,7,1)(16,16)(16,22)eConvlutional-1D(22,7,4)(16,22)(4,22)eConvlutional-1D(32,7,1)(4,22)(4,32)fConvlutional-1D(11,5,1)(250,11)(250,11)fConvlutional-1D(11,5,1)(250,11)(250,11)fConvlutional-1D(11,5,1)(250,11)(250,11)fConvlutional-1D(11,5,1)(250,11)(250,11)fConvlutional-1D(11,5,1)(250,11)(250,11)fConvlutional-1D(11,5,1)(250,11)(250,11)fConvlutional-1D(11,5,1)(250,11)(250,11)fConvlutional-1D(11,5,1)(250,11)(250,11)fConvlutional-1D(11,5,1)(250,11)(250,11)fConvlutional-1D(16,3,1)(63,16)(63,16)									
模块编号	操作	参数	输入尺度	输出尺度					
2	Convlutional-1D	(8,7,1)	(1 000,3)	(1 000,8)					
a	Convlutional-1D	(8,7,1)	(1 000,8)	(1 000,8)					
h	Convlutional-1D	(8,7,4)	(1 000,8)	(250,8)					
U	Convlutional-1D	(11,7,1)	(250,8)	(250,11)					
0	Convlutional-1D	(11,7,4)	(250,11)	(63,11)					
C	Convlutional-1D	(16,7,1)	(63,11)	(63,16)					
d	Convlutional-1D	(16,7,4)	(63,16)	(16,16)					
u	Convlutional-1D	(22,7,1)	(16,16)	(16,22)					
0	Convlutional-1D	(22,7,4)	(16,22)	(4,22)					
e	Convlutional-1D	(32,7,1)	(4,22)	(4,32)					
	Convlutional-1D	(11,5,1)	(250,11)	(250,11)					
f	Convlutional-1D	(11,5,1)	(250,11)	(250,11)					
	Convlutional-1D	(11,5,1)	(250,11)	(250,11)					
a	Convlutional-1D	(16,3,1)	(63,16)	(63,16)					
8	Convlutional-1D	(16,3,1)	(63,16)	(63,16)					
h	Convlutional-1D	(22,3,1)	(16,22)	(16,22)					
i	Transposed Convolution	4	(4,32)	(16,32)					
	Concate		(16,32) & (16,22)	(16,54)					
j	Convlutional-1D	(22,7,1)	(16,54)	(16,22)					
	Transposed Convolution	4	(16,22)	(64,22)					
	Concate		(64,22) & (63,16)	(63,38)					
k	Convlutional-1D	(16,7,1)	(63,38)	(63,16)					
	Transposed Convolution	4	(63,16)	(252,16)					
	Concate		(252,16)&(250,11)	(250,27)					
1	Convlutional-1D	(11,7,1)	(250,27)	(250,11)					
	Transposed Convolution	4	(250,11)	(1 000,11)					
m	Convlutional-1D	(8,7,1)	(1 000,11)	(1 000,8)					
111	Time Distributed		(1 000,8)	(1 000,1)					

2.1 编码器

编码器可以对输入网络的地震信号进行深度特征提取,增强信号序列中震相到时权重,同时压制过滤其他的干扰信息。

本文所提出的 PPNet 的编码器由 1 个初始卷 积模块和 4 个下采样模块构成,所有卷积层的卷积 核大小均为 7,激活函数均为线性整流函数(Rectified Linear Unit,ReLU)。大尺度卷积核的编码器 在每次卷积运算中感受野较大,利于进行全局特征 分析,使模型对信号序列的分析能力大幅提升,从而 有效提取震相到时特征,增强到时附近的权重特征, 同时抑制波形峰值等干扰特征。初始卷积模块由 2 个步长为 1、通道数为 8 的卷积层构成,该模块可对 输入的地震信号波形数据进行初步特征提取,同时 提升数据通道数,丰富特征细节。下采样模块均由 2 层卷积层构成:第一卷积层步长为 4,通道数与输 入特征的通道数一致;第二卷积层步长为 1,通道数 较第一卷积层有所提升。随着编码器网络深度的增 加,特征经过各卷积层的过滤与池化层的非线性拟 合,震相到时特征得到极大增强,特征维度有效提升,数据的隐藏特征被深度挖掘并表达。

