



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110163827 A

(43)申请公布日 2019.08.23

(21)申请号 201910452539.3

(22)申请日 2019.05.28

(71)申请人 腾讯科技(深圳)有限公司

地址 518057 广东省深圳市南山区高新区  
科技中一路腾讯大厦35层

(72)发明人 陈法圣

(74)专利代理机构 北京三高永信知识产权代理  
有限责任公司 11138

代理人 张所明

(51)Int.Cl.

G06T 5/00(2006.01)

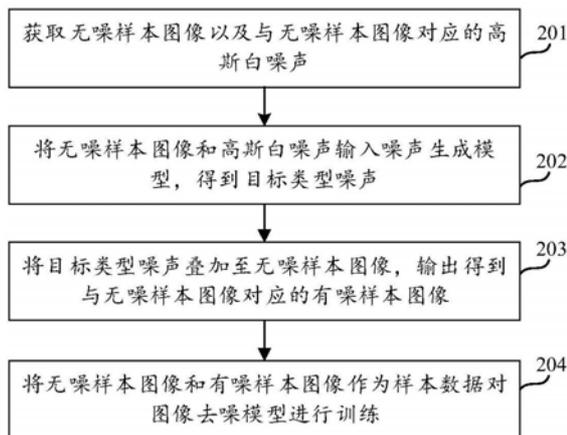
权利要求书3页 说明书17页 附图6页

(54)发明名称

图像去噪模型的训练方法、图像去噪方法、  
装置及介质

(57)摘要

本申请公开了一种图像去噪模型的训练方法、图像去噪方法、装置及介质,涉及人工智能领域,该方法包括:获取无噪样本图像以及对应的高斯白噪声;将无噪样本图像和高斯白噪声输入噪声生成模型,得到目标类型噪声;将目标类型噪声叠加至无噪样本图像,输出得到有噪样本图像;将无噪样本图像和有噪样本图像作为样本数据对图像去噪模型进行训练。通过噪声生成模型生成的有噪样本图像进行训练,而该有噪样本图像时根据噪声生成参数的参数取值确定的,也即通过对噪声生成参数取不同的值所生成的有噪样本图像的噪声类型不同,从而通过样本数据对图像去噪模型进行训练后,该图像去噪模型可以针对不同噪声类型进行去噪处理,提高去噪处理的适应性。



1. 一种图像去噪模型的训练方法,其特征在于,所述方法包括:

获取无噪样本图像以及与所述无噪样本图像对应的高斯白噪声;

将所述无噪样本图像和所述高斯白噪声输入噪声生成模型,得到目标类型噪声,所述噪声生成模型中包括噪声生成参数,所述噪声生成参数的取值用于对所述目标类型噪声的类型进行确定;

将所述目标类型噪声叠加至所述无噪样本图像,输出得到与所述无噪样本图像对应的有噪样本图像;

将所述无噪样本图像和所述有噪样本图像作为样本数据对图像去噪模型进行训练。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述将所述无噪样本图像和所述高斯白噪声输入噪声生成模型,得到目标类型噪声,包括:

将所述无噪样本图像和所述高斯白噪声输入所述噪声生成模型后,通过所述噪声生成模型确定所述噪声生成参数的取值;

根据所述噪声生成参数的取值对所述高斯白噪声进行转换,得到所述目标类型噪声,其中,所述高斯白噪声的尺寸与所述无噪样本图像的尺寸一致。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述通过所述噪声生成模型确定所述噪声生成参数的取值,包括:

通过所述噪声生成模型从所述噪声生成参数的取值范围中随机生成所述噪声生成参数的取值。

4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述将所述目标类型噪声叠加至所述无噪样本图像,输出得到所述有噪样本图像,包括:

从预设系数范围中确定放缩系数;

根据所述放缩系数对所述目标类型噪声的噪声强度进行放缩,得到目标放缩噪声;

将所述目标放缩噪声叠加至所述无噪样本图像,输出得到所述有噪样本图像。

5. 根据权利要求1至4任一所述的方法,其特征在于,所述将所述无噪样本图像和所述有噪样本图像作为样本数据对所述图像去噪模型进行训练,包括:

通过n组由所述有噪样本图像和所述无噪样本图像构成的所述样本数据对所述图像去噪模型进行迭代优化训练,n为正整数;

当所述迭代优化训练的次数达到目标次数时,得到迭代优化训练后的所述图像去噪模型。

6. 根据权利要求1至4任一所述的方法,其特征在于,所述将所述无噪样本图像和所述有噪样本图像作为样本数据对所述图像去噪模型进行训练之后,还包括:

获取输入图像,所述输入图像中包括第一类型噪声;

将所述输入图像输入所述图像去噪模型,输出得到目标图像,所述目标图像为对所述第一类型噪声进行去噪处理后的图像,其中所述第一类型噪声与所述噪声生成参数的至少一个取值对应。

7. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,所述将所述输入图像输入所述图像去噪模型,输出得到目标图像,包括:

将所述输入图像输入所述图像去噪模型进行所述去噪处理,并对迭代次数增加一次计数;

当所述迭代次数达到预设次数时,将所述去噪处理后的图像作为所述目标图像;

当所述迭代次数未达到所述预设次数时,对所述去噪处理后的图像重复执行输入所述图像去噪模型进行所述去噪处理,并对所述迭代次数增加一次计数的步骤。

8. 一种图像去噪方法,其特征在于,所述方法包括:

获取输入图像,所述输入图像中包括第一类型噪声;

将所述输入图像输入图像去噪模型,其中,所述图像去噪模型为通过样本数据进行训练后得到的模型,所述样本数据中包括n组有噪样本图像和无噪样本图像,其中,所述有噪样本图像是通过将所述无噪声样本图像和对应的高斯白噪声输入噪声生成模型后得到的,所述噪声生成模型中包括噪声生成参数,所述噪声生成参数的取值与所述有噪样本图像的噪声类型对应,n为正整数;

通过所述图像去噪模型对所述第一类型噪声进行去噪处理后输出得到目标图像,其中所述第一类型噪声与所述噪声生成参数的至少一个取值对应。

9. 根据权利要求8所述的方法,其特征在于,所述获取输入图像之前,还包括:

获取所述无噪样本图像以及与所述无噪样本图像对应的所述高斯白噪声;

将所述无噪样本图像和所述高斯白噪声输入噪声生成模型,得到目标类型噪声;

将所述目标类型噪声叠加至所述无噪样本图像,输出得到所述有噪样本图像;

将所述无噪样本图像和所述有噪样本图像作为样本数据对所述图像去噪模型进行训练。

10. 根据权利要求9所述的方法,其特征在于,所述将所述无噪样本图像和所述高斯白噪声输入噪声生成模型,得到目标类型噪声,包括:

将所述无噪样本图像和所述高斯白噪声输入所述噪声生成模型后,通过所述噪声生成模型确定所述噪声生成参数的取值;

根据所述噪声生成参数的取值对所述高斯白噪声进行转换,得到所述目标类型噪声,其中,所述高斯白噪声的尺寸与所述无噪样本图像的尺寸一致。

11. 根据权利要求10所述的方法,其特征在于,所述通过所述噪声生成模型确定所述噪声生成参数的取值,包括:

通过所述噪声生成模型从所述噪声生成参数的取值范围中随机生成所述噪声生成参数的取值。

12. 一种图像去噪模型的训练装置,其特征在于,所述装置包括:

获取模块,用于获取无噪样本图像以及与所述无噪样本图像对应的高斯白噪声;

输入模块,用于将所述无噪样本图像和所述高斯白噪声输入噪声生成模型,得到目标类型噪声,所述噪声生成模型中包括噪声生成参数,所述噪声生成参数的取值用于对所述目标类型噪声的类型进行确定;

输出模块,用于将所述目标类型噪声叠加至所述无噪样本图像,输出得到与所述无噪样本图像对应的所述有噪样本图像;

训练模块,用于将所述无噪样本图像和所述有噪样本图像作为样本数据对所述图像去噪模型进行训练。

13. 一种图像去噪装置,其特征在于,所述装置包括:

获取模块,用于获取输入图像,所述输入图像中包括第一类型噪声;

输入模块,用于将所述输入图像输入图像去噪模型,其中,所述图像去噪模型为通过样本数据进行训练后得到的模型,所述样本数据中包括n组有噪样本图像和无噪样本图像,其中,所述有噪样本图像是通过将所述无噪声样本图像和对应的高斯白噪声输入噪声生成模型后得到的,所述噪声生成模型中包括噪声生成参数,所述噪声生成参数的取值与所述有噪样本图像的噪声类型对应,n为正整数;

输出模块,用于通过所述图像去噪模型对所述第一类型噪声进行去噪处理后输出得到目标图像,其中所述第一类型噪声与所述噪声生成参数的至少一个取值对应。

14. 一种计算机设备,其特征在于,所述计算机设备包括处理器和存储器,所述存储器中存储有至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集,所述至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集由所述处理器加载并执行以实现如权利要求1至7任一所述的图像去噪模型的训练方法或权利要求8至11任一所述的图像去噪方法。

15. 一种计算机可读存储介质,其特征在于,所述可读存储介质中存储有至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集,所述至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集由处理器加载并执行以实现如权利要求1至7任一所述的图像去噪模型的训练方法或权利要求8至11任一所述的图像去噪方法。

## 图像去噪模型的训练方法、图像去噪方法、装置及介质

### 技术领域

[0001] 本申请实施例涉及人工智能领域，特别涉及一种图像去噪模型的训练方法、图像去噪方法、装置及介质。

### 背景技术

[0002] 图像在数字化和传输过程中受到成像设备以及外部环境干扰通常会产生噪声，而图像去噪技术是指减少图像中的噪声的技术，其中，图像中的噪声可分为高斯噪声、网格噪声、电子噪声、光电子噪声、椒盐噪声等多种不同的类型。

[0003] 相关技术中，图像去噪技术通过神经网络模型实现，该神经网络模型是通过采集得到的样本数据进行训练后得到的，将图像输入神经网络模型后可以对图像中与样本数据同类型的噪声进行去噪处理。

