

(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 2 月 15 日 (15.02.2024)



(10) 国际公布号
WO 2024/032604 A1

(51) 国际专利分类号:
G06F 30/27 (2020.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2023/111727

(22) 国际申请日: 2023 年 8 月 8 日 (08.08.2023)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
202210943817.7 2022年8月8日 (08.08.2022) CN

(71) 申请人: 中国石油天然气股份有限公司 (PETROCHINA COMPANY LIMITED) [CN/CN];
中国北京市东城区东直门北大街 9 号, Beijing 100007 (CN)。

(72) 发明人: 张克鑫 (ZHANG, Kexin); 中国北京市西城区六铺炕街六号 316 室, Beijing 100724 (CN)。张超前 (ZHANG, Chaoqian); 中国北京市西城区六铺炕街六号 316 室, Beijing 100724 (CN)。陈和平 (CHEN, Heping); 中国北京市西城区六铺炕街六号 316 室, Beijing 100724 (CN)。徐芳 (XU, Fang); 中国北京市西城区六铺炕街六号 316 室, Beijing 100724 (CN)。孟征 (MENG, Zheng); 中国北京市西城区六铺炕街六号 316 室, Beijing 100724 (CN)。郭松伟 (GUO, Songwei); 中国北京市西城区六铺炕街六号 316 室, Beijing 100724 (CN)。武军昌 (WU, Junchang); 中国北京市西城区六铺炕街六号 316 室, Beijing 100724 (CN)。王玉生 (WANG, Yusheng); 中国北京市西城区六铺炕街六号 316 室, Beijing 100724 (CN)。韩彬 (HAN, Bin); 中国北京市西城区六铺炕街六号 316 室, Beijing 100724 (CN)。

(54) Title: RESERVOIR PROPERTY MODELING METHOD AND APPARATUS

(54) 发明名称: 储层属性建模方法及装置

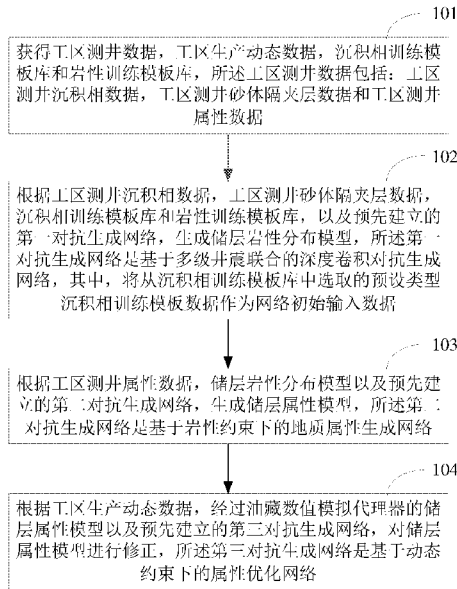


图1

101 Obtain well-logging data of a work area, dynamic production data of the work area, a sedimentary facies training template library and a lithology training template library, wherein the well-logging data of the work area comprises sedimentary facies well-logging data of the work area, well-logging sand body interlayer data of the work area, and well-logging property data of the work area

102 Generate a reservoir lithology distribution model according to the sedimentary facies well-logging data of the work area, the well-logging sand body interlayer data of the work area, the sedimentary facies training template library, the lithology training template library and a pre-established first generative adversarial network, wherein the first generative adversarial network is a deep convolutional generative adversarial network based on multilevel well-seismic integration, and a preset type of sedimentary facies training template data, which is selected from the sedimentary facies training template library, is taken as initial input data of the network

103 Generate a reservoir property model according to the well-logging property data of the work area, the reservoir lithology distribution model and a pre-established second generative adversarial network, wherein the second generative adversarial network is a geological property generation network based on lithology constraints

104 Correct the reservoir property model according to the dynamic production data of the work area, a reservoir property model which has been subjected to a reservoir numerical simulation agent, and a third generative adversarial network, wherein the third generative adversarial network is a property optimization network based on dynamic constraints

(57) Abstract: Disclosed in the present invention are a reservoir property modeling method and apparatus. The method comprises: generating a reservoir lithology distribution model according to a sedimentary facies training template library, a lithology training template library and a first generative adversarial network, wherein the first generative adversarial network is a deep convolutional generative adversarial network based on multilevel well-seismic integration, and a preset type of sedimentary facies training template data, which is selected from the sedimentary facies training template library, is taken as initial input data of the network; generating a

(CN)。田园(TIAN, Yuan); 中国北京市西城区六铺炕街六号316室, Beijing 100724 (CN)。

(74) 代理人: 北京三友知识产权代理有限公司 (BEIJING SANYOU INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY LTD.); 中国北京市西城区金融街35号国际企业大厦A座16层, Beijing 100033 (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, MU, 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, 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))。

reservoir property model according to well-logging property data of a work area, the reservoir lithology distribution model and a second generative adversarial network, wherein the second generative adversarial network is a geological property generation network based on lithology constraints; and correcting the reservoir property model according to dynamic production data of the work area, a reservoir property model which has been subjected to a reservoir numerical simulation agent, and a third generative adversarial network, wherein the third generative adversarial network is a property optimization network based on dynamic constraints. The present invention can effectively improve the consistency rate of dynamic and static data for stochastic modeling of reservoir properties.

(57) 摘要: 本发明公开了一种储层属性建模方法及装置, 包括: 根据沉积相训练模板库和岩性训练模板库以及第一对抗生成网络生成储层岩性分布模型, 第一对抗生成网络是基于多级井震联合的深度卷积对抗生成网络, 将从沉积相训练模板库中选取的预设类型沉积相训练模板数据作为网络初始输入数据; 根据工区测井属性数据, 储层岩性分布模型以及第二对抗生成网络生成储层属性模型, 第二对抗生成网络是基于岩性约束下的地质属性生成网络; 根据工区生产动态数据, 经过油藏数值模拟代理器的储层属性模型以及第三对抗生成网络对储层属性模型进行修正, 第三对抗生成网络是基于动态约束下的属性优化网络。本发明可以有效提升储层属性随机建模动静态数据符合率。

储层属性建模方法及装置

技术领域

本发明涉及油藏开发领域，尤其涉及储层属性建模方法及装置。

5 背景技术

本部分旨在为权利要求书中陈述的本发明实施例提供背景或上下文。此处的描述不因为包括在本部分中就承认是现有技术。

随着储层开发的深化，油藏精细开发对地质模型的要求越来越高。通常地质模型包括储层构造模型和储层属性模型等。其中储层属性模型，因其可直接为油藏数值模拟模型提供基础输入参数，对油藏管理和开发方案优化尤为重要。

目前储层属性建模方法通常包括两种：确定性建模和随机建模。其中：

①确定性建模方法，主要根据工区测井数据，基于克里金插值等方法构建，对于每次输入，只有 1 个确定性的输出。

②随机建模方法，主要包括序贯高斯建模、多点地质统计建模(MPS)等方法，主要基于输入的测井数据，获取统计特征，包括方差、变差、平均值等，然后基于蒙特卡洛抽样，生成随机模型。随机建模方法，在输入确定情况下，每次蒙特卡洛抽样建模的结果在符合统计特征的前提下，具有一定的随机性，每次建模结果不尽相同。

相比于随机建模，确定性建模的结果，采用空间插值，结果缺乏对实际地质复杂性的反应。因此目前，储层属性建模主要还是以随机建模方法为主，但是现有的储层属性随机建模存在动静态数据不符的问题。

因此，亟需一种可以克服上述问题的储层属性建模方案。

发明内容

本发明实施例提供一种储层属性建模方法，用以提升储层属性随机建模动静态数据符合率，该方法包括：

获得工区测井数据，工区生产动态数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，所述工区测井数据包括：工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据和工区测井属性数据；

根据工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，以及预先建立的第一对抗生成网络，生成储层岩性分布模型，所述第一对抗生成网络是基于多级井震联合的深度卷积对抗生成网络，其中，将从沉积相训练模板库中选取的预设类型沉积相训练模板数据作为网络初始输入数据；

- 5 根据工区测井属性数据，储层岩性分布模型以及预先建立的第二对抗生成网络，生成储层属性模型，所述第二对抗生成网络是基于岩性约束下的地质属性生成网络；

根据工区生产动态数据，经过油藏数值模拟代理器的储层属性模型以及预先建立的第三对抗生成网络，对储层属性模型进行修正，所述第三对抗生成网络是基于动态约束下的属性优化网络。

- 10 本发明实施例提供一种储层属性建模装置，用以提升储层属性随机建模动静态数据符合率，该装置包括：

数据获得模块，用于获得工区测井数据，工区生产动态数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，所述工区测井数据包括：工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据和工区测井属性数据；

