



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 115863204 A

(43) 申请公布日 2023. 03. 28

(21) 申请号 202310165942.4

G06N 3/094 (2023.01)

(22) 申请日 2023.02.27

(71) 申请人 青岛芯康半导体科技有限公司

地址 266100 山东省青岛市高新区河东路
383号

(72) 发明人 郑东 肖迪 王鑫 张秀芳

(74) 专利代理机构 苏州科权知识产权代理事务
所(普通合伙) 32561

专利代理师 王静

(51) Int. Cl.

H01L 21/66 (2006.01)

G06T 7/00 (2017.01)

G06T 5/00 (2006.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

G06N 3/0475 (2023.01)

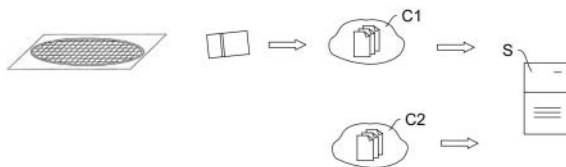
权利要求书3页 说明书12页 附图3页

(54) 发明名称

晶片加工用在线厚度监视和测量方法及系
统

(57) 摘要

本发明公开了一种晶片加工用在线厚度监视和测量方法及系统,其获取待监测晶圆的截面图像和参考晶圆的截面图像;采用基于深度学习的人工智能技术,以待测晶片的厚度特征与参考晶片的厚度特征在高维特征空间中的特征分布差异作为待监测数据和参考数据之间的差异,并基于差异表达来确定待监测晶圆的厚度尺寸。这样,可以提高待监测晶圆的厚度的检测数据的精确度,进而提高LED的性能。



1. 一种晶片加工用在线厚度监视和测量方法,其特征在于,包括以下步骤:

S110:获取待监测晶圆的截面图像和参考晶圆的截面图像,其中,所述参考晶圆具有已知厚度;

S120:将所述待监测晶圆的截面图像通过基于对抗生成网络的畸变矫正器以得到校正后待监测晶圆的截面图像;

S130:将所述校正后待监测晶圆的截面图像通过使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆监测特征矩阵;

S140:将所述参考晶圆的截面图像通过所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆参考特征矩阵;

S150:计算所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵之间的差分以得到解码特征矩阵;

S160:将所述解码特征矩阵通过解码器以得到解码值,所述解码值用于表示待监测晶圆的厚度尺寸。

2. 根据权利要求1所述的晶片加工用在线厚度监视和测量方法,其特征在于,所述对抗生成网络包括鉴别器和生成器。

3. 根据权利要求2所述的晶片加工用在线厚度监视和测量方法,其特征在于,所述将所述校正后待监测晶圆的截面图像通过使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆监测特征矩阵,包括:所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型的各层在层的正向传递过程中对输入数据分别进行:

对输入数据进行卷积处理以生成第一卷积特征图;

对所述第一卷积特征图进行池化处理以生成第一池化特征图;

对所述第一池化特征图进行非线性激活以生成第一激活特征图;

计算所述第一激活特征图的各个位置沿通道维度的均值以生成第一空间特征矩阵;

计算所述第一空间特征矩阵中各个位置的类Softmax函数值以获得第一空间得分矩阵;以及

计算所述第一空间特征矩阵和所述第一空间得分矩阵的按位置点乘以获得第一特征矩阵;

其中,所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型的最后一层输出的所述第一特征矩阵为所述晶圆监测特征矩阵。

4. 根据权利要求3所述的晶片加工用在线厚度监视和测量方法,其特征在于,所述将所述参考晶圆的截面图像通过所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆参考特征矩阵,包括:所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型的各层在层的正向传递过程中对输入数据分别进行:

对输入数据进行卷积处理以生成第二卷积特征图;

对所述第二卷积特征图进行池化处理以生成第二池化特征图;

对所述第二池化特征图进行非线性激活以生成第二激活特征图;

计算所述第二激活特征图的各个位置沿通道维度的均值以生成第二空间特征矩阵;

计算所述第二空间特征矩阵中各个位置的类Softmax函数值以获得第二空间得分矩阵;以及

计算所述第二空间特征矩阵和所述第二空间得分矩阵的按位置点乘以获得第二特征矩阵；

其中，所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型的最后一层输出的所述第二特征矩阵为所述晶圆参考特征矩阵。

5. 根据权利要求4所述的晶片加工用在线厚度监视和测量方法，其特征在于，所述计算所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵之间的差分以得到解码特征矩阵，包括：以如下公式对所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵进行域自适应类图拓扑差分以得到所述解码特征矩阵；

其中，所述公式为：

$$M_d = \exp\left(-\frac{\ln|M_{1ij}-M_{2ij}|}{\max(M_{1ij}, M_{2ij})}\right);$$

其中， M_1 表示所述晶圆监测特征矩阵， M_{1ij} 表示所述晶圆监测特征矩阵的特征分布中各个位置的特征值， M_2 表示所述晶圆参考特征矩阵， M_{2ij} 表示所述晶圆参考特征矩阵的特征分布中各个位置的特征值， M_d 表示所述解码特征矩阵， $\exp(\cdot)$ 表示矩阵的指数运算，所述矩阵的指数运算表示计算以矩阵中各个位置的特征值为幂的自然指数函数值。

6. 根据权利要求5所述的晶片加工用在线厚度监视和测量方法，其特征在于，所述将所述解码特征矩阵通过解码器以得到解码值，所述解码值用于表示待监测晶圆的厚度尺寸，包括：使用所述解码器以如下公式对所述解码特征矩阵进行解码回归以得到所述解码值；

其中，所述公式为： $Y = \sum(W \otimes M_d + B)$ ， M_d 表示所述解码特征矩阵， Y 表示解码值， W 表示权重矩阵， B 表示偏置向量， \otimes 表示矩阵乘。

7. 一种晶片加工用在线厚度监视和测量系统，其特征在于，包括：

图像获取模块，用于获取待监测晶圆的截面图像和参考晶圆的截面图像，其中，所述参考晶圆具有已知厚度；

畸变矫正模块，用于将所述待监测晶圆的截面图像通过基于对抗生成网络的畸变矫正器以得到校正后待监测晶圆的截面图像；

晶圆监测特征提取模块，用于将所述校正后待监测晶圆的截面图像通过使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆监测特征矩阵；

晶圆参考特征提取模块，用于将所述参考晶圆的截面图像通过所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆参考特征矩阵；

差分计算模块，用于计算所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵之间的差分以得到解码特征矩阵；以及

解码模块，用于将所述解码特征矩阵通过解码器以得到解码值，所述解码值用于表示待监测晶圆的厚度尺寸。

8. 根据权利要求7所述的晶片加工用在线厚度监视和测量系统，其特征在于，所述对抗生成网络包括鉴别器和生成器。

9. 根据权利要求8所述的晶片加工用在线厚度监视和测量系统，其特征在于，所述晶圆监测特征提取模块，进一步用于：所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型各层在