2.2 特征过滤器

特征过滤器有两方面的作用:首先,进一步细化 提取上述编码器提取到的特征,得到更精确的到时 信息,提升网络的识别精度;其次,对解码器的特征 序列进行特征信息补全,防止因上采样导致的特征 序列细节表征能力不足。

特征过滤器采用小卷积核的卷积层处理编码器 各下采样模块输出的特征序列,细化处理震相到时 特征,提升到时拾取精度。编码器模块已经对地震 信号数据进行了序列分析与震相到时特征提取,大 致确定了震相到时范围,加入特征过滤器可对特征 序列进行细化分析,其计算粒度更小,可得到更精确 的到时信息。

下采样模块在编码器中所处位置不同,对应特 征过滤器的卷积层数与卷积核大小也应不同。下采 样模块在编码器中所处位置越深,特征凝练度越高, 使用的特征过滤器卷积层数就越少,卷积核也越小。

下采样模块位置浅时,浅层特征表征能力弱,则需要 更深层、更大尺度的特征过滤器对输出特征进行特 征过滤与序列分析。而编码器初期由于过滤程度有 限,非线性拟合程度不足,输出的特征序列噪声较多 且震相信息不足,需构建深层的特征过滤器对其进 行处理,这将引入大量参数,计算效率会受到很大影 响。因此,仅对编码器后三个下采样模块添加特征 讨滤器,对输出的特征序列进行处理,而未使用特征 过滤器处理编码器浅层的初始卷积及第一个下采样 模块的输出特征。这样可在保证网络识别性能的前 提下有效减少网络参数量,提升模型识别效率。在 地震波形信号数据中,到时特征比波峰特征表现更 微弱,若将其直接与解码器特征融合,会对已完成深 度过滤的特征造成干扰,影响拾取性能。因此,在进 行编码解码特征融合过程中,首先采用特征过滤器 对编码器特征进行深度发掘与提取,以有效过滤冗 余及噪声信息,得到的特征序列到时特征鲜明目细 节特征丰富;再将此序列与解码器上采样所得到的 特征进行融合,有效补充序列的细节特征,避免无效 特征对后期特征序列造成的污染问题,提升网络识 别性能。

2.3 解码器

解码器可将特征序列还原成与输入数据相同的 长度,通过识别每个时间步,实现特征序列中 P 波 到时的识别。在特征还原过程中加入特征融合机 制,补全特征信息,同时避免了因特征细节缺失所导 致的网络性能差的问题。

解码器包括 4 个上采样模块、3 个特征融合模 块和 1 个时间步全连接模块。上采样模块由步长为 4 的上采样层与 Cropping 层构成,上采样层将特征 序列的长度还原,Cropping 层裁剪上采样输出的特征序列,解决因下采样特征序列向上取整所引起的 长度变化问题。特征融合模块首先将解码器特征 与其对应的特征融合器特征以 Concate 方式进行 融合,之后采用尺度为1的卷积层进行降维,并使 用 ReLU 函数激活。时间步全连接模块作为网络 的输出层,对每个时间步中的所有通道进行全连接 运算,输出长度为 t、维度为1的特征序列;运算完 成后,使用 Sigmoid 函数将特征序列映射到 0~1 之间,最终输出 P 波到时概率序列。时间步全连接 通过逐点预测,实现了地震信号序列中每个时间步 的精准识别。

3 模型实验及结果分析

本实验使用的硬件环境平台: CPU为 E5-2695V1,GPU为TITANV,内存32GB,操作 系统为Ubuntu18.04,所有网络均基于Python3.6 及框架TensorFlow2.0进行实验和测试工作。在 网络训练过程中,采用自适应矩阵估计算法优化器, batch size为64,初始学习率0.01,每进行100次迭 代后,学习率下降75%;采用交叉熵损失函数,当损 失值连续20个 epoch未下降时则停止训练,保存参 数模型。

