



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113820749 A

(43) 申请公布日 2021.12.21

(21) 申请号 202111118628.8

(22) 申请日 2021.09.24

(71) 申请人 吉林大学

地址 130000 吉林省长春市前进大街2699号

(72) 发明人 贾继伟 李兹谦 马嘉悦

(74) 专利代理机构 长春市盈创中成知识产权代理有限公司 (普通合伙) 22215

代理人 乔晓光

(51) Int. Cl.

G01V 1/30 (2006.01)

G06K 9/00 (2006.01)

G06K 9/62 (2006.01)

G06N 3/04 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

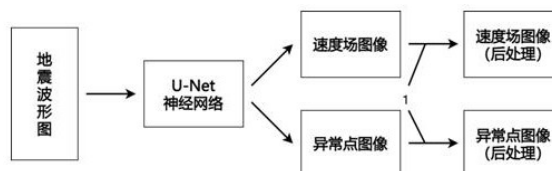
权利要求书1页 说明书3页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于机器学习的地震数据速度场异常反演方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于机器学习的地震数据速度场异常反演方法,包括以下步骤:建立面向地震数据的U-Net深度学习网络并使用训练数据集对其进行训练,训练数据集由地震波形图、速度场图像、异常点图像三类组成;将生成的地震波形图输入至U-Net深度学习网络,生成速度场图像和异常点图像,并进行特征标签集的预测。该基于机器学习的地震数据速度场异常反演方法,通过建立U-Net深度学习网络并将获得的地震波形图输入至U-Net深度学习网络,生成由该方法预测的速度场图像和异常点图像,与实际的速度场、异常点相比较而言,具有很高的精度,且是对偏移成像前的炮集地震数据开展研究,这样可以有效的避免由于偏移成像算法所带来的误差。



1. 一种基于机器学习的地震数据速度场异常反演方法,其特征在于,包括以下步骤:

(1) 建立面向地震数据的U-Net深度学习网络并使用训练数据集对其进行训练,训练数据集由地震波形图、速度场图像、异常点图像三类组成;

(2) 将生成的地震波形图输入至U-Net深度学习网络,生成速度场图像和异常点图像,并进行特征标签集的预测;

(3) 基于CNN算法对生成的图像进行后处理,进一步降低误差,所述的需要进行后处理的图像包括速度场图像和异常点图像。

2. 根据权利要求1所述的一种基于机器学习的地震数据速度场异常反演方法,其特征在于,所述的U-Net深度学习网络结构主要由卷积层、下采样、上采样以及 ReLU非线性激活函数组成,所述的U-Net网络在采用上采样、下采样方法的同时,还具备特征通道。

3. 根据权利要求1所述的一种基于机器学习的地震数据速度场异常反演方法,其特征在于,所述的U-Net网络同时生成速度场图像和异常点图像,且其误差函数是生成速度场和异常点误差的加权之和。

4. 根据权利要求1所述的一种基于机器学习的地震数据速度场异常反演方法,其特征在于,所述的U-Net网络在第一次由下采样前的图像直接映射到U-Net右端这一过程被取消。

一种基于机器学习的地震数据速度场异常反演方法

技术领域

[0001] 本发明涉及地球物理技术领域,特别涉及一种基于机器学习的地震数据速度场异常反演方法。

背景技术

[0002] 反演是指根据地球物理场的变化特征来推断地下地质构造特征、地质体的赋存状态和物性参数,层析反演与全波形反演是当前用于速度场建模最常用的两大类方法。

[0003] 在实际应用中,层析反演方法对于背景速度场建模具有较高精度,但对于复杂地质结构对应的速度场异常反演效果一般,往往需要在速度场更新过程中人为引入高精度速度场异常来加速迭代的收敛;全波形反演方法于上世纪八十年代被提出,近些年随着集群计算能力的大幅度提升,该方法得到了广泛应用,成为一种有效的高分辨率速度场建模方法。由于速度场模型的多解性,作为一种基于数据拟合的迭代算法,全波形反演过程的收敛高度依赖于速度场初始模型的精度。当初始模型,特别是其中的异常值误差较大时,合成地震记录与实际地震记录之间就会产生较大的相位差,当相位差大于震源子波周期的一半时,就会产生周期跳跃现象,导致算法收敛至局部极小点而产生错误的反演结果。传统的速度场建模手段,通常都是运用偏移成像算法对数据进行处理,这要求偏移成像算法有较高的精度,但在实际运用时,由于偏移成像算法存在着误差,影响了速度场异常分布的精度。

