



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114943648 A

(43) 申请公布日 2022. 08. 26

(21) 申请号 202210121338.7

G06N 20/00 (2019.01)

(22) 申请日 2022.02.09

G06K 9/62 (2022.01)

(30) 优先权数据

G06V 10/774 (2022.01)

2021-018697 2021.02.09 JP

G06V 10/82 (2022.01)

(71) 申请人 佳能株式会社

地址 日本东京都大田区下丸子3丁目30番2号

(72) 发明人 日浅法人

(74) 专利代理机构 北京魏启学律师事务所

11398

专利代理师 魏启学

(51) Int.Cl.

G06T 5/00 (2006.01)

G06T 5/20 (2006.01)

G06T 7/11 (2017.01)

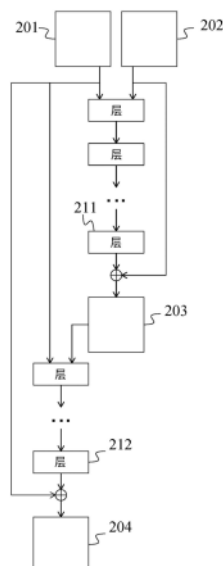
权利要求书3页 说明书12页 附图14页

(54) 发明名称

图像处理方法和设备、系统和训练方法和设备、存储介质

(57) 摘要

本发明涉及图像处理方法和设备、系统和训练方法和设备、存储介质。图像处理方法包括：第一步骤，用于获取拍摄图像；以及第二步骤，用于使用机器学习模型基于拍摄图像来生成第一图。第一图是表示如下区域中的信号值的大小和范围的图，在该区域中，拍摄图像中的亮度饱和区域中的被摄体由于在拍摄图像的摄像步骤中生成的模糊而扩散。



1. 一种图像处理方法, 包括:

第一步骤, 用于获取拍摄图像; 以及

第二步骤, 用于使用机器学习模型基于所述拍摄图像来生成第一图,

其特征在于, 所述第一图是表示如下区域中的信号值的大小和范围的图, 在该区域中, 所述拍摄图像中的亮度饱和区域中的被摄体由于在所述拍摄图像的摄像步骤中生成的模糊而扩散。

2. 根据权利要求1所述的图像处理方法, 其特征在于, 所述机器学习模型基于所述拍摄图像以及表示所述拍摄图像的亮度饱和区域的第二图, 生成所述第一图。

3. 根据权利要求1所述的图像处理方法, 还包括第三步骤, 所述第三步骤用于使用所述机器学习模型基于所述拍摄图像来生成模型输出,

其特征在于, 所述模型输出是与所述拍摄图像相对应的识别标签或空间排列的信号序列。

4. 根据权利要求3所述的图像处理方法, 其特征在于, 所述模型输出包括所述拍摄图像的模糊被锐化的图像、所述拍摄图像的模糊被转换为具有不同形状的模糊的图像、或者与所述拍摄图像相对应的被摄体空间的深度图。

5. 根据权利要求3所述的图像处理方法, 其特征在于, 所述第三步骤基于所述第一图生成所述模型输出。

6. 根据权利要求3所述的图像处理方法, 其特征在于, 所述第三步骤使用所述机器学习模型基于所述拍摄图像来生成第一特征图, 并且基于所述第一特征图生成所述第一图和所述模型输出。

7. 根据权利要求3所述的图像处理方法, 其特征在于, 直至从所述拍摄图像生成所述第一图为止所执行的线性化的次数等于或小于直至从所述拍摄图像生成所述模型输出为止所执行的线性化的次数。

8. 根据权利要求3至7中任一项所述的图像处理方法, 其特征在于, 所述模型输出是与所述拍摄图像相对应的图像,

其中, 所述图像处理方法还包括第四步骤, 所述第四步骤用于基于所述第一图生成合成了所述拍摄图像和所述模型输出的图像。

9. 一种图像处理设备, 包括:

获取单元, 其被配置为获取拍摄图像; 以及

生成单元, 其被配置为使用机器学习模型基于所述拍摄图像来生成第一图,

其特征在于, 所述第一图是表示如下区域中的信号值的大小和范围的图, 在该区域中, 所述拍摄图像中的亮度饱和区域中的被摄体由于在所述拍摄图像的摄像步骤中生成的模糊而扩散。

10. 一种存储介质, 其存储程序, 所述程序使计算机执行根据权利要求1至8中任一项所述的图像处理方法。

11. 一种机器学习模型的训练方法, 所述训练方法包括以下步骤:

获取原始图像;

通过向所述原始图像添加模糊来生成模糊图像;

使用基于所述原始图像的图像和信号值的阈值来设置第一区域;

生成在所述第一区域中具有所述原始图像的信号值的第一图像；
通过向所述第一图像添加模糊来生成第一地面真值图；以及
使用所述模糊图像和所述第一地面真值图来训练所述机器学习模型。

12. 根据权利要求11所述的机器学习模型的训练方法，其特征在于，所述训练的步骤包括以下步骤：

使用所述机器学习模型基于所述模糊图像来生成第一图；以及
使用所述第一图和所述第一地面真值图之间的误差来训练所述机器学习模型。

13. 根据权利要求11所述的机器学习模型的训练方法，其特征在于，所述第一图像在除所述第一区域以外的区域中具有与所述原始图像的信号值不同的信号值。

14. 根据权利要求11所述的机器学习模型的训练方法，其特征在于，所述第一图像在除所述第一区域以外的区域中具有第一信号值。

15. 根据权利要求11所述的机器学习模型的训练方法，其特征在于，所述原始图像是具有比第二信号值大的信号值的图像，并且在所述模糊图像中裁剪比所述第二信号值高的信号值。

16. 根据权利要求15所述的机器学习模型的训练方法，其特征在于，所述第二信号值等于所述信号值的阈值。

17. 根据权利要求11至16中任一项所述的机器学习模型的训练方法，其特征在于，所述训练的步骤包括以下步骤：

获取与所述模糊图像相对应的地面真值模型输出；

使用所述机器学习模型基于所述模糊图像来生成模型输出，以及

其特征在于，所述训练的步骤使用所述模型输出和所述地面真值模型输出之间的误差来训练所述机器学习模型。

18. 根据权利要求17所述的机器学习模型的训练方法，其特征在于，所述地面真值模型输出包括：与所述模糊图像相比模糊更小的图像、具有与所述模糊图像的形状不同的形状的模糊被添加到所述原始图像的图像、或者与所述模糊图像相对应的深度图。

19. 一种机器学习模型的训练设备，所述训练设备包括：

获取单元，其被配置为获取原始图像；

模糊单元，其被配置为通过向所述原始图像添加模糊来生成模糊图像；

设置单元，其被配置为使用基于所述原始图像的图像和信号值的阈值来设置第一区域；

图像生成单元，其被配置为生成在所述第一区域中具有所述原始图像的信号值的第一图像；

图生成单元，其被配置为通过向所述第一图像添加模糊来生成第一地面真值图；以及

训练单元，其被配置为使用所述模糊图像和所述第一地面真值图来训练所述机器学习模型。

20. 一种存储介质，其存储程序，所述程序使计算机执行根据权利要求11至18中任一项所述的机器学习模型的训练方法。

21. 一种图像处理方法，包括以下步骤：

获取拍摄图像；以及

使用利用根据权利要求17或18所述的训练方法所训练的机器学习模型,基于所述拍摄图像来生成模型输出,

其特征在于,所述模型输出是与所述拍摄图像相对应的识别标签或空间排列的信号序列。

22. 一种图像处理系统,其包括彼此能够通信的第一设备和第二设备,

其特征在于,所述第一设备包括被配置为向所述第二设备发送拍摄图像和用于执行处理的请求的发送器,

其中,所述第二设备包括:

接收器,其被配置为从所述第一设备接收所述拍摄图像和所述请求;以及

生成器,其被配置为响应于所述请求,使用机器学习模型基于所述拍摄图像来生成第一图,以及

其中,所述第一图是表示如下区域中的信号值的大小和范围的图,在该区域中,所述拍摄图像中的亮度饱和区域中的被摄体由于在所述拍摄图像的摄像步骤中生成的模糊而扩散。

图像处理方法、设备和系统、训练方法和设备、存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及一种图像处理方法,其用于对模糊图像进行使用机器学习模型的识别或回归任务。

背景技术

[0002] Li Xu et al., Deep Convolutional Neural Network for Image Deconvolution, Advances in Neural Information Processing Systems 27, NIPS2014 (以下称为“Xu等人”)公开了一种使用卷积神经网络(CNN)(其为机器学习模型中的一种)来对拍摄图像中的模糊进行锐化的方法。该方法通过使具有等于或高于拍摄图像中的亮度饱和值的信号值的图像模糊来生成训练数据集,并且通过利用训练数据集训练CNN来抑制甚至亮度饱和区域周围的不利效应,从而锐化模糊。

[0003] 然而,Xu等人公开的方法可能会在与亮度饱和无关的位置处的被摄体上造成伪影(伪结构)。伪影(artifact)具体是与实际被摄体的结构不同的信号值的局部减少或增加。后面将对伪影及如何生成伪影进行详细描述。对于具有除模糊锐化之外的模糊的图像的任务的精度同样由于亮度饱和的影响而劣化。

发明内容

[0004] 本发明提供了一种图像处理方法,其可以抑制针对模糊图像的使用机器学习的识别或回归任务的由亮度饱和引起的精度降低。

[0005] 根据本发明一个方面的一种图像处理方法,包括:第一步骤,用于获取拍摄图像;以及第二步骤,用于使用机器学习模型基于所述拍摄图像来生成第一图。所述第一图是表示如下区域中的信号值的大小和范围的图,在该区域中,所述拍摄图像中的亮度饱和区域中的被摄体由于在所述拍摄图像的摄像步骤中生成的模糊而扩散。与上述图像处理方法相对应的图像处理设备也构成本发明的另一方面。

[0006] 一种图像处理设备,包括:获取单元,其被配置为获取拍摄图像;以及生成单元,其被配置为使用机器学习模型基于所述拍摄图像来生成第一图。所述第一图是表示如下区域中的信号值的大小和范围的图,在该区域中,所述拍摄图像中的亮度饱和区域中的被摄体由于在所述拍摄图像的摄像步骤中生成的模糊而扩散。

[0007] 一种存储介质,其存储程序,所述程序使计算机执行上述的图像处理方法。

[0008] 根据本发明另一方面的一种机器学习模型的训练方法,所述训练方法包括以下步骤:获取原始图像;通过向所述原始图像添加模糊来生成模糊图像;使用基于所述原始图像的图像和信号值的阈值来设置第一区域;生成在所述第一区域中具有所述原始图像的信号值的第一图像;通过向所述第一图像添加模糊来生成第一地面真值图;以及使用所述模糊图像和所述第一地面真值图来训练所述机器学习模型。与所述训练方法相对应的训练设备也构成本发明的另一方面。

[0009] 一种机器学习模型的训练设备,所述训练设备包括:获取单元,其被配置为获取原

始图像；模糊单元，其被配置为通过向所述原始图像添加模糊来生成模糊图像；设置单元，其被配置为使用基于所述原始图像的图像和信号值的阈值来设置第一区域；图像生成单元，其被配置为生成在所述第一区域中具有所述原始图像的信号值的第一图像；图生成单元，其被配置为通过向所述第一图像添加模糊来生成第一地面真值图；以及训练单元，其被配置为使用所述模糊图像和所述第一地面真值图来训练所述机器学习模型。

[0010] 一种存储介质，其存储程序，所述程序使计算机执行上述的机器学习模型的训练方法。

[0011] 一种图像处理方法，包括以下步骤：获取拍摄图像；以及使用上述的训练方法所训练的机器学习模型，基于所述拍摄图像来生成模型输出。所述模型输出是与所述拍摄图像相对应的识别标签或空间排列的信号序列。

