



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 117934273 A

(43) 申请公布日 2024. 04. 26

(21) 申请号 202311204453.1

(22) 申请日 2023.09.18

(30) 优先权数据

10-2022-0138121 2022.10.25 KR

(71) 申请人 三星电子株式会社

地址 韩国京畿道水原市

申请人 高丽大学校产学协力团

(72) 发明人 洪振硕 石俊熙 徐张源 李揆一

(74) 专利代理机构 北京铭硕知识产权代理有限公司 11286

专利代理师 史泉 张川绪

(51) Int. Cl.

G06T 3/4053 (2024.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

G06N 3/084 (2023.01)

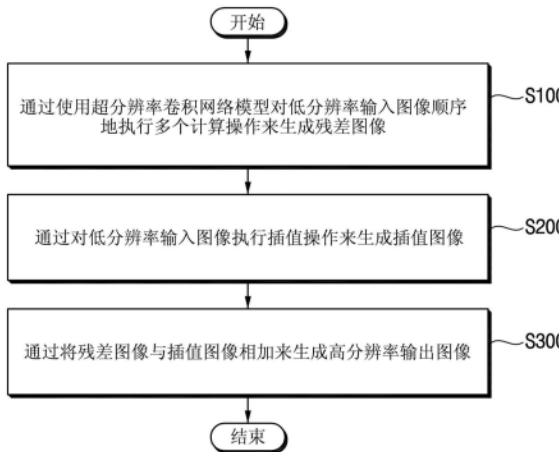
权利要求书3页 说明书19页 附图31页

(54) 发明名称

基于超分辨率处理图像的方法

(57) 摘要

公开了基于超分辨率处理图像的方法。所述方法包括：使用超分辨率卷积神经网络 (SRCNN) 对低分辨率输入图像顺序地执行多个计算操作以生成残差图像，对低分辨率输入图像执行插值操作以生成插值图像，以及将残差图像与插值图像相加以生成高分辨率图像。高分辨率输出图像具有比低分辨率输入图像的分辨率高的分辨率。SRCNN包括用于执行所述多个计算操作的多个计算层。所述多个计算层包括多个卷积层和用于后上采样的去卷积层。所述去卷积层是所述多个计算层之中的最后的计算层。



1. 一种基于超分辨率处理图像的方法,所述方法包括:
使用超分辨率卷积神经网络SRCNN对低分辨率输入图像顺序地执行多个计算操作以生成残差图像;
对低分辨率输入图像执行插值操作以生成插值图像;以及
将残差图像与插值图像相加以生成高分辨率输出图像,高分辨率输出图像具有比低分辨率输入图像的分辨率高的分辨率,
其中,SRCNN包括用于执行所述多个计算操作的多个计算层,
其中,所述多个计算层包括多个卷积层和用于后上采样的去卷积层,并且
其中,所述去卷积层是所述多个计算层之中的最后的计算层。
2. 根据权利要求1所述的方法,
其中,所述多个计算层还包括多个带泄漏修正线性单元层,并且
其中,所述多个卷积层和所述多个带泄漏修正线性单元层被交替地布置。
3. 根据权利要求1所述的方法,其中,残差图像和插值图像中的每个具有比低分辨率输入图像的分辨率高的分辨率。
4. 根据权利要求3所述的方法,其中,残差图像和插值图像中的每个具有与高分辨率输出图像的分辨率相等的分辨率。
5. 根据权利要求1所述的方法,其中,生成插值图像的步骤包括:对低分辨率输入图像执行双三次插值操作。
6. 根据权利要求1至5中的任一项所述的方法,还包括:
对SRCNN执行训练处理。
7. 根据权利要求6所述的方法,其中,执行训练处理的步骤包括:
获得多个低分辨率样本输入图像和与所述多个低分辨率样本输入图像对应的多个高分辨率样本参考图像;
基于所述多个低分辨率样本输入图像和所述多个高分辨率样本参考图像训练SRCNN;
基于训练后的SRCNN和低分辨率预测输入图像获得高分辨率预测输出图像;以及
基于高分辨率预测输出图像和与低分辨率预测输入图像对应的高分辨率预测参考图像来检查训练后的SRCNN的误差值。
8. 根据权利要求7所述的方法,还包括:
当检查的步骤的结果指示误差值大于参考值时,重新训练SRCNN。
9. 根据权利要求7所述的方法,还包括:
当检查的步骤的结果指示误差值小于或等于参考值时,终止训练处理。
10. 根据权利要求7所述的方法,其中,获得高分辨率预测输出图像的步骤包括:
使用训练后的SRCNN对低分辨率预测输入图像顺序地执行所述多个计算操作以生成预测残差图像;
对低分辨率预测输入图像执行插值操作以生成预测插值图像;以及
将预测残差图像与预测插值图像相加以生成高分辨率预测输出图像,高分辨率预测输出图像具有比低分辨率预测输入图像的分辨率高的分辨率。
11. 根据权利要求7所述的方法,其中,在训练的步骤期间,包括在SRCNN中的多个权重被更新。

12. 一种预测半导体装置的特性的方法,所述方法包括:

使用低分辨率输入特性数据和超分辨率卷积神经网络SRCNN获得高分辨率输出特性数据,高分辨率输出特性数据和低分辨率输入特性数据与半导体装置相关联;以及

使用高分辨率输出特性数据检查半导体装置的特性,

其中,获得高分辨率输出特性数据的步骤包括:

使用SRCNN对低分辨率输入特性数据顺序地执行多个计算操作以生成残差特性数据;

对低分辨率输入特性数据执行插值操作以生成插值特性数据;以及

将残差特性数据与插值特性数据相加以生成高分辨率输出特性数据,高分辨率输出特性数据具有比低分辨率输入特性数据的分辨率高的分辨率,

其中,SRCNN包括用于执行所述多个计算操作的多个计算层,

其中,所述多个计算层包括多个卷积层和用于后上采样的去卷积层,并且

其中,所述去卷积层是所述多个计算层之中的最后的计算层。

13. 根据权利要求12所述的方法,其中,半导体装置是包括多个像素的图像传感器。

14. 根据权利要求13所述的方法,

其中,低分辨率输入特性数据对应于包括第一数量的第一像素的第一图像传感器的特性,并且

其中,高分辨率输出特性数据对应于包括第二数量的第二像素的第二图像传感器的特性。

15. 根据权利要求14所述的方法,其中,包括在第二图像传感器中的第二像素的尺寸小于包括在第一图像传感器中的第一像素的尺寸。

16. 根据权利要求14所述的方法,其中,包括在第二图像传感器中的第二像素的第二数量大于包括在第一图像传感器中的第一像素的第一数量。

17. 根据权利要求13所述的方法,其中,半导体装置的特性对应于包括在图像传感器中的所述多个像素的光效率。

18. 根据权利要求12至17中的任一项所述的方法,还包括:

对SRCNN执行训练处理。

19. 根据权利要求18所述的方法,其中,执行训练处理的步骤包括:

获得多个低分辨率样本输入特性数据和与所述多个低分辨率样本输入特性数据对应的多个高分辨率样本参考特性数据;

基于所述多个低分辨率样本输入特性数据和所述多个高分辨率样本参考特性数据训练SRCNN;

基于训练后的SRCNN和低分辨率预测输入特性数据获得高分辨率预测输出特性数据;以及

基于高分辨率预测输出特性数据和与低分辨率预测输入特性数据对应的高分辨率预测参考特性数据来检查训练后的SRCNN的误差值。

20. 一种预测图像传感器的光效率的方法,所述方法包括:

使用超分辨率卷积神经网络SRCNN对低分辨率输入图像顺序地执行多个计算操作以生成残差图像;

对低分辨率输入图像执行双三次插值操作以生成插值图像;

将残差图像与插值图像相加以生成高分辨率输出图像,高分辨率输出图像具有比低分辨率输入图像的分辨率高的分辨率;以及

使用高分辨率输出图像来预测图像传感器的多个像素的光效率,

其中,SRCNN包括多个卷积层、多个带泄漏修正线性单元层和用于后上采样的去卷积层,

其中,所述多个卷积层和所述多个带泄漏修正线性单元层被交替地布置,

其中,所述去卷积层是SRCNN的最后的层,

其中,残差图像和插值图像中的每个具有比低分辨率输入图像的分辨率高的分辨率并且具有与高分辨率输出图像的分辨率相等的分辨率。

基于超分辨率处理图像的方法

[0001] 本专利申请要求于2022年10月25日在韩国知识产权局(KIPO)提交的第10-2022-0138121号韩国专利申请的优先权,所述韩国专利申请的公开通过引用整体包含于此。

技术领域

[0002] 示例实施例总体上涉及半导体集成电路,并且更具体地,涉及基于用深度学习的超分辨率来处理图像的方法、以及使用处理图像的方法来预测半导体装置的特性的方法。

背景技术

[0003] 超分辨率(SR)是从对应的低分辨率(LR)图像/视频恢复或重建高分辨率(HR)图像/视频的处理。超分辨率在各种计算机视觉任务(诸如,安全监控、医学摄影)中已经被普遍地采用。随着机器学习(诸如,深度学习)的迅速发展,基于机器学习的超分辨率算法已被广泛地研究。深度学习基于具有代表学习的人工神经网络。

[0004] 例如,关于构建高分辨率图像/视频的典型方法是通过使用卷积神经网络(CNN)学习从低分辨率图像/视频到高分辨率图像/视频的非线性映射。CNN是一类使用被称为卷积的数学运算来代替其层中的至少一个层的一般矩阵乘法的人工神经网络。

发明内容

[0005] 本公开的至少一个示例实施例提供基于能够使用神经网络模型高效地生成高分辨率图像的超分辨率来处理图像的方法。

[0006] 本公开的至少一个示例实施例提供了使用基于超分辨率处理图像的方法来预测半导体装置的特性的方法。

[0007] 根据示例实施例的基于超分辨率处理图像的方法包括:使用超分辨率卷积神经网络(SRCNN)对低分辨率输入图像顺序地执行多个计算操作以生成残差图像,对低分辨率输入图像执行插值操作以生成插值图像,以及将残差图像与插值图像相加以生成高分辨率输出图像。高分辨率输出图像具有比低分辨率输入图像的分辨率高的分辨率。SRCNN包括用于执行所述多个计算操作的多个计算层。所述多个计算层包括多个卷积层和用于后上采样的去卷积层。所述去卷积层是所述多个计算层之中的最后的计算层。

[0008] 根据示例实施例的预测半导体装置的特性的方法包括:使用低分辨率输入特性数据和超分辨率卷积神经网络(SRCNN)获得高分辨率输出特性数据,以及使用高分辨率输出特性数据检查半导体装置的特性。高分辨率输出特性数据和低分辨率输入特性数据与半导体装置相关联。获得高分辨率输出特性数据的步骤包括:使用SRCNN对低分辨率输入特性数据顺序地执行多个计算操作以生成残差特性数据,对低分辨率输入特性数据执行插值操作以生成插值特性数据,以及将残差特性数据与插值特性数据相加以生成高分辨率输出特性数据。高分辨率输出特性数据具有比低分辨率输入特性数据的分辨率高的分辨率。SRCNN包括用于执行所述多个计算操作的多个计算层。所述多个计算层包括多个卷积层和用于后上采样的去卷积层。所述去卷积层是所述多个计算层之中的最后的计算层。

[0009] 一种预测图像传感器的光效率的方法包括：使用超分辨率卷积神经网络(SRCNN)对低分辨率输入图像顺序地执行多个计算操作以生成残差图像，对低分辨率输入图像执行双三次插值操作以生成插值图像，将残差图像与插值图像相加以生成高分辨率输出图像，以及使用高分辨率输出图像来预测图像传感器的多个像素的光效率。高分辨率输出图像具有比低分辨率输入图像的分辨率高的分辨率。SRCNN包括多个卷积层、多个带泄漏修正线性单元(RELU)层和用于后上采样的去卷积层。所述多个卷积层和所述多个带泄漏修正线性单元(RELU)层被交替地布置。所述去卷积层是SRCNN的最后的层。残差图像和插值图像中的每个具有比低分辨率输入图像的分辨率高的分辨率并且具有与高分辨率输出图像的分辨率相等的分辨率。

[0010] 在根据示例实施例的基于超分辨率处理图像的方法中，可通过将低分辨率图像应用于基于残差学习和后上采样的超分辨率卷积神经网络模型来生成高分辨率图像。在学习或训练处理期间，过拟合和梯度消失可被解决，并且计算量可被减少。另外，可在相对短的时间内生成更接近真实图像的图像。因此，图像处理性能和效率可被提高。

[0011] 在根据示例实施例的预测半导体装置的特性的方法中，可通过将低分辨率特性数据应用于超分辨率卷积神经网络来生成高分辨率特性数据。可从较少量的输入特性值获得较大量的输出特性值，并且可在相对短的时间内获得具有提高的准确度的特性值。因此，半导体装置的设计和制造效率可被提高。

附图说明

[0012] 通过以下结合附图的详细描述，将更清楚地理解说明性的非限制性示例实施例。

[0013] 图1是示出根据示例实施例的基于超分辨率处理图像的方法的流程图。

[0014] 图2和图3是示出根据示例实施例的图像处理装置的框图。

[0015] 图4A、图4B和图4C是示出作为图2的图像处理装置的输入和输出的低分辨率图像和高分辨率图像的示例的示意图。

[0016] 图5A、图5B、图5C、图6A、图6B和图6C是用于描述在根据示例实施例的基于超分辨率处理图像的方法中使用的超分辨率卷积网络模型的示意图。

[0017] 图7是示出包括在图2的图像处理装置中的高分辨率图像获得模块的示例的框图。

[0018] 图8是示出根据示例实施例的基于超分辨率处理图像的方法的流程图。

[0019] 图9是示出根据示例实施例的图像处理装置的框图。

[0020] 图10是示出执行图8中的训练处理的示例的流程图。

[0021] 图11是示出图10中的检查训练后的超分辨率卷积网络模型的误差值的示例的流程图。

[0022] 图12是示出包括在图9的图像处理装置中的训练模块的示例的框图。

[0023] 图13、图14A、图14B、图14C、图15A、图15B、图15C、图15D、图15E和图16是用于描述根据示例实施例的基于超分辨率处理图像的方法的性能的示意图。

[0024] 图17是示出根据示例实施例的预测半导体装置的特性的方法的流程图。

[0025] 图18是示出图17中的获得高分辨率输出特性数据的示例的流程图。

[0026] 图19是示出根据示例实施例的特性预测装置的框图。

[0027] 图20是示出图像传感器的框图，该图像传感器是应用根据示例实施例的预测半导体装置的特性的方法的目标的示例。

- [0028] 图21是示出包括在图20的图像传感器中的像素阵列中包括的像素的示例的电路图。
- [0029] 图22A和图22B是示出图20的图像传感器的像素结构的示例的示意图。
- [0030] 图23是示出根据示例实施例的预测半导体装置的特性的方法的流程图。
- [0031] 图24是示出执行图23中的训练处理的示例的流程图。
- [0032] 图25是示出根据示例实施例的特性预测装置的框图。
- [0033] 图26是示出根据示例实施例的设计半导体装置的方法的流程图。
- [0034] 图27是示出根据示例实施例的制造半导体装置的方法的流程图。

具体实施方式

[0035] 将参照其中实施例被示出的附图更全面地描述各种示例实施例。然而，本公开可以以许多不同的形式被实现，并且不应被解释为限于在此阐述的实施例。贯穿本申请，相同的参考标号指代相同的元件。

[0036] 图1是示出根据示例实施例的基于超分辨率处理图像的方法的流程图。

[0037] 参照图1，根据示例实施例的基于超分辨率处理图像的方法由图像处理装置执行。将参照图2、图3、图7等描述图像处理装置的详细配置。

[0038] 在根据示例实施例的基于超分辨率处理图像的方法中，通过使用超分辨率卷积网络模型(或卷积神经网络模型)对低分辨率输入图像(或低分辨率输入数据)顺序地执行多个计算操作(例如，计算或运算)来生成残差图像(或残差数据)(操作S100)。超分辨率卷积网络模型可基于残差学习和后上采样(post-up-sampling)。

[0039] 在一个实施例中，基于神经网络(例如，基于卷积神经网络(CNN)或超分辨率CNN(super-resolution CNN, SRCNN))来实现超分辨率卷积网络模型。存在基于机器学习对数据进行处理和/或分类的各种方法。其中，使用神经网络或人工神经网络(ANN)对数据进行处理和/或分类的方法是一个示例。神经网络通过对人脑的细胞结构模型进行工程处理而被获得，在人脑的细胞结构模型中，对模式进行高效识别的处理被执行。神经网络指代基于软件或硬件的计算模型，并且被设计为通过应用经由连接线互连的许多人工神经元来模仿生物运算能力。人脑由作为神经的基本单元的神经元组成，并且根据这些神经元之间的不同类型的紧密连接来对信息进行加密或解密。神经网络中的人工神经元通过简化生物神经元功能而被获得。神经网络通过使具有连接强度的人工神经元互连来执行认知或学习处理。

[0040] 例如，超分辨率卷积网络模型可包括用于执行多个计算操作的多个计算层(或者，运算层或操作层)。在一个实施例中，多个计算层包括多个卷积层和用于后上采样的去卷积层。在一个实施例中，去卷积层是多个计算层之中的最后的计算层。将参照图5A、图5B、图5C、图6A、图6B和图6C描述超分辨率卷积网络模型。

[0041] 通过对低分辨率输入图像执行插值操作来生成插值图像(或插值数据)(操作S200)。通过将残差图像与插值图像相加来获得高分辨率输出图像(或高分辨率输出数据)(操作S300)。例如，残差图像被加到插值图像以生成高分辨率输出图像。高分辨率输出图像具有比低分辨率输入图像的分辨率高的分辨率。

[0042] 在一个示例实施例中，残差图像和插值图像中的每个具有比低分辨率输入图像的

分辨率高的分辨率。在一个示例实施例中,残差图像和插值图像中的每个具有与高分辨率输出图像的分辨率基本上相等或相同的分辨率。

[0043] 超分辨率(SR)是从对应的低分辨率(LR)图像/视频恢复或重建高分辨率(HR)图像/视频的处理,并且可在计算机视觉任务中被采用。根据使用的图像的数量,图像的超分辨率可被分类为单图像超分辨率(SISR)和多图像超分辨率(MISR)。

[0044] 根据示例实施例的基于超分辨率处理图像的方法与单图像超分辨率相关联或相关。在根据示例实施例的基于超分辨率处理图像的方法中,可通过将低分辨率图像应用于超分辨率卷积网络模型来生成高分辨率图像。例如,低分辨率图像的特征可被应用于超分辨率卷积神经网络的输入层。超分辨率卷积网络模型可使用残差学习和后上采样来实现,因此在学习或训练处理期间,过拟合和梯度消失可被解决,并且计算量可被降低。另外,当使用超分辨率卷积网络模型生成高分辨率图像时,可在相对短的时间内生成更接近真实图像的图像。例如,用户更可能将由模型生成的高分辨率图像感知为最初由图像传感器(诸如,相机)捕获。因此,图像处理性能和效率可被提高。

[0045] 图2和图3是示出根据示例实施例的图像处理装置的框图。

[0046] 参照图2,图像处理装置100包括高分辨率图像获得模块200。

[0047] 在此,术语“模块”可指示但不限于执行特定任务的软件和/或硬件组件(诸如,现场可编程门阵列(FPGA)或专用集成电路(ASIC))。模块可被配置为驻留在有形可寻址存储介质中,并且可被配置为在一个或多个处理器上执行。例如,“模块”可包括组件(诸如,软件组件、面向对象的软件组件、类组件和任务组件)以及进程、函数、例程、程序代码段、驱动程序、固件、微代码、电路、数据、数据库、数据结构、表、数组和变量。“模块”可被划分为执行详细功能的多个“模块”。

[0048] 高分辨率图像获得模块200基于低分辨率输入图像LR_IIMG获得和/或生成高分辨率输出图像HR_OIMG。例如,高分辨率图像获得模块200可通过执行基于残差学习和后上采样的超分辨率卷积网络模型来进行操作。例如,高分辨率图像获得模块200可通过使用超分辨率卷积网络模型对低分辨率输入图像LR_IIMG顺序地执行多个计算操作来生成残差图像,可通过对低分辨率输入图像LR_IIMG执行插值操作来生成插值图像,并且可通过将残差图像与插值图像相加来生成高分辨率输出图像HR_OIMG。例如,残差图像可被加到插值图像以生成高分辨率输出图像HR_OIMG。换句话说,高分辨率图像获得模块200可执行图1中的操作S100、操作S200和操作S300。将参照图7描述高分辨率图像获得模块200的详细配置。

