



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 110168710 B

(45)授权公告日 2020.11.06

(21)申请号 201780082757.1

(22)申请日 2017.12.06

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 110168710 A

(43)申请公布日 2019.08.23

(30)优先权数据
62/430,925 2016.12.07 US
15/720,272 2017.09.29 US

(85)PCT国际申请进入国家阶段日
2019.07.09

(86)PCT国际申请的申请数据
PCT/US2017/064947 2017.12.06

(87)PCT国际申请的公布数据
W02018/106827 EN 2018.06.14

(73)专利权人 科磊股份有限公司
地址 美国加利福尼亚州

(72)发明人 B·布拉尔 V·拉马钱德兰
R·威灵福德 S·A·永

(74)专利代理机构 北京律盟知识产权代理有限公司 11287
代理人 刘丽楠

(51)Int.Cl.
H01L 21/66(2006.01)
H01L 21/67(2006.01)

(56)对比文件
CN 105184309 A, 2015.12.23
CN 101981683 A, 2011.02.23
US 2016110859 A1, 2016.04.21
CN 105453245 A, 2016.03.30
WO 2016090044 A1, 2016.06.09
审查员 韩冰

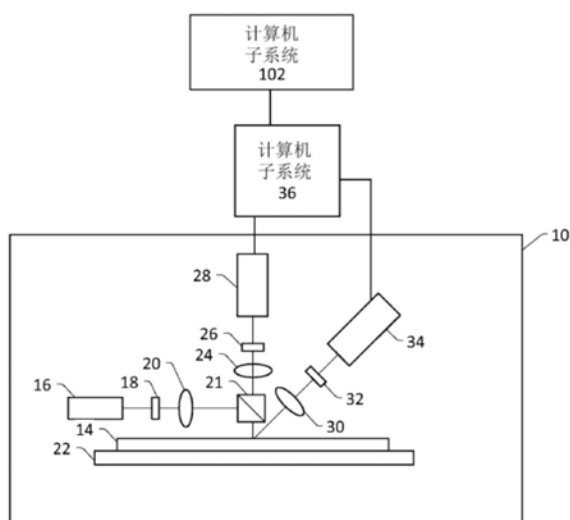
权利要求书3页 说明书14页 附图3页

(54)发明名称

用于以卷积神经网络为基础的缺陷检验的数据扩增

(57)摘要

本发明揭示用于将增补输入数据提供到卷积神经网络CNN的系统及方法。在处理器处接收晶片图像。将所述晶片图像划分成各与所述晶片图像中的裸片相关联的多个参考图像。接收测试图像。通过差异化所述测试图像与所述参考图像而产生多个差异图像。将所述参考图像及所述差异图像汇集到用于所述CNN的所述增补输入数据中且提供到所述CNN。



1. 一种将扩增输入数据提供到卷积神经网络CNN的方法,其包括:
在处理器处接收晶片图像;
使用所述处理器将所述晶片图像划分成多个参考图像,每一参考图像与所述晶片图像中的裸片相关联;
在所述处理器处接收一或多个测试图像;
使用所述处理器通过差异化所述一或多个测试图像与所述多个参考图像中的一或多个者而产生多个差异图像;
使用所述处理器将所述多个参考图像及所述多个差异图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中;
使用所述处理器将所述扩增输入数据提供到所述CNN;
使用所述处理器通过相对于所接收的一或多个测试图像转置所述多个参考图像及所述多个差异图像而产生多个转置图像;及
使用所述处理器将所述多个转置图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中;
其中使所述多个转置图像相对于所接收的一或多个测试图像转置于像素位移。
2. 根据权利要求1所述的方法,其进一步包括:
使用图像数据获取子系统来执行晶片扫描;
使用图像数据获取子系统将所述晶片扫描转换成所述晶片图像;及
使用所述图像数据获取子系统将所述晶片扫描转换成所述一或多个测试图像。
3. 根据权利要求1所述的方法,其进一步包括:
使用所述处理器通过差异化具有所关注缺陷DOI的一或多个测试图像与所述多个参考图像中的一或多个者且合并所述差异图像与所述多个测试图像中的一或多个者而产生多个DOI图像;及
使用所述处理器将所述多个DOI图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。
4. 根据权利要求1所述的方法,其进一步包括:
使用所述处理器通过使所述多个参考图像及所述多个差异图像的像素值乘以常数或矩阵而产生多个放大图像;及
使用所述处理器将所述多个放大图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。
5. 根据权利要求1所述的方法,其进一步包括:
使用所述处理器产生所述晶片图像的电磁模拟;
使用所述处理器呈现所述电磁模拟;
使用所述处理器组合所呈现的电磁模拟与所接收的晶片图像以产生电磁图像;
使用所述处理器将所述电磁图像划分成多个电磁参考图像,每一电磁参考图像与所述电磁图像中的裸片相关联;及
使用所述处理器将所述多个电磁参考图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。
6. 根据权利要求1所述的方法,其进一步包括:
使用所述处理器通过使所述多个参考图像及所述多个差异图像失焦而产生多个失焦图像;及
使用所述处理器将所述多个失焦图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

7. 根据权利要求1所述的方法,其进一步包括:

使用所述处理器通过改变所述多个参考图像及所述多个差异图像的照明值而产生多个照明图像;及

使用所述处理器将所述多个照明图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

8. 根据权利要求1所述的方法,其中产生多个差异图像的所述步骤包括:使用所述处理器差异化测试图像与中值裸片参考图像、黄金裸片参考图像、基于呈现设计的参考图像或来自与所述测试图像相同的裸片行、与所述测试图像相同的裸片列或所述晶片图像中的任何裸片的参考图像。

9. 一种用于将扩增输入数据提供到卷积神经网络CNN的系统,其包括:

处理器,其经配置以实行一或多个软件模块,所述一或多个软件模块经配置以:

接收晶片图像,所述晶片图像含有一或多个裸片;

将所述晶片图像划分成多个参考图像,每一参考图像与所述晶片图像中的裸片相关联;

接收一或多个测试图像;

通过差异化所述一或多个测试图像与所述多个参考图像中的一或多者而产生多个差异图像;

将所述多个参考图像及所述多个差异图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中;

将所述扩增输入数据提供到所述CNN;

通过相对于所接收的一或多个测试图像转置所述多个参考图像及所述多个差异图像而产生多个转置图像;及

将所述多个转置图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中;

其中使所述多个转置图像相对于所接收的一或多个测试图像转置子像素位移。

10. 根据权利要求9所述的系统,其中所述一或多个软件模块经进一步配置以:

通过差异化具有关注缺陷DOI的一或多个测试图像与所述多个参考图像中的一或多者且合并所述差异图像与所述多个测试图像中的一或多者而产生多个DOI图像;及

将所述多个DOI图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

11. 根据权利要求10所述的系统,其进一步包括与所述处理器及所述图像数据获取子系统电子通信的数据库,所述数据库经配置以存储所述晶片图像、所述多个参考图像、所述一或多个测试图像及所述多个差异图像。

12. 根据权利要求11所述的系统,其中所述数据库也经配置以存储所述CNN。

13. 根据权利要求9所述的系统,其进一步包括:

图像数据获取子系统,其与所述处理器电子通信;

其中所述图像数据获取子系统经配置以执行晶片扫描;

其中所述一或多个软件模块经进一步配置以将所述晶片扫描转换成所述一或多个测试图像;且

其中所述一或多个软件模块经进一步配置以将所述晶片扫描转换成所述晶片图像。

14. 根据权利要求9所述的系统,其中所述一或多个软件模块经进一步配置以:

通过使所述多个参考图像及所述多个差异图像的像素值乘以常数或矩阵而产生多个

放大图像;及

将所述多个放大图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

15. 根据权利要求9所述的系统,其中所述一或多个软件模块经进一步配置以:

产生所述晶片图像的电磁模拟;

呈现所述电磁模拟;

组合所呈现的电磁模拟与所接收的晶片图像以产生电磁图像;

