

三维模型生成方法、装置、计算机设备和存储介质

相关申请

本申请要求 2023 年 09 月 12 日申请的，申请号为 2023111765434，名称为“三维模型生成方法、装置、计算机设备和存储介质”的中国专利申请的优先权，在此将其全文引入作为参考。

技术领域

本申请涉及计算机技术领域，特别是涉及一种三维模型生成方法、装置、计算机设备、存储介质和计算机程序产品。

背景技术

随着计算机视觉领域的发展，三维模型生成成为 AIGC (Artificial Intelligence Generated Content, 生成式人工智能) 领域的重要课题，旨在根据用户给定的输入信息创建对应的三维模型，在游戏、影视、虚拟现实、3D (3dimensions, 三维) 打印等领域拥有广阔的应用前景。

目前，三维模型生成正处于研究的起步阶段。在实际应用中，通常是将与所需生成的三维模型相关的信息，如图像信息、或体素信息等输入至 GAN (Generative Adversarial Nets, 基于对抗学习的深度生成网络)、自回归模型等预先训练的模型，通过 GAN 或自回归模型随机生成三维模型。通过这类生成式模型虽然可以创建三维模型，但创建的三维模型的质量较差，精度较低。

发明内容

本申请提供一种三维模型生成方法、装置、计算机设备、计算机可读存储介质和计算机程序产品。

第一方面，本申请提供了一种三维模型生成方法，由计算机设备执行，包括：

获取描述物体类别的提示信息，确定与所述提示信息指示的所述物体类别匹配的目标网络模型；所述目标网络模型包括第一子网络模型和第二子网络模型；

获取第一生成强度、第二生成强度、以及生成种子；所述第一生成强度指示所述第一子网络模型进行第一处理的迭代轮次，所述第二生成强度指示所述第二子网络模型进行第二处理的迭代轮次，所述生成种子为随机生成的随机数；其中，每轮的第一处理包括至少一次的第一编解码处理，每轮的第二处理包括至少一次的第二编解码处理，所述第一编解码处理和所述第二编解码处理均至少包括编码处理和解码处理；

通过所述第一子网络模型，并基于所述第一生成强度和所述生成种子进行至少一轮的第一处理，得到三维粗糙模型；及

通过所述第二子网络模型，并基于所述第二生成强度和所述三维粗糙模型进行至少一轮的第二处理，以得到满足预设高分辨率条件、且属于所述物体类别的三维物体模型。

第二方面，本申请还提供了一种三维模型生成装置，包括：

网络匹配模块，用于获取描述物体类别的提示信息，确定与所述提示信息指示的所述物体类别匹配的目标网络模型；所述目标网络模型包括第一子网络模型和第二子网络模型；

信息获取模块，用于获取第一生成强度、第二生成强度、以及生成种子；所述第一生成强度指示所述第一子网络模型进行第一处理的迭代轮次，所述第二生成强度指示所述第二子网络模型进行第二处理的迭代轮次，所述生成种子为随机生成的随机数；其中，每轮的第一处理包括至少一次的第一编解码处理，每轮的第二处理包括至少一次的第二编解码处理，所述第一编解码处理和所述第二编解码处理均至少包括编码处理和解码处理；

第一模型生成模块，用于通过所述第一子网络模型，并基于所述第一生成强度和所述生成种子进行至少一轮的第一处理，得到三维粗糙模型；

第二模型生成模块，用于通过所述第二子网络模型，并基于所述第二生成强度和所述三维粗糙模型进行至少一轮的第二处理，以得到满足预设高分辨率条件、且属于所述物体类别的三维物体模型。

第三方面，本申请还提供了一种计算机设备，包括存储器和处理器，存储器存储有计算机程序，处理器执行计算机程序时实现上述三维模型生成方法的步骤。

第四方面，本申请还提供了一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，计算机程序被处理器执行时实现上述三维模型生成方法的步骤。

第五方面，本申请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三维模型生成方法的步骤。

本申请的一个或多个实施例的细节在下面的附图和描述中提出。本申请的其它特征、目的和优点将从说明书、附图以及权利要求书变得明显。

附图说明

为了更清楚地说明本申请实施例或传统技术中的技术方案，下面将对实施例或传统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申请的实施例，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，还可以根据公开的附图获得其他的附图。

- 图 1 为一个实施例中三维模型生成方法的应用环境图；
- 图 2 为一个实施例中三维模型生成方法的流程示意图；
- 图 3 为一个实施例中目标网络模型获取步骤的流程框图；
- 图 4 为一个实施例中物体类别确定步骤的流程示意图；
- 图 5 为一个实施例中任一次第一编解码处理过程的流程示意图；
- 图 6 为一个实施例中生成三维粗糙模型的流程框图；
- 图 7 为一个实施例中第一子网络模型的模型结构图；
- 图 8 为一个实施例中特征融合的流程框图；
- 图 9 为一个实施例中模型训练的流程框图；
- 图 10 为一个实施例中三维模型生成方法的架构示意图；
- 图 11 为一个实施例中三维模型生成装置的结构框图；
- 图 12 为一个实施例中计算机设备的内部结构图。

具体实施方式

下面将结合本申请实施例中的附图，对本申请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申请一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例，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，都属于本申请保护的范围。

本申请实施例提供的三维模型生成方法，可以应用于如图 1 所示的应用环境中。其中，终端 102 通过网络与服务器 104 进行通信。数据存储系统可以存储服务器 104 需要处理的数据。数据存储系统可以集成在服务器 104 上，也可以放在云上或其他网络服务器上。终端 102 和服务器 104 可单独用于执行本申请中的三维模型生成方法，终端 102 和服务器 104 可协同用于执行本申请中的三维模型生成方法。以终端 102 和服务器 104 协同执行本申请为例进行说明，在具体进行三维模型生成时，用户可以结合自身所需的三维模型，通过终端 102 编辑与所需的三维模型相关的提示信息，并将提示信息发送至服务器 104。服务器 104 可以获取终端 102 发送的提示信息，并确定与提示信息指示的物体类别匹配的目标网络模型，该目标网络模型包括第一子网络模型和第二子网络模型；服务器 104 获取第一生成强度的第一编码特征、以及生成种子的第二编码特征；服务器 104 通过第一子网络模型，并基于第一编码特征和第二编码特征进行第一编解码处理，得到三维粗糙模型；服务器 104 获取第二生成强度的第三编码特征，并获取对三维粗糙模型进行编码得到的第四编码特征；服务器 104 通过第二子网络模型，并基于第三编码特征和第四编码特征进行第

二编解码处理，以得到满足预设高分辨率条件、且属于物体类别的三维物体模型。服务器 104 可将三维物体模型反馈至终端 102，以通过终端 102 进行展示。

其中，终端 102 可以但不限于是各种台式计算机、笔记本电脑、智能手机、平板电脑、物联网设备、便携式可穿戴设备、智能语音交互设备、智能家电、车载终端、飞行器等。物联网设备可为智能音箱、智能电视、智能空调、智能车载设备等。便携式可穿戴设备可为智能手表、智能手环、头戴设备等。服务器 104 可以用独立的服务器或者是多个服务器组成的服务器集群来实现。服务器可以用独立的服务器或者是多个服务器组成的服务器集群来实现，还可以是提供云服务、云数据库、云计算、云函数、云存储、网络服务、云通信、中间件服务、域名服务、安全服务、CDN、以及大数据和人工智能平台等基础云计算服务的云服务器。终端以及服务器可以通过有线或无线通信方式进行直接或间接地连接。本发明实施例可应用于各种场景，包括但不限于云技术、人工智能、智慧交通、辅助驾驶等。

其中涉及的人工智能(Artificial Intelligence, AI)是利用数字计算机或者数字计算机控制的机器模拟、延伸和扩展人的智能，感知环境、获取知识并使用知识获得最佳结果的理论、方法、技术及应用系统。换句话说，人工智能是计算机科学的一个综合技术，它企图了解智能的实质，并生产出一种新的能以人类智能相似的方式做出反应的智能机器。人工智能也就是研究各种智能机器的设计原理与实现方法，使机器具有感知、推理与决策的功能。

人工智能技术是一门综合学科，涉及领域广泛，既有硬件层面的技术也有软件层面的技术。人工智能基础技术一般包括如传感器、专用人工智能芯片、云计算、分布式存储、大数据处理技术、操作/交互系统、机电一体化等技术。人工智能软件技术主要包括计算机视觉技术、语音处理技术、自然语言处理技术以及机器学习/深度学习等几大方向。

下面对本申请的三维模型生成方法进行详细的介绍：

在一个示例性的实施例中，如图 2 所示，提供了一种三维模型生成方法，以该方法应用于计算机设备（该计算机设备具体可以是图 1 中的终端 102 或服务器 104）为例进行说明，该三维模型生成方法包括以下步骤：

步骤 202，获取描述物体类别的提示信息，确定与提示信息指示的物体类别匹配的目标网络模型；目标网络模型包括第一子网络模型和第二子网络模型。

其中，提示信息是用于对物体类别进行描述的信息，具体可以是物体标识，和/或用于描述物体属性的信息。进一步地，提示信息可以为文字，或者是字母、数字或者特征码等各类用于进行标识的标识符，在此不作限定。物体类别用于表征待生成的三维物体模型所属的类别。

目标网络模型是基于人工智能算法构建的网络模型，目标网络模型可以用于生成三维物体模型。在构建目标网络模型时，可以基于有监督学习算法、无监督学习算法等多类算法进行构建。在基于有监督学习算法构建目标网络模型时，可以基于扩散生成模型、变分自编码器模型以及对抗式生成模型等各类生成式模型构建得到。

目标网络模型包括第一子网络模型和第二子网络模型，第一子网络模型和第二子网络模型是两个独立的网络模型。第一子网络模型是用于生成三维粗糙模型的网络模型，第一子网络模型的输出可以作为第二子网络模型的输入数据，从而第二子网络模型可以在第一子网络模型生成的三维粗糙模型的基础上，对三维粗糙模型进行进一步的优化，以获得质量更优的三维物体模型，提升三维模型生成精度。

具体地，计算机设备可以在获取到终端发送的提示信息时，针对提示信息进行类别判断，确定提示信息所指代的物体类别，并进一步获取与物体类别相匹配的目标网络模型，目标网络模型包括第一子网络模型和第二子网络模型。

在一些实施例中，计算机设备可以采用分词工具对提示信息进行分词处理，确定提示信息中各中类型的词，如名词、实体词、非名词、停用词等。进一步地，计算机设备可以去除停用词和非名词词语，停用词是指没有实际含义的词语，比如代词、助词、形容词、

副词等，保留实体词和名词，比如物体名称、尺寸等具有实际含义的词语，并将保留的实体词和名词作为关键词。进而计算机设备可以基于确定出的关键词进行类别分析，确定提示信息所指代的物体类别。

在一些实施例中，计算机设备在针对提升信息进行类别分析时，通过可以实现物体类别识别的算法展开，采用的算法可以为相似度分析算法、决策树算法以及支持向量机算法等多种算法。

在一些实施例中，计算机设备可以根据确定的提示信息所指代的物体类别，查询得到物体类别所属的目标网络模型。例如，计算机设备可以预先针对各类网络模型以及各类网络模型所对应的物体类别，预先构建相应的网络模型库，该网络模型库中记载有网络模型与物体类别间的对应关系。进而计算机设备在基于物体类别获取目标网络模型时，可以根据实际需要网络模型库中查询得到。在一些实施例中，计算机设备未找到与物体类别匹配的目标网络模型时，可以输出表明查找失败的反馈信息至用户，使得用户可以基于反馈信息调整提示信息；计算机设备也可以重新选取关键词进行类别判断，确定新的物体类别，基于新的物体类别获取目标网络模型。

步骤 204，获取第一生成强度、第二生成强度、以及生成种子；第一生成强度指示第一子网络模型进行第一处理的迭代轮次，第二生成强度指示第二子网络模型进行第二处理的迭代轮次，生成种子为随机生成的随机数；其中，每轮的第一处理包括至少一次的第一编解码处理，每轮的第二处理包括至少一次的第二编解码处理，第一编解码处理和第二编解码处理均至少包括编码处理和解码处理。

其中，生成强度是用于指示模型迭代轮次的信息。在一些实施例中，可以是生成强度越大，模型迭代的轮次越多，最后生成得到的三维模型的效果更好。

第一生成强度用于指示第一子网络模型进行第一处理的迭代轮次，第一处理的次数可以为 1 次，也可以为多次。在设定第一生成强度时具体可以结合所需要生成的三维模型的质量、以及生成效率等维度进行确定。

第二生成强度用于指示第二子网络模型进行第二处理的迭代轮次，第二处理的次数可以为 1 次，也可以为多次。在设定第二生成强度时具体可以结合所需要生成的三维模型的质量、以及生成效率等维度进行确定。

