

## 网络训练方法及装置、图像生成方法及装置

本申请要求在2020年1月9日提交中国专利局、申请号为202010023029.7、发明名称为“网络训练方法及装置、图像生成方法及装置”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

5

## 技术领域

本公开涉及计算机技术领域，尤其涉及一种网络训练方法及装置、图像生成方法及装置。

## 背景技术

- 10 在深度学习的各种图像处理任务中，设计或学习图像先验是图像复原、图像操纵等任务中的重要问题。例如，深度图像先验（Deep Image Prior）提出，一个随机初始化的卷积神经网络有低级的图像先验，可以用来实现超分辨率和图像补全等。

## 发明内容

- 15 本公开提出了一种网络训练及图像生成技术方案。

- 根据本公开的一方面，提供了一种网络训练方法，包括：将隐向量输入预训练的生成网络，得到第一生成图像，所述生成网络是与判别网络通过多个自然图像对抗训练得到的；对所述第一生成图像进行退化处理，得到所述第一生成图像的第一退化图像；根据所述第一退化图像及目标图像的第二退化图像，训练所述隐向量及所述生成网络，其中，训练后的生成网络和训练后的隐向量用于生成所述目标图像的重建图像。

- 20 在一种可能的实现方式中，根据所述第一退化图像及目标图像的第二退化图像，训练所述隐向量及所述生成网络，包括：将所述第一退化图像及目标图像的第二退化图像分别输入预训练的判别网络中处理，得到所述第一退化图像的第一判别特征及所述第二退化图像的第二判别特征；根据所述第一判别特征及所述第二判别特征，训练所述隐向量及所述生成网络。

- 25 在一种可能的实现方式中，所述判别网络包括多级判别网络块，将所述第一退化图像及目标图像的第二退化图像分别输入预训练的判别网络中处理，得到所述第一退化图像的第一判别特征及所述第二退化图像的第二判别特征，包括：将所述第一退化图像输入所述判别网络中处理，得到所述判别网络的多级判别网络块输出的多个第一判别特征；将所述第二退化图像输入所述判别网络中处理，得到所述判别网络的多级判别网络块输出的多个第二判别特征。

- 30 在一种可能的实现方式中，根据所述第一判别特征及所述第二判别特征，训练所述隐向量及所述生成网络，包括：根据所述第一判别特征及所述第二判别特征之间的距离，确定所述生成网络的网络损失；根据所述生成网络的网络损失，训练所述隐向量及所述生成网络。

- 在一种可能的实现方式中，所述生成网络包括N级生成网络块，根据所述生成网络的网络损失，训练所述隐向量及所述生成网络，包括：根据第n-1轮训练后的生成网络的网络损失，训练所述生成网络的前n级生成网络块，得到第n轮训练后的生成网络， $1 \leq n \leq N$ ，n、N为整数。

- 35 在一种可能的实现方式中，所述方法还包括：将多个初始隐向量输入预训练的生成网络，得到多

个第二生成图像；根据所述目标图像与所述多个第二生成图像之间的差异信息，从所述多个初始隐向量中确定出所述隐向量。

在一种可能的实现方式中，所述方法还包括：将所述目标图像输入预训练的编码网络，输出所述隐向量。

- 5       在一种可能的实现方式中，所述方法还包括：将训练后的隐向量输入训练后的生成网络，得到所述目标图像的重建图像，其中，所述重建图像包括彩色图像，所述目标图像的第二退化图像包括灰度图像；或所述重建图像包括完整图像，所述第二退化图像包括缺失图像；或所述重建图像的分辨率大于所述第二退化图像的分辨率。

10       根据本公开的一方面，提供了一种图像生成方法，包括：通过随机抖动信息对第一隐向量进行扰动处理，得到扰动后的第一隐向量；将所述扰动后的第一隐向量输入第一生成网络中处理，得到目标图像的重建图像，所述重建图像中对象的位置与所述目标图像中对象的位置不同，其中，所述第一隐向量及所述第一生成网络是根据上述的网络训练方法训练得到的。

15       根据本公开的一方面，提供了一种图像生成方法，包括：将第二隐向量及预设类别的类别特征输入第二生成网络中处理，得到目标图像的重建图像，所述第二生成网络包括条件生成网络，所述重建图像中对象的类别包括所述预设类别，所述目标图像中对象的类别与所述预设类别不同，其中，所述第二隐向量及所述第二生成网络是根据上述的网络训练方法训练得到的。

20       根据本公开的一方面，提供了一种图像生成方法，包括：对第三隐向量与第四隐向量、第三生成网络的参数与第四生成网络的参数分别进行插值处理，得到至少一个插值隐向量以及至少一个插值生成网络的参数，第三生成网络用于根据第三隐向量生成第一目标图像的重建图像，第四生成网络用于根据第四隐向量生成第二目标图像的重建图像；将各个插值隐向量分别输入相应的插值生成网络，得到至少一个变形图像，所述至少一个变形图像中对象的姿态处于所述第一目标图像中对象的姿态与所述第二目标图像中对象的姿态之间，其中，所述第三隐向量及所述第三生成网络、所述第四隐向量及所述第四生成网络是根据上述的网络训练方法训练得到的。

25       根据本公开的一方面，提供了一种网络训练装置，包括：第一生成模块，用于将隐向量输入预训练的生成网络，得到第一生成图像，所述生成网络是与判别网络通过多个自然图像对抗训练得到的；退化模块，用于对所述第一生成图像进行退化处理，得到所述第一生成图像的第一退化图像；训练模块，用于根据所述第一退化图像及目标图像的第二退化图像，训练所述隐向量及所述生成网络，其中，训练后的生成网络和训练后的隐向量用于生成所述目标图像的重建图像。

30       在一种可能的实现方式中，所述训练模块包括：特征获取子模块，用于将所述第一退化图像及目标图像的第二退化图像分别输入预训练的判别网络中处理，得到所述第一退化图像的第一判别特征及所述第二退化图像的第二判别特征；第一训练子模块，用于根据所述第一判别特征及所述第二判别特征，训练所述隐向量及所述生成网络。

35       在一种可能的实现方式中，所述判别网络包括多级判别网络块，所述特征获取子模块包括：第一获取子模块，用于将所述第一退化图像输入所述判别网络中处理，得到所述判别网络的多级判别网络块输出的多个第一判别特征；第二获取子模块，用于将所述第二退化图像输入所述判别网络中处理，得到所述判别网络的多级判别网络块输出的多个第二判别特征。

