



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110619343 B

(45) 授权公告日 2023. 06. 06

(21) 申请号 201910537298.2

G06V 10/70 (2022.01)

(22) 申请日 2019.06.20

G06N 20/00 (2019.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 110619343 A

(43) 申请公布日 2019.12.27

(30) 优先权数据

10-2018-0070845 2018.06.20 KR

(73) 专利权人 亚摩信息技术(上海)有限公司

地址 200131 上海市浦东新区中国(上海)
自由贸易试验区富特北路211号302部
位368室

专利权人 高丽大学校产学协力团

(72) 发明人 安敏晶 李弘哲 李旻英 金明昭

边圣竣 廉镇燮 朴男材 朴曹荣

(74) 专利代理机构 北京市隆安律师事务所

11323

专利代理师 权鲜枝

(51) Int. Cl.

G06V 10/764 (2022.01)

(56) 对比文件

CN 107561738 A, 2018.01.09

CN 108038843 A, 2018.05.15

CN 106650823 A, 2017.05.10

CN 106384074 A, 2017.02.08

CN 105283884 A, 2016.01.27

CN 108154498 A, 2018.06.12

CN 107831173 A, 2018.03.23

CN 104778684 A, 2015.07.15

US 2016328837 A1, 2016.11.10

TW 200411324 A, 2004.07.01

Hao Wu等.Solder joint defect

classification based on ensemble

learning.《Soldering and Surface Mount

Technology》.2017,第29卷(第03期), (续)

审查员 杨玲

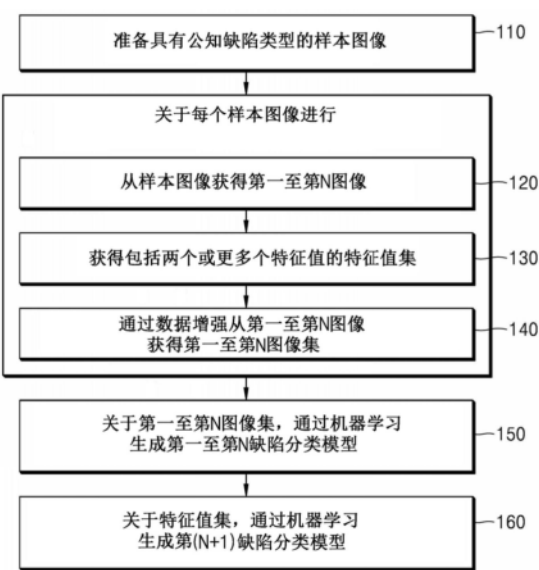
权利要求书3页 说明书8页 附图6页

(54) 发明名称

基于机器学习的自动缺陷分类方法

(57) 摘要

公开了一种基于机器学习的自动缺陷分类方法,该方法包括:准备具有公知缺陷类型的样本图像;关于所述样本图像中的每一个,通过一定的预处理过程,从该样本图像获得彼此不同的第一至第N(这里,N是大于等于2的自然数)图像,并且通过数据增强从所述第一至第N图像获得第一至第N图像集;针对关于所述样本图像获得的所述第一至第N图像集中的每一个,通过以第n($n=1, \dots, \text{和} N$)图像集作为学习数据输入并且以对应的样本图像的缺陷类型作为学习数据输出进行机器学习以生成第n缺陷分类模型,来生成第一至第N缺陷分类模型;以及接收目标图像并且使用所述第一至第N缺陷分类模型对所述目标图像的缺陷类型进行分类。



[续页]

[接上页]

(56) 对比文件

王爱芳等. 基于高斯金字塔和MLP的带钢边缘缺陷识别.《软件导刊》.2016,第15卷(第02

期),

汤勃等. 基于图像处理的钢板表面缺陷支持向量机识别.《中国机械工程》.2011,第22卷(第12期),

1. 一种基于机器学习的自动缺陷分类方法,包括:

准备具有公知缺陷类型的样本图像;

关于所述样本图像中的每一个,通过一定的预处理过程,从该样本图像获得彼此不同的第一至第N图像,其中N是大于等于2的自然数,并且通过数据增强从所述第一至第N图像获得第一至第N图像集;

