



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 108475351 B

(45) 授权公告日 2022.10.04

(21) 申请号 201680075625.1

B·达菲

(22) 申请日 2016.12.30

(74) 专利代理机构 北京律盟知识产权代理有限公司 11287

(65) 同一申请的已公布的文献号

专利代理人 张世俊

申请公布号 CN 108475351 A

(43) 申请公布日 2018.08.31

(51) Int.CI.

(30) 优先权数据

G06T 7/00 (2017.01)

62/273,985 2015.12.31 US

H01L 21/66 (2006.01)

15/394,792 2016.12.29 US

G06N 3/04 (2006.01)

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

G06N 3/08 (2006.01)

2018.06.22

G06K 9/62 (2022.01)

(86) PCT国际申请的申请数据

G01N 21/95 (2006.01)

PCT/US2016/069580 2016.12.30

G03F 7/20 (2006.01)

(87) PCT国际申请的公布数据

(56) 对比文件

W02017/117568 EN 2017.07.06

US 2013282340 A1, 2013.10.24

(73) 专利权人 科磊股份有限公司

US 2008255786 A1, 2008.10.16

地址 美国加利福尼亚州

US 2008072207 A1, 2008.03.20

(72) 发明人 K·巴哈斯卡尔 L·卡尔森迪

CN 111819583 A, 2020.10.23

S·A·永 M·马哈德凡 张晶

US 2015046121 A1, 2015.02.12

审查员 唐丹颖

权利要求书4页 说明书20页 附图3页

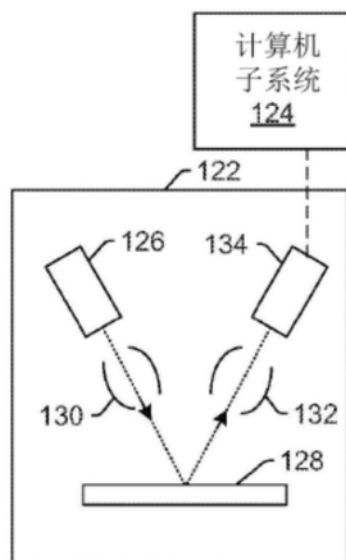
(54) 发明名称

用于训练基于机器学习的模型的系统和计算机实施方法

(57) 摘要

本发明提供用于半导体应用的基于机器学习的模型的加速训练的方法及系统。一种用于训练基于机器学习的模型的方法包含获取在其上执行工艺的样品的非标称例子的信息。所述基于机器学习的模型经配置以针对所述样品执行模拟。仅使用额外样品的标称例子的信息训练所述基于机器学习的模型。所述方法还包含使用所述样品的所述非标称例子的所述信息重新训练所述基于机器学习的模型，借此执行所述样品的所述非标称例子的所述信息到所述基于机器学习的模型的转移学习。

CN



1. 一种经配置以训练基于机器学习的模型的系统,其包括:
一或多个计算机子系统;及
一或多个组件,其由所述一或多个计算机子系统执行,其中所述一或多个组件包括:
基于机器学习的模型,其经配置以针对样品执行一或多个模拟,其中所述基于机器学习的模型仅使用所述样品的一或多者的标称例子的信息进行训练;
其中所述一或多个计算机子系统经配置以:
获取在其上执行工艺的所述样品的一或多者的非标称例子的信息;且
使用所述样品的所述一或多者的所述非标称例子的所述信息重新训练所述基于机器学习的模型,借此执行所述样品的所述一或多者的所述非标称例子的所述信息到所述基于机器学习的模型的转移学习。
2. 根据权利要求1所述的系统,其中执行所述一或多个模拟包括针对所述样品中的一者产生一或多个模拟图像,且其中所述一或多个模拟图像说明所述样品中的所述一者如何出现在由成像系统产生的所述样品中的所述一者的一或多个实际图像中。
3. 根据权利要求2所述的系统,其中所述成像系统是基于光学的成像系统。
4. 根据权利要求2所述的系统,其中所述成像系统是基于电子束的成像系统。
5. 根据权利要求1所述的系统,其中执行所述一或多个模拟包括针对所述样品中的一者产生一或多个模拟测量,且其中所述一或多个模拟测量表示由计量系统针对所述样品中的所述一者产生的输出。
6. 根据权利要求1所述的系统,其中所述非标称例子包括在所述一或多个样品上的缺陷的例子。
7. 根据权利要求1所述的系统,其中所述非标称例子包括在所述一或多个样品上的缺陷的例子,且其中所述一或多个样品包括在其上使用所述工艺的一或多个参数的两个或两个以上不同值执行所述工艺的一或多个实际样品。
8. 根据权利要求7所述的系统,其中所述工艺是在工艺窗合格性鉴定方法中使用所述工艺的所述一或多个参数的所述两个或两个以上不同值执行。
9. 根据权利要求7所述的系统,其中所述工艺是在经设计用于重叠边限确定的工艺窗合格性鉴定方法中使用所述工艺的所述一或多个参数的所述两个或两个以上不同值执行。
10. 根据权利要求7所述的系统,其中所述工艺是在焦点曝光矩阵方法中使用所述工艺的所述一或多个参数的所述两个或两个以上不同值执行。
11. 根据权利要求1所述的系统,其中所述经获取信息是从由电子设计自动化工具产生的所述一或多个样品的合成设计数据产生。
12. 根据权利要求1所述的系统,其中所述非标称例子包括在所述一或多个样品上的缺陷的例子,且其中所述缺陷包括通过更改所述一或多个样品的设计以在所述设计中产生合成缺陷而产生的一或多个合成缺陷。
13. 根据权利要求12所述的系统,其中所述一或多个组件进一步包括经配置以更改所述设计以在所述设计中产生所述合成缺陷的起始模块。
14. 根据权利要求1所述的系统,其中所述非标称例子包括在所述一或多个样品上的缺陷的例子,其中所述缺陷包括通过更改所述一或多个样品的设计以在所述设计中产生合成缺陷而产生的一或多个合成缺陷,且其中所述非标称例子的所述信息包括由成像或计量系

统针对在其上印刷所述合成缺陷的所述一或多个样品产生的输出。

15. 根据权利要求1所述的系统,其中所述非标称例子包括在所述一或多个样品上的缺陷的例子,其中所述缺陷包括通过更改所述一或多个样品的设计以在所述设计中产生合成缺陷而产生的一或多个合成缺陷,其中所述非标称例子的所述信息包括另一模型的输出,且其中所述另一模型的所述输出表示在其上印刷所述合成缺陷的所述一或多个样品。

16. 根据权利要求1所述的系统,其中所述非标称例子包括在所述一或多个样品上的缺陷的例子,其中所述缺陷包括通过更改所述一或多个样品的设计以在所述设计中产生合成缺陷而产生的一或多个合成缺陷,其中所述非标称例子的所述信息包括另一模型的输出,且其中所述另一模型的所述输出说明在其上印刷所述合成缺陷的所述一或多个样品如何出现在由成像系统产生的所述样品的一或多个实际图像中。

17. 根据权利要求1所述的系统,其中所述非标称例子包括在所述一或多个样品上的缺陷的例子,其中所述缺陷包括通过更改所述一或多个样品的设计以在所述设计中产生合成缺陷而产生的一或多个合成缺陷,其中所述非标称例子的所述信息包括另一模型的输出,且其中所述另一模型的所述输出表示由计量系统针对在其上印刷所述合成缺陷的所述一或多个样品产生的输出。

18. 根据权利要求1所述的系统,其中所述非标称例子包括在所述一或多个样品上的缺陷的例子,其中所述缺陷包括通过更改所述一或多个样品的设计以在所述设计中产生合成缺陷而产生的一或多个合成缺陷,其中所述非标称例子的所述信息包括另一模型的输出,其中所述另一模型的所述输出表示由另一系统针对在其上印刷所述合成缺陷的所述一或多个样品产生的输出,且其中所述另一模型是深度生成模型。

19. 根据权利要求1所述的系统,其中所述非标称例子包括在所述一或多个样品上的缺陷的例子,其中所述缺陷包括通过更改所述一或多个样品的设计以在所述设计中产生合成缺陷而产生的一或多个合成缺陷,且其中所述非标称例子的所述信息包括经更改设计。

20. 根据权利要求1所述的系统,其中所述一或多个组件进一步包括经配置以产生所述一或多个样品的所述标称例子的所述信息的深度生成模型。

21. 根据权利要求1所述的系统,其中所述一或多个样品的所述标称例子包括自然场景图像。

22. 根据权利要求1所述的系统,其中所述一或多个样品的所述标称例子包括一个以上类型的数据。

23. 根据权利要求1所述的系统,其中所述基于机器学习的模型是鉴别模型。

24. 根据权利要求1所述的系统,其中所述基于机器学习的模型是神经网络。

25. 根据权利要求1所述的系统,其中所述基于机器学习的模型是卷积及反卷积神经网络。

26. 根据权利要求1所述的系统,其中所述一或多个组件进一步包括一或多个额外组件,其中所述重新训练是使用所述一或多个额外组件执行,且其中所述一或多个额外组件包括针对所述样品上的全部层的共同母网络、针对所述样品上的全部层的大型共同母网络、对抗网络、深度对抗生成网络、对抗自动编码器、贝氏神经网络、经配置用于变分贝氏方法的组件、梯形网络或其某一组合。

27. 根据权利要求1所述的系统,其中所述重新训练包括转移所述经训练的基于机器学

习的方法的卷积层的全部权重及微调所述经训练的基于机器学习的方法的完全连接层的权重。

28. 根据权利要求1所述的系统,其进一步包括经配置以产生所述样品的电子束图像的基于电子束的成像子系统,其中所述一或多个计算机子系统进一步经配置以从所述基于电子束的成像子系统接收所述电子束图像。

29. 根据权利要求1所述的系统,其进一步包括经配置以产生所述样品的光学图像的基于光学的成像子系统,其中所述一或多个计算机子系统进一步经配置以从所述基于光学的成像子系统接收所述光学图像。

30. 根据权利要求1所述的系统,其进一步包括经配置以针对所述样品产生输出的检验子系统,其中所述一或多个计算机子系统进一步经配置以从所述检验子系统接收所述输出且基于所述输出检测所述样品上的缺陷。

31. 根据权利要求1所述的系统,其进一步包括经配置以针对在所述样品上检测的缺陷产生输出的缺陷复检子系统,其中所述一或多个计算机子系统进一步经配置以从所述缺陷复检子系统接收所述输出且基于所述输出确定在所述样品上检测的所述缺陷的性质。

32. 根据权利要求1所述的系统,其进一步包括经配置以针对所述样品产生输出的计量子系统,其中所述一或多个计算机子系统进一步经配置以从所述计量子系统接收所述输出且基于所述输出确定所述样品的性质。

33. 根据权利要求1所述的系统,其进一步包括经配置以在所述样品上执行一或多个制造工艺的半导体制造子系统。

34. 根据权利要求1所述的系统,其中所述样品包括晶片。

35. 根据权利要求1所述的系统,其中所述样品包括光罩。

36. 一种存储程序指令的非暂时性计算机可读媒体,所述程序指令可在一或多个计算机系统上执行以执行用于训练基于机器学习的模型的计算机实施方法,其中所述计算机实施方法包括:

获取在其上执行工艺的一或多个样品的非标称例子的信息,其中基于机器学习的模型经配置以针对所述样品执行一或多个模拟,且其中所述基于机器学习的模型仅使用一或多个额外样品的标称例子的信息进行训练;及