3.1 数据预处理

实验数据预处理方法包括去除线性趋势、带通 滤波、归一化等,可减少数据背景噪声,提升网络模 型收敛速率。为利于模型进行特征学习及分析,还 需对数据进行标签重构处理,数据标注范围是以人 工标注到时时刻为中心的 25 个时间步。数据处理 各阶段效果如图 2 所示。







3.2 评价指标

本小节使用平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)、均方误差(Mean Square Error, MSE)、

命中率(Hit rate,H)这几项评价指标对网络模型的 性能进行整体评估,详细的描述与计算方式如表 2 所列。

表 2 评价指标及内容

	Table 2 Evaluation indicators and content	
指标名称	评价内容	计算方式
平均绝对 误差 MAE	所有单个预测值与算术平均值差值的绝对值的平均,由于离差被绝对值化,可避免误差之间相互抵消的问题,能更好地反映预测值误差的实际情况;应用于本文时其反映网络模型 识别 P 波到时的误差,指标数值越趋于 0,表明网络模型到时拾取的精度越高。	$MAE = \frac{\sum_{i=1}^{n} \hat{L}_i - L_i }{n}$
均方误差 MSE	可以评价数据的变化程度,是衡量随机变量和其估计值(平均值)之间偏离程度的度量值; 应用于本文时其衡量网络模型识别到时与人工标注到时之间的误差,衡量网络模型对数 据的拟合能力,MSE 指标数值越趋于0,则表示网络模型的拟合能力和鲁棒性越强。	$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{n} (\hat{L}_i - L_i)^2}{n}$
命中率 H	网络模型识别到时与人工标注到时之间绝对误差小于误差阈值的比例,用于衡量网络模型的特征学习能力,H指标数值越趋于100%,则表示网络模型的特征提取能力越强。	$H = \operatorname{num}(\hat{L}_i - L_i \langle \beta)$

3.3 消融实验

为构建更合理的参数模型,验证网络模型构建 方式的科学性和有效性,使用5404条地震波形数 据进行一系列消融实验,并对实验结果进行分析评

与未添加特征融合的网络(模型1)相比,本文使

Table 3 **Results of ablation experiment** 模型 平均绝对误差 均方误差 命中率 H/% 特征融合 过滤器参数 特征过滤器 编号 MAE/sMSE/s 0.1 s 0.2 s 0.3 s 1 否 无特征融合 0.140 0.069 54.74 82.04 93.72 2 是 0.091 0.046 97.52 特征直接融合 75 76 93 43 3 是 全部特征过滤 7/7/7/7 0.101 0.073 76.79 92.26 96.06 是 0.085 97.08 4 全部特征过滤 7/5/3/3 0.038 77.96 93.72 5 是 7/7/70.089 0.047 79.41 93.58 96.50 部分过滤 6 是 部分过滤 7/5/30.092 0.052 80.00 92.41 93.35 7 是 部分过滤 0.078 0.021 80.73 94.01 97.81 5/3/3

表 3 消融实验结果

价(表3)。

用的特征融合模型(模型7)在进行测试识别时, MAE 和 MSE 都有明显降低,在三种阈值误差下都 有更高的拾取命中率,可有效提高拾取精度,降低误 差,从而提升模型鲁棒性。与未添加特征过滤器的 网络(模型2)相比,本文使用的特征过滤器网络在 0.1 s 阈值误差下有更高的准确率。与卷积核尺度 和特征序列等长的模型3相比,模型4对不同长度 特征序列使用不同卷积核过滤网络,使得 MAE、 MSE 均有降低, 拾取精度在三个阈值误差下都有提 高。与进行全部特征过滤的模型 3、4 相比,模型 5、 6的特征过滤器采用部分过滤,其 MAE、MSE 较 低,拾取精度高。对过滤器参数进行调整后发现,本 文模型的过滤器所使用的参数识别效果最优。通过 消融实验数据分析,证实了所设计模型特征融合、特 征过滤器、对不同长度的特征序列使用不同卷积核 过滤、部分过滤和参数调优的有效性。

