



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 114556228 B

(45) 授权公告日 2024.07.23

(21) 申请号 202080072957.0

(22) 申请日 2020.09.03

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 114556228 A

(43) 申请公布日 2022.05.27

(30) 优先权数据

- 19195527.7 2019.09.05 EP
- 19196323.0 2019.09.10 EP
- 19218296.2 2019.12.19 EP
- 20169181.3 2020.04.10 EP
- 20176236.6 2020.05.25 EP
- 20189952.3 2020.08.06 EP
- 20192283.8 2020.08.21 EP

(85) PCT国际申请进入国家阶段日
2022.04.18

(86) PCT国际申请的申请数据
PCT/EP2020/074663 2020.09.03

(87) PCT国际申请的公布数据

W02021/043936 EN 2021.03.11

(73) 专利权人 ASML荷兰有限公司

地址 荷兰维德霍温

(72) 发明人 M·库伊曼 M·皮萨伦科

A·斯拉克特 M·J·马斯洛

B·A·奥雅曾·里维拉

W·T·特尔 R·C·玛斯

(74) 专利代理机构 北京市金杜律师事务所
11256

专利代理师 赵琳琳

(51) Int.Cl.

G03F 7/20 (2006.01)

H01L 21/66 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 107728589 A, 2018.02.23

WO 2018125219 A1, 2018.07.05

审查员 赵子甲

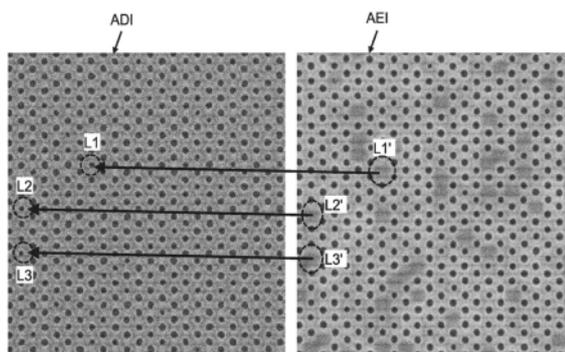
权利要求书2页 说明书86页 附图37页

(54) 发明名称

用于基于显影后图像确定图案缺陷的方法

(57) 摘要

本文中描述了一种训练模型的方法,该模型被配置为预测与成像衬底相关联的特征在成像衬底的蚀刻之后是否将有缺陷,并且基于已训练模型确定蚀刻条件。该方法包括经由量测工具获取 (i) 在给定位置处的成像衬底的显影后图像,显影后图像包括多个特征,以及 (ii) 在给定位置处的成像衬底的蚀刻后图像;以及使用显影后图像和蚀刻后图像训练模型,该模型被配置为确定显影后图像中的多个特征中的给定特征的缺陷。在一个实施例中,缺陷的确定基于将显影后图像中的给定特征与蚀刻后图像中的对应蚀刻特征进行比较。



1. 一种训练模型的方法,所述模型被配置为预测与成像衬底相关联的特征在所述成像衬底的蚀刻之后是否将有缺陷,所述方法包括:

经由量测工具获取 (i) 在给定位置处的所述成像衬底的显影后图像,所述显影后图像包括多个特征,以及 (ii) 在所述给定位置处的所述成像衬底的蚀刻后图像,所述蚀刻后图像包括与所述多个特征相对应的蚀刻特征;以及

使用所述显影后图像和所述蚀刻后图像来训练所述模型,所述模型被配置为确定所述显影后图像中的所述多个特征中的给定特征的缺陷,

其中所述缺陷的确定基于将所述显影后图像中的所述给定特征与所述蚀刻后图像中的对应蚀刻特征进行比较。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中所述模型是经验模型或机器学习模型,其中所述经验模型是与所述成像衬底相关联的所述特征的物理特性的函数。

3. 根据权利要求1所述的方法,其中获取所述显影后图像包括:

经由图案化装置在衬底上成像掩模图案;

获取所述成像衬底的显影衬底;

将所述量测工具与所述给定位置处的所述显影衬底对准;以及
捕获所述显影衬底的图像。

4. 根据权利要求1所述的方法,其中获取所述蚀刻后图像包括:

经由具有特定蚀刻条件的蚀刻工艺蚀刻所述成像衬底;

将所述量测工具与所述给定位置处的所述蚀刻衬底对准;以及
捕获所述蚀刻衬底的所述蚀刻后图像。

5. 根据权利要求4所述的方法,其中所述蚀刻条件包括蚀刻剂成分、等离子气体参数、蚀刻速率、电磁场、等离子电位、电感或电容类型的蚀刻、所述衬底的温度、离子能量分布、离子角分布、溅射和再沉积速率、或其组合。

6. 根据权利要求1所述的方法,其中所述训练包括:

基于所述多个特征将所述显影后图像和所述蚀刻后图像对准;

将所述显影后图像中的所述多个特征中的每个特征与所述蚀刻后图像中的蚀刻特征的对应特征进行比较;

基于所述比较,确定所述蚀刻后图像中的给定蚀刻特征是否满足缺陷条件;

响应于不满足所述缺陷条件,将标识的特征分类为缺陷;以及

基于所标识的所述特征的所述缺陷,调节所述模型的模型参数值。

7. 根据权利要求6所述的方法,其中调节所述模型参数值包括调节多个模型参数的值。

8. 根据权利要求6所述的方法,其中所述缺陷条件是所述蚀刻后图像中的所述给定蚀刻特征的物理特性。

9. 根据权利要求8所述的方法,其中所述物理特性是以下中的至少一项:

所述给定蚀刻特征的临界尺寸;或者

所述给定蚀刻特征相对于所述显影后图像的所述给定特征的位移。

10. 根据权利要求1所述的方法,其中所述缺陷通过以下至少一项被表征:

有缺陷或无缺陷的二元确定;或者

所述给定特征有缺陷的概率。

11. 根据权利要求2所述的方法,其中所述机器学习模型是卷积神经网络。

12. 根据权利要求11所述的方法,其中模型参数是与所述机器学习模型的一个或多个层相关联的权重或偏差。

13. 根据权利要求12所述的方法,其中所述模型参数是权重或偏差包括所述模型参数是权重和偏差。

14. 根据权利要求1所述的方法,其中所述量测工具是光学显微镜或电子束显微镜。

15. 一种用于确定在蚀刻之后将失效的部分特征的系统,所述系统包括:

量测工具,用于捕获在给定位置处的衬底的显影后图像(ADI),所述显影后图像包括多个特征;以及

处理器,被配置为:

执行如下模型,所述模型用于确定在蚀刻之后将失效的ADI的所述多个特征的失效率,

其中所述模型是以下项的组合:(i) 被配置为估计非失效孔的物理特性值的分布的第一概率分布函数,以及(ii) 被配置为基于所述ADI的所有所述多个特征的物理特性值来确定失效率的第二概率分布函数。

用于基于显影后图像确定图案缺陷的方法

[0001] 相关申请的交叉引用

[0002] 本申请要求于2019年9月5日提交的欧洲专利申请19195527.7、于2019年9月10日提交的欧洲专利申请19196323.0、于2019年12月19日提交的欧洲专利申请19218296.2、于2020年4月10日提交的欧洲专利申请20169181.3、于2020年5月25日提交的EP申请20176236.6、于2020年8月6日提交的EP申请20189952.3和于2020年8月21日提交的EP申请20192283.8的优先权,这些申请通过引用整体并入本文。

技术领域

[0003] 本公开涉及改进缺陷图案的确定以进一步改进器件制造工艺的技术。该技术可以与光刻设备结合使用。

背景技术

[0004] 制造半导体器件通常涉及使用多个制造工艺处理衬底(例如,半导体晶片)以形成半导体器件的各种特征和多个层。这样的层和特征通常使用例如沉积、光刻、蚀刻、化学机械抛光和离子注入来制造和加工。可以在衬底上的不同位置上制造多个器件,然后将其分成个体器件。该器件制造工艺可以被认为是图案化工艺。图案化工艺可以包括用于将图案从图案化装置转印到衬底的图案化步骤。此外,还可以有一个或多个相关的图案处理步骤,例如通过显影设备进行抗蚀剂显影、使用烘烤工具烘烤衬底、使用蚀刻设备将图案蚀刻到衬底上、测量/检查转印的电路图案等。在曝光后,可以对衬底进行其他过程,例如曝光后烘烤(PEB)、显影、硬烘烤和转印的电路图案的测量/检查。这一系列过程被用作制造器件(例如,IC)的个体层的基础。然后,衬底可以经历各种工艺,例如蚀刻、离子注入(掺杂)、金属化、氧化、化学机械抛光等,所有这些都旨在完成器件的个体层。如果器件中需要若干层,则对每一层重复整个过程或其变体。最终,器件将出现在衬底上的每个目标部分中。

发明内容

[0005] 在一个实施例中,提供了一种训练模型的方法,该模型被配置为预测与成像衬底相关联的特征在成像衬底的蚀刻之后是否将有缺陷。该方法包括经由量测工具获取(i)给定位置处的成像衬底的显影后图像,显影后图像包括多个特征,以及(ii)给定位置处的成像衬底的蚀刻后图像,蚀刻后图像包括与多个特征相对应的蚀刻特征;以及使用显影后图像和蚀刻后图像训练模型,该模型被配置为确定显影后图像中的多个特征中的给定特征的缺陷。在一个实施例中,缺陷的确定基于将显影后图像中的给定特征与蚀刻后图像中的对应蚀刻特征进行比较。

[0006] 此外,提供了一种用于确定成像衬底的蚀刻条件的方法。该方法包括获取成像衬底的显影后图像、以及要用于蚀刻成像衬底的初始蚀刻条件;使用显影后图像和初始蚀刻条件经由已训练模型确定与成像衬底相关联的特征的失效率,该失效率指示该特征在成像衬底的蚀刻之后是有缺陷的;以及基于失效率修改初始蚀刻条件,使得特征在蚀刻之后是

有缺陷的机会降低。

[0007] 此外,提供了一种确定与蚀刻工艺相关联的蚀刻特性的方法。该方法包括经由量测工具获取 (i) 在衬底的给定位置处的成像图案的显影后图像 (ADI), 该成像图案包括感兴趣特征和与感兴趣特征相邻的相邻特征, 以及 (ii) 在衬底的给定位置处的成像图案的蚀刻后图像 (AEI), AEI 包括与 ADI 中的感兴趣特征相对应的蚀刻特征; 以及使用 ADI 和 AEI 确定蚀刻特征、与 ADI 中的与感兴趣特征相关联的相邻特征之间的相关性, 该相关性表征与蚀刻工艺相关联的蚀刻特性。

[0008] 此外,提供了一种确定与蚀刻工艺相关联的蚀刻条件的方法。该方法包括获取蚀刻后图像 (AEI) 中的感兴趣蚀刻特征与显影后图像 (ADI) 中的与感兴趣蚀刻特征相关联的相邻特征之间的相关性; 以及基于相关性确定与蚀刻工艺相关联的蚀刻条件, 使得相关性保持在目标范围内。

[0009] 此外,在一个实施例中,提供了一种开发解释模型的方法,该解释模型被配置为解释由已训练模型所生成的预测。该方法包括经由执行已训练模型获取数据集,该数据集包括与显影后图像 (ADI) 中的多个特征相关联的多个预测,ADI 包括感兴趣特征,多个预测中的每个预测是由已训练模型做出的; 确定多个特征的每个位置与感兴趣特征之间的距离; 基于该距离向多个预测中的每个预测分配权重; 以及基于加权预测确定解释模型的模型参数值,使得解释模型的输出与加权预测之间的差异减小。在一个实施例中,模型参数值指示 ADI 的每个像素对与感兴趣特征相关的所述预测的贡献。

[0010] 此外,在一个实施例中,提供了一种用于标识显影后图像的像素对由已训练模型生成的预测的贡献的方法。该方法包括: 使用量测工具获取 (i) 包括感兴趣特征的显影后图像 (ADI), 以及获取 (ii) 解释模型, 该解释模型被配置为解释与感兴趣特征相关的预测, 该预测是经由已训练模型生成的; 以及将解释模型应用于 ADI 图像以生成解释图, 该解释图包括像素值, 该像素值量化 ADI 图像的每个像素对感兴趣特征的预测的贡献。

[0011] 此外,在一个实施例中,提供了一种计算机程序产品,该计算机程序产品包括其上记录有指令的非暂态计算机可读介质,该指令在由计算机系统执行时实现上述方法。

[0012] 此外,在一个实施例中,提供了一种开发用于确定显影后图像中的特征的失效率的模型的方法。该方法包括获取衬底的显影后图像 (ADI), 该 ADI 包括多个特征; 基于与 ADI 的特征子集相关的物理特性值,生成模型的第一部分; 以及基于模型的第一部分和与 ADI 的多个特征中的所有特征相关的物理特性值生成模型的第二部分,其中 ADI 的特征子集与 ADI 的其他特征相区分。

[0013] 此外,在一个实施例中,提供了一种用于确定在蚀刻之后将失效的特征的比例的系统。该系统包括用于捕获在给定位置处的衬底的显影后图像 (ADI) 的量测工具,显影后图像包括多个特征; 以及处理器,该处理器被配置为: 执行用于确定在蚀刻之后将失效的 ADI 的多个特征的失效率的模型。该模型是以下项的组合: (i) 被配置为估计非失效孔的物理特性值的分布的第一概率分布函数, 以及 (ii) 被配置为基于 ADI 的所有多个特征的物理特性值来确定失效率的第二概率分布函数。

[0014] 此外,在一个实施例中,提供了一种包括指令的非暂态计算机可读介质,该指令在由一个或多个处理器执行时引起包括以下各项的操作: 获取衬底的显影后图像 (ADI), ADI 包括多个特征; 基于与 ADI 的特征子集相关的物理特性值生成模型的第一部分; 以及基于模

型的第一部分和与ADI的多个特征中的所有特征相关的物理特性值生成模型的第二部分,其中ADI的特征子集与ADI的其他特征相区分。

[0015] 此外,在一个实施例中,提供了一种训练模型的方法,该模型被配置为基于显影后图像(ADI)特征确定蚀刻后图像(AEI)特征,该方法包括:获取(i)成像在衬底上的ADI特征的测量,以及(ii)在经受蚀刻工艺的衬底上的、与所测量的ADI特征相对应的蚀刻后图像(AEI)特征的测量;分配第一组变量以表征所测量的ADI特征并且分配第二组变量以表征所测量的AEI特征;确定所测量的ADI特征的第一组变量的组合与所测量的AEI特征的第二组变量的组合之间的相关性;以及基于该相关性,通过包括相关性值在指定相关性阈值内的第一组变量的一个或多个子组合来训练模型,该模型用于确定针对输入ADI特征的AEI特征。

[0016] 此外,在一个实施例中,提供了一种量测工具,该量测工具包括被配置为在对衬底成像之后测量ADI特征并且在蚀刻衬底之后测量AEI特征的光束发生器;以及处理器。处理器被配置为:获取所测量的ADI特征、与印刷在经受蚀刻工艺的衬底上的与所测量的ADI特征相对应的所测量的AEI特征之间的相关性,该相关性基于表征所测量的ADI特征如何变换为AEI特征的变量的组合;以及基于相关性,调节量测工具的设置以使相关性提高,该设置是基于相关性相对于每个设置的导数来确定的,该导数指示针对量测工具的每个设置该相关性的提高。

[0017] 此外,在一个实施例中,提供了一种训练模型的方法,该模型被配置为基于显影后图像(ADI)确定蚀刻后图像(AEI),该方法包括获取(i)成像衬底的ADI,以及(ii)在蚀刻成像衬底之后的蚀刻后图像(AEI);确定ADI的第一组变量的组合与AEI的第二组变量的组合之间的相关性,第一组变量和第二组变量分别是ADI和AEI的灰度值;以及基于该相关性,通过包括相关性值在指定相关性阈值内的第一组变量的一个或多个子组合来训练该模型,该模型用于确定针对输入ADI的AEI。

[0018] 此外,在一个实施例中,提供了一种用于基于显影后图像(ADI)确定蚀刻后图像(AEI)的方法。该方法包括获取衬底的ADI;通过将ADI输入到已训练模型并且输出ADI,经由已训练模型确定AEI,已训练模型基于所测量的ADI的第一组变量的组合与所测量的AEI的第二组变量的组合之间的相关性被训练,该相关性在指定相关性阈值内。

[0019] 此外,在一个实施例中,提供了一种包括指令的非暂态计算机可读介质,该指令在由一个或多个处理器执行时引起用于基于显影后图像(ADI)特征来确定蚀刻后图像(AEI)特征的操作。该操作包括:获取衬底的ADI;以及通过将ADI输入到已训练模型并且输出ADI,经由已训练模型确定AEI,已训练模型基于所测量的ADI的第一组变量的组合与所测量的AEI的第二组变量的组合之间的相关性被训练,该相关性在指定相关性阈值内。

[0020] 此外,在一个实施例中,提供了一种包括指令的非暂态计算机可读介质,该指令在由一个或多个处理器执行时引起用于训练模型的操作,该模型被配置为基于显影后图像(ADI)特征确定蚀刻后图像(AEI)特征,该操作包括:获取(i)成像在衬底上的ADI特征的测量,以及(ii)在经受蚀刻工艺的衬底上的、与所测量的ADI特征相对应的蚀刻后图像(AEI)特征的测量;分配第一组变量以表征所测量的ADI特征并且分配第二组变量以表征所测量的AEI特征;确定所测量的ADI特征的第一组变量的组合与所测量的AEI特征的第二组变量的组合之间的相关性;以及基于该相关性,通过包括相关性值在指定相关性阈值内的第一

组变量的一个或多个子组合来训练该模型,该模型用于确定输入ADI特征的AEI特征。

[0021] 此外,在一个实施例中,提供了一种包括指令的非暂态计算机可读介质,该指令在由一个或多个处理器执行时引起用于训练模型的操作,该模型被配置为基于显影后图像(ADI)确定蚀刻后图像(AEI),该操作包括获取(i)成像衬底的ADI,以及(ii)在蚀刻成像衬底之后的蚀刻后图像(AEI);确定ADI的第一组变量的组合与AEI的第二组变量的组合之间的相关性,第一组变量和第二组变量分别是ADI和AEI的灰度值;以及基于该相关性,通过包括相关性值在指定相关性阈值内的第一组变量的一个或多个子组合来训练该模型,该模型用于确定输入ADI的AEI。

附图说明

[0022] 现在将仅通过示例的方式参考附图描述实施例,在附图中:

[0023] 图1示出了根据一个实施例的光刻系统的各种子系统的框图;

[0024] 图2描绘了根据一个实施例的用于建模或模拟图案化工艺的至少一部分的示例流程图;

[0025] 图3示出了根据一个实施例的衬底的SEM后损坏;

[0026] 图4A和图4B是根据一个实施例的用于训练模型的方法的流程图,该模型被配置为预测与成像衬底相关联的特征在成像衬底的蚀刻之后是否将有缺陷;

[0027] 图5示出了基于ADI与AEI之间的比较来确定衬底的缺陷特征的示例。

[0028] 图6示出了根据一个实施例的用于根据图4A中的方法进行训练的具有多个层的机器学习模型的示例;

[0029] 图7A和图7B是根据一个实施例的ADI和AEI的示例,示出了有缺陷和无缺陷的接触孔;

[0030] 图7C是根据一个实施例的与特征的缺陷相关联的示例临界尺寸(CD)分布;

[0031] 图8是用于基于与成像图案相关联的失效率来确定成像衬底的蚀刻条件的的方法的流程图;

[0032] 图9是根据一个实施例的确定与蚀刻工艺相关联的蚀刻特性的的方法的流程图;

[0033] 图10示出了根据一个实施例的包括感兴趣特征和相邻特征的示例ADI、以及包括感兴趣蚀刻特征的AEI图像;

[0034] 图11A示出了根据一个实施例的基于感兴趣特征的物理特性(例如,CD)的示例相关性ADI和AEI;

[0035] 图11B示出了根据一个实施例的对于给定剂量焦点矩阵,ADI中的感兴趣特征周围的相邻特征与AEI中的感兴趣蚀刻特征之间的示例关系(例如,基于CD);

[0036] 图12是根据一个实施例的用于基于相关性(例如,使用图9的方法而确定的)来确定蚀刻条件的的方法的流程图;

[0037] 图13示出了根据一个实施例的用于训练示例解释模型的决策数据集(使用图4A的已训练模型而获取的);

[0038] 图14A示出了根据一个实施例的ADI图像中的第一特征和用于与第一特征相关联的预测的第一解释图的示例;

[0039] 图14B示出了根据一个实施例的ADI图像中的第二特征和用于与第二特征相关联

的预测的第二解释图的示例；

[0040] 图14C示出了根据一个实施例的ADI图像中的第三特征和用于与第三特征相关联的预测的第三解释图的示例；

[0041] 图15A是根据一个实施例的用于确定与感兴趣特征相关联的解释模型的方法的流程图；

[0042] 图15B是根据一个实施例的用于确定与感兴趣特征相关联的解释模型的示例方法的流程图；

[0043] 图16是根据一个实施例的用于标识感兴趣特征的附近对感兴趣特征的缺陷进行分类的贡献的方法的流程图；

[0044] 图17是根据一个实施例的使用由第一部分(例如,第一CD分布)和第二部分(例如,第二CD分布)组成的模型来从ADI测量中预测特征失效比例(在蚀刻之后)的方法的流程图；

[0045] 图18A示出了根据一个实施例的包括第一概率分布函数和第二概率分布函数的示例模型；

[0046] 图18B示出了根据一个实施例的与ADI相关联的焦点曝光矩阵(x轴上是焦点,y轴上是剂量),该ADI导致具有失效和非失效特征的AEI,相对于用于印刷ADI的最佳焦点的剂量存在LCDU变化；

[0047] 图19是根据一个实施例的用于确定显影后图像(ADI)中的特征的缺陷属性的方法的流程图；

[0048] 图20是根据一个实施例的在FEM中在容易出错的条件下(例如,低于正常剂量)相对于接触孔(例如,对于 10^5 个接触孔)的CD值的SEM损坏图；

[0049] 图21是根据一个实施例的根据图21训练机器学习模型的示例；

[0050] 图22是根据一个实施例的用于确定显影后图像(ADI)中的特征的缺陷属性的方法的流程图；

[0051] 图23A是根据一个实施例的用于训练模型的方法的流程图,该模型被配置为基于显影后图像(ADI)确定蚀刻后图像(AEI)；

[0052] 图23B是根据一个实施例的用于使用图22或图23A的已训练模型基于显影后图像(ADI)确定蚀刻后图像(AEI)的方法的流程图；

[0053] 图23C是根据一个实施例的用于基于ADI测量与AEI测量之间的相关性来优化量测配方(例如,SEM设置或轮廓提取设置)的方法的流程图；

[0054] 图23D和图23E是根据一个实施例的经由用于获取ADI测量和AEI测量的掩模图案来实现工艺变化的示例；

[0055] 图24A和图24B分别示出了根据一个实施例的示例性ADI特征和AEI特征、以及ADI和AEI的示例变量集；

[0056] 图25A和图25B分别示出了根据一个实施例的与特征在x方向和y方向上的平移相对应的变量的线性组合；

[0057] 图25C示出了根据一个实施例的与AEI特征的临界尺寸(CD)相对应的变量的线性组合,该CD受到中心孔及其相邻孔的ADI中的CD的影响；

[0058] 图25D示出了根据一个实施例的与受ADI中的特征的三角化(triangularity)影响的AEI特征的三角化相对应的变量的线性组合；

- [0059] 图25E和图25F示出了根据一个实施例的与由位于中心的ADI孔的伸长率以及相邻孔的尺寸和位移(displacement)确定的特征的伸长率相对应的变量的线性组合;
- [0060] 图26A示出了根据一个实施例的感兴趣特征的AEI CD与ADI CD之间的关系;
- [0061] 图26B示出了根据一个实施例的AEI CD与ADI中的感兴趣特征的相邻特征的CD之间的关系;
- [0062] 图27A示出了根据一个实施例的由ADI中的相邻特征的影响半径解释的AEI布局(placement)的相关性的比例;
- [0063] 图27B示出了根据一个实施例的由ADI中的相邻特征的影响半径解释的AEI CD的相关性的比例;
- [0064] 图28示意性地描绘了根据一个实施例的扫描电子显微镜(SEM)的实施例;
- [0065] 图29示意性地描绘了根据一个实施例的电子束检查设备的实施例;
- [0066] 图30是根据一个实施例的示例计算机系统的框图;
- [0067] 图31是根据一个实施例的光刻投影设备的示意图;
- [0068] 图32是根据一个实施例的极紫外(EUV)光刻投影设备的示意图;
- [0069] 图33是根据一个实施例的图32中的设备的更详细视图;以及
- [0070] 图34是根据一个实施例的图32和图33的设备的源收集器模块的更详细视图。

具体实施方式

[0071] 多年来,电子设备的计算能力遵循功率增加和物理尺寸减小的模式。这是通过增加每个集成电路(IC)芯片上的电路组件(晶体管、电容器、二极管等)的数目来实现的。例如,智能手机中的IC芯片可以像人的拇指一样小,并且可以包括超过20亿个晶体管,每个晶体管的大小不到人类头发大小的1/1000。制造IC是一个复杂并且耗时的过程,其中电路组件位于不同层并且包括数百个个体步骤。即使是一个步骤中的错误也有可能最终导致最终IC出现问题。即使是一个“致命缺陷”也可能导致器件失效。制造工艺的目标是提高工艺的整体良产率。例如,一个50步工艺要达到75%的良产率,每个个体步骤的良产率必须大于99.4%,而如果个体步骤的良产率是95%,则整个工艺的良产率会下降到7%。

[0072] 与高良产率相冲突的对应困难是维持快速生产计划(例如,称为生产量、或每小时处理的晶片数)的目标。高工艺良产率和高晶片良产率可能会受到缺陷存在的影响,特别是在检查缺陷需要操作员干预的情况下。因此,通过检测工具(诸如光学或电子显微镜(SEM))对微小缺陷的高通量检测和标识对于保持高良产率和低成本是至关重要的。

[0073] 因为用于缺陷检测的显微镜一次只能看到晶片的一部分,所以缺陷检测可能非常耗时,从而降低了总生产量。例如,如果必须检查晶片上的每个位置以发现缺陷,则晶片生产量可能会显著降低,因为检查晶片上每个IC上的每个位置所需要的时间会非常长。解决这个问题的一种方法是利用基于从光刻系统获取的信息来预测缺陷位置的技术,该光刻系统是一种用于制造IC芯片的系统。在一个示例中,可以在成像或后处理(诸如蚀刻之后)之后执行缺陷检查。在一个示例中,不是在蚀刻之后检查晶片上的每个位置以发现缺陷,而是可以基于显影后工艺来预测可能的缺陷。在一个示例中,可以配置更好的模型以基于在蚀刻工艺之前的工艺输出更准确地预测蚀刻之后的可能的失效。例如,该模型包括专门与非失效孔相关的第一部分,以及专门与失效孔相关的第二部分。在一个实施例中,该模型是基

于相同结构的至少两次测量来确定的(例如,使用SEM量测工具)。两次SEM测量之间的差异可以用于在蚀刻工艺之前开发模型或对特征的失效进行分类。这种缺陷预测的优点是,可以调节蚀刻条件,或者可以检查显著减少数目的位置,从而能够相应地减少检查时间并且提高晶片生产量。在另一示例中,可以建立例如显影之后与蚀刻之后之间的相关性,使得可以基于这种相关性来控制蚀刻工艺。这种基于相关性的工艺控制的优点将有效地用于减少蚀刻之后的缺陷,从而提高图案化工艺的良好产率。

[0074] 图1示出了示例性光刻投影设备10A。主要组件是辐射源12A,辐射源12A可以是深紫外准分子激光源或其他类型的源,包括极紫外(EUV)源(如上所述,光刻投影设备本身不需要辐射源)、照明光学器件,该照明光学器件例如定义部分相干性(表示为 σ)并且可以包括对来自源12A的辐射进行整形的光学器件14A、16Aa和16Ab;图案化装置18A;以及将图案化装置图案的图像投影到衬底平面22A上的透射光学器件16Ac。在投影光学器件的光瞳平面处的可调节滤光片或孔径20A可以限制照射在衬底平面22A上的光束角的范围,其中最大可能的角度定义了投影光学器件的数值孔径 $NA = n \sin(\Theta_{\max})$,其中n是衬底与投影光学器件的最后的元件之间的介质的折射率,并且 Θ_{\max} 是从投影光学器件射出的仍然可以照射在衬底平面22A上的光束的最大角度。

[0075] 在光刻投影设备中,光源向图案化装置提供照明(即,辐射),并且投影光学器件经由图案化装置将照明引导和成形到衬底上。投影光学器件可以包括组件14A、16Aa、16Ab和16Ac中的至少一些。空间图像(AI)是衬底水平处的辐射强度分布。衬底上的抗蚀剂层被曝光并且空间图像被转印到抗蚀剂层作为其中的潜“抗蚀剂图像”(RI)。抗蚀剂图像(RI)可以被定义为抗蚀剂在抗蚀剂层中的溶解度的空间分布。抗蚀剂模型可以用于从空间图像计算抗蚀剂图像,其示例可以在美国专利申请公开US 2009-0157360号(其公开内容通过引用整体并入本文)中找到。抗蚀剂模型仅与抗蚀剂层的特性有关(例如,在曝光、PEB和显影过程中发生的化学过程的影响)。光刻投影设备的光学特性(例如,源、图案化装置和投影光学器件的特性)决定了空间图像。由于在光刻投影设备中使用的图案化装置可以改变,因此可能需要将图案化装置的光学特性与光刻投影装置的其余部分(至少包括源和投影光学器件)的光学特性分开。

[0076] 在一个实施例中,辅助特征(亚分辨率辅助特征和/或可印刷分辨率辅助特征)可以基于如何根据本公开的方法来优化设计布局而被放置到设计布局中。例如,在一个实施例中,该方法采用基于机器学习的模型来确定图案化装置图案。机器学习模型可以是神经网络,例如卷积神经网络,该神经网络可以以某种方式(例如,如图3中讨论的)被训练,以快速获取准确的预测,从而实现图案化工艺的全芯片模拟。

[0077] 可以使用一组训练数据来训练神经网络(即,确定其参数)。训练数据可以包括一组训练样本或由一组训练样本组成。每个样本可以是一对,该一对包括输入对象(通常是一个向量,可以称为特征向量)和期望输出值(也称为监督信号)或者由其组成。训练算法分析训练数据并且通过基于训练数据调节神经网络的参数(例如,一个或多个层的权重)来调节神经网络的行为。训练之后的神经网络可以用于映射新样本。

[0078] 在确定图案化装置图案的上下文中,特征向量可以包括由图案化装置组成或形成的设计布局的一个或多个特性(例如,形状、布置、尺寸等)、图案化装置的一个或多个特性(例如,一种或多种物理特性,诸如尺寸、折射率、材料成分等)、以及在光刻工艺中使用的照

明的一个或多个特性(例如,波长)。监督信号可以包括图案化装置图案的一个或多个特性(例如,图案化装置图案的临界尺寸(CD)、轮廓等)。

[0079] 给定 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$ 形式的一组N个训练样本,其中 x_i 是第i样本的特征向量, y_i 是其监督信号,训练算法寻求神经网络 $g: X \rightarrow Y$,其中X是输入空间,Y是输出空间。特征向量是表示某个对象的数值特征的n维向量。与这些向量相关联的向量空间通常称为特征空间。有时使用评分函数 $f: X \times Y \rightarrow \mathbb{R}$ 表示g很方便,这样,g被定义为返回y值,该y值给出最高得分: $g(x) = \arg \max_y f(x, y)$ 。令F表示评分函数的空间。

[0080] 神经网络可以是概率的,其中g采用条件概率模型 $g(x) = P(y|x)$ 的形式,或者f采用联合概率模型 $f(x, y) = P(x, y)$ 的形式。

[0081] 有两种基本方法可以用于选择f或g:经验风险最小化和结构风险最小化。经验风险最小化寻求最适合训练数据的神经网络。结构风险最小化包括控制偏差/方差权衡的惩罚函数。例如,在一个实施例中,惩罚函数可以基于成本函数,成本函数可以是平方误差、缺陷数目、边缘位置误差(EPE)等。可以修改函数(或函数内的权重)从而减少或最小化方差。

[0082] 在这两种情况下,都假定训练集包括独立并且同分布的对 (x_i, y_i) 的一个或多个样本或者由其组成。在一个实施例中,为了测量函数与训练数据的拟合程度,定义了损失函数 $L: Y \times Y \rightarrow \mathbb{R}^{\geq 0}$ 。对于训练样本 (x_i, y_i) ,在预测值 \hat{y} 时的损失为 $L(y_i, \hat{y})$ 。

[0083] 函数g的风险 $R(g)$ 定义为g的预期损失。这可以从训练数据中估计为 $R_{\text{emp}}(g) = \frac{1}{N} \sum_i L(y_i, g(x_i))$ 。

[0084] 在一个实施例中,可以训练图案化工艺的机器学习模型以预测例如掩模图案的轮廓、图案、CD、和/或晶片上的抗蚀剂和/或蚀刻图像中的轮廓、CD、边缘位置(例如,边缘位置误差)等。训练的目的在于能够准确预测例如晶片上印刷图案的轮廓、空间图像强度斜率和/或CD等。预期设计(例如,要在晶片上印刷的晶片目标布局)通常定义为预OPC设计布局,该设计布局可以以标准化数字文件格式(诸如GDSII或OASIS或其他文件格式)提供。

[0085] 图2中示出了用于建模和/或模拟图案化工艺的部分的示例性流程图。如将理解的,模型可以表示不同的图案化工艺并且不需要包括下面描述的所有模型。源模型1200表示图案化装置的照明的光学特性(包括辐射强度分布、带宽和/或相位分布)。源模型1200可以表示照明的光学特性,包括但不限于数值孔径设置、照明西格玛(σ)设置以及任何特定照明形状(例如,离轴辐射形状,例如环形、四极、偶极子等),其中 σ (或sigma)是照明器的外部径向范围。

[0086] 投影光学器件模型1210表示投影光学器件的光学特性(包括由投影光学器件引起的辐射强度分布和/或相位分布的变化)。投影光学器件模型1210可以表示投影光学器件的光学特性,包括像差、畸变、一个或多个折射率、一个或多个物理大小、一个或多个物理尺寸等。

[0087] 图案化装置/设计布局模型模块1220捕获设计特征如何布置在图案化装置的图案中并且可以包括图案化装置的详细物理特性的表示,如例如在美国专利7,587,704号(其通过引用整体并入本文)中描述的。在一个实施例中,图案化装置/设计布局模型模块1220表

示设计布局(例如,与集成电路、存储器、电子设备等的特征相对应的器件设计布局)的光学特性(包括由给定设计布局引起的辐射强度分布和/或相位分布的变化),设计布局是图案化装置上或由图案化装置形成的特征的布置的表示。由于在光刻投影设备中使用的图案化装置可以改变,因此希望将图案化装置的光学特性与光刻投影装置的其余部分(至少包括照明和投影光学器件)的光学特性分开。模拟的目标通常是准确预测例如边缘位置和CD,然后可以将其与器件设计进行比较。器件设计通常定义为预OPC图案化装置布局,并且将以标准化的数字文件格式(诸如GDSII或OASIS)提供。

[0088] 可以从源模型1200、投影光学模型1210和图案化装置/设计布局模型1220模拟空间图像1230。空间图像(AI)是衬底水平处的辐射强度分布。光刻投影设备的光学特性(例如,照明、图案化装置和投影光学器件的特性)决定了空间图像。

[0089] 衬底上的抗蚀剂层通过空间图像被曝光,并且空间图像作为其中的潜在“抗蚀剂图像”(RI)转印到抗蚀剂层。抗蚀剂图像(RI)可以定义为抗蚀剂在抗蚀剂层中的溶解度的空间分布。抗蚀剂模型1240可以用于从空间图像1230模拟抗蚀剂图像1250。抗蚀剂模型可以用于从空间图像计算抗蚀剂图像,其示例可以在美国专利申请公开US2009-0157360号(其公开内容通过引用整体并入本文)中找到。抗蚀剂模型通常描述在抗蚀剂曝光、曝光后烘烤(PEB)和显影过程中发生的化学过程的影响,以便预测例如在衬底上形成的抗蚀剂特征的轮廓,因此它通常仅与抗蚀剂层的这样的特性(例如,在曝光、曝光后烘烤和显影过程中发生的化学过程的影响)相关。在一个实施例中,抗蚀剂层的光学特性(例如,折射率、膜厚、传播和偏振效应)可以作为投影光学模型1210的一部分来捕获。

[0090] 因此,一般来说,光学模型与抗蚀剂模型之间的连接是抗蚀剂层内的模拟空间图像强度,其是由辐射到衬底上的投影、抗蚀剂界面处的折射和抗蚀剂膜叠层中的多次反射产生的。辐射强度分布(空间图像强度)通过入射能量的吸收而变成潜在“抗蚀剂图像”,并且通过扩散过程和各種负载效应进一步修改。对全芯片应用来说足够快的高效仿真方法通过2维空间(和抗蚀剂)图像来近似抗蚀剂叠层中的真实的3维强度分布。

[0091] 在一个实施例中,抗蚀剂图像可以用作图案转印后工艺模型模块1260的输入。图案转印后工艺模型1260定义一个或多个抗蚀剂显影后工艺(例如,蚀刻、显影等)的性能。

[0092] 图案化工艺的模拟可以例如预测抗蚀剂和/或蚀刻图像中的轮廓、CD、边缘位置(例如,边缘位置误差)等。因此,模拟的目的是准确地预测印刷图案的例如边缘位置和/或空间图像强度斜率和/或CD等。可以将这些值与预期设计进行比较,例如,以校正图案化工艺、标识预计将发生缺陷的位置等。预期设计通常定义为可以以标准化数字文件格式(诸如GDSII或OASIS或其他文件格式)提供的预OPC设计布局。

[0093] 因此,模型公式描述了整个过程的大部分(如果不是全部)已知的物理特性和化学特性,并且每个模型参数理想地对应于不同的物理或化学效应。因此,模型公式设置了模型可用于模拟整个制造过程的能力的上限。

[0094] 在诸如光刻、电子束光刻、定向自组装等图案化工艺中,沉积在衬底上的能量敏感材料(例如,光刻胶)通常经历图案转印步骤(例如,经由曝光)。在图案转印步骤之后,应用诸如抗蚀剂烘烤等各种后步骤、以及诸如抗蚀剂显影、蚀刻等减成工艺。这些曝光后步骤或工艺对衬底施加各种影响,导致图案化层或蚀刻具有尺寸与目标尺寸不同的结构。

[0095] 图案化工艺的计算分析采用预测模型,当正确校准时,该模型可以产生从图案化

工艺输出的尺寸的准确预测。曝光后工艺的模型通常基于经验测量进行校准。校准过程包括以不同的工艺参数运行测试晶片、测量在曝光后工艺之后产生的临界尺寸、以及根据测量结果校准模型。在实践中,可以快速准确地预测尺寸的经过良好校准的模型有助于提高器件性能或良产率,增强工艺窗口或增加设计选择。在一个示例中,使用深度卷积神经网络(CNN)对曝光后工艺进行建模产生的模型精度与使用传统技术产生的模型精度相当或更高,传统技术通常涉及使用物理项表达式或封闭形式的等式进行建模。与传统的建模技术相比,深度学习卷积神经网络减轻了模型开发对工艺知识的需求,并且消除了对工程师个人经验对模型调谐的依赖。简而言之,用于后曝光工艺的深度CNN模型由输入层和输出层以及多个隐藏层组成,例如卷积层、归一化层和池化层。隐藏层的参数被优化以给出损失函数的最小值。在一个实施例中,CNN模型可以被训练以模拟任何工艺的行为、或与图案化工艺相关的工艺的组合的行为。

[0096] 在光刻印刷(例如,EUV光刻)中,衬底上的结构(也称为特征)的随意随机失效被认为是不希望的。可以在衬底上的结构的光刻成像之后或在衬底上的成像衬底的蚀刻之后标识结构的失效。在蚀刻之后标识和分类失效的好处是,更容易解释衬底的图像,因为它提供了与图案化工艺的性能(例如,良产率)的直接相关性。然而,在光刻步骤之后标识失效是对光刻性能的更直接测量。

[0097] 有很多算法可以用于在SEM图片的显影之后对结构(例如,接触孔)的失效进行分类。例如,Fractilia软件测量的是衬底上的内容,而不是SEM图像上的内容。在另一示例中,Stochalis软件根据像素的亮度分析CD-SEM图像。CD-SEM是指临界尺寸扫描电子显微镜,它是一种用于测量形成在半导体衬底上的精细图案的尺寸的专用系统。然而,缺陷分类的标准不取决于在蚀刻期间使用的蚀刻条件,而是基于对SEM图像的基于常识的解释。例如,误差标准可以是在成像衬底的显影之后的SEM对比度或临界尺寸(CD)。

[0098] 除此之外,可以使用显影后图像(ADI)或蚀刻后图像(AEI)和CD-SEM来测量CD,并且可以测量CD的转印。但是,ADI SEM测量会损坏抗蚀剂,从而影响蚀刻之后的CD。因此,基于ADI和AEI的CD是在不同位置测量的,并且只能比较平均CD、局部CD均匀度(LCDU,CD的标准偏差)或CD分布。

[0099] 光刻之后的当前失效(或缺陷)分类的缺点是,缺陷分类不依赖于工艺条件或蚀刻条件,而与衬底相关联的最终缺陷(或失效)率确实依赖于这样的条件。基于编程缺陷的捕获率或通过比较蚀刻前后的缺陷率来校准缺陷分类。然而,已经表明,编程缺陷在统计上与随机缺陷不同,请参见出版物P.De Bisschop、E.Hendrickx的“Stochastic effects in EUV lithography”(Proc.SPIE 10583,Extreme Ultraviolet (EUV) Lithography IX, 105831K(19March 2018);doi:10.1117/12.2300541)。因此,良好的编程缺陷捕获率并不能保证准确的结果。此外,据报道,蚀刻前后的缺陷率通常不匹配。例如,参考P.De Bisschop和E.Hendrickx的“Stochastic effects in EUV lithography”(SPIE 2018),在图9中示出,ADI和AEI失效率可能相差0.1到1000倍。

[0100] 如前所述并且现在参考图3,光刻后SEM量测损坏例如放置在氧化物层305上的抗蚀剂层301/303。例如,在SEM测量之前的抗蚀剂层301收缩到在SEM测量之后的层303。在另一种情况下,由于用SEM在抗蚀剂301上进行照射,碳可以再沉积。因此,在同一位置测量SEM两次可能会影响在光刻步骤和蚀刻步骤之后由SEM测量的CD。

[0101] 在一个实施例中,在蚀刻之后省略接触孔缺陷是由接触孔内的剩余抗蚀剂层引起的。然而,在本申请中,发现,在SEM期间抗蚀剂收缩,但SEM电子不能完全去除接触孔中的剩余抗蚀剂层,参见图3。此外,还发现,碳再沉积不会填充完整的孔以使其关闭。因此,这样的发现与传统观念相反。因此,SEM损坏可能会影响CD,但不会影响与图案相关联的结构失效率。因此,本实施例的方法能够更准确地确定失效率,其中该确定基于ADI与AEI之间的一对一特征比较,而不是使用失效率的基于平均CD的确定。

[0102] 图4A和图4B是用于训练模型的方法的流程图,该模型被配置为预测与成像衬底相关联的特征在成像衬底的蚀刻之后是否将有缺陷。

[0103] 过程P401涉及经由量测工具获取(i)在给定位置处的成像衬底的显影后图像401,显影后图像包括多个特征,以及(ii)在给定位置处的成像衬底的蚀刻后图像402,蚀刻后图像包括与多个特征相对应的蚀刻特征。

[0104] 在一个实施例中,模型是经验模型或机器学习模型。在一个实施例中,经验模型是与成像衬底相关联的特征的物理特性的函数(例如,在显影之后)。基于经验模型的训练的示例如图7A-图7C所示,其中将在显影工艺之后特征的物理特性(例如,CD)用作模型变量。在一个实施例中,该模型被训练以标识可以基于ADI来正确分类超过90%的潜在缺陷特征的CD阈值(例如,16nm)。换言之,与未被分类为缺陷的特征相比,在ADI中分类为缺陷的特征在蚀刻之后失效的可能性很高。在另一示例中,使用ADI的灰度值来定义模型。例如,训练模型以标识可以基于ADI来正确分类超过90%的潜在缺陷特征的灰度值阈值。在一个实施例中,图6示出了训练CNN模型。基于CD、灰度值和CNN模型的示例训练将在本公开中在稍后讨论。

[0105] 在一个实施例中,显影后图像的获取涉及经由图案化装置对衬底上的掩模图案进行成像;获取成像衬底的显影衬底(例如,抗蚀剂显影);将量测工具(例如,SEM)与给定位置处的显影衬底对准;并且捕获显影衬底的图像。在一个实施例中,显影后图像是像素化图像,其中像素的强度值指示衬底上特征的存在或不存在。例如,像素的强度值是衬底上二次电子数目的度量。二次电子可以取决于:(i)材料的二次电子良产率(例如,抗蚀剂的良产率高于衬底上的底层的良产率),以及(ii)几何形状,该几何形状会遮蔽孔中的强度,使其在孔的边缘处与在中心相比更暗并且产生更高良产率。例如,可以看到孔周围的白色带。

[0106] 在一个实施例中,量测工具是光学工具或电子束显微镜。在一个实施例中,量测工具是SEM(例如,图28),并且ADI图像和AEI图像是SEM图像。在一个实施例中,SEM与成像衬底或蚀刻后衬底的对准基于寻址SEM的FOV之外的特征。例如,SEM可以被配置为具有对准寻址特征的内置选项,其中寻址特征与应当执行扫描的位置相关联。在另一示例中,图案的单位单元大于SEM定位系统的不确定性(例如,对于逻辑器件),因此对准也可以基于图像中的特征,从而使用图案本身作为位置标记。在一个实施例中,出于对准目的,在SEM的FOV内包括额外的位置标记是不希望的,因为它会影响光刻图像,这使得其周围的特征不具代表性。此外,不希望在用于量测的衬底的功能区域中调节掩模图案。

[0107] 在一个实施例中,蚀刻后图像的获取涉及在特定蚀刻条件下经由蚀刻工艺蚀刻成像衬底;将量测工具与给定位置处的蚀刻衬底对准;以及捕获蚀刻衬底的蚀刻后图像。在一个实施例中,蚀刻条件包括蚀刻剂成分、等离子气体参数、蚀刻速率、电磁场、等离子电位、电感或电容类型的蚀刻、衬底的温度、离子能量分布、离子角分布、溅射和再沉积速率、或其

组合。

[0108] 在一个实施例中,对准绝不是完美的,因此ADI图像与AEI图像之间的相关性被用来确保对准是正确的。然而,一个问题是,用于对准的寻址特征由于蚀刻工艺而被损坏或移位,这会影响寻址。因此,根据本实施例,AEI图像相对于ADI图像在所有对称方向上以离散数目的间距数字地移动(digitally shifted),并且检查ADI与AEI CD之间的相关性最大的间距。在一个实施例中,由于偏移较小(例如,偏移1或2个间距)而存在明显的最大值。

[0109] 过程P403涉及使用显影后图像401和蚀刻后图像402训练模型,该模型被配置为确定显影后图像中的多个特征中的给定特征的缺陷,其中缺陷的确定基于将显影后图像中的给定特征与蚀刻后图像中的对应蚀刻特征进行比较。在一个实施例中,缺陷由以下至少一项被表征:有缺陷或无缺陷的二元确定;或给定特征有缺陷的概率。

[0110] 在一个实施例中,训练涉及基于多个特征将显影后图像和蚀刻后图像对准;将显影后图像中的多个特征中的每个特征与蚀刻后图像中的蚀刻特征中的对应特征进行比较(例如,图5所示);基于比较,确定蚀刻后图像中的给定蚀刻特征是否满足缺陷条件;响应于不满足缺陷条件,将所标识的特征分类为缺陷;以及基于所标识的特征的缺陷来调节模型的模型参数值。在一个实施例中,模型参数值的调节包括调节多个模型参数的值。在一个实施例中,缺陷条件是指与结构的物理特性相关联的期望限制,其中如果该限制不满足,则认为该结构是有缺陷的。

[0111] 参考图5,示出了基于ADI与AEI之间的比较来确定衬底的缺陷特征的示例。在一个实施例中,ADI和AEI是经由量测工具(例如,图28中的SEM或图29中的检查工具)获取的。ADI是在经由图案化装置(例如,光刻设备)对衬底进行成像(例如,图案转印步骤)并且在成像之后进一步执行显影工艺之后获取的衬底的显影后图像。示例ADI包括接触孔阵列,例如位置L1、L2和L3处的孔。AEI是蚀刻后图像,该蚀刻后图像包括与ADI的接触孔相对应的孔阵列。在本示例中,比较AEI和ADI中的孔示出了AEI中缺少孔。例如,ADI在L1、L2和L3位置处包括孔(没有任何缺陷)。然而,在蚀刻工艺之后,AEI图像示出分别与位置L1-L3相对应的位置L1'、L2'和L3'处缺少孔,从而指示接触孔失效。换言之,ADI中L1-L3处的孔在对衬底进行蚀刻之后有可能出现缺陷。因此,ADI中在位置L1、L2、L3处的孔被分类为有缺陷的。

[0112] 因此,本公开将显影后衬底的一个位置处的孔与蚀刻之后衬底的同一位置处的孔进行比较。相比之下,现有技术比较在显影步骤和蚀刻步骤之后衬底上不同位置的孔,从而防止特征的一对一比较。因此,本发明生成与与衬底的结构相关联的缺陷相关的更准确的数据。因此,基于这样的数据而训练的模型可以更准确地预测缺陷特征,并且可以对图案化工艺(例如,蚀刻工艺)进行适当调节以提高图案化工艺的良产率。在一个实施例中,调节可以涉及改变光刻设备的焦点或剂量、或者调节抗蚀剂的化学成分。

[0113] 在一个实施例中,模型可以是基于缺陷条件而训练的经验模型。在一个实施例中,缺陷条件是以下中的至少一项:蚀刻后图像内的封闭轮廓中的灰度值;或蚀刻后图像中的给定蚀刻特征的物理特性。在一个实施例中,其中物理特性是以下中的至少一项:给定蚀刻特征的临界尺寸;或给定蚀刻特征相对于显影后图像的给定特征的位移。

[0114] 图7A-图7C示出了基于CD的缺陷分类的示例。在一个实施例中,经验模型基于CD阈值,其中CD阈值确定特征是否可能有缺陷。图7C示出了ADI中接触孔的CD分布和可能有缺陷的对应接触孔AEI(例如,是否容易失效)。该分布示出了ADI中接触孔的CD值、蚀刻之后未失

效的接触孔的CD值和蚀刻之后失效的孔的CD值。在图7A中,比较ADI1和AEI1示出:孔CH1被分类为失效,这是准确的,因为AEI1中缺少CH1'。此外,在图7B中,比较ADI3和AEI3示出:孔CH3被分类为未失效,这也是正确的,因为AEI3中不缺少CH3'。

[0115] 在一个实施例中,失效的孔(例如,AEI中缺失)的尺寸通常小于期望尺寸。对于分类,可以在ADI上使用CD阈值,其中接触孔破坏被分类为AEI中的潜在缺陷。例如,CD阈值Th1约为16nm,因此小于Th1(例如,16nm)的孔可以分类为有缺陷的。在一个实施例中,91.3%的孔被正确分类。

[0116] 在一个实施例中,模型是机器学习模型,例如卷积神经网络。然后,模型参数是与机器学习模型(例如,CNN)的一个或多个层相关联的权重、偏差或其组合。

[0117] 图6示出了使用ADI和AEI数据(例如,图5的ADI图像和AEI图像)作为输入而训练的示例CNN。基于输入,特征的缺陷分类可以基于如本文中讨论的ADI与AEI之间的比较。然后,缺陷分类可以是CNN的输出。在一个实施例中,ADI和AEI可以是提供给CNN的特征向量。

[0118] 在一个实施例中,已训练模型(例如,CNN(例如,图5)、基于CD的阈值模型(例如,在图7A-图7C中讨论的))还被配置为预测与显影后图像的给定图案相关联的失效率,失效率指示当使用指定蚀刻条件蚀刻成像衬底时的缺陷出现。例如,基于特征的缺陷分类和特征的总数,可以确定与蚀刻之后的特征相关联的失效率。例如,特征(例如,接触孔)的失效率是特征的总缺陷实例与特征的总数的比率。

[0119] 在一个实施例中,训练模型的进一步配置涉及以下过程。例如,过程P405涉及将与感兴趣图案相关联的多个图案分类为有缺陷或无缺陷;过程P407涉及确定与感兴趣图案相关联的缺陷图案的总数;过程P409涉及将感兴趣图案的失效率计算为缺陷图案的总数与多个图案中的图案总数的比率。

[0120] 在一个实施例中,方法400还可以包括调节蚀刻条件。示例实现涉及图4B中的执行过程。过程P411涉及经由图案化装置在衬底上成像期望图案411。可以进一步显影(例如,抗蚀剂显影)和后处理(例如,蚀刻)成像衬底。过程P413包括获取成像图案的显影后图像。此外,可以获取初始蚀刻条件413。过程P415涉及使用显影后图像执行已训练模型403,以分类期望图案在蚀刻之后是否将有缺陷。过程P417涉及基于所分类的缺陷图案调节(或确定)蚀刻条件417,使得成像图案在蚀刻之后将不会是有缺陷的。

