

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2024 年 3 月 7 日 (07.03.2024)



(10) 国际公布号
WO 2024/045285 A1

(51) 国际专利分类号:
G06F 30/27 (2020.01)

征发 (**BI, Zhengfa**); 中国安徽省合肥市包河区金寨路96号, Anhui 230026 (CN)。

(21) 国际申请号: PCT/CN2022/125275

(22) 国际申请日: 2022 年 10 月 14 日 (14.10.2022)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
202211064255.5 2022年8月31日 (31.08.2022) CN
202211240817.7 2022年10月11日 (11.10.2022) CN

(71) 申请人: 中国科学技术大学 (**UNIVERSITY OF SCIENCE AND TECHNOLOGY OF CHINA**) [CN/CN]; 中国安徽省合肥市包河区金寨路96号, Anhui 230026 (CN)。

(72) 发明人: 伍新明 (**WU, Xinming**); 中国安徽省合肥市包河区金寨路96号, Anhui 230026 (CN)。 毕

(74) 代理人: 中科专利商标代理有限责任公司 (**CHINA SCIENCE PATENT & TRADEMARK AGENT LTD.**); 中国北京市海淀区西三环北路 87 号 4-312 室, Beijing 100089 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ, IR, IS, IT, JM, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE,

(54) **Title:** GEOLOGICAL STRUCTURE MODELING METHOD BASED ON MULTI-SOURCE HETEROGENEOUS DATA

(54) 发明名称: 基于多源异构数据的地质构造建模方法

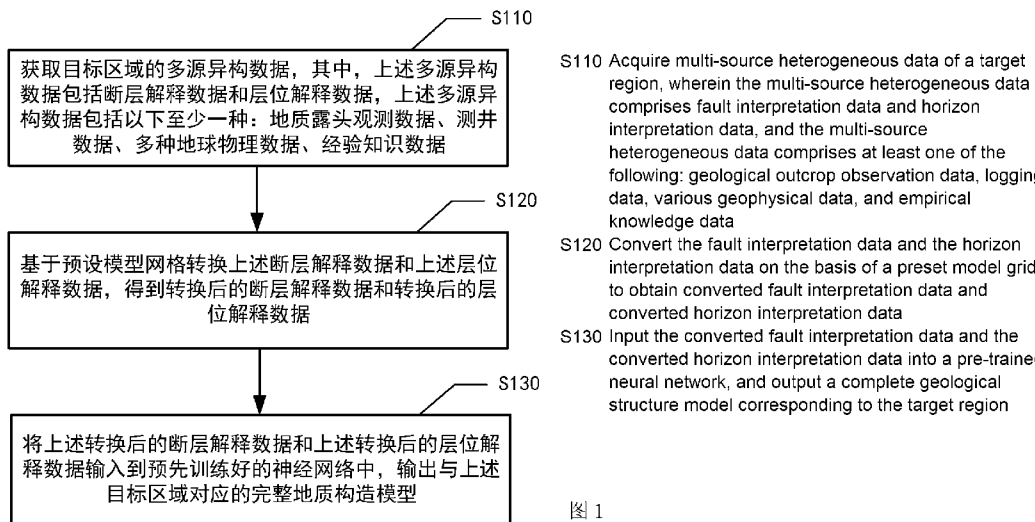


图 1

(57) **Abstract:** The present disclosure provides a geological structure modeling method based on multi-source heterogeneous data, applicable to the technical fields of geological exploration and artificial intelligence. The method comprises: generating a plurality of geological simulation structure models by using data simulation technology, and constructing a geological simulation structure model library, the geological simulation structure models having diverse folds and fault characteristics; for each geological simulation structure model in the geological simulation structure model library, acquiring geological fault data and unevenly distributed geological horizon data, to obtain a training sample data set; training a neural network by using the training sample data set; and inputting multi-source heterogeneous data of a target region into the trained neural network, and outputting a geological structure model corresponding to the multi-source heterogeneous data, wherein the multi-source heterogeneous data comprises fault interpretation data and horizon interpretation data, and the multi-source heterogeneous data comprises at least one of the following: geological outcrop observation

SG, SK, SL, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA,
UG, US, UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国(除另有指明，要求每一种可提供的地区
保护): ARIPO (BW, CV, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ,
NA, RW, SC, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚
(AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE,
BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR,
HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, ME, MK, MT, NL, NO,
PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF,
CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN,
TD, TG)。

本国际公布:
— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。
data, logging data, various geophysical data, and empirical knowledge data.

(57) 摘要: 本公开提供了一种基于多源异构数据的地质构造建模方法，可以应用于地质勘查和人工智能技术领域。该方法包括：利用数据仿真技术生成多个地质仿真构造模型，构建地质仿真构造模型库，地质仿真构造模型具有多样化褶皱和断层特征；针对地质仿真构造模型库中的每个地质仿真构造模型，获取地质断层数据和不均匀分布的地质层位数据，得到训练样本数据集；以及利用训练样本数据集训练神经网络；将目标区域的多源异构数据输入到训练好的神经网络中，输出与多源异构数据对应的地质构造模型，其中，多源异构数据包括断层解释数据和层位解释数据，多源异构数据包括以下至少一种：地质露头观测数据、测井数据、多种地球物理数据、经验知识数据。

基于多源异构数据的地质构造建模方法

相关申请的引用

- 1、本申请要求于 2022 年 8 月 31 日向中国国家知识产权局递交的发明名称为“基于深度学习的可交互式智能三维隐式构造建模方法”的中国专利申请 202211064255.5 的优先权，该申请的全部内容通过引用加入至本申请中。
- 2、本申请要求于 2022 年 10 月 11 日向中国国家知识产权局递交的发明名称为“基于多源异构数据的地质构造建模方法”的中国专利申请 202211240817.7 的优先权，该申请的全部内容通过引用加入至本申请中。

技术领域

本公开涉及地质勘查和人工智能技术领域，更具体地涉及一种基于多源异构数据的地质构造建模方法。

背景技术

可靠的地质构造模型对充分了解地下空间组织和定量模拟各种地质过程等一系列科学研究问题至关重要。地质建模旨在通过使用各种数学方法，建立关于地质情况的数值模型，以精确表示其空间位置和几何关系。相关技术中，一般使用隐式方法进行地质建模，隐式方法利用构造数据计算一个空间标量函数，以表示整个区域内所有的地质构造特征。在该函数中，地质界面被表示为等值面，而断层和不整合面被表示为函数值的不连续变化，该函数也称为隐式构造模型。

公开内容

本公开提供了一种基于多源异构数据的地质构造建模方法。

根据本公开的一个方面，提供了一种基于多源异构数据的地质构造建模方法，包括：

获取关于目标区域的多源异构数据，其中，上述多源异构数据包括断层解释数据和层位解释数据，上述多源异构数据包括以下至少一种：地质露头观测数据、测井数据、多种地球物理数据、经验知识数据；

基于预设模型网格转换上述断层解释数据和上述层位解释数据，得到转换后的断层解释数据和转换后的层位解释数据；以及

将上述转换后的断层解释数据和上述转换后的层位解释数据输入到预先训练好的神经网络中，输出与上述目标区域对应的完整地质构造模型。

本公开的另一个方面提供了一种基于多源异构数据的地质构造建模装置，包括：

获取模块，被配置用于获取目标区域的多源异构数据，其中，上述多源异构数据包括断层解释数据和层位解释数据，上述多源异构数据包括以下至少一种：地质露头观测数据、测井数据、多种地球物理数据、经验知识数据；

转换模块，被配置用于基于预设模型网格转换上述断层解释数据和上述层位解释数据，得到转换后的断层解释数据和转换后的层位解释数据；以及

输入输出模块，被配置用于将上述转换后的断层解释数据和上述转换后的层位解释数据输入到预先训练好的神经网络中，输出与上述目标区域对应的完整地质构造模型。

本公开的另一个方面提供了一种电子设备，包括：一个或多个处理器；存储器，被配置用于存储一个或多个程序，其中，当上述一个或多个程序被上述一个或多个处理器执行时，使得一个或多个处理器执行上述方法。

本公开的另一个方面还提供了一种计算机可读存储介质，其上存储有可执行指令，该指令被处理器执行时使处理器执行上述方法。

本公开的另一个方面还提供了一种计算机程序产品，包括计算机程序，该计算机程序被处理器执行时实现上述方法。

附图说明

通过以下参照附图对本公开实施例的描述，本公开的上述内容以及其他目的、特征和优点将更为清楚，在附图中：

- 图 1 示意性示出了根据本公开实施例的基于多源异构数据的地质构造建模方法的流程图；
- 图 2 示意性示出了根据本公开实施例的神经网络的训练方法的流程图；
- 图 3A 示意性示出了根据本公开实施例的神经网络的架构图；
- 图 3B 示意性示出了根据本公开实施例的反向残差模块的结构示意图；
- 图 3C 示意性示出了根据本公开实施例的通道注意力模块的结构示意图；
- 图 4 示意性示出了根据本公开实施例的隐式构造建模方法的流程图；
- 图 5 示意性示出了根据本公开实施例的构建方法从输入的稀疏构造数据生成空间标量函数，作为对所有地质构造的隐式表示；
- 图 6 示意性示出了基于野外露头观测资料的二维构造建模的应用；
- 图 7 示意性示出了基于测井资料的实时交互式构造建模应用；
- 图 8 示意性示出了基于实际地震解释数据的三维地质构造建模应用案例；
- 图 9 示意性示出了根据本公开实施例的基于多源异构数据的地质构造建模装置的结构框图；

图 10 示意性示出了根据本公开实施例的用于基于多源异构数据构建地质构造模型的神经网络训练装置的结构框图；以及

图 11 示意性示出了根据本公开实施例的适于实现上述方法的电子设备的方框图。

具体实施方式

以下，将参照附图来描述本公开的实施例。但是应该理解，这些描述只是示例性的，而并非要限制本公开的范围。在下面的详细描述中，为便于解释，阐述了许多具体的细节以提供对本公开实施例的全面理解。然而，明显地，一个或多个实施例在没有这些具体细节的情况下也可以被实施。此外，在以下说明中，省略了对公知结构和技术的描述，以避免不必要地混淆本公开的概念。

在此使用的术语仅仅是为了描述具体实施例，而并非意在限制本公开。在此使用的术语“包括”、“包含”等表明了所述特征、步骤、操作和/或部件的存在，但是并不排除存在或添加一个或多个其他特征、步骤、操作或部件。

在此使用的所有术语（包括技术和科学术语）具有本领域技术人员通常所理解的含义，除非另外定义。应注意，这里使用的术语应解释为具有与本说明书的上下文相一致的含义，而不应以理想化或过于刻板的方式来解释。

在使用类似于“A、B 和 C 等中至少一个”这样的表述的情况下，一般来说应该按照本领域技术人员通常理解该表述的含义来予以解释（例如，“具有 A、B 和 C 中至少一个的系统”应包括但不限于单独具有 A、单独具有 B、单独具有 C、具有 A 和 B、具有 A 和 C、具有 B 和 C、和/或具有 A、B、C 的系统等）。

构建可靠的地质构造模型对充分了解地下空间组织和定量模拟各种地质过程等一系列科学研究问题至关重要。地质建模旨在通过使用各种数学方法，建立关于地质情况的数值模型，以精确表示其空间位置和几何关系。构造建模主要为显式或曲面建模方法，这类方法直接使用点、线、面等几何要素对地质构造进行表达。由于地质体中存在各种地质界面，当出现地层不整合、断层错断地层、地层尖灭等情形时，建模就会遇到复杂的地质界面交切关系处理问题，其各个构造之间存在紧密联系，任何误差都会对建模结果造成影响。因此，相关技术中建模技术通常需要严格的质量控制，以保证模型的地质合理性和数值稳定性。这使得该方法在处理较复杂构造建模问题时效率低下，模型更新十分困难。此外，建模过程受地质人员主观因素和经验的影响，导致即使输入相同构造数据，也很难复现相同的结果。

相对于显式方法，隐式建模方法具有高效、可更新和可复现的特征。隐式建模方法利用构造数据计算一个空间标量函数，以表示整个区域内所有的地质构造特征。在该函数中，地

质界面被表示为等值面，而断层和不整合面被表示为函数值的不连续变化，该函数也称为隐式构造模型。隐式建模方法通过整合构造观测数据和地质经验知识，将所有可用的地质信息融合到模型中，以从全局角度重建地下构造特征。

隐式建模方法的输入数据通常包括各种类型的建模对象，如通过野外观测和专家解释的空间点、向量、多段线和曲面。地质学家和地球物理学家结合经验知识从观测数据中推断可能的构造组合，用以约束地质界面之间可能的几何关系，进而引导隐式方法的建模行为。模型的构造特征需要符合地质学认识，同时遵循输入数据中已知的构造特征。由于地下空间的局部分布仅在有限的区域（如高度开发的矿井和油田）被观测，几乎不可能直接获得完整地质构造的真实情况。因此，需要额外在方法中引入地质规则和假设来约束建模过程。例如，相关技术中的隐式插值采用显式平滑准则来简化模型的局部变化，从而获得稳定且可靠的结果。

例如，离散平滑插值（DSI）是一类通过在空间网格上离散标量函数来计算地质模型的隐式方法。在 DSI 及其变体方法中，建模过程被表述为求解带有平滑约束的最小二乘最小化问题来估计与输入兼容的标量场。该平滑约束将经验知识引入建模过程，其基本假设是预期的模型应尽可能平滑，即局部构造的改变应尽可能小。然而，因为标量函数在网格单元上始终是连续的，所以模型网格单元不能跨越不连续构造，且该方法无法正确估计断层或不整合面附近的梯度场。为解决这个问题，需要通过对不连续构造独立建模来计算非规则网格以约束建模行为，从而保证在这些情况下方法也依然有效。除 DSI 外，势场法（PFM）是另一类隐式方法。