层的正向传递过程中对输入数据分别进行：

对输入数据进行卷积处理以生成第一卷积特征图；

对所述第一卷积特征图进行池化处理以生成第一池化特征图；

对所述第一池化特征图进行非线性激活以生成第一激活特征图；

计算所述第一激活特征图的各个位置沿通道维度的均值以生成第一空间特征矩阵；

计算所述第一空间特征矩阵中各个位置的类Softmax函数值以获得第一空间得分矩阵；以及

计算所述第一空间特征矩阵和所述第一空间得分矩阵的按位置点乘以获得第一特征矩阵；

其中，所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型的最后一层输出的所述第一特征矩阵为所述晶圆监测特征矩阵。

10. 根据权利要求9所述的晶片加工用在线厚度监视和测量系统，其特征在于，所述晶圆参考特征提取模块，进一步用于：所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型的各层在层的正向传递过程中对输入数据分别进行：

对输入数据进行卷积处理以生成第二卷积特征图；

对所述第二卷积特征图进行池化处理以生成第二池化特征图；

对所述第二池化特征图进行非线性激活以生成第二激活特征图；

计算所述第二激活特征图的各个位置沿通道维度的均值以生成第二空间特征矩阵；

计算所述第二空间特征矩阵中各个位置的类Softmax函数值以获得第二空间得分矩阵；以及

计算所述第二空间特征矩阵和所述第二空间得分矩阵的按位置点乘以获得第二特征矩阵；

其中，所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型的最后一层输出的所述第二特征矩阵为所述晶圆参考特征矩阵。

晶片加工用在线厚度监视和测量方法及系统

技术领域

[0001] 本申请涉及智能化制造技术领域,且更为具体地,涉及一种晶片加工用在线厚度监视和测量方法及系统。

背景技术

[0002] 晶片是LED最主要的原物料之一,是LED的发光部件,LED最核心的部分,晶片的好坏将直接决定LED的性能。

[0003] 在LED封装时,晶片来料呈整齐排列在晶片膜上。晶片在加工过程中需要对晶片的厚度进行监视测量,而晶片大多数厚度较薄,在检测时难以将其厚度呈倍数放大,导致检测时不易观测其数据,检测数据精确度较低。

[0004] 因此,期待一种优化的晶片加工用在线厚度监视和测量方案。

发明内容

[0005] 为了解决上述技术问题,提出了本申请。本申请的实施例提供了一种晶片加工用在线厚度监视和测量方法及系统,其获取待监测晶圆的截面图像和参考晶圆的截面图像;采用基于深度学习的人工智能技术,以待测晶片的厚度特征与参考晶片的厚度特征在高维特征空间中的特征分布差异作为待监测数据和参考数据之间的差异,并基于差异表达来确定待监测晶圆的厚度尺寸。这样,可以提高待监测晶圆的厚度的检测数据的精确度,进而提高LED的性能。

[0006] 根据本申请的一个方面,提供了一种晶片加工用在线厚度监视和测量方法,其包括以下步骤:

S110:获取待监测晶圆的截面图像和参考晶圆的截面图像,其中,所述参考晶圆具有已知厚度;

S120:将所述待监测晶圆的截面图像通过基于对抗生成网络的畸变矫正器以得到校正后待监测晶圆的截面图像;

S130:将所述校正后待监测晶圆的截面图像通过使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆监测特征矩阵;

S140:将所述参考晶圆的截面图像通过所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆参考特征矩阵;

S150:计算所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵之间的差分以得到解码特征矩阵;

S160:将所述解码特征矩阵通过解码器以得到解码值,所述解码值用于表示待监测晶圆的厚度尺寸。

[0007] 在上述晶片加工用在线厚度监视和测量方法中,所述对抗生成网络包括鉴别器和生成器。

[0008] 在上述晶片加工用在线厚度监视和测量方法中,所述将所述校正后待监测晶圆的

截面图像通过使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆监测特征矩阵,包括:所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型的各层在层的正向传递过程中对输入数据分别进行:对输入数据进行卷积处理以生成第一卷积特征图;对所述第一卷积特征图进行池化处理以生成第一池化特征图;对所述第一池化特征图进行非线性激活以生成第一激活特征图;计算所述第一激活特征图的各个位置沿通道维度的均值以生成第一空间特征矩阵;计算所述第一空间特征矩阵中各个位置的类Softmax函数值以获得第一空间得分矩阵;以及,计算所述第一空间特征矩阵和所述第一空间得分矩阵的按位置点乘以获得第一特征矩阵;其中,所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型的最后一层输出的所述第一特征矩阵为所述晶圆监测特征矩阵。

[0009] 在上述晶片加工用在线厚度监视和测量方法中,所述将所述参考晶圆的截面图像通过所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆参考特征矩阵,包括:所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型的各层在层的正向传递过程中对输入数据分别进行:对输入数据进行卷积处理以生成第二卷积特征图;对所述第二卷积特征图进行池化处理以生成第二池化特征图;对所述第二池化特征图进行非线性激活以生成第二激活特征图;计算所述第二激活特征图的各个位置沿通道维度的均值以生成第二空间特征矩阵;计算所述第二空间特征矩阵中各个位置的类Softmax函数值以获得第二空间得分矩阵;以及,计算所述第二空间特征矩阵和所述第二空间得分矩阵的按位置点乘以获得第二特征矩阵;其中,所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型的最后一层输出的所述第二特征矩阵为所述晶圆参考特征矩阵。

[0010] 在上述晶片加工用在线厚度监视和测量方法中,所述计算所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵之间的差分以得到解码特征矩阵,包括:以如下公式对所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵进行域自适应类图拓扑差分以得到所述解码特征矩阵;其中,所述公式为:

$$M_d = \exp\left(-\frac{\ln|M_{1ij}-M_{2ij}|}{\max(M_{1ij},M_{2ij})}\right);$$

其中, M_1 表示所述晶圆监测特征矩阵, M_{1ij} 表示所述晶圆监测特征矩阵的特征分布中各个位置的特征值, M_2 表示所述晶圆参考特征矩阵, M_{2ij} 表示所述晶圆参考特征矩阵的特征分布中各个位置的特征值, M_d 表示所述解码特征矩阵, $\exp(\cdot)$ 表示矩阵的指数运算,所述矩阵的指数运算表示计算以矩阵中各个位置的特征值为幂的自然指数函数值。

[0011] 在上述晶片加工用在线厚度监视和测量方法中,所述将所述解码特征矩阵通过解码器以得到解码值,所述解码值用于表示待监测晶圆的厚度尺寸,包括:使用所述解码器以如下公式对所述解码特征矩阵进行解码回归以得到所述解码值;其中,所述公式为: $Y = \sum(W \otimes M_d + B)$, M_d 表示所述解码特征矩阵, Y 表示解码值, W 表示权重矩阵, B 表示偏置向量, \otimes 表示矩阵乘。

[0012] 根据本申请的另一个方面,提供了一种晶片加工用在线厚度监视和测量系统,其包括:

图像获取模块,用于获取待监测晶圆的截面图像和参考晶圆的截面图像,其中,所述参考晶圆具有已知厚度;

畸变矫正模块,用于将所述待监测晶圆的截面图像通过基于对抗生成网络的畸变矫正器以得到校正后待监测晶圆的截面图像;

晶圆监测特征提取模块,用于将所述校正后待监测晶圆的截面图像通过使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆监测特征矩阵;

晶圆参考特征提取模块,用于将所述参考晶圆的截面图像通过所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆参考特征矩阵;

差分计算模块,用于计算所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵之间的差分以得到解码特征矩阵;以及