[0121] 图8是用于基于与成像图案相关联的失效率来确定成像衬底的蚀刻条件或多个蚀刻条件的方法的流程图。过程P901包括获取成像衬底的显影后图像901、以及要用于蚀刻成像衬底的初始蚀刻条件902。在一个实施例中,蚀刻条件包括以下中的至少一项:蚀刻剂成分、等离子气体参数、蚀刻速率、电磁场、等离子电位、电感或电容类型的蚀刻、衬底的温度、离子能量分布、离子角分布、溅射和再沉积速率、或其组合。

[0122] 过程P903涉及使用显影后图像901和初始蚀刻条件902经由已训练模型(例如,已训练模型403)确定与成像衬底相关联的特征的失效率,该失效率指示特征在成像衬底的蚀刻之后是有缺陷的。因此,已训练模型在蚀刻之后可能发生的实际失效之前提供失效预测。

[0123] 过程P905涉及基于失效率修改初始蚀刻条件902,使得特征在蚀刻之后是有缺陷的机会降低。修改后的蚀刻条件905还可以用于蚀刻成像衬底,从而提高图案化工艺的良好率(例如,减少衬底上的特征/结构的失效)。

[0124] 在一个实施例中,修改蚀刻条件是迭代过程。迭代涉及获取给定蚀刻条件和与给

定特征相关的给定失效率之间的关系;经由使用显影后图像和蚀刻条件执行蚀刻模型来确定与成像衬底相关联的蚀刻后图像;基于蚀刻后图像确定给定特征是否满足缺陷条件;并且响应于不满足缺陷条件,基于该关系标识与给定失效率相比与较低失效率相关联的另一蚀刻条件。

[0125] 在一个实施例中,特征的缺陷条件是以下中的至少一项:特征的缺少;与特征相关联的位移范围;或与特征的临界尺寸相关联的容差范围。

[0126] 在光刻工艺中,印刷在衬底上的抗蚀剂中的结构应当被蚀刻到下面的层中以制造功能芯片。蚀刻工艺/步骤可以用于消除特征的CD的局部变化,从而在蚀刻之后降低局部CD均匀性(LCDU)。蚀刻步骤减少LCDU的基本机制中的一个机制是负载效应。

[0127] 负载的影响是蚀刻速率与衬底上的区域如何被填充有结构之间的关系。在一个实施例中,负载的影响是,在衬底的密集区域(例如,与衬底上的其他区域相比,在限定区域内结构百分比较高的区域),蚀刻速率低于总体较少或相对空旷(例如,结构覆盖的区域较少)的区域。因此,如果孔或其相邻孔具有较大ADI孔(例如,由于局部波动),例如,比平均孔大1nm,则蚀刻速度会更慢。较慢的蚀刻可能导致AEI孔比平均孔AEI大不到1nm。负载效应的物理原因是蚀刻剂短缺、蚀刻副产物对蚀刻的抑制、或这两者。

[0128] 与蚀刻负载相关的三个示例参数是:(i)负载影响的程度,即,特征彼此影响的距离(例如,以nm为单位)。例如,40到100nm之间的值。在一个实施例中,该范围由以下蚀刻速率等式的等式中的半径“R”表示;(ii)相关区域中相邻(neighbors)的平均CD变化时蚀刻偏差的变化。参数(ii)的值取决于平均图案密度。单位可以是nm/nm,并且根据本公开的示例值可以在0到0.75nm/nm之间;(iii)ADI中相邻孔的大小与AEI中蚀刻孔的大小之间的相关性系数。相关性的示例值可以在0到0.2之间。

[0129] 在一个实施例中,蚀刻负载取决于图案密度并且具有各种长度尺度,范围从晶片尺度到晶片的一部分或亚分辨率。在一个实施例中,图案密度是在感兴趣的结构或特征周围的给定区域中的结构所占据的面积的比例。在一个实施例中,负载效应可以在40到100nm之间的长度尺度上(例如,1到2个间距)。然而,本公开不受该范围的限制。在一个实施例中,可以在针对特定结构的蚀刻优化期间优化从亚分辨率(例如,10nm)到OPC范围区域(例如,具有大约300nm-1 μ m半径的区域)范围内的负载效应,以通过在图案转印过程中调谐目标CD良产率和期望良产率来确保抗蚀剂的期望良产率。现有的蚀刻优化过程是一个漫长而乏味的过程。例如,手动优化涉及调谐蚀刻设备的旋钮,从而实现裸片的期望良产率。

[0130] 在一个实施例中,负载效应是一种饱和。每个蚀刻周期,负载效应(也称为负载行为)可以不同。特定的蚀刻技术在负载效应的微小差异之间循环,以减少例如线边缘粗糙度(LER)或线宽粗糙度(LWR),或改善局部CD均匀性。例如,负载效应除了平衡溅射、蚀刻和再沉积速率之外,还具有空间分量和角度分量,以便为在X或Y方向上具有不同CD/间距/占空比的特征创建优先蚀刻。角度分量由电磁(EM)场、气流设计或这两者控制。一旦蚀刻周期基于负载效应在空间频率和取向上消耗了优先材料,该循环将有效饱和。这种饱和可以由光谱仪检测。

[0131] 在一个实施例中,来自板载光谱仪的数据可以用于确定等离子体中材料的成分,作为每个周期的端点检测的手段。这可以用来触发下一周期。在一个实施例中,来自光谱仪的数据可以由来自板载激光干涉仪的数据补充/替换,该板载激光干涉仪可以确定在衬底

上特定位置/角度处被蚀刻的材料的厚度。

[0132] 本公开涉及蚀刻特性的量化,例如短程蚀刻负载效应或微负载。目前,蚀刻负载在蚀刻优化过程之前通过分析测试结构和在(OPC)软件套件(例如,Tachyon、Synopsis、Coventor等)中建模来表征。为此,印刷和蚀刻具有可变间距和CD的特征,并且蚀刻速率与经验公式相匹配,该公式说明了兴趣点周围的定义区域(例如,特定半径的圆)内的开放区域。例如,蚀刻速率ER的经验模型可以定义为:

$$[0133] \quad ER = ER_{nom} + \tau \cdot OA(R)$$

[0134] 在上述ER模型中,ER是与蚀刻工艺相关联的蚀刻速率, ER_{nom} 是与蚀刻工艺相关联的标称蚀刻速率, τ 是对图案密度的敏感度,OA(R)是半径为R的圆中的开放区域。参数R、 τ 和 ER_{nom} 是模型的拟合参数。在高级模型中,可以添加使用多个半径,可以应用不同的卷积滤波器,或者可以合并方向依赖性。

[0135] 在一个实施例中,蚀刻速率ER可以用于模拟(例如,使用转换器软件)蚀刻偏差(例如,ADI CD与AEI CD之间的差异)。此外,可以对蚀刻偏差、对图案密度的敏感性与开放区域之间的关系进行建模。ADI CD和AEI CD是指ADI和AEI中的特征的CD。

[0136] 在一个实施例中,图案转印工艺可以包括蚀刻和(再)沉积的组合。示例蚀刻工艺涉及材料的物理溅射和化学蚀刻。溅射的材料、添加的气体成分或其组合也确保了(再)沉积。在这种工艺中,设置的鞘层电压影响溅射工艺的离子角和等离子体的 μ 波功率密度/溅射速度。材料的溅射速率取决于允许调节轮廓的入射角、离子速度和材料成分。例如,Fluor气体压力决定了蚀刻工艺中的再沉积。

[0137] 在蚀刻优化过程中,期望蚀刻加载和再沉积不是基于最初模拟的预期依赖关系进行调谐,而是主要通过物理直觉和对影响上述某些影响的很多不同蚀刻参数的扫描进行实验测试。

[0138] 然而,现有的用于估计微负载效应的方法存在一些缺点。例如,测量不是针对芯片功能所必需的产品结构,而是针对测试结构。根据本公开,微负载效应强烈依赖于图案密度,因此对感兴趣结构的这种负载效应的表征更合适。另一示例缺点是,短程负载效应取决于聚焦曝光矩阵(FEM)中的条件。这种依赖性尚无法通过现有方法量化。

[0139] 图9是确定与蚀刻工艺相关联的蚀刻特性的方法的流程图。在一个实施例中,蚀刻特性与对成像衬底进行蚀刻的均匀性相关联。例如,蚀刻特性指示,衬底在边缘处蚀刻得更快,而在中心处蚀刻得更慢。在另一示例中,蚀刻特性指示,微负载效应是指取决于局部图案密度的蚀刻速率。在一个实施例中,蚀刻速率是指每单位时间的蚀刻深度,例如每分钟100至1000埃。蚀刻速率还可以用于(经由使用conventor软件的模拟)确定蚀刻偏差(例如,ADI CD与AEI CD之间的差异)。例如,蚀刻负载是指与位于高密度区域中的给定特征相关联的蚀刻速率和与同一芯片上低密度(隔离)区域中的相同特征相关联的蚀刻速率之间的差异。一个示例原因与反应物的局部消耗相关联。为了补偿诸如负载效应等蚀刻特性,可以调节压力、扩散速率、蚀刻剂通量等。下面进一步详细讨论图9的方法。

[0140] 在一个示例中,测量(例如,AEI CD)可以在蚀刻工艺的中途(如果您有迭代蚀刻工艺)或在顺序渗透合成(SIS)(该步骤可以在蚀刻之前应用)之后执行。

[0141] 注意,显影后图像和蚀刻后图像用作图案化工艺的不同工艺的示例。然而,本发明不限于显影后和蚀刻后。本领域技术人员可以将本文中的方法应用于与图案化工艺相关的

其他工艺。例如,可以在第一层(例如,抗蚀剂层)与随后的层之间建立相关性,在处理第一层之后可以在该随后的层上执行不同的工艺(例如,蚀刻)。本文中描述的原理适用于被图案化的衬底的任何层的蚀刻和组合(例如,第一抗蚀剂层、第二抗蚀剂层等)。

[0142] 过程P1001涉及经由量测工具获取(i)在衬底的给定位置处的成像图案的显影后图像1001(ADI),该成像图案包括感兴趣特征和与该感兴趣特征相邻的相邻特征,以及(ii)在衬底的给定位置处的成像图案的蚀刻后图像1002(AEI),AEI包括与ADI中的感兴趣特征相对应的蚀刻特征。例如,成像图案可以是位于衬底中心处的接触孔阵列。在接触孔阵列内,感兴趣特征可以是特定坐标(例如,GDS坐标)处的接触孔。

[0143] 在一个实施例中,感兴趣特征是以下中的至少一项:接触孔;线;线端;或关键特征或其一部分。在一个实施例中,相邻特征是以下中的至少一项:在相对于感兴趣特征的定义取向上的多个接触孔(例如,参见图10);或具有定义间距的多个线。在一个示例中,邻居可以是与感兴趣线段相距一定距离的同一直线的线段。

[0144] 在一些实施例中,一个图像中的感兴趣特征(或多个不同的特征)的多个实例和它们的邻居可以用于建立感兴趣特征与对应的感兴趣蚀刻特征之间的相关性。在一些实施例中,多个图像中的一个感兴趣特征(例如,在不同位置获取,例如衬底上的中心、边缘或其他径向距离)可以用于建立相关性系数。在另一示例中,从光刻设备的角度来看,可以获取彼此相距较小距离的多个图像。例如,至少在同一裸片中的多个图像。不同晶片位置的CD可能略有不同,这将主导相关性系数。图像之间的示例距离可以是1 μm 。

[0145] 图10示出了示例ADI和AEI图像,该ADI包括感兴趣特征1040和相邻特征1050a-1050f,该AEI图像包括与感兴趣特征1040相对应的感兴趣蚀刻特征1060,仅被蚀刻。换言之,1040和1060在图案化工艺中的不同点处(例如,成像之后和蚀刻之后)都位于相同的接触孔处。在一个实施例中,相邻特征1050a-1050f与感兴趣特征1040相邻。相邻特征1050a-1050f位于距感兴趣特征1040指定距离处。在一个实施例中,指定距离也影响蚀刻特性。例如,相邻特征越靠近感兴趣特征,蚀刻负载效应就越高。

[0146] 在一个实施例中,由感兴趣特征周围的相邻特征1050a-1050f占据的面积的比例定义了图案密度。由相邻特征覆盖的表面积越大,图案密度越大。如前所述,图案密度影响蚀刻工艺的蚀刻特性(例如,蚀刻负载效应)。

[0147] 过程P1003涉及使用ADI和AEI确定蚀刻特征与ADI中与感兴趣特征相关联的相邻特征之间的相关性1005,该相关性表征与蚀刻工艺相关联的蚀刻特性。

[0148] 在一个实施例中,相关性的确定涉及使用具有一个感兴趣特征的多个ADI图像。因此,相关性的确定可以涉及获取(i)在衬底的多个给定位置处的多个ADI,每个ADI具有相同感兴趣特征(例如,CD为大约21nm的接触孔),以及(ii)在多个给定位置处的多个AEI,每个AEI具有与感兴趣特征相对应的感兴趣蚀刻特征(例如,CD为20nm的蚀刻接触孔)。在一个实施例中,ADI CD大于感兴趣特征的AEI CD,例如,ADI CD可以是21nm,AEI CD可以是20nm。然后,可以在每个ADI中的感兴趣特征的相邻特征与每个AEI中的感兴趣蚀刻特征之间建立相关性。下面解释了使用CD的示例相关性函数,然而,可以使用与感兴趣特征相关联的其他物理特性(例如,可量化的测量)来建立类似函数。

[0149] 在一个实施例中,相关性是与感兴趣特征相邻的相邻特征的平均图案密度的函数。在一个实施例中,蚀刻特征与ADI中的相邻特征之间的相关性取决于以下中的至少一

项:感兴趣特征或相邻特征的几何形状;与感兴趣特征相关联的辅助特征或偏差的几何形状;感兴趣特征与相邻特征之间的距离;沿线特征的距离;至少一个特征的临界尺寸;衬底上与感兴趣特征、相邻特征和感兴趣蚀刻特征相关联的坐标;围绕感兴趣特征的辅助特征或辅助特征的缺乏(例如,围绕感兴趣特征是指包括感兴趣特征的特征阵列的端部);或边缘位置与其与感兴趣特征相关联的预期位置的随机变化。在一个实施例中,边缘的预期位置(例如,特征轮廓)是指GDS位置(例如,在设计布局中)或类似特征的平均。

[0150] 在一个实施例中,相关性可以基于图案化工艺参数间接计算,例如扫描仪的剂量和焦点、蚀刻温度、等离子气体参数、蚀刻剂成分、电磁场、等离子电位、电感或电容蚀刻、温度、离子能量分布、离子角分布、与溅射和再沉积速率相关联的参数。例如,相关性的间接确定涉及通过调节一个或多个上述图案化工艺参数来调谐或模拟图案化工艺。

[0151] 在一个实施例中,特征的几何形状可以是孔或线。与接触孔相关联的相关性系数将不同于线。例如,如果感兴趣特征被线包围,则负载效应可以沿线的长度减小。此外,与线相比,L形特征可以具有不同的相关性,因为L形具有拐角并且因此受相邻特征的影响与线不同。在一个实施例中,相关性还取决于相邻特征的临界尺寸。例如,相邻特征的临界尺寸越大,负载效应越大(参见图11A)。

[0152] 在一个实施例中,使用以下等式计算相关性:

$$[0153] \quad R_{neighbors}^2 = \vec{c}^T \cdot Q^{-1} \cdot \vec{c}$$

[0154] 在上式中, $\vec{c} = (r_{CDAEI,CDADI_1}, \dots, r_{CDAEI,CDADI_6})^T$ 是一个相关性向量,其中CDAEI是感兴趣特征的AEI CD;CDADI_i是第i邻居的ADI CD,r是相关性系数, $Q_{i,j} = r_{CDADI_i,CDADI_j}$ 是相关矩阵。上述等式是一个示例,并不限制基于CD的相关性。如前所述,可以基于与感兴趣特征和相邻特征相关联的其他物理特性(例如,如前所述的几何形状、距离、辅助特征等)来计算相关性。

[0155] 在示例实验中,参考图10,量测工具(例如,SEM)测量了10⁵个接触孔,这些接触孔根据聚焦曝光矩阵(FEM)在7个条件下曝光。接触孔位于六边形网格上,因此每个接触孔(例如,1040)有6个相邻孔(例如,1050a-1050f)。然后,使用蚀刻配方(例如,IMEC TITAN VIA蚀刻)来蚀刻暴露衬底。此外,例如使用被配置为组织数据以供进一步使用的MATLAB脚本来确定蚀刻前后接触孔的CD值。假定孔ADI的CD与AEI之间存在简单的线性关系,ADI与AEI之间的相关性可以成立。例如,因此,由接触孔1040的ADI CD解释的AEI CD的方差的一部分只是下面给出的相关性系数(R²)的平方:

$$[0156] \quad R_{self}^2 = \left(\frac{Cov(CD_{AEI}, CD_{ADI})}{std(CD_{AEI}) \cdot std(CD_{ADI})} \right)^2$$

[0157] 对于由相邻接触孔1050a-1050f的ADI CD解释的AEI CD的方差的部分,使用相关性向量。示例相关性向量 \vec{c} 由下式给出:

$$[0158] \quad \vec{c} = (r_{CDAEI,CDADI_1}, \dots, r_{CDAEI,CDADI_6})^T$$

[0159] 然后可以使用下式计算R²_{neighbors}:

$$[0160] \quad R_{neighbors}^2 = \bar{c}^T \cdot Q^{-1} \cdot \bar{c}$$

[0161] 图11A和图11B中示出了示例相关性。对于FEM中的7个条件,相关性图(在图11A中)示出了 R_{self}^2 和 $R_{neighbors}^2$ 与孔的平均CD。y轴表示AEI CD的变化的比例,其可以由感兴趣特征本身的ADI CD或其邻居的ADI CD解释。y轴可以是无量纲量,或者如果乘以100,则可以百分比。相关性图表明,最大CD的短程蚀刻负载效应最强,而相对较小的CD则显著降低。例如,短程可以在SEM的FOV内。因此,短程蚀刻负载确实取决于图案密度。此外,图11B示出了负相关性,表明蚀刻负载效应还取决于FEM条件。

[0162] 在图11B的当前示例中,针对图11A中具有最大平均CD的条件,绘制了AEI CD(Y轴)相对于邻居的ADI CD的加权平均值(X轴)。由灰色区域1103表示的CD的变化是由于图案化工艺中的随机波动,而线1105示出了感兴趣特征的CD的移动平均值。线1105示出了邻居的AEI CD与ADI CD之间的负相关性。负相关性表明对于所示的FEM条件,蚀刻特征与ADI的相邻特征之间的相关性相对较高,这以相对较大的平均CD印刷。澄清一下,相对较大的平均CD不是成像图案内随机较大的CD,而是与具有较大图案密度的条件或图案相关联的CD,因为该条件或图案的平均CD很大(例如,如果所使用的扫描仪剂量较高或掩模设计使得CD较大)。

[0163] 在一个实施例中,该方法涉及基于相关性并且在衬底中心与衬底边缘之间的给定径向距离处确定与成像图案相关联的蚀刻条件,使得相关性保持在目标内范围。在一个实施例中,蚀刻条件取决于以下中的至少一项:被蚀刻的衬底的位置,该位置是衬底中心与衬底边缘之间的径向距离(例如,衬底的中心或边缘或到衬底上感兴趣区域的其他距离);蚀刻周期;蚀刻室;蚀刻周期和沉积步骤的顺序;或与蚀刻室相关联的调谐参数,该调谐基于相关性对调谐参数的变化的敏感性。

[0164] 在一个实施例中,基于相关性确定位于衬底中心处的成像图案的蚀刻条件,使得相关性在目标范围内。在一个实施例中,该方法包括基于相关性确定位于衬底边缘的成像图案的蚀刻条件,使得相关性保持在目标范围内。一般而言,即使图案密度相同,由于衬底的厚度分布、与蚀刻装置相关联的漂移等,在衬底上的不同位置可能需要不同的蚀刻条件。

[0165] 在一个实施例中,蚀刻条件包括蚀刻剂成分、等离子体参数、蚀刻速率、电磁场、等离子体电位、电感或电容类型的蚀刻、衬底的温度、离子能量分布、离子角分布、与溅射和再沉积速率相关联的参数、基于饱和效应的蚀刻周期参数、或其组合。在一个实施例中,饱和效应是一种负载效应,它可以用来确定等离子体中材料的成分,作为每个周期的端点检测的手段。这可以用来触发下一周期。

[0166] 在一个实施例中,与理想蚀刻条件相比,可以调节蚀刻条件。例如,理想蚀刻条件可以在现有蚀刻设备中进行调节(例如,调节诸如蚀刻剂成分、等离子体参数、蚀刻速率等参数),或在用于确定蚀刻条件的设计工具中进行调节,设计工具允许调节诸如电磁场、电容或电感型蚀刻等参数,使得相关性保持在期望目标范围内。

[0167] 在一个实施例中,该方法还包括基于AEI CD与ADI CD之间的相关性来生成相关性的功率谱密度(例如,使用线作为特征而建立的相关性)。功率谱密度指示蚀刻特性效应(例如,负载效应)的大小和负载效应的范围。在一个实施例中,功率谱密度可以在空间域中计算(例如,沿线特征的长度)。例如,通过对空间域中的相关性进行傅里叶变换来计算功率谱

密度,其中相关性是两点之间的距离的连续函数。线的相关性的示例功率密度可以指示相关性在线段之间的较小间距处相对较高,并且随着线段之间的较大间距逐渐减小。此外,基于功率谱密度,可以确定适当的蚀刻条件。例如,可以基于沿线的负载效应的大小来定义蚀刻配方,使得在蚀刻工艺期间,线的ADI与线的AEI之间的相关性保持在目标范围内。

[0168] 在一个实施例中,相关性可以用于监测和控制图案化工艺的性能,例如,通过控制蚀刻配方和蚀刻条件(例如,调谐参数)使得相关性保持在目标范围内。

[0169] 例如,蚀刻工艺室基于整个衬底上的临界尺寸均匀性或衬底上不同半径处不同特征之间的CD差异来监测。

[0170] 在一个示例中,控制涉及不仅基于可选择的蚀刻旋钮(例如,气压、功率、直流、温度等)而且还基于相关性来确定对CD的影响。然后,可以监测期望性能(例如,相关性是否保持在目标范围内)。这样做的好处是,在最终良产率测试中,衬底的更多裸片将在规范内。此外,基于相关性的监测的好处是,可能不需要再次检查最终良产率,例如电子测试车辆或对数百万个特征的顽固检查。

[0171] 图12是方法1200的流程图,该方法1200基于感兴趣蚀刻特征与ADI中的相邻特征之间的相关性(上文讨论的)来确定与蚀刻工艺相关联的蚀刻条件或多个蚀刻条件。方法1200用于基于相关性的目标范围来监测和控制蚀刻工艺。在一个实施例中,可以定义相关性目标范围(例如,0-0.4)并且可以定义蚀刻条件,使得在蚀刻工艺期间或之后,目标范围满足。目标范围在被蚀刻的衬底上可以是恒定的,但是蚀刻条件可以在例如衬底的中心和边缘处变化。下面进一步详细讨论方法1200。

[0172] 在一个实施例中,蚀刻条件被确定为使得与负载效应相关的多个参数(例如,包括相关性)的范围在期望规范内。例如,密度波动的影响和由ADI邻居解释的方差分数也在期望规范内。例如,负载效应的程度:小于100nm;冲击密度范围:在0.3到0.35nm/nm之间;并且解释了示例方差分数:在0.15到0.17之间。

[0173] 过程P1201涉及获取蚀刻后图像(AEI)中的感兴趣蚀刻特征和显影后图像(ADI)中与感兴趣蚀刻特征相关联的相邻特征之间的相关性1201。在一个实施例中,蚀刻特征与相邻特征之间的相关性的获取包括获取蚀刻特征与多个相邻特征之间的相关性。在一个实施例中,相关性的获取是根据图9的方法。例如,相关性的获取涉及经由量测工具获取(i)在给定位置处的成像图案的显影后图像(ADI),成像图案包括感兴趣特征和与感兴趣特征相邻的相邻特征,以及(ii)在给定位置处的成像图案的蚀刻后图像(AEI),AEI包括与ADI中的感兴趣特征相对应的感兴趣蚀刻特征;以及使用ADI和AEI确定蚀刻特征与ADI中与感兴趣特征相关联的相邻特征之间的相关性。

[0174] 过程P1203涉及基于相关性确定与蚀刻工艺相关联的蚀刻条件1205,使得相关性保持在目标范围内。

[0175] 在一个实施例中,蚀刻条件的确定取决于以下中的至少一项:被蚀刻的衬底的位置,该位置是衬底的中心或边缘;蚀刻工艺的蚀刻周期;在蚀刻工艺中使用的蚀刻室;蚀刻周期和沉积步骤的顺序;或与蚀刻室相关联的调谐参数,该调谐基于相关性对调谐参数的变化的敏感性。在一个实施例中,调谐参数包括多个调谐参数。

[0176] 在一个实施例中,蚀刻条件的确定涉及监测衬底上的CDU或不同半径处的感兴趣蚀刻特征的实例之间的CD差异。例如,蚀刻条件可以通过改变可选择的蚀刻旋钮(例如,气

压、功率、直流、温度等)并且评估对CD的影响以及相关性来确定。基于相关性确定蚀刻条件的一个优点是,与现有方法相比,在最终良产率测试中,衬底的更多裸片将在规范内。

[0177] 在一个实施例中,蚀刻条件或蚀刻配方可以被描述为具有开始阶段、(多个)中间阶段和结束阶段。蚀刻的每个阶段都可以由一个或多个“迷你”蚀刻配方组成,它们一起可以表示蚀刻配方。在一个实施例中,这些“迷你”蚀刻配方用于微调蚀刻工艺的结果(例如,由感兴趣蚀刻特征的CD或良产率表征)。因此,可以应用具有略微不同行为的不同“迷你”蚀刻配方,例如但不限于不同的负载量,以便实现期望的最终结果(例如,CD或良产率)。在一个实施例中,蚀刻配方的这些微调是通过调谐不同的等离子体气体参数、功率设置、气流设置等来实现的。

[0178] 注意,尽管可以定义“迷你”蚀刻配方,但蚀刻工艺开发通常是基于整个蚀刻结果而不是基于可以表示为蚀刻工艺的开始、中间、结束的片段来完成的。例如,整个蚀刻工艺可以在蚀刻工艺的开始、中间或结束时不中断或停止地执行。

[0179] 在一个实施例中,当衬底上有多个材料正在被蚀刻时,可以在单个腔室中的组合蚀刻工艺中将它们全部蚀刻,其中针对第一材料的蚀刻配方将包括多个步骤,然后是针对第二材料的另一蚀刻配方,该配方可以由一组不同的多个步骤组成(也包括对气体的改变等)。对于多材料蚀刻,每个材料可以存在不同程度的各向异性,因此蚀刻图案的轮廓不是从一个材料到另一材料的完美复制。这些差异可能导致不同的相关性结果。可以(但也不常见)停止层之间的蚀刻以观察多轮廓蚀刻的个体轮廓。在一个实施例中,蚀刻轮廓可以通过蚀刻特征的几何形状来表征,例如与蚀刻特征相关联的高度、角度、宽度。

[0180] 在一个实施例中,蚀刻条件的确定涉及调节与给定蚀刻室相关联的调谐参数的值,使得与给定成像图案相关联的相关性保持在目标范围内。

[0181] 根据本公开的测量(例如,ADI CD和AEI CD)有助于理解蚀刻工艺,这也可以加速蚀刻优化过程,即使是手动的。例如,基于从图3的方法获取的相关性进行优化。由于对产品结构进行测量,因此对最关键的结构进行了更好的优化,从而提高了图案化工艺良产率。

[0182] 机器学习模型(例如,神经网络、CNN、DCNN等)大多是黑盒。这样的黑盒模型(即使使用有监督学习(例如,通过人类)进行训练)做出的预测可能不容易解释以采取动作,例如,调节工艺参数(例如,剂量/焦点、蚀刻配方)以改进图案化工艺。因此,在基于预测来评估动作或选择是否部署新模型时,需要了解训练模型做出预测背后的原因。

[0183] 在一个实施例中,与图案化工艺的黑盒模型相比,图案化工艺的白盒模型可以具有较低的精度。例如,白盒模型可以以91.3%的精度进行预测,但该模型做出的预测可以很容易解释。例如,通过查看特征的CD,可以很容易地理解基于ADI图像中的特征的CD值将特征分类为有缺陷或无缺陷的模型。另一方面,黑盒模型(例如,CNN)可以比白盒模型以更高精度(例如,95.8%)进行预测。然而,黑盒模型的决定很难解释。例如,基于预测结果可能不容易想到特征有缺陷的预测。因此,在一个实施例中,为了可解释性,用户可以选择牺牲精度。

[0184] 改进黑盒模型预测解释的标准是可解释性,该可解释性提供输入变量与黑盒模型预测之间的关系。例如,该关系基于输入变量(例如,ADI图像的像素值)提供了对预测结果的定性/定量理解(例如,ADI特征将是有缺陷的或没有缺陷,如前所述)

[0185] 在本公开中,输入变量(例如,ADI中的特征)之间的关系可以通过与感兴趣特征相

关联的解释模型来解释。在一个实施例中,解释模型有助于解释特定特征的缺陷。例如,解释模型可以标识解释特征缺陷的ADI图像的部分。在一个实施例中,可以使用不同的方法来确定解释模型,例如局部可解释模型不可知解释(LIME)、主成分分析(PCA)或判别分析(例如,线性判别分析(LDA)或二次判别分析(QDA))。图15A示出了确定解释模型的示例流程图,该解释模型被配置为标识ADI的相关特征,该特征解释了任何输入ADI的缺陷分类。

[0186] 参考图15A,方法1530包括如下详细讨论的过程P1531和P1533。过程P1531包括经由量测工具获取(i)给定位置处的成像衬底的显影后图像(ADI),以及(ii)给定位置处的成像衬底的蚀刻后图像(AEI)。过程P1533包括基于ADI和AEI确定解释模型1510,该解释模型1510被配置为标识ADI的、解释输入ADI中的特征的缺陷的部分。在一个实施例中,通过采用本地可解释模型不可知解释方法来确定解释模型,该方法被配置为利用解释模型生成,解释模型被配置为生成解释输入ADI的缺陷的解释图。下面参考图15B讨论LIME方法的一个示例。

[0187] 在一个实施例中,确定解释模型1510包括确定ADI与AEI之间的相关性数据;并且使用相关性数据执行主成分分析或判别分析以确定其特征值高于指定阈值的特征向量。此外,确定包括将输入ADI投影到特征向量上以计算分类值;并且响应于分类值超过指定阈值,将输入ADI的部分标识为解释输入ADI内的特征的缺陷。下面将进一步详细讨论PCA方法的一个示例。

[0188] 在一个实施例中,可以基于ADI图像的变量之间的相关性来执行PCA(以及类似的LDA或QDA)。在一个实施例中,可以使用ADI图像的像素强度来确定相关性。例如,(以及类似的LDA或QDA)可以如下执行。在本示例中,ADI图像(例如,图14A至图14C中的ADI10、ADI20或ADI30)中像素的灰度值或强度可以表示为向量 \vec{x} 。例如,ADI图像可以是大小为 51×51 像素的裁剪,从而产生长度为 $51^2 = 2601$ 的向量。基于向量 \vec{x} ,可以计算所有ADI图像(例如,图14A至图14C中的ADI10、ADI20和ADI30)的相关矩阵 \bar{R} ,如下所示:

$$[0189] \quad R_{ij} = \frac{\langle (x_i - \langle x_i \rangle)(x_j - \langle x_j \rangle) \rangle}{\sigma_i \sigma_j}$$

[0190] 在上式中, $\langle x_i \rangle$ 是向量 x_i 在所有裁剪(例如,ADI10、ADI20和ADI30)上的平均值, σ_i σ_j 是图像的两个像素之间的协方差。

[0191] 在相关矩阵 R_{ij} 数据上,可以执行PCA、LDA或QDA。在PCA中,计算矩阵 \bar{R} 的特征值和特征向量。这些特征值可以显著大于1、大约为1、以及可以是远小于1的一些特征值。较高的特征值表示对应的一组高度相关的变量。例如,参考ADI10(图14A),相关矩阵可以指示,与接触孔F10相关的像素(较暗部分)可以是高度相关的。因此,相关矩阵可以指示,存在接触孔。另一方面,对于ADI30(图14B),相关矩阵可以示出,接触孔F30的像素之间的相关性相对较低,这可以指示失效的接触孔。

[0192] 与较大特征值(例如,大于1)相对应的特征向量表明,这些像素的灰度值一起变化,这可能表明接触孔或印刷孔失效。与较大特征值相对应的这些特征向量可以用于解释模型1510。例如,将所有裁剪实例投影到具有较大特征值的少数特征向量上,并且检查在这

些方向中的一个方向上是否存在印刷和失效孔的强聚类。观察到具有强聚类的方向上的特征向量是缺陷分类的相关特征。通过这些特征向量转换回 51×51 裁剪的形式,可以将输入ADI中的相关特征解释为失效或印刷。

[0193] 在另一示例中,LDA/QDA还标识特征向量,该特征向量可以自动找到最能区分印刷与失效孔的投影方向。

[0194] 在一个实施例中,可以使用LIME方法来确定解释模型,例如,关于图15B讨论的方法1500。LIME是一种解释技术,其通过在预测周围学习可解释模型来以可解释的方式解释任何分类器的预测。图13中讨论了确定可解释模型的示例,如下所述。

[0195] 图13示出了用于训练示例解释模型的决策数据集。决策数据集可以从已训练模型(例如,图4A的CNN模型)中获取。例如,已训练模型403使用包括多个特征的ADI图像来预测蚀刻之后多个特征的缺陷。例如,在使用特定蚀刻配方进行蚀刻之后,ADI特征会有缺陷还是无缺陷地印刷。

[0196] 在图13中,已训练机器学习模型的复杂决定函数(解释模型未知)由预测区域R1和R2表示。在一个实施例中,该决定是指已训练模型403的预测。因此,预测区域R1和R2对应于给定ADI图像中的特征在蚀刻之后是否有缺陷。在一个实施例中,这样的预测区域R1和R2由非线性边界分隔,其不能通过单个线性模型很好地近似。因此,可以定义一组模型,其中每个模型都可以在本地(例如,围绕选定点)解释为什么做出特定预测。

[0197] 在一个实施例中,点P0(粗十字)是要由解释模型解释的实例。例如,点P0表示ADI图像中的感兴趣特征。根据一个实施例,解释与点P0相关联的预测的解释模型使用拟合线来解释,其中拟合基于点P0附近的数据。点P0附近的数据包括两类类别,分别由区域R1和R2表示。例如,第一组点P1、P2、P3、P4、P6表示已训练机器学习模型决定特征在蚀刻之后将有缺陷。而第二组点P10、P11、P12、P13、……、P20表示已训练机器学习模型决定特征在蚀刻之后不会有缺陷。

[0198] 在一个实施例中,用于确定解释模型的方法包括采样实例(例如,P1-P20)、使用已训练机器学习模型(例如,403)获取预测、以及通过样本与正在解释的实例P0(例如,感兴趣特征)的接近程度对预测进行加权(例如,在此由点P1-P20的大小表示)。然后,通过采用拟合方法,基于加权预测来拟合模型。例如,可以使用基于最小二乘误差的拟合方法。根据一个实施例,拟合模型被称为已训练解释模型。

[0199] 在一个实施例中,虚线M1表示已训练解释模型,该已训练解释模型提供关于点P0的局部(但不是全局)解释。例如,局部是指被解释的实例附近的点。虚线M1也可以称为已训练解释模型M1。换言之,已训练解释模型M1基于点P0和非线性边界B1附近的数据点提供了围绕线M1的非线性边界的线性近似。在一个实施例中,可以训练解释模型M1,使得成本函数(例如,解释模型M1的输出与点P0附近的预测之间的差异的函数)被减小(例如,最小化)。本公开不限于特定的拟合方法。可以采用其他数据拟合方法,例如最小二乘法、高斯拟合、最小偏差等。

[0200] 图13中的示例示出了用于解释概念的二元决策。然而,该决定可以是二元分类,或包括多个类别(例如,基于概率,其中多个概率范围对应于多个类别)。本公开的范围不限于二元决策。

[0201] 图14A至图14C示出了将解释模型(例如,M1)应用于包括感兴趣特征的ADI图像的

示例结果。在本示例中,ADI图像ADI10、ADI20和ADI30分别包括感兴趣特征F10、F20和F30。在一个实施例中,与工艺(例如,蚀刻工艺)相关联的训练模型(例如,403)预测ADI中的特定特征在蚀刻之后将有缺陷还是无缺陷地印刷。

[0202] 图14A和图14B分别示出了ADI图像ADI10和ADI20中的特征F10和F20的示例,这些特征被预测为无缺陷地印刷。例如,已训练模型(例如,根据图4A的方法而训练的模型403)预测图像ADI10和ADI20中的特征将无缺陷地印刷。图14C示出了ADI图像ADI30中的特征F30的示例,该特征被预测为有缺陷地印刷。例如,已训练模型(例如,根据图4A的方法而训练的模型403)预测图像ADI10和ADI20中的特征将无缺陷地印刷。

[0203] 然而,如前所述,已训练模型403可以是机器学习模型(例如,CNN或DNN),该机器学习模型包括加权的分布在多个层上并且彼此连接的神经网络。因此,预测背后的理性是不可用的。

[0204] 这种预测背后的理性或解释可以通过已训练解释模型(也称为解释模型)获取。例如,对于每个感兴趣特征,可以根据图13训练解释模型。例如,训练第一解释模型M10以解释与ADI10中的感兴趣特征F10相关的预测。类似地,训练第二解释模型M20以解释与ADI20中的感兴趣特征相关的预测,训练第三解释模型M30以解释与ADI30中的感兴趣特征相关的预测。

[0205] 在一个实施例中,解释模型M10、M20和M30分别生成解释图MAP10、MAP20和MAP30,如图14A-图14C所示。解释图(例如,MAP10、MAP20和MAP30)示出了解释感兴趣特征(例如,F10、F20和F30)处和周围的每个像素对做出与感兴趣特征有关的预测(例如,有缺陷或无缺陷)的贡献的贴片(patch)。在一个实施例中,可以具有指示相邻特征(例如,对应于图13中的点P1-P20)对感兴趣特征在蚀刻之后将有缺陷或无缺陷的决定的影响的强度值。

[0206] 例如,在解释图MAP10中,贴片E1(例如,正像素值)有助于做出关于特征F10(在ADI10中)在蚀刻之后不会有缺陷的决定,而贴片E2(例如,负像素值)有助于做出关于特征F10(在ADI10中)在蚀刻之后将有缺陷的决定。类似地,在解释图MAP20中,贴片E3(例如,正像素值)有助于做出关于特征F20(在ADI20中)在蚀刻之后不会有缺陷的决定。最后,在解释图MAP30中,贴片E4有助于做出关于特征F30(在ADI30中)在蚀刻之后不会有缺陷的决定,而贴片E5(例如,负像素值)有助于做出关于特征F30(在ADI30中)在蚀刻之后会有缺陷的决定。解释图或其中的像素值还可以用于采取诸如调节图案化工艺配方(例如,蚀刻配方)等动作以提高图案化工艺的良好率。

[0207] 在一个实施例中,可选地,ADI图像和对应的解释图可以叠加以生成叠加图像。例如,可以将ADI10和MAP10叠加以生成叠加图像S10。类似地,ADI20和MAP20以及ADI30和MAP30可以叠加以分别生成叠加图像S20和S30。在一个实施例中,叠加图像或其中的像素值还可以用于采取诸如确定用于成像衬底的某些部分的配方等动作。

[0208] 图15B是用于确定与感兴趣特征相关联的解释模型的方法1500的流程图。解释模型被配置为解释与感兴趣特征相关的预测。例如,如果有N个感兴趣特征,则可以确定N个解释模型——每个感兴趣特征一个解释模型。如图13和图14A-图14C中讨论的,解释模型可以为感兴趣特征生成解释图,使得解释图可以解释感兴趣特征的附近对做出与感兴趣特征相关的预测的贡献。此外,基于解释图,可以采取与改进图案化工艺(例如,蚀刻工艺)相关的动作。例如,如果解释图包括对预测该特征将有缺陷具有相对较高贡献的贴片,则可以针对

该特定贴片调节蚀刻配方。

[0209] 根据本公开,方法1500可以在与图案化工艺相关的模型(例如,403)被训练以预测例如显影后图像中的任何特征的未来特性之后执行。未来特性(也称为预测)可以是例如CD或特征的缺陷。例如,已训练模型403可以预测在使用蚀刻配方进行蚀刻之后ADI图像中的特征将有缺陷还是无缺陷地印刷。本方法1500不限于与特征相关联的特定预测或分类。在方法1500的以下过程中,预测的示例是特征的缺陷。如前所述,缺陷可以表示特征在蚀刻之后失效的概率。在一个示例中,为了解释本方法的概念,缺陷可以被可视化为二进制,例如,有缺陷或无缺陷。

[0210] 过程P1501包括例如通过执行与图案化工艺(例如,蚀刻工艺)相关联的已训练模型403来获取训练数据集。在一个实施例中,训练数据集包括与显影后图像(ADI)中的感兴趣特征1501附近的多个特征相关联的多个预测1502,多个预测中的每个预测由已训练模型403做出。在一个实施例中,出于训练目的,感兴趣特征的附近是指特征在感兴趣特征1501周围的位置。例如,参考图13,点P1-P20在感兴趣点P0附近。

[0211] 在实施例中,多个预测1502的获取包括执行已训练模型以预测感兴趣特征1501附近的多个特征中的每个特征的特性。在一个实施例中,类似于前面讨论的过程P403,显影后图像的获取包括通过图案化装置对衬底上的掩模图案进行成像;获取成像衬底的显影衬底(例如,抗蚀剂显影);将量测工具(例如,图28和图29中的SEM)与给定位置(例如,感兴趣特征的位置)的显影衬底对准;并且获取显影衬底的图像。在一个实施例中,显影后图像可以从存储衬底的量测数据(例如,SEM图像)的数据库(例如,图30中的计算机系统的)获取。

[0212] 在一个实施例中,将包括多个特征的ADI图像作为输入提供给已训练模型403。已训练模型然后预测例如多个特征的缺陷。在一个实施例中,预测1502是ADI中的特征的缺陷,其中缺陷指示特征在蚀刻之后将有缺陷的概率。在一个实施例中,预测1502是ADI中的感兴趣特征在蚀刻之后将有缺陷还是无缺陷地印刷。

[0213] 过程P1503包括确定多个特征的每个位置与感兴趣特征之间的距离1503。在一个实施例中,距离1503是两个位置之间的线性距离,特别是感兴趣特征1501的位置L1和相邻特征的位置L2。例如,参考图13,P0与P1之间的距离D1(未标记)、P0与P2之间的距离D2等。

[0214] 再次参考图15B,过程P1505包括基于距离1503向多个预测中的每个预测分配权重。在一个实施例中,向每个预测分配权重包括如果与其相关联的距离相对较小,则向多个预测中的一个预测分配相对较高权重。在一个实施例中,权重可以是整数值、或介于0与1之间的归一化值,使得权重之和为1。

[0215] 例如参考图13,与点P4、P5、P14、P15和P16相比,向点P1、P2、P3、P10、P11、P12和P13分配了更高的权重。换言之,兴趣点P0附近的点被认为对做出与兴趣点P0相关的特定预测贡献更大。例如,与点P1、P2、P3、P10、P11和P12相对应的特征被分配为0.9的权重,而与点P4、P5、P15和P16相对应的特征可以被分配为0.1的权重。因此,与远离感兴趣特征1501的特征相比,向与在靠近感兴趣特征1501的位置处的特征相关联的预测分配更高的权重。在一个实施例中,可以根据指数函数分配权重,例如 $e^{-f(D)}$,其中 $f(D)$ 是距离1503的函数。

[0216] 再次参考图15B,过程P1507包括通过基于加权预测1505的拟合来确定解释模型1510的模型参数值,从而减小解释模型1510的输出与加权预测1505之间的差异。在一个实施例中,模型参数值解释了ADI的每个像素对做出与感兴趣特征相关的预测的贡献。

[0217] 在一个实施例中,解释模型的模型参数值的确定是迭代过程,该迭代过程包括获取初始模型参数值和加权预测;使用初始模型参数值执行解释模型以生成初始输出;并且确定加权预测与初始输出之间的差异;基于差异调节初始模型参数值,使得差异被最小化。

[0218] 在一个实施例中,解释模型1510接收包括感兴趣特征1501的ADI作为输入,并且生成解释图1520作为输出。在一个实施例中,解释图1520指示感兴趣特征1501的附近对做出与感兴趣特征1501相关联的预测的贡献。

[0219] 在一个实施例中,解释模型1510是与ADI中的感兴趣特征相关联的线性模型。在一个实施例中,使用采用最小二乘误差的线性回归将线性模型拟合到多个预测。图13示出了解释模型M1的示例。

[0220] 在一个实施例中,解释图1520是像素化图像(例如,图14A-图14C中的MAP10、MAP20和MAP30),并且模型参数值是分配给像素化图像的每个像素的权重或值。在一个实施例中,解释图是二进制图,其中每个像素被分配值0或1。在一个实施例中,二进制图是通过基于超出阈值的像素值为每个像素分配值0或1来生成的,其中0表示感兴趣特征将在蚀刻之后有缺陷地印刷,1表示感兴趣特征将在蚀刻之后无缺陷地印刷。在一个实施例中,阈值是一个值,高于该值的贡献被认为是积极的或有利于预测,反之亦然。

[0221] 在一个实施例中,解释图1520是彩色图像,其中基于模型参数值分配特定颜色(例如,RGB值)。

[0222] 在训练解释模型1510之后,它可以用于理解与感兴趣特征相关的预测。例如,如图14A所示,可以将包括感兴趣特征F10的ADI图像ADI10输入到解释模型1510。然后,解释模型生成解释图,例如MAP10。解释图MAP10包括贴片E1和E2,贴片E1和E2在视觉上解释了特征F10周围区域的哪些部分有助于预测特征F10将在蚀刻之后无缺陷地印刷。例如,贴片E1的面积显著大于E2,因此可以解释为E1具有更高贡献。

[0223] 在一个实施例中,可以优化解释模型,例如,通过修改量测设置和确定ADI内最能解释缺陷分类质量的部分。例如,初始特征向量提供92%的分类精度,而优化之后,可以标识出两个特征向量,将分类精度提高到94%,或者优化之后,可以标识出六个特征向量,可以将分类精度提高到99%。用于确定最佳参数(例如,相关特征向量)的示例优化过程讨论如下。在一个实施例中,在优化过程中,可以对量测工具设置、要考虑的特征向量的数目或其他设置进行改变。已优化参数(例如,特征向量)是可解释的分类,该分类可以应用于任何输入ADI。

[0224] 在一个实施例中,关于图16讨论了一种应用解释模型1510的方法。图16是方法1600的流程图,该方法1600用于标识感兴趣特征的附近对分类感兴趣特征的缺陷的贡献。方法1600包括如下所述的过程。

[0225] 过程P1601包括获取包括感兴趣特征(例如,特征F10、F20和F30)的显影后图像1601(例如,图14A-图14C中的ADI10、ADI20、ADI30)和与感兴趣特征相关联的解释模型(例如,图15B的1510)。过程P1603包括将解释模型1510应用于ADI 1601以生成解释图1610。在一个实施例中,解释图1610包括量化ADI 1601的每个像素对分类感兴趣特征的缺陷的贡献的像素值。

[0226] 如本文所述,在一个实施例中,解释模型1510是与ADI 1601中的感兴趣特征相关联的线性模型。在一个实施例中,解释图1610是像素化图像,其中每个像素具有指示每个像

素对分类感兴趣特征的缺陷的贡献量的权重。在一个实施例中,解释图1610可以是二进制图,其中每个像素被分配值0或1。

[0227] 在上述方法中,以显影后图像和蚀刻后图像为例来说明本公开的概念。然而,本文中讨论的方法不限于这样的ADI图像和AEI图像。本领域技术人员可以使用在特定工艺(例如,OPC、光学工艺、抗蚀工艺、蚀刻、化学机械抛光等)或与图案化工艺相关的工艺的组合前后获取的任何图像来执行上述方法。然后,该模型建立这样的图像之间的关系以在执行工艺之后确定工艺配方(例如,光学工艺配方、抗蚀工艺配方、蚀刻配方等)对失效概率的贡献。

[0228] 如前所述,有很多算法在开发之后基于SEM图像对接触孔的失效进行分类。错误分类的标准可以基于解释SEM图像的常识。例如,错误标准可能是低SEM对比度或小临界尺寸(CD)。此外,已经尝试基于某些标准从接触孔的CD分布估计失效率。例如,标准可以是(i)接触孔在某个与焦点相关的临界CD以下失效,(ii)失效比例是平均CD减去CD的三个标准偏差的函数,或者是其包括偏斜和峰度的变体,也称为“尾部CD”。尾部CD的预测可以是经验性的,这可能取决于用于图案化的工艺。此外,与预测的偏差可以取决于焦点。

[0229] 在本公开中,AEI失效和非失效接触孔被认为在ADI测量中具有不同的特性。因此,如示例中讨论的,ADI CD分布可以被分解为两个独立的分布,以说明AEI测量的失效和非失效接触孔。这些ADI CD分布的相对贡献决定了蚀刻之后失效孔的比例。

[0230] 在一个实施例中,蚀刻之后失效孔和非失效孔的ADI CD分布是不同的,但是这两个CD分布可以重叠。失效可能无法通过与FEM不相关的CD阈值进行分类。然而,当获取某个FEM条件下所有接触孔的CD分布时,可以将其拟合为两个分布的总和,并且这些分布的相对贡献可以预测蚀刻之后失效孔的比例。

[0231] 图17是基于由第一部分(例如,第一CD分布)和第二部分(例如,第二CD分布)组成的模型从ADI测量确定蚀刻之后特征失效比例的方法1700的流程图。使用方法1700生成的模型可以用于改进图案化工艺。例如,该模型可以被用于从ADI测量中估计填充接触孔的比例。估计的填充孔可以例如如下使用。在示例应用中,估计的填充孔可以在光刻工艺的加速期间使用。例如,可以调谐光刻设备以减少填充的接触孔的数目。改进的示例是调谐扫描仪的剂量和焦点、或抗蚀剂的额外过滤步骤。在另一示例应用中,在加速过程中,填充接触孔的比例可以用于评估是否应当在蚀刻之前使用额外的去渣或穿孔以减少填充接触孔的影响。在另一示例应用中,在HVM期间,可以检查ADI CD分布以查看机器是否仍符合规范。注意,这将针对每个晶片需要大量接触孔。但是,当某个时间范围(例如,1天)的所有数据被组合时,这种拟合可能是可行的。下面详细讨论用于生成模型和预测可能失效的特征比例的方法1700。

[0232] 过程P1701包括获取衬底的显影后图像(ADI)1702,ADI图像1702包括多个特征。在一个实施例中,ADI是经由量测工具或从存储印刷衬底的图像的数据库获取的印刷衬底的图像。在一个实施例中,ADI图像的多个特征包括多个孔、多个柱、多个线或其组合。因此,在一个实施例中,被分类为在蚀刻之后有缺陷的ADI图像的一定比例的特征包括以下中的至少一项:由于抗蚀剂阻挡孔的显影而导致的在蚀刻之后的闭合孔或缺失孔、蚀刻之后的合并孔、多个线中的线的颈缩(necking)、桥接线、或其组合。

[0233] 在一个实施例中,物理特性可以是ADI图像中的特征的临界尺寸(CD),并且与该特

征相关联的物理特性阈值可以是CD阈值。例如,接触孔的CD是通过计算由轮廓算法得出的轮廓所包围的表面积被确定(例如,针对每个感兴趣特征在多个量测工具阈值下获取的CD),然后,圆的直径可以用相同的表面积被确定。在一个实施例中,物理特性可以是以下中的至少一项:特征的CD的几何平均值,其中CD可以在ADI图像中沿第一方向(例如,x方向)或第二方向(例如,y方向)被测量;ADI图像中的感兴趣特征的定向CD;ADI图像中的感兴趣特征的曲率方差;或每个感兴趣特征的在多个量测工具阈值处获取的CD。在一个实施例中,定向CD是以下中的至少一项:沿x方向测量的CD;沿y方向测量的CD;或沿期望角度测量的CD。物理特性值(例如,CD值)或其子集可以用于生成模型,如下所述。在一个实施例中,物理特性可以是一个或多个物理特性的函数。例如,物理特性可以是CD值的平方。本公开不限于特定的物理特性。本领域技术人员可以理解,可以用于表征特征失效的任何物理特性都可以在本文中使用。

[0234] 过程P1703包括基于与ADI图像1702的特征的子集SET1相关的物理特性值(例如,CD、EPE)生成模型1710的第一部分(例如,第一概率分布函数(PDF1))。过程P1705包括基于模型的第一部分和与ADI图像1702的多个特征中的所有特征相关的物理特性值(例如,CD)生成模型的第二部分(例如,第二概率分布函数(PDF2))。在一个实施例中,ADI图像的特征子集SET1与ADI图像1702的其他特征区分开来。例如,子集SET1可以是具有高于指定阈值的CD值的特征。在一个实施例中,使用截断(truncated)的PDF来拟合子集SET1。在一个实施例中,使用截断PDF基于阈值(例如, CD_u)和拟合参数来改变PDF的归一化。

[0235] 在一个实施例中,模型的第一部分和模型的第二部分的生成包括通过最大化模型1710的对数似然度量来分别拟合第一概率分布函数PDF1和第二概率分布函数PDF2。在一个实施例中,模型1710是第一概率分布函数PDF1和第二概率分布函数PDF2的组合。在一个实施例中,第一概率分布函数PDF1被配置为估计非失效特征(例如,非失效孔)的物理特性值(例如,CD)的分布。在一个实施例中,非失效孔可以指示具有非常低的失效概率。例如,给定范围内的失效率(例如,0到0.1)。在一个实施例中,第二概率分布函数PDF2被配置为基于ADI图像的所有多个特征的物理特性值确定失效率。