将所述电磁图像划分成多个电磁参考图像,每一电磁参考图像与所述电磁图像中的裸片相关联;及

将所述多个电磁参考图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

16. 根据权利要求9所述的系统,其中所述一或多个软件模块经进一步配置以:

通过使所述多个参考图像及所述多个差异图像失焦而产生多个失焦图像;及

将所述多个失焦图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

17. 根据权利要求9所述的系统,其中所述一或多个软件模块经进一步配置以:

通过改变所述多个参考图像及所述多个差异图像的照明值而产生多个照明图像;及

将所述多个照明图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

18. 根据权利要求9所述的系统,其中所述一或多个软件模块经配置以通过差异化测试图像与中值裸片参考图像、黄金裸片参考图像、基于呈现设计的参考图像或来自与所述测试图像相同的裸片行、与所述测试图像相同的裸片列或所述晶片图像中的任何裸片的参考图像而产生多个差异图像。

用于以卷积神经网络为基础的缺陷检验的数据扩增

[0001] 相关申请案的交叉参考

[0002] 本申请案主张2016年12月7日申请的第62/430,925号美国临时申请案(现处于待审中)的优先权,所述案的揭示内容以引用的方式并入本文中。

技术领域

[0003] 本发明涉及缺陷检验,例如用于以卷积神经网络为基础的缺陷检验的数据扩增的系统及方法。

背景技术

[0004] 制造例如逻辑及存储器装置的半导体装置通常包含使用较大数目个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。例如,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。可在单个半导体晶片上的布置中制造多个半导体装置且接着将它们分离为个别半导体装置。

[0005] 在半导体制造工艺期间的各种步骤使用检验过程检测晶片上的缺陷以促进制造工艺中的更高良率及因此更高利润。检验始终是制造例如集成电路的半导体装置的重要部分。但是,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加重要,这是因为较小缺陷可导致装置故障。例如,随着半导体装置的尺寸减小,缩小大小的缺陷的检测已变得必要,这是由于甚至相对小的缺陷可导致半导体装置中的非所要像差。

[0006] 但是,随着设计规则收紧,半导体制造工艺可更接近于工艺的性能能力的限制而操作。另外,随着设计规则收紧,较小缺陷可影响装置的电参数,此驱使更灵敏的检验。因此,随着设计规则收紧,通过检验检测到的潜在良率相关缺陷的群体显著增长,且通过检验检测到的扰乱点缺陷的群体也显著增加。因此,可在晶片上检测到越来越多的缺陷,且校正工艺以消除所有缺陷可为困难且昂贵的。因而,确定哪些缺陷实际上影响装置的电参数及良率可允许工艺控制方法专注于所述缺陷,同时大体上忽略其它缺陷。此外,在减小设计规则下,工艺引发的故障可在一些情况中倾向于是系统性的。即,工艺引发的故障倾向于在通常在设计内重复许多次的预定设计图案下发生故障。空间系统性、电相关缺陷的消除是重要的,这是因为消除这些缺陷可对良率具有明显的总体影响。缺陷是否将影响装置参数及良率通常无法从上文描述的检验、重检及分析工艺确定,这是由于这些工艺可无法确定缺陷相对于电设计的位置。

[0007] 检测缺陷的一种方法是使用计算机视觉。在计算机视觉中,例如卷积神经网络(CNN)的模型可用于识别缺陷。CNN可具备来自晶片及一组已知缺陷的各种图像。最常见任务中的一者是将模型拟合到一组训练数据,其中目标是可靠预测未见测试数据。通常,我们最少需要每一者的几百个实例。经常,如此多数据是不可用的或收集此数据花费太长时间。

[0008] 另外,可过度拟合CNN。在过度拟合时,统计模型描述随机误差或噪声而非潜在关系。例如,图1说明展示相邻裸片的差异图像中的晶片噪声的多个图像10。在模型过度复杂

(例如具有相对于若干观察的过多参数)时发生过度拟合。已过度拟合的模型具有不良预测性能,这是因为其对训练数据的小波动过度反应。

[0009] 同样地,在统计模型或机器学习算法无法捕获数据的潜在趋势时发生低度拟合。例如,在将线性模型拟合到非线性数据时将发生低度拟合。此模型将具有不良预测性能。

[0010] 过度拟合的可能性由于用于训练模型的准则不同于用于判定模型的效力的准则而存在。特定来说,通常通过最大化模型对某组训练数据的性能来训练所述模型。但是,未通过其对训练数据的性能而通过其对未见数据的良好性能的能力来确定其效力。在模型开始“记住”训练数据而非“学习”从趋势一般化时发生过度拟合。作为极端实例,如果参数数目与观察数目相同或大于观察数目,那么简单模型或学习过程可通过记住全部训练数据而完美预测训练数据,但此模型通常将在预测新数据或未见数据时彻底失败,这是因为简单模型完全没有学习一般化。

[0011] 过度拟合的可能性不仅取决于参数及数据的数目而且取决于模型结构与数据形状的一致性相较于数据中的预期噪声或误差水平的模型误差量值。

[0012] 为避免过度拟合,有必要使用额外技术,例如数据扩增。数据扩增采用现有数据(例如现有晶片图像)且将数学函数应用到数据,以便产生新但类似的指示图像。例如,当前使用的数据扩增技术包含图像的旋转、平移、变焦、翻转及修剪。

[0013] 但是,这些技术无法容易地用于缺陷检验领域中。例如,旋转仅具有有限值,这是因为仅可在一或两个定向(0及90度)上检验晶片。变焦在检验过程期间恒定且因此也具有有限值。可使用图像的平移、翻转及修剪,但这些扩增尤其在使CNN对裸片到裸片或晶片到晶片工艺变动稳健时通常不足以产生足够扩增数据。

[0014] 此外,现有技术数据扩增技术在处置如在图1中的相邻裸片的差异图像10中说明的随机晶片噪声时尤其不足。使用有意义完全随机晶片噪声扩增输入数据集是困难的但应在处置随机工艺变动(其是最具挑战性的晶片噪声源中的一者)时纳入考虑。

发明内容

[0015] 本发明的一个实施例可描述为一种用于将扩增输入数据提供到卷积神经网络(CNN)的方法。所述方法包括在处理器处接收晶片图像。所述方法进一步包括使用所述处理器将所述晶片图像划分成多个参考图像。每一参考图像可与所述晶片图像中的裸片相关联。所述方法进一步包括在所述处理器处接收一或多个测试图像。

[0016] 所述方法进一步包括通过使用所述处理器差异化(differencing)所述一或多个测试图像与所述多个参考图像中的一或多者而产生多个差异图像。在一个实施例中,产生多个差异图像的步骤包括差异化测试图像与中值裸片参考图像、黄金裸片(golden die)参考图像、基于呈现设计的参考图像或来自与所述测试图像相同的裸片行、与所述测试图像相同的裸片列或所述晶片图像中的任何裸片的参考图像。

[0017] 所述方法进一步包括使用所述处理器将所述多个参考图像及所述多个差异图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。所述方法进一步包括将所述扩增输入数据提供到所述CNN。

[0018] 在另一实施例中,所述方法可进一步包括使用图像数据获取子系统执行晶片扫描。所述图像数据获取子系统将所述晶片扫描转换成晶片图像及一或多个测试图像。

[0019] 在一个实施例中,所述方法进一步包括通过差异化具有所关注缺陷(DOI)的一或多个测试图像与所述多个参考图像中的一或多者且合并差异图像与所述多个测试图像中的一或多者而产生多个DOI图像。将所述多个DOI图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

[0020] 在另一实施例中,所述方法可进一步包括使用所述处理器通过相对于所接收一或多个测试图像转置所述多个参考图像及所述多个差异图像而产生多个转置图像。将所述多个转置图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。可使所述多个转置图像相对于所述所接收一或多个测试图像转置子像素偏移。