生成种子为随机生成的随机数，随机数可以是随机生成的自然数，具体可以为从设定的范围内随机选取出的自然数。

第一处理可以包括至少一次的第一编解码处理，第一编解码处理至少包括有编码处理和解码处理的过程。第二处理可以包括至少一次的第二编解码处理，第二编解码处理至少包括有编码处理和解码处理的过程。其中，第一处理与第二处理可以相同，也可以不同，第一编解码处理和第二编解码处理可以相同，也可以不同。

具体地，计算机设备可以按照设定的自然数范围，从自然数范围中选取出自然数，根据选取的自然数确定第一生成强度、第二生成强度以及生成种子；第一生成强度、第二生成强度以及生成种子也可以是由提示信息中携带的自然数确定，计算机设备可以通过解析提示信息，获取第一生成强度、第二生成强度以及生成种子；计算机设备还可以结合目标网络模型所对应的物体类别，直接按照物体类别，从数据库中查询，获得第一生成强度、第二生成强度以及生成种子，数据库中预先存储有每一类物体的物体类别，与第一生成强度、第二生成强度以及生成种子之间的关联关系。

在一些实施例中，提示信息中携带的自然数可以只指定第一生成强度、第二生成强度以及生成种子中的其中一个或者其中两个。在此种情况下，计算机设备可以按照设定的自然数范围，选取自然数，基于选取的自然数，对第一生成强度、第二生成强度以及生成种子中未被指定的数据进行赋值。

在一些实施例中，计算机设备可以按照自然数范围获取第一生成强度、第二生成强度、以及生成种子。自然数范围可以包括第一生成强度范围、第二生成强度范围以及生成种子

范围, 第一生成强度范围、第二生成强度范围以及生成种子范围可以相同, 也可以不同。例如, 设定的第一生成强度范围可以为 0-20, 第二生成强度范围可以为 20-50, 生成种子范围可以是 100-150, 计算机设备获取的第一生成强度可以为 13、第二生成强度可以为 30、以及生成种子可以为 90。

步骤 206, 通过第一子网络模型, 并基于第一生成强度和生成种子进行至少一轮的第一处理, 得到三维粗糙模型。

其中, 第一编解码处理至少包括有编码处理和解码处理的过程。第一处理可以包括至少一次的第一编解码处理, 在进行第一处理的过程中, 通过第一生成强度, 可以确定在当前轮次的第一编解码处理过程中所需的第一编码特征。在首轮的第一处理中, 可以通过生成种子确定首次进行第一编解码处理所需的第二编码特征。

三维粗糙模型是通过第一子网络模型进行至少一轮的第一处理获得的三维模型, 三维粗糙模型可以形成待生成的三维物体模型的大致形状。

具体地, 计算机设备可以基于第一生成强度, 确定在每一轮第一处理的第一编解码处理过程中所需的第一编码特征, 以及基于生成种子确定在首轮的第一处理中, 第一次进行第一编解码处理所需的第二编码特征。进而通过第一子网络模型对第一编码特征、第二编码特征进行编解码处理, 获得三维粗糙模型。

在一些实施例中, 计算机设备通过第一子网络模型进行编解码处理的过程中, 当第一处理的次数为多次, 且每一次的第一处理中包括多个第一编解码处理时, 第一编码特征随着第一处理的轮次进行更新, 即同轮次的第一编码特征相同, 不同轮次的第一编码特征不同。第二编码特征随着第一编解码处理过程的变化而更新, 即同一轮次中的不同第一编解码处理过程中的第二编码特征不同, 同一轮次中, 在后的第一编解码处理的第二编码特征由在前的第一编解码处理的输出确定, 在前的第一编解码处理为首轮首次时, 由生成种子确定。

在一些实施例中, 计算机设备可以对第一生成强度进行编码, 确定第一编码特征, 以及针对生成种子进行编码, 得到在首轮的第一处理中, 第一次进行第一编解码处理所需的第二编码特征。计算机设备可以基于线性神经网络、三维卷积网络等进行编码, 也可以使用其他等价的算子对线性神经网络、三维卷积网络替代, 在此不作限制。

步骤 208, 通过第二子网络模型, 并基于第二生成强度和三维粗糙模型进行至少一轮的第二处理, 以得到满足预设高分辨率条件、且属于物体类别的三维物体模型。

其中, 第二编解码处理也至少包括有编码处理和解码处理的过程。第二处理可以包括至少一次的第二编解码处理, 在进行第二处理的过程中, 通过第二生成强度, 可以确定在当前轮次的第二编解码处理过程中所需的第三编码特征。三维粗糙模型可以用于确定首轮的第二处理中, 第一次进行第二编解码处理所需的第四编码特征。

预设高分辨率条件是用于判断生成的三维物体模型的分辨率是否满足模型质量要求的条件, 预设高分辨率条件可以按照设定的分辨率阈值进行设定, 即生成的三维物体模型的分辨率达到分辨率阈值时, 表示满足预设高分辨率条件。

具体地, 计算机设备可以基于第二生成强度, 确定在每一轮第二处理的第二编解码处理过程中所需的第三编码特征, 以及基于三维粗糙模型, 确定在首轮的第二处理中, 第一次进行第二编解码处理所需的第四编码特征。进而通过第二子网络模型对第三编码特征、第四编码特征进行编解码处理, 获得满足预设高分辨率条件、且属于物体类别的三维物体模型。

在一些实施例中, 计算机设备可以对第二生成强度进行编码, 确定第三编码特征, 以及针对三维粗糙模型进行编码, 确定在首轮的第二处理中, 第一次进行第二编解码处理所需的第四编码特征。计算机设备可以基于线性神经网络、三维卷积网络等进行编码, 也可以使用其他等价的算子对线性神经网络、三维卷积网络替代, 在此不作限制。

在一些实施例中, 计算机设备通过第二子网络模型进行第二编解码处理的过程中, 当

第二处理的次数为多次，且每一次的第二处理中包括多个第二编解码处理时，第三编码特征随着第二处理的轮次进行更新，即同轮次的第三编码特征相同，不同轮次的第三编码特征不同。第四编码特征随着第二编解码处理过程的变化而更新，即同一轮次中的不同第二编解码处理过程中的第四编码特征不同，同一轮次中，在后的第二编解码处理的第四编码特征由在前的第二编解码处理的输出确定，在前的第二编解码处理为首次时，由三维粗糙模型确定。

上述三维模型生成方法中，在获取到提示信息时，可以查找与该提示信息指示的物体类别匹配的目标网络模型，进而通过查找到的目标网络模型来生成用户所需类别的高精度的三维物体模型。在通过目标网络模型生成三维物体模型的过程中，获取第一生成强度、第二生成强度、以及生成种子，进而根据目标网络模型中的第一子网络模型对第一生成强度和生成种子进行至少一轮的第一处理，第一处理中包括至少一次的编解码处理，从而可以得到三维粗糙模型，三维粗糙模型确定了待生成的三维物体模型的大致形状。进一步通过目标网络模型中的第二子网络模型，对第二生成强度和三维粗糙模型进行至少一轮的第二处理，每轮的第二处理包括至少一次的第二编解码处理，以得到满足预设高分辨率条件、且属于物体类别的三维物体模型，该三维物体模型是在三维粗糙模型的基础上进行优化后得到的模型。这样将模型生成过程分为粗模生成和细模生成两个阶段，粗模生成阶段负责生成模型的大致形状，细模生成阶段负责优化三维模型的生成结果，可以大大提高三维物体模型的生成质量，也就是提升了三维物体模型的生成精度。

在一些实施例中，确定与提示信息指示的物体类别匹配的目标网络模型，包括：确定提示信息所指示的物体类别；从网络模型池中获取与物体类别相匹配的目标网络模型；网络模型池中包括有多个训练完成的、用于生成各种类别的三维物体模型的网络模型，目标网络模型用于生成属于提示信息指示的物体类别的三维物体模型。

需要说明的是，网络模型池中存储有多种预先训练好的，用于生成各种类别的三维物体模型的网络模型，目标网络模型是从网络模型池中选取出的与提示指示信息匹配的网络模型，可以用于生成属于提示信息指示的物体类别的三维物体模型。

具体地，计算机设备可以基于提示信息与预设的类别信息进行相似度分析，确定物体类别，类别信息为与网络模型池中存储的网络模型匹配的物体相关的信息。计算机设备在进行相似度分析时，可以通过计算余弦相似度、编辑距离或者相似系数等方式展开，获得相似度分析结果，根据相似度分析结果确定物体类别。进而计算机设备可以根据相似度分析结果中指示的物体类别，从网络模型池中获取物体类别匹配的目标网络模型。

在一些实施例中，类别信息可以是物体名称、物体标识或者等其他用于对网络模型池中，与存储的网络模型匹配的物体进行描述的信息。

在一些实施例中，计算机设备在构建目标网络模型时，可以针对每一类物体均构建对应的网络模型，比如对于椅子，可以构建椅子对应的网络模型；对于桌子，可以构建与桌子对应的网络模型；对于游戏角色，可以构建与游戏角色对应的网络模型。进而针对构建的每一类物体的网络模型，计算机设备可以存储在网络模型池或者预设的模型库中，网络模型池中存储有物体类别与网络模型的关联关系，在实际需要生成三维模型时，可以直接基于物体类别从网络模型池或模型库中获取。

在一些实施例，参考图3所示，为三维模型生成方法中获取目标网络模型的流程框图。首先，可以由用户输入提示信息，提示信息用以提供建模提示，比如：用户输入的提示信息可以为“一把椅子”。计算机设备获取到用户输入的提示信息时，基于提示信息进行类别匹配，确定提示信息中的物体类别，并基于物体类别从网络模型池中查找与物体类别匹配的目标网络模型。若计算机设备判断无法生成该物体类别的三维物体模型时，则直接返回默认提示，如“系统暂不支持该类别物体”。若可以生成该物体类别的三维物体模型，则计算机设备可以从网络模型池中获取与物体类别相匹配的目标网络模型。其中，网络模型池中包括有多个训练完成的、用于生成各种类别的三维物体模型的网络模型，例如，类别1..

类别 N 均对应有三维模型生成网络。计算机可以基于目标网络模型生成属于提示信息指示的物体类别的三维物体模型。进而将生成得到的三维物体模型返回至用户侧。

上述实施例中，计算机设备可以基于提示信息确定物体类别，根据确定的物体类别直接从网络模型池中获取匹配的目标网络模型，从而可以基于目标网络模型生成属于提示信息指示的物体类别的三维物体模型，不仅提升了三维模型生成精度，还可以提升三维模型生成效率。

在一些示例性的实施例中，如图 4 所示，确定提示信息所指示的物体类别步骤包括步骤 402 至步骤 408。其中：

步骤 402，获取预设的多个物体类别名称各自的特征向量，得到第一特征集合。

其中，第一特征集合由预设的多个物体类别名称各自的特征向量构成。对于每一个物体类别名称，均可以对其进行特征提取以得到对应的特征向量。

具体地，计算机设备可以针对每一个物体类别名称进行向量化表征处理，获得特征向量。向量化表征可以借助语言模型来实现，经过语言模型的处理，可以将物体类别名称转换为向量表示，从而计算机设备可以根据向量表示，得到第一特征集合。

在一些实施例中，计算机设备在针对物体类别名称进行向量化表征处理时，可以基于语言模型得到。例如，语言模型可以为 BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers, 双向编码器模型)、GPT3 (Generative Pre-trained Transformer 3, 生成式预训练模型)、GPT4 (Generative Pre-trained Transformer 4, 生成式预训练模型)、Clip (Contrastive Language-Image Pre-Training, 对比语言图像预训练模型) 等，本申请实施例对此不作限定。

在一些实施例中，计算机设备可以根据 BERT 模型对每一个物体名称进行向量化表征处理。比如，网络模型池中存储的网络模型共支持 $1, 2 \dots N$ 个物体类别， N 为大于等于 1 的正整数。各物体类别的物体类别名称可以组成物体类别名称列表，物体类别名称列表为： $C = \{C_1, C_2, \dots, C_N\}$ ， C_k 表示支持的第 k 个物体类别名称，如“椅子”。

计算机设备可以基于 BERT 模型提取各个物体类别名称对应的特征向量，具体可以将 BERT 模型标记为 M_{ntp} ，则 C_k 对应的特征向量的计算公式可表示为：

$$F_k = M_{ntp}(C_k);$$

其中， F_k 为高维的浮点向量，计算机设备可以通过特征向量的计算公式计算每一个物体类别名称的特征向量，从而得到所有物体类别名称的特征向量集合 $F = \{F_1, F_2, \dots, F_N\}$ 。

