(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
2025 年 1 月 2 日 (02.01.2025)

WIPO | PCT

(10) 国际公布号
WO 2025/001765 A1

(51) 国际专利分类号:
G06N 3/0495 (2023.01) *G06T 11/00* (2006.01)
G06N 3/082 (2023.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2024/097164

(22) 国际申请日: 2024 年 6 月 4 日 (04.06.2024)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
202310798179.9 2023年6月30日 (30.06.2023) CN

(71) 申请人: 北京字跳网络技术有限公司 (**BEIJING ZITIAO NETWORK TECHNOLOGY CO., LTD.**) [CN/CN]; 中国北京市海淀区紫金数码园4号楼2层0207, Beijing 100190 (CN)。

(72) 发明人: 任玉羲 (**REN, Yuxi**); 中国北京市朝阳区七圣中街12号院融中心B1小邮局, Beijing 100028 (CN)。 吴捷 (**WU, Jie**); 中国北京市朝阳区七圣中街12号院融中心B1小邮局, Beijing 100028 (CN)。 张朋 (**ZHANG, Peng**); 中国北京市朝阳区七圣中街12号院融中心B1小邮局, Beijing 100028 (CN)。 肖学锋 (**XIAO, Xuefeng**); 中国北京市朝阳区七圣中街12号院融中心B1小邮局, Beijing 100028 (CN)。

(74) 代理人: 北京市柳沈律师事务所 (**LIU , SHEN & ASSOCIATES**); 中国北京市海淀区彩和坊路10号1号楼10层, Beijing 100080 (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,

(54) **Title:** MODEL CONSTRUCTION METHOD AND APPARATUS, IMAGE GENERATION METHOD AND APPARATUS, DEVICE, AND MEDIUM

(54) 发明名称: 模型构建方法、图像生成方法、装置、设备、介质

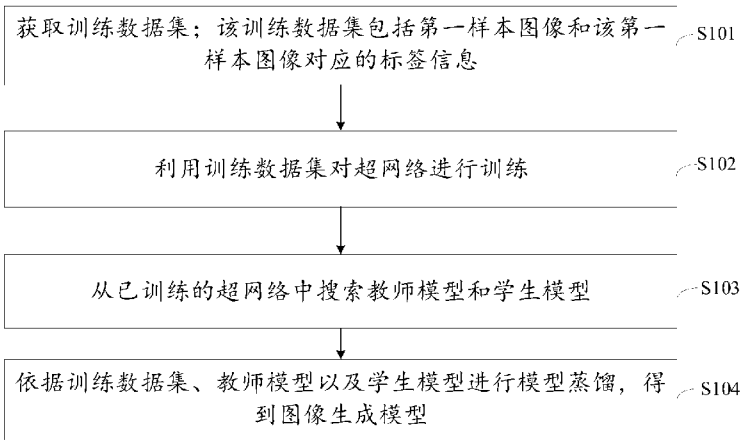


图 1

S101 ACQUIRE A TRAINING DATA SET, WHEREIN THE TRAINING DATA SET COMPRISES A FIRST SAMPLE IMAGE AND TAG INFORMATION CORRESPONDING TO THE FIRST SAMPLE IMAGE
S102 USE THE TRAINING DATA SET TO TRAIN A HYPERNETWORK
S103 SEARCH THE TRAINED HYPERNETWORK FOR A TEACHER MODEL AND A STUDENT MODEL
S104 PERFORM MODEL DISTILLATION ON THE BASIS OF THE TRAINING DATA SET, THE TEACHER MODEL, AND THE STUDENT MODEL TO OBTAIN AN IMAGE GENERATION MODEL

(57) **Abstract:** The present disclosure provides a model construction method and apparatus, an image generation method and apparatus, a device, and a medium. The model construction method comprises: upon acquiring a training data set, first using the training data set to train a hypernetwork, so that each sub-network in the trained hypernetwork has good image generation performance; then searching the trained hypernetwork for a teacher model and a student model, so that the teacher model and the student model also have good image generation performance; and finally performing model distillation on the basis of the training data set, the teacher model, and the student model to obtain an image generation model.

WO 2025/001765 A1

[见续页]

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))。

(57) 摘要: 本公开提供了一种模型构建方法、图像生成方法、装置、设备、介质，该方法包括：在获取到训练数据集之后，先利用训练数据集对超网络进行训练，以使已训练的超网络中的各个子网络均具有较好的图像生成性能；再从已训练的超网络中搜索教师模型和学生模型，以使教师模型与学生模型也具有较好的图像生成性能；最后，依据训练数据集、教师模型以及学生模型进行模型蒸馏，得到图像生成模型。

模型构建方法、图像生成方法、装置、设备、介质

本申请要求于2023年6月30日递交的中国专利申请第202310798179.9号的优先权，在此全文引用上述中国专利申请公开的内容以作为本申请的一部分。

技术领域

本公开涉及一种模型构建方法、图像生成方法、装置、设备、介质。

背景技术

对于一些图像生成任务来说，该任务可以借助预先构建的模型，比如生成对抗网络（Generative adversarial networks，GAN）模型，进行实现。

另外，对于具有较好的图像生成性能的模型来说，其通常需要依赖于爆炸性的计算复杂性，如此导致部署这种具有大量资源需求的模型是一项艰巨的任务，尤其是在硬件受限的情况下，从而导致如何缓解这个问题成为一项亟待解决的技术问题。

发明内容

本公开提供了一种模型构建方法、图像生成方法、装置、设备、介质。

为了实现上述目的，本公开提供的技术方案如下：

本公开提供一种模型构建方法，所述方法包括：

获取训练数据集；所述训练数据集包括第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息；

利用所述训练数据集对超网络进行训练；

从已训练的超网络中搜索教师模型和学生模型；

依据所述训练数据集、所述教师模型以及所述学生模型进行模型蒸馏，得到图像生成模型。

在一种可能的实施方式下，所述超网络的训练过程，包括：

从所述超网络中确定教师生成器和学生生成器；

依据所述训练数据集、所述教师生成器和所述学生生成器进行模型蒸馏，得到已训练的超网络。

在一种可能的实施方式下，所述从所述超网络中确定教师生成器和学生生成器，包括：

从所述超网络中采样第一子网络和第二子网络；所述第一子网络的网络尺寸大于所述第二子网络的网络尺寸；

根据所述第一子网络，确定所述教师生成器；

根据所述第二子网络，确定所述学生生成器。

在一种可能的实施方式下，所述第一子网络包括最大子网络；

所述第二子网络包括最小子网络和随机子网络中的至少一个。

在一种可能的实施方式下，所述训练数据集还包括第二样本图像；

所述依据所述训练数据集、所述教师生成器和所述学生生成器进行模型蒸馏，得到已训练的超网络，包括：

利用所述第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息，确定所述教师生成器的损失表征数据；

利用所述第二样本图像和所述第二样本图像对应的第一伪标签，确定所述学生生成器的损失表征数据；所述第一伪标签是由所述教师生成器针对所述第二样本图像进行处理所得到的；

根据所述教师生成器的损失表征数据和所述学生生成器的损失表征数据，更新所述超网络、所述教师生成器以及所述学生生成器。

在一种可能的实施方式下，所述更新所述超网络、所述教师生成器以及所述学生生成器之后，所述方法还包括：

继续执行所述利用所述第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息，确定所述教师生成器的损失表征数据的步骤，直至达到第一停止条件。

在一种可能的实施方式下，所述训练数据集还包括第二样本图像；

所述依据所述训练数据集、所述教师生成器和所述学生生成器进行模型蒸馏，得到已训练的超网络，包括：

利用所述第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息，更新所述教师生成器；

利用所述第二样本图像和所述第二样本图像对应的第二伪标签，确定所

述学生生成器的损失表征数据；所述第二伪标签是由更新后的教师生成器针对所述第二样本图像进行处理所得到的；

根据所述学生生成器的损失表征数据，更新所述超网络、所述教师生成器以及所述学生生成器，并继续执行所述利用所述第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息，更新所述教师生成器的步骤，直至达到第二停止条件。

在一种可能的实施方式下，所述从已训练的超网络中搜索教师模型和学生模型，包括：

依据第一模型约束，从已训练的所述超网络中搜索所述学生模型，以使所述学生模型满足所述第一模型约束；

依据所述第二模型约束，从已训练的所述超网络中搜索至少一个教师模型，以使各所述教师模型均满足所述第二模型约束，所述至少一个教师模型满足预设模型架构条件。

在一种可能的实施方式下，所述至少一个教师模型包括满足预设模型深度条件的教师模型和满足预设模型宽度条件的教师模型；

和/或，

所述第二模型约束是根据所述第一模型约束所确定的，以使各所述教师模型与所述学生模型在一个或者多个模型指标上满足预设倍数条件。

在一种可能的实施方式下，所述训练数据集还包括第二样本图像；

所述依据所述训练数据集、所述教师模型以及所述学生模型进行模型蒸馏，得到图像生成模型，包括：

利用所述第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息，更新所述教师模型；

利用所述第二样本图像和所述第二样本图像对应的第三伪标签，更新所述学生模型，并继续执行所述利用所述第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息，更新所述教师模型的步骤，直至在达到第三停止条件时，根据所述学生模型，确定所述图像生成模型；所述第三伪标签是由更新后的教师模型针对所述第二样本图像进行处理所得到的。

在一种可能的实施方式下，所述利用所述第二样本图像和所述第二样本图像对应的第三伪标签，更新所述学生模型，包括：

利用所述第一样本图像、所述第一样本图像对应的第四伪标签、所述第二样本图像以及所述第二样本图像对应的第三伪标签，更新所述学生模型；所述第四伪标签是由更新后的教师模型针对所述第一样本图像进行处理所得到的。

在一种可能的实施方式下，所述学生模型的更新过程，包括：

利用所述第二样本图像和所述第二样本图像对应的第三伪标签，确定所述学生模型的第一蒸馏损失；

根据所述第一蒸馏损失，确定所述学生模型的损失表征数据；

根据所述学生模型的损失表征数据，更新所述学生模型。

在一种可能的实施方式下，所述根据所述第一蒸馏损失，确定所述学生模型的损失表征数据，包括：

根据所述第一蒸馏损失以及所述第一蒸馏损失对应的加权权重，确定所述学生模型的损失表征数据；所述加权权重是根据所述第三伪标签的置信度所确定的；所述置信度是根据更新后的教师模型、更新后的教师模型对应的判别器以及所述第二样本图像所确定的。

在一种可能的实施方式下，所述加权权重的确定过程，包括：

若所述置信度低于置信度阈值，则从预设区间中随机选择一个数值，确定为所述加权权重；

若所述置信度不低于所述置信度阈值，则将预设数值确定为所述加权权重。

在一种可能的实施方式下，所述置信度阈值的确定过程，包括：

利用更新后的教师模型对至少一个图像数据进行处理，得到各个图像数据对应的生成图像；所述至少一个图像数据包括所述第二样本图像和/或所述第一样本图像；

利用更新后的教师模型对应的判别器对各所述生成图像进行判别处理，得到各所述生成图像对应的判别结果；

针对至少一个所述生成图像对应的判别结果进行数据分析处理，得到所述置信度阈值。

本公开提供了一种图像生成方法，所述方法包括：

获取待处理图像；

利用预先构建的图像生成模型对所述待处理图像进行处理，得到图像生成结果；所述图像生成模型是利用本公开提供的模型构建方法所构建的。

本公开提供了一种模型构建装置，包括：

第一获取单元，用于获取训练数据集；所述训练数据集包括第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息；

第一训练单元，用于利用所述训练数据集对超网络进行训练；

网络搜索单元，用于从已训练的超网络中搜索教师模型和学生模型；

第二训练单元，用于依据所述训练数据集、所述教师模型以及所述学生模型进行模型蒸馏，得到图像生成模型。

本公开提供了一种图像生成装置，包括：

第二获取单元，用于获取待处理图像；

图像生成单元，用于利用预先构建的图像生成模型对所述待处理图像进行处理，得到图像生成结果；所述图像生成模型是利用本公开提供的模型构建方法所构建的。

本公开提供了一种电子设备，所述设备包括：处理器和存储器；

所述存储器，用于存储指令或计算机程序；

所述处理器，用于执行所述存储器中的所述指令或计算机程序，以使得所述电子设备执行本公开提供的模型构建方法或者图像生成方法。

本公开提供了一种计算机可读介质，所述计算机可读介质中存储有指令或计算机程序，当所述指令或计算机程序在设备上运行时，使得所述设备执行本公开提供的模型构建方法或者图像生成方法。

本公开提供了一种计算机程序产品，其包括承载在非暂态计算机可读介质上的计算机程序，该计算机程序包含用于执行本公开提供的模型构建方法或者图像生成方法的程序代码。

附图说明

为了更清楚地说明本公开实施例的技术方案，下面将对实施例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公开中记载的一些实施例，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它的附图。

图 1 为本公开实施例提供的一种模型构建方法的流程图；

图 2 为本公开实施例提供的一种模型构建过程的示意图；

图 3 为本公开实施例提供的一种图像生成方法的流程图；

图 4 为本公开实施例提供的一种模型构建装置的结构示意图；

图 5 为本公开实施例提供的一种图像生成装置的结构示意图；以及

图 6 为本公开实施例提供的一种电子设备的结构示意图。

具体实施方式

为了使本技术领域的人员更好地理解本公开方案，下面将结合本公开实施例中的附图，对本公开实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例仅是本公开一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本公开中的实施例，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，都属于本公开保护的范围。

为了更好地理解本公开所提供的技术方案，下面先结合一些附图对本公开提供的模型构建方法进行说明。如图 1 所示，本公开实施例提供的模型构建方法，包括下文 S101-S104。其中，该图 1 为本公开实施例提供的一种模型构建方法的流程图。

S101：获取训练数据集；训练数据集包括第一样本图像和第一样本图像对应的标签信息。

其中，训练数据集是指在模型训练过程中所需使用的数据集（比如，由图 1 所示的有标签的训练数据与无标签的训练数据所构成的数据集）。

需要说明的是，本公开不限定上段中的有标签的训练数据，例如，其可以采用$\mathcal{A}=\{x_i,y_i\}_{i=1}^{M}$进行实施。其中，该$\mathcal{A}$表示一个有标签的训练数据的集合；该$\{x_i,y_i\}$表示第 i 个有标签的训练数据，i 为正整数，1≤i≤M，M 为正整数，M 表示有标签的训练数据的个数；x_i表示第 i 个有标签的训练数据中的图像数据；y_i表示该x_i对应的标签信息，该标签信息可以借助人工标注方式进行获取，也可以借助其他方式进行获取，本公开对此不做具体限定。另外，本公开不限定该y_i的表达方式，例如，其可以采用图像数据进行表达。此外，本公开不限定该y_i的实施方式，例如，在图像的深度估计领域中，y_i可以是指x_i的真实深度图。又如，在图像的脸部识别领域中，y_i可以是指x_i的真实脸