[0012] 一种图像处理系统，其包括彼此能够通信的第一设备和第二设备。所述第一设备包括被配置为向所述第二设备发送拍摄图像和用于执行处理的请求的发送器，其中，所述第二设备包括：接收器，其被配置为从所述第一设备接收所述拍摄图像和所述请求；以及生成器，其被配置为响应于所述请求，使用机器学习模型基于所述拍摄图像来生成第一图，以及其中，所述第一图是表示如下区域中的信号值的大小和范围的图，在该区域中，所述拍摄图像中的亮度饱和区域中的被摄体由于在所述拍摄图像的摄像步骤中生成的模糊而扩散。

[0013] 从以下参考附图对示例性实施例的描述中，本发明的进一步特征将变得显而易见。

附图说明

[0014] 图1是根据第一实施例的机器学习模型的配置图。

[0015] 图2A和图2B是示出根据第一至第三实施例的被摄体和拍摄图像之间的关系以及第一图的说明图。

[0016] 图3是根据第一实施例的图像处理系统的框图。

[0017] 图4是根据第一实施例的图像处理系统的外观图。

[0018] 图5A至图5C是第一实施例中的伪影的说明图。

[0019] 图6是根据第一至第三实施例的训练机器学习模型的流程图。

[0020] 图7是根据第一和第二实施例的生成模型输出的流程图。

[0021] 图8是根据第二实施例的图像处理系统的框图。

[0022] 图9是根据第二实施例的图像处理系统的外观图。

[0023] 图10是根据第二实施例的机器学习模型的配置图。

[0024] 图11是根据第三实施例的图像处理系统的框图。

[0025] 图12是根据第三实施例的图像处理系统的外观图。

[0026] 图13是根据第三实施例的机器学习模型的配置图。

[0027] 图14是根据第三实施例的生成模型输出的流程图。

具体实施方式

[0028] 现在将参考附图给出根据本发明的实施例的详细描述。各个附图中的相应要素将由相同的附图标记来指定，并且将省略其重复描述。

[0029] 在详细说明各个实施例之前,将描述本发明要解决的问题。在针对图像的识别或回归任务中,基于理论的方法可能会由于被假设和近似所忽略的(建模的)要素而使精度劣化。另一方面,因为可以根据训练数据实现估计,而无需假设和近似,所以使用机器学习模型的方法通过使用包括这些要素的训练数据训练机器学习模型来提高任务的精度。即,在针对图像的识别或回归任务中,使用机器学习模型的方法比基于理论的方法更精确。

[0030] 例如,用于对模糊的拍摄图像中的模糊进行锐化的技术使得拍摄图像的亮度饱和(也称为过度曝光)作为上述要素。基于理论的方法(诸如Wiener滤波器等)假设没有亮度饱和,因此无法正确对亮度饱和区域周围的模糊进行锐化,并导致诸如振铃(ringing)等的不利效应。另一方面,Xu等人公开的使用机器学习的方法即使在亮度饱和的情况下也可以校正模糊。然而,由于校正图像中包含的伪影,Xu等人中公开的方法可能有时精度较低。

[0031] 本发明要解决的问题是:在应用于模糊的拍摄图像的使用机器学习模型的识别或回归任务中由亮度饱和导致的精度劣化。该模糊包括由以下模糊的一部分或全部中的一个或组合:用于对拍摄图像进行拍摄的光学系统的像差、衍射或离焦引起的模糊、由光学低通滤波器引起的模糊、由图像传感器中的像素开口引起的模糊、以及由摄像期间的照相机抖动或被摄体抖动引起的模糊等。识别任务是用于求出与输入图像相对应的类的任务。例如,识别任务是用于识别被摄体的性质或意义的任务,诸如将图像中的被摄体分类为人、狗、车等的任务,以及将面部图像分类为各种面部表情(诸如微笑和哭泣等)的任务等。类通常有离散变量。类还具有作为标量值的识别标签、或如分割图(segmentation map)一样在空间上排列识别标签的信号序列。回归任务是用于求出在空间上排列与输入图像相对应的连续变量的信号序列的任务。例如,回归任务是从模糊图像估计具有经锐化的模糊的图像的任务、或者从图像估计被摄体空间的深度图的任务等。

[0032] 现在将参考图2A给出模糊的拍摄图像中的亮度饱和的周边和其他区域之间的性质差异的描述。图2A示出了被摄体和拍摄图像之间的亮度分布关系。在图2A中,水平轴表示空间坐标,并且垂直轴表示亮度。实线表示不模糊的拍摄图像,并且虚线表示实际的模糊的拍摄图像。点划线表示在利用亮度饱和裁剪之前的亮度分布。即使在摄像处理期间模糊,被摄体251也具有等于或小于亮度饱和值的亮度。因此,不发生利用亮度饱和值的裁剪,并且获得非饱和模糊图像261。另一方面,作为在摄像处理中的模糊的结果,被摄体252具有等于或高于亮度饱和值的亮度,并且因此利用亮度饱和值被裁剪,从而获得饱和模糊图像262。在非饱和模糊图像261中,由于模糊而使得被摄体的信息衰减。另一方面,在饱和模糊图像262中,被摄体的信息不仅由于模糊而衰减,还由于利用亮度饱和的信号值裁剪而衰减。因此,使被摄体信息衰减的方式根据亮度饱和而不同。这是亮度饱和的周边和其他区域之间性质不同的第一因素。

[0033] 接下来描述造成不同性质的第二因素。即,信号值裁剪导致亮度饱和区域的边缘处的被摄体中原本不存在的伪边缘。饱和模糊图像262原本具有由亮度饱和值上方的点划线表示的平滑亮度分布,但是通过亮度饱和值的裁剪形成不连续边缘。

[0034] 此外,在拍摄图像中,由于模糊,信号值从亮度饱和区域中的被摄体252泄漏到其周边。所泄漏的信号值的大小和范围随着亮度饱和区域中的被摄体252的亮度增加而增加,但是由于利用亮度饱和的信号值裁剪,不容易知道所泄漏的信号值的大小和范围。因此,造成不同性质的第三因素是在亮度饱和区域周围不能(即使知道模糊形状也不能)分离被摄

体的信号值和由模糊而泄漏的信号值。

[0035] 由于这三个因素,亮度饱和区域的周边和其他区域之间性质不同,因此,除非对它们各自执行不同的处理,否则无法实现高精度任务。

[0036] 机器学习模型可以根据输入图像的特征执行具有不同效果的处理,而不是对输入图像执行具有统一效果的处理。因此,例如,在对拍摄图像中的模糊进行锐化的示例中,机器学习模型在内部判断目标区域是包含亮度饱和的模糊图像(饱和模糊图像)还是其他模糊图像(非饱和模糊图像),并执行不同的锐化处理。因此,这两个模糊图像都可以被锐化。然而,机器学习模型的判断可能是不正确的。例如,在图2A中的饱和模糊图像262中,当目标区域位于亮度饱和区域周围时,因为亮度饱和区域位于目标区域附近,所以机器学习模型可以判断为目标区域是受亮度饱和影响的区域。然而,当远离亮度饱和区域的位置271是目标区域时,不容易判断位置271是否受到亮度饱和的影响,并且不明确性(ambiguity)增加。结果,机器学习模型可能在远离亮度饱和区域的位置处作出错误判断(误辨别)。因此,锐化模糊的任务对非饱和模糊图像执行专门针对饱和模糊图像的锐化处理。然后,具有经锐化的模糊的图像中出现伪影,并且任务的精度劣化。将在第一实施例中详细描述该伪影。

[0037] 本讨论适用于除模糊锐化之外的任务,并且由于机器学习模型在受亮度饱和影响的区域和其他区域之间的误判断,任务的精度劣化。例如,在识别任务中,如果将非饱和模糊图像错误地判断(误辨别)为饱和模糊图像,则判断为将从亮度饱和的区域泄漏的信号值添加到模糊图像中,使得提取与实际非饱和图像的特征量不同的特征量,并且任务的精度劣化。

[0038] 接下来描述解决该问题的本实施例主旨。本实施例使用机器学习模型从模糊的拍摄图像生成第一图。第一图是表示拍摄图像中的亮度饱和区域中的被摄体由于在拍摄图像的摄像处理中生成的模糊而扩散的区域中的信号值的大小和范围的图(空间排列的信号序列)。换言之,第一图是表示拍摄图像中的包括亮度饱和区域的高亮度区域中的亮度值的扩散的图(或者是表示引起亮度饱和的高亮度被摄体由于摄像处理中生成的模糊而扩散的分布的图)。

[0039] 图2A中的针对拍摄图像的第一图的一个示例由图2B中的虚线示出。通过指示机器学习模型明确地生成第一图,机器学习模型可以高精度地估计拍摄图像中亮度饱和的影响的存在或不存在及其大小。通过生成第一图,机器学习模型可以针对任意区域正确地执行专门针对受亮度饱和影响的区域的处理、以及专门针对其他区域的处理。因此,通过指示机器学习模型生成第一图,任务的精度比不生成第一图(从拍摄图像直接生成识别标签和锐化图像)的情况得到了更大的提高。

[0040] 在以下描述中,基于训练数据集确定机器学习模型的权重的阶段将被称为训练,并且使用利用已训练的权重的机器学习模型执行针对拍摄图像的识别或回归任务的阶段将被称为估计。机器学习模型包括例如神经网络、遗传编程、贝叶斯网络等。该神经网络包括CNN(卷积神经网络)、GAN(生成对抗网络)、RNN(递归神经网络)等。

[0041] 第一实施例

[0042] 现在将描述根据本发明的第一实施例的图像处理系统。作为利用机器学习模型的任务,本实施例讨论对包括亮度饱和的拍摄图像中的模糊进行锐化。要锐化的模糊包括由光学系统中生成的像差和衍射引起的模糊以及由光学低通滤波器引起的模糊。在对由像素

开口、离焦和抖动引起的模糊进行锐化时,也可以获得本实施例的效果。本实施例还适用于除锐化模糊之外的任务并在该任务中获得效果。

[0043] 图3是根据本实施例的图像处理系统100的框图。图4是图像处理系统100的外观图。图像处理系统100包括通过有线或无线网络彼此连接的训练设备101和图像处理设备103。训练设备101包括存储器101a、获取单元101b、计算单元101c和更新单元101d。图像处理设备103包括存储器103a、获取单元103b和锐化单元103c。摄像设备102、显示设备104、记录介质105和输出设备106通过有线或无线连接到图像处理设备103。

[0044] 通过使用摄像设备102拍摄被摄体空间而获得的拍摄图像被输入到图像处理设备103。由于摄像设备102中的光学系统102a的像差和衍射以及图像传感器102b中的光学低通滤波器,拍摄图像被模糊,并且被摄体的信息衰减。图像处理设备103使用机器学习模型对拍摄图像中的模糊进行锐化,并生成第一图和模糊锐化(或去模糊)图像(模型输出)。机器学习模型由训练设备101训练。图像处理设备103预先从训练设备101获取与机器学习模型有关的信息,并将其存储在存储器103a中。图像处理设备103用于调整模糊锐化强度。后面将详细描述机器学习模型的训练和估计、以及调整模糊锐化强度。

[0045] 用户可以在检查显示设备104上显示的图像的同时调整模糊锐化强度。已调整强度的模糊锐化图像被存储在存储器103a或记录介质105中,并且根据需要被输出到诸如打印机等的输出设备106。拍摄图像可以是灰度图像,或者可以具有多个颜色分量。可以使用未显像的RAW图像或显像图像。