针对关于所述样本图像获得的所述第一至第N图像集中的每一个,通过以第n图像集作为学习数据输入,其中 $n=1, \dots, \text{和} N$,并且以对应的样本图像的缺陷类型作为学习数据输出进行机器学习以生成第n缺陷分类模型,来生成第一至第N缺陷分类模型;以及

接收目标图像并且使用所述第一至第N缺陷分类模型对所述目标图像的缺陷类型进行分类,

其中所述第一至第N图像包括以下图像中的两个或更多个:该样本图像;通过将该样本图像进行灰度分级获得的灰度级图像;通过从所述灰度级图像中去除重复图案的过程而划分出斑点区域和没有斑点的区域的斑点图像;通过从该样本图像中裁剪一定的区域使得其中包括所述斑点区域的至少一部分而获得的原始裁剪图像;通过从所述灰度级图像中裁剪一定的区域使得其中包括所述斑点区域的至少一部分而获得的灰度级裁剪图像;以及通过从所述斑点图像中裁剪一定的区域使得其中包括所述斑点区域的至少一部分而获得的斑点裁剪图像。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中所述斑点图像包括以下图像中的至少一个:二值图像,其中二值地划分出所述斑点区域和所述没有斑点的区域;MAP图像,其中在所述没有斑点的区域中保留重复图案的轮廓;以及MAP2图像,其中所述斑点区域用两个或更多个像素值表示。

3. 一种基于机器学习的自动缺陷分类方法,包括:

准备具有公知缺陷类型的样本图像;

关于所述样本图像中的每一个,通过一定的预处理过程,从该样本图像获得彼此不同的第一至第N图像,其中N是大于等于2的自然数,并且通过数据增强从所述第一至第N图像获得第一至第N图像集;

针对关于所述样本图像获得的所述第一至第N图像集中的每一个,通过以第n图像集作为学习数据输入,其中 $n=1, \dots, \text{和} N$,并且以对应的样本图像的缺陷类型作为学习数据输出进行机器学习以生成第n缺陷分类模型,来生成第一至第N缺陷分类模型;

接收目标图像并且使用所述第一至第N缺陷分类模型对所述目标图像的缺陷类型进行分类;

关于所述样本图像中的每一个,通过将从该样本图像获得的第一至第N图像中的每一个输入到所述第一至第N缺陷分类模型中而针对所述第一至第N缺陷分类模型中的每一个获得每个缺陷类型的概率值;以及

通过以关于所述样本图像获得的针对所述第一至第N缺陷分类模型中的每一个的每个缺陷类型的概率值作为学习数据输入并且以对应的样本图像的缺陷类型作为学习数据输出来生成系综模型,

其中对所述目标图像的缺陷类型进行分类包括进一步使用所述系综模型对所述目标图像的缺陷类型进行分类。

4. 根据权利要求3所述的方法,其中对所述目标图像的缺陷类型进行分类包括:

通过一定的预处理过程从所述目标图像获得第一至第N图像;

通过将从所述目标图像获得的第一至第N图像中的每一个输入到所述第一至第N缺陷分类模型中而获得关于所述第一至第N缺陷分类模型中的每一个的每个缺陷类型的概率值;以及

通过将针对所述第一至第N缺陷分类模型中的每一个获得的每个缺陷类型的概率值输入到所述系综模型中来通过所述系综模型确定所述目标图像的缺陷类型。

5. 一种基于机器学习的自动缺陷分类方法,包括:

准备具有公知缺陷类型的样本图像;

关于所述样本图像中的每一个,通过一定的预处理过程,从该样本图像获得彼此不同的第一至第N图像,其中N是大于等于2的自然数,并且通过数据增强从所述第一至第N图像获得第一至第N图像集;

针对关于所述样本图像获得的所述第一至第N图像集中的每一个,通过以第n图像集作为学习数据输入,其中 $n=1, \dots, \text{和} N$,并且以对应的样本图像的缺陷类型作为学习数据输出进行机器学习以生成第n缺陷分类模型,来生成第一至第N缺陷分类模型;

接收目标图像并且使用所述第一至第N缺陷分类模型对所述目标图像的缺陷类型进行分类;