3.4 对比实验

3.4.1 国内数据实验

为充分评估本网络模型拾取 P 波到时的性能, 证明 PPNet 在 P 波到时拾取任务中的有效性与优 越性,使用主流传统到时拾取方法及深度学习方法 与本文方法进行对比。实验所涉及模型的训练集和 测试集均采用相同人工标注三分量地震波形数据, 包含 5 404 条中国国内连续地震波形数据,研究震 相为直达 Pg 波,数据采样率为 100 Hz,数据时窗长 度为30 s。将数据集随机分为训练集和测试集,分 别用于神经网络模型的训练和模型识别效果的测试 评估,其中训练集包含 4 719 条数据,测试集包含 685 条数据。输入数据后,网络输出与原数据长度相同的 到时概率序列,序列中概率最高的时间步即为 P 波到 时。对比实验涉及到的方法如下:传统方法包括 AIC +STA/LTA^[7]和 Baer^[8]方法,均基于 ObsPy^[16-17]实 现;深度学习方法包括 PhaseNet^[4]、Unet-cea^[11]、BiL-STM^[18-19]、BiGRU^[20]、文献[12]和文献[6]方法。国 内地震数据对比实验结果如表 4 所列。

由表4可知,较两种传统方法,本文提出的网络 模型的MAE分别降低了69.17%、77.97%,MSE分 别降低了95.81%、96.63%;在三种设置阈值误差 下,本文方法的命中率更高。这是因为传统方法拾 取结果受阈值设定影响较大,阈值不同导致不同方 法对震相的敏感度不同,泛化性和鲁棒性弱,所以在 实验中表现较差。与深度学习方法相比,本文提出 的网络模型的MAE分别降低了19.59%、24.27%、 31.58%、32.76、50.0%、15.22%,MSE分别降低了

Table 4 Comparative experimental results of domestic seising data						
士计	平均绝对误差	均方误差	命中率 H/%			
刀伝	MAE/s	MSE/s	0.1 s	0.2 s	0.3 s	
AIC+STA/LTA	0.253	0.501	66.56	81.31	87.44	
Baer	0.354	0.624	56.20	68.46	73.86	
PhaseNet	0.097	0.034	71.82	92.41	95.33	
Unet-cea	0.103	0.055	74.01	94.89	97.23	
BiLSTM	0.114	0.062	69.19	93.13	96.35	
BiGRU	0.116	0.057	68.17	92.55	96.93	
文献[12]法	0.156	0.081	54.45	80.00	88.32	
文献[6]法	0.092	0.036	75.04	94.60	97.37	
本文方法	0.078	0.021	80.73	94.01	97.81	

表 4 国内地震数据对比实验结果

38.24%、61.82%、66.13%、63.16%、74.07%、 41.67%,本文方法的 MAE 与 MSE 均为最低。在 0.1 s和0.3 s误差阈值下,本文方法有最高的 P 波 拾取命中率,在0.2 s误差阈值下命中率低于 Unetcea 和文献[6]法。Unet-cea 采用了更小的卷积核, 能更好地识别网络细节特征,因此在0.2 s 阈值误差 下达到最高拾取率。Baer 提出的 CRED 是近年来 拾取能力较为出色的模型,可以通过地震频谱信号 获取完整震相信息,但因其网络涉及参数量大,复杂 度较高,在使用的批量数据中易发生过拟合现象,所 以其识别结果弱于所提模型。PhaseNet 使用大卷 积核提升了网络感受野,但存在对数据的细节信息 分析不足等问题,在低阈值误差下对 P 波到时的拾 取能力较弱,说明其网络对信号特征的利用率较差。 文献[12]方法对 P 波到时预测采用回归方式,无需 解码即可将特征序列进行还原,误差较小,但拾取精 度较低。文献[6]法加入时空注意力模块,有效增强 了模型对特征数据的感知能力,拾取率较高,但可能 缺少对卷积通道数的调整及优化,在 0.1 s 和 0.3 s 误差阈值下拾取率比本文方法低。本文所提出的模 型在实验中平均误差最低,拾取精度相较最优,有较 强的鲁棒性。