[0049] 高分辨率图像获得模块200的至少一些功能可以以软件实现,该软件在存储在存储器中时可由处理器执行,但是示例实施例不限于此。当高分辨率图像获得模块200以软件实现时,高分辨率图像获得模块200可以以可执行代码的形式被存储在存储装置中。

[0050] 参照图3,图像处理装置2000包括处理器2100、输入/输出(I/O)装置2200、网络接口2300(例如,网卡或网络接口电路)、随机存取存储器(RAM)2400、只读存储器(ROM)2500和存储装置2600。图3示出图2中的高分辨率图像获得模块200以软件实现的示例。

[0051] 图像处理装置2000可包括在计算系统中。例如,计算系统可以是固定计算系统(诸如,台式计算机、工作站或服务器),或者可以是便携式计算系统(诸如,膝上型计算机)。

[0052] 处理器2100可由图2中的高分辨率图像获得模块200使用以执行计算或运算。例如,处理器2100可包括微处理器、应用处理器(AP)、中央处理器(CPU)、图形处理器(GPU)、神

经处理器 (NPU) 等。例如,处理器2100可包括用于执行任意指令集 (例如,英特尔架构-32 (IA-32)、64位扩展IA-32、x86-64、PowerPC、Sparc、MIPS、ARM、IA-64等) 的核或处理器核。例如,处理器2100可通过总线访问存储器 (例如,RAM 2400或ROM 2500),并且可执行存储在RAM 2400或ROM 2500中的指令。如图3中所示,RAM 2400可存储与图2中的高分辨率图像获得模块200对应的程序PR或程序PR的至少一些元素 (例如,指令),并且程序PR可允许处理器2100执行用于获得高分辨率图像的操作 (例如,图1中的操作S100、操作S200和操作S300)。

[0053] 换句话说,程序PR可包括可由处理器2100执行的多个指令和/或过程 (procedure),并且程序PR中包括的多个指令和/或过程可允许处理器2100执行根据示例实施例的基于超分辨率处理图像的方法。每个过程可表示用于执行特定任务的一系列指令。过程可被称为函数、例程、子例程或子程序。每个过程可处理从外部提供的数据和/或由另外的过程生成的数据。例如,从外部提供的数据可以是位于图像处理装置2000外部的装置接收的数据。

[0054] 在一些示例实施例中,RAM 2400可包括易失性存储器 (诸如,静态随机存取存储器 (SRAM)、动态随机存取存储器 (DRAM) 等)。

[0055] 存储装置2600可存储程序PR。程序PR或程序PR的至少一些元素可在由处理器2100执行之前从存储装置2600加载到RAM 2400。存储装置2600可存储以编程语言编写的文件,并且可由编译器等生成的程序PR或程序PR的至少一些元素可被加载到RAM 2400。例如,程序PR可从存储装置2600被复制到RAM 2400。

[0056] 存储装置2600可存储将由处理器2100处理的数据或者通过处理器2100的处理获得的数据。处理器2100可基于程序PR处理存储在存储装置2600中的数据以生成新数据,并且可将生成的数据存储在存储装置2600中。

[0057] 在一些示例实施例中,存储装置 (或存储介质) 2600可包括用于将命令和/或数据提供给计算机的任何非暂时性计算机可读存储介质。例如,非暂时性计算机可读存储介质可包括易失性存储器 (诸如,SRAM、DRAM等) 和非易失性存储器 (诸如,闪存、磁性随机存取存储器 (MRAM)、相变随机存取存储器 (PRAM)、电阻式随机存取存储器 (RRAM) 等)。非暂时性计算机可读存储介质可插入到计算机中,可集成在计算机中,或者可通过通信介质 (诸如,网络 and/或无线链路) 结合到计算机。

[0058] 在一个示例实施例中,存储装置2600是固态驱动器 (SSD)。在其他示例实施例中,存储装置2600可以是通用闪存存储 (UFS)、多媒体卡 (MMC) 或嵌入式多媒体卡 (eMMC)。可选地,存储装置2600可以是安全数字 (SD) 卡、微型SD卡、记忆棒、芯片卡、通用串行总线 (USB) 卡、智能卡、紧凑型闪存 (CF) 卡等中的一个。

[0059] I/O装置2200可包括输入装置 (诸如,键盘、指向装置等),并且可包括输出装置 (诸如,显示装置、打印机等)。例如,用户可通过I/O装置2200触发由处理器2100对程序PR的执行或者可提供各种输入,并且可检查输入数据、输出数据、训练的结果和/或错误消息等。

[0060] 网络接口2300可提供对位于图像处理装置2000外部的网络的访问。例如,网络可包括多个计算系统和通信链路,并且通信链路可包括有线链路、光链路、无线链路或任何其他类型链路。各种输入可通过网络接口2300被提供给图像处理装置2000,并且各种输出可通过网络接口2300被提供给另外的计算系统。

[0061] 图4A、图4B和图4C是示出作为图2的图像处理装置的输入和输出的低分辨率图像

和高分辨率图像的示例的示意图。

[0062] 参照图4A,被提供给和/或被输入到图2的图像处理装置100的低分辨率输入图像LR_IIMG的示例被示出。例如,图4A示出低分辨率输入图像LR_IIMG由 $4 \times 4 = 16$ 个像素表示的示例。在图4A和随后的图中,一个小正方形可对应于一个像素。

[0063] 参照图4B和图4C,从图2的图像处理装置100生成和/或输出的高分辨率输出图像HR_OIMG的示例被示出。例如,图4B示出第一高分辨率输出图像HR_OIMG1由 $8 \times 8 = 64$ 个像素表示的示例,并且图4C示出第二高分辨率输出图像HR_OIMG2也由 $8 \times 8 = 64$ 个像素表示的示例。

[0064] 图像的分辨率或图像分辨率可指代图像保持的细节,并且该术语可应用于数字图像、胶片图像和其他类型的图像。“更高分辨率”可表示更多的图像细节。分辨率可以以各种方式测量,并且分辨率单位可与物理尺寸(例如,每毫米行数、每英寸行数)、与图片的整体尺寸(每图片高度行数,也被简称为行数、TV行数或TVL)或者与角距(angular subtense)相关联。例如,术语分辨率可被认为等同于数字成像中的像素计数,并且可被表示为有效像素的数量、每英寸像素(PPI)等。

[0065] 在一个示例实施例中,如图4A和图4B中所示,低分辨率输入图像LR_IIMG和高分辨率输出图像HR_OIMG1的整体尺寸基本上彼此相等,并且高分辨率输出图像HR_OIMG1中的一个像素的尺寸小于低分辨率输入图像LR_IIMG中的一个像素的尺寸。

[0066] 在一个示例实施例中,如图4A和4C中所示,低分辨率输入图像LR_IIMG中的一个像素的尺寸和高分辨率输出图像HR_OIMG2中的一个像素的尺寸彼此相等或基本上彼此相等,并且高分辨率输出图像HR_OIMG2的整体尺寸大于低分辨率输入图像LR_IIMG的整体尺寸。

[0067] 图5A、图5B、图5C、图6A、图6B和图6C是用于描述在根据示例实施例的基于超分辨率处理图像的方法中使用的超分辨率卷积网络模型的示意图。

[0068] 图5A、图5B和图5C示出在描述根据示例实施例的超分辨率卷积网络模型之前的神经网络的配置。图6A示出根据示例实施例的超分辨率卷积网络模型的配置。图6B示出关于一般修正线性单元(RELU)操作的激活函数,并且图6C示出根据示例实施例的关于包括在超分辨率卷积网络模型中的带泄漏(leaky)RELU操作的激活函数。在一个实施例中,带泄漏ReLU操作是基于ReLU的一种类型的激活函数,但是它对于负值具有小斜率而不是平坦斜率(即不是零斜率)。

[0069] 参照图5A,一般神经网络(或人工神经网络)可包括输入层IL、多个隐藏层HL1、HL2、……、HLn和输出层OL。

[0070] 输入层IL可包括i个输入节点 $x_1, x_2, \dots, x_i$,其中i是正整数。长度为i的输入数据或向量输入数据(例如,输入图像)IDAT可被输入到输入节点 x_1 至 x_i ,使得输入数据IDAT的每个元素被输入到输入节点 x_1 至 x_i 中的相应一个。输入数据IDAT可包括与将被分类的不同类别的各种特征相关联的信息。

[0071] 多个隐藏层HL1至HLn可包括n个隐藏层,其中,n是正整数,并且可包括多个隐藏节点 $h_1^1, h_2^1, h_3^1, \dots, h_m^1, h_1^2, h_2^2, h_3^2, \dots, h_m^2, h_1^n, h_2^n, h_3^n, \dots, h_m^n$ 。例如,隐藏层HL1可包括m个隐藏节点 h_1^1 至 h_m^1 ,隐藏层HL2可包括m个隐藏节点 h_1^2 至 h_m^2 ,并且隐藏层HLn可包括m个隐藏节点 h_1^n 至 h_m^n ,其中,m是正整数。

[0072] 输出层OL可包括j个输出节点 $y_1, y_2, \dots, y_j$,其中,j是正整数。输出节点 y_1 至 y_j 中

的每个可对应于将被分类的类别中的相应一个。输出层OL可生成与每个类别的输入数据IDAT相关联的输出值(例如,类别分数、数值输出(诸如,回归变量)或概率)和/或输出数据ODAT。例如,概率可指示输入数据IDAT有多大可能被认为对应于类别之一。在一些示例实施例中,输出层OL可以是全连接层,并且可指示例如输入数据IDAT对应于汽车或者特定类型或品牌的汽车的概率。

[0073] 图5A中示出的神经网络的结构可由关于节点之间的被示出为线的分支(或连接)的信息以及分配给每个分支的加权值(或权重)来表示。在神经网络模型的实施例中,一个层内的节点彼此不连接,但是不同层的节点可完全或部分地彼此连接。在基于非受限玻尔兹曼机的神经网络模型的实施例中,一个层内的至少一些节点除了连接到其他层的一个或多个节点(或可选地,与其他层的一个或多个节点连接)之外还连接到一个层内的其他节点。

[0074] 每个节点(例如,节点 h_1^1)可接收先前节点(例如,节点 x_1)的输出,可对接收到的输出执行计算操作、计算或运算,并且可将计算操作、计算或运算的结果作为输出输出到后续节点(例如,节点 h_1^2)。每个节点可通过将输入应用于特定函数(例如,非线性函数)来运算将被输出的值。该函数可被称为节点的激活函数。

[0075] 在一个示例实施例中,神经网络的结构被预先设置,并且节点之间的连接的加权值通过使用具有样本答案(也被称为“标签”)的样本数据被适当地设置,样本答案(也被称为“标签”)指示与样本输入值对应的数据的类别。例如,标签可指示样本数据属于多个可用类别中的哪个类别。具有样本答案的数据可被称为“训练数据”,并且确定加权值的处理可被称为“训练”。神经网络在训练处理期间“学习”将数据与对应的标签相关联。例如,神经网络可使用训练数据学习将新数据分类到类别中。已经使用算法训练的神经网络结构和神经网络结构的加权值可被称为“模型”,并且通过具有确定的加权值的模型预测新输入数据属于哪个类别然后输出预测值的处理可被称为“测试”处理或者在推断模式下操作神经网络。

[0076] 参照图5B,由包括在图5A的神经网络中的一个节点ND执行的操作(例如,计算或运算)的示例被详细示出。

[0077] 基于被提供给节点ND的N个输入 $a_1, a_2, a_3, \dots, a_N$,其中,N是大于或等于二的自然数,节点ND可将N个输入 a_1 至 a_N 分别与对应的N个权重 $w_1, w_2, w_3, \dots, w_N$ 相乘,可对通过相乘获得的N个值求和以获得求和值,可将偏移“b”与求和值相加,并且可通过将偏移“b”被加上后的值应用于特定函数“ σ ”来生成一个输出值(例如,“z”)。

[0078] 在一个示例实施例中并且如图5B中所示,包括在图5A中示出的神经网络中的一个层包括M个节点ND,其中,M是大于或等于二的自然数,并且一个层的输出值可通过等式1被获得。

[0079] $W \times A = Z$ [等式1]

[0080] 在等式1中,“W”表示包括一个层中包括的所有连接的权重的权重集,并且可以以 $M \times N$ 矩阵形式实现。“A”表示包括由一个层接收的N个输入 a_1 至 a_N 的输入集,并且可以以 $N \times 1$ 矩阵形式实现。“Z”表示包括从一个层输出的M个输出 $z_1, z_2, z_3, \dots, z_M$ 的输出集,并且可以以 $M \times 1$ 矩阵形式实现。

[0081] 因为每个节点(例如,节点 h_1^1)连接到先前层的所有节点(例如,包括在层IL中的节点 x_1 至 x_1),并且然后随着输入图像数据的尺寸增大,加权值的数量急剧增加,所以图5A中示

出的一般神经网络可不适合于处理输入图像数据(或输入声音数据)。因此,通过将滤波技术与图5A的一般神经网络进行组合而实现的卷积神经网络(CNN)可被使用,使得作为输入图像数据的示例的二维图像由卷积神经网络高效地训练。

[0082] 参照图5C,卷积神经网络可包括多个层CONV1、RELU1、CONV2、RELU2、POOL1、CONV3、RELU3、CONV4、RELU4、POOL2、CONV5、RELU5、CONV6、RELU6、POOL3和FC。这里,“CONV”表示卷积层,“RELU”表示修正线性单元层,“POOL”表示池化层,“FC”表示全连接层。

[0083] 与一般神经网络不同,卷积神经网络的每个层可具有宽度、高度和深度的三个维度,因此输入到每个层的数据可以是具有宽度、高度和深度的三个维度的体数据。例如,如果图5C中的输入图像具有包括32个单位(例如,32个像素)的宽度和32个单位的高度以及三个颜色通道R、G和B的尺寸,则与输入图像对应的输入数据IDAT可具有 $32 \times 32 \times 3$ 的尺寸。图5C中的输入数据IDAT可被称为输入体数据或输入激活体。

[0084] 卷积层CONV1至CONV6中的每个可对输入体数据执行卷积运算。在图像处理操作中,卷积运算表示这样的运算:基于具有加权值的掩模处理图像数据并且通过将输入值与加权值相乘并且将总相乘结果相加来获得输出值。掩模可被称为滤波器、窗口或内核。

[0085] 每个卷积层的参数可包括一组可学习滤波器。每个滤波器在空间上(沿着宽度和高度)可以是小的,但是可延伸穿过输入体的整个深度。例如,在前向传递期间,每个滤波器可跨输入体的宽度和高度滑动(例如,卷积),并且滤波器的条目与任何位置处的输入之间的点积可被计算。当滤波器在输入体的宽度和高度上滑动时,与该滤波器在每个空间位置处的响应对应的二维激活图可被生成。结果,可通过沿着深度维度堆叠这些激活图来生成输出体。例如,如果具有 $32 \times 32 \times 3$ 的尺寸的输入体数据通过具有四个具有零填充的滤波器的卷积层CONV1,则卷积层CONV1的输出体数据可具有 $32 \times 32 \times 12$ 的尺寸(例如,体数据的深度增加)。

[0086] RELU层RELU1至RELU6中的每个可执行修正线性单元(RELU)操作,修正线性单元(RELU)操作对应于由例如函数 $f(x) = \max(0, x)$ 定义的激活函数(例如,对于所有负输入 x ,输出为零)。例如,如果具有 $32 \times 32 \times 12$ 的尺寸的输入体数据通过RELU层RELU1以执行修正线性单元操作,则RELU层RELU1的输出体数据可具有 $32 \times 32 \times 12$ 的尺寸(例如,体数据的尺寸被保持)。

[0087] 池化层POOL1至POOL3中的每个可沿着宽度和高度的空间维度对输入体数据执行下采样操作。例如,可基于 2×2 滤波器将以 2×2 矩阵形成(matrix formation,又称为矩阵形成法)布置的四个输入值转换为一个输出值。例如,可基于 2×2 最大池化来选择以 2×2 矩阵形成布置的四个输入值的最大值,或者可基于 2×2 平均池化来获得以 2×2 矩阵形成布置的四个输入值的平均值。例如,如果具有 $32 \times 32 \times 12$ 的尺寸的输入体数据通过具有 2×2 滤波器的池化层POOL1,则池化层POOL1的输出体数据可具有 $16 \times 16 \times 12$ 的尺寸(例如,体数据的宽度和高度减小,并且体数据的深度被保持)。

[0088] 卷积层可在卷积神经网络中被重复布置,并且池化层可周期性地插入卷积神经网络中,从而减小图像的空间尺寸并用于提取图像的特性。

[0089] 输出层或全连接层FC可输出每个类别的输入体数据IDAT的结果(例如,类别分数)。例如,当卷积运算和下采样操作被重复时,与二维图像对应的输入体数据IDAT可被转换为一维矩阵或向量,一维矩阵或向量可被称为嵌入。例如,全连接层FC可表示输入体数据

IDAT对应于汽车、卡车、飞机、船和马的概率。

[0090] 包括在卷积神经网络中的层的类型和数量不限于参照图5C描述的示例,并且可根据示例实施例被不同地确定。另外,卷积神经网络还可包括其他层(诸如,用于将与预测结果对应的分数值转换为概率值的柔性最大(softmax)层、用于添加至少一个偏置的偏置添加层等)。偏置也可被合并到激活函数中。

[0091] 参照图6A,在根据示例实施例的基于超分辨率处理图像的方法中使用的超分辨率卷积网络模型(或卷积神经网络模型)可包括用于执行多个计算操作的多个层或计算层CONV1、LRELU1、CONV2、LRELU2、……、CONVX、LRELUX和DCONV,其中,X是大于或等于二的自然数。

[0092] 多个计算层CONV1、LRELU1、CONV2、LRELU2、……、CONVX、LRELUX和DCONV可包括多个卷积层CONV1至CONVX和去卷积层DCONV。多个计算层CONV1、LRELU1、CONV2、LRELU2、……、CONVX、LRELUX和DCONV还可包括多个带泄漏RELU层LRELU1至LRELUX。

[0093] 多个卷积层CONV1至CONVX可与图5C中的卷积层CONV1至CONV6基本上相同,并且可对输入到其的数据执行卷积运算。

[0094] 多个带泄漏RELU层LRELU1至LRELUX的布置可类似于图5C中的RELU层RELU1至RELU6的布置,并且多个卷积层CONV1至CONVX和多个带泄漏RELU层LRELU1至LRELUX可交替地布置。然而,与图5C中的RELU层RELU1至RELU6不同,多个带泄漏RELU层LRELU1至LRELUX对输入到其的数据执行带泄漏修正线性单元操作。

[0095] 去卷积层DCONV可对输入到其的数据执行去卷积运算。去卷积运算是与卷积运算相反的运算。例如,可通过使用具有特定准确度的去卷积运算来在滤波(例如,卷积运算)之后恢复原始信号。

[0096] 超分辨率卷积网络模型可通过堆叠(或连接)执行多个计算操作的多个计算层来实现。根据示例实施例的超分辨率卷积网络模型可以是快速残差学习超分辨率卷积网络模型(FRSR)。

[0097] 在根据示例实施例的基于超分辨率处理图像的方法中使用的超分辨率卷积网络模型可基于残差学习和后上采样来实现。

[0098] 当基于模式训练神经网络时,随着模型的深度增加,可发生过拟合、梯度消失和计算量的增加。然而,通过根据残差学习再次使用先前层的结果,随着模型的深度增加,可解决或减少过拟合、梯度消失和计算量的增加。例如,可基于等式2和等式3来执行残差学习。

[0099] $F(X) = H(X) - X_{\text{identity}}$ [等式2]

[0100] $F(X) = H(X) - X_{\text{interpolation}}$ [等式3]

[0101] 在等式2和等式3中,“X”表示每个计算层的输入,“H(X)”表示每个计算层的输出,并且“F(X)”表示与“X”相关联的残差函数。“ X_{identity} ”表示与“X”相同的图像,“ $X_{\text{interpolation}}$ ”表示通过对“X”进行插值获得的图像。尽管在一般神经网络中,输出“H(X)”本身被训练或学习,但是当残差学习被应用时,残差函数“F(X)”可被训练或学习。由于残差学习被应用,因此与输入数据IDAT对应的残差数据RDAT可被生成和/或输出。