关于所述样本图像中的每一个,从该样本图像获得包括两个或更多个特征值的特征值集;和

通过以关于所述样本图像的所述特征值集作为学习数据输入并且以对应的样本图像的缺陷类型作为学习数据输出进行机器学习来生成第N+1缺陷分类模型,

其中,对所述目标图像的缺陷类型进行分类包括进一步使用所述第N+1缺陷分类模型对所述目标图像的缺陷类型进行分类。

6. 根据权利要求5所述的方法,其中所述特征值包括与从该样本图像提取的斑点的数量、形状、尺寸、像素值有关的值中的两个或更多个以及它们的组合。

7. 根据权利要求5所述的方法,还包括:

关于所述样本图像中的每一个,通过将从该样本图像获得的第一至第N图像中的每一个和所述特征值集输入到第一至第N+1缺陷分类模型中,获得针对第一至第N缺陷分类模型和第N+1缺陷分类模型中的每一个的每个缺陷类型的概率值;和

通过以关于所述样本图像获得的针对所述第一至第N+1缺陷分类模型中的每一个的每个缺陷类型的概率值作为学习数据输入并且以对应的样本图像的缺陷类型作为学习数据输出进行机器学习来生成系综模型,

其中对所述目标图像的缺陷类型进行分类包括进一步使用所述系综模型对所述目标图像的缺陷类型进行分类。

8. 根据权利要求7所述的方法,其中对所述目标图像的缺陷类型进行分类包括:

通过一定的预处理过程从所述目标图像获得第一至第N图像和特征值集;

通过将从所述目标图像获得的所述第一至第N图像中的每一个和所述特征值集输入到所述第一至第N+1缺陷分类模型中来获得针对所述第一至第N缺陷分类模型和第N+1缺陷分类模型中的每一个的每种缺陷类型的概率值;和

通过将针对所述第一至第N+1缺陷分类模型中的每一个获得的每个缺陷类型的概率值输入到所述系综模型中,通过所述系综模型来确定所述目标图像的缺陷类型。

9.一种计算机可读记录介质,其中记录了用于执行根据权利要求1至8中任一项所述的基于机器学习的自动缺陷分类方法的程序。

基于机器学习的自动缺陷分类方法

[0001] 相关申请的交叉引用

[0002] 本申请要求于2018年6月20日提交的韩国专利申请No.10-2018-0070845的优先权和权益,其公开内容通过引用整体并入本文。

技术领域

[0003] 本发明涉及一种基于机器学习的自动缺陷分类方法,更具体地,涉及一种自动缺陷分类方法,其中通过使用众所周知的缺陷类型的样本图像进行机器学习来生成缺陷分类模型并且使用该缺陷分类模型对目标图像进行缺陷类型分类。

背景技术

[0004] 使用机器学习对诸如显示器、面板、印刷电路板(PCB)等产品的图像的缺陷进行分类的技术对于智能工厂是必不可少的。由于可以实时分析产品的缺陷,然后通过根据所分析的缺陷类型给出生产系统反馈来消除缺陷原因,因此可以在连续的过程中显著减少大量缺陷。此外,可以通过根据工作条件分析缺陷的图案来优化该过程。

[0005] 最近,已经使用诸如卷积神经网络的深度学习方法研究了对产品缺陷进行分类的方法。在该深度学习方法中,当存在足够量的学习数据时,学习效率和分类准确性增加。然而,当学习数据量小时,学习效率和分类性能降低。

发明内容

[0006] 本发明旨在提供一种基于机器学习的自动缺陷分类方法,其能够仅使用少量学习数据来提高学习效率和分类性能。

[0007] 根据本发明的一个方面,提供一种基于机器学习的自动缺陷分类方法,包括:准备具有公知缺陷类型的样本图像;关于所述样本图像中的每一个,通过一定的预处理过程,从该样本图像获得彼此不同的第一至第N(这里,N是大于等于2的自然数)图像,并且通过数据增强从所述第一至第N图像获得第一至第N图像集;针对关于所述样本图像获得的所述第一至第N图像集中的每一个,通过以第n($n=1, \dots, \text{和} N$)图像集作为学习数据输入并且以对应的样本图像的缺陷类型作为学习数据输出进行机器学习以生成第n缺陷分类模型,来生成第一至第N缺陷分类模型;以及接收目标图像并且使用所述第一至第N缺陷分类模型对所述目标图像的缺陷类型进行分类。