步骤 404，对提示信息进行向量化表征，以确定与提示信息相关的至少一个特征向量，得到第二特征集合。

其中，根据提示信息，可以只提取一个特征向量，也可以提取多个特征向量。通过从提示信息中提取得到的至少一个特征向量，得到第二特征集合。

具体地，计算机设备可以针对提示信息进行处理，确定用于进行向量化表征的信息，得到第二特征集合。计算机设备在对提示信息进行处理时，可以提取提示信息中的至少一个关键词，从而基于提取出的至少一个关键词进行向量化表征处理，确定至少一个关键词对应的特征向量，计算机设备也可以直接针对提示信息进行向量化表征处理，得到提示信息对应的特征向量。

在一些实施例中，计算机设备在提取提示信息中的关键词时，可以采用分词方式提取关键词，此外，也可以采用 Deep Text (基于深度学习的文本理解引擎)、内容分类等其它方法提取提示信息的关键词。

在一些实施例中，对提示信息进行向量化表征，以确定与提示信息相关的至少一个特征向量，得到第二特征集合，包括：对提示信息进行分词处理，得到提示信息中的多个词单元；分别提取提示信息、以及各个词单元的特征向量，得到第二特征集合。

其中，词单元是对提示信息进行分词处理之后得到的单个的分词，分词可以是名词、

实体词、非名词等各种类型的词。

具体地，计算机设备可以采用分词工具对提示信息进行分词处理，获得多个词单元，并基于获得的词单元进行向量化表征处理，获得词单元的特征向量，以及基于提示信息进行向量化表征处理，获得提示信息的特征向量，进一步根据获得的各特征向量，得到第二特征集合。

在一些实施例中，计算机设备获得的提示信息可以为短句 S ，计算机设备通过对短句 S 进行分词处理，获得短句 S 对应的多个词单元，例如，获得的短句可以由 Z 个单词组成，可以将输入的短句表示为 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_Z\}$ 。进一步计算机设备可以采用语言模型，如采用 BERT 模型，分别提取 $S, S_1, S_2, \dots, S_Z$ 对应的特征向量得到第二特征集合，第二特征集合标记为 $F' = \{F'_0, F'_1, \dots, F'_Z\}$ ，其中 $F'_0 = M_{nlp}(S)$ ， $F'_j = M_{nlp}(S_j)$ ， $1 \leq j \leq Z$ 。

步骤 406，计算第二特征集合中的各特征向量，分别与第一特征集合中的各特征向量之间的相似度。

其中，相似度是用于表征第一特征集合中的特征向量与第二特征集合中的各特征向量之间的相似程度的参数。

具体地，计算机设备可以计算第二特征集合中的每一个特征向量与第一特征集合中的每一个特征向量之间的相似度。

承前所述，计算机设备可以针对物体类别名称进行向量化表征处理，获得第一特征集合 F ，针对提示信息进行向量化表征处理，获得第二特征集合 F' 。对于 F' 中的任意特征向量 F'_j ，计算机设备可以计算其与 F 中任意特征向量 F_k 的相似度 Q_{jk} ：

$$Q_{jk} = \frac{F'_j \cdot F_k}{\|F'_j\| \|F_k\|}$$

其中， $0 \leq Q_{jk} \leq 1$ ，相似度的个数取决于第一特征集合 F 和第二特征集合 F' 中特征向量的个数。

步骤 408，将第一特征集合中与满足预设相似条件且最大的相似度对应的特征向量所属的物体类别，确定为提示信息所指示的物体类别。

其中，预设相似条件是设定的用于根据相似度判断网络模型池中，是否存在提示信息所指示的物体类别匹配的目标网络模型的条件。在设定预设相似条件时，可以结合所需要生成的三维模型的质量需求、语言模型的类型等进行适应性调整。

具体地，计算机设备可以从计算获得的各相似度中选取目标相似度，基于目标相似度，确定是否满足预设相似条件，在满足预设相似条件的情况下，计算机设备可以将第一特征集合中，与最大相似度对应的特征向量所属的物体类别，确定为提示信息所指示的物体类别。计算机设备选取的目标相似度可以是各相似度中的最大相似度，也可以是各相似度中数值大于设定的阈值的相似度等，选取目标相似度的方式在此不做限制。

在一些实施例中，计算机设备可以将获得的多个相似度中的最大相似度确定为目标相似度，预设相似条件可以是基于语言模型的类型设定的预设相似阈值确定的，即在目标相似度达到预设相似阈值时，表示满足预设相似条件。例如，预设相似阈值可以设定为 0.97，若计算机设备选取的目标相似度为 0.98，则表示满足预设相似条件。

在另一些实施例中，计算机设备可以选取相似度达到阈值的相似度确定为目标相似度，并在选取的各相似度中部分相似度达到预设相似阈值时，确定满足预设相似条件。例如，计算机设备选取的相似度可以为 0.7、0.95 以及 0.98，预设相似阈值为 0.94，存在两个大于预设相似阈值的相似度，则计算机设备可以确定满足预设相似条件。

上述实施例中，计算机设备获取第一特征集合和第二特征集合，并计算第一特征集合

和第二特征集合中的特征向量的相似度，可以准确的提示信息所指示的物体类别，确保了三维物体模型的质量，提升了三维物体模型生成的精度。

在一些示例性的实施例中，步骤 206，也就是通过第一子网络模型，并基于第一生成强度和生成种子进行至少一轮的第一处理，得到三维粗糙模型的步骤，包括：根据第一生成强度确定第一次数，通过第一子网络模型进行第一次数的第一处理，并根据最后一次第一处理的输出得到三维粗糙模型；其中，每轮的第一处理均包括至少两次第一编解码处理。

其中，第一次数是确定的通过第一子网络模型进行第一处理的次数，通常来说，第一次数数值越大，通过第一子网络模型进行第一处理的次数也就越多，所获得的三维粗糙模型的质量也就越好，精度也就越高。

具体地，计算机设备基于第一生成强度，确定进行第一处理的第一次数，从而可以按照第一次数对第一子网络模型进行迭代处理，将最后一次的第一处理的输出确定为三维粗糙模型。

在一些实施例中，第一生成强度具体可以是数值，计算机设备可直接将该第一生成强度作为第一次数，或者对第一生成强度进行数学运算后得到第一次数。此处进行的数学运算比如加倍处理、加上预设值等，预设值比如可以是 1、2、或其他数值。

在一种可能的实现方式中，比如，第一生成强度为 1，计算机设备可在 1 的基础上再进行加 1 得到第一次数 2。当第一次数为 2 时表示第一子网络模型需要进行两次的第一处理，即包括第一次的第一处理，以及第二次的的第一处理，且每一次的第一处理中均包括至少两次的第一编解码处理。

在一些实施例中，计算机设备可以针对最后一次第一处理的输出展开卷积处理，以对最后一次第一处理输出的特征向量的维度进行变换，获得三维粗糙模型，使得获得的三维粗糙模型可以符合第二子网络模型的输入需求，提升后续第二子网络模型的处理准确性。计算机设备在针对输出进行卷积处理时，可以基于三维卷积、深度可分离卷积等进行处理，也可以采用其他深度学习算子进行代替。

在一些实施例中，每轮的第一处理均包括至少两次第一编解码处理，参考图 5 所示，任一当前轮中任一次的第一编解码处理过程包括如下步骤：

步骤 502，获取当次第一编解码处理过程中的第一编码特征；其中，当前轮中每次的第一编码特征相同，且根据当前轮所对应的轮次确定。

步骤 504，获取当次第一编解码处理过程中的第二编码特征；其中，首轮首次的第二编码特征根据生成种子确定，非首轮首次的第二编码特征为前次第一编解码处理的输出。

步骤 506，基于第一编码特征和第二编码特征，按照不同的空间分辨率层级，进行至少一次的层次编码处理，得到第一编码处理结果。

其中，第一子网络模型可以包括至少一层的编码层，层次编码处理为针对每一个编码层进行编码处理。对于每一层的编码层，均会对应有一个输出空间分辨率，对于各不同的编码层，体素空间分辨率可以不同，也可以相同，体素空间分辨率的设置可以结合三维模型的生成精度需求、服务器的计算资源等进行适应性设定。

步骤 508，基于第一编码处理结果和第一编码特征，进行至少一次的融合处理，得到第一中间处理结果。

第一子网络模型的编码层和解码层之间还可以设置有至少一个连接层，各连接层可以用于连接编码层和解码层。第一中间处理结果是基于连接层，针对第二编码处理结果和第三编码特征进行融合处理，获得的融合结果确定的。

步骤 510，根据第一中间处理结果和各层次编码处理的输出，按照不同的空间分辨率层级，进行至少一次的层次解码处理，得到当次的第一编解码处理的输出。

第一子网络模型还可以包括至少一层的解码层，层次解码处理为针对每一个解码层进行解码处理。对于不同的解码层，也对应空间分辨率层级，即针对每一个解码层设置有体素空间分辨率，对于各不同的解码层，体素空间分辨率可以不同，也可以相同。

具体地，计算机设备在对当前轮的任一次的第一编解码处理过程中，可以根据当前轮所对应的轮次确定第一编码特征。对于第二编码特征，若当前轮为首轮，且属于首轮中的第一次的第一编解码处理，计算机设备可以通过生成种子确定；若为非首轮首次，则计算机设备可以根据前次第一编解码处理的输出确定。

进而针对当前轮的任意一次的第一编解码处理过程，计算机设备可以通过第一子网络模型中，设置有空间分辨率层级的至少一层编码层，对第一编码特征和第二编码特征进行层次编码处理，得到第一编码处理结果。在获得第一编码处理结果的基础上，计算机设备可以通过第一子网络模型中的连接层，对第一编码特征和第一编码处理结果进行至少一次的特征融合处理，得到第一中间处理结果。进一步地，计算机设备可以通过第一子网络模型中，设置有空间分辨率层级的至少一层解码层，针对第一中间处理结果和各层次编码处理的输出进行层次解码处理，得到第一编码处理结果。

在一些实施例中，编码层所对应的体素空间分辨率会随着层级的增加而减少。第一子网络模型可以包括预设数量个编码层，比如 5 层编码层，按照进行层次编码的顺序，设置的体素空间分辨率分别可以为 $64^3, 32^3, 16^3, 8^3, 4^3$ 。解码层所对应的体素空间分辨率会随着层级的增加而增加。第一子网络模型可以包括预设数量个解码层，对于 5 层解码层，按照进行层次解码的顺序，设置的体素空间分辨率分别可以为 $4^3, 8^3, 16^3, 32^3, 64^3$ 。

在一些实施例中，参考图 6 所示，为得到三维粗糙模型的流程框图。图 6 中，计算机设备可以基于第一子网络模型进行 N 次的第一处理，N 大于等于 1。其中，对于第一次的第一处理，可以包括两个第一编解码处理过程，对于第 N 次的第一处理，也可以包括两个第一编解码处理过程。对于第一次的第一编解码处理，其输入为基于第一生成强度确定的轮次 T 得到的第一编码特征，以及基于生成种子 S 确定的第二编码特征，输出为编解码输出 1。在第一处理的第二次的编解码处理过程中，第一编码特征不变，第二编码特征是由同轮次的第一编解码处理的编解码输出 1 确定的。对于第 N 次第一处理，第一次的第一编解码处理的输入数据为基于轮次 T-K 确定的第一编码特征，以及基于前次的编解码输出确定的第二编码特征，输出为编解码输出 M，其中，T 和 K 均大于等于 0，K 小于等于 T。第二次的编解码处理中，第一编码特征不变，第二编码特征是由同轮次的第一编解码处理的编解码输出 M 确定的。计算机设备可以针对编解码输出 N 进行三维卷积运算，获得三维粗糙模型。

上述实施例中，计算机设备通过第一子网络模型，并基于第一生成强度和生成种子进行至少一轮的第一处理，得到三维粗糙模型，三维粗糙模型可以体现待生成的三维物体模型的大致形状。从而后续可以在生成的三维粗糙模型的基础上进行优化，提升三维模型生成精度。

在一些实施例中，当前轮的第一编码特征的确定步骤包括：根据当前轮的轮次确定当前轮的待编码数值；将待编码数值拓展为预设维度的特征向量；对预设维度的特征向量进行至少一次线性变换，得到第一编码特征。

其中，待编码数值是由当前轮的轮次确定的编码数据，具体可以为将轮次所对应的数值确定为待编码数值。

具体地，计算机设备通过当前轮的轮次确定待编码数值，并对待编码数值进行维度扩展，以将待编码数值扩展为高维的特征向量，特征向量的维度可以预先设定，如可以为 32 维、64 维、128 维等多任意维度。计算机设备进一步可以对高维的特征向量进行至少一次的线性变化，获得第一编码特征。