[0102] 另外,后上采样可被应用以减少计算量。上采样操作可用于将低分辨率图像转换为与高分辨率图像相同尺寸的图像。当上采样操作在通过卷积层之前被执行时,这可被称为预上采样(pre-up-sampling)。当上采样操作在通过卷积层之后被执行时,这可被称为后

上采样。

[0103] 关于后上采样,去卷积层DCONV可以是用于执行后上采样的计算层,并且可被布置为对应于多个计算层CONV1、LRELU1、CONV2、LRELU2、……、CONVX、LRELUX和DCONV中的最后的计算层。例如,即使多个卷积层CONV1至CONVX和多个带泄漏RELU层LRELU1至LRELUX的输入体数据和输出体数据具有相同尺寸,去卷积层DCONV的输入体数据和输出体数据也可具有不同尺寸。例如,去卷积层DCONV的输出体数据的尺寸可变得大于去卷积层DCONV的输入体数据的尺寸(例如,体数据的宽度和高度增加)。

[0104] 参照图6B,关于由图5C中的RELU层RELU1至RELU6执行的一般RELU操作的激活函数被示出。当输入“y”大于或等于零时,等于输入“y”的输出“f(y)”可被提供(例如, $f(y) = y$)。当输入“y”小于零时,零可被输出。

[0105] 参照图6C,关于由图6A中的带泄漏RELU层LRELU1至LRELUX执行的带泄漏RELU操作的激活函数被示出。与一般RELU操作一样,当输入“y”大于或等于零时,等于输入“y”的输出“f(y)”可被提供(例如, $f(y) = y$)。与一般RELU操作不同,即使当输入“y”小于零时,与输入“y”成比例的值“ $a \times y$ ”也可被输出,而不是零被输出(例如, $f(y) = a \times y$,其中,“a”是大于零且小于一的实数)。

[0106] 与图6B的激活函数对应的一般RELU操作可将小于零的所有输入变为零,可发生死亡RELU或坏死RELU。为了防止小于零的所有输入变为零,部分地反映小于零的负数的带泄漏RELU操作可被应用。

[0107] 然而,示例实施例不限于此,并且参数RELU操作、指数线性单元(ELU)操作等可被应用。可选地或另外地,sigmoid、tanh等可用作激活函数。

[0108] 图7是示出包括在图2的图像处理装置中的高分辨率图像获得模块的示例的框图。

[0109] 参照图7,高分辨率图像获得模块200可包括残差模块210、插值模块220和加法器模块230。

[0110] 残差模块210可通过使用超分辨率卷积网络模型对低分辨率输入图像LR_IIMG顺序地执行多个计算操作来生成残差图像RES_IMG。换句话说,残差模块210可执行图1中的操作S100。例如,残差模块210可被实现为执行图6A的超分辨率卷积网络模型。

[0111] 插值模块220可通过对低分辨率输入图像LR_IIMG执行插值操作来生成插值图像ITP_IMG。换句话说,插值模块220可执行图1中的操作S200。

[0112] 在一个示例实施例中,残差图像RES_IMG和插值图像ITP_IMG中的每个具有比低分辨率输入图像LR_IIMG的分辨率高的分辨率,并且具有与高分辨率输出图像HR_OIMG的分辨率相等或基本上相等的分辨率。

[0113] 在一个示例实施例中,插值模块220通过对低分辨率输入图像LR_IIMG执行双三次插值(或称为双立方插值)操作来生成插值图像ITP_IMG。在一个实施例中,将低分辨率输入图像的分辨率(或尺寸)设置为等于高分辨率输出图像HR_OIMG的分辨率(或尺寸)的操作被执行以应用残差学习。例如,可通过基于等式4执行双三次插值操作来生成插值图像ITP_IMG,其中, a_{ij} 表示加权系数。双三次插值是用于在二维规则网格上对数据点进行插值的三次插值的扩展。在图像处理中,可选择双三次插值而不是双线性插值或最近邻插值。与仅考虑四个像素(2×2)的双线性插值对比,双三次插值考虑16个像素(4×4)。

$$[0114] \quad f(x, y) = \sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 a_{ij} x^i y^j$$

[等式 4]

[0115] 加法器模块230可通过将残差图像RES_IMG与插值图像ITP_IMG相加来生成高分辨率输出图像HR_OIMG。换句话说,加法器模块230可执行图1中的操作S300。例如,加法器模块230可将残差图像RES_IMG与插值图像ITP_IMG相加以生成高分辨率输出图像HR_OIMG。

[0116] 在一些示例实施例中,模块210、220和230的至少一部分可被实现为硬件。例如,模块210、220和230的至少一部分可包括在基于计算机的电子系统中。在其他示例实施例中,模块210、220和230的至少一部分可被实现为当被存储在存储器中时可由处理器执行的指令代码或程序例程(例如,软件程序)。例如,指令代码或程序例程可由基于计算机的电子系统执行,并且可存储在位于基于计算机的电子系统内部或外部的任何存储装置中。

[0117] 图8是示出根据示例实施例的基于超分辨率处理图像的方法的流程图。为了简洁,将省略与图1重复的描述。

[0118] 参照图8,在根据示例实施例的基于超分辨率处理图像的方法中,在操作S100、操作S200和操作S300之前,对超分辨率卷积网络模型执行训练处理(操作S400)。例如,可对超分辨率卷积网络模型执行前向传播过程和反向传播处理。前向传播处理可以是在训练处理被执行时执行的过程的一部分,并且反向传播处理可以是在训练处理被执行时执行的过程的另一部分。前向传播处理可表示通过在前向方向上将输入(或输入数据)传递通过超分辨率卷积网络模型来运算输出(或输出数据)的处理。反向传播处理可表示通过将输出与作为预先获得的地面真值的标签进行比较来计算损失的处理,计算权重的梯度使得通过使计算的损失在反向方向上传递通过超分辨率卷积网络模型来减少损失的处理,以及更新权重的处理。反向传播处理可被称为误差反向传播处理。将参照图10和图11描述操作S400。

[0119] 此后,可使用训练后的超分辨率卷积网络模型(例如,已经完成训练处理的超分辨率卷积网络模型)来执行操作S100、操作S200和操作S300。操作S100、操作S200和操作S300可与参照图1描述的操作基本上相同。

[0120] 图9是示出根据示例实施例的图像处理装置的框图。为了简洁,将省略与图2重复的描述。

[0121] 参照图9,图像处理装置102包括高分辨率图像获得模块200,并且还可包括训练模块300。

[0122] 除了图像处理装置102还包括训练模块300之外,图像处理装置102可与图2的图像处理装置100基本上相同。

[0123] 训练模块300可对由高分辨率图像获得模块200执行的超分辨率卷积网络模型执行训练处理。换句话说,训练模块300可执行图8中的操作S400。将参照图12描述训练模块300的详细配置。

[0124] 在一个示例实施例中,高分辨率图像获得模块200和训练模块300被实现为单个集成模块。在一个示例实施例中,高分辨率图像获得模块200和训练模块300被实现为单独且不同的模块。在一个示例实施例中,高分辨率图像获得模块200和训练模块300被实现为共享一些组件。例如,高分辨率图像获得模块200和训练模块300可被实现为执行超分辨率卷积网络模型,因此用于执行超分辨率卷积网络模型的组件可由高分辨率图像获得模块200

和训练模块300共享。

[0125] 在一个示例实施例中,图像处理装置102被实现为如图3中所示。例如,高分辨率图像获得模块200和训练模块300二者可以以软件实现,并且图3中的程序PR可对应于高分辨率图像获得模块200和训练模块300。

[0126] 图10是示出根据示例实施例的执行图8中的训练处理的流程图。

[0127] 参照图8和图10,当对超分辨率卷积网络模型执行训练处理(操作S400)时,获得和/或生成多个低分辨率样本输入图像和与多个低分辨率样本输入图像对应的多个高分辨率样本参考图像(操作S410)。例如,高分辨率样本参考图像可表示与低分辨率样本输入图像相关联的地面真值(或正确答案信息)。例如,可通过使用高分辨率相机进行捕获和成像来生成高分辨率样本参考图像,并且可通过对高分辨率样本参考图像执行操作以降低其分辨率来生成对应的低分辨率样本输入图像。

[0128] 可基于多个低分辨率样本输入图像和多个高分辨率样本参考图像来训练超分辨率卷积网络模型(操作S420)。例如,在执行操作S420时,可通过将多个低分辨率样本输入图像应用于或输入到超分辨率卷积网络模型来生成多个高分辨率样本输出图像,并且可将多个高分辨率样本参考图像和多个高分辨率样本输出图像彼此进行比较。例如,当超分辨率卷积网络模型被训练时,包括在超分辨率卷积网络模型中的多个权重可被更新。例如,可将低分辨率样本输入图像的特征输入到超分辨率卷积网络模型,以生成用于与对应的高分辨率样本参考图像进行比较以更新权重的输出图像。

[0129] 基于训练后的超分辨率卷积网络模型和低分辨率预测输入图像获得和/或生成高分辨率预测输出图像(操作S430)。操作S430可与图1中的操作S100、操作S200和操作S300类似地执行。例如,在执行操作S430时,可通过使用训练后的超分辨率卷积网络模型对低分辨率预测输入图像顺序地执行多个计算操作来生成预测残差图像,可通过对低分辨率预测输入图像执行插值操作来生成预测插值图像,并且可通过将预测残差图像与预测插值图像相加来生成具有比低分辨率预测输入图像的分辨率高的分辨率的高分辨率预测输出图像。

[0130] 可基于高分辨率预测输出图像和与低分辨率预测输入图像对应的高分辨率预测参考图像(例如,通过将高分辨率预测输出图像与高分辨率预测参考图像进行比较),来检查训练后的超分辨率卷积网络模型的误差值(操作S440)。例如,高分辨率预测参考图像可表示与低分辨率预测输入图像相关联的地面真值。例如,误差值可表示高分辨率预测参考图像与高分辨率预测输出图像之间的差异。

[0131] 低分辨率预测输入图像、高分辨率预测参考图像和高分辨率预测输出图像可不用于训练超分辨率卷积网络模型,而是可用于检查训练超分辨率卷积网络模型的结果。

[0132] 图11是示出根据示例实施例的图10中的检查训练后的超分辨率卷积网络模型的误差值的示例的流程图。

[0133] 参照图10和图11,当检查训练后的超分辨率卷积网络模型的误差值(操作S440)时,将训练后的超分辨率卷积网络模型的误差值与预定参考值(或阈值)进行比较(操作S450)。

[0134] 当训练后的超分辨率卷积网络模型的误差值大于参考值(操作S450:是)时(例如,当超分辨率卷积网络模型的一致性未达到目标一致性或低于目标一致性时),重新训练超分辨率卷积网络模型(操作S460)。可与操作S410、操作S420和操作S430类似地执行操作

S460。例如,可获得附加低分辨率样本输入图像和与其对应的附加高分辨率样本参考图像,可基于附加低分辨率样本输入图像和附加高分辨率样本参考图像来重新训练超分辨率卷积网络模型,可基于重新训练后的超分辨率卷积网络模型和附加低分辨率预测输入图像来获得附加高分辨率预测输出图像,并且可基于附加高分辨率预测输出图像和与附加低分辨率预测输入图像对应的附加高分辨率预测参考图像来更新误差值。

[0135] 当训练后的超分辨率卷积网络模型的误差值小于或等于参考值(操作S450:否)时(例如,当超分辨率卷积网络模型的一致性达到目标一致性或高于目标一致性时),可存储训练处理的结果(例如,最终更新的权重),并且可终止训练处理。

[0136] 尽管描述了其中超分辨率卷积网络模型被重新训练直到预定条件(例如,参考值或目标一致性)被满足的示例实施例,但是发明构思不限于此。例如,超分辨率卷积网络模型可在初始操作时间通过预定数量的迭代来重新训练。例如,超分辨率卷积网络模型可被重新训练特定次数,以即使其最终误差值保持高于参考值也供稍后使用。

[0137] 图12是示出包括在图9的图像处理装置中的训练模块的示例的框图。

[0138] 参照图12,训练模块300可包括数据提供模块310、网络模型执行模块320、模型更新模块330和训练检查模块340。

[0139] 数据提供模块310可将低分辨率样本输入图像LR_SAM_IIMG提供给网络模型执行模型320并将与其对应的高分辨率样本参考图像HR_SAM_RIMG提供给模型更新模块330,并且可将低分辨率预测输入图像LR_PRED_IIMG提供给网络模型执行模型320并将与其对应的高分辨率预测参考图像HR_PRED_RIMG提供给训练检查模块340。换句话说,数据提供模块310可执行图10中的操作S410,并且可提供用于执行操作S430和操作S440的数据。

[0140] 网络模型执行模块320可基于低分辨率样本输入图像LR_SAM_IIMG生成高分辨率样本输出图像HR_SAM_OIMG,并且可基于低分辨率预测输入图像LR_PRED_IIMG生成高分辨率预测输出图像HR_PRED_OIMG。换句话说,网络模型执行模块320可执行图10中的操作S420和操作S430的至少一部分。例如,网络模型执行模块320可被实现为执行图6A的超分辨率卷积网络模型。例如,用于执行超分辨率卷积网络模型的组件可由网络模型执行模块320和图7中的残差模块210共享。例如,超分辨率卷积网络模型可基于低分辨率样本输入图像LR_SAM_IIMG生成高分辨率样本输出图像HR_SAM_OIMG,并且可基于低分辨率预测输入图像LR_PRED_IIMG生成高分辨率预测输出图像HR_PRED_OIMG。

[0141] 网络模型执行模块320可生成更新信号U_SIG,以通知模型更新模块330基于高分辨率样本参考图像HR_SAM_RIMG和高分辨率样本输出图像HR_SAM_OIMG来训练和/或更新超分辨率卷积网络模型。换句话说,模型更新模块330可执行图10中的操作S420的至少一部分。例如,模型更新模块330可响应于更新信号U_SIG来执行操作S420的至少一部分。

[0142] 训练检查模块340可基于高分辨率预测参考图像HR_PRED_RIMG和高分辨率预测输出图像HR_PRED_OIMG生成表示训练超分辨率卷积网络模型的结果的结果信号R_SIG。换句话说,训练检查模块340可执行图10中的操作S440。基于结果信号R_SIG,可重新训练超分辨率卷积网络模型或者可终止训练处理。例如,结果信号R_SIG可指示超分辨率卷积网络模型的训练或重新训练已经完成。

[0143] 图10的训练处理可被描述为根据示例实施例的训练超分辨率卷积网络模型的方法,并且图12的训练模块300可被描述为根据示例实施例的用于训练超分辨率卷积网络模

型的训练装置。

[0144] 图13、图14A、图14B、图14C、图15A、图15B、图15C、图15D、图15E和图16是用于描述根据示例实施例的基于超分辨率处理图像的方法的性能的示图。

[0145] 参照图13,各种超分辨率方案或技术的性能被示出,其中,图13中的“Ex”、“Ey”和“Ez”表示电磁场幅度图像的分量。在图13和随后的图中,“情况1”表示使用比较插值操作的情况,“情况2”表示使用比较超分辨率卷积神经网络(SRCNN)的情况,“情况3”表示使用比较快速超分辨率卷积神经网络(FSRCNN)的情况,“情况4”表示使用比较极深超分辨率卷积神经网络(VDSR)的情况,并且“情况5”表示使用根据示例实施例的FRSR的情况。

[0146] 均方根误差(RMSE)和决定系数(或 R^2 得分)可用作评估的指标。RMSE可以是表示预测值与真实(或实际)值之间的差的指标,并且可基于等式5来计算。在等式5中,n表示样本的数量, Y_i 表示预测值, Y_{real_i} 表示真实值。例如,RMSE越小,性能越好;并且RMSE越大,性能越差。决定系数可以是表示估计模型适合于给定数据的程度的指标,并且可基于等式6来计算。在等式6中, X_i 表示输入数据, $\bar{X}$ 和 $\bar{Y}$ 分别表示 X_i 和 Y_i 的平均值。例如,决定系数越大,性能越好。

$$[0147] \quad RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - Y_{real_i})^2}{n}} \quad [\text{等式 5}]$$

$$[0148] \quad R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \right)^2 \quad [\text{等式 6}]$$

[0149] 如图13中所示,可看出,与情况1、情况2、情况3和情况4相比,在使用根据示例实施例的FRSR的情况5的情况下,它在RMSE和决定系数的评估中具有更好的性能。

[0150] 参照图14A、图14B和图14C,对基于24个波长的样本的RMSE和决定系数进行比较的结果被示出。可看出,与情况2、情况3和情况4相比,在使用根据示例实施例的FRSR的情况5的情况下,它在RMSE和决定系数的评估中具有更好的性能。

[0151] 参照图15A、图15B、图15C、图15D和图15E,使用被应用于纳米光学器件模拟空间的超分辨率处理生成高分辨率图像的结果被示出。与大约800nm的波长处的特定狭缝设计相关联的电磁场幅度图像的“Ex”分量被示出为热图。图15A示出作为示例的狭缝设计。图15B和图15C分别示出低分辨率图像和对应的高分辨率参考图像(例如,正确答案图像)。图15D示出使用根据示例实施例的FRSR(例如,对应于情况5)生成的高分辨率图像。图15E示出使用比较插值操作(例如,对应于情况1)生成的高分辨率图像。可看出,与情况1相比,在使用根据示例实施例的FRSR的情况5的情况下,更好的高分辨率图像被生成。

[0152] 参照图16,训练大约6,720个数据所需的时间被示出。可看出,与情况2、情况3和情况4相比,在使用根据示例实施例的FRSR的情况5的情况下,所需的处理时间减少,因此更好的性能被实现。

[0153] 图17是示出根据示例实施例的预测半导体装置的特性的方法的流程图。

[0154] 参照图17,根据示例实施例的预测半导体装置的特性的方法在设计和/或制造半

导体装置时被执行,并且由特性预测装置执行。将参照图19和图25描述特性预测装置的详细配置。

[0155] 在根据示例实施例的预测半导体装置的特性的方法中,使用低分辨率输入特性数据和超分辨率卷积网络模型来获得高分辨率输出特性数据(操作S1100)。超分辨率卷积网络模型可执行残差学习和后上采样。超分辨率卷积网络模型可对低分辨率输入特性数据进行操作以生成高分辨率输出特性数据。高分辨率输出特性数据和低分辨率输入特性数据与半导体装置相关联。超分辨率卷积网络模型可如参照图6A所描述的那样实现。

[0156] 使用高分辨率输出特性数据来检查半导体装置的特性(操作S1200)。例如,半导体装置可以是纳米光学器件。例如,半导体装置可以是包括多个像素的图像传感器,并且可以是互补金属氧化物半导体(CMOS)图像传感器。将参照图20、图21、图22A和图22B描述图像传感器的详细配置。

[0157] 例如,半导体装置的特性可对应于包括在图像传感器中的多个像素的光效率。在一个实施例中,在半导体装置是图像传感器的情况下,可使用高分辨率输出图像或者高分辨率输出特性数据来预测图像传感器的多个像素的光效率。例如,半导体装置的特性(例如,纳米光学特性)可由电磁场的幅度方面的两个电场分量 E_x 和 E_y 以及一个磁场分量 H_z 组成。例如,可根据两个电场分量 E_x 和 E_y 以及一个磁场分量 H_z 来确定光效率。例如,半导体装置的特性可包括与图像的红色(R)分量、绿色(G)分量和蓝色(B)分量类似的三个分量。

[0158] 在纳米光学中,超分辨率可被应用,使得可在更精细的晶格(lattice)单元中计算晶格单元模拟空间中的每个晶格中包括的装置特性值。当晶格的尺寸相对大时,它可被定义为低分辨率特性数据(例如,低分辨率图像)。当晶格的尺寸相对小时,它可被定义为高分辨率特性数据(例如,高分辨率图像)。

[0159] 在根据示例实施例的预测半导体装置的特性的方法中,可通过将低分辨率特性数据应用于超分辨率卷积网络模型来生成高分辨率特性数据。当使用超分辨率卷积网络模型时,可从少量的输入特性值获得大量的输出特性值,并且可在相对短的时间内获得具有提高的准确度的特性值。因此,可提高半导体装置的设计和制造效率。

[0160] 图18是示出图17中的获得高分辨率输出特性数据的示例的流程图。为了简洁,将省略与图1重复的描述。

[0161] 参照图17和图18,当获得与半导体装置相关联的高分辨率输出特性数据(操作S1100)时,通过使用超分辨率卷积网络模型对低分辨率输入特性数据顺序地执行多个计算操作来生成残差特性数据(操作S1110)。通过对低分辨率输入特性数据执行插值操作来生成插值特性数据(操作S1120)。通过将残差特性数据与插值特性数据相加来生成高分辨率输出特性数据(操作S1130)。例如,残差特性数据可被加到插值特性数据以生成和,并且可从该和生成高分辨率输出特性数据。高分辨率输出特性数据可具有比低分辨率输入特性数据的分辨率高的分辨率。