解码模块,用于将所述解码特征矩阵通过解码器以得到解码值,所述解码值用于表示待监测晶圆的厚度尺寸。

[0013] 在上述晶片加工用在线厚度监视和测量系统中,所述对抗生成网络包括鉴别器和生成器。

[0014] 在上述晶片加工用在线厚度监视和测量系统中,所述晶圆监测特征提取模块,进一步用于:所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型各层在层的正向传递过程中对输入数据分别进行:对输入数据进行卷积处理以生成第一卷积特征图;对所述第一卷积特征图进行池化处理以生成第一池化特征图;对所述第一池化特征图进行非线性激活以生成第一激活特征图;计算所述第一激活特征图的各个位置沿通道维度的均值以生成第一空间特征矩阵;计算所述第一空间特征矩阵中各个位置的类Softmax函数值以获得第一空间得分矩阵;以及,计算所述第一空间特征矩阵和所述第一空间得分矩阵的按位置点乘以获得第一特征矩阵;其中,所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型的最后一层输出的所述第一特征矩阵为所述晶圆监测特征矩阵。

[0015] 在上述晶片加工用在线厚度监视和测量系统中,所述晶圆参考特征提取模块,进一步用于:所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型各层在层的正向传递过程中对输入数据分别进行:对输入数据进行卷积处理以生成第二卷积特征图;对所述第二卷积特征图进行池化处理以生成第二池化特征图;对所述第二池化特征图进行非线性激活以生成第二激活特征图;计算所述第二激活特征图的各个位置沿通道维度的均值以生成第二空间特征矩阵;计算所述第二空间特征矩阵中各个位置的类Softmax函数值以获得第二空间得分矩阵;以及,计算所述第二空间特征矩阵和所述第二空间得分矩阵的按位置点乘以获得第二特征矩阵;其中,所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型的最后一层输出的所述第二特征矩阵为所述晶圆参考特征矩阵。

[0016] 与现有技术相比,本申请提供的晶片加工用在线厚度监视和测量方法及系统,其获取待监测晶圆的截面图像和参考晶圆的截面图像;采用基于深度学习的人工智能技术,以待测晶片的厚度特征与参考晶片的厚度特征在高维特征空间中的特征分布差异作为待监测数据和参考数据之间的差异,并基于差异表达来确定待监测晶圆的厚度尺寸。这样,可以提高待监测晶圆的厚度的检测数据的精确度,进而提高LED的性能。

附图说明

[0017] 通过结合附图对本申请实施例进行更详细的描述,本申请的上述以及其他目的、特征和优势将变得更加明显。附图用来提供对本申请实施例的进一步理解,并且构成说明书的一部分,与本申请实施例一起用于解释本申请,并不构成对本申请的限制。在附图中,相同的参考标号通常代表相同部件或步骤。

[0018] 图1为根据本申请实施例的晶片加工用在线厚度监视和测量方法的场景示意图。

[0019] 图2为根据本申请的晶片加工用在线厚度监视和测量方法的流程图。

[0020] 图3为根据本申请实施例的晶片加工用在线厚度监视和测量方法的架构示意图。

[0021] 图4为根据本申请实施例的晶片加工用在线厚度监视和测量系统的框图。

具体实施方式

[0022] 下面,将参考附图详细地描述根据本申请的示例实施例。显然,所描述的实施例仅仅是本申请的一部分实施例,而不是本申请的全部实施例,应理解,本申请不受这里描述的示例实施例的限制。

[0023] 场景概述

如上所述,晶片在加工过程中需要对晶片的厚度进行监视测量,而晶片大多数厚度较薄,在检测时难以将其厚度呈倍数放大,导致检测时不易观测其数据,检测数据精确度较低。因此,期待一种优化的晶片加工用在线厚度监视和测量方案。

[0024] 深度学习以及神经网络已经广泛应用于计算机视觉、自然语言处理、文本信号处理等领域。此外,深度学习以及神经网络在图像分类、物体检测、语义分割、文本翻译等领域,也展现出了接近甚至超越人类的水平。深度学习以及神经网络的发展,尤其是计算机视觉的发展为晶片加工用在线厚度监视和测量提供了新的解决思路和方案。

[0025] 具体地,在本申请的技术方案中,当晶片的厚度发生改变时,其截面图像会发生细微的变化,这虽然难以通过肉眼来进行精准量化评估,但近年来,基于深度神经网络的计算机视觉为此提供了技术支持。

[0026] 相应地,首先获取待监测晶圆的截面图像和参考晶圆的截面图像,其中,所述参考晶圆具有已知厚度。考虑到在通过摄像头采集所述待监测晶圆的截面图像时,因摄像头自身的成像性能会导致在采集所述待监测晶圆的截面图像时存在图像畸变等问题,这会影响到所述待监测晶圆的厚度图像表达。针对此技术问题,在本申请的技术方案中,首先将所述待监测晶圆的截面图像通过基于对抗生成网络的畸变矫正器以得到校正后待监测晶圆的截面图像。

[0027] 本领域普通技术人员应知晓,所述对抗生成网络包括鉴别器和生成器,所述生成器用于生成校正后图像,而所述鉴别器用于度量校正后图像与真实图像之间的鉴别器损失函数值,并通过梯度下降的反向传播来更新所述生成器的参数,以使得训练完成的所述对抗生成网络的生成器所生成的校正后图像能够逼近真实图像。

[0028] 在得到所述校正后待监测晶圆的截面图像后,将所述校正后待监测晶圆的截面图像通过使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆监测特征矩阵。也就是,使用在图像特征提取领域具有优异性能表现的卷积神经网络模型作为特征提取器来捕捉所述校正后待监测晶圆的截面图像的高维局部隐含特征。应可以理解,在表达所述晶片的厚度

尺寸特征方面,所述校正后待监测晶圆的截面图像的不同空间位置的像素点对于特征表达的贡献度不同,因此,在所述卷积神经网络模型的网络结构的基础上,将空间注意力机制集成于所述卷积神经网络模型,以使得所述卷积神经网络模型在进行特征提取器过程中,为不同空间位置的特征值赋予不同权重值以使得所述晶圆监测特征矩阵具有相对更佳的空间可鉴别性。同样地,以所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型作为特征提取器对所述参考晶圆的截面图像进行处理以得到晶圆参考特征矩阵。

[0029] 在得到所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵后,计算所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵之间的差分以得到解码特征矩阵。所述解码特征矩阵用于表示待测晶片的厚度特征与参考晶片的厚度特征在高维特征空间中的特征分布差异。可以理解,在得到所述解码特征矩阵后,可将所述解码特征矩阵通过解码器进行解码回归以得到解码值,所述解码值用于表示待监测晶圆的厚度尺寸。

[0030] 特别地,在本申请的技术方案中,所述晶圆监测特征矩阵从所述校正后待监测晶圆的截面图像得到,且所述晶圆参考特征矩阵从所述参考晶圆的截面图像得到,因所述校正后待监测晶圆的截面图像是通过所述基于对抗生成网络的畸变矫正器生成,因此,本质上所述校正后待监测晶圆的截面图像和所述参考晶圆的截面图像存在域深度差异。在经过所述空间注意力机制的卷积神经网络模型处理后,所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵虽然能够表达晶片的厚度尺寸特征,但两者在特征表达方面的深度差异依旧未能得到消除,也就是说,所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵的特征分布中中同类别的特征集合存在语义错配。这样,在通过计算所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵之间的按位置差分以得到解码特征矩阵的过程中,所述解码特征矩阵的特征表达的语义精准度存在深度偏移会影响到所述解码特征矩阵通过解码器进行解码回归的精准度。