[0021] 在一个实施例中,所述方法可进一步包括使用所述处理器通过使所述多个参考图像及所述多个差异图像的像素值乘以常数或矩阵而产生多个放大图像。将所述多个放大图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

[0022] 在另一实施例中,所述方法进一步包括使用所述处理器:产生所述晶片图像的电磁模拟;呈现所述电磁模拟;组合所述所呈现电磁模拟与所接收晶片图像以产生电磁图像;将所述电磁图像划分成多个电磁参考图像;及将所述多个电磁参考图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。每一电磁参考图像可与所述电磁图像中的一裸片相关联。

[0023] 在一个实施例中,所述方法进一步包括使用所述处理器通过使所述多个参考图像及所述多个差异图像失焦而产生多个失焦图像。将所述多个失焦图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

[0024] 在另一实施例中,所述方法进一步包括通过改变所述多个参考图像及所述多个差异图像的照明值而产生多个照明图像。将所述多个照明图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

[0025] 本发明的另一实施例可描述为一种用于将扩增输入数据提供到CNN的系统。所述系统可包括经配置以执行一或多个软件模块的处理器。所述一或多个软件模块可经配置以接收晶片图像。所述晶片图像可含有一或多个裸片。

[0026] 所述一或多个软件模块可经配置以将所述晶片图像划分成多个参考图像。每一相关联参考图像可与所述晶片图像中的裸片相关联。所述一或多个软件模块可经配置以接收一或多个测试图像且通过差异化所述一或多个测试图像与所述多个参考图像中的一或多者而产生多个差异图像。

[0027] 所述一或多个软件模块可经配置以将所述多个参考图像及所述多个差异图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中且将所述扩增输入数据提供到所述CNN。

[0028] 在一个实施例中,所述软件模块经进一步配置以通过差异化具有所关注缺陷(DOI)的一或多个测试图像与所述多个参考图像中的一或多者而产生多个DOI图像。接着合并所述差异图像与所述多个测试图像中的一或多者。接着,将所述多个DOI图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

[0029] 在另一实施例中,所述系统进一步包括与所述处理器电子通信的图像数据获取子系统。在此实施例中,所述图像数据获取子系统经配置以执行晶片扫描。所述一或多个软件模块经进一步配置以将所述晶片扫描转换成所述一或多个测试图像且将所述晶片扫描转换成所述晶片图像。

[0030] 在一个实施例中,所述一或多个软件模块经进一步配置以通过相对于所述所接收

一或多个测试图像转置所述多个参考图像及所述多个差异图像而产生多个转置图像。将所述多个转置图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。可使所述多个转置图像相对于所述所接收一或多个测试图像转置子像素偏移。

[0031] 在另一实施例中,所述一或多个软件模块经进一步配置以通过使所述多个参考图像及所述多个差异图像的像素值乘以常数或矩阵而产生多个放大图像。将所述多个放大图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

[0032] 在一个实施例中,所述一或多个软件模块经进一步配置以:产生所述晶片图像的电磁模拟;呈现所述电磁模拟;组合所述所呈现电磁模拟与所接收晶片图像以产生电磁图像;将所述电磁图像划分成多个电磁参考图像;及将所述多个电磁参考图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。每一电磁参考图像可与所述电磁图像中的裸片相关联。

[0033] 在另一实施例中,所述一或多个软件模块经进一步配置以通过使所述多个参考图像及所述多个差异图像失焦而产生多个失焦图像。将所述多个失焦图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

[0034] 在一个实施例中,所述一或多个软件模块经进一步配置以通过改变所述多个参考图像及所述多个差异图像的照明值而产生多个照明图像。将所述多个照明图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

[0035] 在另一实施例中,所述一或多个软件模块经配置以通过差异化测试图像与中值裸片参考图像、黄金裸片参考图像、基于呈现设计的参考图像或来自与所述测试图像相同的裸片行、与所述测试图像相同的裸片列或所述晶片图像中的任何裸片的参考图像而产生多个差异图像。

[0036] 所述系统可进一步包括与所述处理器及所述图像数据获取子系统电子通信的数据库。所述数据库可经配置以存储所述晶片图像、所述多个参考图像、所述一或多个测试图像及所述多个差异图像。在另一实施例中,所述数据库也经配置以存储所述CNN。

附图说明

[0037] 为更完全理解本发明的性质及目的,应结合附图参考以下详细描述,其中:

[0038] 图1是说明随机晶片噪声的多个差异图像;

[0039] 图2是在整个晶片上获得的参考图像位置的图解;

[0040] 图3是结合本发明的一个实施例使用的系统的系统图;

[0041] 图4是展示存储可在计算机系统上实行以执行本发明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图;及

[0042] 图5是说明本发明的一个实施例的流程图。

具体实施方式

[0043] 尽管根据某些实施例描述所主张的标的物,但其它实施例(包含未提供本文阐述的所有益处及特征的实施例)也在本发明的范围内。可在不脱离本发明的范围的情况下做出各种结构、逻辑、工艺步骤及电子改变。因此,仅参考权利要求书界定本发明的范围。

[0044] 如本文使用,术语“晶片”一般是指由半导体或非半导体材料形成的衬底。此半导体或非半导体材料的实例包含(但不限于)单晶硅、砷化镓及磷化铟。通常可在半导体制造

设施中找到及/或处理这些衬底。

[0045] 晶片可包含形成在衬底上的一或多个层。例如,这些层可包含(但不限于)抗蚀剂、电介质材料及导电材料。许多不同类型的这些层在此项技术中是已知的,且如本文使用的术语晶片意在涵盖包含所有类型的这些层的晶片。

[0046] 形成于晶片上的一或多个层可经图案化或未经图案化。例如,晶片可包含多个裸片,每一裸片具有可重复图案化特征。这些材料层的形成及处理最终可导致成品装置。许多不同类型的装置(IC)可形成于晶片上,且如本文使用的术语晶片意在涵盖其上制造此项技术中已知的任何类型的装置的晶片。如本文使用,术语“晶片”可包括针对特定目的设计的IC的集合。

[0047] 虽然本文关于晶片描述实施例,但应了解,所述实施例可用于另一样品(例如光罩,其通常也可被称为掩模或光掩模)。在此项技术中已知许多不同类型的光罩,且如本文所使用的术语“光罩”、“掩模”及“光掩模”意在涵盖此项技术中已知的所有类型的光罩。

[0048] 检测晶片上的缺陷可涉及使用一或多个光学器件模式,其包含使用一或多个光学器件模式及一或多个缺陷检验算法对所述晶片执行热扫描。“热扫描”通常是指晶片的扫描/检验,其经执行以通过应用相对积极检测设置(例如,大体上接近于本底噪声的阈值)检测晶片上的缺陷。以此方式,可执行热扫描以收集将用于调谐过程(光学器件选择及算法调谐)的关于晶片的检验数据。热扫描的目的在于在选定模式中检测晶片上的全部缺陷及扰乱点类型的代表性样本。

[0049] 本文中描述的实施例可包含多个热扫描,例如,一个热扫描用于光学器件选择,且另一热扫描用于参数调谐。可使用经选择用于晶片检验的光学模式来执行针对参数选择执行的热扫描。选择光学模式可包含运用总体计分进行光学器件选择,其在寻找DOI时自动计算指定光学器件模式的模式或组合的“良好”程度的单个数字同时抑制给定缺陷集合的扰乱点。此消除跨许多模式逐缺陷手动比较信噪比的工作,且显著减小光学器件选择时间。

[0050] 本文中描述的实施例可利用一组处理器节点,其经配置以使用存储于存储媒体阵列中的图像数据及针对晶片的至少一个额外数据源产生晶片的图像。

[0051] 本发明的实施例使用卷积神经网络进行缺陷检验。常规机器学习方法(例如监督式学习)也可用于缺陷检验。另外,CNN可在运行时间期间用于缺陷分类。本发明的实施例可引入用于扩增用于缺陷检验的输入数据集以尤其模仿随机裸片到裸片工艺变动的新技术。