[0008] 所述第一至第N图像可以包括以下图像中的两个或更多个:该样本图像;通过将该样本图像进行灰度分级获得的灰度级图像;通过从该灰度级图像中去除重复图案的过程而划分出斑点区域和没有斑点的区域的斑点图像;通过从该样本图像中裁剪一定的区域使得其中包括所述斑点区域的至少一部分而获得的原始裁剪图像;通过从所述灰度级图像中裁剪一定的区域使得其中包括所述斑点区域的至少一部分而获得的灰度级裁剪图像;以及通过从所述斑点图像中裁剪一定的区域使得其中包括所述斑点区域的至少一部分而获得的斑点裁剪图像。

[0009] 所述斑点图像可以包括以下图像中的至少一个：二值图像，其中二值地划分出斑点区域和没有斑点的区域；MAP图像，其中在没有斑点的区域中保留重复图案的轮廓；以及MAP2图像，其中斑点区域用两个或更多个像素值表示。

[0010] 所述数据增强可以包括图像的旋转、扩展、左右反转、上下反转、水平移动和垂直移动中的两个或更多个以及它们的组合。

[0011] 该方法还可以包括：关于所述样本图像中的每一个，通过将从该样本图像获得的第一至第N图像中的每一个输入到所述第一至第N缺陷分类模型中而针对所述第一至第N缺陷分类模型中的每一个获得每个缺陷类型的概率值；以及通过以关于所述样本图像获得的针对所述第一至第N缺陷分类模型中的每一个的每个缺陷类型的概率值作为学习数据输入并且以对应的样本图像的缺陷类型作为学习数据输出来生成系综(ensemble)模型。这里，对目标图像的缺陷类型进行分类可以包括使用所述系综模型进一步对目标图像的缺陷类型进行分类。

[0012] 对目标图像的缺陷类型进行分类可以包括：通过一定的预处理过程从目标图像获得第一至第N图像；通过将从目标图像获得的第一至第N图像中的每一个输入到所述第一至第N缺陷分类模型中而针对所述第一至第N缺陷分类模型中每一个获得每个缺陷类型的概率值；以及通过将针对所述第一至第N缺陷分类模型中的每一个获得的每个缺陷类型的概率值输入到所述系综模型中来通过系综模型确定目标图像的缺陷类型。

[0013] 该方法还可以包括：关于所述样本图像中的每一个，从该样本图像获得包括两个或更多个特征值的特征值集；以及通过以关于所述样本图像的所述特征值集作为学习数据输入并且以对应的样本图像的缺陷类型作为学习数据输出进行机器学习来生成第(N+1)缺陷分类模型。这里，对目标图像的缺陷类型进行分类可以包括进一步使用第(N+1)缺陷分类模型对目标图像的缺陷类型进行分类。

[0014] 所述特征值可以包括与从该样本图像提取的斑点的数量、形状、尺寸、像素值以及它们的组合相关的值中的两个或更多个。

[0015] 该方法还可以包括：关于所述样本图像中的每一个，通过将从该样本图像获得的所述第一至第N图像中的每一个以及所述特征值集输入到所述第一至第(N+1)缺陷分类模型中来获得针对所述第一至第N缺陷分类模型和所述第(N+1)缺陷分类模型中的每一个的每个缺陷类型的概率值；以及通过以针对关于所述样本图像获得的第一至第(N+1)缺陷分类模型中的每一个的每个缺陷类型的概率值作为学习数据输入并且以对应的样本图像的缺陷类型作为学习数据输出进行机器学习来生成系综模型。这里，对目标图像的缺陷类型进行分类可以包括进一步使用所述系综模型对目标图像的缺陷类型进行分类。

[0016] 对目标图像的缺陷类型进行分类可以包括：通过一定的预处理过程从目标图像获得第一至第N图像和特征值集；通过将从目标图像获得的第一至第N图像中的每一个和所述特征值集输入到所述第一至第(N+1)缺陷分类模型中获得针对所述第一至第N缺陷分类模型和第(N+1)缺陷分类模型中的每一个的每个缺陷类型的概率值；以及通过将针对所述第一至第(N+1)缺陷分类模型中的每一个获得的每个缺陷类型的概率值输入到所述系综模型中来通过所述系综模型确定目标图像的缺陷类型。