在一种可能的实现方式中，所述第一训练子模块包括：损失确定子模块，用于根据所述第一判别特征及所述第二判别特征之间的距离，确定所述生成网络的网络损失；第二训练子模块，用于根据所述生成网络的网络损失，训练所述隐向量及所述生成网络。

在一种可能的实现方式中，所述生成网络包括N级生成网络块，所述第二训练子模块用于：根据第n-1轮训练后的生成网络的网络损失，训练所述生成网络的前n级生成网络块，得到第n轮训练后的生成网络， $1 \leq n \leq N$ ，n、N为整数。

在一种可能的实现方式中，所述装置还包括：第二生成模块，用于将多个初始隐向量输入预训练的生成网络，得到多个第二生成图像；第一向量确定模块，用于根据所述目标图像与所述多个第二生成图像之间的差异信息，从所述多个初始隐向量中确定出所述隐向量。

在一种可能的实现方式中，所述装置还包括：第二向量确定模块，用于将所述目标图像输入预训练的编码网络，输出所述隐向量。

在一种可能的实现方式中，所述装置还包括：第一重建模块，用于将训练后的隐向量输入训练后的生成网络，得到所述目标图像的重建图像，其中，所述重建图像包括彩色图像，所述目标图像的第二退化图像包括灰度图像；或所述重建图像包括完整图像，所述第二退化图像包括缺失图像；或所述重建图像的分辨率大于所述第二退化图像的分辨率。

根据本公开的一方面，提供了一种图像生成装置，包括：扰动模块，用于通过随机抖动信息对第一隐向量进行扰动处理，得到扰动后的第一隐向量；第二重建模块，用于将所述扰动后的第一隐向量输入第一生成网络中处理，得到目标图像的重建图像，所述重建图像中对象的位置与所述目标图像中对象的位置不同，其中，所述第一隐向量及所述第一生成网络是根据上述的网络训练装置训练得到的。

根据本公开的一方面，提供了一种图像生成装置，包括：第三重建模块，用于将第二隐向量及预设类别的类别特征输入第二生成网络中处理，得到目标图像的重建图像，所述第二生成网络包括条件生成网络，所述重建图像中对象的类别包括所述预设类别，所述目标图像中对象的类别与所述预设类别不同，其中，所述第二隐向量及所述第二生成网络是根据上述的网络训练装置训练得到的。

根据本公开的一方面，提供了一种图像生成装置，包括：插值模块，用于对第三隐向量与第四隐向量、第三生成网络的参数与第四生成网络的参数分别进行插值处理，得到至少一个插值隐向量以及至少一个插值生成网络的参数，第三生成网络用于根据第三隐向量生成第一目标图像的重建图像，第四生成网络用于根据第四隐向量生成第二目标图像的重建图像；变形图像获取模块，用于将各个插值隐向量分别输入相应的插值生成网络，得到至少一个变形图像，所述至少一个变形图像中对象的姿态处于所述第一目标图像中对象的姿态与所述第二目标图像中对象的姿态之间，其中，所述第三隐向量及所述第三生成网络、所述第四隐向量及所述第四生成网络是根据上述的网络训练装置训练得到的。

根据本公开的一方面，提供了一种电子设备，包括：处理器；用于存储处理器可执行指令的存储器；其中，所述处理器被配置为调用所述存储器存储的指令，以执行上述方法。

根据本公开的一方面，提供了一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序指令，所述计算机程序指令被处理器执行时实现上述方法。

根据本公开的一方面，提供了一种计算机程序，包括计算机可读代码，当所述计算机可读代码

在电子设备中运行时，所述电子设备中的处理器执行上述图像处理方法。

在本公开实施例中，能够通过预训练的生成网络得到生成图像，根据生成图像的退化图像及原始图像的退化图像之间的差异，同时训练隐向量和生成网络，从而提高生成网络的训练效果，实现更精确的图像重建。

- 5 应当理解的是，以上的一般描述和后文的细节描述仅是示例性和解释性的，而非限制本公开。根据下面参考附图对示例性实施例的详细说明，本公开的其它特征及方面将变得清楚。

## 附图说明

- 10 此处的附图被并入说明书中并构成本说明书的一部分，这些附图示出了符合本公开的实施例，并与说明书一起用于说明本公开的技术方案。

图1示出根据本公开实施例的网络训练方法的流程图。

图2示出根据本公开实施例的生成网络的训练过程的示意图。

图3示出根据本公开实施例的网络训练装置的框图。

图4示出根据本公开实施例的一种电子设备的框图。

- 15 图5示出根据本公开实施例的一种电子设备的框图。

## 具体实施方式

- 20 以下将参考附图详细说明本公开的各种示例性实施例、特征和方面。附图中相同的附图标记表示功能相同或相似的元件。尽管在附图中示出了实施例的各种方面，但是除非特别指出，不必按比例绘制附图。

在这里专用的词“示例性”意为“用作例子、实施例或说明性”。这里作为“示例性”所说明的任何实施例不必解释为优于或好于其它实施例。

- 25 本文中术语“和/或”，仅仅是一种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：单独存在A，同时存在A和B，单独存在B这三种情况。另外，本文中术语“至少一种”表示多种中的任意一种或多种中的至少两种的任意组合，例如，包括A、B、C中的至少一种，可以表示包括从A、B和C构成的集合中选择的任意一个或多个元素。

另外，为了更好地说明本公开，在下文的具体实施方式中给出了众多的具体细节。本领域技术人员应当理解，没有某些具体细节，本公开同样可以实施。在一些实例中，对于本领域技术人员熟知的方法、手段、元件和电路未作详细描述，以便于凸显本公开的主旨。

- 30 在图像复原类、图像编辑类应用或软件中，通常需要对目标图像进行重建，以实现色彩化、图像补全、超分辨率、对抗防御、图像变形等图像复原和/或图像操纵任务。在图像重建时，可使用在大规模自然图像中学习的对抗生成网络（Generative Adversarial Networks，简称GAN）中的生成网络作为通用的图像先验，同时优化隐向量和生成器参数来进行图像重建，以提高图像重建的精度，从而可恢复目标图像之外的信息，或实现对图像高级语义的操纵。

