



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112529975 A

(43) 申请公布日 2021.03.19

(21) 申请号 202010695936.6

(22) 申请日 2020.07.17

(66) 本国优先权数据

201910883761.9 2019.09.18 CN

(71) 申请人 华为技术有限公司

地址 518129 广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼

(72) 发明人 吴华明 王君 卢华兵

(51) Int. Cl.

G06T 11/00 (2006.01)

G06T 3/00 (2006.01)

G06N 20/00 (2019.01)

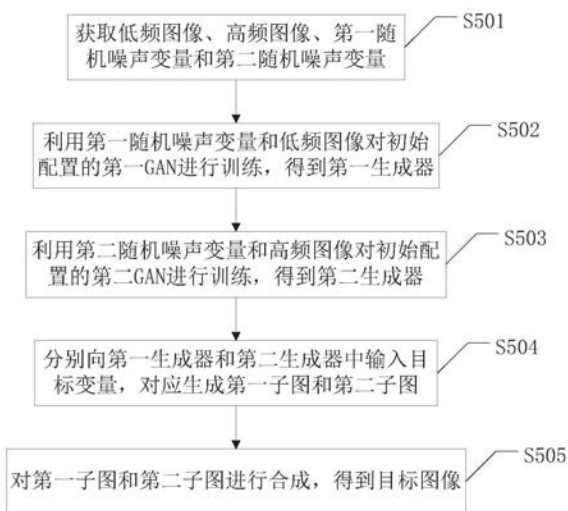
权利要求书5页 说明书17页 附图7页

(54) 发明名称

图像生成的方法、装置以及计算机

(57) 摘要

本申请公开了一种图像生成的方法等,用于生成高质量的图像。该方法包括:获取目标向量;分别将所述目标向量输入第一生成器和第二生成器中,对应生成第一子图和第二子图,所述第一生成器由服务器根据低频图像和满足正态分布的第一随机噪声变量对初始配置的第一生成对抗网络GAN进行训练得到,所述第二生成器由所述服务器根据高频图像和满足正态分布的第二随机噪声变量对初始配置的第二生成对抗网络GAN进行训练得到,所述低频图像的频率低于所述高频图像的频率;对所述第一子图和所述第二子图进行合成,得到目标图像。



1. 一种图像生成的方法,其特征在于,包括:

获取目标向量;

分别将所述目标向量输入第一生成器和第二生成器中,对应生成第一子图和第二子图,所述第一生成器由服务器根据低频图像和满足正态分布的第一随机噪声变量对初始配置的第一生成对抗网络GAN进行训练得到,所述第二生成器由所述服务器根据高频图像和满足正态分布的第二随机噪声变量对初始配置的第二生成对抗网络GAN进行训练得到,所述低频图像的频率低于所述高频图像的频率;

对所述第一子图和所述第二子图进行合成,得到目标图像。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

获取所述低频图像和所述高频图像;

获取所述第一随机噪声变量和所述第二随机噪声变量;

将所述低频图像和高频图像分别设置为所述第一GAN和所述第二GAN的训练样本;

利用所述低频图像和所述第一随机噪声变量对所述第一GAN进行训练,得到所述第一生成器;

利用所述高频图像和所述第二随机噪声变量对所述第二GAN进行训练,得到所述第二生成器。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,

所述获取所述低频图像和所述高频图像,包括:

获取原始图像;

对所述原始图像进行小波变换处理,得到所述低频图像和所述高频图像;

所述对所述第一子图和第二子图进行合成,得到目标图像,包括:

采用小波逆变换处理的方式对所述第一子图和所述第二子图进行合成,得到所述目标图像。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,

对所述原始图像进行小波变换处理,得到所述低频图像和所述高频图像,包括:

对所述原始图像进行离散小波变换处理,得到包含K种分辨率的至少一个低频图像和至少一个高频图像,其中,第Q种分辨率对应 M_Q 个低频图像和 N_Q 个高频图像,K、 M_Q 、 N_Q 均为正整数, $Q=1,2,3,\dots,K$;

利用所述低频图像和所述第一随机噪声变量对所述第一GAN进行训练,得到所述第一生成器,包括:

利用所述第Q种分辨率下的所述 M_Q 个低频图像和所述第一随机噪声变量对初始配置的 S_Q 个低频GAN进行训练,得到 S_Q 个低频生成器,其中 S_Q 为大于或等于1的整数;

利用所述高频图像和所述第二随机噪声变量对所述第二GAN进行训练,得到所述第二生成器,包括:

利用所述第Q种分辨率下的所述 N_Q 个高频图像和所述第二随机噪声变量对初始配置的第 W_Q 个高频GAN进行训练,得到 W_Q 个高频生成器,其中 W_Q 为大于或等于1的整数;

分别将所述目标向量输入第一生成器和第二生成器中,对应生成第一子图和第二子图,包括:

分别向 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 低频生成器和 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成器输入所述目标向量,得到 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 个低频生成子图和 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成子图;

采用小波变换处理的方式对所述第一子图和所述第二子图进行合成,得到所述目标图像,包括:

采用离散小波逆变换处理的方式对所述 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 个低频生成子图和所述 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成子图进行合成,得到所述目标图像。

5. 据权利要求4所述的方法,其特征在于,在训练任意一个生成器的过程中,还包括:

将其它任意一个或多个生成器的输出作为该生成器的输入,所述其他任意一个或多个生成器包括低频生成器和高频生成器中除该生成器以为的任意一个或多个生成器。

6. 据权利要求2-5任意一项所述的方法,其特征在于,所述第一随机噪声变量和所述第二随机噪声变量中的任意两个随机噪声变量正交。

7. 根据权利要求4-6任意一项所述的方法,其特征在于,所述 M_Q 个低频图像包括第一低频图像,所述 N_Q 个高频图像包括第一高频图像、第二高频图像和第三高频图像,所述第一低频图像包括所述原始图像在垂直和水平方向上的低频信息,所述第一高频图像包括所述原始图像在垂直方向上的低频信息和水平方向上的高频信息,所述第二高频图像包括所述原始图像在垂直方向上的高频信息和水平方向上的低频信息,所述第三高频图像包括所述原始图像在垂直方向上的高频信息和水平方向上的高频信息;

所述利用所述第 Q 种分辨率下的所述 M_Q 个低频图像和所述第一随机噪声变量对初始配置的 S_Q 个低频GAN进行训练,得到 S_Q 个低频生成器,包括:

利用所述第 Q 种分辨率下的所述 M_Q 个低频图像和所述第一随机噪声变量对第一低频GAN进行训练,得到第 Q 个低频生成器;

所述利用所述第 Q 种分辨率下的所述 N_Q 个高频图像和所述第二随机噪声变量对初始配置的第 W_Q 个高频GAN进行训练,得到 W_Q 个高频生成器,包括:

利用所述第 Q 种分辨率下的所述第一高频图像和第三随机噪声变量对初始配置的第 Q 个第一高频GAN进行训练,得到第 Q 个第一高频生成器;

利用所述第 Q 种分辨率下的所述第二高频图像和第四随机噪声变量对初始配置的第 Q 个第二高频GAN进行训练,得到第 Q 个第二高频生成器;

利用所述第 Q 种分辨率下的所述第三高频图像和第五随机噪声变量对初始配置的第 Q 个第三高频GAN进行训练,得到第 Q 个第三高频生成器;

所述分别向 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 低频生成器和 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成器输入所述目标向量,得到 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 个低频生成子图和 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成子图,包括:

分别向 K 个低频生成器、 K 个第一高频生成器、 K 个第二高频生成器和 K 个第三高频生成器输入所述目标向量,得到 K 个低频生成子图、 K 个第一高频生成子图、 K 个第二高频生成子图和 K 个第三高频生成子图;

所述采用离散小波逆变换处理的方式对所述 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 个低频生成子图和所述 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成子图进行合成,得到所述目标图像,包括:

采用离散小波逆变换处理的方式对所述 K 个低频生成子图、所述 K 个第一高频生成子

图、所述K个第二高频生成子图和所述K个第三高频生成子图进行合成,得到所述目标图像。

8. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

获取原始图像;

对所述原始图像进行离散余弦变换处理,得到所述低频图像和所述高频图像;

所述对所述第一子图和第二子图进行合成,得到目标图像,包括:

采用离散余弦逆变换处理的方式对所述第一子图和所述第二子图进行合成,得到所述目标图像。

9. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

获取原始图像;

对所述原始图像进行傅里叶变换处理,得到所述低频图像和所述高频图像;

所述对所述第一子图和第二子图进行合成,得到目标图像,包括:

采用傅里叶逆变换处理的方式对所述第一子图和所述第二子图进行合成,得到所述目标图像。

10. 根据权利要求1-9任意一项所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:所述目标图像与其他生成器生成的图像叠加得到最终的目标图像。

11. 一种用于图像生成的装置,其特征在于,包括:

收发单元,用于获取目标向量;

处理单元,用于分别将所述目标向量输入第一生成器和第二生成器中,对应生成第一子图和第二子图,所述第一生成器由服务器根据低频图像和满足正态分布的第一随机噪声变量对初始配置的第一生成对抗网络GAN进行训练得到,所述第二生成器由所述服务器根据高频图像和满足正态分布的第二随机噪声变量对初始配置的第二生成对抗网络GAN进行训练得到,所述低频图像的频率低于所述高频图像的频率;对所述第一子图和所述第二子图进行合成,得到目标图像。

12. 根据权利要求11所述的装置,其特征在于,

所述收发单元,还用于获取所述低频图像、所述高频图像、所述第一随机噪声变量和所述第二随机噪声变量;

所述处理单元,还用于将所述低频图像和低频图像分别设置为所述第一GAN和所述第二GAN的训练样本;利用所述低频图像和所述第一随机噪声变量对所述第一GAN进行训练,得到所述第一生成器;利用所述高频图像和所述第二随机噪声变量对所述第二GAN进行训练,得到所述第二生成器。

13. 根据权利要求12所述的装置,其特征在于,

所述收发单元,具体用于获取原始图像;

所述处理单元,具体用于对所述原始图像进行小波变换处理,得到所述低频图像和所述高频图像;采用小波逆变换处理的方式对所述第一子图和所述第二子图进行合成,得到所述目标图像。

14. 根据权利要求13所述的装置,其特征在于,

所述处理单元,具体用于对所述原始图像进行离散小波变换处理,得到包含K种分辨率的至少一个低频图像和至少一个高频图像,其中,第Q种分辨率对应 M_Q 个低频图像和 N_Q 个高频图像, K, M_Q, N_Q 均为正整数, $Q=1, 2, 3, \dots, K$;利用所述第Q种分辨率下的所述 M_Q 个低频图像

和所述第一随机噪声变量对初始配置的 S_Q 个低频GAN进行训练,得到 S_Q 个低频生成器,其中 S_Q 为大于或等于1的整数;利用所述第 Q 种分辨率下的所述 N_Q 个高频图像和所述第二随机噪声变量对初始配置的第 W_Q 个高频GAN进行训练,得到 W_Q 个高频生成器,其中 W_Q 为大于或等于1的整数;分别向 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 低频生成器和 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成器输入所述目标向量,得到 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 个低频生成子图和 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成子图;采用离散小波逆变换处理的方式对所述 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 个低频生成子图和所述 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成子图进行合成,得到所述目标图像。

15. 根据权利要求14所述的装置,其特征在于,所述处理单元在训练任意一个生成器的过程中用于:将其它任意一个或多个生成器的输出作为该生成器的输入,所述其他任意一个或多个生成器包括低频生成器和高频生成器中除该生成器以为的任意一个或多个生成器。