[0046] 现在将参考图5A至图5C给出机器学习模型锐化模糊时出现的伪影的描述。伪影是与实际被摄体结构不同的局部的信号值的减少或增加。图5A至图5C是伪影的说明图,其中水平轴表示空间坐标,并且垂直轴表示信号值。图5A至图5C示出图像的信号值的空间改变,并分别与R、G和B(红色、绿色、蓝色)的颜色分量相对应。由于图像是显像为8位的图像,因此饱和值为255。

[0047] 在图5A至图5C中,点划线表示拍摄图像(模糊图像),细实线表示不模糊的地面真值(ground truth)图像。由于没有像素已达到亮度饱和值,因此不存在亮度饱和的影响。点线表示模糊锐化图像,其中由未应用本实施例的传统机器学习模型对模糊图像进行锐化。在由点线表示的模糊锐化图像中,边缘模糊被锐化,但是在中央附近出现了在地面真值图像中未出现的信号值的减小。这种减少不是发生在与边缘相邻的位置,而是发生在远离边缘的位置,并且由于生成区域宽,因此有与下冲(undershoot)不同的不良效应。这是在锐化模糊时出现的伪影。

[0048] 从图5A至图5C中的比较中可以理解,信号值的降低程度因颜色分量而不同。在图5A至图5C中,信号值的降低程度以G、R和B的顺序增加。在未显像的RAW图像中,该趋势类似。在由点线表示的传统的模糊锐化图像中,地面真值图像中的平坦部分被示为绿色着色的暗区域中的伪影。虽然图5A至图5C示出了信号值比地面真值图像的信号值更低的示例,但是信号值可能更高。

[0049] 如上所述,该伪影是由于以下而生成的:机器学习模型在受亮度饱和影响的区域和其他区域之间进行了误判断,以及对非饱和模糊图像错误地应用专门针对饱和模糊图像的模糊锐化。如从图2A理解的,被摄体具有的亮度越高,模糊锐化的残差分量(其为模糊的拍摄图像和不模糊的拍摄图像之间的差)的绝对值变得越大。如果对非饱和模糊图像应用

专门针对饱和模糊图像的模糊锐化,则信号值过多地改变。结果,如图5A至图5C中的点线所示,生成信号值比地面真值图像(实线)的信号值更低的区域。

[0050] 通常,用于可见光的光学系统通常被设计为在RGB中G的性能最佳。由于在R和B中的模糊扩散(PSF:点扩散函数)比在G中更宽,因此通过拍摄高强度被摄体获得的饱和模糊图像的边缘很容易在R和B中着色(紫色条纹)。在校正饱和模糊图像时,在R和B中的模糊锐化的残差分量变得比在G中大。当非饱和模糊图像被错误地判断为饱和模糊图像时,R和B的信号值的减小比G的信号值的减小大,并且如5A至图5C所示,作为绿色着色的暗区域,出现伪影。

[0051] 另一方面,图5A至图5C中所示的虚线是使用估计根据本实施例的第一图的机器学习模型来锐化模糊的结果。可以理解,通过抑制伪影来锐化模糊。这是因为已被指示明确地估计第一图的机器学习模型不太可能错误地判断受亮度饱和影响的区域和其他区域。从图5A至图5C来看,应理解,本实施例抑制任务的精度的劣化。

[0052] 现在将参考图6描述由训练设备101执行的机器学习模型的训练。图6是机器学习模型的训练的流程图。图6中的各个步骤由训练设备101中的存储器101a、获取单元101b、计算单元101c或更新单元101d执行。

[0053] 首先,在步骤S101中,获取单元(获取器)101b从存储器101a获取一个或多个原始图像。原始图像是具有比第二信号值的信号值更高的信号值的图像,其中第二信号值是与拍摄图像的亮度饱和值相对应的信号值。由于在将信号值输入到机器学习模型时可以进行标准化,因此第二信号值和拍摄图像的亮度饱和值不必彼此一致。由于机器学习模型是基于原始图像训练的,因此原始图像可以是具有各种频率分量(具有不同朝向和强度的边缘、渐变、平坦部分等)的图像。原始图像可以是实景图像或CG(计算机图形)。

[0054] 接下来,在步骤S102中,计算单元(模糊单元)101c向原始图像添加模糊并生成模糊图像。模糊图像是在训练期间输入到机器学习模型的图像,并且在估计期间与拍摄图像相对应。添加的模糊是要锐化的模糊。本实施例添加由光学系统102a的像差和衍射引起的模糊和由图像传感器102b中的光学低通滤波器引起的模糊。由光学系统102a的像差和衍射引起的模糊的形状根据像面坐标(像高和方位角)而改变。它还根据光学系统102a的变倍、光圈(孔径光阑)和聚焦的状态而改变。在试图全面地训练机器学习模型以锐化所有这些模糊时,可以用由光学系统102a生成的多个模糊来生成多个模糊图像。在模糊图像中,裁剪超过第二信号值的信号值,以再现在拍摄图像的摄像处理中发生的亮度饱和。如有必要,可以将由图像传感器102b生成的噪声添加到模糊图像中。

[0055] 接下来,在步骤S103中,计算单元(设置单元)101c使用基于原始图像的图像和信号值的阈值来设置第一区域。本实施例使用模糊图像作为基于原始图像的图像,但是可以使用原始图像本身。通过彼此比较模糊图像的信号值和信号值的阈值来设置第一区域。更具体地,将模糊图像的信号值等于或高于信号值的阈值的区域设置为第一区域。本实施例将信号值的阈值设置为第二信号值。因此,第一区域表示模糊图像中的亮度饱和区域。然而,信号值的阈值和第二信号值不必彼此一致。可以将信号值的阈值设置为略小于第二信号值的值(诸如0.9倍等)。

[0056] 接下来,在步骤S104中,计算单元(图像生成单元)101c生成在第一区域中具有原始图像的信号值的第一图像。第一图像在除第一区域以外的区域中具有与原始图像的信号

值不同的信号值。第一图像可以在除第一区域以外的区域中具有第一信号值。在本实施例中,第一信号值为0但不限于0。在本实施例中,第一图像仅在模糊图像中的亮度饱和区域中具有原始图像的信号值,并且在其他区域中信号值为0。

[0057] 接下来,在步骤S105中,计算单元(图生成单元)101c将模糊添加到第一图像并生成第一地面真值图。添加的模糊与添加到模糊图像的模糊相同。由此,从模糊图像中的亮度饱和区域中的被摄体生成第一地面真值图,该第一地面真值图是表示由于模糊而泄漏到周边的信号值的大小和范围的图(空间排列的信号序列)。类似于模糊图像,本实施例利用第二信号值来裁剪第一地面真值图,但是可以不进行裁剪。

[0058] 接下来,在步骤S106中,获取单元101b获取地面真值模型输出。在本实施例中,由于任务是锐化模糊,因此地面真值模型输出是比模糊图像模糊小的图像。本实施例通过利用第二信号值裁剪原始图像来生成地面真值模型输出。如果原始图像缺少高频分量,则可以将通过缩小原始图像而作成的图像用作地面真值模型输出。在这种情况下,当在步骤S102中生成模糊图像时,类似地进行缩小。只要是在步骤S101之后且步骤S107之前,就可以在任意时间执行步骤S106。

[0059] 接下来,在步骤S107中,计算单元101c使用机器学习模型基于模糊图像生成第一图和模型输出。图1是机器学习模型的框图。本实施例使用但不限于图1所示的机器学习模型。在图1中,模糊图像201和亮度饱和图202被输入到机器学习模型。亮度饱和图202是表示模糊图像201的亮度饱和(其中信号值等于或高于第二信号值)的区域的图(第二图)。例如,可以利用第二信号值通过对模糊图像201进行二值化来生成它。然而,不必使用亮度饱和图202。模糊图像201和亮度饱和图202沿通道方向连接并输入到机器学习模型,但本实施例不限于本示例。例如,模糊图像201和亮度饱和图202可以转换为特征图,并且这些特征图可以沿通道方向连接。除了亮度饱和图202之外的信息可以被添加到输入中。

[0060] 机器学习模型具有多个层,在各个层中计算层的输入和权重的线性和。可以由随机数等确定权重的初始值。本实施例采用使用输入和滤波器的卷积作为线性和(滤波器的各个要素的值与权重相对应,并且可以包括具有偏差的和)的CNN作为机器学习模型,但不限于本示例。在各个层中,根据需要通过诸如ReLU(Rectified Linear Unit(线性修正单元))或sigmoid函数等的激活函数来执行非线性转换。如有必要,机器学习模型可以具有残差块或跳过连接(Skip Connection)(也称为捷径连接(Shortcut Connection))。第一图203经由多个层(在本实施例中为16个卷积层)生成。本实施例通过对层211的输出和亮度饱和图202的各个要素进行求和来生成第一图203,但配置不限于本示例。第一图可以作为层211的输出而直接生成。可替代地,可以将对层211的输出进行任意处理的结果用作第一图203。

[0061] 接下来,第一图203和模糊图像201沿通道方向连接并输入到后续层,并且通过多个层(本实施例中为16个卷积层)生成模型输出204。还通过对层212的输出和模糊图像201的各个要素进行求和来生成模型输出204,但不限于本示例。本实施例在各个层中利用64种类型的 3×3 滤波器(其中在层211和212中,滤波器类型的数量与模糊图像201的通道数量相同)执行卷积,但是卷积不限于本示例。

[0062] 接下来,在图6的步骤S108中,更新单元(训练单元)101d基于误差函数更新机器学习模型的权重。在本实施例中,误差函数是第一图203和第一地面真值图之间的误差与模型

输出204和地面真值模型输出之间的误差的加权和。MSE(均方误差)用于计算误差。这两者的权重都是1。误差函数和权重不限于这些示例。可以使用误差反向传播方法(Backpropagation)等来更新权重。可以用残差分量来计算误差。在使用残差分量时,使用第一图203和亮度饱和图202之间的差分分量与第一地面真值图和亮度饱和图202之间的差分分量之间的误差。类似地,使用模型输出204和模糊图像201之间的差分分量与地面真值模型输出和模糊图像201之间的差分分量之间的误差。

[0063] 接下来,在步骤S109中,更新单元101d判断机器学习模型的训练是否完成。训练的完成可以基于权重更新重复数量是否达到预定数量、更新期间的权重改变量是否小于默认值等来进行判断。如果在步骤S109中判断为训练尚未完成,则流程返回到步骤S101,并且获取单元101b获取一个或多于一个新的原始图像。另一方面,当判断为训练已经完成时,更新单元101d结束训练并将机器学习模型的配置和权重信息存储在存储器101a中。

[0064] 上述训练方法使得机器学习模型能够估计第一图,该第一图表示模糊图像(估计中的拍摄图像)中的亮度饱和区域中的被摄体由于模糊而扩散的信号值的大小和范围。通过明确地估计第一图,机器学习模型可以在适当的区域内针对各个饱和和非饱和模糊图像锐化模糊,从而抑制伪影。

[0065] 现在将参考图7给出使用由图像处理设备103执行的经训练的机器学习模型来对拍摄图像中的模糊进行锐化的描述。图7是生成模型输出的流程图。图7中的各个步骤由图像处理设备103中的存储器103a、获取单元103b或锐化单元103c执行。

[0066] 首先,在步骤S201中,获取单元(获取器)103b获取拍摄图像和机器学习模型。从存储器103a获取与机器学习模型的结构和权重有关的信息。

[0067] 接下来,在步骤S202中,锐化单元(生成单元)103c使用机器学习模型从拍摄图像生成第一图,以及生成拍摄图像中的模糊被锐化的模糊锐化图像(模型输出)。与训练时同样地,机器学习模型具有图1所示的配置。与训练类似,生成并输入表示拍摄图像中的亮度饱和区域的亮度饱和图,并生成第一图和模型输出。