部标记图，以使该y_i能够表示出脸部区域在该x_i中实际所处区域。还如，在图像风格变化领域中，y_i可以是指目标图像域的图像，该目标图像域的域风格与x_i这一图像数据所具有的数据域风格不同，而且本公开不限定该目标图像域，比如，其可以是具有水彩风格的图像域、具有卡通风格的图像域、具有简笔画风格的图像域、或者具有黑白风格的图像域等。

还需要说明的是，本公开不限定上文无标签的训练数据，例如，其可以采用$\mathcal{U}=\{z_k\}_{k=1}^{N-M}$进行实施。其中，该$\mathcal{U}$表示一个无标签的训练数据的集合；$z_k$表示第 k 个无标签的训练数据，k 为正整数，1≤k≤N-M，N 为正整数，N 表示上文训练数据集中的训练数据的个数。

另外，本公开不限定上文训练数据集的实施方式，例如，在一些应用场景（比如，全监督训练场景）下，该训练数据集可以包括第一样本图像（比如，x_i）和该第一样本图像对应的标签信息（比如，y_i）；其中，该第一样本图像是指在模型训练过程中所需使用的具有标签信息的图像数据；该第一样本图像对应的标签信息是指预先针对该第一样本图像所标注的标签。需要说明的是，本公开不限定该第一样本图像的个数。

实际上，为了尽可能地降低训练数据的获取难度，可以使用一些有标签的训练数据以及一些无标签的训练数据进行模型训练，以使模型不仅能够从这些有标签的训练数据中学习到知识，还能够从这些无标签的训练数据中学习到某一个分布域下的结构性特征。基于此，本公开还提供了上文训练数据集的一种可能的实施方式，在该实施方式中，该训练数据集可以不仅包括第一样本图像以及该第一样本图像对应的标签信息，可以还包括第二样本图像（比如，z_k）。其中，该第二样本图像是指在模型训练过程中所需使用的不具有标签信息的图像数据。需要说明的是，本公开不限定该第二样本图像的个数。

可见，在一些应用场景下，上文的训练数据集不仅包括一些有标签的训练数据，还可以包括一些无标签的训练数据，以使这些无标签的训练数据能够为模型训练过程带来一些额外的监督信息，从而增强模型泛化性，进而有利于模型学习到某一个分布域下的结构性特征，如此能够实现在尽可能少地付出标注成本的前提下提高训练数据量。

此外，本公开不限定上文训练数据集的获取方式。

S102：利用训练数据集对超网络进行训练。

其中，超网络用于表示一个搜索空间（比如，图 2 所示的搜索空间），以使该超网络可以提供一些具有不同网络结构的子网络（比如，一些具有不同深度和宽度的子网络等）。例如，该超网络用于表示搜索空间$S=\{G_t\}$；该G_t表示从该搜索空间（也就是，该超网络）中采样所得的一个子网络，t 为正整数，t≤该超网络所能提供的子网络的总数。

实际上，为了更好地提高模型构建效果，本公开提供了上文超网络的一种可能的实施方式，在该实施方式中，该超网络具有动态可调的深度和宽度，以使该超网络的深度和宽度能够随着针对该超网络的训练过程进行动态地调整处理。

另外，本公开不限定上文 S102 的实施方式，例如，当上文训练数据集只包括有标签的训练数据时，可以采用现有的或者未来出现的任意一种能够针对超网络进行监督训练的方法进行实施。又如，当上文训练数据集包括一些有标签的训练数据和一些无标签的训练数据时，可以采用现有的或者未来出现的任意一种能够针对超网络进行半监督训练的方法进行实施。

实际上，为了更好地提高模型构建效果，可以借助蒸馏算法（比如，在线蒸馏算法）实现针对超网络的训练过程。基于此，本公开还提供了上文 S102 的一种可能的实施方式，其具体可以包括下文步骤 11-步骤 12。

步骤 11：从超网络中确定教师生成器和学生生成器。

教师生成器是指从超网络中采样所得的一种具有较大网络尺寸的子网络；而且该教师生成器具有图像生成功能（例如，图像生成功能等）；还有，本公开不限定该教师生成器，例如，其可以为图 2 所示的最大子网络。其中，该网络尺寸用于描述一个网络在至少一个维度（比如，深度和/或宽度）上所呈现的尺寸，以使该网络尺寸能够表征出该网络的大小。需要说明的是，本公开不限定该“至少一个维度”的实施方式，例如，其可以包括深度和/或宽度。

学生生成器是指从超网络中采样所得的另一种或者多种子网络；而且该学生生成器具有图像生成功能（例如，图像生成功能等）；还有，该学生生成器的网络尺寸可以小于上文教师生成器的网络尺寸，以使最终已训练的学生生成器能够表示出针对该教师生成器的压缩结果。

另外，本公开不限定上文学生生成器的实施方式，例如，该学生生成器

可以为图 2 所示的随机子网络。又如，该学生生成器可以包括图 2 所示的最小子网络和随机子网络。其中，该随机子网络是指从该超网络中随机采样所得的子网络。该最小子网络是按照预先设定的最小子网络采样规则从该超网络中采样所得的子网络。需要说明的是，本公开不限定该最小子网络采样规则，例如，该最小子网络采样规则可以预先依据应用场景所设定。

此外，本公开不限定上文步骤 11 的实施方式，例如，其具体可以采用现有的或者未来出现的任意一种能够从超网络中抽取出一些网络尺寸不同的子网络的方法进行实施。

实际上，为了更好地提高超网络的训练效果，本公开还提供了上文步骤 11 的一种可能的实施方式，其具体可以包括下文步骤 111-步骤 113。

步骤 111：从超网络中采样第一子网络和第二子网络；该第一子网络的网络尺寸大于该第二子网络的网络尺寸。

其中，第一子网络是指从超网络中采样所得、具有较大网络尺寸的子网络；而且本公开不限定该第一子网络，例如，该第一子网络可以包括从该超网络中采样所得的最大子网络。

第二子网络是指从超网络中采样所得、具有较小网络尺寸的子网络；而且本公开不限定该第二子网络，例如，该第二子网络可以包括从该超网络中采样所得的最小子网络和随机子网络中的至少一个。可见，在一种可能的实施方式下，该第二子网络可以包括一个最小子网络以及一个或者多个随机子网络。

步骤 112：根据上文第一子网络，确定教师生成器。

需要说明的是，本公开不限定步骤 112 的实施方式，例如，其具体可以为：在获取到上文第一子网络之后，可以将该第一子网络直接确定为教师生成器。可见，在一种可能的实施方式下，该教师生成器可以是指从超网络中采样所得的最大子网络。

步骤 113：根据上文第二子网络，确定学生生成器。

需要说明的是，本公开不限定步骤 113 的实施方式，例如，其具体可以为：在获取到上文第二子网络之后，可以将该第二子网络直接确定为学生生成器。可见，在一种可能的实施方式下，该学生生成器可以包括从超网络中采样所得的一个最小子网络以及一个或者多个随机子网络。

基于上文步骤 11 的相关内容可知，在获取到用于表示搜索空间的超网络之后，可以从该超网络中采样教师生成器以及学生生成器，以便后续能够基于该教师生成器以及学生生成器进行模型蒸馏，以得到已训练的超网络。

步骤 12：依据训练数据集、教师生成器和学生生成器进行模型蒸馏，得到已训练的超网络。

需要说明的是，本公开不限定步骤 12 的实施方式，例如，其可以采用现有的或者未来出现的任意一种模型蒸馏方法（比如，在线蒸馏算法等）进行实施。可见，在一种可能的实施方式下，当上文训练数据集包括一些有标签的训练数据时，该步骤 12 具体可以为：利用这些有标签的训练数据、教师生成器和学生生成器进行模型蒸馏，得到已训练的超网络。

实际上，为了更好地降低超网络的训练过程针对标签信息的依赖，可以采用半监督方式训练该超网络。基于此，本公开还提供了上文步骤 12 的一种可能的实施方式，在该实施方式中，当上文训练数据集包括第一样本图像、该第一样本图像对应的标签信息、以及第二样本图像时，该步骤 12 具体可以包括下文步骤 121-步骤 123。

步骤 121：利用第一样本图像和该第一样本图像对应的标签信息，确定教师生成器的损失表征数据。

其中，教师生成器的损失表征数据用于表征该教师生成器的图像生成性能（例如，图像生成性能）；而且本公开不限定该教师生成器的损失表征数据的确定过程，例如，其可以采用现有的或者未来出现的任一种能够确定出该教师生成器在有标签的训练数据上所呈现的损失的方法进行实施。

实际上，为了更好地提高针对教师生成器的损失确定效果，本公开还提供了上文教师生成器的损失表征数据的确定过程的一种可能的实施方式，在该实施方式中，当该教师生成器为生成对抗网络（Generative Adversarial Networks，GAN）中的生成器时，该教师生成器的损失表征数据的确定过程，具体可以包括下文步骤 1211-步骤 1213。

步骤 1211：利用第一样本图像、该第一样本图像对应的标签信息、教师生成器以及该教师生成器对应的判别器，确定该教师生成器对应的对抗损失。

其中，教师生成器对应的判别器是指在评估该教师生成器的性能时所需借助的判别器；而且可以利用该教师生成器对应的判别器与该教师生成器组

成一个生成对抗网络。

教师生成器对应的对抗损失是指由该教师生成器以及该教师生成器对应的判别器所构成的生成对抗网络所呈现的损失。

另外，本公开不限定上文教师生成器对应的对抗损失的确定过程，例如，其可以采用现有的或者未来出现的任一种 GAN 的对抗损失的确定方法（例如，下文公式（1）所示的确定方式）进行实施。

$$L_{GAN}(G_T, D) = \mathbb{E}_{x,y}[\log D(x,y)] + \mathbb{E}_x[\log(1 - D(x, G_T(x)))] \quad (1)$$

式（1）中，$L_{GAN}(G_T, D)$表示上文教师生成器对应的对抗损失；G_T表示该教师生成器；D表示该教师生成器对应的判别器；x表示样本图像数据（例如，上文第一样本图像）；y表示该样本图像数据对应的标签信息（例如，该第一样本图像对应的标签信息）；$G_T(x)$表示将该样本图像数据输入该教师生成器G_T之后由该教师生成器G_T所输出的图像数据；$\mathbb{E}_{x,y}[\,]$表示在训练数据$\{x, y\}$下的期望函数；$\mathbb{E}_x[\,]$表示在样本图像数据下的期望函数。

基于上文步骤 1211 的相关内容可知，在获取到教师生成器G_T之后，可以利用一些有标签的训练数据$\{x_i, y_i\}_{i=1}^{M}$、该教师生成器G_T、以及该教师生成器G_T对应的判别器 D，确定该教师生成器G_T对应的对抗损失，以便后续能够基于该对抗损失，优化该教师生成器G_T以及该教师生成器G_T对应的判别器 D，以使最终已训练的教师生成器G_T能够实现将x_i映射到y_i这一目标，并使得最终已训练的判别器 D 能够实现将由该教师生成器G_T所输出的生成图像与真实图像区分开。

步骤 1212：利用第一样本图像、该第一样本图像对应的标签信息以及教师生成器，确定该教师生成器对应的重建损失。

其中，教师生成器对应的重建损失用于表征该教师生成器的图像生成性能，以便后续能够借助该重建损失促使该教师生成器的输出图像与真实标签相接近。

另外，本公开不限定上文教师生成器对应的重建损失的确定过程，例如，其可以采用现有的或者未来出现的任一种图像生成器的重建损失的确定方法（例如，下文公式（2）所示的确定方式）进行实施。

$$L_{recon}(G_T) = \mathbb{E}_{\{x,y\}}[y - G_T(x)] \quad (2)$$

式（2）中，$L_{recon}(G_T)$表示教师生成器对应的重建损失；G_T表示该教师

生成器；x表示样本图像数据（例如，上文第一样本图像）；y表示该样本图像数据对应的标签信息（例如，该第一样本图像对应的标签信息）；$G_T(x)$表示将该样本图像数据输入该教师生成器G_T之后由该教师生成器G_T所输出的图像数据；$\mathbb{E}_{x,y}[]$表示在训练数据$\{x,y\}$下的期望函数。

基于上文步骤 1212 的相关内容可知，当上文第一样本图像对应的标签信息为图像数据，而且上文教师生成器属于 GAN 中的生成器时，可以将上文第一样本图像输入该教师生成器，以得到由该教师生成器所输出的生成图像；再依据该生成图像与该第一样本图像对应的标签信息之间的相似程度，确定该教师生成器对应的重建损失，以使该重建损失能够表示出该教师生成器所具有的图像生成性能，以便后续能够基于该重建损失优化该教师生成器，以使优化后的教师生成器具有更好的图像生成性能。

步骤 1213: 依据上文教师生成器对应的对抗损失和该教师生成器对应的重建损失，确定该教师生成器的损失表征数据（例如，图 2 所示的监督损失 1）。

本公开中，在获取到上文教师生成器对应的对抗损失和该教师生成器对应的重建损失之后，可以依据两项损失确定该教师生成器的损失表征数据（如下文公式（3）所示的确定方式），以使该损失表征数据能够更全面且准确地表示出该教师生成器所呈现的图像生成性能。

$$L_{sup}^{\mathcal{A}}(G_T) = \arg\min_{G_T}\max_{D} L_{GAN}(G_T, D) + L_{recon}(G_T) \qquad (3)$$

式（3）中，$L_{sup}^{\mathcal{A}}(G_T)$表示上文教师生成器的损失表征数据；$L_{GAN}(G_T, D)$表示上文教师生成器对应的对抗损失；$G_T$表示该教师生成器；$D$表示该教师生成器对应的判别器；$L_{recon}(G_T)$表示教师生成器对应的重建损失。