在一些实施例中，计算机设备在将待编码数值编码为高维的特征向量时，可以按照如下公式展开：

$$f_t^c(t_c) = \{t_c, \sin(t_c \cdot w_c^0 \cdot 2\pi), \cos(t_c \cdot w_c^0 \cdot 2\pi), \sin(t_c \cdot w_c^1 \cdot 2\pi), \dots, \cos(t_c \cdot w_c^{15} \cdot 2\pi)\}$$

其中， $\{w_c^0, w_c^1, \dots, w_c^{15}\}$ 为训练得到的 16 维浮点数向量，sin 和 cos 分别为正弦函数和余弦函数。由此可知 $f_t^c(t_c)$ 为 33 维的特征向量。进一步经过两层线性神经网络，得到高维特

征向量 F_t^c :

$$F_t^c = \text{linear}_2(\text{SiLU}(\text{linear}_1(f_t^c(t_c))))$$

其中, SiLU 为激活函数, linear_1 和 linear_2 分别为 $R^{33} \rightarrow R^{128}$ 和 $R^{128} \rightarrow R^{128}$ 的线性神经网络, 高维特征向量 F_t^c 即为第一编码特征。

上述实施例中, 计算机设备基于当前轮的轮次确定当前轮的待编码数值, 并将待编码数值拓展为预设维度的特征向量, 以及对预设维度的特征向量进行至少一次的线性变换, 可以使得得到的第一编码特征符合第一子网络模型的输入需求, 提升第一子网络模型的模型处理准确性。

在一些实施例中, 首轮首次的第二编码特征的确定步骤包括: 使用高斯函数基于生成种子产生预设形状的第一张量; 对预设形状的第一张量进行三维卷积处理, 得到处于三维空间内的第二编码特征。

具体地, 第一张量用于描述生成种子在多维空间中的形状。对于首轮首次的第二编码特征的确定, 计算机设备可以通过生成种子编码 3D 模型生成空间, 获得第二编码特征。

在一些实施例中, 计算机设备在编码 3D 模型生成空间时, 具体可以使用高斯函数基于生成种子产生形状为 $[1, T_0, T_0, T_0]$ 的浮点型张量 X_c^0 , X_c^0 所有元素均位于0~1之间。进一步地, 计算机设备可以对浮点型张量 X_c^0 , 经过一层三维卷积网络得到生成空间的特征编码 $F_s^c(X_c^0)$:

$$F_s^c = \text{SiLU}(\text{BN}(\text{CNN}_{3D}(X_c^0)))$$

其中, CNN_{3D} 为标准的三维卷积运算, BN 为批标准 (Batch Normalization), F_s^c 为形状为 $[32, T_0, T_0, T_0]$ 的浮点型张量, $T_0 = 64$, F_s^c 即为针对首轮首次的第二编码特征。

上述实施中, 计算机设备使用高斯函数基于生成种子产生预设形状的第一张量, 对预设形状的第一张量进行三维卷积处理, 得到处于三维空间内的第二编码特征, 可以使得得到的第二编码特征符合第一子网络模型的输入需求, 提升第一子网络模型的模型处理准确性。

需要说明的是, 参考图 7 所示, 图 7 为对第一子网络模型的模型结构进行一个说明。后面再介绍具体的编码处理、融合处理、以及解码处理。其中, 图 7 所示的第一子网络模型中, F_t^c 为第一编码特征, F_s^c 为第二编码特征。 D_0, D_1, D_2, D_3, D_4 模块为编码层, M_0, M_1, M_2, M_3 为连接层, U_0, U_1, U_2, U_3, U_4 模块为解码层。值得注意的是, $D_4, M_0, M_1, M_2, M_3, U_0$ 模块无 sample (采样)运算, 其余运算相同; U_1, U_2, U_3, U_4 模块中 Sample 运算代表三维卷积的上采样运算; D_0, D_1, D_2, D_3, D_4 模块中 Sample 运算代表三维卷积的下采样运算。假设模块 U_0 得到的运算结果为 F_{out}^c , 在此结果基础上, 连接一层标准的 3D 卷积输出最终的三维粗糙模型。

在一些实施例中, 基于第一编码特征和第二编码特征, 按照不同的空间分辨率层级, 进行至少一次的层次编码处理, 得到第一编码处理结果, 包括: 获取当前编码层的输入模型特征; 其中, 首层编码层的输入模型特征为第二编码特征, 非首层编码层的输入模型特征为上一编码层的输出; 对第一编码特征和当前编码层的输入模型特征进行融合处理, 得到第一融合结果, 并对第一融合结果进行下采样得到当前编码层的输出, 以完成当前编码层的层次编码处理; 继续进行下一编码层的层次编码处理, 直至处理到最后一层时将最后一层编码层的第一融合结果作为最后一层编码层的输出; 最后一层编码层的输出为第一编码处理结果。

其中, 对于任一当前轮中任一次的第一编解码处理过程, 会基于至少一层的编码层进行融合处理。在进行融合处理时, 编码层的输入数据可以包括输入模型特征以及第一编码特征, 首层编码层的输入模型特征是由生成种子确定的第二编码特征, 非首层编码层的输入模型特征是由上一层编码层的输出确定。

具体地, 计算机设备可以在编码层设置特征融合模块, 基于编码层的特征融合模块对

输入模型特征以及第一编码特征进行特征融合处理，获得第一融合结果。进一步针对第一融合结果进行下采样处理，得到当前编码层的输出，通过下采样处理，可以节省计算资源，提升计算机设备的数据处理效率。在包括多层编码层时，计算机设备会进行下一编码层的层次编码处理，直至最后一层编码完成特征融合处理，获得最后一层编码层的输出，将最后一层编码层输出的第一融合结果确定作为第一编码处理结果。

在一些实施例中，特征融合模块可以为基于特征融合算法设定的计算模块，特征融合算法可以包括 ResNet（残差网络）、FPN（feature pyramid networks，目标检测算法）、FSSD（Feature Fusion Single Shot Multibox Detector，改进的轻量级特征融合算法）。

在一些实施例中，计算机设备可以基于 ResNet 进行特征融合处理，请参考图 8 所示，图 8 为在任意一次的第一编解码处理过程中，基于 ResNet 进行融合处理的流程框图。其中，ResNet 的输入数据可以包括输入模型特征 F_s^c 以及第一编码特征 F_t^c ，通过 B_1 单元可以对第一编码特征 F_t^c 进行三维卷积运算，获得第一编码特征对应的三维模型卷积运算结果 F_1 。通过 B_0 单元可以对输入模型特征 F_s^c 进行三维卷积运算，获得输入模型特征对应的三维模型卷积运算结果 F_0 。进一步计算机设备可以针对 F_0 和 F_1 进行特征融合，获得 F_1 和 F_2 的初始融合结果 B_2 ，以及通过 B_2 单元对输入模型特征进行三维卷积运算，获得输入模型特征对应的三维模型卷积运算结果 F_3 。服务可以将初始融合结果 B_2 和三维模型卷积运算结果 F_3 进行融合，获得第一融合结果。计算机设备可以对第一融合结果进行下采样，得到输出模型特征，即当前编码层的输出。

在一些实施例中，ResNet 模块涉及得到的计算过程如下：

$$\begin{aligned} F_0 &= B_0(F_s^c) = \text{SiLU}(\text{BN}(\text{CNN}_{3D}(F_s^c))) \\ F_1 &= B_1(F_t^c) = \text{SiLU}(\text{linear}(F_t^c)) \\ F_2 &= B_2(F_0 \oplus F_1) = \text{Dropout}(\text{SiLU}(\text{BN}(\text{CNN}_{3D}(F_0 \oplus F_1)))) \\ F_3 &= B_3(F_s^c) = \text{SiLU}(\text{BN}(\text{CNN}_{3D}(F_s^c))) \\ F_{out}^0 &= \text{Sample}(F_2 \oplus F_3) \end{aligned}$$

其中， $\oplus$ 为遵循张量传播机制的张量加法运算，SiLU 为激活函数， linear 为线性神经网络， BN 为批标准化。

上述实施例中，计算机设备可以通过第一子网络模型的至少一个编码层，对输入模型特征以及第一编码特征进行编码处理，获得编码层的第一融合结果，进一步针对第一融合结果进行下采样处理，得到当前编码层的输出，通过下采样处理，可以节省计算资源，提升计算机设备的数据处理效率。

在一些实施例中，基于第一编码处理结果和第一编码特征，进行至少一次的融合处理，得到第一中间处理结果，包括：获取当次融合过程中的输入模型特征；其中，首次融合过程中的输入模型特征为第一编码处理结果，非首次融合过程中的输入模型特征为前次融合处理的输出；对第一编码特征和当次融合过程中的输入模型特征进行融合处理，得到第二融合结果，以完成当次融合处理；继续进行下次融合处理，直至完成最后一次的融合处理，将最后一次的融合处理的第二融合结果作为第一中间处理结果。

其中，对于任一当前轮中任一次的第一编解码处理过程，会基于至少一层的连接层进行融合处理。在基于连接层进行融合处理时，连接层的输入数据可以包括输入模型特征以及第一编码特征，首个连接层的输入模型特征为第一编码处理结果，非首个连接层的输入模型特征是由上一个连接层进行融合处理后的输出确定。

具体地，计算机设备可以在连接层设置特征融合模块，基于连接层的特征融合模块对输入模型特征以及第一编码特征进行特征融合处理，获得第一中间处理结果。在包括多个连接层时，计算机设备在完成当前连接层的当次融合处理时，会进行下一连接层的融合处理，直至最后一个连接层的特征融合完成，获得最后一个连接层融合处理的输出，将最后一个连接层输出的第二融合结果作为第一中间处理结果。在基于连接层的特征融合模块对输入模型特征和第一编码特征进行融合处理时，计算机设备可以不对融合处理的输出进行

采样处理,使得可以在特定分辨率下进行特征处理,提升特征处理的精度。

在一些实施例中,连接层设置的特征融合模块可以与编码层设置的特征融合模块采用相同的特征融合算法,也可以采用不同的特征算法。例如,连接层设置的特征融合模块为基于 ResNet 设定的计算模块。

上述实施例中,计算机设备可以通过第一子网络模型的至少一个连接层,对输入模型特征以及第一编码特征进行融合处理,获得连接层的第二融合结果,针对第二融合结果可以不进行采样处理,使得通过连接层可以在特定分辨率下进行特征处理,提升特征处理的精度。

在一些实施例中,根据第一中间处理结果和各层次编码处理的输出,按照不同的空间分辨率层级,进行至少一次的层次解码处理,得到当次的第一编解码处理的输出,包括:获取当前解码层的输入模型特征;其中,首层解码层的输入模型特征为第一中间处理结果,非首层解码层的输入模型特征包括上一解码层的输出、以及对应相同分辨率的编码层的输出;对第一编码特征和当前解码层的输入模型特征进行融合处理,得到第三融合结果,并对第三融合结果进行上采样得到当前解码层的输出,以完成当前解码层的层次解码处理;继续进行下一解码层的层次解码处理,直至处理到最后一层时将最后一层解码层的第三融合结果作为最后一层解码层的输出;最后一层解码层的输出为当次的第一编解码处理的输出。

其中,对于任一当前轮中任一次的第一编解码处理过程,会基于至少一层的解码层进行融合处理。在进行融合处理时,解码层的输入数据可以包括输入模型特征以及第一编码特征,首层解码层的输入模型特征为第一中间处理结果,非首层解码层的输入模型特征包括上一层解码层的输出、以及对应相同分辨率的编码层的输出。

具体地,计算机设备可以在解码层设置特征融合模块,基于解码层的特征融合模块对输入模型特征以及第一编码特征进行特征融合处理,获得第三融合结果。进一步针对第三融合结果进行上采样处理,得到当前解码层的输出,通过上采样处理,可以增加分辨率,提升三维模型生成精度。在包括多层解码层时,计算机设备会进行下一解码层的层次解码处理,直至最后一层解码完成特征融合处理,获得最后一层解码层的输出,将最后一层解码层输出的第三融合结果确定作为当次的第一编解码处理的输出。

在一些实施例中,连接层设置的特征融合模块可以与编码层、中间层设置的特征融合模块采用相同的特征融合算法,也可以采用不同的特征算法。例如,解码层设置的特征融合模块为基于 ResNet 设定的计算模块。

上述实施例中,计算机设备可以通过第一子网络模型的至少一个解码层,对输入模型特征以及第一编码特征进行解码处理,获得解码层的第三融合结果,进一步针对第三融合结果进行上采样处理,得到当前编码层的输出,通过上采样处理,可以增加分辨率,提升三维模型生成精度。