[0162] 除了术语“图像”被改变为“特性数据”之外,图18中的操作S1110、操作S1120和操作S1130可分别与图1中的操作S100、操作S200和操作S300基本上相同。当特性数据以二维数据的形式实现时,术语“特性数据”可被理解为与术语“图像”相同。

[0163] 图19是示出根据示例实施例的特性预测装置的框图。为了简洁,将省略与图2和图7重复的描述。

[0164] 参照图19,特性预测装置400包括高分辨率特性获得模块500和特性检查模块600。

[0165] 高分辨率特性获得模块500基于低分辨率输入特性数据LR_IN_CDAT获得和/或生成高分辨率输出特性数据HR_OUT_CDAT。例如,高分辨率特性获得模块500可类似于图2中的高分辨率图像获得模块200,并且可包括如参照图7描述的残差模块、插值模块和加法器模块。换句话说,高分辨率特性获得模块500可执行图17中的操作S1100和图18中的操作S1110、操作S1120和操作S1130。

[0166] 特性检查模块600基于高分辨率输出特性数据HR_OUT_CDAT生成表示半导体装置的特性的结果数据R_DAT。换句话说,特性检查模块600可执行图17中的操作S1200。

[0167] 在一个示例实施例中,高分辨率特性获得模块500和特性检查模块600被实现为单个集成模块。在其他示例实施例中,高分辨率特性获得模块500和特性检查模块600可被实现为单独且不同的模块。在一些示例实施例中,特性预测装置400可如图3所示被实现。例如,高分辨率特性获得模块500和特性检查模块600二者可以以软件实现,并且图3中的程序PR可对应于高分辨率特性获得模块500和特性检查模块600。

[0168] 图20是示出图像传感器的框图,该图像传感器是应用根据示例实施例的预测半导体装置的特性的方法的目标的示例。

[0169] 参照图20,图像传感器800包括像素阵列810和图像传感器驱动器集成电路。图像传感器驱动器集成电路可包括行驱动器820(例如,驱动器电路)、相关双采样(CDS)块830(例如,CDS电路)、模数转换(ADC)块840(例如,模数转换器)、数字信号处理器(DSP)850、斜坡信号生成器860和时序控制器880(例如,控制电路)。

[0170] 像素阵列810可包括以矩阵形成布置的多个像素(或单位像素)PX。多个像素PX中的每个可连接到多个行RW1、RW2、……、RWX中的相应一个和多个列CL1、CL2、……、CLY中的相应一个,其中,X和Y中的每个是大于或等于二的自然数。像素阵列810可基于入射光生成多个模拟像素信号VP1、VP2、……、VPY。将参照图21描述多个像素PX中的每个的示例。

[0171] 行驱动器820可连接到像素阵列810的多个行RW1至RWX。行驱动器820可生成用于驱动多个行RW1至RWX的驱动信号。例如,行驱动器820可逐行驱动包括在像素阵列810中的多个像素PX。

[0172] 相关双采样块830可包括多个相关双采样电路(CDS)830a、830b、……、830c。多个相关双采样电路830a至830c可连接到像素阵列810的多个列CL1至CLY。多个相关双采样电路830a至830c可对从像素阵列810输出的多个模拟像素信号VP1至VPY执行相关双采样操作。

[0173] 模数转换块840可包括多个模数转换器840a、840b、……、840c。多个模数转换器840a至840c可经由多个相关双采样电路830a至830c连接到像素阵列810的多个列CL1至CLY。多个模数转换器840a至840c可执行列模数转换操作,列模数转换操作将多个模拟像素信号VP1至VPY(例如,从多个相关双采样电路830a至830c输出的多个相关双采样后的模拟像素信号)并行地(例如,同时或并发地)转换为多个数字信号CNT1、CNT2、……、CNTY。

[0174] 多个模数转换器840a至840c中的每个可包括多个比较器842a、842b、……、842c(例如,比较器电路)中的相应一个和多个计数器(CNT)844a、844b、……、844c(例如,计数器电路)中的相应一个。例如,第一模数转换器840a可包括第一比较器842a和第一计数器844a。第一比较器842a可将第一模拟像素信号VP1(例如,从第一相关双采样电路830a输出

的相关双采样后的第一模拟像素信号)与斜坡信号VRAMP进行比较,以生成第一比较信号CS1。第一计数器844a可对第一比较信号CS1的电平转换时序进行计数以生成第一数字信号CNT1。

[0175] 可逐行地对包括在像素阵列810中的多个像素PX执行相关双采样块830和模数转换块840的操作。

[0176] 多个相关双采样电路830a至830c和多个模数转换器840a至840c可形成多个列驱动电路。例如,第一相关双采样电路830a和第一模数转换器840a可形成第一列驱动电路。

[0177] 数字信号处理器850可基于多个数字信号CNT1至CNTY执行数字信号处理操作。数字信号处理器850可输出由数字信号处理操作生成的帧数据FDAT。

[0178] 斜坡信号生成器860可生成斜坡信号VRAMP。时序控制器880可控制图像传感器800的整体操作时序,并且可生成包括计数使能信号CNT_EN、时钟信号(未示出)等的控制信号。

[0179] 图21是示出在包括在图20的图像传感器中的像素阵列中包括的像素的示例的电路图。

[0180] 参照图21,像素(或单位像素)900可包括光电转换单元910和信号生成单元912。

[0181] 光电转换单元910可执行光电转换操作。例如,光电转换单元910可在积分模式期间将入射光转换为光电荷。如果包括像素900的图像传感器是CMOS图像传感器,则关于将被捕获的对象的图像信息可通过在积分模式期间通过CMOS图像传感器的打开的快门在光电转换单元910中收集与入射光的强度成比例的电荷载流子(例如,电子-空穴对)被获得。

[0182] 信号生成单元912可基于在读出模式期间由光电转换操作生成的光电荷来生成电信号(例如,模拟像素信号VP)。如果包括像素900的图像传感器是CMOS图像传感器,则快门可被关闭,并且模拟像素信号VP可在积分模式之后的读出模式期间基于电荷载流子的形式的图像信息被生成。例如,如图21中所示,像素900可具有包括四个晶体管的四晶体管结构。

[0183] 例如,信号生成单元912可包括传输晶体管920、复位晶体管940、驱动晶体管950、选择晶体管960和浮置扩散节点930。传输晶体管920可设置在光电转换单元910与浮置扩散节点930之间,并且可包括接收传输信号TX的栅电极。例如,传输晶体管920可响应于传输信号TX而选择性地将光电转换单元910与浮置扩散节点930电连接。复位晶体管940可设置在电源电压VDD与浮置扩散节点930之间,并且可包括接收复位信号RX的栅电极。例如,复位晶体管940可响应于复位信号RX而选择性地将电源电压VDD与浮置扩散节点930电连接。驱动晶体管950可设置在电源电压VDD与选择晶体管960之间,并且可包括连接到浮置扩散节点930的栅电极。例如,驱动晶体管950可响应于浮置扩散节点930的电压而选择性地将电源电压VDD与选择晶体管960电连接。选择晶体管960可设置在驱动晶体管950与输出模拟像素信号VP的输出端子之间,并且可包括接收选择信号SEL的栅电极。例如,选择晶体管960可响应于选择信号SEL而选择性地将驱动晶体管950与用于输出模拟像素信号VP的输出端子电连接。

[0184] 图22A和图22B是示出图20的图像传感器的像素结构的示例的示图。

[0185] 参照图22A和图22B,第一图像传感器800a可包括第一数量的第一像素PX1,并且第二图像传感器800b可包括第二数量的第二像素PX2。第一图像传感器800a和/或第二图像传感器800b可用于实现图像传感器800。例如,包括在第二图像传感器800b中的第二像素PX2的尺寸可小于包括在第一图像传感器800a中的第一像素PX1的尺寸。例如,包括在第二图像

传感器800b中的第二像素的第二数量可大于包括在第一图像传感器800a中的第一像素PX1的第一数量。

[0186] 在一个示例实施例中,低分辨率输入特性数据LR_IN_CDAT对应于第一图像传感器800a的特性,并且高分辨率输出特性数据HR_OUT_CDAT对应于第二图像传感器800b的特性。例如,根据像素单元(或尺寸)的变化的特性可被预先预测。例如,可在改变像素单元的同时通过模拟来收集每个像素的特性值,和/或可使用已经制造的图像传感器来收集每个像素的特性值。可使用收集的特性值来训练超分辨率卷积网络模型,然后可使用超分辨率卷积网络模型来预测较小像素单元的特性值。因此,可在制造之前检查像素尺寸的限制并检查像素特性。

[0187] 图23是示出根据示例实施例的预测半导体装置的特性的方法的流程图。为了简洁,将省略与图8和图17重复的描述。

[0188] 参照图23,在根据示例实施例的预测半导体装置的特性的方法中,操作S1300可与图8中的操作S400基本上相同,并且操作S1100和操作S1200可与参照图17描述的操作基本上相同。

[0189] 图24是示出图23中的执行训练处理的示例的流程图。为了简洁,将省略与图10重复的描述。

[0190] 参照图23和图24,当对超分辨率卷积网络模型执行训练处理(操作S1300)时,获得多个低分辨率样本输入特性数据和与多个低分辨率样本输入特性数据对应的多个高分辨率样本参考特性数据(操作S1310)。基于多个低分辨率样本输入特性数据和多个高分辨率样本参考特性数据来训练超分辨率卷积网络模型(操作S1320)。基于训练后的超分辨率卷积网络模型和低分辨率预测输入特性数据来获得高分辨率预测输出特性数据(操作S1330)。基于高分辨率预测输出特性数据和与低分辨率预测输入特性数据对应的高分辨率预测参考特性数据来检查训练后的超分辨率卷积网络模型的误差值(操作S1340)。除了术语“图像”被改变为“特性数据”之外,图24中的操作S1310、操作S1320、操作S1330和操作S1340可分别与图10中的操作S410、操作S420、操作S430和操作S440基本上相同。

[0191] 图25是示出根据示例实施例的特性预测装置的框图。为了简洁,将省略与图9和图19重复的描述。

[0192] 参照图25,特性预测装置402包括高分辨率特性获得模块500和特性检查模块600,并且还可包括训练模块700。

[0193] 除了特性预测装置402还包括训练模块700之外,特性预测装置402可与图19的特性预测装置400基本上相同。训练模块700可与图9中的训练模块300基本上相同。例如,训练模块700可包括如参照图12描述的数据提供模块、网络模型执行模块、模型更新模块和训练检查模块。

[0194] 图26是示出根据示例实施例的设计半导体装置的方法的流程图。

[0195] 参照图26,在根据示例实施例的设计半导体装置的方法中,预测半导体装置的特性(操作S2100),并且基于预测半导体装置的特性的结果来设计半导体装置(操作S2200)。可基于参照图17至图25描述的根据示例实施例的预测半导体装置的特性的方法来执行操作S2100。

[0196] 图27是示出根据示例实施例的制造半导体装置的方法的流程图。

[0197] 参照图27,在根据示例实施例的制造半导体装置的方法中,设计半导体装置(操作S3100),并且基于设计半导体装置的结果来制造半导体装置(操作S3200)。可基于参照图26描述的根据示例实施例的设计半导体装置的方法来执行操作S3100。

[0198] 尽管基于图像传感器描述了示例实施例,但是发明构思不限于此。例如,示例实施例可被采用和/或应用于预测各种其他半导体装置的特性且使用预测的特性来设计和/或制造各种其他半导体装置。

[0199] 如本领域技术人员将理解的,发明构思可被实现为系统、方法、计算机程序产品和/或在一个或多个计算机可读介质中实现的计算机程序产品,该一个或多个计算机可读介质具有实现在其上的计算机可读程序代码。计算机可读程序代码可被提供给通用计算机、专用计算机或其他可编程数据处理设备的处理器。计算机可读介质可以是计算机可读信号介质或计算机可读存储介质。计算机可读存储介质可以是任何有形介质,其可包含或存储由指令执行系统、设备或装置使用的程序或者与指令执行系统、设备或装置结合使用的程序。例如,计算机可读介质可以是非暂时性计算机可读介质。

[0200] 发明构思可被应用于执行图像处理的各种电子装置和系统,并且可被应用于设计包括半导体装置的各种电子装置和系统。例如,发明构思可被应用于系统(诸如,个人计算机(PC)、服务器计算机、数据中心、工作站、移动电话、智能电话、平板计算机、膝上型计算机、个人数字助理(PDA)、便携式多媒体播放器(PMP)、数码相机、便携式游戏机、音乐播放器、摄像机、视频播放器、导航装置、可穿戴装置、物联网(IoT)装置、万物联网(IoE)装置、电子书阅读器、虚拟现实(VR)装置、增强现实(AR)装置、机器人装置、无人机、汽车等)。

[0201] 前述是示例实施例的说明,而不应被解释为对其的限制。尽管已经描述了一些示例实施例,但是本领域技术人员将容易理解,在实质上不脱离示例实施例的情况下,可在示例实施例中进行许多修改。因此,所有这样的修改旨在被包括在示例实施例的范围内。因此,应当理解,前述是各种示例实施例的说明,而不应被解释为限于公开的特定示例实施例,并且对公开的示例实施例的修改以及其他示例实施例旨在被包括在所附权利要求的范围内。