[0031] 因此,在本申请的技术方案中,以如下公式对所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵进行域自适应类图拓扑差分以得到所述解码特征矩阵;

$$M_d = \exp\left(-\frac{\ln|M_{1ij}-M_{2ij}|}{\max(M_{1ij},M_{2ij})}\right);$$

以所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵的特征分布中各个位置的特征值为节点且以特征分布间相应位置之间的空间距离的信息化解释作为边,来沿着特征分布的预定方向实现不同特征域图之间的信息鲁棒性交互和传播,以使得融合得到的解码特征矩阵不仅具有像素级别的特征稀疏性和非网络属性,同时还具有相对较优的特征稠密性,以此最大化将所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵中同类目标分布进行对齐和聚合,以提高所述解码特征矩阵的特征表达的确定性和精准度。

[0032] 基于此,本申请提供了一种晶片加工用在线厚度监视和测量方法,其包括:获取待监测晶圆的截面图像和参考晶圆的截面图像,其中,所述参考晶圆具有已知厚度;将所述待监测晶圆的截面图像通过基于对抗生成网络的畸变矫正器以得到校正后待监测晶圆的截面图像;将所述校正后待监测晶圆的截面图像通过使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆监测特征矩阵;将所述参考晶圆的截面图像通过所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆参考特征矩阵;计算所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考

特征矩阵之间的差分以得到解码特征矩阵;以及,将所述解码特征矩阵通过解码器以得到解码值,所述解码值用于表示待监测晶圆的厚度尺寸。

[0033] 图1为根据本申请实施例的晶片加工用在线厚度监视和测量方法的场景示意图。如图1所示,在该应用场景中,首先,获取待监测晶圆的截面图像(例如,如图1中所示意的C1)和参考晶圆的截面图像(例如,如图1中所示意的C2),其中,所述参考晶圆具有已知厚度。然后,将获取的待监测晶圆的截面图像和参考晶圆的截面图像输入至部署有晶片加工用在线厚度监视和测量算法的服务器(例如,如图1中所示意的S)中,其中所述服务器能够基于晶片加工用在线厚度监视和测量算法对所述待监测晶圆的截面图像和所述参考晶圆的截面图像进行处理,以生成用于表示待监测晶圆的厚度尺寸的解码值。

[0034] 在介绍了本申请的基本原理之后,下面将参考附图来具体介绍本申请的各种非限制性实施例。

[0035] 示例性方法

图2为根据本申请实施例的晶片加工用在线厚度监视和测量方法的流程图。如图2所示,根据本申请实施例的晶片加工用在线厚度监视和测量方法,包括步骤:S110,获取待监测晶圆的截面图像和参考晶圆的截面图像,其中,所述参考晶圆具有已知厚度;S120,将所述待监测晶圆的截面图像通过基于对抗生成网络的畸变矫正器以得到校正后待监测晶圆的截面图像;S130,将所述校正后待监测晶圆的截面图像通过使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆监测特征矩阵;S140,将所述参考晶圆的截面图像通过所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆参考特征矩阵;S150,计算所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵之间的差分以得到解码特征矩阵;以及,S160,将所述解码特征矩阵通过解码器以得到解码值,所述解码值用于表示待监测晶圆的厚度尺寸。

[0036] 图3为根据本申请实施例的晶片加工用在线厚度监视和测量方法的架构示意图。如图3所示,在该网络架构中,首先,获取待监测晶圆的截面图像和参考晶圆的截面图像,其中,所述参考晶圆具有已知厚度;然后,将所述待监测晶圆的截面图像通过基于对抗生成网络的畸变矫正器以得到校正后待监测晶圆的截面图像;接着,将所述校正后待监测晶圆的截面图像通过使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆监测特征矩阵;然后,将所述参考晶圆的截面图像通过所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆参考特征矩阵;接着,计算所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵之间的差分以得到解码特征矩阵;以及,最后,将所述解码特征矩阵通过解码器以得到解码值,所述解码值用于表示待监测晶圆的厚度尺寸。

[0037] 具体地,在步骤S110中,获取待监测晶圆的截面图像和参考晶圆的截面图像,其中,所述参考晶圆具有已知厚度。如前所述,晶片在加工过程中需要对晶片的厚度进行监视测量,而晶片大多数厚度较薄,在检测时难以将其厚度呈倍数放大,导致检测时不易观测其数据,检测数据精确度较低。因此,期待一种优化的晶片加工用在线厚度监视和测量方案。

[0038] 深度学习以及神经网络已经广泛应用于计算机视觉、自然语言处理、文本信号处理等领域。此外,深度学习以及神经网络在图像分类、物体检测、语义分割、文本翻译等领域,也展现出了接近甚至超越人类的水平。深度学习以及神经网络的发展,尤其是计算机视觉的发展为晶片加工用在线厚度监视和测量提供了新的解决思路和方案。

[0039] 具体地,在本申请的技术方案中,当晶片的厚度发生改变时,其截面图像会发生细

微的变化,这虽然难以通过肉眼来进行精准量化评估,但近年来,基于深度神经网络的计算机视觉为此提供了技术支持。

[0040] 相应地,首先获取待监测晶圆的截面图像和参考晶圆的截面图像,其中,所述参考晶圆具有已知厚度。

[0041] 具体地,在步骤S120中,将所述待监测晶圆的截面图像通过基于对抗生成网络的畸变矫正器以得到校正后待监测晶圆的截面图像。考虑到在通过摄像头采集所述待监测晶圆的截面图像时,因摄像头自身的成像性能会导致在采集所述待监测晶圆的截面图像时存在图像畸变等问题,这会影响到所述待监测晶圆的厚度图像表达。针对此技术问题,在本申请的技术方案中,首先将所述待监测晶圆的截面图像通过基于对抗生成网络的畸变矫正器以得到校正后待监测晶圆的截面图像。

[0042] 在本申请一具体示例中,所述对抗生成网络包括鉴别器和生成器。本领域普通技术人员应知晓,所述对抗生成网络包括鉴别器和生成器,所述生成器用于生成校正后图像,而所述鉴别器用于度量校正后图像与真实图像之间的鉴别器损失函数值,并通过梯度下降的反向传播来更新所述生成器的参数,以使得训练完成的所述对抗生成网络的生成器所生成的校正后图像能够逼近真实图像。

[0043] 具体地,在步骤S130和步骤S140中,将所述校正后待监测晶圆的截面图像通过使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆监测特征矩阵;以及,将所述参考晶圆的截面图像通过所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆参考特征矩阵。在得到所述校正后待监测晶圆的截面图像后,将所述校正后待监测晶圆的截面图像通过使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆监测特征矩阵。