- 15 储层岩性分布模型生成模块，用于根据工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，以及预先建立的第一对抗生成网络，生成储层岩性分布模型，所述第一对抗生成网络是基于多级井震联合的深度卷积对抗生成网络，其中，将从沉积相训练模板库中选取的预设类型沉积相训练模板数据作为网络初始输入数据；

- 20 储层属性模型生成模块，用于根据工区测井属性数据，储层岩性分布模型以及预先建立的第二对抗生成网络，生成储层属性模型，所述第二对抗生成网络是基于岩性约束下的地质属性生成网络；

- 25 储层属性模型优化模块，用于根据工区生产动态数据，经过油藏数值模拟代理器的储层属性模型以及预先建立的第三对抗生成网络，对储层属性模型进行修正，所述第三对抗生成网络是基于动态约束下的属性优化网络。

本发明实施例还提供一种计算机设备，包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序，所述处理器执行所述计算机程序时实现上述储层属性建模方法。

- 30 本发明实施例还提供一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现上述储层属性建模方法。

本发明实施例还提供一种计算机程序产品，所述计算机程序产品包括计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现上述储层属性建模方法。

本发明实施例与现有技术中储层属性随机建模的技术方案相比，通过获得工区测井数据，工区生产动态数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，所述工区测井数据包括：工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据和工区测井属性数据；根据工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，以及预先建立的第一对抗生成网络，生成储层岩性分布模型，所述第一对抗生成网络是基于多级井震联合的深度卷积对抗生成网络，其中，将从沉积相训练模板库中选取的预设类型沉积相训练模板数据作为网络初始输入数据；根据工区测井属性数据，储层岩性分布模型以及预先建立的第二对抗生成网络，生成储层属性模型，所述第二对抗生成网络是基于岩性约束下的地质属性生成网络；根据工区生产动态数据，经过油藏数值模拟代理器的储层属性模型以及预先建立的第三对抗生成网络，对储层属性模型进行修正，所述第三对抗生成网络是基于动态约束下的属性优化网络。本发明实施例在储层属性建模过程中引入动态生产内容，结合工区测井数据沉积相训练模板库和岩性训练模板库，依次生成基于人工智能对抗生成网络的储层岩性分布模型和储层属性模型，进而再结合动态生产内容对储层属性模型进行修正，有效构建了动静态相符的储层属性模型，提升了储层属性随机建模动静态数据符合率。

附图说明

为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案，下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。在附图中：

- 图 1 为本发明实施例中储层属性建模方法示意图；
- 图 2 为本发明实施例中模板库建立方法示意图；
- 图 3 为本发明具体实施例中储层属性建模流程图；
- 图 4 为本发明实施例中储层属性模型生成示意图；
- 图 5 为本发明实施例中储层属性建模装置结构图；
- 图 6 为本发明实施例的计算机设备结构示意图。

具体实施方式

为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚明白，下面结合附图对本发明实施例做进一步详细说明。在此，本发明的示意性实施例及其说明用于解释本发明，但并不作为对本发明的限定。

首先，对本发明实施例中的技术名词进行介绍：

5 人工智能：人工智能是基于计算机实现，产生具有一定智能的模型，该模型可以做出与人类智能相似的反应，主要涉及机器人、语言识别、图像识别、自然语言处理和专家系统等。

10 动静态数据：动态数据一般指在油藏生产过程中，产液变化情况。而动态数据特征直接与油藏的静态参数特征关联。静态数据一般指在储层分析中的初始孔隙度、渗透率和饱和度等，静态数据也包括地震数据，等不随开发过程而改变的数据。

 工区生产动态数据：也就是动态数据，是油田生产过程中的产油、产水等随时间的变化数据，该数据包附带相应的工程参数数据。

15 地质建模：基于油藏工区测井地质数据、测井数据、地震数据等，利用计算机技术，生成储层三维静态模型。一般包括储层孔隙度模型、渗透率模型、饱和度模型，该模型将用于油藏数值模拟研究，预测未来生产数据的变化，指导井位设计等。

 储层属性建模：基于工区测井数据，构建油藏静态属性模型，包括储层孔隙度模型、渗透率模型、饱和度模型。

 沉积动力学模拟：基于研究区沉积环境参数，建立符合研究区沉积相的沉积模型，开展沉积模拟，得到特定沉积环境参数下的三维沉积数据体。

20 编码器：也叫自编码器，是人工智能领域对二维和三维图像数据进行自动编码的一种广泛使用的一种神经网络。自编码器包含编码器（encoder）和解码器（decoder）两部分。自编码器具有一般意义上表征学习算法的功能，被应用于降维特征分析。

 隐变量：编码器得到的降维特征数组。

25 生成器：是一组反卷积、反池化和非线性映射的组合神经网络，可以根据输入的特征数组，生成三维数据图像。

 判别器：是一组卷积、池化和非线性映射的组合神经网络，可以根据输入的特征数组，生成三维数据图像。

 多点地质统计建模（MPS 建模）：以三维图像作为训练模板，从模板中提取数据之间的统计特征，然后基于统计特征，通过蒙特卡洛抽样构建模型的方法。

模板：MPS 建模中使用的基础图像，MPS 方法基于该图像统计属性数据之间的统计特征。模板包括：三维沉积相模板、三维岩性分布模板。

岩性：储层砂体隔夹层分类，砂体为 1，隔夹层为 0。

5 提供了一种储层属性建模方法，如图 1 所示，该方法可以包括：

步骤 101、获得工区测井数据，工区生产动态数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，所述工区测井数据包括：工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据和工区测井属性数据；

10 步骤 102、根据工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，以及预先建立的第一对抗生成网络，生成储层岩性分布模型，所述第一对抗生成网络是基于多级井震联合的深度卷积对抗生成网络，其中，将从沉积相训练模板库中选取的预设类型沉积相训练模板数据作为网络初始输入数据；

15 步骤 103、根据工区测井属性数据，储层岩性分布模型以及预先建立的第二对抗生成网络，生成储层属性模型，所述第二对抗生成网络是基于岩性约束下的地质属性生成网络；

步骤 104、根据工区生产动态数据，经过油藏数值模拟代理器的储层属性模型以及预先建立的第三对抗生成网络，对储层属性模型进行修正，所述第三对抗生成网络是基于动态约束下的属性优化网络。

20 由图 1 所示可以得知，本发明实施例与现有技术中储层属性随机建模的技术方案相比，通过获得工区测井数据，工区生产动态数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，所述工区测井数据包括：工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据和工区测井属性数据；根据工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，以及预先建立的第一对抗生成网络，生成储层岩性分布模型，所述第一对抗生成网络是基于多级井震联合的深度卷积对抗生成网络，其中，将从沉积相训练模板库中选取的预设类型沉积相训练模板数据作为网络初始输入数据；根据工区测井属性数据，储层岩性分布模型以及预先建立的第二对抗生成网络，生成储层属性模型，所述第二对抗生成网络是基于岩性约束下的地质属性生成网络；根据工区生产动态数据，经过油藏数值模拟代理器的储层属性模型以及预先建立的第三对抗生成网络，对储层属性模型进行修正，所述第三对抗生成网络是基于动态约束下的属性优化网络。本发
25
30 明实施例在储层属性建模过程中引入动态生产内容，结合工区测井数据沉积相训练模板

库和岩性训练模板库，依次生成基于人工智能对抗生成网络的储层岩性分布模型和储层属性模型，进而再结合动态生产内容对储层属性模型进行修正，有效构建了动静态相符的储层属性模型，提升了储层属性随机建模动静态数据符合率。