基于上文步骤 1211 至步骤 1213 的相关内容可知，对于教师生成器来说，可以利用一些有标签的训练数据（比如，上文第一样本图像和该第一样本图像对应的标签信息），确定该教师生成器在这些有标签的训练数据上所呈现的损失（也就是，监督损失），以便后续能够基于该损失优化该教师生成器。

步骤 122: 利用第二样本图像和该第二样本图像对应的第一伪标签，确定学生生成器的损失表征数据；该第一伪标签是由教师生成器针对该第二样本图像进行处理所确定的。

其中，第二样本图像对应的第一伪标签是指由上文教师生成器针对该第

二样本图像的处理结果，以便后续能够将该处理结果作为该第二样本图像的伪标签指导学生生成器的优化过程，如此能够实现由该教师生成器指导学生生成器的目的，从而能够实现在不依赖判别器的情况下完成针对该学生生成器的优化处理。

学生生成器的损失表征数据用于表征该学生生成器的图像生成性能（比如，图像生成性能）；而且本公开不限定该学生生成器的损失表征数据的确定过程，例如，其可以采用现有的或者未来出现的任意一种能够针对该学生生成器计算损失的方法（比如，在线蒸馏损失等）进行实施。

实际上，在一些应用场景下，为了更好地提高超网络的训练效果，上文学生生成器可以包括从该超网络中采样所得的至少两个子网络。基于此，本公开还提供了上文步骤 122 的一种可能的实施方式，在该实施方式中，当该学生生成器包括最小子网络和随机子网络时，该步骤 122 具体可以包括下文步骤 1221-步骤 1223。

步骤 1221：利用第二样本图像和该第二样本图像对应的第一伪标签，确定最小子网络的在线蒸馏损失，以使该在线蒸馏损失能够表示出该最小子网络的图像生成性能。

需要说明的是，本公开不限定步骤 1221 的实施方式，例如，其可以采用现有的或者未来出现的任意一种能够计算出一个模型的在线蒸馏损失的方法进行实施。

步骤 1222：利用第二样本图像和该第二样本图像对应的第一伪标签，确定随机子网络的在线蒸馏损失，以使该在线蒸馏损失能够表示出该随机子网络的图像生成性能。

需要说明的是，本公开不限定步骤 1222 的实施方式，例如，其可以采用现有的或者未来出现的任意一种能够计算出一个模型的在线蒸馏损失的方法进行实施。

步骤 1223：依据最小子网络的在线蒸馏损失和随机子网络的在线蒸馏损失，确定学生生成器的损失表征数据。

本公开中，当上文学生生成器包括最小子网络和随机子网络时，在获取到该最小子网络的在线蒸馏损失和该随机子网络的在线蒸馏损失之后，可以依据这两项损失确定该学生生成器的损失表征数据（例如，可以采用下文公

式（4）进行实现）。

$$L_{dist}^{u}(G_r, G_s) = L_{OD}\left(G_T(x^u), G_r(x^u)\right) + L_{OD}\left(G_T(x^u), G_s(x^u)\right) \quad (4)$$

式（4）中，$L_{dist}^{u}(G_r, G_s)$表示学生生成器的损失表征数据；G_r表示随机子网络；G_s表示最小子网络；$L_{OD}\left(G_T(x^u), G_r(x^u)\right)$表示随机子网络的在线蒸馏损失；$x^u$表示无标签的训练数据（例如，第二样本图像）；$G_T(x^u)$表示由上文教师生成器处理该$x^u$时所生成的图像数据（例如，该第二样本图像对应的第一伪标签）；$G_r(x^u)$表示由随机子网络处理该x^u时所生成的图像数据；$L_{OD}\left(G_T(x^u), G_s(x^u)\right)$表示最小子网络的在线蒸馏损失；$G_s(x^u)$表示由最小子网络处理该$x^u$时所生成的图像数据。

基于上文步骤 1221 至步骤 1223 的相关内容可知，在一些应用场景下，如果上文学生生成器包括多个子网络，则可以在上文教师生成器的指导下，先确定出各个子网络在这些无标签的训练数据上所呈现的在线蒸馏损失；再将所有子网络对应的在线蒸馏损失进行加和，以得到该学生生成器的损失表征数据，以使该损失表征数据能够更好地表示出该学生生成器所具有的图像生成性能。

步骤 123：根据教师生成器的损失表征数据和学生生成器的损失表征数据，更新超网络、教师生成器以及学生生成器。

本公开中，在获取到教师生成器的损失表征数据和学生生成器的损失表征数据之后，可以依据这两项损失，更新超网络、教师生成器以及学生生成器，以使更新后的超网络、更新后的教师生成器以及更新后的学生生成器均具有较好的图像生成性能。

另外，本公开不限定上文步骤 123 的实施方式，例如，在一些应用场景下，该步骤 123 具体可以包括下文步骤 1231-步骤 1233。

步骤 1231：根据教师生成器的损失表征数据和学生生成器的损失表征数据，确定超网络的损失表征数据，以使该损失表征数据能够比较好的表示出该超网络的图像生成性能。

需要说明的是，本公开不限定步骤 1231 的实施方式，例如，其可以采用下文公式（5）进行实施。

$$L_{hypernetwork} = L_{sup}^{\mathcal{A}}(G_T) + L_{dist}^{u}(G_r, G_s) \quad (5)$$

式（5）中，$L_{hypernetwork}$表示超网络的损失表征数据；$L_{sup}^{\mathcal{A}}(G_T)$表示教

师生成器的损失表征数据；$L_{dist}^{u}(G_r, G_s)$表示学生生成器的损失表征数据。

步骤 1232：依据超网络的损失表征数据，更新该超网络。

本公开中，在获取到超网络的损失表征数据之后，可以依据该超网络的损失表征数据，更新该超网络（尤其是，更新该超网络的深度和/或宽度），以使更新后的超网络具有更好的图像生成性能。需要说明的是，本公开不限定该超网络的更新方式。

步骤 1233：从更新后的超网络中确定教师生成器以及学生生成器，以得到更新后的教师生成器以及更新后的学生生成器。

本公开中，在获取到更新后的超网络之后，可以从该更新后的超网络中重新采样一些子网络（比如，最大子网络、最小子网络以及随机子网络），并基于这些采样所得子网络，确定更新后的教师生成器以及更新后的学生生成器（比如，将该最大子网络确定为更新后的教师生成器，并将该最小子网络以及随机子网络确定为更新后的学生生成器）。

基于上文步骤 1231 至步骤 1233 的相关内容可知，在获取到教师生成器的损失表征数据和学生生成器的损失表征数据之后，可以基于这两项损失确定上文超网络的损失表征数据，以使该损失表征数据能够比较好的表示出该超网络的图像生成性能；再基于该超网络的损失表征数据，更新该超网络、教师生成器以及学生生成器，以使更新后的超网络、更新后的教师生成器以及更新后的学生生成器均具有较好的图像生成性能。

基于上文步骤 121 至步骤 123 的相关内容可知，在一些应用场景下，可以借助半监督方式训练超网络，其过程大致为：在一些有标签的训练数据集上确定该超网络中的最大子网络的损失，并利用该最大子网络在一些无标签的训练数据集上指导确定该超网络中一些其他子网络（比如，最小子网络和随机子网络等）的损失，以便后续能够基于这两种损失优化超网络，如此能够借助这种由一些网络尺寸比较小的子网络与最大子网络之间的互助方式优化该超网络。

实际上，为了更好地提高超网络的图像生成性能，可以通过多次迭代方式完成针对该超网络的训练过程。基于此，本公开还提供了上文步骤 12 的另一种可能的实施方式，在该实施方式中，当上文训练数据集包括第一样本图像、该第一样本图像对应的标签信息、以及第二样本图像时，该步骤 12 不仅

包括上文步骤 121-步骤 123，可以还包括下文步骤 124。

步骤 124：判断是否达到第一停止条件，若是，则结束针对超网络的训练过程；若否，则返回继续执行上文步骤 121 及其后续步骤。

其中，第一停止条件是指上文超网络的训练过程结束时所需达到的条件；而且本公开不限定该第一停止条件，例如，其可以是该超网络的损失表征数据低于第一阈值，或者该超网络的损失表征数据的变化率低于第二阈值，或者该超网络的更新次数达到第三阈值。该第一阈值、第二阈值以及该第三阈值均可以预先设定。

另外，本公开不限定上文步骤 124 的执行时间，例如，该步骤 124 的执行时间可以晚于上文步骤 123 的执行时间。

基于上文步骤 121 至步骤 124 的相关内容可知，在一些应用场景下，可以借助半监督方式+迭代方式训练超网络，如此能够借助这种由该超网络中一些网络尺寸比较小的子网络与最大子网络之间的互助+渐进方式不断地优化该超网络，从而使得已训练的超网络具有较好的图像生成性能，从而使得已训练的超网络中各个子网络也具有较好的图像生成性能。

在一些应用场景下，可以借助针对教师生成器以及学生生成器进行交替更新的方式实现针对超网络的训练过程。基于此，本公开还提供了上文步骤 12 的又一种可能的实施方式，在该实施方式中，当上文训练数据集包括第一样本图像、该第一样本图像对应的标签信息、以及第二样本图像时，该步骤 12 具体可以包括下文步骤 21-步骤 24。

步骤 21：利用第一样本图像和该第一样本图像对应的标签信息，更新教师生成器。

需要说明的是，本公开不限定步骤 21 的实施方式，例如，其具体可以为：先利用第一样本图像和该第一样本图像对应的标签信息，确定教师生成器的损失表征数据；再依据该教师生成器的损失表征数据，更新该教师生成器，以使更新后的教师生成器具有更好地性能。

实际上，在一些应用场景下，可以超网络可以随着教师生成器的更新也进行更新。基于此，本公开不限定上文步骤 21 的实施方式，例如，其具体可以为：利用第一样本图像和该第一样本图像对应的标签信息，更新教师生成器和超网络。也就是，在一种可能的实施方式下，可以先利用第一样本图像

和该第一样本图像对应的标签信息，确定教师生成器的损失表征数据；再依据该教师生成器的损失表征数据，更新该超网络，以使更新后的具有更好的模型性能；然后，从更新后的超网络中采样出一个子网络（比如，最大子网络），确定为更新后的教师生成器，如此能够实现在更新教师生成器的同时也更新超网络。

步骤 22：利用第二样本图像和该第二样本图像对应的第二伪标签，确定学生生成器的损失表征数据；该第二伪标签是由更新后的教师生成器针对该第二样本图像进行处理所得到的。

其中，第二样本图像对应的第二伪标签是指由更新后的教师生成器针对该第二样本图像的处理结果，以便后续能够将该处理结果作为该第二样本图像的伪标签指导学生生成器的优化过程，如此能够实现由更新后的教师生成器指导学生生成器的目的，从而能够实现在不依赖判别器的情况下完成针对该学生生成器的优化处理。

另外，步骤 22 的实施方式类似于上文步骤 122 的实施方式，为了简要起见，在此不再赘述。

步骤 23：判断是否达到第二停止条件，若是，则结束针对超网络的训练过程；若否，则根据学生生成器的损失表征数据，更新超网络、教师生成器以及学生生成器，并返回继续执行上文步骤 21 及其后续步骤。

其中，第二停止条件是指上文超网络的训练过程结束时所需达到的条件；而且本公开不限定该第二停止条件，例如，其可以是该超网络的损失表征数据低于第一阈值，或者该超网络的损失表征数据的变化率低于第二阈值，或者该超网络的更新次数达到第三阈值。该第一阈值、第二阈值以及该第三阈值均可以预先设定。

另外，本公开不限定上文步骤“根据学生生成器的损失表征数据，更新超网络、教师生成器以及学生生成器”的实施方式，例如，其可以采用上文步骤 123 所示的实施方式进行实施。又如，如果超网络会随时教师生成器的更新也进行更新，则为了更好地提高模型更新效率，则该更新过程具体可以包括：先根据学生生成器的损失表征数据，更新超网络；再从更新后的超网络中采样出一些子网络（比如，最大子网络、最小子网络以及随机子网络），并基于这些子网络确定出更新后的教师生成器和更新后的学生生成器。

基于上文步骤21至步骤23的相关内容可知，在一些应用场景下，可以借助另一种半监督方式训练超网络，其过程大致为：先在一些有标签的训练数据集上更新该超网络中的最大子网络，再利用更新后的最大子网络在一些无标签的训练数据集上指导该超网络中一些其他子网络（比如，最小子网络和随机子网络等）的训练过程，以使这些其他子网络能够从这些无标签的训练数据中更好地吸收知识并通过权重共享机制进一步地优化该超网络，如此能够借助这种由一些网络尺寸比较小的子网络与最大子网络之间的交替更新方式优化该超网络。

基于上文步骤11至步骤12的相关内容可知，在构建出一个深度和宽度可以动态变化的超网络之后，可以通过针对该超网络中最大子网络进行监督训练，并在该最大子网络指导下，完成该超网络中一些其他子网络（比如，最小子网络和随机子网络等）在一些无标签的训练数据上的训练过程，以使这些其他子网络能够从这些无标签的训练数据中吸收知识，如此能够借助这种由该超网络中一些网络尺寸比较小的子网络与最大子网络之间的互助策略以及渐进式协作的方式不断地优化该超网络，从而使得已训练的超网络具有较好的图像生成性能，从而使得已训练的超网络中各个子网络也具有较好的图像生成性能。

S103：从已训练的超网络中搜索教师模型和学生模型。

其中，教师模型是指从已训练的超网络中搜索到的一个子网络，以使该教师模型能够指导学生模型的训练过程。

学生模型是指从已训练的超网络中搜索到的另一个子网络，以使该学生模型的结构比教师模型的结构更简单。

另外，本公开不限定上文S103的实施方式，例如，其具体可以包括下文步骤31-步骤32。

步骤31：依据第一模型约束，从已训练的超网络中搜索学生模型，以使该学生模型满足第一模型约束。

其中，第一模型约束是指从已训练的超网络中搜索学生模型时所需依据的约束信息；而且该第一模型约束可以预先依据应用场景（比如，预先依据下文图像生成模型所部署的终端设备的配置信息等）所设定的约束信息，比如，其可以是模型运行时长低于预先设定的第四阈值。

另外，本公开不限定步骤31的实施方式，例如，其具体可以为：依据第一模型约束，利用进化搜索算法从已训练的超网络中搜索学生模型，以使该学生模型满足第一模型约束。需要说明的是，本公开不限定该进化搜索算法的实施方式。