[0044] 也就是,使用在图像特征提取领域具有优异性能表现的卷积神经网络模型作为特征提取器来捕捉所述校正后待监测晶圆的截面图像的高维局部隐含特征。应可以理解,在表达所述晶片的厚度尺寸特征方面,所述校正后待监测晶圆的截面图像的不同空间位置的像素点对于特征表达的贡献度不同,因此,在所述卷积神经网络模型的网络结构的基础上,将空间注意力机制集成于所述卷积神经网络模型,以使得所述卷积神经网络模型在进行特征提取器过程中,为不同空间位置的特征值赋予不同权重值以使得所述晶圆监测特征矩阵具有相对更佳的空间可鉴别性。

[0045] 进一步地,在本申请实施例,所述将所述校正后待监测晶圆的截面图像通过使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆监测特征矩阵,包括:所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型各层在层的正向传递过程中对输入数据分别进行:对输入数据进行卷积处理以生成第一卷积特征图;对所述第一卷积特征图进行池化处理以生成第一池化特征图;对所述第一池化特征图进行非线性激活以生成第一激活特征图;计算所述第一激活特征图的各个位置沿通道维度的均值以生成第一空间特征矩阵;计算所述第一空间特征矩阵中各个位置的类Softmax函数值以获得第一空间得分矩阵;以及,计算所述第一空间特征矩阵和所述第一空间得分矩阵的按位置点乘以获得第一特征矩阵;其中,所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型的最后一层输出的所述第一特征矩阵为所述晶圆监测特征矩阵。

[0046] 同样地,以所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型作为特征提取器对所述参考晶圆的截面图像进行处理以得到晶圆参考特征矩阵。

[0047] 更进一步地,在本申请实施例中,所述将所述参考晶圆的截面图像通过所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆参考特征矩阵,包括:所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型各层在层的正向传递过程中对输入数据分别进行:对输入数据进行卷积处理以生成第二卷积特征图;对所述第二卷积特征图进行池化处理以生成第二池化特征图;对所述第二池化特征图进行非线性激活以生成第二激活特征图;计算所述第二激活特征图的各个位置沿通道维度的均值以生成第二空间特征矩阵;计算所述第二空间特征矩阵中各个位置的类Softmax函数值以获得第二空间得分矩阵;以及,计算所述第二空间特征矩阵和所述第二空间得分矩阵的按位置点乘以获得第二特征矩阵;其中,所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型的最后一层输出的所述第二特征矩阵为所述晶圆参考特征矩阵。

[0048] 具体地,在步骤S150中,计算所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵之间的差分以得到解码特征矩阵。在得到所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵后,计算所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵之间的差分以得到解码特征矩阵。

[0049] 特别地,在本申请的技术方案中,所述晶圆监测特征矩阵从所述校正后待监测晶圆的截面图像得到,且所述晶圆参考特征矩阵从所述参考晶圆的截面图像得到,因所述校正后待监测晶圆的截面图像是通过所述基于对抗生成网络的畸变矫正器生成,因此,本质上所述校正后待监测晶圆的截面图像和所述参考晶圆的截面图像存在域深度差异。在经过所述空间注意力机制的卷积神经网络模型处理后,所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵虽然能够表达晶片的厚度尺寸特征,但两者在特征表达方面的深度差异依旧未能够得到消除,也就是说,所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵的特征分布中中同类别的特征集合存在语义错配。这样,在通过计算所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵之间的按位置差分以得到解码特征矩阵的过程中,所述解码特征矩阵的特征表达的语义精准度存在深度偏移会影响到所述解码特征矩阵通过解码器进行解码回归的精准度。

[0050] 因此,在本申请的技术方案中,以如下公式对所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵进行域自适应类图拓扑差分以得到所述解码特征矩阵。其中,所述计算所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵之间的差分以得到解码特征矩阵,包括:以如下公式对所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵进行域自适应类图拓扑差分以得到所述解码特征矩阵;其中,所述公式为:

$$M_d = \exp\left(-\frac{\ln|M_{1ij}-M_{2ij}|}{\max(M_{1ij},M_{2ij})}\right);$$

其中, M_1 表示所述晶圆监测特征矩阵, M_{1ij} 表示所述晶圆监测特征矩阵的特征分布中各个位置的特征值, M_2 表示所述晶圆参考特征矩阵, M_{2ij} 表示所述晶圆参考特征矩阵的特征分布中各个位置的特征值, M_d 表示所述解码特征矩阵, $\exp(\cdot)$ 表示矩阵的指数运算,所述矩阵的指数运算表示计算以矩阵中各个位置的特征值为幂的自然指数函数值。

[0051] 以所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵的特征分布中各个位置的特征值为节点且以特征分布间相应位置之间的空间距离的信息化解释作为边,来沿着特征分布的预定方向实现不同特征域图之间的信息鲁棒性交互和传播,以使得融合得到的解码特征矩阵不仅具有像素级别的特征稀疏性和非网络属性,同时还具有相对较优的特征稠密性,以此最大化将所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵中同类目标分布进行对齐和聚合,以提高所述解码特征矩阵的特征表达的确定性和精准度。

[0052] 具体地,在步骤S160中,将所述解码特征矩阵通过解码器以得到解码值,所述解码值用于表示待监测晶圆的厚度尺寸。所述解码特征矩阵用于表示待测晶片的厚度特征与参考晶片的厚度特征在高维特征空间中的特征分布差异。应可以理解,在得到所述解码特征矩阵后,可将所述解码特征矩阵通过解码器进行解码回归以得到解码值,所述解码值用于表示待监测晶圆的厚度尺寸。

[0053] 在本申请实施例中,所述将所述解码特征矩阵通过解码器以得到解码值,所述解码值用于表示待监测晶圆的厚度尺寸,包括:使用所述解码器以如下公式对所述解码特征矩阵进行解码回归以得到所述解码值;

其中,所述公式为:
$$Y = \sum (W \otimes M_d + B),$$
 M_d 表示所述解码特征矩阵, Y 表示解码值, W 表示权重矩阵, B 表示偏置向量, \otimes 表示矩阵乘。

[0054] 综上,基于本申请实施例的晶片加工用在线厚度监视和测量方法,其获取待监测晶圆的截面图像和参考晶圆的截面图像;采用基于深度学习的人工智能技术,以待测晶片的厚度特征与参考晶片的厚度特征在高维特征空间中的特征分布差异作为待监测数据和参考数据之间的差异,并基于差异表达来确定待监测晶圆的厚度尺寸。这样,可以提高待监测晶圆的厚度的检测数据的精确度,进而提高LED的性能。

[0055] 示例性系统

图4为根据本申请实施例的晶片加工用在线厚度监视和测量系统的框图。如图4所示,根据本申请实施例的晶片加工用在线厚度监视和测量系统100,包括:图像获取模块110,用于获取待监测晶圆的截面图像和参考晶圆的截面图像,其中,所述参考晶圆具有已知厚度;畸变矫正模块120,用于将所述待监测晶圆的截面图像通过基于对抗生成网络的畸变矫正器以得到校正后待监测晶圆的截面图像;晶圆监测特征提取模块130,用于将所述校正后待监测晶圆的截面图像通过使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆监测特征矩阵;晶圆参考特征提取模块140,用于将所述参考晶圆的截面图像通过所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆参考特征矩阵;差分计算模块150,用于计算所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵之间的差分以得到解码特征矩阵;以及,解码模块160,用于将所述解码特征矩阵通过解码器以得到解码值,所述解码值用于表示待监测晶圆的厚度尺寸。