[0004] 然而，通过上述方式进行图像去噪时，由于神经网络模型仅能够对与样本数据同类型的噪声进行去噪处理，而针对其他类型的噪声去噪效果较差，需要对神经网络模型重新进行训练，故图像去噪效率较差，图像去噪过程较为繁琐。

### 发明内容

[0005] 本申请实施例提供了一种图像去噪模型的训练方法、图像去噪方法、装置及介质，可以解决神经网络模型仅能够对与样本数据同类型的噪声进行去噪处理，而针对其他类型的噪声去噪效果较差的问题。所述技术方案如下：

[0006] 一方面，提供了一种图像去噪模型的训练方法，所述方法包括：

[0007] 获取无噪样本图像以及与所述无噪样本图像对应的高斯白噪声；

[0008] 将所述无噪样本图像和所述高斯白噪声输入噪声生成模型，得到目标类型噪声，所述噪声生成模型中包括噪声生成参数，所述噪声生成参数的取值用于对所述目标类型噪声的类型进行确定；

[0009] 将所述目标类型噪声叠加至所述无噪样本图像，输出得到与所述无噪样本图像对应的有噪样本图像；

[0010] 将所述无噪样本图像和所述有噪样本图像作为样本数据对图像去噪模型进行训练。

[0011] 另一方面，提供了一种图像去噪方法，所述方法包括：

[0012] 获取输入图像，所述输入图像中包括第一类型噪声；

[0013] 将所述输入图像输入图像去噪模型，其中，所述图像去噪模型为通过样本数据进行训练后得到的模型，所述样本数据中包括n组有噪样本图像和无噪样本图像，其中，所述有噪样本图像是通过将所述无噪声样本图像和对应的高斯白噪声输入噪声生成模型后得到的，所述噪声生成模型中包括噪声生成参数，所述噪声生成参数的取值与所述有噪样本图像的噪声类型对应，n为正整数；

[0014] 通过所述图像去噪模型对所述第一类型噪声进行去噪处理后输出得到目标图像，

其中所述第一类型噪声与所述噪声生成参数的至少一个取值对应。

[0015] 另一方面,提供了一种图像去噪模型的训练装置,所述装置包括:

[0016] 获取模块,用于获取无噪样本图像以及与所述无噪样本图像对应的高斯白噪声;

[0017] 输入模块,用于将所述无噪样本图像和所述高斯白噪声输入噪声生成模型,得到目标类型噪声,所述噪声生成模型中包括噪声生成参数,所述噪声生成参数的取值用于对所述目标类型噪声的类型进行确定;

[0018] 输出模块,用于将所述目标类型噪声叠加至所述无噪样本图像,输出得到与所述无噪样本图像对应的所述有噪样本图像;

[0019] 训练模块,用于将所述无噪样本图像和所述有噪样本图像作为样本数据对所述图像去噪模型进行训练。

[0020] 在一个可选的实施例中,所述装置,还包括:

[0021] 确定模块,用于将所述无噪样本图像和所述高斯白噪声输入所述噪声生成模型后,通过所述噪声生成模型确定所述噪声生成参数的取值;

[0022] 所述确定模块,还用于根据所述噪声生成参数的取值对所述高斯白噪声进行转换,得到所述目标类型噪声,其中,所述高斯白噪声的尺寸与所述无噪样本图像的尺寸一致。

[0023] 在一个可选的实施例中,所述确定模块,通过所述噪声生成模型从所述噪声生成参数的取值范围中随机生成所述噪声生成参数的取值。

[0024] 在一个可选的实施例中,所述输出模块,还用于从预设系数范围中确定放缩系数;根据所述放缩系数对所述目标类型噪声的噪声强度进行放缩,得到目标放缩噪声;将所述目标放缩噪声叠加至所述无噪样本图像,输出得到所述有噪样本图像。

[0025] 在一个可选的实施例中,所述训练模块,还用于通过由n组由所述有噪样本图像和所述无噪样本图像构成的所述样本数据对所述图像去噪模型进行迭代优化训练,n为正整数;当所述迭代优化训练的次数达到目标次数时,得到迭代优化训练后的所述图像去噪模型。

[0026] 在一个可选的实施例中,所述获取模块,还用于获取输入图像,所述输入图像中包括第一类型噪声;

[0027] 所述输入模块,还用于将所述输入图像输入图像去噪模型,输出得到目标图像,所述目标图像为对所述第一类型噪声进行去噪处理后的图像,其中所述第一类型噪声与所述噪声生成参数的至少一个取值对应。

[0028] 在一个可选的实施例中,所述输入模块,还用于将所述输入图像输入所述图像去噪模型进行所述去噪处理,并对迭代次数增加一次计数;当所述迭代次数达到预设次数时,将所述去噪处理后的图像作为所述目标图像;当所述迭代次数未达到所述预设次数时,对所述去噪处理后的图像重复执行输入所述图像去噪模型进行所述去噪处理,并对所述迭代次数增加一次计数的步骤。

[0029] 另一方面,提供了一种图像去噪装置,所述装置包括:

[0030] 获取模块,用于获取输入图像,所述输入图像中包括第一类型噪声;

[0031] 输入模块,用于将所述输入图像输入图像去噪模型,其中,所述图像去噪模型为通过样本数据进行训练后得到的模型,所述样本数据中包括n组有噪样本图像和无噪样本图

像,其中,所述有噪样本图像是通过将所述无噪声样本图像和对应的高斯白噪声输入噪声生成模型后得到的,所述噪声生成模型中包括噪声生成参数,所述噪声生成参数的取值与所述有噪样本图像的噪声类型对应, $n$ 为正整数;

[0032] 输出模块,用于通过所述图像去噪模型对所述第一类型噪声进行去噪处理后输出得到目标图像,其中所述第一类型噪声与所述噪声生成参数的至少一个取值对应。

[0033] 在一个可选的实施例中,所述获取模块,还用于获取所述无噪样本图像以及与所述无噪样本图像对应的所述高斯白噪声;

[0034] 所述输入模块,还用于将所述无噪样本图像和所述高斯白噪声输入噪声生成模型,得到目标类型噪声;

[0035] 所述输出模块,还用于将所述目标类型噪声叠加至所述无噪样本图像,输出得到所述有噪样本图像;

[0036] 所述装置还包括:

[0037] 训练模块,用于将所述无噪样本图像和所述有噪样本图像作为样本数据对所述图像去噪模型进行训练。

[0038] 在一个可选的实施例中,所述输入模块,还用于将所述无噪样本图像和所述高斯白噪声输入所述噪声生成模型后,通过所述噪声生成模型确定所述噪声生成参数的取值;根据所述噪声生成参数的取值对所述高斯白噪声进行转换,得到所述目标类型噪声,其中,所述高斯白噪声的尺寸与所述无噪样本图像的尺寸一致。

[0039] 在一个可选的实施例中,所述输入模块,还用于通过所述噪声生成模型从所述噪声生成参数的取值范围中随机生成所述噪声生成参数的取值。

[0040] 在一个可选的实施例中,所述输出模块,还用于从预设系数范围中确定放缩系数;根据所述放缩系数对所述目标类型噪声的噪声强度进行放缩,得到目标放缩噪声;将所述目标放缩噪声叠加至所述无噪样本图像,输出得到所述有噪样本图像。

[0041] 在一个可选的实施例中,所述训练模块,还用于通过所述 $n$ 组有噪样本图像和无噪样本图像对所述图像去噪模型进行迭代优化训练;当所述迭代优化训练的次数达到目标次数时,得到所述迭代优化训练后的所述图像去噪模型。

[0042] 在一个可选的实施例中,所述输出模块,还用于通过所述图像去噪模型对所述输入图像进行所述去噪处理,并对迭代次数增加一次计数;当所述迭代次数达到预设次数时,将所述去噪处理后的图像作为所述目标图像;当所述迭代次数未达到所述预设次数时,对所述去噪处理后的图像重复执行输入所述图像去噪模型进行所述去噪处理,并对所述迭代次数增加一次计数的步骤。

[0043] 另一方面,提供了一种计算机设备,所述计算机设备包括处理器和存储器,所述存储器中存储有至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集,所述至少一条指令、所述至少一段程序、所述代码集或指令集由所述处理器加载并执行以实现如上述本申请实施例中提供的图像去噪模型的训练方法或图像去噪方法。

[0044] 另一方面,提供了一种计算机可读存储介质,所述可读存储介质中存储有至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集,所述至少一条指令、所述至少一段程序、所述代码集或指令集由所述处理器加载并执行以实现如上述本申请实施例中提供的图像去噪模型的训练方法或图像去噪方法。

[0045] 另一方面,提供了一种计算机程序产品,当所述计算机程序产品在计算机上运行时,使得计算机执行如上述本申请实施例中提供的图像去噪模型的训练方法或图像去噪方法。

[0046] 本申请实施例提供的技术方案带来的有益效果至少包括:

[0047] 本申请实施例在对图像去噪模型进行训练的过程中,通过噪声生成模型生成的有噪样本图像进行训练,而该有噪样本图像是根据噪声生成参数的参数取值确定的,也即通过对噪声生成参数取不同的值所生成的有噪样本图像的噪声类型不同,从而通过样本数据对图像去噪模型进行训练后,该图像去噪模型可以针对不同噪声类型进行去噪处理,提高去噪处理的适应性,提高了图像去噪的效率。

## 附图说明

[0048] 为了更清楚地说明本申请实施例中的技术方案,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申请的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0049] 图1是本申请一个示例性实施例提供的实施环境示意图;

[0050] 图2是本申请一个示例性实施例提供的图像去噪模型的训练方法的流程图;

[0051] 图3是基于图2示出的实施例提供的有噪样本图像生成方法的示意图;

[0052] 图4是本申请另一个示例性实施例提供的图像去噪模型的训练方法的流程图;

[0053] 图5是基于图4示出的实施例提供的噪声生成模型的模型结构示意图;

[0054] 图6是基于图4示出的实施例提供的图像去噪模型的训练方法的流程图;