[0052] CNN是前馈人工神经网络的一种类型,其中通过动物视觉皮层的组织启发其神经元(即,像素集群)之间的连接图案。个别皮层神经元响应于称为感受域的受限空间区域中的刺激。不同神经元的感受域部分重叠,使得它们拼接(tile)视域。个别神经元对其感受域内的刺激的响应可在数学上通过卷积运算近似来计算。

[0053] CNN可包括感受域的多个层。这些是处理所述输入图像的部份的小神经元集合。这些集合的输出接着经拼接使得它们输入区域重叠,以获得原始图像的更好表示。此可对每一此层重复。拼接允许CNN容忍输入图像的平移。CNN可具有神经元的3D体积。CNN的层可具有以三维布置的神经元:宽度、高度及深度。层内部的神经元仅连接到所述层前方的小区域(称为感受域)。相异类型的层(局部连接及完全连接两者)经堆叠以形成CNN架构。CNN通过在相邻层的神经元之间施行局部连接图案而利用空间局部相关。所述架构因此确保学习滤波器产生对空间局部输入图案的最强响应。堆叠许多这些层导致变得日益全局的非线性滤

波器(即,响应于像素空间的更大区域)。此允许网络首先产生输入的小部分的良好表示,接着汇集来自它们的较大区域的表示。在CNN中,跨整个视域复制每一滤波器。这些复制单元共享相同参数化(权重向量及偏置)且形成特征映射。此意指给定卷积层中的所有神经元检测完全相同特征。以此方式复制单元允许检测特征而与它们在视域中的位置无关,因此构成平移不变性的性质。

[0054] 这些性质一起允许卷积神经网络实现视觉问题的更好一般化。权重共享也有助于显著减少所学习的自由参数的数目,因此降低对运行网络的存储器需求。减小存储器使用量允许训练更大、更强大网络。CNN可包含组合神经元集群的输出的局部或全局池化层。池化层也可由卷积且完全连接层的各种组合组成,其中在每一层的末端或每一层之后施加逐点非线性。引入对小输入区域的卷积运算以减少自由参数的数目且改进一般化。卷积网络的一个优点是在卷积层中使用共享权重,此意指针对层中的每一像素使用相同滤波器(权重库)。这也减小存储器使用量且改进性能。

[0055] CNN架构可由相异层的堆叠形成,所述层通过可微函数将输入体积变换成输出体积(例如,保持类别分数)。可使用少数相异类型的层。卷积层具有由一组可学习滤波器(或核心)组成的各种参数,所述组可学习滤波器具有小感受域,但延伸通过输入体积的全深度。在前向传递期间,每一滤波器可跨输入体积的宽度及高度卷积,从而计算滤波器的条目与输入之间的点积且产生所述滤波器的二维激活映射。因此,网络学习在它们于输入中的某个空间位置处看见某种特定类型的特征时激活的滤波器。通过堆叠沿深度维度的所有滤波器的激活映射,形成卷积层的全输出体积。输出体积中的每一条目因此也可被解释为查看输入中的小区域且与相同激活映射中的神经元共享参数的神经元的输出。

[0056] 在处置高维度输入(例如图像)时,将神经元连接到先前体积中的所有神经元可为不切实际的,因为此网络架构没有考虑数据的空间结构。CNN可通过在相邻层的神经元之间施行局部连接图案而利用空间局部相关。例如,每一神经元仅连接到输入体积的小区域。此连接程度是称为神经元的感受域的超参数。连接在空间中可为局部的(沿宽度及高度),但始终沿输入体积的整个深度延伸。此架构确保经学习滤波器产生对空间局部输入图案的最强响应。在一个实施例中,训练CNN包含使用迁移学习以针对每一CNN产生超参数。迁移学习可包含对极大数据集训练CNN且接着将经训练CNN权重作用于所关注任务的初始化或固定特征提取器。

[0057] 三个超参数控制卷积层的输出体积的大小:深度、步幅及补零。输出体积的深度控制层中连接到输入体积的相同区域的神经元的数目。所有这些神经元将学习针对输入中的不同特征激活。例如,如果第一CNN层将原始图像视为输入,那么沿深度维度的不同神经元可在存在色彩的各种定向边缘或斑点时激活。步幅控制如何分配围绕空间维度(宽度及高度)的深度列。在步幅是1时,将仅隔1个空间单位将新神经元深度列分配到空间位置。此导致列之间的感受域严重重叠,且也导致大输出体积。相反地,如果使用更高步幅,那么感受域将更少重叠且所得输出体积将具有更小空间尺寸。有时,在输入体积边界上用零填补输入是方便的。此补零的大小是第三超参数。补零提供输出体积空间大小的控制。特定来说,有时可期望确切地保存输入体积的空间大小。

[0058] 在一些实施例中,可在层中使用参数共享方案来控制自由参数的数目。如果一个图块特征可用于在某个空间位置处计算,那么其也可用于在不同位置处计算。换句话说,

将单个二维深度切片表示深度切片,每一深度切片中的神经元可限于使用相同权重及偏置。

[0059] 由于单个深度切片中的所有神经元可共享相同参数化,所以层的每一深度切片之前向传递可计算为使用输入体积卷积神经元权重。因此,常见的是,将权重集合称为滤波器(或核心),其使用输入进行卷积。此卷积的结果是激活映射,且每一不同滤波器的激活映射集合沿深度维度堆叠在一起以产生输出体积。

[0060] 有时,例如在输入到CNN的图像具有某个特定居中结构(其中预期在不同空间位置上学习完全不同特征)时,参数共享可能并非有效。

[0061] CNN的另一重要概念是池化,其是非线性下取样的一种形式。存在用来实施池化的若干非线性函数,在所述函数当中最大池化是1。最大池化将输入图像分隔成一组非重叠矩形且针对每一此子区域输出最大值。一旦已找到特征,其确切位置可并非如其相对于其它特征的大致位置那样重要。池化层的功能可为逐渐减小表示的空间大小以减少网络中的参数及计算的量,且因此也控制过度拟合。池化层可定位于CNN架构中的连续卷积层之间。

[0062] CNN中的另一层可为ReLU(整流线性单元)层。这是应用非饱和激活函数的神经元层。ReLU层可增加决策函数及整个网络的非线性性质而不影响卷积层的感受域。

[0063] 最后,在若干卷积及/或最大池化层之后,经由完全连接层完成神经网络中的高阶推理。完全连接层中的神经元具有到先前层中的所有激活的连接。因此,它们的激活可运用矩阵乘法接着偏置位移来计算。

[0064] 在一些实施例中,可利用丢弃技术来防止过度拟合。如本文所提及,丢弃技术是一种用于通过防止对训练数据的复杂互相适应而减少神经网络中的过度拟合的正规化技术。术语“丢弃”是指丢弃神经网络中的单元(隐藏及可见两者)。例如,在每一训练阶段,个别节点可从CNN“丢弃”的可能性是 $1-p$ 或被保留的可能性是 p ,使得保持减小的CNN。在一些实施例中,也可移除到丢弃节点的传入及传出边缘。仅训练减小的CNN。接着,所移除CNN可以它们的原始权重重新插入到网络中。

[0065] 在训练阶段中,隐藏节点将被保留(即,不丢弃)的可能性可为近似0.5。对于输入节点,保持可能性可更高。通过避免以所有训练数据训练所有节点,丢弃减小CNN中的过度拟合且显著改进训练的速度。

[0066] 许多不同类型的CNN可用于本发明的实施例中。可基于特定扫描模式或境况使用不同CNN。CNN的配置可基于晶片、图像数据获取子系统或预定参数而改变。

[0067] 在一个实施例中,由光罩检验系统产生的光罩的图像用作图像数据空间中的图像数据。以此方式,由光罩检验系统产生的光罩的图像可用作图像数据的替代。用于此实施例中的光罩的图像可包含由此项技术中已知的任何光罩检验系统以任何适当方式产生的光罩的任何适当图像。例如,光罩的图像可为分别通过高放大率光学光罩检验系统或基于电子束的光罩检验系统获取的光罩的高放大率光学或电子束图像。替代地,光罩的图像可为由空中成像光罩检验系统获取的光罩的空中图像。