使用所述一或多个样品的所述非标称例子的所述信息重新训练所述基于机器学习的模型,借此执行所述一或多个样品的所述非标称例子的所述信息到所述基于机器学习的模型的转移学习,其中所述获取及所述重新训练由所述一或多个计算机系统执行,其中一或多个组件由所述一或多个计算机系统执行,且其中所述一或多个组件包括所述基于机器学习的模型。

37. 一种用于训练基于机器学习的模型的计算机实施方法,其包括:

获取在其上执行工艺的一或多个样品的非标称例子的信息,其中基于机器学习的模型经配置以针对所述样品执行一或多个模拟,且其中所述基于机器学习的模型仅使用一或多个额外样品的标称例子的信息进行训练;及

使用所述一或多个样品的所述非标称例子的所述信息重新训练所述基于机器学习的模型,借此执行所述一或多个样品的所述非标称例子的所述信息到所述基于机器学习的模型的转移学习,其中所述获取及所述重新训练由一或多个计算机系统执行,其中一或多个

组件由所述一或多个计算机系统执行,且其中所述一或多个组件包括所述基于机器学习的模型。

用于训练基于机器学习的模型的系统和计算机实施方法

技术领域

[0001] 本发明大体上涉及用于半导体应用的基于机器学习的模型的加速训练的方法及系统。

背景技术

[0002] 以下描述及实例不因其包含于此段落中而被承认是现有技术。

[0003] 制造例如逻辑及存储器装置的半导体装置通常包含使用大量半导体制造工艺处理例如半导体晶片的衬底以形成半导体装置的各种特征及多个层级。举例来说，光刻是涉及将图案从光罩转印到布置于半导体晶片上的抗蚀剂的半导体制造工艺。半导体制造工艺的额外实例包含(但不限于)化学机械抛光(CMP)、蚀刻、沉积及离子植入。多个半导体装置可以某一布置制造于单个半导体晶片上且接着被分成个别半导体装置。

[0004] 在半导体制造工艺期间的各个步骤使用检验过程以检测晶片上的缺陷，以驱动制造过程中的更高良率及因此更高利润。检验始终是制造半导体装置的重要部分。然而，随着半导体装置的尺寸减小，检验对于可接受半导体装置的成功制造变得更为重要，这是因为较小缺陷可引起装置故障。

[0005] 缺陷复检通常涉及重新检测本身由检验过程检测的缺陷及使用高放大倍率光学系统或扫描电子显微镜(SEM)而以较高分辨率产生关于缺陷的额外信息。因此，在晶片上的已通过检验在其处检测到缺陷的离散位置处执行缺陷复检。由缺陷复检产生的缺陷的较高分辨率数据更适合于确定缺陷的属性，例如轮廓、粗糙度、更精确大小信息等。

[0006] 在半导体制造工艺期间的各个步骤还使用计量过程以监测且控制工艺。计量过程与检验过程不同之处在于：不同于其中在晶片上检测缺陷的检验过程，计量过程用于测量使用当前使用的检验工具无法确定的晶片的一或多个特性。举例来说，计量过程用于测量晶片的一或多个特性(例如在一个工艺期间形成于晶片上的特征的尺寸(例如，线宽、厚度等))使得可从一或多个特性确定工艺的性能。另外，如果晶片的一或多个特性是不可接受的(例如，在所述特性的预定范围之外)，那么可使用晶片的一或多个特性的测量以更改工艺的一或多个参数使得由工艺制造的额外晶片具有可接受特性。

[0007] 计量过程与缺陷复检过程不同之处还在于：不同于其中在缺陷复检中重访由检验检测的缺陷的缺陷复检过程，可在未检测到缺陷的位置处执行计量过程。换句话来说，不同于缺陷复检，对晶片执行计量过程的位置可独立于对晶片执行的检验过程的结果。特定来说，可独立于检验结果选择执行计量过程的位置。

[0008] 在如同检验的大多数半导体应用中使用的当前算法趋于需要手工制作特征。系统中涉及学习，但其趋于以特定方式且在非常高的(“损耗”)等级下发生，其中存在通常涉及SEM复检(其中将检验的结果视为真缺陷、假警报、扰乱点等)的循环。“损耗”意味着工艺相关原因与观察效应的能力之间的关系如此复杂，以致常规方法不适于收敛于充分利用用于控制半导体制造工艺的计量及检验设备的原始能力的配方。

[0009] 还应注意，也可采用通过工艺窗的严格工艺模拟实验设计(DOE)。然而，其慢得多

且需要后光学接近校正 (OPC) 数据 (输入到掩模写入器) , 其在工厂中通常不可用。举例来说, 由加利福尼亚州米尔皮塔斯市科磊公司 (KLA-Tencor, Milpitas, Calif) 开发的名为设计扫描 (Design Scan) 的产品努力预测通过光刻工艺窗发生的图案变化。

[0010] 神经网络学习领域对非监督式学习的数十年尝试大都未取得成功。然而, 在过去两年, 据发现, 研究社群中的一些人在利用与用于字符辨识的转移学习及半监督式学习相关的技术进行自然图像场景分类方面已取得相当大的成功。

[0011] 深度学习模型在深度神经网络将对大量样本起作用的假定下非常有效。当对其起作用的样本实例非常少时, 这些方法的成功往往相当有限。

[0012] 因此, 开发用于训练基于机器学习的模型而无上文描述的一或多个缺点的系统及方法将是有利的。

发明内容

[0013] 各项实施例的以下描述绝不应理解为限制所附权利要求书的标的物。

[0014] 一个实施例涉及一种经配置以训练基于机器学习的模型的系统。所述系统包含一或多个计算机子系统及由所述一或多个计算机子系统执行的一或多个组件。所述一或多个组件包含经配置以针对样品执行一或多个模拟的基于机器学习的模型。所述基于机器学习的模型仅使用所述样品中的一或多者的标称例子的信息进行训练。所述一或多个计算机子系统经配置以获取对其执行工艺的所述样品的一或多者的非标称例子的信息。所述一或多个计算机子系统还经配置以使用所述样品中的所述一或多者的所述非标称例子的所述信息重新训练所述基于机器学习的模型, 借此执行所述样品中的所述一或多者的所述非标称例子的所述信息到所述基于机器学习的模型的转移学习。可如本文中描述那样进一步配置所述系统。

[0015] 另一实施例涉及一种用于训练基于机器学习的模型的计算机实施方法。所述方法包含获取对其执行工艺的一或多个样品的非标称例子的信息。基于机器学习的模型经配置以针对所述样品执行一或多个模拟。仅使用一或多个额外样品的标称例子的信息训练所述基于机器学习的模型。所述方法还包含使用所述一或多个样品的所述非标称例子的所述信息重新训练所述基于机器学习的模型, 借此执行所述一或多个样品的所述非标称例子的所述信息到所述基于机器学习的模型的转移学习。由一或多个计算机系统执行所述获取及所述重新训练。由所述一或多个计算机系统执行一或多个组件。所述一或多个组件包含所述基于机器学习的模型。

[0016] 可如本文中进一步描述那样进一步执行上文描述的方法中的每一步骤。另外, 上文描述的方法的实施例可包含本文中描述的任何其它方法的任何其它步骤。此外, 上文描述的方法可由本文中描述的所述系统中的任何者执行。

[0017] 另一实施例涉及一种存储程序指令的非暂时性计算机可读媒体, 所述程序指令可在一或多个计算机系统上执行以执行用于训练基于机器学习的模型的计算机实施方法。所述计算机实施方法包含上文描述的方法的步骤。可如本文中描述那样进一步配置所述计算机可读媒体。可如本文中进一步描述那样执行所述计算机实施方法的步骤。另外, 可针对其执行所述程序指令的计算机实施方法可包含本文中描述的任何其它方法的任何其它步骤。

附图说明

[0018] 在受益于优选实施例的以下详细描述的情况下且在参考附图之后,所属领域的技术人员将明白本发明的另外优点,其中:

[0019] 图1及1a是说明如本文中描述那样配置的系统的实施例的侧视图的示意图;

[0020] 图2是说明可由本文中描述的实施例执行的步骤的流程图;及

[0021] 图3是说明存储用于引起计算机系统执行本文中描述的计算机实施方法的程序指令的非暂时性计算机可读媒体的一个实施例的框图。

[0022] 虽然本发明易受各种修改及替代形式影响,但本发明的特定实施例通过图式中的实例展示且在本文中经详细描述。图式可不按比例绘制。然而,应理解,图式及其详细描述不希望将本发明限于所揭示的特定形式,而相反,本发明将涵盖落于如由所附权利要求书界定的本发明的精神及范围内的全部修改、等效物及替代物。

具体实施方式

[0023] 如本文中互换使用的术语“设计”、“设计数据”及“设计信息”通常是指IC的物理设计(布局)及通过复杂模拟或简单几何及布尔运算从物理设计导出的数据。另外,由光罩检验系统获取的光罩的图像及/或其导出物可用作用于设计的“代理”或“若干代理”。此光罩图像或其导出物可在使用设计的本文中描述的任何实施例中充当对于设计布局的取代物。设计可包含2009年8月4日颁予扎法尔(Zafar)等人的共同拥有的第7,570,796号美国专利及2010年3月9日颁予库尔卡尼(Kulkarni)等人的共同拥有的第7,676,077号美国专利中描述的任何其它设计数据或设计数据代理,所述两个专利以宛如全文陈述引用的方式并入本文中。另外,设计数据可为标准单元库数据、集成布局数据、一或多个层的设计数据、设计数据的导出物及完全或部分芯片设计数据。

[0024] 另外,本文中描述的“设计”、“设计数据”及“设计信息”是指由半导体装置设计者在设计过程中产生且因此可在将设计印刷于任何物理样品(例如光罩及晶片)上之前良好地用于本文中描述的实施例中的信息及数据。

[0025] 现参考图式,应注意,图未按比例绘制。特定来说,在很大程度上放大图的一些元件的尺度以强调元件的特性。还应注意,所述图未按相同比例绘制。已使用相同元件符号指示可经类似配置的展示于一个以上图中的元件。除非本文中另有说明,否则所描述且展示的任何元件可包含任何适合市售元件。

[0026] 一个实施例涉及一种经配置以训练基于机器学习的模型的系统。本文中描述的实施例提供用于在训练样本相对有限时加速基于学习的系统的系统及方法。本文中描述的实施例可用于多种半导体制造相关的应用,包含(但不限于)检验、计量、缺陷复检及模拟。

[0027] 在图1中展示此系统的一个实施例。系统包含一或多个计算机子系统(例如,计算机子系统36及102)及由一或多个计算机子系统执行的一或多个组件100。一或多个组件包含经配置以针对样品执行一或多个模拟的基于机器学习的模型104。如本文中进一步描述,仅使用一或多个样品的标称例子的信息训练基于机器学习的模型。

[0028] 在一些实施例中,系统包含基于光学的成像子系统10。一般来说,基于光学的成像子系统经配置以产生样品的光学图像,且一或多个计算机子系统经配置以从基于光学的成像子系统接收光学图像。基于光学的成像子系统还可经配置以使用多个模式产生光学图