- 35 图1示出根据本公开实施例的网络训练方法的流程图，如图1所示，所述网络训练方法包括：  
在步骤S11中，将隐向量输入预训练的生成网络，得到第一生成图像，所述生成网络是与判别网

络通过多个自然图像对抗训练得到的；

在步骤S12中，对所述第一生成图像进行退化处理，得到所述第一生成图像的第一退化图像；

在步骤S13中，根据所述第一退化图像及目标图像的第二退化图像，训练所述隐向量及所述生成网络，其中，训练后的生成网络和训练后的隐向量用于生成所述目标图像的重建图像。

5 在一种可能的实现方式中，所述网络训练方法可以由终端设备或服务器等电子设备执行，终端设备可以为用户设备（User Equipment, UE）、移动设备、用户终端、终端、蜂窝电话、无绳电话、个人数字处理（Personal Digital Assistant, PDA）、手持设备、计算设备、车载设备、可穿戴设备等，所述方法可以通过处理器调用存储器中存储的计算机可读指令的方式来实现。或者，可通过服务器执行所述方法。

10 在相关技术中，对抗生成网络是一种广泛使用的生成模型，其包括生成网络G（Generator）和判别网络D（Discriminator），生成网络G负责将隐向量映射为生成图像，判别网络D负责区分生成图像与真实图像。隐向量可例如从多元高斯分布中采样得到。生成网络G和判别网络D通过对抗学习（adversarial learning）的方式训练。训练完成后，用生成网络G可以采样得到合成的图像。

在一种可能的实现方式中，可通过多个自然图像（Natural image）对抗训练生成网络和判别网络，  
15 自然图像可为客观反映自然景物的图像。将大量的自然图像作为样本，可使得生成网络和判别网络学习到更加通用的图像先验信息。经对抗训练后，可得到预训练的生成网络及判别网络。本公开对自然图像的选取及对抗训练的具体训练方式不作限制。

在图像重建任务中，假设 $x$ 为原始的自然图像（可称为目标图像）， $\hat{x}$ 是一个损失了部分信息的图像（例如：损失颜色，损失图像块，损失分辨率等，以下称此类图像为退化（degraded）图像）。根据  
20  $\hat{x}$  损失信息的类型，其可以看作对目标图像进行退化处理得到（也即通过  $\hat{x} = \phi(x)$  得到），其中， $\phi$  为相应的退化变换（例如， $\phi$  可以是灰度化变换，使得彩色图像变成灰度图像）。在该情况下，可通过生成网络对退化图像  $\hat{x}$  在退化空间进行图像重建。

应当说明的是，在实际应用中，往往只有退化后的图像  $\hat{x}$  而没有原始的目标图像 $x$ ，例如早期黑白相机得到的黑白照片，或者因为相机分辨率较低得到低分辨率照片等。因此，“对目标图像进行退  
25 化处理”可以看作一种假想的步骤，或者因为外因/设备限制而不可避免的步骤。

在一种可能的实现方式中，可在步骤S11中将隐向量输入预训练的生成网络，得到第一生成图像。该隐向量可例如为随机初始化的隐向量，本公开对此不作限制。

在一种可能的实现方式中，可在步骤S12中对该第一生成图像进行退化处理，得到第一生成图像的第一退化图像。该退化处理的方式与对目标图像进行退化的方式相同，例如为灰度化处理。

30 在一种可能的实现方式中，可在步骤S13中根据第一生成图像的第一退化图像及目标图像的第二退化图像之间的差异（例如相似度或距离），对隐向量及生成网络进行训练。生成网络的训练目标可表示为：

$$\begin{aligned}\theta^*, z^* &= \arg \min_{\theta, z} L(\hat{x}, \phi(G(z, \theta))) \\ x^* &= G(z^*, \theta^*)\end{aligned}\quad (1)$$

在公式(1)中,  $\theta$ 可表示生成网络G的参数,  $z$ 可表示待训练的隐向量,  $G(z, \theta)$ 表示第一生成图像,  $\phi(G(z, \theta))$ 表示第一生成图像的退化图像(可称为第一退化图像),  $\hat{x}$ 表示目标图像的退化图像(可称为第二退化图像),  $L$ 表示第一退化图像与第二退化图像之间的相似度量。 $z^*$ 可表示训练后的隐向量,  $\theta^*$ 可表示训练后的生成网络的参数,  $x^*$ 可表示目标图像的重建图像。

在训练过程中, 可根据第一退化图像与第二退化图像之间的相似度确定网络损失, 根据网络损失多次迭代优化隐向量和生成网络的参数, 使得网络损失收敛, 得到训练后的隐向量和生成网络。该训练后的隐向量和生成网络用于生成目标图像的重建图像, 恢复目标图像中的图像信息。由于生成网络G学习了自然图像的分布, 重建的 $x^*$ 会恢复出 $\hat{x}$ 所缺失的自然图像信息。例如, 若 $\hat{x}$ 是灰度图,  $x^*$ 则是与之相匹配的彩色图像。

在一种可能的实现方式中, 在训练过程中, 可通过反向传播算法和ADAM(adaptive moment estimation, 适应性矩估计)优化算法对隐向量和生成网络的参数进行参数调整, 本公开对具体的训练方式不作限制。

根据本公开的实施例, 能够通过预训练的生成网络得到生成图像, 根据生成图像的退化图像及原始图像的退化图像之间的差异, 同时训练隐向量和生成网络, 从而提高生成网络的训练效果, 实现更精确的图像重建。

在一种可能的实现方式中, 在步骤S11之前, 可先确定出待训练的隐向量。该隐向量可例如从多元高斯分布中随机采样直接得到, 也可以通过其他方式得到。

在一种可能的实现方式中, 所述方法还包括: 将多个初始隐向量输入预训练的生成网络, 得到多个第二生成图像; 根据所述目标图像与所述多个第二生成图像之间的差异信息, 从所述多个初始隐向量中确定出所述隐向量。

举例来说, 可随机采样得到多个初始隐向量, 并将各个初始隐向量分别输入到预训练的生成网络G中, 得到多个第二生成图像。进而, 可获取原始的目标图像与各个第二生成图像的差异信息, 例如计算目标图像与各个第二生成图像之间的相似度(例如L1距离), 确定出差异最小(即相似度最大)的第二生成图像, 并可将与该第二生成图像对应的初始隐向量, 确定为待训练的隐向量。通过这种方式, 可使得确定出的隐向量与目标图像的图像信息较为接近, 从而提高训练效率。