[0056] 在一个示例中,在上述晶片加工用在线厚度监视和测量系统100中,所述对抗生成网络包括鉴别器和生成器。

[0057] 在本申请的技术方案中,当晶片的厚度发生改变时,其截面图像会发生细微的变化,这虽然难以通过肉眼来进行精准量化评估,但近年来,基于深度神经网络的计算机视觉为此提供了技术支持。

[0058] 相应地,首先获取待监测晶圆的截面图像和参考晶圆的截面图像,其中,所述参考晶圆具有已知厚度。考虑到在通过摄像头采集所述待监测晶圆的截面图像时,因摄像头自身的成像性能会导致在采集所述待监测晶圆的截面图像时存在图像畸变等问题,这会影响到所述待监测晶圆的厚度图像表达。针对此技术问题,在本申请的技术方案中,首先将所述待监测晶圆的截面图像通过基于对抗生成网络的畸变矫正器以得到校正后待监测晶圆的截面图像。

[0059] 本领域普通技术人员应知晓,所述对抗生成网络包括鉴别器和生成器,所述生成器用于生成校正后图像,而所述鉴别器用于度量校正后图像与真实图像之间的鉴别器损失函数值,并通过梯度下降的反向传播来更新所述生成器的参数,以使得训练完成的所述对抗生成网络的生成器所生成的校正后图像能够逼近真实图像。

[0060] 在一个示例中,在上述晶片加工用在线厚度监视和测量系统100中,所述晶圆监测特征提取模块,进一步用于:所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型的各层在层的正向传递过程中对输入数据分别进行:对输入数据进行卷积处理以生成第一卷积特征图;对所述第一卷积特征图进行池化处理以生成第一池化特征图;对所述第一池化特征图进行非线性激活以生成第一激活特征图;计算所述第一激活特征图的各个位置沿通道维度的均值以生成第一空间特征矩阵;计算所述第一空间特征矩阵中各个位置的类Softmax函数值以获得第一空间得分矩阵;以及,计算所述第一空间特征矩阵和所述第一空间得分矩阵的按位置点乘以获得第一特征矩阵;其中,所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型的最后一层输出的所述第一特征矩阵为所述晶圆监测特征矩阵。

[0061] 在一个示例中,在上述晶片加工用在线厚度监视和测量系统100中,所述晶圆参考特征提取模块,进一步用于:所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型各层在层的正向传递过程中对输入数据分别进行:对输入数据进行卷积处理以生成第二卷积特征图;对所述第二卷积特征图进行池化处理以生成第二池化特征图;对所述第二池化特征图进行非线性激活以生成第二激活特征图;计算所述第二激活特征图的各个位置沿通道维度的均值以生成第二空间特征矩阵;计算所述第二空间特征矩阵中各个位置的类Softmax函数值以获得第二空间得分矩阵;以及,计算所述第二空间特征矩阵和所述第二空间得分矩阵的按位置点乘以获得第二特征矩阵;其中,所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型的最后一层输出的所述第二特征矩阵为所述晶圆参考特征矩阵。

[0062] 在得到所述校正后待监测晶圆的截面图像后,将所述校正后待监测晶圆的截面图像通过使用空间注意力机制的卷积神经网络模型以得到晶圆监测特征矩阵。也就是,使用在图像特征提取领域具有优异性能表现的卷积神经网络模型作为特征提取器来捕捉所述校正后待监测晶圆的截面图像的高维局部隐含特征。应可以理解,在表达所述晶片的厚度尺寸特征方面,所述校正后待监测晶圆的截面图像的不同空间位置的像素点对于特征表达的贡献度不同,因此,在所述卷积神经网络模型的网络结构的基础上,将空间注意力机制集成于所述卷积神经网络模型,以使得所述卷积神经网络模型在进行特征提取器过程中,为不同空间位置的特征值赋予不同权重值以使得所述晶圆监测特征矩阵具有相对更佳的空间可鉴别性。同样地,以所述使用空间注意力机制的卷积神经网络模型作为特征提取器对所述参考晶圆的截面图像进行处理以得到晶圆参考特征矩阵。

[0063] 特别地,在本申请的技术方案中,所述晶圆监测特征矩阵从所述校正后待监测晶

圆的截面图像得到,且所述晶圆参考特征矩阵从所述参考晶圆的截面图像得到,因所述校正后待监测晶圆的截面图像是通过所述基于对抗生成网络的畸变矫正器生成,因此,本质上所述校正后待监测晶圆的截面图像和所述参考晶圆的截面图像存在域深度差异。在经过所述空间注意力机制的卷积神经网络模型处理后,所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵虽然能够表达晶片的厚度尺寸特征,但两者在特征表达方面的深度差异依旧未能得到消除,也就是说,所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵的特征分布中中同类别的特征集合存在语义错配。这样,在通过计算所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵之间的按位置差分以得到解码特征矩阵的过程中,所述解码特征矩阵的特征表达的语义精准度存在深度偏移会影响到所述解码特征矩阵通过解码器进行解码回归的精准度。

[0064] 在一个示例中,在上述晶片加工用在线厚度监视和测量系统100中,所述差分计算模块,进一步用于:以如下公式对所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵进行域自适应类图拓扑差分以得到所述解码特征矩阵;其中,所述公式为:

$$M_d = \exp\left(-\frac{\ln|M_{1ij}-M_{2ij}|}{\max(M_{1ij},M_{2ij})}\right);$$

其中, M_1 表示所述晶圆监测特征矩阵, M_{1ij} 表示所述晶圆监测特征矩阵的特征分布中各个位置的特征值, M_2 表示所述晶圆参考特征矩阵, M_{2ij} 表示所述晶圆参考特征矩阵的特征分布中各个位置的特征值, M_d 表示所述解码特征矩阵, $\exp(\cdot)$ 表示矩阵的指数运算,所述矩阵的指数运算表示计算以矩阵中各个位置的特征值为幂的自然指数函数值。

[0065] 以所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵的特征分布中各个位置的特征值为节点且以特征分布间相应位置之间的空间距离的信息化解释作为边,来沿着特征分布的预定方向实现不同特征域图之间的信息鲁棒性交互和传播,以使得融合得到的解码特征矩阵不仅具有像素级别的特征稀疏性和非网络属性,同时还具有相对较优的特征稠密性,以此最大化将所述晶圆监测特征矩阵和所述晶圆参考特征矩阵中同类目标分布进行对齐和聚合,以提高所述解码特征矩阵的特征表达的确定性和精准度。

[0066] 在一个示例中,在上述晶片加工用在线厚度监视和测量系统100中,所述解码模块,进一步用于:使用所述解码器以如下公式对所述解码特征矩阵进行解码回归以得到所述解码值;其中,所述公式为: $Y = \sum(W \otimes M_d + B)$, M_d 表示所述解码特征矩阵, Y 表示解码值, W 表示权重矩阵, B 表示偏置向量, \otimes 表示矩阵乘。

[0067] 所述解码特征矩阵用于表示待测晶片的厚度特征与参考晶片的厚度特征在高维特征空间中的特征分布差异。应可以理解,在得到所述解码特征矩阵后,可将所述解码特征矩阵通过解码器进行解码回归以得到解码值,所述解码值用于表示待监测晶圆的厚度尺寸。