[0055] 图7是本申请一个示例性实施例提供的图像去噪方法的流程图;

[0056] 图8是基于图7示出的实施例提供的图像去噪模型的结构示意图;

[0057] 图9是本申请一个示例性实施例提供的图像去噪效果示意图;

[0058] 图10是本申请一个示例性实施例提供的图像去噪模型的训练装置的结构框图;

[0059] 图11是本申请另一个示例性实施例提供的图像去噪模型的训练装置的结构框图;

[0060] 图12是本申请一个示例性实施例提供的图像去噪装置的结构框图;

[0061] 图13是本申请另一个示例性实施例提供的图像去噪装置的结构框图;

[0062] 图14是本申请一个示例性实施例提供的服务器的结构框图。

## 具体实施方式

[0063] 为使本申请的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合附图对本申请实施方式作进一步地详细描述。

[0064] 首先,对本申请实施例中涉及的名词进行简单介绍:

[0065] 图像去噪:是指通过对图像进行去噪处理去除图像中的噪声的技术。可选地,图像去噪技术可以应用于静态图像中,也可以用于对视频中的图像帧进行去噪处理中。相关技术中,该图像去噪技术的实现方式分为两类,第一类由人工设定处理流程,第二类是基于学习的方法,通过机器学习模型实现去噪。其中,第一类实现方式中包括双边滤波方式、三维块匹配算法(Block-Matching 3D, BM3D)等,而第二类实现方式的去噪效果通常由于第一类

实现方式的去噪效果,而通过第二类实现方式进行去噪时,机器学习模型是通过样本数据进行训练得到的,通过机器学习模型进行去噪的过程中,可以对图像中与该样本数据类型一致的噪声进行去除,而针对样本数据中未出现的噪声类型去噪效果则较差。

[0066] 结合相关技术中,通过机器学习模型进行去噪处理的过程进行说明,该去噪处理的过程中包括数据获取和训练方法;

[0067] 其中,数据获取部分主要用于获取对机器学习模型进行训练的样本数据,可选地,当采集的图像为标注有噪声分布的图像时,则通过该标注有噪声分布的图像生成有噪样本图像和无噪样本图像组作为样本数据训练去噪模型,当采集的图像中为标注有噪声分布时,则通过噪声估计算法对图像中的噪声分布进行估计,并通过估计后的图像生成有噪样本图像和无噪样本图像组作为样本数据训练去噪模型;

[0068] 训练方法部分主要用于通过上述数据获取部分获取的样本数据对去噪模型进行训练,可选地,通过损失函数对该去噪模型进行训练,该损失函数如下:

$$[0069] \quad \text{loss}(h) = \sum (d(x, h) - y)^2$$

[0070] 其中, $x$ 表示样本数据中的有噪样本图像, $y$ 表示样本数据中的无噪样本图像, $d(x, h)$ 用于表示去噪模型的网络参数, $h$ 为去噪模型中待优化的参数,通过最优化方法优化 $h$ 的取值,得到去噪模型。

[0071] 而该通过去噪模型进行去噪处理的过程至少存在如下问题:

[0072] 第一,去噪模型的稳定性较差,当多次调用去噪模型进行去噪时,易向图像中引入额外的噪声;

[0073] 第二,样本数据中的图像需要标注有噪声分布,图像采集难度较大;

[0074] 第三,需要对样本数据中的图像的噪声分布进行估计,而估计噪声分布的过程较为繁琐,且若估计结果与实际噪声分布存在偏差时,去噪模型的去噪效果较差;

[0075] 第四,去噪模型仅能针对样本数据中图像的噪声类型对输入图像进行去噪,而针对样本数据中未出现的噪声类型的去噪效果较差。

[0076] 可选地,本申请提供的图像去噪方法可以由计算机设备(如:终端或服务器)执行,也可以应用于终端和服务器交互的实施环境中。示意性的,当该方法应用于终端中时,终端中包括图像去噪模型,用户在终端中开启摄像头后,通过摄像头拍摄视频流或照片,针对视频流中的图像帧或该照片应用图像去噪模型进行去噪处理;当该方法应用于服务器中时,服务器中包括图像去噪模型,用户将服务器中已存储的视频流或图片输入该图像去噪模型后,通过该图像去噪模型对输入的视频流或图片进行去噪处理。

[0077] 本实施例中,以该图像去噪方法应用于终端和服务器交互的图像去噪系统中为例进行说明,如图1所示,该图像去噪系统中包括终端110、服务器120和通信网络130,其中,服务器120中包括图像去噪模块121;

[0078] 示意性的,本实施例中以针对视频流进行去噪为例进行说明,服务器120通过图像去噪模块121对视频流中的图像帧进行去噪处理后,得到去噪视频流,并将该去噪视频流通过通信网络130发送至终端110进行播放。

[0079] 其中,上述终端110可以实现为台式电脑、监控系统等终端,也可以实现为手机、平板电脑、便携式膝上笔记本电脑等移动终端;上述服务器120可以实现为一台服务器,也可以实现多台服务器构成的服务器集群,上述服务器120可以实现为物理服务器,也可以实现

为云服务器,本申请实施例对此不加以限定。

[0080] 示意性的,本申请实施例的应用场景至少包括如下场景:

[0081] 第一,终端中安装有视频观看程序,用户在该视频观看程序中选择目标视频进行观看,服务器根据终端中选择的目标视频对目标视频中的图像帧进行去噪处理后生成目标去噪视频,并将目标去噪视频发送至终端进行播放;

[0082] 第二,终端中安装有直播程序,用户在该直播程序中开启直播,并通过终端摄像头对直播视频流进行采集,终端将采集得到的视频流发送至服务器后,服务器对该直播视频流中的图像帧进行去噪处理后,将去噪处理后的直播视频流发送至观看终端,观看终端对去噪处理后的直播视频流进行播放;

[0083] 第三,终端中安装有社交应用程序,用户在该社交应用程序中上传并在公共平台中发布目标图像,服务器接收终端发送的目标图像后,对该目标图像进行去噪处理,并将去噪处理后的目标图像发布至公共平台中。

[0084] 值得注意的是,上述应用场景仅为示意性的实例,本申请实施例可以应用于任意通过图像去噪模型进行图像去噪处理的场景中,上述应用场景中,以本申请实施例应用于视频观看程序、直播程序、社交应用程序中为例进行说明,本申请实施例还可以应用于其他任意应用程序,如:金融管理应用程序、游戏程序、备忘事项管理程序、图像美化程序、办公类应用程序等。

[0085] 结合上述说明,首先对本申请实施例提供的图像去噪模型的训练方法进行说明,图2是本申请一个示例性实施例提供的图像去噪模型的训练方法的流程图,该方法可以由终端执行,也可以由服务器执行,如图2所示,该方法包括:

[0086] 步骤201,获取无噪样本图像以及与无噪样本图像对应的高斯白噪声。

[0087] 可选地,该高斯白噪声是根据无噪样本图像的尺寸生成的服从正态分布的噪声,该高斯白噪声的尺寸与无噪样本图像的尺寸一致。可选地,该高斯白噪声可以是随机生成的,也可以是根据预设生成规律生成的,还可以是根据无噪样本图像中的图像内容生成的。

[0088] 其中,当高斯白噪声根据无噪样本图像的图像内容生成时,可以首先对无噪样本图像的背景色进行确认,并根据背景色确定无噪样本图像中的图像内容,并在图像内容的显示部分随机生成较为密集的高斯白噪声,以及在背景色部分生成较为稀疏的高斯白噪声。

[0089] 示意性的,根据无噪样本图像的尺寸随机生成服从 $N(0,1)$ 正态分布的高斯白噪声。

[0090] 步骤202,将无噪样本图像和高斯白噪声输入噪声生成模型,得到目标类型噪声。

[0091] 可选地,该噪声生成模型中包括噪声生成参数,该噪声生成参数的取值与生成的目标类型噪声的类型对应。

[0092] 可选地,将无噪样本图像和高斯白噪声输入噪声生成模型后,通过噪声生成模型确定该噪声生成参数的取值,并根据噪声生成参数的取值对高斯白噪声进行转换,得到目标类型噪声,其中,高斯白噪声的尺寸和无噪样本图像的尺寸一致。

[0093] 可选地,该噪声生成参数的取值确定方式包括如下方式中的任意一种:

[0094] 第一,通过该噪声生成模型从噪声生成参数的取值范围中随机生成该噪声生成参数的取值。

[0095] 可选地,该噪声生成参数的取值可以是一段数值区间中的数值,该数值区间中的任意一个数值代表一种类型的噪声,如:该噪声生成参数的取值为 $[-1,1]$ 中的任意一个数值,则噪声生成模型从该数值区间中任意确定一个值作为噪声生成参数的取值;或该噪声生成参数的取值也可以是给定取值表中的任意一个取值,其中,取值表中的每个取值对应一种类型的噪声,则噪声生成模型从该取值表中任取一个取值作为该噪声生成参数的取值。

[0096] 第二,通过噪声生成模型以一定的规律确定噪声生成参数的取值。

[0097] 可选地,当该噪声生成参数的取值为一段数值区间中的取值时,该噪声生成模型可以以预设规律从该取值区间中选取噪声生成参数的取值,如:该噪声生成参数的取值为 $[-1,1]$ 中的任意一个数值,针对第 $i$ 个无噪样本图像确定噪声生成参数为 $-0.2$ ,针对第 $i+1$ 个无噪样本图像确定噪声生成参数为 $-0.1$ ,针对第 $i+2$ 个无噪样本图像确定噪声生成参数为 $0$ ,以此类推;或该噪声生成参数的取值也可以是给定取值表中的任意一个取值,则该噪声生成模型可以根据无噪样本图像的输入顺序从取值表中依次进行取值作为噪声生成参数的取值。

[0098] 可选地,针对不同无噪样本图像该噪声生成模型所生成的噪声生成参数的取值不同。

[0099] 可选地,根据噪声生成参数对高斯白噪声进行对应的处理后,如:乘法处理,得到目标类型噪声,该目标类型噪声的类型与该噪声生成参数的取值对应,可选地,根据该目标类型噪声生成的有噪样本图像中的噪声类型与该噪声生成参数的取值也对应。