像。

[0029] 在一个实施例中,样品包含晶片。晶片可包含所属领域中已知的任何晶片。在另一实施例中,样品包含光罩。光罩可包含所属领域中已知的任何光罩。

[0030] 基于光学的成像子系统可通过将光引导到样品或使光扫描遍及样品且检测来自样品的光而产生光学图像。在一个此实例中,在图1中展示的系统的实施例中,基于光学的成像子系统10包含经配置以将光引导到样品14的照明子系统。照明子系统包含至少一个光源。举例来说,如图1中展示,照明子系统包含光源16。在一个实施例中,照明子系统经配置以按可包含一或多个倾斜角及/或一或多个法向角的一或多个入射角将光引导到样品。举例来说,如图1中展示,按倾斜入射角引导来自光源16的光穿过光学元件18且接着穿过透镜20到样品14。倾斜入射角可包含可取决于(例如)样品的特性而变化的任何适合倾斜入射角。

[0031] 基于光学的成像子系统可经配置以在不同时间按不同入射角将光引导到样品。举例来说,基于光学的成像子系统可经配置以更改照明子系统的一或多个元件的一或多个特性使得可按不同于图1中展示的入射角将光引导到样品。在一个此实例中,基于光学的成像子系统可经配置以移动光源16、光学元件18及透镜20使得按不同倾斜入射角或法向(或近法向)入射角将光引导到样品。

[0032] 在一些例子中,基于光学的成像子系统可经配置以在相同时间按一个以上入射角将光引导到样品。举例来说,照明子系统可包含一个以上照明通道,照明通道的一者可包含如图1中展示的光源16、光学元件18及透镜20,且照明通道的另一者(未展示)可包含可不同或相同配置的类似元件或可包含至少一光源及可能一或多个其它组件(例如本文中进一步描述的组件)。如果在与其它光相同的时间将此光引导到样品,那么按不同入射角引导到样品的光的一或多个特性(例如,波长、偏光等)可不同,使得可在检测器处将源自按不同入射角照明样品的光彼此区分。

[0033] 在另一例子中,照明子系统可仅包含一个光源(例如,图1中展示的源16)且可由照明子系统的一或多个光学元件(未展示)将来自所述光源的光分成不同光学路径(例如,基于波长、偏光等)。接着,可将不同光学路径中的每一者中的光引导到样品。多个照明通道可经配置以在相同时间或不同时间(例如,当使用不同照明通道以依序照明样品时)将光引导到样品。在另一例子中,相同照明通道可经配置以在不同时间将具有不同特性的光引导到样品。举例来说,在一些例子中,光学元件18可经配置为光谱滤波器且可以多种不同方式(例如,通过调换出光谱滤波器)改变光谱滤波器的性质使得可在不同时间将不同波长的光引导到样品。照明子系统可具有所属领域中已知的用于依序或同时按不同或相同入射角将具有不同或相同特性的光引导到样品的任何其它适合配置。

[0034] 在一个实施例中,光源16可包含宽带等离子体(BBP)光源。以此方式,由光源产生且引导到样品的光可包含宽带光。然而,光源可包含任何其它适合光源(例如激光器)。激光器可包含所属领域中已知的任何适合激光器且可经配置以产生任何适合波长或所属领域中已知的波长的光。另外,激光器可经配置以产生单色或近单色光。以此方式,激光器可为窄带激光器。光源还可包含产生多个离散波长或波带的光的多色光源。

[0035] 来自光学元件18的光可由透镜20聚焦到样品14上。虽然透镜20在图1中展示为单个折射光学元件,但应理解,实际上,透镜20可包含组合地将来自光学元件的光聚焦到样品

的数个折射及/或反射光学元件。图1中展示且本文中描述的照明子系统可包含任何其它适合光学元件(未展示)。此类光学元件的实例包含(但不限于)偏光组件、光谱滤波器、空间滤波器、反射光学元件、变迹器、束分离器、孔隙及类似物,其可包含所属领域中已知的任何此类适合光学元件。另外,基于光学的成像子系统可经配置以基于用于成像的照明的类型更改照明子系统的一或多个元件。

[0036] 基于光学的成像子系统还可包含经配置以引起光扫描遍及样品的扫描子系统。举例来说,基于光学的成像子系统可包含在成像期间在其上安置样品14的载物台22。扫描子系统可包含可经配置以移动样品使得光可扫描遍及样品的任何适合机械及/或机器人组合件(包含载物台22)。另外或替代地,基于光学的成像子系统可经配置使得基于光学的成像子系统的一或多个光学元件执行光遍及样品的某一扫描。可以任何适合方式(例如以蛇形路径或以螺旋路径)使光扫描遍及样品。

[0037] 基于光学的成像子系统进一步包含一或多个检测通道。一或多个检测通道的至少一者包含检测器,所述检测器经配置以检测归因于由系统照明样品而来自样品的光且响应于检测到的光产生输出。举例来说,图1中展示的基于光学的成像子系统包含两个检测通道,一个检测通道由集光器24、元件26及检测器28形成且另一检测通道由集光器30、元件32及检测器34形成。如图1中展示,两个检测通道经配置以按不同收集角收集且检测光。在一些例子中,两个检测通道经配置以检测散射光,且检测通道经配置以检测按不同角度从样品散射的光。然而,一或多个检测通道可经配置以检测来自样品的另一类型的光(例如,反射光)。

[0038] 如图1中进一步展示,两个检测通道经展示定位于纸平面中且照明子系统还经展示定位于纸平面中。因此,在此实施例中,两个检测通道定位(例如,居中)于入射平面中。然而,一或多个检测通道可定位于入射平面外。举例来说,由集光器30、元件32及检测器34形成的检测通道可经配置以收集且检测从入射平面散射的光。因此,此检测通道可通常称为“侧”通道,且此侧通道可在基本上垂直于入射平面的平面中居中。

[0039] 虽然图1展示包含两个检测通道的基于光学的成像子系统的实施例,但基于光学的成像子系统可包含不同数目个检测通道(例如,仅一个检测通道或两个或两个以上检测通道)。在一个此例子中,由集光器30、元件32及检测器34形成的检测通道可如上文描述那样形成一个侧通道,且基于光学的成像子系统可包含形成为定位于入射平面的相对侧上的另一侧通道的额外检测通道(未展示)。因此,基于光学的成像子系统可包含检测通道,所述检测通道包含集光器24、元件26及检测器28且在入射平面中居中且经配置以按垂直于或接近垂直于样品表面的散射角收集且检测光。因此,此检测通道可通常称为“顶部”通道,且基于光学的成像子系统还可包含如上文描述那样配置的两个或两个以上侧通道。因而,基于光学的成像子系统可包含至少三个通道(即,一个顶部通道及两个侧通道),且至少三个通道中的每一者具有其自身的集光器,每一集光器经配置以按与每一其它集光器不同的散射角收集光。

[0040] 如上文进一步描述,包含于基于光学的成像子系统中的每一检测通道可经配置以检测散射光。因此,图1中展示的基于光学的成像子系统可经配置用于样品的暗场(DF)成像。然而,基于光学的成像子系统可还或替代地包含经配置用于样品的明场(BF)成像的检测通道。换句话来说,基于光学的成像子系统可包含经配置以检测从样品镜面反射的光的

至少一个检测通道。因此,本文中描述的基于光学的成像子系统可经配置用于仅DF成像、仅BF成像或DF成像及BF成像两者。虽然在图1中将每一集光器展示为单个折射光学元件,但应理解,每一集光器可包含一或多个折射光学元件及/或一或多个反射光学元件。

[0041] 一或多个检测通道可包含所属领域中已知的任何适合检测器。举例来说,检测器可包含光电倍增管(PMT)、电荷耦合装置(CCD)、延时积分(TDI)相机及所属领域中已知的任何其它适合检测器。检测器还可包含非成像检测器或成像检测器。以此方式,如果检测器是非成像检测器,那么每一检测器可经配置以检测散射光的某些特性(例如强度)但不可经配置以检测依据成像平面内的位置而变化的此类特性。因而,由包含于基于光学的成像子系统的每一检测通道中的每一检测器产生的输出可为信号或数据,而非图像信号或图像数据。在此类例子中,计算机子系统(例如计算机子系统36)可经配置以从检测器的非成像输出产生样品的图像。然而,在其它例子中,检测器可经配置为经配置以产生成像信号或图像数据的成像检测器。因此,基于光学的成像子系统可经配置以按数个方式产生本文中描述的光学图像。

[0042] 应注意,本文中提供图1以大体上说明可包含于本文中描述的系统实施例中或可产生由本文中描述的系统实施例使用的图像的基于光学的成像子系统的配置。显然,可更改本文中描述的基于光学的成像子系统配置以如在设计商业成像系统时通常执行那样优化基于光学的成像子系统的性能。另外,可使用例如商业上可购自加利福尼亚州米尔皮塔斯市科磊公司的29xx/28xx系列的工具的现存系统(例如,通过将本文中描述的功能性添加到现存系统)实施本文中描述的系统。对于一些此类系统,本文中描述的实施例可提供为系统的任选功能性(例如,除了系统的其它功能性之外)。替代地,可“从头开始”设计本文中描述的基于光学的成像子系统以提供全新基于光学的成像子系统。

[0043] 耦合到基于光学的成像子系统的计算机子系统36可以任何适合方式(例如,经由一或多个传输媒体,所述一或多个传输媒体可包含“有线”及/或“无线”传输媒体)耦合到基于光学的成像子系统的检测器,使得计算机子系统可接收由检测器针对样品产生的输出。计算机子系统36可经配置以使用检测器的输出执行本文中进一步描述的数个功能。

[0044] 图1中展示的计算机子系统(以及本文中描述的其它计算机子系统)在本文中也可称为计算机系统。本文中描述的计算机子系统或系统中的每一者可采取各种形式,包含个人计算机系统、图像计算机、主计算机系统、工作站、网络设施、因特网设施或其它装置。一般来说,术语“计算机系统”可经广泛定义以涵盖具有执行来自存储器媒体的指令的一或多个处理器的任何装置。计算机子系统或系统还可包含所属领域中已知的任何适合处理器(例如并行处理器)。另外,计算机子系统或系统可包含具有高速处理及软件的计算机平台(作为独立工具或网络工具)。

[0045] 如果系统包含一个以上计算机子系统,那么不同计算机子系统可彼此耦合使得可在计算机子系统之间发送图像、数据、信息、指令等,如本文中进一步描述。举例来说,计算机子系统36可由可包含所属领域中已知的任何适合有线及/或无线传输媒体的任何适合传输媒体耦合到计算机子系统102(如由图1中的虚线展示)。两个或两个以上此类计算机子系统也可由共享计算机可读存储媒体(未展示)而有效耦合。

[0046] 虽然上文中将成像子系统描述为光学或基于光的成像系统,但系统还可或替代地包含经配置以产生样品的电子束图像的基于电子束的成像子系统,且一或多个计算机子系

统经配置以从基于电子束的成像子系统接收电子束图像。在一个此实施例中,基于电子束的成像子系统可经配置以将电子引导到样品或使电子扫描遍及样品且检测来自样品的电子。在图1a中展示的一个此实施例中,基于电子束的成像子系统包含耦合到计算机子系统124的电子柱122。

[0047] 还如图1a中展示,电子柱包含经配置以产生由一或多个元件130聚焦到样品128的电子的电子束源126。电子束源可包含(例如)阴极源或射极尖端,且一或多个元件130可包含(例如)枪透镜、阳极、束限制孔隙、闸阀、束电流选择孔隙、物镜及扫描子系统,其全部可包含所属领域中已知的任何此类适合元件。