[0068] 这里,本领域技术人员可以理解,上述晶片加工用在线厚度监视和测量系统100中的各个单元和模块的具体功能和操作已经在上面参考图1到图3的晶片加工用在线厚度监视和测量方法的描述中得到了详细介绍,并因此,将省略其重复描述。

[0069] 以上结合具体实施例描述了本申请的基本原理,但是,需要指出的是,在本申请中提及的优点、优势、效果等仅是示例而非限制,不能认为这些优点、优势、效果等是本申请的各个实施例必须具备的。另外,上述公开的具体细节仅是为了示例的作用和便于理解的作用,而非限制,上述细节并不限制本申请为必须采用上述具体的细节来实现。

[0070] 本申请中涉及的器件、装置、设备、系统的方框图仅作为例示性的例子并且不意图要求或暗示必须按照方框图示出的方式进行连接、布置、配置。如本领域技术人员将认识到的,可以按任意方式连接、布置、配置这些器件、装置、设备、系统。诸如“包括”、“包含”、“具有”等等的词语是开放性词汇,指“包括但不限于”,且可与其互换使用。这里所使用的词汇“或”和“和”指词汇“和/或”,且可与其互换使用,除非上下文明确指示不是如此。这里所使用的词汇“诸如”指词组“诸如但不限于”,且可与其互换使用。

[0071] 还需要指出的是,在本申请的装置、设备和方法中,各部件或各步骤是可以分解和/或重新组合的。这些分解和/或重新组合应视为本申请的等效方案。

[0072] 提供所公开的方面的以上描述以使本领域的任何技术人员能够做出或者使用本申请。对这些方面的各种修改对于本领域技术人员而言是非常显而易见的,并且在此定义的一般原理可以应用于其他方面而不脱离本申请的范围。因此,本申请不意图被限制到在此示出的方面,而是按照与在此公开的原理和新颖的特征一致的最宽范围。

[0073] 为了例示和描述的目的已经给出了以上描述。此外,此描述不意图将本申请的实施例限制到在此公开的形式。尽管以上已经讨论了多个示例方面和实施例,但是本领域技术人员将认识到其某些变型、修改、改变、添加和子组合。