PFM 将构造建模表述为双重协克里格插值或径向基函数插值问题。与 DSI 相比，虽然模型都在体网格上定义，但 PFM 在计算标量函数时不需要定义任何网格。建模结果完全取决于观测数据的分布，每个数据点的影响范围由所选插值算子所确定。然而，PFM 通常会求解复杂数学方程来调整插值算子在整个感兴趣区域的影响，以获得符合地质意义的结果。然而，这也会导致计算成本随着输入数据的大小而迅速增加。

虽然相关技术中的方法具有很多优点，但在保持模型和输入数据地质一致性方面，处理构造复杂区域的地质模型仍然是一项具有挑战性的任务，建模的可靠性取决于观测数据的可用性和质量。在某些复杂的地质环境中，如果数据采样稀疏或不均匀分布，完全由数学方程指导的建模行为可能并不总能产生地质上有效的模型。相应的模型可能产生与地质认识或相关构造空间关系不兼容的错误的几何特征。该问题主要归因于插值算子所允许的几何特征相对有限。在相关技术中，所有输入数据和先验知识在数学上被表示为线性约束条件，以尽可能平滑地计算连续的标量场。虽然该假设有助于推导出特定的地质模型，但施加这种平滑

度准则可能会影响局部地质变化的影响，并对构造高度复杂区域的建模精度产生负面影响。由于建模灵活性仅限于特定插值算子能够表达的几何关系，因此隐式方法通常会受到负面影响，从而生成在地质上不合理的几何特征或假象。

因此，将地质建模表述为最小二乘或空间插值问题，在平滑正则化假设下基于各种数学公式求解最优解。当已知数据过于稀疏或分布不均时，相关技术中的方法难以合理表示复杂的地质几何特征和关系，且迭代求解大型方程组在处理三维模型时会十分低效。

有鉴于此，本公开针对以上技术问题，提出一种使用卷积神经网络（CNN）的可交互隐式建模方法（又名 DeepISMNet）。利用卷积神经网络从少量构造数据中构建完整的地质模型，基于自动生成的仿真模型样本库，网络能够在训练过程中灵活地整合多种地质约束和先验知识，有效打破相关技术中地质建模技术性能瓶颈。此外，通过将可用的多源异构信息转化成矩阵或张量的数据形式作为输入，训练好的网络能够在多个实际建模应用中利用少量的数据快速地生成符合地质认识和兼容已知构造特征的模型。

本公开实施例提供的方法属于数据驱动的统计算法，能基于经验知识和样本示例，通过最小化给定的质量评价标准估计一个映射函数，该函数将输入数据映射到期望的输出。与相关技术相比，深度学习的优势是在预测过程中无需以昂贵的计算代价求解大型线性或非线性方程系统。在计算机图像领域，CNN 在分析几何特征和捕捉输入与输出之间复杂的非线性映射关系方面显示出卓越能力。为了在准确度和效率之间找到最佳折衷，有许多学习单元可用于构建 CNN 的架构，如深度可分离卷积、注意力机制和残差学习模块等。深度学习为建模过程中引入多种构造约束和经验认识提供了更为灵活的框架，从而在处理隐式和离散数据时表现出优异的性能。此外，输入的稀疏构造数据可以来自于多种数据源，包括地质露头观测、测井数据、多种地球物理数据和专家经验知识等，本公开提供的方法通过这些多源异构信息统一转化成矩阵或张量的数据形式作为输入，网络能够高效地计算出拟合各种地质数据的隐式构造模型。

具体地，本公开的实施例提供了一种基于多源异构数据的地质构造建模方法，包括：

获取关于目标区域的多源异构数据，其中，上述多源异构数据包括断层解释数据和层位解释数据，上述多源异构数据包括以下至少一种：地质露头观测数据、测井数据、多种地球物理数据、经验知识数据；

基于预设模型网格转换上述断层解释数据和上述层位解释数据，得到转换后的断层解释数据和转换后的层位解释数据；以及

将上述转换后的断层解释数据和上述转换后的层位解释数据输入到预先训练好的神经网络中，输出与上述目标区域对应的完整地质构造模型。

图 1 示意性示出了根据本公开实施例的基于多源异构数据的地质构造建模方法的流程图。

如图 1 所示,该实施例的基于多源异构数据的地质构造建模方法包括操作 S110~操作 S130。

在操作 S110,获取目标区域的多源异构数据,其中,上述多源异构数据包括断层解释数据和层位解释数据,上述多源异构数据包括以下至少一种:地质露头观测数据、测井数据、多种地球物理数据、经验知识数据。

根据本公开的实施例,上述方法还包括:通过调用数据接口从地质构建数据库中获取与目标区域对应的多源异构数据。

根据本公开的实施例,断层解释数据和层位解释数据可以是由人工将地质露头观测数据、测井数据、多种地球物理数据、经验知识数据转换得到的断层解释数据和层位解释数据。

在操作 S120,基于预设模型网格转换上述断层解释数据和上述层位解释数据,得到转换后的断层解释数据和转换后的层位解释数据。

根据本公开的实施例,上述利用预设模型网格转换上述断层解释数据和上述层位解释数据,得到转换后的断层解释数据和转换后的层位解释数据包括:针对上述断层解释数据中的每个断层,将距离上述断层一个网格以内的点标为第一值,得到上述转换后的断层解释数据;针对上述层位解释数据中的每个层位,将离上述层位一个网格以内的点设为第二值,得到上述转换后的层位解释数据,其中,上述第二值为上述层位上所有散点的纵坐标平均值。

根据本公开的实施例,将获取的多源异构数据传输至预设模型网格中,以便于对断层解释数据和层位解释数据进行转换。

根据本公开的实施例,将网络应用于不同区域的实际构造解释数据上,以获得对应的完整地质构造模型。由于构造解释数据通常不一定位于规则网格上,在实际应用前需要将层位解释数据和断层解释数据转换到建模网格,并获得用于输入网络的构造数据。网络的输出是与输入构造特征兼容且地质上合理的隐式构造模型。通过提取模型等值面和不连续跳跃特征,可以分别得到完整的地质层位面 and 断层面。

在操作 S130,将上述转换后的断层解释数据和上述转换后的层位解释数据输入到预先训练好的神经网络中,输出与上述目标区域对应的完整地质构造模型。

根据本公开的实施例,根据与目标区域对应的完整地质构造模型可以还原地下构造特征,并可视化展示构造特征,以便于根据地下构造特征勘察地下自然资源,以及防治地质灾害。

根据本公开的实施例,在可视化展示的构造特征不符合地质学认识的情况下,还可以通过调整地质构造模型中的构造参数,以调整构造特征,并实时通过可视化展示构造特征,实现地质构造模型的实时可交互能力。

图 2 示意性示出了根据本公开实施例的神经网络的训练方法的流程图。

如图 2 所示, 该实施例的训练方法包括操作 S210~操作 S230。

在操作 S210, 利用数据仿真技术生成多个地质仿真构造模型, 得到地质仿真构造模型库, 上述地质仿真构造模型具有多样化褶皱和断层特征。

根据本公开的实施例, 上述利用数据仿真技术生成地质仿真构造模型, 得到地质仿真构造模型库包括: 构建初始地质仿真构造模型, 其中, 上述初始地质仿真构造模型为水平方向恒定、垂向单调递增的层状模型, 上述初始地质仿真构造模型包括至少一个构造参数; 其中, 上述构造参数包括褶皱参数、倾斜参数、断层构造参数中的至少一个; 针对上述至少一个构造参数中的每个构造参数, 在预设范围内调整上述构造参数, 得到地质仿真构造模型库。

根据本公开的实施例, 考虑到训练数据集应尽可能包含具有各种构造模式的模型, 从而使卷积神经网络 CNN 能够学习到具代表性的知识, 以实现在地质建模领域各种应用上的泛化。然而, 由于无法获得地下空间的真实情况, 很难通过人工解释的方式了解某区域所有地质构造。为解决这一问题, 提出使用一组随机参数来生成一系列典型的褶皱和断层构造, 以数据仿真的方式获得大量的训练样本的工作流程。该工作流程首先以一个水平方向恒定、垂向单调递增值的层状模型作为初始构造模型, 然后在该模型中依次添加褶皱、倾斜和断层构造, 逐渐使该模型的几何特征复杂化。通过在合理范围内随机选择参数, 可以生成多种且符合地质学认识的构造模型, 且不限于某种特定的几何模式。

根据本公开的实施例, 基于对典型褶皱和断层模式的地质假设, 数据仿真方法将地层褶皱、倾斜和断层构造的变形过程进行参数化表示。只需随机设定一组在预定义合理范围内的参数, 就能创建彼此不同且逼真的构造模型, 从而丰富训练样本数据, 提高地质构造模型的泛华能力。

需要说明的是, 对上述构造参数中的每个构造参数对应的预设范围, 可以基于来自不同数据源的数据进行确定。例如, 数据源可以包括地质露头观测、测井数据、多种地球物理数据和专家经验知识等。

在操作 S220, 针对上述地质仿真构造模型库中的每个地质仿真构造模型, 获取上述地质仿真构造模型的地质断层数据和不均匀分布的地质层位数据, 得到训练样本数据集。

根据本公开的实施例, 上述训练样本数据集中的每个训练样本数据包括一个地质仿真构造模型和与上述地质仿真构造模型对应的上述地质断层数据和上述地质层位数据, 上述地质仿真构造模型和断层和层位数据共同作为训练标签。

根据本公开的实施例, 在进行神经网络训练阶段, 地质层位数据和地质断层数据被用作输入数据, 神经网络输出完整的隐式地质构造模型, 而地质仿真构造模型本身和输入构造数据共同作为对神经网络训练的标签, 以提供对预测结果的监督。

根据本公开的实施例，上述获取地质仿真构造模型的地质断层数据和不均匀分布的地质层位数据，得到训练样本数据集包括：提取上述地质仿真构造模型中的不连续特征，得到上述地质断层数据；从上述地质仿真构造模型的等值面中选取预设数量的等值面，得到目标等值面集合；针对上述目标等值面集合中的每个目标等值面，将上述目标等值面上的散点数据，按照纵坐标值域范围划分为多个数据区间；随机丢弃上述多个数据区间中第二预设数量的数据区间，剩余的数据区间内的散点数据作为上述地质层位数据；根据上述地质断层数据、上述地质层位数据和上述地质仿真构造模型，生成上述训练样本数据，最终得到上述训练样本数据集。

根据本公开的实施例，提取地质层位数据的方法包括：根据纵坐标将单个层位上所有散点降序排列，同时根据纵坐标值域划分为均匀间隔的多个区间，之后随机丢弃一个或多个区间内的所有散点，从而生成类似于人工解释的层位数据。此外，在每次输入数据生成过程中，从层位散点数据中随机删除部分，以模拟实际情况中稀疏且不均匀分布的层位解释。

根据本公开的实施例，从上述地质仿真构造模型的等值面中选取预设数量的等值面，得到目标等值面集合包括：将上述地质仿真构造模型中的所有等值面的值域范围按照降序划分为至少一个数值区间；针对上述至少一个数值区间中的每个数值区间，从上述数值区间中随机选取一个数值，得到目标数值；确定与上述目标数值对应的等值面为目标等值面，得到上述目标等值面集合。

根据本公开的实施例，由于地质仿真构造模型中的等值面代表相应的地质层序界面，而其局部标量值的跳跃变化则表示断层或不整合面等不连续构造，因此地质仿真构造模型本身可视为隐式标量函数。

根据本公开的实施例，由于地质层位面被隐式嵌入到仿真构造模型中，层位散点数据可通过等值面提取方法获得。为避免在训练数据中引入特定的采样模式或生成紧密相邻的不同层位，本公开将地质仿真构造模型的值域按降序划分为均匀间隔的几组区间，之后在每个区间内随机选取一个值并提取其对应的等值面。

根据本公开的实施例，上述方法还包括：神经网络的输入为表示层位和断层位置的散点数据。在将层位数据和断层数据输入神经网络之前，层位数据和断层数据需要被转换到规则的模型网络上，并且使得输入数据仅在已知的构造特征上具有有效的值，其余则为 0。

根据本公开的实施例，将层位数据和断层数据需要被转换到规则的模型网络上的方法包括：针对断层数据中的每个断层，将距离断层一个网格以内的点标为第一值，得到转换后的断层数据；针对层位数据中的每个层位，将离层位一个网格以内的点设为在地质仿真构造模型中所对应的标量值，以确保相同层位上的散点具有相同的值或标注，得到转换后的层位数

据。

在操作 S230，利用上述训练样本数据集训练神经网络，得到可用于多源异构数据地质建模的神经网络。

根据本公开的实施例，其中，上述利用上述训练样本数据集训练神经网络，得到可用于多源异构数据地质构造建模的神经网络包括：将上述断层数据和上述层位数据输入上述神经网络，输出地质构造模型；将上述输出地质建模结果和上述仿真构造模型输入混合损失函数，输出损失结果，其中，上述混合损失函数将基于单点的回归损失与基于局部滑动高斯窗的多尺度结构相似性进行结合；根据上述损失结果调整上述神经网络的网络参数，直至上述混合损失函数满足预设条件（例如达到预设的迭代次数）；将上述混合损失函数满足上述预设条件时得到的神经网络作为上述训练好的神经网络。