所用不同方法在不同误差阈值下的拾取情况如 图 3 所示,因 AIC+STA/LTA 法和文献[12]法数 据结果的效果对比度不高,故未绘出。本文方法在 不同阈值误差下的识别结果如图4所示,每组的三



Fig.3 Picking number of different methods under different error thresholds



图 4 本文方法在不同误差下的识别结果 Fig.4 Identification results of the proposed method under different errors

幅图均为三次随机采样的结果。图 4 展示了地震波 形数据的归一化振幅随采样点数的变化情况,横坐 标轴为地震波形数据的采样点数,采样点数越多,地 震波形的描述就越精确;纵坐标轴为地震波的归一 化振幅,一般振幅越大,地震波的能量越强。由图 3、4 可知,在低误差阈值范围内本文方法拾取条数 最多,比例最大,在 0.1 s 误差阈值内本文方法拾取

3.4.2 美国南加州数据实验

为进一步验证模型的泛化能力,在实验中引入

10 000 条美国南加州连续地震波形数据,训练集包 含 8 000 条数据,测试集包含 2 000 条数据。选取了 部分有代表性的模型对该数据集进行实验与评估, 并使用具体量化指标来评价拾取效果。南加州地震 数据对比实验结果如表 5 所列。

由表 5 测试结果可知,传统方法结果误差及拾取 精度较深度学习方法相差较大;本文所提出的网络在 三种阈值设定下 MAE 与 MSE 分别为 0.057 19 s 和 0.039 4 s,在 0.1 s、0.2 s 和 0.3 s 误差阈值下命中 率分别达到 96.9%、98.2%和 98.7%,在对比的模型

表 5 南加州地震数据对比实验结果

Table 5	Comparative	experimental	results of	seismic	data i	in Southern	California

之 外	平均绝对误差	均方误差	命中率 H/%		
刀伝	MAE/s	MSE/s	0.1 s	0.2 s	0.3 s
AIC	1.072 47	5.411	56.9	67.3	71.6
PhaseNet	0.057 62	0.059 76	96.05	96.85	97.55
Unet-cea	0.059 135	0.080 8	96.45	97.25	97.75
文献[12]法	0.142 64	0.103 9	69.85	83.9	89.05
本文方法	0.057 19	0.039 4	96.9	98.2	98.7

中有最高的拾取率和最低的误差。

通过对不同数据集进行对比实验,验证了所提 出网络在地震 P 波拾取检测上的有效性,表明其具 有较强的数据特征处理能力和更好的拾取能力,可 对地震 P 波进行更高精度和更低误差的拾取,网络 模型具有较强的泛化性和鲁棒性。

4 结语

本文提出了一种基于深度学习的地震震相智能 拾取网络 PPNet, 通过结合 UNet + + 编码、解码 器,融入特征讨滤器,实现对地震 P 波的高精度、低 误差拾取。该网络采用大卷积核、低通道数的卷积 层,能更深层次提取波形特征,并在提取地震 P 波 到时特征的同时过滤掉干扰信息:将特征融合机制 融入特征还原过程中,可补全特征信息,防止特征细 节缺失所导致的网络性能差等问题,进而实现信号 序列中每个时间步的精确识别:仅对编码器后三个 下采样模块添加了特征过滤器,通过控制参数量提 高模型识别效率,细化分析序列特征,实现序列精准 识别,最终提升网络精度。通过测试全国范围的地 震数据集和美国南加州多维度、多震源的地震数据 集,验证了本文网络对地震 P 波拾取的优越性。实 验结果表明,与文中提及的传统方法相比,本文方法 具有较高的拾取精度与较低的误差;与现今主流的 震相拾取深度学习方法相比,本文方法具有更优秀 的综合性能,可实现对地震 P 波到时高精度、低误 差拾取。