步骤32：依据第二模型约束，从已训练的超网络中搜索至少一个教师模型，以使各教师模型均满足第二模型约束，该至少一个教师模型满足预设模型架构条件。

其中，第二模型约束是指从已训练的超网络中搜索教师模型时所需依据的约束信息；而且该第二模型约束可以预先依据应用场景所设定的约束信息，比如，其可以是模型运行时长低于预先设定的第五阈值。

实际上，为了更好地提高在教师模型的指导下针对学生模型的训练效果，本公开还提供了上文第二模型约束的一种确定过程，例如，其具体可以为：根据上文第一模型约束，确定该第二模型约束，以使满足该第二模型约束的教师模型与满足该第一模型约束的学生模型在一个或者多个模型指标上满足预设倍数条件（比如，该教师模型的计算成本大约是该学生模型的计算成本的 21 倍等）。其中，模型指标可以预先设定，比如，其可以是计算成本。该预设倍数条件可以基于实际的应用场景确定。

上述步骤 32 中“至少一个教师模型”用于表示按照第二模型约束从已训练的超网络中搜索到的、用于指导学生模型的训练过程的教师模型；而且该至少一个教师模型满足预设模型架构条件，以使该至少一个教师模型能够在至少一个维度（比如，深度+宽度等维度）下指导学生模型的训练过程。需要说明的是，该“至少一个维度”是指预先针对学生模型所设定的、需要进行由教师模型进行指导的一个或者多个维度；而且本公开不限定该“至少一个维度”，比如，其可以包括深度和/或宽度。可见，在一种可能的实施方式下，可以借助用于模型深度指导的教师模型以及用于模型宽度指导的教师模型，参与针对该学生模型的训练过程，以使已训练的学生模型具有更好地性能。

其中，预设模型架构条件可以依据应用场景设定，而且本公开不限定该预设模型架构条件，比如，满足该预设模型架构条件的至少一个教师模型的模型架构能够呈现出互补状态。

另外，本公开不限定上段中预设模型架构条件的实施方式，比如，该预

设模型架构条件可以包括预设模型深度条件和预设模型宽度条件，以使满足该预设模型架构条件的至少一个教师模型包括满足预设模型深度条件的教师模型（比如，上文“用于模型深度指导的教师模型”）和满足预设模型宽度条件的教师模型（比如，上文“用于模型宽度指导的教师模型”），从而使得该至少一个教师模型呈现出架构互补状态。其中，该预设模型深度条件是指当搜索用于在模型深度下指导学生模型的训练过程的教师模型时所需依据的条件；而且本公开不限定该预设模型深度条件，比如，该预设模型深度条件可以预先依据实际的应用场景设定，以便后续能够利用满足该预设模型深度条件的教师模型，在模型深度这一维度下指导学生模型的训练过程。该预设模型宽度条件是指当搜索用于在模型宽度下指导学生模型的训练过程的教师模型时所需依据的条件；而且本公开不限定该预设模型宽度条件，比如，该预设模型宽度条件可以预先依据实际的应用场景设定，以便后续能够利用满足该预设模型宽度条件的教师模型，在模型宽度这一维度下指导学生模型的训练过程。

基于上文步骤 31 至步骤 32 的相关内容可知，对于一些应用场景来说，在获取到已训练的超网络之后，可以利用进化搜索算法，从该超网络中搜索出一个基于深度的教师模型、一个基于宽度的教师模型、以及一个学生模型，以便后续能够借助该基于深度的教师模型指导该学生模型在深度方面的优化调整，并借助该基于宽度的教师模型指导该学生模型在宽度方面的优化调整。其中，因已训练的超网络具有较好的图像生成性能，使得该超网络中各个子网络也具有较好的图像生成性能，从而使得从该超网络中搜索所得的两个教师模型以及学生模型均具有较好的性能，如此能够有效地避免从头开始优化模型所导致的不良影响（比如，模型收敛速度比较慢），从而能够有效地提高模型训练效果（比如，加快模型收敛速度）。其中，该基于深度的教师模型是指上文满足预设模型深度条件的教师模型，以使该基于深度的教师模型用于在模型深度这一维度下指导学生模型的训练过程。该基于宽度的教师模型是指上文满足预设模型深度条件的教师模型，以使该基于宽度的教师模型用于在模型宽度这一维度下指导学生模型的训练过程。

还因已训练的超网络能够提供出符合不同约束的子网络，使得本公开可以利用该超网络确定出满足不同约束的各个教师模型以及学生模型，如此能

够有效地避免因手动设计多个教师模型以及学生模型所导致的不良影响（比如，时耗比较长等），从而有利于提高模型构建效果。

S104：依据训练数据集、教师模型以及学生模型进行模型蒸馏，得到图像生成模型。

其中，图像生成模型用于针对该图像生成模型的输入数据进行图像生成；而且本公开不限定该图像生成模型的实施方式，例如，在一些应用场景下，该图像生成模型属于图像生成器，以使该图像生成模型能够基于该图像生成模型的输入数据生成一个新的图像数据。

另外，本公开不限定 S104 中模型蒸馏的实施方式，例如，其可以采用现有的或者未来出现的任意一种模型蒸馏方法（比如，在线蒸馏方法）进行实施。

实际上，为了更好地降低模型蒸馏过程针对标签信息的依赖，本公开还提供了上文 S104 的一种可能的实施方式，在该实施方式中，当上文训练数据集包括第一样本图像、该第一样本图像对应的标签信息、以及第二样本图像时，该 S104 具体可以包括下文步骤 41-步骤 45。

步骤 41：利用第一样本图像和该第一样本图像对应的标签信息，更新教师模型。

需要说明的是，本公开不限定步骤 41 的实施方式，例如，其具体可以为：先利用第一样本图像和该第一样本图像对应的标签信息，确定教师模型的损失表征数据（例如，图 2 所示的监督损失 2）；再依据该教师模型的损失表征数据，更新该教师模型，以使更新后的教师模型具有更好地性能。

步骤 42：利用第二样本图像和该第二样本图像对应的第三伪标签，更新学生模型；该第三伪标签是由更新后的教师模型针对该第二样本图像进行处理所得到的。

其中，第二样本图像对应的第三伪标签是指由更新后的教师模型针对该第二样本图像的处理结果，以便后续能够将该处理结果作为该第二样本图像的伪标签指导学生模型的优化过程，如此能够实现由更新后的教师模型指导学生模型的目的，从而能够实现在不依赖判别器的情况下完成针对该学生模型的优化处理。

另外，本公开不限定步骤 42 的实施方式，例如，其可以采用现有的或者

未来出现的任意一种模型蒸馏方法（比如，在线蒸馏方法）所涉及的学生模型更新过程进行实施。可见，在一种可能的实施方式下，该步骤 42 具体可以为：先利用第二样本图像和该第二样本图像对应的第三伪标签，确定该学生模型的损失表征数据；再基于该学生模型的损失表征数据，更新该学生模型。需要说明的是，该学生模型的损失表征数据的确定过程类似于上文学生生成器的损失表征数据的确定过程，为了简要起见，在此不再赘述。

实际上，因针对学生模型的更新过程无需使用真实的标签信息，故为了更好地提高该学生模型的训练效果，本公开还提供了上文步骤 42 的另一种可能的实施方式，其具体可以为：利用第一样本图像、该第一样本图像对应的第四伪标签、第二样本图像以及该第二样本图像对应的第三伪标签，更新学生模型，如此能够有效地提高该学生模型的训练数据的个数，从而有利于提高该学生模型的训练效果；该第四伪标签是由更新后的教师模型针对该第一样本图像进行处理所得到的。

此外，本公开不限定上文学生模型的更新过程，例如，其具体可以包括下文步骤 421-步骤 423。

步骤 421：利用第二样本图像和该第二样本图像对应的第三伪标签，确定学生模型的第一蒸馏损失。

其中，第一蒸馏损失用于表征学生模型在无标签的训练数据上所呈现的损失。

另外，本公开不限定该第一蒸馏损失的确定过程，例如，当上文“至少一个教师模型”包括基于深度的教师模型和基于宽度的教师模型时，该第一蒸馏损失可以采用下文公式（6）进行实施。

$$L_{dist}^{u}(G^{*}) = L_{OD}(G_{T}^{D}(x^{u}), G^{*}(x^{u})) + L_{OD}(G_{T}^{W}(x^{u}), G^{*}(x^{u})) \quad (6)$$

式（6）中，$L_{dist}^{u}(G^{*})$表示学生模型的第一蒸馏损失；G^{*}表示学生模型；$L_{OD}(G_{T}^{D}(x^{u}), G^{*}(x^{\mathcal{A}}))$表示在基于深度的教师模型的指导下，该学生模型在无标签的训练数据上所呈现的在线蒸馏损失；$L_{OD}(G_{T}^{W}(x^{u}), G^{*}(x^{u}))$表示在基于宽度的教师模型的指导下，该学生模型在无标签的训练数据上所呈现的在线蒸馏损失；x^{u}表示无标签的训练数据；$G_{T}^{D}(x^{u})$表示由该基于深度的教师模型处理该x^{u}时所生成的图像数据；$G^{*}(x^{u})$表示由该学生模型处理该x^{u}时所生成的图像数据；$G_{T}^{W}(x^{u})$表示由该基于宽度的教师模型处理该x^{u}时所生成

的图像数据。

步骤 422：根据学生模型的第一蒸馏损失，确定该学生模型的损失表征数据。

需要说明的是，本公开不限定该步骤422的实施方式，例如，其具体可以为：直接将该学生模型的第一蒸馏损失，确定为该学生模型的损失表征数据。

又如，当上文学生模型借助有标签的训练数据以及无标签的训练数据进行训练时，该学生模型的损失表征数据的确定过程，可以包括下文步骤 51-步骤 52。

步骤 51：利用第一样本图像和该第一样本图像对应的第四伪标签，确定学生模型的第二蒸馏损失。

其中，第一样本图像对应的第四伪标签是指由更新后的教师模型针对该第一样本图像的处理结果，以便后续能够将该处理结果作为该第一样本图像的伪标签指导学生模型的优化过程，如此能够实现由更新后的教师模型指导学生模型的目的，从而能够实现在不依赖判别器的情况下完成针对该学生模型的优化处理。

第二蒸馏损失用于表征学生模型在有标签的训练数据上所呈现的损失。

另外，本公开不限定该第二蒸馏损失的确定过程，例如，当上文“至少一个教师模型”包括基于深度的教师模型和基于宽度的教师模型时，该第二蒸馏损失可以采用下文公式（7）进行实施。

$$L_{dist}^{\mathcal{A}}(G^*) = L_{OD}(G_T^D(x^{\mathcal{A}}), G^*(x^{\mathcal{A}})) + L_{OD}(G_T^W(x^{\mathcal{A}}), G^*(x^{\mathcal{A}})) \quad (7)$$

式（7）中，$L_{dist}^{\mathcal{A}}(G^*)$表示学生模型的第二蒸馏损失；$G^*$表示学生模型；$L_{OD}(G_T^D(x^{\mathcal{A}}), G^*(x^{\mathcal{A}}))$表示在基于深度的教师模型的指导下，该学生模型在有标签的训练数据上所呈现的在线蒸馏损失；$L_{OD}(G_T^W(x^{\mathcal{A}}), G^*(x^{\mathcal{A}}))$表示在基于宽度的教师模型的指导下，该学生模型在有标签的训练数据上所呈现的在线蒸馏损失；$x^{\mathcal{A}}$表示有标签的训练数据；$G_T^D(x^{\mathcal{A}})$表示由该基于深度的教师模型处理该$x^{\mathcal{A}}$时所生成的图像数据；$G^*(x^{\mathcal{A}})$表示由该学生模型处理该$x^{\mathcal{A}}$时所生成的图像数据；$G_T^W(x^{\mathcal{A}})$表示由该基于宽度的教师模型处理该$x^{\mathcal{A}}$时所生成的图像数据。

需要说明的是，本公开不限定步骤51与上文步骤421之间的执行顺序。

步骤 52: 根据学生模型的第一蒸馏损失以及该学生模型的第二蒸馏损失，确定该学生模型的损失表征数据。

需要说明的是，本公开不限定上文步骤 52 的实施方式，例如，其具体可以为：将该学生模型的第一蒸馏损失以及该学生模型的第二蒸馏损失进行加和，得到该学生模型的损失表征数据。

基于上文步骤 51 至步骤 52 的相关内容可知，在一些应用场景下，可以先在多个教师模型的指导下，确定学生模型在无标签的训练数据所呈现的蒸馏损失以及该学生模型在有标签的训练数据所呈现的蒸馏损失；再综合这两种损失，确定该学生模型的损失表征数据，以使该损失表征数据能够更好地表示出该学生模型所具有的性能。

实际上，因教师模型的图像生成能力可能会发生波动，导致基于该教师模型所生成的某些伪标签的可信性不大，故为了避免这些可信性不大的伪标签对学生模型的更新过程造成干扰，可以尽可能的削弱这些可信性不大的伪标签对该学生模型的更新过程所造成的影响。基于此，本公开还提供了上文步骤 422 的一种可能的实施方式，其具体可以为：根据该学生模型的第一蒸馏损失以及该第一蒸馏损失对应的加权权重，确定该学生模型的损失表征数据。其中，该加权权重是根据该第三伪标签的置信度所确定的；该第三伪标签的置信度是根据更新后的教师模型、更新后的教师模型对应的判别器以及第二样本图像所确定的。

其中，第三伪标签的置信度用于表征该第三伪标签的可信性；而且本公开不限定该第三伪标签的置信度的确定过程，例如，其具体可以为：先将第二样本图像输入更新后的教师模型，得到该教师模型输出的第三伪标签；再由该更新后的教师模型对应的判别器针对该第三伪标签进行判别处理，得到该第三伪标签的判别结果，并将该判别结果确定为该第三伪标签的置信度。

第一蒸馏损失对应的加权权重用于表征该第一蒸馏损失的影响程度；而且本公开不限定该第一蒸馏损失对应的加权权重的确定过程，例如，其具体可以包括下文步骤 61-步骤 62。