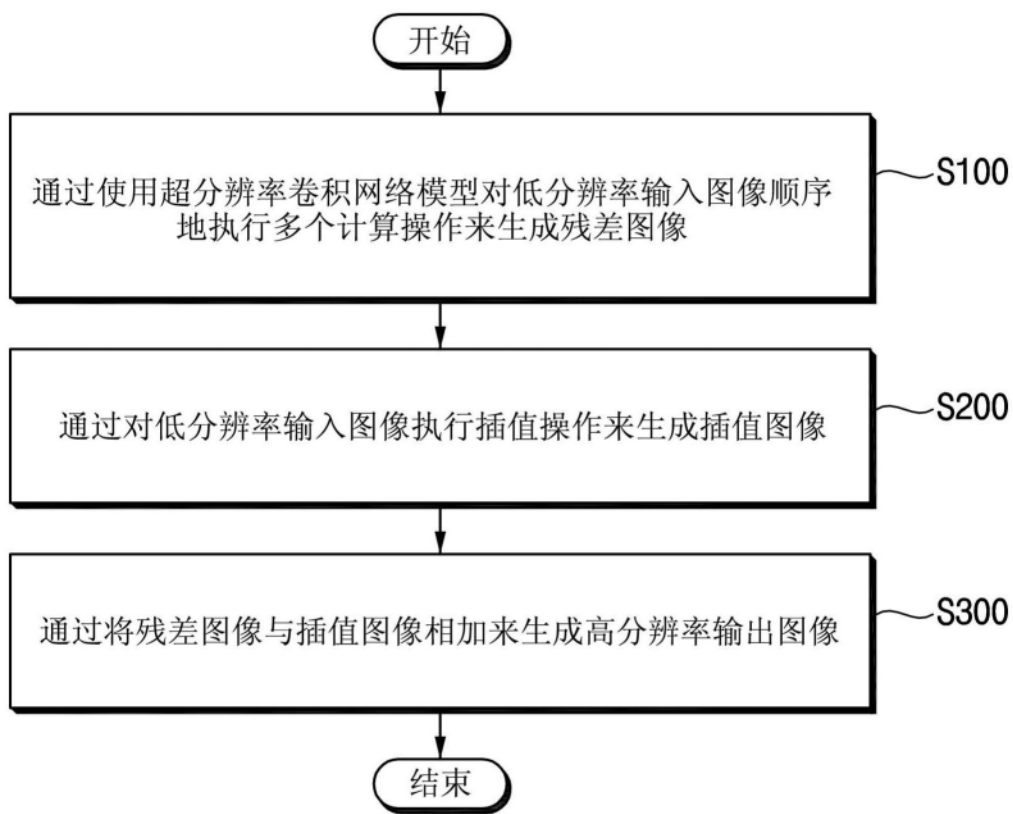


图1

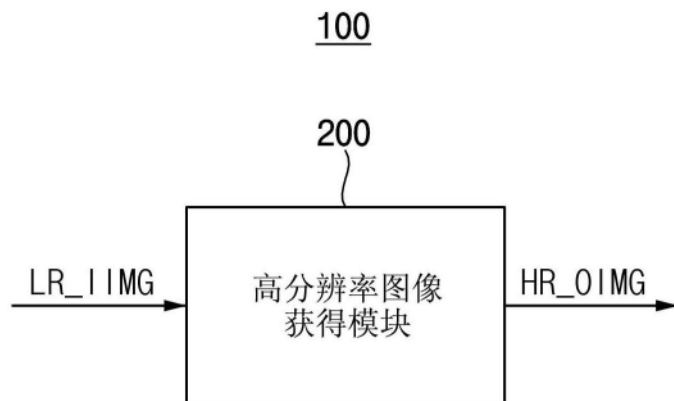


图2

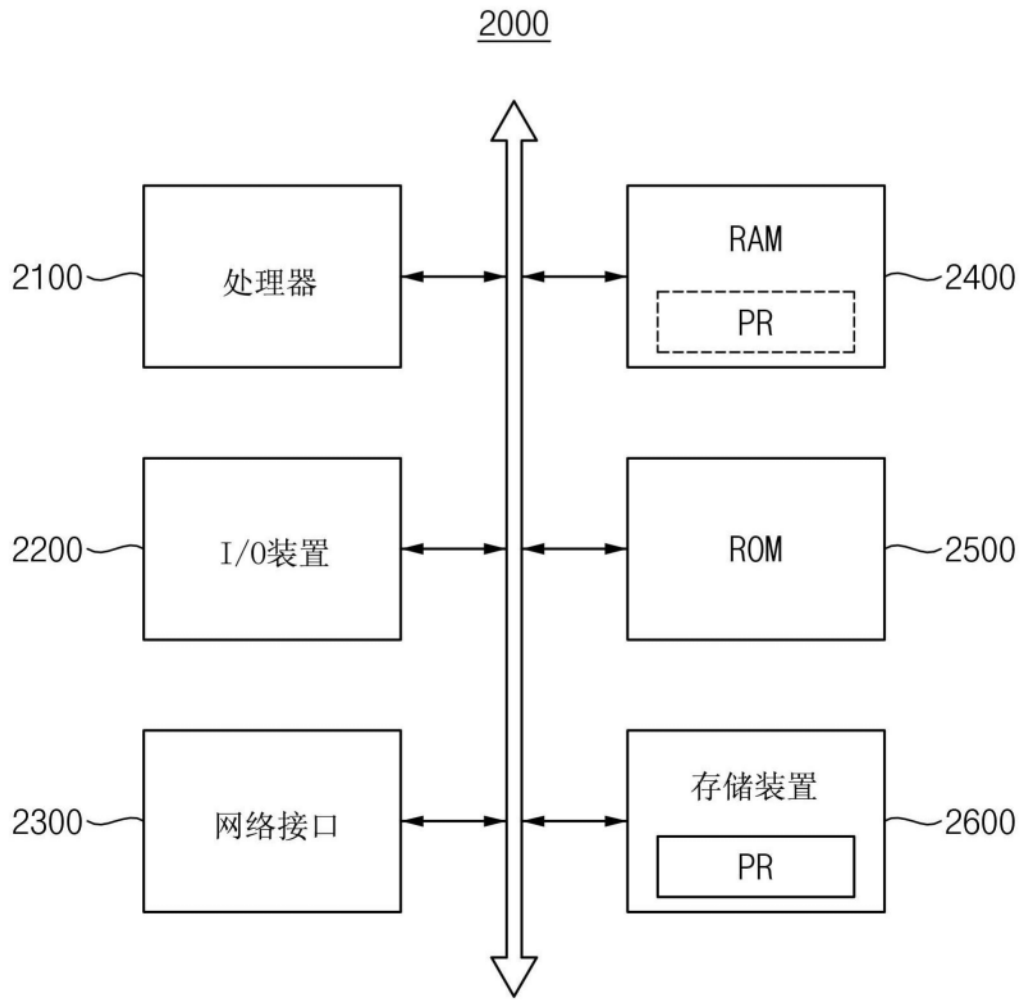


图3

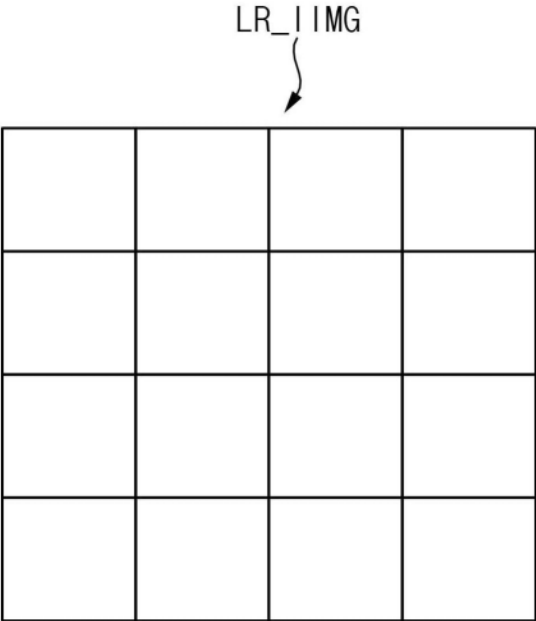


图4A

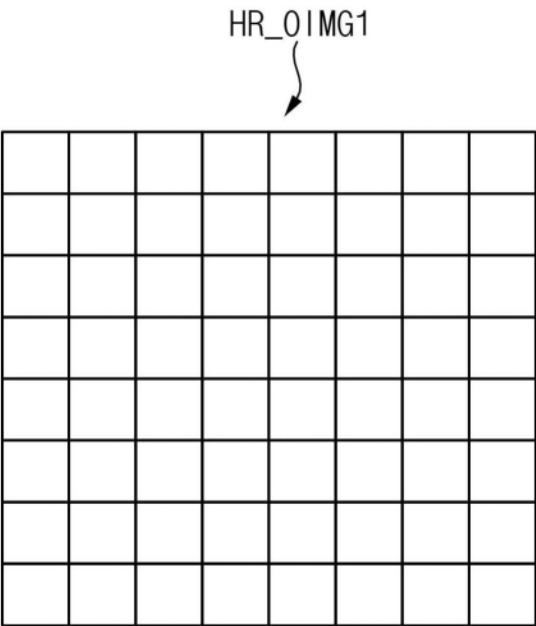


图4B

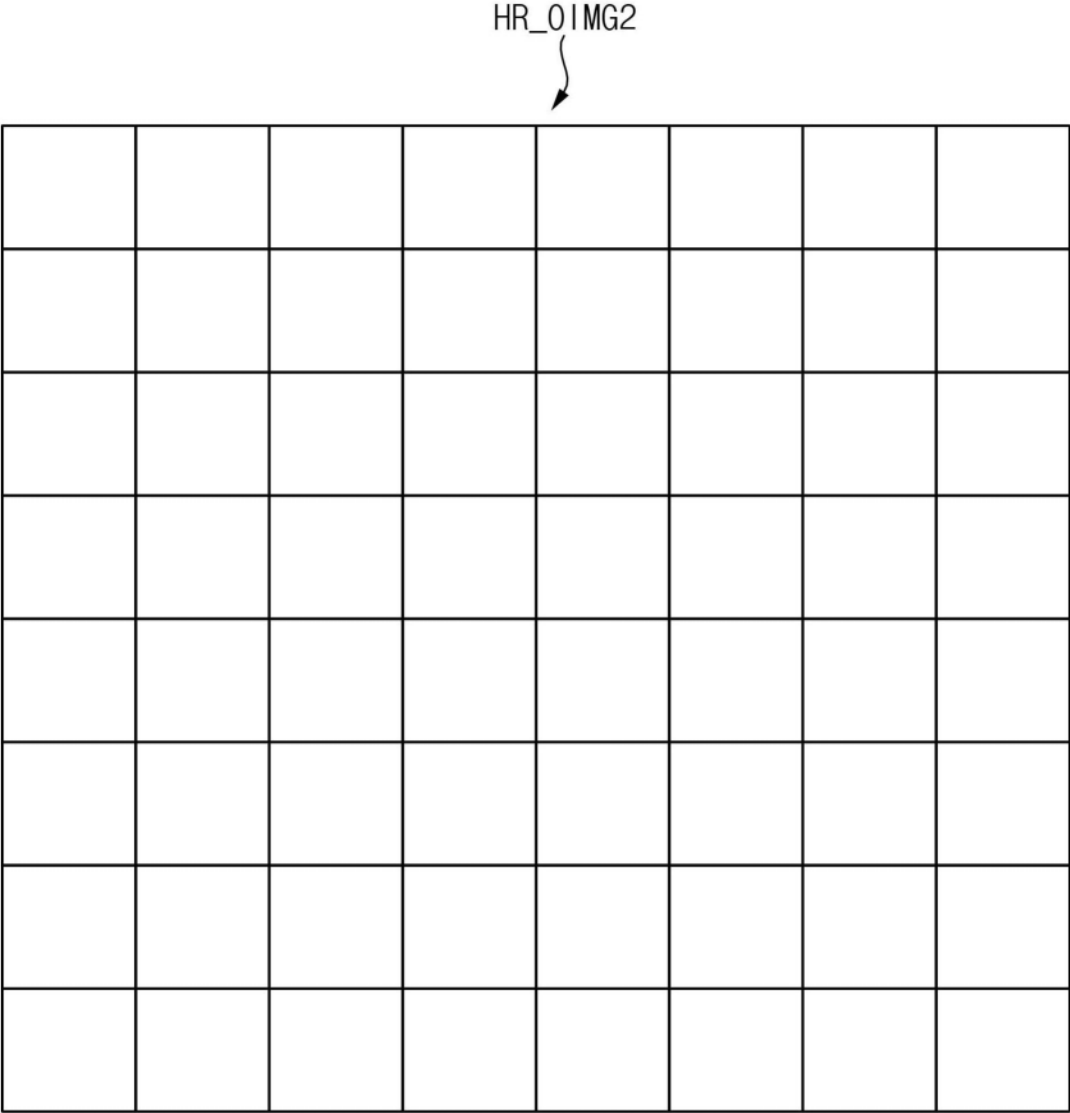


图4C

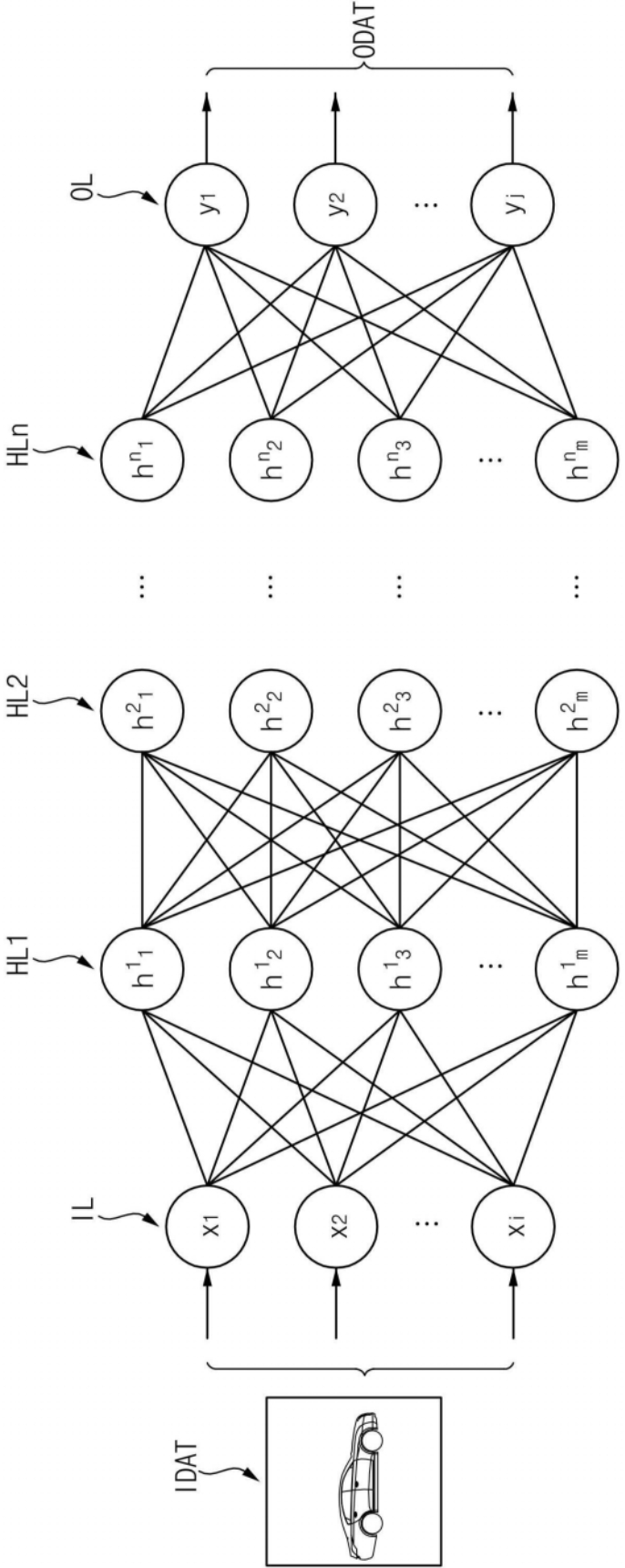


图5A

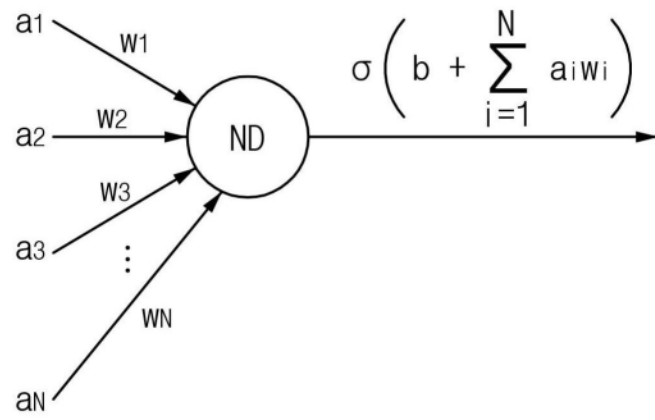


图5B

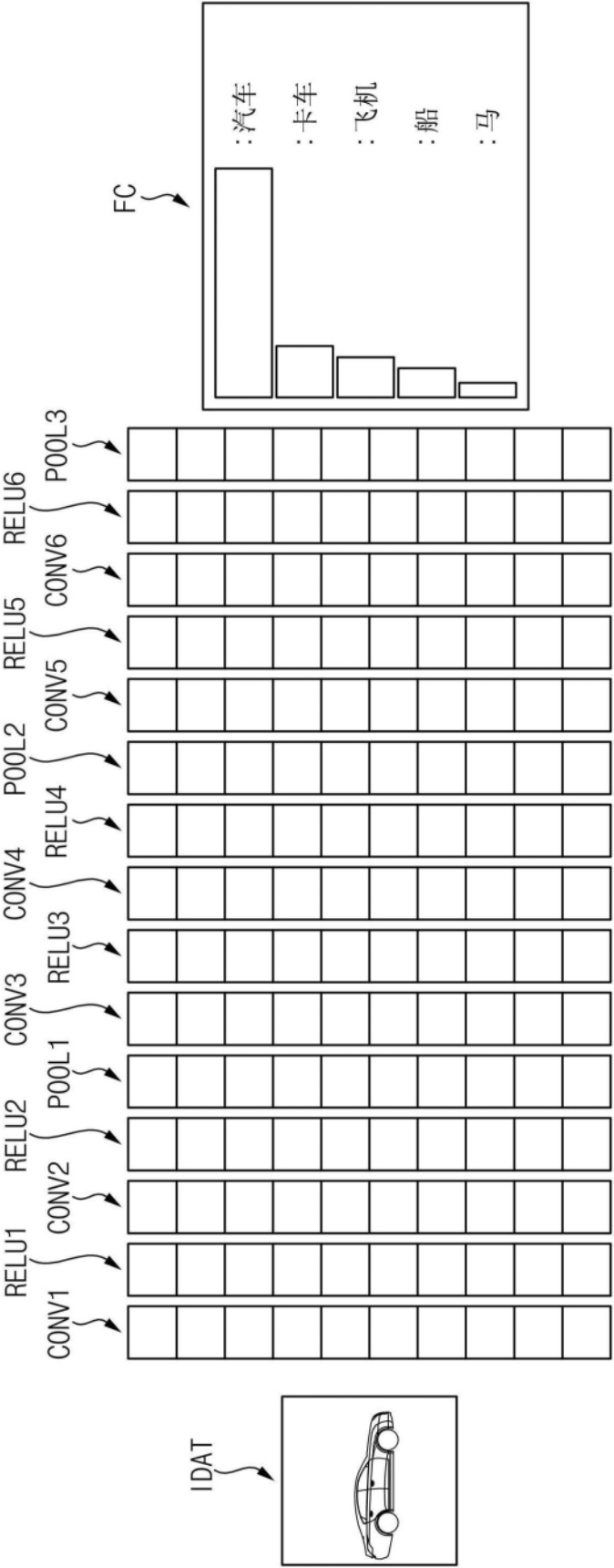


图5C

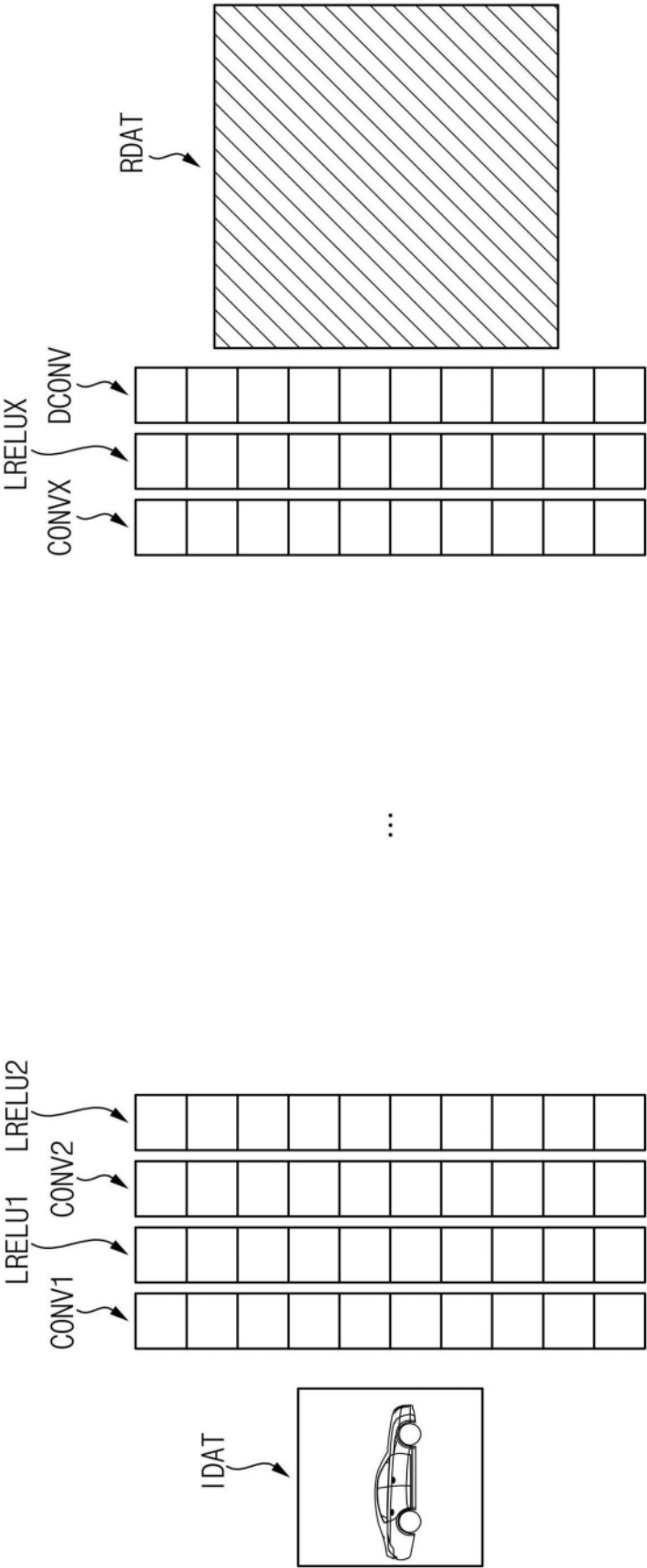


图6A

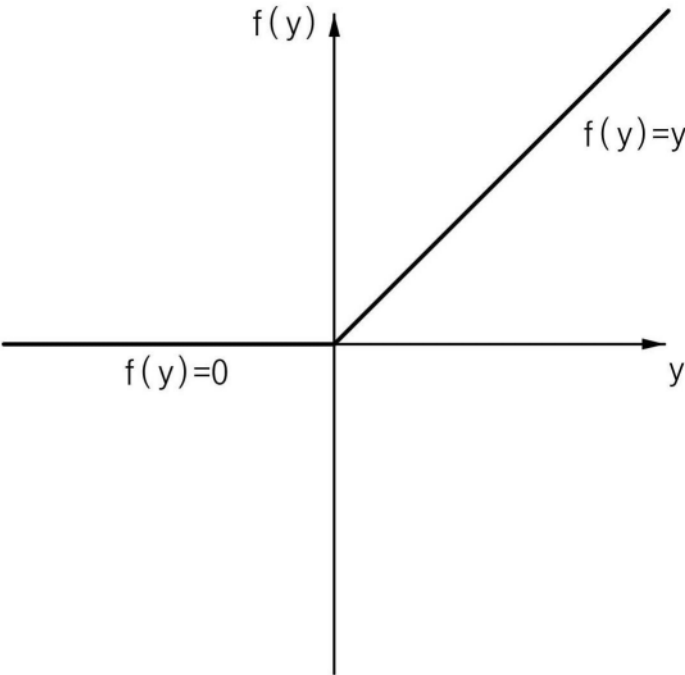


图6B

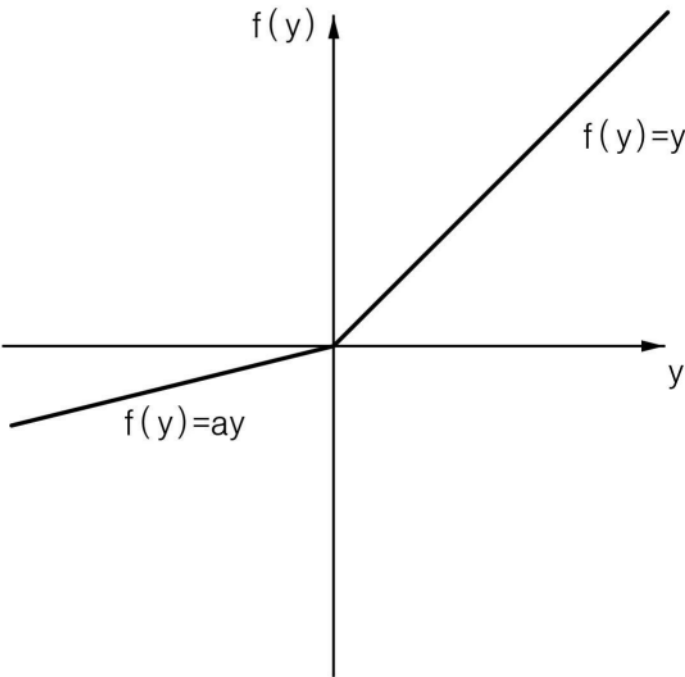


图6C

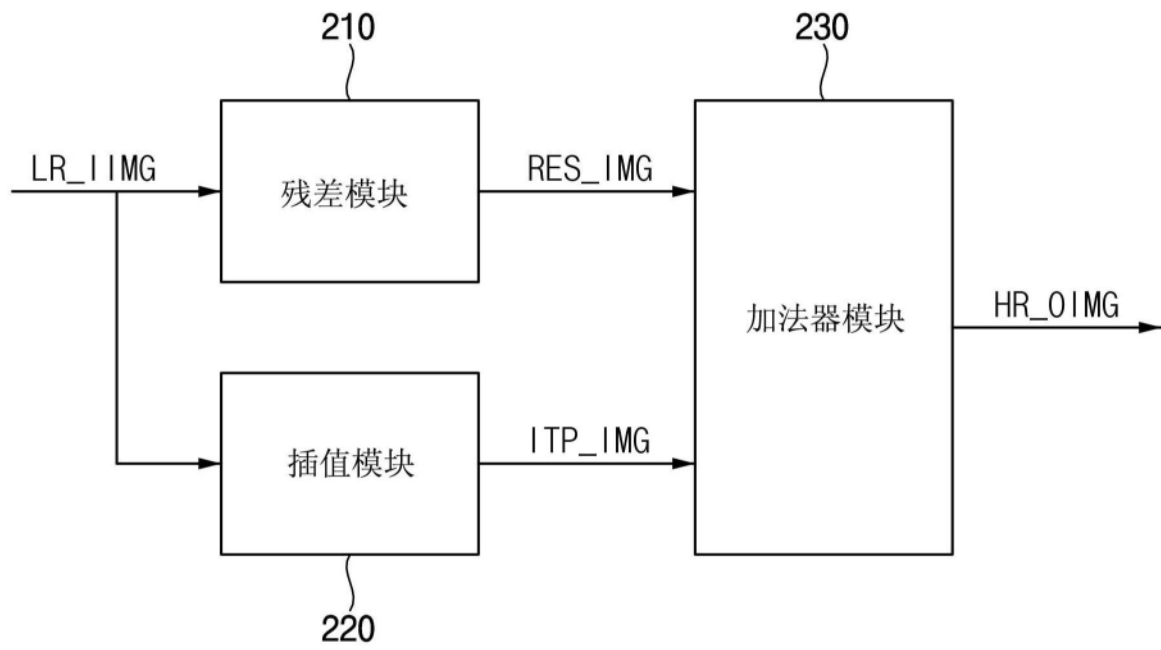
200

图7