16. 据权利要求12-15任意一项所述的装置,其特征在于,所述第一随机噪声变量和所述第二随机噪声变量中的任意两个随机噪声变量正交。

17. 根据权利要求14-16任意一项所述的装置,其特征在于,所述 M_Q 个低频图像包括第一低频图像,所述 N_Q 个高频图像包括第一高频图像、第二高频图像和第三高频图像,所述第一低频图像包括所述原始图像在垂直和水平方向上的低频信息,所述第一高频图像包括所述原始图像在垂直方向上的低频信息和水平方向上的高频信息,所述第二高频图像包括所述原始图像在垂直方向上的高频信息和水平方向上的低频信息,所述第三高频图像包括所述原始图像在垂直方向上的高频信息和水平方向上的高频信息。

18. 根据权利要求12所述的装置,其特征在于,

所述收发单元,具体用于获取原始图像;

所述处理单元,具体用于对所述原始图像进行离散余弦变换处理,得到所述低频图像和所述高频图像;采用离散余弦逆变换处理的方式对所述第一子图和所述第二子图进行合成,得到所述目标图像。

19. 根据权利要求12所述的装置,其特征在于,

所述收发单元,具体用于获取原始图像;

所述处理单元,具体用于对所述原始图像进行傅里叶变换处理,得到所述低频图像和所述高频图像;采用傅里叶逆变换处理的方式对所述第一子图和所述第二子图进行合成,得到所述目标图像。

20. 一种计算机,其特征在于,包括:

处理器、存储器、以及收发器;

所述收发器用于与所述服务器之外的装置进行通信;

所述存储器用于存储指令代码;所述处理器执行所述指令代码时,使得所述服务器执行如权利要求1-10中任一项所述的方法。

21. 一种计算机存储介质,其特征在于,所述介质存储有指令,当所述指令在计算机上运行时,使得计算机执行如权利要求1至10中任一项所述的方法。

22. 一种计算机程序产品,其特征在于,包括指令,当所述指令在计算机上运行时,使得计算机执行如权利要求1至10中任一项所述的方法。

23. 一种芯片系统,其特征在于,包括接口和处理电路,所述芯片系统通过接口获取软

件程序,并通过所述处理电路执行所述软件程序并实现如权利要求1-10中任意一项所述的方法。

24.一种芯片系统,其特征在于,包括一个或多个功能电路,所述一个或多个功能电路用于实现如权利要求1-10中任意一项所述的方法。

图像生成的方法、装置以及计算机

技术领域

[0001] 本申请涉及图像处理领域,尤其涉及一种图像生成的方法、装置以及计算机。

背景技术

[0002] 图像生成是计算机视觉的最重要的研究领域之一,并且应用到图像修复、图像分类、虚拟现实等相关技术。在自动驾驶的技术发展上,生成场景的多样性和场景物体的保持是两项不同的技术难点,一部分原因是场景的复杂性导致各种属性变量和图像高维表示之间映射的学习是学术界尚未解决的难题之一,另一部分原因是光照、尺度、遮挡等对室外场景图像像素的巨大变化,相比人类非常鲁棒的识别表现,现有算法在这方面还有很大距离。

[0003] 目前图像生成技术在神经网络方向的研究上取得了一定的成果,尤其是生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)在该任务上取得最好的效果。其中,一个GAN至少包括一个生成器(generator)和一个判别器(discriminator)。生成器是利用随机噪声变量产生图像的网络结构,理想情况下生成的图像和真实图像非常相似。判别器是用来分辨真实图像和生成图像的度量网络。GAN通过生成器和判别器相互博弈学习来提高自身的性能,从而在性能满足要求时,利用生成器将输入的变量生成高质量的图像。

[0004] 但现有的生成对抗网络最大的缺点是生成过程的不稳定性,导致生成对抗网络生成的图像质量不高。

发明内容

[0005] 本申请实施例提供了一种图像生成的方法、装置、计算机、存储介质、芯片系统等,用于利用GAN技术提高图像生成质量。

[0006] 第一方面,本申请提供了一种图像生成的方法,可以包括:获取目标向量;分别将该目标向量输入第一生成器和第二生成器中,对应生成第一子图和第二子图,该第一生成器由服务器根据低频图像和满足正态分布的第一随机噪声变量对初始配置的第一生成对抗网络GAN进行训练得到,该第二生成器由该服务器根据高频图像和满足正态分布的第二随机噪声变量对初始配置的第二生成对抗网络GAN进行训练得到,该低频图像的频率低于该高频图像的频率;对该第一子图和该第二子图进行合成,得到目标图像。

[0007] 在第一方面的一些可能的实现方式中,该方法还可以包括:获取该低频图像和该高频图像;获取该第一随机噪声变量和该第二随机噪声变量;将该低频图像和高频图像分别设置为该第一GAN和该第二GAN的训练样本;利用该低频图像和该第一随机噪声变量对该第一GAN进行训练,得到该第一生成器;利用该高频图像和该第二随机噪声变量对该第二GAN进行训练,得到该第二生成器。

[0008] 在第一方面的一些可能的实现方式中,该获取该低频图像和该高频图像,可以包括:获取原始图像;对该原始图像进行小波变换处理,得到该低频图像和该高频图像。该对该第一子图和第二子图进行合成,得到目标图像,可以包括:采用小波逆变换处理的方式对该第一子图和该第二子图进行合成,得到该目标图像。

[0009] 在第一方面的一些可能的实现方式中,对该原始图像进行小波变换处理,得到该低频图像和该高频图像,可以包括:对该原始图像进行离散小波变换处理,得到包含K种分辨率的至少一个低频图像和至少一个高频图像,其中,第Q种分辨率对应 M_Q 个低频图像和 N_Q 个高频图像, K 、 M_Q 、 N_Q 均为正整数, $Q=1,2,3,\dots,K$;利用该低频图像和该第一随机噪声变量对该第一GAN进行训练,得到该第一生成器,可以包括:利用所述第Q种分辨率下的所述 M_Q 个低频图像和所述第一随机噪声变量对初始配置的 S_Q 个低频GAN进行训练,得到 S_Q 个低频生成器,其中 S_Q 为大于或等于1的整数;利用该高频图像和该第二随机噪声变量对该第二GAN进行训练,得到该第二生成器,可以包括:利用所述第Q种分辨率下的所述 N_Q 个高频图像和所述第二随机噪声变量对初始配置的第 W_Q 个高频GAN进行训练,得到 W_Q 个高频生成器,其中 W_Q 为大于或等于1的整数;分别将该目标向量输入第一生成器和第二生成器中,对应生成第一子图和第二子图,可以包括:分别向 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 个低频生成器和 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成器输入所述目标向量,得到 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 个低频生成子图和 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成子图;采用小波变换处理的方式对该第一子图和该第二子图进行合成,得到该目标图像,可以包括:采用离散小波逆变换处理的方式对所述 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 个低频生成子图和所述 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成子图进行合成,得到所述目标图像。

[0010] 在第一方面的一些可能的实现方式中,在训练任意一个生成器的过程中,还包括:将其它任意一个或多个生成器的输出作为该生成器的输入,所述其他任意一个或多个生成器包括低频生成器和高频生成器中除该生成器以为的任意一个或多个生成器。

[0011] 在第一方面的一些可能的实现方式中,所述第一随机噪声变量和所述第二随机噪声变量中的任意两个随机噪声变量正交。

[0012] 在第一方面的一些可能的实现方式中,该 M_Q 个低频图像可以包括第一低频图像,该 N_Q 个高频图像可以包括第一高频图像、第二高频图像和第三高频图像,该第一低频图像可以包括该原始图像在垂直和水平方向上的低频信息,该第一高频图像可以包括该原始图像在垂直方向上的低频信息和水平方向上的高频信息,该第二高频图像可以包括该原始图像在垂直方向上的高频信息和水平方向上的低频信息,该第三高频图像可以包括该原始图像在垂直方向上的高频信息和水平方向上的高频信息。所述利用所述第Q种分辨率下的所述 M_Q 个低频图像和所述第一随机噪声变量对初始配置的 S_Q 个低频GAN进行训练,得到 S_Q 个低频生成器,包括:利用所述第Q种分辨率下的所述 M_Q 个低频图像和所述第一随机噪声变量对第一低频GAN进行训练,得到第Q个低频生成器;所述利用所述第Q种分辨率下的所述 N_Q 个高频图像和所述第二随机噪声变量对初始配置的第 W_Q 个高频GAN进行训练,得到 W_Q 个高频生成器,包括:利用所述第Q种分辨率下的所述第一高频图像和第三随机噪声变量对初始配置的第Q个第一高频GAN进行训练,得到第Q个第一高频生成器;利用所述第Q种分辨率下的所述第二高频图像和第四随机噪声变量对初始配置的第Q个第二高频GAN进行训练,得到第Q个第二高频生成器;利用所述第Q种分辨率下的所述第三高频图像和第五随机噪声变量对初始配置的第Q个第三高频GAN进行训练,得到第Q个第三高频生成器;所述分别向 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 个低频生成器和 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成器输入所述目标向量,得到 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 个低频生成子图和 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成子图,包括:分别向K个低频生成器、K个第一高频生成器、K个第二高频

生成器和K个第三高频生成器输入所述目标向量,得到K个低频生成子图、K个第一高频生成子图、K个第二高频生成子图和K个第三高频生成子图;所述采用离散小波逆变换处理的方式对所述 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 个低频生成子图和所述 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成子图进行合成,得到所述目标图像,包括:采用离散小波逆变换处理的方式对所述K个低频生成子图、所述K个第一高频生成子图、所述K个第二高频生成子图和所述K个第三高频生成子图进行合成,得到所述目标图像。

[0013] 在第一方面的一些可能的实现方式中,获取原始图像;对该原始图像进行离散余弦变换处理,得到该低频图像和该高频图像;该对该第一子图和第二子图进行合成,得到目标图像,可以包括:采用离散余弦逆变换处理的方式对该第一子图和该第二子图进行合成,得到该目标图像。

[0014] 在第一方面的一些可能的实现方式中,获取原始图像;对该原始图像进行傅里叶变换处理,得到该低频图像和该高频图像;该对该第一子图和第二子图进行合成,得到目标图像,可以包括:采用傅里叶逆变换处理的方式对该第一子图和该第二子图进行合成,得到该目标图像。

[0015] 在第一方面的一些可能的实现方式中,该方法还包括:所述目标图像与其他生成器生成的图像叠加得到最终的目标图像,所述叠加可以为加权组合。需要说明的是,其他生成器可以是现有技术中任意的一种生成器,并且该生成器亦会参与训练过程。权重调节因子 α 可根据数据集自学习,不同场景不同数据集, α 取值不同。

[0016] 第二方面,本申请提供了一种用于图像生成的装置,该装置可以为计算机,该计算机可以是终端设备或服务器,例如该计算机可以为智能手机、智能电视(或称智慧屏)、虚拟现实设备、增强现实设备、混合现实设备、车载设备(包括辅助驾驶和无人驾驶上使用的设备)等对图像质量有较高要求的设备。该装置也可以认为是软件程序,该软件程序由一个或多个处理器执行以实现功能。该装置还可以认为是硬件,该硬件包括多个功能电路用于实现功能。该装置还可以认为是软件程序与硬件的结合。

[0017] 该装置包括收发单元,用于获取目标向量;处理单元,用于分别将该目标向量输入第一生成器和第二生成器中,对应生成第一子图和第二子图,该第一生成器由计算机根据低频图像和满足正态分布的第一随机噪声变量对初始配置的第一生成对抗网络GAN进行训练得到,该第二生成器由该计算机根据高频图像和满足正态分布的第二随机噪声变量对初始配置的第二生成对抗网络GAN进行训练得到,该低频图像的频率低于该高频图像的频率;对该第一子图和第二子图进行合成,得到目标图像。

[0018] 在第二方面的一些可能的实现方式中,该收发单元,还用于获取该低频图像、该高频图像、该第一随机噪声变量和该第二随机噪声变量;该处理单元,还用于将该低频图像和高频图像分别设置为该第一GAN和该第二GAN的训练样本;利用该低频图像和该第一随机噪声变量对该第一GAN进行训练,得到该第一生成器;利用该高频图像和该第二随机噪声变量对该第二GAN进行训练,得到该第二生成器。