发明人发现，目前储层属性随机建模，仍然存在动静态数据不符的问题。虽然目前建模中充分考虑了工区测井的静态数据，但完全未考虑工区测井的动态数据。而动态数据，对于一些测井解释不确信较大的属性具有很高的参考价值。比如：目前测井方法，基于 AC 声波测井曲线，可以较为精确得解释孔隙度特征，但对于渗透率和饱和度特征，虽然有多个模型，但在实践中，这两个属性的不确性远远大于孔隙度。因为目前渗透率没有直接的测井解释方案，主要依靠孔渗关系模型进行解释，但目前复杂储层中孔渗关系模型难以用简单的线性模型表示，对于致密储层，孔渗相关性也非常差，因此目前基于测井解释渗透率模型，难度较大，不确定性也较大。而基于测井解释获得的渗透率属性模型，不确定也远远高于孔隙度。同样，储层饱和度的测井解释难度也较大，主要是因为储层中泥质和煤质成分会干扰解释模型，导致计算出的含水饱和度偏离实际较大。常规随机建模方法，仅依赖工区测井数据，当工区测井测井解释数据存在较大偏差时，必然导致模型无法准确预测动态数据，产生动静不符问题。历史拟合是现在解决地质模型动静不符的主要手段。储层属性模型，作为基础输入参数，输入进油藏数值模拟模型后，预测工区测井动态生产曲线。通过对比数值模拟得到的工区测井生产曲线与油田实际的生产曲线的差别，可以确定储层属性模型是否存在动静不符问题。如果预测动态生产区域与实际生产曲线差别较小，则一般认为基于常规随机建模方法，所构建的储层属性模型基本不存在动静不符问题。否则，就需要进行反向调整，通过历史拟合，通过大量认为修正，调整储层属性模型，直到动静数据相符为止。然而，历史拟合方法解决现有储层属性随机建模动静不符问题，仍然存在较多问题。首先是，模拟工作量非常大，历史拟合阶段，需要不断反向修正模型，而每次修正，都需要开展一次油藏数值模拟，计算资料消耗巨大。其次，现有历史拟合方法，在对储层属性模型进行反向调整的时候，缺乏对井间地质规律的考虑，主要是分区分块，对存在动静不符问题的井周属性进行硬性调整，缺乏对邻井数据的考虑。因此，本发明实施例基于人工智能方法，结合工区已有的沉积动力学模拟数据、地震数据和工区测井砂体隔夹层数据，以及工区动态生产数据，构建动静态相符的储层三维属性模型。其中沉积动力学数据、地震数据、工区测井沉积相数据、砂体隔夹层数据、工区测井孔隙度数据、工区测井渗透率数据、工区测井饱和度数据、工区测井生产数据(包含工程数据)为该发明需要的前期基础数据。

具体实现包括基于人工智能的沉积相建模、基于人工智能的岩性建模和基于人工智能的属性建模三个部分，采用分级控制方法，基于编码器、生成器和判别器网络，生成符合研究区静态数据和动态生产数据的属性模型。

下面对每个步骤进行详细分析。

- 5 在步骤 101 中，获得工区测井数据，工区生产动态数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，所述工区测井数据包括：工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据和工区测井属性数据。

在一个实施例中，如图 2 所示，按如下方式预先建立沉积相训练模板库和岩性训练模板库：

- 10 步骤 201、获得沉积相信息和砂体隔夹层模式结果数据体，所述沉积相信息包括：沉积动力学数据，已有沉积相图，卫星图像其中之一或任意组合；

步骤 202、根据所述沉积相信息，建立沉积相训练模板库；

步骤 203、根据所述砂体隔夹层模式结果数据体，建立岩性训练模板库。

- 15 具体实施时，以水槽数据为例，可以从沉积动力学数据中抽取第一预设数量的沉积相训练模板数据体；从水槽实验数据体中抽取第二预设数量的沉积相训练模板数据体；将抽取的第一预设数量的沉积相训练模板数据体和第二预设数量的沉积相训练模板数据体合并，建立沉积相训练模板库。

- 图 3 为本发明具体实施例中储层属性建模流程图。具体实施时，从沉积动力学数据中的沉积相模拟结果数据三维数据体中抽取 p 个沉积相训练模板，也即 $\{SD_i|i=1...p\}$ ，建立沉积相训练模板库。沉积相训练模板库中，每个模板数据体 SD_i 的长、宽、高和通道数为 SL 、 SW 、 SH 和 SC 。利用扫描水槽装置完成沉积水槽模拟，并得到水槽实验数据体，其中，扫描水槽装置如图 4 所示。从水槽实验数据三维数据体中抽取 q 个沉积相训练模板， $\{SC_i|i=1...q\}$ ，建立沉积相训练模板库。沉积相训练模板库中，每个模板数据体 SC_i 的长、宽、高和通道数为 SL 、 SW 、 SH 和 SC 。将两部分沉积相训练模板合并为一起，形成 $\{S_i|i=1...n\}$ ，建立沉积相训练模板库。沉积相训练模板库中，每个模板数据体 S_i 的长、宽、高和通道数为 SL 、 SW 、 SH 和 SC 。从沉积动力学数据中的砂体隔夹层模式结果数据三维数据体中，为每个沉积相区域抽取 h 个岩性训练模板数据体， $\{L_{is}|i=1...h,s=1...n\}$ ，其中 s 为沉积相编号，建立岩性训练模板库。 L_{is} 的可取值范围为 $\{0,1\}$ ，其中 0 为砂岩、1 为泥岩。岩性训练模板库中，每个模板数据体 L_{is} 的长、宽、高和通道数为 LL 、 LW 、 LH 和 LC 。其中，水槽装置是一种模拟沉积颗粒物质在液体中
- 20
- 25
- 30

输运和沉积现象的装置。可以利用水槽装置，重现沉积过程，分析沉积体内部的构型结构特征。扫描水槽装置即将大型 CT 扫描装置和水槽装置合并在一起，利用大型 CT 扫描装置对水槽沉积结果进行三维扫描，得到水槽结果的三维模型，可以清晰展示不同沉积体内部的构型结构，并且扫描结果以三维数据体形式存储，可以应用人工智能分析。

- 5 在步骤 102 中，根据工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，以及预先建立的第一对抗生成网络，生成储层岩性分布模型，所述第一对抗生成网络是基于多级井震联合的深度卷积对抗生成网络，其中，将从沉积相训练模板库中选取的预设类型沉积相训练模板数据作为网络初始输入数据。

- 10 在一个实施例中，所述第一对抗生成网络包括：基于沉积动力学模拟沉积相模式的第一对抗生成子网络，基于测井地震沉积相模式的第二对抗生成子网络，沉积相约束下的基于沉积动力学模拟岩性模式的第三对抗生成子网络，以及沉积相约束下的基于测井地震岩性模式的第四对抗生成子网络；

根据工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，以及预先建立的第一对抗生成网络，生成储层岩性分布模型，包括：

- 15 将所述沉积相训练模板库中的多个沉积相训练模板数据体输入第一对抗生成子网络进行训练；

将所述工区测井沉积相数据输入第二对抗生成子网络进行训练，根据训练的结果进行多点地质统计建模，生成储层沉积相模型，所述第二对抗生成子网络根据训练好的第一对抗生成子网络建立；

- 20 将所述岩性训练模板库中的多个岩性训练模板数据体输入第三对抗生成子网络进行训练；

将所述工区测井砂体隔夹层数据输入第四对抗生成子网络进行训练，根据训练的结果以及所述储层沉积相模型进行多点地质统计建模，生成储层岩性分布模型，所述第四对抗生成子网络根据训练好的第三对抗生成子网络建立。

- 25 在一个实施例中，将所述沉积相训练模板库中的多个沉积相训练模板数据体输入第一对抗生成子网络进行训练，包括：

将从沉积相训练模板库中选取的预设类型沉积相训练模板数据作为网络初始输入数据，输入第一对抗生成子网络进行训练；

- 30 对选取的沉积相训练模板数据与第一对抗生成子网络的输出结果进行符合度比对，得到第一误差项；

根据第一误差项和多个沉积相训练模板数据体对第一对抗生成子网络进行修正直至第一误差项达到最小值；

将所述工区测井沉积相数据输入第二对抗生成子网络进行训练，根据训练的结果进行多点地质统计建模，生成储层沉积相模型，包括：根据训练好的第一对抗生成子网络
5 建立第二对抗生成子网络，将工区测井沉积相数据输入第二对抗生成子网络进行训练，输出表征工区测井沉积相数据特征的沉积相模板，根据表征工区测井沉积相数据特征的沉积相模板和实际井数据进行多点地质统计建模，生成储层沉积相模型。

具体实施时，根据每个模板数据体 S_i 的长、宽、高和通道数，建立相应的编码器 E_1 和生成 G_1 。 E_1 的编码器模块 EE_1 输入层的大小为 $SL \times SW \times SH \times SC$ ，批训练数为 SM ， E_1 的解码机模块 ED_1 输出层大小为 $SL \times SW \times SH \times SC$ ，批训练数为 SM ，对于沉积相 $SC=1$ 。 G_1 为 E_1 的解码机 ED_1 的拷贝。每次输入 SM 个沉积相训练模板数据体 $\{S_{jj}=k...k+SM-1\}$ ，输入编码器 E_1 的编码器模块 EE_1 ， E_1 的解码机模块 ED_1 输出的结果 $\{SO_{jj}=k...k+SM-1\}$ ，利用输入判别器 D_1 对比 $\{S_{jj}=k...k+SM-1\}$ 和 $\{SO_{jj}=k...k+SM-1\}$ 的符合度，得到 E_1 的误差，也即第一误差项，通过反向修正 E_1 的编码器模块和解码机模块，令 $\{S_{jj}=k...k+SM-1\}$ 和 $\{SO_{jj}=k...k+SM-1\}$ 误差最小。此时 E_1 的编码器 EE_1 的输出为
15 可有效表征沉积相模拟结果数据三维数据体特征的隐变量 SZ ，其长、宽、高和通道数为 SZ_L 、 SZ_W 、 SZ_H 和 SZ_C ，设计大小为 $SZ_L \times SZ_W \times SZ_H \times SZ_C$ 。 E_1 的解码机模块 ED_1 可以根据 SZ 和随机噪声，生成表征沉积相模拟结果数据体特征的沉积相模板 ED_S 。