根据本公开的实施例，由于利用数据仿真技术生成的地质仿真构造模型具有复杂的断层和褶皱构造，从而提高了训练样本的丰富性，能够有效地支持初神经网络学习到具有代表性的构造模式以及相关技术中数学手段难以描述的地质几何特征。同时，本公开提供的训练方法能够在训练过程中灵活以损失函数的方式引入多种地质约束和先验知识，有效打破地质建模技术性能瓶颈，提高地质构造建模的精度。

根据本公开的实施例，上述训练方法还包括：利用自适应学习步长的 Adam 优化器来加速网络收敛，且初始学习率设为 0.01。当损失函数在两次迭代中停止继续降低时，将当前学习率设为原来的一半。网络训练在 120 个周期后停止，训练和验证损失曲线逐渐收敛（小于 0.1）。这表明 CNN 已从训练数据样本成功学习了不同地质构造的几何特征和组合规律。

根据本公开的实施例，神经网络通过最小化预测模型和参考模型之间的误差，以迭代优化网络参数，并最终实现其在实际数据上的泛化。为使网络做出地质意义上有效的预测，将回归损失与多尺度结构相似性相结合，来定义用于网络训练的混合损失函数。

在其中一个实施例中，混合损失函数的定义如下：

设 x 为参考构造模型， m 为其二进制掩码，掩码中对应于输入层位数据上的采样点设为 1，其余设置为 0。 x 和 m 的维度大小与训练数据集中的样本一致。对于每个参考模型 x ，带有可训练参数的 CNN 网络将层位数据 $h = x \odot m$ 和断层数据 f 作为输入，以生成预测模型 $\hat{y} = f_{\theta}(h, f)$ 。其中，在已知层位附近被替换成输入数据的预测模型可以表示为 $y = \hat{y} \odot (1 - m) + x \odot m$ 。

在许多回归问题中，均方误差（MSE）和平均绝对误差（MAE）通常用于在结果中逐点地衡量方法精度。MSE 强调误差较大的采样点，更能容忍误差较小的采样点，且不考虑数据的潜在空间分布模式。与 MSE 相比，MAE 对局部数据的变化更敏感，减少了因过度惩罚较

大误差的采样点而在结果中引入的假象。我们采用加权 MAE 作为混合损失函数中的一项，其公式如下：

$$\mathcal{L}_{\text{mae}}(\mathbf{p}) = \frac{1}{N} \sum_{\mathbf{p} \in \mathbf{p}} |\mathbf{x}(\mathbf{p}) - \hat{\mathbf{y}}(\mathbf{p})|, \quad (1)$$

其中， $\mathbf{p}$ 表示从被比较的两个模型中的相同位置裁剪的局部方形区域， N 表示区域 $\mathbf{p}$ 内采样点总数。

尽管 MAE 在地质建模场景中优于 MSE，但结果仍然不是最优。单独使用 MAE 训练的 CNN 可能无法正确提取由临近采样点分布表示的几何特征，且模糊了高频和尖锐的构造不连续。因此，具有相似 MAE 的模型可能具有明显不同的构造，从而对网络的优化产生负面影响。为避免 MAE 的平滑效应，将 MAE 与结构相似性 (SSIM) 结合，定义一种混合损失函数。通过在差异较大的构造边界处自适应分配更高权重，SSIM 可以更好地保留高频几何特征。用于衡量参考模型和预测模型在区域 $\mathbf{p}$ 内的 SSIM 损失可以表示如下：

$$\mathcal{L}_{\text{ssim}}(\mathbf{p}) = 1 - \left(\frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \right)^\beta \left(\frac{2\sigma_{xy} + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \right)^\gamma = 1 - l(\mathbf{p})^\beta \cdot cs(\mathbf{p})^\gamma, \quad (2)$$

其中， μ_x 和 μ_y 分别表示局部区域内模型 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{y}$ 的平均值。 σ_x 和 σ_y 代表方差， σ_{xy} 代表二者的协方差。平均值、方差和协方差通过使用一个标准差为 σ_g 均值为零的各向同性高斯滤波器 G_{σ_g} 计算，以提高计算效率。 μ_x 和 μ_y 衡量模型局部区域中地层层序和构造的变化，而 σ_x 、 σ_y 和 σ_{xy} 衡量被比较的模型局部区域构造的相对变化趋势，它们共同表示两个地质模型的构造相似性。参数 β 和 γ 定义了损失函数中均值项和方差项的相对重要性。根据预实验结果，这两个参数均设为 1。此外，公式 (2) 使用较小的常数因子 C_1 和 C_2 来避免被零除而导致数值不稳定的情况。高斯滤波器 G_{σ_g} 的标准差 σ_g 是一个超参数，需要在训练网络前确定。 σ_g 的选择会影响网络训练的效果，使用具有较大 σ_g 进行训练可能使网络过度强调局部变化，并在构造边缘处产生虚假特征。而使用较小 σ_g 进行训练可能模糊构造和地层边界。为避免调整参数，本文使用多尺度结构相似性 (MS-SSIM)，并将其表示如下：

$$\mathcal{L}_{\text{ms-ssim}}(\mathbf{p}) = 1 - l_s(\mathbf{p})^\beta \cdot \prod_{j=1}^S cs_j(\mathbf{p})^{\gamma_j}, \quad (3)$$

其中，参数 γ_j 定义公式 (3) 中不同尺度方差项的相对重要性。MS-SSIM 通过使用不同标准差 σ_g 创建一系列从大到小的局部高斯窗，并在多个窗口内同时估计模型的结构相似性。为提升计算效率，本文避免直接定义高斯标准差 σ_g ，而是对局部区域 $\mathbf{p}$ 内的模型进行连续 5 次 28282 平均池化操作，从而获得等效的 5 种空间尺度，此外，采用权重系数 $\gamma_j =$

{0.05,0.29,0.3,0.24,0.12} 调整从不同空间尺度估计的结构相似性损失，以确保它们的总和等于 1。

虽然 MS-SSIM 强调了模型中单个采样点附近的构造特征变化(其范围由高斯标准差 σ_g 定义)，但仍可能会在预测中引入假象。这是因为在网络训练过程中，很难在局部区域内正确计算边界处的导数。

此外，MS-SSIM 对预测值的平均偏差不敏感，这可能导致建模结果中地层层序的变化或地质界面的扰动。与之相比，虽然无法保留对比度高的构造特征，MAE 却能将模型内每个采样点的平均误差降至最低，因此能更好地重建地层层序和消除边界假象。为同时获得两个损失函数的优势，提出使用加权混合损失函数：

$$\mathcal{L}_{sum} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (\lambda \mathcal{L}_{mae}(\mathbf{p}_i) + \mathcal{L}_{ms-ssim}(\mathbf{p}_i)), \quad (4)$$

其中， λ 是用于平衡不同损失项的加权因子， K 表示模型内的局部区域 $\mathbf{p}$ 总数。在训练 CNN 时，从被比较的两个模型中逐点地裁剪局部区域，并根据公式（4）计算每个区域内的损失。根据预实验结果，将局部区域的尺寸设为 7， λ 设为 1.25。最终的损失为所有局部区域内损失函数的平均值。

根据本公开的实施例，通过在更新神经网络时使用基于单点精度和结构相似性的混合函数，提高了建模性能。

表 1 示出了使用多种量化评价指标对使用不同损失函数训练的网络进行了定量分析，并列出了验证数据集上这些指标的平均得分。

表 1

质量评价指标	网络训练损失函数					
	L1	L2	SmoothL1	MS-SSIM	MS-SSIM&L1	MS-SSIM&L2
SSIM	0.991	0.989	0.990	0.991	0.993	0.990
EVS	0.994	0.995	0.995	0.994	0.996	0.995
MAE	0.017	0.017	0.017	0.017	0.016	0.016
MSE 810^{-1}	0.005	0.005	0.005	0.005	0.004	0.004
R2S	0.986	0.987	0.988	0.986	0.988	0.987
MDAE	0.016	0.016	0.017	0.016	0.015	0.015
HFA	0.527	1.321	0.511	0.630	0.331	1.040

如表 1 所示，使用 MS-SSIM 和 MAE 混合损失函数（由 MS-SSIM 和 L1 表示）训练的 CNN 在所有质量指标上都优于表 1 中的其他损失函数，甚至包括本身用作网络训练的质量指标。该损失函数的优异性能归因于通过将高权重分配给构造局部差异较大的区域，更好地重建了模型中与断层和不整合面等相关的构造，而断层的准确识别有助于约束跨越构造不连续处地层界面的水平变化趋势。

根据本公开的实施例，通过数据仿真和模型训练的方式形成知识闭环，提出的方法能有效地支持网络学习到具有代表性的构造模式以及相关技术中数学手段难以描述的地质几何特征，从而有望突破当前建模方法在复杂构造环境下的性能瓶颈。

根据本公开的实施例，本公开通过具可训练核参数的多层空间卷积来实现构造插值过程。CNN 的卷积层可以看作是相关技术中的隐式插值算子，而区别在于网络的卷积核参数可通过训练被优化。通过使用大量仿真样本数据进行训练，构造正演过程所涉及的复杂地质知识和构造模式被隐式地嵌入到了神经网络中，有效保证了方法在实际数据应用上的泛化能力。此外，依托图形处理器 GPU 并行计算平台，经过训练的网络在各种地质建模的应用中，不局限于输入数据的特定格式，输入数据灵活，可实时更改输入数据，实现实时可交互式的地质构造建模。

根据本公开的实施例，上述训练方法还包括：利用预设归一化方式对上述地质仿真构造模型进行归一化处理，得到归一化后的地质仿真构造模型；其中，上述获取上述地质仿真构造模型的地质断层数据和不均匀分布的地质层位数据，得到训练样本数据集包括：提取上述归一化后的地质仿真构造模型的地质断层数据和地质层位数据，得到上述训练样本数据集。

根据本公开的实施例，考虑到实际地质数据集的坐标范围可能彼此相差很大，因此在地质构造模型训练阶段需要对构造数据进行缩放，以获得值域范围为 0 到 1 的归一化地质仿真构造模型。在归一化训练数据时，将同一地质界面上的散点赋予归一化模型相应的值。

根据本公开的实施例，上述神经网络包括编码器分支和解码器分支，上述编码器分支包括至少一个编码特征处理单元，上述解码器分支包括至少一个解码特征处理单元；其中，上述利用上述训练样本数据集训练神经网络包括：将上述地质断层数据和上述地质层位数据输入上述编码器分支，经过上述编码器分支中的至少一个上述编码特征处理单元处理之后，输出最终编码隐藏特征；将上述最终编码隐藏特征输入上述解码器分支，经过上述解码器分支中的至少一个上述解码特征处理单元处理之后，输出预测构造模型；将上述预测构造模型和上述仿真构造模型输入混合损失函数，输出损失结果，其中，上述混合损失函数将基于单点的回归损失与基于局部滑动高斯窗的多尺度结构相似性进行结合；根据上述损失结果调整上述神经网络的网络参数，直至上述混合损失函数满足预设条件；将上述混合损失函数满足上述预设条件时得到的预测构造模型作为上述训练好的神经网络。

根据本公开的实施例，编码器分支可以包括五个编码特征处理单元依次连接。

根据本公开的实施例，上述编码器分支包括依次连接的第一编码特征处理单元、第二编码特征处理单元、第三编码特征处理单元、第四编码特征处理单元和第五编码特征处理单元；

上述将上述地质断层数据和上述地质层位数据输入上述编码器分支，经过上述编码器分

支中的至少一个上述编码特征处理单元处理之后，输出最终编码隐藏特征包括：

将上述地质断层数据和上述地质层位数据输入上述第一编码特征处理单元，输出第一编码隐藏特征；

将上述第一编码隐藏特征输入上述第二编码特征处理单元，输出第二编码隐藏特征；

将上述第二编码隐藏特征输入上述第三编码特征处理单元，得到第三编码隐藏特征；

将上述第三编码隐藏特征输入上述第四编码特征处理单元，得到第四编码隐藏特征；

将上述第四编码隐藏特征输入上述第五编码特征处理单元，得到上述最终编码隐藏特征。

根据本公开的实施例，上述编码特征处理单元包括反向残差模块和最大池化层，上述反向残差模块包括扩展卷积层、深度可分离卷积层和投影卷积层；上述将上述地质断层数据和上述地质层位数据输入上述编码器分支，经过上述编码器分支中的至少一个上述编码特征处理单元处理之后，输出最终编码隐藏特征包括：将上述地质断层数据和上述地质层位数据输入上述扩展卷积层，以扩展特征维数，输出扩展特征；将上述扩展特征输入上述深度可分离卷积层进行特征提取，输出提取特征；将上述提取特征输入上述投影卷积层，以对上述提取特征进行降维处理，输出第一编码隐藏特征；将上述第一编码隐藏特征输入上述最大池化层，输出上述最终编码隐藏特征。

根据本公开的实施例，上述深度可分离卷积层包括单通道特征提取层和跨通道特征融合层；上述将上述扩展特征输入上述深度可分离卷积层进行特征提取，输出提取特征包括：将上述扩展特征输入上述单通道特征提取层，输出单通道特征；将上述单通道特征输入上述跨通道特征融合层，以对上述单通道特征进行融合，输出上述提取特征。

根据本公开的实施例，深度可分离卷积层包括 18181 单通道特征提取层和 18181 跨通道特征融合层，用于将输入数据扩展到更高维特征空间，并将其映射回输出通道。