[0236] 在一个实施例中,模型1710是第一概率分布函数和第二概率分布函数的加权和。例如,该模型是总分布,该总分布计算为分别针对失效和非失效的第一函数PDF1和第二函数PDF2的加权和。

[0237] 在一个实施例中,第一概率分布函数是正态分布(或截断正态分布),该正态分布由以下项被表征:与物理特性相关的截断值(例如, CD_u)、描述正态分布的位移(例如,平均值)的第一位置参数和描述正态分布的扩展的第一尺度参数(例如,sigma)。在一个实施例中,如在等式1中,CD的平方与正态分布拟合,而CD本身可以与另一(例如,GEV)分布拟合。

[0238] 在一个实施例中,第二概率分布函数是广义极值(GEV)分布,该GEV分布由以下项被表征:描述GEV分布的偏移的第二位置参数(μ)、描述GEV分布的扩展的第二尺度参数(σ)和描述GEV分布的形状的形状参数(ξ)。

[0239] 在本描述的示例中,模型1710或拟合的总分布是ADI CD的平方的正态分布和广义极值(GEV)分布的总和。例如,总概率分布函数(PDF)可以由下式给出

$$[0240] \quad f(x; p_{GEV}, \Theta_N, \Theta_{GEV}) = (1 - p_{GEV}) 2x \cdot N(x^2; \Theta_N) + p_{GEV} CEV(x; \Theta_{GEV})$$

[0241] 在上式中,变量x表示ADI特征的物理特性,例如CD, p_{GEV} 表示GEV分布尾部的累积概

率, Θ_N 表示正态分布或截断正态分布的参数, Θ_{GEV} 表示GEV分布的参数。

[0242] 在一个实施例中,上述PDF的对数似然可以通过以下等式计算:

$$[0243] \quad l(p_{GEV}, \Theta_N, \Theta_{GEV}) = \sum_{i=1}^n \log(f(x_i; p_{GEV}, \Theta_N, \Theta_{GEV}))$$

[0244] 使用上述正态分布和GEV分布的示例,本方法分两步生成模型,如下所述。

[0245] 在一个实施例中,当使用 $l(p_{GEV}, \Theta_N, \Theta_{rGEV})$ 的无约束数值最大化时,GEV可以将噪声拟合到非失效分布上,而不是拟合分布的尾部。因此,假定 p_{GEV} 很小。为此,采用两步过程(例如,包括P1703和P1705)来生成模型(例如,1710),如下所示。

[0246] 首先,使用从下方截断的截断正态分布将 CD^2 拟合到某个 CD_u^2 之上。例如,图16示出了截断正态分布1810的示例,其中 CD_u 为15nm。换言之,15nm以上的CD值用于拟合正态分布。

$$[0247] \quad PDF(CD) = \begin{cases} 0 & \text{如果 } CD < CD_u \\ \frac{2CD \cdot PDF_N(CD^2, \nu_N, \rho_N)}{1 - CDF_N(CD_u^2, \nu_N, \rho_N)} & \text{如果 } CD \geq CD_u \end{cases}$$

[0248] 在上述等式中, ν_N 和 ρ_N 是正态分布的相关均值和标准偏差,可以从最大化对数似然得到。例如, $\mu_N = \sqrt{\nu_N}$ 并且 $\sigma_N = \frac{\rho_N}{2\sqrt{\nu_N}}$ 。在一个实施例中,可以迭代求解 ν_N 和 ρ_N 的值,直到上述PDF(CD)的对数似然被最大化。另外,在上式中, PDF_N 是正态分布的概率分布函数, CDF_N 是正态分布函数的累积分布函数。在一个实施例中,可以最初选择 CD_u^2 使得它是 $\nu_N - 2\rho_N$ 。这可以迭代地实现。

[0249] 此外,在第二步的拟合之后(下面将关于GEV进行讨论),可以检查 $CD \geq CD_u$ 的失效孔的预测比例是否低于某个阈值(例如,小于1%)。如果不是这种情况,则可以使用更大的 CD_u 值(例如,大于15nm)重复该过程(例如,P1703和P1705)。

[0250] 在一个实施例中,总CD分布与等式(1)中提出的分布拟合,保持 ν_N 和 ρ_N 固定为先前获取的值。 p_{GEV} 、 $\xi\sigma_{GEV}$ 、 μ_{GEV} 可以通过最大化对数似然来确定。这种拟合过程和其中使用的等式可以使用任何非线性规划求解器来实现。非线性规划求解器可以找到指定的无约束多变量函数的最小值。在一个实施例中,可以选择 $\xi=0$ 以提高鲁棒性。

[0251] 如关于以上示例所讨论的,模型的生成涉及基于特征子集的物理特性(例如, CD^2)值的平方,通过最大化与第一概率分布函数相关的第一对数似然度量来拟合第一概率分布函数(例如,正态分布)。在一个实施例中,特征子集SET1的物理特性值高于物理特性阈值。然后,拟合的第一概率分布函数可以与第二概率分布函数组合。基于组合分布,可以基于多个特征中的所有特征的物理特性值来拟合第二概率分布函数,使得与组合分布相关的第二对数似然度量被最大化。在一个实施例中,在拟合过程中确定第二分布的相对权重。

[0252] 图18A是基于ADI图像中的特征的CD值来拟合两个概率分布函数的示例。圆点表示非失效孔(例如,基于分析蚀刻数据而确定的),叉号表示失效孔(例如,基于蚀刻数据和CD小于期望值)。可以使用非失效孔的CD值来拟合截断的正态分布1810(第一概率分布函数的

示例),其中CD值高于CD阈值(例如,15nm)的孔被认为是非失效孔。此外,GEV分布1820可以用于尾部(例如,CD低于15nm),并且总分布1801可以例如使用上面的等式(1)和所有ADI CD值来拟合。在一个实施例中,对于重叠区域(例如,大约15nm),正态分布和GEV分布都可以具有相似的权重(例如,由等式(1)中的 p_{GEV} 表示)。在一个示例中,对于较小CD和最佳拟合参数, $p_{\text{GEV}} \text{GEV}(x; \Theta_{\text{GEV}})$ 的值远大于 $(1-p_{\text{GEV}}) 2 \cdot \text{CD} \cdot \text{N}(\text{CD}^2; \Theta_{\text{N}})$,尽管 p_{GEV} 可能是接近0。在一个实施例中,与GEV分布相关联的权重随着CD值逐渐减小而逐渐增加。

[0253] 在一个实施例中,第一概率分布函数的拟合是迭代过程。迭代过程包括(a)使用第一概率分布函数的参数的给定值确定第一对数似然度量;(b)确定第一对数似然度量是否被最大化;(c)响应于未被最大化,基于梯度调节第一概率分布函数的参数值,并且执行步骤(a)-(c)。在一个实施例中,梯度是第一对数似然度量关于第一概率分布函数的参数的一阶导数。

[0254] 在一个实施例中,第二概率分布函数的拟合涉及基于第二对数似然度量的最大化,在不修改第一概率分布函数的参数值的情况下确定第二概率分布函数的参数值及其权重。

[0255] 在一个实施例中,第二概率分布函数(例如,1820)的拟合是迭代过程。迭代过程涉及(a)获取拟合的第一概率分布函数和第二概率分布函数的组合分布;(b)基于组合分布(例如,1801)并且保持拟合的第一分布的参数值固定,使用第二概率分布函数的参数的给定值确定第二对数似然度量;(b)确定第二对数似然度量是否被最大化;(c)响应于未被最大化,基于梯度调节第二概率分布函数的参数值,并且执行步骤(b)-(c)。在一个实施例中,梯度是第二对数似然度量关于第二概率分布函数的参数的一阶导数。在一个实施例中,组合概率分布函数(例如,1801)可以用作模型1710以预测ADI特征的失效或失效率。

[0256] 参考图18B,示出了第一焦点曝光矩阵PW1(焦点在x轴上,剂量在y轴上),其中ADILCDU由导致非失效特征AEI的ADI孔绘制,与蚀刻之后的ADI相关联的另一焦点曝光矩阵PW2可以包括失效和非失效两者。图18B还示出了图案的LCDU如何随着失效和非失效AEI的剂量而变化。作为所有孔和非失效特征的剂量函数的LCDU之间存在明显差异。例如,曲线1851示出了作为所有孔的剂量的函数的LCDU,曲线1853示出了作为AEI中非失效孔的剂量的函数的LCDU。在一个示例中,当蚀刻之后存在合并孔时,LCDU(曲线1851)在更高剂量下增加。另一方面,当蚀刻之后有非失效孔时,LCDU(曲线1853)在较高剂量下降低。这种关系表明,与失效和非失效特征(例如,接触孔)相关联的CD分布等拟合参数将不同。例如,拟合的CD分布可以用于确定工艺窗口。在本实施例中,模型1710更准确地捕获LCDU与剂量之间的关系,因为模型1710是如前所述的第一分布和第二分布的组合分布。因此,例如,拟合分布1710的统计参数或特征可以用于更准确地确定图案化工艺的工艺窗口。

[0257] 在一个实施例中,方法1700还可以包括被配置为确定工艺窗口PW的过程P1711和P1713。在一个实施例中,P1711包括提取与非失效特征相关的拟合概率分布1710(例如,图17中的PDF1)的统计特性。例如,统计特性可以是平均值、标准偏差、偏度、或与印刷在衬底上的接触孔相关的其他统计量。

[0258] 在一个实施例中,在过程P1713中,所提取的拟合分布1710的统计特性被用于确定工艺窗口。例如,工艺窗口包括一系列剂量焦点值,这些值导致特征在衬底上印刷而没有缺陷或缺陷数目非常少(例如,一百万个特征中有一个缺陷特征)。确定工艺窗口的示例方法

在2020年2月21日提交的美国专利申请号62/980,068(该专利申请的全部内容通过引用方式并入本文)中讨论。

[0259] 如前所述,方法1700具有若干应用。因此,可以进一步修改方法1700以包括改进图案化工艺。例如,方法1700还可以包括经由图案化装置对包括另一衬底上的另一多个特征的期望图案进行成像;获取成像图案的显影后图像;使用显影后图像执行第一概率分布函数和第二概率分布函数,以将ADI内的一定比例的特征分类为在蚀刻之后有缺陷;并且基于所分类的特征调节蚀刻条件,使得成像图案在蚀刻之后不会失效。

[0260] 在另一示例应用中,方法1700可以进一步修改或用于调谐光刻工艺以降低ADI特征在蚀刻之后的失效率,其中调谐包括调节剂量、焦点或这两者。在又一应用中,方法1700可以用于确定是否应当对抗蚀剂层执行额外过滤步骤以降低ADI特征在蚀刻之后的失效率。在又一应用中,方法1700可以用于确定是否应当执行额外的去渣或穿孔步骤以降低ADI特征在蚀刻之后的失效率。在又一应用中,方法1700可以用于在大批量制造期间检查ADI特征以确定光刻设备是否满足指定印刷标准。在又一应用中,方法1700可以用于在蚀刻之前基于失效率对某个衬底或大量衬底进行返工。

[0261] 在一个实施例中,该系统可以被配置用于使用两部分模型基于ADI测量确定在蚀刻之后将失效的特征比例。在一个实施例中,该系统包括用于捕获在给定位置处的衬底的显影后图像(ADI)的量测工具(例如,图28和图29的SEM),该显影后图像包括多个特征;以及被配置为基于ADI确定失效率的处理器(例如,图30的104)。在一个实施例中,处理器(例如,104)被配置为执行模型(例如,图17的1710),该模型用于确定在蚀刻之后将失效的ADI的多个特征的失效率。在一个实施例中,该模型是以下项的组合(i)被配置为估计非失效孔的物理特性值的分布的第一概率分布函数,以及(ii)被配置为基于ADI的所有多个特征的物理特性值确定失效率的第二概率分布函数。

[0262] 在一个实施例中,该系统还包括被配置为对包括衬底上的多个特征的期望图案进行成像的图案化装置(例如,图1和图31-图34)。处理器(例如,104)可以还被配置为经由量测工具接收成像衬底的ADI;执行第一概率分布(例如,拟合的PDF1)和第二概率分布(例如,拟合的PDF2)以确定ADI的特征的失效率,并且基于失效率相对较高的特征来调谐图案化装置以减少特征的失效率。在一个实施例中,处理器(例如,104)可以被配置为经由图案化装置的旋钮/设置来调谐剂量或焦点。

[0263] 在一个实施例中,处理器(例如,104)可以还被配置为:确定是否应当对抗蚀剂层执行额外的过滤步骤以降低ADI特征在蚀刻之后的失效率;确定是否应当执行额外的去渣或穿孔步骤以降低ADI特征在蚀刻之后的失效率;或者在大批量制造期间检查ADI特征以确定光刻设备是否满足指定印刷标准。

[0264] 在一个实施例中,量测工具(例如,图28和图29)包括扫描电子显微镜(SEM)。SEM可以被配置为测量以下物理特性中的至少一个:ADI中的感兴趣特征的多个实例的平均CD;ADI中的感兴趣特征的定向CD;ADI中的感兴趣特征的曲率方差;或每个感兴趣特征的在多个量测工具阈值处获取的CD。

[0265] 如本文所述,随机随机(random stochastic)失效(可互换地称为缺陷)可以显著影响EUV光刻印刷的性能。标识失效可以在光刻步骤之后或蚀刻步骤之后进行。有很多算法可以在使用SEM图像进行开发之后对诸如接触孔等特征的失效进行分类。这种失效分类的

标准基于对SEM图像的常识解释。例如,失效标准可以是SEM对比度或临界尺寸(CD)。在一个实施例中,上述方法提供了改进的缺陷分类和基于ADI的失效预测。此外,还提供了从接触孔的CD分布估计失效率的方法。

[0266] 如前所述,现有方法具有若干限制。例如,可以基于编程缺陷的捕获率或通过比较蚀刻前后的缺陷率来校准缺陷分类。已经表明,程序化缺陷在统计上不同于随机缺陷,例如,参见前面提到的P.De Bisschop的出版物。

[0267] 本文中讨论的方法提供改进的缺陷分类,该分类基于在相同位置处重复的SEM测量ADI和AEI的训练数据,如上述方法中所述。本文中的方法针对易出错的FEM条件而成功分类例如93.5%的孔。

[0268] 相对于缺陷分类预测失效率的一般缺点是,收集的信息较少,并且不能直观地评估缺陷分类。tailCD的预测(即,CD分布的尾部)是一种经验预测,并且可以取决于在衬底上执行的工艺。

[0269] 在一个实施例中,本文中讨论的缺陷分类方法利用以下事实:在某种程度上,在蚀刻之后将失效的特征(例如,接触孔)在静态ADI图像(例如,SEM ADI的图像)中看起来是不同的。在本公开中,观察到例如在蚀刻之后失效或未失效的接触孔之间的ADI图像差异很小,并且在很多情况下肉眼几乎看不到。通过示例实验还观察到,对于失效的接触孔,ADI SEM损坏(例如,第一SEM“再现”与第二SEM“再现”之间的CD差异或相同ADI的测量的再现性)要大得多。在一个实施例中,将晶片上的相同位置暴露两次或更多次以捕获两个不同的SEM测量被称为SEM“再现”。因此,在一个实施例中,提供了一种使用动态SEM信息来区分失效和非失效接触孔、或利用该信息改进失效预测的方法。

[0270] 如本文中讨论的(例如,关于图3),在光刻之后执行SEM量测会损坏衬底上的抗蚀剂,使得其收缩或额外的碳再沉积在抗蚀剂上。这种损坏会影响由SEM测量的衬底上的特征的CD,特别是在执行SEM重复测量时(例如,在同一位置ADI获取两个SEM图像)。例如,在图3中,蚀刻之后缺失的接触孔缺陷是由接触孔内的一层剩余抗蚀剂引起的。因此,蚀刻之后失效孔和非失效孔的几何形状是不同的。因此,收缩和碳再沉积都可能不同,这会在蚀刻之后失效的孔的SEM再现图像之间产生更大的差异。在一个实施例中,提供了一种基于相同ADI特征的重复测量来确定特征缺陷的方法(例如,在图19中)。在一个实施例中,重复测量包括ADI的两个SEM图像,从中可以确定失效和非失效接触孔的不同特征。

[0271] 图19是根据一个实施例的用于确定显影后图像(ADI)中的特征的缺陷属性的方法1900的流程图。在一个实施例中,缺陷属性是ADI特征是否有缺陷,或者是与ADI特征相关联的失效概率。方法1900基于缺陷标准来确定缺陷,缺陷标准可以是例如第一图像和第二图像的CD。方法1900包括以下详细讨论的过程。

[0272] 过程P1901包括将ADI特征暴露于电子束或带电粒子束以产生ADI特征的第一图像,ADI特征是抗蚀剂材料内的结构。在一个实施例中,曝光包括曝光多个ADI特征以产生多个第一图像。例如,可以捕获与衬底上的ADI特征的不同位置相对应的SEM图像的多个帧(例如,4、5、6、……、50)。

[0273] 过程P1903包括将ADI特征重新暴露于电子束或带电粒子束以产生ADI特征的第二图像。在一个实施例中,重新曝光步骤包括多个ADI特征以产生多个第二图像。例如,可以捕获与在P1901中捕获的衬底上ADI特征的相同位置相对应的SEM图像的多个帧(例如,4、5、

6、……、50)。

[0274] 在一个实施例中,电子束通过扫描电子显微镜(SEM)生成,并且第一图像和第二图像是SEM图像。在一个实施例中,可以在衬底上的不同位置捕获ADI特征(例如,抗蚀剂中的接触孔)的第一组图像。此外,可以在衬底上的相同位置(如用于第一组图像)捕获ADI的第二组图像(例如,接触孔)。

[0275] 在一个实施例中,SEM将高能电子(也称为电子束)投影到作为聚合物的抗蚀剂上,并且对抗蚀剂造成损坏。例如,抗蚀剂会收缩,因此ADI特征(例如,接触孔)的尺寸会增加。SEM还可以沉积碳,从而改变ADI特征的CD。由于电子可以与其反应的抗蚀剂的量不同,SEM测量可能对具有不同几何形状的ADI特征具有不同影响。例如,参考图3,留在接触孔内的抗蚀剂的量将具有与在接触孔中没有抗蚀剂或抗蚀剂相对较少的另一接触孔不同的几何形状。因此,对于部分填充的接触孔,电子可以与接触孔的底部和壁处的抗蚀剂反应。另一方面,对于在孔的底部处没有抗蚀剂的接触孔,电子可以仅与接触孔的抗蚀剂壁反应。因此,填充接触孔对抗蚀剂的损坏将不同于未填充或相对较少填充的接触孔,从而在SEM测量之后引起不同的几何形状变化。在另一示例中,对圆形接触孔中的抗蚀剂造成的SEM损坏可能不同于对椭圆形接触孔或其他非圆形接触孔中的抗蚀剂造成的损坏,因为圆形接触孔和椭圆形接触孔中的电子分布将不同。这是为测量ADI特征而执行的第一SEM测量以及随后的另一SEM测量将导致获取不同结果的原因,例如,与第一SEM图像相比,第二SEM图像可以具有相同ADI特征的略微不同的几何形状。

[0276] 过程P1905包括基于与第一图像和第二图像相关联的物理特性(例如,CD)来确定ADI特征的缺陷属性。例如,可以从第一图像中提取第一CD,并且可以从第二图像中提取第二CD。在一个实施例中,物理特性是与ADI特征(例如,接触孔)相关联的临界尺寸或像素强度。

[0277] 在一个实施例中,缺陷属性可以是二元的(例如,ADI特征是否有缺陷)。在一个实施例中,缺陷属性可以是与ADI特征相关联的失效概率(例如,由拟合在失效数据上的CD PDF表征)。在一个实施例中,缺陷属性的确定包括从第一图像中提取第一特性和从第二图像中提取第二特性;基于第一特性与第二特性之间的差异确定是否违反缺陷度量;并且响应于违反缺陷度量,将ADI特征分类为有缺陷的。

[0278] 在一个实施例中,在第一曝光中捕获的第一图像包括ADI特征的多个图像。类似地,重新曝光步骤的第二图像包括相同ADI特征的多个图像。例如,诸如扫描电子显微镜(SEM)等量测工具使用聚焦电子束扫描对象(例如,ADI特征)。为了获取具有尽可能少的伪影的可靠图像,SEM可以多次扫描对象(例如,8次)。每次扫描的响应称为“帧”,并且可以通过对多个“帧”取平均值来生成平均图像。因此,ADI特征的多个帧(例如,第一组帧)可以从第一曝光步骤中获取,并且ADI特征的另一多帧(例如,第二组帧)可以从第二曝光步骤中获取。因此,在一个实施例中,可以使用平均图像作为来自第一曝光的第一图像,并且可以使用第二平均图像作为来自重新曝光的第二图像。在另一种情况下,可以将第一组帧中的所有帧或帧的子集视为第一图像,而将第二组帧中的所有帧或帧的子集视为第二图像。因此,可以确定第一组帧的所有帧(或子集)与第二组帧的所有帧(或子集)之间的差异(例如,CD差异、强度差异等)。本领域普通技术人员可以理解,帧可以表示为像素化图像,每个像素具有灰度值。

[0279] 在一个实施例中,差异的确定涉及确定从第一图像的一个或多个帧中提取的物理特性(例如,CD)与从第二图像的对应的一个或多个帧中提取的物理特性(例如,CD)之间的差异。例如,第一图像可以包括4帧,并且可以从4帧中的每个中提取物理特性(例如,CD)。例如,提取的物理特性可以是CD1、CD2、CD3和CD4。类似地,在重新曝光步骤之后,第二图像可以包括4个帧,并且可以从4帧中的每个中提取物理特性(例如,CD)。例如,CD5、CD6、CD7和CD8。因此,计算例如CD1与CD5、CD2与CD6、CD3与CD7以及CD4与CD8之间的差异。

[0280] 在一个实施例中,缺陷度量是第一图像中的ADI特征的第一物理特性(例如,CD1)和第二图像中的ADI特征的第二物理特性(例如,CD2)的函数。在一个实施例中,缺陷度量是双线性函数、已训练机器学习模型或二阶或更高阶多项式。例如,如果两个或更多个变量的函数相对于其中的每个变量都是线性的,则其称为双线性。最简单的示例是 $f(x, y) = xy$ 。在另一示例中,第一图像和第二图像可以包括多个帧,如本文中讨论的。可以从每一帧中提取物理特性(例如,CD1、CD2、CD3、CD4、CD5、CD6、CD7、CD8)。在这种情况下,可以采用多变量分布,其中多变量分布是CD1-CD8的组合或联合PDF。在上面的示例中,以二元函数为例来说明概念。然而,本公开不限于二元函数。本领域普通技术人员可以修改该方法以在第一图像和第二图像中包括多个帧。此外,根据用于表征第一图像和第二图像的帧数,缺陷度量可以由多元函数表征。

[0281] 在一个示例中,缺陷度量的形式为 $f(CD1, CD2) < 0$,其中CD1是对象的第一SEM图像中的CD,而CD2是第二SEM图像中的相同对象的CD。缺陷度量的一个示例是由图20中的线2010表示的函数。

[0282] 图20是根据一个实施例的在FEM中在容易出错的条件下(例如,低于正常剂量)相对于接触孔(例如,对于 10^5 个接触孔)的CD值的SEM损坏图。该图示出,对于小于标称CD的CD值,SEM损坏相对较高。在当前实施例中,SEM损坏由以下项被表征:分别从第一SEM图像和第二SEM图像中提取的第一CD和第二CD的差异。如图20所示,对于14nm以下的CD值,这种差异相对较大。SEM损坏可以用各种方法中的任何一种来表征。SEM损坏数据2005的移动平均曲线2015进一步表明,SEM损坏可以预测ADI特征(例如,接触孔)的失效。例如,如果与指定范围的CD值相关联的SEM损坏的移动平均值超过指定损坏阈值(例如,3nm),则指定范围的CD在蚀刻工艺之后更有可能失效。

[0283] 在一个实施例中,分别从第一SEM图像和第二SEM图像中导出的由例如CD1和CD2为表征的SEM损坏信息可以用于确定缺陷分类标准,例如曲线2010。在本实施例中,用于缺陷分类的缺陷度量可以由曲线2010表示。缺陷度量2010用作与SEM损坏相关的CD缺陷阈值,其是从两个SEM测量中获取的相同ADI特征的CD1和CD2的函数。在一个实施例中,缺陷度量2010可以基于缺陷数据(例如,蚀刻之后失效的接触孔和未失效的接触孔)以及分别从第一SEM图像和第二SEM图像中提取的CD1和CD2值来建立。在一个实施例中,缺陷度量2010指示,如果与具有标称CD值的ADI特征相关联的SEM损坏(由CD1和CD2值表征)高于与具有相同标称CD值的另一ADI特征相关联的SEM损坏,则具有较高SEM损坏的ADI特征在蚀刻之后出现缺陷的概率相对较高。缺陷度量2010还指示最小CD阈值,低于该阈值的ADI特征可以被分类为有缺陷,即使SEM损坏为零或接近零。在一个实施例中,缺陷度量2010可以是基于测量数据而拟合的双线性函数。可以理解,双线性函数是作为示例给出的,并不限制本发明的范围。如本文中讨论的,其他多变量函数(例如,4、8个变量等)可以用作缺陷度量。

[0284] 为了比较的目的,图20中的图还示出了另一缺陷标准2020。示例缺陷标准2020表示不依赖于SEM损坏的恒定CD阈值。例如,这种恒定的CD阈值2020可以如前面例如关于图7A-图7B讨论的那样设置。在图7A-图7C的示例中,CD阈值是基于失效数据而设置的,其中CD值低于CD阈值的ADI特征可以分类为可能失效,而CD值高于CD阈值的ADI特征可以分类因为不太可能失效。另一方面,与简单的单值CD阈值2020相比,基于SEM损坏的缺陷度量2010可以更准确地对缺陷特征进行分类。

[0285] 在另一示例中,可以在缺陷标准中采用二元概率密度函数。例如,二元PDF可以是两个或更多个变量的组合或联合PDF。在一个实施例中,可以基于例如关于图22讨论的第一SEM图像和第二SEM图像来确定双变量PDF。双变量PDF可以确定第一测量将测量CD1并且第二测量将测量CD2的概率。在另一示例中,第一SEM图像和第二SEM图像可以包括多个帧,如本文中讨论的。可以从每一帧中提取物理特性(例如,CD1、CD2、CD3、CD4、CD5、CD6、CD7、CD8)。在这种情况下,可以采用多变量分布,其中多变量分布是CD1-CD8的组合或联合PDF。

[0286] 在另一示例中,缺陷度量可以是已训练机器学习模型(例如,CNN)。已训练模型可以通过以下方式获取:使用训练数据集训练机器学习模型,该训练数据集包括:(i)多个图像对,每个图像对包括多个ADI特征的第一图像和第二图像,以及(ii)与ADI特征相对应的衬底的蚀刻后图像(AEI)。

[0287] 在一个实施例中,机器学习模型的训练是迭代过程,该迭代过程涉及(a)调节机器学习模型的参数,使得模型基于第一图像与第二图像之间的比较来确定给定ADI特征的缺陷属性;(b)确定模型所确定的缺陷属性是否在与给定ADI特征相对应的AEI特征的缺陷属性的指定范围内;以及(c)响应于不在指定范围内,执行步骤(a)和(b)。在一个实施例中,可以采用梯度下降法来确定模型参数值,模型参数值使模型确定的缺陷属性收敛到AEI特征的缺陷属性。一旦训练,已训练模型可以用作缺陷度量或缺陷分类方法。

[0288] 图21是使用包括第一图像和第二图像的训练数据集TD1、TD2、……、TDn来训练机器学习模型2100的示例,如上所述。在一个实施例中,训练数据中的每个数据包括成对第一图像SEM1和第二图像SEM2以及参考AEI图像(未示出)。在一个实施例中,参考AEI图像用作指导机器学习模型将输入准确地分类为可能失效或非失效的基本事实。在一个实施例中,一个或多个ADI特征(例如,接触孔、线等)可以用于生成训练数据。例如,训练数据可以基于ADI特征来生成,包括多个接触孔、多个线和其他指定结构。对于多个接触孔中的每个和多个线中的每个,可以通过SEM工具获取对应的SEM1和SEM2图像对。此外,对于多个接触孔中的每个和多个线中的每个,可以获取AEI图像以用作基本事实。机器学习模型的训练的输出是将训练数据分类为ADI特征的可能失效(例如,FailCH)或不太可能失效(例如,NotFailCH),失效在蚀刻后图像(AEI)中可能观察到。在一个实施例中,机器学习模型可以是卷积神经网络或使用诸如梯度下降法等现有训练算法训练的其他现有神经网络。本公开不限于特定的机器学习模型。

[0289] 图22是根据一个实施例的用于开发模型2210以确定显影后图像中的特征的失效率的方法2200的流程图。在较早的实施例中,开发模型,以通过使用以下概率密度函数拟合接触孔的分布,基于ADI特征的物理特性(例如,CD)来预测失效率:

$$[0290] \quad PDF(CD) = p_{fail} \cdot PDF_{fail}(CD; \vec{\theta}) + (1 - p_{fail}) \cdot PDF_{no\ fail}(CD; \vec{\theta})$$

[0291] 在上式中, p_{fail} 是蚀刻之后失效的概率, 向量 $\vec{\theta}$ 是分布的一组参数, PDF_{fail} 和 $PDF_{no\ fail}$ 是失效和非失效ADI特征的概率密度函数。在较早的实施例, 针对失效孔而采用广义极值 (GEV) 分布, 针对非失效孔而采用 CD_{ADI}^2 的正态分布。

[0292] 在关于图21讨论的另一实施例中, 模型是基于给定ADI特征的一对SEM图像而开发的。例如, 来自第一SEM图像和第二SEM图像两者的ADI CD分布用于拟合上述等式PDF (CD)。在上述等式PDF (CD) 中, 数据的拟合提供了针对两个分布而不同的 $\vec{\theta}$ 参数 (与 PDF_{fail} 和 $PDF_{no\ fail}$ 有关), 但 p_{fail} 应当相同。相对于数据点的数目, 这减少了拟合的参数空间。此外, 第一SEM测量和第二SEM测量可以揭示第一分布和第二分布的参数 $\vec{\theta}$ 之间的关系。该关系可以用于进一步减小拟合的参数空间。

[0293] 在另一示例中, 方法2200的上述拟合过程可以被修改以用以下概率密度函数拟合 CD_1 和 CD_2 的组合分布:

$$[0294] \quad PDF(CD_1, CD_2) = p_{fail} \cdot PDF_{fail}(CD_1, CD_2; \vec{\theta}) + (1 - p_{fail}) \cdot PDF_{no\ fail}(CD_1, CD_2; \vec{\theta})$$

[0295] $PDF(CD_1, CD_2)$ 表示组合分布, 向量 $\vec{\theta}$ 是通过拟合过程而确定的相应分布的一组参数, p_{fail} 是通过拟合过程而确定的失效参数。组合分布减少了用于相对于多个数据点进行拟合的模型参数空间。下面进一步详细讨论方法2200。

[0296] 过程P2201包括经由量测工具获取 (i) 与衬底的显影后图像 (ADI) 相关联的第一测量数据2201, ADI包括多个特征, 以及 (ii) 与相同ADI相关联的第二测量数据2202, 第二测量数据2202是在第一测量之后获取的。例如, 量测工具可以是SEM, 测量数据可以是与SEM图像相关联的数据。在本示例中, 获取ADI特征的第一SEM图像, 然后获取相同ADI特征的第二SEM图像。在一个实施例中, 测量数据包括SEM图像中的ADI特征的物理特性。在一个实施例中, 可以将测量数据提取为与SEM图像中的ADI特征相关的强度值。

[0297] 过程P2203包括基于第一测量数据2201和第二测量数据2202生成模型2210以确定ADI的特征的失效率。在一个实施例中, 模型2210的生成包括调节一个或多个模型参数的值, 使得与模型2210相关联的度量与与模型参数的初始值相关联的度量相比得到改进。在一个实施例中, 如本文中讨论的, 模型2210可以进一步用于基于由模型针对给定ADI的给定第一测量和给定ADI的第二测量而预测的特征的失效率来确定图案化工艺的工艺窗口。

[0298] 在一个实施例中, 模型2210的生成涉及使用第一测量数据2201和第二测量数据2202通过最大化模型的对数似然度量来拟合与失效率参数 (例如, p_{fail}) 相关联的第一概率密度函数 (PDF) 和与失效率参数的补充相关联的第二概率密度函数 (PDF)。在一个实施例中, 第一概率密度函数的拟合包括通过最大化模型的对数似然度量来确定第一PDF和第二PDF的每个模型参数的值。例如, 模型可以是如上所述的 $PDF(CD_1, CD_2)$ 。

[0299] 在一个实施例中, 第一PDF (例如, $PDF_{fail}(CD_1, CD_2; \vec{\theta})$) 由以下项被表征: 第一物理特性和第二物理特性的组合分布、以及第一组模型参数。第一物理特性与ADI的第一测量数据2201相关联, 并且第二物理特性与ADI的第二测量数据2202相关联。第二PDF (例如, $PDF_{no\ fail}(CD_1, CD_2; \vec{\theta})$) 由以下项被表征: 第一物理特性和第二物理特性的另一组合分布、以及第二组模型参数。

[0300] 在一个实施例中,第一PDF可以是双变量分布,该分布由以下项被表征:描述双变量分布的偏移的第一位置参数和第二位置参数;以及描述双变量分布的扩展的第一尺度参数和第二位置参数。

[0301] 在一个实施例中,第二PDF可以是广义极值(GEV)分布,该分布由以下项被表征:描述GEV分布的偏移的第三位置参数和第四位置参数;描述GEV分布的扩展的第三尺度参数和第四尺度参数;以及描述GEV分布的的形状的形状参数(ξ)。

[0302] 在一个实施例中,第一测量数据2201是ADI的第一SEM图像,第二测量数据2202是ADI的第二SEM图像。在一个实施例中,第一测量数据2201包括ADI的第一SEM图像中的特征的第一物理特性值,并且第二测量数据2202包括ADI的第二SEM图像中的特征的第二物理特性值。

[0303] 在一个实施例中,模型的生成涉及同时在第一测量数据和第二测量数据上拟合第一PDF和第二PDF。例如,基于ADI的第一SEM图像中的多个特征的第一物理特性值拟合第一PDF;并且基于ADI的第二SEM图像中的多个特征的第二物理特性值拟合第二PDF。在一个实施例中,通过最大化与模型相关的对数似然度量来同时拟合第一PDF和第二PDF。

[0304] 在一个实施例中,第一PDF和第二PDF的拟合是迭代过程,该迭代过程包括:(a)使用第一PDF和第二PDF的参数的给定值确定对数似然度量;(b)确定对数似然度量是否被最大化;(c)响应于未被最大化,基于梯度调节第一PDF的第一组模型参数的值和第二组模型参数的值、以及失效率参数(例如, p_{fail}),并且执行步骤(a)-(c)。在一个实施例中,梯度是对数似然度量关于第一模型参数、第二模型参数和失效率参数的一阶导数。

[0305] 在一个实施例中,模型的已调节模型参数值导致与第一PDF和第二PDF相关联的失效率参数(例如, p_{fail})的值相同。

[0306] 在一个实施例中,方法2200还可以包括基于第一测量数据2201和第二测量数据2202确定第一组模型参数和第二组模型参数中的一个或多个模型参数之间的关系。方法2200还可以包括基于关系依据第二组模型参数修改第一组模型参数以减少第一组模型参数或第二组模型参数的数目。方法2200还可以包括使用第一测量数据2201和第二测量数据2202基于已修改参数生成模型2210。

[0307] 在一个实施例中,物理特性是特征的临界尺寸(CD)。在一个实施例中,物理特性是以下中的至少一项:ADI中的感兴趣特征的多个实例的平均CD;ADI中的感兴趣特征的定向CD;ADI中的感兴趣特征的曲率方差;或每个感兴趣特征的在多个量测工具阈值处获取的CD。

[0308] 在一个实施例中,定向CD是以下中的至少一项:沿x方向测量的CD;沿y方向测量的CD;或沿期望角度测量的CD。

[0309] 如本文中讨论的,失效率指示由ADI特征或相应AEI特征的物理特性表征的缺陷条件。在一个实施例中,缺陷条件包括以下中的一项或多项:特征的缺少;与特征相关联的位移范围;或与特征的临界尺寸相关联的容差范围。

[0310] 如本文中讨论的,执行SEM重复测量可以使SEM量测时间加倍。另一种方法是保存SEM图像的帧的若干子集,例如保存 2×8 或 4×4 帧。SEM图像可以是通常彼此对准以确定ADI特征的平均SEM图像的一组八个帧。在本实施例中,可以单独保存SEM帧,并且从所保存的SEM帧中,可以分析前2帧到4帧,可以一起分析所有8帧,或者可以单独分析所有8帧。因此,

与具有相同测量的多个帧的SEM平均图像相比,八个非常模糊的SEM图像(而不是一个平均SEM图像)提供了更多信息。在一个实施例中,由于测量衬底上电子过多或缺乏而引起的充电效应会影响SEM图像对比度,从而导致SEM图像之间存在差异。在一个实施例中,可以分析与测量衬底的ADI的更多孔相比,哪个测量方案提供了最多的附加值。因此,可以根据方法2200组织并且进一步使用SEM测量数据来开发模型2210。例如,可以修改方法2200以基于获取SEM测量数据的各种方式来开发模型2210。例如,可以通过将8个帧分组为 4×4 个帧来开发模型2210,其中4个帧用于开发模型,另外4个帧用于验证模型的预测精度。在另一示例中,模型2210可以通过对具有类似充电效应的SEM测量数据进行分组来开发。

[0311] 如本文中讨论的,方法(例如,方法1900和2200)具有若干优点。例如,在加速阶段(例如,大批量制造HVM)期间,模型2210可以用于光刻设备中或与光刻设备相关联,以基于模型预测的失效率来调谐光刻参数,以减少特征失效(例如,填充的接触孔)的数目。改进的示例包括调谐扫描仪的剂量和焦点、抗蚀剂筛选、抗蚀剂的额外过滤步骤、或其他光刻相关参数。在另一示例中,当模型2210预测ADI特征有缺陷时,可以剥离或去除光刻胶,可以重新施加光刻胶并且可以重新曝光光刻胶,以防止预测的缺陷在蚀刻之后发生在衬底上。

[0312] 在一个实施例中,基于ADI的准确缺陷分类可以帮助找到例如接触孔的AEI失效的根本原因。此外,例如,填充的接触孔的比例可以用于评估是否应当在蚀刻之前使用额外的去渣或穿孔以减少填充的接触孔的影响。

[0313] 在一个实施例中,本文中描述的方法(例如,1700、1900、2200)可以作为指令被包括在计算机可读介质(例如,存储器)中。例如,一种包括指令的非暂态计算机可读介质,该指令在由一个或多个处理器执行时引起包括以下项的操作:获取衬底的显影后图像(ADI),该ADI包括多个特征;基于与ADI的特征子集相关的物理特性值生成模型的第一部分;以及基于模型的第一部分和与ADI的多个特征中的所有特征相关的物理特性值生成模型的第二部分,其中ADI的特征子集与ADI的其他特征相区分。

[0314] 在一个实施例中,非暂态计算机可读介质包括模型,该模型是以下项的组合:(i)被配置为估计非失效孔的物理特性值的分布的第一概率分布函数,以及(ii)被配置为基于ADI的所有多个特征的物理特性值确定失效率的第二概率分布函数。在一个实施例中,模型是第一概率分布函数和第二概率分布函数的加权和。在一个实施例中,第一概率分布函数是正态分布,该正态分布由以下项被表征:与物理特性相关的截断值、描述正态分布的偏移的第一位置参数和描述正态分布的扩展的第一尺度参数。在一个实施例中,第二概率分布函数是广义极值(GEV)分布,该GEV分布由以下项被表征:描述GEV分布的偏移的第二位置参数(μ)、描述GEV分布的扩展的第二尺度参数(σ)和描述GEV分布的形状的形状参数(ξ)。

[0315] 在一个实施例中,非暂态计算机可读介质包括用于生成模型的指令,该指令引起包括以下项的操作:通过最大化与第一概率分布函数相关的第一对数似然度量、基于特征子集的物理特性值的平方来拟合第一概率分布函数,其中特征子集的物理特性的值高于物理特性阈值;组合所拟合的第一概率分布函数和第二概率分布函数;以及基于组合分布,基于多个特征的所有特征的物理特性值,拟合第二概率分布函数及其相关联的相对权重,使得与组合分布相关的第二对数似然度量被最大化。

[0316] 在一个实施例中,非暂态计算机可读介质包括用于以迭代方式拟合第一概率分布函数的指令。迭代包括(a)使用第一概率分布函数的参数的给定值确定第一对数似然度量;

(b) 确定第一对数似然度量是否被最大化;以及(c) 响应于未被最大化,基于梯度调节第一概率分布函数的参数值,并且执行步骤(a) - (c)。梯度是第一对数似然度量关于第一概率分布函数的参数的一阶导数。

[0317] 在一个实施例中,非暂态计算机可读介质包括用于拟合第二概率分布函数的指令,包括基于第二对数似然度量的最大化,确定第二概率分布函数的参数的值及其权重,而不修改第一概率分布函数的参数的值。在一个实施例中,第二概率分布函数的拟合是迭代过程。迭代过程包括(a) 获取拟合的第一概率分布函数和第二概率分布函数的组合分布;(b) 基于组合分布并且保持拟合的第一分布的参数值固定,使用第二概率分布函数的参数的给定值确定第二对数似然度量;以及(b) 确定第二对数似然度量是否被最大化;(c) 响应于未被最大化,基于梯度调节第二概率分布函数的参数值,并且执行步骤(b) - (c)。梯度是所述第二对数似然度量关于第二概率分布函数的参数的一阶导数。

[0318] 在一个实施例中,非暂态计算机可读介质还可以进一步包括以下项的操作:经由图案化装置对包括衬底上的多个特征的期望图案进行成像;获取成像图案的显影后图像;使用显影后图像执行第一概率分布函数和第二概率分布函数,以将ADI内的一定比例的特征分类为在蚀刻之后有缺陷;并且基于所分类的特征调节蚀刻条件,使得成像图案在蚀刻之后不会失效。

[0319] 在一个实施例中,非暂态计算机可读介质还可以引起包括以下项的操作:调谐光刻工艺以降低蚀刻之后ADI特征的失效率,其中调谐包括调节剂量、焦点或这两者;确定是否应当对抗蚀剂层执行额外过滤步骤以降低ADI特征在蚀刻之后的失效率;确定是否应当执行额外的去渣或穿孔步骤以降低ADI特征在蚀刻之后的失效率;或在大批量制造期间检查ADI特征以确定光刻设备是否满足指定印刷标准。

[0320] 在一个实施例中,一种计算机程序可以被编码并且在过程上实现以实现本文中讨论的方法的各个步骤。例如,计算机程序可以被配置为模拟图案化工艺(例如,光刻步骤、蚀刻、抗蚀剂显影等)。然后,基于模拟结果,可以根据例如本文中描述的方法中讨论的不同工艺(例如,抗蚀剂显影后和蚀刻显影后)的结果之间的相关性来校准个体参数。在一个实施例中,基于模拟的调谐或校准还可以在蚀刻工艺的手动调谐期间提供洞察力。例如,与工艺参数变化对相关性的影响有关的见解。

[0321] 如前所述,本公开描述了一种用于量化蚀刻之后特征的CD上的短程蚀刻负载效应的方法。在一个示例中,短程蚀刻负载会影响蚀刻之后的图案。例如,短程负载效应表征相邻特征(在ADI中)对蚀刻之后感兴趣特征的尺寸的影响。例如,位于中心的接触孔的尺寸受接触孔本身及其相邻孔的影响。此外,后曝光工艺会影响特征的位置。在一个实施例中,蚀刻负载在蚀刻优化之前通过分析测试结构和通过OPC过程进行建模来表征。为此,印刷和蚀刻具有可变间距和CD的特征,并且蚀刻速率与经验公式相匹配,该公式说明了兴趣点周围的定义区域内的开放区域。

[0322] 在衬底上显影成像图案之后,执行一个或多个曝光后工艺以在衬底上转印图案。例如,图案转印工艺可以被认为蚀刻和(再)沉积工艺的组合。蚀刻工艺通过材料的物理溅射和化学蚀刻来执行。溅射的材料和/或添加的气体成分也确保(再)沉积。例如,鞘层电压(sheath voltage)会影响溅射工艺的离子角,而u波功率会影响等离子体的密度/溅射速度。材料的溅射速率取决于允许调节图案的入射角、离子速度和材料成分。例如,Fluor气体

压力决定了曝光后工艺中的再沉积。在一种方法中,该过程涉及首先缩小特征(“CD”)并且在很多周期中再次将它们重新生长(负载更少)。这允许减少传入的CD变化。然而,应当在所有循环中调节竞争工艺以在衬底上转印期望图案。根据本公开,本文中的方法是关于蚀刻工艺来讨论的。然而,本发明不限于蚀刻工艺,并且与其他曝光后工艺相关的效果可以在本文中确定。

[0323] 一些现有方法基于与图案相关联的一个或多个参数在ADI与AEI之间建立关系。例如,对于接触孔,相关参数包括蚀刻前后的CD变化和接触边缘粗糙度(CER)。对于高空间频率,CER对SEM散粒噪声很敏感。因此,CER的大小取决于轮廓算法所采用的图案的图像(例如,SEM图像)的平均值。图案转印(例如,ADI到AEI)倾向于充当卷积滤波器(例如,平滑),并且不清楚要包括在最终图案转印中的CER的相关变化是什么。在另一示例中,对于线,不清楚被传送的图案的轮廓的功率谱密度中的哪些空间频率是相关的。因此,还不清楚应当如何应用图像的平均。在某些情况下,线边缘粗糙度(LER)(可变性的量度)与平均长度之间的关系取决于抗蚀剂的类型。因此,不同抗蚀剂之间的可变性度量可能无法比较。

[0324] 在本公开的实施例中,短程蚀刻负载通过测量蚀刻测量实验来量化,其中相同的接触孔在蚀刻前后用SEM成像。接触孔在蚀刻之后的尺寸与其相邻孔在蚀刻之前的尺寸之间的相关性被用作量化蚀刻负载强度的度量。在一个实施例中,不同距离上的邻居之间的相关性被用作局部蚀刻负载相关的范围的度量。

[0325] 在一个实施例中,ADI和AEI是包含相对大量噪声的最小特征的SEM图像,例如,由于SEM图像中的散粒噪声。此外,SEM图像是三维(3D)结构的二维(2D)激发图。目前尚不清楚图中的2D信息应当如何映射回相关3D信息。此外,并非特征的ADI的所有波动都与预测AEI特征有关。因此,ADI和AEI特征的短长度尺度细节与量化光刻工艺有关、以及应当使用哪种轮廓方法并不明显。

[0326] 在一个实施例中,本文中描述的方法(稍后讨论)解决了与短程负载以及相邻接触孔的位置相关联的影响。在一个实施例中,可以相对于参考网格或与设计布局相关联的网格(例如,以GDS格式提供)来描述相邻接触孔的布置。在一个实施例中,位置是关于感兴趣特征来描述的。例如,将相邻接触孔相对向内移动(例如,靠近感兴趣特征)会影响蚀刻之后中心接触孔的CD。因此,不仅是周围接触孔的尺寸,而且它们的位置也会影响蚀刻之后的图案。本方法(例如,图23A)提供了一种系统化的方式来获取这种关系。

[0327] 在一个实施例中,用于寻找相关轮廓特征ADI和AEI并且在蚀刻之后量化它们的转印的方法采用常规相关性分析。本方法可以同时用于提取相关轮廓点和在蚀刻之后量化转印。

[0328] 在一个实施例中,该方法中使用的ADI和AEI数据可以通过在光刻步骤(例如,ADI)之后制作衬底上的结构的寻址SEM图像来获取。接下来,使用感兴趣工艺(例如,指定蚀刻工艺)处理成像衬底。在一个实施例中,在蚀刻之后,基于寻址的SEM图像来获取相同位置处的SEM图像。此外,将SEM图像ADI和AEI对准。

[0329] 在一个实施例中,使用轮廓提取算法确定ADI和AEI中的感兴趣特征的轮廓。在一个示例中,轮廓提取算法采用轮廓点或像素强度来描述轮廓。此外,确定ADI与AEI的轮廓点之间的确定系数(R^2)等相关性。在一个实施例中,相关性解释了AEI轮廓点的线性组合的方差比例由特征本身及其相邻特征的ADI轮廓点的线性组合来解释。在一个实施例中,相关性

确定过程产生特征值等式以确定ADI和AEI轮廓的最佳线性组合、以及对应 R^2 。参考图23A进一步详细描述该方法。

[0330] 图23A是用于训练模型的方法2300的流程图,该模型被配置为基于显影后图像(ADI)来确定蚀刻后图像(AEI)。该方法包括以下详细讨论的过程P2301、P2303、P2305和P2307。

[0331] 过程P2301包括获取(i)成像在衬底上的ADI特征2301的测量,以及(ii)蚀刻后图像(AEI)特征2302的测量。AEI特征2302的测量在经受蚀刻工艺的衬底上与所测量的ADI特征相对应。例如,在蚀刻工艺之前和蚀刻工艺之后测量相同的特征。可以理解,本方法不限于单个ADI图像或单个AEI图像,而是可以采用多个ADI图像和AEI图像。

[0332] 在本讨论中,ADI特征2301和AEI特征2302被用作示例来讨论这些概念。然而,本公开不限于ADI特征或AEI特征。在一个实施例中,可以在不测量特定ADI特征和AEI特征的情况下获取整个ADI图像和AEI图像。此外,在一个实施例中,AEI图像不限于蚀刻后图像,在图案化工艺的曝光后步骤之后获取的任何其他图像都可以在本文中使用并且在本发明的范围内。

[0333] 在一个实施例中,所测量的ADI特征2301和所测量的AEI特征2302是经由量测工具或模拟过程获取的,该测量工具或模拟过程被配置为生成输入目标特征的ADI图像和AEI图像。在一个实施例中,量测工具是被配置为捕获衬底的ADI和AEI的扫描电子显微镜(SEM)(例如,图28)。ADI包括ADI特征,而AEI包括AEI特征。在一个实施例中,ADI包括从蚀刻之前的ADI特征的第一SEM测量和第二SEM测量中获取的图像。在一个实施例中,ADI特征的第一SEM测量是通过经由SEM工具曝光成像衬底而获取的。ADI特征的第二SEM测量是通过SEM工具重新曝光成像衬底的相同ADI特征而获取的。类似地,AEI包括通过曝光和重新曝光蚀刻衬底而从AEI特征的第一SEM测量和第二SEM测量中获取的图像。蚀刻衬底是在蚀刻成像衬底之后获取的。

[0334] 过程P2303包括分配第一组变量VADI1以表征所测量的ADI特征2301并且分配第二组变量VAEI1以表征所测量的AEI特征2302。在一个实施例中,第一组变量VADI1对应于所测量的ADI特征2301的ADI轮廓上的一组位置,并且第二组变量VAEI1对应于所测量的AEI特征2302的AEI轮廓上的一组位置。

[0335] 在一个实施例中,ADI图像的像素强度(例如,灰度值)和AEI图像的像素强度(例如,灰度值)可以分别用作第一组变量VADI1和第二组变量VAEI1。

[0336] 过程P2305包括确定所测量的ADI特征2301的第一组变量VADI1的组合与所测量的AEI特征2302的第二组变量VAEI1的组合之间的相关性2310。在一个实施例中,第一组变量VADI1的组合是线性组合、非线性组合或机器学习模型。在一个实施例中,第一组变量VADI1的组合是第一组变量VADI1的加权和。

[0337] 在一个实施例中,可以基于常规相关性分析或其他相关性确定方法来确定相关性2310。例如,这些变量的组合被认为是表征从ADI到AEI的图案转印行为的相关变量。

[0338] 权重可以是正值或负值。在一个实施例中,正或负指示变量的方向,例如,朝向应当应用变量值的左或右。在一个实施例中,正或负可以指示ADI特征的收缩或增长。在一个实施例中,第二组变量VAEI1的组合或一个或多个子组合是线性组合、非线性组合或机器学习模型。在一个实施例中,第一组变量VADI1对应于所测量的ADI特征2301的ADI轮廓上的一

组位置,并且第二组变量VAEI1对应于所测量的AEI特征2302的AEI轮廓上的一组位置。

[0339] 在一个实施例中,ADI特征包括感兴趣特征和一个或多个相邻特征。在一个实施例中,第一组变量VADI1包括与感兴趣特征相关联的第一变量子集和与一个或多个相邻特征相关联的第二变量子集。在一个实施例中,该组合是与感兴趣特征相关联的第一变量子集和与一个或多个相邻特征相关联的第二变量子集的加权和。在一个实施例中,分配给相邻特征的变量的权重相对高于分配给远离感兴趣特征的另一相邻特征的变量的权重。