在一些实施例中,通过第二子网络模型,并基于第二生成强度和三维粗糙模型进行至少一轮的第二处理,以得到满足预设高分辨率条件、且属于物体类别的三维物体模型,包括:根据第二生成强度确定第二次数,通过第二子网络模型进行第二次数的第二处理,并根据最后一次第二处理的输出得到三维物体模型。

其中,第二次数是确定的通过第二子网络模型进行第二处理的次数,通常来说,第二次数的数值越大,通过第二子网络模型进行第二处理的次数也就越多,所获得的三维粗糙模型的质量也就越好,精度也就越高。

具体地,计算机设备基于第二生成强度,确定进行第二处理的第二次数,从而可以按照第二次数对第二子网络模型进行迭代处理,将最后一次的第二处理的输出确定为三维物体模型。

在一些实施例中,计算机设备基于第二生成强度,确定第二次数为 3,表示需要对第一子网络模型进行三次的第二处理,即包括第一次的第二处理,以及第二次的第二处理以

及第三次的第二处理，且每一次的第二处理中均包括至少两次的第二编解码处理。计算机设备可以基于第三次的第二处理的输出得到三维物体模型。

在一些实施例中，第二生成强度具体可以是数值，计算机设备可直接将该第二生成强度作为第二次数，或者对第二生成强度进行数学运算后得到第二次数。此处进行的数学运算比如加倍处理、加上预设值等，预设值比如可以是1、2、或其他数值。

在一种可能的实现方式中，比如，第二生成强度为1，计算机设备可在1的基础上再进行加1得到第二次数2。当第二次数为2时表示第二子网络模型需要进行两次的第二处理，即包括第一次的第一处理，以及第二次的第二处理，且每一次的第二处理中均包括至少两次的第一编解码处理。

在一些实施例中，计算机设备可以针对获得的最后一次第二处理的输出进行格式转换处理，获得满足高分辨率条件且属于物体类别的三角网格模型，计算机设备可以将获得的三角网格模型确定为三维物体模型。

在一些实施例中，根据最后一次第二处理的输出得到三维物体模型，包括：对最后一次第二处理的输出进行三维卷积处理，得到第二子网络模型的输出；将第二子网络模型的输出转换为三角网格模型，得到属于物体类别的三维物体模型；三维物体模型满足预设高分辨率条件。

具体地，计算机设备可以针对最后一次进行第二处理的输出展开三维卷积处理，以对最后一次的第二处理输出的特征向量的维度进行变换，得到第二子网络模型的输出。进而计算机设备可以使用面绘制算法，如轮廓连接法、立方体算法、分解立方体算法、以及marching cube（移动立方体算法）将第二子网络模型的输出转换为三角网格模型，从而基于三角网格模型，得到最终的满足预设高分辨率条件的三维物体模型。计算机设备在针对第二处理输出进行卷积处理时，可以基于三维卷积、深度可分离卷积等进行处理，也可以采用其他深度学习算子进行代替。

上述实施例中，计算机设备通过对最后一次进行第二处理的输出进行三维卷积处理，得到第二子网络模型的输出，进而将第二子网络模型的输出转换为三角网格模型，基于三角网格模型得到三维物体模型，帮助用户更好地观察并理解具体的物体概念。

在一些实施例中，每轮的第二处理均包括至少两次第二编解码处理，任一当前轮中每次的第二编解码处理过程包括如下步骤：获取当次第二编解码处理过程中的第三编码特征；其中，当前轮中每次的第三编码特征相同，且根据当前轮所对应的轮次确定；获取当次第二编解码处理过程中的第四编码特征；其中，首轮首次的第四编码特征根据三维粗糙模型确定，非首轮首次的第四编码特征为前次第二编解码处理的输出；基于第三编码特征和第四编码特征，按照不同的空间分辨率层级，进行至少一次的层次编码处理，得到第二编码处理结果；基于第二编码处理结果和第三编码特征，进行至少一次的融合处理，得到第二中间处理结果；根据第二中间处理结果和各层次编码处理的输出，按照不同的空间分辨率层级，进行至少一次的层次解码处理，得到当次的第二编解码处理的输出。

其中，第二子网络模型可以包括至少一层的编码层，层次编码处理为针对每一个编码层进行编码处理。对于每一层的编码层，均会对应有一个输出空间分辨率层级，输出空间分辨率层级是针对每一个编码层设置的体素空间分辨率，对于各不同的编码层，体素空间分辨率可以不同，也可以相同，体素空间分辨率的设置可以结合三维模型的生成精度需求、计算机设备的计算资源等进行适应性设定。

第二子网络模型还可以包括至少一层的解码层，层次解码处理为针对每一个解码层进行解码层处理。对于不同的解码层，也均会对应有一个空间分辨率，对于各不同的解码层，体素空间分辨率可以不同，也可以相同。

第二子网络模型的编码层和解码层之间还可以设置有至少一个连接层，各连接层可以用于连接编码层和解码层。第二中间处理结果是基于连接层，针对第二编码处理结果和第三编码特征进行融合处理，获得的融合结果确定的。

具体地, 计算机设备可以基于第二生成强度, 确定第二次数, 并在第二次数的基础上, 设定进行第二处理的轮次。计算机设备在对当前轮的任一次的第二编解码处理过程中, 可以根据当前轮所对应的轮次确定第三编码特征。对于第四编码特征, 若当前轮为首轮, 且属于首轮中的第一次的第二编解码处理, 计算机设备可以通过三维粗糙模型确定; 若为非首轮首次, 则计算机设备可以根据前次第二编解码处理的输出确定。

进而针对当前轮的任意一次的第二编解码处理过程, 计算机设备可以通过第二子网络模型中, 设置有空间分辨率层级的至少一层编码层, 对第三编码特征和第四编码特征进行层次编码处理, 得到第二编码处理结果。在获得第二编码处理结果的基础上, 计算机设备可以通过第二子网络模型中的连接层, 对第三编码特征和第二编码处理结果进行至少一次的特征融合处理, 得到第二中间处理结果。

进一步地, 计算机设备可以通过第二子网络模型中, 设置有空间分辨率层级的至少一层解码层, 针对第二中间处理结果和各层次编码处理的输出进行层次解码处理, 得到第二编码处理结果。其中, 编码层的空间分辨率层级可以与解码层的分辨率层级匹配。

在一些实施例中, 编码层所对应的体素空间分辨率会随着层级的增加而减少。第二子网络模型可以包括预设数量个编码层, 比如 4 层编码层, 按照进行层次编码的顺序, 设置的体素空间分辨率分别可以为 $128^3, 64^3, 32^3, 16^3, 8^3$ 。解码层所对应的体素空间分辨率会随着层级的增加而增加。第二子网络模型可以包括预设数量个解码层, 对于 5 层解码层, 按照进行层次解码的顺序, 设置的体素空间分辨率分别可以为 $8^3, 16^3, 32^3, 64^3, 128^3$ 。第二子网络模型的体素空间分辨率可以设置的高于第一子网络模型的体素空间分辨率, 从而可以得到更为精准的三维物体模型。

在一些实施例中, 首轮首次的第四编码特征的确定步骤包括: 对三维粗糙模型进行上采样得到第二张量; 将第二张量中数值大于预设值的元素作为第一元素, 将第二张量中除第一元素外的元素作为第二元素; 通过随机生成的随机数替代第一元素的值, 得到更新的第二张量; 对更新的第二张量进行三维卷积处理, 得到处于三维空间内的第四编码特征; 其中, 更新的第二张量中的第二元素不参与三维卷积处理。

其中, 第二张量用于表征三维粗糙模型在多维空间中的形状。预设值为预先设定的用于对第二张量中的各元素进行判断, 以确定各元素是否参与三维卷积处理的值。随机数是基于随机种子生成的高斯参数, 比如高斯浮点数, 随机数的范围可以处于 0-1 之间。

具体地, 对于首轮首次的第四编码特征的确定, 计算机设备可以通过三维粗糙模型进行上采样得到第二张量, 将第二张量中数值大于预设值的元素作为第一元素, 将第二张量中除第一元素外的元素作为第二元素, 通过随机生成的随机数替代第一元素的值, 得到更新的第二张量, 对更新的第二张量进行三维卷积处理, 得到处于三维空间内的第四编码特征。

在一些实施例中, 计算机设备可以采用如下公式针对三维粗糙模型进行上采样:

$$X_f^0 = Rand(UpSample(M_{out}^c))$$

其中, $UpSample$ 为三维欧式空间的上采样操作, $Rand$ 针对张量所有元素进行如下运算:

$$Rand(x) = \begin{cases} gr(s_c) & x > 0 \\ -1 & x \leq 0 \end{cases}$$

其中, $gr(s_c)$ 表示基于随机种子 s_c 生成的位于 0~1 之间的随机高斯浮点数, -1 表示对应区域不进行任何运算。当第二张量中的元素大于 0 时, 计算机设备可以将该元素作为第一元素, 并基于随机高斯浮点数对第一元素进行替换, 计算机设备还可以将第二张量中小于等于 0 的元素确定为第二元素, 并将第二元素替换为 -1。计算机设备在完成对第二张量中的元素的替换处理后, 可以使用与计算第二编码特征相同的运算过程, 基于第二张量中

的随机高斯浮点数进行计算第四编码特征。

本实施例中，计算机设备通过三维粗糙模型进行上采样得到第二张量，将第二张量中数值大于预设值的元素作为第一元素，将第二张量中除第一元素外的元素作为第二元素，通过随机生成的随机数替代第一元素的值，从而对第一元素赋予高斯噪声，对其进行编码，可以有效的节省计算资源。

在一些实施例中，基于第三编码特征和第四编码特征，按照不同的空间分辨率层级，进行至少一次的层次编码处理，得到第二编码处理结果，包括：获取当前编码层的输入模型特征；其中，首层编码层的输入模型特征为第四编码特征，非首层编码层的输入模型特征为上一编码层的输出；对第三编码特征和当前编码层的输入模型特征进行融合处理，得到第四融合结果，并对第四融合结果进行下采样，得到当前编码层的输出，以完成当前编码层的层次编码处理；继续进行下一编码层的层次编码处理，直至处理到最后一层时将最后一层编码层的第四融合结果作为最后一层编码层的输出；最后一层编码层的输出为第二编码处理结果。

其中，对于任一当前轮中任一次的第二编解码处理过程，会基于至少一层的编码层进行融合处理。在进行融合处理时，编码层的输入数据可以包括输入模型特征以及第三编码特征，首层编码层的输入模型特征是由三维粗糙模型确定的第四编码特征，非首层编码层的输入模型特征是由上一层编码层的输出确定。

具体地，计算机设备可以在编码层设置特征融合模块，基于编码层的特征融合模块对输入模型特征以及第三编码特征进行特征融合处理，获得第四融合结果。进一步针对第四融合结果进行下采样处理，得到当前编码层的输出，通过下采样处理，可以节省计算资源，提升计算机设备的数据处理效率。在包括多层编码层时，计算机设备会进行下一编码层的层次编码处理，直至最后一层编码完成特征融合处理，获得最后一层编码层的输出，将最后一层编码层输出的第四融合处理确定作为第二编码处理结果。

上述实施例中，计算机设备可以通过第二子网络模型的至少一个编码层，对输入模型特征以及第三编码特征进行编码处理，获得编码层的第四融合结果，进一步针对第四融合结果进行下采样处理，得到当前编码层的输出，通过下采样处理，可以节省计算资源，提升计算机设备的数据处理效率。

在一些实施例中，基于第二编码处理结果和第三编码特征，进行至少一次的融合处理，得到第二中间处理结果，包括：获取当次融合过程中的输入模型特征；其中，首次融合过程中的输入模型特征为第二编码处理结果，非首次融合过程中的输入模型特征为前次融合处理的输出；对第三编码特征和当次融合过程中的输入模型特征进行融合处理，得到第五融合结果，以完成当次融合处理；继续进行下次融合处理，直至完成最后一次的融合处理，将最后一次的融合处理的第五融合结果作为第二中间处理结果。

其中，对于任一当前轮中任一次的第二编解码处理过程，会基于至少一层的连接层进行融合处理。在基于连接层进行融合处理时，连接层的输入数据可以包括输入模型特征以及第三编码特征，首个连接层的输入模型特征为第二编码处理结果，非首个连接层的输入模型特征是由上一个连接层进行融合处理后的输出确定。

具体地，计算机设备可以在连接层设置特征融合模块，基于连接层的特征融合模块对输入模型特征以及第三编码特征进行特征融合处理，获得第二中间处理结果。在包括多个连接层时，计算机设备在完成当前连接层的当次融合处理时，会进行下一连接层的融合处理，直至最后一个连接层的特征融合完成，获得最后一个连接层融合处理的输出，将最后一个连接层输出的第五融合结果作为第二中间处理结果。在基于连接层的特征融合模块对输入模型特征和第三编码特征进行融合处理时，计算机设备可以不对融合处理的输出进行采样处理，使得可以在特定分辨率下进行特征处理，提升特征处理的精度。