[0019] 在第二方面的一些可能的实现方式中,该收发单元,具体用于获取原始图像;该处理单元,具体用于对该原始图像进行小波变换处理,得到该低频图像和该高频图像;采用小波逆变换处理的方式对该第一子图和第二子图进行合成,得到该目标图像。

[0020] 在第二方面的一些可能的实现方式中,该处理单元,具体用于对该原始图像进行

离散小波变换处理,得到包含K种分辨率的至少一个低频图像和至少一个高频图像,其中,第Q种分辨率对应 M_Q 个低频图像和 N_Q 个高频图像, K 、 M_Q 、 N_Q 均为正整数, $Q=1,2,3,\dots,K$;利用所述第Q种分辨率下的所述 M_Q 个低频图像和所述第一随机噪声变量对初始配置的 S_Q 个低频GAN进行训练,得到 S_Q 个低频生成器,其中 S_Q 为大于或等于1的整数;利用所述第Q种分辨率下的所述 N_Q 个高频图像和所述第二随机噪声变量对初始配置的第 W_Q 个高频GAN进行训练,得到 W_Q 个高频生成器,其中 W_Q 为大于或等于1的整数;分别向 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 个低频生成器和 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成器输入所述目标向量,得到 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 个低频生成子图和 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成子图;采用离散小波逆变换处理的方式对所述 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 个低频生成子图和所述 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成子图进行合成,得到所述目标图像。

[0021] 在第二方面的一些可能的实现方式中,所述处理单元在训练任意一个生成器的过程中用于:将其它任意一个或多个生成器的输出作为该生成器的输入,所述其他任意一个或多个生成器包括低频生成器和高频生成器中除该生成器以为的任意一个或多个生成器。

[0022] 在第二方面的一些可能的实现方式中,所述第一随机噪声变量和所述第二随机噪声变量中的任意两个随机噪声变量正交。

[0023] 在第二方面的一些可能的实现方式中,该 M_Q 个低频图像可以包括第一低频图像,该 N_Q 个高频图像可以包括第一高频图像、第二高频图像和第三高频图像,该第一低频图像可以包括该原始图像在垂直和水平方向上的低频信息,该第一高频图像可以包括该原始图像在垂直方向上的低频信息和水平方向上的高频信息,该第二高频图像可以包括该原始图像在垂直方向上的高频信息和水平方向上的低频信息,该第三高频图像可以包括该原始图像在垂直方向上的高频信息和水平方向上的高频信息。该处理单元,具体用于利用所述第Q种分辨率下的所述 M_Q 个低频图像和所述第一随机噪声变量对第一低频GAN进行训练,得到第Q个低频生成器;利用所述第Q种分辨率下的所述第一高频图像和第三随机噪声变量对初始配置的第Q个第一高频GAN进行训练,得到第Q个第一高频生成器;利用所述第Q种分辨率下的所述第二高频图像和第四随机噪声变量对初始配置的第Q个第二高频GAN进行训练,得到第Q个第二高频生成器;利用所述第Q种分辨率下的所述第三高频图像和第五随机噪声变量对初始配置的第Q个第三高频GAN进行训练,得到第Q个第三高频生成器;分别向K个低频生成器、K个第一高频生成器、K个第二高频生成器和K个第三高频生成器输入所述目标向量,得到K个低频生成子图、K个第一高频生成子图、K个第二高频生成子图和K个第三高频生成子图;采用离散小波逆变换处理的方式对所述K个低频生成子图、所述K个第一高频生成子图、所述K个第二高频生成子图和所述K个第三高频生成子图进行合成,得到所述目标图像。

[0024] 在第二方面的一些可能的实现方式中,该收发单元,具体用于获取原始图像;该处理单元,具体用于对该原始图像进行离散余弦变换处理,得到该低频图像和该高频图像;采用离散余弦逆变换处理的方式对该第一子图和该第二子图进行合成,得到该目标图像。

[0025] 在第二方面的一些可能的实现方式中,该收发单元,具体用于获取原始图像;该处理单元,具体用于对该原始图像进行傅里叶变换处理,得到该低频图像和该高频图像;采用傅里叶逆变换处理的方式对该第一子图和该第二子图进行合成,得到该目标图像。

[0026] 在第二方面的一些可能的实现方式中,该方法还叠加单元,所述叠加单元用于叠

加所述目标图像与其他生成器生成的图像以得到最终的目标图像,所述叠加可以为加权组合。需要说明的是,其他生成器可以是现有技术中任意的一种生成器,并且该生成器亦会参与训练过程。

[0027] 本申请实施例第三方面提供了一种用于图像生成的计算机,可以包括:处理器、存储器、以及收发器;该收发器用于与该计算机之外的装置进行通信;该存储器用于存储指令代码;该处理器执行该指令代码时,使得该计算机执行如第一方面及第一方面中任一项所述的方法。

[0028] 本申请实施例第四方面提供了一种计算机存储介质,该介质存储有指令,当该指令在计算机上运行时,使得计算机执行如第一方面及第一方面中任一项所述的方法。

[0029] 本申请实施例第五方面提供了一种计算机程序产品,可以包括指令,当该指令在计算机上运行时,使得计算机执行如第一方面及第一方面中任一项所述的方法。

[0030] 本申请实施例第六方面提供了一种芯片系统,包括接口和处理电路,所述芯片系统通过接口获取软件程序,并通过所述处理电路执行所述软件程序并实现如第一方面及第一方面中任一项所述的方法。

[0031] 本申请实施例第七方面提供一种芯片系统,包括一个或多个功能电路,所述一个或多个功能电路用于实现如第一方面及第一方面中任一项所述的方法。

[0032] 从以上技术方案可以看出,本申请实施例具有以下优点:

[0033] 计算机在训练得到第一生成器和第二生成器后,分别向第一生成器和第二生成器中输入目标变量,对应生成第一子图和第二子图。之后将第一子图和第二子图进行合成,得到目标图像。由于第一生成器是预先利用第一随机噪声变量和低频图像对初始配置的第一GAN进行训练得到的,第二生成器是预先利用第二随机噪声变量和高频图像对初始配置的第二GAN进行训练得到的,因此对应生成的第一子图和第二子图分别为低频图像和高频图像。需要说明的是,根据图像的频率的定义,高频图像可以更好地体现图像的细节信息,例如图像中各个主体特征的轮廓信息,而低频信息可以更好地体现图像的主要信息,例如图像的灰度、色彩等信息。本方案中,分别生成低频图像和高频图像,可以在目标图像的生成过程中,更好地保留所要生成的目标图像的细节信息和主要信息,因而可以确保生成的目标图像具有更好的质量。

附图说明

[0034] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动性的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0035] 图1为现有的生成对抗网络的结构示意图;

[0036] 图2为现有的利用GAN技术进行图像生成时的流程示意图;

[0037] 图3为现有的卷积神经网络的结构示意图;

[0038] 图4为现有的卷积神经网络的另一个结构示意图;

[0039] 图5为本申请实施例提供的一种图像生成的方法的一个实施例示意图;

[0040] 图6为本申请实施例提供的一种系统架构的实施例示意图;

- [0041] 图7为本申请实施例提供的一种图像生成的方法的另一个实施例示意图；
- [0042] 图8为本申请实施例提供的另一种系统架构的实施例示意图；
- [0043] 图9为本申请实施例提供的一种服务器的一个实施例示意图；
- [0044] 图10为本申请实施例提供的一种服务器的另一个实施例示意图。

具体实施方式

[0045] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,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,都属于本发明保护的范围。

[0046] 近年来,人工智能与深度学习已经成为耳熟能详的名词。一般而言,深度学习模型可以分为判别式模型与生成式模型。由于反向传播(back propagation, BP)、随机失活(dropout)等算法的发明,判别式模型得到了迅速发展。然而,由于生成式模型建模较为困难,因此发展缓慢,直到近年来GAN的发明,这一领域才焕发新的生机。而随着GAN在理论与模型上的高速发展,它在计算机视觉、自然语言处理、人机交互等领域有着越来越深入的应用,并不断向着其它领域继续延伸。

[0047] 其中,如图1所示,图1为GAN的结构示意图,其基本结构包括生成器和判别器。受博弈论中的零和博弈启发,在GAN技术中,将生成问题视作判别器和生成器这两个网络的对抗和博弈:生成器利用给定噪声(一般是指均匀分布或者正态分布)产生合成数据,判别器分辨生成器的输出和真实数据。前者试图产生更接近真实的数据,相应地,后者试图更完美地分辨真实数据与生成数据。由此,两个网络在对抗中进步,在进步后继续对抗,由生成器得到的数据也就越来越完美,逼近真实数据,从而可以生成想要得到的数据(图片、序列、视频等)。

[0048] 具体地,以应用在图像处理领域时为例进行说明。现有的,利用GAN技术进行图像生成时的流程可以参照图2所示的流程示意图,下面对各个步骤进行简要描述。

[0049] S201、服务器初始配置GAN:在利用GAN进行图像生成时,需要先在服务器上初始配置GAN,初始配置的GAN中生成器和判别器性能可能较弱,需要进行训练。

[0050] S202、服务器获取随机噪声变量和原始图像:在服务器上初始配置GAN后,可以向GAN中输入至少一个随机噪声变量和至少一个原始图像。

[0051] S203、服务器将原始图像作为训练样本,利用随机噪声变量和原始图像对GAN进行训练:服务器获取随机噪声变量和原始图像后,将原始图像设置为初始配置的GAN的训练样本,并利用GAN中的生成器将随机噪声变量转变成欺骗判别器的生成图像。之后,服务器从原始图像和生成图像中随机选择一张图像作为输入,传输给判别器。判别器本质上类似于一个二分类器,在接收到生成器传输的图像后,对接收到的图像进行判别,判断该图像是来自原始图像还是来自生成器生成的图像,并得出该图像为原始图像的概率值。而每次计算得到概率值后,GAN可以根据该概率值计算生成器和判别器对应的损失函数(loss function),并利用反向传播算法进行梯度反向传播,根据损失函数依次更新判别器和生成器的参数。具体在更新判别器和生成器时,采用的是交替迭代的更新策略,即先固定生成器,更新判别器的参数,下一次再固定判别器,更新生成器的参数。在更新判别器和生成器

的参数后,生成器的“伪造”能力和判别器的“鉴伪”能力可以进一步提高。GAN通过多次地循环进行“生成-判别-更新”过程,最终使得判别器可以相当准确判别一个图像是否为原始图像,并且生成器利用第一随机噪声变量产生的生成图像的概率分布函数逼近原始图像的概率分布函数。此时判别器无法判断判别器传递的图像是真是假,也即最终实现生成器和判别器之间的纳什均衡。达到纳什均衡时,GAN训练完成。

[0052] S204、当GAN训练完成时,服务器剥离初始配置的GAN中的判别器,保留GAN的生成器:当GAN的训练完成时,初始配置的GAN中的生成器此时满足设定的性能要求,此时,服务器可以剥离GAN中的判别器网络,保留GAN的生成器,作为图像生成模型。

[0053] S205、服务器获取目标变量:服务器对GAN进行训练,得到训练完成后的生成器后,当需要生成目标图像时,服务器获取目标变量。

[0054] S206、服务器利用训练得到的生成器对目标变量进行处理,得到目标图像:服务器获取目标变量后,将目标变量输入给生成器,由生成器进行处理生成目标图像。在实际应用中,目标变量可以是服务器获取外部输入或自身生成的随机噪声变量,也可以是包含需要生成的图像特征信息的特定变量。具体地,例如原始图像为多个现实中的风景图像,若目标变量为随机噪声变量,则最终输出的目标图像可以是与原始图像风格类似的一张合成图像;若目标变量中包含需要生成的图像特征信息(例如图像元素需要包括山脉以及山脉的轮廓信息),则最终输出的目标图像可以是包含图像特征信息且与原始图像风格类似的一张合成图像。