图 3A 示意性示出了根据本公开实施例的神经网络的架构图。

图 3B 示意性示出了根据本公开实施例的反向残差模块的结构示意图。

图 3C 示意性示出了根据本公开实施例的通道注意力模块的结构示意图。

如图 3A 所示，神经网络由编码器分支和解码器分支组成。输入的稀疏构造数据（例如地质断层数据和地质层位数据）首先在编码器分支进行特征提取，之后在解码器分支恢复成完整的隐式构造模型。在神经网络的编码器分支部分，输入的稀疏构造数据按顺序经过 5 个编码特征处理单元（即 E0 到 E4），每个编码特征处理单元对应一种空间尺度，除 E0 单元外，其他编码特征处理单元的输入均为前一个编码特征处理单元的输出。

每个编码特征处理单元内部均使用最大池化层对输入特征进行下采样，并同时扩展其特征维数，以提取相应的空间尺度信息。基于输入数据的低秩性，编码器单元采用了线性瓶颈

和反向残差结构。

如图 3B 所示,反向残差模块包括 $1\times 1\times 1$ 扩展卷积层、 $3\times 3\times 3$ 深度可分离卷积层和 $1\times 1\times 1$ 投影卷积层,且每层卷积之后包括批量归一化 (BN) 和非线性激活函数 (ReLU)。深度可分离卷积层末端的两个 $1\times 1\times 1$ 卷积层用于将输入扩展到更高维特征空间,并将其映射回输出通道。利用扩展卷积层和投影卷积层上的局部跳跃连接将该单元表示为残差学习函数,加速了梯度响应在网络中的反向传播。

虽然编码器能聚合丰富信息,但并非所有特征都对预测有利。由于输入数据的稀疏性和异质性,存在许多和地质构造不相关的特征,且特征通道中的大部分值为零。为增强编码器分支的辨别学习能力,在编码器的最后三个编码特征提取单元中插入轻量级的通道注意力模块,即在反向残差模块中插入通道注意力模块。

如图 3C 所示,通道注意力模块由挤压模块和激发次级模块组成。输入特征通过重拍操作重拍,在挤压模块中被压缩到低维特征空间,然后通过激发次级模块转换为通道注意力权重。这使得网络能自适应学习各个特征维度之间的依赖关系,从而通过抑制不相关特征来重新调整它们在预测过程中的重要性,提升了网络预测性能。

如图 3A 所示,解码器分支包括与编码器分支对应的五个解码特征处理单元 (从 D4 到 D0),以获得网络的全模型空间感受野。解码器分支中每个解码特征处理单元负责聚合来自前一解码特征处理单元和编码器跳连层的隐藏特征,同时补偿不同特征之间的空间分辨率的不匹配。在每个空间尺度层级上,解码器特征与对应的编码器特征拼接 (如 E3 和 D4 的隐藏特征),并输入到两个连续深度可分离卷积层中以进一步提取有效信息。

深度可分离卷积层将卷积运算拆解为两个单独的两个步骤,包括用于单通道特征提取的 $3\times 3\times 3$ 卷积层和用于融合跨通道特征的 $1\times 1\times 1$ 卷积层。通过将卷积操作分解为两个步骤,深度可分离卷积可以显著降低计算复杂度和内存占用,从而有助于构建轻量级网络。解码器分支之后的输出层采用 $1\times 1\times 1$ 卷积层实现简单的线性变换,以融合所有解码特征并输出建模结果。

根据本公开的实施例,CNN 架构上使用了类似于 UNet 及其相关变体的编码器-解码器架构设计,并进行了改进,以求在地质建模准确性和计算效率之间找到最佳折衷。在编码器-解码器结构中,输入到网络的数据先在编码器中以多个空间分辨率进行下采样,然后通过解码器中的跳连机制与对应的上采样特征重新组合。因此,输入数据的局部特征通常在 CNN 的浅层被提取,而当深层卷积层中的感受野越来越大时,逐渐转变为高层次的全局特征。由于具有不同空间分辨率的隐藏特征通常具有不同的几何信息,系统地聚集多尺度隐藏特征有助于网络产生可靠且稳定的预测结果。此外,因为构造信息可能会在多次下采样中逐渐丢失,

浅层提取的低层次特征通常比深层特征能更好地遵循输入数据，而跳连机制的使用有助于网络生成与已知构造兼容的模型。

根据本公开的实施例，当 CNN 训练完成后，从训练样本数据集中学习的建模经验和知识将隐式地嵌入到网络参数中。为验证得到的地址构造模型的建模性能，将训练得到的地质构造模型应用于未包含在训练样本数据集的地质仿真构造模型上。这些地质仿真构造模型具有复杂的断层和褶皱构造，且地质分界面被多个高角度正断层改造。为测试方法的有效性，提取这些地质仿真构造模型的不完整的层位数据和断层数据，并输入到地质构造模型。尽管没有用于约束构造模式的全局信息，但地质构造模型仍然能输出与输入构造特征相似的模型，并保留地质界面的变化趋势。

同时，除定性分析外，通过使用多种指标定量评估网络的建模能力。这些量化评价指标包括 SSIM、MSE、MAE、可解释方差得分（EVS）、均方对数误差（MSLE）、中值绝对误差（MDAE）和拟合优度（R2S）。此外，还通过计算层位拟合精度（HFA）衡量与输入层位相关的建模精度。

表 2 示出了根据本公开的实施例的构建方法与目前主流网络在地质建模问题上的定量对比。

如表 2 所示，与其他方法相比，本公开提供的方法不仅在所有指标上均有更好的表现，而且具有更轻量级的网络架构，即更少的训练参数和计算复杂度。这使得该方法能够应用于大型三维建模任务。此外，注意力模块的使用让网络学习到不同特征维度间的相互依赖关系，从而自适应地强调有助于提升预测性能的特征，同时抑制不相关的特征。因此，尽管特征的维度均少于相关技术中的 CNN 结构（如 UNet），但该网络仍然实现了在验证数据集上稳定的建模结果和可靠的泛化能力。

表 2

网络架构		计算消耗		构造建模质量评价							
类型	骨架	GFLOPs	#Params[MB]	SSIM	EVS	MAE	MSE810 ⁻¹	MSLE810 ⁻¹	R2S	MDAE	HFA
UNet	-	32.715	34.526	0.989	0.990	0.019	0.009	0.005	0.972	0.017	1.078
AttUNet	-	33.265	34.878	0.981	0.978	0.027	0.035	0.018	0.901	0.025	1.029
NestUNet	-	76.406	39.091	0.839	0.773	0.129	0.250	0.126	0.288	0.115	3.025
DeepLabv3 ⁺	Xception	10.328	54.510	0.988	0.990	0.194	0.008	0.004	0.977	0.017	1.634
DeepLabv3 ⁺	DRNet54	23.293	40.672	0.989	0.991	0.019	0.008	0.004	0.978	0.018	1.228
DeepLabv3 ⁺	ResNet101	11.042	59.226	0.986	0.985	0.024	0.014	0.007	0.956	0.022	1.623
DeepLabv3 ⁺	MobileNetv2	4.364	7.555	0.985	0.982	0.027	0.017	0.008	0.949	0.025	1.843
RefineNet	MobileNetv2	1.015	3.250	0.973	0.963	0.031	0.035	0.019	0.887	0.028	1.223
RefineNet	MobileNetv3	0.937	2.600	0.977	0.981	0.030	0.022	0.011	0.937	0.028	1.735
DeepISMNet*	-	4.711	4.300	0.993	0.996	0.016	0.004	0.002	0.988	0.015	0.331

根据本公开的实施例，在不同的复杂实际数据应用中，仅使用仿真数据训练的 CNN 也能

表现出优异的建模能力。与隐式方法中的任何显式数学约束不同，基于 CNN 的智能构造建模过程是通过具有可训练参数的空间卷积和提供各种地质约束的损失函数来驱动的。网络中的空间卷积可以等效于相关技术中使用的局部插值算子，唯一的区别在于空间卷积能通过训练优化，提供了更多的灵活性，因此能处理相关技术难以在数学模型中准确表达的几何特征。由于构造建模依赖于对观测数据空间分布和几何关系的分析，提供具代表性的数据样本对训练 CNN 以及实现其可靠的泛化能力至关重要。本公开使用的数据仿真方法能生成大量且逼真的构造模型，且在构建训练数据集时充分考虑实际数据常见的局部缺失情况。这种构造正演和网络训练相结合的方式能有针对性地将训练样本中的各种构造模式和地质规律嵌入到神经网络中，从而形成知识闭环。这也是经过训练的网络能成功应用于具有不同构造模式的实际例子的重要原因。由于建模过程的全自动化和基于并行计算平台的高效率实现，网络能对输入构造数据进行人工交互下的实时建模。例如，对同一套输入数据加以随机扰动以生成多个的建模结果，进而分析构造解释中存在的地质不确定性和构造一致性。

图 4 示意性示出了根据本公开实施例的隐式构造建模方法的流程图。

如图 4 所示，该方法主要分为训练样本库准备阶段、训练阶段和推理阶段。在训练样本库准备阶段，随机选择断层、褶皱、倾斜构造的参数；利用仿真构造模型生成器生成仿真构造模型；然后提取仿真构造模型的断层和层位散点，构成作为输入数据的散点数据。在训练阶段，将不完整的层位和所有断层的散点数据作为输入数据，输入神经网络 CNN 中进行训练，并利用仿真构造模型监控网络学习过程，从而输出完整的隐式构造模型。在推理阶段，将网络应用于不同区域的实际构造解释数据上，以获得对应的完整地质构造模型。首先，由于构造解释数据通常不一定位于规则网格上，在实际应用前，需要对实际工区构造解释资料的层位和断层解释数据转换到建模网格，并获得用于输入网络的构造数据；然后将构造数据输入上述训练好的隐式构造模型中，输出与输入构造特征兼容且地质上合理的隐式构造模型；之后通过提取模型等值面和不连续跳跃特征，可以分别得到完整的地质层位面 and 断层面。

图 5 示意性示出了根据本公开实施例的构建方法从输入的稀疏构造数据生成空间标量函数，作为对所有地质构造的隐式表示。

如图 5 所示，将隐式建模视为深度学习图像修复问题，基于从训练数据集学习的知识，网络能从稀疏或非均匀采样数据中重建完整的地质构造模型。深度学习方法允许通过定义适当的损失函数来合理衡量所比较模型间的差异，且能灵活地引入地质认识和构造约束。该网络输入为断层和层位数据，输出为全空间三维标量场，作为对所有地质构造的隐式表示。将断层和褶皱模拟参数化，通过在合理范围内随机选择参数，自动创建具有多样化构造特征的仿真模型，从而构建完备的训练样本库。在训练网络时，从这些模型中随机提取层位和断层

散点，以生成稀疏或不均匀分布的数据作为网络输入，以预测完整的地质构造模型，而仿真模型本身被用于监督。在网络训练的过程中，定义了一个混合损失函数，该函数将基于单点的回归损失与基于局部滑动高斯窗的多尺度结构相似性结合，以确保地质预测结果与已知构造兼容。当网络输出隐式模型后，通过提取其等值面，以及检测其局部值的快速变化，可分别提取出任意完整的地质层位面和断层（如图 5）。通过实际数据测试，训练后的网络能有效地创建地质合理且构造一致的模型，显示出利用深度学习技术提高地质建模质量的潜力。此外，相对于其他方法，由于不需要在每个计算过程中随机初始化网络参数，该方法的建模结果是可复现的。

根据本公开的实施例，为综合评估训练后网络的性能表现以及提出构建方法的通用性和有效性，分别在三种不同的地质应用场景中进行构造建模，分别包括基于野外露头观测资料的二维构造建模、基于测井资料的实时交互式构造建模和基于实际地震解释资料的三维构造建模。

图 6 示意性示出了基于野外露头观测资料的二维构造建模的应用。

图 6 中的图 a 显示了通过对某盆地进行野外露头观测获取的地质解释资料。由于矿床中石膏的同沉积溶解引起的局部沉降，该露头剖面存在一系列中、高角度断层（虚线表示）。这些同沉积断层控制了地层界面的横向厚度变化。为进行构造建模，这些野外观测资料被整合到规则的模型网格中，以使用作 CNN 的输入，进而获得该露头完整的构造模型。

图 6 中的图 b 展示了使用离散色棒显示的预测构造模型，图 6 中的图 d 则显示了对应的使用连续色棒显示的建模结果。可以发现，模型中发生位错的不同地质层位（标量值的不连续）与图 6 中的图 a 展示的作为网络输入的断层数据有较好的匹配。此外，图 6 中的图 c 分别显示了从建模结果（图 6 中的图 b 和图 d）中提取的四个层位与输入层位数据的拟合情况，证明了建模结果对输入构造数据的兼容性和其地质上的合理性。此外，尽管网络是使用仿真数据进行训练的，但它在具有复杂地质构造的实际数据集上仍具有良好的建模性能。

当对复杂地质构造建模时，隐式方法的可靠性在很大程度上取决于输入数据的质量以及是否较均匀分布。然而，在实际应用中构造数据通常是极度稀疏或局部聚集分布的。这导致建模变成不适定问题，即存在多个拟合输入数据的模型。因此，尤其是对于噪声和难以自治的构造解释数据，地质不确定性分析对于寻找最佳的最符合地质认识的建模结果至关重要。虽然相关技术中的隐式方法可以通过扰动输入数据来描述由此产生的地质不确定性，并生成各种不同的模型。但它们无法通过随机模拟单一的几何模式来研究可能存在的多种复杂的地质构造组合规律和空间关系。相比之下，由于智能建模方法的全自动化和的高计算效率，网络能对输入构造数据进行人工交互下的实时建模，以生成不同的构造模型，从而有助于分析