[0068] 接下来,在步骤S203中,锐化单元103c基于第一图对拍摄图像和模型输出进行合成。与其他区域不同,被摄体信息由于拍摄图像中的亮度饱和区域周围的亮度饱和而衰减,因此难以锐化模糊(估计被衰减的被摄体信息)。因此,在亮度饱和区域周围可能会出现伴随模糊锐化的不良效应(振铃、下冲等)。为了抑制这种不利效应,将模型输出和拍摄图像进行合成。此时,基于第一图的对它们的合成可以仅在可能发生不利效应的亮度饱和的区域周围增加拍摄图像的权重,同时抑制非饱和和模糊图像中模糊锐化效果的降低。本实施例以以下方式提供合成。第一图由第二信号值进行标准化,用作针对拍摄图像的权重图,并与模型输出进行加权平均。对于模型输出,使用通过从全部1个图减去针对拍摄图像的权重图而获得的权重图。通过改变使第一图标准化的信号值,可以调整模糊锐化效果和不良效果之间的平衡。可以使用仅在第一图具有等于或高于预定信号值的值的区域中用拍摄图像替换模型输出的合成方法。

[0069] 上述配置可以提供可以在使用机器学习模型锐化模糊时抑制由亮度饱和引起的精度劣化的图像处理系统。

[0070] 第二实施例

[0071] 现在将描述根据本发明的第二实施例的图像处理系统。在本实施例中,机器学习

模型的任务是对包括亮度饱和的拍摄图像转换模糊效果(散景)。模糊效果的转换是将作用于拍摄图像的离焦模糊转换为具有与离焦模糊的形状不同的形状的模糊的任务。例如,当离焦模糊具有双线模糊或渐晕时,其被转换为圆盘(形状具有平坦强度)或高斯模糊。在模糊效果的转换中,离焦模糊变大,并且不进行模糊锐化(估计被衰减的被摄体信息)。本实施例中描述的方法可以在除了转换模糊效果的任务之外的任务中获得相同的效果。

[0072] 图8是根据本实施例的图像处理系统300的框图。图9是图像处理系统300的外观图。图像处理系统300包括训练设备301、摄像设备302和图像处理设备303。训练设备301和图像处理设备303以及图像处理设备303和摄像设备302分别通过有线或无线网络彼此连接。训练设备301包括存储器311、获取单元312、计算单元313和更新单元314。摄像设备302包括光学系统321、图像传感器322、存储器323、通信单元324和显示单元325。图像处理设备303包括存储器331、通信单元332、获取单元333和转换单元334。

[0073] 由摄像设备302拍摄的拍摄图像受到与光学系统321相对应的形状的离焦模糊的影响。拍摄图像经由通信单元(发送器)324被发送到图像处理设备303。图像处理设备303经由通信单元(接收器)332接收拍摄图像,并且通过使用存储在存储器331中的机器学习模型的配置和权重信息来转换模糊效果。机器学习模型的配置和权重信息由训练设备301训练,预先从训练设备301获取,并被存储在存储器331中。转换拍摄图像中的模糊效果的模糊转换图像(模型输出)被发送到摄像设备302,存储在存储器323中,并显示在显示单元325上。

[0074] 现在将参考图6描述由训练设备301执行的机器学习模型的训练。将省略与第一实施例共同的事项的描述。

[0075] 首先,在步骤S101中,获取单元312从存储器311获取一个或多个原始图像。接下来,在步骤S102中,计算单元313为原始图像设置离焦量,并生成将与离焦量相对应的离焦模糊添加到原始图像中的模糊图像。离焦模糊的形状根据光学系统321的变倍和光圈而改变。离焦模糊还根据光学系统321的焦距和当时被摄体的离焦量而改变。离焦模糊也根据像高和方位角而改变。在试图全面地训练可以转换所有这些离焦模糊的机器学习模型时,可以通过使用在光学系统321中生成的多个离焦模糊来生成多个模糊图像。在模糊效果的转换中,可以在转换之前和之后维持未离焦的聚焦被摄体。由于需要训练机器学习模型以维持聚焦被摄体,因此还生成离焦量为0的模糊图像。离焦量为0的模糊图像可以不被模糊,或者可以通过光学系统321的焦平面上的像差或衍射来被模糊。

[0076] 接下来,在步骤S103中,计算单元313基于模糊图像和信号值的阈值设置第一区域。接下来,在步骤S104中,计算单元313生成在第一区域中具有原始图像的信号值的第一图像。接下来,在步骤S105中,计算单元313将与模糊图像中的离焦模糊相同的离焦模糊添加到第一图像,并生成第一地面真值图。接下来,在步骤S106中,获取单元312获取地面真值模型输出。本实施例训练机器学习模型,以将离焦模糊转换为盘模糊(disc blur)(具有圆形和平坦强度分布的模糊)。因此,将盘模糊添加到原始图像以生成地面真值模型输出。然而,要添加的模糊的形状不限于本示例。添加具有与模糊图像的离焦量相对应的扩散的盘模糊。添加的盘模糊比生成模糊图像时添加的离焦模糊更模糊。换言之,盘模糊具有比在模糊图像的生成中添加的离焦模糊的MTF(调制传递函数)更低的MTF。当离焦量为0时,它与模糊图像的生成相同。

[0077] 接下来,在步骤S107中,计算单元313使用机器学习模型从模糊图像生成第一图和

模型输出。图10是根据本实施例的机器学习模型的框图。本实施例使用具有图10所示的配置的机器学习模型,但本发明不限于本实施例。在图10中,沿通道方向彼此连接并输入模糊图像401和表示模糊图像401中的亮度饱和区域的亮度饱和图(第二图)402,并且经由多个层(十九个卷积层)生成第一特征图411。基于第一特征图生成第一图403和模型输出404。本实施例在机器学习模型的中间使层分支,并将第一特征图411输入到各个分支。第一图403是从第一特征图411经由一个层(一个卷积层)而生成的,并且模型输出404是通过多个层(二十个卷积层)而生成的,但是层的数量不限于本实施例。该层可以不被分支,并且第一图403和模型输出404可以在它们沿通道方向彼此连接的同时从第一特征图411生成。

[0078] 图10的配置不直接使用第一图403来生成模型输出404。然而,作为用于生成第一图403的源的第一特征图411包含用于将受亮度饱和影响的区域和其他区域彼此分离的信息。通过基于第一特征图411生成模型输出404,可以获得与图1的配置相同的效果。本实施例在各个层中利用32种类型的 3×3 滤波器(其中,层421和422中的滤波器类型的数量与模糊图像401的通道数量相同)执行卷积,但配置不限于本实施例。

[0079] 直到从模糊图像401生成第一图403为止执行的线性和(本实施例中的卷积)的次数可以等于或小于直到从模糊图像401生成模型输出404为止执行的线性和的次数。这是为了能够在具有用于将受亮度饱和影响的区域和其他区域彼此分离的信息的模型中间生成第一特征图411,并且在后续模型中进行期望任务(在本实施例中为转换模糊效果)。在本实施例中,直到从模糊图像401生成第一特征图411为止执行的线性和的次数是共同的,并且差异是后续线性和的次数。由于第一图403和模型输出404是从第一特征图411分别经由一个层和二十个层而生成的,因此在直到生成第一图403为止执行的线性和的次数较少。这类似于估计(模糊图像401可以被拍摄图像替换)。

[0080] 接下来,在步骤S108中,更新单元314根据误差函数更新机器学习模型的权重。接下来,在步骤S109中,更新单元314判断机器学习模型的训练是否完成。与经训练的机器学习模型的配置和权重有关的信息被存储在存储器311中。

[0081] 现在将参考图7给出使用经训练的机器学习模型在拍摄图像中转换模糊效果的描述,该转换由图像处理设备303执行。将省略与第一实施例共同的事项的描述。

[0082] 首先,在步骤S201中,获取单元333获取拍摄图像和机器学习模型。接下来,在步骤S202中,使用机器学习模型,转换单元334生成第一图和拍摄图像的离焦模糊被转换为具有不同形状的模糊的模糊转换图像(模型输出)。类似于训练,机器学习模型具有与图10所示的配置相同的配置。类似于训练,生成并输入表示拍摄图像中的亮度饱和区域的亮度饱和图,并生成第一图和模型输出。接下来,在步骤S203中,转换单元334基于第一图对拍摄图像和模型输出进行合成。如果不执行步骤S203(如果将步骤S202的模型输出用作最终的模糊转换图像),则不需要第一图。在这种情况下,不需要执行图10中由虚线包围的部分。因此,可以省略由虚线包围的部分的计算,并且减少处理负荷。

[0083] 上述配置可以提供可以在使用机器学习模型转换模糊效果时抑制由亮度饱和引起的精度降低的图像处理系统。

[0084] 第三实施例

[0085] 现在将描述根据本发明的第三实施例的图像处理系统。在本实施例中,使用机器学习模型的任务是估计针对拍摄图像的深度图。由于模糊形状根据光学系统中的离焦量而

改变,因此模糊形状和深度(离焦量)可以彼此相关联。机器学习模型可以通过在模型中(明确地或隐含地)估计输入的拍摄图像的各个区域中的模糊形状来生成被摄体空间的深度图。本实施例中描述的方法可以在除估计深度图之外的任务中获得相同的效果。

[0086] 图11是本实施例中的图像处理系统500的框图。图12是图像处理系统500的外观图。图像处理系统500包括通过有线或无线彼此连接的训练设备501和摄像设备502。训练设备501包括存储器511、获取单元512、计算单元513和更新单元514。摄像设备502包括光学系统521、图像传感器522、图像处理单元523、存储器524、通信单元525、显示单元526和系统控制器527。图像处理单元523包括获取单元523a、估计单元523b和模糊单元523c。

[0087] 摄像设备502经由光学系统521形成被摄体空间的图像,并且图像传感器522获取图像作为拍摄图像。拍摄图像由于光学系统521的像差和离焦而模糊。图像处理单元523使用机器学习模型从拍摄图像生成被摄体空间的深度图。机器学习模型由训练设备501训练,并且配置和权重信息经由通信单元525预先从训练设备501获取并存储在存储器524中。拍摄图像和估计的深度图存储在存储器524中,并根据需要显示在显示单元526上。深度图用于向拍摄图像添加模糊效果并剪切被摄体。系统控制器527进行一系列控制。

[0088] 现在将参考图6给出由训练设备501执行的机器学习模型的训练的描述。将省略与第一实施例共同的事项的描述。

[0089] 首先,在步骤S101中,获取单元512获取一个或多个原始图像。接下来,在步骤S102中,计算单元513向原始图像添加模糊,并生成模糊图像。设置与原始图像相对应的深度图(其可以是离焦图)和光学系统521的焦距,并且添加与光学系统521的焦距和来自光学系统521的离焦量相对应的模糊。当F数(光圈值)固定时,离焦量的绝对值变得越大,则离焦模糊变得越大。由于球面像差的影响,模糊形状在焦平面前和后改变。当球面像差在负方向上生成时,它造成在被摄体空间中从焦平面远离光学系统521的方向上(在被摄体侧)的双线模糊,并且在接近方向上(在图像侧)模糊具有在中心处具有峰值的形状。如果球面像差为正,则关系变为相反。在光轴之外,由于像散等的影响,模糊的形状根据离焦量进一步改变。

[0090] 接下来,在步骤S103中,计算单元513基于模糊图像和信号的阈值设置第一区域。接下来,在步骤S104中,计算单元513生成在第一区域中具有原始图像的信号值的第一图像。接下来,在步骤S105中,计算单元513向第一图像添加模糊,并生成第一地面真值图。在本实施例中,不利用第二信号值裁剪第一地面真值图。这训练机器学习模型以在生成第一图时估计亮度饱和区域的裁剪前的亮度。接下来,在步骤S106中,获取单元512获取地面真值模型输出。地面真值模型输出是在步骤S102中设置的深度图。