步骤 61: 若第三伪标签的置信度低于置信度阈值，则从预设区间中随机选择一个数值，确定为上文第一蒸馏损失对应的加权权重。

其中，置信度阈值用于描述可信与不可信的划分边界；而且本公开不限

定该置信度阈值的确定过程，例如，其可以依据应用场景预先设定。

另外，为了更好地提高权重合理性，本公开还提供了一种自动地确定置信度阈值的方式，其具体可以包括下文步骤 71-步骤 73。

步骤 71：利用更新后的教师模型对至少一个图像数据进行处理，得到各个图像数据对应的生成图像；该至少一个图像数据包括第二样本图像和/或第一样本图像。

其中，至少一个图像数据是指在自动地确定置信度阈值时所需参考的图像数据；而且本公开不限定该至少一个图像数据的实施方式，例如，其可以包括上文第二样本图像和/或第一样本图像。

步骤 72：利用更新后的教师模型对应的判别器对各生成图像进行判别处理，得到各生成图像对应的判别结果。

其中，更新后的教师模型对应的判别器是指在针对该教师模型进行更新处理时所涉及的判别器。

步骤 73：针对至少一个生成图像对应的判别结果进行数据分析处理，得到置信度阈值。

其中，数据分析处理是指一种预先设定的数据分析方式；而且本公开不限定该数据分析处理的实施方式，例如，其可以采用现有的或者未来出现的任意一种数据分析方式（例如，最大值、最小值、均值、中值、或者指数移动平均值等）进行实施。可见，在一种可能的实施方式下，该置信度阈值可以是指针对所有生成图像对应的判别结果进行指数移动平均（Exponential Moving Average，EMA）分析所得到的。

基于上文步骤 71 至步骤 73 的相关内容可知，在一些应用场景下，在获取到更新后的教师模型之后，可以利用该教师模型针对训练数据集中各个样本图像进行处理，以得到各个样本图像对应的生成图像；再利用该教师模型对应的判别器对各个生成图像进行判别处理，得到各个生成图像的判别结果；最后，针对所有这些判别结果进行分析，以得到置信度阈值，以使该置信度阈值能够更好地描述出可信与不可信之间的边界线。

预设区间是指预先设定的数值选择区间，以使上文“预设区间中随机选择一个数值”大于或者等于该预设区间中的最小值，并使得该“预设区间中随机选择一个数值”小于或者等于该预设区间中的最大值；而且本公开不限定

该预设区间，例如，该预设区间中的任意一个数值均小于或者等于预先设定的第一数值（比如，1 等）。又如，该预设区间中的任意一个数值均大于或者等于预先设定的第二数值（比如，0 等）。还如，当该第二数值小于该第一数值时，该预设区间可以为[第二数值，第一数值]这一数据区间（比如，[0，1]这一数据区间）。

基于上文步骤 61 的相关内容可知，对于第二样本图像对应的第三伪标签来说，如果该第三伪标签的置信度低于置信度阈值，可以确定该第三伪标签的可信性不太高，故为了削弱该第三伪标签对学生模型的更新过程所造成的影响，可以从预设区间随机选择一个数值（比如，从 0 和 1 之间随机选择一个数值），作为该第三伪标签对应的加权权重，以使该加权权重能够表示出基于该第三伪标签所确定的损失对该学生模型的更新过程所造成的影响。

步骤 62：若第三伪标签的置信度不低于置信度阈值，则将预设数值确定为上文第一蒸馏损失对应的加权权重。

本公开中，对于第二样本图像对应的第三伪标签来说，如果该第三伪标签的置信度高于或者等于置信度阈值，可以确定该第三伪标签的可信性比较高，故为了保持甚至提高该第三伪标签对学生模型的更新过程所造成的影响，可以直接将预设数值（比如，1），作为该第三伪标签对应的加权权重，以使该加权权重能够表示出基于该第三伪标签所确定的损失对该学生模型的更新过程所造成的影响。

需要说明的是，本公开不限定上文预设数值的实施方式，例如，该预设数值不低于上文预设区间内的最高值。又如，该预设数值可以为 1。

基于上文步骤 61 至步骤 62 的相关内容可知，在一些应用场景下，当上文第一蒸馏损失是根据第二样本图像对应的第三伪标签所确定时，该第一蒸馏损失对应的加权权重可以依据该第三伪标签的置信度进行确定，如此能够实现削弱具有较低置信度的伪标签针对学生模型的更新过程所造成的影响，从而能够更好地提高模型更新效果。

另外，本公开不限定上文步骤“根据该学生模型的第一蒸馏损失以及该第一蒸馏损失对应的加权权重，确定该学生模型的损失表征数据”的实施方式，例如，其可以采用下文公式（8）-（10）进行实施。

$$\Phi(G_T^D)=\begin{cases} RandInt([0,1]), & D[G_T^D(x^u)] < D_{EMA}^D \\ 1, & D[G_T^D(x^u)] \geq D_{EMA}^D \end{cases} \quad (8)$$

$$\Phi(G_T^W)=\begin{cases}RandInt([0,1]), & D[G_T^W(x^u)]<D_{EMA}^W\\ 1, & D[G_T^W(x^u)]\geq D_{EMA}^W\end{cases} \quad (9)$$

$$L_{dist}^u(G^*)=\Phi(G_T^D)\times L_{OD}(G_T^D(x^u),G^*(x^u))+\Phi(G_T^W)\times L_{OD}(G_T^W(x^u),G^*(x^u)) \quad (10)$$

式（8）-（10）中，$L_{dist}^u(G^*)$表示学生模型的第一蒸馏损失；G^*表示学生模型；$L_{OD}(G_T^D(x^u),G^*(x^u))$表示在基于深度的教师模型的指导下，该学生模型在无标签的训练数据上所呈现的在线蒸馏损失；x^u表示无标签的训练数据；$G_T^D(x^u)$表示由该基于深度的教师模型处理该x^u时所生成的图像数据；$G^*(x^u)$表示由该学生模型处理该x^u时所生成的图像数据；$\Phi(G_T^D)$表示$L_{OD}(G_T^D(x^u),G^*(x^u))$对应的加权权重；$L_{OD}(G_T^W(x^u),G^*(x^u))$表示在基于宽度的教师模型的指导下，该学生模型在无标签的训练数据上所呈现的在线蒸馏损失；$\Phi(G_T^W)$表示$L_{OD}(G_T^W(x^u),G^*(x^u))$对应的加权权重；$G_T^W(x^u)$表示由该基于宽度的教师模型处理该$x^u$时所生成的图像数据；$D[G_T^D(x^u)]$表示由基于深度的教师模型处理对应的判别器针对$G_T^D(x^u)$这一生成图像所给出的判定结果（比如，预测分数）；$D[G_T^W(x^u)]$表示由基于宽度的教师模型对应的判别器针对$G_T^W(x^u)$这一生成图像所给出的判定结果；$D_{EMA}^D$表示由基于深度的教师模型对应的判别器针对由该基于深度的教师模型输出的生成图像给出的判定结果的 EMA 值；D_{EMA}^W表示由基于宽度的教师模型对应的判别器针对由该基于宽度的教师模型输出的生成图像给出的判定结果的 EMA 值；$RandInt([0,1])$表示从 0 到 1 这一区间随机选择一个数值。

基于上文步骤 422 的相关内容可知，在一些应用场景下，在获取到学生模型的第一蒸馏损失之后，可以依据该第一蒸馏损失，确定该学生模型的损失表征数据，以使该损失表征数据能够更好地表示出该学生模型的图像生成性能。

步骤 423：根据学生模型的损失表征数据，更新学生模型。

需要说明的是，本公开不限定上文步骤 423 的实施方式。

基于上文步骤 421 至步骤 423 的相关内容可知，在一种可能的实施方式下，在获取到更新后的多个教师模型之后，可以依据所有训练数据（比如，第一样本图像和第二样本图像）并且利用这些教师模型指导学生模型的更新过程，以使更新后的学生模型具有更好的图像生成性能。

基于上文步骤 42 的相关内容可知，由于针对学生模型的更新过程无需使用真实的标签信息，故可以利用所有的训练数据（比如，第一样本图像和第二样本图像）参与针对该学生模型的优化过程，如此能够更好地提高模型优化效果。

步骤 43：判断是否达到第三停止条件，若是，则执行下文步骤 45；若否，则执行下文步骤 44。

其中，第三停止条件是指上文学生模型的训练过程结束时所需达到的条件；而且本公开不限定该第三停止条件，例如，其可以是该学生模型的损失表征数据低于第六阈值，或者该学生模型的损失表征数据的变化率低于第七阈值，或者该学生模型的更新次数达到第八阈值。该第六阈值、第七阈值以及该第八阈值均可以预先设定。

步骤 44：若未达到第三停止条件，则返回继续执行上文步骤 41 及其后续步骤。

本公开中，对于针对学生模型的当前轮训练过程来说，如果确定没有达到第三停止条件，则可以确定该学生模型的性能仍需改善，故可以基于更新后的学生模型，重新执行上文步骤 41 及其后续步骤，以开启针对该学生模型的下一轮训练过程。

步骤 45：若达到第三停止条件，则根据学生模型，确定图像生成模型。

本公开中，对于针对学生模型的当前轮训练过程来说，如果确定达到第三停止条件，则可以确定该学生模型的性能比较好，故可以依据该学生模型确定图像生成模型（比如，直接将该学生模型确定为图像生成模型等），以使该图像生成模型能够具有较好的性能。

基于上文步骤 41 至步骤 45 的相关内容可知，在从已训练的超网络中搜索出多个教师模型以及一个学生模型之后，可以通过教师模型与学生模型进行交替更新的方式，实现针对该学生模型的训练过程，以使最终已训练的学生模型具有较好的性能。

基于上文 S101 至 S104 的相关内容可知，对于本公开实施例提供的模型构建方法来说，在获取到训练数据集（比如，一些具有标签信息的图像样本和一些不具有标签信息的图像样本）之后，先利用该训练数据集对超网络进行训练，以使已训练的超网络中的各个子网络均具有较好的图像生成性能

（比如，图像生成性能等）；再从已训练的超网络中搜索教师模型和学生模型，以使该教师模型与该学生模型也具有较好的图像生成性能；最后，依据该训练数据集、该教师模型以及该学生模型进行模型蒸馏，得到图像生成模型，以使该图像生成模型不仅具有较好的图像生成性能，而且该图像生成模型的计算复杂性比较低，从而使得该图像生成模型在确保性能的前提下具有比较高的模型效率（比如，在部署该图像生成模型时所需的资源比较少等），从而使得该图像生成模型可以部署在硬件受限的设备上。

另外，因已训练的超网络中的各个子网络均具有较好的图像生成性能，使得从该超网络中搜索所得的教师模型和学生模型均具有比较好的图像生成性能，从而使得后续只需针对该教师模型和学生模型进行微调处理即可，如此能够有效地避免从头开始优化教师模型和学生模型所导致的不良影响（比如，模型收敛速度比较慢等），从而有利于提高模型训练效率。

另外，因超网络能够提供各种各样的大量的网络结构，以使本公开可以从该超网络中搜索到满足不同约束的学生模型和教师模型，如此能够有效地消除因手动设计和配置教师模型而带来的额外资源消耗（比如，人力资源消耗、时间消耗等），从而有利于节省资源。

另外，对于本公开提供的模型构建方法来说，因该方法可以通过依次执行半监督驱动的网络架构搜索阶段和自适应在线半监督蒸馏阶段的方式，实现无缝地促进模型高效和数据高效学习的协同作用，如此能够达到针对网络的数据+模型进行统一压缩的目的。

此外，本公开提供了一种新的学习范式，该学习范式具有统一的优化目标，可以无缝地促进模型高效和数据高效学习的协同作用。在该学习范式中，可以依次设置半监督驱动的网络架构搜索和自适应在线半监督蒸馏阶段，制定异构互学习方案以获得架构灵活、数据高效、性能优异的模型。大量实验表明，即使标签少于，该学习范式也可以获得最先进的轻量级模型，以使该学习范式能够为在硬件受限和低数据环境中部署 GAN 模型提供了可行的解决方案。

此外，本公开不限定上文模型构建方法的执行主体，例如，本公开实施例提供的模型构建方法可以应用于终端设备或服务器等具有数据处理功能的设备。又如，本公开实施例提供的模型构建方法也可以借助不同设备（例

如，终端设备与服务器、两个终端设备、或者两个服务器）之间的数据通信过程进行实现。其中，终端设备可以为智能手机、计算机、个人数字助理（Personal Digital Assistant，PDA）或平板电脑等。服务器可以为独立服务器、集群服务器或云服务器。

基于上文模型构建方法的相关内容，本公开还提供了一种图像生成方法，下面结合附图进行说明。如图 3 所示，本公开实施例提供的图像生成方法包括下文 S301-S302。其中，该图 3 为本公开实施例提供的一种图像生成方法的流程图。

S301：获取待处理图像。

其中，待处理图像是指需要借助上文图像生成模型进行图像生成的图像数据。

S302：利用图像生成模型对待处理图像进行处理，得到图像生成结果；该图像生成模型是利用本公开提供的模型构建方法的任一实施方式所构建的。

其中，图像生成模型的相关内容请参见上文。

图像生成结果是指由图像生成模型针对上文待处理图像进行处理所输出的结果。

基于上文 S301 至 S302 的相关内容可知，在获取到待处理图像之后，可以利用预先构建的图像生成模型对待处理图像进行处理，得到图像生成结果。其中，因该图像生成模型具有较好的性能，使得基于该图像生成模型所确定的图像生成结果比较好，如此有利于提高图像生成效果。

另外，本公开不限定上文图像生成方法的执行主体，例如，本公开实施例提供的图像生成方法可以应用于终端设备或服务器等具有数据处理功能的设备。又如，本公开实施例提供的图像生成方法也可以借助不同设备（例如，终端设备与服务器、两个终端设备、或者两个服务器）之间的数据通信过程进行实现。

基于本公开实施例提供的模型构建方法，本公开实施例还提供了一种模型构建装置，下面结合图 4 进行解释和说明。其中，图 4 为本公开实施例提供的一种模型构建装置的结构示意图。需要说明的是，本公开实施例提供的模型构建装置的技术详情，请参照上文模型构建方法的相关内容。

如图 4 所示，本公开实施例提供的模型构建装置 400，包括：

第一获取单元 401，用于获取训练数据集；所述训练数据集包括第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息；