[0068] 在一个实施例中,使用检验系统来收集图像数据。例如,本文所描述的光学及电子束输出获取子系统可配置为检验系统。在另一实施例中,图像数据获取子系统是缺陷重检系统。例如,本文所描述的光学及电子束输出获取子系统可配置为缺陷重检系统。在进一步实施例中,图像数据获取子系统是计量系统。例如,本文所描述的光学及电子束输出获取子

系统可配置为计量系统。特定来说,本文所描述且图3中所展示的输出获取子系统的实施例可取决于它们将用于的应用而修改一或多个参数以提供不同成像能力。在一个此实例中,如果图3中所展示的图像数据获取子系统用于缺陷重检或计量而非用于检验,那么其可经配置以具有较高分辨率。换句话说,图3中所展示的图像数据获取子系统的实施例描述图像数据获取子系统的一些一般及各种配置,可以将对所属领域的技术人员显而易见的若干种方式定制所述图像数据获取子系统以产生具有更适于或较不适于不同应用的不同成像能力的输出获取子系统。

[0069] 本发明的系统及方法可利用经配置用于样品(例如晶片及光罩)的检验、缺陷重检及计量的输出获取子系统、缺陷重检输出获取子系统及计量图像数据获取子系统。例如,本文所描述的实施例可经配置以出于掩模检测、晶片检验及晶片计量目的而使用扫描电子显微镜(SEM)及光学图像两者。特定来说,本文所描述的实施例可安装于计算机节点或计算机集群上,所述计算机节点或计算机集群是图像数据获取子系统(例如宽带等离子体检验器、电子束检测器或缺陷重检工具、掩模检验器、虚拟检验器等)的组件或耦合到所述图像数据获取子系统。以此方式,本文所描述的实施例可产生可用于各种应用(包含但不限于)晶片检验、掩模检验、电子束检测及重检、计量等的输出。如上文所描述,图3中所展示的输出获取子系统的特性可基于将针对其产生实际输出的样品而进行修改。

[0070] 此子系统包含图像数据获取子系统,其包含至少能源及检测器。所述能源经配置以产生引导到晶片的能量。所述检测器经配置以从所述晶片检测能量且响应于所述经检测能量而产生输出。

[0071] 在一个实施例中,引导到晶片的能量可包含光,且从晶片检测的能量包含光。例如,在图3中所展示的系统实施例中,图像数据获取子系统10包含经配置以将光引导到晶片14的照明子系统。照明子系统包含至少一个光源。例如,如图3中所展示,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一或多个入射角(其可包含一或多个斜角及/或一或多个法线角)将光引导到晶片。例如,如图3中所展示,来自光源16的光经引导穿过光学元件18且接着穿过透镜20到光束分离器21,所述光束分离器21按法线入射角将光引导到晶片14。入射角可包含任何合适入射角,其可例如取决于晶片的特性而改变。

[0072] 照明子系统可经配置以在不同时间按不同入射角将光引导到晶片。例如,图像数据获取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光可按不同于图3中所展示的入射角的入射角引导到晶片。在一个此实例中,图像数据获取子系统可经配置以移动光源16、光学元件18及透镜20使得光按不同入射角引导到晶片。

[0073] 在一些例子中,图像数据获取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晶片。例如,照明子系统可包含一个以上照明通道,所述照明通道中的一者可包含如图3中所展示的光源16、光学元件18及透镜20且所述照明通道的另一者(未展示)可包含类似元件,所述元件可不同地或相同地配置,或可包含至少光源及(可能)一或多个其它组件,例如本文中进一步描述的那些组件。如果此光在相同于其它光的时间引导到晶片,那么按不同入射角引导到晶片的光的一或多个特性(例如,波长、偏光等)可不同使得源自按不同入射角照明晶片的光可在检测器处彼此区别。

[0074] 在另一例子中,照明子系统可仅包含一个光源(例如,图3中所展示的光源16)且来自光源的光可通过照明子系统的一或多个光学元件(未展示)分离成不同光学路径(例如,

基于波长、偏光等)。接着,可将每一不同光学路径中的光引导到晶片。多个照明通道可经配置以在相同时间或在不同时间(例如,当使用不同照明通道以循序地照明晶片时)将光引导到晶片。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晶片。例如,在一些例子中,光学元件18可配置为光谱滤波器且所述光谱滤波器的性质可以各种不同方式(例如,通过换出所述光谱滤波器)改变,使得不同波长的光可在不同时间引导到晶片。照明子系统可具有此项技术中已知的用于循序或同时将具有不同或相同特性的光以不同或相同入射角引导到晶片的任何其它适合配置。

[0075] 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晶片的光可包含宽带光。但是,光源可包含任何其它合适光源,例如激光器。激光器可包含此项技术中已知的任何合适激光器且可经配置以产生此项技术中已知的任何合适波长的光。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。光源也可包含产生多个离散波长或波带的光的多色光源。

[0076] 来自光学元件18的光可通过透镜20聚焦到光束分离器21。尽管透镜20在图3中被展示为单个折射光学元件,但应理解,在实践中,透镜20可包含以组合方式将光从光学元件聚焦到晶片的若干折射及/或反射光学元件。图3中所展示且本文所描述的照明子系统可包含任何其它合适光学元件(未展示)。这些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、光束分离器、光圈及类似者,它们可包含此项技术中已知的任何这些合适光学元件。另外,系统可经配置以基于将用于输出获取的照明的类型而更改照明子系统的一或多个元件。

[0077] 图像数据获取子系统也可包含经配置以引起光扫描遍及晶片的扫描子系统。例如,图像数据获取子系统可包含载物台22,在输出获取期间晶片14安置于载物台22上。扫描子系统可包含可经配置以移动晶片使得光可扫描遍及晶片的任何合适机械及/或机器人组合件(包含载物台22)。另外或替代地,图像数据获取子系统可经配置使得图像数据获取子系统的一或多个光学元件执行光遍及晶片的某一扫描。可以任何适合方式使光扫描遍及晶片。

[0078] 图像数据获取子系统进一步包含一或多个检测通道。一或多个检测通道中的至少一者包含检测器,所述检测器经配置以归因于通过图像数据获取子系统照明晶片而从晶片检验光且响应于检测光产生输出。例如,图3中所展示的图像数据获取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3中所展示,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,一个检测通道经配置以检测光谱反射光,且另一检测通道经配置以检测并非从晶片光谱反射(例如,散射、衍射等)的光。但是,两个或两个以上检测通道可经配置以从晶片检验相同类型的光(例如,光谱反射光)。尽管图3展示包含两个检测通道的图像数据获取子系统的实施例,但图像数据获取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)。尽管每一集光器在图3中被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。

[0079] 所述一或多个检测通道可包含此项技术中已知的任何适合检测器。举例来说,所述检测器可包含光电倍增管(PMT)、电荷耦合装置(CCD)及时间延迟积分(TDI)相机。所述检测器也可包含此项技术中已知的任何其它适合检测器。所述检测器也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这些特性。因而,由包含于图像数据获取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。在这些例子中,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晶片的图像。但是,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,系统可经配置以按若干方式产生本文描述的图像。

[0080] 应注意,本文中提供图3以大体上说明可包含于本文所描述的系统实施例中的图像数据获取子系统的配置。显然,本文所描述的图像数据获取子系统配置可经更改以如在设计商业系统时通常执行那样优化系统的性能。另外,可使用例如商业上可购自科磊公司(KLA-Tencor)的工具的现有输出获取系统(例如,通过将本文描述的功能性添加到现有输出获取系统)实施本文中描述的系统。对于一些这种系统,本文描述的实施例可提供为系统的选用功能性(例如,除了输出获取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。