[0100] 步骤203,将目标类型噪声叠加至无噪样本图像,输出得到与无噪样本图像对应的有噪样本图像。

[0101] 可选地,该目标类型噪声显示为噪声点,且除噪声点以外的区域实现为透明色,则将该目标类型噪声叠加至无噪样本图像之上后,该目标类型噪声实现为该无噪样本图像上的噪声点,从而得到有噪样本图像。

[0102] 示意性的,请参考图3,目标类型噪声310中包括噪声点311,将该目标类型噪声310叠加至无噪样本图像320之上,得到有噪样本图像330,该有噪样本图像330实现为无噪样本图像320的图像内容中增加噪声点311的形式。

[0103] 步骤204,将无噪样本图像和有噪样本图像作为样本数据对图像去噪模型进行训练。

[0104] 可选地,在通过无噪样本图像和有噪样本图像对图像去噪模型进行训练的过程中,可以根据图像去噪模型对有噪样本图像的去噪情况对图像去噪模型的参数进行调整,从而实现对该图像去噪模型的训练。

[0105] 可选地,通过构造损失函数对该图像去噪模型进行训练,示意性的,该构造函数形式如下:

[0106] 损失函数: $\text{loss} = \sum \sum (D^i(x_j) - y_j)^2, i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,N$

[0107] 其中, $x$ 为有噪样本图像, $y$ 为无噪样本图像, $D(x)$ 用于表示图像去噪模型, $i$ 用于表示图像去噪模型的迭代次数, $D^i(x_j)$ 用于表示图像去噪模型的迭代结果, $m$ 为正整数常量, $N$ 为样本数量,且 $N$ 为正整数,也即无噪样本图像和有噪样本图像组的数量,可选地, $m \geq 2, N \geq 2$ 。

[0108] 可选地,通过损失函数对图像去噪模型进行训练时,样本数据对图像去噪模型进行一次训练作为一次迭代优化训练,当迭代优化训练的次数达到预设次数时,得到训练后的图像去噪模型。

[0109] 综上所述,本实施例提供的图像去噪模型的训练方法,在对图像去噪模型进行训练的过程中,通过噪声生成模型生成的有噪样本图像进行训练,而该有噪样本图像时根据噪声生成参数的参数取值确定的,也即通过对噪声生成参数取不同的值所生成的有噪样本图像的噪声类型不同,从而通过样本数据对图像去噪模型进行训练后,该图像去噪模型可以针对不同噪声类型进行去噪处理,提高去噪处理的适应性,提高了图像去噪的效率。

[0110] 在一个可选的实施例中,目标类型噪声叠加至无噪样本图像上时,还可以根据放缩系数调整噪声强度,图4是本申请另一个示例性实施例提供的图像去噪模型的训练方法的流程图,该方法可以由终端执行,也可以由服务器执行,如图4所示,该方法包括:

[0111] 步骤401,获取无噪样本图像以及与无噪样本图像对应的高斯白噪声。

[0112] 可选地,该高斯白噪声是根据无噪样本图像的尺寸生成的服从正态分布的噪声,该高斯白噪声的尺寸与无噪样本图像的尺寸一致。可选地,该高斯白噪声可以是随机生成的,也可以是根据预设生成规律生成的,还可以是根据无噪样本图像中的图像内容生成的。

[0113] 可选地,该无噪样本图像和高斯白噪声的获取方法在上述步骤201中已进行了详细说明,此处不再赘述。

[0114] 步骤402,将无噪样本图像和高斯白噪声输入噪声生成模型,得到目标类型噪声。

[0115] 可选地,该噪声生成模型中包括噪声生成参数,该噪声生成参数的取值与生成的目标类型噪声的类型对应。

[0116] 可选地,将无噪样本图像和高斯白噪声输入噪声生成模型后,通过噪声生成模型确定该噪声生成参数的取值,并根据噪声生成参数的取值对高斯白噪声进行转换,得到目标类型噪声。

[0117] 示意性的,请参考图5,该噪声生成模型500中包括图像特征提取模块510、噪声特征提取模块520以及噪声构造模块530,其中,图像特征提取模块510中包括卷积层511、卷积层512以及卷积层513,噪声特征提取模块520中包括卷积层521、卷积层522以及卷积层523,噪声构造模块530中包括乘法层531、卷积层532以及卷积层533,将无噪样本图像540输入该图像特征提取模块510,并通过卷积层511、卷积层512以及卷积层513进行特征提取,得到无噪图像特征,并将高斯白噪声550输入噪声特征提取模块520,并通过卷积层521、卷积层522以及卷积层523进行特征提取,得到噪声特征,将无噪图像特征和噪声特征输入噪声构造模块530,并通过噪声生成参数进行乘法处理后,通过卷积层532以及卷积层533进行噪声构造后输出得到目标类型噪声560,并将该目标类型噪声与无噪样本图像叠加,得到有噪样本图像。

[0118] 值得注意的是,上述图5中,将无噪样本图像540和高斯白噪声550进行输入时的通道数需要与卷积层533的输出通道数相同。

[0119] 示意性的,结合上述图5,对每个神经网络层的通道数、卷积核大小、步长、填充、激活函数以及批标准化通过如下表一进行示意性说明:

[0120] 表一

[0121]

| 神经网络层   | 通道数 | 卷积核大小          | 步长    | 激活函数 | 填充   | 批标准化 |
|---------|-----|----------------|-------|------|------|------|
| 输入      | 3   | -              | -     | -    | -    | -    |
| 卷积层 511 | 16  | (3,3)          | (1,1) | tanh | same | 无    |
| 卷积层 512 | 32  | (3,3)          | (1,1) | tanh | same | 无    |
| 卷积层 513 | 32  | (3,3)          | (1,1) | tanh | same | 无    |
| 卷积层 521 | 16  | (3,3)          | (1,1) | tanh | same | 无    |
| 卷积层 522 | 32  | (3,3)          | (1,1) | tanh | same | 无    |
| 卷积层 523 | 32  | (3,3)          | (1,1) | tanh | same | 无    |
| 乘法层 531 | 32  | (对应位置<br>元素相乘) | -     | -    | -    |      |
| 卷积层 532 | 16  | (3,3)          | (1,1) | tanh | same | 无    |
| 卷积层 533 | 3   | (3,3)          | (1,1) | tanh | same | 有    |

[0122] 其中,上述卷积核大小、步长和填充为卷积层参数,三者共同决定了卷积层输出特征图的尺寸,卷积核大小可以指定为小于图像尺寸的人一直,卷积核越大,提取的输入特征越复杂;卷积步长定义了卷积核相邻两次扫过特征图时位置的距离;填充是指在特征图通过卷积核之前人为增大其尺寸以抵消计算中尺寸收缩影响的方法;卷积层中包含激活函数以协助表达复杂特征。

[0123] 可选地,图像特征提取模块510和噪声提取模块520的输入输出需要等宽等高,且所有模块的激活层为tanh函数。

[0124] 可选地,针对每个神经网络层,当该神经网络层包含卷积核时,则卷积核采用 $[-1, 1]$ 区间的分布随机生成参数;当该神经网络层包括偏置参数时,该偏置参数设置为0。

[0125] 值得注意的是,图5所示的噪声生成模型仅为示意性的举例,实际操作中,该噪声生成模型中还可以包括更多或者更少卷积层或其他神经网络层。

[0126] 步骤403,从预设系数范围中确定放缩系数。

[0127] 可选地,该放缩系数可以从预设系数范围中随机确定的,也可以是从预设系数范围内根据一定规律确定的。

[0128] 可选地,该预设系数范围对应的噪声强度是根据噪声在图像中可能出现的强度设置的,如:该预设系数范围的最小取值对应噪声在图像中可能出现的最小强度,预设系数范围的最大取值对应噪声在图像中可能出现的最大强度。

[0129] 示意性的,该预设系数范围为 $[-1, 1]$ ,该预设系数范围服从 $[-1, 1]$ 区间内均匀分布,从该预设系数范围内随机确定一个数作为放缩系数,可选地,该放缩系数的取值可以取

小数点后一位,也可以取小数点后任意位数。

[0130] 步骤404,根据放缩系数对目标类型噪声的噪声强度进行放缩,得到目标放缩噪声。

[0131] 可选地,将目标类型噪声与该放缩系数相乘,得到目标放缩噪声。

[0132] 步骤405,将目标放缩噪声叠加至无噪样本图像,输出得到有噪样本图像。

[0133] 可选地,该目标类型噪声显示为噪声点,且除噪声点以外的区域实现为透明色,则将该目标类型噪声叠加至无噪样本图像之上后,该目标类型噪声实现为该无噪样本图像上的噪声点,从而得到有噪样本图像。

[0134] 步骤406,通过由n组无噪样本图像和有噪样本图像构成的样本数据对图像去噪模型进行迭代优化训练,n为正整数。

[0135] 可选地,一组样本数据对图像去噪模型进行一次训练作为一次迭代优化训练,在该次迭代优化的基础上通过另一组样本数据对图像去噪模型进行再一次训练,即为对该图像去噪模型进行了两次迭代优化训练。

[0136] 步骤407,当迭代优化训练的次数达到目标次数时,得到迭代优化训练后的图像去噪模型。

[0137] 综上所述,本实施例提供的图像去噪模型的训练方法,在对图像去噪模型进行训练的过程中,通过噪声生成模型生成的有噪样本图像进行训练,而该有噪样本图像时根据噪声生成参数的参数取值确定的,也即通过对噪声生成参数取不同的值所生成的有噪样本图像的噪声类型不同,从而通过样本数据对图像去噪模型进行训练后,该图像去噪模型可以针对不同噪声类型进行去噪处理,提高去噪处理的适应性,提高了图像去噪的效率。