[0004] 同时目前在实际应用中,速度场异常拾取方法往往都需要大量的人工介入,利用以往积累的经验、通过处理、解释人员手工修改的方式引入速度场异常,这种方式过分依赖于技术人员的经验以及技术水平,建模质量不稳定、建模效率低。

发明内容

[0005] 本发明的目的是为了解决现有技术中存在的缺点,而提出的一种基于机器学习的地震数据速度场异常反演方法。

[0006] 为了解决上述技术问题,本发明提供了如下的技术方案:一种基于机器学习的地震数据速度场异常反演方法,包括以下步骤:

(1)建立面向地震数据的U-Net深度学习网络并使用训练数据集对其进行训练,训练数据集由地震波形图、速度场图像、异常点图像三类组成;

(2)将生成的地震波形图输入至U-Net深度学习网络,生成速度场图像和异常点图像,并进行特征标签集的预测;

(3)基于CNN算法(卷积神经网络)对生成的图像进行后处理,进一步降低误差,需要进行后处理的图像包括速度场图像和异常点图像。

[0007] 优选的,所述的U-Net深度学习网络结构主要由卷积层、下采样、上采样以及ReLU非线性激活函数组成,所述的U-Net网络在采用上采样、下采样方法的同时,还具备特征通道。

[0008] 优选的,所述的U-Net网络同时生成速度场图像和异常点图像,且其误差函数是生

成速度场和异常点误差的加权之和。

[0009] 优选的,所述的U-Net网络在第一次由下采样前的图像直接映射到U-Net右端这一过程被取消。

[0010] 本发明所达到的有益效果是:

1、该基于机器学习的地震数据速度场异常反演方法,通过建立U-Net深度学习网络并将获得的地震波图形输入至U-Net深度学习网络,生成由该方法预测的速度场图像和异常点图像,与实际的速度场、异常点相比较而言,具有很高的精度,且是对偏移成像前的炮集地震数据开展研究,这样可以有效的避免由于偏移成像算法所带来的误差。

[0011] 2、该基于机器学习的地震数据速度场异常反演方法,通过在速度场建模的初期就能够提供较高精度的速度场异常分布,能够加速建模迭代过程的收敛、提高建模效率,且借助深度学习算法、通过自动识别方式来建立速度场异常模型,大幅度降低了对人的依赖,同时也减少人工介入引入的误差。

[0012] 3、该基于机器学习的地震数据速度场异常反演方法,具有基于数据自我学习和迭代的特点,通过对训练数据集的持续扩充,来实现技术流程中的深度学习网络的持续优化,这样可以对训练数据进行持续积累,使之持续发挥价值。

附图说明

[0013] 附图用来提供对本发明的进一步理解,并且构成说明书的一部分,与本发明的实施例一起用于解释本发明,并不构成对本发明的限制。在附图中:

图1是本发明实施例的流程示意图;

图2是本发明实施例的正常速度场、单个异常点下的预测图像与真实图像的对比示意图;

图3是本发明实施例的正常速度场、两个异常点下的预测图像与真实图像的对比示意图;

图4是本发明实施例的有断层速度场、单个异常点下的预测图像与真实图像的对比示意图。

具体实施方式

[0014] 以下将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

实施例

[0015] 如图1-4所示,本发明提供了一种基于机器学习的地震数据速度场异常反演方法,包括以下步骤:

(1)建立面向地震数据的U-Net深度学习网络并使用训练数据集对其进行训练,训练数据集由地震波形图、速度场图像、异常点图像三类组成;

其中,U-Net深度学习网络结构主要由卷积层、下采样、上采样以及ReLU非线性激

活函数组成,所述的U-Net网络在采用上采样、下采样方法的同时,还具备特征通道,允许更多的原图像或下采样纹理的信息在高分辨率的层中进行传播。

[0016] 其中,U-Net网络同时生成速度场图像和异常点图像,且其误差函数是生成速度场和异常点误差的加权之和。

[0017] 其中,U-Net网络在第一次由下采样前的图像直接映射到U-Net右端这一过程被取消,可以避免生成的速度场包含地震波形图的轮廓

(2)将生成获得的地震波形图输入至U-Net深度学习网络,生成速度场图像和异常点图像,并进行特征标签集的预测;

(3)基于CNN算法(卷积神经网络)对生成的图像进行后处理,进一步降低误差,需要进行后处理的图像包括速度场图像和异常点图像。

[0018] 其中,在获得U-Net训练生成的速度场和异常点图像后,使用大小为 2×2 的卷积核逐步遍历整个图像以提取特征,经过池化、全连接的操作后生成光滑后的图像,该方法生成速度场图像中各点速度误差均小于传统光滑方法。