[0340] 图24A和图24B分别示出了示例性ADI特征和AEI特征。在图24A中,ADI包括感兴趣特征ADIF1以及特征ADIF1周围的相邻特征ADINF1和ADINF2。第一相邻特征ADINF1与第二相邻特征ADINF2相比更接近感兴趣特征ADIF1。在一个实施例中,一组变量可以位于特征ADIF1的轮廓上用数字1-8标记的位置。类似地,另一组变量可以是相邻特征ADINF1和ADINF2的轮廓上的位置(点)。在一个实施例中,第一组变量VADI1可以是一组变量(例如,特征轮廓上的轮廓点)ADIF1、ADINF1和ADINF2。在一个实施例中,第二组变量VAEI1可以是AEI特征AEIF1的轮廓上的位置(点)。在一个实施例中,AEI特征AEIF1可以在蚀刻ADI特征ADIF1之后生成。在一个实施例中,相邻特征ADINF1和ADINF2可以影响AEI特征AEIF1的形状和尺寸。因此,在一个示例中,可以确定(如本文中的方法2300中讨论的)与ADIF1相关联的变量(例如,轮廓点)的线性组合,该线性组合与AEIF1的变量的线性组合最佳相关、第二最佳相关、第三最佳相关(等)。在另一示例中,可以确定(如本文中的方法2300中讨论的)与ADIF1以及相邻特征ADINF1和ADINF2相关联的变量的线性组合,该线性组合与AEIF1的变量的线性组合最佳(第二最佳、第三最佳等)相关。

[0341] 在一个实施例中,相关性2310的确定包括使用以下项的给定值来计算所述相关性2310:(i)与第一组变量VADI1的组合相关联的第一组参数,以及(ii)与第二组变量VAEI1的组合相关联的第二组参数;确定相关性2310是否被最大化(或在指定范围内);并且响应于相关性2310未被最大化(或在指定范围内),调节第一组参数和第二组参数的给定值,直到相关性2310被最大化。在一个实施例中,执行对第一组参数和第二组参数的给定值的调节,直到相关性2310被最大化(或在指定范围内)。

[0342] 在一个实施例中,与ADI相关联的第一组变量VADI1(例如,图24A的ADI特征ADIF1、ADINF1或ADINF2、或ADI图像的像素强度)可以表示为向量 \vec{x} , $\vec{\alpha} \cdot \vec{x}$ 表示第一组变量VADI1的一个或多个组合。在一个示例中, $\vec{\alpha}$ 可以表示为矩阵, $\vec{\alpha} \cdot \vec{x}$ 包括一个以上的数字。在本示例中, $\vec{\alpha} \cdot \vec{x}$ 是标量, $\vec{\alpha}$ 和 $\vec{\beta}$ 进行优化以最大化相关性。优化过程可以提供一种以上的解决方案,其相关性是(局部)最大值,并且对应于找到的多个组合。在一个实施例中, $\vec{\alpha}$ 表示与第一组变量VADI1中的相应变量相关联的权重。在一个实施例中,与AEI相关联的第二组变量VAEI1(例如,图24B的AEIF1、或AEI图像的像素强度)可以表示为向量 \vec{y} , $\vec{\beta} \cdot \vec{y}$ 表示第二组变量VAEI1的一个或多个组合。在一个实施例中, $\vec{\beta}$ 表示与第一组变量VADI1中的相应变量相关联的权重。

[0343] 在一个实施例中,相关性2310的确定涉及 $\vec{x} \cdot \vec{\alpha}$ 和 $\vec{y} \cdot \vec{\beta}$ 关于 $\vec{\alpha}$ 和 $\vec{\beta}$ 的互信息的优化(在一个实施例中,最大化)。在一个实施例中,互信息的优化可以基于分析方法或数值

方法来确定。在一个实施例中,可以使用特征值等式来最大化ADI的变量组合与AEI的变量组合之间的相关性2310。在一个实施例中,互信息可以根据变量组合在空间上的概率密度函数来确定。在一个实施例中,例如,对于有限数据集,可以不计算概率密度,而是可以使用归一化直方图。用于估计互信息的示例方法可以在参考文献A.Kraskov、H.Stogbauer和P.Grassberger的“Estimating mutual information”(Phys.Rev.E 69,2004)(其通过引用整体并入本文)中找到。

[0344] 在一个实施例中,该组合可以是变量的非线性组合。在非线性的情况下,相关性2310的确定包括最大化 \vec{x} 与 \vec{y} 的非线性函数之间的相关性(例如, R^2)。这些函数可以是 \vec{x} 和 \vec{y} 的显式解析表达式,也可以是从向量输入生成标量的神经网络。例如,用于确定相关性2310的示例方法可以基于“Deep Canonical Correlation Analysis by Andrew 2013”(其通过引用整体并入本文)。例如,优化过程需要最大化神经网络中的系数。在一个示例中,可以使用以下相关性 R^2 等式计算相关性2310:

$$[0345] \quad R^2 = \frac{\text{cov}(f(\vec{x}; \vec{\alpha}), g(\vec{y}; \vec{\beta}))^2}{\text{var}(f(\vec{x}; \vec{\alpha}))\text{var}(g(\vec{y}; \vec{\beta}))}$$

[0346] 在上式中,cov和var表示变量的协方差和方差,f是 \vec{x} 的预定义标量函数,参数为 $\vec{\alpha}$,g是 \vec{y} 的标量函数,参数为 $\vec{\beta}$ 。f和g的示例包括线性函数($\vec{\alpha} \cdot \vec{x}$)、二次函数、高阶多项式、权重为 $\vec{\alpha}$ 和 $\vec{\beta}$ 的机器学习网络。

[0347] 在线性组合的情况下,相关性2310使用以下相关性 R^2 等式来计算:

$$[0348] \quad R^2 = \frac{(\vec{\alpha}^T \cdot \langle \vec{x}^T \otimes \vec{y} \rangle \cdot \vec{\beta})^2}{(\vec{\alpha}^T \cdot \langle \vec{x}^T \otimes \vec{x} \rangle \cdot \vec{\alpha}) (\vec{\beta}^T \cdot \langle \vec{y}^T \otimes \vec{y} \rangle \cdot \vec{\beta})}$$

[0349] 在上式中, \vec{x} 为第一组变量VADI1的向量形式, $\vec{\alpha}$ 对应于第一组参数, $\vec{\alpha} \cdot \vec{x}$ 包括第一组变量VADI1的一个或多个组合, \vec{y} 为第二组变量VAEI1的向量形式, $\vec{\beta}$ 对应于第二组参数, $\vec{\beta} \cdot \vec{y}$ 包括第二组变量VAEI1的一个或多个组合, R^2 的分子表示 \vec{x} 与 \vec{y} 之间的协方差,分母表示 \vec{x} 的方差和 \vec{y} 的方差的乘积。

[0350] 在一个实施例中,相关性2310的确定包括将 R^2 关于 $\vec{\alpha}$ 和 $\vec{\beta}$ 的导数设置为0,这产生以下表达式:

$$[0351] \quad \langle \vec{y}^T \otimes \vec{y} \rangle^{-1} \cdot \langle \vec{y}^T \otimes \vec{x} \rangle \cdot \langle \vec{x} \otimes \vec{x}^T \rangle^{-1} \langle \vec{x} \otimes \vec{y}^T \rangle \cdot \vec{\beta} = R^2 \cdot \vec{\beta} \quad (A)$$

$$[0352] \quad \vec{\alpha} \alpha \langle \vec{x} \otimes \vec{x}^T \rangle^{-1} \cdot \langle \vec{x} \otimes \vec{y}^T \rangle \cdot \vec{\beta} \quad (B)$$

[0353] 第一等式(A)是特征值等式,它决定了 R^2 的特征值和特征向量 $\vec{\beta}$ 。在第二等式(B)中, α 是比例算子。在一个实施例中,相关性 R^2 与 $\vec{\alpha}$ 和 $\vec{\beta}$ 的长度无关。根据一个实施例,上述

等式表明,具有最大特征值 R^2_1 的向量 $\vec{\beta}_1$ 和对应向量 $\vec{\alpha}_1$ 是转印最佳的线性组合。具有最大特征值 R^2_2 的向量 $\vec{\beta}_2$ 和对应向量 $\vec{\alpha}_2$ 是转印第二最佳的线性组合,以此类推。在一个实施例中,虽然 $\vec{\alpha}$ 和 $\vec{\beta}$ 是向量,而 $\vec{\alpha} \cdot \vec{x}$ 是标量,并且在上述等式的优化(例如,使相关性最大化)期间确定等式A和B的多个解,因此得到不同的变形模式。

[0354] 在一个实施例中,非零特征值的数目至多是向量 \vec{x} 和 \vec{y} 的长度中的最小值。在这些非零特征值中,只有有限数目的特征值对应于 R^2 ,其值明显大于0。因此,只有有限数目的轮廓性质被认为是蚀刻之后的转印。其余组合可以不予考虑。在一个实施例中,通过检查向量 $\vec{\alpha}$ 和 $\vec{\beta}$,可以找到转印变量的物理含义并且相应地减少参数空间。

[0355] 在一个实施例中,特征值分析可以用于确定在蚀刻之后对于选定的焦点和剂量条件的转印特性。在一个示例中,对于感兴趣接触孔及其六个相邻孔,与ADI相关联的第一组变量VADI1可以是16个轮廓点到接触孔的质心的距离。因此,第一组变量VADI1包括 $16 \cdot (1+6) = 112$ 个变量。与AEI相关联的第二组变量VAEI1可以是16个轮廓点到感兴趣的AEI中接触孔中心的距离。因此,第二组变量VAEI1包括16个变量。在一个实施例中,根据这些变量的线性组合的图案转印的示例属性在图25A-图25F中进一步说明。在一个实施例中,还参考图25A-图25F分析和解释了非零特征值和对应的特征向量(例如,从以上相关性相关等式A和B获取的)。

[0356] 图25A-图25F示出了第一组变量的线性组合的最佳转印,如由特征值等式(例如,上面的等式A和B)确定的。在每个子图中,右上角的实线(例如,引用为WT_ADICH1、WT_ADICH2、WT_ADICH3、WT_ADICH4、WT_ADICH5和WT_ADICH6)对应于感兴趣特征(例如,ADICH1)的权重。在每个子图中,右上角的虚线(例如,分别统称为WT_NH1、WT_NH2、WT_NH3、WT_NH4、WT_NH5和WT_NH6)对应于感兴趣特征(例如,ADICH1)周围的相邻特征的权重。图25A和图25B示出了与特征平移(例如,孔在x和y方向上的平移)相对应的变量的线性组合。图25C示出了与特征的CD相对应的变量的线性组合,例如,受中心孔及其邻居的CD(在ADI中)影响的AEI CD。图25E和图25F示出了与特征的伸长率相对应的变量的线性组合,例如,由位于中心的ADI孔的伸长率以及相邻孔的尺寸和位移确定。图25D示出了与特征的三角化相对应的变量的线性组合,例如,受CD和ADI中相邻特征的平移影响的AEI特征。

[0357] 参考图25A,ADI特征ADICH1上每个轮廓点的权重WT_ADICH1相对于角度绘制(右图)。此外,相邻ADI特征(例如,NCH)上每个轮廓点的权重WT_NH1相对于角度绘制(右图)。左图示出了ADI接触孔在极坐标表示中的示例性布置。在接触孔的布置(左图)中,虚线轮廓rch1对应于轮廓点具有零权重的期望特征或参考特征。在本示例中,相对于虚线轮廓rch1的向内偏移(例如,实线轮廓ADICH1)对应于负权重,而相对于虚线的向外偏移(例如,实线轮廓ADICH1)对应于正权重。类似地,下图表示AEI接触孔AEICH1和AEI接触孔AEICH1的权重WT_AEICH1。

[0358] 在本示例中,参考图25A-图25F,基于特征值分析获取线性组合。在本示例中,使用第一组变量(例如,112个变量)和第二组变量(例如,16个变量)获取的最大特征值是 $R^2 = 0.67$ (参见图25A)。AEI变量的对应权重表示接触孔向左移动,参见图25A(左下)。在ADI和

AEI图中(左图),左边缘上的半径(例如,从 0° 到 180°)具有正权重,而右边缘上的半径(例如,从 180° 到 360°)具有负权重。图25A(左下)中的实心接触孔AEICH1相对于参考接触孔RCH1(虚线圆圈)向左位移,权重 WT_AEICH1 是(负)余弦,如图25A(右下)所示。在图25A(顶行)中,ADI变量的对应权重 WT_ADICH1 和 WT_NCH1 表示接触孔ADICH1(在中心)相对于参考孔RCH1(虚线圆圈)向左移动,并且相邻孔NCH没有影响。观察到,与相邻接触孔NCH相关联的变量的权重 WT_NCH1 近似为零。

[0359] 类似地,图25B-图25F示出了与变量的线性组合(例如,第一组变量和第二组变量)、对应的ADI和AEI特征变换、以及ADI变换如何对应于AEI变换相关联的权重。

[0360] 根据一个实施例,图25A和图25B示出了与分别描述ADI和AEI特征的转换的第一组变量和第二组变量的组合相对应的第一特征值(例如,0.67)和第二特征值(例如,0.64)。第一特征值和第二特征值分别对应于接触孔ADICH1和ADICH2在第一方向和第二方向上的平移。在本示例中,平移在x方向和y方向。图25A和图25B表明,两个方向上的平移可以同样好地测量,因为相关性 R^2 在两个方向上大致相同。

[0361] 根据一个实施例,图25C示出了与分别描述ADI和AEI特征的CD的第一组变量和第二组变量的组合相对应的第三特征向量。此外,还绘制了与变量的线性组合相关的权重 WT_ADICH3 、 WT_NCH3 和 WT_AEI3 。AEI相关特征向量(例如,第二组变量的线性组合)表明,为第二组变量的组合中的每个变量分配了近似相等的权重。例如,变量可以是在不同取向测量的接触孔的半径(或直径)。然后,半径对应于AEI特征的CD,平均直径长度等于AEI特征的平均CD。类似地,ADI特征向量(例如,第一组变量的线性组合)对应于ADI接触孔的CD减去具有某个加权因子的相邻孔的平均CD。

[0362] 在一个实施例中,(图25C的)特征向量的进一步检查还揭示了,相邻接触孔在接触孔ADICH3周围的位置影响AEI特征AEICH3的CD。为了理解影响,将AEI感兴趣特征(例如,AEI中的位于中心的接触孔)的CD针对ADI感兴趣特征(例如,ADI中位于中心的接触孔)的CD绘图,参见图26A。图26A示出,ADI与AEI的CD参数之间存在正相关,但数据存在相当大的差异,因为相关性 R^2 为0.22。图26B中的第二图,将AEI感兴趣特征的CD针对ADI感兴趣特征的邻居的平均CD绘图。该图揭示了与相关性 R^2 为0.14的负相关。这就是前面提到的局部蚀刻加载。换言之,如果所有邻居都比较大,则蚀刻工艺会产生很多副产品,并且可用于感兴趣特征(例如,ADI中位于中心的接触孔)的蚀刻剂较少。这种局部蚀刻负载效应降低了蚀刻速率,并且使AEI接触孔比期望的小。应当强调,根据本实施例的相关性,例如本特征值等式校正绘制数据中的相关性。例如,孔大小与其邻居大小之间的校正相关性要小得多,例如 $R^2=0.006$ 和正值。

[0363] 根据一个实施例,图25E和图25F示出了与分别描述ADI特征和AEI特征的伸长率(在两个方向上)的第一组变量和第二组变量的组合相对应的第四特征向量和第五特征向量。此外,与变量的线性组合相关联的权重 WT_ADICH5 、 WT_NCH5 和 WT_AEI5 绘制在图25E中。与变量的其他线性组合相关联的权重 WT_ADICH6 、 WT_NCH6 和 WT_AEI6 绘制在图25F中。接触孔AEICH5和AEICH6的伸长率分别受到接触孔ADICH5和ADICH6的伸长率的影响。此外,伸长率受到ADICH5和ADICH6的相邻孔的CD和位移的影响。在本示例中,由于 R^2 的两个对应特征值几乎相等,因此可以很好地解释任何方向的伸长率。然而,由于 $R^2=0.34$,大约三分之二的AEI伸长率可能无法通过ADI测量值来解释。因此,相关性 R^2 的值表明,其他因素会影响伸

长率,或者ADI或AEI伸长率测量容易受噪声影响。

[0364] 根据一个实施例,图25D示出了与分别描述ADI特征和AEI特征的三角化的第一组变量和第二组变量的组合相对应的第六特征向量。此外,与变量的线性组合相关联的权重WT_ADICH4、WT_NCH4和WT_AEI4绘制在图25D中。在本示例中,与ADI特征相关联的权重是特征ADICH4周围的相邻孔的尺寸和位移。由于 $R^2=0.08$,这表明,蚀刻之后测量的大部分三角形可能无法由ADI轮廓解释。

[0365] 在一个实施例中,其他特征值低于指定相关性阈值,例如 $R^2 \leq 0.01$ 。低于指定阈值的相关性值可能表明,ADI测量可能无法解释AEI测量,并且所测量的ADI的对应轮廓属性(例如,三角测量)可能与预测AEI轮廓无关。

[0366] 过程P2307包括基于相关性2310,通过包括相关性值在指定相关性阈值内的第一组变量VADI1的一个或多个子组合来训练模型2320,模型2320用于确定输入ADI特征的AEI特征。

[0367] 如本文中讨论的,第一组变量VADI1的一个或多个子组合是线性组合、非线性组合或机器学习模型。在一个实施例中,第一组变量VADI1的一个或多个子组合是第一组变量VADI1的加权和,其中权重是正值或负值。在一个实施例中,第二组变量VAEI1的一个或多个子组合是线性组合、非线性组合或机器学习模型。在一个实施例中,子组合可能与数学“子集”不同,并且可能是所有轮廓点上的平均值。

[0368] 在一个实施例中,一个或多个子组合表征由对所测量的ADI特征2301执行的处理引起的所测量的ADI特征2301的ADI轮廓的变形量。在一个实施例中,变形量是ADI轮廓的给定位置和AEI轮廓的对应位置之间的差异。在一个实施例中,变形量由第一组变量VADI1的线性组合表征。

[0369] 在一个实施例中,模型2320的确定包括(a)确定第一组变量VADI1的子组合以及子组合的相关性2310是否高于指定相关性阈值;(b)响应于子组合高于指定相关性阈值,将子组合包括在模型2320中;(c)响应于子组合不高于指定相关性阈值,选择第一组变量VADI1的另一子组合,并且重复步骤(a)-(c)指定迭代次数或直到子组合用尽。在一个实施例中,指定相关性阈值大于0.01。例如,图25A-图25F表示 R^2 值大于或等于0.08的选定子组合。

[0370] 在一个实施例中,一个或多个子组合表征以下中的一项或多项:所测量的ADI特征2301在指定方向上的平移;所测量的ADI特征2301的临界尺寸;所测量的ADI特征2301在指定方向上的伸长率;所测量的ADI特征2301的三角形;以及所测量的ADI特征2301的旋转。子组合的示例和对应转印特性在本文中关于图25A-图25F进行讨论。

[0371] 上述方法(例如,方法2300)具有与以下项相关的若干应用:光刻工艺、曝光后工艺、量测设备、以及涉及由于对特征的一个或多个处理而引起的特征变换的基于图像的其他应用。

[0372] 在一个实施例中,方法2300可以用于量化短程蚀刻负载效应和特征的位置。例如,可以确定基于与ADI中的感兴趣特征的相邻特征相关联的第一组变量VADI1的组合。使用本方法2300,可以结合CD上相邻特征(例如,ADI中的感兴趣特征周围的特征)的位置变化和AEI特征的位置的影响。在一个实施例中,特征值分析用于量化下一最近邻和更远的邻居对AEI轮廓的影响。例如,可以使用由于距离ADI中的感兴趣特征180nm内的相邻特征而产生的影响。在一个实施例中,表征ADI CD、每个特征的位移和特征的伸长率的组合变量可以用于

量化短程蚀刻负载效应。

[0373] 图27A和图27B示出了由ADI中的感兴趣特征(例如,图案中心处的接触孔)和在感兴趣特征周围的影响圆的半径内的相邻特征(例如,NH1、NH2和NH3)解释的AEI位置的 R^2 方差的比例。例如,线2710示出了随着距ADI中的感兴趣特征(半径=0)的距离增加与AEI的x位置相关联的相关性 R^2 ,虚线2720示出了随着距ADI中的感兴趣特征(半径=0)的距离增加与y位置相关联的相关性 R^2 。线2710指示感兴趣特征(或与其相关联的第一组变量)解释了AEI特征的x位置的大约62%的变化和AEI特征的y位置的大约60%的变化。

[0374] 此外,线2710表明,第一相邻特征NH1(或第一组变量的子集的线性组合)解释了 R^2 方差的4.2%(例如,y轴上的点与NH1之间的差异)。类似地,下一相邻特征NH2解释了 R^2 方差的0.3%。因此,与感兴趣特征本身相比,更远的特征解释的变化越来越少。类似地,线2720示出了由感兴趣特征(半径=0)和ADI中更远的特征NH1、NH2和NH3解释的y位置变化的比例。

[0375] 图27B解释了由感兴趣特征(例如,在图案的中心处的接触孔)和在ADI中的感兴趣特征周围的影响圈的半径内的相邻特征(例如,NH1、NH2和NH3)解释的AEI CD的 R^2 的方差的比例。

[0376] 例如,线2730示出了随着距ADI中的感兴趣特征(半径=0)的距离增加由所有变量(例如,所有第一组变量)解释的相关性 R^2 ,虚线2740示出了与CD相关变量集相关联的相关性 R^2 。线2740示出了随着距ADI中的感兴趣特征(半径=0)的距离增加而解释的相关性 R^2 的量。线2730指示感兴趣特征的所有变量解释了AEI特征的CD的大约23.5%的变化。

[0377] 此外,线2740指示与感兴趣特征的CD相关联的变量子集解释了大约23.5%的变化。线2730进一步表明,第一相邻特征NH1(或第一组变量的子集的线性组合)解释了 R^2 方差的大约27%(例如,y轴上的点与NH1之间的差异)。在本示例中,相邻特征NH1包括与中心特征等距的六个特征(例如,参见图25A-图25F)。远离相邻特征NH1的相邻特征NH2解释了大约0.5%,而更远的相邻特征NH3解释了另外的0.7%。类似地,线2740示出了由感兴趣特征(半径=0)和ADI中更远的特征NH1、NH2和NH3解释的AEI特征的CD的变化的变化的比例。在本示例中,影响AEI特征的确切影响半径取决于ADI中的图案密度。此外,注意,AEI CD变化的11%(线2730与2740之间的差异)是由于与相邻特征相关联的位置变化。这种位置变化是所解释的总方差比例的五分之一。

[0378] 因此,图27A和图27B示出了短程蚀刻负载的示例量化。因此,采用本方法,例如,使用与ADI相关联的所有变量,可以改进短程蚀刻负载量化(例如,提高11%)。换言之,本方法可以解释比现有方法更多的变化以及这种变化的原因,例如,通过相邻特征和转印特性(例如,位置、CD、平移、三角测量等)。已确定的原因可以进一步用于减少例如开发后的CD变化。换言之,本方法可以帮助确定CD和位置变化的原因以及它在显影后如何转印,然后可以基于ADI预测蚀刻、沉积或其他曝光后工艺之后的变化是什么。

[0379] 在一个实施例中,方法2300的另一应用可以是监测工艺质量。例如,方法2300还包括用于以下操作的过程:基于ADI特征的第一组变量的选定组合以及它们对焦点和曝光条件的敏感性来监测工艺质量;以及调节一个或多个工艺参数以使工艺质量保持在指定范围内。在一个实施例中,监测包括测量与图案尖端相关的相关ADI轮廓性质(例如,第一组变量中的变量的子组合);以及基于所测量的灵敏度和相关性来调节一个或多个工艺参数,以改

进ADI特征的尖端到尖端特征向AEI特征的转印。

[0380] 例如,用于尖端到尖端结构的蚀刻行为基本上取决于抗蚀剂中特征的形状,而抗蚀剂又是焦点敏感的。此外,当使用SEM测量抗蚀剂中的特征形状时,抗蚀剂形状会改变由SEM生成的波形。通过本方法2300,可以直接评估SEM波形的哪些参数与尖端到尖端转印过程的效率相关。然后可以在半导体芯片的大批量制造(HVM)中密切监测这些尖端到尖端特征。此外,这些特征可以用于蚀刻工艺的(经验)模拟器,因此可以用于加速过程中的工艺优化。

[0381] 在一个实施例中,SEM测量配方可以被改进以用于监测HVM过程。在一个实施例中,SEM配方包括用于在显影之后和蚀刻之后测量尖端到尖端结构的SEM工具设置。在一个实施例中,对于ADI测量和AEI测量两者,SEM测量配方保持相同,以检查尖端到尖端结构。此外,表征尖端到尖端结构的一组变量可以相互关联以确定它们在蚀刻之后的转印特性。例如,转印是否良好(例如,在阈值范围内)、以及它们有多少变化。尖端到尖端结构的行为可以随例如孔或线等结构而不同,因为尖端到尖端结构对焦点敏感并且它们具有大量3D信息(例如,整个高度的CD变化)。因此,设置SEM配方以测量尖端到尖端结构并非易事。

[0382] 根据一个实施例,本文中的方法2300可以如下应用。可以在开发之后测量尖端到尖端结构,然后可以提取轮廓。在一个实施例中,可以在不同的SEM设置下执行ADI测量并且可以在每个SEM阈值处提取轮廓信息。接下来,可以执行AEI测量以分析相对于ADI轮廓的对应AEI轮廓。例如,关联ADI和AEI轮廓的变化以确定哪些SEM设置最能基于ADI轮廓信息解释AEI变化。因此,可以根据SEM设置测量尖端到尖端结构的良好程度来量化SEM设置,并且进而加快使用SEM工具的检查过程。

[0383] 在一个实施例中,确定相关性的过程P2305基于稀疏约束。稀疏约束是指排除第一组变量或第二组变量或这两者中的一个或多个变量。

[0384] 在一个实施例中,可以使用并且通过第一组变量来表征任何轮廓。对于非常详细的轮廓(例如,由大量轮廓点表征),轮廓点的大部分变化将由例如SEM散粒噪声或微小的抗蚀剂波动确定。通过优化相关性(例如,最大化 R^2),只选择变量的相关线性组合(例如,所有变量的加权和),并且与例如SEM噪声相关的组合不会被转印。

[0385] 此外,选定组合提供了其他形状(例如,轮廓变形的相对较高频率)在蚀刻之后不会转印并且因此与量化蚀刻行为无关的信息。在一个实施例中,可以通过在优化中设置稀疏约束以系统方式引入稀疏约束。稀疏约束可以是一组等式,这些等式自动将不相关数据点的权重设置为零。稀疏约束可以通过在优化中添加正则化项来强制执行(例如,包括权重 α 和 β 的L1范数)。

[0386] 在一个实施例中,方法2300还可以包括基于相关性调节量测工具设置以使相关性提高。上文关于尖端到尖端结构讨论了调节量测工具设置的示例。然而,本公开不限于特定结构。可以为任何其他结构确定SEM设置,例如接触孔、线、矩形或要印刷在衬底上的其他感兴趣特征。在一个实施例中,量测工具设置包括以下中的至少一项:电子束强度、入射角、电压对比度、SEM阈值、像素尺寸、扫描速度或帧数。

[0387] 在一个实施例中,方法2300还可以包括基于相关性调节与轮廓提取算法相关联的一个或多个参数以使相关性提高。

[0388] 在一个实施例中,图23C示出了用于基于ADI与AEI之间的相关性来优化量测配方

的方法2370的流程图。例如,优化涉及扰动量测工具或算法相关设置(例如,帧数、SEM电压、阈值)以最大化相关性 R^2 。在一个实施例中,通过仅扰动量测相关参数来执行优化以最好地测量局部可变性。在另一示例中,量测配方的优化不仅涉及扰动量测相关参数而且还涉及图案化工艺相关参数以最佳地测量工艺变化。例如,图案化工艺相关参数可以是重叠、图案的平均CD、焦点、剂量等。在一个实施例中,过程P2371包括在不干扰工艺参数的情况下获取ADI和AEI数据2372。在一个实施例中,过程2371包括通过扰动工艺变量(例如,重叠、CD、剂量、焦点)来获取ADI和AEI数据2374。过程P2373包括从ADI图像和AEI图像中提取(例如,通过轮廓提取算法)轮廓。可以执行过程P2305以确定ADI与AEI之间的相关性2310,如前面在方法2300中讨论的。过程P2377包括确定量测配方或轮廓提取算法的参数以使相关性2310提高(例如,最大化)。

[0389] 在一个实施例中,可以如下执行SEM配方和轮廓提取算法的系统优化。例如,执行(例如,通过图30的计算机系统)方法2300的过程以确定所测量的ADI与AEI之间的相关性,如上所述。此外,扰动SEM配方或轮廓提取算法的参数,以确定扰动参数是否提高了ADI与AEI之间的相关性 R^2 。通过扰动,可以获取使相关性 R^2 最大化的设置。例如,SEM阈值可以变化。例如,诸如30%、50%和70%等SEM阈值可以用于ADI和/或AEI测量。在一个示例中,在测量AEI特征时使用多个阈值可以增加伸长率和三角形转印特性的相关性 R^2 。使用多个阈值来测量ADI可以增加平移和CD转印特性的相关性 R^2 。

[0390] 此外,与从SEM图像中提取轮廓相关的轮廓算法中的参数可以改变。另外,第一组变量中的多个变量(例如,在不同取向上测量的收缩孔的半径)也可以改变以确定最大化相关性 R^2 。如果变量个数可以是8个或32个。可以确定减少变量个数会显著降低相关性 R^2 ,所以8个辐条(spoke)可能太少无法描述轮廓。另一方面,将变量数目增加到32个可能只会略微增加相关性 R^2 。因此,可以得出结论,16个变量可能足以描述给定接触孔尺寸的轮廓。

[0391] 在一个实施例中,可以执行一系列工艺变化。例如,可以通过修改掩模图案来编程覆盖值的范围。例如,如图23D和图23E所示,掩模图案2390和295包括接触孔阵列。可以通过移动接触孔来编程覆盖层,或者可以通过增加接触孔的尺寸来扰动平均CD。例如,在掩模图案2390中,接触孔2391从期望位置(虚线)向右移动。在掩模图案2395中,接触孔2396的尺寸相对于期望尺寸(虚线)增大。掩模图案2390或2395可以用于制造物理掩模并且对衬底成像。因此,例如,偏移后的接触孔(对应于孔2391)被成像在衬底上。使用量测工具(例如,SEM),捕获这样的成像衬底的ADI图像。此外,蚀刻成像衬底并且捕获蚀刻衬底的AEI。使用附近位置的图像AEI测量不同重叠条件的重叠(例如,-10nm至10nm范围内的重叠)。然后,可以为每个重叠条件(ADI和AEI两者)确定平均轮廓或单元格。基于不同重叠条件的ADI和AEI数据是数据2374的示例。例如,一旦获取了数据2374,就可以执行图23C中的方法2370的其他过程以确定最大化ADI与AEI之间的相关性的量测配方的最佳参数(例如,SEM设置或轮廓提取算法的参数)。如本文中讨论的,量测配方的参数可以是例如电子束强度、入射角、电压对比度、SEM阈值、像素尺寸、扫描速度、帧数、或其组合。在一个实施例中,可以修改与轮廓提取算法相关联的一个或多个参数。

[0392] 在一个实施例中,如本文中讨论的,用于捕获ADI和AEI的重复SEM测量在SEM位置处执行。在另一实施例中,其中测试衬底用于获取数据2374,ADI和AEI可以不在同一位置处执行。因此,在本公开中,量测配方优化不仅适用于测量局部可变性,而且还适用于测量与

工艺相关的变化,例如重叠。

[0393] 在一个实施例中,方法2300还包括通过使用相关性模拟图案化工艺和蚀刻工艺来调节与抗蚀工艺或蚀刻工艺相关联的参数,以使图案化工艺的良产率大于指定良产率阈值。

[0394] 在一个实施例中,方法2300还包括通过使用相关性模拟图案化工艺来调节与光刻工艺相关的参数,以使光刻设备的性能度量在指定性能阈值内。在一个实施例中,图案化工艺的参数包括通过光刻设备设置的剂量或焦点条件。

[0395] 在一个实施例中,可以修改方法2300以训练被配置为基于显影后图像(ADI)确定蚀刻后图像(AEI)的模型。例如,基于ADI和AEI像素的灰度值确定相关性。在一个实施例中,该方法包括获取(i)成像衬底的ADI,以及(ii)在蚀刻成像衬底之后的蚀刻后图像(AEI);确定ADI的第一组变量的组合与AEI的第二组变量的组合之间的相关性,第一组变量和第二组变量分别为ADI和AEI的灰度值;以及基于该相关性,通过包括相关性值在指定相关性阈值内的第一组变量的一个或多个子组合来训练模型,该模型用于确定输入ADI的AEI。因此,可以修改过程P2305和P2307以将第一组变量视为整个ADI中像素的灰度值,而将第二组变量视为整个AEI中像素的灰度值。

[0396] 在一个实施例中,提供了一种量测工具(例如,图28),该量测工具被配置为基于ADI与AEI之间的相关性来调节量测工具设置。在一个实施例中,量测工具包括光束发生器,光束发生器被配置为在对衬底成像之后测量ADI特征和在蚀刻衬底之后测量AEI特征;以及处理器(例如,过程100),处理器被配置为基于通过电子束测量的ADI与AEI之间的相关性来确定设置。

[0397] 在一个实施例中,处理器可以被配置为获取所测量的ADI特征与印刷在经受蚀刻工艺的衬底上的与所测量的ADI特征相对应的所测量的AEI特征之间的相关性,该相关性基于表征所测量的ADI特征如何变换为AEI特征的变量的组合;并且基于相关性调节量测工具的设置以使相关性提高。设置可以基于相关性相对于每个设置的导数来确定,该导数指示针对量测工具的每个设置的相关性的提高。

[0398] 在一个实施例中,量测工具是扫描电子显微镜(SEM)。在一个实施例中,量测工具的设置包括以下中的至少一项的值:电子束强度、入射角、电压对比度、SEM阈值、像素尺寸、扫描速度或帧数。在一个实施例中,光束发生器是电子束发生器。

[0399] 图23B是用于使用已训练机器学习模型2210(图22)或2320(图23A)基于显影后图像(ADI)确定蚀刻后图像(AEI)的方法2350的流程图。该方法包括以下详细讨论的过程P2352和P2354。

[0400] 过程P2352包括获取衬底的ADI。例如,ADI可以通过本文中讨论的SEM等量测工具获取。过程P2354包括通过将ADI输入到已训练模型并且输出ADI,经由已训练模型2210或2320确定AEI。在一个实施例中,例如,如图22和图23A中讨论的,已训练模型是通过基于所测量的ADI的第一组变量的组合与所测量的AEI的第二组变量的组合之间的相关性进行训练而获取的。相关性在指定相关性阈值内。

[0401] 在一个实施例中,如上所述,相关性通过使用以下项的给定值来计算相关性而被确定的:(i)与第一组变量的组合相关联的第一组参数,以及(ii)与第二组变量的组合相关联的第二组参数;确定相关性是否被最大化;并且响应于相关性未被最大化,调节第一组参

数和第二组参数的给定值,直到相关性被最大化。

[0402] 在一个实施例中,已训练模型通过以下方式获取:(a)确定第一组变量和第二组变量的子组合以及子组合的相关性是否高于指定相关性阈值;(b)响应于子组合高于指定相关性阈值,将子组合包括在模型中;(c)响应于子组合不高于指定相关性阈值,选择第一组变量的另一子组合,并且重复步骤(a)-(c)达指定迭代次数或直到子组合用尽。

[0403] 在一个实施例中,如上所述,第一组变量的组合或一个或多个子组合是线性组合、非线性组合或机器学习模型。在一个实施例中,第一组变量的组合是第一组变量的加权和,其中权重是正值或负值。在一个实施例中,第二组变量的组合是线性组合、非线性组合或机器学习模型。在一个实施例中,ADI包括ADI特征,AEI包括与ADI特征相对应的AEI特征,AEI特征是通过已训练模型确定的。

[0404] 在一个实施例中,已训练模型确定以下中的一项或多项:ADI的特征在指定方向上的平移;ADI特征的临界尺寸;ADI的特征在指定方向上的伸长率;ADI特征的三角化;或ADI特征的旋转。

[0405] 在一个实施例中,处理器可以还包括存储在处理器上的指令,该指令被配置为基于相关性调节与轮廓提取算法相关联的一个或多个参数以使相关性提高。例如,如上所述,16个变量可能足以获取与给定接触孔相关的改进相关性,如前所述。

[0406] 在一个实施例中,变量的一个或多个组合表征以下中的一项或多项:所测量的ADI特征在指定方向上的平移;所测量的ADI特征的临界尺寸;所测量的ADI特征在指定方向上的伸长率;所测量的ADI特征的三角化;以及所测量的ADI特征的旋转。

[0407] 在一个实施例中,提供了一种包括指令的非暂态计算机可读介质,该指令在由一个或多个处理器执行时引起包括上述方法2200、2300或2400的过程的操作。在一个实施例中,非暂态计算机可读介质可以在量测工具、计算机硬件系统、光刻设备或与图案化工艺相关的其他系统中实现。这种非暂态计算机可读介质改进了图案化工艺、量测结果和图案化工艺的总良产率。

[0408] 在一个实施例中,上述方法(例如,方法400、900、1700、2200或2300)可以通过处理器(例如,计算机系统100的104)来实现。在一个实施例中,计算机程序产品包括其上记录有指令的非暂态计算机可读介质,该指令在由计算机执行时实现本文中讨论的方法的过程。

[0409] 在一些实施例中,检查设备可以是扫描电子显微镜(SEM),该SEM产生在衬底上暴露或转印的结构(例如,器件的一些或全部结构)的图像。图28描绘了SEM工具的一个实施例。从电子源ES0发射的一次电子束EBP由聚光透镜CL会聚,然后通过束偏转器EBD1、E x B偏转器EBD2和物镜OL以在焦点处照射衬底台ST上的衬底PSub。

[0410] 当用电子束EBP照射衬底PSub时,从衬底PSub产生二次电子。二次电子由E x B偏转器EBD2偏转并且由二次电子检测器SED检测。二维电子束图像可以通过以下方式来获取:检测从样品中生成的电子,同步地,例如电子束偏转器EBD1对电子束进行二维扫描或电子束偏转器EBD1在X方向或Y方向上对电子束EBP进行重复扫描,以及衬底PSub通过衬底台ST在X方向或Y方向中的另一方向上的连续移动。

[0411] 由二次电子检测器SED检测到的信号通过模拟/数字(A/D)转换器ADC转换为数字信号,并且该数字信号被发送到图像处理系统IPU。在一个实施例中,图像处理系统IPU可以具有用于存储全部或部分数字图像以供处理单元PU处理的存储器MEM。处理单元PU(例如,

专门设计的硬件或硬件和软件的组合)被配置为将数字图像转换或处理成表示数字图像的数据集。此外,图像处理系统IPU可以具有被配置为将数字图像和对应数据集存储在参考数据库中的存储介质STOR。显示设备DIS可以与图像处理系统IPU连接,从而操作者可以借助图形用户界面对设备进行必要的操作。

[0412] 如上所述,SEM图像可以被处理以提取轮廓,该轮廓描述图像中表示设备结构的对象的边缘。然后通过诸如CD等度量对这些轮廓进行量化。因此,通常,设备结构的图像通过简单的度量进行比较和量化,例如图像之间的边缘到边缘距离(CD)或简单像素差异。检测图像中对象边缘以测量CD的常规轮廓模型使用图像梯度。事实上,这些模型依赖于强大的图像梯度。但是,在实践中,图像通常是嘈杂的并且具有不连续的边界。诸如平滑、自适应阈值、边缘检测、腐蚀和膨胀等技术可以用于处理图像梯度轮廓模型的结果,以解决噪声和不连续图像,但最终会导致高分辨率图像的低分辨率量化。因此,在大多数情况下,为了减少噪声和自动边缘检测而对设备结构的图像进行数学处理会导致图像分辨率的损失,从而导致信息的丢失。因此,结果是低分辨率量化,相当于复杂的高分辨率结构的简单表示。

[0413] 因此,希望具有使用图案化工艺产生或预期产生的结构(例如,电路特征、对准标记或量测目标部分(例如,光栅特征)等)的数学表示,无论是例如,结构在潜在的抗蚀剂图像中、在显影的抗蚀剂图像中或转印到衬底上的层上,例如通过蚀刻,这可以保持分辨率并且还描述结构的一般形状。在光刻或其他图案化工艺的上下文中,该结构可以是正在制造的器件或其一部分,并且图像可以是该结构的SEM图像。在一些情况下,该结构可以是半导体器件(例如,集成电路)的特征。在这种情况下,该结构可以被包括半导体器件的多个特征的图案或期望图案。在一些情况下,该结构可以是对准标记或其一部分(例如,对准标记的光栅),其在对准测量过程中用于确定物体(例如,衬底)与另一物体(例如,图案化装置)或量测目标或其一部分(例如,量测目标的光栅)的对准,以用于测量图案化工艺的参数(例如,覆盖、焦点、剂量等)。在一个实施例中,量测目标是用于测量例如覆盖的衍射光栅。

[0414] 图29示意性地示出了检查设备的另一实施例。该系统用于检查样品台88上的样品90(例如,衬底),并且包括带电粒子束发生器81、聚光透镜模块82、探针形成物镜模块83、带电粒子束偏转模块84、二次带电粒子检测器模块85和图像形成模块86。

[0415] 带电粒子束发生器81生成一次带电粒子束91。聚光透镜模块82会聚所生成的一次带电粒子束91。探针形成物镜模块83将会聚的一次带电粒子束聚焦成带电粒子束探针92。带电粒子束偏转模块84使所形成的带电粒子束探针92在固定在样品台88上的样品90上的感兴趣区域的表面上扫描。在一个实施例中,带电粒子束发生器81、聚光器透镜模块82和探针形成物镜模块83、或者它们的等效设计、替代物或其任何组合一起形成生成扫描带电粒子束探针92的带电粒子束探针发生器。

[0416] 二次带电粒子检测器模块85检测在被带电粒子束探针92轰击时从样品表面发射的二次带电粒子93(也可能连同来自样品表面的其他反射或散射的带电粒子)以生成二次带电粒子检测信号94。图像形成模块86(例如,计算装置)与二次带电粒子检测器模块85耦合以从二次带电粒子检测器模块85接收二次带电粒子检测信号94并且因此形成至少一个扫描图像。在一个实施例中,二次带电粒子检测器模块85和成像模块86、或它们的等效设计、替代方案或其任何组合一起形成成像设备,该成像设备从被带电粒子束探针92轰击的样品90发射的检测到的二次带电粒子形成扫描图像。

[0417] 在一个实施例中,监测模块87被耦合到成像设备的成像模块86以监测、控制等图案化工艺和/或使用从成像模块86接收的样本90的扫描图像来导出用于图案化工艺设计、控制、监测等的参数。因此,在一个实施例中,监测模块87被配置或编程为导致执行本文中描述的方法。在一个实施例中,监测模块87包括计算设备。在一个实施例中,监测模块87包括用于提供本文中的功能并且编码在形成监测模块87或设置在监测模块87内的计算机可读介质上的计算机程序。

[0418] 在一个实施例中,与使用探针检查衬底的图28的电子束检查工具类似,图29的系统中的电子电流与例如图28描绘的CD SEM相比明显更大,使得探针光斑足够大,以使检测速度很快。但是,由于探测点较大,分辨率可能不如CD SEM高。在一个实施例中,上述检查设备可以是单光束或多光束设备,而不限制本公开的范围。

[0419] 来自例如图28或图29的系统的SEM图像可以被处理以在图像中提取描述对象边缘的轮廓,表示设备结构。然后,这些轮廓通常通过用户定义的切割线处的度量(例如,CD)进行量化。因此,通常,设备结构的图像通过度量进行比较和量化,例如在所提取的轮廓上测量的边缘到边缘距离(CD)或图像之间的简单像素差异。

[0420] 图30是示出可以帮助实现本文中公开的方法和流程的计算机系统100的框图。计算机系统100包括用于转印信息的总线102或其他通信机制、以及与总线102耦合以用于处理信息的处理器104(或多个处理器104和105)。计算机系统100还包括主存储器106,例如随机存取存储器(RAM)或其他动态存储设备,主存储器106被耦合到总线102以用于存储将由处理器104执行的信息和指令。主存储器106还可以用于存储在由处理器104执行的指令执行期间的临时变量或其他中间信息。计算机系统100还包括只读存储器(ROM)108或耦合到总线102以用于存储处理器104的静态信息和指令的其他静态存储设备。存储设备110(诸如磁盘或光盘)被提供并且耦合到总线102以用于存储信息和指令。

[0421] 计算机系统100可以经由总线102被耦合到用于向计算机用户显示信息的显示器112,例如阴极射线管(CRT)或平板或触摸面板显示器。包括字母数字键和其他键的输入设备114被耦合到总线102以用于将信息和命令选择传送到处理器104。另一种类型的用户输入设备是光标控件116,例如鼠标、轨迹球或光标方向键,光标控件116用于将方向信息和命令选择传送给处理器104并且用于控制显示器112上的光标移动。该输入设备通常在两个轴线(第一轴线(例如,x)和第二轴线(例如,y))上具有两个自由度,以允许设备指定平面中的位置。触摸面板(屏幕)显示器也可以用作输入设备。

[0422] 根据一个实施例,可以由计算机系统100响应于处理器104执行包含在主存储器106中的一个或多个指令的一个或多个序列而执行过程的部分。这样的指令可以从另一种计算机可读介质(诸如存储设备110)读入主存储器106。包含在主存储器106中的指令序列的执行引起处理器104执行本文中描述的过程步骤。还可以采用多处理布置的一个或多个处理器来执行包含在主存储器106中的指令序列。在备选实施例中,可以使用硬连线电路来代替软件指令或与软件指令结合使用。因此,本文中的描述不限于硬件电路装置和软件的任何特定组合。

[0423] 本文中使用的术语“计算机可读介质”是指参与向处理器104提供指令以供执行的任何介质。这种介质可以采取多种形式,包括但不限于非易失性介质、易失性介质和传输介质。非易失性介质包括例如光盘或磁盘,例如存储设备110。易失性介质包括动态存储器,例

如主存储器106。传输介质包括同轴电缆、铜线和光纤,包括构成总线的线102。传输介质还可以采用声波或光波的形式,例如在射频(RF)和红外(IR)数据通信期间产生的那些。计算机可读介质的常见形式包括例如软盘、软盘、硬盘、磁带、任何其他磁性介质、CD-ROM、DVD、任何其他光学介质、穿孔卡片、纸带、具有孔图案的任何其他物理介质、RAM、PROM和EPROM、FLASH-EPROM、任何其他存储器芯片或盒、下文所述的载波、或计算机可以从中读取的任何其他介质。

[0424] 各种形式的计算机可读介质可以涉及将一个或多个指令的一个或多个序列传送到处理器104以供执行。例如,指令最初可以承载在远程计算机的磁盘上。远程计算机可以将指令加载到其动态存储器中,并且使用调制解调器通过电话线发送指令。计算机系统100本地的调制解调器可以接收电话线上的数据并且使用红外传输器将数据转换成红外信号。耦合到总线102的红外检测器可以接收红外信号中携带的数据并且将数据放置在总线102上。总线102将数据携带到主存储器106,处理器104从主存储器106检索并且执行指令。主存储器106接收的指令可以可选地在处理器104执行之前或之后存储在存储设备110上。

[0425] 计算机系统100还理想地包括耦合到总线102的通信接口118。通信接口118提供到连接到本地网络122的网络链路120的双向数据通信耦合。例如,通信接口118可以是用于提供到对应类型的电话线的数据通信连接的综合服务数字网络(ISDN)卡或调制解调器。作为另一示例,通信接口118可以是用于提供到兼容LAN的数据通信连接的局域网(LAN)卡。也可以实现无线链路。在任何这样的实现中,通信接口118发送和接收携带表示各种类型信息的数字数据流的电、电磁或光信号。

[0426] 网络链路120通常通过一个或多个网络向其他数据设备提供数据通信。例如,网络链路120可以通过局域网122提供与主机计算机124或由互联网服务提供商(ISP)126操作的数据设备的连接。ISP 126进而通过全球分组数据通信网络(现在通常称为“互联网”128)提供数据通信服务。本地网络122和互联网128都使用携带数字数据流的电、电磁或光信号。通过各种网络的信号以及网络链路120上和通过通信接口118的信号(它们携带数字数据进出计算机系统100)是传输信息的载波的示例形式。

[0427] 计算机系统100可以通过(多个)网络、网络链路120和通信接口118发送消息和接收数据,包括程序代码。在互联网示例中,服务器130可以通过互联网128、ISP 126、本地网络122和通信接口118传输应用程序的请求代码。例如,一个这样的下载的应用可以提供实施例的照明优化。所接收的代码可以在接收到时由处理器104执行,和/或存储在存储设备110或其他非易失性存储中以便以后执行。以这种方式,计算机系统100可以获取载波形式的应用代码。

[0428] 图31示意性地描绘了可以结合本文中描述的技术来使用的示例性光刻投影设备。该设备包括:

[0429] -照明系统IL,用于调节辐射束B。在该特定情况下,照明系统还包括辐射源S0;

[0430] -第一载物台(例如,图案化装置台)MT,设置有用于保持图案化装置MA(例如,掩模版)的图案化装置保持器,并且连接到第一定位器以相对于物品PS精确定位图案化装置;

[0431] -第二载物台(衬底台)WT,设置有用于保持衬底W(例如,涂有抗蚀剂的硅晶片)的衬底支架,并且连接到第二定位器以相对于物品PS精确定位衬底;

[0432] -投影系统(“透镜”)PS(例如,折射、反射或反射折射光学系统),用于将图案化装

置MA的照射部分成像到衬底W的目标部分C(例如,包括一个或多个裸片)上。

[0433] 如本文所述,该设备是透射型的(即,具有透射图案化装置)。然而,一般来说,它也可以是反射型的,例如(使用反射图案化装置)。该设备可以采用与传统掩模不同的图案化装置;示例包括可编程镜阵列或LCD矩阵。

[0434] 源S0(例如,汞灯或准分子激光器、LPP(激光产生等离子体)EUV源)产生辐射束。该光束直接或在穿过调节装置(例如,扩束器Ex)之后被馈送到照明系统(照明器)IL中。照明器IL可以包括调节装置AD,调节装置AD用于设置光束中强度分布的外径向范围和/或内径向范围(通常分别称为外部 σ 和内部 σ)。此外,它通常包括各种其他组件,例如积分器IN和聚光器C0。以这种方式,照射在图案化装置MA上的光束B在其横截面中具有期望均匀性和强度分布。

[0435] 关于图31,应当注意,源S0可以在光刻投影设备的外壳内(例如,当源S0是汞灯时通常是这种情况),但它也可以远离光刻投影设备,其产生的辐射束被引入设备(例如,借助合适的定向反射镜);当源S0是准分子激光器(例如,基于KrF、ArF或F₂激光)时,通常会出现后一种情况。

[0436] 光束PB随后拦截图案化装置MA,该图案化装置MA保持在图案化装置台MT上。在穿过图案化装置MA之后,光束B穿过透镜PL,透镜PL将光束B聚焦到衬底W的目标部分C上。借助第二定位装置(和干涉测量装置IF),衬底台WT可以准确移动,例如以便在光束PB的路径中定位不同目标部分C。类似地,第一定位装置可以用于相对于光束B的路径准确地定位图案化装置MA,例如,在从图案化装置库机械检索图案化装置MA之后,或在扫描期间。通常,对象台MT、WT的移动将借助长行程模块(粗略定位)和短行程模块(精细定位)来实现,这在图31中没有明确描绘。然而,在步进器的情况下(与步进扫描工具相反),图案化装置台MT可以仅仅连接到短行程致动器,或者可以是固定的。

[0437] 所描绘的工具可以以两种不同的模式使用:

[0438] -在步进模式下,图案化装置台MT基本保持静止,并且整个图案化装置图像一次性(即,单个“闪光”)投影到目标部分C上。然后衬底台WT在x和/或y方向移动,使得不同目标部分C可以被光束PB照射;

[0439] -在扫描模式下,应用基本相同的场景,除了给定目标部分C没有在单个“闪光”中曝光。取而代之的是,图案化装置台MT在给定方向(所谓的“扫描方向”,例如y方向)上以速度v可移动,从而使投影光束B扫描图案化装置图像;同时,衬底台WT同时以速度V=Mv沿相同或相反方向移动,其中M是透镜PL的放大倍数(通常,M=1/4或1/5)。以这种方式,可以曝光相对较大的目标部分C,而不必牺牲分辨率。

[0440] 图32示意性地描绘了另一示例性光刻投影设备1000,光刻投影设备1000包括:

[0441] -源收集器模块S0,用于提供辐射。

[0442] -照明系统(照明器)IL,被配置为调节来自源收集器模块S0的辐射束B(例如,EUV辐射)。

[0443] -支撑结构(例如,掩模台)MT,被构造为支撑图案化装置(例如,掩模或标线片)MA并且连接到第一定位器PM,第一定位器PM被配置为精确定位图案化装置;

[0444] -衬底台(例如,晶片台)WT,被构造为保持衬底(例如,涂有抗蚀剂的晶片)W并且连接到第二定位器PW,第二定位器PW被配置为精确定位衬底;以及

[0445] -投影系统(例如,反射式投影系统)PS,被配置为将经由图案化装置MA赋予辐射束B的图案投影到衬底W的目标部分C(例如,包括一个或多个裸片)上。

[0446] 如这里所描绘的,装置1000是反射型的(例如,采用反射掩模)。应当注意,因为大多数材料在EUV波长范围内具有吸收性,所以图案化装置可以具有多层反射器,包括例如钼和硅的多层堆叠。在一个示例中,多堆叠反射器具有40层钼和硅对,其中每层的厚度为四分之一波长。使用X射线光刻可以产生更小的波长。由于大多数材料在EUV和X射线波长下具有吸收性,因此图案化装置形貌上的一块薄的图案化吸收材料(例如,多层反射器之上的Ta₂N₅吸收剂)定义了将印刷特征(正抗蚀剂)或将不印刷特征(负抗蚀剂)的位置。

