(19)国家知识产权局

(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 117236153 A
(43)申请公布日 2023.12.15

(21)申请号 202310584381.1

(22)申请日 2023.05.23

(30)优先权数据
10-2022-0072603 2022.06.15 KR

(71)申请人 三星电子株式会社
地址 韩国京畿道
申请人 高丽大学校产学协力团

(72)发明人 洪振硕 石俊熙 金源锡 李揆一

(74)专利代理机构 北京市柳沈律师事务所 11105
专利代理师 李婧

(51)Int.Cl.
G06F 30/27(2020.01)
G06F 30/10(2020.01)
G06N 3/045(2023.01)
G06N 3/0475(2023.01)
G06N 3/0464(2023.01)
G06N 3/094(2023.01)
G06V 10/764(2022.01)
G06V 10/82(2022.01)
G02B 27/00(2006.01)
G06F 111/14(2020.01)

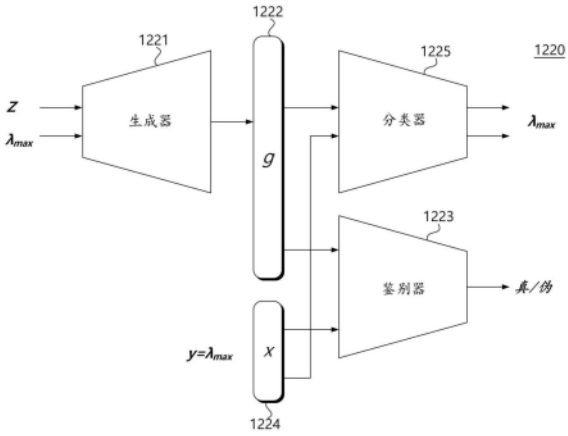
权利要求书2页 说明书9页 附图10页

(54)发明名称

逆向设计系统以及训练和设计方法

(57)摘要

一种逆向设计系统被配置为设计图像传感器中的结构的图案。逆向设计系统可以包括：CPU；加载可控生成对抗网络(cGAN)的RAM，其中，cGAN可由CPU执行以生成对应于目标特性的结构的图像；以及I/O接口，接收用于训练cGAN的训练数据集、将训练数据集传达给CPU、并输出由cGAN生成的图像。cGAN包括生成结构的伪图像的生成器、确定伪图像是伪还是真的鉴别器、以及对与伪图像相关联并且与目标特性对应的类标签进行分类的分类器。



CN 117236153 A

1.一种被配置为设计图像传感器中的结构的图案的逆向设计系统,所述逆向设计系统包括:

中央处理单元(CPU);

随机存取存储器(RAM),被配置为加载可控生成对抗网络(cGAN),其中,所述cGAN可由所述CPU执行以生成对应于目标特性的所述结构的图像;和

输入/输出(I/O)接口,被配置为接收用于训练所述cGAN的训练数据集,将所述训练数据集传达给CPU,并输出由所述cGAN生成的所述图像,

其中,所述cGAN包括:生成器,被配置为生成所述结构的伪图像;鉴别器,被配置为确定所述伪图像是伪还是真;以及分类器,被配置为对与所述伪图像相关联并且与所述目标特性对应的类标签进行分类。

2.根据权利要求1所述的系统,其中,所述生成器还被配置为将所述类标签与随机噪声组合,以生成所述伪图像。

3.根据权利要求1所述的系统,其中,所述鉴别器还被配置为响应于包括梯度惩罚的鉴别器损失函数进行操作,以在所述cGAN的训练期间使权重稳定。

4.根据权利要求1所述的系统,其中,所述分类器还被配置为生成所述伪图像的分类结果,并且

所述分类结果是在所述生成器的训练期间应用于所述生成器的反馈数据。

5.根据权利要求1所述的系统,其中,所述生成器和所述鉴别器中的至少一个是使用条件批量归一化和层归一化中的至少一个来训练的。

6.根据权利要求1所述的系统,其中,所述生成器和所述鉴别器中的至少一个是使用频谱归一化来训练的。

7.根据权利要求6所述的系统,其中,所述鉴别器是使用合页损失函数来训练的。

8.根据权利要求1所述的系统,其中,所述结构是形成在所述图像传感器的介电层中的介电图案,并且所述目标特性是所述介电层的最大透射率波长λ_{max}。

9.一种使用可控生成对抗网络(cGAN)训练逆向设计系统的方法,其中,所述逆向设计系统由计算机系统驱动,接收目标特性,并生成纳米光学器件的结构图案,所述方法包括:

使用与所述纳米光学器件相关联的模拟数据来训练所述cGAN的鉴别器和分类器;

通过组合所述目标特性和随机噪声,使用所述cGAN的生成器生成所述结构图案的伪图像;

通过将所述伪图像提供给所述鉴别器来计算用于确定所述伪图像是真还是伪的鉴别误差;

通过将所述伪图像提供给所述分类器来确定所述伪图像的特性分类误差;以及

参考所述鉴别误差和所述特性分类误差,竞争性训练所述生成器、所述鉴别器和所述分类器。

10.根据权利要求9所述的方法,其中,所述结构图案是形成在所述纳米光学器件的介电层中的介电图案。

11.根据权利要求10所述的方法,其中,所述目标特性是传输通过所述介电图案的光的最大透射率波长。

12.根据权利要求9所述的方法,其中,通过在训练所述鉴别器时应用具有梯度惩罚项

的鉴别器损失函数来限制所述鉴别误差的梯度。

13.根据权利要求9所述的方法,其中,所述生成器、所述鉴别器和分类器的所述竞争性训练包括使用自适应矩估计优化算法来优化神经网络权重。

14.根据权利要求13所述的方法,其中,所述生成器、所述鉴别器和分类器的所述竞争性训练包括使用双时标更新规则来使所述生成器和所述鉴别器的所述竞争性训练稳定。

15.根据权利要求9所述的方法,其中,所述生成器、所述鉴别器和分类器的所述竞争性训练包括在所述生成器和所述鉴别器的所述竞争性训练期间使用条件批量归一化和层归一化中的一个。

16.一种用于使用可控生成对抗网络(cGAN)来设计图像传感器的介电图案的逆向设计方法,所述方法包括:

收集和与所述介电图案相关的多个波长当中的每个波长的透射率相关的模拟数据;

使用所述模拟数据基于计算系统中驱动的所述cGAN训练生成模型,以提供训练的生成模型;

通过将最大透射率波长输入到所述训练的生成模型来生成介电图案图像;以及

根据所述介电图案图像设计包括所述介电图案的所述图像传感器。

17.根据权利要求16所述的方法,其中,所述生成模型包括:

生成器,被配置为通过组合类标签和随机噪声来生成伪图像;

鉴别器,被配置为计算用于确定所述伪图像是真还是伪的鉴别误差;和

分类器,被配置为计算由所述生成器生成的所述伪图像的特性分类误差。

18.根据权利要求17所述的方法,其中,在所述生成模型的所述训练期间,根据所述鉴别误差和所述特性分类误差来竞争性训练所述生成器、所述鉴别器和所述分类器。

19.根据权利要求18所述的方法,其中,在所述生成模型的所述训练期间,所述鉴别器将梯度惩罚应用于鉴别器损失函数以使权重稳定。

20.根据权利要求17所述的方法,其中,在所述生成模型的所述训练期间,使用自适应矩估计优化算法来优化所述生成器、所述鉴别器和所述分类器中的至少一个的神经网络权重。

逆向设计系统以及训练和设计方法

[0001] 相关申请的交叉引用

[0002] 本申请要求2022年6月15日在韩国知识产权局提交的第10-2022-0072603号韩国专利申请的优先权,该申请的主题通过引用整体并入本文。

技术领域

[0003] 本发明构思的实施例一般涉及机器学习系统,更具体地,涉及可以用于使用生成等位基因(allele)神经网络设计纳米光学器件的逆向设计系统(inverse design system)。本发明构思的实施例还涉及与前述内容相关联的训练和设计方法。

背景技术

[0004] 逆向设计可以被理解为使用基于结构的物理属性和/或功能的优化方法来设计展现期望的物理属性的适当结构的过程。因此,在纳米光学领域,逆向设计可以被理解为设计展现期望的光学属性的纳米光学结构的过程。在纳米光学领域中,已经研究了逆向设计,因为它通过应用各种优化方法(诸如拓扑优化)来实现非直观的光学结构设计。

[0005] 随着基于数据的深度学习技术的最新发展,正在积极探讨使用深度学习预测纳米光学结构的特性的研究。早前的方法被用于使用遗传算法和深度学习模型识别展现出期望特性的光学器件设计,以预测各种纳米光学结构的特性。然而,这样的方法必须收敛于每次迭代的预定目标特征,并且不幸的是,这种要求抬高了计算时间和对应的成本。