[0081] 系统的计算机子系统36可以任何合适方式(例如,经由一或多个传输媒体,它们可包含“有线”及/或“无线”传输媒体)耦合到图像数据获取子系统的检测器,使得所述计算机子系统可在扫描晶片期间接收由检测器产生的输出。计算机子系统36可经配置以使用如本文所描述的检测器的输出执行多个功能且执行本文进一步描述的任何其它功能。此计算机子系统可如本文所描述那样进一步配置。

[0082] 此计算机子系统(以及本文描述的其它计算机子系统)在本文也可称为计算机系统。本文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、网络设备、因特网设备或其它装置。一般来说,术语“计算机系统”可经广泛定义以涵盖具有实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也可包含此项技术中已知的任何适合处理器(例如平行处理器)。另外,所述计算机子系统或所述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)。

[0083] 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,使得可在如本文进一步描述的计算机子系统之间发送图像、数据、信息、指令等。举例来说,计算机子系统36可通过可包含此项技术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。两个或两个以上这些计算机子系统也可通过共享计算机可读存储媒体(未展示)而有效耦合。

[0084] 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,所述程序指令可在计算机系统中实行以执行用于缺陷检验的计算机实施方法。图4中展示一个此实施例。特定来说,如图4中所展示,非暂时性计算机可读媒体1800包含可在计算机系统1804上实行的程序指令1802。计算机实施方法可包含本文所描述的任何方法的任何步骤。

[0085] 实施方法(例如本文所描述的彼等方法)的程序指令1802可存储于计算机可读媒体1800上。所述计算机可读媒体可为存储媒体,例如此项技术中已知的磁盘或光盘、磁带或任何其它合适非暂时性计算机可读媒体。

[0086] 可以各种方式(包含基于工艺的技术、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(“MFC”)、SSE (SIMD流式扩展)或其它技术或方法实施程序指令。

[0087] 计算机系统1804可根据本文所描述的任何实施例而配置。

[0088] 在本发明的一个实施例中可描述为在图5中所见的用于将扩增输入数据提供到卷积神经网络(CNN)的方法100。扩增输入数据可包括多个训练图像或多个训练集。扩增输入数据可呈适用于CNN的各种格式。

[0089] 方法100包括在处理器处接收107晶片图像。晶片图像可为在扫描或热扫描期间获得的晶片的图像复合物。晶片图像也可为已由在扫描仪热扫描期间获得的晶片的多个图像组合的单个图像。例如,经由局域网或内联网以电子方式接收107晶片图像。也可从本地或远程数据库接收107晶片图像。

[0090] 方法100进一步包括使用处理器将晶片图像划分成多个参考图像。每一参考图像与晶片图像中的裸片相关联。图2说明与晶片图像中的每一裸片相关联的参考图像的位置。晶片图像可划分109成预定片段,或处理器可选择每一参考图像的大小。每一参考图像可包括单个裸片。多个参考图像可存储于本地存储器、本地数据库或远程数据库中。因而,可通过处理器检索多个参考图像以供未来使用。额外信息可与多个参考图像中的每一者相关联,例如晶片信息、图像位置、图像捕获参数等。

[0091] 方法100进一步包括在处理器处接收111一或多个测试图像。最近可从晶片接收111测试图像或它们可为已在先前保存到电子数据存储装置的测试图像。测试图像可为其中用户希望检测缺陷的图像。每一测试图像可具有单个晶片。额外信息可与测试图像中的每一者相关联,例如晶片信息、图像位置、图像捕获参数等。

[0092] 方法100进一步包括使用处理器产生113多个差异图像。通过差异化一或多个测试图像与多个参考图像中的一或多者而产生差异图像。在一个实施例中,通过找到每一图像中的每一像素之间的差异且基于结果产生图像而计算两个图像之间的差异。两个图像可需要对准,使得对应点重合,且通过校准或后处理(例如使用色彩映射)使它们的亮度值兼容。在一个实施例中,产生113多个差异图像的步骤可包括差异化测试图像与中值裸片参考图像、黄金裸片参考图像、基于呈现设计的参考图像或来自与测试图像相同的裸片行、与测试图像相同的裸片列或晶片图像中的任何裸片的参考图像。

[0093] 在一个实施例中,可差异化一或多个测试图像与对应裸片信息的多个参考图像中的一或多者。在另一实施例中,可差异化一或多个测试图像与具有不同裸片信息的多个参考图像中的一或多者。在一些实施例中,可差异化多个测试图像与单个参考图像或反之亦然。

[0094] 方法100进一步包括使用处理器汇集133用于CNN的扩增输入数据。汇集133步骤可包含将多个参考图像及多个差异图像封装成适合于通过CNN输入的电子格式。汇集133步骤可包含从本地或远程电子存储器检索或存储参考图像及差异图像。汇集133扩增输入数据可含有与每一图像相关联的相关信息,例如裸片位置、图像捕获参数等。

[0095] 方法100进一步包括使用处理器将扩增输入数据提供135到CNN。在一个实施例中,CNN可在相同处理器上定位及执行。在另一实施例中,CNN可在远程处理器上定位及执行。在一个实施例中,可将扩增输入数据提供135到中间电子存储媒体,例如RAM、ROM或电子数据库。

[0096] 在方法100的一个实施例中,所述方法可进一步包括使用图像数据获取子系统执行101晶片扫描。在上文描述图像数据获取子系统的示范性实施例。方法100可进一步包括将晶片扫描转换103成晶片图像。转换103可在图像数据获取子系统处或在单独处理器处发生。转换103可包含将多个图像拼接在一起以产生晶片图像。转换103也可包含调整更合适晶片图像的图像参数。转换103也可包含将晶片扫描转换成计算机可读电子晶片图像,使得可通过本发明的实施例数字地操纵晶片图像。方法100可进一步包括将晶片扫描转换105成一或多个测试图像。除上文关于晶片图像转换103论述的潜在转换步骤以外,测试图像转换105可进一步包含将晶片图像分段成多个测试图像。分段可自动基于裸片大小或基于通过用户或存储于存储器中的预定分段。

[0097] 在方法100的一个实施例中,所述方法可进一步包括产生115多个所关注缺陷(DOI)图像。使用处理器产生115DOI图像。可通过差异化具有DOI的一或多个测试图像与多个参考图像中的一或多者且合并差异图像与多个测试图像中的一或多者而产生图像115。因而,产生115从不同测试图像转置的具有DOI的新图像。将多个DOI图像汇集133到用于CNN的扩增输入数据中。

[0098] 在方法100的另一实施例中,所述方法可进一步包括使用处理器产生119多个转置图像。通过相对于所接收一或多个测试图像转置多个参考图像及多个差异图像而产生119转置图像。例如,转置可为相对于所接收一或多个测试图像的子像素偏移。在另一实例中,转置可为相对于所接收一或多个测试图像的多像素偏移。每一参考图像及差异图像的转置可针对全部多个图像相同或可变化。将多个转置图像汇集133到用于CNN的扩增输入数据中。

[0099] 在方法100的一个实施例中,所述方法可进一步包括使用处理器产生121多个放大图像。通过使多个参考图像及多个差异图像的像素值乘以常数或矩阵而产生121放大图像。例如,矩阵可含有正值及负值。以此方式,可放大或减小参考图像或差异图像的某些特征。将多个放大图像汇集133到用于CNN的扩增输入数据中。

[0100] 在方法100的另一实施例中,所述方法可进一步包括使用处理器产生125晶片图像的电磁模拟。在一些实施例中,可在单独系统或不同处理器中产生125电磁模拟。可使用已知模型或通过后期制作分析产生125电磁模拟。可使用处理器呈现127电磁模拟。在一些实施例中,呈现可存储于电子存储器或内部或外部电子数据库中。可呈现127电磁模拟,使得模仿通过图像数据获取子系统捕获的电磁干扰的视觉效应。