[0055] 在最早的GAN理论中,并不要求生成器和判别器都是神经网络,只需要是能拟合相应生成和判别的函数就可以。但由于神经网络有良好的拟合与表达能力,因此随着GAN的发展,目前生成器和判别器的网络多采用神经网络来实现。具体地,应用在图像方面时,对GAN更强的改进模型是深度卷积对抗神经网络(deep convolutional generative adversarial networks,DCGAN)。DCGAN中判别器用到的神经网络为卷积神经网络(convolutional neural network,CNN),而生成器用到的神经网络是反CNN。

[0056] 判别器所用到的卷积神经网络是一种带有卷积结构的深度神经网络,是一种深度学习(deep learning)架构,深度学习架构是指通过机器学习的算法,在不同的抽象层级上进行多个层次的学习。作为一种深度学习架构,CNN是一种前馈(feed-forward)人工神经网络,该前馈人工神经网络中的各个神经元对输入其中的图像中的重叠区域作出响应。

[0057] 如图3所示,卷积神经网络(CNN)100可以包括输入层110,卷积层/池化层120,其中池化层为可选的,以及神经网络层130。

[0058] 卷积层/池化层120:

[0059] 卷积层:

[0060] 如图3所示卷积层/池化层120可以包括如示例121-126层,在一种实现中,121层为卷积层,122层为池化层,123层为卷积层,124层为池化层,125为卷积层,126为池化层;在另一种实现方式中,121、122为卷积层,123为池化层,124、125为卷积层,126为池化层。即卷积层的输出可以作为随后的池化层的输入,也可以作为另一个卷积层的输入以继续进行卷积操作。

[0061] 以卷积层121为例,卷积层121可以包括很多个卷积算子,卷积算子也称为核,其在图像处理中的作用相当于一个从输入图像矩阵中提取特定信息的过滤器,卷积算子本质上

可以是一个权重矩阵,这个权重矩阵通常被预先定义,在对图像进行卷积操作的过程中,权重矩阵通常在输入图像上沿着水平方向一个像素接着一个像素(或两个像素接着两个像素……这取决于步长stride的取值)的进行处理,从而完成从图像中提取特定特征的工作。该权重矩阵的大小应该与图像的大小相关,需要注意的是,权重矩阵的纵深维度(depth dimension)和输入图像的纵深维度是相同的,在进行卷积运算的过程中,权重矩阵会延伸到输入图像的整个深度。因此,和一个单一的权重矩阵进行卷积会产生一个单一纵深维度的卷积化输出,但是大多数情况下不使用单一权重矩阵,而是应用维度相同的多个权重矩阵。每个权重矩阵的输出被堆叠起来形成卷积图像的纵深维度。不同的权重矩阵可以用来提取图像中不同的特征,例如一个权重矩阵用来提取图像边缘信息,另一个权重矩阵用来提取图像的特定颜色,又一个权重矩阵用来对图像中不需要的噪点进行模糊化……该多个权重矩阵维度相同,经过该多个维度相同的权重矩阵提取后的特征图维度也相同,再将提取到的多个维度相同的特征图合并形成卷积运算的输出。

[0062] 这些权重矩阵中的权重值在实际应用中需要经过大量的训练得到,通过训练得到的权重值形成的各个权重矩阵可以从输入图像中提取信息,从而帮助卷积神经网络100进行正确的预测。

[0063] 当卷积神经网络100有多个卷积层的时候,初始的卷积层(例如121)往往提取较多的一般特征,该一般特征也可以称之为低级别的特征;随着卷积神经网络100深度的加深,越往后的卷积层(例如126)提取到的特征越来越复杂,比如高级别的语义之类的特征,语义越高的特征越适用于待解决的问题。

[0064] 池化层:

[0065] 由于常常需要减少训练参数的数量,因此卷积层之后常常需要周期性的引入池化层,即如图3中120所示的121-126各层,可以是一层卷积层后面跟一层池化层,也可以是多层卷积层后面接一层或多层池化层。在图像处理过程中,池化层的唯一目的就是减少图像的空间大小。池化层可以包括平均池化算子和/或最大池化算子,以用于对输入图像进行采样得到较小尺寸的图像。平均池化算子可以在特定范围内对图像中的像素值进行计算产生平均值。最大池化算子可以在特定范围内取该范围内值最大的像素作为最大池化的结果。另外,就像卷积层中用权重矩阵的大小应该与图像大小相关一样,池化层中的运算符也应该与图像的大小相关。通过池化层处理后输出的图像尺寸可以小于输入池化层的图像的尺寸,池化层输出的图像中每个像素点表示输入池化层的图像的对应子区域的平均值或最大值。

[0066] 神经网络层130:

[0067] 在经过卷积层/池化层120的处理后,卷积神经网络100还不足以输出所需要的输出信息。因为如前所述,卷积层/池化层120只会提取特征,并减少输入图像带来的参数。然而为了生成最终的输出信息(所需要的类信息或别的相关信息),卷积神经网络100需要利用神经网络层130来生成一个或者一组所需要的类的数量的输出。因此,在神经网络层130中可以包括多层隐含层(如图3所示的131、132至13n)以及输出层140,该多层隐含层也即全连接层,其所包含的参数可以根据具体的任务类型的相关训练数据进行预先训练得到,例如该任务类型可以包括图像识别,图像分类,图像超分辨率重建等等。

[0068] 在神经网络层130中的多层隐含层之后,也就是整个卷积神经网络100的最后层为

输出层140,该输出层140具有类似分类交叉熵的损失函数,具体用于计算预测误差,一旦整个卷积神经网络100的前向传播(如图3由110至140的传播为前向传播)完成,反向传播(如图3由140至110的传播为反向传播)就会开始更新前面提到的各层的权重值以及偏差,以减少卷积神经网络100的损失及卷积神经网络100通过输出层输出的结果和理想结果之间的误差。

[0069] 需要说明的是,如图3所示的卷积神经网络100仅作为一种卷积神经网络的示例,在具体的应用中,卷积神经网络还可以以其他网络模型的形式存在,例如,如图4所示的多个卷积层/池化层并行,将分别提取的特征均输入给神经网络层130进行处理。

[0070] 生成器与判别器对应,其所采用的为反卷积神经网络,在生成器的反卷积神经网络中,所执行的为反卷积操作,或称转置卷积操作。

[0071] 上述对目前利用GAN技术进行图像生成时的流程进行了简要描述,可以看出,在利用GAN进行图像生成时,可以包括对GAN的训练和使用两个过程。但目前运用GAN技术进行图像处理时,由于深度神经网络自身的难训练和训练过程的不稳定,往往无法保证生成的目标图像的质量。

[0072] 基于以上说明,本申请提供了一种图像生成的方法,用于生成高质量图像。具体地,服务器在训练得到第一生成器和第二生成器后,分别向第一生成器和第二生成器中输入目标变量,对应生成第一子图和第二子图。由于第一生成器是预先利用第一随机噪声变量和低频图像对初始配置的第一GAN进行训练得到的,第二生成器是预先利用第二随机噪声变量和高频图像对初始配置的第二GAN进行训练得到的,因此对应生成的第一子图和第二子图分别同样为低频图像和高频图像。之后,将第一子图和第二子图进行合成,得到目标图像。

[0073] 需要说明的是,图像的频率,又称图像的空间频率,是指每度视角内图像或刺激图形的亮暗作正弦调制的栅条周数,单位是周/度,它反映了图像的像素灰度在空间中变化的情况。具体地,如果一幅图像的灰度值分布平坦,例如一面墙壁的图像,则其低频成分就较强,而高频成分较弱;如果一幅图像的灰度值变化剧烈,例如沟壑纵横的卫星地图的图像,则其高频成分会相对较强,低频则较弱。因此,低频图像可以更好地反应图像的主要信息,例如图像中主要特征的色彩及灰度信息,而高频图像可以更好地反应图像的细节信息,例如图像中各个主要特征的轮廓边缘信息。因此,将第一子图和第二子图生成,再进行合成,可以较好地保存目标图像的主要信息和细节信息,使得生成的目标图像的质量更好。

[0074] 下面结合图5,图5为本申请提供的一种图像生成的一个实施例示意图,包括:

[0075] S501、服务器获取低频图像、高频图像、第一随机噪声变量和第二随机噪声变量。

[0076] 在一个具体的实施例中,服务器上初始配置有第一GAN和第二GAN,在对第一GAN和第二GAN进行训练前,需要获取至少一个低频图像、至少一个高频图像、第一随机噪声变量和第二随机噪声变量。其中,高频图像的频率高于低频图像的频率,第一随机噪声变量和第二随机噪声变量的向量长度可以相同且均满足正态分布。低频图像和高频图像可以由外部设备输入,也可以由服务器对获取的原始图像进行分解得到。在对原始图像进行分解时,可以将一个原始图像分解为一个或者多个低频图像和高频图像。

[0077] 需要说明的是,本申请中出现的“第一”、“第二”等仅为了区分概念,并非限定顺序;有的时候根据上下文,第一可能包含第二和第三,或类似的其它情况。另外,“第一”、“第

二”修饰的概念并非限定仅为一个,可以为一个或多个。

[0078] 上述过程中,所描述的获取的图像包括低频图像和高频图像,但需要说明的是,这里并非限定的是只有两种频率的图像的情况。在实际应用中,可以根据需要设定更多频率类型,例如还可以划分为低频图像、中频图像和高频图像,三种频率依次递增,还可以设置四种、五种或更多类别,具体可以预先进行设定。

[0079] 在一个具体的实施例中,服务器获取原始图像,并对原始图像进行分解操作,得到每个原始图像对应的至少一个低频图像和至少一个高频图像。

[0080] 在一个具体的实施例中,服务器在获取到原始图像后,可以对每个原始图像进行分解,得到每个原始图像对应的至少一个低频图像和至少一个高频图像。其中,高分解原始图像采用的方式可以有多种,例如傅里叶变换、离散余弦变换、小波变换等,但不限于此,本申请还可以使用其它方法对原始图像进行分解。分解的低频图像和高频图像的数量、以及低频图像和高频图像的频率均可以预先设定,具体数目和频率设置本实施例不做限定。

[0081] 在一个具体的实施例中,服务器上初始配置的GAN的数量与设定的分辨率和/或图像频率的种类数量有关,具体可以是 $K=P*Q$,其中, K 为初始配置的GAN的数量, P 为分辨率的类别数、 Q 为图像频率的类别数。因此,在对原始图像进行分解时,可以按照设定的分辨率和图像的频率来进行划分。

[0082] S502、服务器利用第一随机噪声变量和低频图像对初始配置的第一GAN进行训练,得到第一生成器。

[0083] 在一个具体的实施例中,服务器将低频图像设置为第一GAN的训练样本并向第一GAN中输入第一随机噪声变量,对第一GAN进行训练。具体地,对第一GAN的训练过程与前述图2中步骤S203中的相关描述类似,此处不再赘述。

[0084] 当训练完成时,服务器剥离第一GAN中的判别器,保留第一GAN的生成器,该生成器也即第一生成器。

[0085] S503、服务器利用第二随机噪声变量和高频图像对初始配置的第二GAN进行训练,得到第二生成器。注意,第二随机噪声变量应与第一随机噪声变量正交。

[0086] 在一个具体的实施例中,服务器将高频图像设置为第一GAN的真实图像,也即作为对第二GAN的训练样本,向第二GAN中输入第二随机噪声变量,对第二GAN进行训练。具体地,对第二GAN的训练过程与前述图2中步骤S203中的相关描述类似,此处不再赘述。