[0048] 从样品返回的电子(例如,二次电子)可由一或多个元件132聚焦到检测器134。一或多个元件132可包含(例如)扫描子系统,所述扫描子系统可为包含于元件130中的相同扫描子系统。

[0049] 电子柱可包含所属领域中已知的任何其它适合元件。另外,可如2014年4月4日颁予蒋(Jiang)等人的第8,664,594号美国专利、2014年4月8日颁予小岛(Kojima)等人的第8,692,204号美国专利、2014年4月15日颁予固本(Gubbens)等人的第8,698,093号美国专利及2014年5月6日颁予麦克唐纳(MacDonald)等人的第8,716,662号美国专利中所描述那样进一步配置电子柱,所述专利以宛如全文陈述引用的方式并入本文中。

[0050] 虽然在图1a中将电子柱展示为经配置使得电子按倾斜入射角引导到样品且按另一倾斜角从样品散射,但应理解,电子束可按任何适合角度引导到样品且从样品散射。另外,基于电子束的成像子系统可经配置以使用多个模式(例如,具有不同照明角、收集角等)以产生样品的图像,如本文中进一步描述。基于电子束的成像子系统的多个模式在基于电子束的成像子系统的任何图像产生参数方面可为不同的。

[0051] 计算机子系统124可耦合到检测器134,如上文描述。检测器可检测从样品的表面返回的电子,借此形成样品的电子束图像。所述电子束图像可包含任何适合电子束图像。计算机子系统124可经配置以使用由检测器134产生的输出针对样品执行本文中进一步描述的一或多个功能。计算机子系统124可经配置以执行本文中描述的任何额外步骤。可如本文中描述那样进一步配置包含图1a中展示的基于电子束的成像子系统的系统。

[0052] 应注意,在本文中提供图1a以大体上说明可包含于本文中描述的实施例中的基于电子束的成像子系统的配置。如同上文描述的基于光学的成像子系统,可更改本文中描述的基于电子束的成像子系统配置以如在设计商业成像子系统时通常执行那样优化成像子系统的性能。另外,可使用例如商业上可购自科磊公司的eSxxx及eDR-xxxx系列的工具的现存系统(例如,通过将本文中描述的功能性添加到现存系统)实施本文中描述的系统。对于一些此类系统,可将本文中描述的实施例提供为系统的任选功能性(例如,除了系统的其它功能性之外)。替代地,可“从头开始”设计本文中描述的系统以提供全新系统。

[0053] 虽然上文中将成像子系统描述为基于光或基于电子束的成像子系统,但成像子系统可为基于离子束的成像子系统。可如图1a中展示那样配置此成像子系统,除可使用所属领域中已知的任何适合离子束源替换电子束源外。另外,成像子系统可为任何其它适合基于离子束的成像子系统,例如包含于市售聚焦离子束(FIB)系统、氦离子显微镜(HIM)系统及二次离子质谱仪(SIMS)系统中的基于离子束的成像子系统。

[0054] 如上文提及,基于光学及电子束的成像子系统可经配置以将能量(例如,光、电子)

引导到样品的物理版本及/或使能量扫描遍及样品的物理版本,借此针对样品的物理版本产生实际图像。以此方式,基于光学及电子束的成像子系统可经配置为“实际”成像系统而非“虚拟”系统。举例来说,图1中展示的存储媒体(未展示)及计算机子系统102可经配置为“虚拟”系统。特定来说,存储媒体及计算机子系统并非成像子系统10的部分且不具有处置样品的物理版本的任何能力。换句话来说,在经配置为虚拟系统的系统中,其一或多个“检测器”的输出可为由实际系统的一或多个检测器先前产生且存储于虚拟系统中的输出,且在“成像及/或扫描”期间,虚拟系统可如同样品正被成像及/或扫描那样重放存储输出。以此方式,使用虚拟系统使样品成像及/或扫描样品可看似与使用实际系统使物理样品成像及/或扫描物理样品相同,而实际上,“成像及/或扫描”仅涉及以与可使样品成像及/或扫描样品相同的方式重放针对样品的输出。在共同转让的以下专利中描述经配置为“虚拟”检验系统的系统及方法:在2012年2月28日颁予巴斯卡尔(Bhaskar)等人的第8,126,255号美国专利及2015年12月29日颁予达菲(Duffy)等人的第9,222,895号美国专利,所述两个专利以宛如全文陈述引用的方式并入本文中。可如这些专利中描述那样进一步配置本文中描述的实施例。举例来说,可如这些专利中描述那样进一步配置本文中描述的一或多个计算机子系统。

[0055] 如上文进一步提及,成像子系统可经配置以使用多个模式产生样品的图像。一般来说,“模式”可由用于产生样品的图像的成像子系统的参数的值或用于产生样品的图像的输出定义。因此,不同模式可在成像子系统的至少一个成像参数的值方面不同。举例来说,在基于光学的成像子系统的一个实施例中,多个模式的至少一者使用用于照明的光的至少一个波长,其不同于用于多个模式的至少另一者的照明的光的至少一个波长。模式可在照明波长方面不同,如本文中针对不同模式进一步描述(例如,通过使用不同光源、不同光谱滤波器等)。在另一实施例中,多个模式的至少一者使用成像子系统的照明通道,所述照明通道不同于用于多个模式的至少另一者的成像子系统的照明通道。举例来说,如上文提及,成像子系统可包含一个以上照明通道。因而,不同照明通道可用于不同模式。

[0056] 在一个实施例中,系统包含经配置以针对样品产生输出的检验子系统,且一或多个计算机子系统经配置以从检验子系统接收输出且基于输出检测样品上的缺陷。举例来说,本文中描述的光学及电子束成像子系统可经配置为检验子系统。计算机子系统可经配置以如上文描述那样从检验子系统(例如,从成像子系统的检测器)接收输出且可经配置以按任何适合方式基于输出检测样品上的缺陷。举例来说,计算机子系统可经配置以比较输出与一或多个阈值,高于一或多个阈值的任何输出可由计算机子系统识别为缺陷或潜在缺陷,且不高于一或多个阈值的任何输出可由计算机子系统识别为非缺陷或非潜在缺陷。然而,计算机子系统可经配置以使用任何适合算法及/或方法以基于输出检测样品上的缺陷。

[0057] 在另一实施例中,系统包含经配置以针对在样品上检测的缺陷产生输出的缺陷复检子系统,且计算机子系统经配置以从缺陷复检子系统接收输出且基于输出确定在样品上检测的缺陷的性质。举例来说,本文中描述的光学及电子束成像子系统可经配置为缺陷复检子系统。计算机子系统可经配置以从如上文描述的缺陷复检子系统(例如,从成像子系统的检测器)接收输出且可经配置以按任何适合方式基于输出确定样品上的缺陷的性质。举例来说,计算机子系统可经配置以使用输出以使用所属领域中已知的任何适合算法及/或方法确定缺陷的一或多个性质(例如大小及形状)。

[0058] 在另一实施例中,系统包含经配置以针对样品产生输出的计量子系统,且一或多个计算机子系统经配置以从计量子系统接收输出且基于输出确定样品的性质。举例来说,本文中描述的光学及电子束成像子系统可经配置为计量子系统。计算机子系统可经配置以从如上文描述的计量子系统(例如,从成像子系统的检测器)接收输出且可经配置以按任何适合方式基于输出确定样品的性质。举例来说,计算机子系统可经配置以使用输出以使用所属领域中已知的任何适合算法及/或方法确定形成于样品上的图案化特征的一或多个性质(例如大小及形状)。

[0059] 可在一或多个参数上修改本文中描述且在图1及1a中展示的成像子系统的实施例以取决于将使用其的应用而提供不同成像能力。在一个此实例中,图1中展示的成像子系统可经配置以在其用于缺陷复检或计量而非用于检验的情况下具有较高分辨率。换句话说,图1及1a中展示的成像子系统的实施例描述成像子系统的某些一般及各种配置,其可以将对所属领域的技术人员显而易见的若干方式定制以产生具有或多或少适合于不同应用的不同成像能力的成像子系统。

[0060] 检验子系统、缺陷复检子系统及计量子系统还可经配置用于样品(例如晶片及光罩)的检验、缺陷复检及计量。举例来说,本文中描述的实施例可经配置以针对掩模检验、晶片检验及晶片计量的目的训练执行一或多个模拟的基于机器学习的模型。特定来说,本文中描述的实施例可安装于计算机节点或计算机群集(其是成像子系统(例如宽带等离子体检验器、电子束检验器或缺陷复检工具、掩模检验器、虚拟检验器等)的组件或耦合到成像子系统)上。以此方式,本文中描述的实施例可执行可用于多种应用的模拟,应用包含(但不限于)晶片检验、掩模检验、电子束检验及复检、计量等。可基于将针对其产生实际图像的样品如上文描述那样修改图1及1a中展示的成像子系统的特性。

[0061] 在另一实施例中,系统包含经配置以在样品上执行一或多个制造工艺的半导体制造子系统。举例来说,如图1中展示,系统可包含半导体制造子系统106,其可耦合到计算机子系统102及/或本文中描述的系统的任何其它元件。半导体制造子系统可包含所属领域中已知的任何半导体制造工具及/或腔室,例如光刻轨道、蚀刻腔室、化学机械抛光(CMP)工具、沉积腔室、剥离或清洁腔室及类似物。在2005年5月10日颁予利维(Levy)等人的第6,891,627号美国专利中描述可包含于本文中描述的实施例中的适合半导体制造工具的实例,所述专利以宛如全文陈述引用的方式并入本文中。可如此专利中描述那样进一步配置本文中描述的实施例。

[0062] 因此,如上文描述,本文中描述的一或多个计算机子系统可与具有实际晶片处置及/或处理能力的一或多个其它子系统(例如,成像子系统、检验子系统、缺陷复检子系统、计量子系统、半导体制造工艺子系统)一起包含于系统中。以此方式,本文中描述的实施例可经配置为预测性系统,其包含在具有检测器及计算平台以学习其世界(例如,在半导体检验器的情况下为晶片上的缺陷)的模型的任何半导体平台(例如计量工具、检验工具、蚀刻腔室等)内部的原位数据。然而,本文中描述的一或多个计算机子系统可包含于不包含具有实际晶片处置及/或处理能力的一或多个子系统的系统中。以此方式,本文中描述的实施例可经配置为包含异地数据的预测性系统,其中数据经导出到永久性存储机构。举例来说,系统可经配置为可或不可从实际物理晶片获取由其它系统及/或方法产生的信息的虚拟系统,如本文中进一步描述。特定来说,另一系统或方法可使用实际物理样品产生一或多个样

品的标称或非标称例子的信息且可将那些信息存储于存储媒体中。接着,本文中描述的一或多个计算机子系统可从存储媒体获取此信息。

[0063] 由计算机子系统(例如,计算机子系统36及/或102)执行的组件(例如,图1中展示的组件100)包含基于机器学习的模型104。基于机器学习的模型经配置以针对样品执行一或多个模拟,且仅使用一或多个样品的标称例子的信息训练基于机器学习的模型。仅使用一或多个样品的标称例子的训练可视为一种初始训练,随后为本文中进一步描述的重新训练。举例来说,在能够给出预测之前,此基于机器学习的模型通常将需要在其被给定一组实例进行学习之后加以训练。仅使用标称例子训练基于机器学习的模型可由本文中描述的一或多个计算机子系统执行。然而,仅使用标称例子训练基于机器学习的模型可由另一系统或方法执行,且经训练的基于机器学习的模型可从另一系统或方法(或其中经训练的基于机器学习的模型已由另一系统或方法存储的存储媒体)获取且接着由本文中描述的计算机子系统重新训练。