地质不确定性。

图 7 示意性示出了基于测井资料的实时交互式构造建模应用。

图 7 中的图 a 利用在不同地质条件下从钻孔和露头观测中解释的层位和断层进行建模，以研究与构造位置变化相关的地质不确定性。第一个数据例子展示了简单的连续层状模型。而当考虑额外的几何对象（如断层或不整合面）使连续地质层位错断时，建模情况变得更加复杂化和多样化。此外，由于地层边界的过渡通常无法从垂直钻孔中准确测，随机扰动解释的层位位置可以产生地层厚度的变化。如图 7 中的图 b 所示，网络将多种构造组合作为输入，以模拟图 7 中的图 a 多种可能的构造形态和关系对建模过程的影响。图 7 中的图 c 所示的所有结果都是通过使用单块 GPU（NVIDIA Tesla V100）的计算得到的。虽然网络训练需要花费几小时，但使用训练后的网络生成每个模型的平均时间约为 2 毫秒（模型尺寸为 128×256 ），同时，该训练后的网络不局限于输入数据的特定格式，输入数据灵活，可实时更改输入数据，因此该方法具有实时可交互式建模的能力。此外，图 7 中的图 d 显示与输入层位数据和建模层位之间良好的拟合情况，再次证明了方法能输出与给定构造特征兼容的地质构造模型。

图 8 示意性示出了基于实际地震解释数据的三维地质构造建模应用案例。

根据本公开的实施例，为验证网络的建模能力，将经过训练后的 CNN 应用于三维构造建模问题，拟从地震解释资料中提取不均匀采样散点数据作为网络输入，以构建完整的地质构造模型。在构造复杂变形区域采集的三维地震数据具有相对较低的分辨率和信噪比。由于受到噪声的影响，一些地震反射层很难在整个数据空间内被连续地追踪。紧密间隔以及交叉断层，以及与结构构造不连续性类似的噪声和地层特征时使得地震构造的几何关系和空间组织进一步复杂化和模糊化。

如图 8 中的图 a 所示，由于采样数据之间的距离变化较大，导致在地质界面周围的数据点在某些局部区域相对稀疏或聚集。图 8 中的图 b 显示的建模结果表明，提出的方法能够稳定生成地质上有效的三维构造模型。在图 8 中的图 c 中，使用等值面提取方法从生成的标量场中提取完整的地质界面，并去除断层附近的层位，以突出中由于断层存在而造成的构造不连续。

图 8 中的图 d 显示了一个重建的由垂直坐标值着色的完整层位界面，其中存在跨越断层的垂向跳跃。如图 8 中的图 c 和 8 中的图 d 所示，网络输出的构造不连续和地质界面均可与输入构造兼容，预测出的模型甚至可以保持褶皱构造的变化，而无需额外提供用于约束建模行为的全局信息。通过比较，在同一地质界面上的输入层位数据能与预测模型相应等值面较好匹配，证明了网络能够生成与输入构造特征兼容的模型。

需要说明的是，本公开实施例中的流程图所示的操作除非明确说明不同操作之间存在执

行的先后顺序,或者不同操作在技术实现上存在执行的先后顺序,否则,多个操作之间的执行顺序可以不分先后,多个操作也可以同时执行。

基于上述基于多源异构数据的地质构造建模方法,本公开还提供了一种基于多源异构数据的地质构造建模装置。以下将结合图9对该装置进行详细描述。

图9示意性示出了根据本公开实施例的基于多源异构数据的地质构造建模装置的结构框图。

如图9所示,该实施例的基于多源异构数据的地质构造建模装置900包括获取模块910、转换模块920和输入输出模块930。

获取模块910,被配置用于获取目标区域的多源异构数据,其中,上述多源异构数据包括断层解释数据和层位解释数据,上述多源异构数据包括以下至少一种:地质露头观测数据、测井数据、多种地球物理数据、经验知识数据。在一实施例中,获取模块910可以被配置用于执行前文描述的操作S110,在此不再赘述。

转换模块920,被配置用于基于预设模型网格转换上述断层解释数据和上述层位解释数据,得到转换后的断层解释数据和转换后的层位解释数据。在一实施例中,转换模块920可以被配置用于执行前文描述的操作S120,在此不再赘述。

输入输出模块930,被配置用于将上述转换后的断层解释数据和上述转换后的层位解释数据输入到预先训练好的神经网络中,输出与上述目标区域对应的完整地质构造模型。在一实施例中,输入输出模块930可以被配置用于执行前文描述的操作S130,在此不再赘述。

图10示意性示出了根据本公开实施例的可用于多源异构数据建模的神经网络训练装置的结构框图。

如图10所示,该实施例的神经网络的训练装置1000包括生成模块1010、提取模块1020和训练模块1030。

生成模块1010被配置用于利用数据仿真技术生成地质仿真构造模型,得到地质仿真构造模型库,上述地质仿真构造模型具有多样化褶皱和断层特征。在一实施例中,生成模块1010可以被配置用于执行前文描述的操作S210,在此不再赘述。

提取模块1020被配置用于针对上述地质仿真构造模型库中的每个地质仿真构造模型,获取上述地质仿真构造模型的地质断层数据和地质层位数据,最终得到训练样本数据集。在一实施例中,提取模块1020可以被配置用于执行前文描述的操作S220,在此不再赘述。

训练模块1030被配置用于利用上述训练样本数据集训练神经网络,得到可用于多源异构数据地质建模的神经网络。在一实施例中,训练模块1030可以被配置用于执行前文描述的操作S230,在此不再赘述。

根据本公开的实施例的模块、子模块、单元、子单元中的任意多个、或其中任意多个的至少部分功能可以在一个模块中实现。根据本公开实施例的模块、子模块、单元、子单元中的任意一个或多个可以被拆分成多个模块来实现。根据本公开实施例的模块、子模块、单元、子单元中的任意一个或多个可以至少被部分地实现为硬件电路，例如现场可编程门阵列（FPGA）、可编程逻辑阵列（PLA）、片上系统、基板上的系统、封装上的系统、专用集成电路（ASIC），或可以通过对电路进行集成或封装的任何其他的合理方式的硬件或固件来实现，或以软件、硬件以及固件三种实现方式中任意一种或以其中任意几种的适当组合来实现。或者，根据本公开实施例的模块、子模块、单元、子单元中的一个或多个可以至少被部分地实现为计算机程序模块，当该计算机程序模块被运行时，可以执行相应的功能。

根据本公开的实施例，获取模块 910、转换模块 920、输入输出模块 930、生成模块 1010、提取模块 1020 和训练模块 1030 中的任意多个模块可以合并在一个模块中实现，或者其中的任意一个模块可以被拆分成多个模块。或者，这些模块中的一个或多个模块的至少部分功能可以与其他模块的至少部分功能相结合，并在一个模块中实现。根据本公开的实施例，获取模块 910、转换模块 920、输入输出模块 930、生成模块 1010、提取模块 1020 和训练模块 1030 中的至少一个可以至少被部分地实现为硬件电路，例如现场可编程门阵列（FPGA）、可编程逻辑阵列（PLA）、片上系统、基板上的系统、封装上的系统、专用集成电路（ASIC），或可以通过对电路进行集成或封装的任何其他的合理方式等硬件或固件来实现，或以软件、硬件以及固件三种实现方式中任意一种或以其中任意几种的适当组合来实现。或者，获取模块 910、转换模块 920、输入输出模块 930、生成模块 1010、提取模块 1020 和训练模块 1030 中的至少一个可以至少被部分地实现为计算机程序模块，当该计算机程序模块被运行时，可以执行相应的功能。

需要说明的是，本公开的实施例中基于多源异构数据的地质构造建模装置部分与本公开的实施例中基于多源异构数据的地质构造建模方法部分是相对应的，基于多源异构数据的地质构造建模装置部分的描述具体参考基于多源异构数据的地质构造建模方法部分，在此不再赘述。

图 11 示意性示出了根据本公开实施例的适于实现上述方法的电子设备的方框图。

如图 11 所示，根据本公开实施例的电子设备 1100 包括处理器 1101，其可以根据存储在只读存储器（ROM）1102 中的程序或者从存储部分 1108 加载到随机访问存储器（RAM）1103 中的程序而执行各种适当的动作和处理。处理器 1101 例如可以包括通用微处理器（例如 CPU）、指令集处理器和/或相关芯片组和/或专用微处理器（例如，专用集成电路（ASIC））等等。处理器 1101 还可以包括用于缓存用途的板载存储器。处理器 1101 可以包括用于执行根据本公

开实施例的方法流程的不同动作的单一处理单元或者是多个处理单元。

在 RAM 1103 中, 存储有电子设备 1100 操作所需的各种程序和数据。处理器 1101、ROM 1102 以及 RAM 1103 通过总线 1104 彼此相连。处理器 1101 通过执行 ROM 1102 和/或 RAM 1103 中的程序来执行根据本公开实施例的方法流程的各种操作。需要注意, 所述程序也可以存储在除 ROM 1102 和 RAM 1103 以外的一个或多个存储器中。处理器 1101 也可以通过执行存储在所述一个或多个存储器中的程序来执行根据本公开实施例的方法流程的各种操作。

根据本公开的实施例, 电子设备 1100 还可以包括输入/输出 (I/O) 接口 1105, 输入/输出 (I/O) 接口 1105 也连接至总线 1104。电子设备 1100 还可以包括连接至 I/O 接口 1105 的以下部件中的一项或多项: 包括键盘、鼠标等的输入部分 1106; 包括诸如阴极射线管 (CRT)、液晶显示器 (LCD) 等以及扬声器等的输出部分 1107; 包括硬盘等的存储部分 1108; 以及包括诸如 LAN 卡、调制解调器等网络接口卡的通信部分 1109。通信部分 1109 经由诸如因特网的网络执行通信处理。驱动器 1110 也根据需要连接至 I/O 接口 1105。可拆卸介质 1111, 诸如磁盘、光盘、磁光盘、半导体存储器等等, 根据需要安装在驱动器 1110 上, 以便于从其上读出的计算机程序根据需要被安装入存储部分 1108。

本公开还提供了一种计算机可读存储介质, 该计算机可读存储介质可以是上述实施例中描述的设备/装置/系统中所包含的; 也可以是单独存在, 而未装配入该设备/装置/系统中。上述计算机可读存储介质承载有一个或者多个程序, 当上述一个或者多个程序被执行时, 实现根据本公开实施例的方法。

根据本公开的实施例, 计算机可读存储介质可以是非易失性的计算机可读存储介质, 例如可以包括但不限于: 便携式计算机磁盘、硬盘、随机访问存储器 (RAM)、只读存储器 (ROM)、可擦式可编程只读存储器 (EPROM 或闪存)、便携式紧凑磁盘只读存储器 (CD-ROM)、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。在本公开中, 计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质, 该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。例如, 根据本公开的实施例, 计算机可读存储介质可以包括上文描述的 ROM 1102 和/或 RAM 1103 和/或 ROM 1102 和 RAM 1103 以外的一个或多个存储器。

本公开的实施例还包括一种计算机程序产品, 其包括计算机程序, 该计算机程序包含用于执行流程图所示的方法的程序代码。当计算机程序产品在计算机系统中运行时, 该程序代码用于使计算机系统实现本公开实施例所提供的基于多源异构数据的地质构造模型的训练方法或构建方法。

在该计算机程序被处理器 1101 执行时执行本公开实施例的系统/装置中限定的上述功能。根据本公开的实施例, 上文描述的系统、装置、模块、单元等可以通过计算机程序模块来实

现。

在一种实施例中，该计算机程序可以依托于光存储器件、磁存储器件等有形存储介质。在另一种实施例中，该计算机程序也可以在网络介质上以信号的形式进行传输、分发，并通过通信部分 1109 被下载和安装，和/或从可拆卸介质 1111 被安装。该计算机程序包含的程序代码可以用任何适当的网络介质传输，包括但不限于：无线、有线等等，或者上述的任意合适的组合。

在这样的实施例中，该计算机程序可以通过通信部分 1109 从网络上被下载和安装，和/或从可拆卸介质 1111 被安装。在该计算机程序被处理器 1101 执行时，执行本公开实施例的系统中限定的上述功能。根据本公开的实施例，上文描述的系统、设备、装置、模块、单元等可以通过计算机程序模块来实现。

根据本公开的实施例，可以以一种或多种程序设计语言的任意组合来编写用于执行本公开实施例提供的计算机程序的程序代码，具体地，可以利用高级过程和/或面向对象的编程语言、和/或汇编/机器语言来实施这些计算程序。程序设计语言包括但不限于诸如 Java，C++，python，“C”语言或类似的设计语言。程序代码可以完全地在用户计算设备上执行、部分地在用户设备上执行、部分在远程计算设备上执行、或者完全在远程计算设备或服务器上执行。在涉及远程计算设备的情形中，远程计算设备可以通过任意种类的网络，包括局域网（LAN）或广域网（WAN），连接到用户计算设备，或者，可以连接到外部计算设备（例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接）。