第一训练单元 402，用于利用所述训练数据集对超网络进行训练；

网络搜索单元 403，用于从已训练的超网络中搜索教师模型和学生模型；

第二训练单元 404，用于依据所述训练数据集、所述教师模型以及所述学生模型进行模型蒸馏，得到图像生成模型。

在一种可能的实施方式下，所述第一训练单元 402，包括：

第一确定子单元，用于从所述超网络中确定教师生成器和学生生成器；

模型蒸馏子单元，用于依据所述训练数据集、所述教师生成器和所述学生生成器进行模型蒸馏，得到已训练的超网络。

在一种可能的实施方式下，所述第一确定子单元，具体用于：从所述超网络中采样第一子网络和第二子网络；所述第一子网络的网络尺寸大于所述第二子网络的网络尺寸；根据所述第一子网络，确定所述教师生成器；根据所述第二子网络，确定所述学生生成器。

在一种可能的实施方式下，所述第一子网络包括最大子网络；所述第二子网络包括最小子网络和随机子网络中的至少一个。

在一种可能的实施方式下，所述训练数据集还包括第二样本图像；

所述模型蒸馏子单元，具体用于：利用所述第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息，确定所述教师生成器的损失表征数据；利用所述第二样本图像和所述第二样本图像对应的第一伪标签，确定所述学生生成器的损失表征数据；所述第一伪标签是由所述教师生成器针对所述第二样本图像进行处理所得到的；根据所述教师生成器的损失表征数据和所述学生生成器的损失表征数据，更新所述超网络、所述教师生成器以及所述学生生成器。

在一种可能的实施方式下，所述模型蒸馏子单元，还用于：在所述更新所述超网络、所述教师生成器以及所述学生生成器之后，继续执行所述利用所述第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息，确定所述教师生成器的损失表征数据的步骤，直至达到第一停止条件。

在一种可能的实施方式下，所述训练数据集还包括第二样本图像；

所述模型蒸馏子单元，具体用于：利用所述第一样本图像和所述第一样

本图像对应的标签信息，更新所述教师生成器；利用所述第二样本图像和所述第二样本图像对应的第二伪标签，确定所述学生生成器的损失表征数据；所述第二伪标签是由更新后的教师生成器针对所述第二样本图像进行处理所得到的；根据所述学生生成器的损失表征数据，更新所述超网络、所述教师生成器以及所述学生生成器，并继续执行所述利用所述第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息，更新所述教师生成器的步骤，直至达到第二停止条件。

在一种可能的实施方式下，所述网络搜索单元 403，具体用于：依据第一模型约束，从已训练的所述超网络中搜索所述学生模型，以使所述学生模型满足所述第一模型约束；依据所述第二模型约束，从已训练的所述超网络中搜索至少一个，以使各所述教师模型均满足所述第二模型约束，所述至少一个教师模型满足预设模型架构条件。

在一种可能的实施方式下，所述至少一个教师模型包括满足预设模型深度条件的教师模型和满足预设模型宽度条件的教师模型；和/或，所述第二模型约束是根据所述第一模型约束所确定的，以使各所述教师模型与所述学生模型在一个或者多个模型指标上满足预设倍数条件。

在一种可能的实施方式下，所述训练数据集还包括第二样本图像；

所述第二训练单元 404，具体用于：利用所述第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息，更新所述教师模型；利用所述第二样本图像和所述第二样本图像对应的第三伪标签，更新所述学生模型，并继续执行所述利用所述第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息，更新所述教师模型的步骤，直至在达到第三停止条件时，根据所述学生模型，确定所述图像生成模型；所述第三伪标签是由更新后的教师模型针对所述第二样本图像进行处理所得到的。

在一种可能的实施方式下，所述第二训练单元 404，具体用于：利用所述第一样本图像、所述第一样本图像对应的第四伪标签、所述第二样本图像以及所述第二样本图像对应的第三伪标签，更新所述学生模型；所述第四伪标签是由更新后的教师模型针对所述第一样本图像进行处理所得到的。

在一种可能的实施方式下，所述第二训练单元 404，具体用于：利用所述第二样本图像和所述第二样本图像对应的第三伪标签，确定所述学生模型

的第一蒸馏损失；根据所述第一蒸馏损失，确定所述学生模型的损失表征数据；根据所述学生模型的损失表征数据，更新所述学生模型。

在一种可能的实施方式下，所述第二训练单元 404，具体用于：根据所述第一蒸馏损失以及所述第一蒸馏损失对应的加权权重，确定所述学生模型的损失表征数据；所述加权权重是根据所述第三伪标签的置信度所确定的；所述置信度是根据更新后的教师模型、更新后的教师模型对应的判别器以及所述第二样本图像所确定的。

在一种可能的实施方式下，所述加权权重的确定过程，包括：若所述置信度低于置信度阈值，则从预设区间中随机选择一个数值，确定为所述加权权重；若所述置信度不低于所述置信度阈值，则将预设数值确定为所述加权权重。

在一种可能的实施方式下，所述置信度阈值的确定过程，包括：利用更新后的教师模型对至少一个图像数据进行处理，得到各个图像数据对应的生成图像；所述至少一个图像数据包括所述第二样本图像和/或所述第一样本图像；利用更新后的教师模型对应的判别器对各所述生成图像进行判别处理，得到各所述生成图像对应的判别结果；针对至少一个所述生成图像对应的判别结果进行数据分析处理，得到所述置信度阈值。

基于上述模型构建装置 400 的相关内容可知，对于本公开提供的模型构建装置 400 来说，在获取到训练数据集（比如，一些具有标签信息的图像样本和一些不具有标签信息的图像样本）之后，先利用该训练数据集对超网络进行训练，以使已训练的超网络中的各个子网络均具有较好的图像生成性能（比如，图像生成性能等）；再从已训练的超网络中搜索教师模型和学生模型，以使该教师模型与该学生模型也具有较好的图像生成性能；最后，依据该训练数据集、该教师模型以及该学生模型进行模型蒸馏，得到图像生成模型，以使该图像生成模型不仅具有较好的图像生成性能，而且该图像生成模型的计算复杂性比较低，从而使得该图像生成模型在确保性能的前提下具有比较高的模型效率（比如，在部署该图像生成模型时所需的资源比较少等），从而使得该图像生成模型可以部署在硬件受限的设备上。

基于本公开实施例提供的图像生成方法，本公开实施例还提供了一种图像生成装置，下面结合图 5 进行解释和说明。其中，图 5 为本公开实施例提

供的一种图像生成装置的结构示意图。需要说明的是，本公开实施例提供的图像生成装置的技术详情，请参照上文图像生成方法的相关内容。

如图 5 所示，本公开实施例提供的图像生成装置 500，包括：

第二获取单元 501，用于获取待处理图像；

图像生成单元 502，用于利用预先构建的图像生成模型对所述待处理图像进行处理，得到图像生成结果；所述图像生成模型是利用本公开实施例提供的模型构建方法的任一实施方式所构建的。

基于上述图像生成装置 500 的相关内容可知，对于本公开实施例提供的图像生成装置 500 来说，在获取到待处理图像之后，可以利用预先构建的图像生成模型对待处理图像进行处理，得到图像生成结果。其中，因该图像生成模型具有较好的性能，使得基于该图像生成模型所确定的图像生成结果比较好，如此有利于提高图像生成效果。

另外，本公开实施例还提供了一种电子设备，所述设备包括处理器以及存储器：所述存储器，用于存储指令或计算机程序；所述处理器，用于执行所述存储器中的所述指令或计算机程序，以使得所述电子设备执行本公开实施例提供的模型构建方法或者图像生成方法的任一实施方式。

参见图 6，其示出了适于用来实现本公开实施例的电子设备 600 的结构示意图。本公开实施例中的终端设备可以包括但不限于诸如移动电话、笔记本电脑、数字广播接收器、PDA（个人数字助理）、PAD（平板电脑）、PMP（便携式多媒体播放器）、车载终端（例如车载导航终端）等等的移动终端以及诸如数字 TV、台式计算机等等的固定终端。图 6 示出的电子设备仅仅是一个示例，不应对本公开实施例的功能和使用范围带来任何限制。

如图 6 所示，电子设备 600 可以包括处理装置（例如中央处理器、图形处理器等）601，其可以根据存储在只读存储器（ROM）602 中的程序或者从存储装置 608 加载到随机访问存储器（RAM）603 中的程序而执行各种适当的动作和处理。在 RAM603 中，还存储有电子设备 600 操作所需的各种程序和数据。处理装置 601、ROM 602 以及 RAM 603 通过总线 604 彼此相连。输入/输出（I/O）接口 605 也连接至总线 604。

通常，以下装置可以连接至 I/O 接口 605：包括例如触摸屏、触摸板、键盘、鼠标、摄像头、麦克风、加速度计、陀螺仪等的输入装置 606；包括例如

液晶显示器（LCD）、扬声器、振动器等的输出装置 607；包括例如磁带、硬盘等的存储装置 608；以及通信装置 609。通信装置 609 可以允许电子设备 600 与其他设备进行无线或有线通信以交换数据。虽然图 6 示出了具有各种装置的电子设备 600，但是应理解的是，并不要求实施或具备所有示出的装置。可以替代地实施或具备更多或更少的装置。

特别地，根据本公开的实施例，上文参考流程图描述的过程可以被实现为计算机软件程序。例如，本公开的实施例包括一种计算机程序产品，其包括承载在非暂态计算机可读介质上的计算机程序，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。在这样的实施例中，该计算机程序可以通过通信装置 609 从网络上被下载和安装，或者从存储装置 608 被安装，或者从 ROM602 被安装。在该计算机程序被处理装置 601 执行时，执行本公开实施例的方法中限定的上述功能。

本公开实施例提供的电子设备与上述实施例提供的方法属于同一发明构思，未在本实施例中详尽描述的技术细节可参见上述实施例，并且本实施例与上述实施例具有相同的有益效果。

本公开实施例还提供了一种计算机可读介质，所述计算机可读介质中存储有指令或计算机程序，当所述指令或计算机程序在设备上运行时，使得所述设备执行本公开实施例提供的模型构建方法或者图像生成方法的任一实施方式。

需要说明的是，本公开上述的计算机可读介质可以是计算机可读信号介质或者计算机可读存储介质或者是上述两者的任意组合。计算机可读存储介质例如可以是——但不限于——电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件，或者任意以上的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子可以包括但不限于：具有一个或多个导线的电连接、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）、光纤、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。而在本公开中，计算机可读信号介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号，其中承载

了计算机可读的程序代码。这种传播的数据信号可以采用多种形式，包括但不限于电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。计算机可读信号介质还可以是计算机可读存储介质以外的任何计算机可读介质，该计算机可读信号介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。计算机可读介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输，包括但不限于：电线、光缆、RF（射频）等等，或者上述的任意合适的组合。

在一些实施方式中，客户端、服务器可以利用诸如 HTTP（Hyper Text Transfer Protocol，超文本传输协议）之类的任何当前已知或未来研发的网络协议进行通信，并且可以与任意形式或介质的数字数据通信（例如，通信网络）互连。通信网络的示例包括局域网（“LAN”），广域网（“WAN”），网际网（例如，互联网）以及端对端网络（例如，ad hoc 端对端网络），以及任何当前已知或未来研发的网络。

上述计算机可读介质可以是上述电子设备中所包含的；也可以是单独存在，而未装配入该电子设备中。

上述计算机可读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该电子设备执行时，使得该电子设备可以执行上述方法。

可以以一种或多种程序设计语言或其组合来编写用于执行本公开的操作的计算机程序代码，上述程序设计语言包括但不限于面向对象的程序设计语言—诸如 Java、Smalltalk、C++，还包括常规的过程式程序设计语言—诸如“C”语言或类似的程序设计语言。程序代码可以完全地在用户计算机上执行、部分地在用户计算机上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户计算机上部分在远程计算机上执行、或者完全在远程计算机或服务器上执行。在涉及远程计算机的情形中，远程计算机可以通过任意种类的网络——包括局域网(LAN)或广域网(WAN)—连接到用户计算机，或者，可以连接到外部计算机（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，该模块、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。也要注意的是，框图和/或流程图中的每个方框、以及框图和/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。

描述于本公开实施例中所涉及到的单元可以通过软件的方式实现，也可以通过硬件的方式来实现。其中，单元/模块的名称在某种情况下并不构成对该单元本身的限定。

本文中以上描述的功能可以至少部分地由一个或多个硬件逻辑部件来执行。例如，非限制性地，可以使用的示范类型的硬件逻辑部件包括：现场可编程门阵列（FPGA）、专用集成电路（ASIC）、专用标准产品（ASSP）、片上系统（SOC）、复杂可编程逻辑设备（CPLD）等等。

在本公开的上下文中，机器可读介质可以是有形的介质，其可以包含或存储以供指令执行系统、装置或设备使用或与指令执行系统、装置或设备结合地使用的程序。机器可读介质可以是机器可读信号介质或机器可读储存介质。机器可读介质可以包括但不限于电子的、磁性的、光学的、电磁的、红外的、或半导体系统、装置或设备，或者上述内容的任何合适组合。机器可读存储介质的更具体示例会包括基于一个或多个线的电气连接、便携式计算机盘、硬盘、随机存取存储器（RAM）、只读存储器（ROM）、可擦除可编程只读存储器（EPROM 或快闪存储器）、光纤、便捷式紧凑盘只读存储器（CD-ROM）、光学储存设备、磁储存设备、或上述内容的任何合适组合。

需要说明的是，本说明书中各个实施例采用递进的方式描述，每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处，各个实施例之间相同相似部分互相参见即可。对于实施例公开的系统或装置而言，由于其与实施例公开的方法相对应，所以描述的比较简单，相关之处参见方法部分说明即可。

应当理解，在本公开中，“至少一个（项）”是指一个或者多个，“多个”是指两个或两个以上。“和/或”，用于描述关联对象的关联关系，表示可以存在三种关系，例如，“A 和/或 B”可以表示：只存在 A，只存在 B 以及同时存在 A 和 B 三种情况，其中 A，B 可以是单数或者复数。字符“/”一般表示前后关

联对象是一种“或”的关系。“以下至少一项(个)”或其类似表达，是指这些项中的任意组合，包括单项（个）或复数项（个）的任意组合。例如，a，b 或 c 中的至少一项（个），可以表示：a，b，c，“a 和 b”，“a 和 c”，“b 和 c”，或“a 和 b 和 c”，其中 a，b，c 可以是单个，也可以是多个。