发明内容

[0006] 本发明构思的实施例提供了基于可控生成对抗网络(cGAN)的生成模型,该生成模型能够基于模拟数据高效地设计展现出期望特性的纳米光学器件。本发明构思的实施例还提供了能够使用cGAN设计与纳米光学器件相关联的各种结构图案(pattern)的逆向设计方法。本发明构思的实施例还提供了与各种目标特性相关地使用cGAN训练逆向设计系统的方法,以生成与纳米光学器件相关联的结构图案。

[0007] 在一些实施例中,本发明构思提供了一种被配置为设计图像传感器中的结构的图案的逆向设计系统。逆向设计系统包括:中央处理单元(CPU);配置为加载可控生成对抗网络(cGAN)的随机存取存储器(RAM),其中,cGAN可由CPU执行以生成对应于目标特性的结构的图像;以及输入/输出(I/O)接口,该输入/输出(I/O)接口被配置为接收用于训练cGAN的训练数据集,将训练数据集传达给CPU,并输出由cGAN生成的图像。cGAN包括:生成器,被配置为生成结构的伪图像;鉴别器,被配置为确定伪图像是伪还是真;以及分类器,被配置为对与伪图像相关联并且与目标特性对应的类标签进行分类。

[0008] 在一些实施例中,本发明构思提供了一种使用可控生成对抗网络(cGAN)来训练逆向设计系统的方法,其中,逆向设计系统由计算机系统驱动,接收目标特性,并生成纳米光学器件的结构图案。该方法包括:使用与纳米光学器件相关联的模拟数据训练cGAN的鉴别器和分类器;通过组合目标特性和随机噪声使用cGAN的生成器生成结构图案的伪图像;通

过将伪图像提供给鉴别器来计算用于确定伪图像是真还是伪的鉴别误差;通过将伪图像提供给分类器来确定伪图像的特性分类误差;以及参考鉴别误差和特性分类误差来竞争性地训练生成器、鉴别器和分类器。

[0009] 在一些实施例中,本发明构思提供了一种用于使用可控生成对抗网络(cGAN)来设计图像传感器的介电图案的逆向设计方法。该方法包括:收集和与介电图案相关的多个波长当中的每个波长的透射率相关的模拟数据;使用模拟数据基于在计算系统中驱动的cGAN训练生成模型,以提供训练的生成模型;通过向训练的生成模型输入最大透射率波长来生成介电图案图像;以及根据介电图案图像设计包括介电图案的图像传感器。

附图说明

[0010] 在连同附图一起考虑以下描述时,可以理解各种优点、益处和特征,以及本发明构思的制造和使用,在附图中:

[0011] 图1是示出像素传感器的截面视图,作为可以使用根据本发明构思的实施例的逆向设计系统和方法设计的一系列纳米光学器件的示例;

[0012] 图2是在一个示例中进一步示出图1的介电层的概念图;

[0013] 图3是大体上示出根据本发明构思的实施例的使用逆向设计系统的方法的概念图;

[0014] 图4是在一个示例中示出根据本发明构思的实施例的逆向设计系统的框图;

[0015] 图5是示出根据本发明构思的实施例的可控生成对抗网络(cGAN)的概念框图;

[0016] 图6是在一个示例中示出根据本发明构思的实施例的训练可控生成对抗网络cGAN的方法的流程图;

[0017] 图7是在一个示例中示出根据本发明构思的实施例的设计纳米光学器件的方法的流程图;和

[0018] 图8A、图8B和图8C是示出根据本发明构思的实施例的使用可控生成对抗网络(cGAN)生成的介电图案的特性反射准确性的相应曲线图。

具体实施方式

[0019] 贯穿书面描述和附图,相同的附图标记和标签用于表示相同或相似的元素、组件、特征和/或方法步骤。

[0020] 在下文呈现的某些说明性实施例中,像素传感器被描述为受本发明构思的益处影响的大范围纳米光学器件的一个示例。然而,本领域技术人员将理解,本发明构思的范围不仅限于所示实施例。

[0021] 图1是示出根据本发明构思的实施例的根据逆向设计方法设计的像素传感器的截面视图。参考图1,像素传感器100可以包括一个在另一个之上垂直堆叠(例如,在垂直方向VD上)的多个板结构,其中,每个板结构主要在水平方向(例如,HD1)上延伸。这里,每个板结构通常可以与一个或多个元件、组件和/或特征相关联。例如,像素传感器100可以包括堆叠在颜色滤波器120上的微透镜110,其中,颜色滤波器120堆叠在介电层130上。介电层130垂直堆叠在上板140上,上板140进而垂直堆叠在下板150上。

[0022] 微透镜110可以用于收集(或聚焦)从外部源接收的电磁能量(以下称为“入射

光”)。收集的入射光然后可以被传达(或传递)到颜色滤波器120。在一些实施例中,微透镜110可以包括硅氮化物(SiN)膜和/或硅氧化物(SiO2)膜。

[0023] 颜色滤波器120可以充当选择性地阻挡除了预定波长之外的入射光的部分的滤波器,以便仅通过入射光的期望部分(例如,可见光)。因此,颜色滤波器120可以被实现为仅通过红光的红色滤波器、仅通过绿光的绿色滤波器或仅通过蓝光的蓝色滤波器中的任何一个。可替代地,颜色滤波器120可以包括青色滤波器、黄色滤波器和品红色滤波器中的任何一个。

[0024] 介电层130形成在颜色滤波器120和上板140的光电二极管PD之间。这里,介电层130可以将由颜色滤波器120选择的光传递到光电二极管PD。介电层130可以包括硅氧化物膜和/或硅氮化物膜。在一些实施例中,介电层130可以包括基板131和形成在基板131上的介电图案(PTN)。例如,基板131可以由硅Si基板形成,并且介电图案PTN可以由硅氧化物膜形成。然而,介电层130的配置可以通过设计而变化。

[0025] 介电层130的光传输特性可以很大程度上由介电层130的介电图案PTN确定。也就是说,通过介电层130的光的特性(例如,强度和波长)通过图案形状的物理尺寸、图案形状的厚度等来确定。例如,特定类型的介电图案PTN可以对应于期望波长(例如,600纳米)或带宽的最大透射率。对应的介电图案PTN可以根据由可控生成对抗网络(cGAN)生成的图像来获得,如将在下文中以一些附加细节描述的。在这点上,由cGAN生成的“图像”可以不同地表示为图案信息(或数据)、图像信息、图案图像、结构图案信息、定义结构的物理尺寸的数据结构等。

[0026] 与像素传感器100相关联的各种元件和/或部件,诸如光电二极管PD、浮动扩散区FD和相关的晶体管可以形成在上板140上。这里,光电二极管PD可以包括有机材料、量子点(QD)、无定形硅(a-Si)和半导体材料(例如,薄膜材料)中的至少一个。累积在光电二极管PD中的光电荷可以通过诸如通孔(via)和转移晶体管TX的结构被选择性地转移到浮动扩散区FD。

[0027] 包括与像素传感器相关联的模数转换器(ADC)的各种逻辑电路可以形成在下板150上。

[0028] 特别值得注意的是,上述像素传感器100可以包括使用逆向工程方法设计的介电图案PTN,该逆向工程方法由使用cGAN的计算系统实现。因此,当介电层130的期望传输特性被应用(或输入)到计算系统时,能够提供期望传输特性的介电图案PTN可以以对应图像的形式生成。进一步注意的是,这种逆向设计方法不仅可以应用于介电层130的设计,还可以应用于颜色滤波器120或各种其他纳米光学器件的设计。

[0029] 图2是示出图1的介电层130的示例性结构的概念图。参考图1和图2,介电层130可以包括基板131和形成在基板131的上表面和/或下表面上的介电图案132、133、134、135、136、137、138和139(以下,“介电图案132至139”)。

[0030] 基板131可以包括硅Si,并且在图2中,假设介电图案132至139(例如,硅氧化物膜)分别形成在基板131的上表面上。每个介电图案132至139可以形成为条形,具有在第一水平方向HD1上延伸的相应长度“Lz”和在垂直方向VD上延伸的相应高度‘H’(例如,H1和H2)。尽管图2的介电图案132至139被示出为具有条形,但是介电图案132至139可以具有各种三维形状,诸如同心圆或正方形。此外,介电图案132至139中的每个在第二水平方向HD2上的厚

度可以根据设计而变化。

[0031] 入射光λ_{in}当中具有最大透射率的波长λ_{max}可以根据介电图案132至139的形状而变化。每个波长的透射率的选择通过介电图案132至139的形状来确定。因此，当设计纳米光学器件时对应于期望的最大透射率波长λ_{max}的介电图案132至139的形状通过专门技术(know-how)和/或反复试验(trial and error)而获得。然而，根据与本发明构思的实施例一致的逆向设计方法，可以通过可控生成对抗网络(cGAN)以高速度、有效且成本有效地生成与期望的最大透射率波长λ_{max}对应的介电图案132至139的形状。