上述实施例中，计算机设备可以通过第二子网络模型的至少一个连接层，对输入模型特征以及第三编码特征进行融合处理，获得连接层的第五融合结果，针对第五融合结果可

以不进行采样处理，使得可以在特定分辨率下进行特征处理，提升特征处理的精度。

在一些实施例中，根据第二中间处理结果和各层次编码处理的输出，按照不同的空间分辨率层级，进行至少一次的层次解码处理，得到当次的第二编解码处理的输出，包括：获取当前解码层的输入模型特征；其中，首层解码层的输入模型特征为第二中间处理结果，非首层解码层的输入模型特征包括上一解码层的输出、以及对应相同分辨率的编码层的输出；对第三编码特征和当前解码层的输入模型特征进行融合处理，得到第六融合结果，并对第六融合结果进行上采样得到当前解码层的输出，以完成当前解码层的层次解码处理；继续进行下一解码层的层次解码处理，直至处理到最后一层时将最后一层解码层的第六融合结果作为最后一层解码层的输出；最后一层解码层的输出为当次的第二编解码处理的输出。

其中，对于任一当前轮中任一次的第二编解码处理过程，会基于至少一层的解码层进行融合处理。在进行融合处理时，解码层的输入数据可以包括输入模型特征以及第三编码特征，首层解码层的输入模型特征为第二中间处理结果，非首层解码层的输入模型特征包括上一层解码层的输出、以及对应相同分辨率的编码层的输出。

具体地，计算机设备可以在解码层设置特征融合模块，基于解码层的特征融合模块对输入模型特征以及第三编码特征进行特征融合处理，获得第六融合结果。进一步针对第六融合结果进行上采样处理，得到当前解码层的输出，通过上采样处理，可以增加分辨率，提升三维模型生成精度。在包括多层解码层时，计算机设备会进行下一解码层的层次解码处理，直至最后一层解码完成特征融合处理，获得最后一层解码层的输出，将最后一层解码层输出的第六融合结果确定作为当次的第二编解码处理的输出。

上述实施例中，计算机设备可以通过第二子网络模型的至少一个解码层，对输入模型特征以及第三编码特征进行解码处理，获得解码层的第三融合结果，进一步针对第三融合结果进行上采样处理，得到当前编码层的输出，通过上采样处理，可以增加分辨率，提升三维模型生成精度。

在一些实施例中，第一子网络模型的训练步骤包括：获取属于物体类别的多个三维样本模型，并对各三维样本模型标准化至预设向量空间，得到标准化样本；基于标准化样本转化得到对应第一分辨率的第一训练数据；在第一训练数据中添加噪声，得到第一输入样本；确定第一训练迭代次数，由第一训练迭代次数确定任一轮第一子网络模型训练过程中的第一强度样本；通过第一训练数据、第一输入样本和第一强度样本，对待训练的网络模型中的第一子网络模型进行第一迭代训练，在训练结束时得到训练完成的第一子网络模型。

其中，三维样本模型为模型训练阶段需要使用到的三维模型，具体可以是各种不同类别的物体模型。三维样本模型具体可以由顶点、连接线等多种用于对物体的三维属性进行描述的三维参数构成。针对每一个物体类型，均可以对应多个三维样本模型。

预设向量空间为欧式空间，通过将每一个三维样本模型标准化至欧式空间，得到标准化样本。第一分辨率的第一训练数据是通过对标准化样本进行转化得到的。

具体地，对于各物体类别，计算机设备可以获取每一个物体类别的多个三维样本模型，针对任意一个三维样本模型进行标准化，将三维样本模型标准化到欧式空间中，获得标准化后的三角网格。计算机设备可以将标准化后的三角网格转为第一分辨率的第一训练数据。进一步地，计算机设备可以在第一训练数据中添加各种类别的噪声，以得到第一输入样本。计算机设备进而可以根据确定的第一强度样本、第一训练数据、第一输入样本，对待训练的网络模型中的第一子网络模型进行第一迭代训练，在达到训练停止条件时结束训练，得到训练完成的第一子网络模型。其中，训练停止条件具体可以是达到预设迭代次数、预测值与目标值之间的误差小于误差阈值、或者训练时长达到预设时长等，本申请实施例对此不作限定。

需要说明的是，在每一次训练的过程中，网络模型可以至少迭代两次，即进行至少两次编解码处理，从而可以有效提升模型鲁棒性。

在一些实施例中，待训练的网络模型可以为生成式模型，如扩散模型、变分自编码模型等。

在一些实施例中，第一训练数据的第一分辨率以及格式可以根据实际的三维模型生成需求、场景等进行适应性调整。例如，第一分辨率可以为 128^3 ，也可以为 64^3 ，第一训练数据可以为基于符号距离场表征的数据，也可以为基于体素空间表征的数据。

在一些实施例中，为了得到第一分辨率的第一训练数据，计算机设备可以使用 Mesh2SDF（网格距离场）算法将标准化后的三角网格转为隐式的分辨率为 128^3 的符号距离场。

在一些实施例中，如图 9 所示，为对训练第一子网络模型的一次训练过程进行说明的流程框图。

计算机设备获取第一训练数据，在第一训练数据中添加各种类别的噪声，以得到第一输入样本。进一步地，服务器可以随机选取自然数，并将选取的自然数作为第一训练迭代次数，将第一输入样本和第一训练迭代次数作为输入数据，第一训练数据作为标签，对待训练的网络模型进行第一次的迭代训练，获得第一次的输出。进一步地，服务器可以将第一次的输出和第一训练迭代次数再次输入至网络模型中，进行第二次的迭代训练。

在一些实施例中，第二子网络模型的训练步骤包括：获取属于物体类别的多个三维样本模型，并对各三维样本模型标准化至预设向量空间，得到标准化样本；基于标准化样本转化得到对应第二分辨率的第二训练数据；第二分辨率大于第一分辨率，第一分辨率为用于训练第一子网络模型的第一训练数据的分辨率；在第二训练数据中添加噪声，得到第二输入样本；确定第二训练迭代次数，由第二训练迭代次数确定任一轮第二子网络模型训练过程中的第二强度样本；通过第二训练数据、第二输入样本和第二强度样本，对待训练的网络模型中的第二子网络模型进行第二迭代训练，在训练结束时得到训练完成的第二子网络模型。

其中，通过将每一个三维样本模型标准化至欧式空间，得到标准化样本。第二分辨率的第二训练数据是通过将标准化样本进行转化得到的。

在一些实施例中，为得到第二分辨率的第二训练数据，可以将分辨率为 128^3 的 SDF（符号距离场）转为 64^3 的体素空间 V ，此时体素空间中的每个体素 V_i 都有 8 个 SDF 值，将其表示为 $\{d_0^i, d_1^i, \dots, d_7^i\}$ ，则 V_i 是否位于三角网格表面的判断策略如下：若 $\min\{d_0^i, d_1^i, \dots, d_7^i\} < 0.033$ ，则认为 V_i 位于对应的三角网格表面，且该将体素映射为 1；反之，则认为 V_i 不属于三角网格表面，并将该体素映射为 0。

具体地，对于各物体类别，计算机设备可以获取每一个物体类别的多个三维样本模型，针对任意一个三维样本模型进行标准化，将三维样本模型标准化到欧式空间中，获得标准化后的三角网格。计算机设备可以将标准化后的三角网格转为第二分辨率的第二训练数据。进一步地，计算机设备可以在第二训练数据中添加各种类别的噪声，以得到第二输入样本。计算机设备进而可以根据确定的第二强度样本、第二训练数据、第二输入样本，对待训练的网络模型中的第二子网络模型进行第二迭代训练，在达到训练停止条件时结束训练，得到训练完成的第二子网络模型。其中，训练停止条件具体可以是达到预设迭代次数、预测值与目标值之间的误差小于误差阈值、或者训练时长达到预设时长等，本申请实施例对此不作限定。

在一些实施例中，第二训练数据的分辨率以及格式可以根据实际的三维模型生成需求、场景等进行适应性调整。例如，第二分辨率可以为 128^3 ，也可以为 64^3 ，只要低于第一分辨率即可。第二训练数据可以为基于符号距离场表征的数据，也可以为基于体素空间表征的数据。

上述实施例中，服务器可以获取属于物体类别的多个三维样本模型，并对获取的多个三维样本模型进行转化，得到对应第二分辨率的第二训练数据，从而基于第二训练数据、

第二输入样本和第二强度样本，对待训练的网络模型中的第二子网络模型进行第二迭代训练，可以提升三维模型生成质量，也显著提升了三维模型生成的成功率。

在一个实施例中，为本申请还提供一种应用场景，该应用场景应用上述的三维模型生成方法。具体地，该三维模型生成方法在该应用场景的应用如下：

如图 10 所示，为本申请提供的三维模型生成方法的三维模型生成网络架构图。从图 10 中可知，本申请共涉及粗模生成网络和细模生成网络两个网络，粗模生成网络即为第一子网络模型，细模生成网络即为第二子网络模型。计算机设备可以基于粗模生成网络，确定三维粗糙模型，以及基于细模生成网络，对三维粗糙模型进行优化，获得高质量的三维物体模型。

粗模生成网络和细模生成网络为预先训练好的模型，在训练阶段，计算机设备可以收集大量三维模型，分门别类地进行数据标注，构建各个类别物体的训练数据；然后对于每个类别物体都单独训练一个三维模型生成网络，训练过程分为粗模生成和细模生成两个阶段，两个阶段的生成网络均可以基于扩散模型进行设计与训练，以提升三维模型生成质量。使用扩散生成模型来训练三维模型生成，不仅提升三维模型生成质量，也显著提升了三维模型生成的成功率。其中，两个阶段的生成网络的训练可同时进行，具体来说，在训练过程中用到的损失函数为：

$$L_{x_0} = E_{\varepsilon \sim G_1(0, I), t \sim G_2(0, 1)} \|f(x_t, \widehat{x}_0, t) - x_0\|^2$$

$$x_t = \sqrt{\beta(t)}x_0 + \sqrt{1 - \beta(t)}\varepsilon$$

其中， G_1 为高斯分布， G_2 为均匀分布， $\beta(t) = e^{-10t^2 - 10^{-4}}$ ， f 对应粗模生成网络和细模生成网络。在粗模生成训练中， x_0 对应分辨率为 64^3 的体素空间，在细模生成训练中， x_0 对应分辨率为 128^3 的符号距离场， t 为设定的训练迭代次数， $\widehat{x}_0$ 为一次训练过程中的上一次预测结果， x_t 为加噪后的输入样本。模型训练过程中，有 50% 的概率，将 $\widehat{x}_0$ 赋值为 $f(x_t, 0, t)$ ；另外 50% 概率，将 $\widehat{x}_0$ 赋值为形状与 x_0 相同、但元素值全为 0 的张量。

在应用阶段，首先将用户输入的建模文本匹配到最合适类别的三维模型生成网络，然后基于对应的三维模型生成网络生成三维物体模型，并反馈至用户。与以往完全随机的三维模型生成方式相比，计算机设备可以接收文本提示，基于文本提示获取相同类别的三维模型，提升了三维模型生成质量和成功率。

计算机设备在基于三维模型生成网络生成三维物体模型时，可以基于三维模型生成网络中的粗模生成网络确定三维粗糙模型。具体在生成三维粗糙模型时，可以通过粗模生成网络，基于第一生成强度和生成种子进行至少一轮的第一处理，得到三维粗糙模型。在生成三维物体模型时，可以基于细模生成网络，以及第二生成强度和三维粗糙模型进行至少一轮的第二处理，以得到满足预设高分辨率条件、且属于物体类别的三维物体模型。通过此种三维物体模型的生成方法，可以非常容易的支持新的物体类别生成任务，也使得各个类别模型生成网络可以单独维护和更新，增强了系统的可维护性。

本申请提供的三维模型生成方法可应用在多种场景中，比如：在涉及三维模型的游戏场景中，可以帮助游戏制作者生成自己想要的三维模型，作为游戏资产，并以此为基础，创建更加复杂的角色、场景和特效，进而加快游戏的研制速度，提升游戏制作效率；可以帮助玩家生成感兴趣的三维模型，并导入游戏中使用，提升用户参与感。在产品设计和制造中，可以帮助设计师快速地生成大批量的三维模型，并基于生成的模型进行测试和修改。然后将这些模型可以用于指导生产过程，例如通过 3D 打印制造实体产品。在虚拟和增强现实中，可以快速生成大量三维模型，丰富虚拟世界场景，进而创建更为逼真的虚拟现实(VR)和增强现实(AR)体验。在教育和培训中，可以生成学习者感兴趣物体的三维模型，帮助学习者更好地观察并理解具体的物体概念，提升学习兴趣。