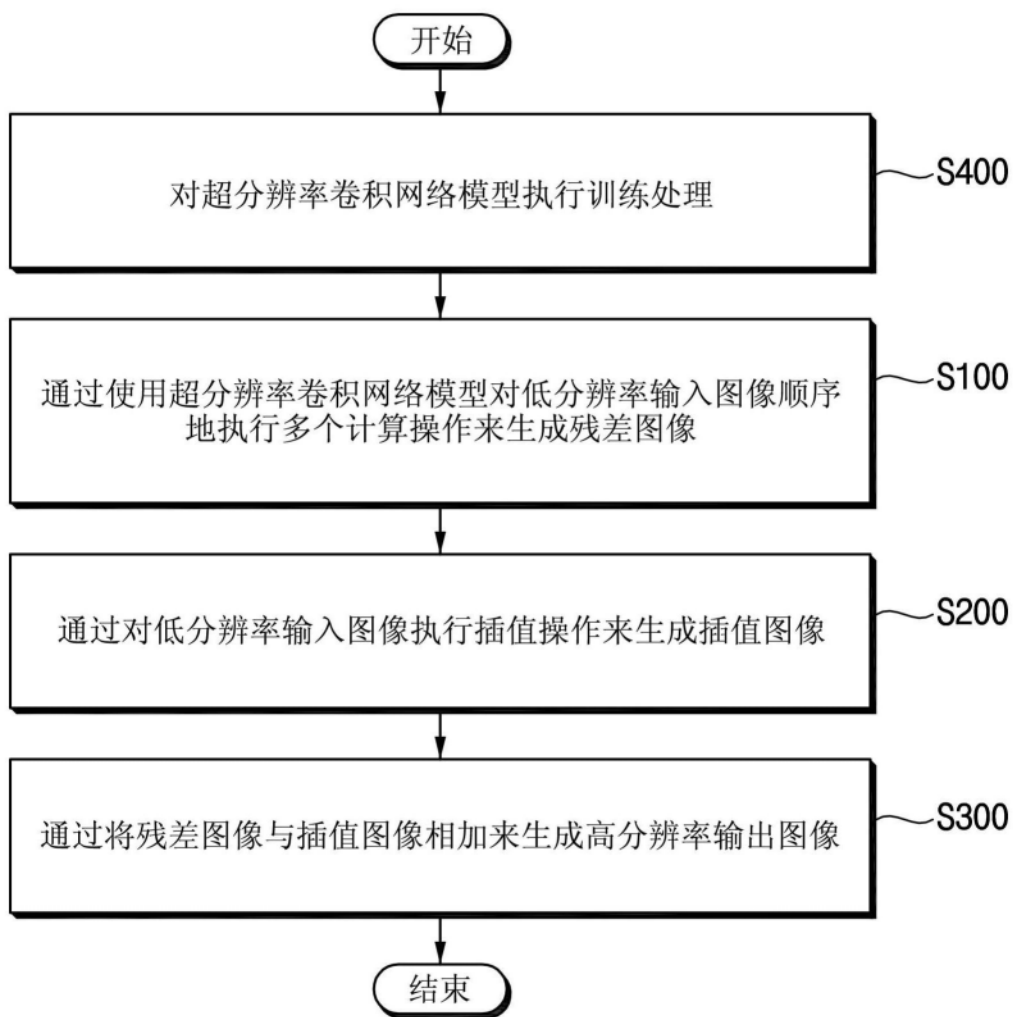


图8

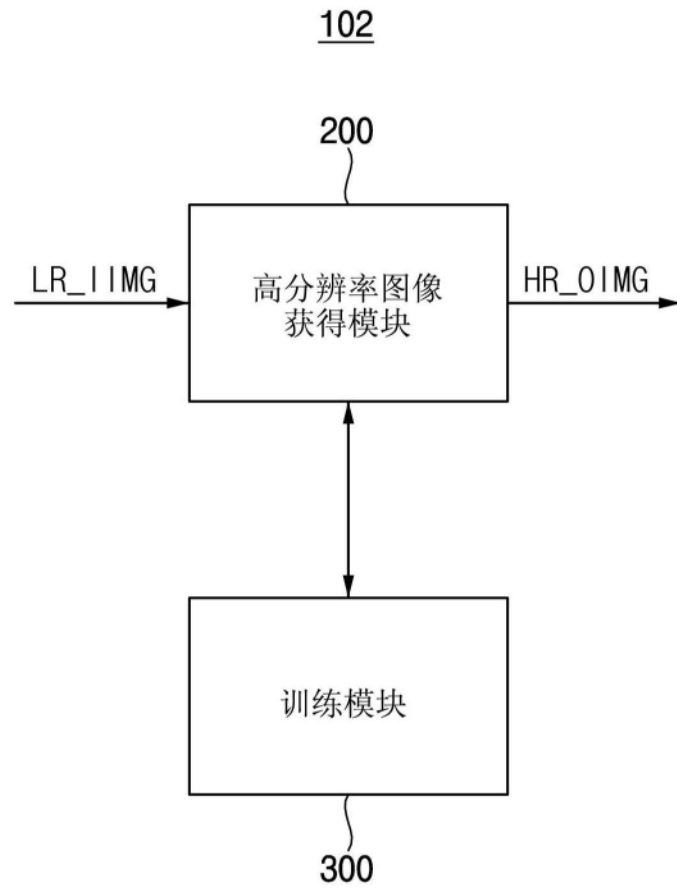


图9

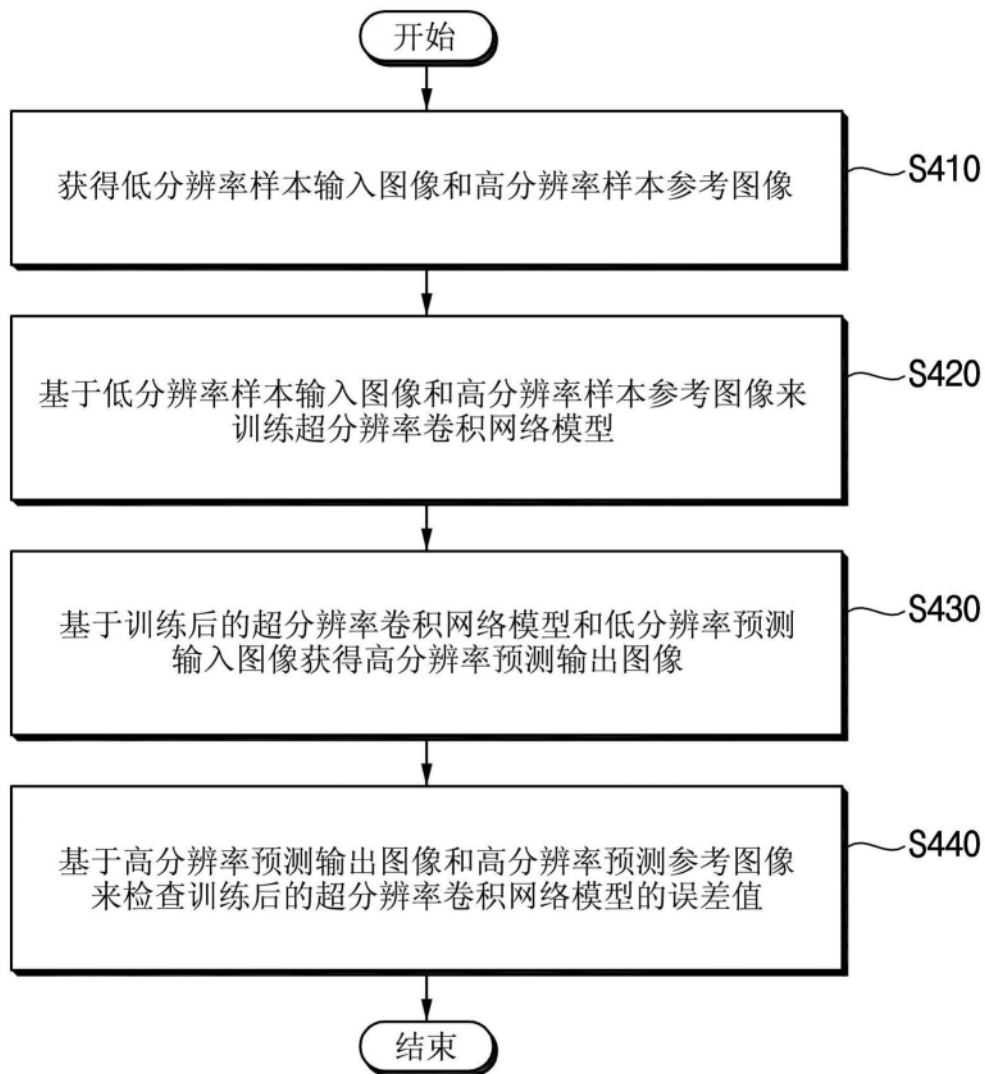


图10

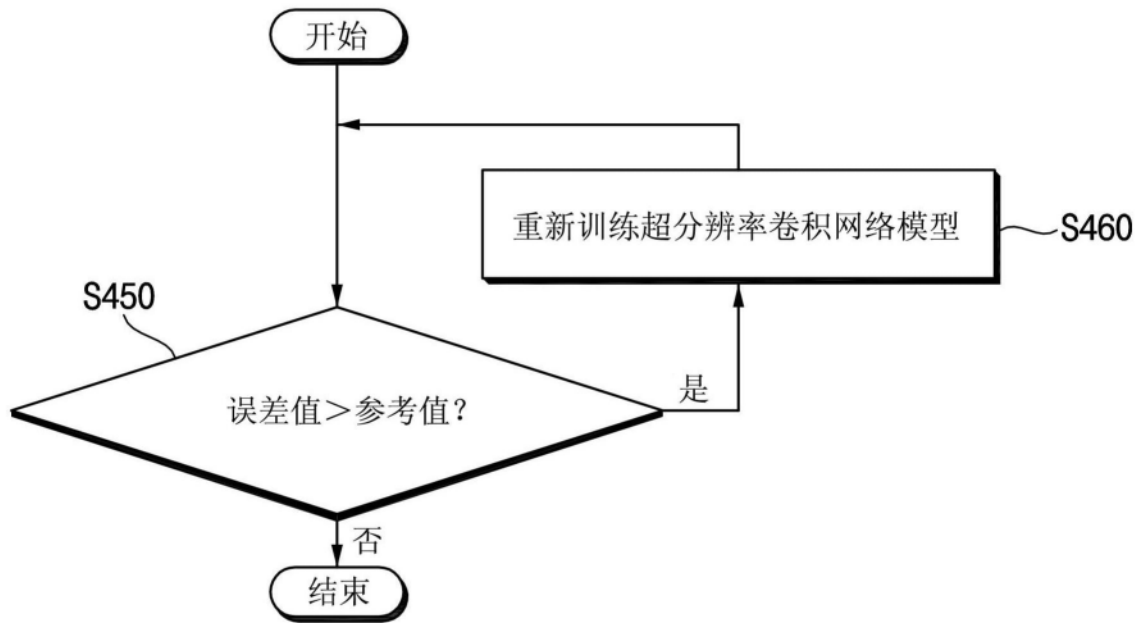


图11

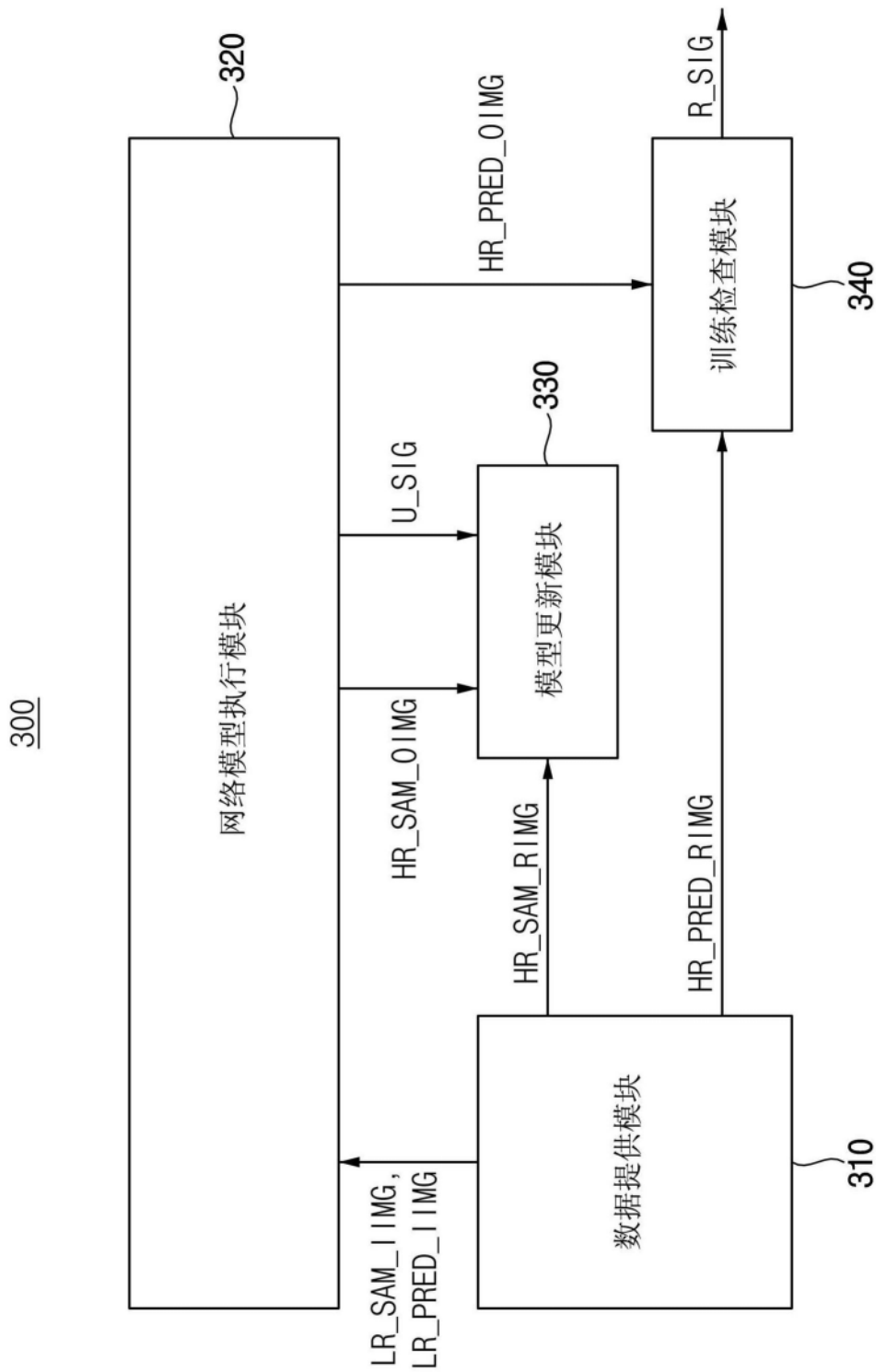


图12

	情况 1		情况 2		情况 3		情况 4		情况 5	
	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²
E _x	0.0536	0.5151	0.0043	0.9872	0.0064	0.9791	0.0035	0.9929	0.0033	0.9936
E _y	0.0120	0.9011	0.0028	0.9903	0.0040	0.9828	0.0023	0.9948	0.0022	0.9945
E _z	0.0207	0.7850	0.0037	0.9891	0.0056	0.9818	0.0031	0.9945	0.0030	0.9942
均值	0.0288	0.7337	0.0036	0.9889	0.0053	0.9813	0.0030	0.9940	0.0028	0.9941