还需要说明的是，在本文中，诸如第一和第二等之类的关系术语仅仅用来将一个实体或者操作与另一个实体或操作区分开来，而不一定要求或者暗示这些实体或操作之间存在任何这种实际的关系或者顺序。而且，术语“包括”、“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含，从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者设备不仅包括那些要素，而且还包括没有明确列出的其他要素，或者是还包括为这种过程、方法、物品或者设备所固有的要素。在没有更多限制的情况下，由语句“包括一个……”限定的要素，并不排除在包括所述要素的过程、方法、物品或者设备中还存在另外的相同要素。

结合本文中所公开的实施例描述的方法或算法的步骤可以直接用硬件、处理器执行的软件模块，或者二者的结合来实施。软件模块可以置于随机存储器（RAM）、内存、只读存储器（ROM）、电可编程 ROM、电可擦除可编程 ROM、寄存器、硬盘、可移动磁盘、CD-ROM、或技术领域内所公知的任意其它形式的存储介质中。

对所公开的实施例的上述说明，使本领域专业技术人员能够实现或使用本公开。对这些实施例的多种修改对本领域的专业技术人员来说将是显而易见的，本文中所定义的一般原理可以在不脱离本公开的精神或范围的情况下，在其它实施例中实现。因此，本公开将不会被限制于本文所示的这些实施例，而是要符合与本文所公开的原理和新颖特点相一致的最宽的范围。

权利要求书

1. 一种模型构建方法，包括:

获取训练数据集；其中，所述训练数据集包括第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息;

利用所述训练数据集对超网络进行训练;

从已训练的超网络中搜索教师模型和学生模型；以及

依据所述训练数据集、所述教师模型以及所述学生模型进行模型蒸馏，得到图像生成模型。

2. 根据权利要求 1 所述的方法，其中，所述超网络的训练过程，包括:

从所述超网络中采样第一子网络和第二子网络；其中，所述第一子网络的网络尺寸大于所述第二子网络的网络尺寸;

根据所述第一子网络，确定教师生成器;

根据所述第二子网络，确定学生生成器;

依据所述训练数据集、所述教师生成器和所述学生生成器进行模型蒸馏，得到所述已训练的超网络。

3. 根据权利要求 2 所述的方法，其中，所述第一子网络包括最大子网络;

所述第二子网络包括最小子网络和随机子网络中的至少一个。

4. 根据权利要求 2 所述的方法，其中，所述训练数据集还包括第二样本图像;

所述依据所述训练数据集、所述教师生成器和所述学生生成器进行模型蒸馏，得到所述已训练的超网络，包括:

利用所述第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息，确定所述教师生成器的损失表征数据;

利用所述第二样本图像和所述第二样本图像对应的第一伪标签，确定所述学生生成器的损失表征数据；其中，所述第一伪标签是由所述教师生成器针对所述第二样本图像进行处理所得到的;

根据所述教师生成器的损失表征数据和所述学生生成器的损失表征数据，更新所述超网络、所述教师生成器以及所述学生生成器。

5. 根据权利要求 4 所述的方法，其中，在所述更新所述超网络、所述教

师生成器以及所述学生生成器之后，所述方法还包括:

继续执行所述利用所述第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息，确定所述教师生成器的损失表征数据的步骤，直至达到第一停止条件。

6. 根据权利要求 2 所述的方法，其中，所述训练数据集还包括第二样本图像;

所述依据所述训练数据集、所述教师生成器和所述学生生成器进行模型蒸馏，得到所述已训练的超网络，包括:

利用所述第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息，更新所述教师生成器;

利用所述第二样本图像和所述第二样本图像对应的第二伪标签，确定所述学生生成器的损失表征数据；其中，所述第二伪标签是由更新后的教师生成器针对所述第二样本图像进行处理所得到的;

根据所述学生生成器的损失表征数据，更新所述超网络、所述教师生成器以及所述学生生成器，并继续执行所述利用所述第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息，更新所述教师生成器的步骤，直至达到第二停止条件。

7. 根据权利要求 1 所述的方法，其中，所述从已训练的超网络中搜索教师模型和学生模型，包括:

依据第一模型约束，从所述已训练的超网络中搜索所述学生模型，以使所述学生模型满足所述第一模型约束;

依据第二模型约束，从所述已训练的超网络中搜索至少一个教师模型，以使各所述教师模型均满足所述第二模型约束，所述至少一个教师模型满足预设模型架构条件。

8. 根据权利要求 7 所述的方法，其中，所述至少一个教师模型包括满足预设模型深度条件的教师模型和满足预设模型宽度条件的教师模型;

和/或，

所述第二模型约束是根据所述第一模型约束所确定的，以使各所述教师模型与所述学生模型在一个或者多个模型指标上满足预设倍数条件。

9. 根据权利要求 1 所述的方法，其中，所述训练数据集还包括第二样本图像;

所述依据所述训练数据集、所述教师模型以及所述学生模型进行模型蒸馏，得到图像生成模型，包括:

利用所述第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息，更新所述教师模型;

利用所述第二样本图像和所述第二样本图像对应的第三伪标签，更新所述学生模型，并继续执行所述利用所述第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息，更新所述教师模型的步骤，直至在达到第三停止条件时，根据所述学生模型，确定所述图像生成模型；其中，所述第三伪标签是由更新后的教师模型针对所述第二样本图像进行处理所得到的。

10. 根据权利要求 9 所述的方法，其中，所述利用所述第二样本图像和所述第二样本图像对应的第三伪标签，更新所述学生模型，包括:

利用所述第一样本图像、所述第一样本图像对应的第四伪标签、所述第二样本图像以及所述第二样本图像对应的第三伪标签，更新所述学生模型；其中，所述第四伪标签是由所述更新后的教师模型针对所述第一样本图像进行处理所得到的。

11. 根据权利要求 9 或者 10 所述的方法，其中，所述学生模型的更新过程，包括:

利用所述第二样本图像和所述第二样本图像对应的第三伪标签，确定所述学生模型的第一蒸馏损失;

根据所述第一蒸馏损失，确定所述学生模型的损失表征数据;

根据所述学生模型的损失表征数据，更新所述学生模型。

12. 根据权利要求 11 所述的方法，其中，所述根据所述第一蒸馏损失，确定所述学生模型的损失表征数据，包括:

根据所述第一蒸馏损失以及所述第一蒸馏损失对应的加权权重，确定所述学生模型的损失表征数据；其中，所述加权权重是根据所述第三伪标签的置信度所确定的；所述置信度是根据所述更新后的教师模型、所述更新后的教师模型对应的判别器以及所述第二样本图像所确定的。

13. 根据权利要求 12 所述的方法，其中，所述加权权重的确定过程，包括:

若所述置信度低于置信度阈值，则从预设区间中随机选择一个数值，确

定为所述加权权重;

若所述置信度不低于所述置信度阈值，则将预设数值确定为所述加权权重。

14. 根据权利要求 13 所述的方法，其中，所述置信度阈值的确定过程，包括:

利用所述更新后的教师模型对至少一个图像数据进行处理，得到各个图像数据对应的生成图像；其中，所述至少一个图像数据包括所述第二样本图像和/或所述第一样本图像;

利用所述更新后的教师模型对应的判别器对各所述生成图像进行判别处理，得到各所述生成图像对应的判别结果;

针对至少一个所述生成图像对应的判别结果进行数据分析处理，得到所述置信度阈值。

15. 一种图像生成方法，其中，所述方法包括:

获取待处理图像;

利用预先构建的图像生成模型对所述待处理图像进行处理，得到图像生成结果；其中，所述图像生成模型是利用权利要求 1-14 中任一项所述的模型构建方法所构建的。

16. 一种模型构建装置，包括:

第一获取单元，配置为获取训练数据集；其中，所述训练数据集包括第一样本图像和所述第一样本图像对应的标签信息;

第一训练单元，配置为利用所述训练数据集对超网络进行训练;

网络搜索单元，配置为从已训练的超网络中搜索教师模型和学生模型;以及

第二训练单元，配置为依据所述训练数据集、所述教师模型以及所述学生模型进行模型蒸馏，得到图像生成模型。

17. 一种图像生成装置，包括:

第二获取单元，配置为获取待处理图像；以及

图像生成单元，配置为利用预先构建的图像生成模型对所述待处理图像进行处理，得到图像生成结果；其中，所述图像生成模型是利用权利要求 1-14 中任一项所述的模型构建方法所构建的。

18. 一种电子设备，包括：处理器和存储器；

所述存储器，用于存储指令或计算机程序；

所述处理器，用于执行所述存储器中的所述指令或所述计算机程序，以使得所述电子设备执行如权利要求 1-15 中任一项所述的方法。

19. 一种计算机可读介质，其中，所述计算机可读介质中存储有指令或计算机程序，当所述指令或所示计算机程序在设备上运行时，使得所述设备执行如权利要求 1-15 中任一项所述的方法。

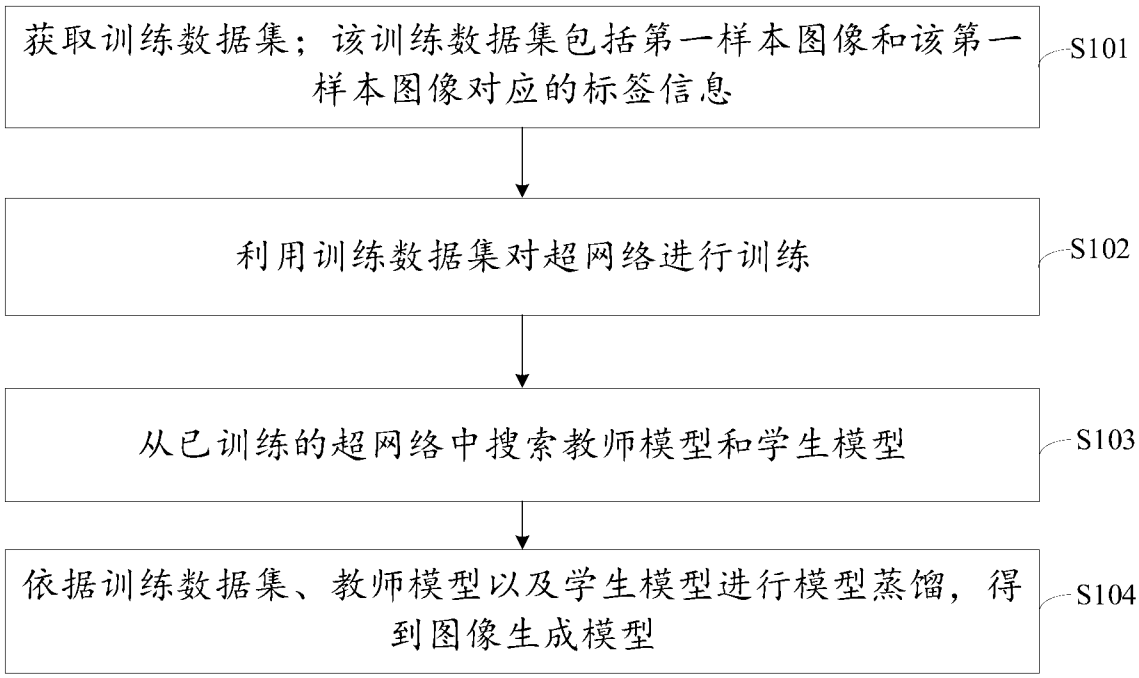

获取训练数据集；该训练数据集包括第一样本图像和该第一样本图像对应的标签信息
S101
利用训练数据集对超网络进行训练
S102
从已训练的超网络中搜索教师模型和学生模型
S103
依据训练数据集、教师模型以及学生模型进行模型蒸馏，得到图像生成模型
S104

图 1

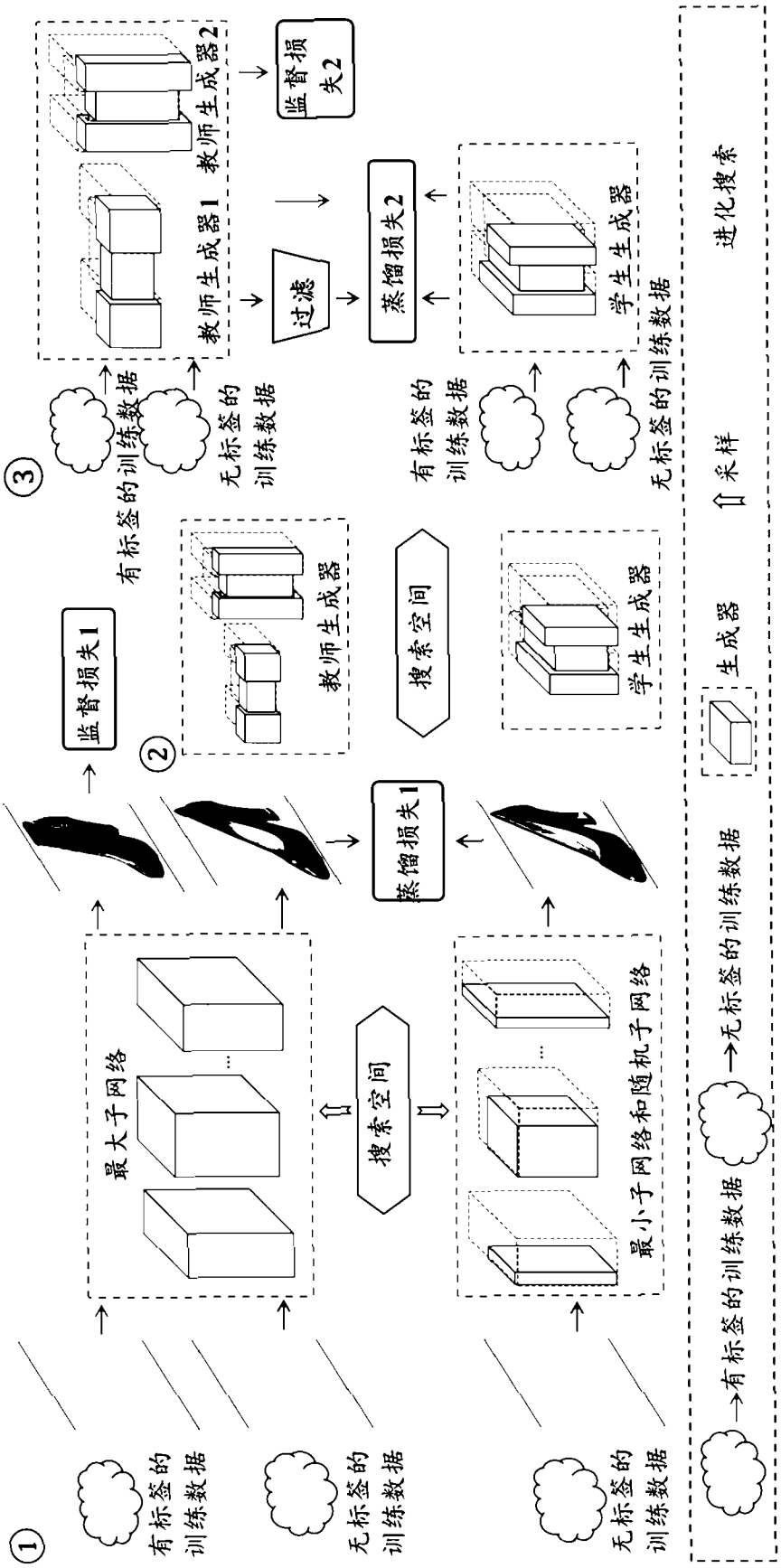

①
有标签的训练数据
无标签的训练数据
无标签的训练数据
最大子网络
最小子网络和随机子网络
搜索空间
搜索空间
蒸馏损失1
监督损失1
②
教师生成器
学生生成器
③
有标签的训练数据
无标签的训练数据
教师生成器1
教师生成器2
过滤
监督损失2
蒸馏损失2
有标签的训练数据
无标签的训练数据
学生生成器
→有标签的训练数据
→无标签的训练数据
生成器
采样
进化搜索