然后，将所有 K 口工区测井的每个点的坐标和工区测井沉积相数据整理为全区井数据 $WS=[WSD1, WSS1, WSD2, WSS2, \dots, WSDK, WSSK]$ ， WSD 为坐标数据， WSS 为沉积相
20 编号数据， WS 为 $2K \times D$ 的图像，其中 D 为每口工区测井沉积相的数据点数。建立编码器 E_2 ， E_2 编码器 EE_2 输入层的大小为 $2K \times D$ ，批训练数为 SW ， E_2 解码机 ED_1 输出层大小为 $2K \times D$ ，批训练数为 SW ，其中 EE_2 输出的隐含层 WZ 的长、宽、高和通道数为 SZ_L 、 SZ_W 、 SZ_H 和 SZ_C ，大小为 $SZ_L \times SZ_W \times SZ_H \times SZ_C$ ，与 SZ 的大小一致。训练
25 完毕后的 E_2 的隐含层 WZ ，可以作为表征工区测井沉积相数据特征的隐变量。

进而，建立生成器 G_2 ，其输入层的大小为 $SZ_L \times SZ_W \times SZ_H \times SZ_C$ ，输出层长、宽、高和通道数为 SL 、 SW 、 SH 和 SC 。 G_2 初始设置拷贝 G_1 的参数，以使用学习到的沉积模式。将 E_2 输出的隐变量 WZ 输入到 G_2 ，生成新的三维沉积相模板 G_2S ，其长、宽、高和通道数为 SL 、 SW 、 SH 和 SC 。以 G_2S 为模板，以实际井数据为约束，使用多
30 点地质统计建模，得到储层沉积相模型 FS 。

需要说明的是，首先根据利用井数据和沉积相训练网络开展建模，这里可以首先人为假设研究区是某种沉积相，但如果人为的认识不对，沉积相训练网络会根据误差反馈自行调整沉积相类型输出，即校正人的认识，达到沉积相模型的最优；然后，针对岩性数据，他也会相应的调整隔夹层模式输出结果，原理同上。

5 具体的，第一步是让人工智能网络可以有能力和生成需要的不同沉积相，但是哪种沉积相实际上人工智能网络是不知道的。因此我们会根据基础研究认识告诉人工智能网络生成沉积相类型 A 开始建模，并在不断建模中自动校正沉积相类型，可能最终的结果是沉积相 B。但我们建模结果通常经不起动态数据验证，最后一步加入动态数据来校正地质模型，就使静态与动态统一起来。由于分级分类进行，因此这个过程就比让人工智能网络自己慢慢摸索要更加智能便捷，计算会更加稳定，效率也高一些。并且也使整建模方法的拓展性，如果再有完全新的沉积相类型，更新开头的模板库即可。举一例，比如人为最开始认为是 A，实际上是 B，然后用 A 去训练网络，算出来误差大，模型会自动从模板库里找 B 数据。并且由于深度学习的特性可能还会生成介于 A、B 之间的一种沉积类型。核心思想是利用人工智能网络帮助校正沉积认识，增加建模的准确度。

15 在一个实施例中，储层属性建模方法还包括：

获得工区地震数据体；

对工区地震数据体和储层沉积相模型进行符合度比对，得到第二误差项；

根据第二误差项对第二对抗生成子网络进行修正直至第二误差项达到最小值；

20 根据表征工区测井沉积相数据特征的沉积相模板和实际井数据进行多点地质统计建模，生成储层沉积相模型，包括：根据第二误差项达到最小值时第二对抗生成子网络输出的表征工区测井沉积相数据特征的沉积相模板和实际井数据进行多点地质统计建模，生成储层沉积相模型。

具体实施时，使用判别器 D2，计算 FS 与地震属性数据体 SEG Y 和工区测井数据之间的综合误差，也即第二误差项。D2 计算误差用于修正 G2，直到基于 G2 生成的沉积相模板产生的沉积相模型与工区测井和地震误差最小，输出最优的储层沉积相模型

25 OFS。

在一个实施例中，将所述岩性训练模板库中的多个岩性训练模板数据体输入第三对抗生成子网络进行训练，包括：

将多个岩性训练模板数据体输入第三对抗生成子网络进行训练；

对岩性训练模板数据体与第三对抗生成子网络的输出结果进行符合度比对，得到第三误差项；

根据第三误差项对第三对抗生成子网络进行修正直至第三误差项达到最小值；

将所述工区测井砂体隔夹层数据输入第四对抗生成子网络进行训练，根据训练的结果以及所述储层沉积相模型进行多点地质统计建模，生成储层岩性分布模型，包括：根据训练好的第三对抗生成子网络建立第四对抗生成子网络，将工区测井砂体隔夹层数据输入第四对抗生成子网络进行训练，输出表征工区测井岩性数据特征的岩性分布模板，根据表征工区测井岩性数据特征的岩性分布模板和实际井数据进行多点地质统计建模，生成储层岩性分布模型。

- 10 具体实施时，根据每个模板数据体 L_i 的长、宽、高和通道数，建立相应的编码器 E_3 和生成器 G_3 。 E_3 的编码器模块 EE_3 输入层的大小为 $LL \times LW \times LH \times LC$ ，批训练数为 LM ， E_3 的解码机模块 ED_3 输出层大小为 $LL \times LW \times LH \times LC$ ，批训练数为 LM ，对于沉积相 $LC=1$ 。 G_3 为 E_3 的解码机模块 ED_3 的拷贝。每次输入 LM 个岩性训练模板数据体 $\{L_{ij}=k...k+LM-1\}$ ，输入编码器 E_3 的编码器模块 EE_3 ， E_3 的解码机模块 ED_3 输出的结果 $\{LO_{ij}=k...k+LM-1\}$ ，利用符合度模块对比 $\{L_{ij}=k...k+LM-1\}$ 和 $\{LO_{ij}=k...k+LM-1\}$ ，得到 E_3 的误差，通过反向修正 E_3 的编码器模块和解码机模块，令 $\{L_{ij}=k...k+LM-1\}$ 和 $\{LO_{ij}=k...k+LM-1\}$ 误差最小。此时 E_3 的编码器模块 EE_3 的输出为可有效表征砂体隔夹层模式结果数据三维数据体特征的隐变量 LZ ，其长、宽、高和通道数为 LZL 、 LZW 、 LZH 和 LZC ，设计大小为 $LZL \times LZW \times LZH \times LZC$ 。 E_3 的解码机模块 ED_3 可以根据 LZ 和随机噪声，生成表征砂体隔夹层模式结果数据体特征的岩性分布模板 ED_L 。

- 25 然后，将所有 K 口工区测井的每个点的坐标和工区测井砂体隔夹层数据整理为全区井数据 $WL=[WLD1,WLL1,WLD2,WLL2,\dots,WLDK,WLLK]$ ， WLD 为坐标数据， WLL 为砂体隔夹层编号数据， WL 为 $2K \times D$ 的图像，其中 D 为每口工区测井砂体隔夹层的数据点数。建立编码器 E_4 ， E_4 的编码器模块 EE_4 输入层的大小为 $2K \times D$ ，批训练数为 LW ， E_4 的解码机模块 ED_4 输出层大小为 $2K \times D$ ，批训练数为 LW ，其中 EE_4 输出的隐含层 LZ 的长、宽、高和通道数为 LZL 、 LZW 、 LZH 和 LZC ，大小为 $LZL \times LZW \times LZH \times LZC$ ，与 LZ 的大小一致。训练完毕后的 E_4 的隐含层 WZ ，可以作为表征全区上工区测井岩心性特征的参量。

- 30 进而，建立生成器 G_4 ，其输入层的大小为 $LZL \times LZW \times LZH \times LZC$ ，输出层长、宽、高和通道数为 LL 、 LW 、 LH 和 LC 。 G_4 初始设置拷贝 G_3 的参数，以使用学习到的

沉积模式。将 E4 输出的隐变量 LZ 输入到 G4，生成新的表征工区测井岩性数据特征的岩性分布模板 G1L，其长、宽、高和通道数为 LL、LW、LH 和 LC。以 G1L 为模板，以实际井数据为约束，使用多点地质统计建模，得到第 s 个沉积相区域的储层岩性分布模型 FLs。