[0032] 为此，根据本发明构思的实施例的能够驱动cGAN的计算系统可以通过与介电图案132至139的可能形状相关联的透射率模拟数据来训练。此后，当使用训练的可控生成对抗网络(cGAN)时，可以与期望的最大透射率波长λ_{max}相关地获得对应于最优介电图案132至139的一个或多个图像。

[0033] 图3是大体上示出与本发明构思的实施例一致的方法途径的概念图。参考图3，逆向设计系统1000可以用于生成对应于输入目标特性200的输出图案300。

[0034] 扩展图1和图2的工作示例，输入目标特性200可以是与要设计的结构相关联的最大透射率波长λ_{max}。也就是说，目标特性200可以对应于形成在图像传感器的介电层上的介电图案的波长选择特性。然而，目标特性200可以被提供有各种特性以及最大透射率波长λ_{max}。例如，截止波长特性或各种物理特性可以用作目标特性200。

[0035] 逆向设计系统1000可以生成对应于输入目标特性200的图像。为此，逆向设计系统1000可以基于可控生成对抗网络(cGAN)来操作。这里，例如，本发明构思所设想的可控生成对抗网络(cGAN)可以包括鉴别器、生成器和分类器，其中鉴别器、生成器和分类器可以用于基于器件设计样本和特性信息竞争性地执行训练。此外，在这点上，具有目标特征的结构设计或结构图案可以在训练之后使用可控生成对抗网络(cGAN)来生成。下文将以一些附加细节描述可控生成对抗网络(cGAN)的示例性训练过程和通过训练的可控生成对抗网络(cGAN)生成具有目标特性的结构的方法。

[0036] 图4是在一个示例中示出可以用于实现根据本发明构思的实施例的逆向设计系统1000的硬件的框图。参考图4，逆向设计系统1000可以包括中央处理单元(CPU)1100、图形处理单元(GPU)1150、随机存取存储器(RAM)1200、输入/输出(I/O)接口1300、存储装置1400和系统总线1500。这里，根据本发明构思的实施例，逆向设计系统1000可以被配置为用于执行可控生成对抗网络cGAN模型的专用设备。可替代地，逆向设计系统1000可以是运行诸如技术计算机辅助设计(TCAD)或电子计算机辅助设计(ECAD)的设计或模拟程序的计算机或工作站。

[0037] CPU 1100可以用于执行各种软件，诸如与逆向设计系统1000的操作相关联的应用程序、操作系统和设备驱动器。例如，CPU 1100可以执行加载到RAM 1200中的操作系统OS，以及使用操作系统OS的一个或多个应用程序。在这点上，CPU 1100可以执行加载到RAM 1200中的逆向设计软件1250。

[0038] 这里，例如，逆向设计软件1250可以包括与包括鉴别器、生成器和分类器的神经网络结构相关联的可控生成对抗网络(cGAN)。CPU 1100可以通过连同GPU 1150一起驱动逆向设计软件1250来训练可控生成对抗网络(cGAN)，其示例在下文中以一些附加细节描述。此外，CPU 1100可以通过训练的可控生成对抗网络(cGAN)生成与输入的目标特性对应的输出

图案或输出图像。

[0039] GPU 1150可以用于执行各种图形操作或并行处理操作。在这点上，假设GPU 1150具有使得能够高效、高速度、重复执行并行操作的有利结构。在一些实施例中，GPU 1150可以是通用GPU(GPGPU)。除了视频编码之外，GPGPU还可以用于执行通常与分子结构分析、加密分析和天气预测分析等相关的各种操作。在这点上，图4的GPU 1150应当能够执行与可控生成对抗网络(cGAN)相关的高效训练(或建模)操作。

[0040] 操作系统OS和/或各种应用程序可以存储在RAM 1200中。也就是说，当逆向设计系统1000被初始引导时，存储在存储装置1400中的OS图像将根据引导序列被加载到RAM 1200中。操作系统OS可以支持与逆向设计系统1000相关联的某些I/O操作。类似地，应用程序可以被加载到RAM 1200中，其中，用户可以选择各种应用程序。特别地，逆向设计软件1250将从存储装置1400加载到RAM 1200中。

[0041] 这里，RAM 1200可以使用诸如静态RAM(SRAM)和/或动态RAM(DRAM)的易失性存储器和/或诸如相变RAM(PRAM)、磁性RAM(MRAM)、电阻性RAM(ReRAM)、铁磁RAM(FRAM)和闪存(例如，NAND闪存或NOR闪存)的非易失性存储器来实现。

[0042] 在前述示例性配置内，逆向设计软件1250支持使用可控生成对抗网络(cGAN)1220的逆向设计方法。例如，可以使用相对大量的模拟数据(其与下述项相关：一个或多个纳米光学器件，和/或和一个或多个纳米光学器件相关联的结构和/或图案)(以下，“模拟数据”)来训练与逆向设计软件1250相关地使用的可控生成对抗网络(cGAN)。进一步值得注意的是，模拟数据可以包括相对于与一个或多个纳米光学器件和/或和一个或多个纳米光学器件相关联的结构和/或图案相关联的伪图像和真图像二者取得的数据样本。也就是说，与设计图1和图2的介电层130的介电图案相关联的大量模拟数据可以用于训练可控生成对抗网络(cGAN)1220、以及cGAN 1220的各种组件。

[0043] 模拟数据的性质、组成和大小可以根据应用和设计而变化，但是将包括与一个或多个物理属性相关的某些数据，诸如特定介电图案的最大透射率波长λ_{max}和/或截止波长。因此，模拟数据包括可以通过模拟来表征的相对大量的介电图案的特性数据。此外，模拟数据还可以包括与图1的颜色滤波器120以及元透镜、元棱镜等相关的特性信息。

[0044] 当可控生成对抗网络(cGAN)1220的训练已经被完全训练时，CPU 1100可以生成与通过I/O接口1300输入的目标特征对应的输出图像。也就是说，CPU 1100可以使用训练的可控生成对抗网络(cGAN)1220来生成与目标特征对应的结构的输出图像。例如，当最大透射率波长λ_{max}被提供作为目标特性时，训练的可控生成对抗网络(cGAN)1220可以以对应图像的形式生成对应的介电图案。

[0045] 在一些实施例中，为了提供前述特征，可控生成对抗网络1220可以包括三个神经网络结构：鉴别器、生成器和分类器。生成器可以接收特定条件的类标签向量和噪声向量作为输入，并且生成属于类标签的伪图像作为输出。然后，鉴别器可以将由生成器生成的伪图像与真图像进行比较，以计算它是伪还是真的概率。在训练过程期间，鉴别器可以接收与训练数据集相关联的真图像和对应的类标签作为输入，并且输出指示图像是真的概率。分类器可以接收训练数据集和从生成器生成的伪图像以及与其对应的类标签，并输出伪图像的类标签。使用可控生成对抗网络(cGAN)1220的训练过程或图像生成过程的一个更具体的示例将在下文中以一些附加细节进行描述。

[0046] I/O接口1300可以用于控制与各种用户接口设备相关的用户输入和/或输出。例如,I/O接口1300可以包括接收用户输入的键盘和鼠标,和/或向用户传达信息的监视器。用于训练逆向设计软件1250的目标数据也可以通过I/O接口1300提供。此外,I/O接口1300可以在逆向设计系统1000的训练或图案生成操作期间显示进度或处理结果。

[0047] 存储装置1400通常可以用作与逆向设计系统1000相关联的存储介质。在这点上,存储装置1400可以存储各种应用程序和/或操作系统图像(image)、逆向设计软件的软件图像1440、以及各种数据。此外,存储装置1400可以根据逆向设计软件1250的操作来存储和更新训练的数据1420。存储装置1400可以被不同地实现,并且可以包括存储卡(MMC、eMMC、SD、MicroSD等)、固态驱动器(SSD)和/或硬盘驱动器(HDD)中的至少一个。在一些实施例中,存储装置1400可以包括NAND闪存、NOR闪存、PRAM、MRAM、ReRAM和/或FRAM中的至少一个。

[0048] 系统总线1500可以被不同地实现以互连逆向设计系统1000的组件(例如,CPU 1100、GPU 1150、RAM 1200、I/O接口1300和存储装置1400)。在一些实施例中,系统总线1500还可以包括总线仲裁器以改善数据管理。

[0049] 与前述一致,逆向设计系统1000可以执行逆向设计操作,该逆向设计操作根据逆向设计软件1250的操作生成与目标特征相关联的输出图像。具体而言,逆向设计软件1250可以使用可控生成对抗网络(cGAN)1220来生成满足目标特征的结构图案的图像,cGAN 1220已经使用模拟数据进行了训练。以这种方式,图4的逆向设计系统1000可以用于以高速度、改进的准确性和低成本设计具有期望特性的纳米光学器件的图案。