应该理解的是，虽然如上所述的各实施例所涉及的流程图中的各个步骤按照箭头的指示依次显示，但是这些步骤并不是必然按照箭头指示的顺序依次执行。除非本文中有明确的说明，这些步骤的执行并没有严格的顺序限制，这些步骤可以以其它的顺序执行。而且，如上所述的各实施例所涉及的流程图中的至少一部分步骤可以包括多个步骤或者多个阶段，这些步骤或者阶段并不必然是在同一时刻执行完成，而是可以在不同的时刻执行，这些步骤或者阶段的执行顺序也不必然是依次进行，而是可以与其它步骤或者其它步骤中的步骤或者阶段的至少一部分轮流或者交替地执行。

基于同样的发明构思，本申请实施例还提供了一种用于实现上述所涉及的三维模型生成方法的三维模型生成装置。该装置所提供的解决问题的实现方案与上述方法中所记载的实现方案相似，故下面所提供的一个或多个三维模型生成装置实施例中的具体限定可以参见上文中对于三维模型生成方法的限定，在此不再赘述。

在一个示例性的实施例中，如图 11 所示，提供了一种三维模型生成装置 1100，包括：网络匹配模块 1102、信息获取模块 1104、第一模型生成模块 1106 和第二模型生成模块 1108，其中：

网络匹配模块 1102，用于获取描述物体类别的提示信息，确定与提示信息指示的物体类别匹配的目标网络模型；目标网络模型包括第一子网络模型和第二子网络模型。

信息获取模块 1104，用于获取第一生成强度、第二生成强度、以及生成种子。

第一模型生成模块 1106，用于通过第一子网络模型，并基于第一生成强度和生成种子进行至少一轮的第一处理，得到三维粗糙模型；其中，每轮的第一处理包括至少一次的第一编解码处理。

第二模型生成模块 1108，用于通过第二子网络模型，并基于第二生成强度和三维粗糙模型进行至少一轮的第二处理，以得到满足预设高分辨率条件、且属于物体类别的三维物体模型；其中，每轮的第二处理包括至少一次的第二编解码处理。

在一个实施例中，网络匹配模块 1102，还用于确定提示信息所指示的物体类别；从网络模型池中获取与物体类别相匹配的目标网络模型；网络模型池中包括有多个训练完成的、用于生成各种类别的三维物体模型的网络模型，目标网络模型用于生成属于提示信息指示的物体类别的三维物体模型。

在一个实施例中，网络匹配模块 1102 包括类别确定模块；类别确定模块，用于获取预设的多个物体类别名称各自的特征向量，得到第一特征集合；对提示信息进行向量化表征，以确定与提示信息相关的至少一个特征向量，得到第二特征集合；计算第二特征集合中的各特征向量，分别与第一特征集合中的各特征向量之间的相似度；将第一特征集合中与满足预设相似条件且最大的相似度对应的特征向量所属的物体类别，确定为提示信息所指示的物体类别。

在一个实施例中，网络匹配模块 1102 还包括特征集合确定模块；特征集合确定模块，用于对提示信息进行分词处理，得到提示信息中的多个词单元；分别提取提示信息、以及各个词单元的特征向量，得到第二特征集合。

在一个实施例中，第一模型生成模块 1106，还用于根据第一生成强度确定第一次数，通过第一子网络模型进行第一次数的第一处理，并根据最后一次第一处理的输出得到三维粗糙模型；其中，每轮的第一处理均包括至少两次第一编解码处理，任一当前轮中任一次的第一编解码处理过程包括如下步骤：获取当次第一编解码处理过程中的第一编码特征；其中，当前轮中每次的第一编码特征相同，且根据当前轮所对应的轮次确定；获取当次第一编解码处理过程中的第二编码特征；其中，首轮首次的第二编码特征根据生成种子确定，非首轮首次的第二编码特征为前次第一编解码处理的输出；基于第一编码特征和第二编码特征，按照不同的空间分辨率层级，进行至少一次的层次编码处理，得到第一编码处理结果；基于第一编码处理结果和第一编码特征，进行至少一次的融合处理，得到第一中间处理结果；根据第一中间处理结果和各层次编码处理的输出，按照不同的空间分辨率层级，

进行至少一次的层次解码处理，得到当次的第二编解码处理的输出。

在一个实施例中，三维模型生成装置还包括第一编码特征确定模块；第一编码特征确定模块，用于根据当前轮的轮次确定当前轮的待编码数值；将待编码数值拓展为预设维度的特征向量；对预设维度的特征向量进行至少一次线性变换，得到第一编码特征。

在一个实施例中，三维模型生成装置还包括第二编码特征确定模块；第二编码特征确定模块，用于使用高斯函数基于生成种子产生预设形状的第一张量；对预设形状的第一张量进行三维卷积处理，得到处于三维空间内的第二编码特征。

在一个实施例中，第一模型生成模块 1106，还用于获取当前编码层的输入模型特征；其中，首层编码层的输入模型特征为第二编码特征，非首层编码层的输入模型特征为上一编码层的输出；对第一编码特征和当前编码层的输入模型特征进行融合处理，得到第一融合结果，并对第一融合结果进行下采样得到当前编码层的输出，以完成当前编码层的层次编码处理；继续进行下一编码层的层次编码处理，直至处理到最后一层时将最后一层编码层的第一融合结果作为最后一层编码层的输出；最后一层编码层的输出为第一编码处理结果。

在一个实施例中，第一模型生成模块 1106，还用于获取当次融合过程中的输入模型特征；其中，首次融合过程中的输入模型特征为第一编码处理结果，非首次融合过程中的输入模型特征为前次融合处理的输出；对第一编码特征和当次融合过程中的输入模型特征进行融合处理，得到第二融合结果，以完成当次融合处理；继续进行下次融合处理，直至完成最后一次的融合处理，将最后一次的融合处理的结果作为第一中间处理结果。

在一个实施例中，第一模型生成模块 1106，还用于获取当前解码层的输入模型特征；其中，首层解码层的输入模型特征为第一中间处理结果，非首层解码层的输入模型特征包括上一解码层的输出、以及对应相同分辨率的编码层的输出；对第一编码特征和当前解码层的输入模型特征进行融合处理，得到第三融合结果，并对第三融合结果进行下采样得到当前解码层的输出，以完成当前解码层的层次解码处理；继续进行下一解码层的层次解码处理，直至处理到最后一层时将最后一层解码层的第三融合结果作为最后一层解码层的输出；最后一层解码层的输出为当次的第二编解码处理的输出。

在一个实施例中，第二模型生成模块 1108，还用于根据第二生成强度确定第二次数，通过第二子网络模型进行第二次数的第二处理，并根据最后一次第二处理的输出得到三维物体模型；其中，每轮的第二处理均包括至少两次第二编解码处理，任一当前轮中每次的第二编解码处理过程包括如下步骤：获取当次第二编解码处理过程中的第三编码特征；其中，当前轮中每次的第三编码特征相同，且根据当前轮所对应的轮次确定；获取当次第二编解码处理过程中的第四编码特征；其中，首轮首次的第四编码特征根据三维粗糙模型确定，非首轮首次的第四编码特征为前次第二编解码处理的输出；基于第三编码特征和第四编码特征，按照不同的空间分辨率层级，进行至少一次的层次编码处理，得到第二编码处理结果；基于第二编码处理结果和第三编码特征，进行至少一次的融合处理，得到第二中间处理结果；根据第二中间处理结果和各层次编码处理的输出，按照不同的空间分辨率层级，进行至少一次的层次解码处理，得到当次的第二编解码处理的输出。

在一个实施例中，三维模型生成装置还包括第四编码特征确定模块；第四编码特征确定模块，用于对三维粗糙模型进行上采样得到第二张量；将第二张量中数值大于预设值的元素作为第一元素，将第二张量中除第一元素外的元素作为第二元素；通过随机生成的随机数替代第一元素的值，得到更新的第二张量；对更新的第二张量进行三维卷积处理，得到处于三维空间内的第四编码特征；其中，更新的第二张量中的第二元素不参与三维卷积处理。

在一个实施例中，第二模型生成模块 1108，还用于对最后一次第二处理的输出进行三维卷积处理，得到第二子网络模型的输出；将第二子网络模型的输出转换为三角网格模型，得到属于物体类别的三维物体模型；三维物体模型满足预设高分辨率条件。

在一个实施例中，三维模型生成装置还包括第一子网络模型训练模块；第一子网络模型训练模块，用于获取属于物体类别的多个三维样本模型，并对各三维样本模型标准化至预设向量空间，得到标准化样本；基于标准化样本转化得到对应第一分辨率的第一训练数据；在第一训练数据中添加噪声，得到第一输入样本；确定第一训练迭代次数，由第一训练迭代次数确定任一轮第一子网络模型训练过程中的第一强度样本；通过第一训练数据、第一输入样本和第一强度样本，对待训练的网络模型中的第一子网络模型进行第一迭代训练，在训练结束时得到训练完成的第一子网络模型。

在一个实施例中，三维模型生成装置还包括第二子网络模型训练模块；第二子网络模型训练模块，用于获取属于物体类别的多个三维样本模型，并对各三维样本模型标准化至预设向量空间，得到标准化样本；基于标准化样本转化得到对应第二分辨率的第二训练数据；第二分辨率大于第一分辨率，第一分辨率为用于训练第一子网络模型的第一训练数据的分辨率；在第二训练数据中添加噪声，得到第二输入样本；确定第二训练迭代次数，由第二训练迭代次数确定任一轮第二子网络模型训练过程中的第二强度样本；通过第二训练数据、第二输入样本和第二强度样本，对待训练的网络模型中的第二子网络模型进行第二迭代训练，在训练结束时得到训练完成的第二子网络模型。

上述三维模型生成装置中的各个模块可全部或部分通过软件、硬件及其组合来实现。上述各模块可以硬件形式内嵌于或独立于计算机设备中的处理器中，也可以以软件形式存储于计算机设备中的存储器中，以便于处理器调用执行以上各个模块对应的操作。

在一个示例性的实施例中，提供了一种计算机设备，该计算机设备可以是服务器或终端，其内部结构图可以如图 12 所示。该计算机设备包括处理器、存储器、输入/输出接口 (Input/Output, 简称 I/O) 和通信接口。其中，处理器、存储器和输入/输出接口通过系统总线连接，通信接口通过输入/输出接口连接到系统总线。其中，该计算机设备的处理器用于提供计算和控制能力。该计算机设备的存储器包括非易失性存储介质和内存。该非易失性存储介质存储有操作系统、计算机程序和数据库。该内存为易失性存储介质中的操作系统和计算机程序的运行提供环境。该计算机设备的数据库用于存储生成三维模型的相关数据。该计算机设备的输入/输出接口用于处理器与外部设备之间交换信息。该计算机设备的通信接口用于与外部的终端通过网络连接通信。该计算机程序被处理器执行时以实现一种三维模型生成方法。

本领域技术人员可以理解，图 12 中示出的结构，仅仅是与本申请方案相关的部分结构的框图，并不构成对本申请方案所应用于其上的计算机设备的限定，具体的计算机设备可以包括比图中所示更多或更少的部件，或者组合某些部件，或者具有不同的部件布置。

在一个示例性的实施例中，提供了一种计算机设备，包括存储器和处理器，存储器中存储有计算机程序，该处理器执行计算机程序时实现上述三维模型生成方法的步骤。

在一个实施例中，提供了一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，计算机程序被处理器执行时实现上述三维模型生成方法的步骤。在一个实施例中，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三维模型生成方法的步骤。

需要说明的是，本申请所涉及的用户信息（包括但不限于用户设备信息、用户个人信息等）和数据（包括但不限于用于分析的数据、存储的数据、展示的数据等），均为经用户授权或者经过各方充分授权的信息和数据，且相关数据的收集、使用和处理需要符合相关规定。

本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程，是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成，所述的计算机程序可存储于一非易失性计算机可读存储介质中，该计算机程序在执行时，可包括如上述各方法的实施例的流程。其中，本申请所提供的各实施例中使用的对存储器、数据库或其它介质的任何引用，均可包括非易失性和易失性存储器中的至少一种。非易失性存储器可包括只读存储器 (Read-Only

Memory, ROM)、磁带、软盘、闪存、光存储器、高密度嵌入式非易失性存储器、阻变存储器(ReRAM)、磁变存储器(Magnetoresistive Random Access Memory, MRAM)、铁电存储器(Ferroelectric Random Access Memory, FRAM)、相变存储器(Phase Change Memory, PCM)、石墨烯存储器等。易失性存储器可包括随机存取存储器(Random Access Memory, RAM)或外部高速缓冲存储器等。作为说明而非局限, RAM 可以是多种形式, 比如静态随机存取存储器(Static Random Access Memory, SRAM)或动态随机存取存储器(Dynamic Random Access Memory, DRAM)等。本申请所提供的各实施例中所涉及的数据库可包括关系型数据库和非关系型数据库中至少一种。非关系型数据库可包括基于区块链的分布式数据库等, 不限于此。本申请所提供的各实施例中所涉及的处理器可为通用处理器、中央处理器、图形处理器、数字信号处理器、可编程逻辑器、基于量子计算的数据处理逻辑器等, 不限于此。