[0087] 当训练完成时,服务器剥离第二GAN中的判别器,保留第二GAN的生成器,该生成器也即第二生成器。

[0088] 在一个具体的实施例中,服务器获取到原始图像后,在对原始图像进行分解时,可以采用离散小波变化处理的方式进行分解,并得到包含 K 种分辨率的至少一个低频图像和至少一个高频图像, K 种分辨率依次降低,其中,第 Q 种分辨率对应应有 M_Q 个低频图像和 N_Q 个高频图像, K 、 M_Q 和 N_Q 均为正整数, $Q=1, 2, 3, \dots$ 或 K 。在不同分辨率下 M_Q 和 N_Q 的数值可以相同,也可以不同,具体由用户提前进行设定。

[0089] 下面以第 Q 中分辨率下的训练过程为例来进行说明,其他分辨率可参考该示例。

[0090] 得到第 Q 种分辨率下的 M_Q 个低频图像和 N_Q 个高频图像后,服务器首先利用第一随机噪声变量(例如 M_Q 个随机噪声变量)和 M_Q 个低频图像对初始配置的 S_Q 个低频GAN进行训练,训练完成时,得到 S_Q 个低频生成器;服务器利用第二随机噪声变量(例如 N_Q 个随机噪声变量)和

N_Q 个高频图像对初始配置的 W_Q 个高频GAN进行训练,训练完成时,得到 W_Q 个高频生成器。

[0091] 需要说明的是, S_Q 和 W_Q 均为大于或等于1的整数, S_Q 和 W_Q 的值可以相同,也可以不相同。例如,一种分辨率下,可以有一个低频GAN和一个高频GAN,获得一个低频生成器和一个高频生成器;再例如,一种分辨率下,有任意多个低频GAN和任意多个高频GAN,获得对应的任意多个低频生成器和任意多个高频生成器。

[0092] 在训练的过程中, S_Q 个低频生成器和 W_Q 个高频生成器不是完全独立的,每个生成器的输出都可能作为其余生成器的输入信息。例如,在第一次迭代中,第1个低频生成器输入只有随机噪声,第2个低频生成器的输入除接受随机噪声还有第1个低频生成器的输出,第3个低频生成器的输入有随机噪声和第1,2个生成器的输出,……,以此类推,第 S_Q 个低频生成器的输入有随机噪声和之前 S_Q-1 个低频生成器的输出,继续类推,第1个高频生成器的输入为随机噪声和之前 S_Q 个低频生成器的输出,如此直至第 W_Q 个高频生成器的输入为随机噪声和之前 S_Q+W_Q-1 个生成器(包含低频生成器和高频生成器)的输出。

[0093] 类此的,在第二次迭代中,每个生成器(不区分高频和低频)都由随机噪声和之前的生成器的输出作为输入。继续迭代多次。

[0094] 在其它实施例中,在选择之前的生成器的输出作为当前生成器的输入时,可以不像本实施例这样选择之前所有生成器的输出,而是选择之前任意一个或多个生成器的输出,具体选择哪些生成器可以根据具体需求来设定,本申请不做限定。

[0095] 除此之外,以上所有生成器在训练过程中输入的随机噪声向量都应保持两两正交,需要采用正交化技术对随机噪声向量做正交化处理保证随机噪声向量的无关性。

[0096] 以上为第 Q 中分辨率下的训练过程,其他分辨率可参考该示例。

[0097] 当服务器将 K 种分辨率下的低频图像和高频图像都进行训练后,得到 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 个低频生成器和 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成器。这里的 $\sum_{Q=1}^K S_Q$ 个低频生成器就是第一生成器,这里的 $\sum_{Q=1}^K W_Q$ 个高频生成器就是第二生成器。

[0098] 需要说明的是,步骤S502与步骤S503没有必然的执行次序,可以先执行步骤S502也可以先执行步骤S503,此处不再赘述。

[0099] S504、服务器分别向第一生成器和第二生成器中输入目标变量,对应生成第一子图和第二子图。

[0100] 在一个具体的实施例中,在得到第一生成器和第二生成器后,当需要生成高质量图像时,服务器分别向第一生成器和第二生成器中输入目标向量。其中,目标变量可以是服务器获取外部输入或自身生成的随机噪声变量,还可以包含其余生成器的输出信息,也可以是包含需要生成的图像特征信息的特定变量。具体地,例如原始图像为多个现实中的风景图像,若目标变量为随机噪声变量,则最终输出的目标图像可以是与原始图像风格类似的一张合成图像;若目标变量中包含需要生成的图像特征信息(例如图像元素需要包括山脉以及山脉的轮廓信息),则最终输出的目标图像可以是包含图像特征信息且与原始图像风格类似的一张合成图像。

[0101] 需要说明的是,由于第一生成器是以低频图像作为训练样本训练得到的,第二生成器是以高频图像作为训练样本训练得到的,因此利用第一生成器生成的第一子图依然为低频图像,利用第二生成器生成的第二子图也依然为高频图像。

[0102] S505、服务器对第一子图和第二子图进行合成,得到目标图像。

[0103] 在一个具体的实施例中,服务器获取到第一子图和第二子图后,对第一子图和第二子图进行合成,得到目标图像。其中,在进行合成时,具体可以采用多种方法。具体例如小波逆变换处理、傅里叶逆变换处理、离散余弦逆变换处理等。具体地,采用以上手段对第一子图和第二子图进行合成的方法为现有技术中的常用技术手段,本实施例中不做具体赘述。

[0104] 从以上技术方案可以看出,本申请实施例具有以下优点:

[0105] 服务器在训练得到第一生成器和第二生成器后,分别向第一生成器和第二生成器中输入目标变量,对应生成第一子图和第二子图。之后将第一子图和第二子图进行合成,得到目标图像。由于第一生成器是预先利用第一随机噪声变量和低频图像对初始配置的第一GAN进行训练得到的,第二生成器是预先利用第二随机噪声变量和低频图像对初始配置的第二GAN进行训练得到的,因此对应生成的第一子图和第二子图分别为低频图像和高频图像。需要说明的是,根据图像的频率的定义,高频图像可以更好地体现图像的细节信息,例如图像中各个主体特征的轮廓信息,而低频信息可以更好地体现图像的主要信息,例如图像的灰度、色彩等信息。本方案中,分别生成低频图像和高频图像,可以在目标图像的生成过程中,更好地保留所要生成的目标图像的细节信息和主要信息,因而可以确保生成的目标图像具有更好的质量。

[0106] 上述图5所示的实施例示意图中,对本方案进行了简要描述,下面以一个具体的应用来进行说明。

[0107] 下面参照图6,图6为本申请实施例所提供的一种系统架构的示意图。如图6所示,在一个具体的实施例中,服务器可以分为软件和硬件部分。其中,软件部分为包含在AI数据存储系统中,并部署在服务器硬件上的程序代码。该程序代码可以包括离散小波变换图像分解模块、GAN生成子图像模块和离散小波逆变换合成图像模块。硬件部分包括主机存储、(GPU、FPGA、专用芯片)内存,主机存储具体包括真实图像存储装置及生成图像存储装置。

[0108] 基于所述图6的系统架构,下面参照图7,图7为本申请实施例所提供的一种图像生成的方法的另一个实施例示意图,可以包括:

[0109] S701、服务器获取原始图像。

[0110] 本实施例中,服务器可以获取外部输入的原始图像,并存储在主机存储中的真实图像存储装置中。

[0111] S702、服务器对原始图像采用离散小波变换处理的方式进行分解,得到包含K种分辨率的至少一个低频图像和至少一个高频图像,其中,第Q种分辨率对应第一低频图像、第一高频图像、第二高频图像和第三高频图像,该第一低频图像包括该原始图像在垂直和水平方向上的低频信息,该第一高频图像包括该原始图像在垂直方向上的低频信息和水平方向上的高频信息,该第二高频图像包括该原始图像在垂直方向上的高频信息和水平方向上的低频信息,该第三高频图像包括该原始图像在垂直方向上的高频信息和水平方向上的高频信息, $Q=1,2,3,\dots,K$ 。

[0112] 在一个具体的实施例中,服务器获取原始图像后,从真实图像存储装置中获取原始图像,并利用离散小波变换图像分解模块对该原始图像进行分解。对一个原始图像进行分解后,可以得到K种分辨率下的至少一个低频图像和至少一个高频图像。K种分辨率下的

每一种分辨率都对应第一低频图像、第一高频图像、第二高频图像、第三高频图像和第四高频图像。具体地,该分解过程可以参照以下描述:

[0113] 离散小波变换可以被表示成由低通滤波器和高通滤波器组成的一棵树。图像的矩阵表示形式为 $x[2m, 2n]$,其中 $2m$ 和 $2n$ 为图像的高度和宽度,其二维离散小波分解过程可描述为:

[0114] 首先,利用下述的公式(1)和公式(2)对原始图像的每一行进行一维小波变换处理(1D-DWT),其中 $g[k]$ 是低通滤波器,可以将输入信号的高频部分滤掉而输出低频部分, $h[k]$ 是高通滤波器,滤掉输入信号的低频部分输出高频信息,获得原始图像在水平方向上的低频分量 L 和低频分量 H ,其中 k 代表滤波器窗口的大小。

$$[0115] \quad L[2m, n] = \sum_{k=0}^{K-1} x[2m, 2n - k]g[k] \quad (1)$$

$$[0116] \quad H[2m, n] = \sum_{k=0}^{K-1} x[2m, 2n - k]h[k] \quad (2)$$

[0117] 然后对原始图像在水平方向上低频分量的数据 L 和低频分量的数据 H 的每一列再分别进行1D-DWT,具体如公式(3)-(6)所示,获得原始图像在水平和垂直方向上的低频分量 LL ,也即第一低频图像;水平方向上高频和垂直方向上的低频分量 HL ,也即第一高频图像;水平方向上低频和垂直方向上的高频分量 LH ,也即第二高频图像;水平和垂直方向上的高频分量 HH ,也即第三高频图像;。

$$[0118] \quad LL[m, n] = \sum_{k=0}^{K-1} L[2m - k, n]g[k] \quad (3)$$

$$[0119] \quad HL[m, n] = \sum_{k=0}^{K-1} H[2m - k, n]g[k] \quad (4)$$

$$[0120] \quad LH[m, n] = \sum_{k=0}^{K-1} L[2m - k, n]h[k] \quad (5)$$

$$[0121] \quad HH[m, n] = \sum_{k=0}^{K-1} H[2m - k, n]h[k] \quad (6)$$

[0122] 在利用离散小波变换的方式分解原始图像时,还可以控制生成的低频图像和高频图像的分辨率。

[0123] S703、服务器利用第 Q 种分辨率下的第一低频图像和第一随机噪声变量对初始配置的第 Q 个低频GAN进行训练,得到第 Q 个低频生成器。

[0124] 在一个具体的实施例中,服务器获得第 Q 种分辨率下的第一低频图像和第一随机噪声变量,利用该第一低频图像和第一随机噪声变量对第 Q 个低频GAN进行训练,得到第 Q 个低频生成器。具体地,该训练过程可以参照图2所示的步骤S203相关的描述,此处不再赘述。

[0125] S704、服务器利用第 Q 种分辨率下的第一高频图像和第三随机噪声变量对初始配置的第 Q 个第一高频GAN进行训练,得到第 Q 个第一高频生成器。

[0126] 在一个具体的实施例中,服务器获得第 Q 种分辨率下的第一高频图像和第三随机噪声变量,利用该第一高频图像和第一随机噪声变量对第 Q 个第一高频GAN进行训练,得到第 Q 个第一高频生成器。具体地,该训练过程可以参照图2所示的步骤S203相关的描述,此处不再赘述。

[0127] S705、服务器利用第 Q 种分辨率下的第二高频图像和第四随机噪声变量对初始配置的第 Q 个第二高频GAN进行训练,得到第 Q 个第二高频生成器。

[0128] 在一个具体的实施例中,服务器获得第 Q 种分辨率下的第一高频图像第一随机噪声变量,利用该第一高频图像第一随机噪声变量对第 Q 个第二高频GAN进行训练,得到第 Q 个第二高频生成器。具体地,该训练过程可以参照图2所示的步骤S203相关的描述,此处不再