[0064] 机器学习可大体上定义为对计算机提供在未经明确编程的情况下学习的能力的一种类型的人工智能(AI)。机器学习致力于开发可教示其自身成长且在暴露于新数据时改变的计算机程序。换句话来说,机器学习可定义为“赋予计算机在未经明确编程的情况下学习的能力”的计算机科学的分支。机器学习探索可从数据学习且对数据作出预测的算法的研究及构造-此类算法借由通过从样本输入建立模型来作出数据驱动预测或决策而克服遵循严格静态程序指令。

[0065] 可如在杉山(Sugiyama)、摩根·考夫曼(Morgan Kaufmann)的“统计机器学习概论(Introduction to Statistical Machine Learning)”,2016年,第534页;杰巴拉(Jebara)的“判别式、生成性及模仿性学习(Discriminative, Generative, and Imitative Learning)”,MIT论文(MIT Thesis),2002年,第212页;及汉德(Hand)等人的“数据挖掘的原理(自适应计算及机器学习)(Principles of Data Mining(Adaptive Computation and Machine Learning))”,MIT出版社(MIT Press),2001年,第578页中描述那样进一步配置本文中描述的基于机器学习的模型,所述专利以宛如全文陈述引用的方式并入本文中。可如这些参考案中描述那样进一步配置本文中描述的实施例。

[0066] 样品的一或多个标称例子及使用一或多个标称例子执行的训练可取决于将由基于机器学习的模型执行的模拟及基于机器学习的模型自身而变化。举例来说,如果基于机器学习的模型将用于执行样品如何出现在由成像系统产生的样品的图像中的模拟,那么样品的标称例子可包含样品的设计数据以及针对在其上印刷设计数据的样品所产生的实际图像。接着,训练可涉及将标称例子提供到基于机器学习的模型使得基于机器学习的模型可寻找(即,学习或识别)基于机器学习的模型的一或多个参数(例如,权重),所述一或多个参数引起基于机器学习的模型从对应设计信息产生与对应实际图像基本上相同的模拟图像。取决于本文中描述的其它模拟(例如,使用对应样品设计信息的计量系统输出及/或测量),其它类型的信息可包含于用于训练基于机器学习的模型的标称例子的信息中。另外,标称例子的信息的特性可取决于基于机器学习的模型自身而变化,这是因为不同类型的基于机器学习的模型(例如本文中进一步描述的基于机器学习的模型)可需要用于训练的不同量的信息(例如,不同数目个标称例子)。可以所属领域中已知的任何适合方式确定任何特定基于机器学习的模型的充分训练所需的标称例子的信息的特性。

[0067] 如本文中使用的那个术语“标称例子”大体上定义为已知其上不存在缺陷的样品的“例子”。举例来说,可使用用于在样品上形成设计的一或多个工艺(已知其产生无缺陷样品)的一或多个参数处理标称的样品。换句话来说,用于产生样品的工艺可为已知良好工艺。另外,样品的“标称例子”可包含已确定其中不存在缺陷的例子(例如,样品上的位置、整个样品等)。举例来说,样品的标称例子可包含检验或其它质量控制相关过程(例如,缺陷复检、计量等)未检测到任何缺陷的位置及/或样品。相比之下,如本文中使用的那个术语样品的“非标称例子”大体上定义为以有意(经由如本文中进一步描述的编程或合成缺陷)或无意(经由通过检验、缺陷复检、计量等在一或多个样品上发现的缺陷)的某一种方式为“有缺陷”的样品的“例子”。另外,应注意,即使在样品上未检测“缺陷”本身,所述样品仍可为“有缺陷”。举例来说,如果一或多个测量指示形成于样品上的设计的一或多个特性在针对所述一或多个特性的值的所要范围之外,那么样品可视为“有缺陷”。

[0068] 在一个实施例中,执行一或多个模拟包含针对所述样品中的一者产生一或多个模拟图像,且一或多个模拟图像说明所述样品中的所述一者如何出现在由成像系统产生的一或多个样品的一或多个实际图像中。举例来说,由基于机器学习的模型执行的一或多个模拟可产生说明样品如何出现在由本文中描述的成像系统中的一者产生的实际图像中的模拟图像。以此方式,模拟图像可表示由检验系统、缺陷复检系统或本文中描述的其它成像系统产生的样品的图像。在一个此实例中,到由基于机器学习的模型执行的一或多个模拟的输入可包含样品的设计信息(例如,本文中进一步描述的任何设计数据)且一或多个模拟的输出可包含一或多个模拟光学或电子束图像,从而说明在其上已形成设计信息的样品如何出现在所述图像中。

[0069] 在一个此实施例中,成像系统是基于光学的成像系统。在另一此实施例中,成像系统是基于电子束的成像系统。可如本文中进一步描述那样配置这些成像系统。在一些此类实施例中,可执行由基于机器学习的模型执行的一或多个模拟以产生用于样品的检验的一或多个参考图像。以此方式,本文中描述的实施例可以非常有效地应用于研究及开发以及制造案例中的方式启用高级检验算法(例如裸片到数据库缺陷检测方法及/或算法)。启用此缺陷检测对于其中处理能力由区域覆盖率约束的基于电子束的检验尤其有价值。通过将图像获取仅限于“测试”图像,处理能力可为当前使用的裸片到裸片检验方法的两倍或三倍。可如2016年11月16日由巴斯卡尔(Bhaskar)等人申请的第15/353,210号美国专利申请案中描述那样进一步配置本文中描述的实施例,所述案以宛如全文陈述引用的方式并入本文中。举例来说,本文中描述的实施例可经配置以执行如此专利申请案中描述的单个图像检测。

[0070] 在另一实施例中,执行一或多个模拟包含针对所述样品中的一者产生一或多个模拟测量,且一或多个模拟测量表示由计量系统针对所述样品中的所述一者产生的输出。举例来说,由基于机器学习的模型执行的一或多个模拟可产生表示由本文中描述的系统的一者针对样品产生的输出的模拟测量(例如,图像、输出、数据等)。以此方式,模拟测量可表示可由本文中描述的计量系统针对样品产生的测量、图像、输出、数据等。在一个此实例中,到由基于机器学习的模型执行的一或多个模拟的输入可包含样品的设计信息(例如,本文中进一步描述的任何设计数据)且一或多个模拟的输出可包含表示由那些系统针对样品产生的输出的一或多个模拟光学或电子束测量。

[0071] 计算机子系统经配置以获取在其上执行工艺的一或多个样品的非标称例子的信息。如本文中将进一步描述,非标称例子的信息将用于重新训练基于机器学习的模型,借此执行非标称例子到基于机器学习的模型的转移学习。因此,获取非标称例子的信息可本质上是转移学习训练输入产生。可以本文中进一步描述的数个方式执行转移学习训练输入产生,包含:a) 使用工艺实验设计(DOE)对晶片及掩模上的真实缺陷事件的经验模拟;b) 通过使用合成方法在设计/模拟空间中引入虚拟缺陷事件;及c) 配合使用经验外加合成方法的混合方法。以此方式,本文中描述的实施例可使用工艺DOE、模拟及编程缺陷以针对神经网络及本文中描述的其它基于机器学习的模型产生训练集。

[0072] 获取样品的非标称例子的信息可包含产生信息。举例来说,本文中描述的系统可经配置以通过在实际样品上执行一或多个过程(例如,在实际物理样品上执行一或多个制造工艺且接着在实际物理样品上执行一或多个测量及/或成像过程)而产生非标称例子的信息。因此,可使用本文中描述的计算机子系统与本文中描述的一或多个其它子系统(例如,一或多个半导体制造子系统、一或多个成像子系统、一或多个计量子系统等)来执行产生非标称例子的信息。在另一实例中,本文中描述的系统可经配置以通过执行一或多个模拟(使用或不使用实际物理样品)而产生非标称例子的信息。在一个此实例中,如本文中进一步描述,一或多个计算机子系统可经配置以使用另一模型产生样品的非标称例子的信息。替代地,本文中描述的实施例可经配置以从其中已由产生信息的一或多个其它方法及/或系统存储信息的存储媒体获取样品的非标称例子的信息。

[0073] 在一个实施例中,非标称例子包含一或多个样品上的缺陷的例子。以此方式,非标称例子的信息可包含一或多个样品上的一或多个缺陷的信息。可以本文中进一步描述的多种方式产生此信息。

[0074] 在另一实施例中,非标称例子包含一或多个样品上的缺陷的例子,且一或多个样品包含在其上使用工艺的一或多个参数的两个或两个以上不同值执行工艺的一或多个实际样品。举例来说,针对包含使用DOE的晶片及光罩上的真实缺陷事件的经验模拟的转移学习训练输入产生,可针对缺陷利用真实世界晶片,如本文中进一步描述。

[0075] 在一个此实施例中,在工艺窗合格性鉴定(PWQ)方法中使用工艺的一或多个参数的两个或两个以上不同值执行过程。举例来说,用于产生转移学习训练输入的一个策略是使用DOE(例如PWQ)作为系统缺陷的产生器。在PWQ方法中变化的工艺的一或多个参数可包含聚焦及曝光(例如,如在聚焦-曝光PWQ工艺中)。也可如2005年6月7日颁予彼得森(Peterson)等人的第6,902,855号美国专利、2008年8月26日颁予彼得森等人的第7,418,124号美国专利、2010年6月1日颁予吴(Wu)等人的第7,729,529号美国专利、2010年8月3日颁予柯开尔(Kekare)等人的第7,769,225号美国专利、2011年10月18日颁予帕克(Pak)等人的第8,041,106号美国专利、2012年2月7日颁予吴等人的第8,111,900号美国专利及2012年7月3日颁予彼得森等人的第8,213,704号美国专利中描述那样执行PWQ方法,所述专利以宛如全文陈述引用的方式并入本文中。本文中描述的实施例可包含这些专利中描述的任何方法的任何步骤且可如这些专利中描述那样进一步配置。可如这些专利中描述那样印刷PWQ晶片。

[0076] 在另一此实施例中,使用经设计用于重叠边限确定的PWQ方法中的工艺的一或多个参数的两个或两个以上不同值执行过程。举例来说,用于产生转移学习训练输入的一个

策略是使用DOE(例如重叠-PWQ晶片)作为系统缺陷的产生器。可以任何适合方式(包含如上文参考的专利中描述的方式)执行重叠边限确定。因此,重叠-PWQ方法可用于在样品上印刷此类裸片,且非标称例子可包含在此样品上检测的任何缺陷的例子。

[0077] 在额外此实施例中,使用焦点曝光矩阵(FEM)方法中的工艺的一或多个参数的两个或两个以上不同值执行过程。举例来说,用于产生转移学习训练输入的一个策略是使用DOE(例如FEM方法及/或晶片)作为系统缺陷的产生器。FEM方法通常涉及按光刻工艺的焦点及曝光参数值的不同组合在晶片上印刷数个裸片。接着,可以任何适合方式检验不同裸片以检测不同裸片中的缺陷。接着,通常使用那些信息以针对光刻工艺的焦点及曝光确定工艺窗。因此,可使用FEM方法以在样品上印刷此类裸片,且非标称例子可包含在此样品上检测的任何缺陷的例子。