图 2

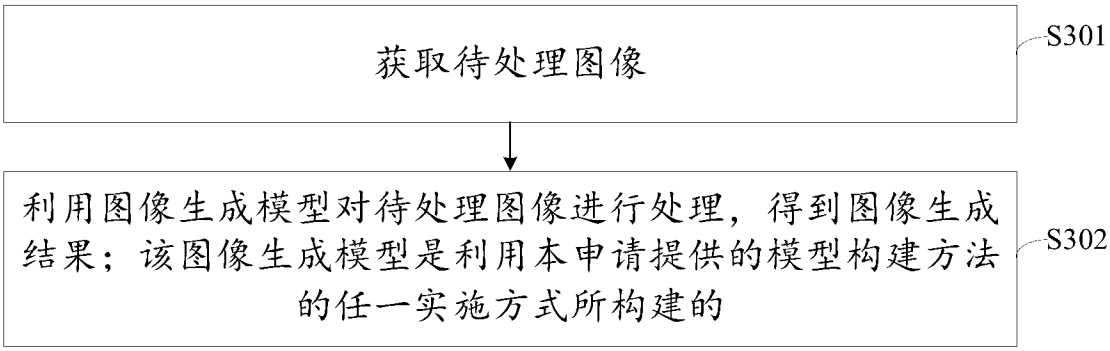

获取待处理图像
S301
利用图像生成模型对待处理图像进行处理，得到图像生成结果；该图像生成模型是利用本申请提供的模型构建方法的任一实施方式所构建的
S302

图 3

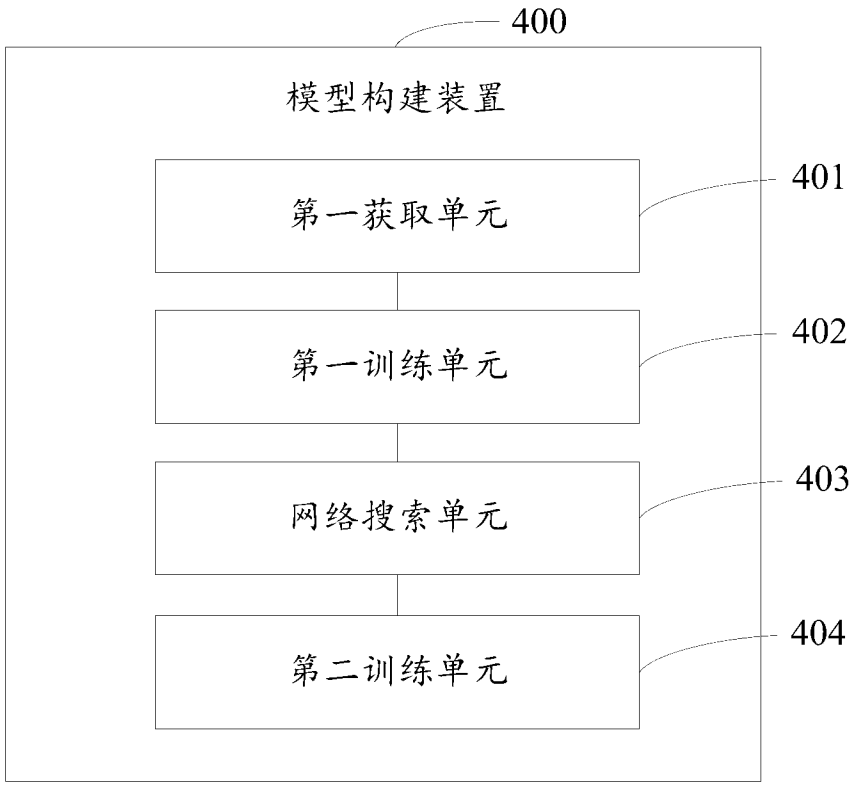

400
模型构建装置
第一获取单元
401
第一训练单元
402
网络搜索单元
403
第二训练单元
404

图 4

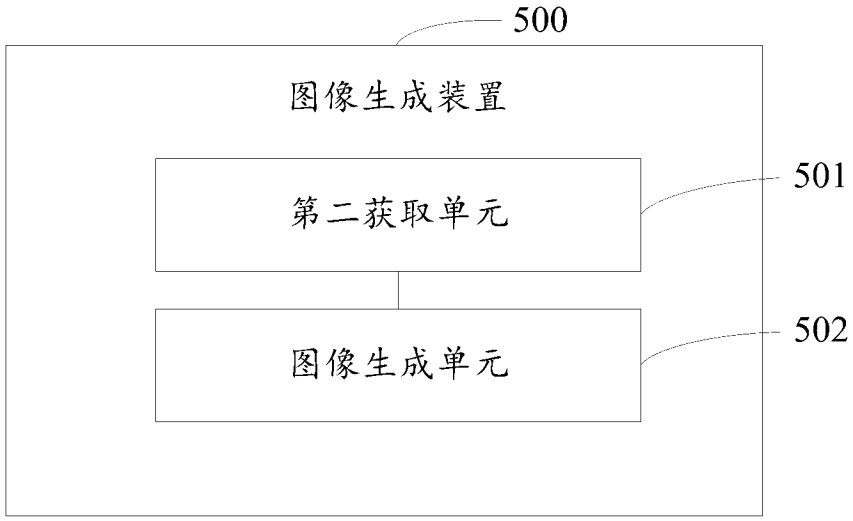

500
图像生成装置
第二获取单元
501
图像生成单元
502

图 5

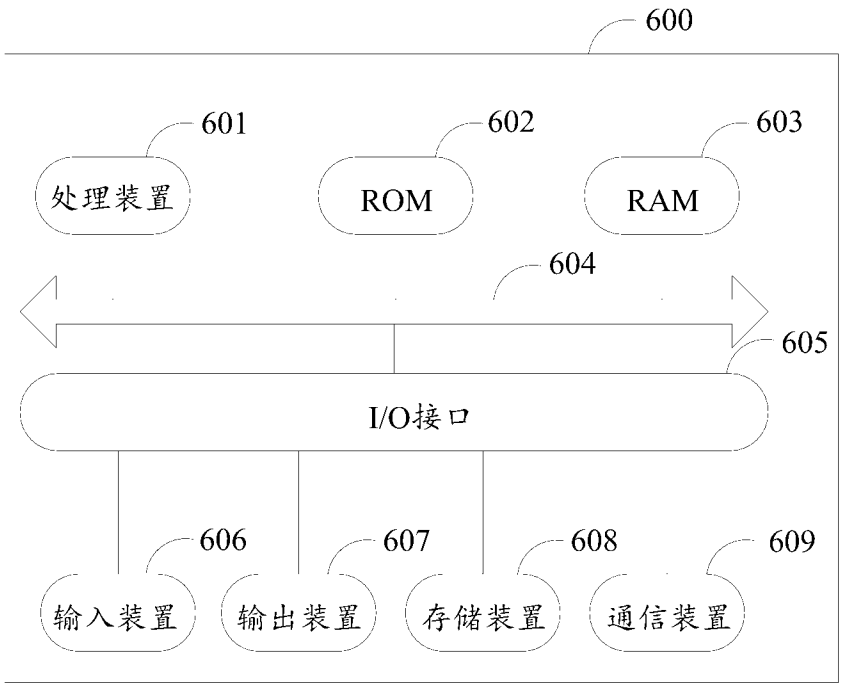

600
601
处理装置
602
ROM
603
RAM
604
605
I/O接口
606
输入装置
607
输出装置
608
存储装置
609
通信装置

图 6

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/CN2024/097164

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06N 3/0495(2023.01)i; G06N 3/082(2023.01)i; G06T 11/00(2006.01)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: G06N G06T

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: 模型, 构建, 样本, 图像, 标签, 超网络, 训练, 教师, 学生, 蒸馏, 尺寸, 损失, 伪标签, 更新, 宽度, 深度, 权重, 置信度, 判别器, model, build, sample, image, label, supernetwork, training, teacher, student, distillation, size, loss, pseudo-label, update, width, depth, weight, confidence, discriminator

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	CN 113962272 A (BEIJING KUANGSHI TECHNOLOGY CO., LTD. et al.) 21 January 2022 (2022-01-21) description, paragraphs 0020, 0038-0101, and 0111-0116	1-3, 7-8, 15-19
Y	CN 113962272 A (BEIJING KUANGSHI TECHNOLOGY CO., LTD. et al.) 21 January 2022 (2022-01-21) description, paragraphs 0020, 0038-0101, and 0111-0116	4-6, 9-14
Y	CN 115937071 A (QINGDAO HISENSE ELECTRONIC TECHNOLOGY SERVICE CO., LTD.) 07 April 2023 (2023-04-07) claims 1-5	4-6, 9-14
Y	CN 113496512 A (BEIJING BYTEDANCE NETWORK TECHNOLOGY CO., LTD.) 12 October 2021 (2021-10-12) claim 2	12-14
A	CN 112001364 A (SHANGHAI SENSETIME LINGANG INTELLIGENT TECHNOLOGY CO., LTD.) 27 November 2020 (2020-11-27) entire document	1-19

☑ 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	Date of mailing of the international search report
17 July 2024	**24 July 2024**

Name and mailing address of the ISA/CN	Authorized officer
China National Intellectual Property Administration (ISA/CN) **China No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao, Haidian District, Beijing 100088**	Telephone No.

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 113177888 A (BEIJING YOUZHUJU NETWORK TECHNOLOGY CO., LTD.) 27 July 2021 (2021-07-27) entire document	1-19
A	CN 114548288 A (JINGDONG SHUKE HAIYI INFORMATION TECHNOLOGY CO., LTD.) 27 May 2022 (2022-05-27) entire document	1-19
A	US 2022129731 A1 (BEIJING BAIDU NETCOM SCIENCE TECHNOLOGY CO., LTD.) 28 April 2022 (2022-04-28) entire document	1-19

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/CN2024/097164

Patent document cited in search report	Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN 113962272 A	21 January 2022	None	
CN 115937071 A	07 April 2023	None	
CN 113496512 A	12 October 2021	WO 2023030523 A1	09 March 2023
CN 112001364 A	27 November 2020	None	
CN 113177888 A	27 July 2021	WO 2022227886 A1	03 November 2022
CN 114548288 A	27 May 2022	None	
US 2022129731 A1	28 April 2022	JP 2022058915 A	12 April 2022
		CN 113326764 A	31 August 2021

国际检索报告

国际申请号
PCT/CN2024/097164

A. 主题的分类

G06N 3/0495(2023.01)i；G06N 3/082(2023.01)i；G06T 11/00(2006.01)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：G06N G06T

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：模型，构建，样本，图像，标签，超网络，训练，教师，学生，蒸馏，尺寸，损失，伪标签，更新，宽度，深度，权重，置信度，判别器，model，build，sample，image，label，supernetwork，training，teacher，student，distillation，size，loss，pseudo-label，update，width，depth，weight，confidence，discriminator

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
X	CN 113962272 A (北京旷视科技有限公司 等) 2022年1月21日 (2022 - 01 - 21) 说明书第0020,0038-0101,0111-0116段	1-3,7-8,15-19
Y	CN 113962272 A (北京旷视科技有限公司 等) 2022年1月21日 (2022 - 01 - 21) 说明书第0020,0038-0101,0111-0116段	4-6,9-14
Y	CN 115937071 A (青岛海信电子技术服务有限公司) 2023年4月7日 (2023 - 04 - 07) 权利要求1-5	4-6,9-14
Y	CN 113496512 A (北京字节跳动网络技术有限公司) 2021年10月12日 (2021 - 10 - 12) 权利要求2	12-14
A	CN 112001364 A (上海商汤临港智能科技有限公司) 2020年11月27日 (2020 - 11 - 27) 全文	1-19
A	CN 113177888 A (北京有竹居网络技术有限公司) 2021年7月27日 (2021 - 07 - 27) 全文	1-19

☑ 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	国际检索报告邮寄日期
2024年7月17日	2024年7月24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	受权官员 马鑫 电话号码 (+86) 010-53961354

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 114548288 A (京东科技信息技术有限公司) 2022年5月27日 (2022 - 05 - 27) 全文	1-19
A	US 2022129731 A1 (BEIJING BAIDU NETCOM SCIENCE TECHNOLOGY CO., LTD.) 2022年4月28日 (2022 - 04 - 28) 全文	1-19

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号
PCT/CN2024/097164

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	113962272	A	2022年1月21日	无			
CN	115937071	A	2023年4月7日	无			
CN	113496512	A	2021年10月12日	WO	2023030523	A1	2023年3月9日
CN	112001364	A	2020年11月27日	无			
CN	113177888	A	2021年7月27日	WO	2022227886	A1	2022年11月3日
CN	114548288	A	2022年5月27日	无			
US	2022129731	A1	2022年4月28日	JP	2022058915	A	2022年4月12日
				CN	113326764	A	2021年8月31日