[0447] 参考图32,照明器IL接收来自源收集器模块S0的极紫外辐射束。用于产生EUV辐射的方法包括但不一定限于将材料转化为具有至少一种元素的等离子体状态,例如氙、锂或锡,该元素的一条或多条发射线在EUV范围内。在一种这样的方法中,可以通过用激光束照射燃料(例如,具有线发射元素的材料液滴、流或簇)来产生通常称为激光产生等离子体(“LPP”)的等离子体。源收集器模块S0可以是包括激光器(图32中未示出)的EUV辐射系统的一部分,激光器用于提供激发燃料的激光束。所得到的等离子体发射输出辐射,例如EUV辐射,该辐射使用设置在源收集器模块中的辐射收集器收集。激光器和源收集器模块可以是单独的实体,例如当CO₂激光器用于提供用于燃料激发的激光束时。

[0448] 在这种情况下,激光器不被视为形成光刻设备的一部分,并且辐射束在光束传输系统的帮助下从激光器传递到源收集器模块,该光束传输系统包括例如合适的定向反射镜和/或扩束器。在其他情况下,辐射源可以是源收集器模块的组成部分,例如当辐射源是放电产生等离子体EUV发生器(通常称为DPP辐射源)时。

[0449] 照明器IL可以包括用于调节辐射束的角强度分布的调节器。通常,至少可以调节照明器的光瞳平面中的强度分布的外径向范围和/或内径向范围(通常分别称为外部 σ 和内部 σ)。此外,照明器IL可以包括各种其他组件,例如分面场和光瞳镜装置。照明器可以用于调节辐射束,以使其横截面具有期望均匀性和强度分布。

[0450] 辐射束B入射在图案化装置(例如,掩模)MA上,该图案化装置(例如,掩模)MA被保持在支撑结构(例如,掩模台)MT上,并且被图案化装置图案化。在从图案化装置(例如,掩模)MA反射之后,辐射束B通过投影系统PS,投影系统PS将光束聚焦到衬底W的目标部分C上。借助第二定位器PW和位置传感器PS2(例如,干涉装置、线性编码器或电容传感器),衬底台WT可以精确地移动,例如以便在辐射束B的路径中定位不同目标部分C。类似地,第一定位器PM和另一位置传感器PS1可以用于相对于辐射束B的路径精确定位图案化装置(例如,掩模)MA。可以使用图案化装置对准标记M1、M2和衬底对准标记P1、P2来对准图案化装置(例如,掩模)MA和衬底W。

[0451] 所描绘的装置1000可以用于以下模式中的至少一种:

[0452] 1. 在步进模式下,支撑结构(例如,掩模台)MT和衬底台WT基本保持静止,同时赋予辐射束的整个图案被一次投影到目标部分C上(即,单次静态曝光)。然后衬底台WT在X和/或Y方向上移动,从而可以暴露不同目标部分C。

[0453] 2. 在扫描模式下,同步扫描支撑结构(例如,掩模台)MT和衬底台WT,同时将赋予辐射束的图案投影到目标部分C上(即,单次动态曝光)。衬底台WT相对于支撑结构(例如,掩模台)MT的速度和方向可以由投影系统PS的(去)放大率和图像反转特性来确定。

[0454] 3. 在另一种模式下, 支撑结构(例如, 掩模台) MT保持基本静止以保持可编程图案化装置, 并且在赋予辐射束的图案被投影到目标部分C上的同时, 衬底台WT被移动或扫描。在该模式下, 通常采用脉冲辐射源并且在衬底台WT的每次移动之后或在扫描期间的连续辐射脉冲之间根据需要更新可编程图案化装置。这种操作模式可以容易地应用于利用可编程图案化装置的无掩模光刻, 例如上述类型的可编程反射镜阵列。

[0455] 图33更详细地示出了装置1000, 装置1000包括源收集器模块S0、照明系统IL和投影系统PS。源收集器模块S0被构造和布置为使得真空环境可以保持在源收集器模块S0的封闭结构220中。可以通过放电产生等离子体辐射源形成EUV辐射发射等离子体210。EUV辐射可以由气体或蒸气产生, 例如氙气、锂蒸气或锡蒸气, 其中产生非常热的等离子体210以发射电磁光谱的EUV范围内的辐射。非常热的等离子体210例如通过引起至少部分电离的等离子体的放电产生。可能需要例如10Pa的Xe、Li、Sn蒸气或任何其他合适的气体或蒸气的分压来有效地生成辐射。在一个实施例中, 提供激发的锡(Sn)等离子体以产生EUV辐射。

[0456] 由热等离子体210发射的辐射从源室211通过位于源室211中的开口中或后面的可选的气体屏障或污染物捕集器230(在某些情况下也称为污染物屏障或箔捕集器)进入收集室212。污染物捕集器230可以包括通道结构。污染物捕集器230还可以包括气体屏障或气体屏障和通道结构的组合。如本领域已知的, 本文中进一步指出的污染物捕集器或污染物屏障230至少包括通道结构。

[0457] 收集器室211可以包括辐射收集器C0, 辐射收集器C0可以是所谓的掠入射收集器。辐射收集器C0具有上游辐射收集器侧251和下游辐射收集器侧252。穿过收集器C0的辐射可以被光栅光谱滤光器240反射, 以沿由虚线'0'指示的光轴聚焦在虚拟源点IF中。虚拟源点IF通常被称为中间焦点, 并且源收集器模块被布置为使得中间焦点IF位于封闭结构220中的开口221处或附近。虚拟源点IF是辐射发射等离子体210的图像。

[0458] 随后, 辐射穿过照明系统IL, 该照明系统IL可以包括琢面场反射镜装置22和琢面光瞳反射镜装置24, 琢面场反射镜装置22和琢面光瞳反射镜装置24被布置为在图案化装置MA处提供辐射束21的期望角分布以及在图案化装置MA处提供期望的辐射强度均匀性。当辐射束21在由支撑结构MT保持的图案化装置MA处反射时, 形成图案化光束26, 并且图案化光束26由投影系统PS经由反射元件28、30成像到由衬底台WT保持的衬底W上。

[0459] 照明光学单元IL和投影系统PS中通常可以存在比所示更多的元件。取决于光刻设备的类型, 可以可选地存在光栅光谱滤光器240。此外, 可以存在比图中所示的反射镜更多的反射镜, 例如, 投影系统PS中可以存在比图33所示的多1-6个附加反射元件。

[0460] 如图33所示, 收集器光学器件C0被描绘为具有掠入射反射器253、254和255的嵌套收集器, 仅作为收集器(或收集器反射镜)的示例。掠入射反射器253、254和255围绕光轴0轴对称设置, 并且这种类型的收集器光学器件C0理想地与放电产生等离子体辐射源结合使用。

[0461] 备选地, 源收集器模块S0可以是LPP辐射系统的一部分, 如图34中所示。激光LAS被布置为将激光能量沉积到燃料中, 例如氙(Xe)、锡(Sn)或锂(Li), 以产生电子温度为几十电子伏特的高度电离等离子体210。在这些离子的去激发和复合期间生成的高能辐射从等离子体发射, 由近垂直入射收集器光学C0收集并且聚焦到封闭结构220中的开口221上。

[0462] 可以使用以下条款进一步描述实施例:

- [0463] 1. 一种训练模型的方法,所述模型被配置为预测与成像衬底相关联的特征在所述成像衬底的蚀刻之后是否将有缺陷,所述方法包括:
- [0464] 经由量测工具获取 (i) 在给定位置处的所述成像衬底的显影后图像,所述显影后图像包括多个特征,以及 (ii) 在所述给定位置处的所述成像衬底的蚀刻后图像,所述蚀刻后图像包括与所述多个特征相对应的蚀刻特征;以及
- [0465] 使用所述显影后图像和所述蚀刻后图像训练所述模型,所述模型被配置为确定所述显影后图像中的所述多个特征中的给定特征的缺陷,
- [0466] 其中所述缺陷的确定基于将所述显影后图像中的所述给定特征与所述蚀刻后图像中的对应蚀刻特征进行比较。
- [0467] 2. 根据条款1所述的方法,其中所述模型是经验模型或机器学习模型,其中所述经验模型是与所述成像衬底相关联的所述特征的物理特性的函数。
- [0468] 3. 根据条款1至2中任一项所述的方法,其中获取所述显影后图像包括:
- [0469] 经由图案化装置在衬底上成像掩模图案;
- [0470] 获取所述成像衬底的显影衬底;
- [0471] 将所述量测工具与所述给定位置的所述显影衬底对准;以及
- [0472] 获取所述显影衬底的图像。
- [0473] 4. 根据条款1至3中任一项所述的方法,其中获取所述蚀刻后图像包括:
- [0474] 经由具有特定蚀刻条件的蚀刻工艺蚀刻所述成像衬底;
- [0475] 将所述量测工具与所述给定位置的所述蚀刻衬底对准;以及
- [0476] 捕获所述蚀刻衬底的所述蚀刻后图像。
- [0477] 5. 根据条款4所述的方法,其中所述蚀刻条件包括蚀刻剂成分、等离子气体参数、蚀刻速率、电磁场、等离子电位、电感或电容类型的蚀刻、所述衬底的温度、离子能量分布、离子角分布、溅射和再沉积速率、或其组合。
- [0478] 6. 根据条款1至5中任一项所述的方法,其中所述训练包括:
- [0479] 基于所述多个特征将所述显影后图像和所述蚀刻后图像对准;
- [0480] 将所述显影后图像中的所述多个特征中的每个特征与所述蚀刻后图像中的蚀刻特征的对应特征进行比较;
- [0481] 基于所述比较,确定所述蚀刻后图像中的给定蚀刻特征是否满足缺陷条件;
- [0482] 响应于不满足所述缺陷条件,将标识出的特征分类为缺陷;以及
- [0483] 基于所标识出的所述特征的所述缺陷来调节所述模型的模型参数值。
- [0484] 7. 根据条款6所述的方法,其中调节所述模型参数值包括调节多个模型参数的值。
- [0485] 8. 根据条款6所述的方法,其中所述缺陷条件是所述蚀刻后图像中的所述给定蚀刻特征的物理特性。
- [0486] 9. 根据条款8所述的方法,其中所述物理特性是以下中的至少一项:
- [0487] 所述给定蚀刻特征的临界尺寸;或者
- [0488] 所述给定蚀刻特征相对于所述显影后图像的所述给定特征的位移。
- [0489] 10. 根据条款1至9中任一项所述的方法,其中所述缺陷被以下以下中的至少一项表征:
- [0490] 有缺陷或无缺陷的二元确定;或者

- [0491] 所述给定特征有缺陷的概率。
- [0492] 11. 根据条款2至10中任一项所述的方法,其中所述机器学习模型是卷积神经网络。
- [0493] 12. 根据条款11所述的方法,其中所述模型参数是与所述机器学习模型的一个或多个层相关联的权重或偏差。
- [0494] 13. 根据条款11所述的方法,其中所述模型参数是权重或偏差包括所述模型参数是权重和偏差。
- [0495] 14. 根据条款1至13中任一项所述的方法,其中所述量测工具是光学显微镜或电子束显微镜。
- [0496] 15. 根据条款1至13中任一项所述的方法,其中所述量测工具是扫描电子显微镜(SEM),并且所述测量值是从SEM图像获取的。
- [0497] 16. 根据条款1至15中任一项所述的方法,其中所述已训练模型还被配置为:预测与所述显影后图像的所述给定图案相关联的失效率,所述失效率指示当所述成像衬底使用所指定蚀刻条件被蚀刻时缺陷发生。
- [0498] 17. 根据条款1至16中任一项所述的方法,其中所述已训练模型的所述另一配置包括:
- [0499] 将与感兴趣图案相关联的所述多个图案分类为有缺陷或无缺陷;
- [0500] 确定与所述感兴趣图案相关联的缺陷图案的总数;以及
- [0501] 将所述感兴趣图案的所述失效率计算为所述缺陷图案的总数与所述多个图案中的图案总数的比率。
- [0502] 18. 根据条款1至17中任一项所述的方法,还包括:
- [0503] 经由图案化装置在衬底上成像期望图案;
- [0504] 获取所述成像图案的显影后图像;
- [0505] 使用所述显影后图像执行所述已训练模型,以分类所述期望图案在蚀刻之后是否将有缺陷;以及
- [0506] 基于所分类的缺陷图案调节蚀刻条件,使得所述成像图案在蚀刻之后将不会是有缺陷的。
- [0507] 19. 一种用于确定成像衬底的蚀刻条件的方法,所述方法包括:
- [0508] 获取所述成像衬底的显影后图像、以及要用于蚀刻所述成像衬底的初始蚀刻条件;
- [0509] 使用所述显影后图像和所述初始蚀刻条件经由已训练模型,确定与所述成像衬底相关联的特征的失效率,所述失效率指示所述特征在所述成像衬底的蚀刻之后是有缺陷的;以及
- [0510] 基于所述失效率修改所述初始蚀刻条件,使得所述特征在蚀刻之后是有缺陷的机会降低。
- [0511] 20. 根据条款19所述的方法,其中修改所述蚀刻条件是迭代过程,并且其中所述迭代包括:
- [0512] 获取给定蚀刻条件和与给定特征相关联的给定失效率之间的关系;
- [0513] 经由使用所述显影后图像和所述蚀刻条件执行蚀刻模型来确定与所述成像衬底

相关联的蚀刻后图像，

[0514] 基于所述蚀刻后图像，确定所述给定特征是否满足缺陷条件；以及

[0515] 响应于不满足所述缺陷条件，基于所述关系标识与所述给定失效率相比的较低失效率相关联的另一蚀刻条件。

[0516] 21. 根据条款19至20中任一项所述的方法，其中所述特征的所述缺陷条件是以下中的至少一项：

[0517] 所述特征的缺少；

[0518] 与所述特征相关联的位移范围；或者

[0519] 与所述特征的临界尺寸相关联的容差范围。

[0520] 22. 一种确定与蚀刻工艺相关联的蚀刻特性的方法，所述方法包括：

[0521] 经由量测工具获取 (i) 在衬底的给定位置处的成像图案的显影后图像 (ADI)，其中所述成像图案包括感兴趣特征和与所述感兴趣特征相邻的相邻特征，以及 (ii) 在所述衬底的所述给定位置处的所述成像图案的蚀刻后图像 (AEI)，其中所述AEI包括与所述ADI中的所述感兴趣特征相对应蚀刻特征；以及

[0522] 使用所述ADI和所述AEI来确定所述蚀刻特征与所述ADI中的与所述感兴趣特征相关联的所述相邻特征之间的相关性，其中所述相关性表征与所述蚀刻工艺相关联的所述蚀刻特性。

[0523] 23. 根据条款22所述的方法，其中所述感兴趣特征包括多个感兴趣特征。

[0524] 24. 根据条款22至23中任一项所述的方法，其中所述相关性是与所述感兴趣特征相邻的所述相邻特征的密度的函数。

[0525] 25. 根据条款22至24中任一项所述的方法，其中所述蚀刻特征与所述ADI中的所述相邻特征之间的所述相关性取决于以下中的至少一项：

[0526] 所述感兴趣特征或所述相邻特征的几何形状；

[0527] 与所述感兴趣特征相关联的辅助特征的几何形状或偏差；

[0528] 所述感兴趣特征与所述相邻特征之间的距离；

[0529] 沿线特征的距离；

[0530] 所述特征的临界尺寸；

[0531] 所述衬底上与所述感兴趣特征、所述相邻特征和所述感兴趣蚀刻特征相关联的坐标；

[0532] 围绕所述感兴趣特征的辅助特征或辅助特征的缺乏；或者

[0533] 边缘位置与该边缘位置的与所述感兴趣特征相关联的预期位置的偏差。

[0534] 26. 根据条款22至25中任一项所述的方法，其中基于特征的所述临界尺寸的所述相关性使用以下等式计算：

$$[0535] \quad R_{neighbors}^2 = \vec{c}^T \cdot Q^{-1} \cdot \vec{c}$$

[0536] 其中 $\vec{c} = (r_{CDAEI,CDADI_1}, \dots, r_{CDAEI,CDADI_6})^T$ 是相关性向量，其中CDAEI是所述感兴趣特征的所述AEI CD；CDADI_i是第i邻居的所述ADI CD；并且r是相关性系数，并且 $Q_{i,j} = r_{CDADI_i,CDADI_j}$ 是相关性矩阵。

- [0537] 27. 根据条款22至26中任一项所述的方法,其中所述感兴趣特征是以下中的至少一项:
- [0538] 接触孔;
- [0539] 线;或者
- [0540] 线端。
- [0541] 28. 根据条款22至27中任一项所述的方法,其中所述相邻特征是以下中的至少一项:
- [0542] 相对于所述感兴趣特征处于定义取向的多个接触孔;或者
- [0543] 具有定义间距的多个线。
- [0544] 29. 根据条款22至28中任一项所述的方法,还包括:
- [0545] 生成所述相关性在空间域中的功率谱密度,所述功率谱密度指示蚀刻特性效应的幅度和负载效应的范围。
- [0546] 30. 根据条款22至29中任一项所述的方法,还包括基于所述相关性并且在所述衬底的中心与所述衬底的边缘之间的给定径向距离处,确定与所述成像图案相关联的蚀刻条件,使得所述相关性保持在目标范围内。
- [0547] 31. 根据条款22至30中任一项所述的方法,还包括基于所述相关性确定位于衬底的中心的所述成像图案的蚀刻条件,使得所述相关性在目标范围内。
- [0548] 32. 根据条款22至31中任一项所述的方法,还包括基于所述相关性确定位于所述衬底的边缘的所述成像图案的蚀刻条件,使得所述相关性保持在所述目标范围内。
- [0549] 33. 根据条款31至32中任一项所述的方法,其中所述蚀刻条件包括蚀刻剂成分、等离子气体参数、蚀刻速率、电磁场、等离子电位、电感或电容类型的蚀刻、所述衬底的温度、离子能量分布、离子角分布、与溅射和再沉积速率相关联的参数、基于饱和效应的蚀刻周期参数、或其组合。
- [0550] 34. 根据条款30至33中任一项所述的方法,其中所述蚀刻条件取决于以下中的至少一项:
- [0551] 被蚀刻的所述衬底的位置,所述位置是所述衬底的所述中心与所述衬底的所述边缘之间的径向距离;
- [0552] 蚀刻周期;
- [0553] 蚀刻室;
- [0554] 所述蚀刻周期和沉积步骤的顺序;或者
- [0555] 与所述蚀刻室相关联的调谐参数,所述调谐基于相关性对所述调谐参数的变化的敏感性。
- [0556] 35. 根据条款30至34中任一项所述的方法,其中确定所述相关性包括:
- [0557] 获取 (i) 在所述衬底的多个给定位置处的多个ADI,每个ADI具有相同感兴趣特征,以及 (ii) 在所述多个给定位置处的多个AEI,每个AEI具有与所述感兴趣特征相对应的所述感兴趣蚀刻特征;
- [0558] 建立每个ADI中的所述感兴趣特征的所述相邻特征与每个所述AEI中的所述感兴趣蚀刻特征之间的所述相关性。
- [0559] 36. 一种确定与蚀刻工艺相关联的蚀刻条件的方法,所述方法包括:

[0560] 获取蚀刻后图像 (AEI) 中的感兴趣蚀刻特征与显影后图像 (ADI) 中的与所述感兴趣蚀刻特征相关联的相邻特征之间的相关性;以及

[0561] 基于所述相关性确定与所述蚀刻工艺相关联的所述蚀刻条件,使得所述相关性保持在目标范围内。

[0562] 37. 根据条款36所述的方法,其中获取所述蚀刻特征与所述相邻特征之间的所述相关性包括获取所述蚀刻特征与多个相邻特征之间的所述相关性。

[0563] 38. 根据条款36所述的方法,其中确定所述蚀刻条件依据以下中的至少一项:

[0564] 被蚀刻的所述衬底的位置,所述位置是所述衬底的中心与所述衬底的边缘之间的径向距离;

[0565] 所述蚀刻工艺的蚀刻周期;

[0566] 在所述蚀刻工艺中使用的蚀刻室;

[0567] 所述蚀刻周期和沉积步骤的顺序;或者

[0568] 调谐与所述蚀刻室相关联的参数的与所述蚀刻室相关联的调谐参数,所述调谐基于相关性对所述调谐参数的变化的敏感性。

[0569] 39. 根据条款38所述的方法,其中所述调谐参数包括多个调谐参数。

[0570] 40. 根据条款36至39中任一项所述的方法,其中确定所述蚀刻条件包括:

[0571] 调节与给定蚀刻室相关联的所述调谐参数的值,使得与所述给定成像图案相关联的所述相关性保持在目标范围内。

[0572] 41. 根据条款36至40中任一项所述的方法,其中获取所述相关性包括:

[0573] 经由量测工具获取 (i) 在给定位置处的所述成像图案的所述显影后图像 (ADI), 成像图案包括感兴趣特征和与所述感兴趣特征相邻的相邻特征,以及 (ii) 在所述给定位置处的所述成像图案的所述蚀刻后图像 (AEI), 所述AEI包括与所述ADI中的所述感兴趣特征相对应的所述感兴趣蚀刻特征;以及

[0574] 使用所述ADI和所述AEI确定所述蚀刻特征与所述ADI中的与所述感兴趣特征相关联的所述相邻特征之间的所述相关性。

[0575] 42. 一种开发解释模型的方法,所述解释模型被配置为解释由已训练模型生成的预测,所述方法包括:

[0576] 经由执行所述已训练模型获取数据集,所述数据集包括与显影后图像 (ADI) 中的多个特征相关联的多个预测,所述ADI包括感兴趣特征,所述多个预测中的每个预测是由所述已训练模型做出的;

[0577] 确定所述多个特征的每个位置与所述感兴趣特征之间的距离;

[0578] 基于所述距离,向所述多个预测中的每个预测分配权重;以及

[0579] 基于所述加权预测,确定所述解释模型的模型参数值,使得所述解释模型的输出与所述加权预测之间的差异减小,

[0580] 其中所述模型参数值指示所述ADI的每个像素对与所述感兴趣特征相关的所述预测的贡献。

[0581] 43. 根据条款42所述的方法,其中获取所述多个预测包括:

[0582] 执行所述已训练模型以预测所述ADI中的所述多个特征中的每个特征的特性,所述特性指示所述多个特征的缺陷。

[0583] 44. 根据条款43所述的方法,其中所述ADI中的给定特征的所述缺陷指示所述给定特征在蚀刻之后将有缺陷的概率。

[0584] 45. 根据条款42至44中任一项所述的方法,其中所述预测是所述ADI中的所述感兴趣特征在蚀刻之后将在有缺陷还是没有缺陷的情况下印刷。

[0585] 46. 根据条款42至45中任一项所述的方法,其中向每个预测分配所述权重包括:如果与预测相关联的所述距离相对较小,则向所述多个预测中的预测分配相对较高权重。

[0586] 47. 根据条款42至46中任一项所述的方法,其中确定所述解释模型的所述模型参数值是拟合过程,所述拟合过程包括:

[0587] 获取初始模型参数值和所述经加权的预测;

[0588] 使用所述初始模型参数值来执行所述解释模型,以生成初始输出;以及

[0589] 确定所述经加权的预测与所述初始输出之间的差异;

[0590] 基于所述差异来调节所述初始模型参数值,使得所述差异最小化。

[0591] 48. 根据条款42至47中任一项所述的方法,其中所述解释模型接收包括所述感兴趣特征的所述ADI作为输入,并且生成解释图作为输出,其中所述解释图指示所述感兴趣特征的附近对做出与所述感兴趣特征相关联的所述预测的贡献。

[0592] 49. 根据条款42至48中任一项所述的方法,其中所述解释图是像素化图像并且所述模型参数值是分配给所述像素化图像的每个像素的权重。

[0593] 50. 根据条款42至49中任一项所述的方法,其中所述解释图是二进制图,其中每个像素被分配值0或1。

[0594] 51. 根据条款42至50中任一项所述的方法,其中所述二进制图是通过基于像素值违反阈值而为每个像素分配值0或1来生成的,其中0指示所述感兴趣特征在蚀刻之后将在有缺陷的情况下印刷,而1指示所述特征兴趣在蚀刻之后将在没有缺陷的情况下印刷。

[0595] 52. 根据条款42至51中任一项所述的方法,其中所述解释图是彩色图像,其中特定颜色基于所述模型参数值被分配。

[0596] 53. 根据条款42至52中任一项所述的方法,其中所述解释模型是与所述ADI中的所述感兴趣特征相关联的线性模型。

[0597] 54. 根据条款42至53中任一项所述的方法,其中所述线性模型使用采用最小二乘误差的线性回归被拟合到所述多个预测。

[0598] 55. 一种用于标识显影后图像的像素对由已训练模型生成的预测的贡献的方法,所述方法包括:

[0599] 使用量测工具来获取(i)包括感兴趣特征的显影后图像(ADI),以及获取(ii)解释模型,所述解释模型被配置为解释与所述感兴趣特征相关的预测,所述预测是经由所述已训练模型生成的;以及

[0600] 将所述解释模型应用于所述ADI图像以生成解释图,所述解释图包括像素值,所述像素值量化所述ADI图像的每个像素对所述感兴趣特征的所述预测的贡献。

[0601] 56. 根据条款55所述的方法,其中所述解释模型是与所述ADI中的所述感兴趣特征相关联的线性模型。

[0602] 57. 根据条款55至56中任一项所述的方法,其中所述解释图是二进制图,其中每个像素被分配值0或1。

[0603] 58. 根据条款55至57中任一项所述的方法,其中所述预测是所述感兴趣特征的缺陷,所述预测是经由已训练模型做出的。

[0604] 59. 根据条款55至58中任一项所述的方法,其中所述解释图是二进制图,其中每个像素被分配值0或1。

[0605] 60. 一种开发模型的方法,所述模型用于确定显影后图像中的特征的失效率,所述方法包括:

[0606] 获取衬底的显影后图像(ADI),所述ADI包括多个特征;

[0607] 基于与所述ADI的特征子集相关的物理特性值来生成所述模型的第一部分;以及

[0608] 基于所述模型的所述第一部分和与所述ADI的所述多个特征中的所有所述特征相关的所述物理特性值来生成所述模型的第二部分,其中所述ADI的所述特征子集与所述ADI的其他特征被区分。

[0609] 61. 根据条款60所述的方法,其中生成所述模型的所述第一部分和所述模型的所述第二部分包括:分别通过最大化所述模型的对数似然度量来拟合第一概率分布函数和第二概率分布函数。

[0610] 62. 根据条款61所述的方法,其中所述模型是以下项的组合:(i) 被配置为估计非失效孔的所述物理特性值(例如,CD)的分布的所述第一概率分布函数,以及(ii) 被配置为基于所述ADI的所有所述多个特征的物理特性值来确定失效率的第二概率分布函数。

[0611] 63. 根据条款61所述的方法,其中所述模型是所述第一概率分布函数和所述第二概率分布函数的加权和。

[0612] 64. 根据条款61所述的方法,其中生成所述模型包括:

[0613] 通过最大化与所述第一概率分布函数相关的第一对数似然度量,基于所述特征子集的所述物理特性值的平方来拟合所述第一概率分布函数,其中所述特征子集的所述物理特性的值高于物理特性阈值;

[0614] 组合所拟合的第一概率分布函数和第二概率分布函数;以及

[0615] 基于组合分布,基于所述多个特征的所有所述特征的所述物理特性值,拟合所述第二概率分布函数及其相关联的相对权重,使得与所述组合分布相关的第二对数似然度量被最大化。

[0616] 65. 根据条款61所述的方法,其中所述第一概率分布函数的所述拟合是迭代过程,所述迭代过程包括:

[0617] (a) 使用所述第一概率分布函数的参数的给定值来确定所述第一对数似然度量;

[0618] (b) 确定所述第一对数似然度量是否被最大化;以及

[0619] (c) 响应于未被最大化,基于梯度来调节所述第一概率分布函数的所述参数的所述值,并且执行步骤(a) - (c),

[0620] 其中所述梯度是所述第一对数似然度量关于所述第一概率分布函数的所述参数的一阶导数。

[0621] 66. 根据条款61所述的方法,其中拟合所述第二概率分布函数包括:

[0622] 基于所述第二对数似然度量的最大化,确定所述第二概率分布函数的参数的值及其权重,而不修改所述第一概率分布函数的所述参数的所述值。

[0623] 67. 根据条款61所述的方法,其中拟合所述第二概率分布函数是迭代过程,所述迭

代过程包括：

[0624] (a) 获取所拟合的所述第一概率分布函数和所述第二概率分布函数的所述组合分布；

[0625] (b) 基于所述组合分布并且保持所拟合的所述第一分布的所述参数的值固定，使用所述第二概率分布函数的所述参数的给定值来确定所述第二对数似然度量；

[0626] (c) 确定所述第二对数似然度量是否被最大化；以及

[0627] (d) 响应于未被最大化，基于梯度来调节所述第二概率分布函数的所述参数的所述值，并且执行步骤 (b) - (d) ，

[0628] 其中所述梯度是所述第二对数似然度量关于所述第二概率分布函数的所述参数的一阶导数。

[0629] 68. 根据条款61至67中任一项所述的方法，其中所述第一概率分布函数是正态分布，所述正态分布由以下项被表征：与所述物理特性相关的截断值、描述所述正态分布的偏移的第一位置参数和描述所述正态分布的扩展的第一尺度参数。

[0630] 69. 根据条款61至68中任一项所述的方法，其中所述第二概率分布函数是广义极值 (GEV) 分布，所述GEV分布由以下项被表征：描述所述GEV分布的偏移的第二位置参数 (μ)、描述所述GEV分布的扩展的第二尺度参数 (σ) 和描述所述GEV分布的形状的形状参数 (ξ) 。

[0631] 70. 根据条款61至69中任一项所述的方法，还包括：

[0632] 经由图案化装置对包括另一衬底上的另一多个特征的期望图案进行成像；

[0633] 获取所述成像图案的所述显影后图像；

[0634] 使用所述显影后图像执行所述第一概率分布函数和所述第二概率分布函数，以将所述ADI内的一定比例的特征分类为在蚀刻之后有缺陷；以及

[0635] 基于所分类的特征调节蚀刻条件，使得所述成像图案在蚀刻之后不会失效。

[0636] 71. 根据条款61至70中任一项所述的方法，其中所述多个特征包括多个孔、多个线、多个柱、或其组合。

[0637] 72. 根据条款70至71中任一项所述的方法，其中被分类为在蚀刻之后有缺陷的所述ADI的所述一定比例的特征包括以下中的至少一项：

[0638] 蚀刻之后由于抗蚀剂阻挡所述孔的显影而闭合的孔；或者

[0639] 蚀刻之后的合并孔；或者

[0640] 所述多个线中的线的颈缩。

[0641] 73. 根据条款60至72中任一项所述的方法，还包括：

[0642] 调谐光刻工艺以降低蚀刻之后ADI特征的所述失效率，其中所述调谐包括调节剂量、焦点或这两者；

[0643] 确定是否应当对抗蚀剂层执行附加过滤步骤以降低所述ADI特征在蚀刻之后的所述失效率；

[0644] 确定是否应当执行附加的去渣或穿孔步骤以降低所述ADI特征在蚀刻之后的所述失效率；

[0645] 在大批量制造期间检查ADI特征以确定光刻设备是否满足指定印刷标准；或者

[0646] 基于所述失效率，在蚀刻前将某个衬底或大量衬底返工。

[0647] 74. 根据条款60至73中任一项所述的方法，其中所述ADI是印刷衬底的图像，所述

图像是经由量测工具或从存储所述印刷衬底的图像的数据库获取的。

[0648] 75. 根据条款60至74中任一项所述的方法,其中所述物理特性是特征的临界尺寸(CD),并且所述物理特性阈值是CD阈值。

[0649] 76. 根据条款60至74中任一项所述的方法,其中所述物理特性是以下中的至少一项:

[0650] 特征的CD的几何平均值,其中所述CD是沿所述ADI中的第一方向和第二方向被测量的;

[0651] 所述ADI中的所述感兴趣特征的定向CD;

[0652] 所述ADI中的所述感兴趣特征的曲率方差;或者

[0653] 每个感兴趣特征的在多个量测工具阈值处获取的CD。

[0654] 77. 根据条款76所述的方法,其中所述定向CD是以下中的至少一项:

[0655] 沿x方向测量的CD;

[0656] 沿y方向测量的CD;或者

[0657] 沿期望角度测量的CD。

[0658] 78. 根据条款60至77中任一项所述的方法,还包括:

[0659] 从所述模型中提取与所述非失效孔相关联的统计特性;以及

[0660] 基于所述统计特性,确定图案化工艺的工艺窗口。

[0661] 79. 一种用于确定在蚀刻之后将失效的特征的的比例的系统,所述系统包括:

[0662] 量测工具,用于捕获在给定位置处的衬底的显影后图像(ADI),所述显影后图像包括多个特征;以及

[0663] 处理器,被配置为:

[0664] 执行模型,所述模型用于确定在蚀刻之后将失效的ADI的所述多个特征的失效率,

[0665] 其中所述模型是以下项的组合:(i)被配置为估计非失效孔的所述物理特性值的分布的第一概率分布函数,以及(ii)被配置为基于所述ADI的所有所述多个特征的物理特性值来确定失效率的第二概率分布函数。

[0666] 80. 根据条款79所述的系统,还包括:

[0667] 图案化装置,被配置为对包括所述衬底上的所述多个特征的期望图案进行成像;以及

[0668] 所述处理器,被配置为:

[0669] 经由所述量测工具接收所述成像衬底的所述ADI;

[0670] 执行所述第一概率分布和所述第二概率分布以确定所述ADI的特征的所述失效率,以及

[0671] 基于特征的失效率相对较高来调谐所述图案化装置以降低所述特征的所述失效率。

[0672] 81. 根据条款80所述的系统,其中所述处理器被配置为经由所述图案化装置的旋钮/设置来调谐剂量或焦点。

[0673] 82. 根据条款81所述的系统,其中所述处理器还被配置为:

[0674] 确定是否应当对抗蚀剂层执行额外的过滤步骤以降低蚀刻之后所述ADI特征的失效率;

[0675] 确定是否应当执行额外的去渣或穿孔步骤以降低蚀刻之后所述ADI特征的失效率;或者

[0676] 在大批量制造期间检查ADI特征以确定光刻设备是否满足指定印刷标准。

[0677] 83. 根据条款79至82中任一项所述的系统,其中所述量测工具包括扫描电子显微镜(SEM),所述SEM被配置为测量以下物理特性中的至少一个:

[0678] 所述ADI中的感兴趣特征的多个实例的平均CD;

[0679] 所述ADI中的所述感兴趣特征的定向CD;

[0680] 所述ADI中的所述感兴趣特征的曲率方差;或者

[0681] 每个感兴趣特征的在多个量测工具阈值处获取的CD。

[0682] 84. 一种包括指令的非暂态计算机可读介质,所述指令在由一个或多个处理器执行时引起包括以下项的操作:

[0683] 获取衬底的显影后图像(ADI),所述ADI包括多个特征;

[0684] 基于与所述ADI的特征子集相关的物理特性值生成所述模型的第一部分;以及

[0685] 基于所述模型的所述第一部分和与所述ADI的所述多个特征中的所有所述特征相关的所述物理特性值生成所述模型的第二部分,其中所述ADI的所述特征子集与所述ADI的其他特征被区分。

[0686] 85. 根据条款84所述的非暂态计算机可读介质,其中所述模型是以下项的组合:(i) 被配置为估计非失效孔的所述物理特性值的分布的第一概率分布函数,以及(ii) 被配置为基于所述ADI的所有所述多个特征的物理特性值确定失效率的第二概率分布函数。

[0687] 86. 根据条款85所述的非暂态计算机可读介质,其中所述模型是所述第一概率分布函数和所述第二概率分布函数的加权和。

[0688] 87. 根据条款85所述的非暂态计算机可读介质,其中生成所述模型包括:

[0689] 通过最大化与所述第一概率分布函数相关的第一对数似然度量,基于所述特征子集的所述物理特性值的平方来拟合所述第一概率分布函数,其中所述特征子集的所述物理特性的值高于物理特性阈值;

[0690] 组合所拟合的所述第一概率分布函数和所述第二概率分布函数;以及

[0691] 基于组合分布,基于所述多个特征的所有所述特征的所述物理特性值,拟合所述第二概率分布函数及其相关联的相对权重,使得与所述组合分布相关的第二对数似然度量被最大化。

[0692] 88. 根据条款85所述的非暂态计算机可读介质,其中所述第一概率分布函数的所述拟合是迭代过程,所述迭代过程包括:

[0693] (a) 使用所述第一概率分布函数的参数的给定值确定所述第一对数似然度量;

[0694] (b) 确定所述第一对数似然度量是否被最大化;以及

[0695] (c) 响应于未被最大化,基于梯度调节所述第一概率分布函数的所述参数的所述值,并且执行步骤(a) - (c),

[0696] 其中所述梯度是所述第一对数似然度量关于所述第一概率分布函数的所述参数的一阶导数。

[0697] 89. 根据条款85所述的非暂态计算机可读介质,其中所述第二概率分布函数的所述拟合包括:

[0698] 基于所述第二对数似然度量的最大化,确定所述第二概率分布函数的参数的值及其权重,而不修改所述第一概率分布函数的所述参数的所述值。

[0699] 90.根据条款85所述的非暂态计算机可读介质,其中所述第二概率分布函数的所述拟合是迭代过程,所述迭代过程包括:

[0700] (a) 获取所拟合的所述第一概率分布函数和所述第二概率分布函数的所述组合分布;

[0701] (b) 基于所述组合分布并且保持所拟合的所述第一分布的所述参数的值固定,使用所述第二概率分布函数的所述参数的给定值确定所述第二对数似然度量;

[0702] (b) 确定所述第二对数似然度量是否被最大化;以及

[0703] (c) 响应于未被最大化,基于梯度调节所述第二概率分布函数的所述参数的所述值,并且执行步骤(b) - (c),

[0704] 其中所述梯度是所述第二对数似然度量关于所述第二概率分布函数的所述参数的一阶导数。

[0705] 91.根据条款85至90中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述第一概率分布函数是正态分布,所述正态分布由以下项被表征:与所述物理特性相关的截断值、描述所述正态分布的偏移的第一位置参数和描述所述正态分布的扩展的第一尺度参数。

[0706] 92.根据条款85至91中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述第二概率分布函数是广义极值(GEV)分布,所述GEV分布由以下项被表征:描述所述GEV分布的偏移的第二位置参数(μ)、描述所述GEV分布的扩展的第二尺度参数(σ)和描述所述GEV分布的形状的形状参数(ξ)。

[0707] 93.根据条款85至92中任一项所述的非暂态计算机可读介质,还引起包括以下项的操作:

[0708] 经由图案化装置对包括衬底上的多个特征的期望图案进行成像;

[0709] 获取所述成像图案的所述显影后图像;

[0710] 使用所述显影后图像执行所述第一概率分布函数和所述第二概率分布函数,以将所述ADI内的一定比例的特征分类为在蚀刻之后有缺陷;以及

[0711] 基于所分类的特征调节蚀刻条件,使得所述成像图案在蚀刻之后不会失效。

[0712] 94.根据条款84至93中任一项所述的非暂态计算机可读介质,还引起包括以下项的操作:

[0713] 调谐光刻工艺以降低蚀刻之后ADI特征的所述失效率,其中所述调谐包括调节剂量、焦点或这两者;

[0714] 确定是否应当对抗蚀剂层执行额外过滤步骤以降低所述ADI特征在蚀刻之后的所述失效率;

[0715] 确定是否应当执行额外的去渣或穿孔步骤以降低所述ADI特征在蚀刻之后的所述失效率;或者

[0716] 在大批量制造期间检查ADI特征以确定光刻设备是否满足指定印刷标准。

[0717] 95.根据条款83至93中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述物理特性是特征的临界尺寸(CD),并且所述物理特性阈值是CD阈值。

[0718] 96.一种用于确定显影后图像(ADI)中的特征的缺陷属性的方法,所述方法包括:

- [0719] 将ADI特征暴露于带电粒子束以产生所述ADI特征的第一图像,所述ADI特征是抗蚀剂材料内的结构;
- [0720] 将所述ADI特征重新暴露于所述带电粒子束以产生所述ADI特征的第二图像;以及
- [0721] 基于从所述第一图像和所述第二图像中导出的数据确定所述ADI特征的所述缺陷属性。
- [0722] 97. 根据条款96所述的方法,其中确定所述缺陷属性包括:
- [0723] 从所述第一图像中提取第一特性并且从所述第二图像中提取第二特性;
- [0724] 基于所述第一特性与所述第二特性之间的差异确定是否违反缺陷度量;以及
- [0725] 响应于违反所述缺陷度量,将所述ADI特征分类为有缺陷的。
- [0726] 98. 根据条款97所述的方法,其中所导出的数据是包括临界尺寸或像素强度的物理特性。
- [0727] 99. 根据条款98所述的方法,其中所述缺陷度量是所述第一图像中的所述ADI特征的第一物理特性和所述第二图像中的所述ADI特征的第二物理特性的函数。
- [0728] 100. 根据条款97至99中任一项所述的方法,其中所述缺陷度量是多元函数、双线性函数、已训练机器学习模型或二阶或更高阶多项式。
- [0729] 101. 根据条款100所述的方法,其中所述已训练机器学习模型是通过以下方式获取的:
- [0730] 使用训练数据集训练机器学习模型,所述训练数据集包括:(i) 多个图像对,每个图像对包括多个ADI特征的第一图像和第二图像,以及(ii) 与所述ADI特征相对应的衬底的蚀刻后图像(AEI)。
- [0731] 102. 根据条款101所述的方法,其中所述训练步骤是迭代过程,所述迭代过程包括:
- [0732] (a) 调节所述机器学习模型的参数,使得所述模型基于所述第一图像与所述第二图像之间的比较来确定给定ADI特征的所述缺陷属性;
- [0733] (b) 确定所述模型是否在与所述给定ADI特征相对应的所述AEI特征的缺陷属性的指定范围内确定缺陷属性;以及
- [0734] (c) 响应于不在所述指定范围内,执行步骤(a)和(b)。
- [0735] 103. 根据条款96至102中任一项所述的方法,其中所述电子束是经由扫描电子显微镜(SEM)生成的,并且所述第一图像和所述第二图像是SEM图像。
- [0736] 104. 根据条款96至103中任一项所述的方法,其中所述缺陷属性是所述ADI特征是否有缺陷、或与所述ADI特征相关联的失效概率。
- [0737] 105. 根据条款96至104中任一项所述的方法,其中所述第一图像包括从所述第一曝光中获取的多个帧,并且所述第二图像包括从所述ADI特征的所述重新曝光中获取的多个帧。
- [0738] 106. 根据条款105所述的方法,其中所述确定包括:
- [0739] 确定与所述第一图像的一个或多个帧相关联的所述物理特性和与所述第二图像的对应的一个或多个帧相关联的所述物理特性之间的差异。
- [0740] 107. 根据条款96至106中任一项所述的方法,其中所述带电粒子束是电子束。
- [0741] 108. 一种用于开发模型以确定显影后图像中的特征的失效率的方法,所述方法包

括:

[0742] 经由量测工具获取(i)与衬底的显影后图像(ADI)相关联的第一测量数据,所述ADI包括多个特征,以及(ii)与相同ADI相关联的第二测量数据,所述第二测量数据是在所述第一测量之后获取的;以及

[0743] 基于所述第一测量数据和所述第二测量数据生成所述模型以确定所述ADI的所述特征的失效率,所述生成包括:

[0744] 调节一个或多个模型参数的值,使得与与所述模型参数的初始值相关联的度量相比,与所述模型相关联的度量得到改进。

[0745] 109.根据条款108所述的方法,还包括:基于所述模型,基于由所述模型针对给定ADI的给定的第一测量和所述给定ADI的第二测量而预测的特征的所述失效率来确定图案化工艺的工艺窗口。

[0746] 110.根据条款108所述的方法,其中所述模型的所述生成包括:

[0747] 使用所述第一测量数据和所述第二测量数据通过最大化所述模型的对数似然度量来拟合与失效率参数相关联的第一概率密度函数(PDF)和与所述失效率参数的补充(complement)相关联的第二概率密度函数(PDF)。

[0748] 111.根据条款110所述的方法,其中拟合所述第一概率密度函数包括:

[0749] 通过最大化所述模型的所述对数似然度量来确定与所述第一PDF和所述第二PDF相关联的每个模型参数的值。

[0750] 112.根据条款111所述的方法,其中所述模型包括:

[0751] 所述第一PDF由以下项表征:第一物理特性和第二物理特性的组合分布、以及第一组模型参数,所述第一物理特性与所述第一测量数据相关联并且所述第二物理特性与所述ADI的所述第二测量数据相关联;以及

[0752] 所述第二PDF由以下项表征:所述第一物理特性和所述第二物理特性的另一组合分布、以及第二组模型参数。

[0753] 113.根据条款110所述的方法,其中所述第一PDF是多变量分布,所述多变量分布由以下项表征::

[0754] 描述所述多变量分布的偏移的第一位置参数和第二位置参数;以及

[0755] 描述所述多变量分布的扩展的第一尺度参数和第二位置参数。

[0756] 114.根据条款110所述的方法,其中所述第二PDF是广义极值(GEV)分布,所述GEV分布由以下项表征::

[0757] 描述所述GEV分布的偏移的第三位置参数和第四位置参数,

[0758] 描述所述GEV分布的扩展的第三尺度参数和第四尺度参数,以及

[0759] 描述所述GEV分布的形状的形状参数(ξ)。

[0760] 115.根据条款108至114中任一项所述的方法,其中所述量测工具是扫描电子显微镜(SEM)。

[0761] 116.根据条款115所述的方法,其中所述第一测量数据是所述ADI的第一SEM图像,并且所述第二测量数据是所述ADI的第二SEM图像。

[0762] 117.根据条款116所述的方法,其中所述第一测量数据包括所述ADI的第一SEM图像中的特征的第一物理特性值,并且所述第二测量数据包括所述ADI的第二SEM图像中的特

征的第二物理特性值。

[0763] 118. 根据条款117所述的方法,其中所述模型的所述生成包括:

[0764] 基于所述ADI的所述第一SEM图像中的所述多个特征的第一物理特性值拟合所述第一PDF;以及

[0765] 基于所述ADI的所述第二SEM图像中的所述多个特征的第二物理特性值拟合所述第二PDF,

[0766] 其中所述第一PDF和所述第二PDF两者是通过最大化与所述模型相关的所述对数似然度量来同时拟合的。

[0767] 119. 根据条款118所述的方法,其中所述第一PDF和所述第二PDF的所述拟合是迭代过程,所述迭代过程包括:

[0768] (a) 使用所述第一PDF和所述第二PDF的参数的给定值确定所述对数似然度量;

[0769] (b) 确定所述对数似然度量是否被最大化;以及

[0770] (c) 响应于未被最大化,基于梯度调节所述第一PDF的所述第一组模型参数的所述值和所述第二组模型参数的所述值、以及所述失效率参数,并且执行步骤(a) - (c),

[0771] 其中所述梯度是所述对数似然度量关于所述第一模型参数、所述第二模型参数和所述失效率参数的一阶导数。

[0772] 120. 根据条款118所述的方法,其中所述模型的所述拟合使得与所述第一PDF和所述第二PDF相关联的所述失效率参数的所述值相同。

[0773] 121. 根据条款111至120中任一项所述的方法,还包括:

[0774] 基于所述第一测量数据和所述第二测量数据确定所述第一组模型参数和所述第二组模型参数中的一个或多个模型参数之间的关系;

[0775] 基于关系,依据所述第二组模型参数修改所述第一组模型参数以减少所述第一组模型参数或所述第二组模型参数的数目;以及

[0776] 使用所述第一测量数据和所述第二测量数据基于已修改参数生成所述模型。

[0777] 122. 根据条款112至121中任一项所述的方法,其中所述物理特性是特征的临界尺寸(CD)。

[0778] 123. 根据条款112至122中任一项所述的方法,其中所述物理特性是以下中的至少一项:

[0779] 所述ADI中的感兴趣特征的多个实例的平均CD;

[0780] 所述ADI中的所述感兴趣特征的定向CD;

[0781] 所述ADI中的所述感兴趣特征的曲率方差;或者

[0782] 每个感兴趣特征的在多个量测工具阈值处获取的CD。

[0783] 124. 根据条款123所述的方法,其中所述定向CD是以下中的至少一项:

[0784] 沿x方向测量的CD;

[0785] 沿y方向测量的CD;或者

[0786] 沿期望角度测量的CD。

[0787] 125. 根据条款108至124中任一项所述的方法,其中所述失效率指示由所述ADI特征或对应AEI特征的所述物理特性表征的缺陷条件,所述缺陷条件包括以下中的一项或多项:

- [0788] 所述特征的缺少;
- [0789] 与所述特征相关联的位移范围;或者
- [0790] 与所述特征的临界尺寸相关联的容差范围。
- [0791] 126.一种包括存储在其中的指令的非暂态计算机可读介质,所述指令在由一个或多个处理器执行时引起包括以下项的操作:
- [0792] 将ADI特征暴露于带电粒子束以产生所述ADI特征的第一图像,所述ADI特征是抗蚀剂材料内的结构;
- [0793] 将所述ADI特征重新暴露于所述带电粒子束以产生所述ADI特征的第二图像;以及
- [0794] 基于与所述第一图像和所述第二图像相关联的物理特性,确定所述ADI特征的缺陷属性。
- [0795] 127.根据条款125所述的非暂态计算机可读介质,其中所述缺陷属性的所述确定包括:
- [0796] 从所述第一图像中提取第一特性并且从所述第二图像中提取第二特性;
- [0797] 基于所述第一特性与所述第二特性之间的差异确定是否违反缺陷度量;以及
- [0798] 响应于违反所述缺陷度量,将所述ADI特征分类为有缺陷的。
- [0799] 128.根据条款127所述的非暂态计算机可读介质,其中所述物理特性是临界尺寸或像素强度。
- [0800] 129.根据条款127所述的非暂态计算机可读介质,其中所述缺陷度量是所述第一图像中的所述ADI特征的第一物理特性和所述第二图像中的所述ADI特征的第二物理特性的函数。
- [0801] 130.根据条款127至129中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述缺陷度量是多元函数、双线性函数、已训练机器学习模型或二阶或更高阶多项式。
- [0802] 131.根据条款130所述的非暂态计算机可读介质,其中所述训练的机器学习模型是通过以下方式获取的:
- [0803] 使用训练数据集训练机器学习模型,所述训练数据集包括:(i)多个图像对,每个图像对包括多个ADI特征的第一图像和第二图像,以及(ii)与所述ADI特征相对应的衬底的蚀刻后图像(AEI)。
- [0804] 132.根据条款131所述的非暂态计算机可读介质,其中所述训练步骤是迭代过程,所述迭代过程包括:
- [0805] (a)调节所述机器学习模型的参数,使得所述模型基于所述第一图像和所述第二图像之间的比较来确定给定ADI特征的所述缺陷属性;
- [0806] (b)确定所述模型是否在与所述给定ADI特征相对应的所述AEI特征的缺陷属性的指定范围内确定缺陷属性;以及
- [0807] (c)响应于不在所述指定范围内,执行步骤(a)和(b)。
- [0808] 133.根据条款126至132中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述电子束是经由扫描电子显微镜(SEM)生成的,并且所述第一图像和所述第二图像是SEM图像。
- [0809] 134.根据条款126至133中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述缺陷属性是所述ADI特征是否有缺陷、或与所述ADI特征相关联的失效概率。
- [0810] 135.根据条款126至134中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述第一图

像包括从所述第一曝光获取的多个帧,并且所述第二图像包括从所述ADI特征的所述重新曝光中获取的多个帧。

[0811] 136. 根据条款135所述的非暂态计算机可读介质,其中所述确定包括:

[0812] 确定与所述第一图像的一个或多个帧相关联的所述物理特性和与所述第二图像的对应的一个或多个帧相关联的所述物理特性之间的差异。

[0813] 137. 根据条款128至135中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述带电粒子束是电子束。

[0814] 138. 一种包括存储在其中的指令的非暂态计算机可读介质,所述指令在由一个或多个处理器执行时引起包括以下项的操作:

[0815] 经由量测工具获取 (i) 与衬底的显影后图像 (ADI) 相关联的第一测量数据,所述ADI包括多个特征,以及 (ii) 与相同ADI相关联的第二测量数据,所述第二测量数据是在所述第一测量之后获取的;以及

[0816] 基于所述第一测量数据和所述第二测量数据生成所述模型以确定所述ADI的所述特征的失效率,所述生成包括:

[0817] 调节一个或多个模型参数的值,使得与与所述模型参数的初始值相关联的度量相比,与所述模型相关联的度量得到改进。

[0818] 139. 根据条款138所述的非暂态计算机可读介质,还包括基于所述模型基于由所述模型针对给定ADI的给定的第一测量和所述给定ADI的第二测量而预测的特征的所述失效率来确定图案化工艺的工艺窗口。

[0819] 140. 根据条款138所述的非暂态计算机可读介质,其中所述模型的所述生成包括:

[0820] 使用所述第一测量数据和所述第二测量数据通过最大化所述模型的对数似然度量来拟合与失效率参数相关联的第一概率密度函数 (PDF) 和与所述失效率参数的补充相关联的第二概率密度函数 (PDF)。

[0821] 141. 根据条款140所述的非暂态计算机可读介质,其中拟合所述第一概率密度函数包括:

[0822] 通过最大化所述模型的所述对数似然度量来确定与所述第一PDF和所述第二PDF相关联的每个模型参数的值。

[0823] 142. 根据条款141所述的非暂态计算机可读介质,其中所述模型包括:

[0824] 所述第一PDF由以下项表征:第一物理特性和第二物理特性的组合分布、以及第一组模型参数,所述第一物理特性与所述第一测量数据相关联并且所述第二物理特性与所述ADI的所述第二测量数据相关联;以及

[0825] 所述第二PDF由以下项表征:所述第一物理特性和所述第二物理特性的另一组合分布、以及第二组模型参数。

[0826] 143. 根据条款142所述的非暂态计算机可读介质,其中所述第一PDF是多变量分布,所述多变量分布由以下项表征:

[0827] 描述所述多变量分布的偏移的第一位置参数和第二位置参数;以及

[0828] 描述所述多变量分布的扩展的第一尺度参数和第二位置参数。

[0829] 144. 根据条款143所述的非暂态计算机可读介质,其中所述第二PDF是广义极值 (GEV) 分布,所述GEV分布由以下项表征:

- [0830] 描述所述GEV分布的偏移的第三位置参数和第四位置参数，
- [0831] 描述所述GEV分布的扩展的第三尺度参数和第四尺度参数，以及
- [0832] 描述所述GEV分布的形状的形状参数(ξ)。
- [0833] 145. 根据条款137至144中任一项所述的非暂态计算机可读介质，其中所述量测工具是扫描电子显微镜(SEM)。
- [0834] 146. 根据条款145所述的非暂态计算机可读介质，其中所述第一测量数据是所述ADI的第一SEM图像，并且所述第二测量数据是所述ADI的第二SEM图像。
- [0835] 147. 根据条款146所述的非暂态计算机可读介质，其中所述第一测量数据包括所述ADI的第一SEM图像中的特征的第一物理特性值，并且所述第二测量数据包括所述ADI的第二SEM图像中的特征的第二物理特性值。
- [0836] 148. 根据条款147所述的非暂态计算机可读介质，其中所述模型的所述生成包括：
- [0837] 基于所述ADI的所述第一SEM图像中的所述多个特征的第一物理特性值拟合所述第一PDF；以及
- [0838] 基于所述ADI的所述第二SEM图像中的所述多个特征的第二物理特性值拟合所述第二PDF，
- [0839] 其中所述第一PDF和所述第二PDF两者是通过最大化与所述模型相关的所述对数似然度量来同时拟合的。
- [0840] 149. 根据条款148所述的非暂态计算机可读介质，其中所述第一PDF和所述第二PDF的所述拟合是迭代过程，所述迭代过程包括：
- [0841] (a) 使用所述第一PDF和所述第二PDF的参数的给定值确定所述对数似然度量；
- [0842] (b) 确定所述对数似然度量是否被最大化；以及
- [0843] (c) 响应于未被最大化，基于梯度调节所述第一PDF的所述第一组模型参数的所述值和所述第二组模型参数的所述值、以及所述失效率参数，并且执行步骤(a) - (c)，
- [0844] 其中所述梯度是所述对数似然度量关于所述第一模型参数、所述第二模型参数和所述失效率参数的一阶导数。
- [0845] 150. 根据条款149所述的非暂态计算机可读介质，其中所述模型的所述拟合使得与所述第一PDF和所述第二PDF相关联的所述失效率参数的所述值相同。
- [0846] 151. 根据条款141至150中任一项所述的非暂态计算机可读介质，还包括：
- [0847] 基于所述第一测量数据和所述第二测量数据确定所述第一组模型参数和所述第二组模型参数中的一个或多个模型参数之间的关系；
- [0848] 基于关系，依据所述第二组模型参数修改所述第一组模型参数以减少所述第一组模型参数或所述第二组模型参数的数目；以及
- [0849] 使用所述第一测量数据和所述第二测量数据基于已修改参数生成所述模型。
- [0850] 152. 根据条款142至151中任一项所述的非暂态计算机可读介质，其中所述物理特性是特征的临界尺寸(CD)。
- [0851] 153. 根据条款142至152中任一项所述的非暂态计算机可读介质，其中所述物理特性是以下中的至少一项：
- [0852] 所述ADI中的感兴趣特征的多个实例的平均CD；
- [0853] 所述ADI中的所述感兴趣特征的定向CD；

- [0854] 所述ADI中的所述感兴趣特征的曲率方差;或者
- [0855] 每个感兴趣特征的在多个量测工具阈值处获取的CD。
- [0856] 154. 根据条款153所述的非暂态计算机可读介质,其中所述定向CD是以下中的至少一项:
- [0857] 沿x方向测量的CD;
- [0858] 沿y方向测量的CD;或者
- [0859] 沿期望角度测量的CD。
- [0860] 155. 根据条款138至154中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述失效率指示由所述ADI特征或对应AEI特征的所述物理特性表征的缺陷条件,所述缺陷条件包括以下中的一项或多项:
- [0861] 所述特征的缺少;
- [0862] 与所述特征相关联的位移范围;或者
- [0863] 与所述特征的临界尺寸相关联的容差范围。
- [0864] 156. 一种训练模型的方法,所述模型被配置为基于显影后图像(ADI)特征确定蚀刻后图像(AEI)特征,所述方法包括:
- [0865] 获取(i)成像在衬底上的ADI特征的测量,以及(ii)在经受蚀刻工艺的所述衬底上与所测量的ADI特征相对应的蚀刻后图像(AEI)特征的测量;
- [0866] 分配第一组变量以表征所测量的所述ADI特征,并且分配第二组变量以表征所测量的所述AEI特征;
- [0867] 确定所测量的所述ADI特征的所述第一组变量的组合与所测量的所述AEI特征的所述第二组变量的组合之间的相关性;以及
- [0868] 基于所述相关性,通过包括相关性值在指定相关性阈值内的所述第一组变量的一个或多个子组合来训练所述模型,所述模型用于确定输入ADI特征的AEI特征。
- [0869] 157. 根据条款156所述的方法,其中所述相关性的所述确定包括:
- [0870] 使用以下项的给定值来计算所述相关性:(i)与所述第一组变量的所述组合相关联的第一组参数,以及(ii)与所述第二组变量的所述组合相关联的第二组参数;
- [0871] 确定所述相关性是否被最大化;以及
- [0872] 响应于所述相关性未被最大化,调节所述第一组参数和所述第二组参数的所述给定值,直到所述相关性被最大化。
- [0873] 158. 根据条款157所述的方法,其中执行对所述第一组参数和所述第二组参数的所述给定值的所述调节,直到所述相关性在指定范围内。
- [0874] 159. 根据条款156至158中任一项所述的方法,其中所述模型的所述训练包括:
- [0875] (a) 确定所述第一组变量和所述第二组变量的子组合以及所述子组合的所述相关性是否高于指定相关性阈值;
- [0876] (b) 响应于所述子组合高于所述指定相关性阈值,将所述子组合包括在所述模型中;以及
- [0877] (c) 响应于所述子组合不高于所述指定相关性阈值,选择所述第一组变量的另一子组合,并且重复步骤(a) - (c)达指定迭代次数或直到所述子组合用尽(exhausted)。
- [0878] 160. 根据条款159所述的方法,其中所述指定相关性阈值大于0.01。

[0879] 161. 根据条款156至160中任一项所述的方法, 其中所述第一组变量的所述组合或所述一个或多个子组合是线性组合、非线性组合或机器学习模型。

[0880] 162. 根据条款161所述的方法, 其中所述第一组变量的所述组合或所述一个或多个子组合是所述第一组变量的加权和, 其中所述权重是正值或负值。

[0881] 163. 根据条款156至162中任一项所述的方法, 其中所述第二组变量的所述组合或所述一个或多个子组合是线性组合、非线性组合或机器学习模型。

[0882] 164. 根据条款163所述的方法, 其中所述相关性使用以下等式计算:

$$[0883] \quad R^2 = \frac{(\bar{\alpha}^T \cdot \langle \bar{x}^T \otimes \bar{y} \rangle \cdot \bar{\beta})^2}{(\bar{\alpha}^T \cdot \langle \bar{x}^T \otimes \bar{x} \rangle \cdot \bar{\alpha}) (\bar{\beta}^T \cdot \langle \bar{y}^T \otimes \bar{y} \rangle \cdot \bar{\beta})}$$

[0884] 其中 \bar{x} 是所述第一组变量的向量形式, $\bar{\alpha}$ 对应于所述第一组参数, $\bar{\alpha} \cdot \bar{x}$ 包括所述第一组变量的一个或多个组合, \bar{y} 是所述第二组变量的向量形式, $\bar{\beta}$ 对应于所述第二组参数, $\bar{\beta} \cdot \bar{y}$ 包括所述第二组变量的一个或多个组合, R^2 的分子表示 \bar{x} 与 \bar{y} 之间的协方差, 分母表示 \bar{x} 的方差和 \bar{y} 的方差的乘积。

[0885] 165. 根据条款156至164中任一项所述的方法, 其中所述第一组变量对应于所测量的所述ADI特征的ADI轮廓上的一组位置, 并且所述第二组变量对应于所测量的所述AEI特征的AEI轮廓上的一组位置。

[0886] 166. 根据条款156至165中任一项所述的方法, 其中所述一个或多个子组合表征由对所测量的所述ADI特征执行的处理引起的所测量的所述ADI特征的ADI轮廓的变形量。

[0887] 167. 根据条款166所述的方法, 其中所述变形量是所述ADI轮廓的给定位置与所述AEI轮廓的对应位置之间的差异。

[0888] 168. 根据条款167所述的方法, 其中所述变形量由所述第一组变量的线性组合表征。

[0889] 169. 根据条款156至168中任一项所述的方法, 其中所述一个或多个子组合表征以下中的一项或多项:

[0890] 所测量的所述ADI特征在指定方向上的平移;

[0891] 所测量的所述ADI特征的临界尺寸;

[0892] 所测量的所述ADI特征在指定方向上的伸长率 (elongation);

[0893] 所测量的所述ADI特征的三角化; 以及

[0894] 所测量的所述ADI特征的旋转。

[0895] 170. 根据条款156至169中任一项所述的方法, 其中所述相关性的所述确定基于稀疏性约束, 所述稀疏性约束排除所述第一组变量或所述第二组变量中的一个或多个变量, 所述一个或多个变量与小于0.01的相关性值相关联。

[0896] 171. 根据条款156至170中任一项所述的方法, 其中所测量的所述ADI和所测量的所述AEI是经由被配置为为输入目标特征生成ADI特征和AEI特征的量测工具或模拟过程而获取的。

[0897] 172. 根据条款171所述的方法, 其中所述量测工具是被配置为捕获所述衬底的ADI

和AEI的扫描电子显微镜(SEM),所述ADI包括所述ADI特征并且所述AEI包括所述AEI特征。

[0898] 173.根据条款171的方法,其中所述ADI包括从所述ADI特征的第一SEM测量和第二SEM测量中获取的图像,并且所述AEI包括从所述AEI特征的第一SEM测量和第二SEM测量中获取的图像。

[0899] 174.根据条款156至173中任一项所述的方法,其中所述ADI特征包括感兴趣特征和一个或多个相邻特征。

[0900] 175.根据条款174所述的方法,其中所述第一组变量包括与所述感兴趣特征相关联的第一变量子集和与所述一个或多个相邻特征相关联的第二变量子集。

[0901] 176.根据条款175所述的方法,其中所述组合或所述一个或多个子组合是与所述感兴趣特征相关联的所述第一变量子集和与所述一个或多个相邻特征相关联的所述第二变量子集的加权和,其中分配给相邻特征的变量的所述权重相对高于分配给远离所述感兴趣特征的另一相邻特征的变量的权重。

[0902] 177.根据条款156至176中任一项所述的方法,还包括:

[0903] 基于所述相关性调节所述量测工具设置以使所述相关性提高。

[0904] 178.根据条款177所述的方法,其中所述量测工具设置包括以下中的至少一项:电子束强度、入射角、电压对比度、SEM阈值、像素尺寸、扫描速度或帧数。

[0905] 179.根据条款156至178中任一项所述的方法,还包括:

[0906] 基于所述相关性调节与轮廓提取算法相关联的一个或多个参数以使所述相关性提高。

[0907] 180.根据条款156至179中任一项所述的方法,还包括:

[0908] 经由使用所述相关性模拟图案化工艺和所述蚀刻工艺来调节与抗蚀工艺或所述蚀刻工艺相关联的参数,以使所述图案化工艺的良好产率大于指定良好产率阈值。

[0909] 181.根据条款156至180中任一项所述的方法,还包括:

[0910] 经由使用所述相关性模拟图案化工艺来调节与光刻工艺相关的参数,以使光刻设备的性能度量在指定性能阈值内。

[0911] 182.根据条款181所述的方法,其中所述图案化工艺的所述参数包括:与所述光刻设备相关联的剂量或焦点条件。

[0912] 183.根据条款156至182中任一项所述的方法,还包括:

[0913] 基于所述ADI特征的所述第一组变量的选定组合及其对焦点和曝光条件的敏感性来监测工艺质量;以及

[0914] 调节一个或多个工艺参数以使所述工艺质量保持在指定范围内。

[0915] 184.根据条款183所述的方法,其中所述监测包括测量尖端到尖端图案的相关ADI轮廓属性;以及

[0916] 基于所测量的灵敏度和所述相关性调节所述一个或多个工艺参数以改进所述ADI特征到所述AEI特征的所述尖端到尖端(tip to tip)变换。

[0917] 185.一种量测工具,包括:

[0918] 光束发生器,被配置为在对衬底成像之后测量ADI特征并且在蚀刻所述衬底之后测量AEI特征;以及

[0919] 处理器,被配置为:

[0920] 获取所测量的ADI特征与印刷在经受蚀刻工艺的衬底上的与所测量的所述ADI特征相对应的所测量的AEI特征之间的相关性,所述相关性基于表征所测量的所述ADI特征如何变换为所述AEI特征的变量的组合;以及

[0921] 基于所述相关性,调节所述量测工具的设置以使所述相关性提高,所述设置是基于所述相关性相对于每个设置的导数来确定的,所述导数指示针对所述量测工具的每个设置所述相关性的提高。

[0922] 186. 根据条款185所述的量测工具,其中所述量测工具是扫描电子显微镜 (SEM)。

[0923] 187. 根据条款186所述的量测工具,其中所述量测工具的所述设置包括以下中的至少一项的值:电子束强度、入射角、电压对比度、SEM阈值、像素大小、扫描速度或帧数。

[0924] 188. 根据条款186所述的量测工具,其中所述光束发生器是电子束发生器。

[0925] 189. 根据条款185至188中任一项所述的量测工具,其中所述处理器还被配置为:

[0926] 基于所述相关性,调节与轮廓提取算法相关联的一个或多个参数以使所述相关性提高。

[0927] 190. 根据条款185至188中任一项所述的量测工具,其中所述一个或多个子组合表征以下中的一项或多项:

[0928] 所测量的所述ADI特征在指定方向上的平移;

[0929] 所测量的所述ADI特征的临界尺寸;

[0930] 所测量的所述ADI特征在指定方向上的伸长率;

[0931] 所测量的所述ADI特征的三角化;或者

[0932] 所测量的所述ADI特征的旋转。

[0933] 191. 根据条款185所述的量测工具,其中所述处理器还被配置为:

[0934] 改变与图案化工艺相关联的一个或多个工艺参数;以及

[0935] 获取使用改变后的工艺参数而图案化的所述衬底的ADI图像和AEI图像。

[0936] 192. 根据权利要求191所述的量测工具,其中所述改变后的参数包括以下中的至少一项:

[0937] 经由移动用于对所述衬底进行图案化的掩模图案的特征而实现的覆盖;

[0938] 经由调整用于对所述衬底进行图案化的所述掩模图案的所述特征的尺寸而实现的平均CD;

[0939] 图案化装置的焦点;或者

[0940] 所述图案化装置的剂量。

[0941] 193. 一种训练模型的方法,所述模型被配置为基于显影后图像 (ADI) 确定蚀刻后图像 (AEI),所述方法包括:

[0942] 获取 (i) 成像衬底的ADI,以及 (ii) 在蚀刻所述成像衬底之后的蚀刻后图像 (AEI);

[0943] 确定所述ADI的第一组变量的组合与所述AEI的第二组变量的组合之间的相关性,所述第一组变量和所述第二组变量分别是所述ADI和所述AEI的灰度值;以及

[0944] 基于所述相关性,通过包括相关性值在指定相关性阈值内的所述第一组变量的一个或多个子组合来训练所述模型,所述模型用于确定输入ADI的AEI。

[0945] 194. 根据条款193所述的方法,其中所述相关性的所述确定包括:

[0946] 使用以下项的给定值来计算所述相关性: (i) 与所述第一组变量的所述组合相关

联的第一组参数,以及(ii)与所述第二组变量的所述组合相关联的第二组参数;

[0947] 确定所述相关性是否被最大化;以及

[0948] 响应于所述相关性未在所述指定范围内,调节所述第一组参数和所述第二组参数的所述给定值,直到所述相关性被最大化。

[0949] 195.根据条款193至194中任一项所述的方法,其中所述模型的所述训练包括:

[0950] (a) 确定所述第一组变量的子组合以及所述子组合的所述相关性是否高于指定相关性阈值;

[0951] (b) 响应于所述子组合高于所述指定相关性阈值,将所述子组合包括在所述模型中;以及

[0952] (c) 响应于所述子组合不高于所述指定相关性阈值,选择所述第一组变量的另一子组合,并且重复步骤(a)-(c)达指定迭代次数或直到所述子组合用尽。

[0953] 196.一种包括指令的非暂态计算机可读介质,所述指令在由一个或多个处理器执行时引起用于训练模型的操作,所述模型被配置为基于显影后图像(ADI)特征确定蚀刻后图像(AEI)特征,所述操作包括:

[0954] 获取(i)成像在衬底上的ADI特征的测量,以及(ii)在经受蚀刻工艺的所述衬底上与所测量的ADI特征相对应的蚀刻后图像(AEI)特征的测量;

[0955] 分配第一组变量以表征所测量的所述ADI特征,并且分配第二组变量以表征所述测量的AEI特征;

[0956] 确定所测量的所述ADI特征的所述第一组变量的组合与所述测量的AEI特征的所述第二组变量的组合之间的相关性;以及

[0957] 基于所述相关性,通过包括相关性值在指定相关性阈值内的所述第一组变量的一个或多个子组合来训练所述模型,所述模型被配置为要被用于确定输入ADI特征的AEI特征。

[0958] 197.根据条款196所述的非暂态计算机可读介质,其中所述相关性的所述确定包括:

[0959] 使用以下项的给定值来计算所述相关性:(i)与所述第一组变量的所述组合相关联的第一组参数,以及(ii)与所述第二组变量的所述组合相关联的第二组参数;

[0960] 确定所述相关性是否被最大化;以及

[0961] 响应于所述相关性未被最大化,调节所述第一组参数和所述第二组参数的所述给定值,直到所述相关性被最大化。

[0962] 198.根据条款197所述的非暂态计算机可读介质,其中执行对所述第一组参数和所述第二组参数的所述给定值的所述调节,直到所述相关性在指定范围内。

[0963] 199.根据条款196至198中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述模型的所述训练包括:

[0964] (a) 确定所述第一组变量和所述第二组变量的子组合以及所述子组合的所述相关性是否高于指定相关性阈值;

[0965] (b) 响应所述子组合高于所述指定相关性阈值,将所述子组合包括在所述模型中;以及

[0966] (c) 响应于所述子组合不高于所述指定相关性阈值,选择所述第一组变量的另一

子组合,并且重复步骤(a) - (c)达指定迭代次数或直到所述子组合用尽。

[0967] 200.根据条款199所述的非暂态计算机可读介质,其中所述指定相关性阈值大于0.01。

[0968] 201.根据条款196至200中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述第一组变量的所述组合或所述一个或多个子组合是线性组合、非线性组合或机器学习模型。

[0969] 202.根据条款201所述的非暂态计算机可读介质,其中所述第一组变量的所述组合或所述一个或多个子组合是所述第一组变量的加权和,其中所述权重是正值或负值。

[0970] 203.根据条款196至202中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述第二组变量的所述组合或所述一个或多个子组合是线性组合、非线性组合或机器学习模型。

[0971] 204.根据条款203所述的非暂态计算机可读介质,其中所述相关性使用以下等式计算:

$$[0972] \quad R^2 = \frac{(\vec{\alpha}^T \cdot \langle \vec{x}^T \otimes \vec{y} \rangle \cdot \vec{\beta})^2}{(\vec{\alpha}^T \cdot \langle \vec{x}^T \otimes \vec{x} \rangle \cdot \vec{\alpha}) (\vec{\beta}^T \cdot \langle \vec{y}^T \otimes \vec{y} \rangle \cdot \vec{\beta})}$$

[0973] 其中 \vec{x} 是所述第一组变量的向量形式, $\vec{\alpha}$ 对应于所述第一组参数, $\vec{\alpha} \cdot \vec{x}$ 包括所述第一组变量的一个或多个组合, \vec{y} 是所述第二组变量的向量形式, $\vec{\beta}$ 对应于所述第二组参数, $\vec{\beta} \cdot \vec{y}$ 包括所述第二组变量的一个或多个组合, R^2 的分子表示 \vec{x} 与 \vec{y} 之间的协方差,分母表示 \vec{x} 的方差和 \vec{y} 的方差的乘积。

[0974] 205.根据条款196至204中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述第一组变量对应于所测量的所述ADI特征的ADI轮廓上的一组位置,并且所述第二组变量对应于所测量的所述AEI特征的AEI轮廓上的一组位置。

[0975] 206.根据条款196至205中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述一个或多个子组合表征由对所测量的所述ADI特征执行的处理引起的所测量的所述ADI特征的ADI轮廓的变形量。

[0976] 207.根据条款206所述的非暂态计算机可读介质,其中所述变形量是所述ADI轮廓的给定位置与所述AEI轮廓的对应位置之间的差异。

[0977] 208.根据条款207所述的非暂态计算机可读介质,其中所述变形量由所述第一组变量的线性组合表征。

[0978] 209.根据条款196至208中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述一个或多个子组合表征以下中的一项或多项:

[0979] 所测量的所述ADI特征在指定方向上的平移;

[0980] 所测量的所述ADI特征的临界尺寸;

[0981] 所测量的所述ADI特征在指定方向上的伸长率;

[0982] 所测量的所述ADI特征的三角化;或者

[0983] 所测量的所述ADI特征的旋转。

[0984] 210.根据条款196至209中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述相关性的所述确定基于稀疏性约束,所述稀疏性约束排除所述第一组变量或所述第二组变量中的一个或多个变量,所述一个或多个变量与小于0.01的相关性值相关联。

[0985] 211. 根据条款196至210中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所测量的所述ADI和所测量的所述AEI是经由被配置为为输入目标特征生成ADI特征和AEI特征的量测工具或模拟过程而获取的。

[0986] 212. 根据条款211所述的非暂态计算机可读介质,其中所述量测工具是被配置为捕获所述衬底的ADI和AEI的扫描电子显微镜(SEM),所述ADI包括所述ADI特征并且所述AEI包括所述AEI特征。

[0987] 213. 根据条款212所述的非暂态计算机可读介质,其中是ADI包括从所述ADI特征的第一SEM测量和第二SEM测量中获取的图像,并且所述AEI包括从所述AEI特征的第一SEM测量和第二SEM测量中获取的图像。

[0988] 214. 根据条款196至213中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述ADI特征包括感兴趣特征和一个或多个相邻特征。

[0989] 215. 根据条款214所述的非暂态计算机可读介质,其中所述第一组变量包括与所述感兴趣特征相关联的第一变量子集和与所述一个或多个相邻特征相关联的第二变量子集。

[0990] 216. 根据条款215所述的非暂态计算机可读介质,其中所述组合或所述一个或多个子组合是与所述感兴趣特征相关联的所述第一变量子集和与所述一个或多个相邻特征相关联的所述第二变量子集的加权和,其中分配给相邻特征的变量的所述权重相对高于分配给远离所述感兴趣特征的另一相邻特征的变量的权重。

[0991] 217. 根据条款196至216中任一项所述的非暂态计算机可读介质,还包括:

[0992] 基于所述相关性,调节所述量测工具设置以使所述相关性提高。

[0993] 218. 根据条款217所述的非暂态计算机可读介质,其中所述量测工具设置包括以下中的至少一项:电子束强度、入射角、电压对比度、SEM阈值、像素尺寸、扫描速度或帧数。

[0994] 219. 根据条款196至218中任一项所述的非暂态计算机可读介质,还包括:

[0995] 基于所述相关性调节与轮廓提取算法相关联的一个或多个参数以使所述相关性提高。

[0996] 220. 根据条款196至219中任一项所述的非暂态计算机可读介质,还包括:

[0997] 经由使用所述相关性模拟图案化工艺和所述蚀刻工艺来调节与抗蚀工艺或所述蚀刻工艺相关联的参数,以使所述图案化工艺的良好产率大于指定良好产率阈值。

[0998] 221. 根据条款196至220中任一项所述的非暂态计算机可读介质,还包括:

[0999] 经由使用所述相关性模拟图案化工艺来调节与光刻工艺相关的参数,以使光刻设备的性能度量在指定性能阈值内。

[1000] 222. 根据条款221所述的非暂态计算机可读介质,其中所述图案化工艺的所述参数包括:与所述光刻设备相关联的剂量或焦点条件。

[1001] 223. 根据条款196至222中任一项所述的非暂态计算机可读介质,还包括:

[1002] 基于所述ADI特征的所述第一组变量的选定组合及其对焦点和曝光条件的敏感性来监测工艺质量;以及

[1003] 调节一个或多个工艺参数以使所述工艺质量保持在指定范围内。

[1004] 224. 根据条款223所述的非暂态计算机可读介质,其中所述监测包括测量尖端到尖端图案的相关ADI轮廓性质;以及

[1005] 基于所测量的所述灵敏度和所述相关性调节所述一个或多个工艺参数以改进所述ADI特征到所述AEI特征的所述尖端到尖端变换。

[1006] 225. 一种包括指令的非暂态计算机可读介质, 所述指令在由一个或多个处理器执行时引起用于训练模型的操作, 所述模型被配置为基于显影后图像 (ADI) 确定蚀刻后图像 (AEI), 所述操作包括:

[1007] 获取 (i) 成像衬底的ADI, 以及 (ii) 在蚀刻所述成像衬底之后的蚀刻后图像 (AEI);

[1008] 确定所述ADI的第一组变量的组合与所述AEI的第二组变量的组合之间的相关性, 所述第一组变量和所述第二组变量分别是所述ADI和所述AEI的灰度值; 以及

[1009] 基于所述相关性, 通过包括相关性值在指定相关性阈值内的所述第一组变量的一个或多个子组合来训练所述模型, 所述模型被配置为要被用于确定输入ADI的AEI。

[1010] 226. 根据条款225所述的非暂态计算机可读介质, 其中所述相关性的所述确定包括:

[1011] 使用以下项的给定值来计算所述相关性: (i) 与所述第一组变量的所述组合相关联的第一组参数, 以及 (ii) 与所述第二组变量的所述组合相关联的第二组参数;

[1012] 确定所述相关性是否被最大化; 以及

[1013] 响应于所述相关性未在所述指定范围内, 调节所述第一组参数和所述第二组参数的所述给定值, 直到所述相关性被最大化。

[1014] 227. 根据条款225至226中任一项所述的非暂态计算机可读介质, 其中所述模型的所述训练包括:

[1015] (a) 确定所述第一组变量的子组合以及所述子组合的所述相关性是否高于指定相关性阈值;

[1016] (b) 响应于所述子组合高于所述指定相关性阈值, 将所述子组合包括在所述模型中; 以及

[1017] (c) 响应于所述子组合不高于所述指定相关性阈值, 选择所述第一组变量的另一子组合, 并且重复步骤 (a) - (c) 达指定迭代次数或直到所述子组合用尽。

[1018] 228. 一种用于基于显影后图像 (ADI) 确定蚀刻后图像 (AEI) 的方法, 所述方法包括:

[1019] 获取衬底的ADI; 以及

[1020] 通过将所述ADI输入到已训练模型并且输出所述ADI, 经由所述已训练模型确定AEI, 所述已训练模型基于所测量的ADI的第一组变量的组合与所测量的AEI的第二组变量的组合之间的相关性被训练, 所述相关性在指定相关性阈值内。

[1021] 229. 根据条款228所述的方法, 其中所述相关性是通过以下方式确定的:

[1022] 使用以下项的给定值来计算所述相关性: (i) 与所述第一组变量的所述组合相关联的第一组参数, 以及 (ii) 与所述第二组变量的所述组合相关联的第二组参数;

[1023] 确定所述相关性是否被最大化; 以及

[1024] 响应于所述相关性未被最大化, 调节所述第一组参数和所述第二组参数的所述给定值, 直到所述相关性被最大化。

[1025] 230. 根据条款228至229中任一项所述的方法, 其中所述已训练模型是通过以下方式获取的:

[1026] (a) 确定所述第一组变量和所述第二组变量的子组合以及所述子组合的所述相关性是否高于指定相关性阈值；

[1027] (b) 响应所述子组合高于所述指定相关性阈值,将所述子组合包括在所述模型中;以及

[1028] (c) 响应于所述子组合不高于所述指定相关性阈值,选择所述第一组变量的另一子组合,并且重复步骤(a) - (c) 达指定迭代次数或直到所述子组合用尽。

[1029] 231. 根据条款228至230中任一项所述的方法,其中所述第一组变量的所述组合或所述一个或多个子组合是线性组合、非线性组合或机器学习模型。

[1030] 232. 根据条款231所述的方法,其中所述第一组变量的所述组合是所述第一组变量的加权和,其中所述权重是正值或负值。

[1031] 233. 根据条款228至232中任一项所述的方法,其中所述第二组变量的所述组合是线性组合、非线性组合或机器学习模型。

[1032] 234. 根据条款228至233中任一项所述的方法,其中所述ADI包括ADI特征,并且所述AEI包括与所述ADI特征相对应的AEI特征,所述AEI特征是经由所述已训练模型确定的。

[1033] 235. 根据条款228至233中任一项所述的方法,其中所述已训练模型确定以下中的一项或多项:

[1034] 所述ADI的特征在指定方向上的平移;

[1035] 所述ADI的所述特征的临界尺寸;

[1036] 所述ADI的所述特征在指定方向上的伸长率;

[1037] 所述ADI的所述特征的三角化;或者

[1038] 所述ADI的所述特征的旋转。

[1039] 236. 一种包括指令的非暂态计算机可读介质,所述指令在由一个或多个处理器执行时引起用于基于显影后图像(ADI)特征来确定蚀刻后图像(AEI)特征的操作,所述操作包括:

[1040] 获取衬底的ADI;以及

[1041] 通过将所述ADI输入到已训练模型并且输出所述ADI,经由所述已训练模型确定AEI,所述已训练模型基于所测量的ADI的第一组变量的组合与所测量的AEI的第二组变量的组合之间的相关性被训练,所述相关性在指定相关性阈值内。

[1042] 237. 根据条款236所述的非暂态计算机可读介质,其中所述相关性是通过以下方式确定的:

[1043] 使用以下项的给定值来计算所述相关性:(i) 与所述第一组变量的所述组合相关联的第一组参数,以及(ii) 与所述第二组变量的所述组合相关联的第二组参数;

[1044] 确定所述相关性是否被最大化;以及

[1045] 响应于所述相关性未被最大化,调节所述第一组参数和所述第二组参数的所述给定值,直到所述相关性被最大化。

[1046] 238. 根据条款236至237中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述已训练模型是通过以下方式获取的:

[1047] (a) 确定所述第一组变量和所述第二组变量的子组合以及所述子组合的所述相关性是否高于指定相关性阈值;

- [1048] (b) 响应所述子组合高于所述指定相关性阈值,将所述子组合包括在所述模型中;以及
- [1049] (c) 响应于所述子组合不高于所述指定相关性阈值,选择所述第一组变量的另一子组合,并且重复步骤(a) - (c) 达指定迭代次数或直到所述子组合用尽。
- [1050] 239. 根据条款236至238中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述第一组变量的所述组合或所述一个或多个子组合是线性组合、非线性组合或机器学习模型。
- [1051] 240. 根据条款237所述的非暂态计算机可读介质,其中所述第一组变量的所述组合是所述第一组变量的加权和,其中所述权重是正值或负值。
- [1052] 241. 根据条款236至240中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述第二组变量的所述组合是线性组合、非线性组合或机器学习模型。
- [1053] 242. 根据条款236至241中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述ADI包括ADI特征,并且所述AEI包括与所述ADI特征相对应的AEI特征,所述AEI特征是经由所述已训练模型确定的。
- [1054] 243. 根据条款236至242中任一项所述的非暂态计算机可读介质,其中所述已训练模型确定以下中的一项或多项:
- [1055] 所述ADI的特征在指定方向上的平移;
- [1056] 所述ADI的所述特征的临界尺寸;
- [1057] 所述ADI的所述特征在指定方向上的伸长率;
- [1058] 所述ADI的所述特征的三角化;或者
- [1059] 所述ADI的所述特征的旋转。
- [1060] 244. 一种确定与显影后图像的缺陷相关联的解释模型的方法,所述方法包括:
- [1061] 经由量测工具获取 (i) 在给定位置处的成像衬底的显影后图像 (ADI), 以及 (ii) 所述给定位置处的所述成像衬底的蚀刻后图像 (AEI); 以及
- [1062] 基于所述ADI和所述AEI确定解释模型,所述解释模型被配置为标识所述ADI中解释所述ADI中的特征的缺陷的部分。
- [1063] 245. 根据条款244所述的方法,其中所述确定所述解释模型包括:
- [1064] 应用局部可解释模型不可知(model-agnostic)解释方法来确定所述解释模型,所述解释模型使用所述ADI作为输入来生成解释图,所述解释图解释所述ADI的所述特征的所述缺陷。
- [1065] 246. 根据条款244所述的方法,其中确定所述解释模型包括:
- [1066] 确定所述ADI与所述AEI之间的相关性数据;以及
- [1067] 使用所述相关性数据执行主成分分析或判别分析以确定其特征值高于指定阈值的特征向量。
- [1068] 247. 根据条款246所述的方法,还包括:
- [1069] 将所述ADI投影到所述特征向量上以计算分类值;以及
- [1070] 响应于所述分类值超过指定阈值,将所述输入ADI的所述部分标识为解释所述输入ADI内的所述特征的所述缺陷。
- [1071] 248. 一种用于确定与特征的缺陷相关的显影后图像的的部分的非暂态计算机可读介质,包括指令,所述指令在由一个或多个处理器执行时引起包括以下项的操作:

- [1072] 接收图案化衬底的显影后图像 (ADI)；
- [1073] 将所述ADI输入到解释模型中,其中所述解释模型被训练以确定解释所述ADI的特征缺陷的所述ADI的部分;以及
- [1074] 经由所述解释模型生成与解释所述ADI的特征的缺陷的所述ADI的一个或多个部分相关联的数据。
- [1075] 249.一种用于确定解释特征的缺陷的显影后图像的部分的系统,所述系统包括:
- [1076] 存储电路装置,被配置为存储解释模型,其中所述解释模型被训练以基于一组训练数据来确定解释特征的缺陷的部分,所述一组训练数据包括图案的显影后图像 (ADI) 和蚀刻后图像 (AEI)；
- [1077] 控制电路装置,被配置为:
- [1078] 接收图案化衬底的ADI；
- [1079] 将所述ADI输入到所述解释模型中；
- [1080] 经由所述解释模型生成与解释所述ADI的特征的缺陷的所述ADI的一个或多个部分相关联的数据;以及
- [1081] 输入/输出电路装置,被配置为在显示设备上显示所生成的数据。
- [1082] 本文中公开的概念可以模拟或数学建模用于对亚波长特征进行成像的任何通用成像系统,并且对于能够产生越来越小尺寸的波长的新兴成像技术可能特别有用。已经在使用的新技术包括EUV (极紫外) 光刻技术,该技术能够使用ArF激光器产生193nm波长,甚至使用氟激光器产生157nm波长。此外,EUV光刻能够通过使用同步加速器或通过用高能电子照射材料 (固体或等离子体) 以产生该范围内的光子来产生20-5nm范围内的波长。
- [1083] 虽然本文中公开的概念可以用于在诸如硅晶片等衬底上成像,但是应当理解,所公开的概念可以与任何类型的光刻成像系统一起使用,例如用于在除硅晶片之外的其他衬底上成像的那些。
- [1084] 尽管在本文中可以具体参考实施例在制造IC中的使用,但应当理解,本文中的实施例可以具有很多其他可能的应用。例如,它可以用于制造集成光学系统、磁域存储器的引导和检测图案、液晶显示器 (LCD)、薄膜磁头、微机械系统 (MEM) 等。本领域技术人员将理解,在这样的替代应用的上下文中,本文中对术语“掩模版”、“晶片”或“裸片”的任何使用可以被视为分别与更一般的术语“图案化装置”、“衬底”或“目标部分”同义或可互换。本文中提及的衬底可以在曝光之前或之后在例如轨道 (通常将一层抗蚀剂施加到衬底并且对曝光抗蚀剂进行显影的工具) 或量测或检查工具中进行处理。在适用的情况下,本文中的公开内容可以应用于这样的和其他衬底处理工具。此外,衬底可以被处理不止一次,例如以便创建例如多层IC,因此本文中使用的术语衬底也可以指代已经包含多个处理层的衬底。
- [1085] 在本文档中,本文中使用的术语“辐射”和“光束”涵盖所有类型的电磁辐射,包括紫外线辐射 (例如,波长为约365、约248、约193、约157或约126nm) 和极紫外 (EUV) 辐射 (例如,波长在5-20nm范围内)、以及粒子束,诸如离子束或电子束。
- [1086] 本文中使用的术语“优化 (optimizaing)”和“优化 (optimization)”是指或表示调节图案化装置 (例如,光刻设备)、图案化工艺等,使得结果和/或工艺具有更理想的特性,诸如在衬底上投影设计图案的更高精度、更大的工艺窗口等。因此,如本文中使用的术语“优化 (optimizaing)”和“优化 (optimization)”是指或表示标识提供改进的一个或多个参数

的一个或多个值的工艺,例如与用于那些一个或多个参数的一个或多个值的初始集合相比,在至少一个相关度量中的局部最优值。“最优值”和其他相关术语应作相应解释。在一个实施例中,可以迭代地应用优化步骤以提供对一个或多个度量的进一步改进。

[1087] 本发明的各方面可以以任何方便的形式实现。例如,一个实施例可以通过一个或多个适当的计算机程序来实现,该计算机程序可以承载在适当的载体介质上,该载体介质可以是有形载体介质(例如,磁盘)或无形载体介质(例如,通信信号)。本发明的实施例可以使用合适的装置来实现,该装置可以具体地采取运行计算机程序的可编程计算机的形式,该计算机程序被布置为实现如本文中描述的方法。因此,本公开的实施例可以以硬件、固件、软件或其任何组合来实现。本公开的实施例还可以实现为存储在机器可读介质上的指令,该指令可以由一个或多个处理器读取和执行。机器可读介质可以包括用于以机器(例如,计算设备)可读的形式存储或传输信息的任何机制。例如,机器可读介质可以包括只读存储器(ROM);随机存取存储器(RAM);磁盘存储介质;光存储介质;闪存设备;电、光、声或其他形式的传播信号(例如,载波、红外信号、数字信号等)等。此外,固件、软件、例程、指令可以在本文中被描述为执行某些动作。然而,应当理解,这样的描述仅仅是为了方便,并且这样的动作实际上是由执行固件、软件、例程、指令等的计算设备、处理器、控制器或其他设备产生的。

[1088] 在框图中,图示的组件被描绘为离散的功能块,但是实施例不限于本文中描述的功能如图所示在其中被组织的系统。每个组件提供的功能可以由组织方式不同于当前描述的软件或硬件模块提供,例如,这样的软件或硬件可以混合、联合、复制、分解、分布(例如,在数据中心或地理上),或以其他方式组织。本文中描述的功能可以由一个或多个计算机的一个或多个处理器提供,该处理器执行存储在有形的非暂时的机器可读介质上的代码。在某些情况下,第三方内容交付网络可以托管通过网络传送的信息的部分或全部,在这种情况下,达到供应或以其他方式提供信息(例如,内容)的程度,该信息可以通过发送用于从内容交付网络检索中该信息的指令来提供。

[1089] 除非另有明确说明,如从讨论中很清楚,应当理解,贯穿本说明书的讨论而使用诸如“处理”、“计算(computing)”、“计算(calculating)”、“确定”等术语是指特定装置(诸如专用计算机或类似的专用电子处理/计算设备)的动作或处理。

[1090] 读者应当理解,本申请描述了若干发明。不是将这些发明分成多个孤立的专利申请,而是将这些发明组合到一个文档中,因为它们的相关主题在申请过程中有助于经济。但不应将这样的发明的独特优势和方面混为一谈。在一些情况下,实施例解决了本文中提到的所有缺陷,但应当理解,本发明是独立有用的,并且一些实施例仅解决这些问题的子集或提供其他未提及的益处,这些益处对审查本公开的本领域技术人员是很清楚的。由于成本限制,本文中公开的一些发明可能目前未要求保护,并且可能在以后的申请(诸如继续申请)中要求保护,或通过修改本权利要求来要求保护。类似地,由于篇幅限制,本文档的摘要和发明内容部分均不应当被视为包含所有这样的发明或这样的发明的所有方面的全面列表。

[1091] 应当理解,说明书和附图并非旨在将本公开限制为所公开的特定形式,相反,其意图是涵盖落入由所附权利要求限定的本发明的精神和范围内的所有修改、等同物和替代方案。

[1092] 鉴于本说明书,本发明的各个方面的修改和替代实施例对于本领域技术人员将是很清楚的。因此,该说明书和附图应当被解释为仅是说明性的,并且是为了向本领域技术人员传授实施本发明的一般方式的目的。应当理解,本文中示出和描述的本发明的形式将被视为实施例的示例。元件和材料可以代替本文中示出和描述的那些,部分和过程可以颠倒或省略,某些特征可以独立使用,并且实施例或实施例的特征可以组合,所有这些对于受益于本说明书的本领域技术人员来说都是很清楚的。在不背离所附权利要求中描述的本发明的精神和范围的情况下,可以对本文中描述的元素进行改变。本文中使用的标题仅用于组织目的,并不表示用于限制描述的范围。

[1093] 虽然本文中公开的概念可以用于在诸如硅晶片等衬底上成像,但是应当理解,所公开的概念可以与任何类型的光刻成像系统一起使用,例如用于在除硅晶片之外的其他衬底上成像的那些。

[1094] 如本文中使用的,除非另有明确说明,否则术语“或”涵盖所有可能的组合,除非不可行。例如,如果指定数据库可以包括A或B,则除非另有明确指定或不可行,否则该数据库可以包括A或B、或A和B。作为第二示例,如果指定数据库可以包括A、B或C,则除非另有明确说明或不可行,否则数据库可以包括A、或B、或C、或A和B、或A和C、或B和C、或A和B和C。

[1095] 以上描述旨在说明性而非限制性的。因此,对于本领域技术人员来说很清楚的是,可以如所描述的那样进行修改而不背离下面提出的权利要求的范围。

[1096] 在以上描述中,流程图中的任何过程、描述或块应当理解为表示代码模块、段或部分,其包括用于实现过程中的特定逻辑功能或步骤的一个或多个可执行指令,并且替代实现被包括在本发明的示例性实施例的范围内,其中功能可以不按照所示出或讨论的顺序执行,包括基本上并发或以相反顺序执行,具体取决于所涉及的功能,如本领域技术人员将理解的。

[1097] 在某些美国专利、美国专利申请或其他材料(例如,文章)已经通过引用并入的情况下,这样的美国专利、美国专利申请和其他材料的文本仅在这样的材料与本文中所述的陈述和附图之间不存在冲突的情况下通过引用并入。在存在这样的冲突的情况下,这样的通过引用并入的美国专利、美国专利申请和其他材料中的任何这样的冲突文本明确地不通过引用并入本文。

[1098] 虽然已经描述了某些实施例,但是这些实施例仅作为示例而呈现,并且不旨在限制本公开的范围。实际上,本文中描述的新颖方法、装置和系统可以以多种其他形式体现;此外,在不背离本公开的精神的情况下,可以对本文中描述的方法、装置和系统的形式进行各种省略、替换和改变。所附权利要求及其等价物旨在覆盖落入本公开的范围和精神内的这样的形式或修改。