5 在一个实施例中，储层属性建模方法还包括：

获得工区地震数据体；

对工区地震数据体和储层岩性分布模型进行符合度比对，得到第四误差项；

根据第四误差项对第四对抗生成子网络进行修正直至第四误差项达到最小值；

10 根据表征工区测井岩性数据特征的岩性分布模板和实际井数据进行多点地质统计建模，生成储层岩性分布模型，包括：根据第四误差项达到最小值时第四对抗生成子网络输出的表征工区测井岩性数据特征的岩性分布模板和实际井数据进行多点地质统计建模，生成储层岩性分布模型。

具体实施时，使用判别器 D4，计算 FLs 与地震属性数据体 SEG Y 和工区测井数据之间的综合误差，即第四误差项。D4 计算误差，用于修正 G4，直到基于 G4 生成的三
15 维砂体隔夹层模板产生的沉积相模型与工区测井和地震误差最小，输出第 s 个沉积相区最优的储层岩性分布模型 OFLs。遍历全部 n 个沉积区，为每个沉积相区执行上述建模过程，完成全部 n 个沉积相区的岩性智能建模，得到最优的储层岩性分布模型 OFL。

在步骤 103 中，根据工区测井属性数据，储层岩性分布模型以及预先建立的第二对抗生成网络，生成储层属性模型，所述第二对抗生成网络是基于岩性约束下的地质属性
20 生成网络。

在一个实施例中，所述工区测井属性数据包括：工区测井孔隙度属性数据，工区测井渗透率属性数据，工区测井饱和度属性数据；

根据工区测井属性数据，储层岩性分布模型以及预先建立的第二对抗生成网络，生成储层属性模型，包括：

25 将所述工区测井孔隙度属性数据和储层岩性分布模型输入第二对抗生成网络，输出对应的储层孔隙度属性模型；

将所述工区测井渗透率属性数据和储层岩性分布模型输入第二对抗生成网络，输出对应的储层渗透率属性模型；

30 将所述工区测井饱和度属性数据和储层岩性分布模型输入第二对抗生成网络，输出对应的储层饱和度属性模型；

具体实施时, 将所有 K 口工区测井的每个点的坐标和工区测井属性数据整理为全区井数据 $WP_q = [WPD1_q, WPP1_q, WPD2_q, WPP2_q, \dots, WPDK_q, WPPK_q]$, WPD 为坐标数据, WPP 为孔隙度数据, WP 为 $2K \times D$ 的图像, 其中 D 为每口工区测井属性数据的数据点数, q 为要分析的属性编号。孔隙度的属性编号 $q=1$, 渗透率的属性编号 $q=2$, 饱和度的属性编号 $q=3$ 。建立编码器 E5, E5 的编码器模块 EE5 输入层的大小为 $2K \times D$, 批训练数为 PW, E5 的解码器模块 ED5 输出层大小为 $2K \times D$, 批训练数为 PW, 其中 EE5 输出的隐含层 PZ 的长、宽、高和通道数为 PZL、PZW、PZH 和 PZC, 大小为 $PZL \times PZW \times PZH \times PZC$, 与 PZ 的大小一致。训练完毕后的 E5 的隐含层 PZ_q , 可以作为表征全区上工区测井第 q 个属性数据特征的参量, 也即表征工区测井饱和度属性数据特征的隐变量。建立生成器 G5, 其输入层 1 的大小为 $PZL \times PZW \times PZH \times (2 \times PZC)$, 输出层大小为 $PZL \times PZW \times PZH$ 。输入层中前 PZC 个通道, 放置 PZ 数据, 后面 PZC 个通道, 以平移遍历方式从 OFL 中提取 $PZL \times PZW \times PZH$ 大小的岩性数据块。G5 遍历完毕 OFL, 如图 5 所示, 生成第 p 个属性的储层属性模型 OPF_p 。G4 遍历完毕 OFL 生成三维储层属性模型 OPF_p , 相比于一次把 OFL 全部输入 G4, 通过移动遍历, 可以降低 G4 输入层的大小, 减少对硬件的需求。按照上述流程依次分别生成孔隙度、渗透率和饱和度属性的储层属性模型 $OPFS = \{OPF1, OPF2, OPF3\}$, 其中 OPF1 为生成的最优的储层孔隙度属性模型, OPF2 为生成的最优的储层渗透率属性模型, OPF3 为生成的最优的储层饱和度属性模型。

在步骤 104 中, 根据工区生产动态数据, 经过油藏数值模拟代理器的储层属性模型以及预先建立的第三对抗生成网络, 对储层属性模型进行修正, 所述第三对抗生成网络是基于动态约束下的属性优化网络。

在一个实施例中, 根据工区生产动态数据, 经过油藏数值模拟代理器的储层属性模型以及预先建立的第三对抗生成网络, 对储层属性模型进行修正, 包括:

将工区生产动态数据和经过油藏数值模拟代理器的储层属性模型进行符合度比对, 得到第五误差项;

根据第五误差项对第三对抗生成网络进行修正直至第五误差项达到最小值;

将第五误差项达到最小值时第三对抗生成网络输出的储层属性模型作为修正后的储层属性模型。

具体实施时, 基于 OPFS 使用油藏数值模拟代理器 RS, 预测工区生产参数, 并利用判别器 D5, 计算预测数据与实际工区生产参数 FO 的误差 Err1, 以及生成的孔隙度、渗

透率、饱和度属性与工区测井属性数据之间的误差 Err_2 ，进而得到动态和静态数据的总误差 $Err=Err_1+Err_2$ 。根据这个误差 Err ，反向修正生成器 G5，直到 D5 得到的误差最小，输出最优的储层属性模型 OFP。

下面给出一个具体实施例，说明本发明实施例中储层属性建模的具体应用。在本具体实施例中以南美 X 区块为应用实例。首先构建了符合 X 区块沉积环境的沉积动力学模型，得到了 2000 个三维沉积相模拟结果数据体和 4000 个三维砂体-隔夹层模式结果数据数据体，作为训练数据体。同时搜集研究区 400 口井的工区测井沉积相数据和、400 口井的砂体-隔夹层数据和 400 口井的孔、渗、饱数据。整理了研究区 400 口井的动态生产数据。收集研究区地震数据体，实现了工区全覆盖。基于 AMAX 深度学习环境，使用 8 块 48GB 显存的 RTX 8000 显卡环境，搭建了编码器 E0、生成器 G0、生成器 G1 和编码器 E1、生成器 G2 和编码器 E2、生成器 G3 和编码器 E3、生成器 G4，以及判别器 D1、D2、D3 和 D4。通过 21000 次反向训练，生成的三维储层属性模型，与工区测井孔隙度数据符合率为 98.2%，与工区测井渗透率符合度为 97.3%，与工区测井饱和度符合率为 98.5%，与工区测井产液数据符合率为 94.1%。采用已有的 MPS 非人工智能方法，得到的三维储层属性模型，与工区测井孔隙度数据符合率为 82.4%，与工区测井渗透率符合度为 83.2%，与工区测井饱和度符合率为 81.1%，与工区测井产液数据符合率为 79.2%。本发明得到的储层属性模型的动静数据符合率高于已有的随机建模方法。

本发明实施例基于人工智能、动静态结合的多点地质统计学三维模板生成方法。有效得解决现有 MPS 方法模板，没有考虑动态生产数据的问题。并且基于人工智能的多级控制下的储层属性建模。首先基于人工智能方法建立沉积相模型，然后在沉积相模型控制下，建立基于人工智能的岩性模型；最后在岩性控制下，基于人工智能建立属性模型。通过多级控制，不仅降低了训练难度，也提高了模型精度。

基于同一发明构思，本发明实施例还提供了一种储层属性建模装置，如下面的实施例所述。由于这些解决问题的原理与储层属性建模方法相似，因此储层属性建模装置的实施可以参见方法的实施，重复之处不再赘述。

图 5 为本发明实施例中储层属性建模装置的结构图，如图 5 所示，该储层属性建模装置包括：

数据获得模块 501，用于获得工区测井数据，工区生产动态数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，所述工区测井数据包括：工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据和工区测井属性数据；

储层岩性分布模型生成模块 502，用于根据工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，以及预先建立的第一对抗生成网络，生成储层岩性分布模型，所述第一对抗生成网络是基于多级井震联合的深度卷积对抗生成网络，其中，将从沉积相训练模板库中选取的预设类型沉积相训练模板数据作为网络
5 初始输入数据；

储层属性模型生成模块 503，用于根据工区测井属性数据，储层岩性分布模型以及预先建立的第二对抗生成网络，生成储层属性模型，所述第二对抗生成网络是基于岩性约束下的地质属性生成网络；

储层属性模型优化模块 504，用于根据工区生产动态数据，经过油藏数值模拟代理
10 器的储层属性模型以及预先建立的第三对抗生成网络，对储层属性模型进行修正，所述第三对抗生成网络是基于动态约束下的属性优化网络。