赘述。

[0129] S706、服务器利用第Q种分辨率下的第三高频图像和第五随机噪声变量对初始配置的第Q个第三高频GAN进行训练,得到第Q个第三高频生成器。

[0130] 在一个具体的实施例中,服务器获得第Q种分辨率下的第一高频图像和第一随机噪声变量,利用该第一高频图像和第一随机噪声变量对第Q个第三高频GAN进行训练,得到第Q个第三高频生成器。具体地,该训练过程可以参照图2所示的步骤S203相关的描述,此处不再赘述。

[0131] 需要说明的是,在步骤S703-S706训练生成器的过程中,还可以将其他任意一个或多个生成器的输出作为当前训练的生成器的输入。

[0132] 在一个具体的实施例中,在一个确定的分辨率下,低频GAN、第一高频GAN、第二高频GAN和第三高频GAN的系统结构示意图可以参照图8所示的示意图。如图8所示,其中G1和D1分别为低频GAN的生成器和判别器,G2和D2分别为第一高频GAN的生成器和判别器,G3和D3分别为第二高频GAN的生成器和判别器,G4和D4分别为第三高频GAN的生成器和判别器。服务器获取到原始图像后,通过VGG19网络模块得到对应的真实图像特征。其中,VGG19为卷积神经网络的一种。

[0133] S707、服务器分别向K个低频生成器、K个第一高频生成器、K个第二高频生成器和K个第三高频生成器输入目标向量,得到K个低频生成子图、K个第一高频生成子图、K个第二高频生成子图和K个第三高频生成子图。

[0134] 在一个具体的实施例中,服务器获取K个低频生成器、K个第一高频生成器、K个第二高频生成器和K个第三高频生成器后,分别向每个生成器中输入目标向量,对应生成K个低频生成子图、K个第一高频生成子图、K个第二高频生成子图和K个第三高频生成子图。其中,对应生成的每个子图的图像参数(分辨率和频率)与生成器的训练样本的参数一致。

[0135] S708、服务器采用离散小波变换处理的方式对K个低频生成子图、K个第一高频生成子图、K个第二高频生成子图和K个第三高频生成子图进行合成,得到目标图像。

[0136] 在一个具体的实施例中,服务器生成K个低频生成子图、K个第一高频生成子图、K个第二高频生成子图和K个第三高频生成子图,对各个生成子图进行合成,得到目标图像。

[0137] 从以上技术方案可以看出,本申请实施例具有以下优点:

[0138] 服务器在训练得到K个第一生成器、K个第一高频生成器、K个第二高频生成器以及K个第三高频生成器后,分别向K个第一生成器、K个第一高频生成器、K个第二高频生成器以及K个第三高频生成器输入目标变量,对应生成K个低频生成子图、K个第一高频生成子图、K个第二高频生成子图和K个第三高频生成子图。之后将K个低频生成子图、K个第一高频生成子图、K个第二高频生成子图和K个第三高频生成子图进行合成,得到目标图像。

[0139] 需要说明的是,各个生成器不是孤立的,每个生成器的输出都可以作为其余生成器的输入,循环串联起来,由此组合的生成器生成的图像质量更好。

[0140] 由于K个第一生成器、K个第一高频生成器、K个第二高频生成器以及K个第三高频生成器均是利用了不同分辨率和不同频率对应的图像作为训练样本训练得到的,因此对应生成的K个低频生成子图、K个第一高频生成子图、K个第二高频生成子图和K个第三高频生成子图的分辨率和频率也各不相同,也即携带各个不同图像参数所主要表达的信息。因而生成目标图像时,可以较好地保留目标图像的细节信息和主要信息,提高生成图像的质量。

[0141] 进一步的,所述目标图像与其他生成器生成的图像叠加得到最终的目标图像,所述叠加可以为加权组合。需要说明的是,其他生成器可以是现有技术中任意的一种生成器,并且该生成器亦会参与训练过程。权重调节因子 α 可根据数据集自学习,不同场景不同数据集, α 取值不同。

[0142] 下面参照图9,图9为本申请实施例提供的一种服务器的一个实施例示意图,包括:

[0143] 收发单元901,用于获取目标向量;

[0144] 处理单元902,用于分别将该目标向量输入第一生成器和第二生成器中,对应生成第一子图和第二子图,该第一生成器由服务器根据低频图像和满足正态分布的第一随机噪声变量对初始配置的第一生成对抗网络GAN进行训练得到,该第二生成器由该服务器根据高频图像和满足正态分布的第二随机噪声变量对初始配置的第二生成对抗网络GAN进行训练得到,该低频图像的频率低于该高频图像的频率;对该第一子图和该第二子图进行合成,得到目标图像。

[0145] 需要说明的是,第一随机噪声变量和第二随机噪声变量的个数分别和第一生成器和第二生成器的个数相对应,但是随机噪声变量需要保证正交,需要特定的正交化技术使其正交。

[0146] 在一个具体的实施例中,

[0147] 收发单元901,还用于获取该低频图像、该高频图像、该第一随机噪声变量和该第二随机噪声变量;

[0148] 处理单元902,还用于将该低频图像和高频图像分别设置为该第一GAN和该第二GAN的训练样本;利用该低频图像和该第一随机噪声变量对该第一GAN进行训练,得到该第一生成器;利用该高频图像和该第二随机噪声变量对该第二GAN进行训练,得到该第二生成器。

[0149] 需要说明的是,第一GAN和第二GAN的生成器相互串联,即第一GAN的生成器输出会与第二随机噪声变量组合,作为第二生成器的输入,组合方式在此不做限定,反之亦然。

[0150] 在一个具体的实施例中,

[0151] 收发单元901,具体用于获取原始图像;

[0152] 处理单元902,具体用于对该原始图像进行小波变换处理,得到该低频图像和该高频图像;采用小波逆变换处理的方式对该第一子图和该第二子图进行合成,得到该目标图像。

[0153] 在一个具体的实施例中,

[0154] 处理单元902,具体用于对该原始图像进行离散小波变换处理,得到包含K种分辨率的至少一个低频图像和至少一个高频图像,其中,第Q种分辨率对应 M_Q 个低频图像和 N_Q 个高频图像, K 、 M_Q 、 N_Q 均为正整数, $Q=1,2,3,\dots,K$;利用该第Q种分辨率下的该 M_Q 个低频图像和该第一随机噪声变量对初始配置的第Q个低频GAN进行训练,得到第Q个低频生成器;利用该第Q种分辨率下的该 N_Q 个高频图像和该第二随机噪声变量对初始配置的第Q个高频GAN进行训练,得到第Q个高频生成器;分别向K个低频生成器和K个高频生成器输入该目标向量,得到K个低频生成子图和K个高频生成子图;采用离散小波逆变换处理的方式对该K个低频生成子图和该K个高频生成子图进行合成,得到该目标图像。

[0155] 需要说明的是,在每一种分辨率下,每个生成器的输入可以由随机噪声和其余生

成器的输出组合而成,除此之外,随机噪声相互正交。

[0156] 在一个具体的实施例中,该 M_Q 个低频图像包括第一低频图像,该 N_Q 个高频图像包括第一高频图像、第二高频图像和第三高频图像,该第一低频图像包括该原始图像在垂直和水平方向上的低频信息,该第一高频图像包括该原始图像在垂直方向上的低频信息和水平方向上的高频信息,该第二高频图像包括该原始图像在垂直方向上的高频信息和水平方向上的低频信息,该第三高频图像包括该原始图像在垂直方向上的高频信息和水平方向上的高频信息;

[0157] 处理单元902,具体用于利用该第 Q 种分辨率下的该第一高频图像和该第二随机噪声变量对初始配置的第 Q 个第一高频GAN进行训练,得到第 Q 个第一高频生成器;利用该第 Q 种分辨率下的该第二高频图像和该第二随机噪声变量对初始配置的第 Q 个第二高频GAN进行训练,得到第 Q 个第二高频生成器;利用该第 Q 种分辨率下的该第三高频图像和该第二随机噪声变量对初始配置的第 Q 个第三高频GAN进行训练,得到第 Q 个第三高频生成器;分别向 K 个低频生成器、 K 个第一高频生成器、 K 个第二高频生成器和 K 个第三高频生成器输入该目标向量,得到 K 个低频生成子图、 K 个第一高频生成子图、 K 个第二高频生成子图和 K 个第三高频生成子图;采用离散小波变换处理的方式对该 K 个低频生成子图、该 K 个第一高频生成子图、该 K 个第二高频生成子图和该 K 个第三高频生成子图进行合成,得到该目标图像。

[0158] 在一个具体的实施例中,

[0159] 收发单元901,具体用于获取原始图像;

[0160] 处理单元902,具体用于对该原始图像进行离散余弦变换处理,得到该低频图像和该高频图像;采用离散余弦逆变换处理的方式对该第一子图和该第二子图进行合成,得到该目标图像。

[0161] 在一个具体的实施例中,

[0162] 收发单元901,具体用于获取原始图像;

[0163] 处理单元902,具体用于对该原始图像进行傅里叶变换处理,得到该低频图像和该高频图像;采用傅里叶逆变换处理的方式对该第一子图和该第二子图进行合成,得到该目标图像。

[0164] 进一步的,还可以包括叠加单元,所述叠加单元用于叠加所述目标图像与其他生成器生成的图像以得到最终的目标图像,所述叠加可以为加权组合。需要说明的是,其他生成器可以是现有技术中任意的一种生成器,并且该生成器亦会参与训练过程。权重调节因子 α 可根据数据集自学习,不同场景不同数据集, α 取值不同。

[0165] 下面参照图10,图10为本申请实施例提供的一种服务器的另一个实施例示意图,包括:

[0166] 处理器1010、存储器1020、以及收发器1030;

[0167] 收发器1030,用于与该服务器之外的装置进行通信;

[0168] 存储器1020,用于存储指令代码;

[0169] 处理器1010,用于执行该指令代码,使得该服务器执行如图5或图7所示实施例中任一项所述的方法。

[0170] 本申请实施例还提供了一种计算机存储介质,其特征在于,所述介质存储有指令,当所述指令在计算机上运行时,使得计算机执行如图5或图7所示实施例中任一项所述的方

法。

[0171] 本申请实施例还提供了一种计算机程序产品,其特征在于,包括指令,当所述指令在计算机上运行时,使得计算机执行如图5或图7所示实施例中任一项所述的方法。

[0172] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的系统,装置和单元的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0173] 在本申请所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的系统,装置和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,所述单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0174] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0175] 另外,在本申请各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用软件功能单元的形式实现。

[0176] 所述集成的单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行本申请各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM,Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM,Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0177] 以上所述,以上实施例仅用以说明本申请的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本申请各实施例技术方案的精神和范围。