[0101] 可组合131所呈现电磁模拟与所接收晶片图像以产生电磁图像。组合131可为晶片图像与电磁图像之间的像素值的相加。可将电磁图像划分129成多个电磁参考图像。每一电磁参考图像可与所述电磁图像中的裸片相关联。在一些实施例中,划分129可在组合131之前发生。以此方式,由于少于全电磁图像可需要与晶片图像组合131,所以可减小计算能力。将多个电磁参考图像汇集133到用于CNN的扩增输入数据中。

[0102] 在方法100的另一实施例中,所述方法可进一步包括使用处理器产生119多个失焦图像。通过使多个参考图像及多个差异图像失焦而产生117失焦图像。可使用相同或不同值使每一参考图像及差异图像失焦。将多个失焦图像汇集133到用于CNN的扩增输入数据中。

[0103] 在方法100的另一实施例中,所述方法可进一步包括使用处理器产生123多个照明图像。通过改变多个参考图像及多个差异图像的照明值而产生照明图像123。照明值可与像

素振幅值分离。例如,照明值的改变可没有导致参考图像或差异图像的每一像素的振幅的相等改变。振幅改变可在照明点处较大且远离于所述点而较小。将多个照明图像汇集133到用于CNN的扩增输入数据中。

[0104] 本发明的另一实施例可描述为一种用于将扩增输入数据提供到CNN的系统。所述系统可包括经配置以实行一或多个软件模块的处理器。所述一或多个软件模块可经配置以接收晶片图像。所述晶片图像可含有一或多个裸片。

[0105] 所述一或多个软件模块可经配置以将所述晶片图像划分成多个参考图像。每一相关联参考图像可与所述晶片图像中的裸片相关联。所述一或多个软件模块可经配置以接收一或多个测试图像且通过差异化所述一或多个测试图像与所述多个参考图像中的一或多个者而产生多个差异图像。

[0106] 所述一或多个软件模块可经配置以将所述多个参考图像及所述多个差异图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中且将所述扩增输入数据提供到所述CNN。

[0107] 在一个实施例中,所述软件模块经进一步配置以通过差异化具有所关注缺陷(DOI)的一或多个测试图像与所述多个参考图像中的一或多个者而产生多个DOI图像。接着合并所述差异图像与所述多个测试图像中的一或多个者。接着将所述多个DOI图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

[0108] 在另一实施例中,所述系统进一步包括与所述处理器电子通信的图像数据获取子系统。在此实施例中,所述图像数据获取子系统经配置以执行晶片扫描。所述一或多个软件模块经进一步配置以将所述晶片扫描转换成所述一或多个测试图像且将所述晶片扫描转换成所述晶片图像。

[0109] 在一个实施例中,所述一或多个软件模块经进一步配置以通过相对于所接收一或多个测试图像转置所述多个参考图像及所述多个差异图像而产生多个转置图像。将所述多个转置图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。可使所述多个转置图像相对于所述所接收一或多个测试图像转置于像素偏移。

[0110] 在另一实施例中,所述一或多个软件模块经进一步配置以通过使所述多个参考图像及所述多个差异图像的像素值乘以常数或矩阵而产生多个放大图像。将所述多个放大图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

[0111] 在一个实施例中,所述一或多个软件模块经进一步配置以:产生所述晶片图像的电磁模拟;呈现所述电磁模拟;组合所述所呈现电磁模拟与所述所接收晶片图像以产生电磁图像;将所述电磁图像划分成多个电磁参考图像;及将所述多个电磁参考图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。每一电磁参考图像可与所述电磁图像中的裸片相关联。

[0112] 在另一实施例中,所述一或多个软件模块经进一步配置以通过使所述多个参考图像及所述多个差异图像失焦而产生多个失焦图像。将所述多个失焦图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

[0113] 在一个实施例中,所述一或多个软件模块经进一步配置以通过改变所述多个参考图像及所述多个差异图像的照明值而产生多个照明图像。将所述多个照明图像汇集到用于所述CNN的所述扩增输入数据中。

[0114] 在另一实施例中,所述一或多个软件模块经配置以通过差异化测试图像与中值裸片参考图像、黄金裸片参考图像、基于呈现设计的参考图像或来自与所述测试图像相同的

裸片行、与所述测试图像相同的裸片列或所述晶片图像中的任何裸片的参考图像而产生多个差异图像。

[0115] 所述系统可进一步包括与所述处理器及所述图像数据获取子系统电子通信的数据库。所述数据库可经配置以存储所述晶片图像、所述多个参考图像、所述一或多个测试图像及所述多个差异图像。在另一实施例中，所述数据库也经配置以存储所述CNN。

[0116] 尽管已相对于一或多个特定实施例描述本发明，但将理解，可在不脱离本发明的精神及范围的情况下制成本发明的其它实施例。因此，本发明视为仅受权利要求书及其合理解释限制。