[0138] 本实施例提供的方法,通过从预设系数范围中确定放缩系数,从而对噪声强度进行放缩,则对图像去噪模型进行训练的有噪样本图像中的噪声强度包括多种不同强度,提高图像去噪模型的适应性,能够对不同强度的图像噪声进行去噪处理。

[0139] 图6是本申请一个示例性实施例提供的图像去噪模型的训练方法流程图,该方法可以由终端执行,也可以由服务器执行,如图6所示,该方法包括:

[0140] 步骤601,获取无噪声图像。

[0141] 可选地,该无噪声图像为预设图像集中获取的图像。

[0142] 步骤602,确定随机构造方法。

[0143] 可选地,该随机构造方法用于通过噪声生成模型生成噪声的过程中,能够生成不同类型,不同分布方式的噪声,提高图像去噪模型的去噪算法的泛化能力。

[0144] 步骤603,构造噪声生成模型。

[0145] 步骤604,生成有噪声图像。

[0146] 可选地,该有噪声图像中的噪声的类型时根据随机构造方法随机确定得到的。

[0147] 步骤605,使用loss函数迭代一次去噪模型参数。

[0148] 可选地,通过loss函数以及上述无噪声图像和有噪声图像对该图像去噪模型的参数进行迭代训练。

[0149] 步骤606,判断迭代次数是否大于阈值,当迭代次数大于阈值时,结束训练过程,当迭代次数不大于阈值时,重复执行步骤603。

[0150] 综上所述,本实施例提供的图像去噪模型的训练方法,在对图像去噪模型进行训

练的过程中,通过噪声生成模型生成的有噪样本图像进行训练,而该有噪样本图像时根据噪声生成参数的参数取值确定的,也即通过对噪声生成参数取不同的值所生成的有噪样本图像的噪声类型不同,从而通过样本数据对图像去噪模型进行训练后,该图像去噪模型可以针对不同噪声类型进行去噪处理,提高去噪处理的适应性,提高了图像去噪的效率。

[0151] 在一个可选的实施例中,图像去噪模型训练完成后,还可以应用于对图像的去噪处理过程中,图7是本申请一个示范性实施例提供的图像去噪方法的流程图,该方法可以由终端执行,也可以由服务器执行,如图7所示,该方法包括:

[0152] 步骤701,获取输入图像。

[0153] 可选地,该输入图像中包括第一类型噪声。

[0154] 可选地,该输入图像中包括图像噪声,该输入图像为图像噪声待去除的图像。可选地,输入图像中的图像噪声的类型可以是一种,也可以是多种。如:图像区域A中包括第一类型的噪声,图像区域B中包括第二类型的噪声。

[0155] 可选地,该输入图像可以是单独的一张图像,也可以是待去噪视频流中的一帧图像帧。可选地,当该输入图像为待去噪视频流中的一帧图像帧时,该待去噪视频流中的图像帧可以依次进行去噪处理,也可以仅对该视频流中的I帧也即关键帧进行去噪处理。示意性的,对视频流中的I帧依次进行去噪处理,则当前待进行去噪处理的I帧即为上述输入图像。

[0156] 步骤702,将输入图像输入图像去噪模型,其中,图像去噪模型为通过样本数据进行训练后得到的模型,所述样本数据中包括n组有噪样本图像和无噪样本图像,其中,所述有噪样本图像是通过将所述无噪声样本图像和对应的高斯白噪声输入噪声生成模型后得到的。

[0157] 可选地,该噪声生成模型中包括噪声生成参数,该噪声生成参数的取值与有噪样本图像的噪声类型对应,n为正整数。

[0158] 可选地,该图像去噪模型的训练过程执行于获取输入图像之前,也即,首先通过样本数据对该图像去噪模型进行训练后,通过训练后的图像去噪模型对输入图像进行去噪处理。

[0159] 示意性的,该图像去噪模型的结构请参考图8,如图8所示,该图像去噪模型包括输入层801、卷积层802、卷积层803、卷积层804、卷积层805、上采样层806、加法层807、上采样层808、加法层809、上采样层810、加法层811、上采样层812、卷积层813、卷积层814、卷积层815、加法层816、残差模块817,其中,该残差模块817中又分为6个残差模块,每个残差模块817中包括卷积层818、卷积层819以及加法层820。

[0160] 可选地,结合上述图8,对每个神经网络层的通道数、卷积核大小、步长、激活函数以及批标准化结合下表二进行说明:

[0161] 表二

[0162]

| 层类型         | 通道数  | 卷积核大小 | 步长    | 填充   | 激活函数  | 批标准化 |
|-------------|------|-------|-------|------|-------|------|
| 输入层 801     | 3    | -     | -     | -    | -     | -    |
| 卷积层 802     | 128  | (5,5) | (2,2) | same | pReLU | 无    |
| 卷积层 803     | 256  | (5,5) | (2,2) | same | pReLU | 无    |
| 卷积层 804     | 512  | (5,5) | (2,2) | same | pReLU | 无    |
| 卷积层 805     | 1024 | (5,5) | (2,2) | same | pReLU | 无    |
| 卷积层 818     | 1024 | (3,3) | (1,1) | same | reLU  | 有    |
| 卷积层 819     | 1024 | (3,3) | (1,1) | same | reLU  | 有    |
| 上采样层<br>812 | 512  | (3,3) | (2,2) | same | pReLU | 无    |
| 上采样层<br>810 | 256  | (3,3) | (2,2) | same | pReLU | 无    |
| 上采样层<br>808 | 128  | (3,3) | (2,2) | same | pReLU | 无    |
| 上采样层<br>806 | 3    | (3,3) | (2,2) | same | pReLU | 无    |
| 卷积层 813     | 16   | (3,3) | (1,1) | same | pReLU | 无    |

[0163]

|         |    |       |       |      |       |   |
|---------|----|-------|-------|------|-------|---|
| 卷积层 814 | 32 | (3,3) | (1,1) | same | pReLU | 无 |
| 卷积层 815 | 3  | (3,3) | (1,1) | same | pReLU | 无 |

[0164] 其中,输入层801输入的通道数与卷积层815输出的通道数需要一致。其中,线性整流函数(Rectified Linear Unit,reLU)用于表示神经网络层的激活函数为该reLU函数,pReLU用于表示神经网络层的激活函数为该pReLU函数。

[0165] 值得注意的是,上述图8示出的图像去噪模型的结构仅为示意性的举例,实际操作中,该图像去噪模型的结构还可以包括其他结构形式以及神经网络层,如:跳层连接、解卷积层、感知层等。

[0166] 步骤703,通过图像去噪模型对第一类型噪声进行去噪处理后,输出得到目标图像。

[0167] 可选地,该第一类型噪声与噪声生成参数的至少一个取值对应。

[0168] 可选地,通过图像去噪模型对该输入图像进行去噪处理时,可以对该输入图像进行单次去噪处理,也可以对该输入图像进行迭代去噪处理。其中,对该输入图像进行迭代去噪处理时,将输入图像输入图像去噪模型进行去噪处理后,对迭代次数增加一次计数,当迭代次数达到预设次数时,将去噪处理后的图像作为目标图像;当迭代次数未达到预设次数时,对去噪处理后的图像重复执行输入图像去噪模型进行去噪处理,并对迭代次数增加一次计数的步骤。可选地,该预设次数为对图像去噪模型进行去噪训练过程中,根据去噪效果确定得到的次数,该预设次数能够避免迭代次数过多而将额外噪声引入输入图像中。

[0169] 示意性的,预设次数为6次,将输入图像输入图像去噪模型后,输出得到第一去噪图像,并对迭代次数计数1,将第一去噪图像输入图像去噪模型后,输出得到第二去噪图像,并对迭代次数计数2,将第二去噪图像输入图像去噪模型后,输出得到第三去噪图像,并对迭代次数计数3,将第三去噪图像输入图像去噪模型后,输出得到第四去噪图像,并对迭代次数计数4,将第四去噪图像输入图像去噪模型后,输出得到第五去噪图像,并对迭代次数计数5,将第五去噪图像输入图像去噪模型后,输出得到第六去噪图像,并对迭代次数计数6,迭代次数达到预设次数,故将该第六去噪图像作为目标图像。

[0170] 值得注意的是,上述步骤701至步骤703可以执行在如图2所示的步骤204之后,也可以执行在如图4所示的步骤406之后,还可以单独实现为一个图像去噪过程。

[0171] 综上所述,本实施例提供的图像去噪模型的训练方法,在对图像去噪模型进行训练的过程中,通过噪声生成模型生成的有噪样本图像进行训练,而该有噪样本图像时根据噪声生成参数的参数取值确定的,也即通过对噪声生成参数取不同的值所生成的有噪样本图像的噪声类型不同,从而通过样本数据对图像去噪模型进行训练后,该图像去噪模型可以针对不同噪声类型进行去噪处理,提高去噪处理的适应性,提高了图像去噪的效率。

[0172] 本实施例提供的方法,通过对输入图像进行迭代去噪,且通过预设迭代次数对去噪次数进行控制,以预设次数避免迭代次数过多而将额外噪声引入输入图像中,提高了图像去噪的效果。

[0173] 示意性的,请参考图9,其示出了输入图像910、通过本申请实施例提供的图像去噪方法进行去噪处理后的图像920,以及传统深度学习方法去噪处理后的图像930,结合图9可知,本申请实施例提供的图像去噪方法去噪处理后的图像920去噪效果较好。

[0174] 可选地,图像通过本申请实施例提供的图像去噪方法进行去噪处理后的图像文件储存大小较小,如下表三所示:

[0175] 表三

[0176]

|      | 本专利方法去噪后 | 待去噪图片 | 传统训练MSE方法去噪后 |
|------|----------|-------|--------------|
| 文件大小 | 58.5kb   | 108kb | 61.6kb       |

[0177] 参考表三可知,本申请实施例提供的图像去噪方法对降低图像储存大小的性能更好,

[0178] 图10是本申请一个示例性实施例提供的图像去噪模型的训练装置的结构框图,该装置可以配置在服务器中,也可以配置在终端中,如图10所示,该装置包括:

[0179] 获取模块1010,用于获取无噪样本图像以及与所述无噪样本图像对应的高斯白噪

声；

[0180] 输入模块1020,用于将所述无噪样本图像和所述高斯白噪声输入噪声生成模型,得到目标类型噪声,所述噪声生成模型中包括噪声生成参数,所述噪声生成参数的取值用于对所述目标类型噪声的类型进行确定；

[0181] 输出模块1030,用于将所述目标类型噪声叠加至所述无噪样本图像,输出得到与所述无噪样本图像对应的所述有噪样本图像；

[0182] 训练模块1040,用于将所述无噪样本图像和所述有噪样本图像作为样本数据对所述图像去噪模型进行训练。

[0183] 在一个可选的实施例中,如图11所示,所述装置,还包括：

[0184] 确定模块1050,用于将所述无噪样本图像和所述高斯白噪声输入所述噪声生成模型后,通过所述噪声生成模型确定所述噪声生成参数的取值；

[0185] 所述确定模块1050,还用于根据所述噪声生成参数的取值对所述高斯白噪声进行转换,得到所述目标类型噪声,其中,所述高斯白噪声的尺寸与所述无噪样本图像的尺寸一致。

[0186] 在一个可选的实施例中,所述确定模块1050,通过所述噪声生成模型从所述噪声生成参数的取值范围中随机生成所述噪声生成参数的取值。

[0187] 在一个可选的实施例中,所述输出模块1030,还用于从预设系数范围中确定放缩系数;根据所述放缩系数对所述目标类型噪声的噪声强度进行放缩,得到目标放缩噪声;将所述目标放缩噪声叠加至所述无噪样本图像,输出得到所述有噪样本图像。

[0188] 在一个可选的实施例中,所述训练模块1040,还用于通过由n组所述有噪样本图像和所述无噪样本图像构成的所述样本数据对所述图像去噪模型进行迭代优化训练,n为正整数;当所述迭代优化训练的次数达到目标次数时,得到迭代优化训练后的所述图像去噪模型。

[0189] 在一个可选的实施例中,所述获取模块1010,还用于获取输入图像,所述输入图像中包括第一类型噪声；

[0190] 所述输入模块1020,还用于将所述输入图像输入图像去噪模型,输出得到目标图像,所述目标图像为对所述第一类型噪声进行去噪处理后的图像,其中所述第一类型噪声与所述噪声生成参数的至少一个取值对应。

[0191] 在一个可选的实施例中,所述输入模块1020,还用于将所述输入图像输入所述图像去噪模型进行所述去噪处理,并对迭代次数增加一次计数;当所述迭代次数达到预设次数时,将所述去噪处理后的图像作为所述目标图像;当所述迭代次数未达到所述预设次数时,对所述去噪处理后的图像重复执行输入所述图像去噪模型进行所述去噪处理,并对所述迭代次数增加一次计数的步骤。

[0192] 图12是本申请一个示范性实施例提供的图像去噪装置的结构框图,该装置可以配置在服务器中,也可以配置在终端中,如图12所示,该装置包括：

[0193] 获取模块1210,用于获取输入图像,所述输入图像中包括第一类型噪声；

[0194] 输入模块1220,用于将所述输入图像输入图像去噪模型,其中,所述图像去噪模型为通过样本数据进行训练后得到的模型,所述样本数据中包括n组有噪样本图像和无噪样本图像,其中,所述有噪样本图像是通过将所述无噪声样本图像和对应的高斯白噪声输入

噪声生成模型后得到的,所述噪声生成模型中包括噪声生成参数,所述噪声生成参数的取值与所述有噪样本图像的噪声类型对应, $n$ 为正整数;

[0195] 输出模块1230,用于通过所述图像去噪模型对所述第一类型噪声进行去噪处理后输出得到目标图像,其中所述第一类型噪声与所述噪声生成参数的至少一个取值对应。

[0196] 在一个可选的实施例中,所述获取模块1210,还用于获取所述无噪样本图像以及与所述无噪样本图像对应的所述高斯白噪声;

[0197] 所述输入模块1220,还用于将所述无噪样本图像和所述高斯白噪声输入噪声生成模型,得到目标类型噪声;

[0198] 所述输出模块1230,还用于将所述目标类型噪声叠加至所述无噪样本图像,输出得到所述有噪样本图像;

[0199] 如图13所示,所述装置还包括:

[0200] 训练模块1240,用于将所述无噪样本图像和所述有噪样本图像作为样本数据对所述图像去噪模型进行训练。

[0201] 在一个可选的实施例中,所述输入模块1220,还用于将所述无噪样本图像和所述高斯白噪声输入所述噪声生成模型后,通过所述噪声生成模型确定所述噪声生成参数的取值;根据所述噪声生成参数的取值对所述高斯白噪声进行转换,得到所述目标类型噪声,其中,所述高斯白噪声的尺寸与所述无噪样本图像的尺寸一致。

[0202] 在一个可选的实施例中,所述输入模块1220,还用于通过所述噪声生成模型从所述噪声生成参数的取值范围中随机生成所述噪声生成参数的取值。

[0203] 在一个可选的实施例中,所述输出模块1230,还用于从预设系数范围中确定放缩系数;根据所述放缩系数对所述目标类型噪声的噪声强度进行放缩,得到目标放缩噪声;将所述目标放缩噪声叠加至所述无噪样本图像,输出得到所述有噪样本图像。

[0204] 在一个可选的实施例中,所述训练模块1240,还用于通过所述 $n$ 组有噪样本图像和无噪样本图像对所述图像去噪模型进行迭代优化训练;当所述迭代优化训练的次数达到目标次数时,得到所述迭代优化训练后的所述图像去噪模型。

[0205] 在一个可选的实施例中,所述输出模块1230,还用于通过所述图像去噪模型对所述输入图像进行所述去噪处理,并对迭代次数增加一次计数;当所述迭代次数达到预设次数时,将所述去噪处理后的图像作为所述目标图像;当所述迭代次数未达到所述预设次数时,对所述去噪处理后的图像重复执行输入所述图像去噪模型进行所述去噪处理,并对所述迭代次数增加一次计数的步骤。

[0206] 综上所述,本实施例提供的图像去噪模型的训练装置或图像去噪装置,在对图像去噪模型进行训练的过程中,通过噪声生成模型生成的有噪样本图像进行训练,而该有噪样本图像时根据噪声生成参数的参数取值确定的,也即通过对噪声生成参数取不同的值所生成的有噪样本图像的噪声类型不同,从而通过样本数据对图像去噪模型进行训练后,该图像去噪模型可以针对不同噪声类型进行去噪处理,提高去噪处理的适应性,提高了图像去噪的效率。

[0207] 需要说明的是:上述实施例提供的图像去噪模型的训练装置和图像去噪装置,仅以上述各功能模块的划分进行举例说明,实际应用中,可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能模块完成,即将设备的内部结构划分成不同的功能模块,以完成以上描述的全

部或者部分功能。另外,上述实施例提供的图像去噪模型的训练装置和图像去噪装置与图像去噪模型的训练方法以及图像去噪方法实施例属于同一构思,其具体实现过程详见方法实施例,这里不再赘述。

[0208] 本申请还提供了一种服务器,该服务器包括处理器和存储器,存储器中存储有至少一条指令,至少一条指令由处理器加载并执行以实现上述各个方法实施例提供的图像去噪模型的训练方法以及图像去噪方法。需要说明的是,该服务器可以是如下图14所提供的服务器。

[0209] 请参考图14,其示出了本申请一个示例性实施例提供的服务器的结构示意图。具体来讲:所述服务器1400包括中央处理单元(CPU) 1401、包括随机存取存储器(RAM) 1402和只读存储器(ROM) 1403的系统存储器1404,以及连接系统存储器1404和中央处理单元1401的系统总线1405。所述服务器1400还包括帮助计算机内的各个器件之间传输信息的基本输入/输出系统(I/O系统) 1406,和用于存储操作系统1413、应用程序1414和其他程序模块1415的大容量存储设备1407。

[0210] 所述基本输入/输出系统1406包括有用于显示信息的显示器1408和用于用户输入信息的诸如鼠标、键盘之类的输入设备1409。其中所述显示器1408和输入设备1409都通过连接到系统总线1405的输入输出控制器1410连接到中央处理单元1401。所述基本输入/输出系统1406还可以包括输入输出控制器1410以用于接收和处理来自键盘、鼠标、或电子触控笔等多个其他设备的输入。类似地,输入输出控制器1410还提供输出到显示屏、打印机或其他类型的输出设备。

[0211] 所述大容量存储设备1407通过连接到系统总线1405的大容量存储控制器(未示出)连接到中央处理单元1401。所述大容量存储设备1407及其相关联的计算机可读介质为服务器1400提供非易失性存储。也就是说,所述大容量存储设备1407可以包括诸如硬盘或者CD-ROM驱动器之类的计算机可读介质(未示出)。

[0212] 不失一般性,所述计算机可读介质可以包括计算机存储介质和通信介质。计算机存储介质包括以用于存储诸如计算机可读指令、数据结构、程序模块或其他数据等信息的任何方法或技术实现的易失性和非易失性、可移动和不可移动介质。计算机存储介质包括RAM、ROM、EPROM、EEPROM、闪存或其他固态存储其技术,CD-ROM、DVD或其他光学存储、磁带盒、磁带、磁盘存储或其他磁性存储设备。当然,本领域技术人员可知所述计算机存储介质不局限于上述几种。上述的系统存储器1404和大容量存储设备1407可以统称为存储器。

[0213] 存储器存储有一个或多个程序,一个或多个程序被配置成由一个或多个中央处理单元1401执行,一个或多个程序包含用于实现上述图像去噪模型的训练方法以及图像去噪方法的指令,中央处理单元1401执行该一个或多个程序实现上述各个方法实施例提供的图像去噪模型的训练方法以及图像去噪方法。

[0214] 根据本发明的各种实施例,所述服务器1400还可以通过诸如因特网等网络连接到网络上的远程计算机运行。也即服务器1400可以通过连接在所述系统总线1405上的网络接口单元1411连接到网络1412,或者说,也可以使用网络接口单元1411来连接到其他类型的网络或远程计算机系统(未示出)。