[0050] 图5是在一个示例中进一步示出根据本发明构思的实施例的图4的可控生成对抗网络(cGAN)1220的框图。这里,可控生成对抗网络(cGAN)1220包括生成器1221、鉴别器1223和分类器1225。

[0051] 生成器1221被配置为接收随机(或白色)噪声Z和类标签向量(例如,最大透射率波长λ_{max})并生成伪图像1222。然后,伪图像1222可以分别被鉴别器1223和分类器1225评估。对于生成器1221的训练,由鉴别器1223生成的确定结果和由分类器1225生成的分类结果用作反馈数据。实际上,生成器1221使用随机噪声Z(例如,随机噪声Z的一个或多个样本)和类标签向量λ_{max}来执行训练,以便生成与真图像基本相似(或"相像")的伪图像。例如,在训练期间,可以将各种权重应用于与生成器1221相关联的神经网络。此外,从与一个或多个纳米光学器件相关的模拟数据中导出的类标签向量λ_{max}以及反馈数据可以被提供给与生成器1221相关联的神经网络。

[0052] 因此,与生成器1221的训练相关联的生成器损失函数L_G可以由下面的等式1表示:

[0053] [等式1]

[0054] $$L_G = -\mathbf{E}_{z\sim p_z} D\big(G(z|y)\big) + \gamma_t \mathbf{E}_{z\sim p_z} C(G(z|y),y)$$

[0055] 这里,"Ez～p_z"是期望值,其中"z～p_z"表示从噪声数据分布中提取的随机噪声样本;D(G(z|y))是鉴别器1223确定"y"为真的条件概率;"γt"是初始化为"0"的可训练变量,并指示给予生成器的输入类的适当权重;以及"C(G(z|y),y)"表示指示分类器1225是否满足"y"的属性的条件概率。

[0056] 在前述条件下,生成器1221可以用于通过将期望的特性"y"(例如,类标签向量λ_{max})添加到随机噪声Z的随机选择的样本来生成伪图像"g"。此外,生成器1221可以在最小

化生成器损失函数L_G的方向上被训练。

[0057] 鉴别器1223接收由生成器1221生成的伪图像“g”，并确定它是真图像还是伪图像。如果真图像1224被输入到鉴别器1223，则鉴别器1223将确定其是真图像。然而，由鉴别器1223识别的真与伪的确定可以取决于输入伪图像1222的准确性(或精度)而变化。以这种方式，可以在生成伪图像1222的方向上训练生成器1221，使得鉴别器1223确定它是真的。可替换地或附加地，鉴别器1223可以被竞争性地训练以将由生成器1221生成的伪图像1222鉴别为伪。

[0058] 因此，与鉴别器1223的训练相关联的鉴别器损失函数L_D可以由下面的等式2表示：

[0059] [等式2]

[0060] $$L_D = -\mathbf{E}_{x\sim p_{data}}\left[min\left(0,-1+D(x|y)\right)\right] - \mathbf{E}_{z\sim p_z}\left[min\left(0,-1-D\left(G(z|y)\right)\right)\right] + \lambda\mathbf{E}_{x'\sim p_{x'}}\left[\left(\|\nabla_{x'}D(x'|y)\|_2-1\right)^2\right]$$

[0061] 这里，“$x\sim p_{data}$”表示从真数据分布中提取的样本；“$z\sim p_z$”表示从噪声数据分布中提取的噪声样本；“y”指示对应于每个样本的类标签；“$x'\sim p_{x'}$”表示从均匀分布中提取的模型分布；而“λ”表示梯度惩罚的程度。在这点上，与鉴别器1223相关联的神经网络可以被训练以相对于鉴别器损失函数L_D将真数据分类为“1”并将伪数据分类为“0”。

[0062] 最后，等式2的值“$\lambda\mathbf{E}_{x'\sim p_{x'}}\left[\left(\|\nabla_{x'}D(x'|y)\|_2-1\right)^2\right]$”被提供作为梯度惩罚，以用于稳定鉴别器的训练梯度。因此，可以在减小鉴别器损失函数L_D的梯度惩罚的方向上获得训练结果。也就是说，鉴别器1223的神经网络权重可以在下述方向上被训练：在该方向上从鉴别器1223输出的值的误差斜率$\nabla_{x'}D(x'|y)$通过鉴别器损失函数L_D的梯度惩罚而显著不同于“1”。

[0063] 分类器1225接收训练数据集、从生成器1221生成的伪图像1222以及对应的类标签向量λ_{max}。利用这些输入，分类器1225可以对图像的类标签进行分类，并输出对应的分类结果。用于训练分类器1225的分类器损失函数L_C可以由下面的等式3表示：

[0064] [等式3]

[0065] $$L_C = -\mathbf{E}_{x\sim p_{data}}C(x,y)$$

[0066] 这里，“$Ex\sim p_{data}$”表示预期值，并且C(x,y)表示指示由生成器1221提供的特性“y”是否被分类为实际图像“x”的条件概率。分类器1225的训练可以在减小分类器损失函数L_C的方向上进行。也就是说，分类器1225的训练在提高将给定的伪图像1222分类到类标签向量λ_{max}中的准确性的方向上进行。

[0067] 考虑到前述可控生成对抗网络(cGAN)1220，本发明构思的某些实施例可以提供特征类信息作为生成器1221的输入，如作为分类器1225的输出而导出的。因此，生成器1221可以包括用作解码器的去卷积层，而分类器1225可以包括用作编码器的卷积层。

[0068] 自适应矩估计(ADAM)优化算法可以用于进一步优化可控生成对抗网络(cGAN)1220的生成器1221、鉴别器1223和分类器1225的神经网络变量。此外，通常理解的“双时标更新规则”(以下称为“TTUR”)可以用于选择训练速率。取决于TTUR的应用，生成器1221可以根据更详细的训练速率在若干迭代(或步骤)上被训练，以更好地欺骗(fool)鉴别器1223。

[0069] 此外，可以应用几种归一化方法来稳定可控生成对抗网络(cGAN)1220的对抗训

练。例如,可以应用梯度惩罚来稳定训练梯度,如等式1所示。此外,条件批量归一化和层归一化可以与生成器1221和分类器1225相关联地使用。可以在生成器1221和鉴别器1223中使用频谱归一化。此外,合页损失函数可以用于稳定鉴别器1223的训练。

[0070] 图6是在一个示例中示出根据本发明构思的实施例的训练图4的逆向设计系统1000的可控生成对抗网络(cGAN)1220的方法的流程图。参考图6,在纳米光学器件的设计过程期间积累的模拟数据可以用于开发用于可控生成对抗网络(cGAN)1220的竞争性训练的训练数据集。

[0071] 因此,可以根据提供给逆向设计系统1000的模拟数据来训练鉴别器1223和分类器1225(S110)。例如,模拟数据中与纳米光学器件相关联的特性信息(例如,最大透射率波长λ_{max})和与其对应的介电图案信息可以用于训练鉴别器1223和分类器1225。

[0072] 此后,可以由生成器1221生成伪数据样本(S120)。这里,生成器1221可以响应于随机噪声(Z)和特性信息(例如,最大透射率波长λ_{max})来生成伪数据样本。伪数据样本可以是例如与纳米光学器件相关联的介电图案。此外,生成器1221可以确定生成误差(例如,生成器损失函数)。

[0073] 鉴别器1223然后可以通过将由生成器1221生成的伪数据样本与真数据样本(例如真介电图案)进行比较来确定鉴别误差(例如,鉴别器损失函数)(S130)。这里,当伪数据样本与真数据样本基本上相似时,鉴别误差可能具有相对小的值,使得难以正确识别为伪。

[0074] 分类器1225可以对由生成器1221生成的伪数据样本进行分类,以确定特性分类误差(例如,分类器损失函数)(S140)。

[0075] 然后,生成器1221、鉴别器1223和分类器1225可以使用生成误差、鉴别误差和特性分类误差来执行竞争性训练(S150)。这里,可以将条件批量归一化和层归一化应用于生成器1221和分类器1225,以减少训练时间并提高训练性能。此外,频谱归一化可以应用于生成器1221和鉴别器1223的竞争性训练。此外,在鉴别器1223的训练中,合页损失可以用于促进训练稳定性。

[0076] 图7是在一个示例中示出根据本发明构思的实施例的设计纳米光学器件的方法的流程图。这里,图7的方法通过逆向设计系统1000假设互补金属氧化物半导体(CMOS)图像传感器的介电图案的设计。

[0077] 因此,可以收集与图像传感器的介电图案相关的每个波长的透射率数据(S210)。例如,可以收集图像传感器的介电图案的每个波长的模拟数据。介电图案的每个波长的模拟数据可以包括通过各种实验和/或设备测试获得的大量数据。