附图中的流程图和框图，图示了按照本公开各种实施例的系统、方法和计算机程序产品的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上，流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段、或代码的一部分，上述模块、程序段、或代码的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。也应当注意，在有些作为替换的实现中，方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如，两个接连地表示的方框实际上可以基本并行地执行，它们有时也可以按相反的顺序执行，这依所涉及的功能而定。也要注意的，框图或流程图中的每个方框、以及框图或流程图中的方框的组合，可以用执行规定的功能或操作的专用的基于硬件的系统来实现，或者可以用专用硬件与计算机指令的组合来实现。

本领域技术人员可以理解，本公开的各个实施例和/或权利要求中记载的特征可以进行多种组合和/或结合，即使这样的组合或结合没有明确记载于本公开中。特别地，在不脱离本公开精神和教导的情况下，本公开的各个实施例和/或权利要求中记载的特征可以进行多种组合和/或结合。所有这些组合和/或结合均落入本公开的范围。

以上对本公开的实施例进行了描述。但是，这些实施例仅仅是为了说明的目的，而并非

为了限制本公开的范围。尽管在以上分别描述了各实施例，但是这并不意味着各个实施例中的措施不能有利地结合使用。本公开的范围由所附权利要求及其等同物限定。不脱离本公开的范围，本领域技术人员可以做出多种替代和修改，这些替代和修改都应落在本公开的范围之内。

权利要求

1.一种基于多源异构数据的地质构造建模方法，包括：

获取关于目标区域的多源异构数据，其中，所述多源异构数据包括断层解释数据和层位解释数据，所述多源异构数据包括以下至少一种：地质露头观测数据、测井数据、多种地球物理数据、经验知识数据；

基于预设模型网格转换所述断层解释数据和所述层位解释数据，得到转换后的断层解释数据和转换后的层位解释数据；以及

将所述转换后的断层解释数据和所述转换后的层位解释数据输入到预先训练好的神经网络中，输出与所述目标区域对应的完整地质构造模型。

2.根据权利要求 1 所述的方法，其中，所述利用预设模型网格转换所述断层解释数据和所述层位解释数据，得到转换后的断层解释数据和转换后的层位解释数据包括：

针对所述断层解释数据中的每个断层，将距离所述断层一个网格以内的点标为第一值，得到所述转换后的断层解释数据；

针对所述层位解释数据中的每个层位，将离所述层位一个网格以内的点设为第二值，得到所述转换后的层位解释数据，其中，所述第二值为所述层位上所有散点的纵坐标平均值。

3. 根据权利要求 1 所述的方法，其中，所述训练好的神经网络的训练方法，包括：

利用数据仿真技术生成多个地质仿真构造模型，得到地质仿真构造模型库，所述地质仿真构造模型具有多样化褶皱和断层特征；

针对所述地质仿真构造模型库中的每个地质仿真构造模型，获取所述地质仿真构造模型的地质断层数据和不均匀分布的地质层位数据，最终得到训练样本数据集；以及

利用所述训练样本数据集训练神经网络，得到可用于多源异构数据地质建模的神经网络。

4.根据权利要求 3 所述的方法，其中，所述利用数据仿真技术生成多个地质仿真构造模型，得到地质仿真构造模型库包括：

构建初始地质仿真构造模型，其中，所述初始地质仿真构造模型为水平方向恒定、垂向单调递增的层状模型，所述初始地质仿真构造模型包括至少一个构造参数；其中，所述构造参数包括褶皱参数、倾斜参数、断层构造参数中的至少一个；

针对所述至少一个构造参数中的每个构造参数，在预设范围内调整所述构造参数，得到所述地质仿真构造模型库。

5.根据权利要求 3 所述的方法，其中，所述获取所述地质仿真构造模型的地质断层数据和不均匀分布的地质层位数据，得到训练样本数据集包括：

提取所述地质仿真构造模型中的不连续特征，得到所述地质断层数据；

从所述地质仿真构造模型的等值面中选取预设数量的等值面，得到目标等值面集合；

针对所述目标等值面集合中的每个目标等值面，将所述目标等值面上的散点数据，按照纵坐标值域范围划分为多个数据区间；

随机丢弃所述多个数据区间中第二预设数量的数据区间，剩余的数据区间内的散点数据作为所述地质层位数据；

根据所述地质断层数据、所述地质层位数据和所述地质仿真构造模型，生成所述训练样本数据，得到所述训练样本数据集。

6.根据权利要求 5 所述的方法，其中，从所述地质仿真构造模型的等值面中选取预设数量的等值面，得到目标等值面集合包括：

将所述地质仿真构造模型中的所有等值面的值域范围按照降序划分为至少一个数值区间；

针对所述至少一个数值区间中的每个数值区间，从所述数值区间中随机选取一个数值，得到目标数值；

确定与所述目标数值对应的等值面为目标等值面，得到所述目标等值面集合。

7.根据权利要求 3 所述的方法，还包括：

利用预设归一化方式对所述地质仿真构造模型进行归一化处理，得到归一化后的地质仿真构造模型；

其中，所述获取所述地质仿真构造模型的地质断层数据和不均匀分布的地质层位数据，得到训练样本数据集包括：

提取所述归一化后的地质仿真构造模型的地质断层数据和地质层位数据，得到所述训练样本数据集。

8.根据权利要求 3 所述的方法，其中，所述神经网络包括编码器分支和解码器分支，所述编码器分支包括至少一个编码特征处理单元，所述解码器分支包括至少一个解码特征处理单元；

其中，所述利用所述训练样本数据集训练神经网络包括：

将所述地质断层数据和所述地质层位数据输入所述编码器分支，经过所述编码器分支中的至少一个所述编码特征处理单元处理之后，输出最终编码隐藏特征；

将所述最终编码隐藏特征输入所述解码器分支，经过所述解码器分支中的至少一个所述解码特征处理单元处理之后，输出预测构造模型；

将所述预测构造模型和所述仿真构造模型输入混合损失函数，输出损失结果，其中，所述混合损失函数将基于单点的回归损失与基于局部滑动高斯窗的多尺度结构相似性进行结合；

根据所述损失结果调整所述神经网络的网络参数，直至所述混合损失函数满足预设条件；
将所述混合损失函数满足所述预设条件时得到的神经网络作为所述训练好的神经网络。

9. 根据权利要求8所述的方法，其中，所述编码特征处理单元包括反向残差模块和最大池化层，所述反向残差模块包括扩展卷积层、深度可分离卷积层和投影卷积层；

所述将所述地质断层数据和所述地质层位数据输入所述编码器分支，经过所述编码器分支中的至少一个所述编码特征处理单元处理之后，输出最终编码隐藏特征包括：

将所述地质断层数据和所述地质层位数据输入所述扩展卷积层，以扩展特征维数，输出扩展特征；

将所述扩展特征输入所述深度可分离卷积层进行特征提取，输出提取特征；

将所述提取特征输入所述投影卷积层，以对所述提取特征进行降维处理，输出第一编码隐藏特征；

将所述第一编码隐藏特征输入所述最大池化层，输出所述最终编码隐藏特征。

10. 一种基于多源异构数据的地质构造建模装置，包括：

获取模块，被配置用于获取关于目标区域的多源异构数据，其中，所述多源异构数据包括断层解释数据和层位解释数据，所述多源异构数据包括以下至少一种：地质露头观测数据、测井数据、多种地球物理数据、经验知识数据；

转换模块，被配置用于基于预设模型网格转换所述断层解释数据和所述层位解释数据，得到转换后的断层解释数据和转换后的层位解释数据；以及

输入输出模块，被配置用于将所述转换后的断层解释数据和所述转换后的层位解释数据输入到预先训练好的神经网络中，输出与所述目标区域对应的完整地质构造模型。

11. 一种电子设备，包括：

一个或多个处理器；

存储装置，被配置用于存储一个或多个程序，

其中，当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行时，使得所述一个或多个处理器执行根据权利要求1~9中任一项所述的方法。