[0091] 接下来,在步骤S107中,计算单元513使用机器学习模型生成第一地面真值图和模型输出。机器学习模型使用图13的配置。图13是根据本实施例的机器学习模型的框图。从模糊图像601经由多个层(在本实施例中为十个卷积层)生成第一特征图611,并且基于第一特征图611生成第一图603和模型输出604。第一图603是从第一特征图611经由多个层(两个卷积层)而生成的,并且模型输出604是从第一特征图611经由多个层(二十个卷积层)而生成的。本实施例在各个层中利用48种类型的 5×5 滤波器(其中层621中的滤波器类型的数量与模糊图像601中的通道数量相同,并且层622中的滤波器的数量为1)执行卷积,但不限于本示例。

[0092] 接下来,在步骤S108中,更新单元514使用误差函数更新机器学习模型的权重。接下来,在步骤S109中,更新单元514判断机器学习模型的训练是否完成。

[0093] 现在将参考图14描述由图像处理单元523执行的、使用机器学习模型的对拍摄图像的深度图的估计、以及向拍摄图像的模糊的添加。图14是根据本实施例的生成模型输出的流程图。将省略与第一实施例共同的事项的描述。

[0094] 首先,在步骤S401中,获取单元523a获取拍摄图像和机器学习模型。从存储器524获取与机器学习模型的配置和权重有关的信息。机器学习模型具有图13所示的配置。接下来,在步骤S402中,估计单元523b使用机器学习模型从拍摄图像生成模型输出(深度图)和第一图。

[0095] 接下来,在步骤S403中,模糊单元523c基于模型输出和第一图向拍摄图像添加模糊,并生成(具有浅景深的)模糊图像。根据作为模型输出的深度图,针对拍摄图像的各个区域,与离焦量相对应地设置模糊。不向聚焦区域添加模糊,向离焦量较大的区域添加较大的模糊。在第一图中,估计拍摄图像中的亮度饱和区域中的裁剪前的亮度。在用该亮度替换拍摄图像中的亮度饱和区域中的信号值之后,添加模糊。因此,可以生成具有自然模糊效果的图像,其中阳光、水面上的反射光和夜景的灯光不会因添加的模糊而变暗。

[0096] 上述配置可以提供可以在使用机器学习模型估计深度图时抑制由亮度饱和引起的精度降低的图像处理系统。

[0097] 其他实施例

[0098] 本发明的实施例还可以通过如下的方法来实现,即,通过网络或者各种存储介质将执行上述实施例的功能的软件(程序)提供给系统或装置,该系统或装置的计算机或是中央处理单元(CPU)、微处理单元(MPU)读出并执行程序的方法。

[0099] 各个实施例都可以提供图像处理方法和设备、训练机器学习模型的方法和设备以及存储介质,它们各自可以在使用针对模糊的拍摄图像的机器学习模型的识别或回归任务中抑制由亮度饱和引起的精度降低。

[0100] 虽然已经参考示例性实施例描述了本发明,但是应当理解,本发明不限于所公开的示例性实施例。以下权利要求的范围应得到最广泛的解释,以涵盖所有此类修改和等效结构与功能。

[0101] 例如,图像处理系统可以包括彼此可通信的根据各个实施例的图像处理设备(第一设备)和云上装置(第二设备),其中第二设备根据来自第一设备的请求执行图7或图14中的处理。在这种情况下,第一设备包括被配置为向第二设备发送拍摄图像和处理请求的发送器。第二设备包括被配置为从第一设备接收拍摄图像和请求的接收器、以及被配置为根据接收到的请求使用机器学习模型基于拍摄图像生成第一图的生成器。