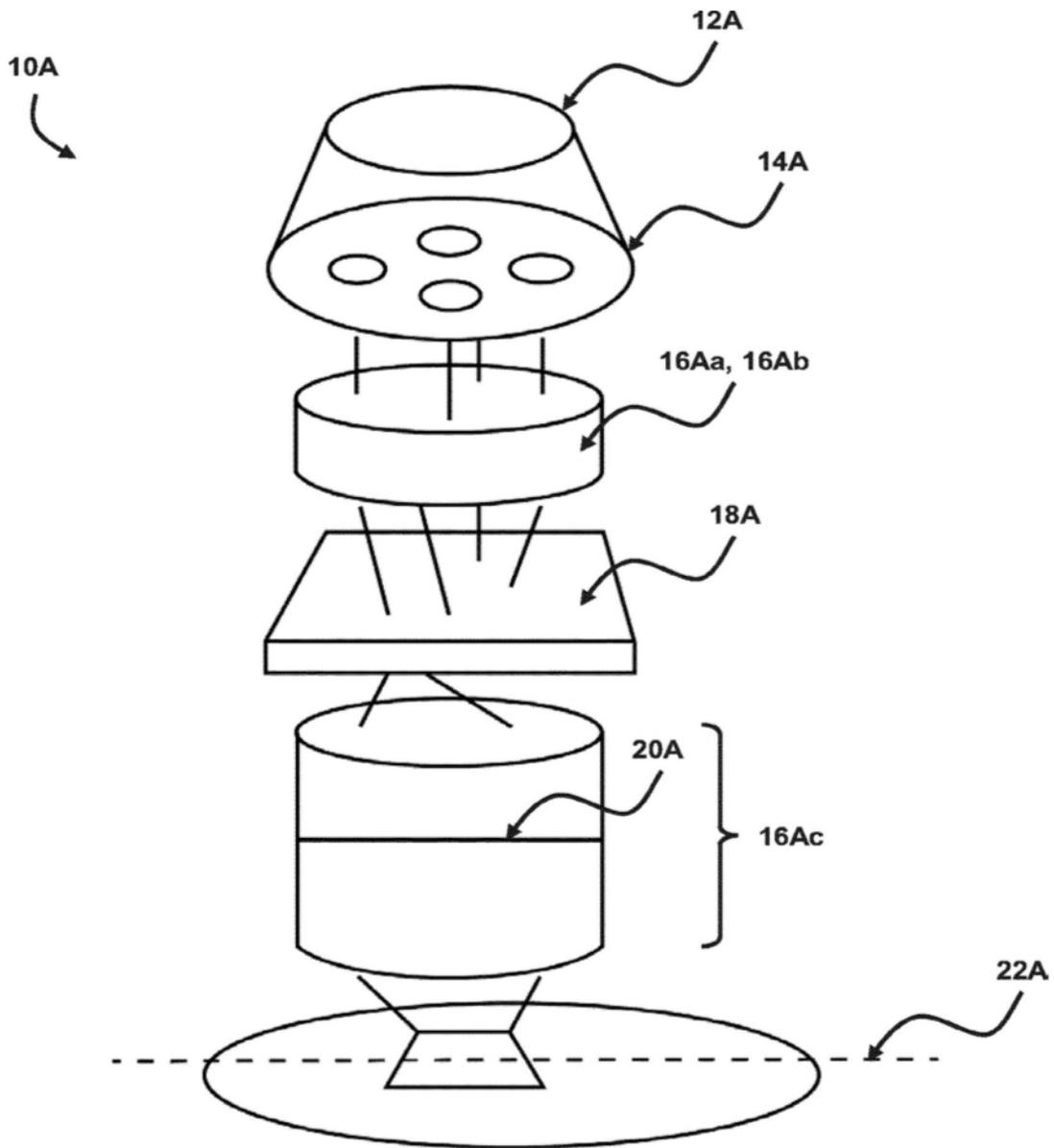


图1

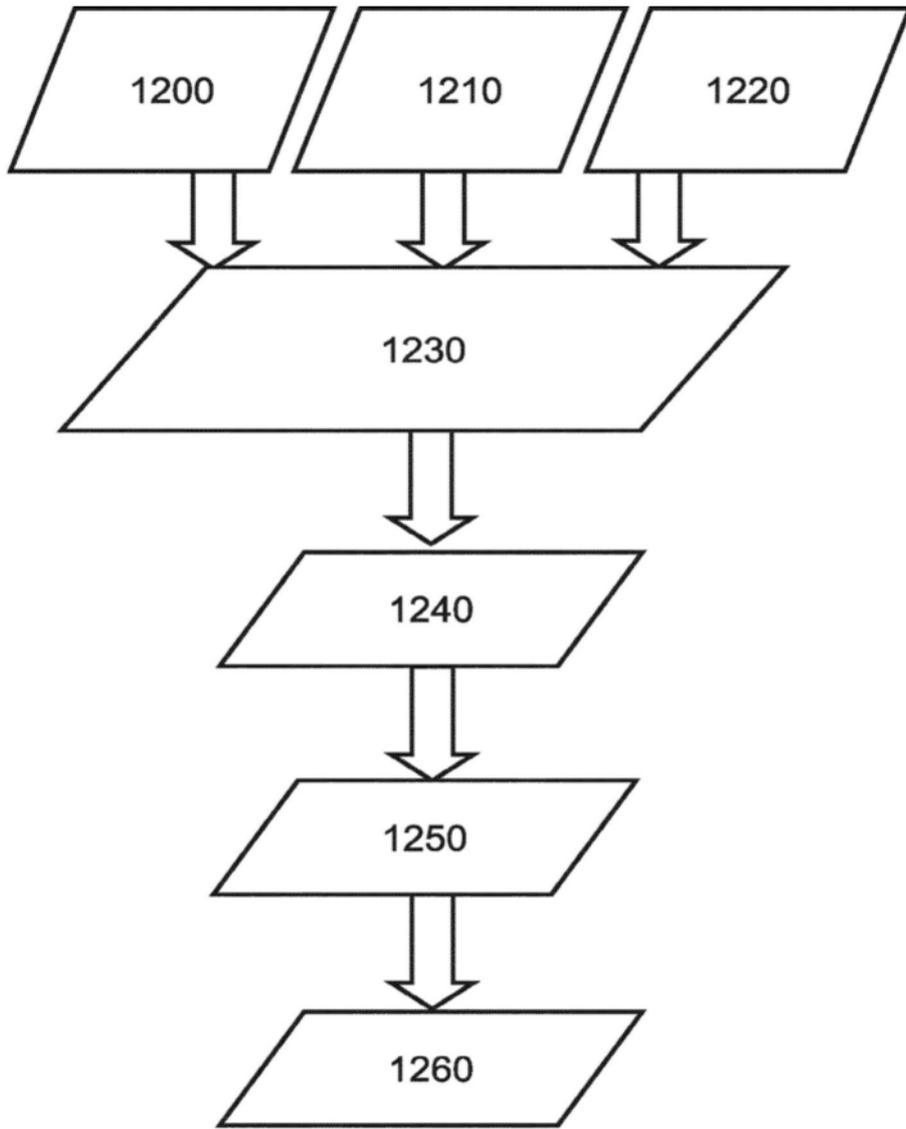


图2

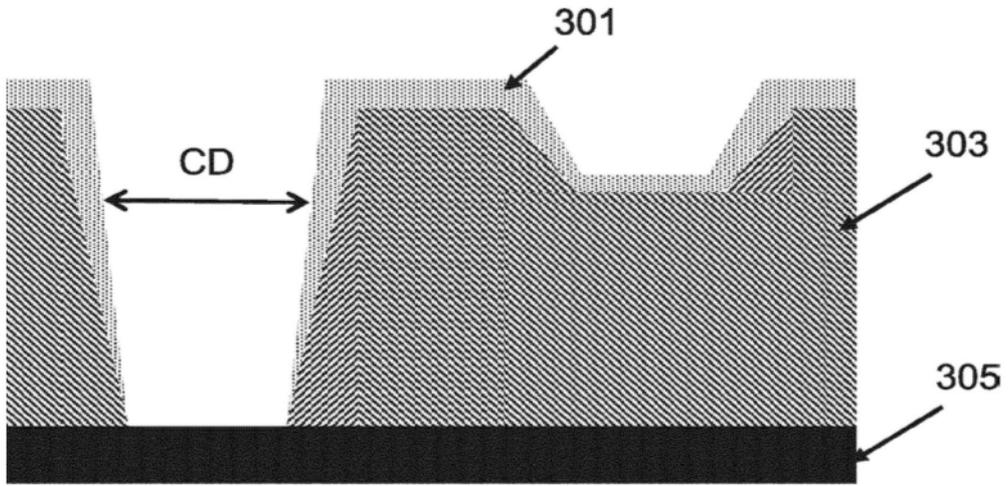


图3

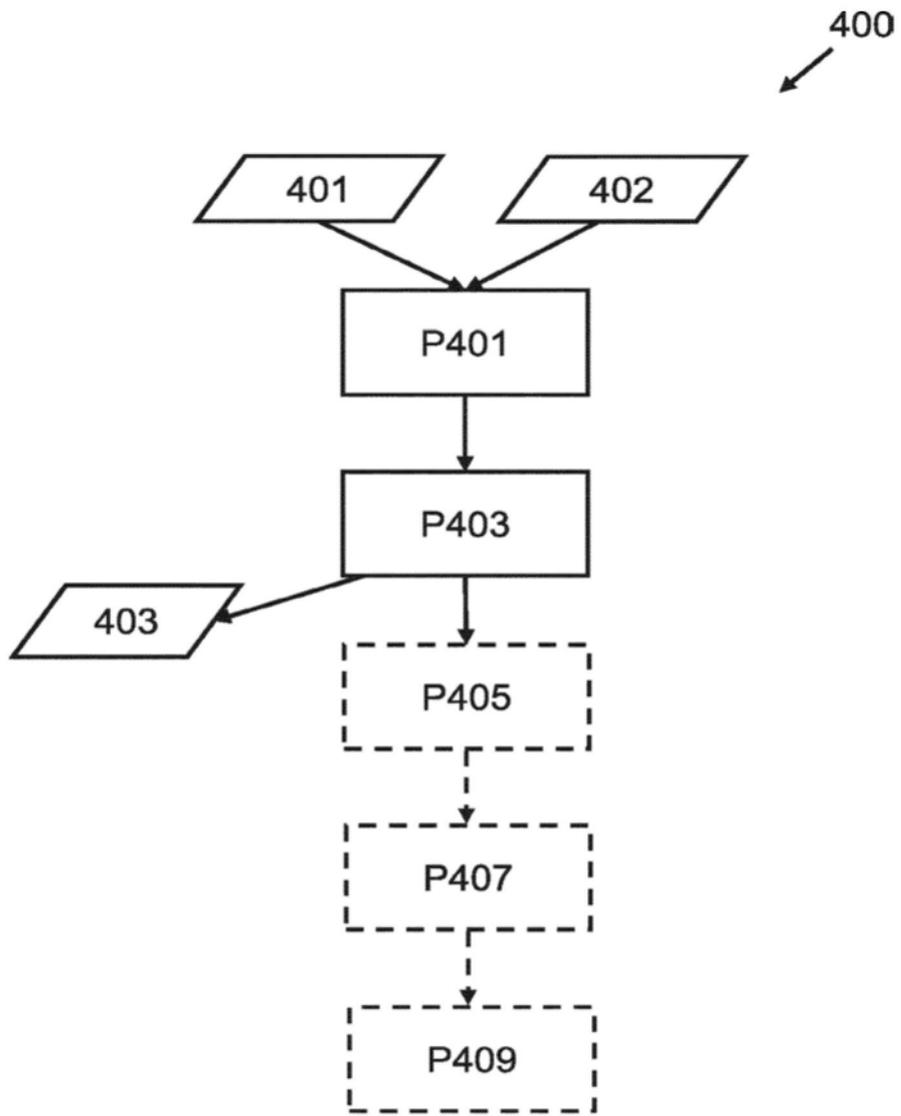


图4A

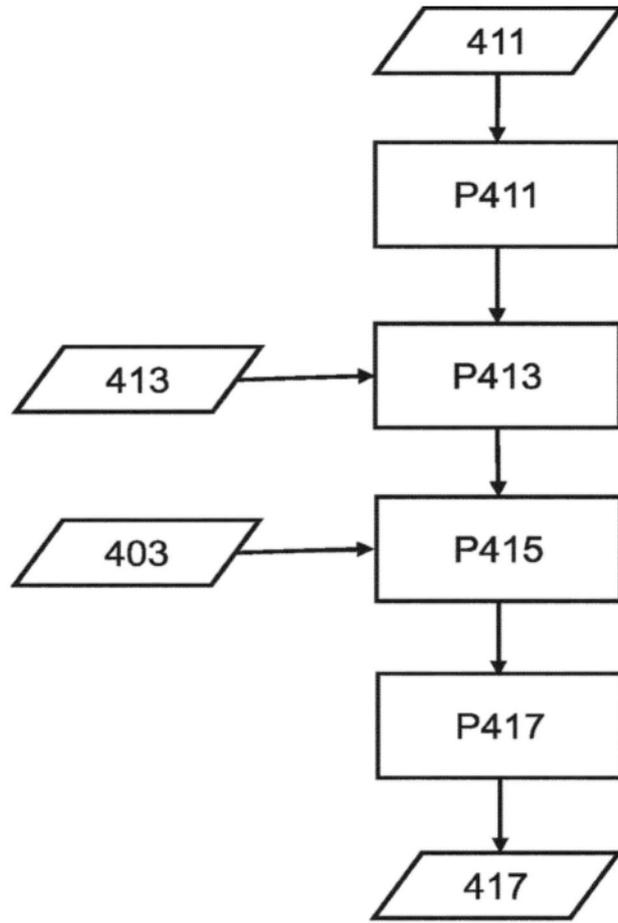


图4B

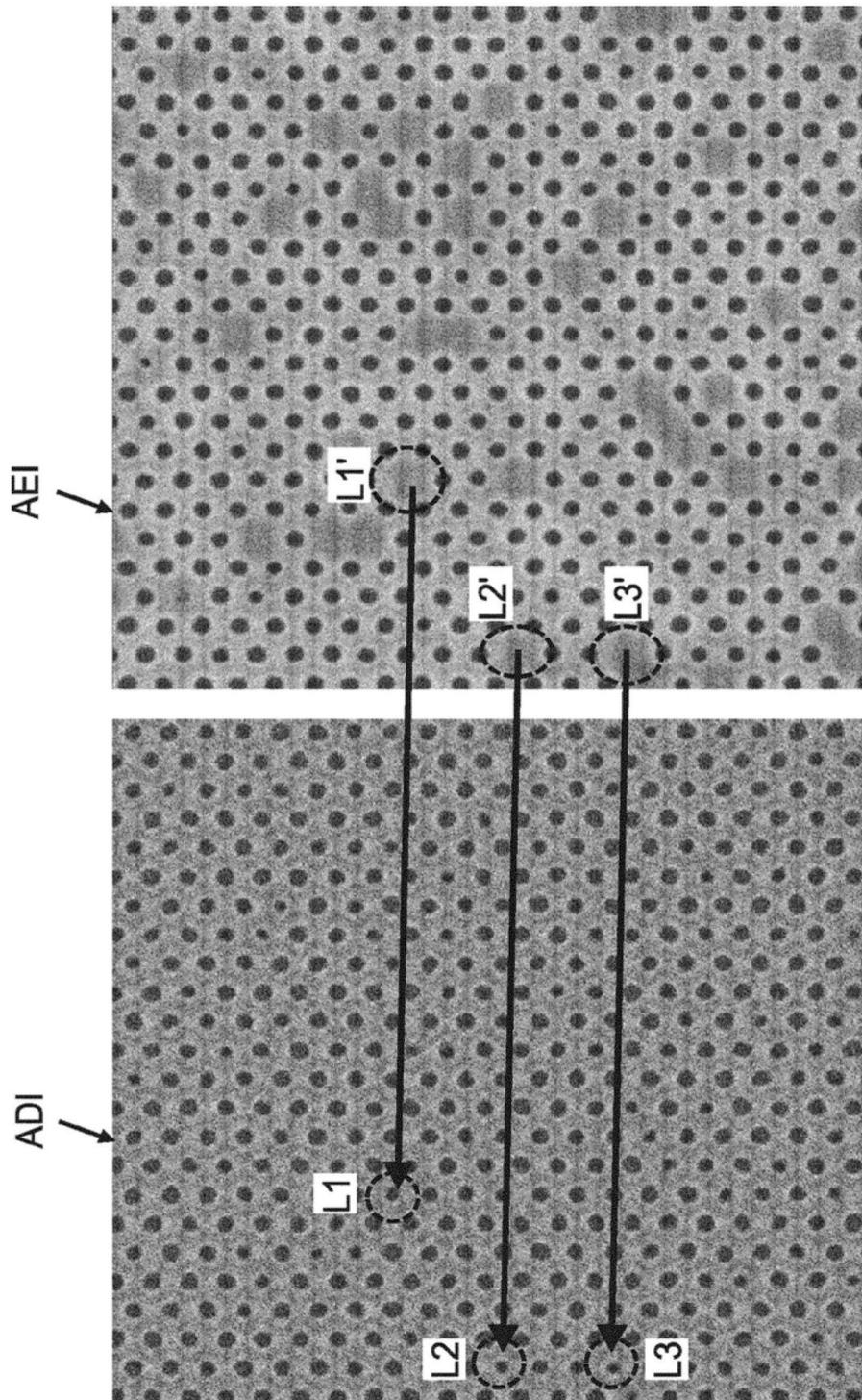


图5

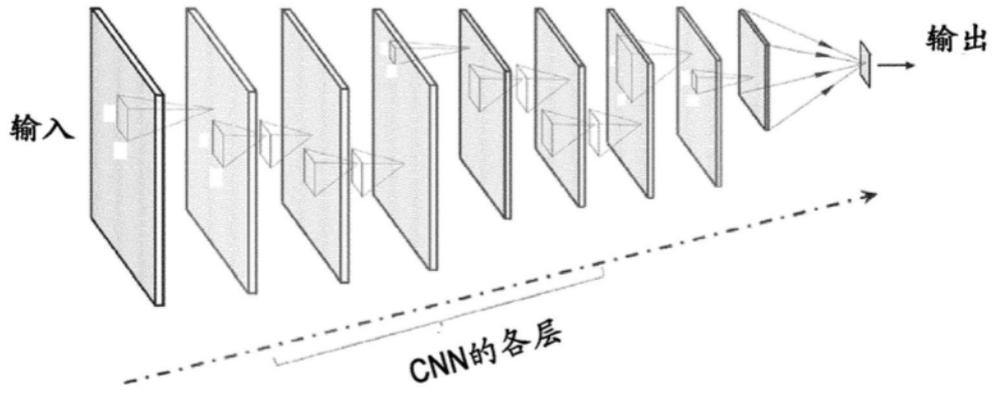


图6

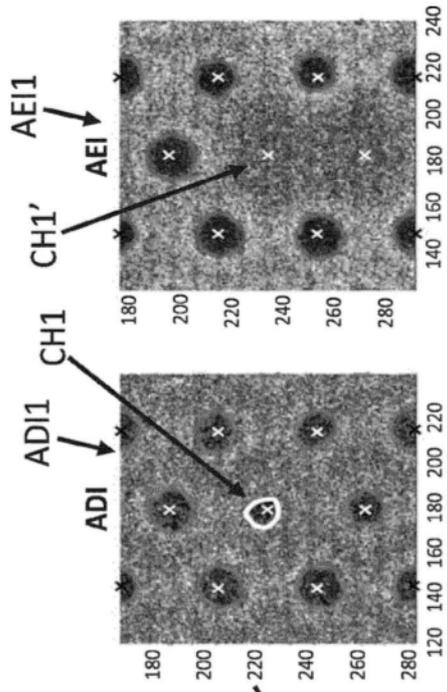


图7A

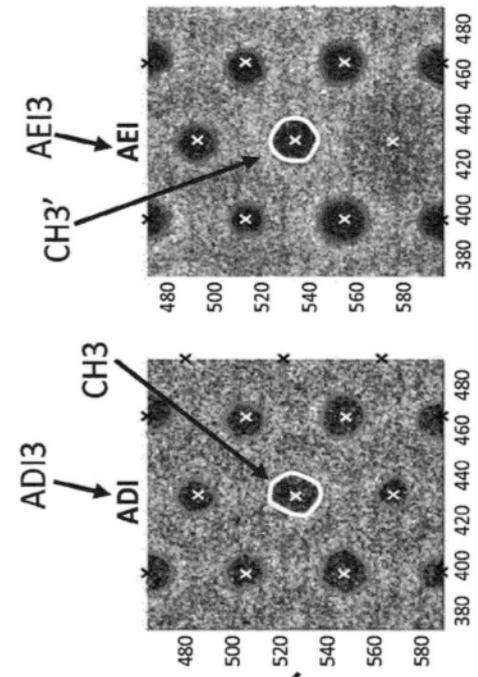


图7B

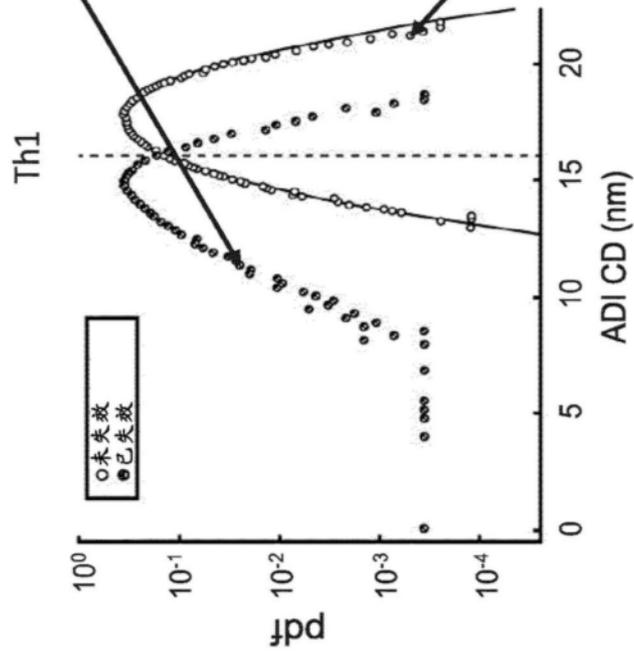


图7C

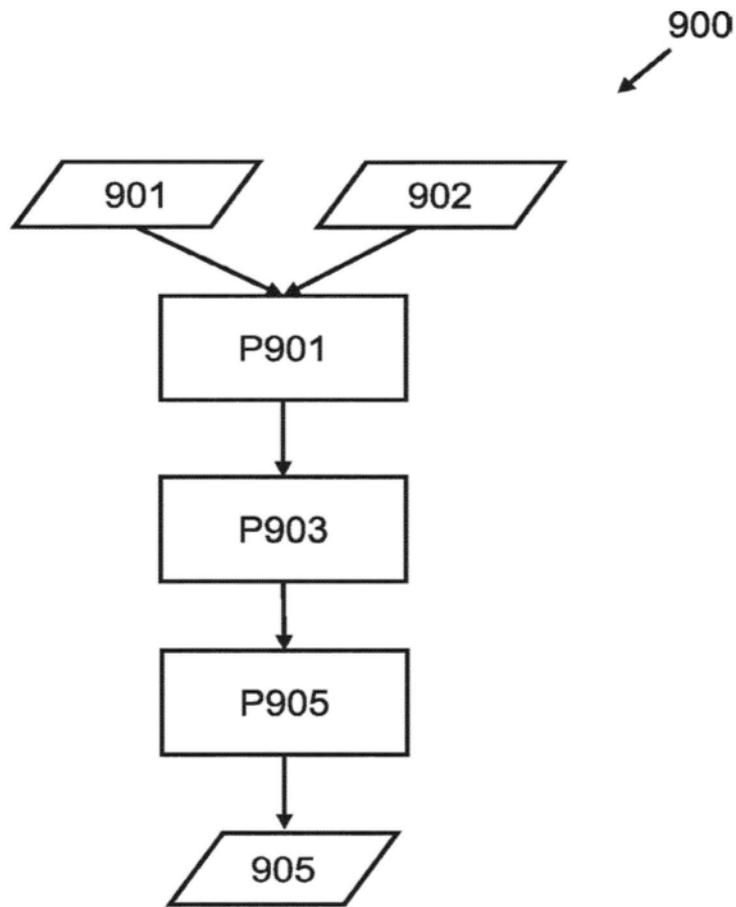


图8

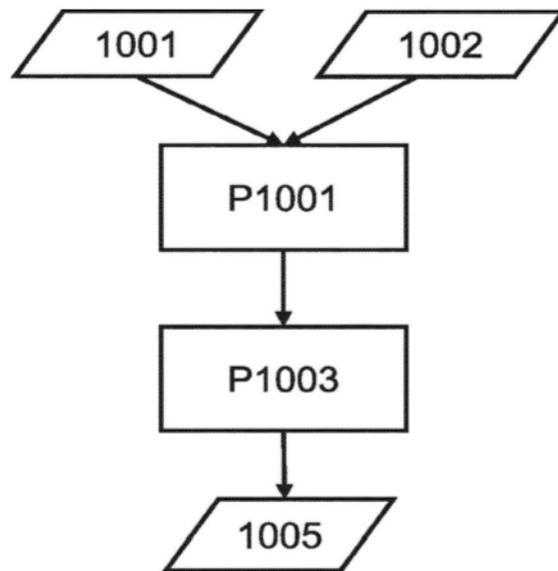


图9

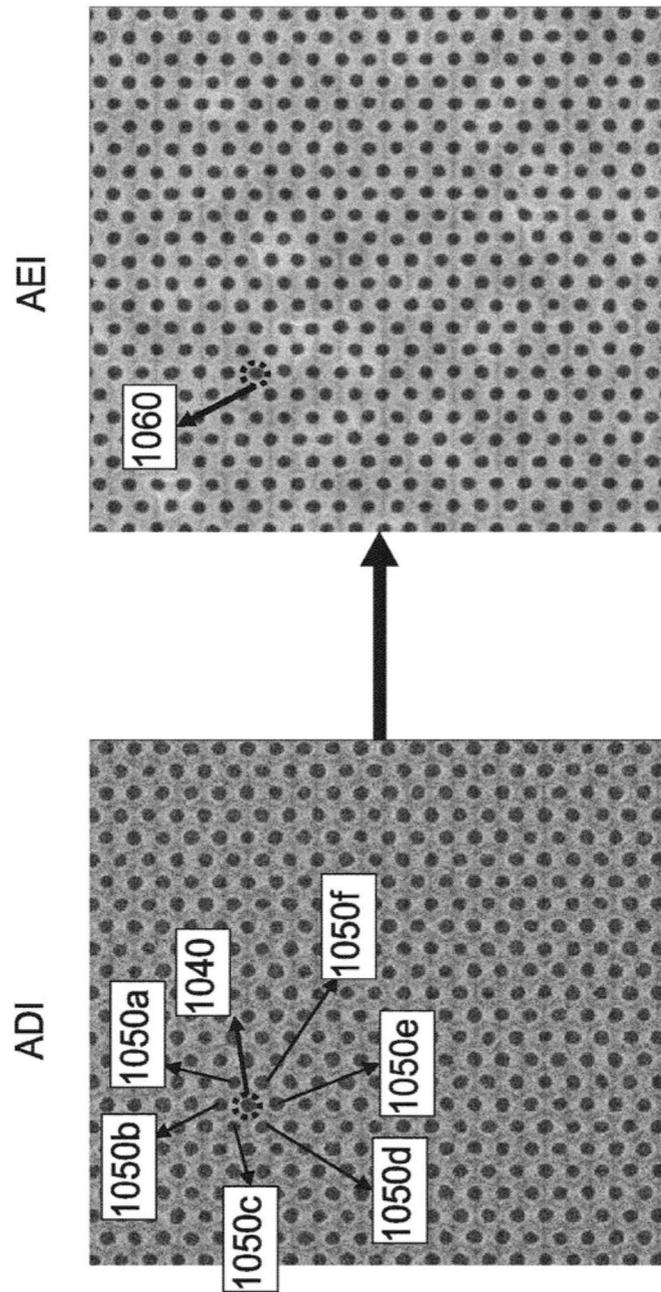


图10

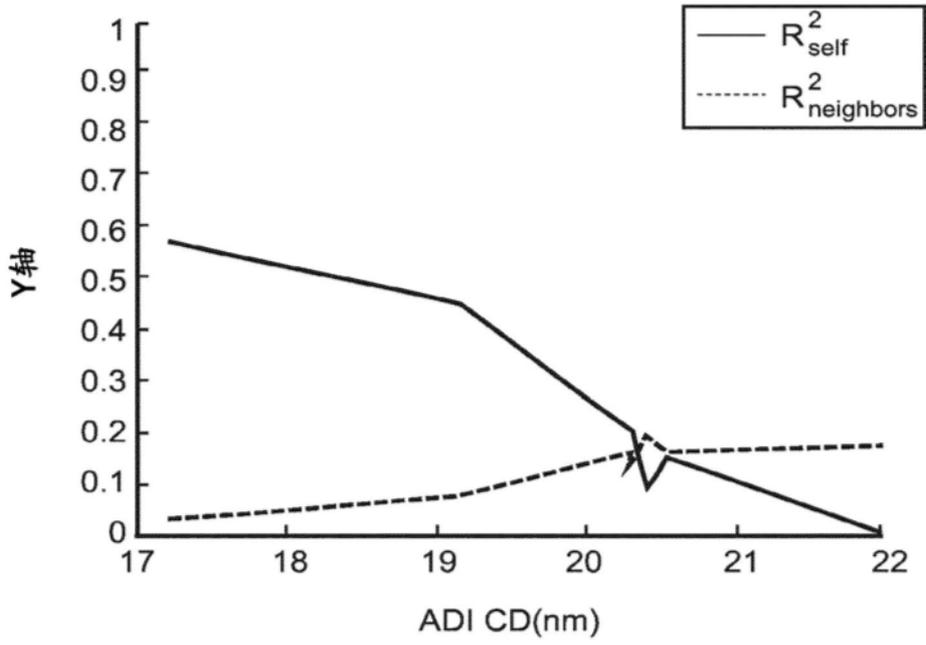


图11A

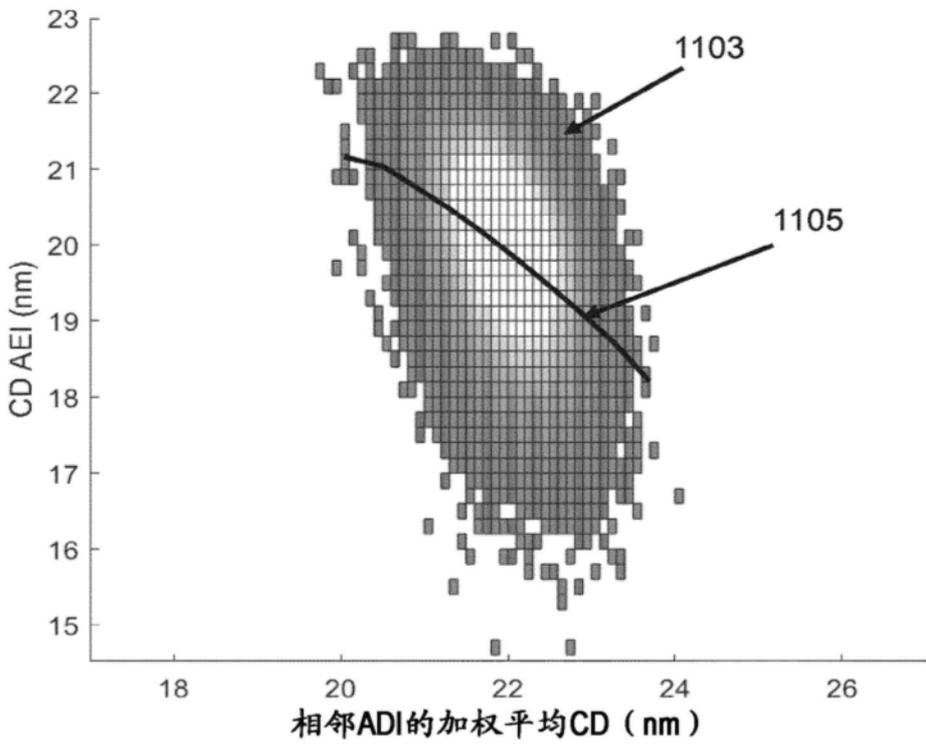


图11B

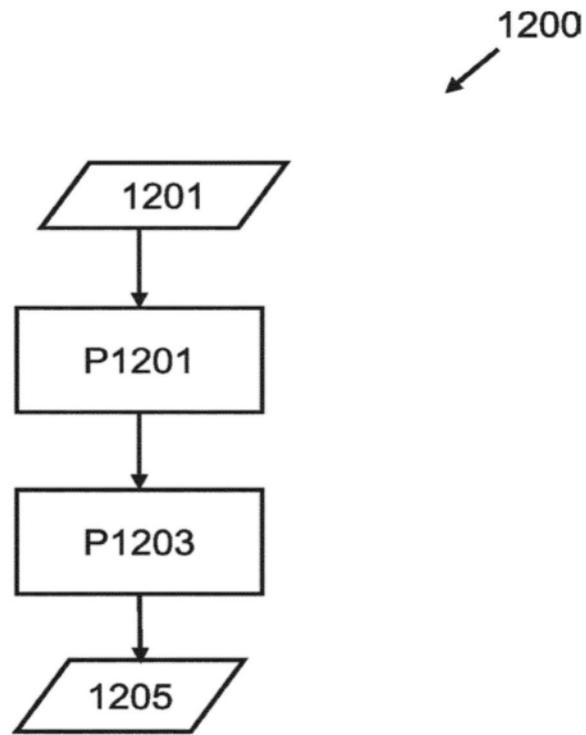


图12

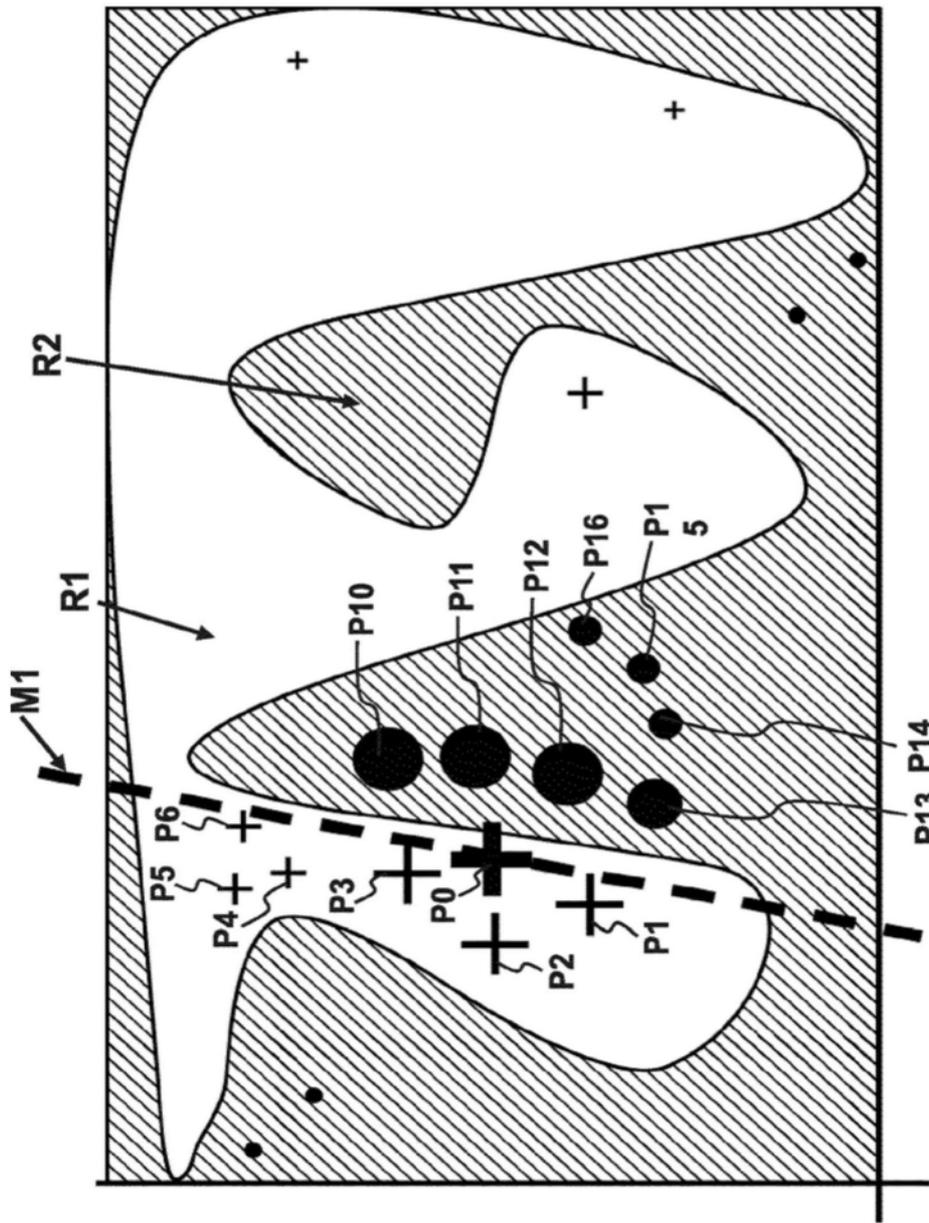


图13

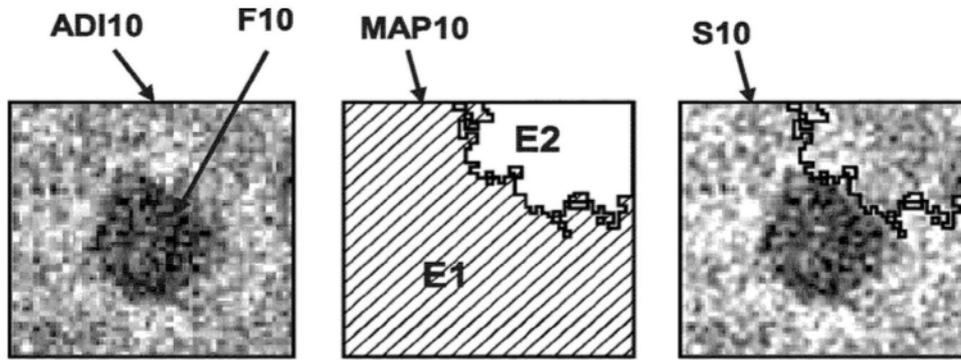


图14A

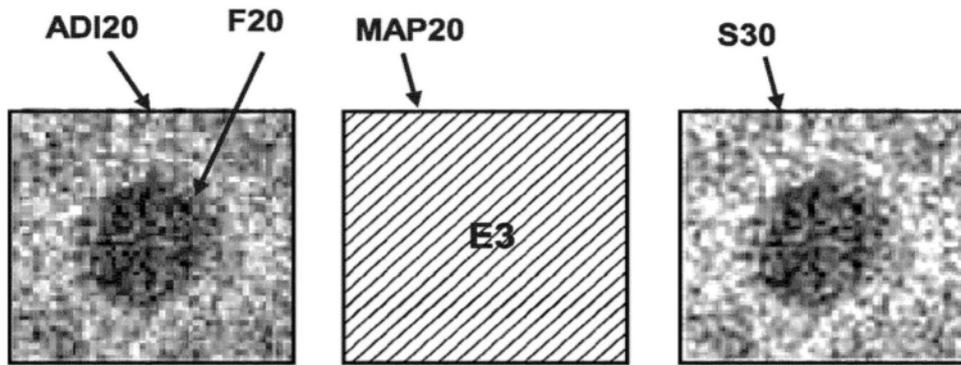


图14B

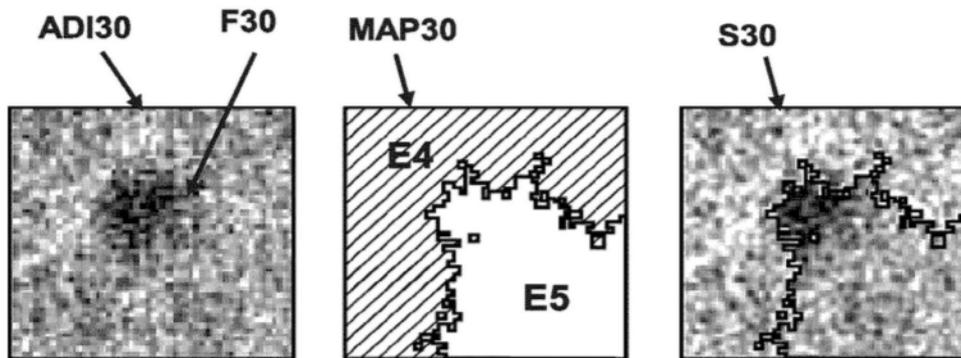


图14C

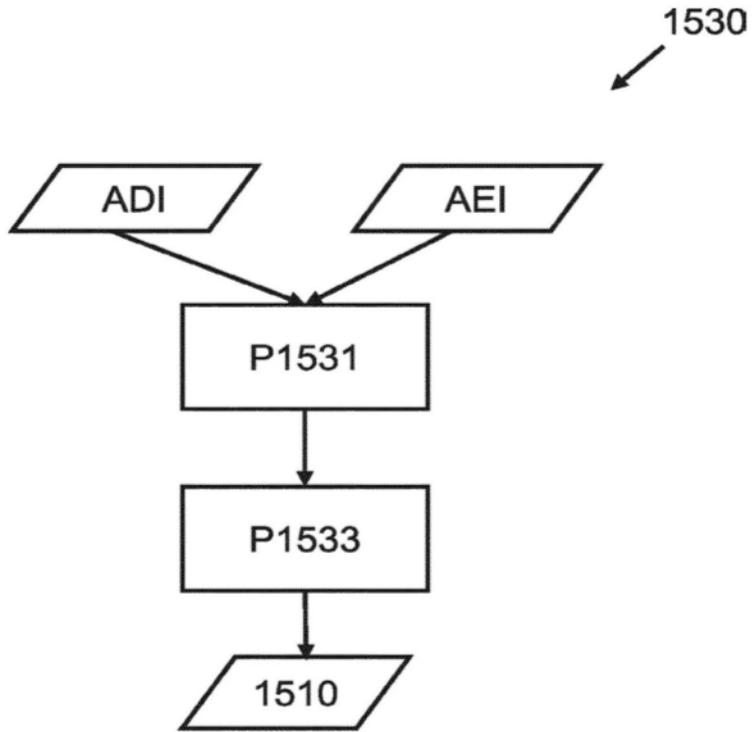


图15A

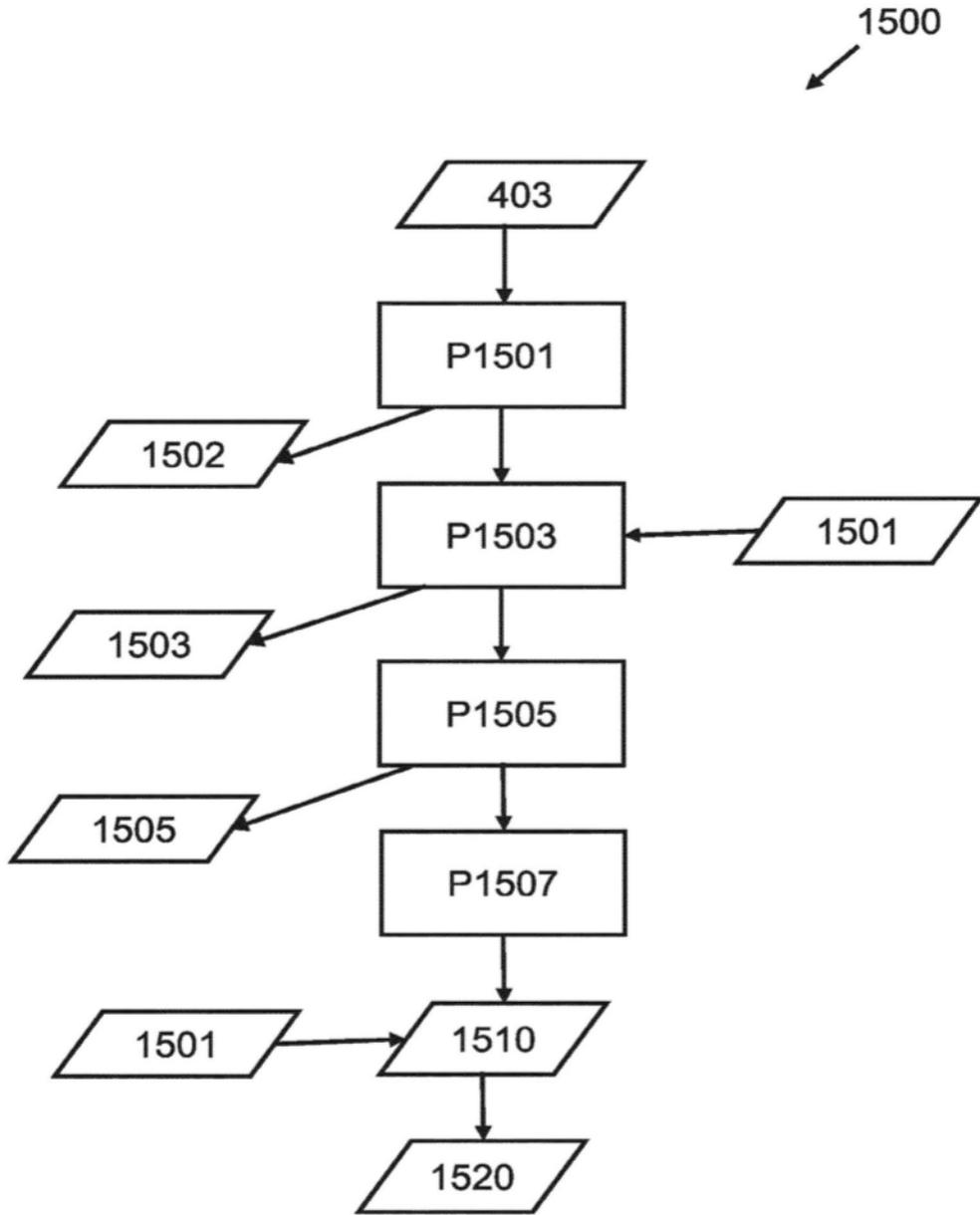


图15B

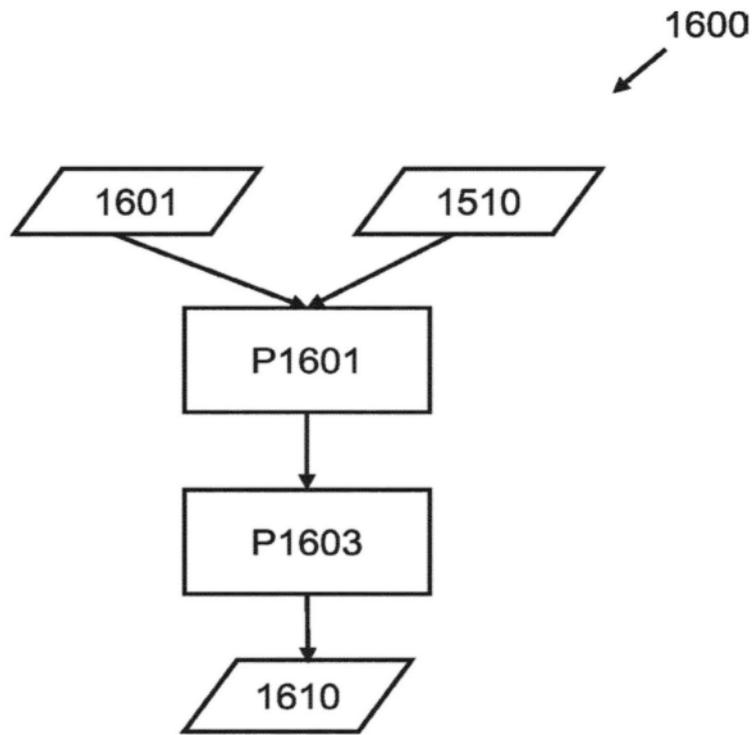


图16

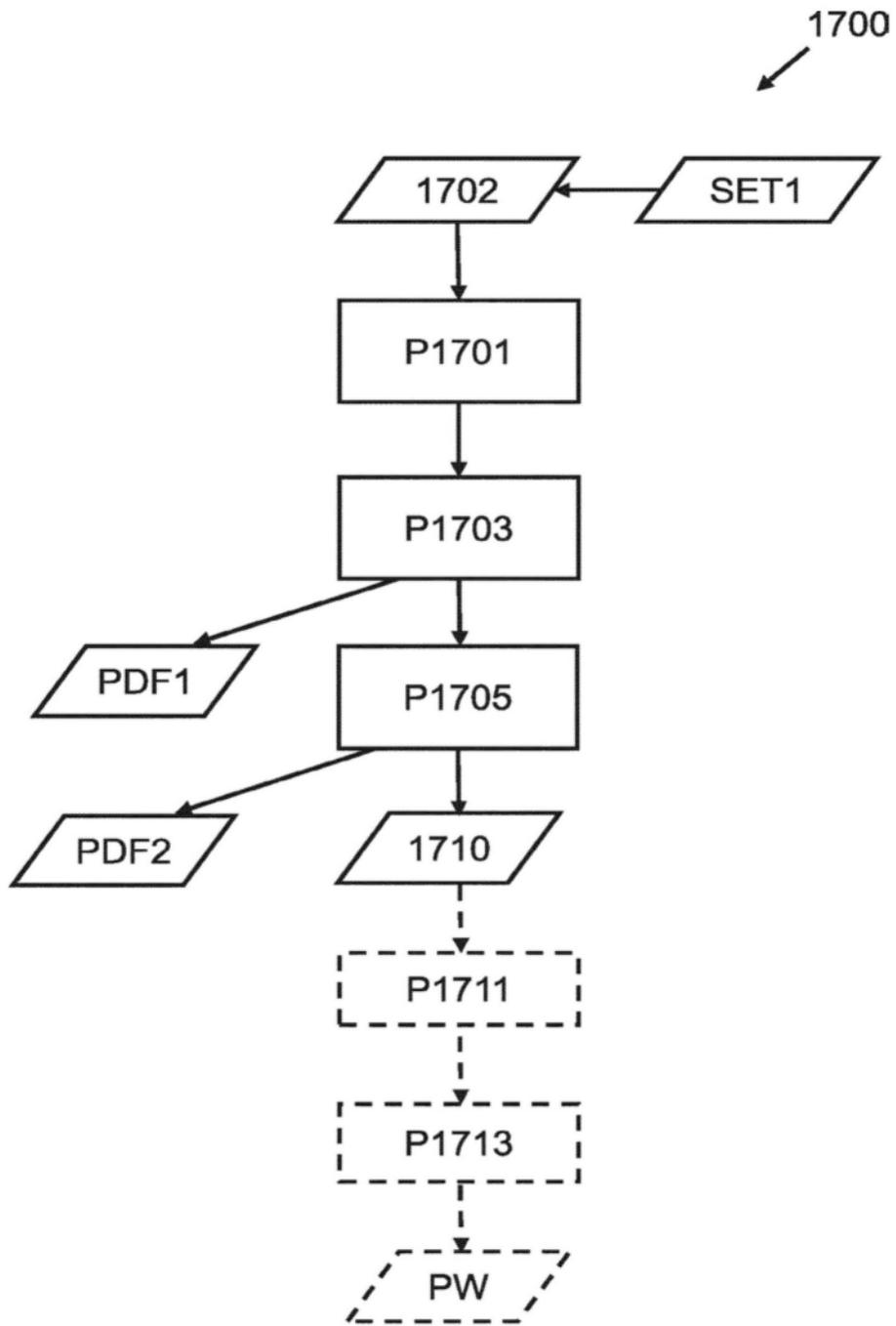


图17

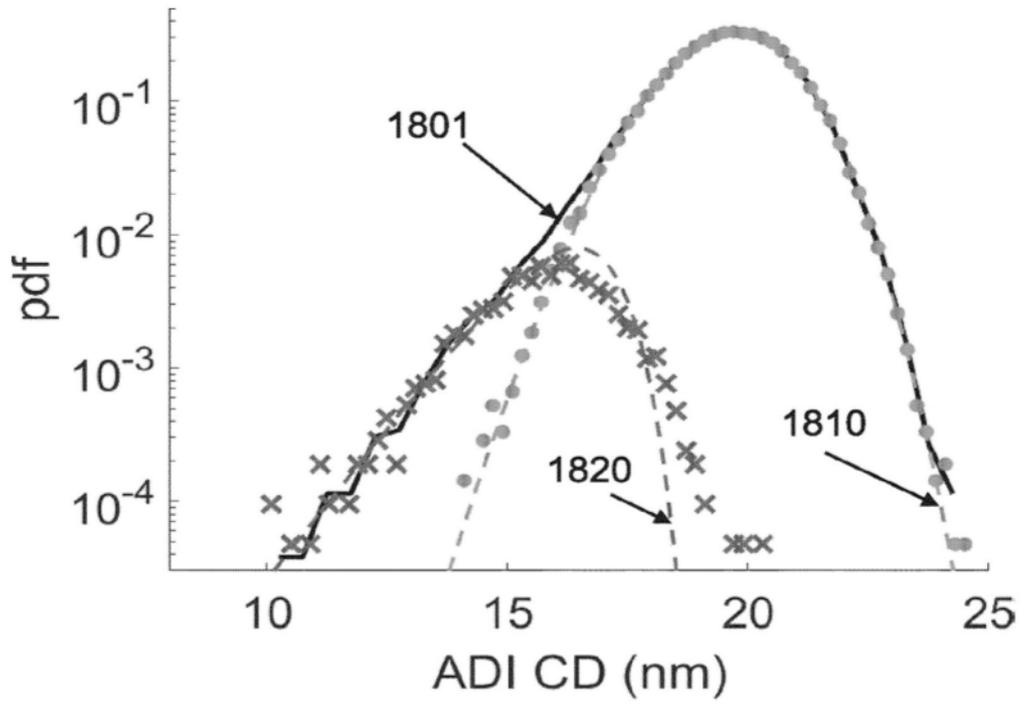


图18A

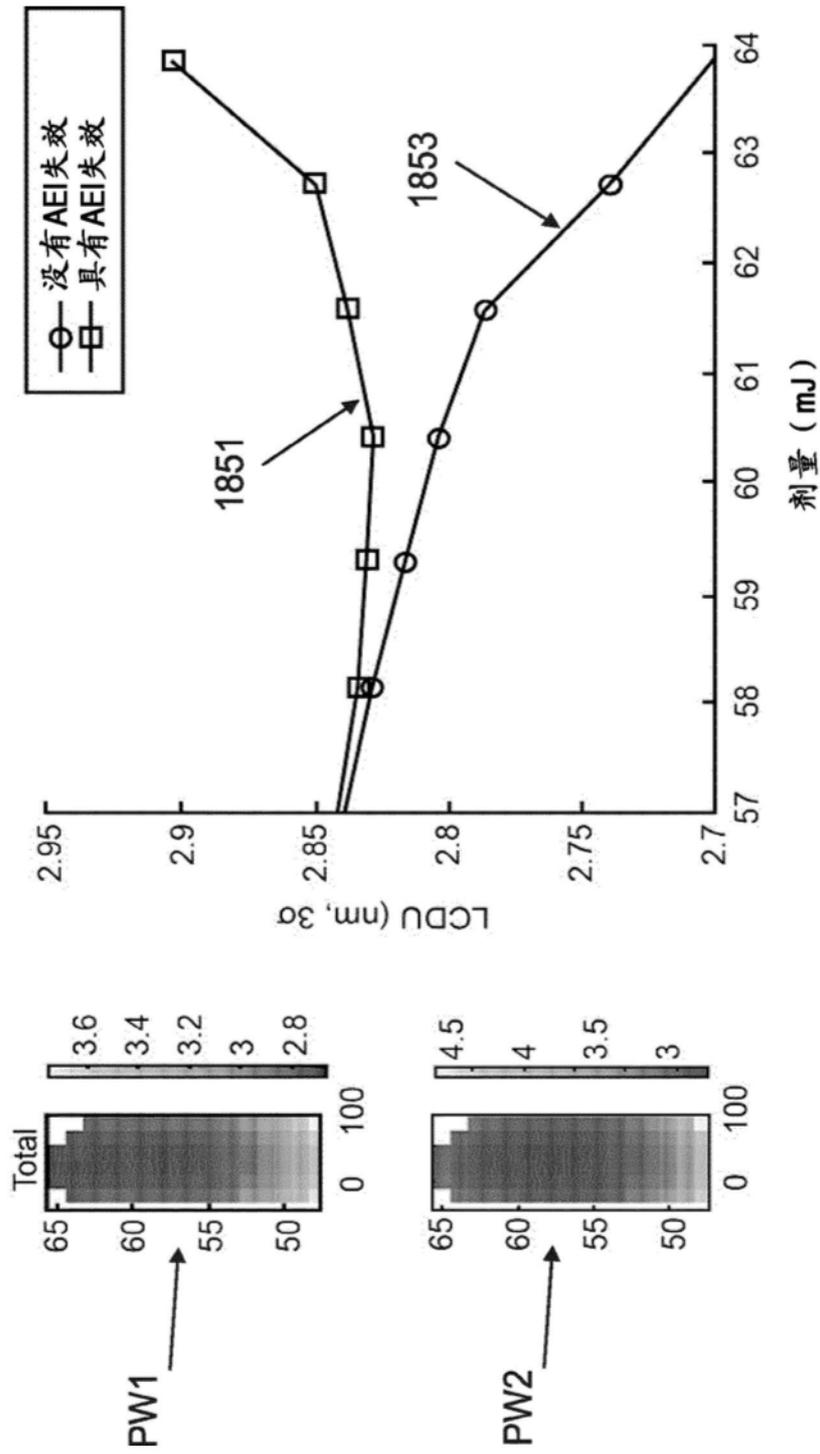


图18B

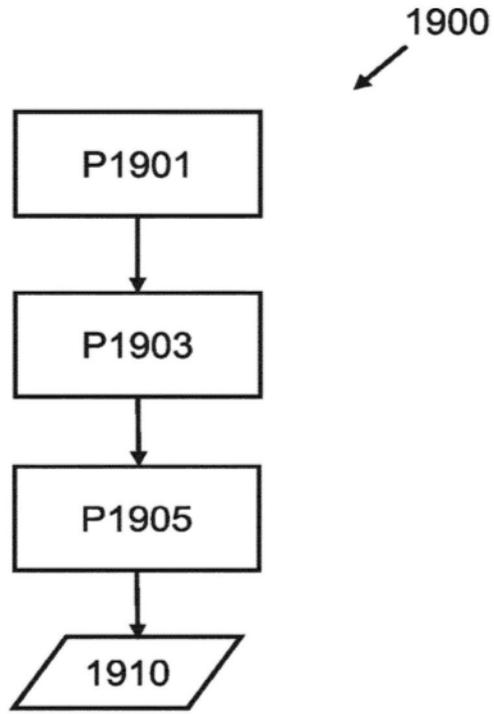


图19