以上实施例的各技术特征可以进行任意的组合, 为使描述简洁, 未对上述实施例中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述, 然而, 只要这些技术特征的组合不存在矛盾, 都应当认为是本说明书记载的范围。

以上所述实施例仅表达了本申请的几种实施方式, 其描述较为具体和详细, 但并不能因此而理解为对发明专利范围的限制。应当指出的是, 对于本领域的普通技术人员来说, 在不脱离本申请构思的前提下, 还可以做出若干变形和改进, 这些都属于本申请的保护范围。因此, 本申请专利的保护范围应以所附权利要求为准。

权利要求

1、一种三维模型生成方法，由计算机设备执行，所述方法包括：

获取描述物体类别的提示信息，确定与所述提示信息指示的所述物体类别匹配的目标网络模型；所述目标网络模型包括第一子网络模型和第二子网络模型；

获取第一生成强度、第二生成强度、以及生成种子；所述第一生成强度指示所述第一子网络模型进行第一处理的迭代轮次，所述第二生成强度指示所述第二子网络模型进行第二处理的迭代轮次，所述生成种子为随机生成的随机数；其中，每轮的第一处理包括至少一次的第一编解码处理，每轮的第二处理包括至少一次的第二编解码处理，所述第一编解码处理和所述第二编解码处理均至少包括编码处理和解码处理；

通过所述第一子网络模型，并基于所述第一生成强度和所述生成种子进行至少一轮的第一处理，得到三维粗糙模型；及

通过所述第二子网络模型，并基于所述第二生成强度和所述三维粗糙模型进行至少一轮的第二处理，以得到满足预设高分辨率条件、且属于所述物体类别的三维物体模型。

2、根据权利要求1所述的方法，所述确定与所述提示信息指示的所述物体类别匹配的目标网络模型，包括：

确定所述提示信息所指示的物体类别；

从网络模型池中获取与所述物体类别相匹配的目标网络模型；所述网络模型池中包括有多个训练完成的、用于生成各种类别的三维物体模型的网络模型，所述目标网络模型用于生成属于提示信息指示的物体类别的三维物体模型。

3、根据权利要求1或2所述的方法，所述确定所述提示信息所指示的物体类别，包括：

获取预设的多个物体类别名称各自的特征向量，得到第一特征集合；

对所述提示信息进行向量化表征，以确定与所述提示信息相关的至少一个特征向量，得到第二特征集合；

计算所述第二特征集合中的各特征向量，分别与所述第一特征集合中的各特征向量之间的相似度；

将所述第一特征集合中与满足预设相似条件且最大的相似度对应的特征向量所属的物体类别，确定为所述提示信息所指示的物体类别。

4、根据权利要求3所述的方法，所述对所述提示信息进行向量化表征，以确定与所述提示信息相关的至少一个特征向量，得到第二特征集合，包括：

对所述提示信息进行分词处理，得到所述提示信息中的多个词单元；

分别提取所述提示信息、以及各个词单元的特征向量，得到第二特征集合。

5、根据权利要求1至4任一项所述的方法，所述通过所述第一子网络模型，并基于所述第一生成强度和所述生成种子进行至少一轮的第一处理，得到三维粗糙模型，包括：

根据所述第一生成强度确定第一次数，通过所述第一子网络模型进行所述第一次数的第一处理，并根据最后一次第一处理的输出得到三维粗糙模型；其中，每轮的第一处理均包括至少两次第一编解码处理，任一当前轮中任一次的第一编解码处理过程包括如下步骤：

获取当次第一编解码处理过程中的第一编码特征；其中，当前轮中每次的第一编码特征相同，且根据当前轮所对应的轮次确定；

获取当次第一编解码处理过程中的第二编码特征；其中，首轮首次的第二编码特征根据所述生成种子确定，非首轮首次的第二编码特征为前次第一编解码处理的输出；

基于所述第一编码特征和所述第二编码特征，按照不同的空间分辨率层级，进行至少一次的层次编码处理，得到第一编码处理结果；

基于所述第一编码处理结果和所述第一编码特征，进行至少一次的融合处理，得到第一中间处理结果；

根据所述第一中间处理结果和各层次编码处理的输出，按照不同的空间分辨率层级，进行至少一次的层次解码处理，得到当次的第二编解码处理的输出。

6、根据权利要求 5 所述的方法，当前轮的第二编解码特征的确定步骤包括，包括：

根据当前轮的轮次确定当前轮的待编码数值；

将所述待编码数值拓展为预设维度的特征向量；

对所述预设维度的特征向量进行至少一次线性变换，得到第二编码特征。

7、根据权利要求 5 或 6 所述的方法，首轮首次的第二编解码特征的确定步骤包括：

使用高斯函数基于所述生成种子产生预设形状的第一张量；

对所述预设形状的第一张量进行三维卷积处理，得到处于三维空间内的第二编码特征。

8、根据权利要求 5 至 7 任一项所述的方法，所述基于所述第二编码特征和所述第二编解码特征，按照不同的空间分辨率层级，进行至少一次的层次编码处理，得到第二编码处理结果，包括：

获取当前编码层的输入模型特征；其中，首轮编码层的输入模型特征为所述第二编码特征，非首轮编码层的输入模型特征为上一编码层的输出；

对所述第二编码特征和所述当前编码层的输入模型特征进行融合处理，得到第一融合结果，并对所述第一融合结果进行下采样得到当前编码层的输出，以完成当前编码层的层次编码处理；

继续进行下一编码层的层次编码处理，直至处理到最后一层时将最后一层编码层的第一融合结果作为最后一层编码层的输出；所述最后一层编码层的输出为第二编码处理结果。

9、根据权利要求 5 至 8 任一项所述的方法，所述基于所述第二编码处理结果和所述第二编解码特征，进行至少一次的融合处理，得到第二中间处理结果，包括：

获取当次融合过程中的输入模型特征；其中，首次融合过程中的输入模型特征为所述第二编码处理结果，非首次融合过程中的输入模型特征为前次融合处理的输出；

对所述第二编解码特征和所述当次融合过程中的输入模型特征进行融合处理，得到第二融合结果，以完成当次融合处理；

继续进行下次融合处理，直至完成最后一次的融合处理，将最后一次的融合处理的第二融合结果作为第二中间处理结果。

10、根据权利要求 5 至 9 任一项所述的方法，所述根据所述第二中间处理结果和各层次编码处理的输出，按照不同的空间分辨率层级，进行至少一次的层次解码处理，得到当次的第二编解码处理的输出，包括：

获取当前解码层的输入模型特征；其中，首轮解码层的输入模型特征为所述第二中间处理结果，非首轮解码层的输入模型特征包括上一解码层的输出、以及对应相同分辨率的编码层的输出；

对所述第二编解码特征和所述当前解码层的输入模型特征进行融合处理，得到第三融合结果，并对所述第三融合结果进行上采样得到当前解码层的输出，以完成当前解码层的层次解码处理；

继续进行下一解码层的层次解码处理，直至处理到最后一层时将最后一层解码层的第三融合结果作为最后一层解码层的输出；所述最后一层解码层的输出为当次的第二编解码处理的输出。

11、根据权利要求 1 至 10 任一项所述的方法，所述通过所述第二子网络模型，并基于所述第二生成强度和所述三维粗糙模型进行至少一轮的第二处理，以得到满足预设高分辨率条件、且属于所述物体类别的三维物体模型，包括：

根据所述第二生成强度确定第二次数，通过所述第二子网络模型进行所述第二次数的第二处理，并根据最后一次第二处理的输出得到三维物体模型；其中，每轮的第二处理均包括至少两次第二编解码处理，任一当前轮中每次的第二编解码处理过程包括如下步骤：

获取当次第二编解码处理过程中的第三编解码特征；其中，当前轮中每次的第三编解码特

征相同，且根据当前轮所对应的轮次确定；

获取当次第二编解码处理过程中的第四编码特征；其中，首轮首次的第四编码特征根据所述三维粗糙模型确定，非首轮首次的第四编码特征为前次第二编解码处理的输出；

基于所述第三编码特征和所述第四编码特征，按照不同的空间分辨率层级，进行至少一次的层次编码处理，得到第二编码处理结果；

基于所述第二编码处理结果和所述第三编码特征，进行至少一次的融合处理，得到第二中间处理结果；

根据所述第二中间处理结果和各层次编码处理的输出，按照不同的空间分辨率层级，进行至少一次的层次解码处理，得到当次的第二编解码处理的输出。

12、根据权利要求 11 所述的方法，首轮首次的第四编码特征的确定步骤包括：

对所述三维粗糙模型进行上采样得到第二张量；

将所述第二张量中数值大于预设值的元素作为第一元素，将所述第二张量中除所述第一元素外的元素作为第二元素；

通过随机生成的随机数替代所述第一元素的值，得到更新的第二张量；

对所述更新的第二张量进行三维卷积处理，得到处于三维空间内的第四编码特征；其中，所述更新的第二张量中的第二元素不参与所述三维卷积处理。

13、根据权利要求 11 或 12 所述的方法，所述根据最后一次第二处理的输出得到三维物体模型，包括：

对最后一次第二处理的输出进行三维卷积处理，得到所述第二子网络模型的输出；

将所述第二子网络模型的输出转换为三角网格模型，得到属于所述物体类别的三维物体模型；所述三维物体模型满足预设高分辨率条件。

14、根据权利要求 1 至 13 中任一项所述的方法，所述第一子网络模型的训练步骤包括：

获取属于所述物体类别的多个三维样本模型，并对各三维样本模型标准化至预设向量空间，得到标准化样本；

基于所述标准化样本转化得到对应第一分辨率的第一训练数据，在所述第一训练数据中添加噪声，得到第一输入样本；

确定第一训练迭代次数，由所述第一训练迭代次数确定任一轮第一子网络模型训练过程中的第一强度样本；

通过所述第一训练数据、所述第一输入样本和所述第一强度样本，对待训练的网络模型中的第一子网络模型进行第一迭代训练，在训练结束时得到训练完成的第一子网络模型。

15、根据权利要求 1 至 14 中任一项所述的方法，所述第二子网络模型的训练步骤包括：

获取属于所述物体类别的多个三维样本模型，并对各三维样本模型标准化至预设向量空间，得到标准化样本；

基于所述标准化样本转化得到对应第二分辨率的第二训练数据；所述第二分辨率大于第一分辨率，所述第一分辨率为用于训练第一子网络模型的第一训练数据的分辨率；

在所述第二训练数据中添加噪声，得到第二输入样本；

确定第二训练迭代次数，由所述第二训练迭代次数确定任一轮第二子网络模型训练过程中的第二强度样本；

通过所述第二训练数据、所述第二输入样本和所述第二强度样本，对待训练的网络模型中的第二子网络模型进行第二迭代训练，在训练结束时得到训练完成的第二子网络模型。

16、一种三维模型生成装置，所述装置包括：

网络匹配模块，用于获取描述物体类别的提示信息，确定与所述提示信息指示的所述物体类别匹配的目标网络模型；所述目标网络模型包括第一子网络模型和第二子网络模型；

信息获取模块，用于获取第一生成强度、第二生成强度、以及生成种子；所述第一生

成强度指示所述第一子网络模型进行第一处理的迭代轮次，所述第二生成强度指示所述第二子网络模型进行第二处理的迭代轮次，所述生成种子为随机生成的随机数；其中，每轮的第一处理包括至少一次的第一编解码处理，每轮的第二处理包括至少一次的第二编解码处理，所述第一编解码处理和所述第二编解码处理均至少包括编码处理和解码处理；

第一模型生成模块，用于通过所述第一子网络模型，并基于所述第一生成强度和所述生成种子进行至少一轮的第一处理，得到三维粗糙模型；

第二模型生成模块，用于通过所述第二子网络模型，并基于所述第二生成强度和所述三维粗糙模型进行至少一轮的第二处理，以得到满足预设高分辨率条件、且属于所述物体类别的三维物体模型。

17、一种计算机设备，包括存储器和处理器，所述存储器存储有计算机程序，所述处理器执行所述计算机程序时实现权利要求 1 至 15 中任一项所述的方法的步骤。

18、一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求 1 至 15 中任一项所述的方法的步骤。

19、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权利要求 1 至 15 中任一项所述的方法的步骤。