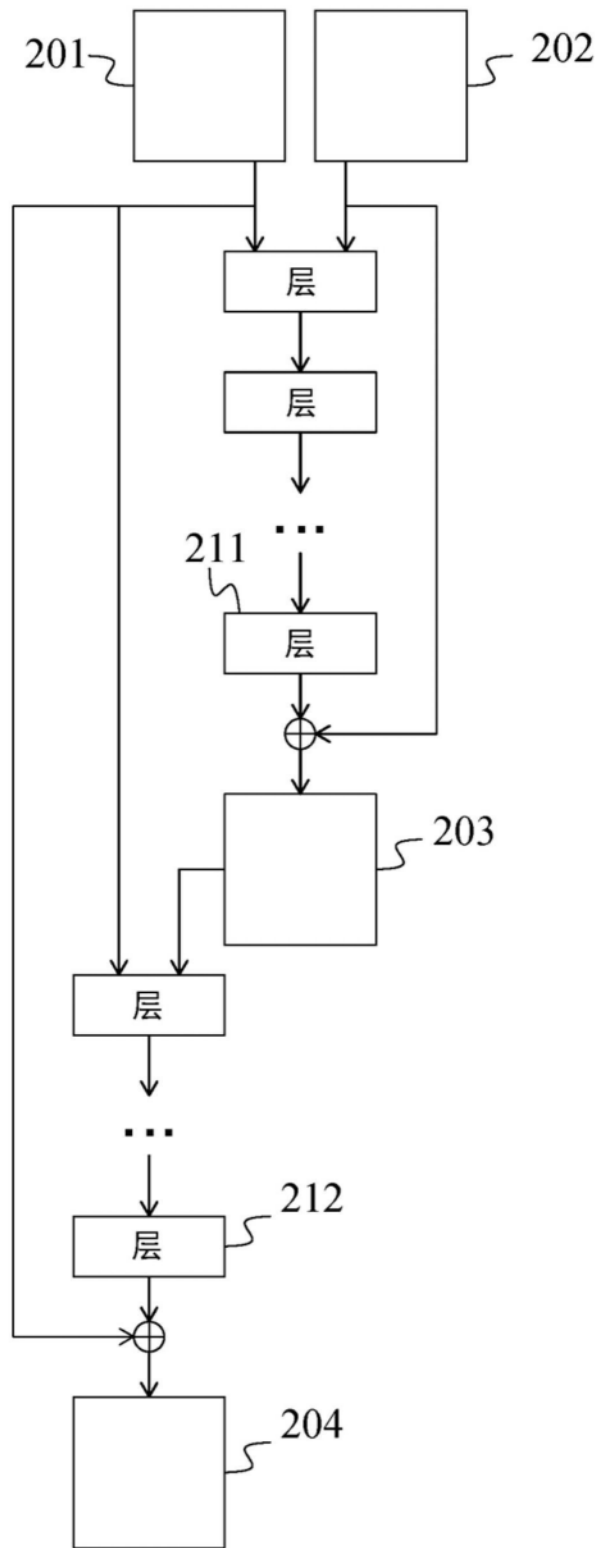


图1

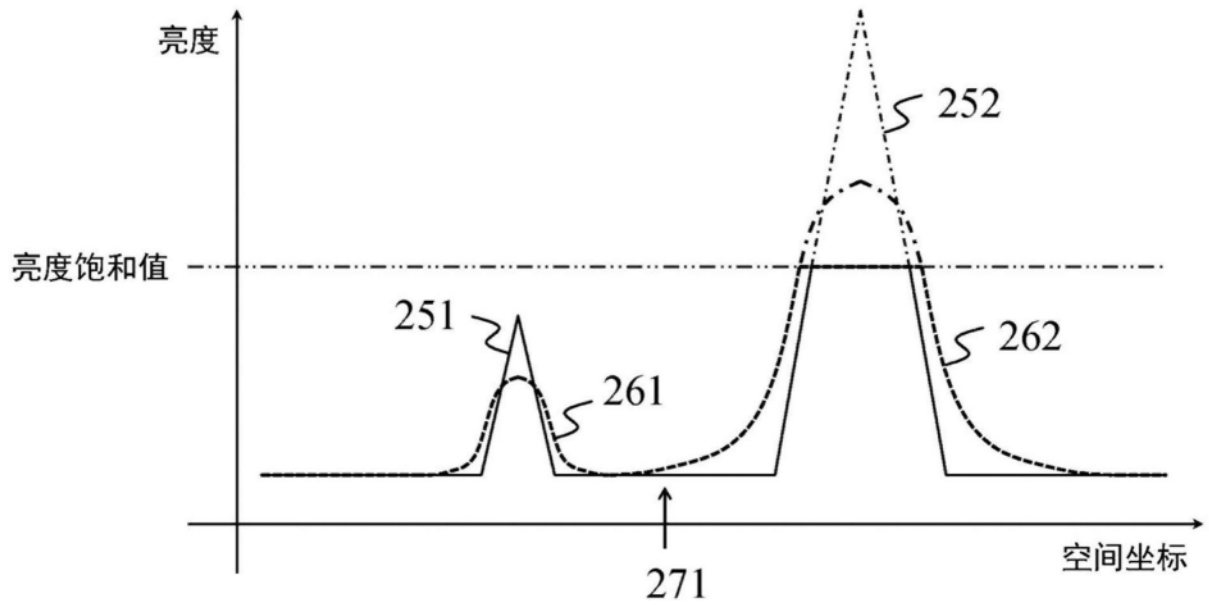


图2A

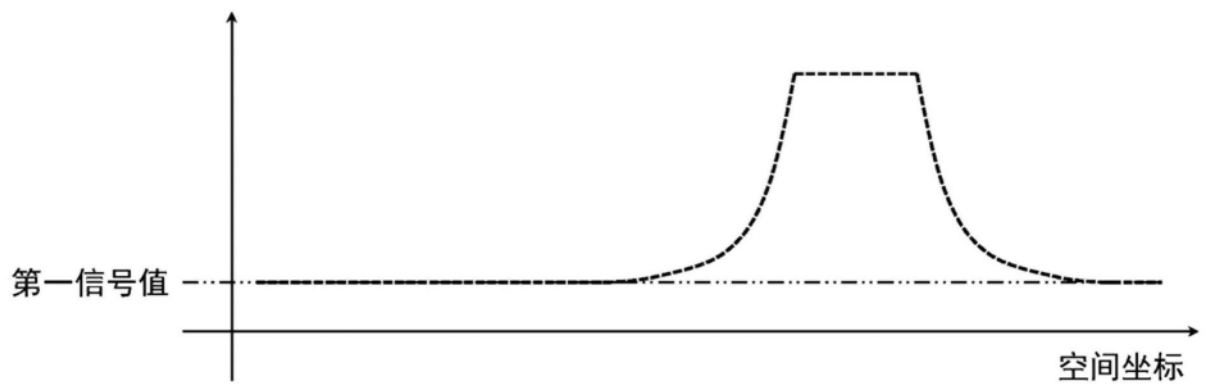


图2B

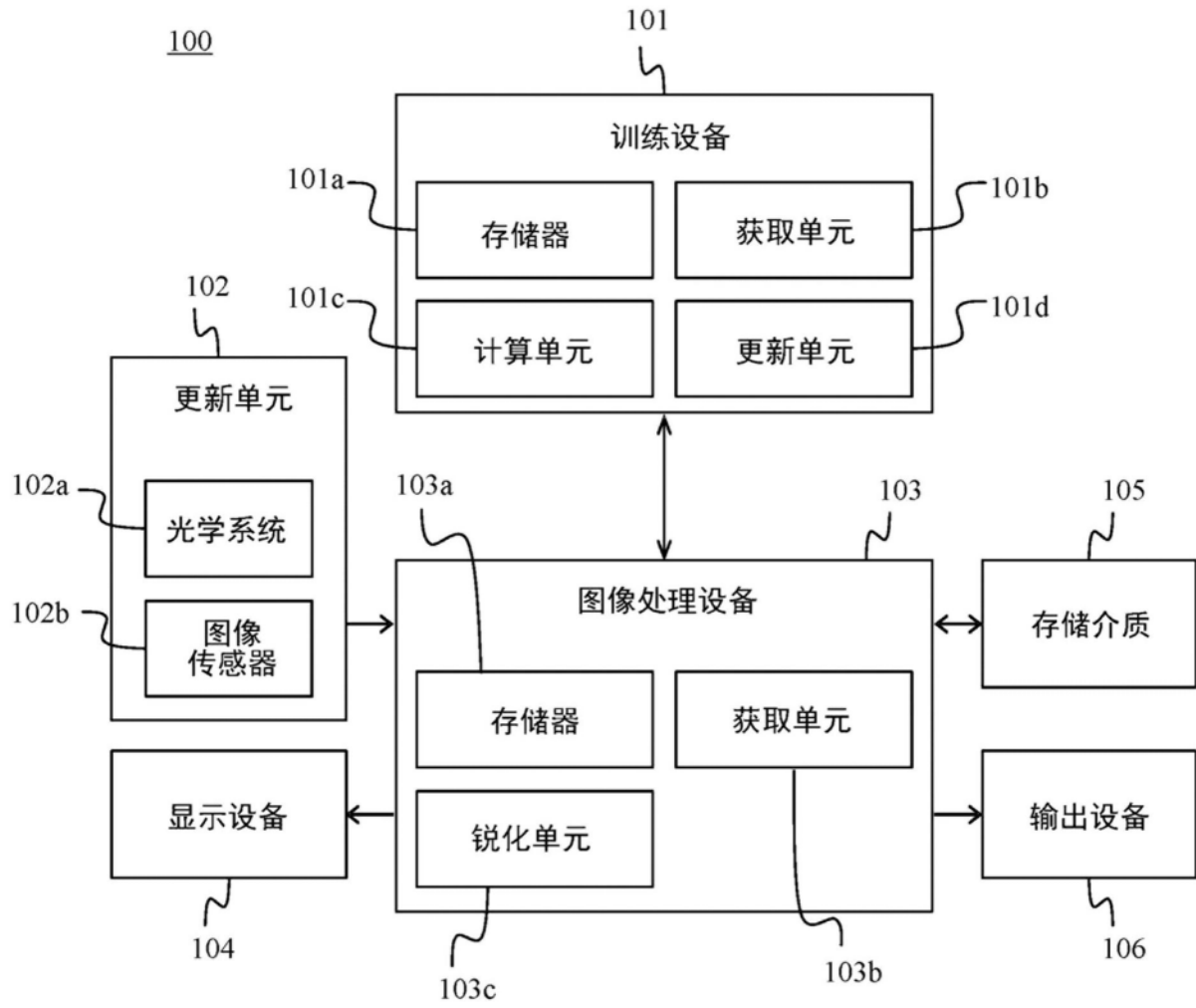


图3

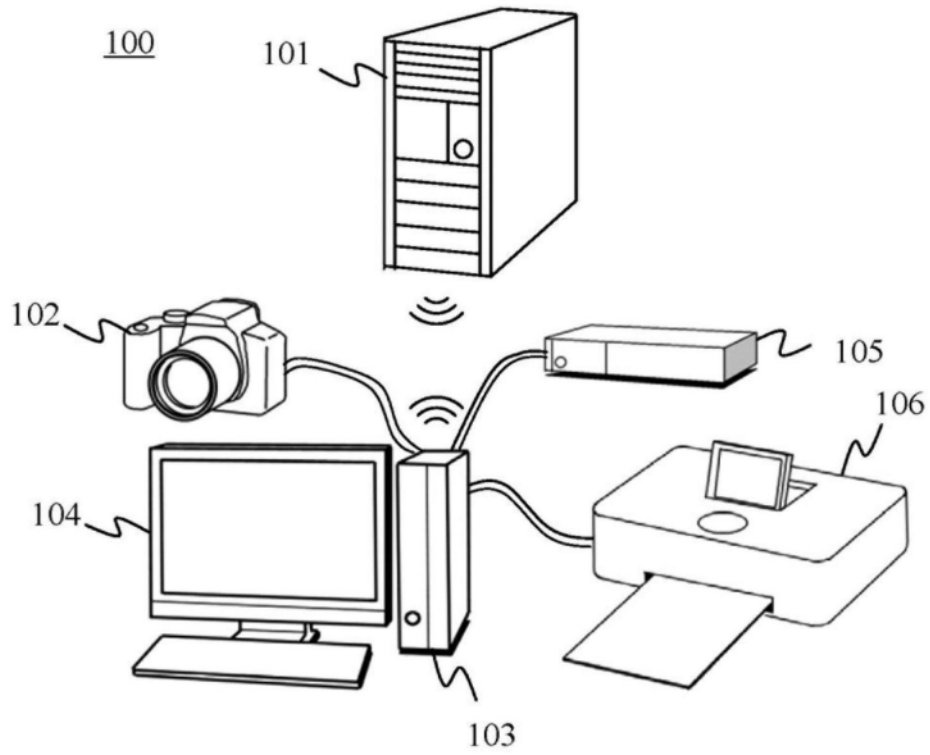


图4

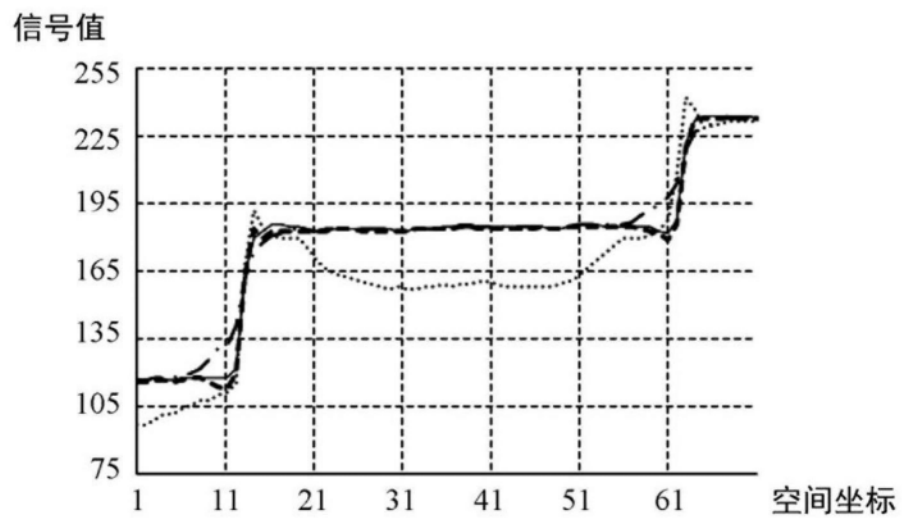