未来将进一步优化网络模型,平衡特征融合器 应用层数与计算参数量大小影响拾取效率的问题; 研究分析各前沿震相拾取模型,对模型参数进行优 化,调整卷积尺度与卷积通道数对拾取性能的影响; 尝试同时拾取地震 P 波与 S 波,为后续预警建设和 相关地学研究提供重要参考。

参考文献(References)

- [1] ALLEN R V. Automatic earthquake recognition and timing from single traces[J]. The Bulletin of the Seismological Society of America, 1978, 68(5): 1521-1532.
- [2] AKAIKE H.A new look at the statistical model identification
 [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1974, 19(6): 716-723.
- [3] PEROL T,GHARBI M,DENOLLE M,等.用于地震检测与定位的卷积神经网络[J].世界地震译丛,2020,51(3):236-247.
 PEROL T,GHARBI M,DENOLLE M, et al. Convolutional neural network for earthquake detection and location [J].
 Translated World Seismology,2020,51(3):236-247.
- [4] ZHU W Q, BEROZA G C. PhaseNet: a deep-neural-networkbased seismic arrival-time picking method [J]. Geophysical Journal International, 2019, 216(1): 261-273.
- [5] MOUSAVI S M, ELLSWORTH W L, ZHU W Q, et al. Earthquake transformer-an attentive deep-learning model for simultaneous earthquake detection and phase picking [J]. Nature Communications, 2020, 11(1): 3952.

[6] 李宇,韩晓红,张玲,等.融合时空注意力机制的 P 波到时拾取
 网络[J].计算机工程与应用,2023,59(6):113-124.
 LI Yu, HAN Xiaohong, ZHANG Ling, et al. Seismic P-wave

first-arrival picking model based on spatiotemporal attention mechanism[J].Computer Engineering and Applications, 2023, 59(6):113-124.

- [7] 郭铁龙,张雪梅,邹立晔.STA/LTA-AIC 算法对地震 P 波震相 拾取稳定性影响[J].地震地磁观测与研究,2017,38(3):13-17.
 GUO Tielong, ZHANG Xuemei, ZOU Liye. Influence of the STA/LTA-AIC algorithm on the stability of P-wave pickups
 [J].Seismological and Geomagnetic Observation and Research, 2017,38(3):13-17.
- [8] BAER M,KRADOLFER U.An automatic phase picker for local and teleseismic events[J].Bulletin of the Seismological Society of America, 1987, 77(4):1437-1445.
- [9] 郭茂祖,张庆宇,赵玲玲.基于人工智能建模的结构振动响应预 测研究综述[C]//2021 中国自动化大会论文集.北京:中国自 动化学会,2021:759-764.

GUO Maozu, ZHANG Qingyu, ZHAO Lingling. Review on the prediction of structural vibration response based on artificial intelligence modelling[C]//Proceedings of the 2021 China Automation Conference. Beijing: Chinese Association of Automation, 2021:759-764.

[10] 姚彦吉,柳林涛,盛敏汉,等.利用标准时频变换方法在强噪声 环境下无偏拾取地震 P 波、S 波到时[J].地球物理学报, 2022,65(1);227-243.

YAO Yanji, LIU Lintao, SHENG Minhan, et al. Unbiased picking onset time of P and S phases by normal time-frequency transform method under a strong noise environment[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2022, 65(1):227-243.

[11] 赵明,陈石,房立华,等.基于 U 形卷积神经网络的震相识别 与到时拾取方法研究[J].地球物理学报,2019,62(8):3034-3042.

> ZHAO Ming, CHEN Shi, FANG Lihua, et al. Earthquake phase arrival auto-picking based on U-shaped convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2019, 62 (8):3034-3042.

[12] 蔡振宇,盖增喜.人工智能在拾取地震 P 波初至中的应用:以 汶川地震余震序列为例[J].北京大学学报(自然科学版), 2019,55(3):451-460.

> CAI Zhenyu, GE Zengxi. Using artificial intelligence to pick Pwave first-arrival of the microseisms: taking the aftershock sequence of Wenchuan earthquake as an example[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2019, 55(3): 451-460.