[0078] 因此,如上文描述,转移学习训练输入产生可使用一或多个DOE(例如PWQ、FEM及重叠-PWQ晶片的一或更多者)作为系统缺陷的产生器。换句话来说,可通过使用从可充当系统缺陷的产生器的PWQ或FEM晶片产生的信息而训练基于机器学习的模型。一般来说,PWQ是由科磊公司在21世纪初发明的用于光刻聚焦及曝光工艺窗特性化的技术且以一个形式或另一形式被广泛采用。PWQ的基础是产生检验器兼容晶片,其中存在以系统方式彼此紧邻的标称裸片及经调制裸片以最大化用于检验器的信号。可制作用于确定重叠边限的类似晶片。虽然现今PWQ及其“同类”FEM晶片主要用于确定工艺边限,但其可重新用于训练具有真实缺陷的深度神经网络(或本文中描述的任何其它基于机器学习的模型),这是因为其将大量出现于给定晶片上。接着,这些晶片及从其产生的信息可用作用于本文中进一步描述的重新训练的一组训练样本。然而,此类样本可能不提供一组完整可能缺陷,这是因为不保证看见此类晶片上的全部缺陷类型。因此,从此类晶片产生的信息可与由合成缺陷产生(其可以数个不同方式执行,如本文中进一步描述)而产生的其它信息互补。

[0079] 在一些实施例中,从由电子设计自动化(EDA)工具产生的一或多个样品的合成设计数据产生经获取信息。以此方式,本文中描述的实施例可具有利用使用EDA计算机辅助设计(CAD)工具产生的合成数据的额外尺寸。EDA工具可包含任何适合市售EDA工具。在一些此类实施例中,本文中描述的一或多个计算机子系统(例如,计算机子系统102)可经配置为EDA工具或可为包含于EDA工具中的计算机子系统。

[0080] 在另一实施例中,非标称例子包含一或多个样品上的缺陷的例子,且缺陷包含通过更改一或多个样品的设计以在设计中产生合成缺陷而产生的一或多个合成缺陷。如本文中使用的术语“合成”缺陷通常可定义为(例如)由样品的设计信息的操纵而在样品上有目的地引起的一或多个缺陷。因此,“合成”缺陷也可称为“假设”缺陷或“经编程”缺陷。在一个此实施例中,针对经由通过使用合成方法在设计/模拟空间中引入虚拟缺陷事件的转移学习训练输入产生,CAD设计可用于合成地产生缺陷(例如,开路、短路、突部、线端、计量标记等)且接着由如本文中进一步描述的深度生成或其它模型处理(以产生训练图像上的现实缺陷)及/或用于在一或多个样品上印刷经合成产生的缺陷,其接着可用于产生样品上的经合成产生的缺陷的图像。CAD工作可使用可编程/图形EDA编辑器(其可包含任何适合EDA软件、硬件、系统或方法)自动化。

[0081] 在一个此实施例中,一或多个组件包含经配置以更改设计以在设计中产生合成缺陷的起始(inception)模块。举例来说,本文中描述的基于机器学习的模型可由缺陷幻觉系

统(例如由GoogLeNet起始针对自然场景图像建议的缺陷幻觉系统)训练。对缺陷预训练的传统神经网络可接着将这些缺陷向后倒以在其它几何结构上产生新缺陷类型。可在塞格德(Szegedy)等人的“使用卷积获得更深(Going Deeper with Convolutions)”,2015年电气与电子工程师协会计算机视觉及图案识别会议(CVPR)(2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)),2015年6月,第9页中发现用于执行GoogLeNet起始的系统及方法的实例,所述文章以宛如全文陈述引用的方式并入本文中。可如此参考案中描述那样进一步配置本文中描述的实施例。

[0082] 在一些实施例中,一或多个样品的标称例子包含自然场景图像。举例来说,使用自然场景图像产生的模型可用作起始点以微调关于半导体数据(光学或SEM或本文中描述的任何其它非标称例子信息)训练的模型。此是转移学习的实例,其中从对相对大量自然图像的训练学习的低阶特征有助于对半导体缺陷资料分类。已证实在利用从自然数据到半导体数据的转移学习时训练时间的10倍缩减。以此方式,可使用自然图像以加速对半导体数据的训练时间。通过使用来自自然图像的模型权重作为使用半导体数据的训练会话的初始化点而实现训练时间的此缩减。可经由本文中描述的任何转移学习而实现权重在自然数据与半导体数据之间的此共享。作为额外益处,实现在使用自自然图像初始化的权重训练模型时分类准确度的7%增加。用于标称例子的自然场景图像可包含所属领域中已知的任何适合自然场景图像,包含标准自然场景图像。以此方式,样品的标称例子可包含非半导体样品(即,非晶片或光罩),而样品的非标称例子可包含半导体样品(即,晶片及光罩)。因此,可使用不同类型的样品执行训练及重新训练。此外,样品的标称例子可包含不同类型的自然场景(例如,动物、人、对象等)的图像。

[0083] 在另一实施例中,一或多个样品的标称例子包括一个以上类型的数据。可针对相同类型的样品(例如,仅晶片或仅光罩)产生一个以上类型的数据。另外,可使用不同成像类型(例如,光学及电子束)产生一个以上类型的数据。以此方式,可使用各种半导体数据以加速目标数据集的训练时间。举例来说,在上文实施例的变体中,来自各种半导体数据(光学及SEM)的数据可用于训练模型,其接着可用作起始点以对目标半导体数据集训练模型。此方法具有从自然图像学习低阶特征且将其微调到半导体数据的类似影响。训练来自各种半导体数据的数据帮助模型或网络学习接着可转移到目标数据集的半导体数据的低阶表示。转移学习的此表现也显著加速训练时间。

[0084] 在一些实施例中,非标称例子包含一或多个样品上的缺陷的例子,缺陷包含通过更改一或多个样品的设计以在设计中产生合成缺陷而产生的一或多个合成缺陷,且非标称例子的信息包含由成像或计量系统针对在其上印刷合成缺陷的一或多个样品产生的输出。举例来说,使用混合方法(其涉及经验方法及合成方法的组合)的转移学习训练输入产生方法的实例可包含如上文描述那样在设计空间中产生合成布局缺陷且通过使用经修改设计制成掩模及使用那些掩模处理晶片而确定那些合成布局缺陷对晶片的经验影响。以此方式,可通过经编程缺陷的实际图像训练基于机器学习的模型。

[0085] 在一个实施例中,非标称例子包含一或多个样品上的缺陷的例子,缺陷包含通过更改一或多个样品的设计以在设计中产生合成缺陷而产生的一或多个合成缺陷,且非标称例子的信息包含经更改设计。举例来说,可单独消耗设计中的合成缺陷而不将其馈送到生成模式。在设计中产生的缺陷未必是法定结构,这是因为其充当标称图案经破坏以供网络

学习的结构的实例。这些合成缺陷减小对于需要真实图案缺陷的依赖性,借此缩小数据采集周期,此又加速模型训练时间。以此方式,本文中描述的实施例可直接使用合成设计缺陷(在缺乏生成模型的情况下)以缩小训练时间。

[0086] 针对上文描述的转移学习训练输入产生方法b)及c)的设计工艺可利用工艺、光刻及工具模拟能力。举例来说,在另一实施例中,非标称例子包含一或多个样品上的缺陷的例子,缺陷包含通过更改一或多个样品的设计以在设计中产生合成缺陷而产生的一或多个合成缺陷,非标称例子的信息包含另一模型的输出,且另一模型的输出表示在其上印刷合成缺陷的一或多个样品。经经验训练的工艺模型的一个实例包含SEMulator 3D,其商业上可购自北卡罗来纳州凯里的Coventor公司(Coventor, Inc., Cary, NC)。严格光刻模拟模型的实例是商业上可购自科磊公司的Prolith,其可与SEMulator 3D产品配合使用。然而,用于此实施例中的其它模型可包含在从设计数据产生实际样品时涉及的工艺的任何者的任何适合模型。以此方式,可使用经更改设计(经更改以包含一或多个合成缺陷)以模拟在其上已形成经更改设计的样品在样品空间中的外观(未必此样品对于例如成像或计量系统的系统的外观)。因此,另一模型的输出可表示样品在样品的2D或3D空间中的外观。

[0087] 在额外实施例中,非标称例子包含一或多个样品上的缺陷的例子,缺陷包含通过更改一或多个样品的设计以在设计中产生合成缺陷而产生的一或多个合成缺陷,非标称例子的信息包含另一模型的输出,且另一模型的输出说明在其上印刷合成缺陷的一或多个样品如何出现在由成像系统产生的样品的一或多个实际图像中。举例来说,可应用的额外能力是正在开发其配方的检验器的模拟。此模型的实例是WINsim,其商业上可购自科磊公司且可严格模型化使用电磁(EM)波解算器的检验器的响应。以此方式,针对经编程缺陷的缺陷行为可在模型中学习且应用于另一模型中。可针对本文中描述的任何其它成像子系统或系统执行此类模拟。另外,可使用所属领域中已知的任何其它适合软件、算法、方法或系统执行此类模拟。

[0088] 在另一实施例中,非标称例子包含一或多个样品上的缺陷的例子,缺陷包含通过更改一或多个样品的设计以在设计中产生合成缺陷而产生的一或多个合成缺陷,非标称例子的信息包含另一模型的输出,且另一模型的输出表示由计量系统针对在其上印刷合成缺陷的一或多个样品产生的输出。举例来说,可应用的额外能力是正在开发其配方的计量工具的模拟。以此方式,针对经编程缺陷的缺陷行为可在模型中学习且应用于另一模型中。可使用所属领域中已知的计量系统的任何适合模型产生计量系统针对在其上印刷合成缺陷的一或多个样品的输出。

[0089] 在一些实施例中,非标称例子包含一或多个样品上的缺陷的例子,缺陷包含通过更改一或多个样品的设计以在设计中产生合成缺陷而产生的一或多个合成缺陷,非标称例子的信息包含另一模型的输出,另一模型的输出表示由另一系统针对在其上印刷合成缺陷的一或多个样品产生的输出,且另一模型是深度生成模型。在一个此实施例中,针对经由通过使用合成方法而在设计/模拟空间中引入虚拟缺陷事件的转移学习训练输入产生,CAD设计可用于合成地产生缺陷(例如,开路、短路、突部、线端、计量标记等)且接着由如本文中进一步描述的深度生成模型处理(以在训练图像上产生现实缺陷)。以此方式,针对经编程缺陷的缺陷行为可在模型中学习且应用于另一模型中。生成模型可用于产生表示由本文中描述的任何系统(例如,半导体制造系统、检验系统、缺陷复检系统、计量系统等)产生的

输出的模拟输出。

[0090] “生成”模型可大体上定义为本质上概率性的模型。换句话来说，“生成”模型并非执行正向模拟或基于规则的方法的模型且因而，产生实际图像或输出(针对其产生模拟图像或输出)所涉及的过程的物理学的模型并非必要。代替性地，如本文中进一步描述，可基于适合训练数据集学习生成模型(其中可学习其参数)。如本文中进一步描述，此类生成模型具有针对本文中描述的实施例的数个优点。另外，生成模型可经配置以具有深度学习架构，其中生成模型可包含执行数个算法或变换的多个层。生成模型中所包含的层数可取决于使用情况。出于实际目的，层的适合范围是从2个层到数十个层。