图5A

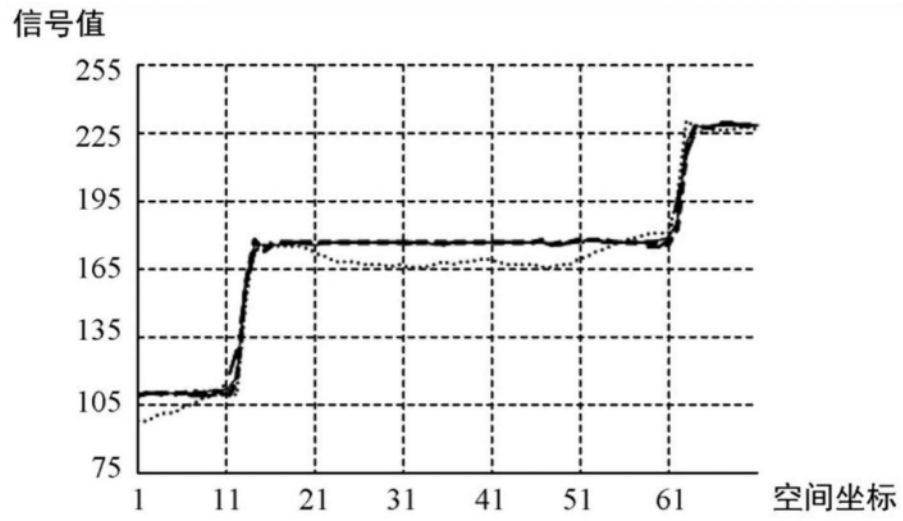


图5B

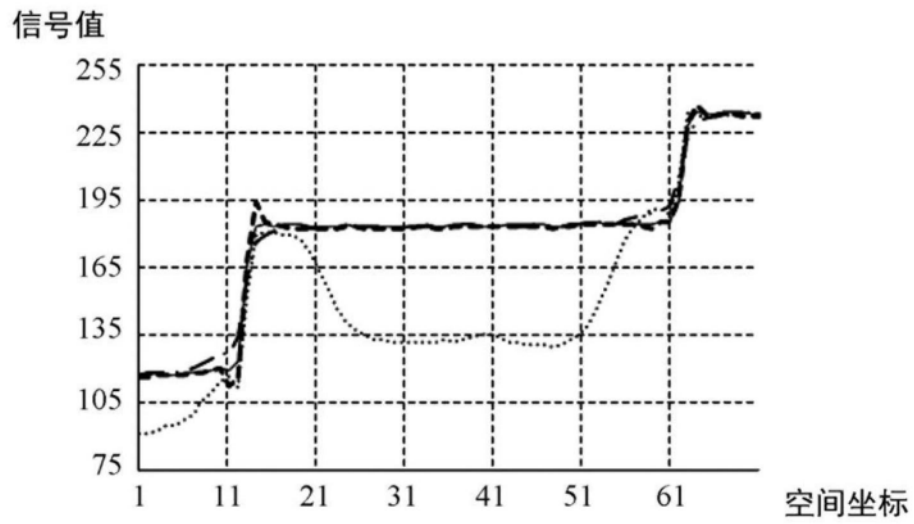


图5C

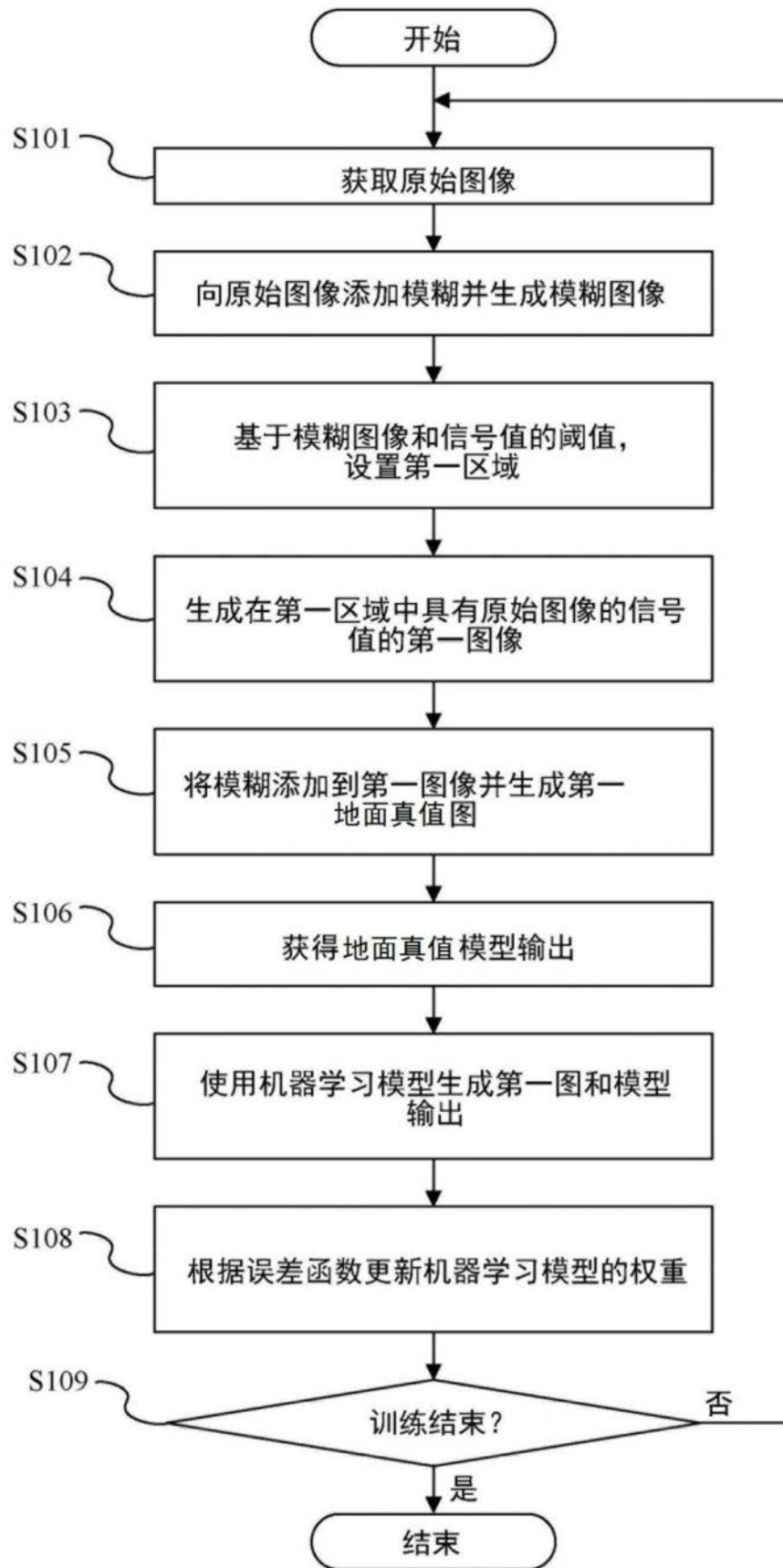


图6

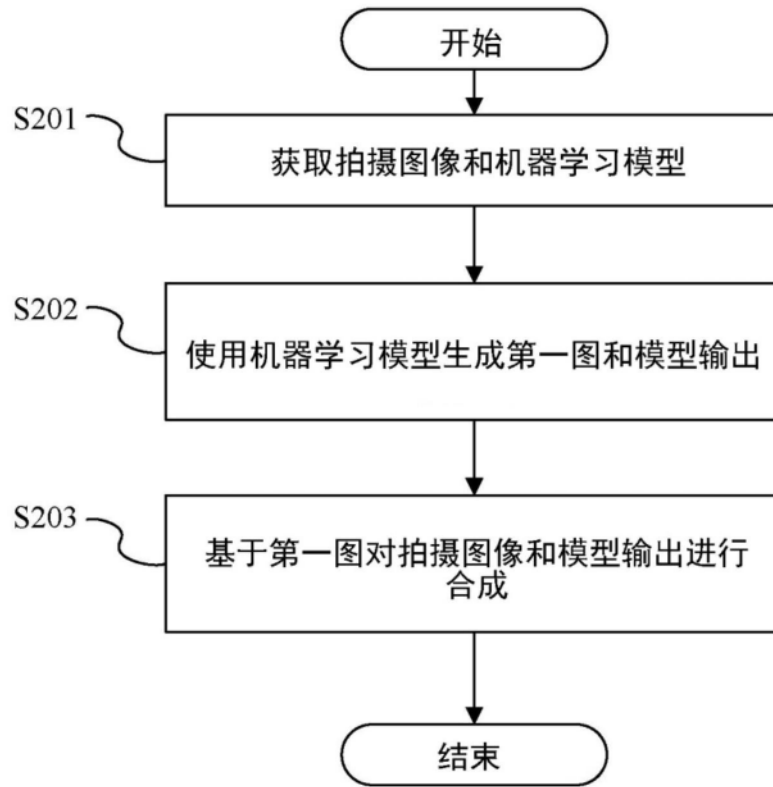


图7

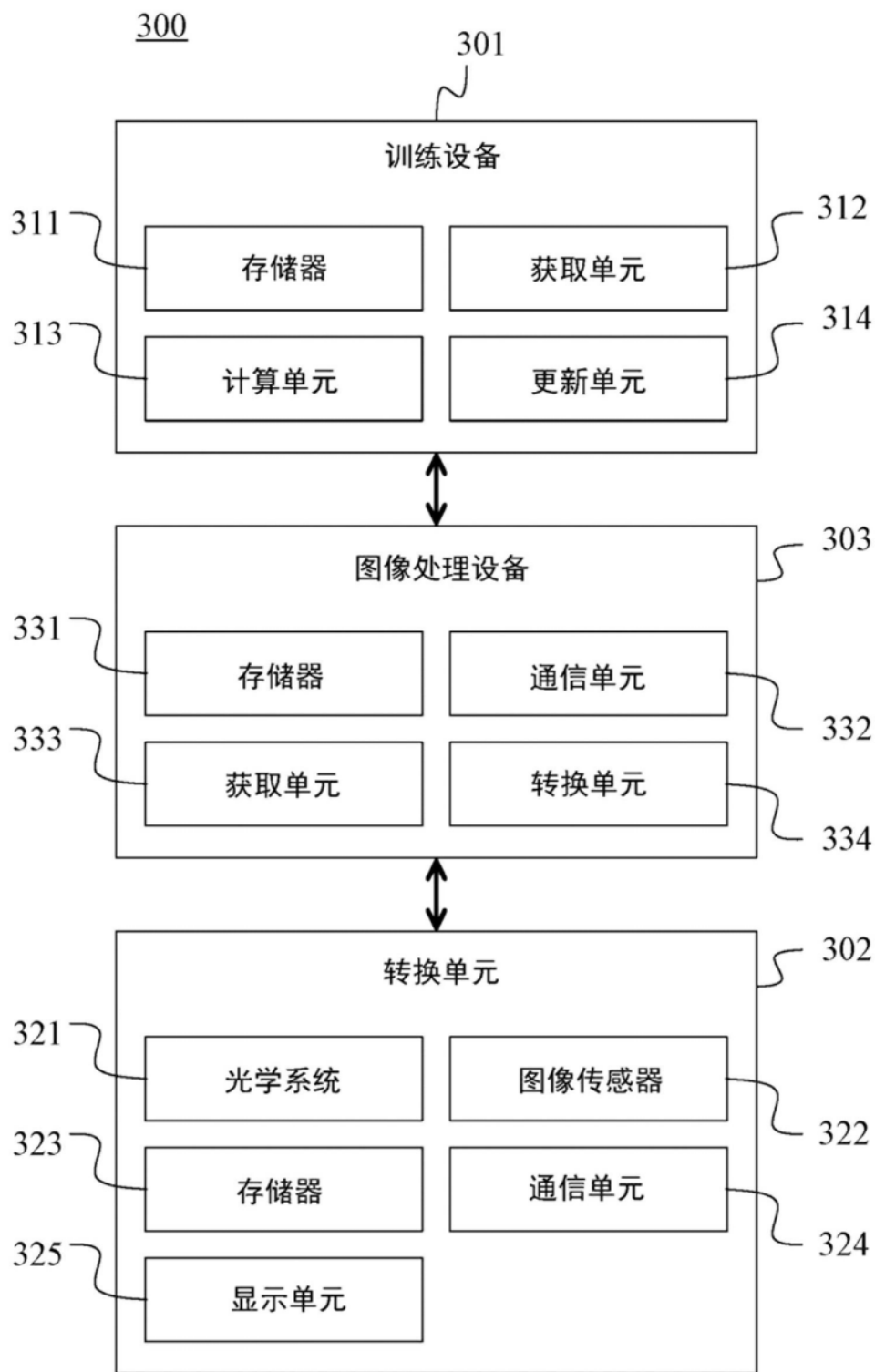


图8