基于前述发明构思，如图 6 所示，本发明实施例还提供一种计算机设备 600，包括存储器 610、处理器 620 及存储在存储器 610 上并可在处理器 620 上运行的计算机程序 630，所述处理器 620 执行所述计算机程序 630 时实现上述储层属性建模方法。

15 基于前述发明构思，本发明实施例还提供一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现上述储层属性建模方法。

本发明实施例还提供一种计算机程序产品，所述计算机程序产品包括计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现上述储层属性建模方法。

20 本发明实施例与现有技术中储层属性随机建模的技术方案相比，通过获得工区测井数据，工区生产动态数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，所述工区测井数据包括：工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据和工区测井属性数据；根据工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，以及预先建立的第一对抗生成网络，生成储层岩性分布模型，所述第一对抗生成网络是基于
25 多级井震联合的深度卷积对抗生成网络，其中，将从沉积相训练模板库中选取的预设类型沉积相训练模板数据作为网络初始输入数据；根据工区测井属性数据，储层岩性分布模型以及预先建立的第二对抗生成网络，生成储层属性模型，所述第二对抗生成网络是基于岩性约束下的地质属性生成网络；根据工区生产动态数据，经过油藏数值模拟代理器的储层属性模型以及预先建立的第三对抗生成网络，对储层属性模型进行修正，所述
30 第三对抗生成网络是基于动态约束下的属性优化网络。本发明实施例在储层属性建模过

程中引入动态生产内容，结合工区测井数据沉积相训练模板库和岩性训练模板库，依次生成基于人工智能对抗生成网络的储层岩性分布模型和储层属性模型，进而再结合动态生产内容对储层属性模型进行修正，有效构建了动静态相符的储层属性模型，提升了储层属性随机建模动静态数据符合率。

5 本领域内的技术人员应明白，本发明的实施例可提供为方法、系统、或计算机程序产品。因此，本发明可采用完全硬件实施例、完全软件实施例、或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且，本发明可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质（包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等）上实施的计算机程序产品的形式。

10 本发明是参照根据本发明实施例的方法、设备（系统）、和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器，使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

15

 这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中，使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品，该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

20

 这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上，使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理，从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

25 以上所述的具体实施例，对本发明的目的、技术方案和有益效果进行了进一步详细说明，所应理解的是，以上所述仅为本发明的具体实施例而已，并不用于限定本发明的保护范围，凡在本发明的精神和原则之内，所做的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本发明的保护范围之内。

权利要求书

1. 一种储层属性建模方法，其特征在于，包括：

获得工区测井数据，工区生产动态数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，所述工区测井数据包括：工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据和工区测井属性数据；

根据工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，以及预先建立的第一对抗生成网络，生成储层岩性分布模型，所述第一对抗生成网络是基于多级井震联合的深度卷积对抗生成网络，其中，将从沉积相训练模板库中选取的预设类型沉积相训练模板数据作为网络初始输入数据；

根据工区测井属性数据，储层岩性分布模型以及预先建立的第二对抗生成网络，生成储层属性模型，所述第二对抗生成网络是基于岩性约束下的地质属性生成网络；

根据工区生产动态数据，经过油藏数值模拟代理器的储层属性模型以及预先建立的第三对抗生成网络，对储层属性模型进行修正，所述第三对抗生成网络是基于动态约束下的属性优化网络。

2. 如权利要求 1 所述的储层属性建模方法，其特征在于，按如下方式预先建立沉积相训练模板库和岩性训练模板库：

获得沉积相信息和砂体隔夹层模式结果数据体，所述沉积相信息包括：沉积动力学数据，已有沉积相图，卫星图像其中之一或任意组合；

根据所述沉积相信息，建立沉积相训练模板库；

根据所述砂体隔夹层模式结果数据体，建立岩性训练模板库。

3. 如权利要求 1 所述的储层属性建模方法，其特征在于，所述第一对抗生成网络包括：基于沉积动力学模拟沉积相模式的第一对抗生成子网络，基于测井地震沉积相模式的第二对抗生成子网络，沉积相约束下的基于沉积动力学模拟岩性模式的第三对抗生成子网络，以及沉积相约束下的基于测井地震岩性模式的第四对抗生成子网络；

根据工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，以及预先建立的第一对抗生成网络，生成储层岩性分布模型，包括：

将所述沉积相训练模板库中的多个沉积相训练模板数据体输入第一对抗生成子网络进行训练；

将所述工区测井沉积相数据输入第二对抗生成子网络进行训练，根据训练的结果进行多点地质统计建模，生成储层沉积相模型，所述第二对抗生成子网络根据训练好的第一对抗生成子网络建立；

5 将所述岩性训练模板库中的多个岩性训练模板数据体输入第三对抗生成子网络进行训练；

将所述工区测井砂体隔夹层数据输入第四对抗生成子网络进行训练，根据训练的结果以及所述储层沉积相模型进行多点地质统计建模，生成储层岩性分布模型，所述第四对抗生成子网络根据训练好的第三对抗生成子网络建立。

4. 如权利要求 3 所述的储层属性建模方法，其特征在于，将所述沉积相训练模板库
10 中的多个沉积相训练模板数据体输入第一对抗生成子网络进行训练，包括：

将从沉积相训练模板库中选取的预设类型沉积相训练模板数据作为网络初始输入数据，输入第一对抗生成子网络进行训练；

对选取的沉积相训练模板数据与第一对抗生成子网络的输出结果进行符合度比对，得到第一误差项；

15 根据第一误差项和多个沉积相训练模板数据体对第一对抗生成子网络进行修正直至第一误差项达到最小值；

将所述工区测井沉积相数据输入第二对抗生成子网络进行训练，根据训练的结果进行多点地质统计建模，生成储层沉积相模型，包括：根据训练好的第一对抗生成子网络建立第二对抗生成子网络，将工区测井沉积相数据输入第二对抗生成子网络进行训练，
20 输出表征工区测井沉积相数据特征的沉积相模板，根据表征工区测井沉积相数据特征的沉积相模板和实际井数据进行多点地质统计建模，生成储层沉积相模型。

5. 如权利要求 4 所述的储层属性建模方法，其特征在于，还包括：

获得工区地震数据体；

对工区地震数据体和储层沉积相模型进行符合度比对，得到第二误差项；

25 根据第二误差项对第二对抗生成子网络进行修正直至第二误差项达到最小值；

根据表征工区测井沉积相数据特征的沉积相模板和实际井数据进行多点地质统计建模，生成储层沉积相模型，包括：根据第二误差项达到最小值时第二对抗生成子网络输出的表征工区测井沉积相数据特征的沉积相模板和实际井数据进行多点地质统计建模，生成储层沉积相模型。

6. 如权利要求 3 所述的储层属性建模方法，其特征在于，将所述岩性训练模板库中的多个岩性训练模板数据体输入第三对抗生成子网络进行训练，包括：

将多个岩性训练模板数据体输入第三对抗生成子网络进行训练；

对岩性训练模板数据体与第三对抗生成子网络的输出结果进行符合度比对，得到第

5 三误差项；

根据第三误差项对第三对抗生成子网络进行修正直至第三误差项达到最小值；

将所述工区测井砂体隔夹层数据输入第四对抗生成子网络进行训练，根据训练的结果以及所述储层沉积相模型进行多点地质统计建模，生成储层岩性分布模型，包括：根据训练好的第三对抗生成子网络建立第四对抗生成子网络，将工区测井砂体隔夹层数据
10 输入第四对抗生成子网络进行训练，输出表征工区测井岩性数据特征的岩性分布模板，根据表征工区测井岩性数据特征的岩性分布模板和实际井数据进行多点地质统计建模，生成储层岩性分布模型。

7. 如权利要求 6 所述的储层属性建模方法，其特征在于，还包括：

获得工区地震数据体；

15 对工区地震数据体和储层岩性分布模型进行符合度比对，得到第四误差项；

根据第四误差项对第四对抗生成子网络进行修正直至第四误差项达到最小值；

根据表征工区测井岩性数据特征的岩性分布模板和实际井数据进行多点地质统计建模，生成储层岩性分布模型，包括：根据第四误差项达到最小值时第四对抗生成子网络输出的表征工区测井岩性数据特征的岩性分布模板和实际井数据进行多点地质统计建
20 模，生成储层岩性分布模型。

8. 如权利要求 1 所述的储层属性建模方法，其特征在于，所述工区测井属性数据包括：工区测井孔隙度属性数据，工区测井渗透率属性数据，工区测井饱和度属性数据；

根据工区测井属性数据，储层岩性分布模型以及预先建立的第二对抗生成网络，生成储层属性模型，包括：

25 将所述工区测井孔隙度属性数据和储层岩性分布模型输入第二对抗生成网络，输出对应的储层孔隙度属性模型；

将所述工区测井渗透率属性数据和储层岩性分布模型输入第二对抗生成网络，输出对应的储层渗透率属性模型；

30 将所述工区测井饱和度属性数据和储层岩性分布模型输入第二对抗生成网络，输出对应的储层饱和度属性模型。

9. 如权利要求 8 所述的储层属性建模方法，其特征在于，根据工区生产动态数据，经过油藏数值模拟代理器的储层属性模型以及预先建立的第三对抗生成网络，对储层属性模型进行修正，包括：