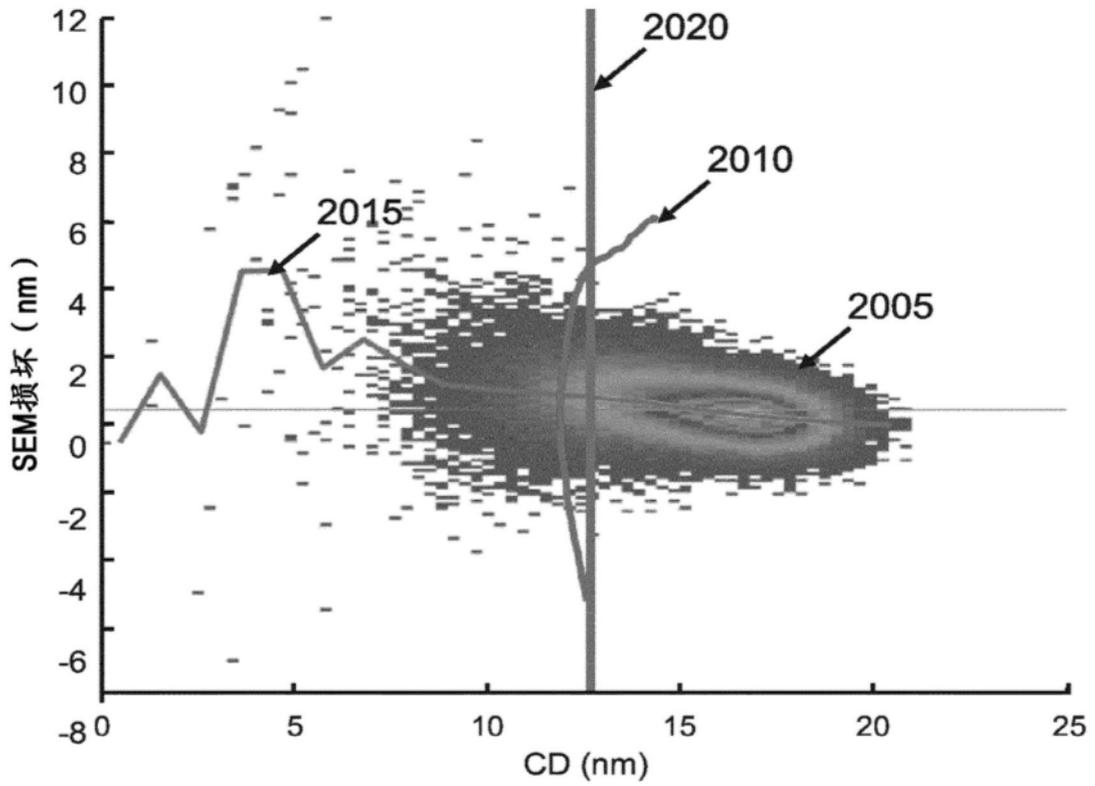


图20

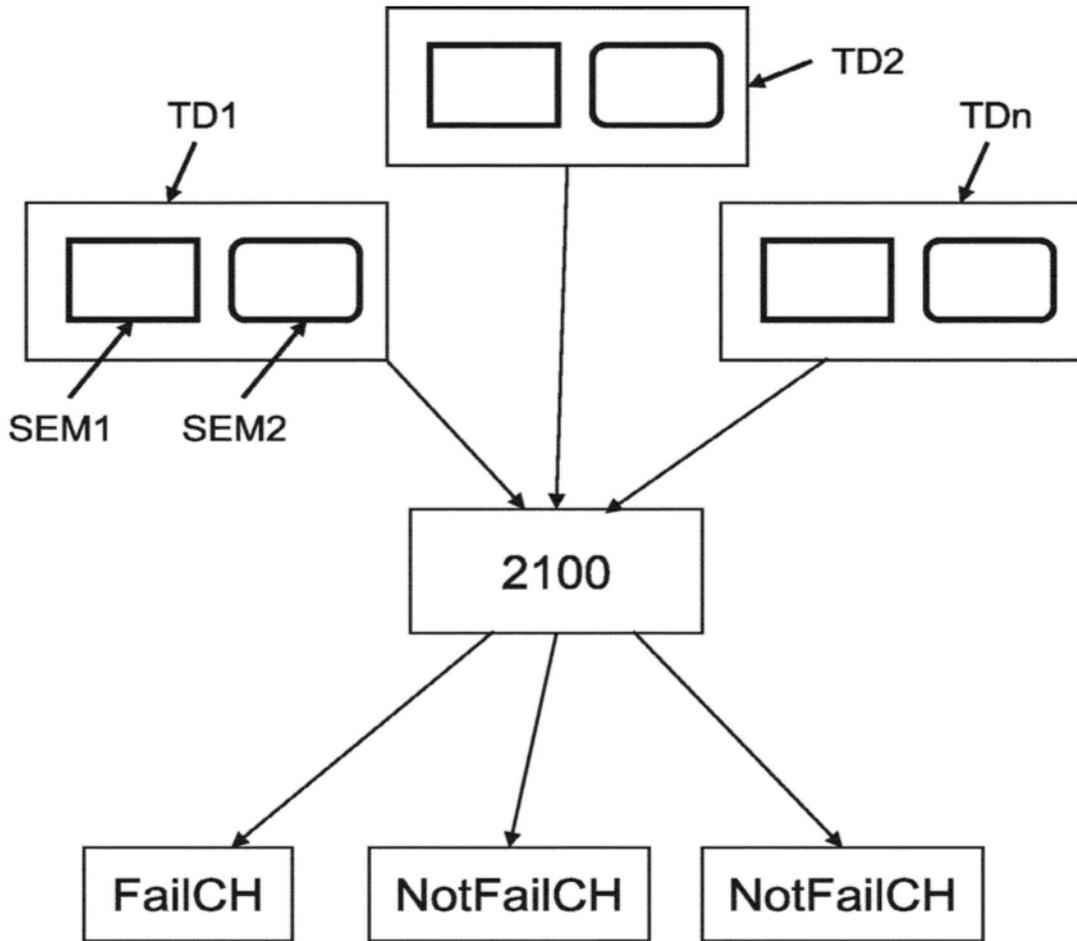


图21

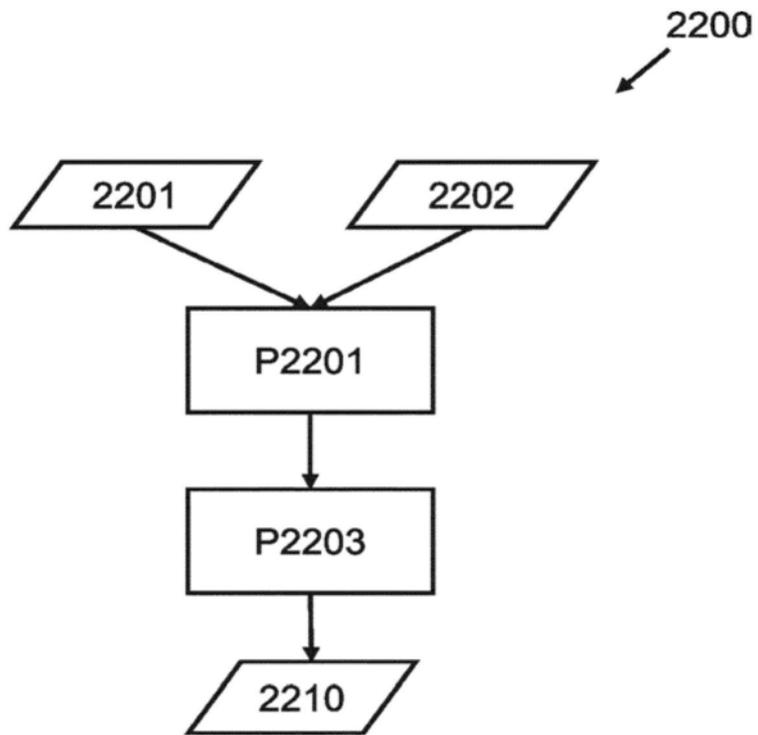


图22

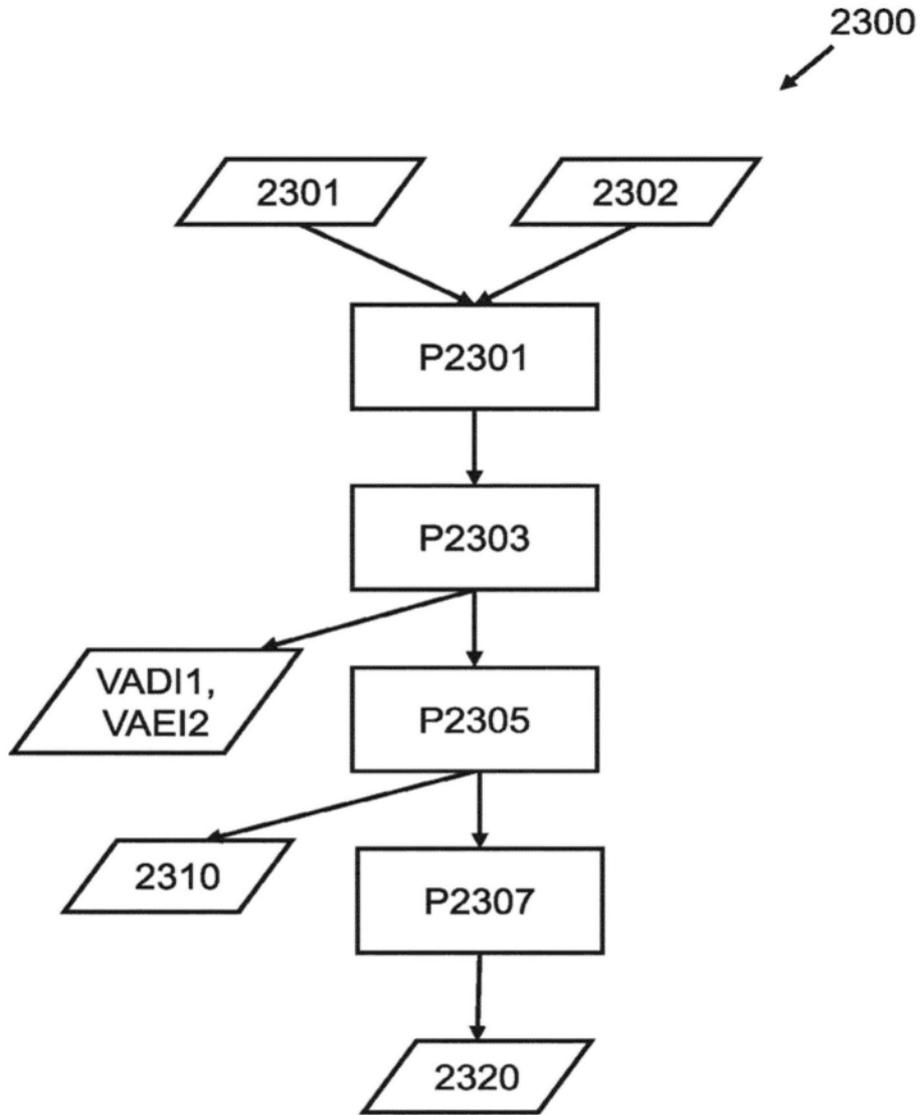


图23A

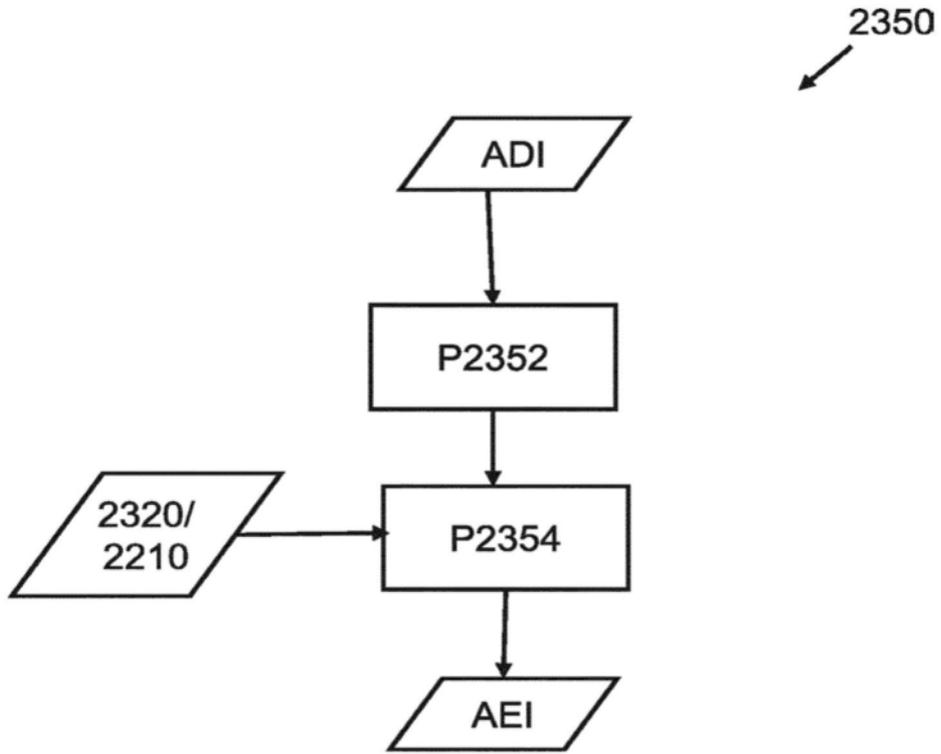


图23B

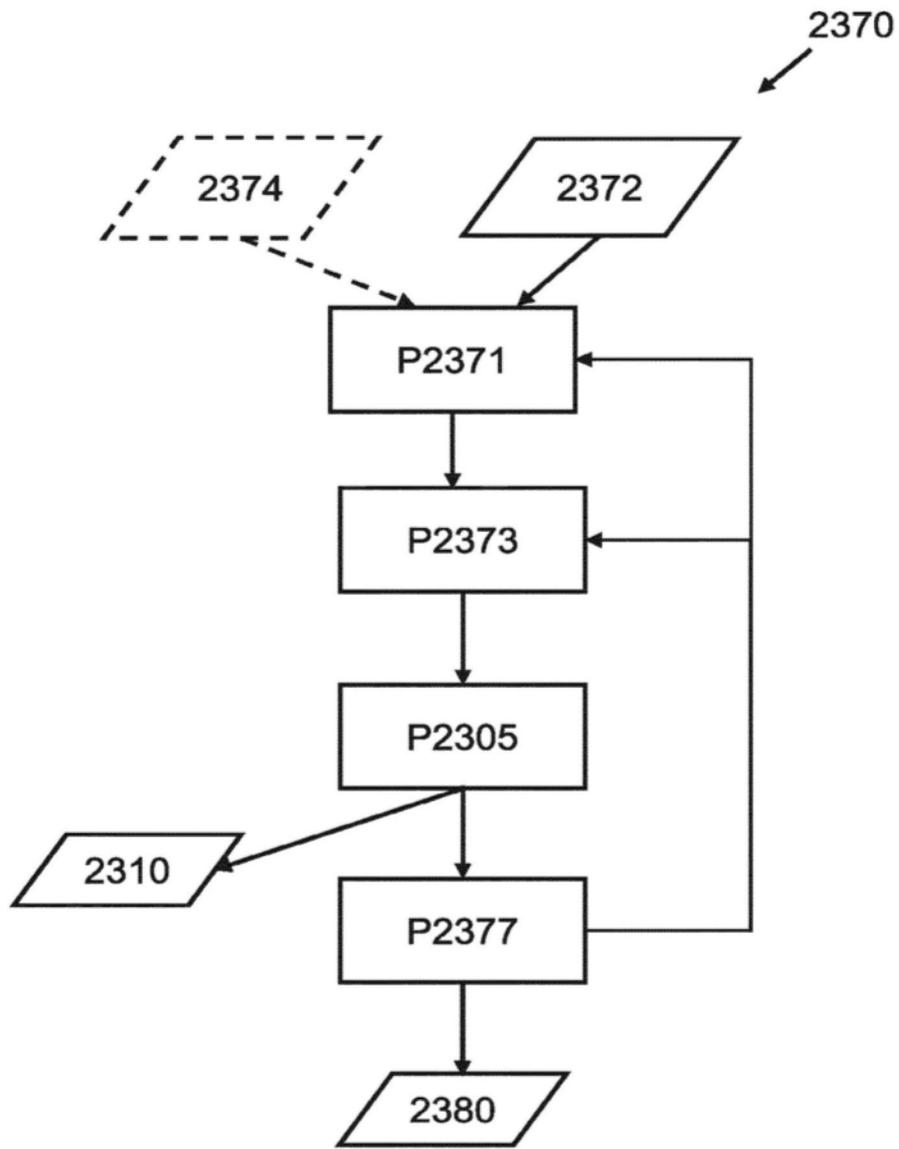


图23C

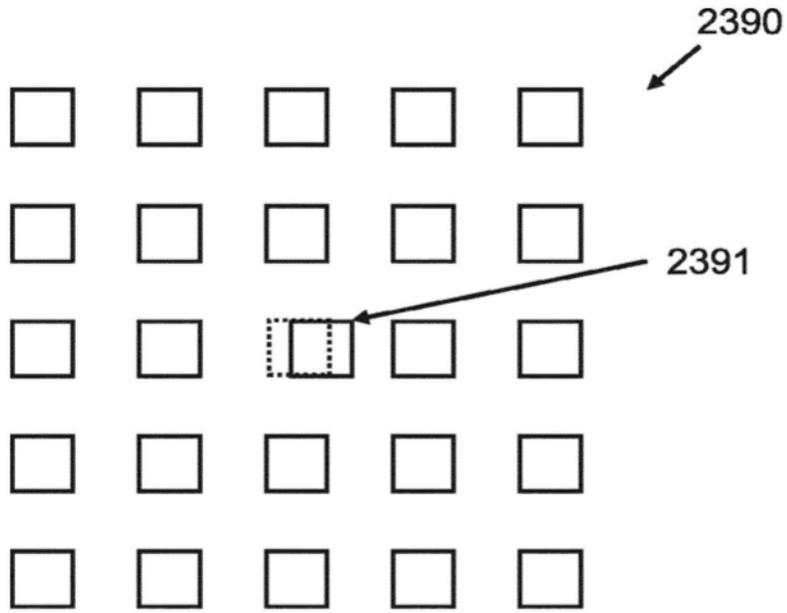


图23D

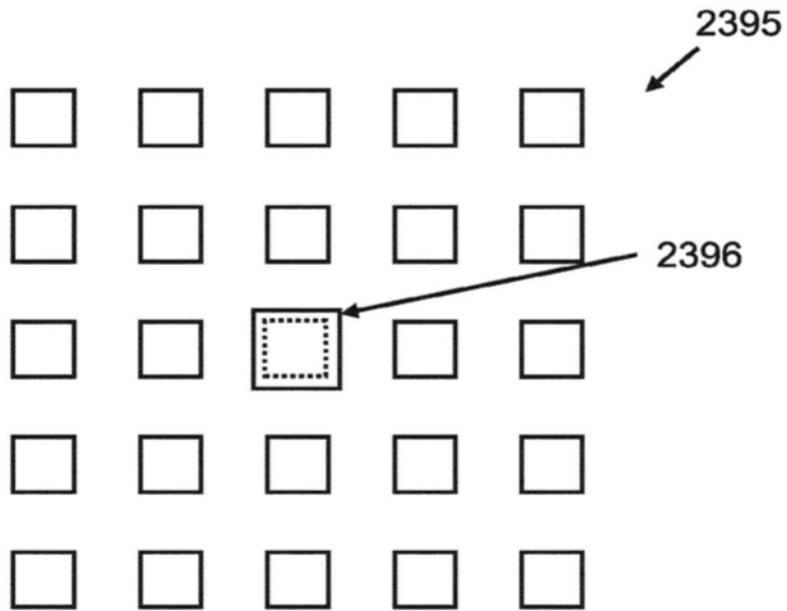


图23E

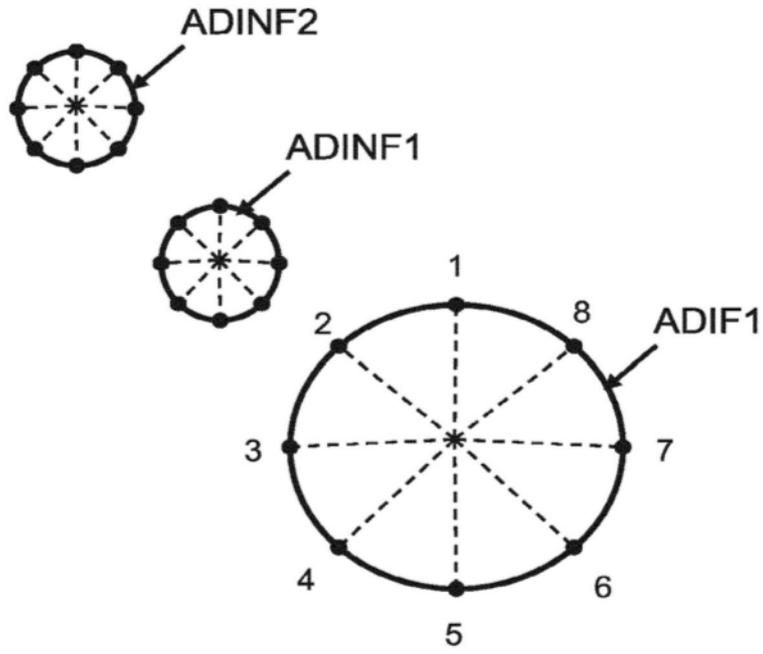


图24A

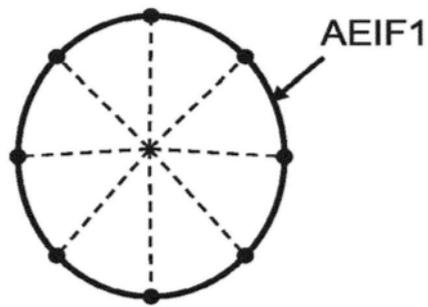


图24B

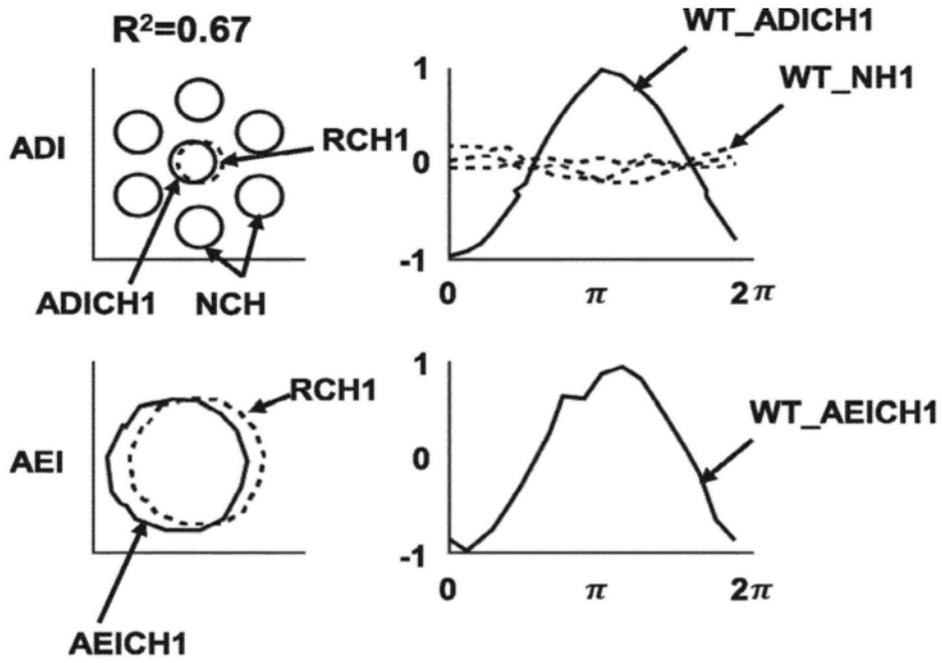


图25A

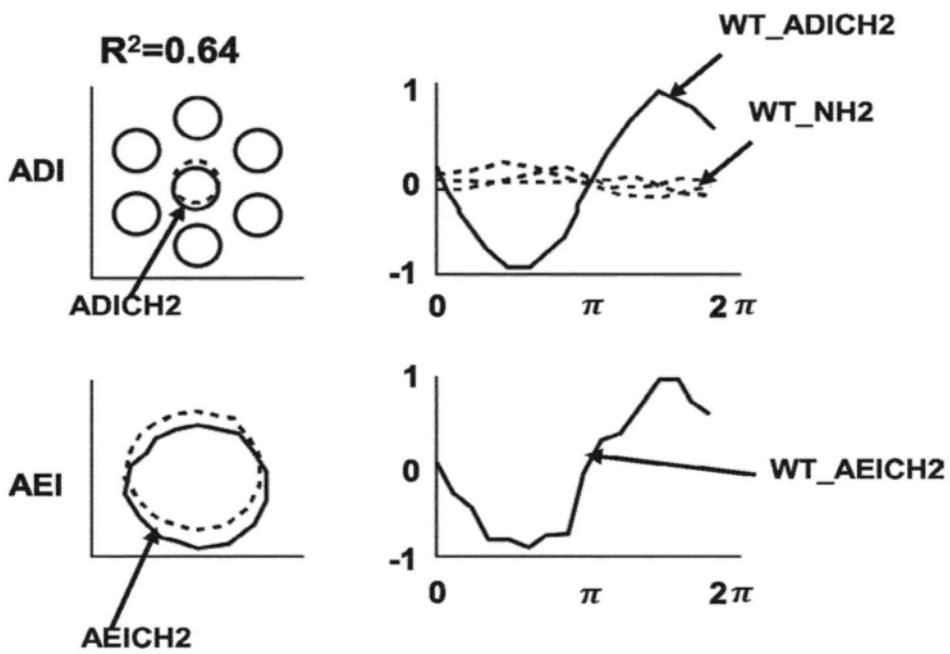


图25B

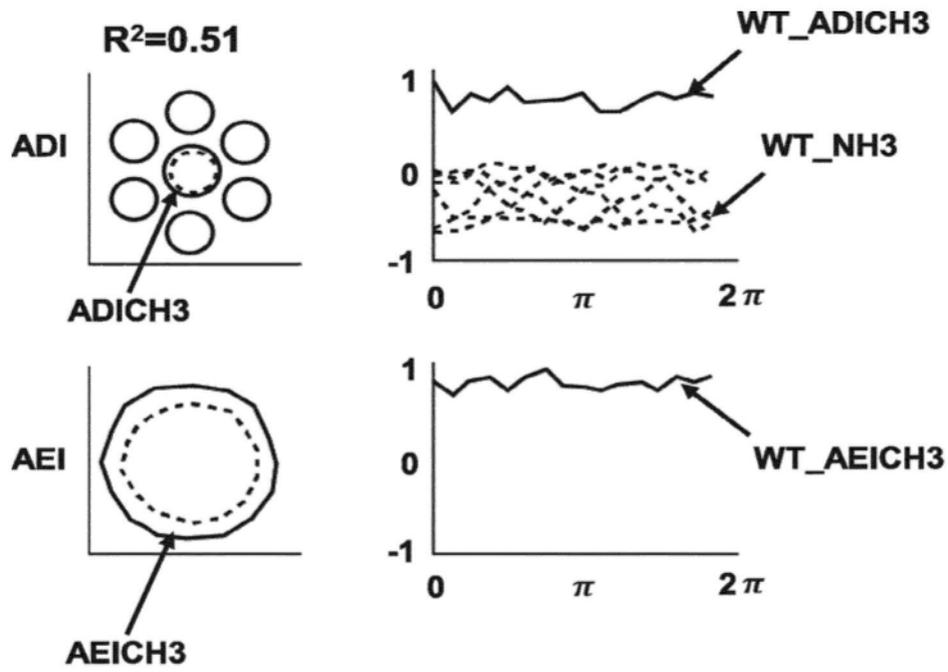


图25C

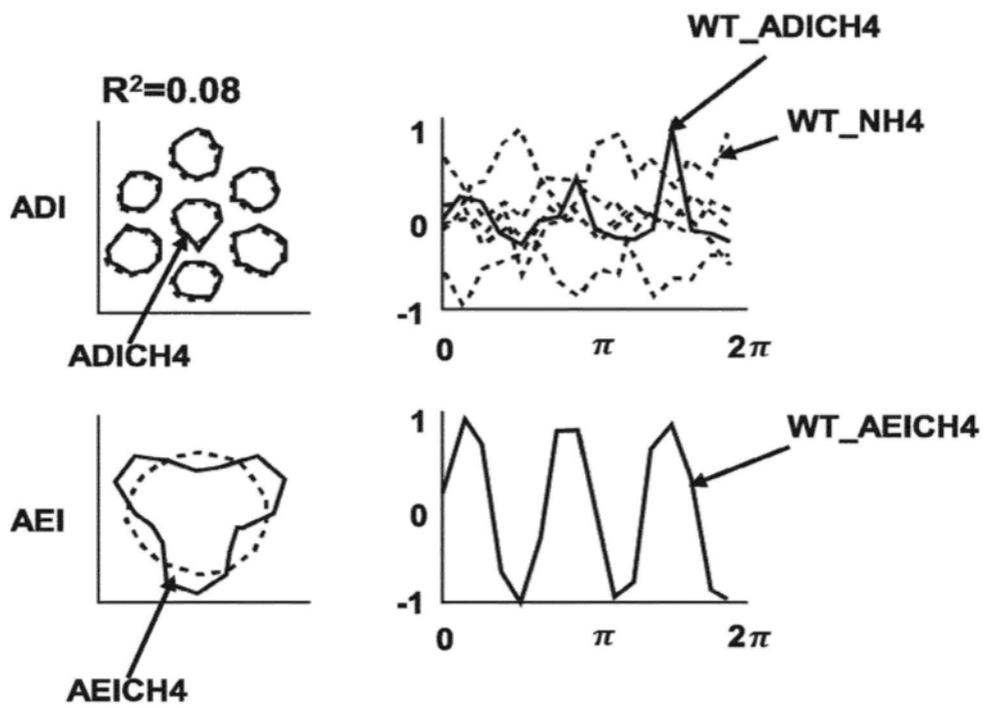


图25D

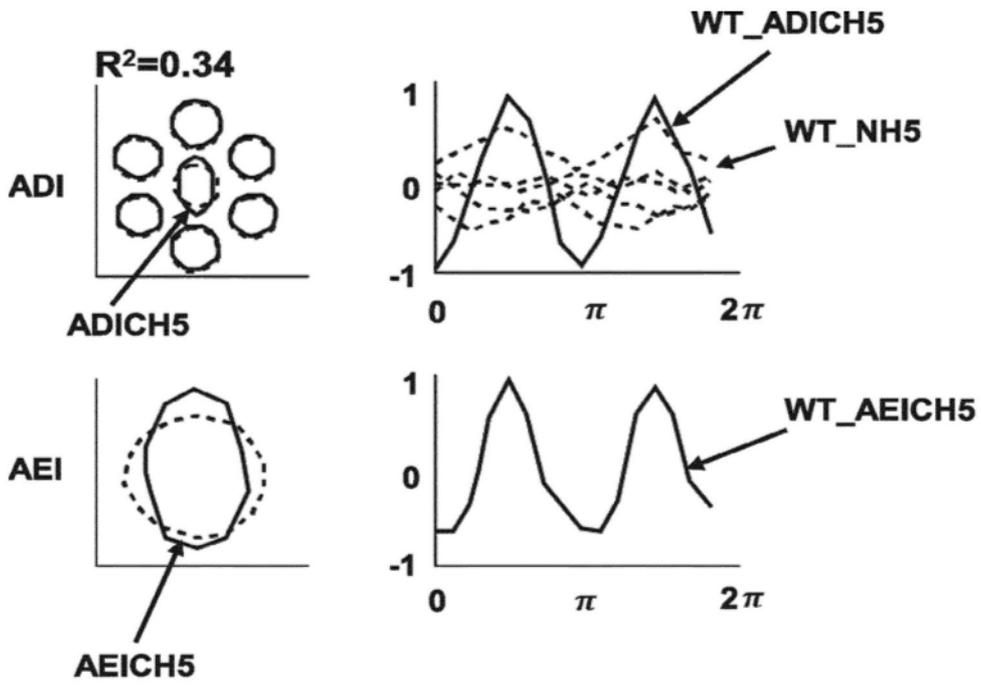


图25E

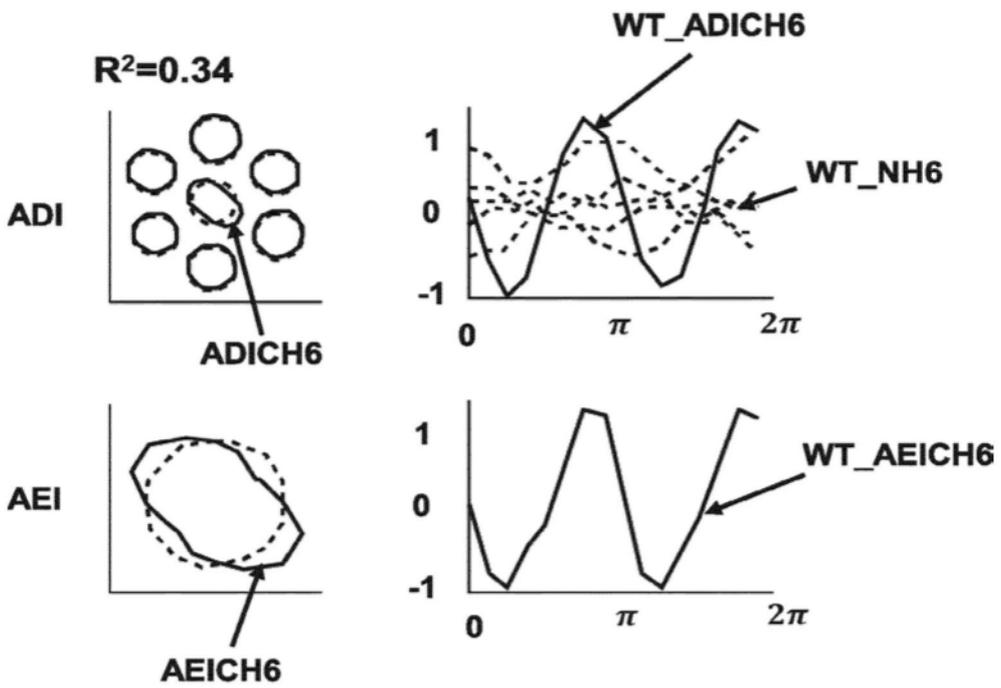


图25F

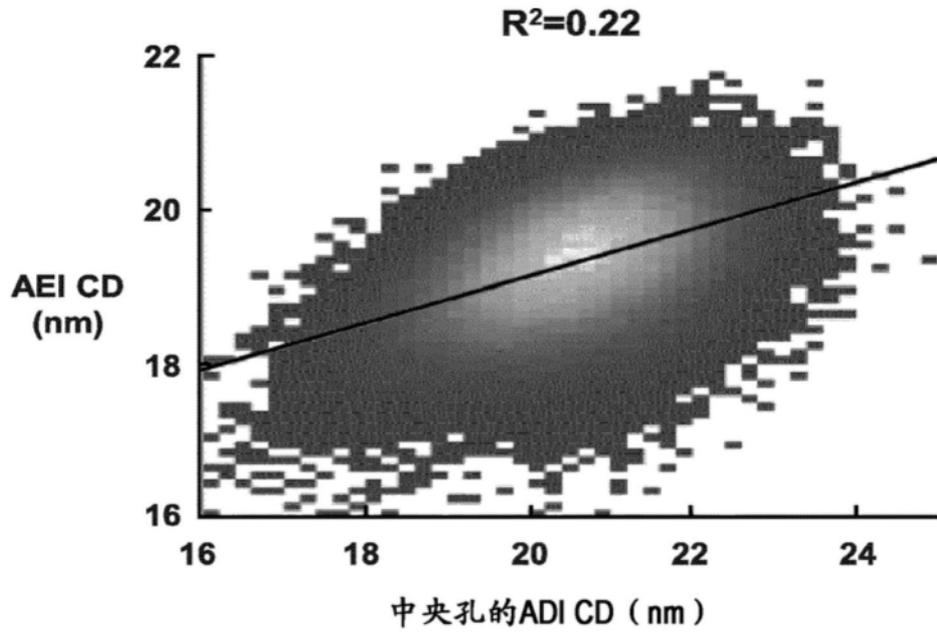


图26A

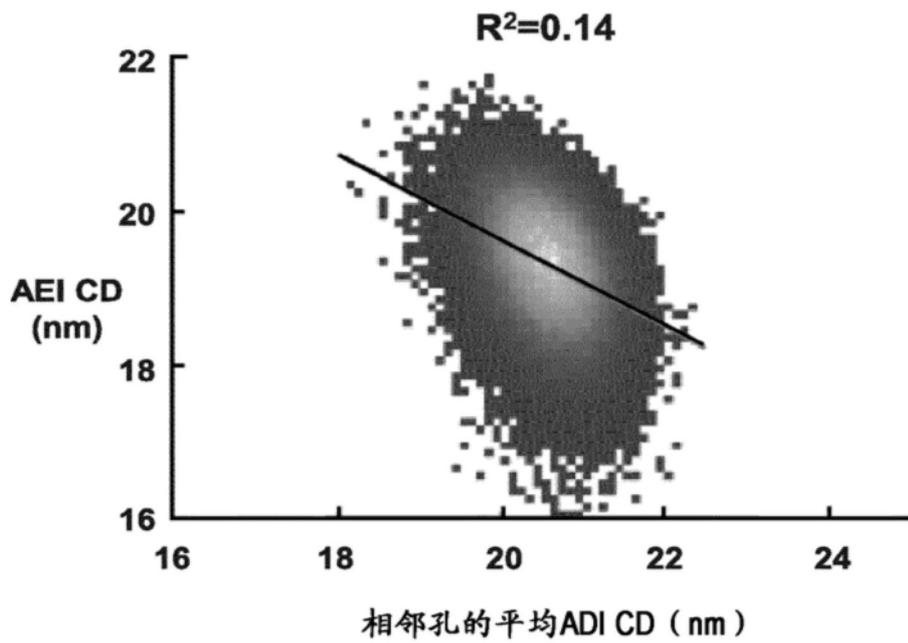


图26B

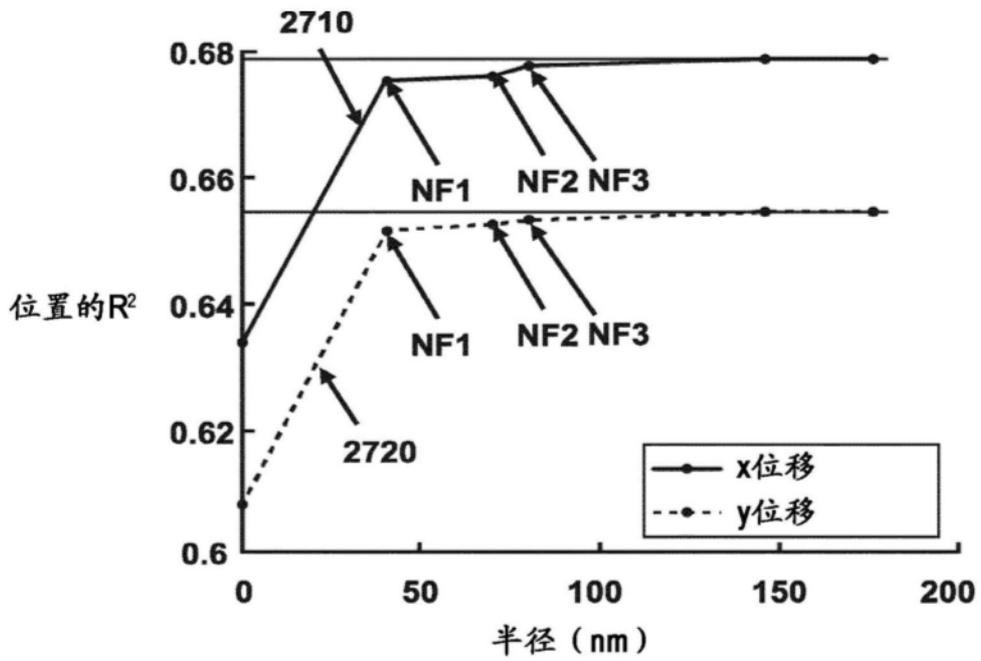


图27A

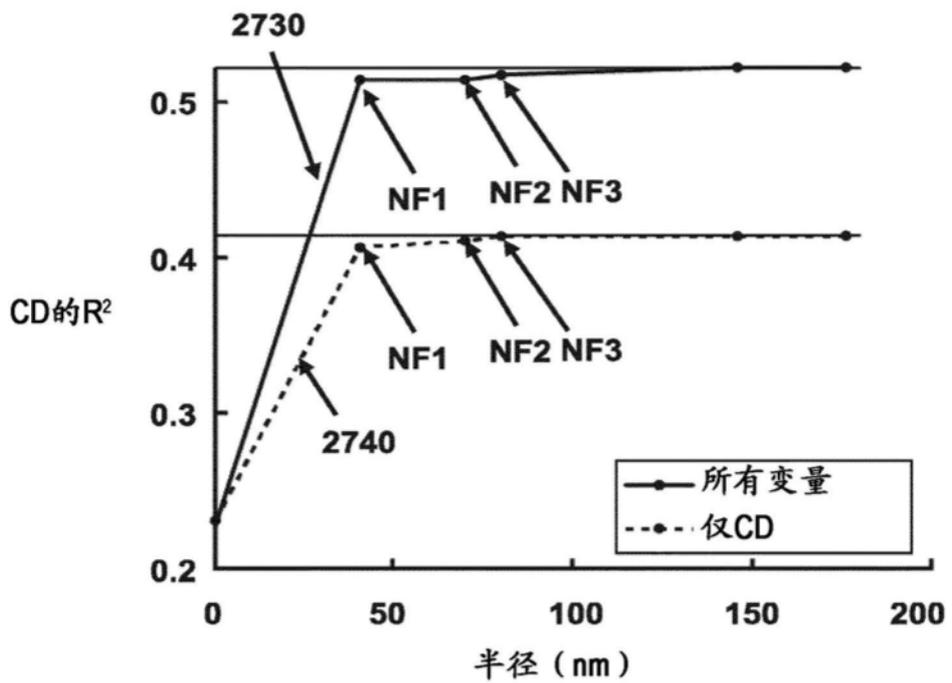


图27B

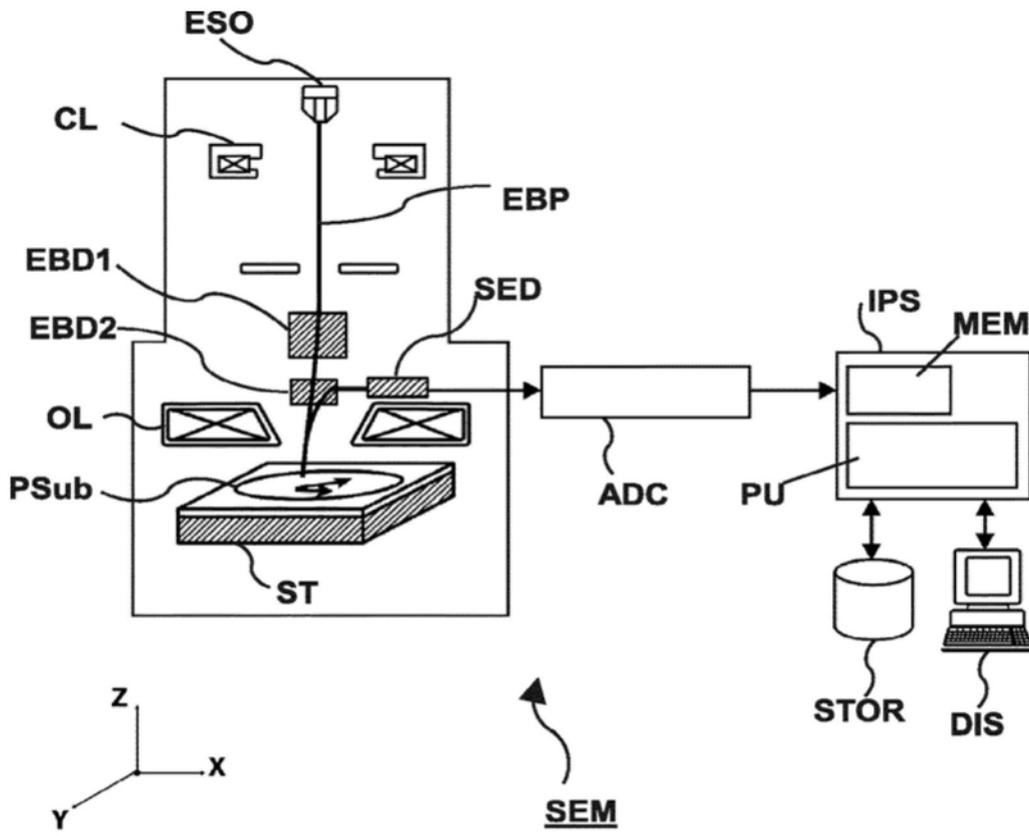


图28

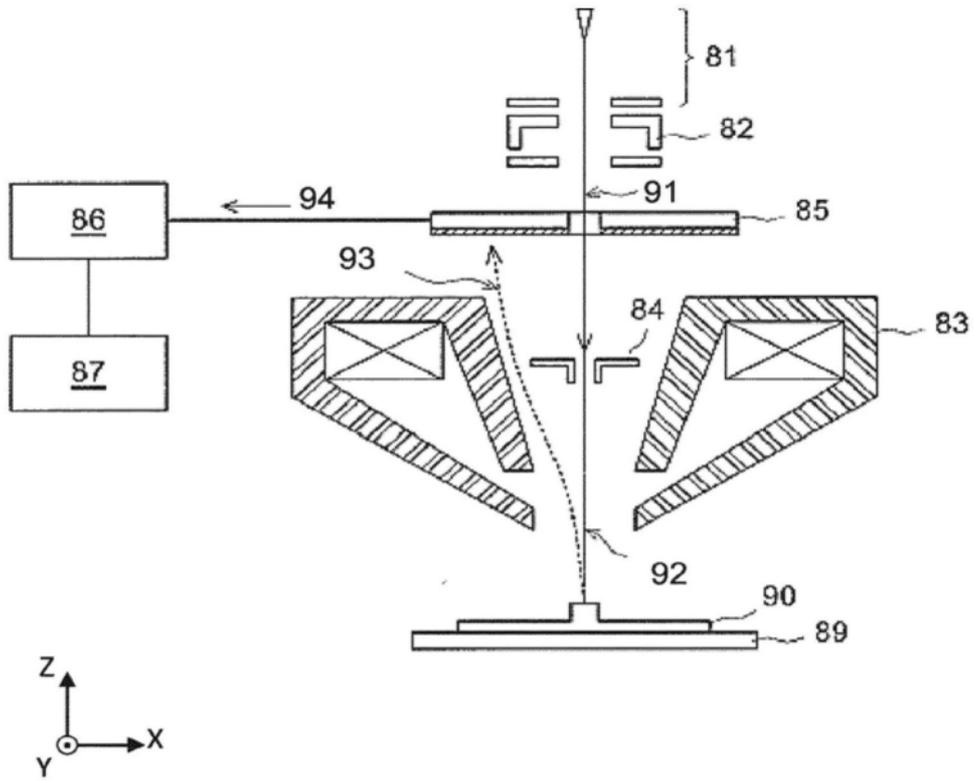


图29

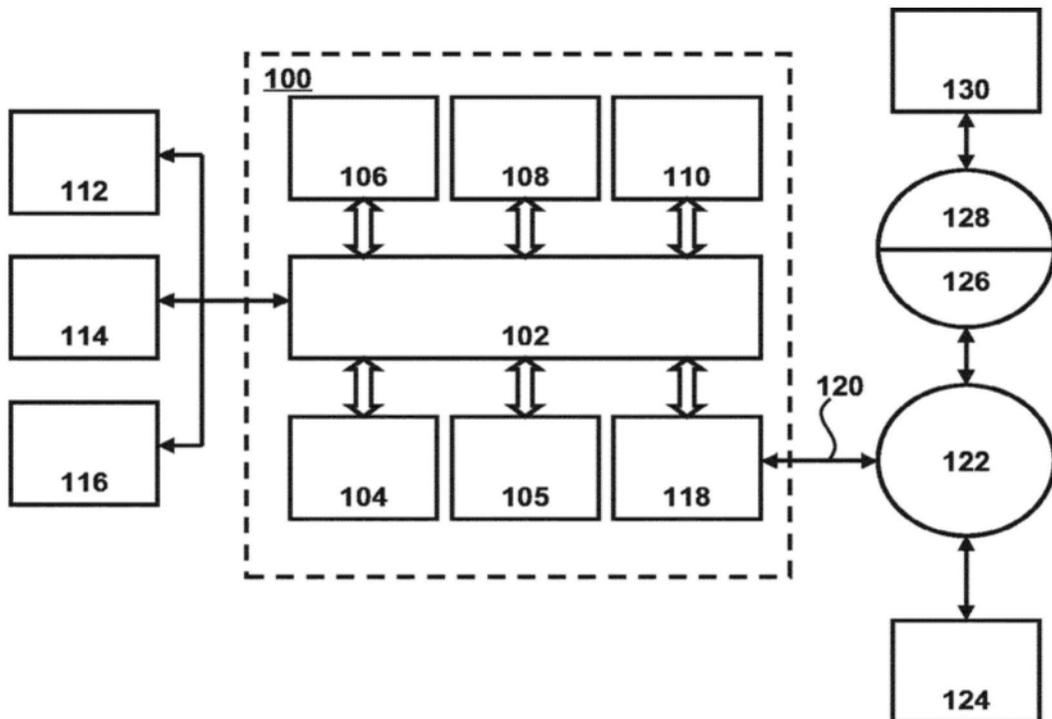


图30

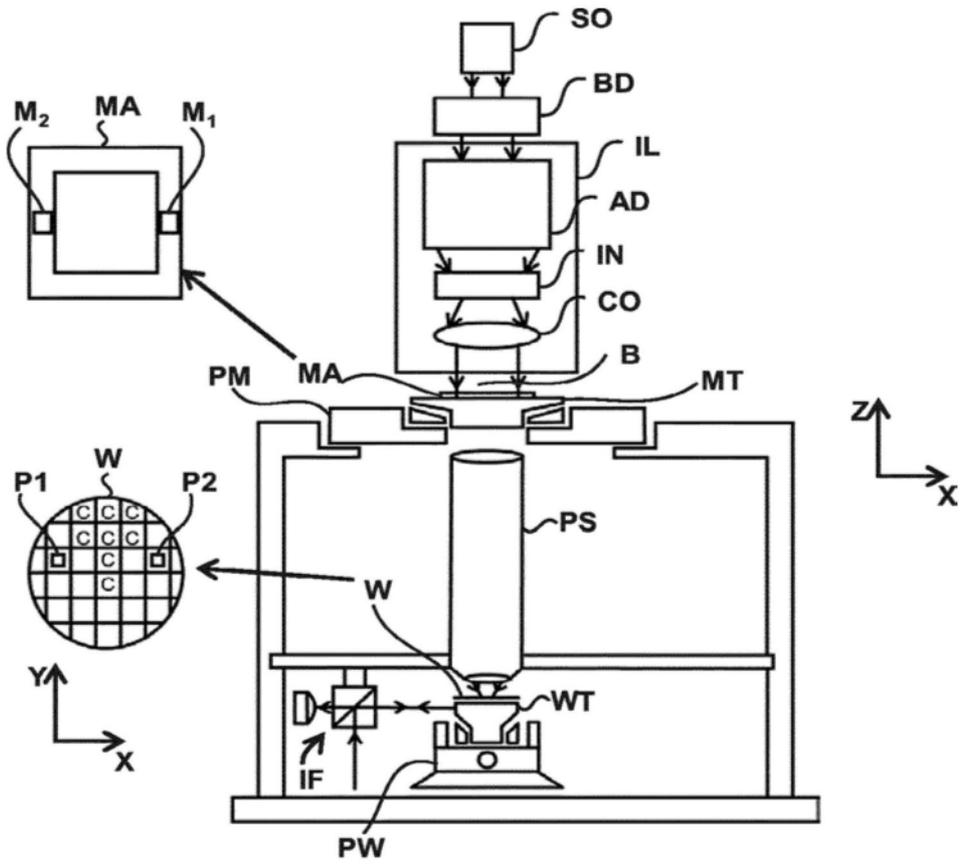


图31

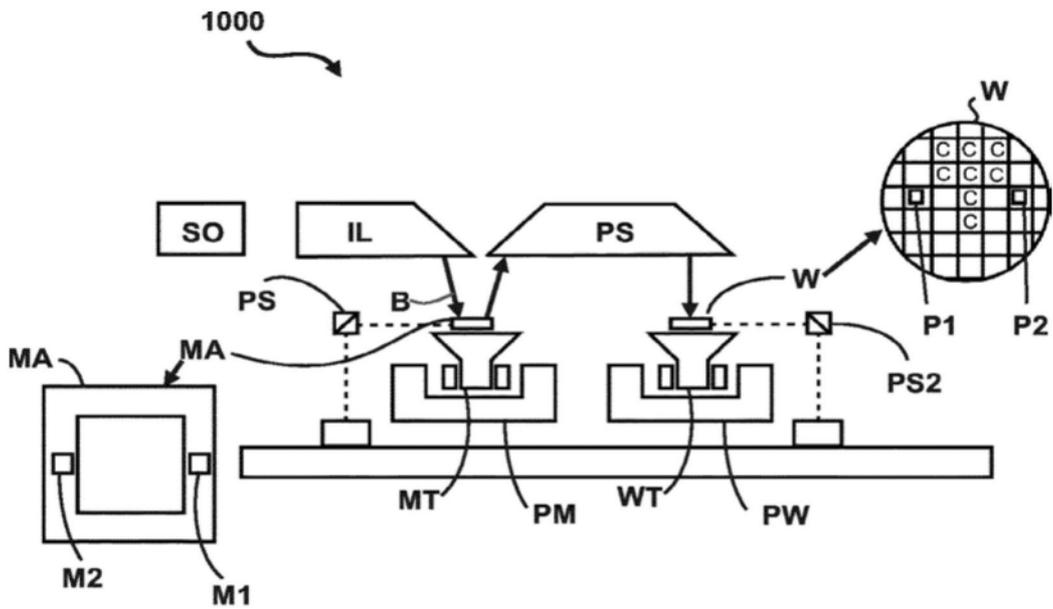


图32

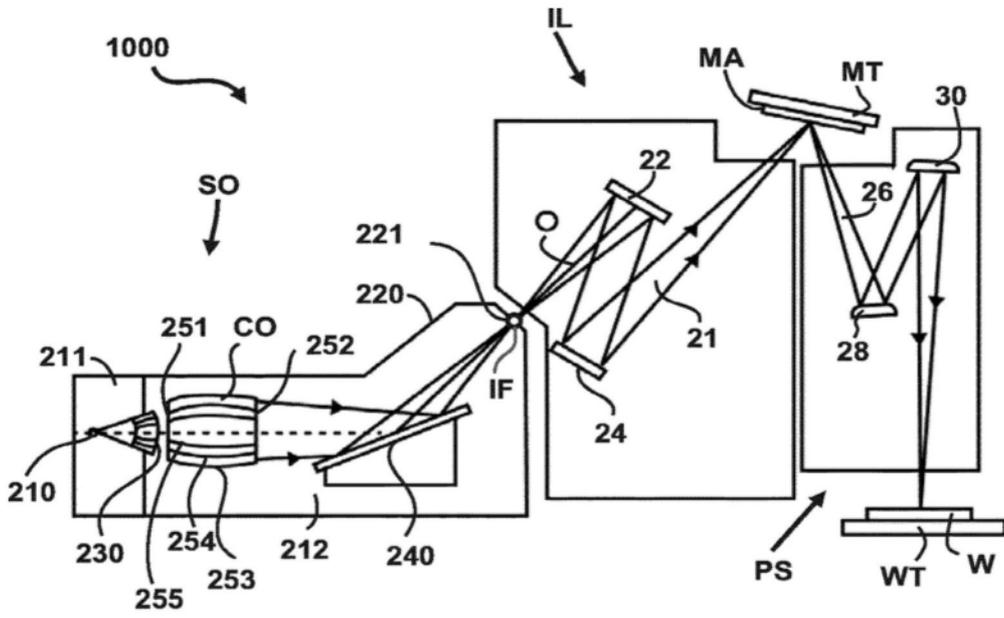


图33

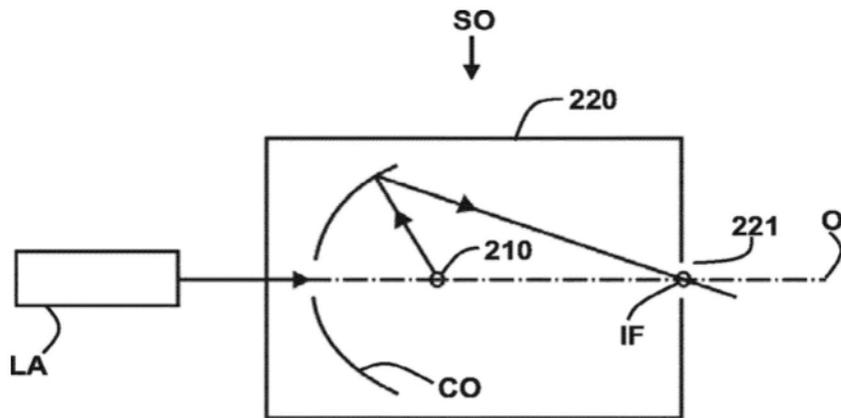


图34