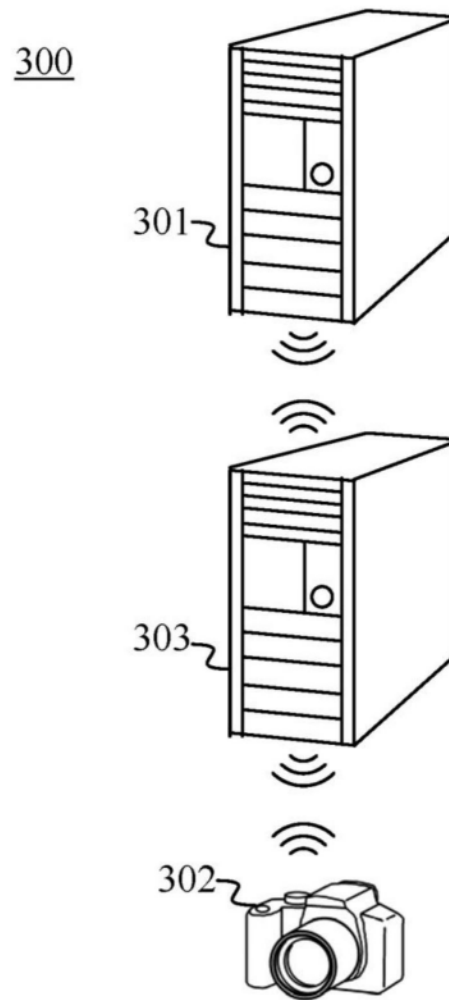


图9

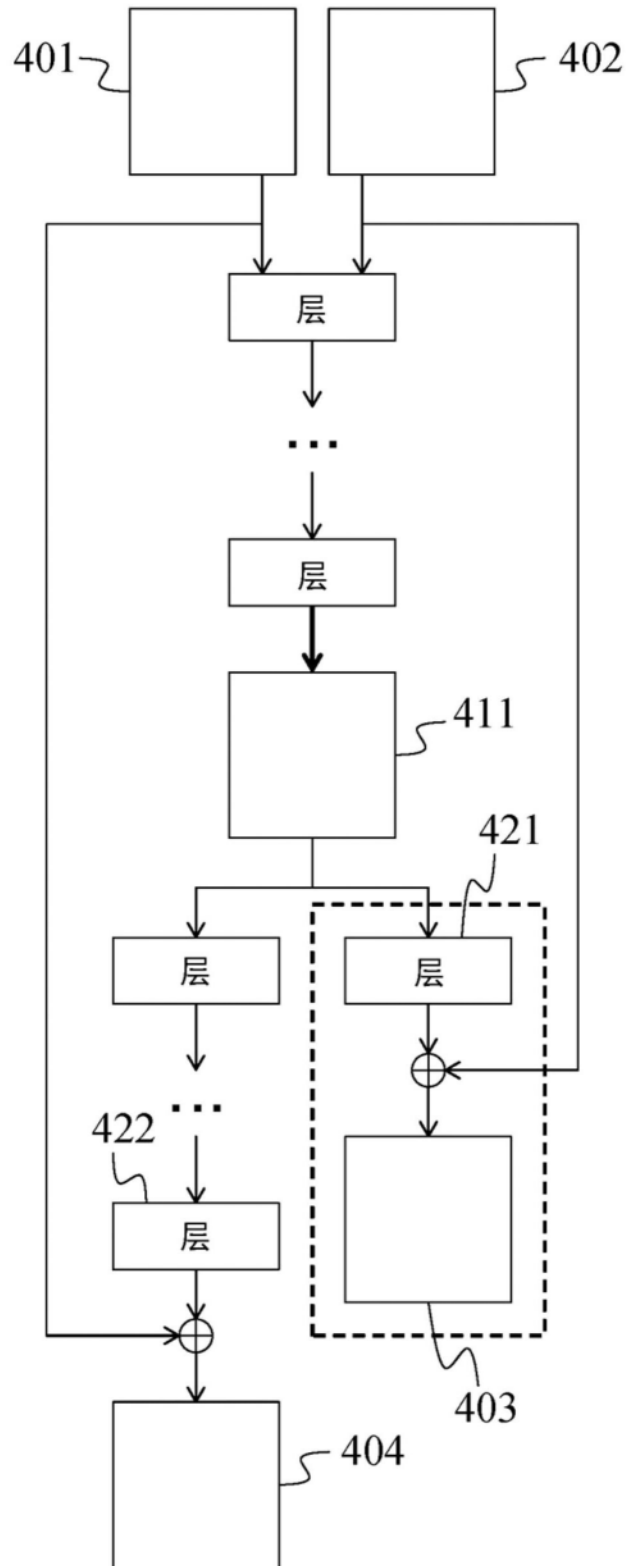


图10

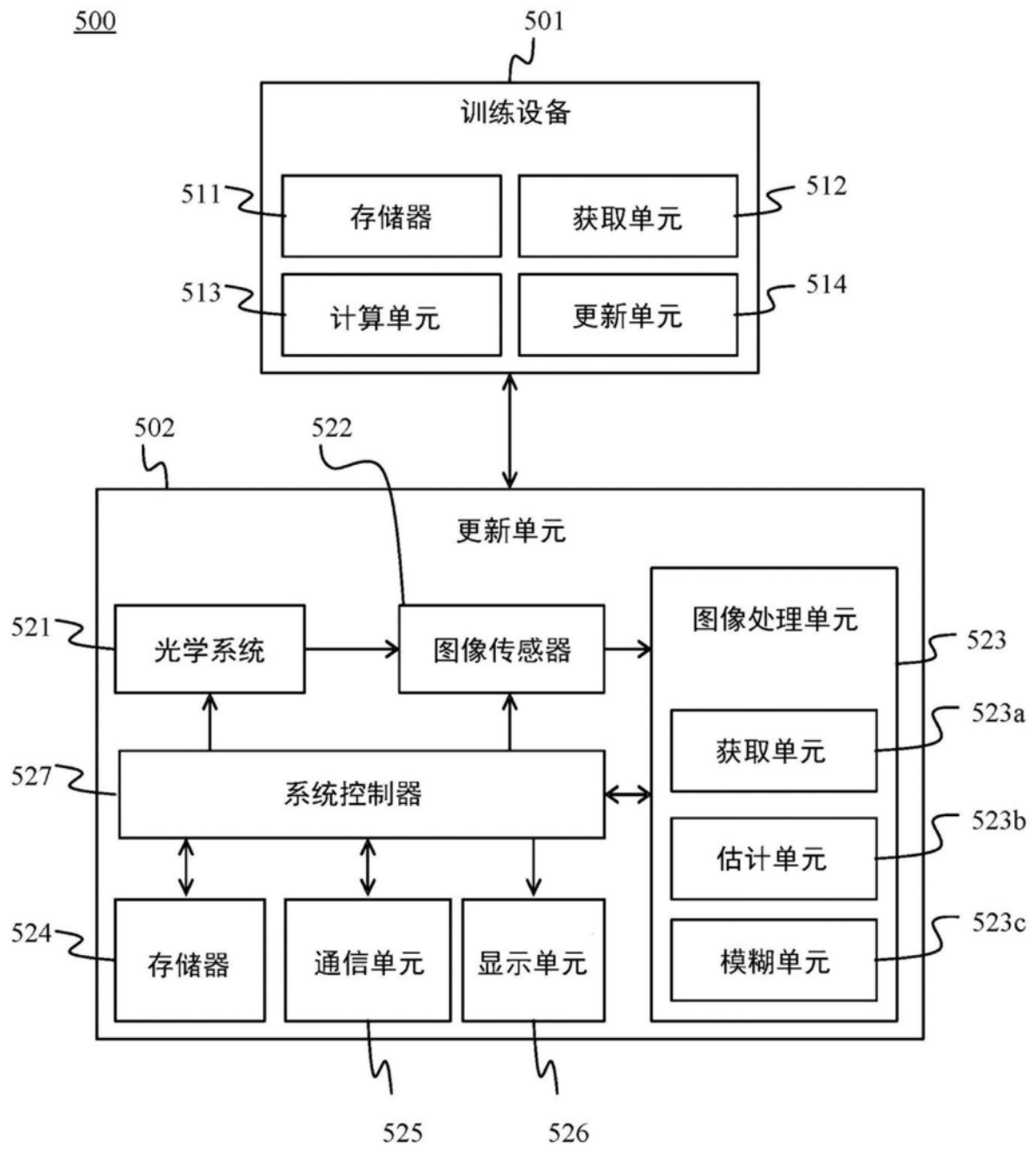


图11

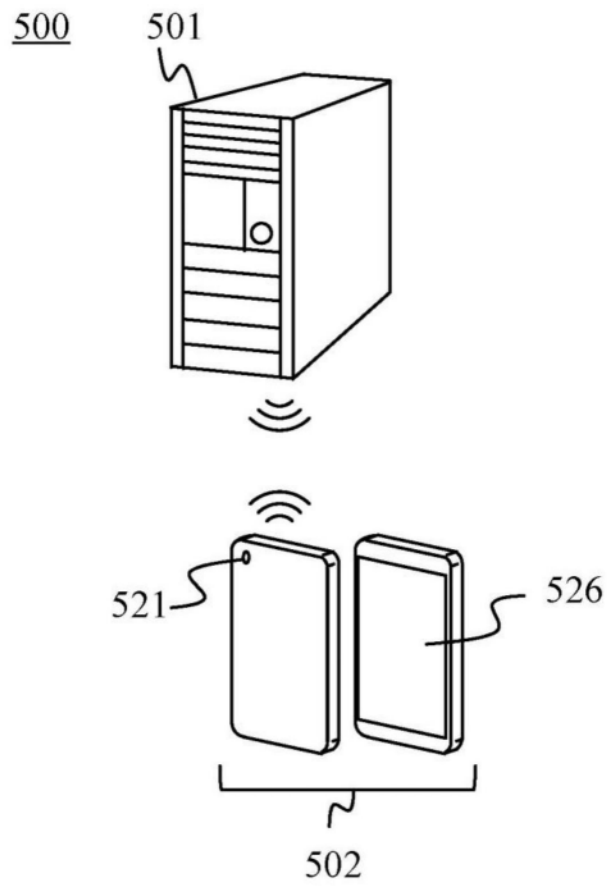


图12

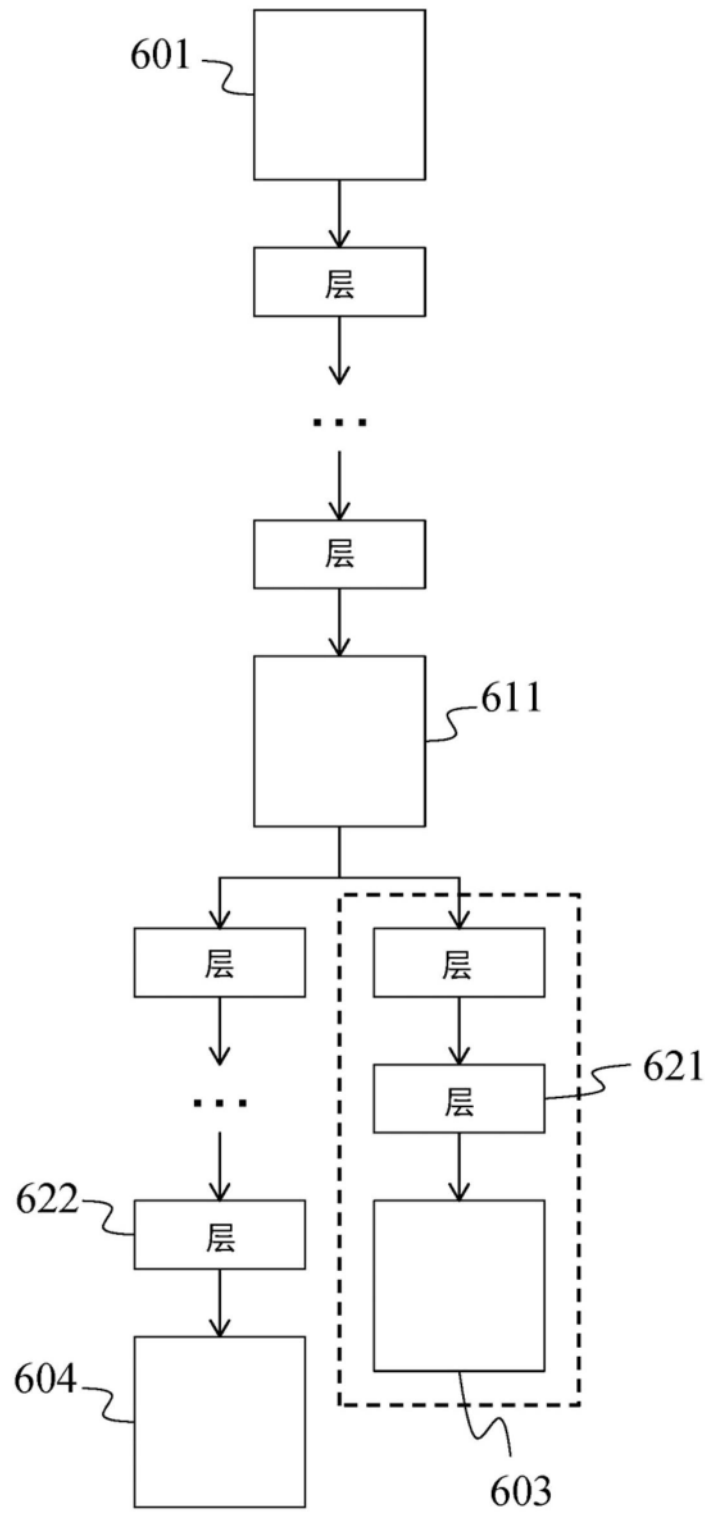


图13

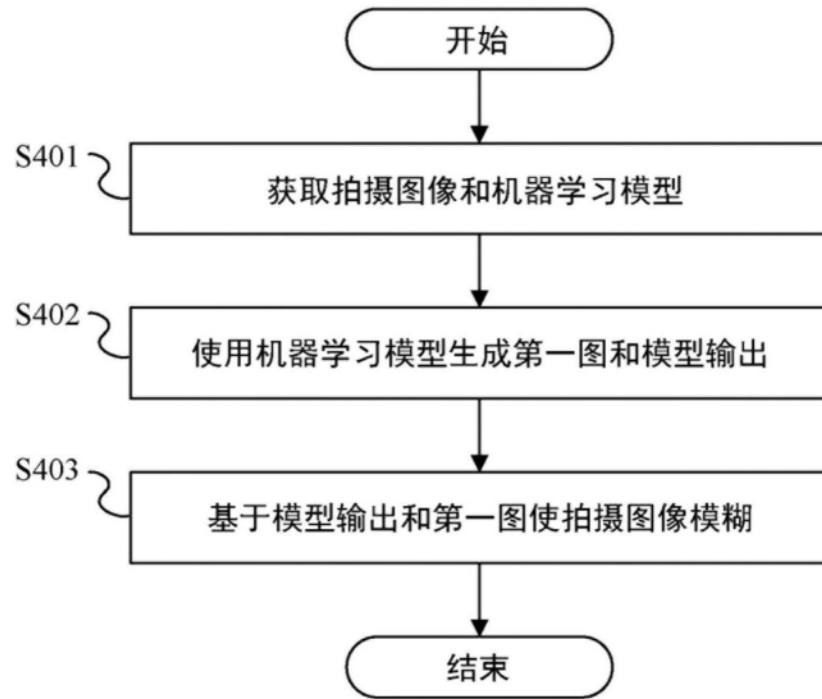


图14