[0091] 在一个实施例中，一或多个组件包含经配置以产生一或多个样品的标称例子的信息的深度生成模型。举例来说，学习SEM(实际晶片的图像)与设计(例如，CAD或预期布局的向量表示)之间的联合概率分布(平均值及方差)的深度生成模型可用于产生用于训练基于机器学习的模型的标称例子。生成模型还可用于针对样品的非标称例子产生本文中描述的其它模拟结果。一旦针对标称(视需要/非缺陷)样本训练基于机器学习的模型，便可使用转移学习训练输入数据集(其包含缺陷图像或本文中描述的其它非标称例子)以重新训练基于机器学习的模型，如本文中进一步描述。另外，可通过使用合成数据预训练基于机器学习的模型，所述合成数据是通过修改用于制成半导体晶片的设计数据(例如，CAD或EDA数据)而产生。缺陷伪影(例如开路、短路、突部、侵入体等)以及计量标记(例如线端拉回)可经插入到CAD中且接着经馈送到由网络(其在上文参考的张(Zhang)等人的专利申请案中描述)训练的生成模型中以产生现实缺陷。

[0092] 如上文进一步描述，深度生成模型可用于产生一或多个样品的非标称例子的信息。相同深度生成模型可用于产生一或多个样品的标称例子的信息。以此方式，深度生成模型可用于产生标称(参考)及缺陷(测试)图像或本文中描述的其它信息。

[0093] 在一个实施例中，基于机器学习的模型是鉴别模型。以此方式，实施例可经配置以训练鉴别模型。另外，鉴别模型可为检验系统(例如，基于光的窄带或宽带检验器、基于电子束的检验器等)或本文中描述的其它系统(例如，计量系统、缺陷复检系统等)的部分。因而，本文中描述的实施例可经配置以训练用于鉴别学习的各种检验及/或其它系统。鉴别模型可具有所属领域中已知的任何适合架构及/或配置。

[0094] 鉴别模型(也称为条件模型)是在机器学习中用于模型化未经观察变量y对于经观察变量x的依赖性的模型类别。在概率框架内，此通过模型化条件概率分布 $P(y|x)$ (其可用于从x预测y)而完成。与生成模型相反，鉴别模型不允许从x及y的联合分布产生样本。然而，针对不需要联合分布的任务(例如分类及回归)，鉴别模型可产生优越性能。另一方面，生成模型通常在表达复杂学习任务中的依赖性方面比鉴别模型更灵活。另外，大多数鉴别模型固有地为监督式且不容易扩展到非监督式学习。应用特定细节最终指示选择鉴别模型相对于生成模型的适合性。

[0095] 在另一实施例中，基于机器学习的模型是神经网络。举例来说，基于机器学习的模型可为深度神经网络，其具有根据已经馈送以训练模型的数据模型化世界的一组权重。神经网络可大体上定义为基于神经单元的相对大集合的计算方法，其松散地模型化生物大脑使用由轴突连接的生物神经元的相对大群集解决问题的方式。每一神经单元与许多其它神经单元连接，且链接可强制执行或抑制其对经连接神经单元的激发状态的效应。这些系统

是自学习且经训练而非明确经编程且在其中解决方案或特征检测难以按传统计算机程序表达的领域中具有优势。

[0096] 神经网络通常由多个层组成,且信号路径从前部横越到后部。虽然若干神经网络更抽象得多,但神经网络的目标是以与人脑相同的方式解决问题。现代神经网络项目通常使用数千到数百万神经单元及数百万连接工作。神经网络可具有所属领域中已知的任何适合架构及/或配置。

[0097] 在另一实施例中,基于机器学习的模型是卷积及反卷积神经网络。举例来说,本文中描述的实施例可利用深度学习概念(例如卷积及反卷积神经网络)以解决通常难处理的表示转换问题(例如,呈现)。基于机器学习的模型可具有所属领域中已知的任何卷积及反卷积神经网络配置或架构。

[0098] 计算机子系统还经配置以使用一或多个样品的非标称例子的信息重新训练基于机器学习的模型,借此执行一或多个样品的非标称例子的信息到基于机器学习的模型的转移学习。举例来说,本文中描述的实施例的一般目的是提供用于使用具有有限训练集的有效可训练基于机器学习的模型的半导体装置的模拟及/或经验检验及/或计量的系统及方法。为此,可使用一系列转移学习方法以按有原则的方式实现且加速基于机器学习的模型的有效训练。这些转移学习方法及基于机器学习的模型可用于许多检验及计量应用。

[0099] 转移学习可大体上定义为通过来从已学习的相关任务(一或多个源任务)的知识的转移在新任务(或目标任务)中学习的改进。因此,在本文中描述的实施例中,仅使用标称例子训练基于机器学习的模型涉及学习一或多个源任务,且使用非标称例子重新训练基于机器学习的模型将知识从源任务(标称例子)转移到目标任务(非标称例子)。在转移学习中,代理程序在学习源任务时对于目标任务一无所知(或甚至不知道将存在目标任务)。举例来说,在本文中描述的实施例中,基于机器学习的模型在其使用标称例子训练时对于非标称例子一无所知。

[0100] 然而,一般来说,可以所属领域中已知的任何适合方式执行本文中描述的转移学习。举例来说,在归纳学习任务中,目标是从一组训练实例引出预测性模型。归纳学习中的转移通过允许源-任务知识影响目标任务的归纳偏向而工作。在归纳转移方法中,基于源-任务知识选取或调整目标-任务归纳偏向。完成此的方式取决于用于学习源及目标任务的归纳学习算法而变化。

[0101] 归纳转移不仅可视为改进标准监督式学习任务中的学习的方式,而且视为弥补由涉及相对小数据集的任务造成的困难的方式。即,如果存在针对任务的相对少量数据或类别标记,那么将其视为目标任务且执行从相关源任务的归纳转移可导致更准确模型。因此,尽管事实为假定两个数据集来自不同概率分布,这些方法仍使用源-任务数据以增强目标任务数据。

[0102] 可如在托里(Torrey)等人的“转移学习(Transfer Learning)”,由IGI Global出版的由E.索里亚(E.Soria),J.马丁(J.Martin)、R.玛格达莱娜(R.Magdalena)、M.马丁内斯(M.Martinez)及A.塞拉诺(A.Serrano)编辑的机器学习应用研究手册(Handbook of Research on Machine Learning Applications),2009年,第22页以及约斯(Yosinski)等人的“深度神经网络中的特征可如何转移?(How transferable are features in a deep neural network?)”,NIPS 2014,2014年11月6日,第14页中描述那样进一步执行本文中描

述的转移学习,所述文献以宛如全文陈述引用的方式并入本文中。可如这些参考案中描述那样进一步配置本文中描述的实施例。

[0103] 由本文中描述的实施例使用的重新训练(及训练)架构优选地经设计以收敛到具有最小数目个样本的地面实况(用于验证样本)。在一个实施例中,一或多个组件包含一或多个额外组件,重新训练是使用一或多个额外组件执行,且一或多个额外组件包含针对样品上的全部层的共同母网络、针对样品上的全部层的大型共同母网络、对抗网络、深度对抗生成网络、对抗自动编码器、贝氏神经网络、经配置用于变分贝氏方法的组件、梯形网络或其某一组合。举例来说,转移学习方法可应用到使用本文中描述的任何转移学习训练输入产生方法产生的训练集以训练基于机器学习的模型。存在此处适用的许多潜在概念。具有与半导体晶片一起工作的基本上高概率的概念包含:针对前段制程(FEOL)、中间制程(MOL)及后段制程(BEOL)层每一者使用共同母网络;针对全部层使用大型共同母网络(将可能在SEM上工作);使用对抗网络以加速训练;使用贝氏神经网络(变分贝氏),其需要少得多的层;及使用用于训练的梯形网络的概念。举例来说,本文中描述的实施例经配置用于半导体晶片及掩模检验以及其它应用且通过“合法放大”样本而加速训练。这些方法也称为半监督式(若干实例可用,但绝大多数未由人或地面实况标记)。

[0104] 在一个此实例中,计算机子系统可利用使用母网络的概念的权重的预训练系统。计算机子系统还可使用例如组合贝氏生成模型化以实现其在最小数目个样本中的结果的半监督式方法的方法。在2016年6月7日申请的张(Zhang)等人的第15/176,139号美国专利申请案及金马(Kingma)等人的“深度生成模型的半监督式学习(Semi-supervised Learning with Deep Generative Models)”,NIPS 2014,2014年10月31日,第1到9页中描述此类方法的实例,所述申请案以宛如全文陈述引用的方式并入本文中。可如这些参考案中描述那样进一步配置本文中描述的实施例。另外,计算机子系统可利用梯形网络,其中在例如拉斯马斯(Rasmus)等人的“梯形网络的半监督式学习(Semi-Supervised Learning with Ladder Networks)”,NIPS 2015,2015年11月24日,第1到19页中提出的深度神经网络中组合监督式及非监督式学习,所述文献以宛如全文陈述引用的方式并入本文中。可如此参考案中描述那样进一步配置本文中描述的实施例。本文中描述的计算机子系统可进一步经配置以使用在古德费洛(Goodfellow)等人的“生成敌对网络(Generative Adversarial Nets)”,2014年6月10日,第1到9页中描述的类型的深度对抗生成网络训练基于机器学习的模型,所述文献以宛如全文陈述引用的方式并入本文中。可如此参考案中描述那样进一步配置本文中描述的实施例。另外或替代地,本文中描述的计算机子系统可经配置以使用例如在曼札纳(Makhzani)等人的“对抗自动编码器(Adversarial Autoencoders)”,arXiv:1511.05644v2,2016年5月25日,第16页中描述的对抗自动编码器(组合变分自动编码器(VAE)及深度生成对抗网络(DGAN)的方法)训练基于机器学习的模型,所述文献以宛如全文陈述引用的方式并入本文中。可如此参考案中描述那样进一步配置本文中描述的实施例。在一些例子中,计算机子系统可经配置以执行贝氏学习,如在尼尔(Neal)的“神经网络的贝叶斯学习(Bayesian Learning for Neural Networks)”,纽约施普林格出版社(Springer-Verlag New York),1996年,第204页中描述,所述文献以宛如全文陈述引用的方式并入本文中。可如此参考案中描述那样进一步配置本文中描述的实施例。若干计算机子系统还可经配置以执行变分贝氏方法,如在施密德(Smidl)的“信号处理中的变分贝叶斯方法(The

Variational Bayes Method in Signal Processing)", 柏林海德堡施普林格出版社 (Springer-Verlag Berlin Heidelberg), 2006年, 第228页中描述, 所述文献以宛如全文陈述引用的方式并入本文中。可如此参考案中描述那样进一步配置本文中描述的实施例。

[0105] 在另一实施例中, 重新训练包含转移经训练的基于机器学习的方法的卷积层的全部权重且微调经训练的基于机器学习的方法的完全连接层的权重。举例来说, 重新训练可包含转移卷积层(例如, 层1到3)的全部权重且接着仅微调完全连接层。在另一实例中, 可通过称为转移学习的方法预训练基于机器学习的模型(例如本文中描述的基于机器学习的模型), 所述方法针对早期层从母网络复制权重且微调其中出现分类专门化的后期层。然而, 重新训练可包含更改基于机器学习的模型的任何一或多个可训练参数。另外, 通过本文中描述的实施例训练的基于机器学习的模型的一或多个参数可包含针对具有可训练权重的基于机器学习的模型的任何层的一或多个权重。在一个此实例中, 权重可包含卷积层而非汇集层的权重。