在一种可能的实现方式中, 所述方法还包括: 将所述目标图像输入预训练的编码网络, 输出所述隐向量。

举例来说, 可预先设定有编码网络(例如为卷积神经网络), 用于将目标图像编码为隐向量。可通过样本图像对该编码网络进行预训练, 得到预训练的编码网络。例如将样本图像输入编码网络中得到隐向量, 再将隐向量输入预训练的生成网络得到生成图像; 根据生成图像与样本图像之间的差异训练该编码网络, 本公开对具体的训练方式不作限制。

在预训练后，可将目标图像输入预训练的编码网络，输出待训练的隐向量。通过这种方式，可使得确定出的隐向量与目标图像的图像信息更为接近，从而提高训练效率。

在一种可能的实现方式中，步骤S13可包括：

5 将所述第一退化图像及目标图像的第二退化图像分别输入预训练的判别网络中处理，得到所述第一退化图像的第一判别特征及所述第二退化图像的第二判别特征；

根据所述第一判别特征及所述第二判别特征，训练所述隐向量及所述生成网络。

10 举例来说，为了保证重建图像不失真，可根据与生成网络对应的判别网络来训练该生成网络。可将第一退化图像和目标图像的第二退化图像分别输入预训练的判别网络中处理，输出第一退化图像的第一判别特征及所述第二退化图像的第二判别特征；根据第一判别特征及第二判别特征，训练所述隐向量及所述生成网络。例如，将第一判别特征及第二判别特征之间的L1距离确定生成网络的网络损失，进而根据网络损失调整隐向量及生成网络的参数。通过这种方式，可以更好地保留重建图像的真实性。

在一种可能的实现方式中，所述判别网络包括多级判别网络块，

将所述第一退化图像及目标图像的第二退化图像分别输入预训练的判别网络中处理，得到所述第一退化图像的第一判别特征及所述第二退化图像的第二判别特征，包括：

15 将所述第一退化图像输入所述判别网络中处理，得到所述判别网络的多级判别网络块输出的多个第一判别特征；

将所述第二退化图像输入所述判别网络中处理，得到所述判别网络的多级判别网络块输出的多个第二判别特征。

20 举例来说，判别网络可包括多级的判别网络块（block），各个判别网络块可例如为残差块，每个残差块例如包括至少一个残差层以及全连接层、池化层，本公开对各个判别网络块的具体结构不作限制。

在一种可能的实现方式中，可将第一退化图像输入判别网络中处理，可得到各级判别网络块输出的第一判别特征；同样地，将第二退化图像输入判别网络中处理，可得到各级判别网络块输出的第二判别特征。通过这种方式，可以得到判别网络不同深度的特征，使得后续的相似度度量更为准确。

25 在一种可能的实现方式中，根据所述第一判别特征及所述第二判别特征，训练所述隐向量及所述生成网络的步骤可包括：

根据所述第一判别特征及所述第二判别特征之间的距离，确定所述生成网络的网络损失；根据所述生成网络的网络损失，训练所述隐向量及所述生成网络。

举例来说，可确定多个第一判别特征和多个第二判别特征之间的L1距离：

$$30 \quad L(x_1, x_2) = \sum_{i \in I} \|D(x_1, i), D(x_2, i)\| \quad (2)$$

在公式（2）中， $x_1$ 可表示第一退化图像； $x_2$ 可表示第二退化图像； $D(x_1, i)$ 和 $D(x_2, i)$ 可分别表示第*i*级判别网络块输出的第一判别特征和第二判别特征，*I*表示判别网络块的级数， $1 \leq i \leq I$ ，*i*，*I*为整数。

在一种可能的实现方式中，可将该L1距离直接作为生成网络的网络损失；也可将该L1距离与其他损失函数组合，共同作为生成网络的网络损失。进而根据网络损失训练生成网络。本公开对损失函数

的选择及组合方式不作限制。

相较于其他相似度度量,这种方式能够更好地保留重建图片的真实性,提高生成网络的训练效果。

在一种可能的实现方式中,所述生成网络包括N级生成网络块,

根据所述生成网络的网络损失,训练所述隐向量及所述生成网络的步骤,包括:

- 5 根据第n-1轮训练后的生成网络的网络损失,训练所述生成网络的前n级生成网络块,得到第n轮训练后的生成网络,  $1 \leq n \leq N$ , n、N为整数。

举例来说,生成网络可包括N级的生成网络块,每级生成网络块可例如包括至少一个卷积层,本公开对各级生成网络块的具体结构不作限制。

- 10 在一种可能的实现方式中,可采用渐进(progressive)的参数优化方式进行网络训练。将训练过程分为N轮,针对N轮训练中的任意一轮(设为第n轮),根据第n-1轮训练后的生成网络的网络损失,训练所述生成网络的前n级生成网络块,得到第n轮训练后的生成网络。在n=1时,第n-1轮训练后的生成网络即为预训练的生成网络。

- 也就是说,可根据预训练的生成网络的网络损失,训练生成网络的第1级生成网络块,得到第1轮训练后的生成网络;根据第1轮训练后的生成网络的网络损失,训练生成网络的第1级和第2级生成网络块,得到第2轮训练后的生成网络;以此类推,根据第N-1轮训练后的生成网络的网络损失,训练生成网络的第1级至第N级生成网络块,得到第N轮训练后的生成网络,作为最终的生成网络。
- 15

- 图2示出根据本公开实施例的生成网络的训练过程的示意图。如图2所示,生成网络21可例如包括4级生成网络块,判别网络22可例如包括4级判别网络块。隐向量(未示出)输入生成网络21中,得到生成图像23;生成图像23输入判别网络22中,得到判别网络22的4级判别网络块的输出特征,该4级判别网络块的输出特征作为生成网络21的网络损失。生成网络21的训练过程可分为四轮,第一轮训练第1级生成网络块;第二轮训练第1级和第2级生成网络块;……;第四轮训练第1级至第4级生成网络块,得到训练后的生成网络。
- 20

通过先优化浅层,再逐步优化深层的方式,可以取得更好的优化效果,提高生成网络的性能。

在一种可能的实现方式中,所述方法还包括:

- 25 将训练后的隐向量输入训练后的生成网络,得到所述目标图像的重建图像,其中,所述重建图像包括彩色图像,所述目标图像的第二退化图像包括灰度图像;或

所述重建图像包括完整图像,所述第二退化图像包括缺失图像;或

所述重建图像的分辨率大于所述第二退化图像的分辨率。

- 举例来说,在步骤S13中完成隐向量和生成网络的训练过程后,可得到训练后的隐向量和生成网络。进而,可通过训练后的隐向量和生成网络实现图像复原(image restoration)任务,也即,将训练后的隐向量输入训练后的生成网络,得到目标图像的重建图像。本公开对图像复原任务所包括的任务类型不作限制。
- 30

在图像复原任务为色彩化(colorization)任务时,目标图像的第二退化图像为灰度图像(对应的退化函数包括灰度化),经生成网络生成的重建图像为彩色图像。

- 35 在图像复原任务为图像补全(inpainting)任务时,目标图像的第二退化图像为缺失图像,也即第

二退化图像中存在部分缺失，对应的退化函数表示为 $\phi(x) = x \odot m$ ，其中 $m$ 表示该图像补全任务对应的二元掩码（mask）， $\odot$ 表示点乘，经生成网络生成的重建图像为完整图像。

在图像复原任务为超分辨率（super-resolution）任务时，目标图像的第二退化图像为模糊图像（对应的退化函数包括降采样），经生成网络生成的重建图像为清晰图像，也即重建图像的分辨率大于第二退化图像的分辨率。

通过这种方式，使得生成网络能够恢复目标图像中不包含的信息，显著提高图像复原任务的复原效果。

在一种可能的实现方式中，还可通过训练后的隐向量和生成网络实现图像操纵（image manipulation）任务（也可称为图像编辑任务）。本公开对图像操纵任务所包括的任务类型不作限制。

下面对几种图像操纵任务的处理过程进行说明。

根据本公开的实施例，还提供了一种图像生成方法，该方法包括：

通过随机抖动信息对第一隐向量进行扰动处理，得到扰动后的第一隐向量；

将所述扰动后的第一隐向量输入第一生成网络中处理，得到目标图像的重建图像，所述重建图像中对象的位置与所述目标图像中对象的位置不同，

其中，所述第一隐向量及所述第一生成网络是根据上述网络训练方法训练得到的。

举例来说，可根据上述网络训练方法，训练得到训练后的隐向量和生成网络（此处称为第一隐向量和第一生成网络），通过该第一隐向量和第一生成网络实现随机抖动（random jittering）。其中，可设定有随机抖动信息，该随机抖动信息可例如为随机向量或随机数，本公开对此不作限制。

在一种可能的实现方式中，可通过该随机抖动信息对第一隐向量进行扰动处理，例如将随机抖动信息与第一隐向量叠加，得到扰动后的第一隐向量。再将扰动后的第一隐向量输入第一生成网络中处理，得到目标图像的重建图像。该重建图像中对象的位置与目标图像中对象的位置不同，从而实现图像中对象的随机抖动。通过这种方式，可以提高图像操纵任务的处理效果。

根据本公开的实施例，还提供了一种图像生成方法，该方法包括：

将第二隐向量及预设类别的类别特征输入第二生成网络中处理，得到目标图像的重建图像，所述第二生成网络包括条件生成网络，所述重建图像中对象的类别包括所述预设类别，所述目标图像中对象的类别与所述预设类别不同，其中，所述第二隐向量及所述第二生成网络是根据上述的网络训练方法训练得到的。

举例来说，可根据上述网络训练方法，训练得到训练后的隐向量和生成网络（此处称为第二隐向量和第二生成网络），通过该第二隐向量和第二生成网络实现对象的类别转换（category transfer）。其中，该第二生成网络可为条件对抗生成网络（conditional GAN）中的生成网络，其输入包括隐向量及类别特征。

在一种可能的实现方式中，可预先设定有多个类别，每个预设类别具有对应的类别特征。将第二隐向量及预设类别的类别特征输入第二生成网络中处理，可得到目标图像的重建图像，该重建图像中对象的类别为预设类别，原始的目标图像中对象的类别与预设类别不同。例如，在对象为动物时，目标图像中的动物为狗，而重建图像中的动物为猫；在对象为车辆时，目标图像中的车辆为巴士，而重

建图像中的车辆为卡车。

通过这种方式，可以实现图像中对象的类别转换，提高图像操纵任务的处理效果。

根据本公开的实施例，还提供了一种图像生成方法，该方法包括：

- 对第三隐向量与第四隐向量、第三生成网络的参数与第四生成网络的参数分别进行插值处理，得到至少一个插值隐向量以及至少一个插值生成网络的参数，第三生成网络用于根据第三隐向量生成第一目标图像的重建图像，第四生成网络用于根据第四隐向量生成第二目标图像的重建图像；

将各个插值隐向量分别输入相应的插值生成网络，得到至少一个变形图像，所述至少一个变形图像中对象的姿态处于所述第一目标图像中对象的姿态与所述第二目标图像中对象的姿态之间，

- 其中，所述第三隐向量及所述第三生成网络、所述第四隐向量及所述第四生成网络是根据上述的网络训练方法训练得到的。

举例来说，可根据上述网络训练方法，训练得到两个或两个以上的隐向量和生成网络，通过这些隐向量和生成网络实现两个图像之间的连续过渡，也即图像变形（image morphing）。

- 在一种可能的实现方式中，可训练得到第三隐向量及第三生成网络，第四隐向量及第四生成网络，第三生成网络用于根据第三隐向量生成第一目标图像的重建图像，第四生成网络用于根据第四隐向量生成第二目标图像的重建图像。

在一种可能的实现方式中，可对第三隐向量与第四隐向量、第三生成网络的参数与第四生成网络的参数分别进行插值处理，得到至少一个插值隐向量以及至少一个插值生成网络的参数，也即，得到相对应的多组插值隐向量及插值生成网络。本公开对具体的差值方式不作限制。

- 在一种可能的实现方式中，可将各个插值隐向量分别输入相应的插值生成网络，得到至少一个变形图像。该至少一个变形图像中对象的姿态处于所述第一目标图像中对象的姿态与所述第二目标图像中对象的姿态之间。这样，得到的一个或多个变形图像可实现两个图像之间的过渡。