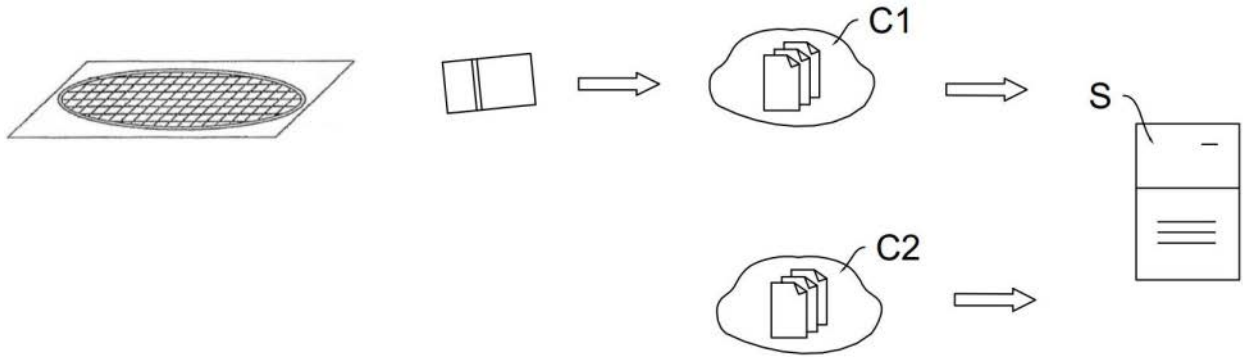


图 1

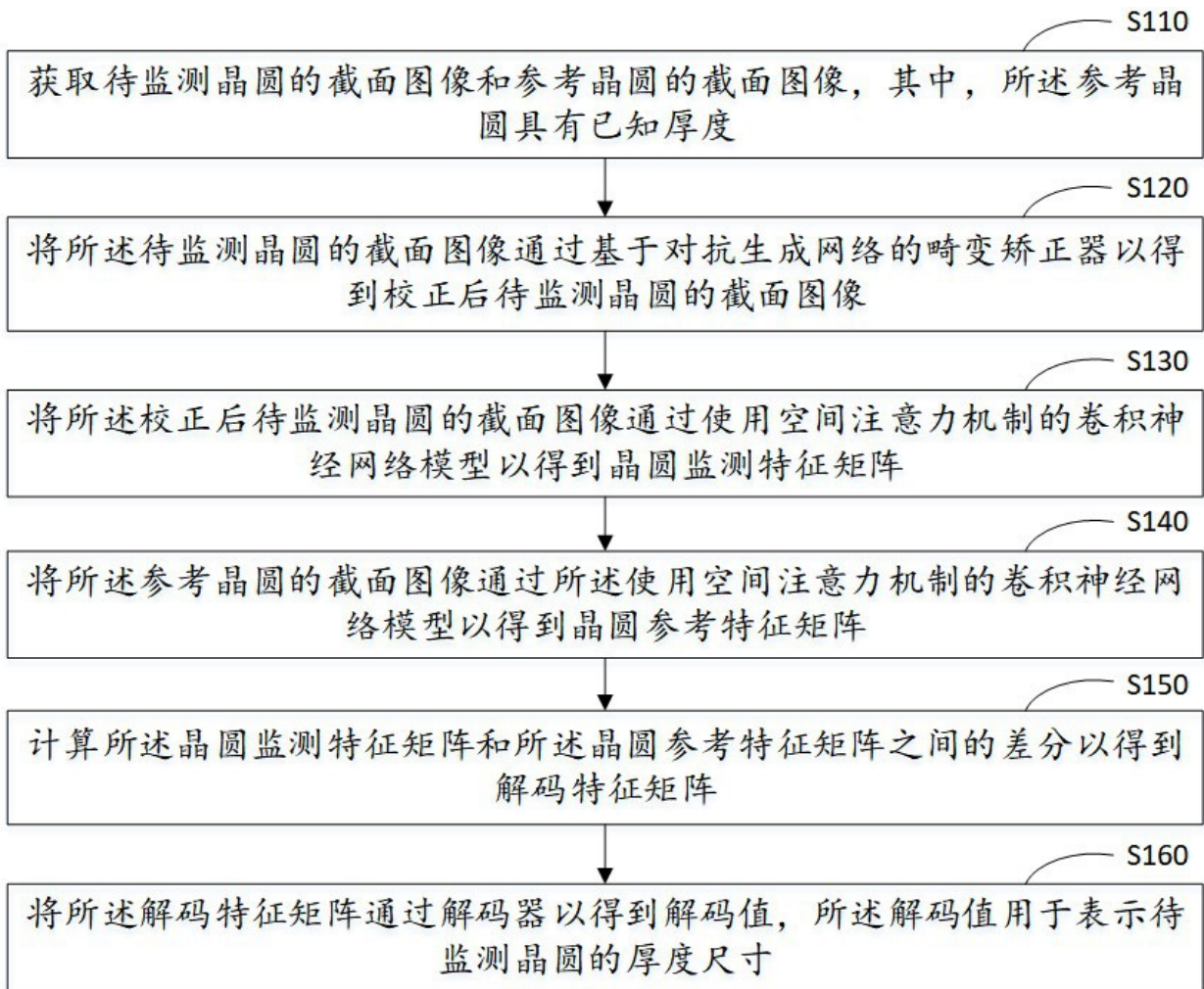


图 2

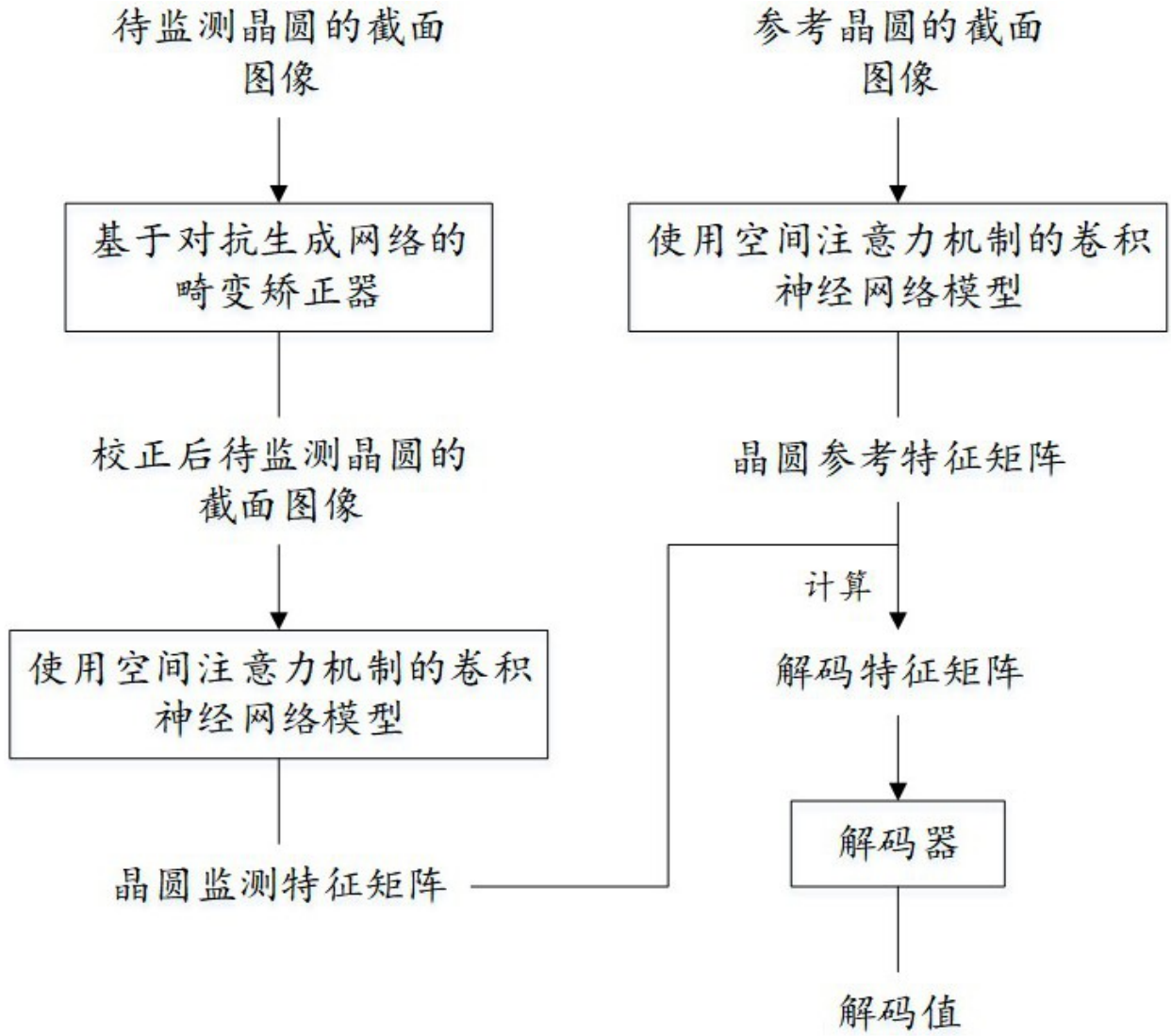


图 3

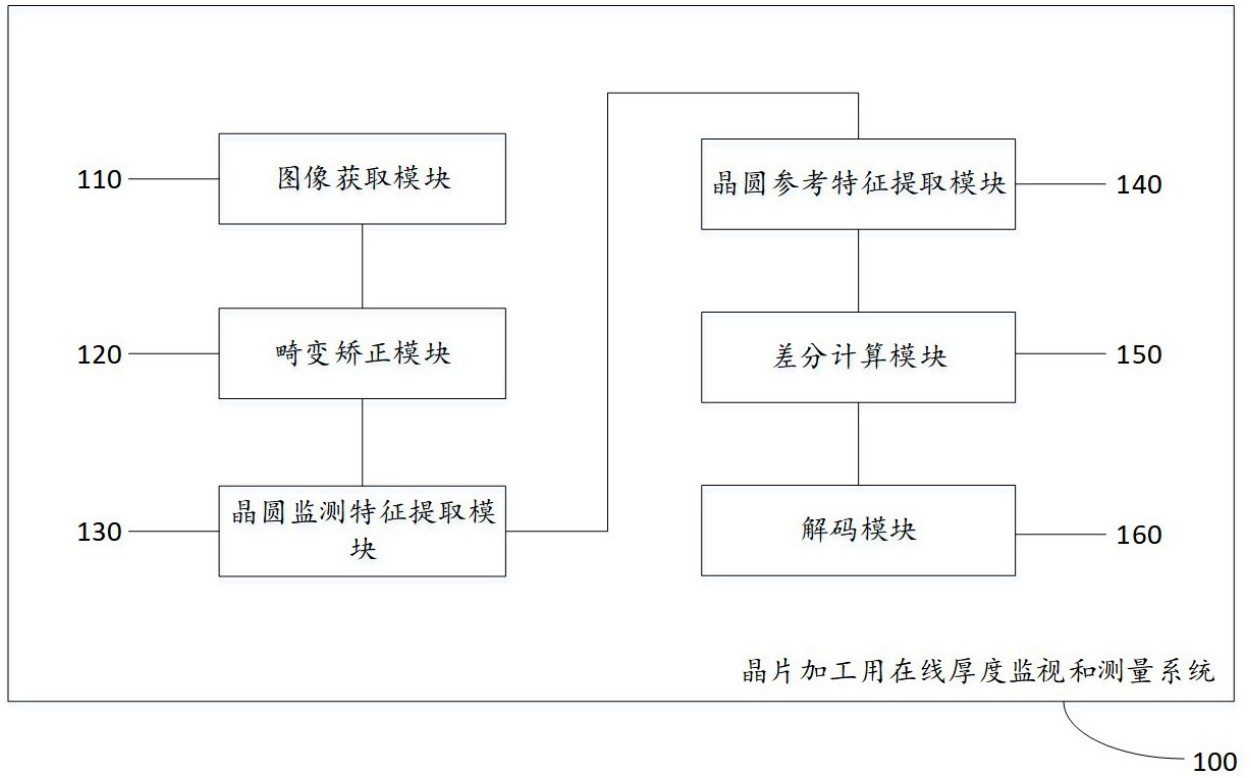


图 4