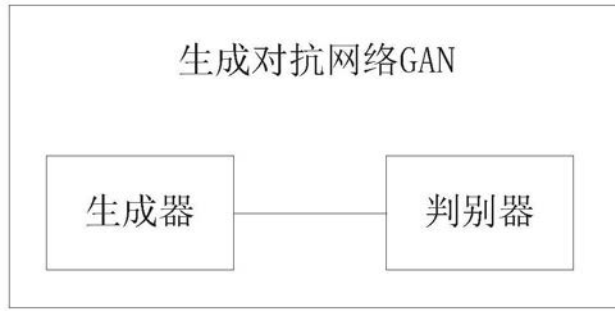


图1

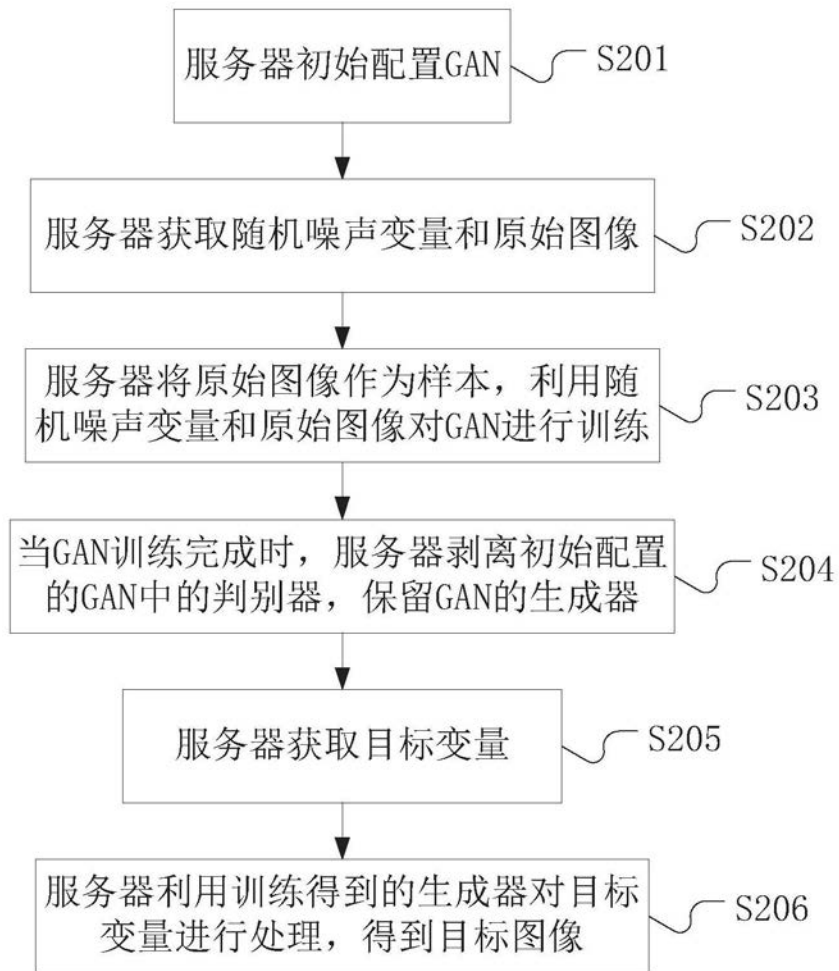


图2

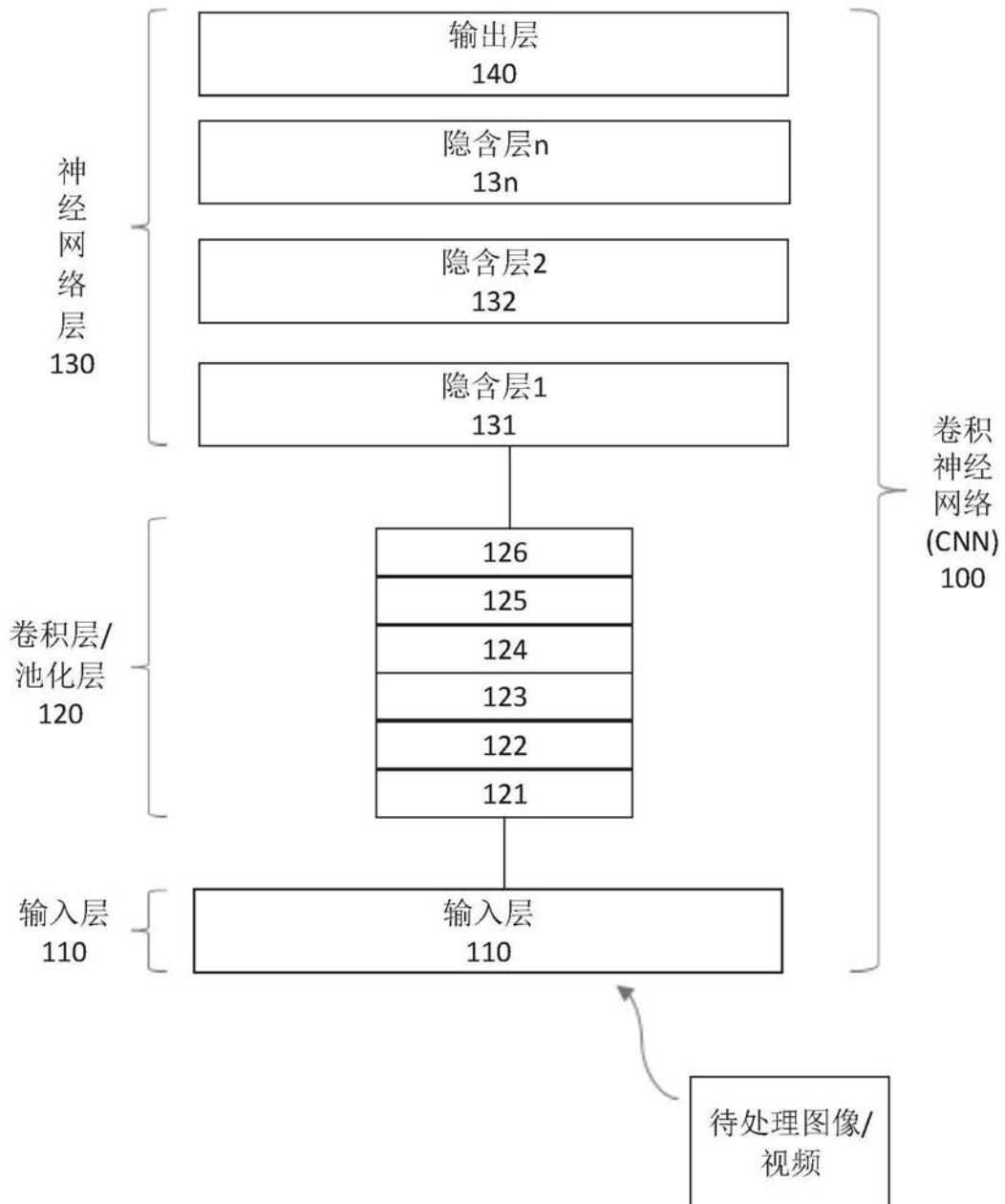


图3

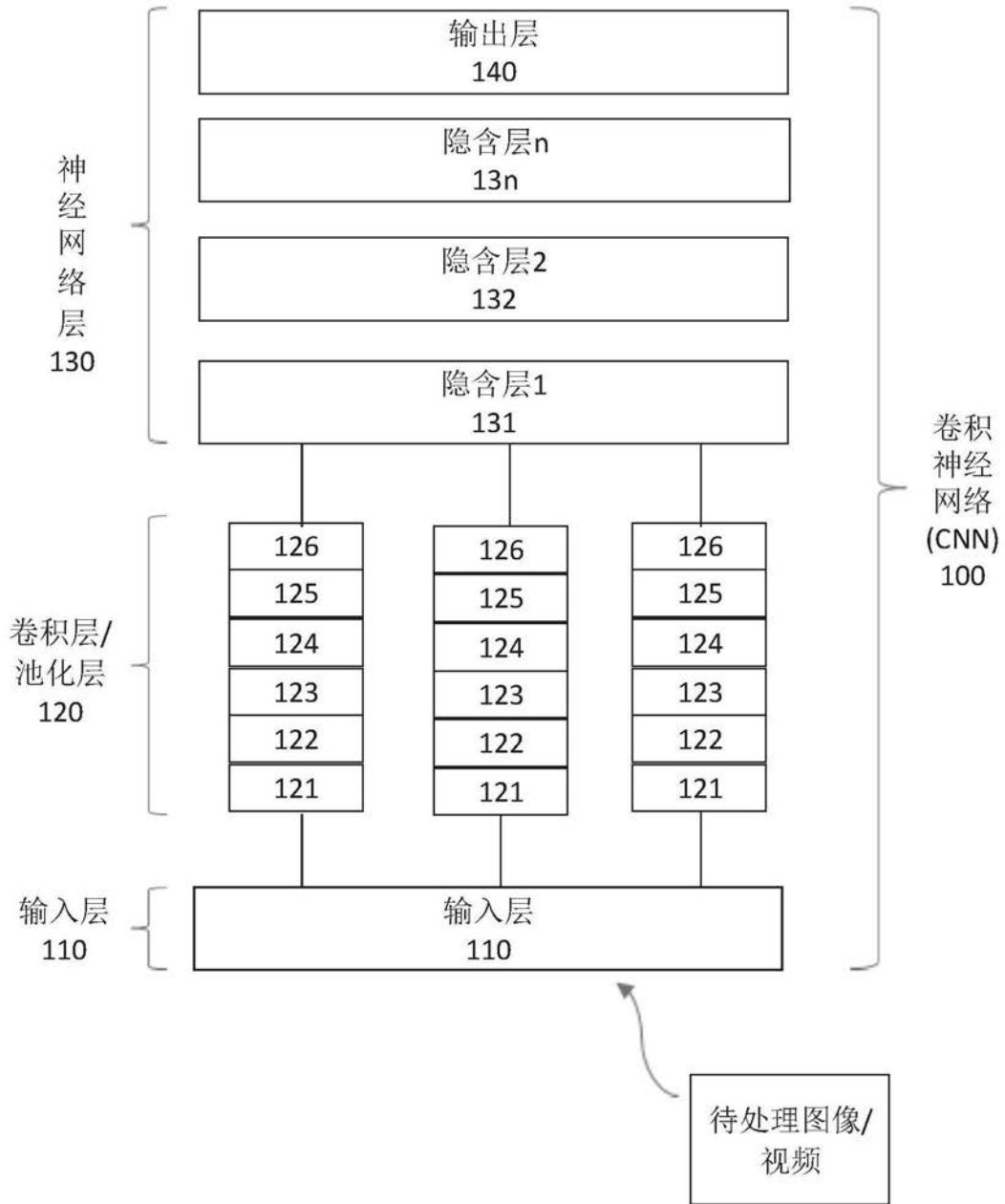


图4

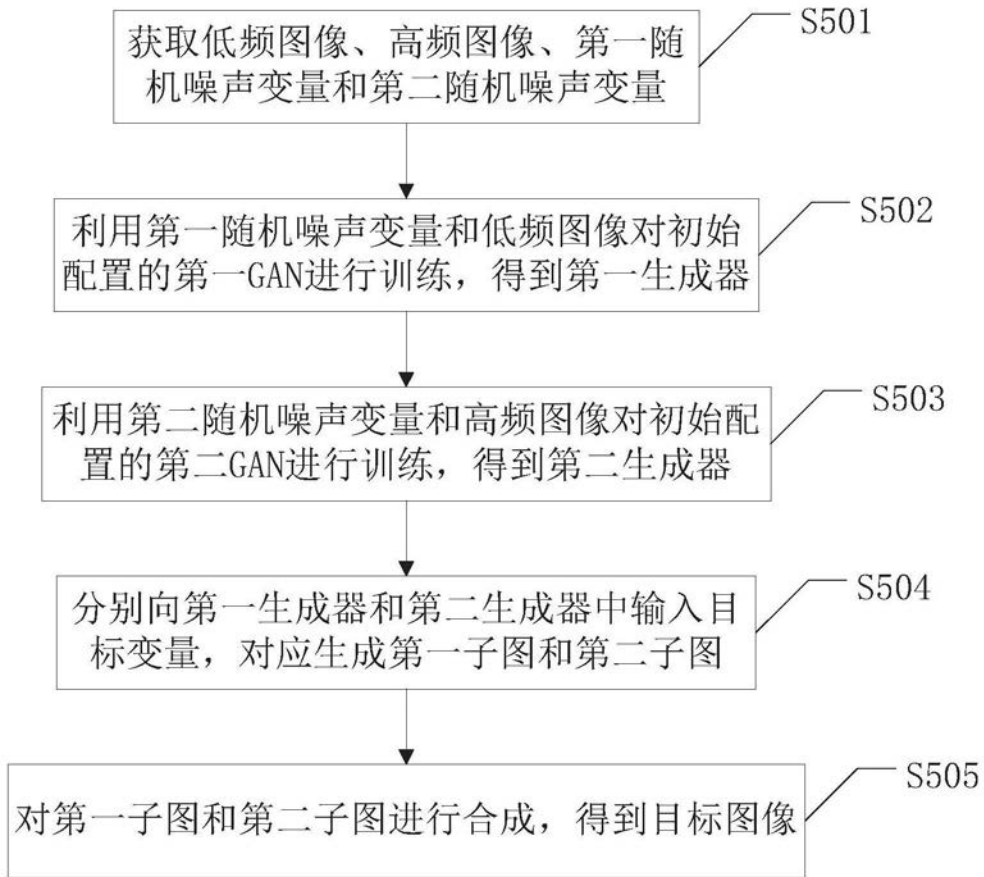