在得到的变形图像较多的情况下，还可将第一目标图像的重建图像、多个变形图像及第二目标图像的重建图像作为视频帧，形成一段视频，完离散的图像到连续的视频之间的变换。

通过这种方式，可以实现图像之间的过渡，提高图像操纵任务的处理效果。

- 根据本公开实施例的方法，使用在大规模自然图像中学习的对抗生成网络（Generative Adversarial Networks，简称GAN）中的生成网络作为通用的图像先验，同时优化隐向量和生成器参数来进行图像重建，能够恢复目标图像之外的信息，例如恢复灰度图的颜色；能够学习到图像的流形（manifold），实现对图像高级语义的操纵。

- 此外，根据本公开实施例的方法，采用对抗生成网络中的判别网络的特征的L1距离来作为图像重建的相似度度量，并且对生成网络的参数的优化可以通过渐进（progressive）的方式进行，进一步提高了网络的训练效果，能够实现更精确的图像重建。

- 根据本公开实施例的方法，能够应用于图像复原类、图像编辑类应用或软件中，有效实现对各种目标图像的重建，可实现一系列图像复原（image restoration）任务和图像操纵（image manipulation）任务，包括但不限于：色彩化（colorization），图像补全（inpainting），超分辨率（super-resolution），对抗防御（adversarial defense），随机抖动（random jittering），图像变形（image morphing），类别转换（category transfer）等。用户可以用本方法恢复灰度图片的颜色，将低分辨率图像变为高分辨率图

像，恢复出图片损失的图像块；还可以对图片的内容进行操作，例如将图片中的狗变成猫，改变图片中狗的姿态，实现两张图片的连续过渡等。

可以理解，本公开提及的上述各个方法实施例，在不违背原理逻辑的情况下，均可以彼此相互结合形成结合后的实施例，限于篇幅，本公开不再赘述。本领域技术人员可以理解，在具体实施方式的上述方法中，各步骤的具体执行顺序应当以其功能和可能的内在逻辑确定。应当理解，本公开的权利要求、说明书及附图中的术语“第一”、“第二”、“第三”和“第四”等是用于区别不同对象，而不是用于描述特定顺序。

此外，本公开还提供了网络训练装置、图像生成装置、电子设备、计算机可读存储介质、程序，上述均可用来实现本公开提供的任一种网络训练方法及图像生成方法，相应技术方案和描述和参见方法部分的相应记载，不再赘述。

图3示出根据本公开实施例的网络训练装置的框图，如图3所示，所述装置包括：

第一生成模块31，用于将隐向量输入预训练的生成网络，得到第一生成图像，所述生成网络是与判别网络通过多个自然图像对抗训练得到的；

退化模块32，用于对所述第一生成图像进行退化处理，得到所述第一生成图像的第一退化图像；  
训练模块33，用于根据所述第一退化图像及目标图像的第二退化图像，训练所述隐向量及所述生成网络，其中，训练后的生成网络和训练后的隐向量用于生成所述目标图像的重建图像。

在一种可能的实现方式中，所述训练模块包括：特征获取子模块，用于将所述第一退化图像及目标图像的第二退化图像分别输入预训练的判别网络中处理，得到所述第一退化图像的第一判别特征及所述第二退化图像的第二判别特征；第一训练子模块，用于根据所述第一判别特征及所述第二判别特征，训练所述隐向量及所述生成网络。

在一种可能的实现方式中，所述判别网络包括多级判别网络块，所述特征获取子模块包括：第一获取子模块，用于将所述第一退化图像输入所述判别网络中处理，得到所述判别网络的多级判别网络块输出的多个第一判别特征；第二获取子模块，用于将所述第二退化图像输入所述判别网络中处理，得到所述判别网络的多级判别网络块输出的多个第二判别特征。

在一种可能的实现方式中，所述第一训练子模块包括：损失确定子模块，用于根据所述第一判别特征及所述第二判别特征之间的距离，确定所述生成网络的网络损失；第二训练子模块，用于根据所述生成网络的网络损失，训练所述隐向量及所述生成网络。

在一种可能的实现方式中，所述生成网络包括N级生成网络块，所述第二训练子模块用于：根据第n-1轮训练后的生成网络的网络损失，训练所述生成网络的前n级生成网络块，得到第n轮训练后的生成网络， $1 \leq n \leq N$ ，n、N为整数。

在一种可能的实现方式中，所述装置还包括：第二生成模块，用于将多个初始隐向量输入预训练的生成网络，得到多个第二生成图像；第一向量确定模块，用于根据所述目标图像与所述多个第二生成图像之间的差异信息，从所述多个初始隐向量中确定出所述隐向量。

在一种可能的实现方式中，所述装置还包括：第二向量确定模块，用于将所述目标图像输入预训练的编码网络，输出所述隐向量。

在一种可能的实现方式中，所述装置还包括：第一重建模块，用于将训练后的隐向量输入训练后

的生成网络，得到所述目标图像的重建图像，其中，所述重建图像包括彩色图像，所述目标图像的第二退化图像包括灰度图像；或所述重建图像包括完整图像，所述第二退化图像包括缺失图像；或所述重建图像的分辨率大于所述第二退化图像的分辨率。

5 根据本公开的一方面，提供了一种图像生成装置，包括：扰动模块，用于通过随机抖动信息对第一隐向量进行扰动处理，得到扰动后的第一隐向量；第二重建模块，用于将所述扰动后的第一隐向量输入第一生成网络中处理，得到目标图像的重建图像，所述重建图像中对象的位置与所述目标图像中对象的位置不同，其中，所述第一隐向量及所述第一生成网络是根据上述的网络训练装置训练得到的。

10 根据本公开的一方面，提供了一种图像生成装置，包括：第三重建模块，用于将第二隐向量及预设类别的类别特征输入第二生成网络中处理，得到目标图像的重建图像，所述第二生成网络包括条件生成网络，所述重建图像中对象的类别包括所述预设类别，所述目标图像中对象的类别与所述预设类别不同，其中，所述第二隐向量及所述第二生成网络是根据上述的网络训练装置训练得到的。