 [13] 赵明,唐淋,陈石,等.基于深度学习到时拾取自动构建长宁地 震前震目录[J].地球物理学报,2021,64(1):54-66.
 ZHAO Ming, TANG Lin, CHEN Shi, et al. Machine learning based automatic foreshock catalog building for the 2019 M_S6.0 Changning, Sichuan earthquake[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2021, 64(1):54-66.

[14] PEROL T, GHARBI M, DENOLLE M. Convolutional neural

network for earthquake detection and location[J].Science Advances,2018,4(2):e1700578.

- [15] ROSS Z E, MEIER M A, HAUKSSON E. P wave arrival picking and first-motion polarity determination with deep learning[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 2018,123(6):5120-5129.
- [16] 李晓锐,张娜,姚林鹏,等.ObsPy包中的地震事件触发和震相 拾取算法梳理[J].山西地震,2020(3):42-46.
 LI Xiaorui,ZHANG Na,YAO Linpeng, et al.Sorting of seismic event triggering and seismic phase picking algorithms in ObsPy package[J].Earthquake Research in Shanxi,2020(3):42-46.
- [17] BEYREUTHER M, BARSCH R, KRISCHER L, et al. ObsPy:a Python toolbox for seismology[J]. Seismological Re-

search Letters, 2010, 81(3): 530-533.

- [18] 王国栋,芦天亮,尹浩然,等.基于 CNN-BiLSTM 的恶意代码 家族检测技术[J].计算机工程与应用,2020,56(24):72-77.
 WANG Guodong,LU Tianliang,YIN Haoran, et al.Malicious code family detection technology based on CNN-BiLSTM[J].
 Computer Engineering and Applications,2020,56(24):72-77.
- [19] CHO K, VAN MERRIENBOER B, GULCEHRE C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[J]. ArXiv e-Prints, 2014: 1406.1078.
- [20] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J].Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.

(本文编辑:赵乘程)

(上接第702页)

[55] 张雪亭.青海省大地构造格架研究[D].北京:中国地质大学, 2006.

ZHANG Xueting. Study on tectonic framework in Qinghai Province[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2006.

[56] 李霞,冯丽丽,赵玉红,等.2021年5月22日青海玛多Ms7.4 地震前地磁加卸载响应比变化特征[J].地球物理学进展, 2022,37(3):964-970.

> LI Xia, FENG Lili, ZHAO Yuhong, et al. Analysis on characteristics of geomagnetic load-unload response ratio method before Maduo M_S7.4 earthquake [J]. Progress in Geophysics, 2022, 37(3):964-970.

[57] 辛建村,张晨蕾.漾濞县 M_s6.4、玛多县 M_s7.4 地震前地电场 变化分析[J].地震工程学报,2021,43(4):818-825.

> XIN Jiancun,ZHANG Chenlei.Geoelectric field changes before the Yangbi $M_86.4$ and Maduo $M_87.4$ earthquakes[J].China Earthquake Engineering Journal,2021,43(4);818-825.

[58] 丁鉴海,申旭辉,潘威炎,等.地震电磁前兆研究进展[J].电波 科学学报,2006,21(5):791-801.

DING Jianhai, SHEN Xuhui, PAN Weiyan, et al. Seismoelectromagnetism precursor research progress [J]. Chinese Journal of Radio Science,2006,21(5):791-801.

- [59] 张学民,刘静,钱家栋,等.西藏改则 6.9 级地震前的电离层电磁扰动[J].地震,2008,28(3):14-22.
 ZHANG Xuemin,LIU Jing,QIAN Jiadong, et al. Ionospheric electromagnetic disturbance before Gaize earthquake with M₈6.9,Tibet[J].Earthquake,2008,28(3):14-22.
- [60] PANDOW M, MACKAY C, WOLFGANG R. The reaction of atomic carbon with oxygen: significance for the natural radiocarbon cycle[J]. Journal of Inorganic and Nuclear Chemistry, 1960,14(3/4):153-158.

(本文编辑:张向红)