[0078] 然后,可以使用模拟数据(例如,各种数据样本)来执行逆向设计系统1000的可控生成对抗网络(cGAN)1220的训练(S220)。可以为生成器1221、鉴别器1223和分类器1225中的每一个执行可控生成对抗网络(cGAN)1220的训练。例如,可控生成对抗网络(cGAN)1220的训练可以根据图6的方法进行。

[0079] 此后,可以使用训练的可控生成对抗网络(cGAN)1220来生成介电图案(S230)。例如,假设将最大透射率波长λ_{max}作为输入应用于训练的可控生成对抗网络(cGAN)1220的生成器1221,则对应的介电图案可以被生成为图像。

[0080] 此后,可以使用生成的介电图案设计真CMOS图像传感器(S240)。可以相对于最大透射率波长λ_{max}来设计包括介电图案的CMOS图像传感器。在这点上,介电图案将为得到的

CMOS图像传感器提供与最大透射率波长λ_{max}一致的透射率特性。

[0081] 图8A、图8B和图8C是示出根据本发明构思的实施例的使用可控生成对抗网络(cGAN)生成的介电图案的特性准确性的相应曲线图。

[0082] 参考图8A,可以通过输入作为目标特性的1000纳米的最大透射率波长λ_{max}、实际模拟结果C1和基于卷积层的预测模型的模拟结果C2来生成介电图案2300。使用可控生成对抗网络(cGAN)设计的介电图案2300的图像样本的模拟结果指示目标特性被准确地表示。

[0083] 参考图8B,可以通过输入作为目标特性的1250纳米的最大透射率波长λ_{max}、实际模拟结果C3和基于卷积层的预测模型的模拟结果C4来生成介电图案2310。使用可控生成对抗网络(cGAN)设计的介电图案2310的图像样本的模拟结果指示目标特性被准确地表示。

[0084] 参考图8C,可以通过输入作为目标特性的1500纳米的最大透射率波长λ_{max}、实际模拟结果C5和基于卷积层的预测模型的模拟结果C6来生成介电图案2320。使用可控生成对抗网络(cGAN)设计的介电图案2320的图像样本的模拟结果指示目标特性被准确地表示。

[0085] 虽然已经参考某些示出的实施例描述了本发明构思,但是本领域的技术人员将会理解,在不脱离由所附权利要求限定的本发明构思的范围的情况下,可以对其进行各种改变和修改。