15 根据本公开的一方面，提供了一种图像生成装置，包括：插值模块，用于对第三隐向量与第四隐向量、第三生成网络的参数与第四生成网络的参数分别进行插值处理，得到至少一个插值隐向量以及至少一个插值生成网络的参数，第三生成网络用于根据第三隐向量生成第一目标图像的重建图像，第四生成网络用于根据第四隐向量生成第二目标图像的重建图像；变形图像获取模块，用于将各个插值隐向量分别输入相应的插值生成网络，得到至少一个变形图像，所述至少一个变形图像中对象的姿态处于所述第一目标图像中对象的姿态与所述第二目标图像中对象的姿态之间，其中，所述第三隐向量及所述第三生成网络、所述第四隐向量及所述第四生成网络是根据权利要求12-18中任意一项所述的网络训练装置训练得到的。

20 在一些实施例中，本公开实施例提供的装置具有的功能或包含的模块可以用于执行上文方法实施例描述的方法，其具体实现可以参照上文方法实施例的描述，为了简洁，这里不再赘述。

本公开实施例还提出一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序指令，所述计算机程序指令被处理器执行时实现上述方法。计算机可读存储介质可以是非易失性计算机可读存储介质或易失性计算机可读存储介质。

25 本公开实施例还提出一种电子设备，包括：处理器；用于存储处理器可执行指令的存储器；其中，所述处理器被配置为调用所述存储器存储的指令，以执行上述方法。

本公开实施例还提供了一种计算机程序产品，包括计算机可读代码，当计算机可读代码在设备上运行时，设备中的处理器执行用于实现如上任一实施例提供的网络训练方法及图像生成方法的指令。

30 本公开实施例还提供了另一种计算机程序产品，用于存储计算机可读指令，指令被执行时使得计算机执行上述任一实施例提供的网络训练方法及图像生成方法的操作。

电子设备可以被提供为终端、服务器或其它形态的设备。

图4示出根据本公开实施例的一种电子设备800的框图。例如，电子设备800可以是移动电话，计算机，数字广播终端，消息收发设备，游戏控制台，平板设备，医疗设备，健身设备，个人数字助理等终端。

35 参照图4，电子设备800可以包括以下一个或多个组件：处理组件802，存储器804，电源组件806，多媒体组件808，音频组件810，输入/输出（I/O）的接口812，传感器组件814，以及通信组件816。

处理组件802通常控制电子设备800的整体操作，诸如与显示，电话呼叫，数据通信，相机操作和记录操作相关联的操作。处理组件802可以包括一个或多个处理器820来执行指令，以完成上述的方法的全部或部分步骤。此外，处理组件802可以包括一个或多个模块，便于处理组件802和其他组件之间的交互。例如，处理组件802可以包括多媒体模块，以方便多媒体组件808和处理组件802之间的交互。

5 存储器804被配置为存储各种类型的数据以支持在电子设备800的操作。这些数据的示例包括用于在电子设备800上操作的任何应用程序或方法的指令，联系人数据，电话簿数据，消息，图片，视频等。存储器804可以由任何类型的易失性或非易失性存储设备或者它们的组合实现，如静态随机存取存储器（SRAM），电可擦除可编程只读存储器（EEPROM），可擦除可编程只读存储器（EPROM），可编程只读存储器（PROM），只读存储器（ROM），磁存储器，快闪存储器，磁盘或光盘。

10 电源组件806为电子设备800的各种组件提供电力。电源组件806可以包括电源管理系统，一个或多个电源，及其他与为电子设备800生成、管理和分配电力相关联的组件。

多媒体组件808包括在所述电子设备800和用户之间的提供一个输出接口的屏幕。在一些实施例中，屏幕可以包括液晶显示器（LCD）和触摸面板（TP）。如果屏幕包括触摸面板，屏幕可以被实现为触摸屏，以接收来自用户的输入信号。触摸面板包括一个或多个触摸传感器以感测触摸、滑动和触摸面板上的手势。所述触摸传感器可以不仅感测触摸或滑动动作的边界，而且还检测与所述触摸或滑动操作相关的持续时间和压力。在一些实施例中，多媒体组件808包括一个前置摄像头和/或后置摄像头。当电子设备800处于操作模式，如拍摄模式或视频模式时，前置摄像头和/或后置摄像头可以接收外部的多媒体数据。每个前置摄像头和后置摄像头可以是一个固定的光学透镜系统或具有焦距和光学变焦能力。

20 音频组件810被配置为输出和/或输入音频信号。例如，音频组件810包括一个麦克风（MIC），当电子设备800处于操作模式，如呼叫模式、记录模式和语音识别模式时，麦克风被配置为接收外部音频信号。所接收的音频信号可以被进一步存储在存储器804或经由通信组件816发送。在一些实施例中，音频组件810还包括一个扬声器，用于输出音频信号。

I/O接口812为处理组件802和外围接口模块之间提供接口，上述外围接口模块可以是键盘，点击轮，按钮等。这些按钮可包括但不限于：主页按钮、音量按钮、启动按钮和锁定按钮。

传感器组件814包括一个或多个传感器，用于为电子设备800提供各个方面的状态评估。例如，传感器组件814可以检测到电子设备800的打开/关闭状态，组件的相对定位，例如所述组件为电子设备800的显示器和小键盘，传感器组件814还可以检测电子设备800或电子设备800一个组件的位置改变，用户与电子设备800接触的存在或不存在，电子设备800方位或加速/减速和电子设备800的温度变化。

30 传感器组件814可以包括接近传感器，被配置用来在没有任何的物理接触时检测附近物体的存在。传感器组件814还可以包括光传感器，如CMOS或CCD图像传感器，用于在成像应用中使用。在一些实施例中，该传感器组件814还可以包括加速度传感器，陀螺仪传感器，磁传感器，压力传感器或温度传感器。

通信组件816被配置为便于电子设备800和其他设备之间有线或无线方式的通信。电子设备800可以接入基于通信标准的无线网络，如WiFi，2G或3G，或它们的组合。在一个示例性实施例中，通信组件816经由广播信道接收来自外部广播管理系统的广播信号或广播相关信息。在一个示例性实施例中

中，所述通信组件816还包括近场通信（NFC）模块，以促进短程通信。例如，在NFC模块可基于射频识别（RFID）技术，红外数据协会（IrDA）技术，超宽带（UWB）技术，蓝牙（BT）技术和其他技术来实现。