12. 一种计算机可读存储介质，其上存储有可执行指令，该指令被处理器执行时使处理器执行根据权利要求1~9中任一项所述的方法。

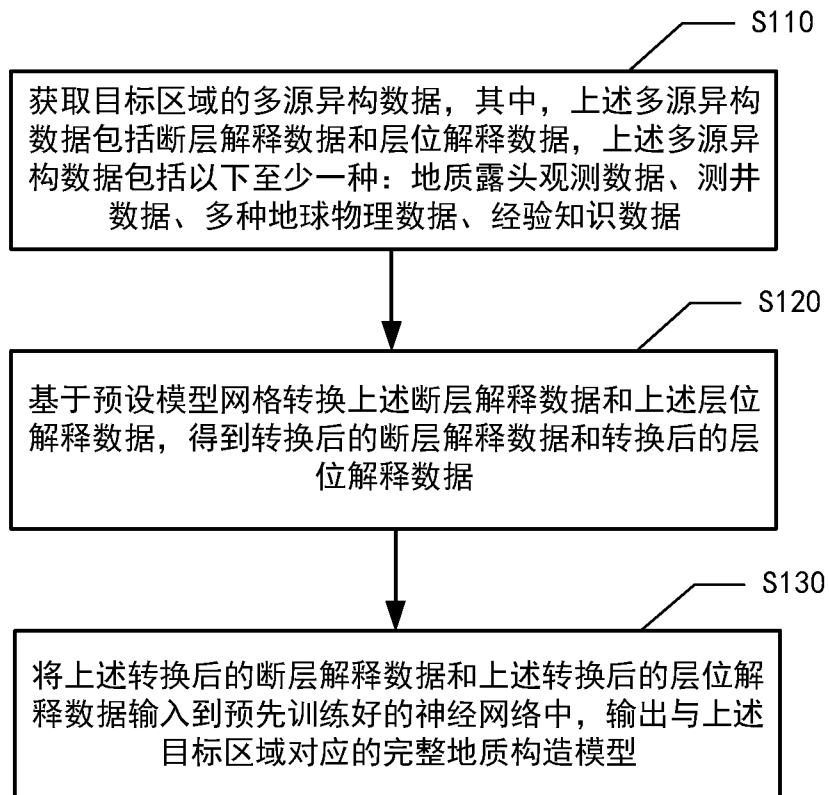


图 1

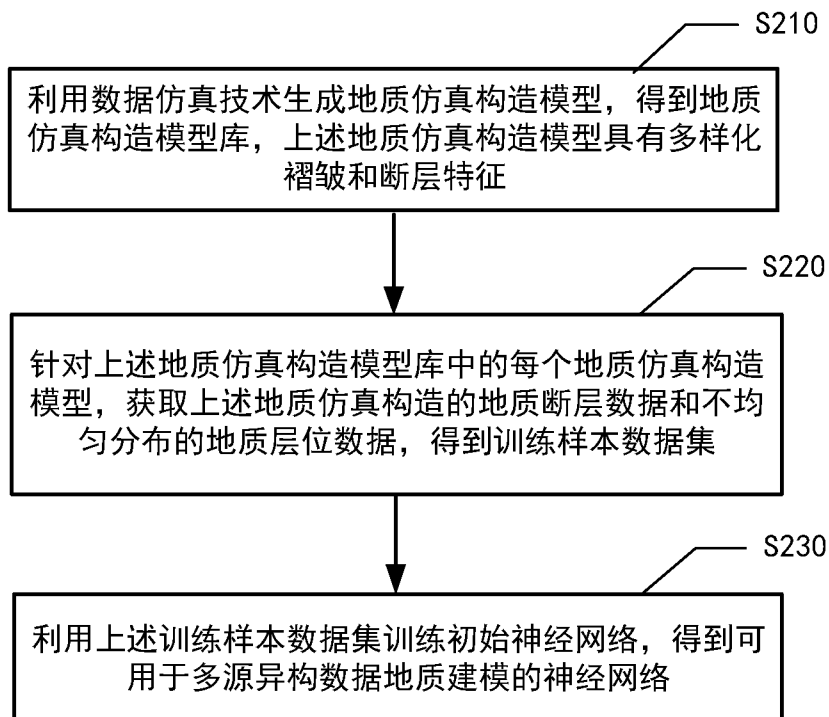


图 2

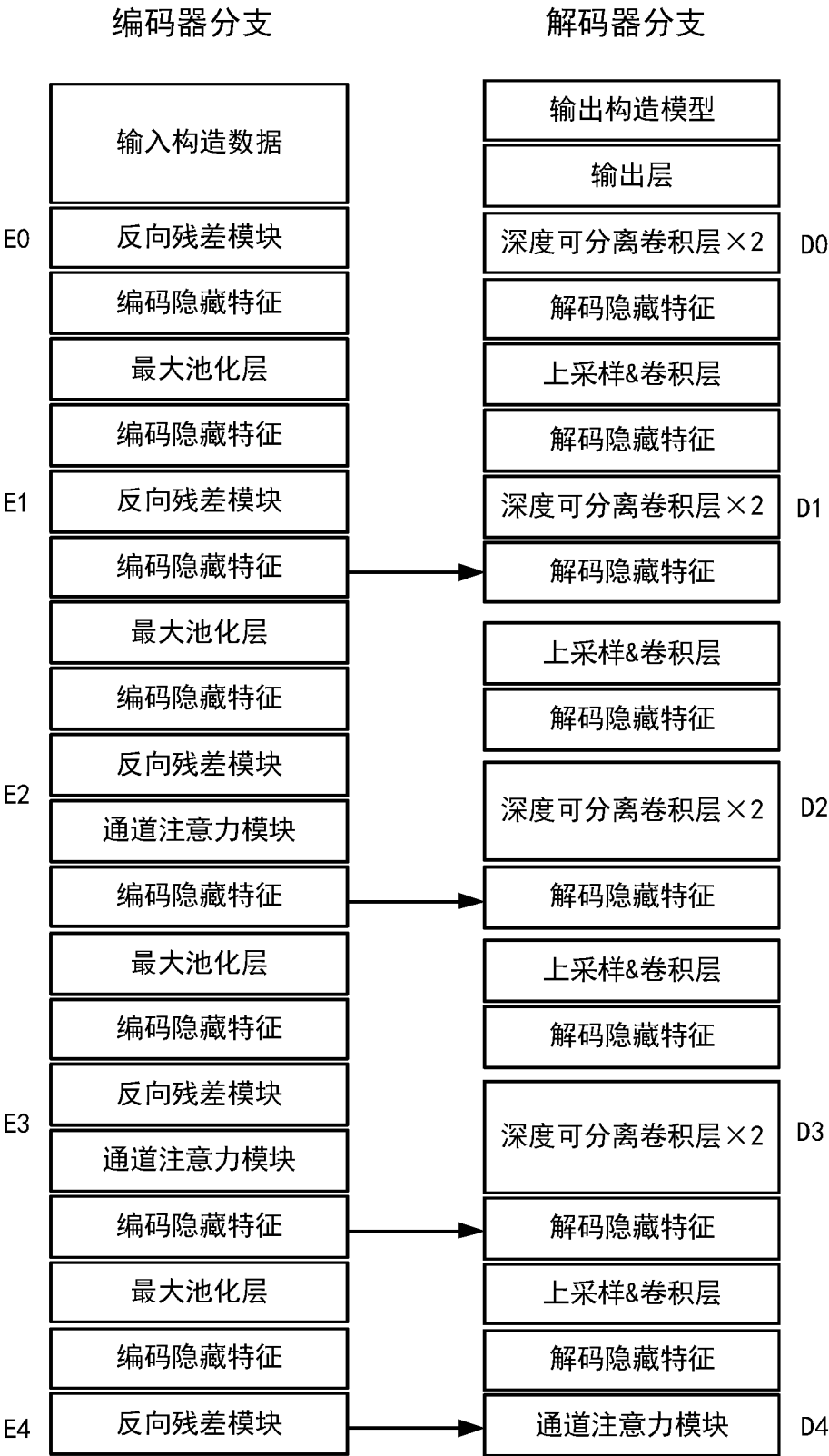


图 3A



图 3B

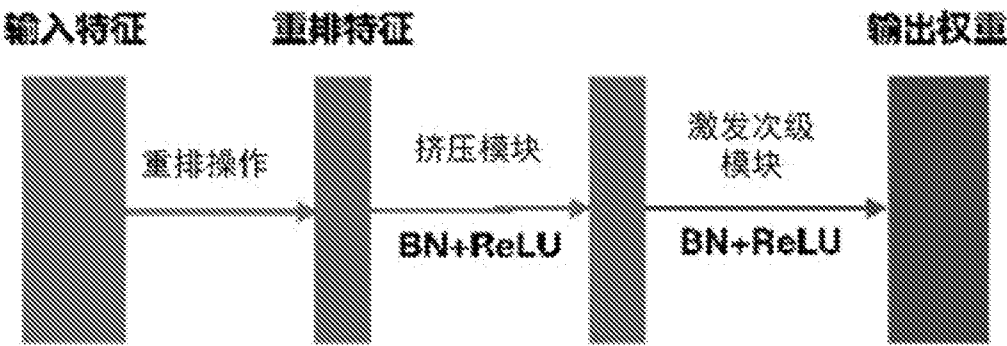


图 3C

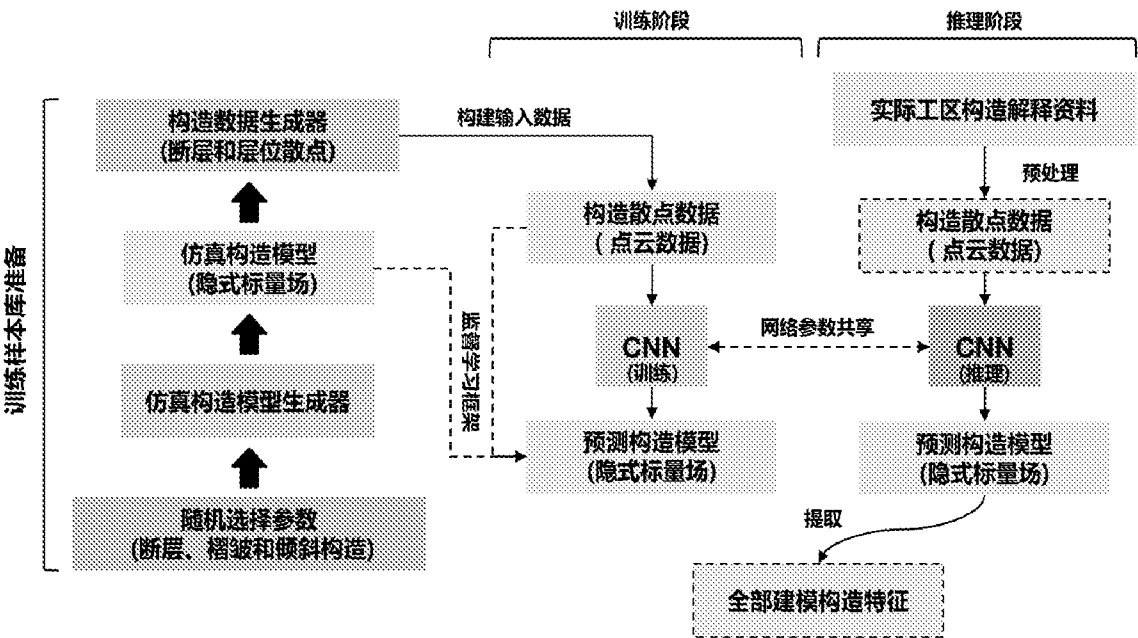
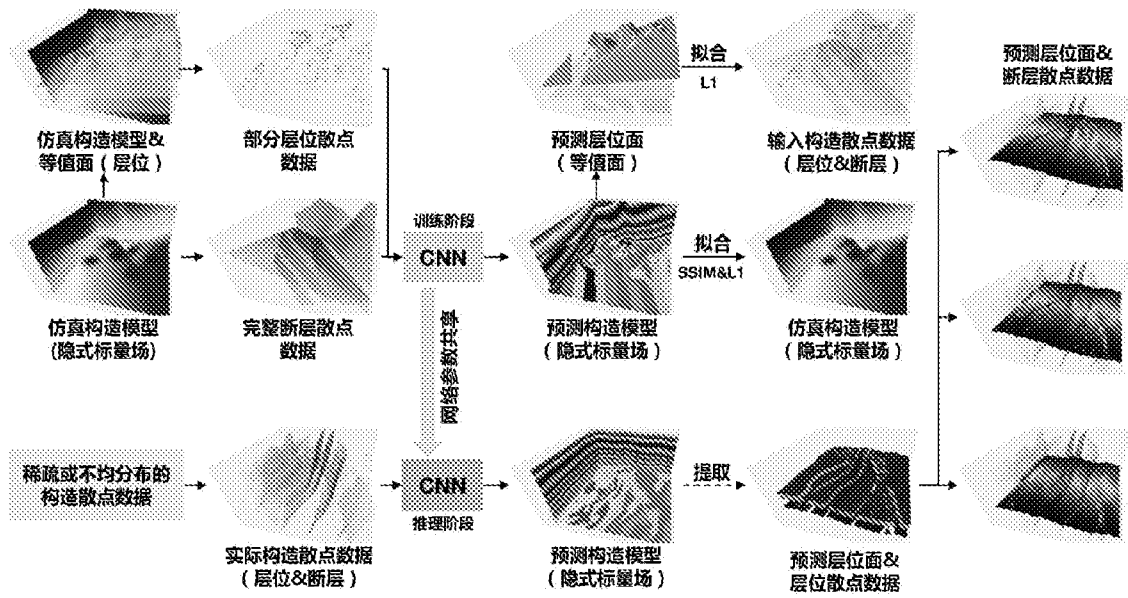