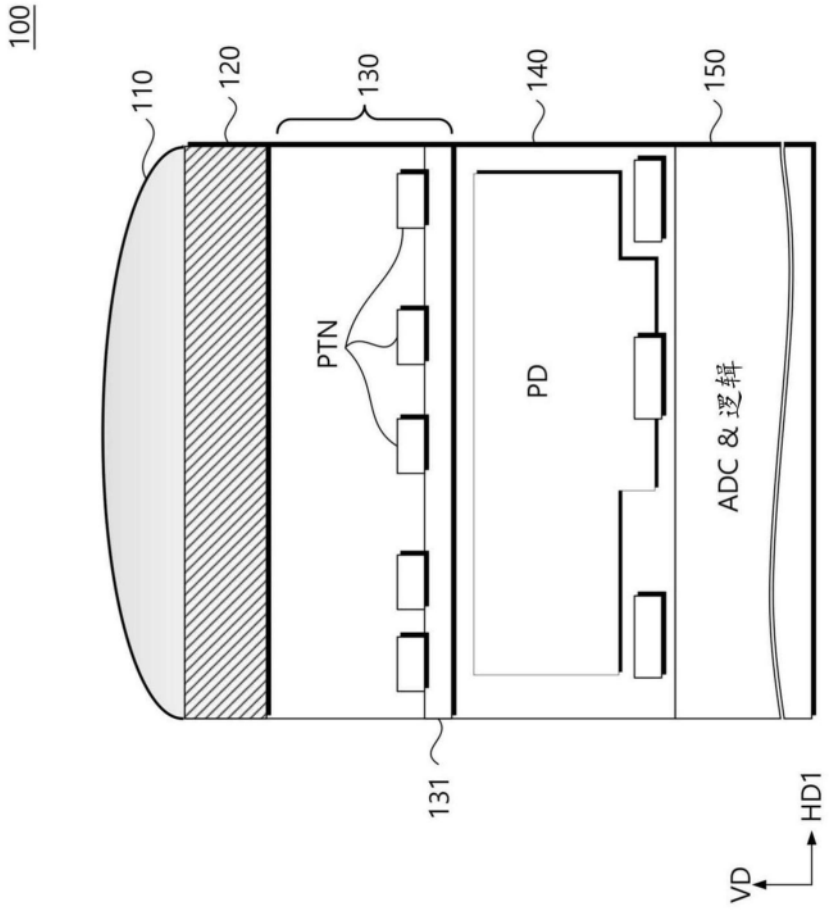


图1

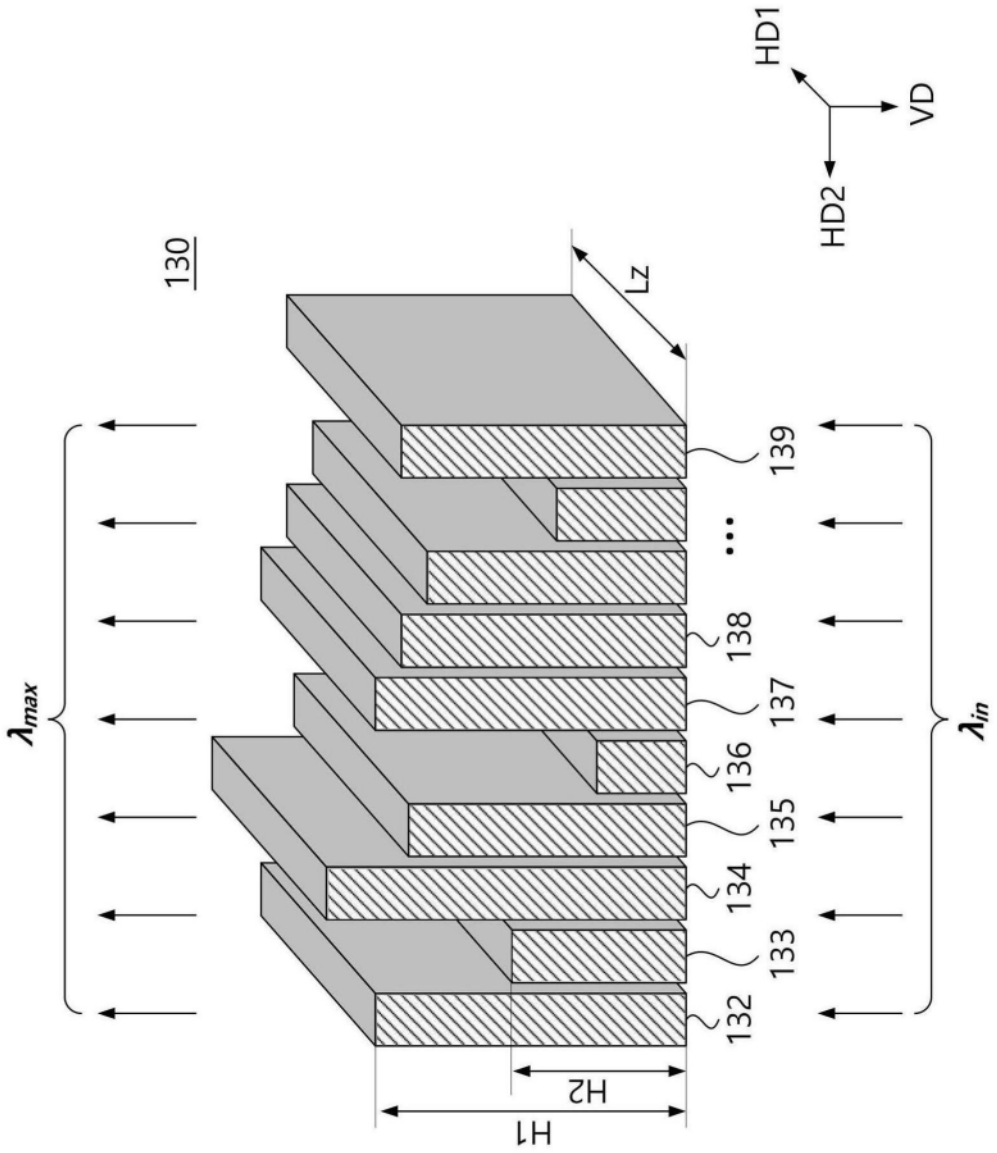

HD1
VD
HD2
130
Lz
139
138
137
136
135
134
133
132
H2
H1
λ_{max}
λ_{in}

图2

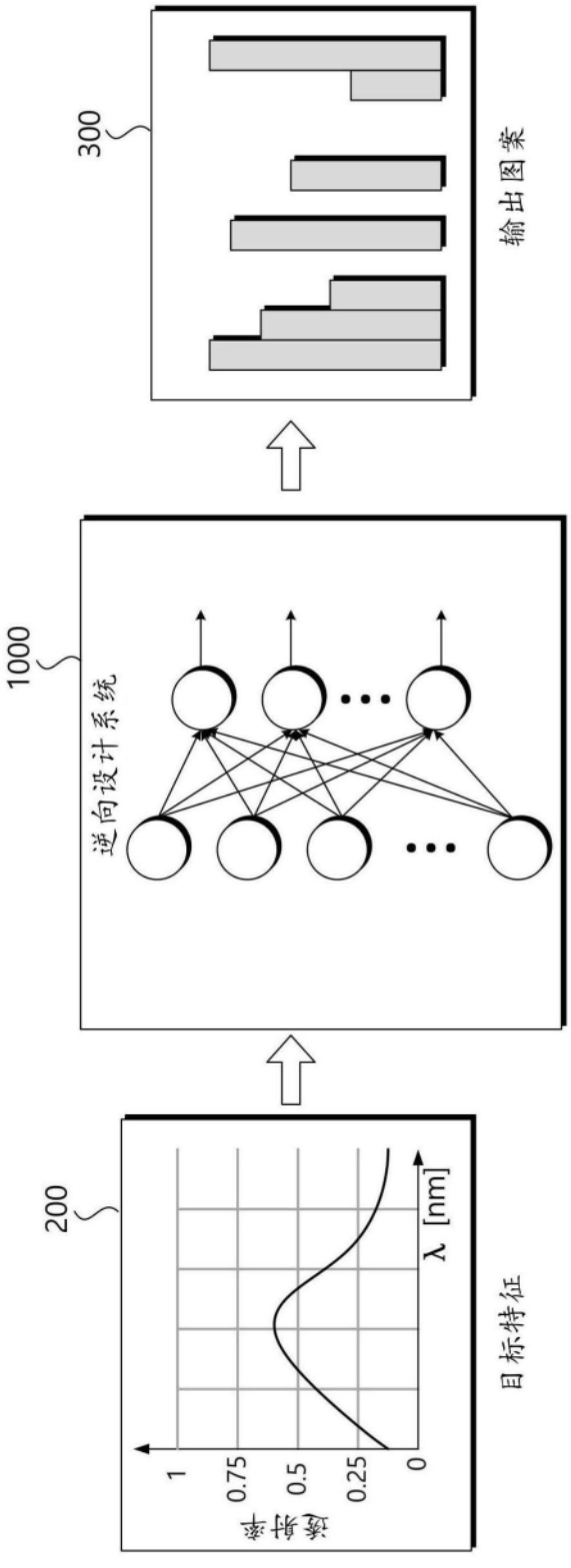


图3

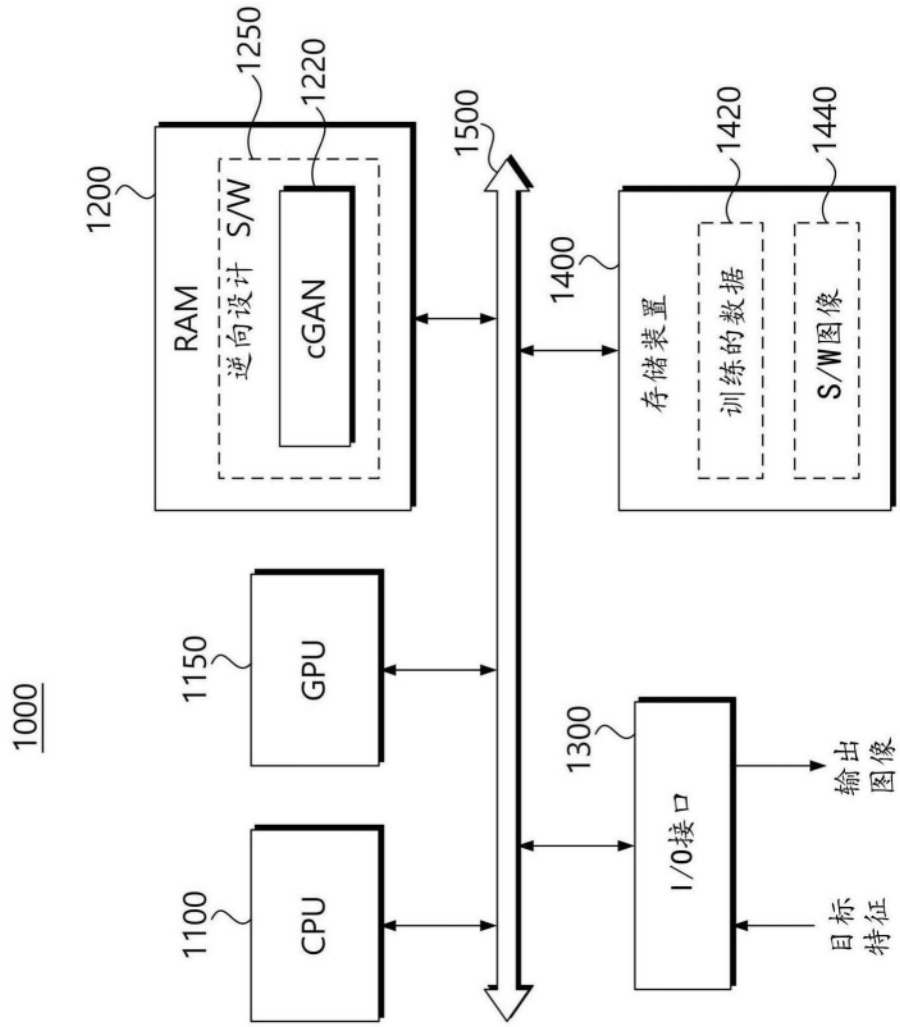

1000
1200
RAM
逆向设计 S/W
cGAN
1250
1220
1500
1400
存储装置
训练的数据
S/W图像
1420
1440
1150
GPU
1100
CPU
1300
I/O接口
输出图像
目标特征

图4

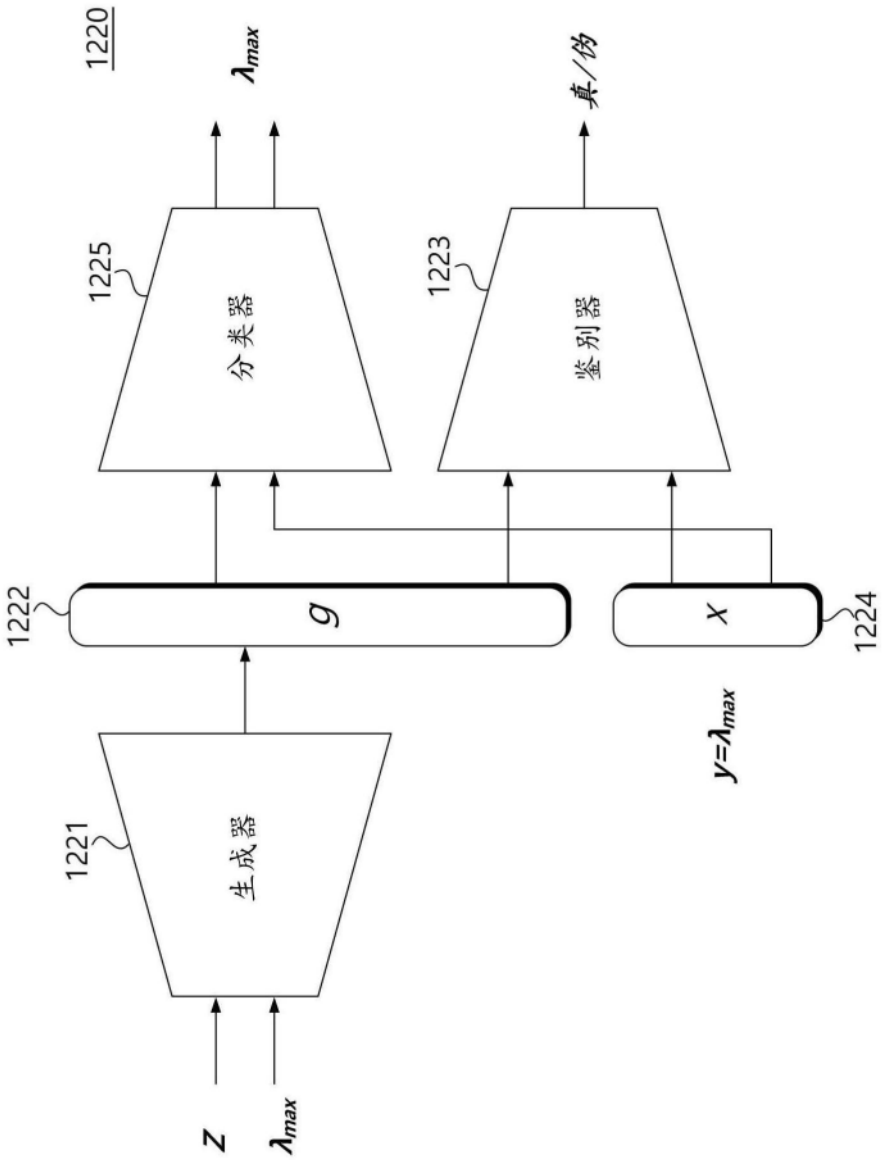

1220
λ_{max}
真/伪
1225
分类器
1223
鉴别器
1222
g
x
1224
$y=\lambda_{max}$
1221
生成器
z
λ_{max}