[0215] 所述存储器还包括一个或者一个以上的程序,所述一个或者一个以上程序存储于存储器中,所述一个或者一个以上程序包含用于进行本发明实施例提供的图像去噪模型的

训练方法以及图像去噪方法中由服务器所执行的步骤。

[0216] 本申请实施例还提供一种计算机设备,该计算机设备包括存储器和处理器,存储器中存储有至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集,至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集由处理器加载并实现上述图像去噪模型的训练方法以及图像去噪方法。可选地,该计算机设备可以实现为如图1所示的终端110,也可以实现为如图1所示的服务器120。

[0217] 本申请实施例还提供一种计算机可读存储介质,该可读存储介质中存储有至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集,所述至少一条指令、所述至少一段程序、所述代码集或指令集由所述处理器加载并执行以实现上述图像去噪模型的训练方法以及图像去噪方法。

[0218] 本申请还提供了一种计算机程序产品,当计算机程序产品在计算机上运行时,使得计算机执行上述各个方法实施例提供的图像去噪模型的训练方法以及图像去噪方法。

[0219] 本领域普通技术人员可以理解上述实施例的各种方法中的全部或部分步骤是可以通程序来指令相关的硬件来完成,该程序可以存储于一计算机可读存储介质中,该计算机可读存储介质可以是上述实施例中的存储器中所包含的计算机可读存储介质;也可以是单独存在,未装配入终端中的计算机可读存储介质。该计算机可读存储介质中存储有至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集,所述至少一条指令、所述至少一段程序、所述代码集或指令集由所述处理器加载并执行以实现上述图像去噪模型的训练方法以及图像去噪方法。

[0220] 可选地,该计算机可读存储介质可以包括:只读存储器(ROM,Read Only Memory)、随机存取记忆体(RAM,Random Access Memory)、固态硬盘(SSD,Solid State Drives)或光盘等。其中,随机存取记忆体可以包括电阻式随机存取记忆体(ReRAM,Resistance Random Access Memory)和动态随机存取存储器(DRAM,Dynamic Random Access Memory)。上述本申请实施例序号仅仅为了描述,不代表实施例的优劣。

[0221] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例的全部或部分步骤可以通过硬件来完成,也可以通过程序来指令相关的硬件完成,所述的程序可以存储于一种计算机可读存储介质中,上述提到的存储介质可以是只读存储器,磁盘或光盘等。

[0222] 以上所述仅为本申请的较佳实施例,并不用以限制本申请,凡在本申请的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本申请的保护范围之内。