图 4



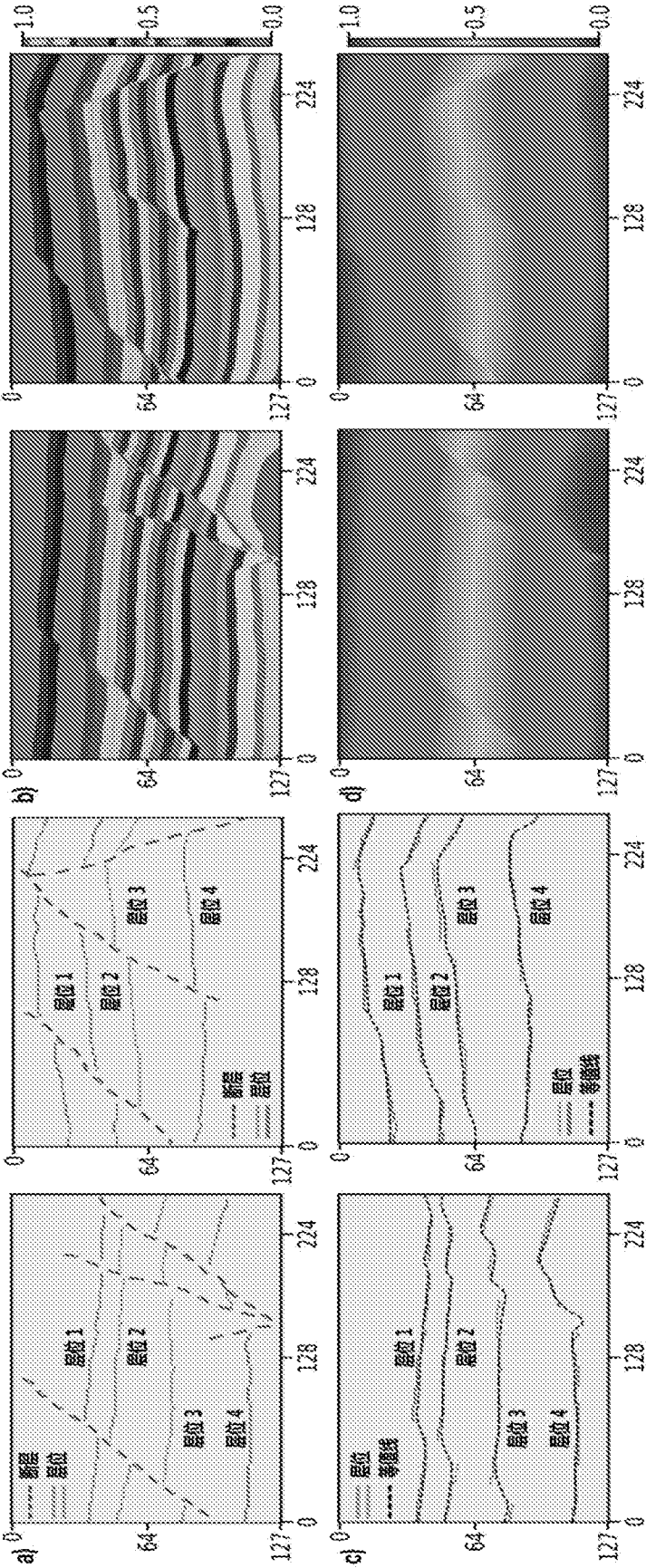


图 6

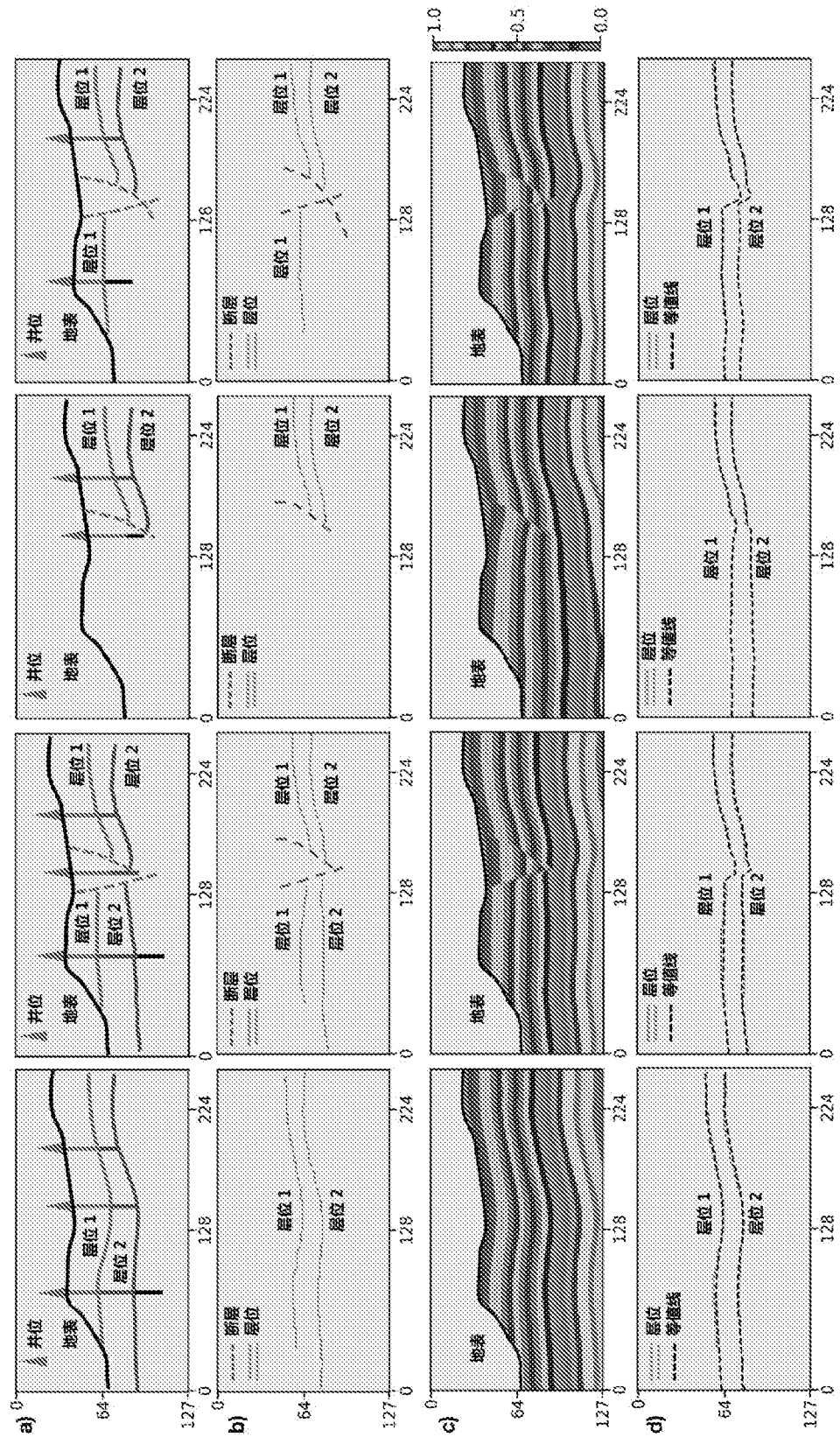


图 7

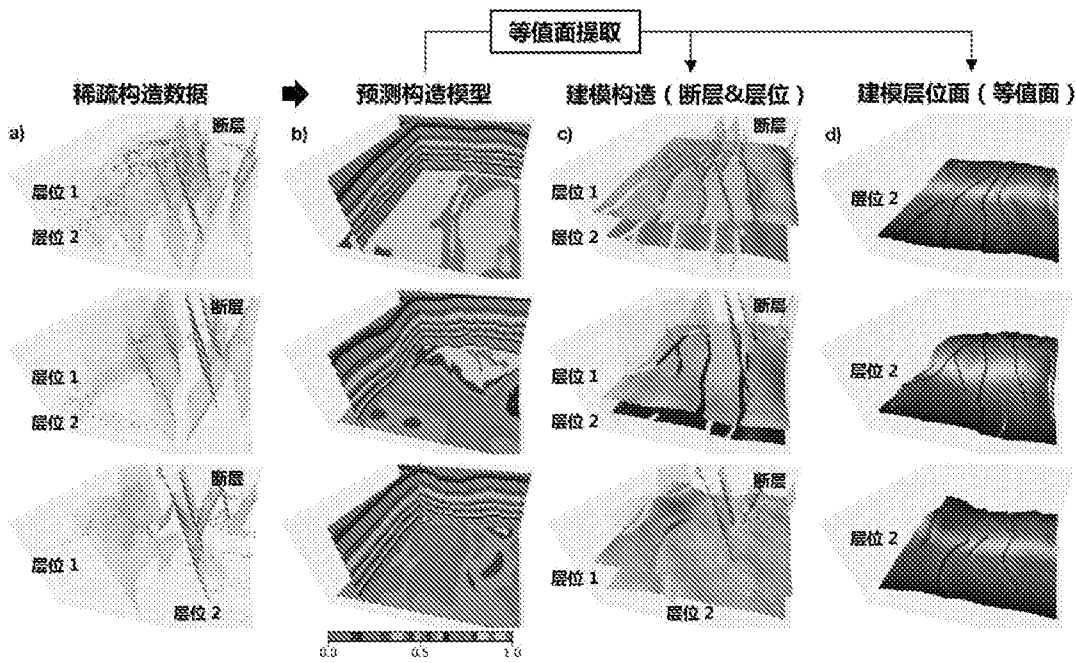


图 8

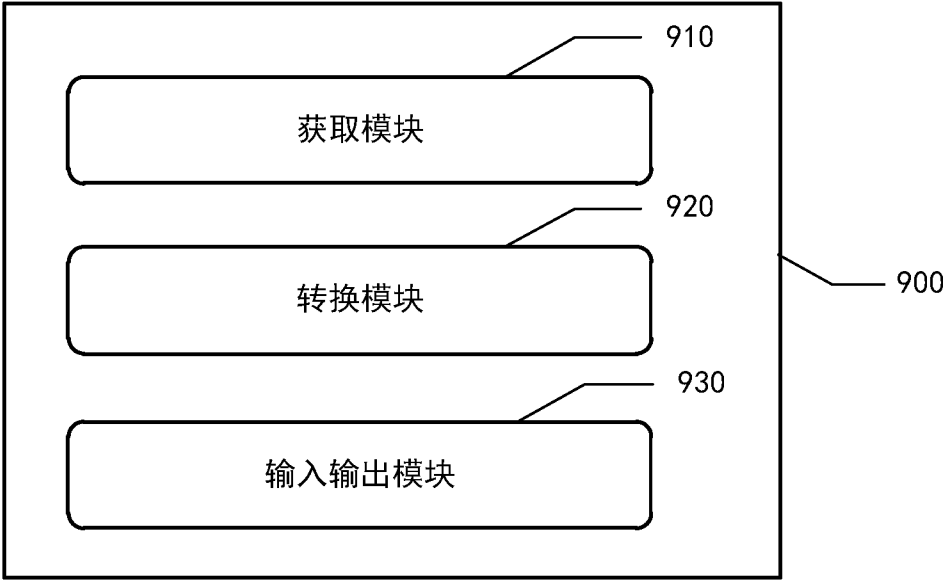


图 9

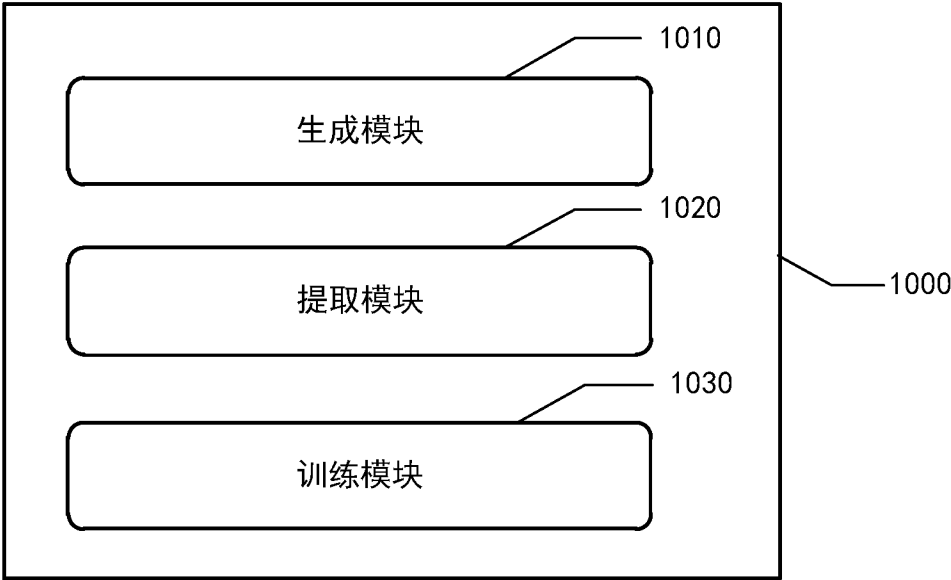


图 10

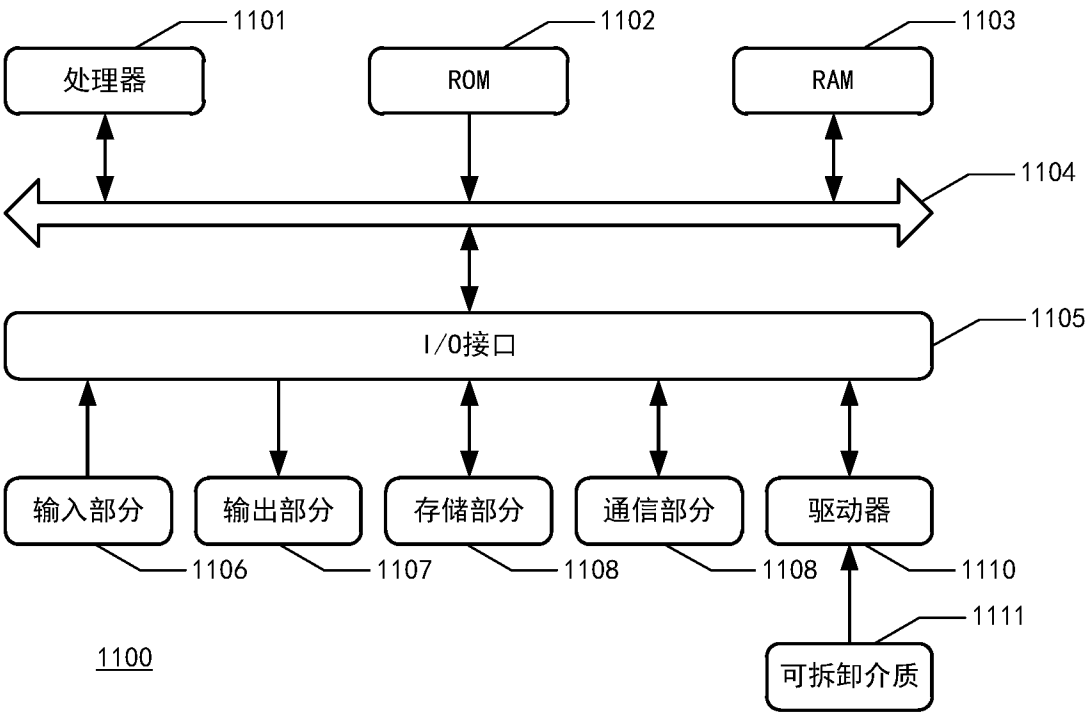


图 11

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2022/125275

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06F 30/27(2020.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06F

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

VEN, CNABS, CNTXT, WOTXT, EPTXT, USTXT, CNKI, IEEE: 地质, 模型, 建模, 机器学习, 深度学习, 神经网络, 多源, 解码, 编码, 等值面, 训练, geological, model, neural, network, encode, decode, isosurface, train

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	BI, Zhengfa et al. "'DeepISMNet: three-dimensional implicit structural modeling with convolutional neural network'" <i>eoscientific Model Development</i> , 08 September 2022 (2022-09-08), abstract, p. 6844, left column, paragraph 2-p. 6859, left column, paragraph 1, and figures 1-13	1-12
A	CN 114882187 A (JILIN UNIVERSITY et al.) 09 August 2022 (2022-08-09) entire document	1-12
A	CN 114758085 A (CHINA COAL RESEARCH INSTITUTE) 15 July 2022 (2022-07-15) entire document	1-12
A	WO 2022078514 A1 (SHANDONG UNIVERSITY et al.) 21 April 2022 (2022-04-21) entire document	1-12
A	US 2020183047 A1 (EXXONMOBIL UPSTREAM RESEARCH CO.) 11 June 2020 (2020-06-11) entire document	1-12



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date

"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

11 January 2023

Date of mailing of the international search report

19 January 2023

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing
100088, China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2022/125275

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	114882187	A	09 August 2022	None			
CN	114758085	A	15 July 2022	None			
WO	2022078514	A1	21 April 2022	None			
US	2020183047	A1	11 June 2020	EP	3894903	A1	20 October 2021
				WO	2020123101	A1	18 June 2020

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2022/125275

A. 主题的分类

G06F 30/27 (2020.01) i

按照国际专利分类 (IPC) 或者同时按照国家分类和 IPC 两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献 (标明分类系统和分类号)

G06F

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库 (数据库的名称, 和使用的检索词 (如使用))

VEN, CNABS, CNTXT, WOTXT, EPTXT, USTXT, CNKI, IEEE: 地质, 模型, 建模, 机器学习, 深度学习, 神经网络, 多源, 解码, 编码, 等值面, 训练, geological, model, neural, network, encode, decode, isosurface, train

C. 相关文件

类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
PX	BI, Zhengfa 等. "DeepISMNet: three-dimensional implicit structural modeling with convolutional neural network" 《Geoscientific Model Development》, 2022年9月8日 (2022 - 09 - 08), 摘要, 第6844页左栏第2段-第6859页左栏第1段, 图1-13	1-12
A	CN 114882187 A (吉林大学 等) 2022年8月9日 (2022 - 08 - 09) 全文	1-12
A	CN 114758085 A (煤炭科学研究总院有限公司) 2022年7月15日 (2022 - 07 - 15) 全文	1-12
A	WO 2022078514 A1 (山东大学 等) 2022年4月21日 (2022 - 04 - 21) 全文	1-12
A	US 2020183047 A1 (EXXONMOBIL UPSTREAM RESEARCH COMPANY) 2020年6月11日 (2020 - 06 - 11) 全文	1-12

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2023年1月11日

国际检索报告邮寄日期

2023年1月19日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局 (ISA/CN)

中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

传真号 (86-10)62019451

受权官员

李娜

电话号码 86-(10)-53961403

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2022/125275

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利			公布日 (年/月/日)
CN	114882187	A	2022年8月9日	无			
CN	114758085	A	2022年7月15日	无			
WO	2022078514	A1	2022年4月21日	无			
US	2020183047	A1	2020年6月11日	EP	3894903	A1	2021年10月20日
				WO	2020123101	A1	2020年6月18日