图5

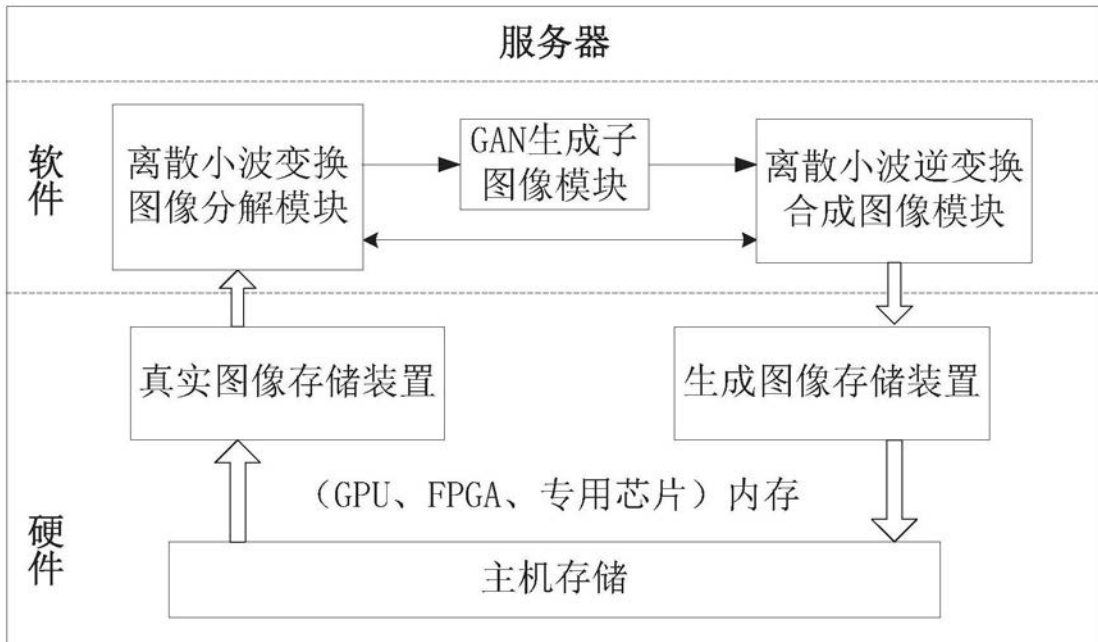


图6

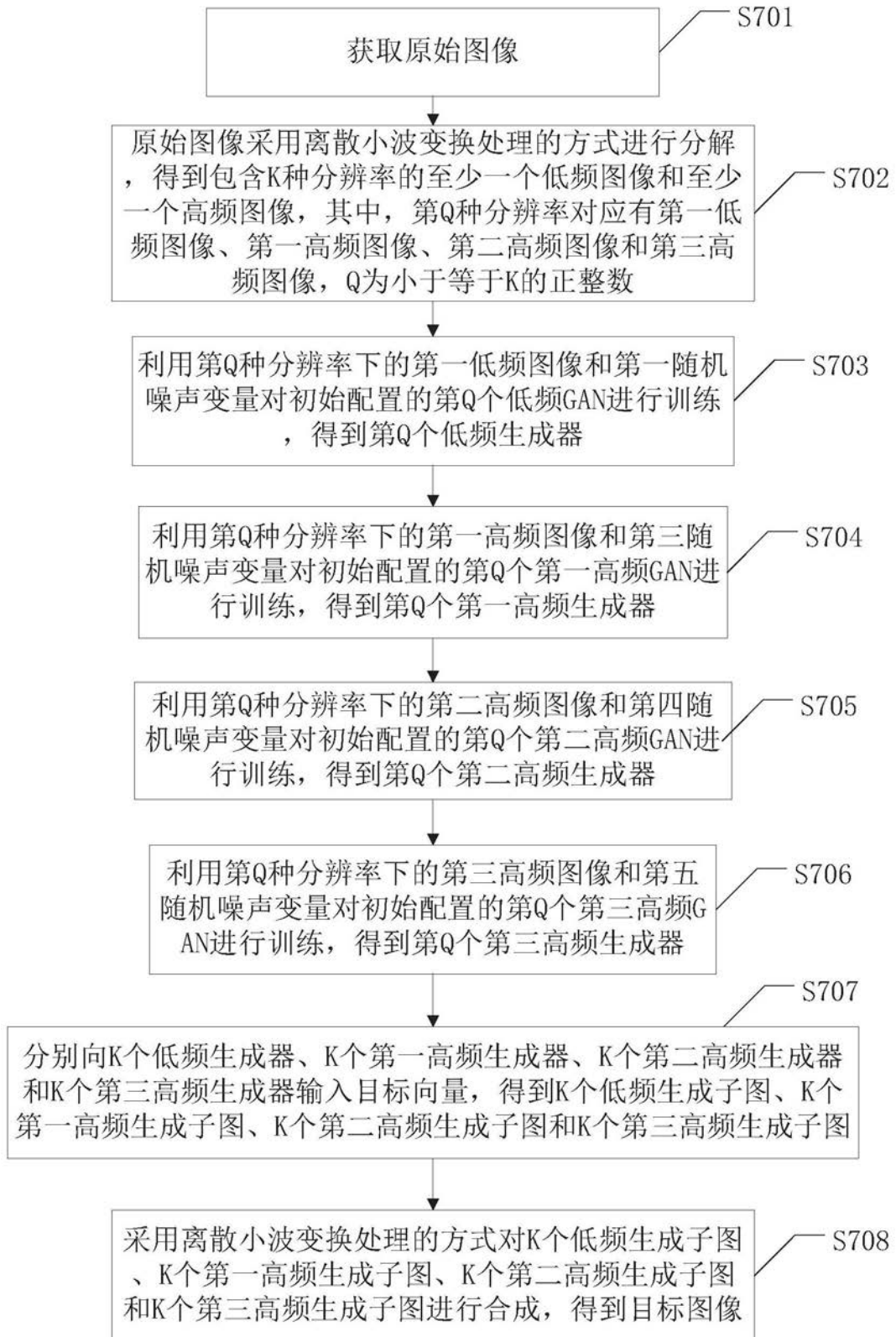


图7

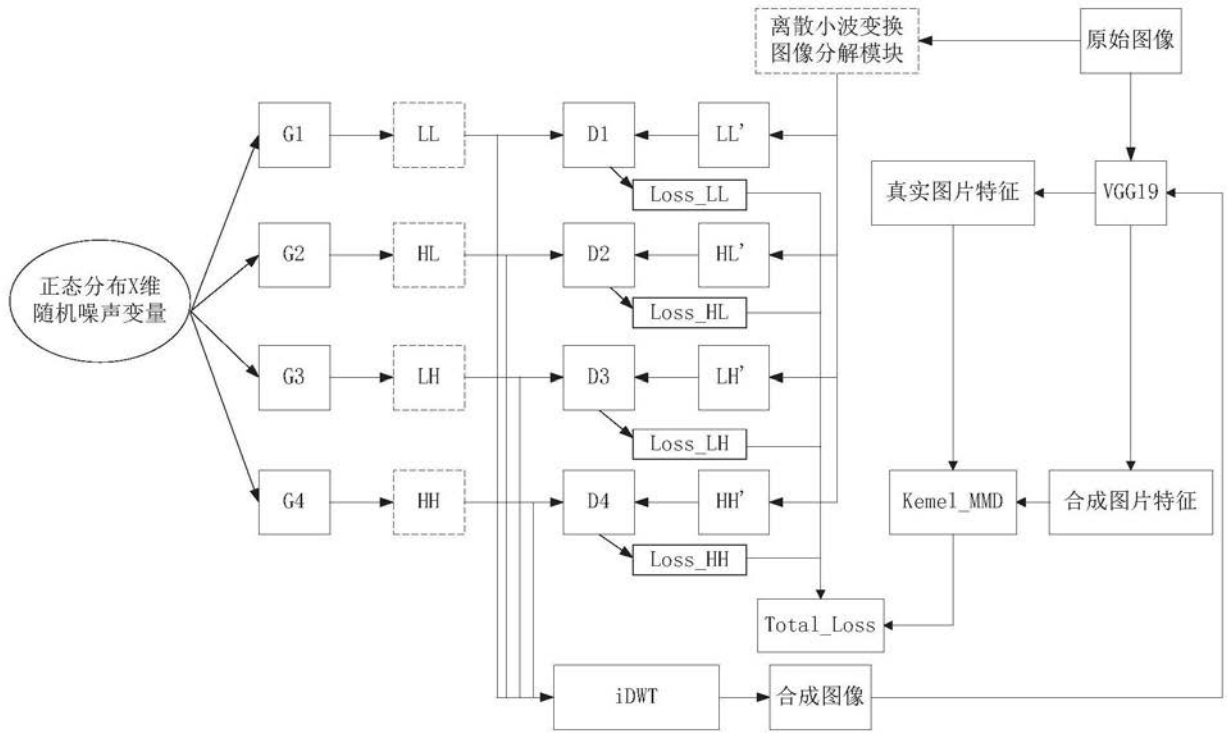


图8



图9

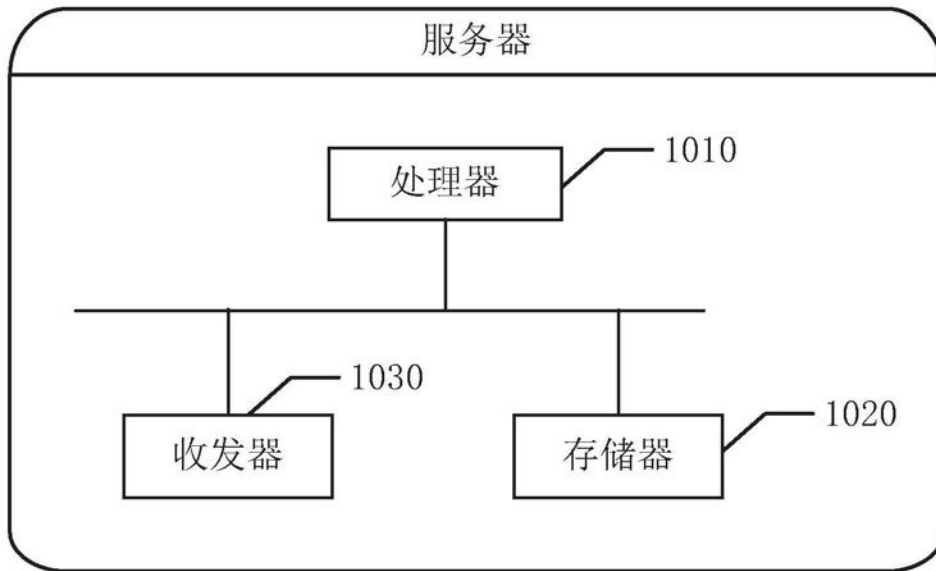


图10