[0106] 图2说明可由本文中描述的实施例执行的基于机器学习的模型重新训练的一个实施例。举例来说, 可学习标称(设计者意图)结构且产生模拟光学及SEM图像的一或多个深度生成方法(DGM)可由本文中描述的实施例使用以产生用于训练基于机器学习的模型的标称例子的信息。在一个此实例中, 生成模型200可用于产生标称例子的信息。生成模型可学习实际晶片的实际图像(例如, SEM图像)与设计(例如, CAD或预期布局的向量表示)之间的联合概率分布(例如, 平均值及方差)。生成模型可经配置以执行本文中描述的任何其它模拟且可具有本文中描述的任何配置。

[0107] 标称例子的信息可用于训练基于机器学习的模型206, 其可如本文中进一步描述那样执行。一旦针对标称(视需要/非缺陷)样本训练神经网络, 缺陷诱导的设计便可用于产生看似基本上类似于真实世界数据(例如PWQ数据及/或经设计为印刷于晶片上的结构的缺陷代理)的合成数据。举例来说, 如图2中展示, 可如本文中描述那样更改设计数据202以在设计数据中产生合成缺陷。可将那个经更改设计数据输入到生成模型200以基于经更改设计数据产生一或多个样品的非标称例子(即, 合成缺陷)的信息。也可将以此方式产生的非标称例子的信息提供到用于重新训练模型的基于机器学习的模型206, 其可如本文中进一步描述那样执行。还可将设计数据及/或经更改设计数据提供到基于机器学习的模型使得设计数据及/或经更改设计数据可用于由基于机器学习的模型执行的一或多个步骤。

[0108] 如图2中进一步展示, 可如本文中进一步描述那样(例如, 使用PWQ及/或FEM训练晶片)产生实际晶片数据204。可将那个实际晶片数据提供到生成模型200, 使得可使用实际晶片数据以训练及/或更新生成模型。也可将那个实际晶片数据提供到基于机器学习的模型206使得可使用实际晶片数据执行基于机器学习的模型的重新训练, 其可如本文中进一步描述那样执行。

[0109] 可针对特定样品(例如, 特定晶片或光罩)、工艺、成像参数等产生本文中描述的基于机器学习的模型。换句话来说, 本文中描述的基于机器学习的模型可为样品特定、工艺特定、成像参数特定等。以此方式, 可针对不同晶片层产生不同基于机器学习的模型。另外, 可针对不同成像参数集(例如, 不同成像模式)产生不同基于机器学习的模型。可使用不同训练数据集产生不同模型的每一者。可如本文中进一步描述那样产生不同训练数据集的每一者。

[0110] 本文中描述的实施例具有本文中进一步描述的数个优点。另外，本文中描述的实施例可实现实现可用于检验及计量应用的经训练图像产生模型的100到1000x加速。

[0111] 可将上文描述的每一系统的每一实施例一起组合为一个单个实施例。

[0112] 另一实施例涉及一种用于训练基于机器学习的模型的计算机实施方法。所述方法包含获取在其上执行工艺的一或多个样品的非标称例子的信息。基于机器学习的模型经配置以针对样品执行一或多个模拟，且仅使用一或多个额外样品的标称例子的信息训练基于机器学习的模型。所述方法还包含使用一或多个样品的非标称例子的信息重新训练基于机器学习的模型，借此执行一或多个样品的非标称例子的信息到基于机器学习的模型的转移学习。由一或多个计算机系统执行获取及重新训练。由一或多个计算机系统执行一或多个组件，且一或多个组件包含基于机器学习的模型。

[0113] 可如本文中进一步描述那样执行方法的每一步骤。方法还可包含可由本文中描述的系统、计算机系统及/或基于机器学习的模型执行的任何其它步骤。可根据本文中描述的任何实施例配置计算机系统，例如，计算机子系统102。另外，上文描述的方法可由本文中描述的任何系统实施例执行。

[0114] 额外实施例涉及一种存储程序指令的非暂时性计算机可读媒体，所述程序指令可在一或多个计算机系统上执行以执行用于训练基于机器学习的模型的计算机实施方法。在图3中展示一个此实施例。特定来说，如图3中展示，非暂时性计算机可读媒体300包含可在计算机系统304上执行的程序指令302。计算机实施方法可包含本文中描述的任何方法的任何步骤。

[0115] 实施例如本文中描述的方法的程序指令302可存储于计算机可读媒体300上。计算机可读媒体可为存储媒体，例如磁盘或光盘、磁带或所属领域中已知的任何其它适合非暂时性计算机可读媒体。

[0116] 可以各种方式(包含基于程序的技术、基于组件的技术及/或面向对象技术等等)的任何者实施程序指令。举例来说，可视需要使用ActiveX控件、C++对象、JavaBeans、微软基础类别库(“MFC”)、SSE(数据流SIMD延伸)或其它技术或方法论实施程序指令。

[0117] 可根据本文中描述的任何实施例配置计算机系统304。

[0118] 鉴于此描述，所属领域的技术人员将明白本发明的各种方面的另外修改及替代实施例。举例来说，提供用于半导体应用的基于机器学习的模型的加速训练的方法及系统。因此，此描述应仅解释为说明性且是出于教示所属领域的技术人员执行本发明的一般方式的目的。应理解，本文中展示及描述的本发明的形式将视为当前优选实施例。如所属领域的技术人员在获益于本发明的此描述之后将明白，元件及材料可取代本文中说明及描述的元件及材料，部件及过程可颠倒，且可独立利用本发明的特定特征。在不脱离如在所附权利要求书中描述的本发明的精神及范围的情况下可对本文中描述的元件做出改变。

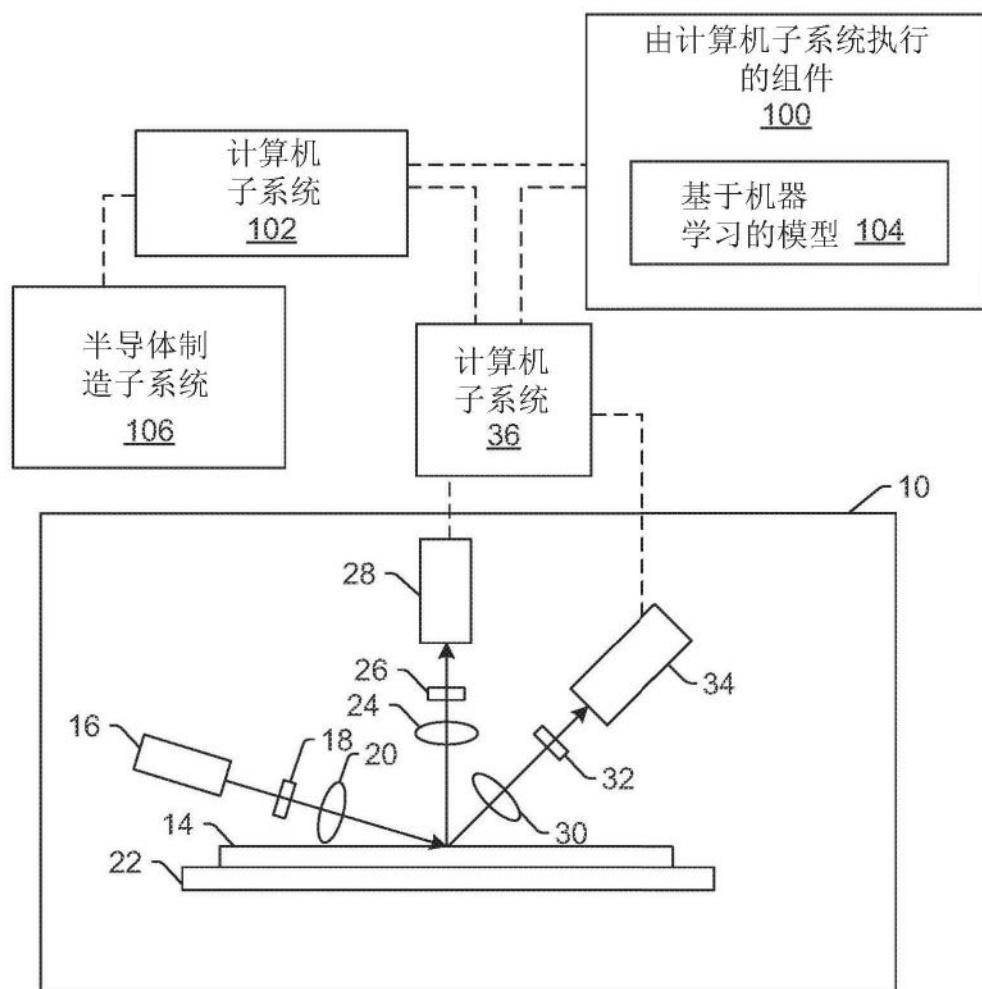


图1

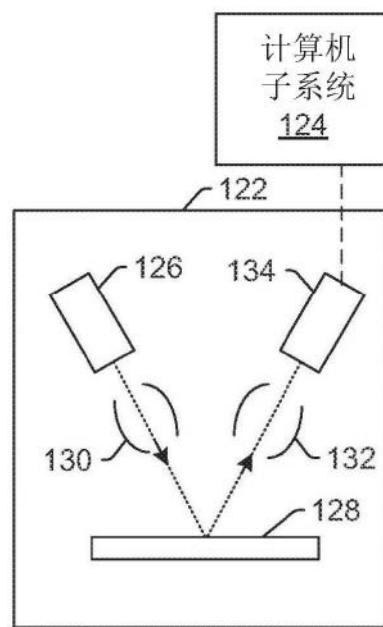


图1a

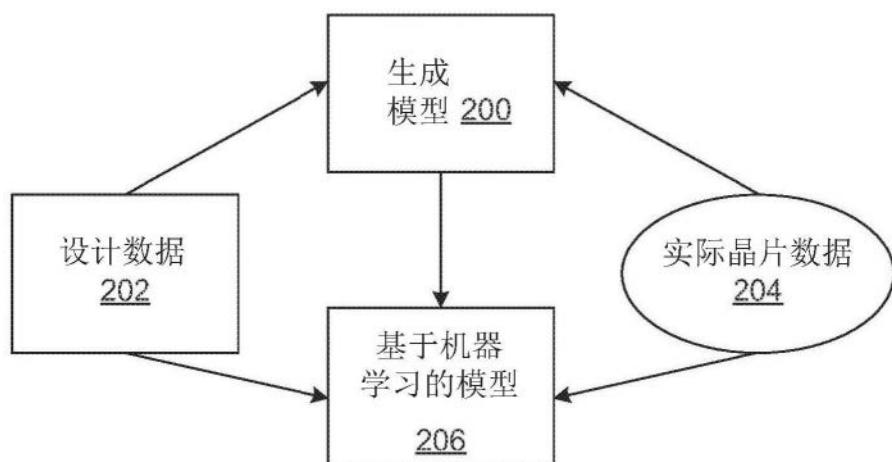


图2

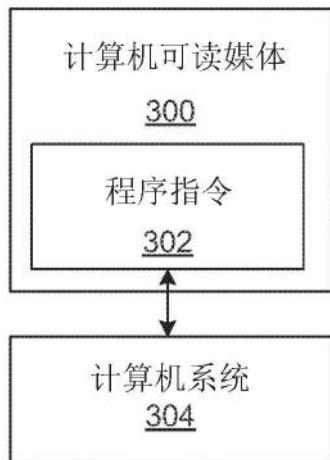


图3