图13

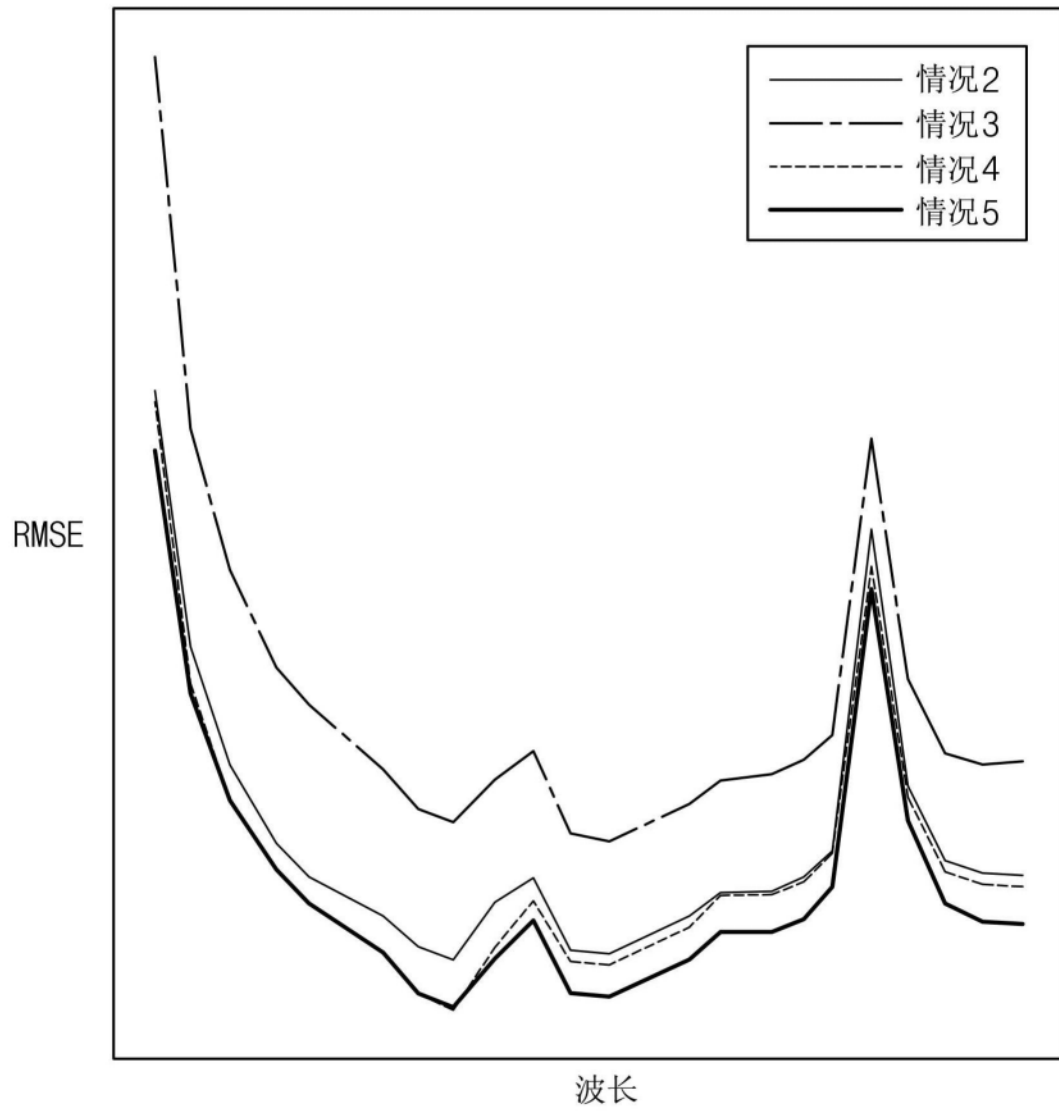


图14A

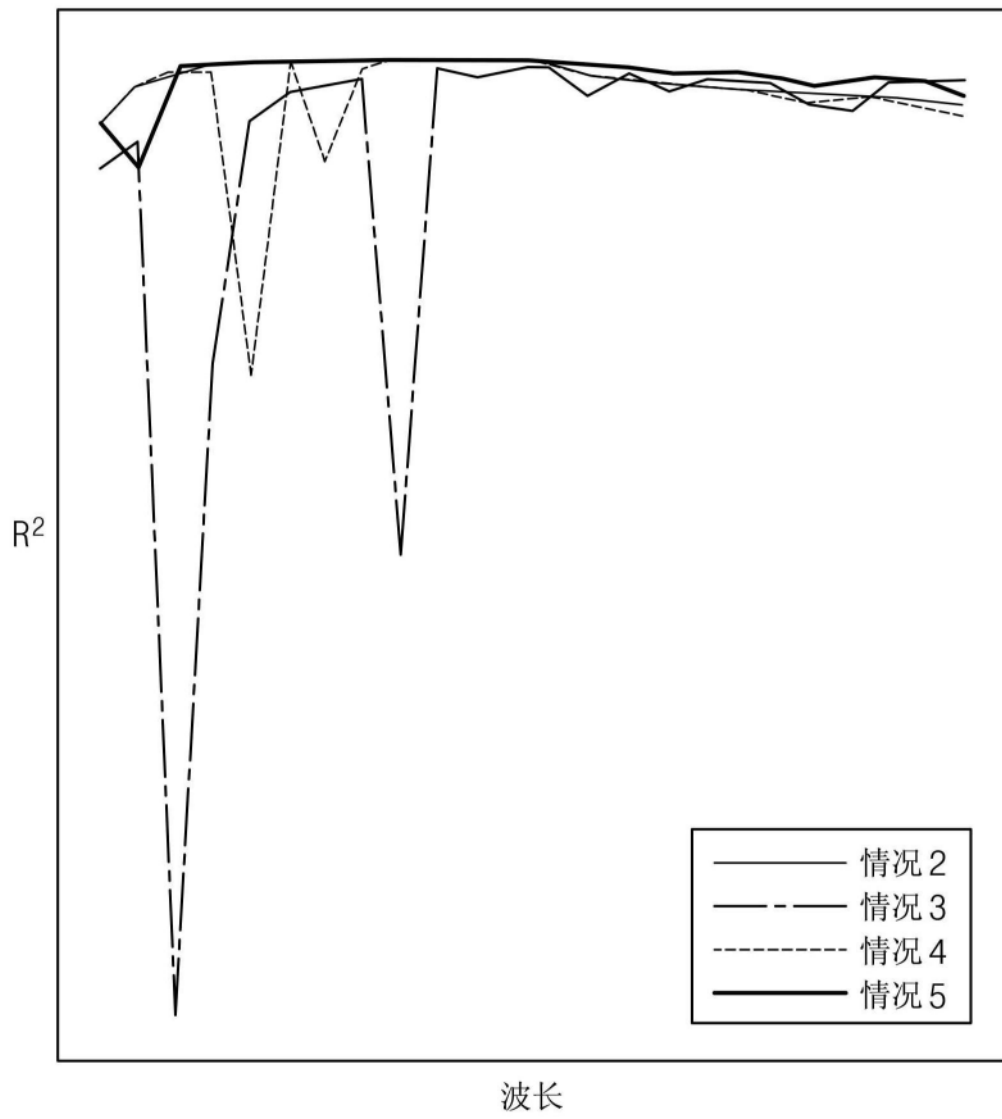


图14B

	情况 2	情况 3	情况 4	情况 5
RMSE的均值	0.0043	0.0061	0.0041	0.0038
R ² 的均值	0.9684	0.8628	0.9435	0.9738