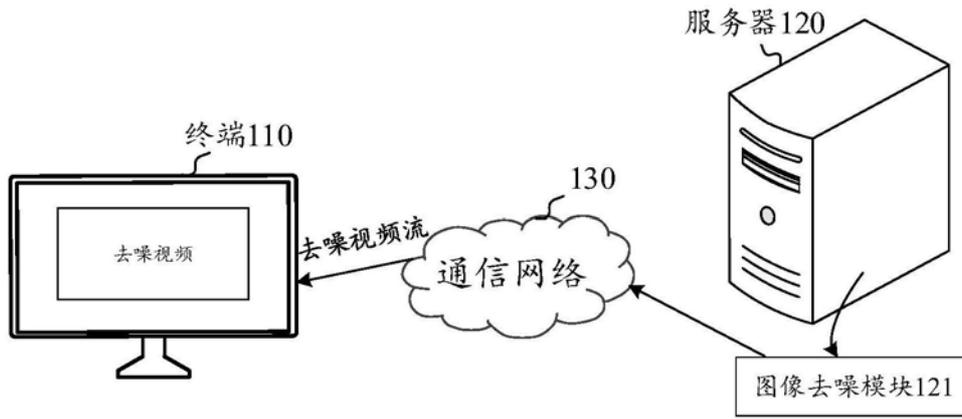


图1

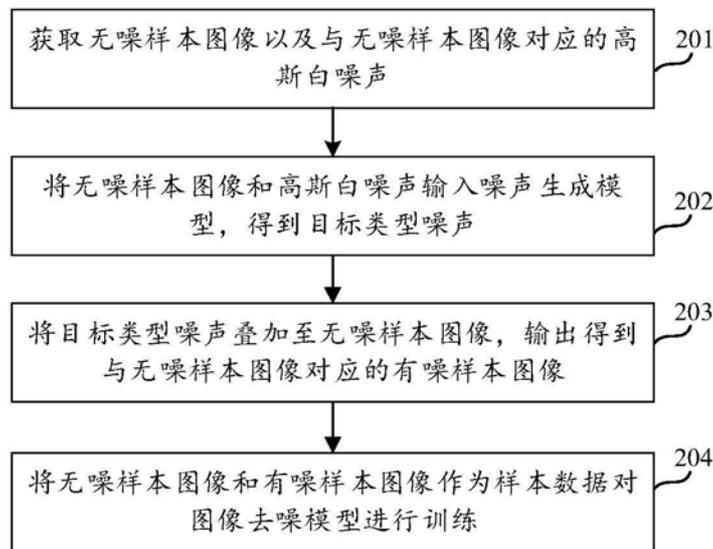


图2

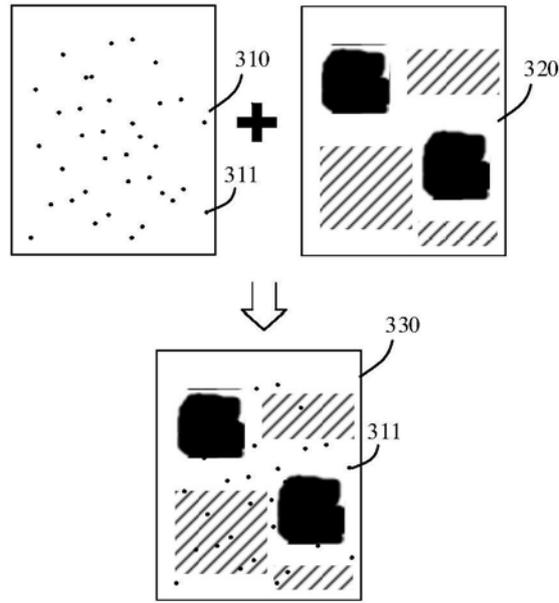


图3

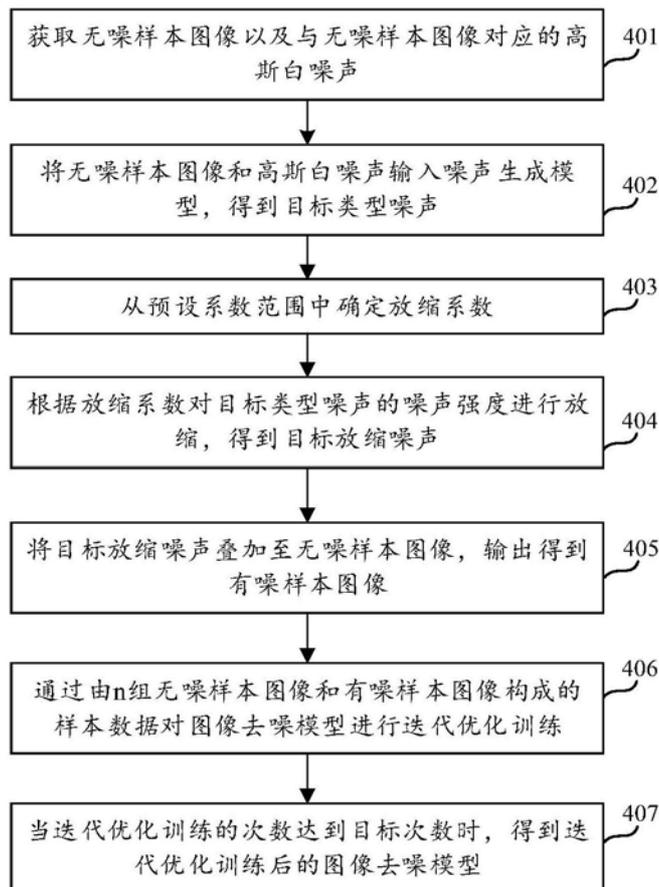


图4

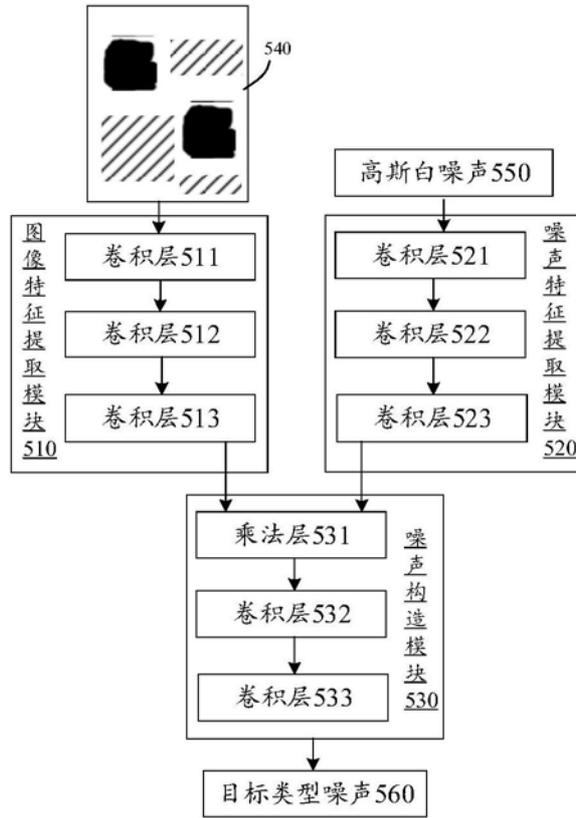


图5

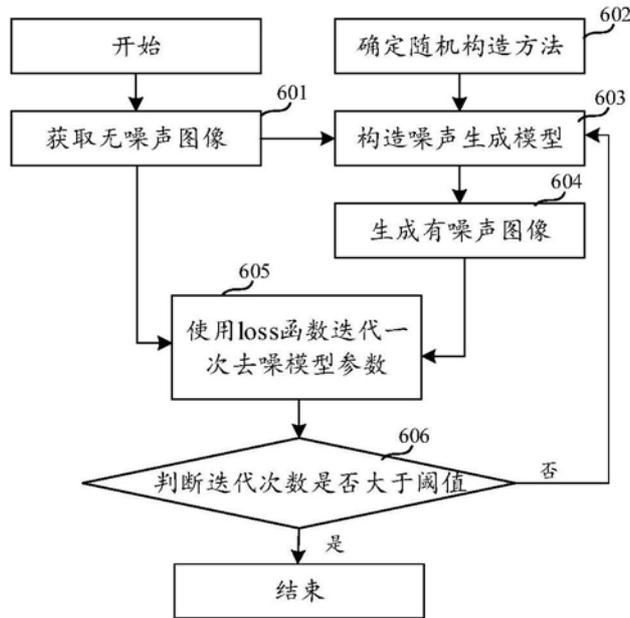


图6

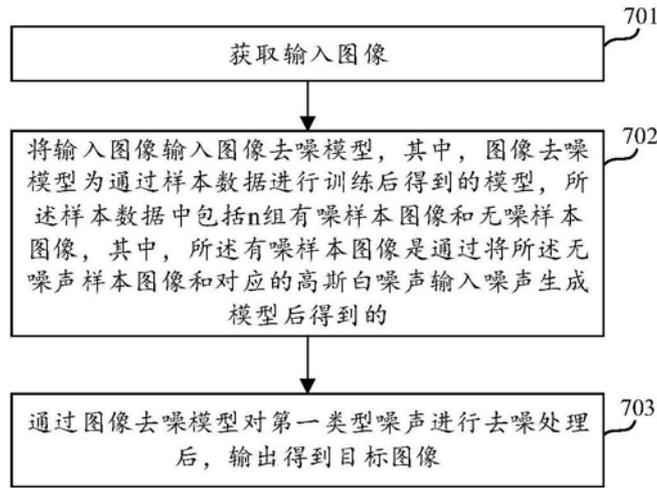


图7

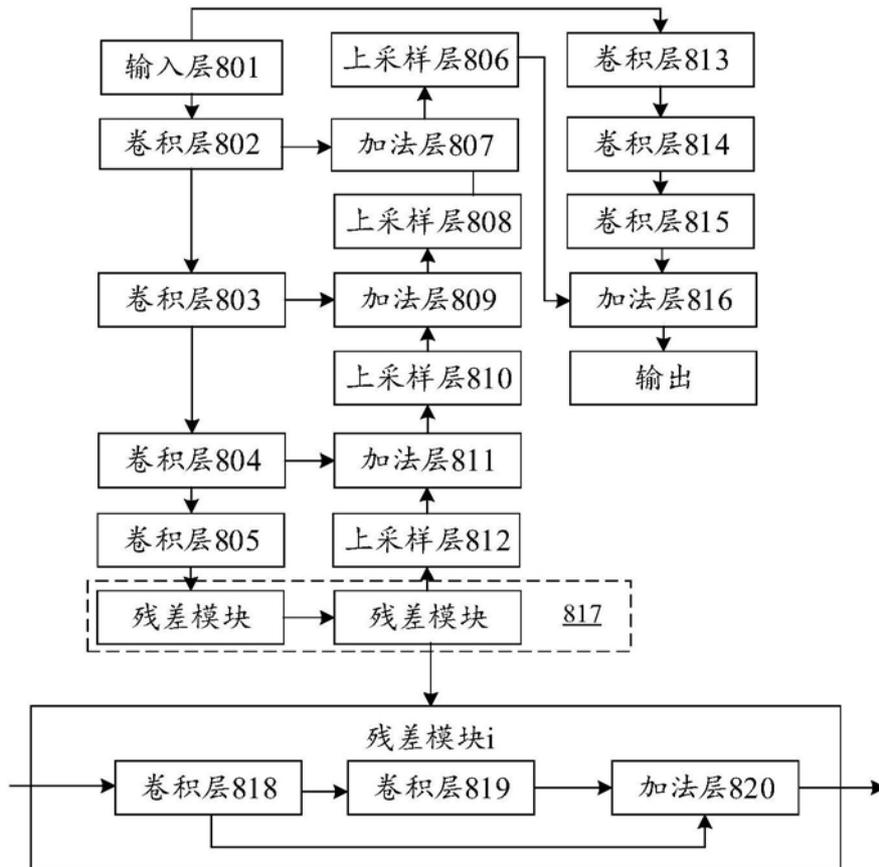


图8

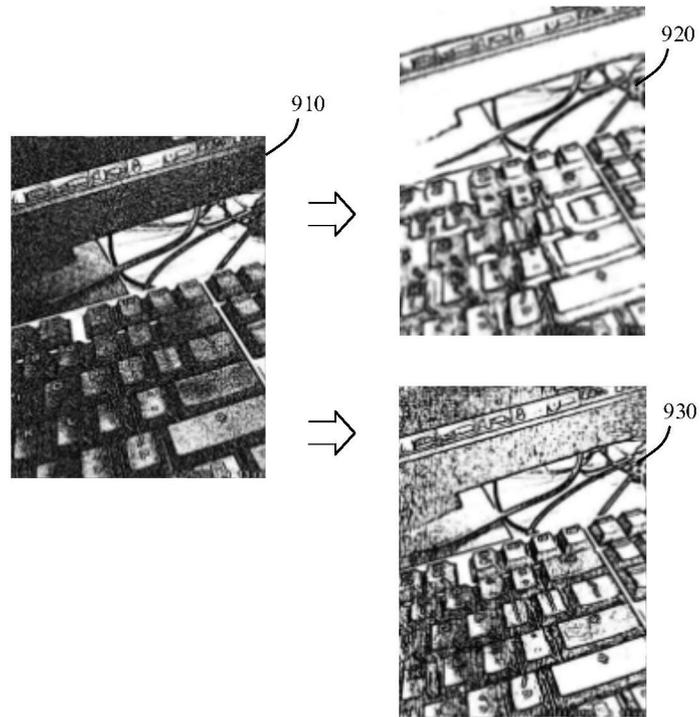


图9

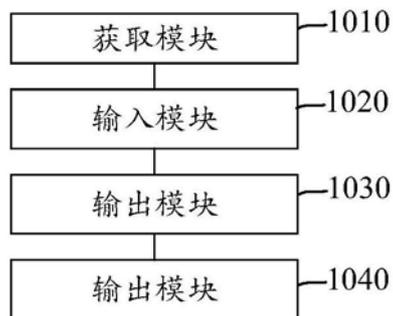


图10

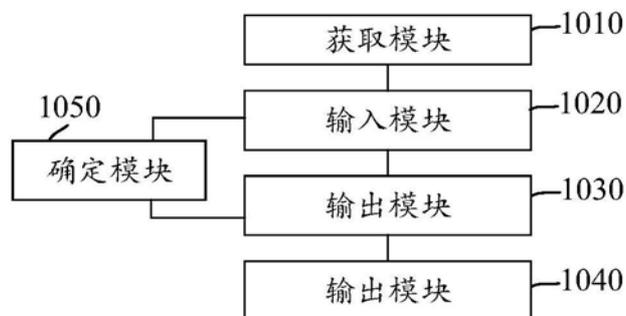


图11

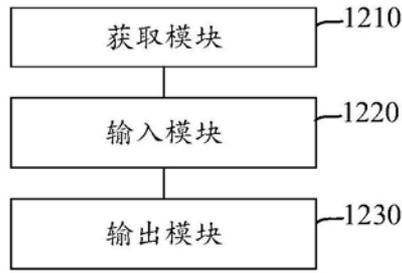


图12

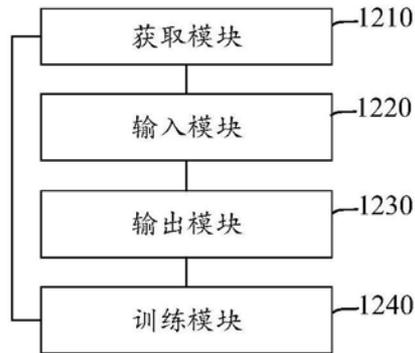


图13

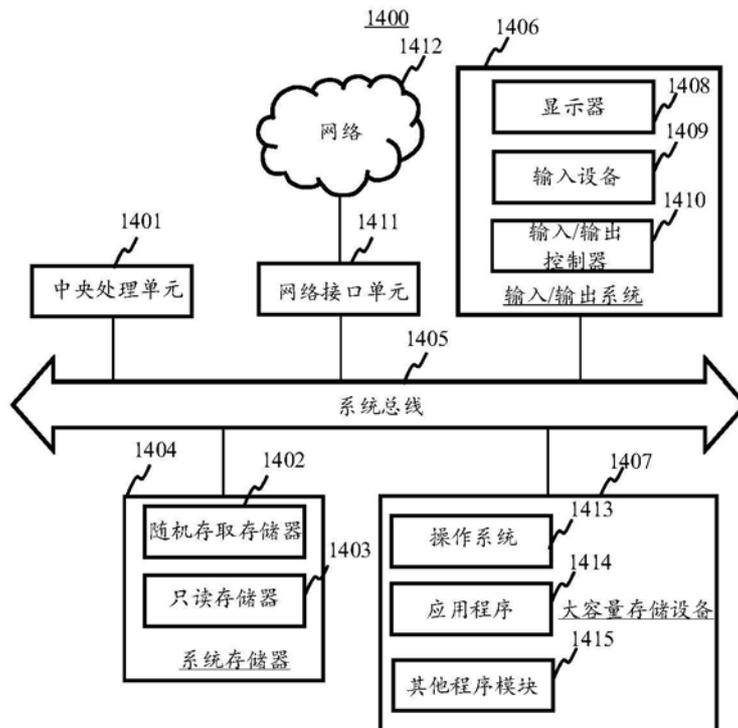


图14