将工区生产动态数据和经过油藏数值模拟代理器的储层属性模型进行符合度比对，

5 得到第五误差项；

根据第五误差项对第三对抗生成网络进行修正直至第五误差项达到最小值；

将第五误差项达到最小值时第三对抗生成网络输出的储层属性模型作为修正后的储层属性模型。

10. 一种储层属性建模装置，其特征在于，包括：

10 数据获得模块，用于获得工区测井数据，工区生产动态数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，所述工区测井数据包括：工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据和工区测井属性数据；

储层岩性分布模型生成模块，用于根据工区测井沉积相数据，工区测井砂体隔夹层数据，沉积相训练模板库和岩性训练模板库，以及预先建立的第一对抗生成网络，生成
15 储层岩性分布模型，所述第一对抗生成网络是基于多级井震联合的深度卷积对抗生成网络，其中，将从沉积相训练模板库中选取的预设类型沉积相训练模板数据作为网络初始输入数据；

储层属性模型生成模块，用于根据工区测井属性数据，储层岩性分布模型以及预先建立的第二对抗生成网络，生成储层属性模型，所述第二对抗生成网络是基于岩性约束
20 下的地质属性生成网络；

储层属性模型优化模块，用于根据工区生产动态数据，经过油藏数值模拟代理器的储层属性模型以及预先建立的第三对抗生成网络，对储层属性模型进行修正，所述第三对抗生成网络是基于动态约束下的属性优化网络。