图5

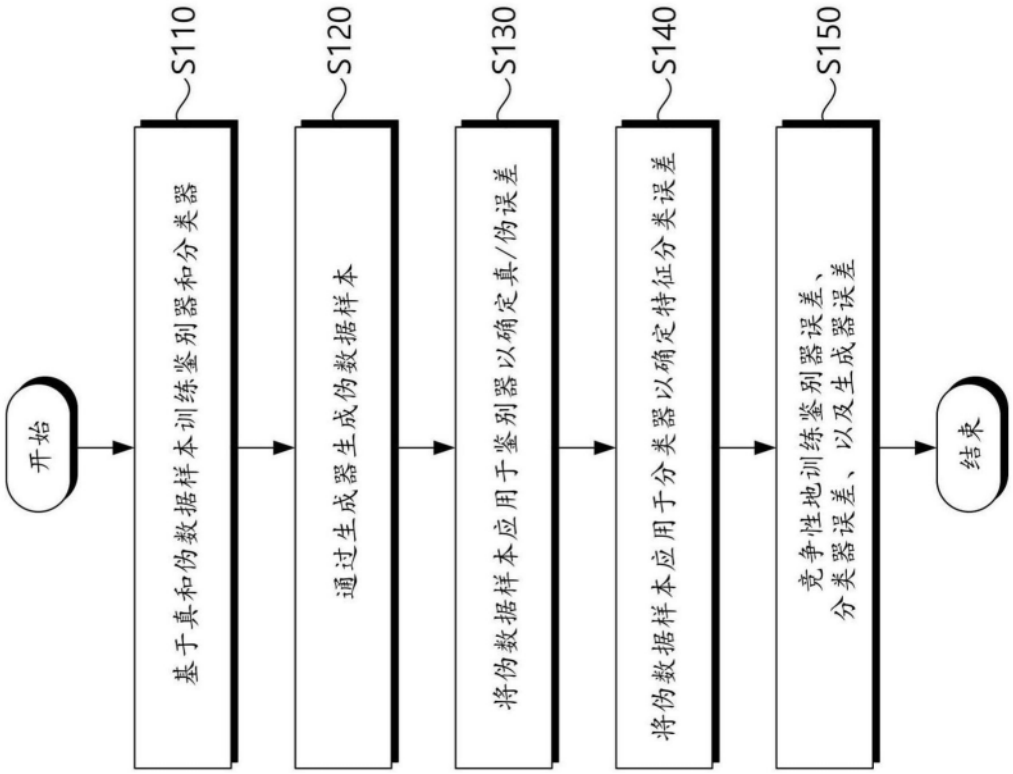

开始
S110
基于真和伪数据样本训练鉴别器和分类器
S120
通过生成器生成伪数据样本
S130
将伪数据样本应用于鉴别器以确定真/伪误差
S140
将伪数据样本应用于分类器以确定特征分类误差
S150
竞争性地训练鉴别器误差、
分类器误差、以及生成器误差
结束

图6

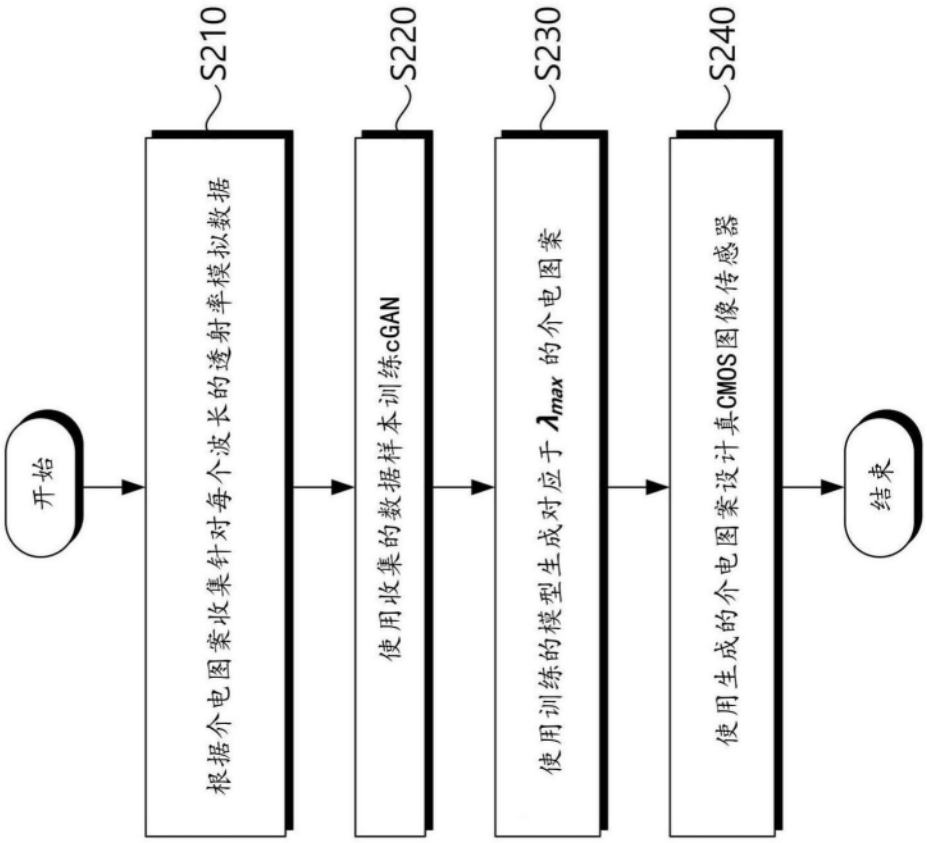

开始
S210
根据介电图案收集针对每个波长的透射率模拟数据
S220
使用收集的数据样本训练cGAN
S230
使用训练的模型生成对应于 λ_{max} 的介电图案
S240
使用生成的介电图案设计真CMOS图像传感器
结束