图14C

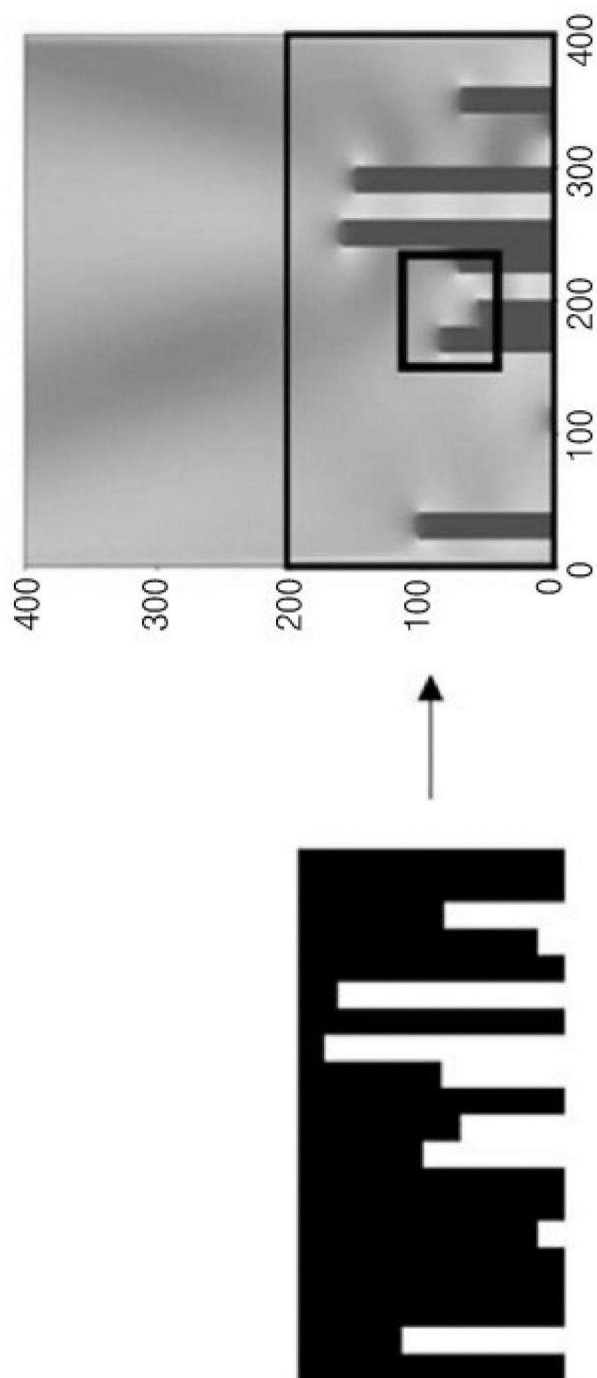


图15A

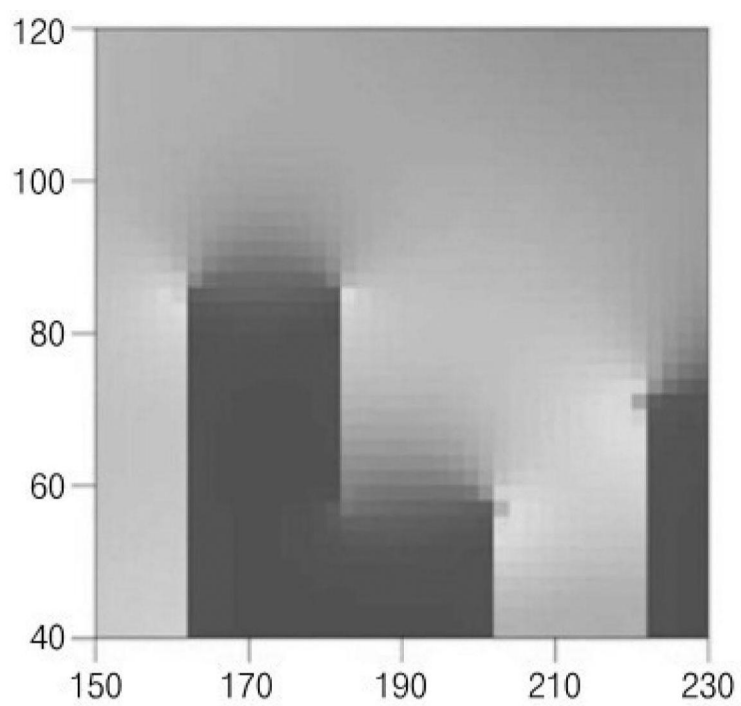


图15B

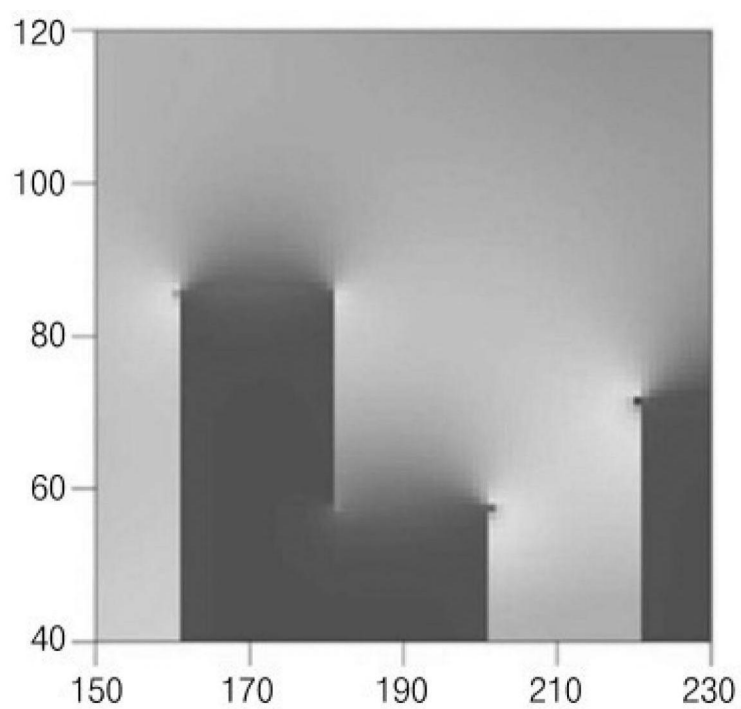


图15C

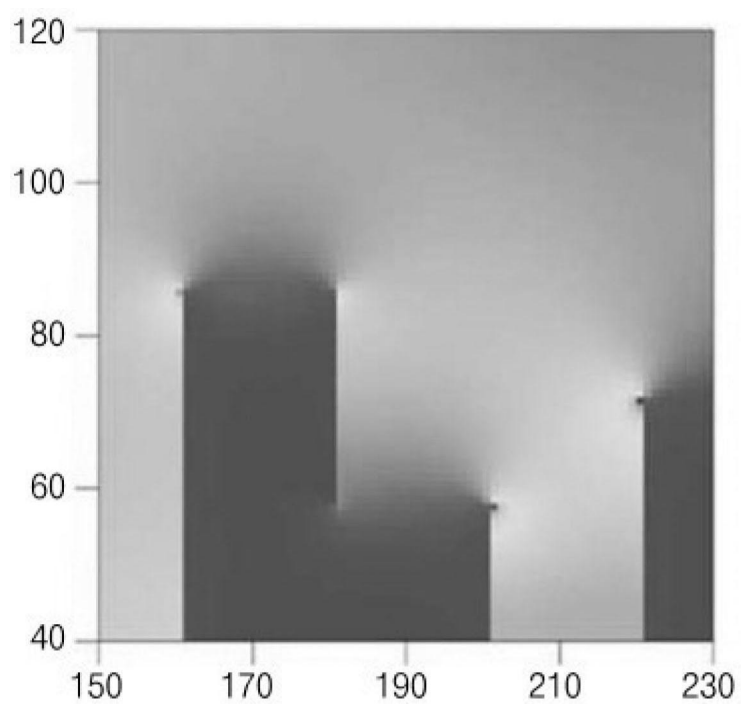


图15D

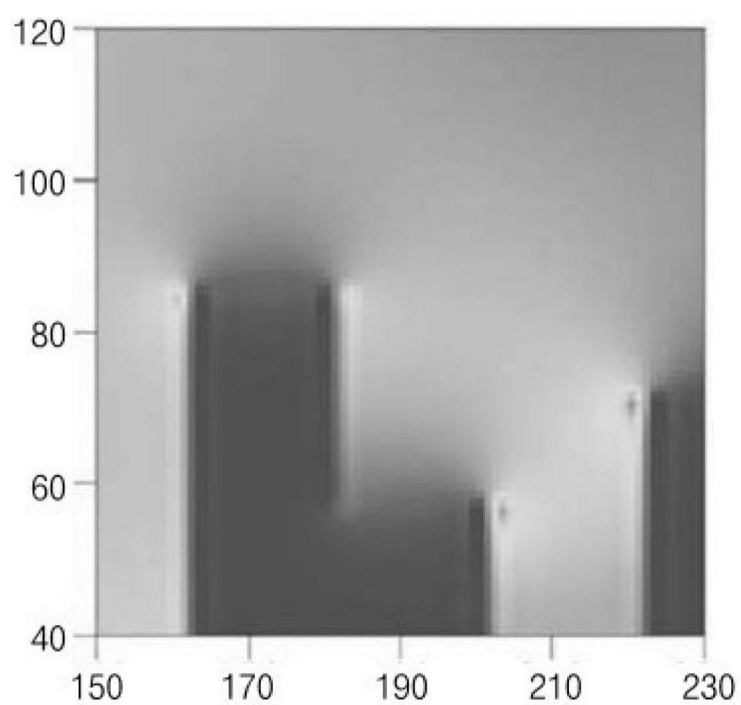


图15E

	情况 2	情况 3	情况 4	情况 5
训练时间	13,361	8,076	24,083	7,000

图16

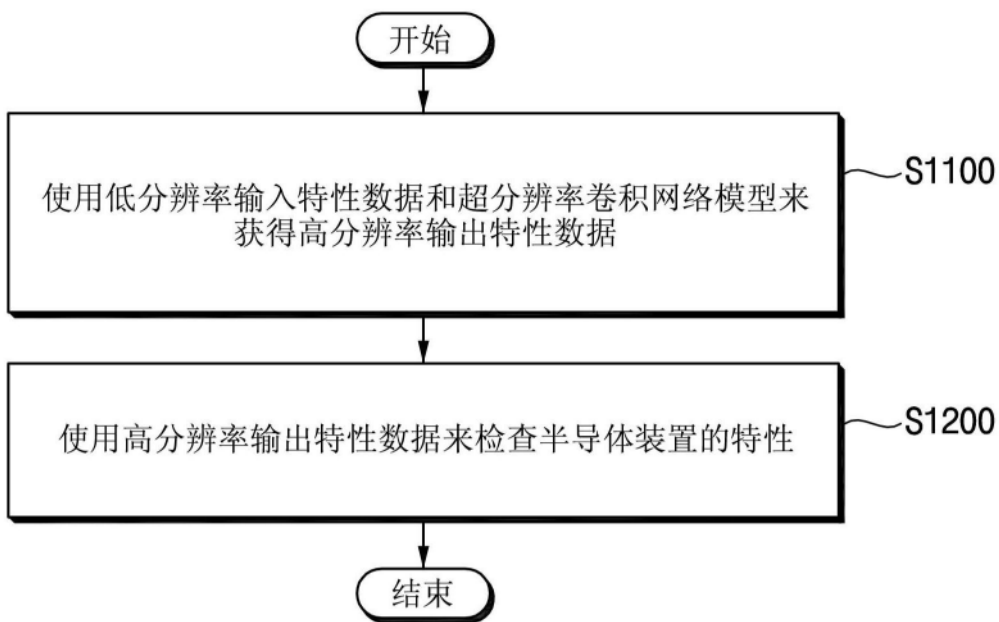


图17

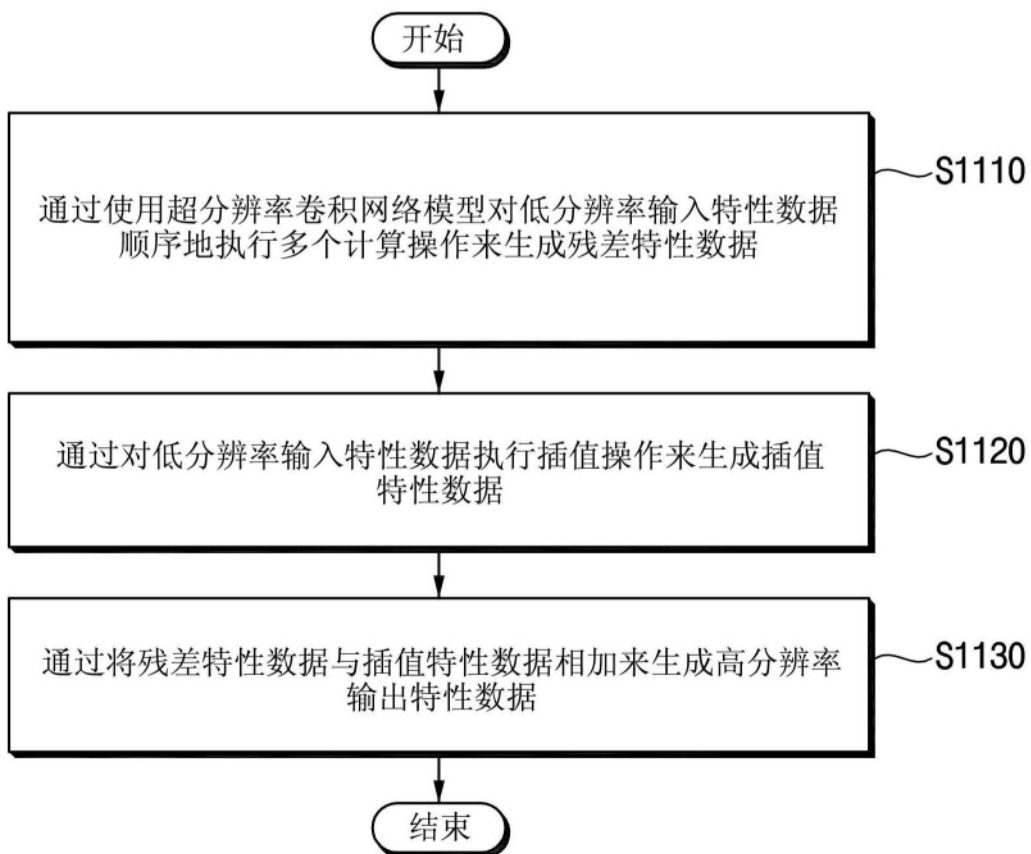


图18

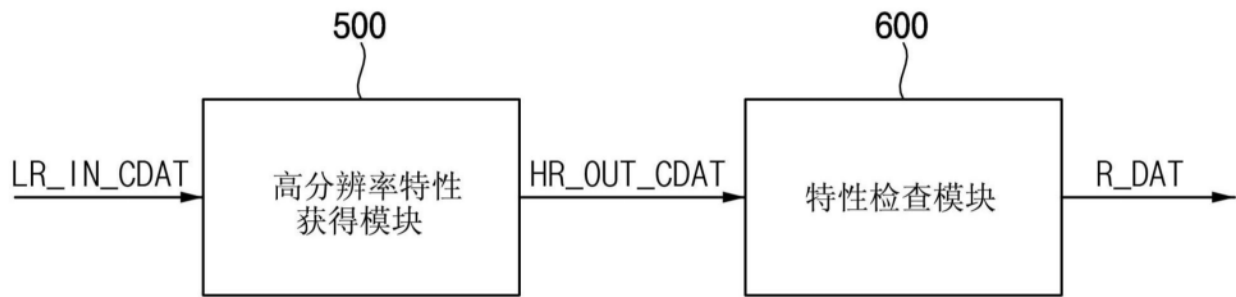
400

图19

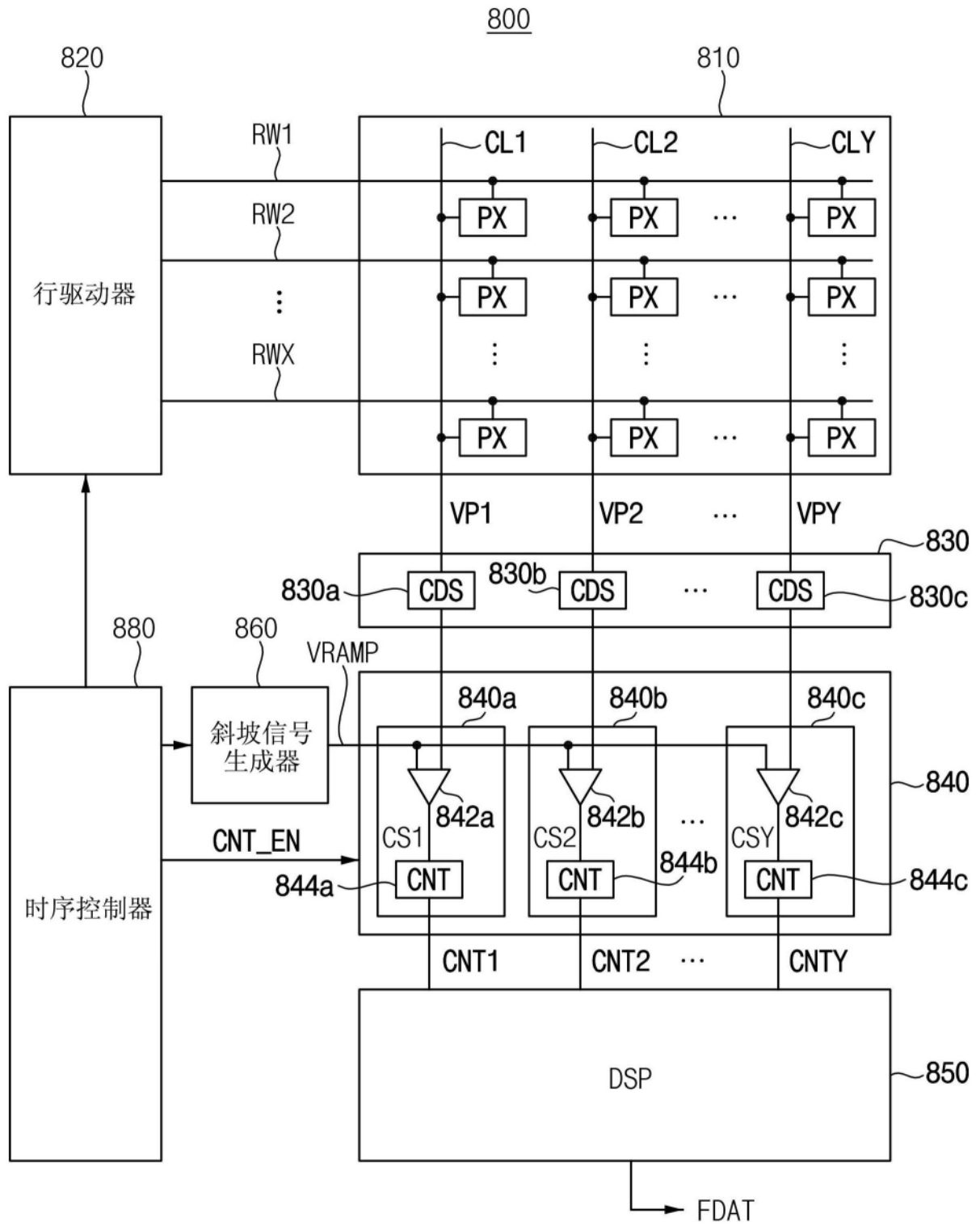


图20

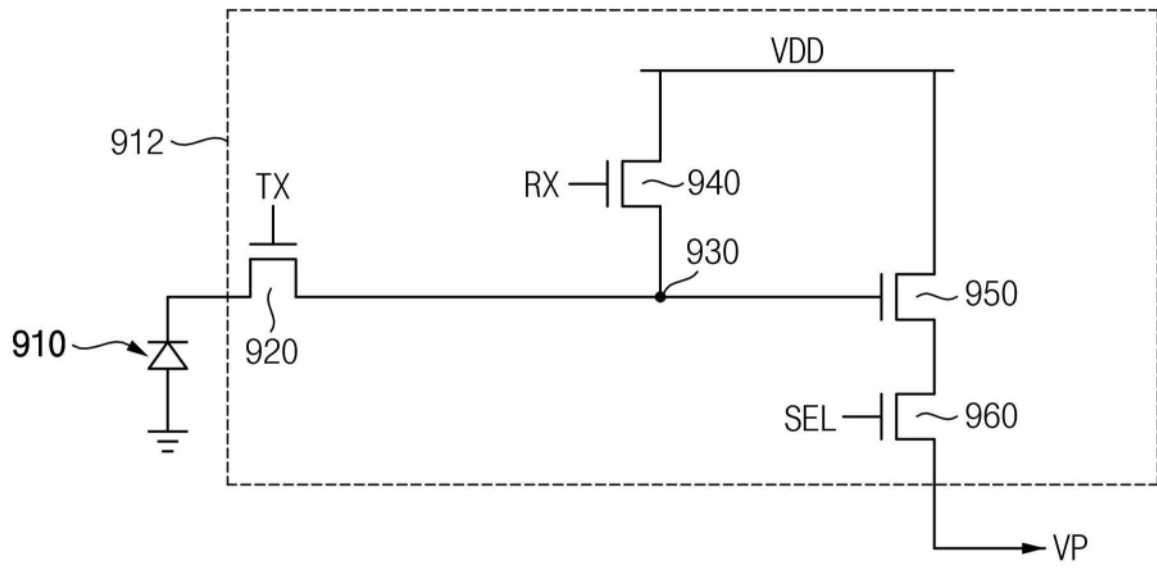
900

图21

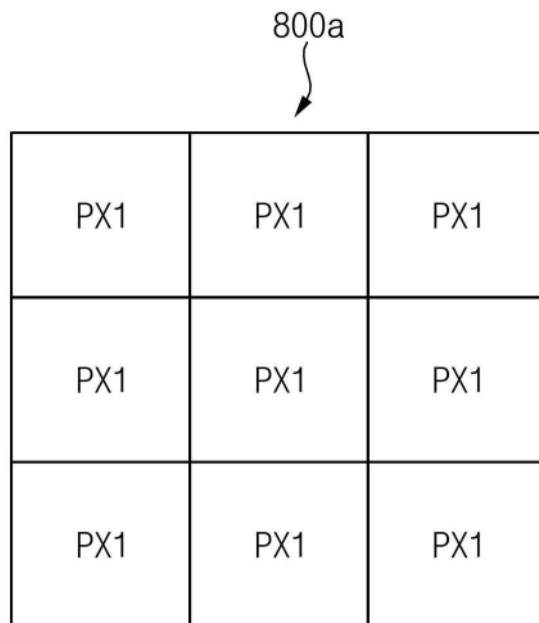


图22A

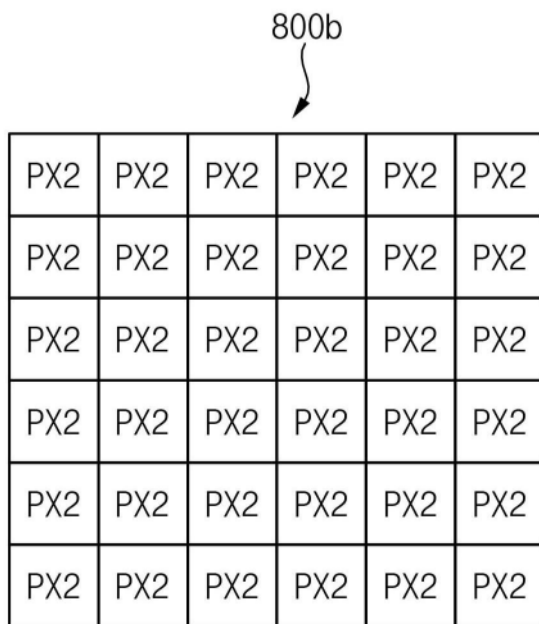


图22B

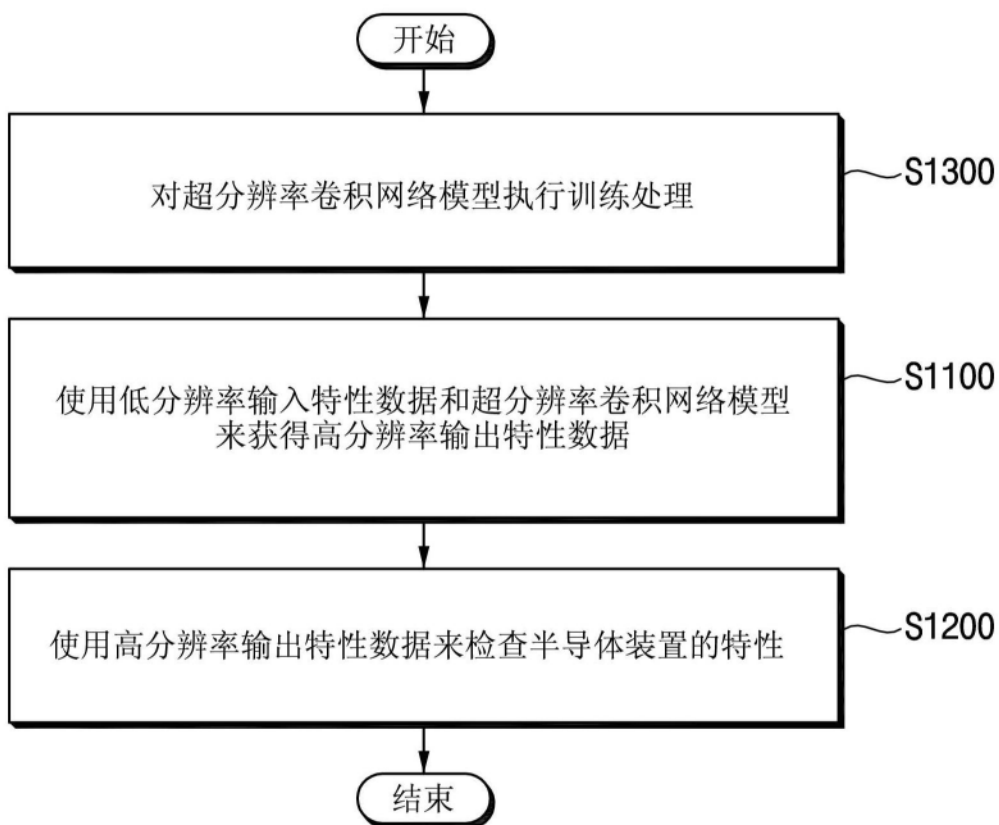


图23

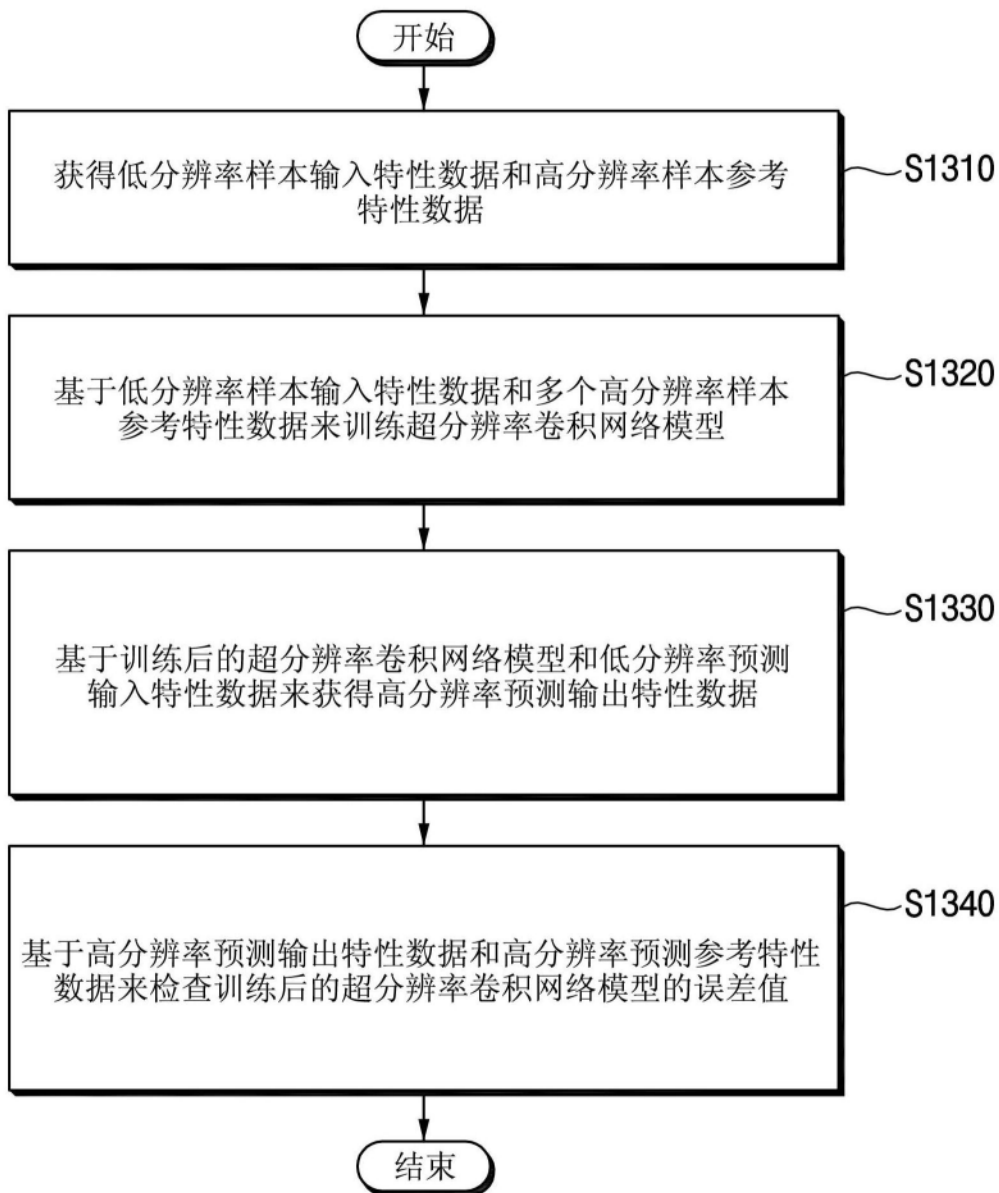


图24

402

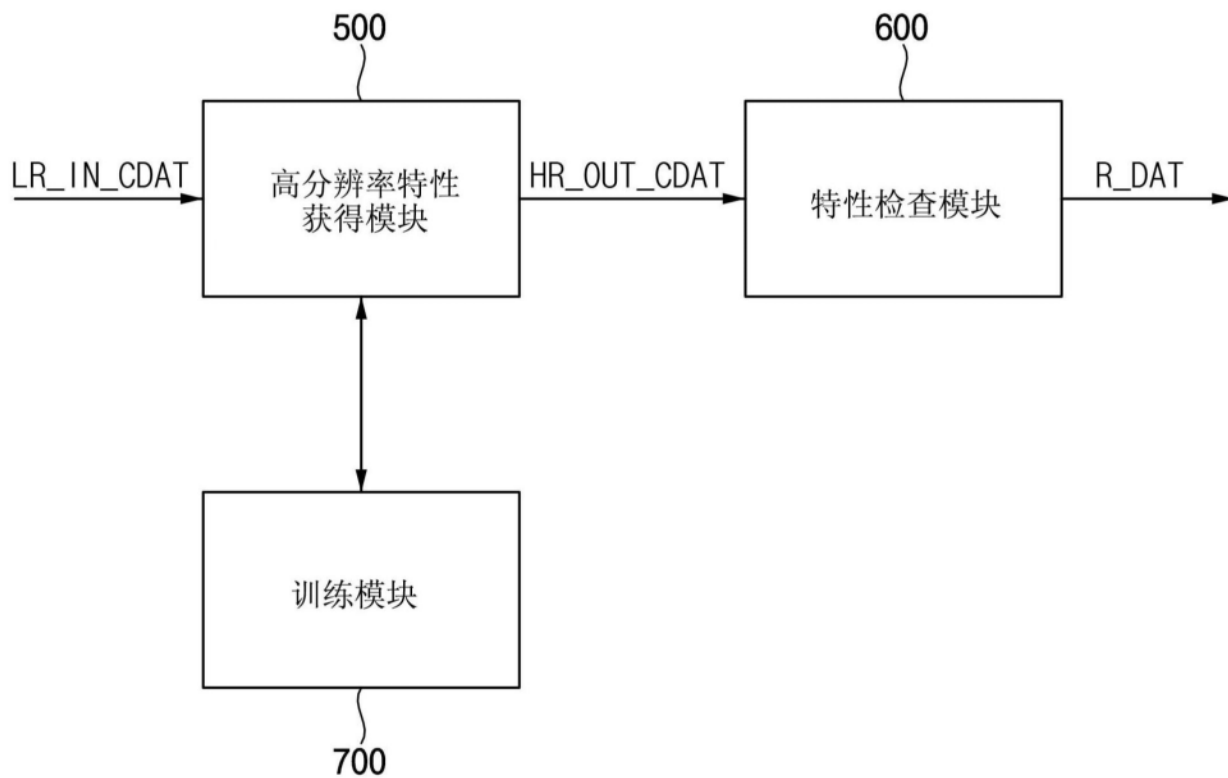


图25

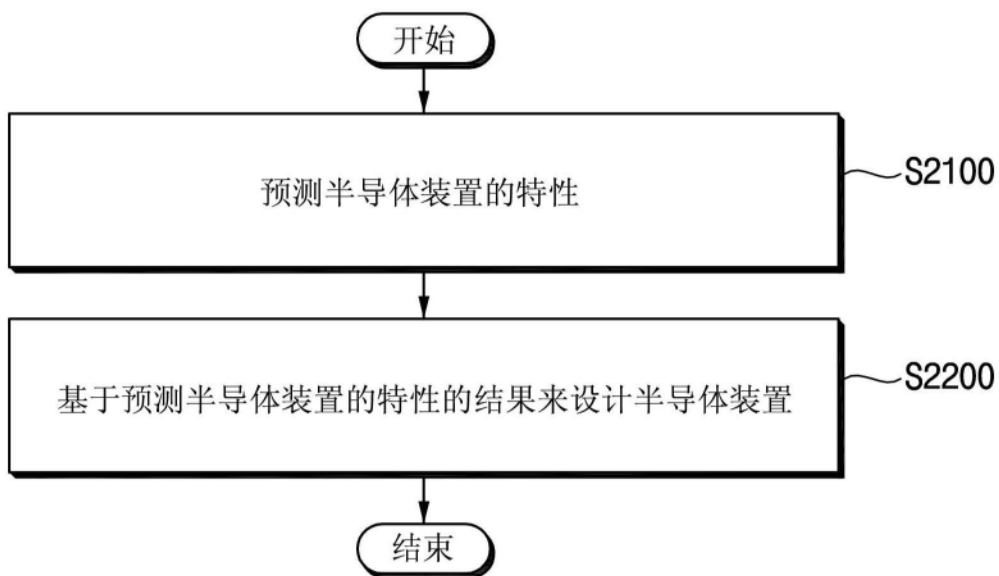


图26

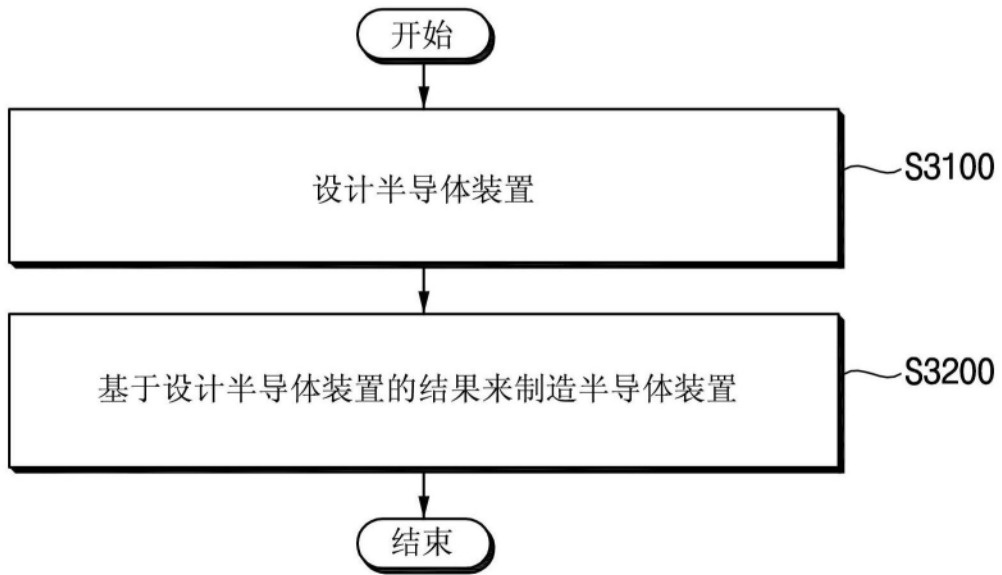


图27