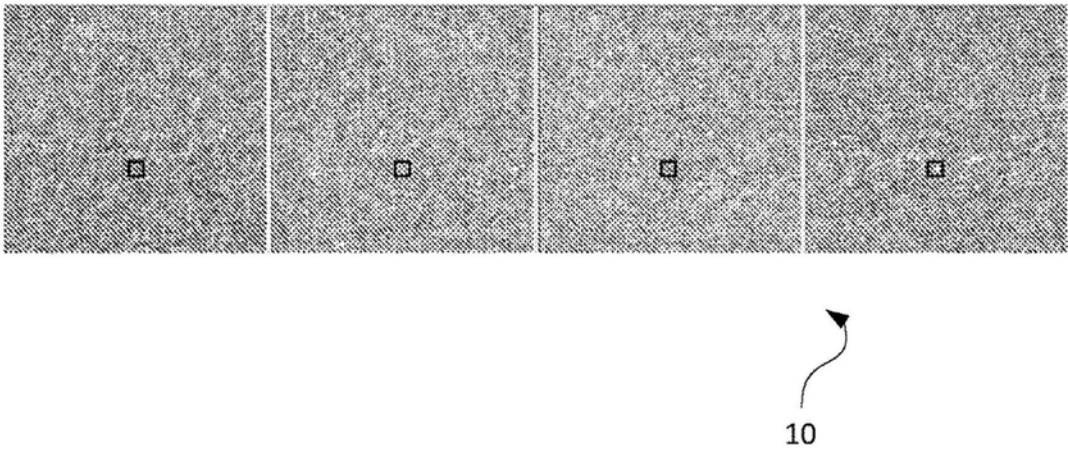


图1

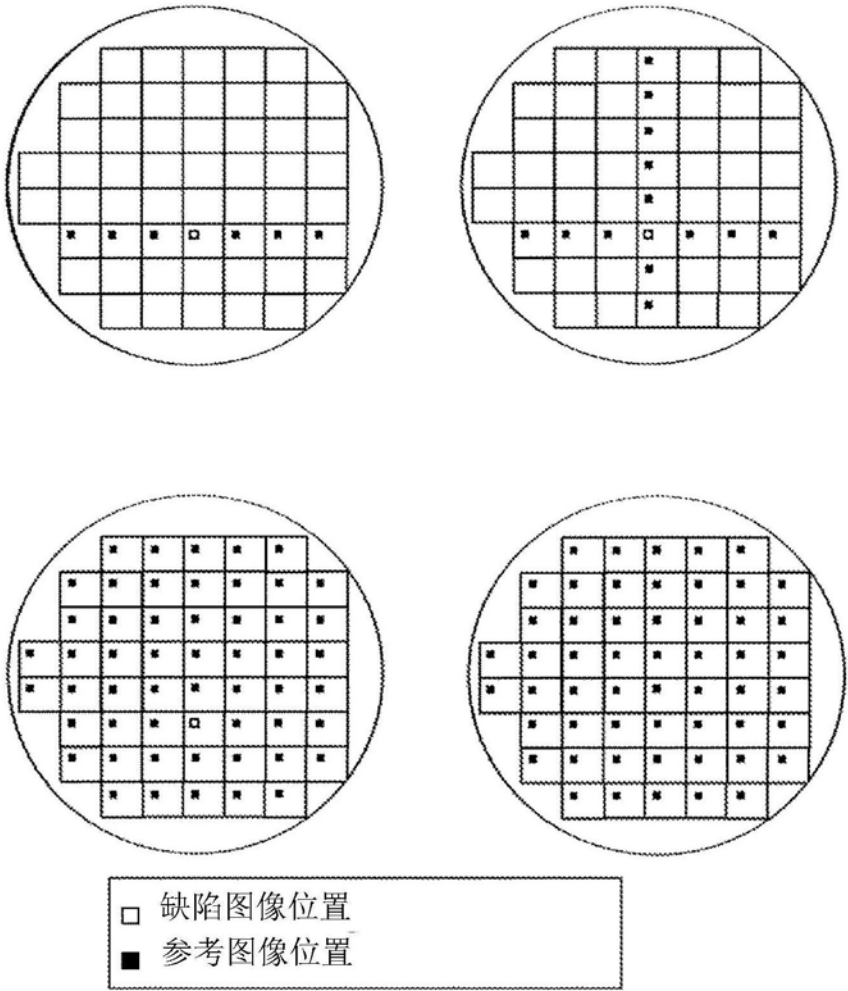


图2

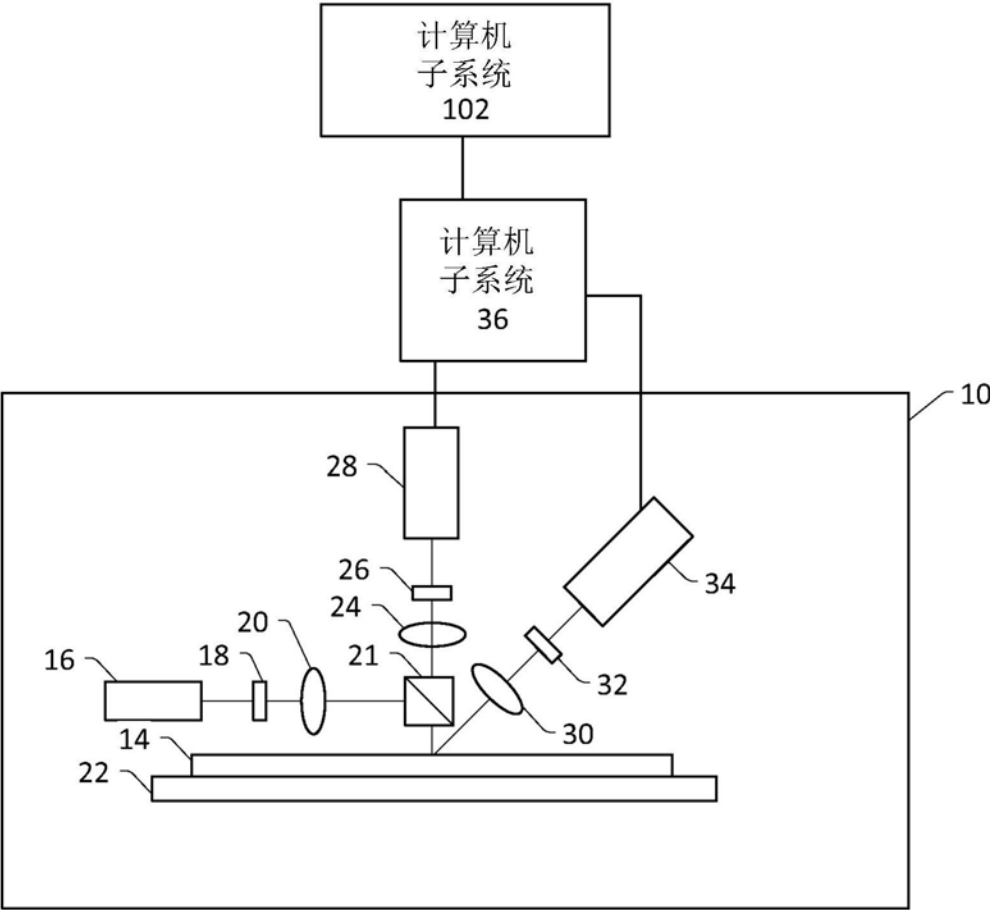


图3



图4

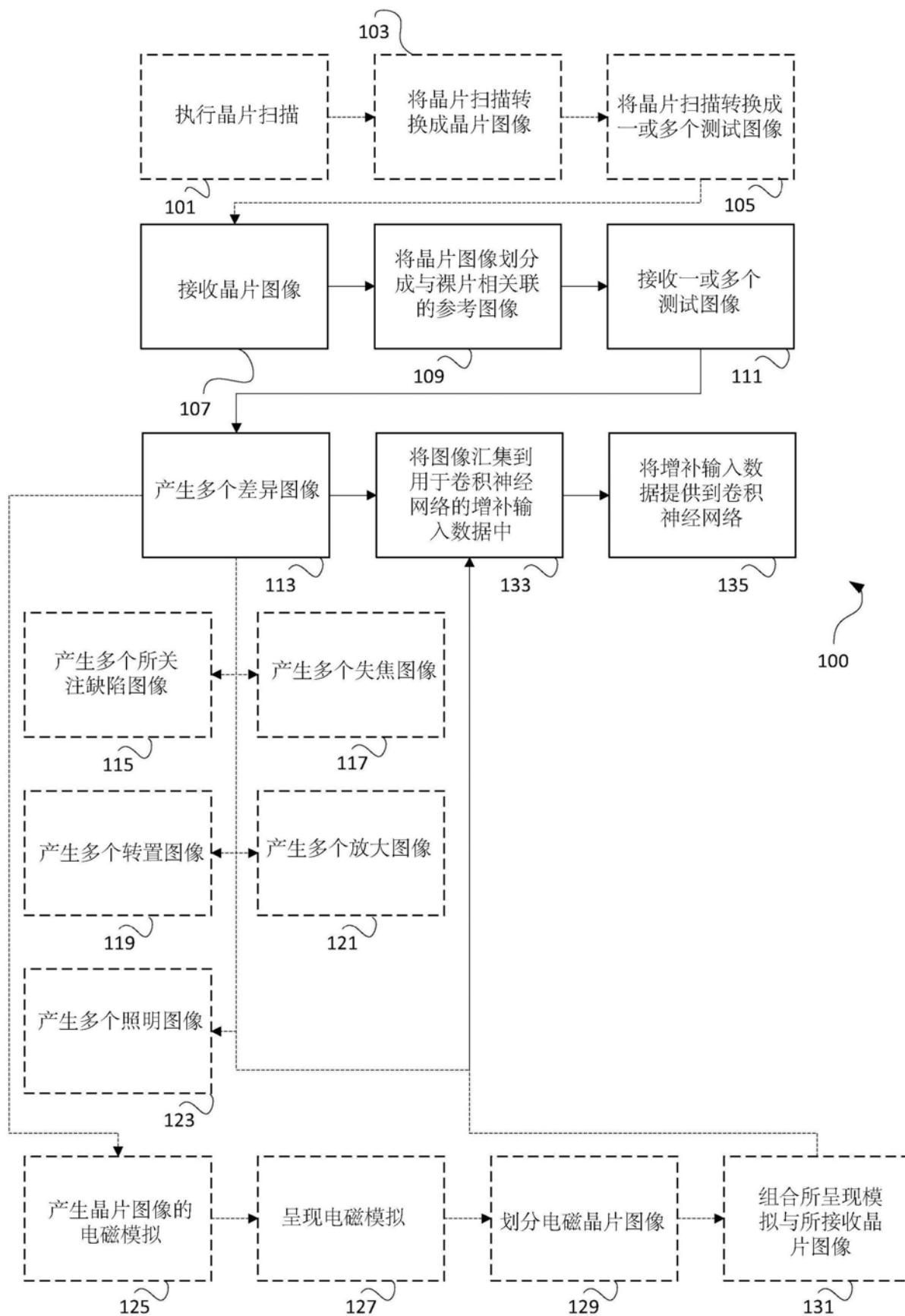


图5