图7

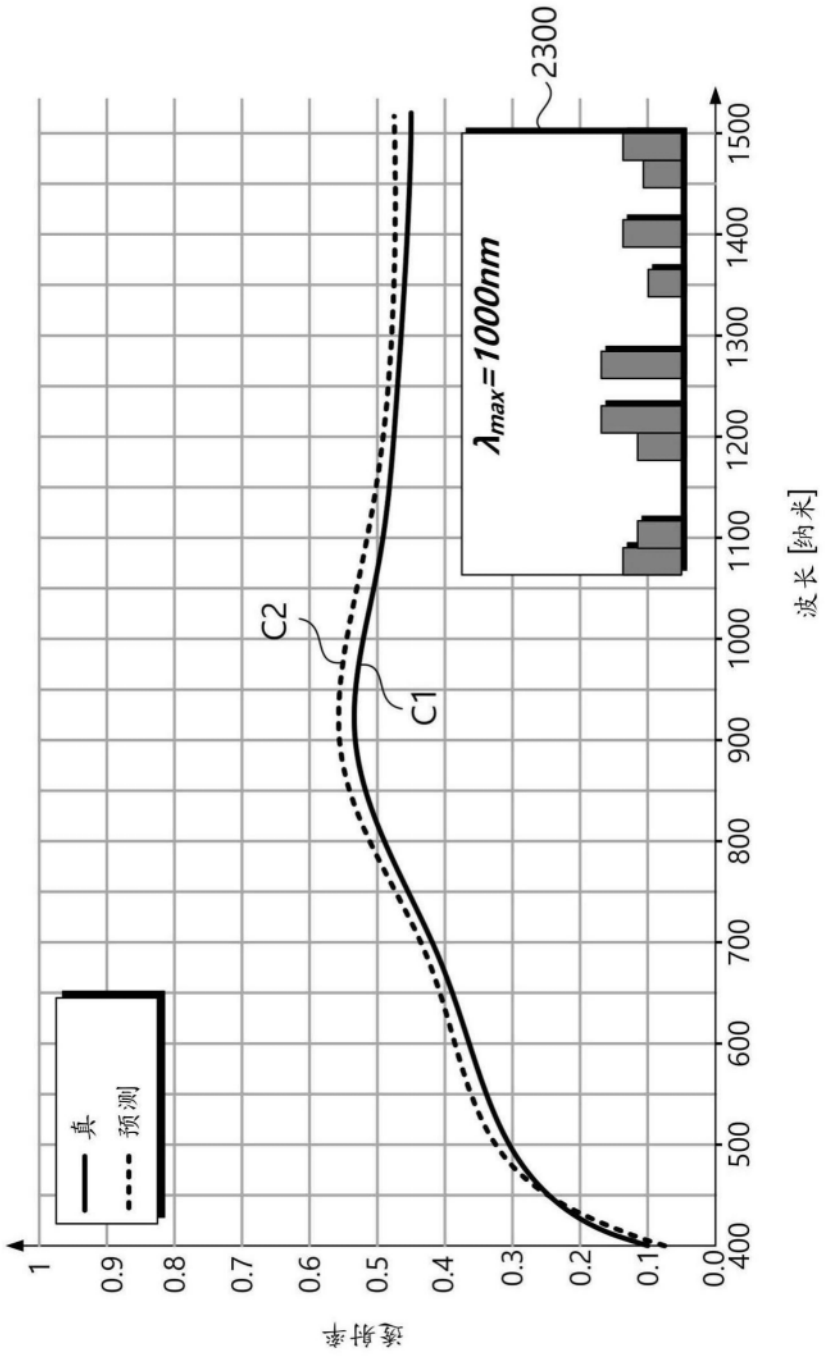

2300
λ_{max}=1000nm
C2
C1
真
预测
透射率
波长 [纳米]
1
0.9
0.8
0.7
0.6
0.5
0.4
0.3
0.2
0.1
0.0
400
500
600
700
800
900
1000
1100
1200
1300
1400
1500

图8A

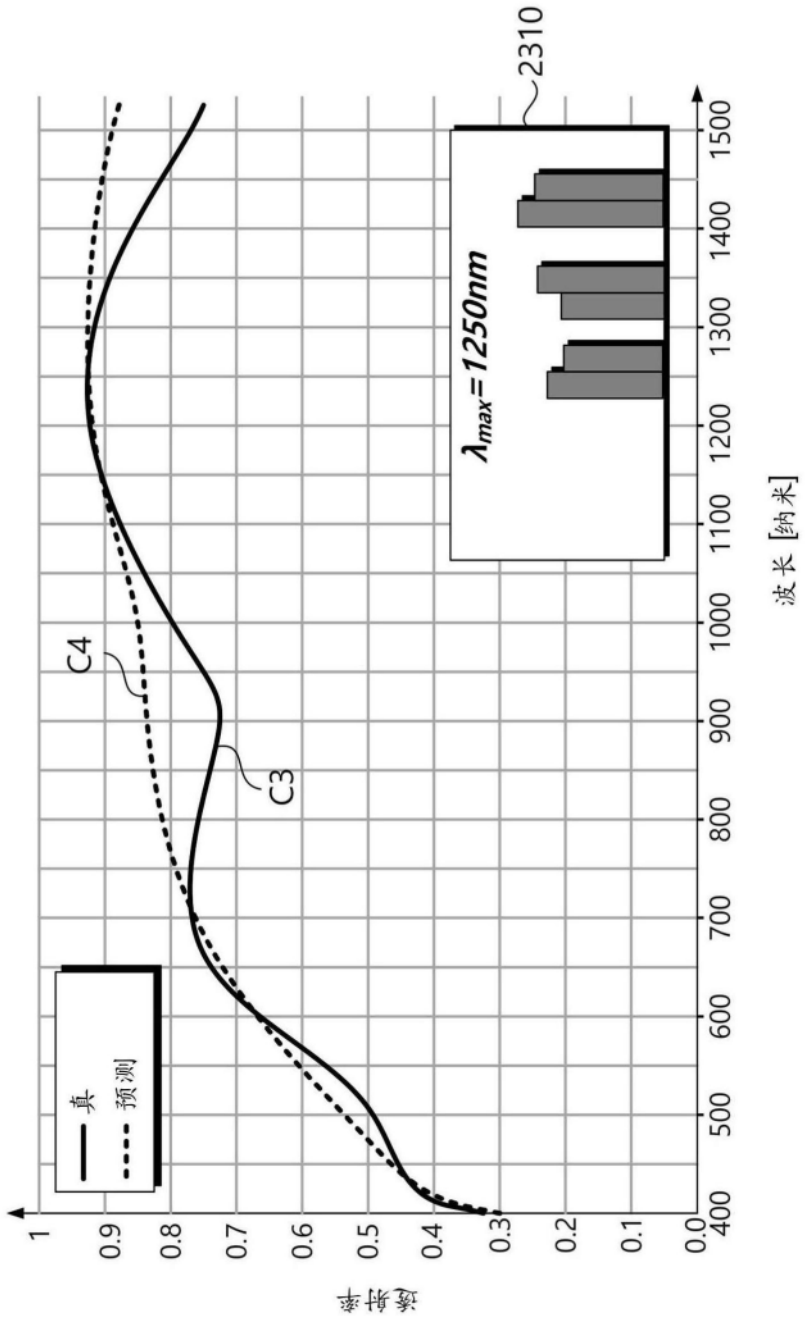

2310
λ_{max}=1250nm
C4
C3
真
预测
透射率
波长 [纳米]
1
0.9
0.8
0.7
0.6
0.5
0.4
0.3
0.2
0.1
0.0
400
500
600
700
800
900
1000
1100
1200
1300
1400
1500

图8B

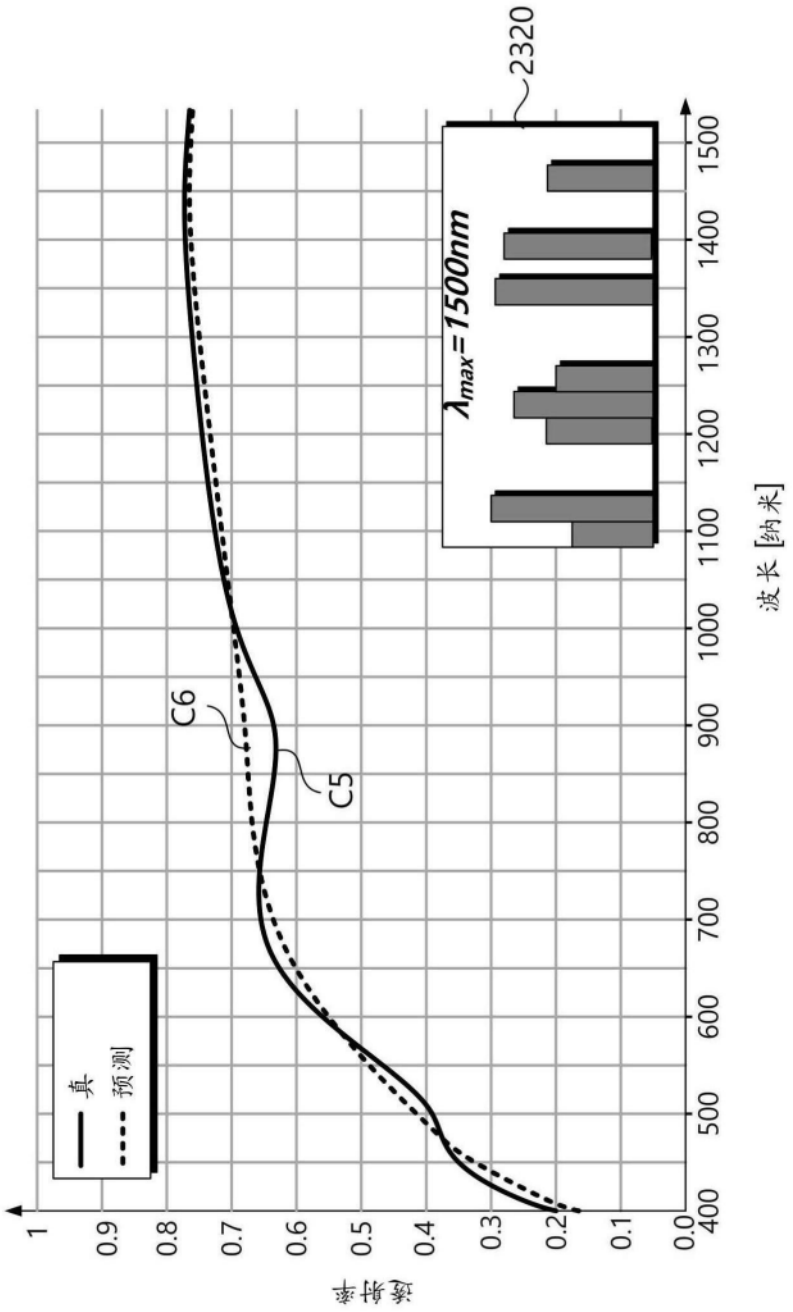

2320
λ_{max}=1500nm
C6
C5
真
预测
透射率
波长 [纳米]
1
0.9
0.8
0.7
0.6
0.5
0.4
0.3
0.2
0.1
0.0
400
500
600
700
800
900
1000
1100
1200
1300
1400
1500

图8C