[0019] 综上所述,在实际运用该方法对地震速度场和异常点进行预测时,只需通过检测器接收数据,再将数据数据进行处理,将地震波形图输入至U-Net经过该方法预测出地震速度场和异常点,在对地震速度场和异常点预测的实验中,将实验分为几组进行验证,通过在炮点放炮,检测器接收到数据后,对数据进行处理,图2-4示出了正常速度场、有断层速度场以及单炮点、多炮点时的预测结果以及实际的速度场、异常点的对比,通过在地表放炮,地表检波器接受到震动波形,再进行反演得到地下速度分布模型,且多炮点能够提高相关面元的覆盖次数,提高分辨率。

[0020] 图2示出了在正常速度场、单个异常点情况下的预测,如图所示,速度场分为五层,只有一个异常点,分别进行了单个炮点和多个炮点时的速度场和异常点的预测,预测速度场和异常点的效果如图所示,在正常速度场及单个异常点下,单炮点和多炮点的预测精度都很高;图3示出了在正常速度场、两个异常点下的预测,如图所述,速度场分为两层,有两个异常点,分别进行单个炮点和多个炮点时的预测,预测速度场和异常点的效果如图所示,结果显示,在正常速度场及多个异常点下,单炮点和多炮点的预测精度仍然都很高;图4示出了在有断层速度场、单个异常点速度场分为三层且有一个断层,有一个异常点,预测速度场和异常点的效果如图所示,结果显示,在有断层速度场及单个异常点下,单炮点和多跑点的预测精度仍然都很高。

[0021] 需要说明的是,在本文中,诸如术语“包括”、“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者设备不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其他要素,或者是还包括为这种过程、方法、物品或者设备所固有的要素。

[0022] 尽管已经示出和描述了本发明的实施例,对于本领域的普通技术人员而言,可以理解在不脱离本发明的原理和精神的情况下可以对这些实施例进行多种变化、修改、替换和变型,本发明的范围由所附权利要求及其等同物限定。