在示例性实施例中，电子设备800可以被一个或多个应用专用集成电路（ASIC）、数字信号处理  
5 器（DSP）、数字信号处理设备（DSPD）、可编程逻辑器件（PLD）、现场可编程门阵列（FPGA）、控制器、微控制器、微处理器或其他电子元件实现，用于执行上述方法。

在示例性实施例中，还提供了一种非易失性计算机可读存储介质，例如包括计算机程序指令的存储器804，上述计算机程序指令可由电子设备800的处理器820执行以完成上述方法。

图5示出根据本公开实施例的一种电子设备1900的框图。例如，电子设备1900可以被提供为一服  
10 务器。参照图5，电子设备1900包括处理组件1922，其进一步包括一个或多个处理器，以及由存储器1932所代表的存储器资源，用于存储可由处理组件1922的执行的指令，例如应用程序。存储器1932中存储的应用程序可以包括一个或一个以上的每一个对应于一组指令的模块。此外，处理组件1922被配置为执行指令，以执行上述方法。

电子设备1900还可以包括一个电源组件1926被配置为执行电子设备1900的电源管理，一个有线或  
15 无线网络接口1950被配置为将电子设备1900连接到网络，和一个输入输出（I/O）接口1958。电子设备1900可以操作基于存储在存储器1932的操作系统，例如Windows Server™，Mac OS X™，Unix™，Linux™，FreeBSD™或类似。

在示例性实施例中，还提供了一种非易失性计算机可读存储介质，例如包括计算机程序指令的存储器1932，上述计算机程序指令可由电子设备1900的处理组件1922执行以完成上述方法。

20 本公开可以是系统、方法和/或计算机程序产品。计算机程序产品可以包括计算机可读存储介质，其上载有用于使处理器实现本公开的各个方面的计算机可读程序指令。

计算机可读存储介质可以是可以保持和存储由指令执行设备使用的指令的有形设备。计算机可读存储介质例如可以是一但不限于——电存储设备、磁存储设备、光存储设备、电磁存储设备、半导体存储设备或者上述的任意合适的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子（非穷举的列表）包括：  
25 便携式计算机盘、硬盘、随机存取存储器（RAM）、只读存储器（ROM）、可擦式可编程只读存储器（EPROM或闪存）、静态随机存取存储器（SRAM）、便携式压缩盘只读存储器（CD-ROM）、数字多功能盘（DVD）、记忆棒、软盘、机械编码设备、例如其上存储有指令的打孔卡或凹槽内凸起结构、以及上述的任意合适的组合。这里所使用的计算机可读存储介质不被解释为瞬时信号本身，诸如无线电波或者其他自由传播的电磁波、通过波导或其他传输媒介传播的电磁波（例如，通过光纤电缆的光脉冲）、或者通过电线传输的电信号。

这里所描述的计算机可读程序指令可以从计算机可读存储介质下载到各个计算/处理设备，或者通过网络、例如因特网、局域网、广域网和/或无线网下载到外部计算机或外部存储设备。网络可以包括铜传输电缆、光纤传输、无线传输、路由器、防火墙、交换机、网关计算机和/或边缘服务器。每个计算/处理设备中的网络适配卡或者网络接口从网络接收计算机可读程序指令，并转发该计算机  
35 可读程序指令，以供存储在各个计算/处理设备中的计算机可读存储介质中。

用于执行本公开操作的计算机程序指令可以是汇编指令、指令集架构（ISA）指令、机器指令、

机器相关指令、微代码、固件指令、状态设置数据、或者以一种或多种编程语言的任意组合编写的源代码或目标代码，所述编程语言包括面向对象的编程语言—诸如Smalltalk、C++等，以及常规的过程式编程语言—诸如“C”语言或类似的编程语言。计算机可读程序指令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）。在一些实施例中，通过利用计算机可读程序指令的状态信息来个性化定制电子电路，例如可编程逻辑电路、现场可编程门阵列（FPGA）或可编程逻辑阵列（PLA），该电子电路可以执行计算机可读程序指令，从而实现本公开的各个方面。

10 这里参照根据本公开实施例的方法、装置（系统）和计算机程序产品的流程图和/或框图描述了本公开的各个方面。应当理解，流程图和/或框图的每个方框以及流程图和/或框图中各方框的组合，都可以由计算机可读程序指令实现。

这些计算机可读程序指令可以提供给通用计算机、专用计算机或其它可编程数据处理装置的处理  
器，从而生产出一种机器，使得这些指令在通过计算机或其它可编程数据处理装置的处理时，  
15 产生了实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作的装置。也可以把这些计算机可读程序指令存储在计算机可读存储介质中，这些指令使得计算机、可编程数据处理装置和/或其他设备以特定方式工作，从而，存储有指令的计算机可读介质则包括一个制造品，其包括实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作的各个方面的指令。

也可以把计算机可读程序指令加载到计算机、其它可编程数据处理装置、或其它设备上，使得在  
20 计算机、其它可编程数据处理装置或其它设备上执行一系列操作步骤，以产生计算机实现的过程，从而使得在计算机、其它可编程数据处理装置、或其它设备上执行的指令实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作。

附图中的流程图和框图显示了根据本公开的多个实施例的系统、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、程序段或指令的一部分，所述模块、程序段或指令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。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，两个连续的方框实际上可以基本并行地执行，它们有时也可以按相反的顺序执行，这依所涉及的功能而定。也要注意的，框图和/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动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  
30 来实现。

该计算机程序产品可以具体通过硬件、软件或其结合的方式实现。在一个可选实施例中，所述计算机程序产品具体体现为计算机存储介质，在另一个可选实施例中，计算机程序产品具体体现为软件产品，例如软件开发包(Software Development Kit, SDK)等等。

在不违背逻辑的情况下，本公开不同实施例之间可以相互结合，不同实施例描述有所侧重，为侧  
35 重描述的部分可以参见其他实施例的记载。

以上已经描述了本公开的各实施例，上述说明是示例性的，并非穷尽性的，并且也不限于所披露

的各实施例。在不偏离所说明的各实施例的范围和精神的情况下，对于本技术领域的普通技术人员来说许多修改和变更都是显而易见的。本文中所用术语的选择，旨在最好地解释各实施例的原理、实际应用或对市场中的技术的改进，或者使本技术领域的其它普通技术人员能理解本文披露的各实施例。