11. 一种计算机程序产品，其特征在于，所述计算机程序产品包括计算机程序，所述
25 计算机程序被处理器执行时实现权利要求 1 所述方法。

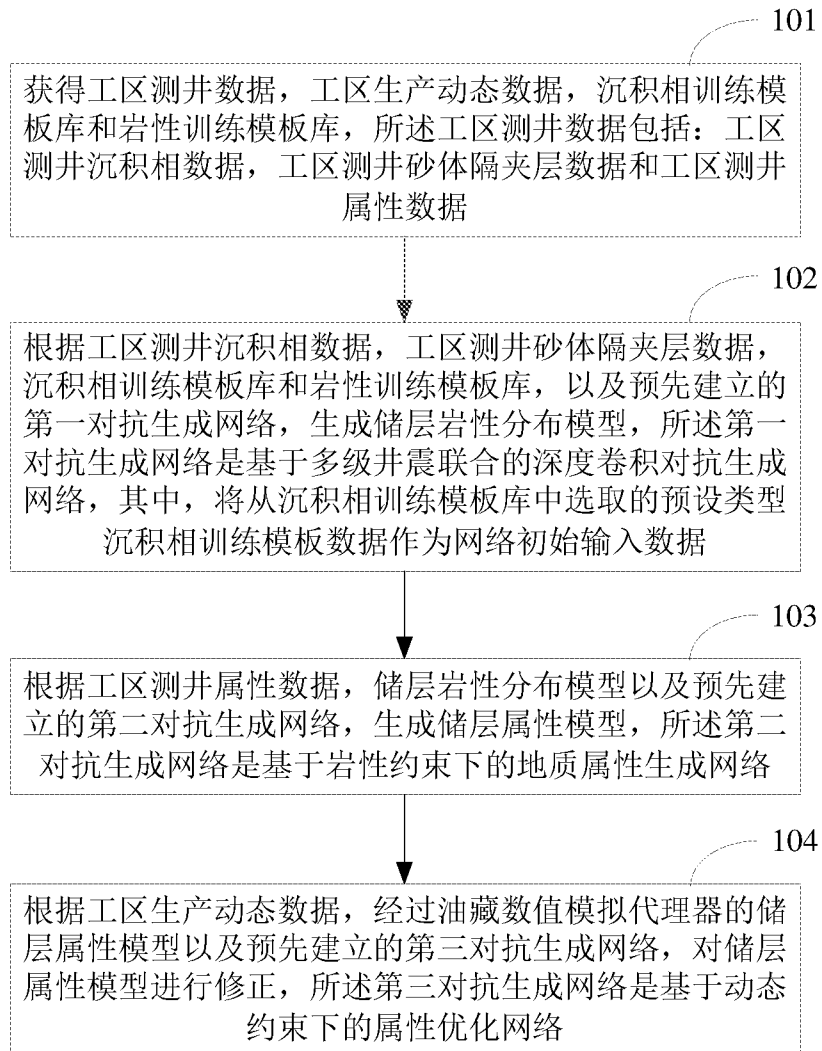


图1

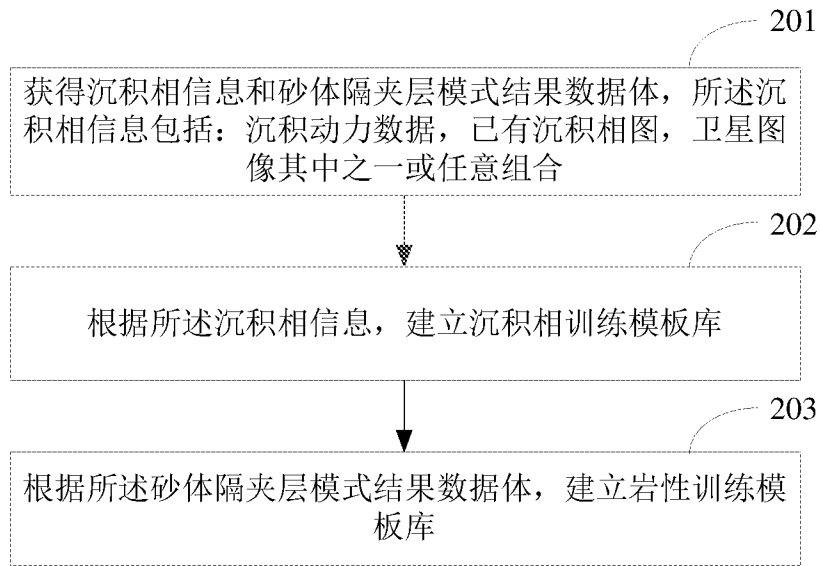


图2

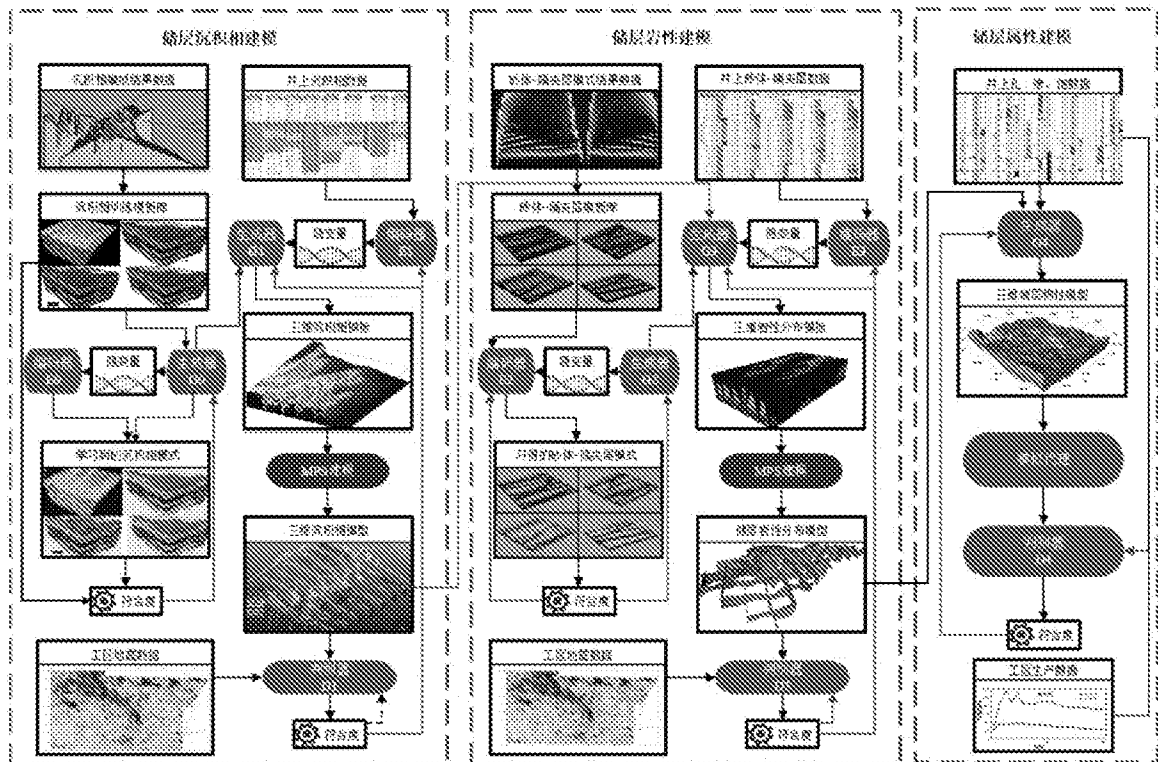


图3

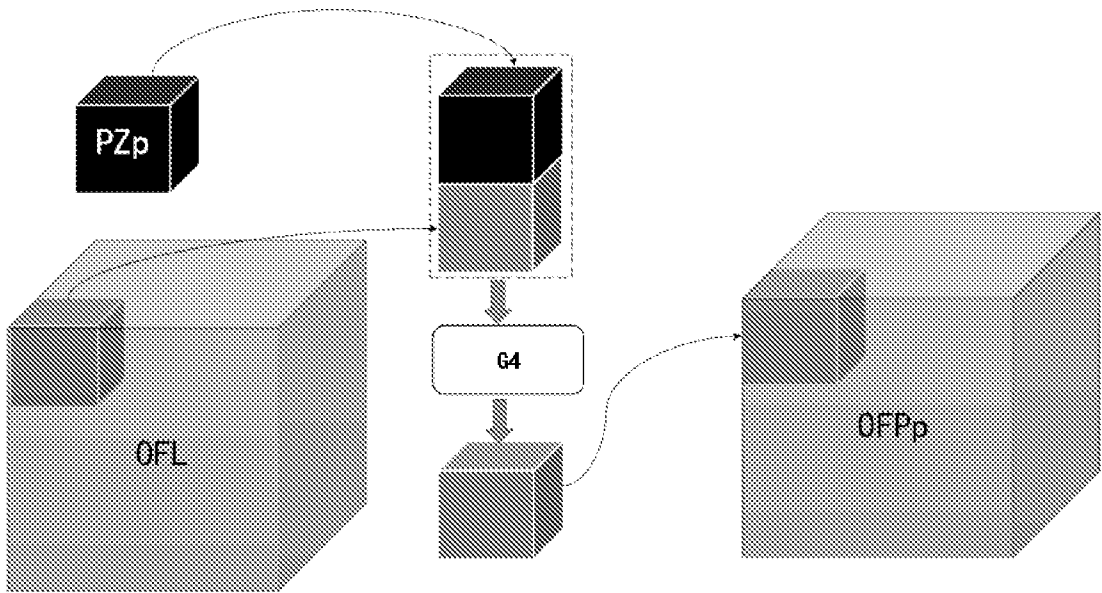


图4

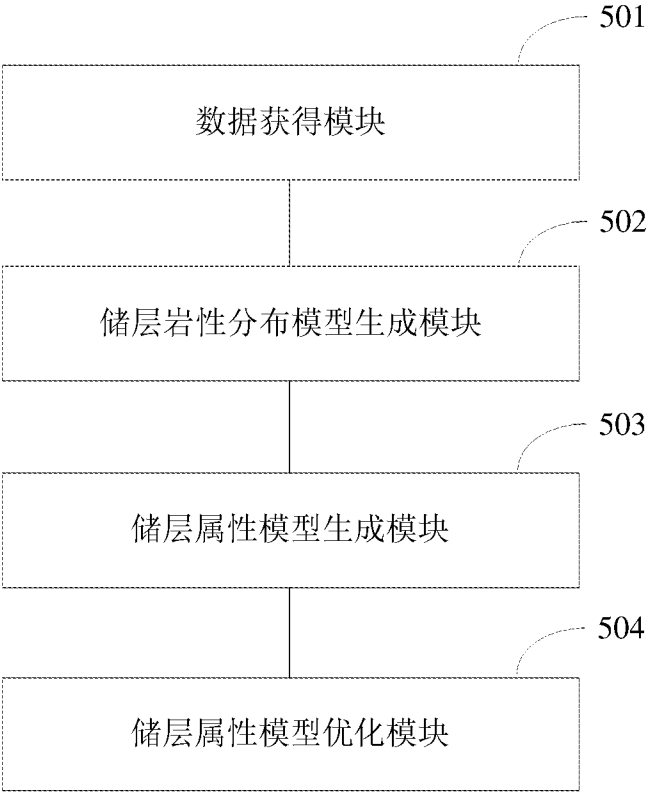


图5

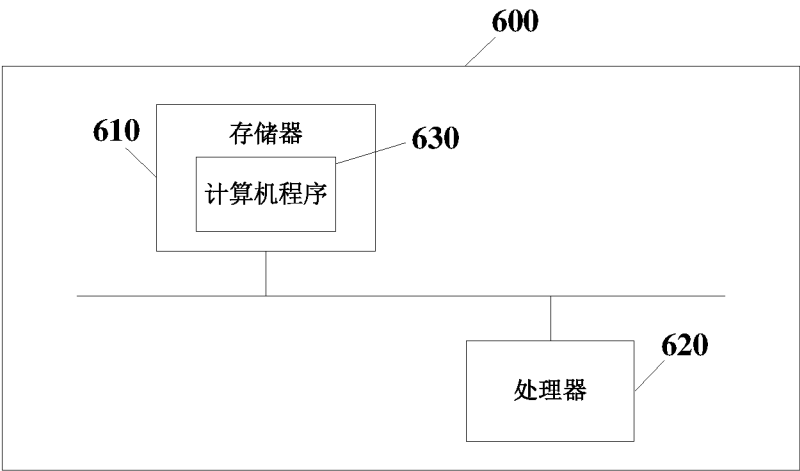


图6

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2023/111727

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06F30/27(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)

IPC: G06F30/-

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)

CNABS; CNTXT; TWABS; TWTXT; VEN; USTXT; EPTXT; WOTXT; CNKI: 储层, 属性, 参数, 建模, 模型, 生成对抗网络, reservoir, attribute, property, parameter, model, generative adversarial network, GAN

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 112419493 A (CHINA NATIONAL PETROLEUM CORP.) 26 February 2021 (2021-02-26) description, paragraphs 4-16	1-11
A	CN 112507618 A (CHINA UNIVERSITY OF PETROLEUM (EAST CHINA)) 16 March 2021 (2021-03-16) description, paragraphs 4-11	1-11
A	US 2010161300 A1 (CHEVRON U.S.A. INC.) 24 June 2010 (2010-06-24) entire document	1-11
A	US 2021224682 A1 (SAUDI ARABIAN OIL COMPANY) 22 July 2021 (2021-07-22) entire document	1-11



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

“D” document cited by the applicant in the international application

“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

27 October 2023

Date of mailing of the international search report

01 November 2023

Name and mailing address of the ISA/CN

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

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/CN2023/111727

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	112419493	A	26 February 2021	None			
CN	112507618	A	16 March 2021	CN	112507618	B	27 October 2023
US	2010161300	A1	24 June 2010	US	9043188	B2	26 May 2015
US	2021224682	A1	22 July 2021	WO	2021146410	A1	22 July 2021
				US	11715034	B2	01 August 2023

A. 主题的分类 G06F30/27(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) IPC: G06F30/- 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)) CNABS;CNTXT;TWABS;TWTXT;VEN;USTXT;EPTXT;WOTXT;CNKI:储层, 属性, 参数, 建模, 模型, 生成对抗网络, reservoir, attribute, property, parameter, model, generative adversarial network, GAN		
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
A	CN 112419493 A (中国石油天然气股份有限公司) 2021年2月26日 (2021 - 02 - 26) 说明书第4-16段	1-11
A	CN 112507618 A (中国石油大学(华东)) 2021年3月16日 (2021 - 03 - 16) 说明书第4-11段	1-11
A	US 2010161300 A1 (CHEVRON USA INC) 2010年6月24日 (2010 - 06 - 24) 全文	1-11
A	US 2021224682 A1 (SAUDI ARABIAN OIL CO) 2021年7月22日 (2021 - 07 - 22) 全文	1-11
☐ 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 “D” 申请人在国际申请中引证的文件 “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10月27日	国际检索报告邮寄日期 2023年11月1日	
ISA/CN的名称和邮寄地址 中国国家知识产权局 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088	授权官员 彭玉静 电话号码 (+86) 020-28958030	

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号
PCT/CN2023/111727

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	112419493	A	2021年2月26日	无	
CN	112507618	A	2021年3月16日	CN	112507618 B 2023年10月27日
US	2010161300	A1	2010年6月24日	US	9043188 B2 2015年5月26日
US	2021224682	A1	2021年7月22日	WO	2021146410 A1 2021年7月22日
				US	11715034 B2 2023年8月1日