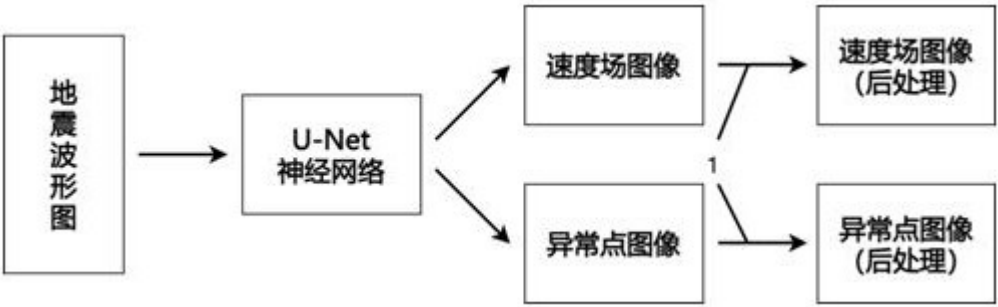


图1

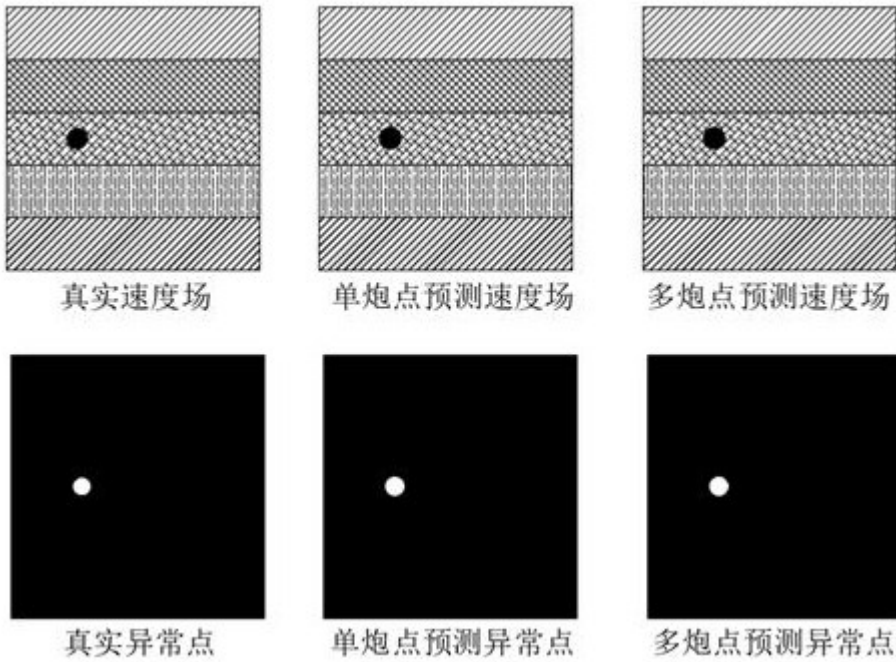


图2

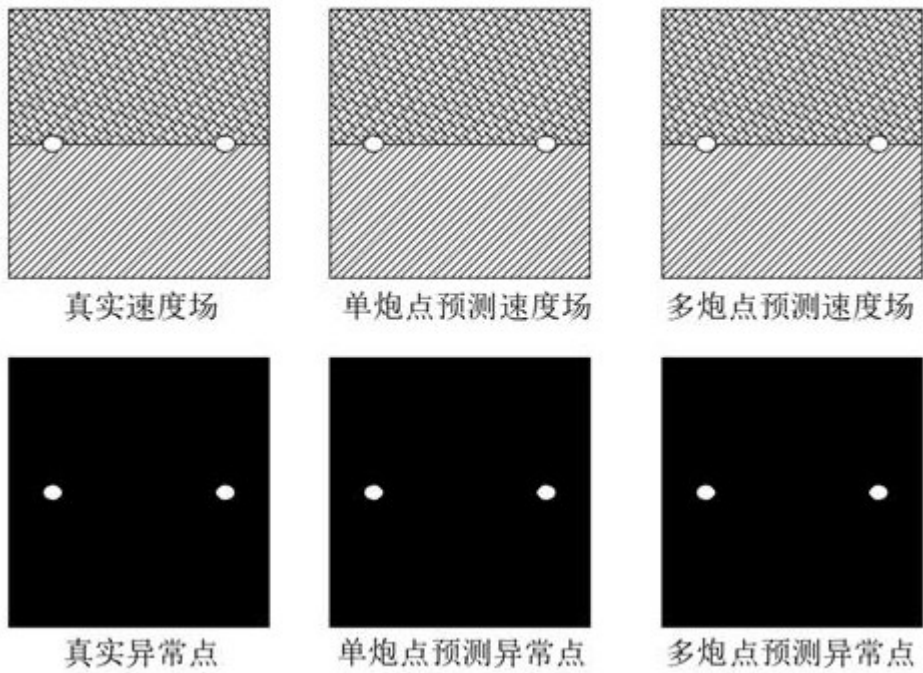


图3

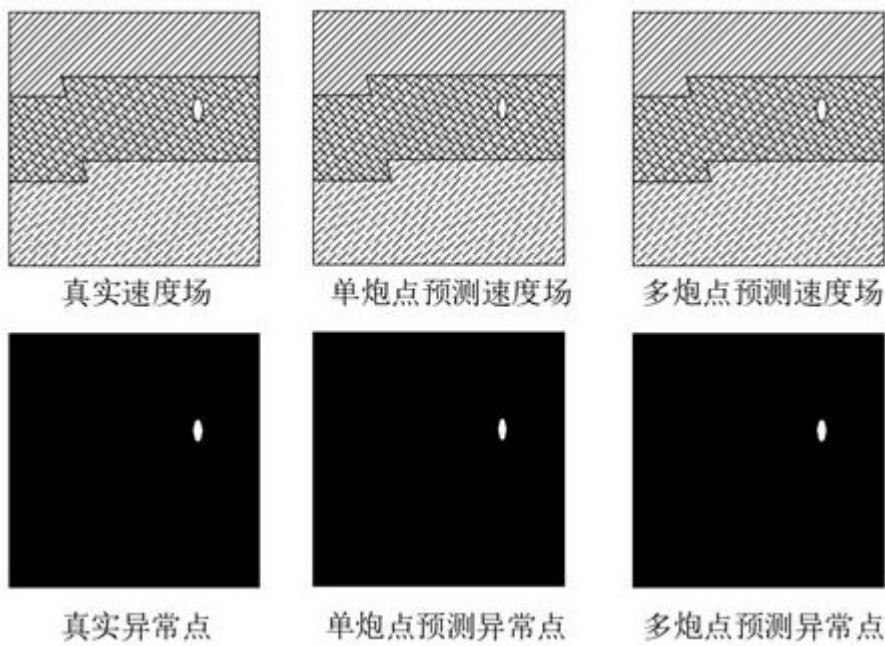


图4