[0017] 根据本发明的另一方面，提供一种计算机可读记录介质，其中记录了用于执行上述基于机器学习的自动缺陷分类方法的程序。

附图说明

[0018] 通过参考附图详细描述本发明的示例性实施例,本发明的上述和其他目的、特征和优点对于本领域普通技术人员将变得更加明显,其中:

[0019] 图1是示出根据本发明的一个实施例的在基于机器学习的自动缺陷分类方法中使用公知类型的样本图像通过机器学习生成个别缺陷分类模型的过程的流程图;

[0020] 图2A示出包括缺陷的样本图像的示例;

[0021] 图2B示出从图2A的样本图像获得的二值图像的示例;

[0022] 图2C示出从图2A的样本图像获得的MAP图像的示例;

[0023] 图2D示出从图2A的样本图像获得的MAP2图像的示例;

[0024] 图2E示出从图2A的样本图像获得的灰度级裁剪图像的示例;

[0025] 图3是示出根据本发明的一个实施例的基于机器学习的自动缺陷分类方法中通过利用由通过图1的过程生成的个别缺陷分类模型获得的缺陷类型中的每一个的概率值进行机器学习来生成系综模型的过程的流程图;

[0026] 图4示出通过图1的过程生成的各个缺陷分类模型中的每一个和通过图3的过程生成的系综模型的结构示例;和

[0027] 图5是示出根据本发明的一个实施例的基于机器学习的自动缺陷分类方法中使用个别缺陷分类模型和系综模型对目标图像的缺陷类型进行分类的过程的流程图。

具体实施方式

[0028] 在下文中,将参考附图详细描述本发明的示例性实施例。在以下描述和附图中,基本相同的元件被称为相同的附图标记,并且将省略其重复描述。此外,在对本发明的描述中,当对现有技术的公知功能或部件的详细描述被认为掩盖了本发明的实质时,将被省略。

[0029] 图1是示出根据本发明的一个实施例的基于机器学习的自动缺陷分类方法中使用公知类型的样本图像通过机器学习生成个别缺陷分类模型的过程的流程图。在本发明的实施例中,作为用于个别缺陷分类模型的机器学习算法,例如,可以使用卷积神经网络(CNN)。

[0030] 在操作110中,准备其缺陷类型公知的样本图像。样本图像是通过拍摄诸如显示面板、印刷电路板(PCB)等产品的图像而获得的图像,其中包括有缺陷的部分并且这些缺陷的缺陷类型被分类。图2A示出包括缺陷的原始图像的示例。通常,在深度学习方法中,只有当存在足够数量的这种样本图像时,学习效率和分类准确性才升高。然而,本发明的实施例旨在仅使用少量样本图像来提高学习效率和分类性能。

[0031] 在准备了样本图像时,关于每个样本图像执行以下操作120至140。在一些实施例中,可以生成个别缺陷分类模型,然后可以添加样本图像。在这种情况下,关于所添加的样本图像执行以下操作120至140。

[0032] 在操作120中,通过一定的预处理过程从样本图像获得彼此不同的第一至第N(这里,N是大于或等于2的自然数)图像。在下文中,为方便起见,将样本图像称为原始图像。第一至第N图像可以包括原始图像、通过预处理原始图像而获得的多个预处理图像。

[0033] 预处理图像可以包括:例如,通过对原始图像进行灰度分级获得的灰度级图像;在从灰度级图像中去除重复图案的过程中划分为对应于有缺陷的部分的斑点区域和没有斑点的另一区域的斑点图像;通过从原始图像中裁剪一定的区域使得其中包括斑点区域的至

少一部分而获得的原始裁剪图像;通过从灰度级图像中裁剪一定的区域使得其中包括斑点区域的至少一部分而获得的灰度级裁剪图像;通过从斑点图像中裁剪一定的区域使得其中包括斑点区域的至少一部分而获得的斑点裁剪图像等等。

[0034] 此外,斑点图像可以包括:例如,二值图像,其中斑点区域和除斑点之外的区域被二值地划分;MAP图像,其中在没有斑点的区域中保留重复图案的轮廓;MAP2图像,其基于一定的阈值表示具有两个或更多个像素值的斑点区域;等等。

[0035] 通过从二值图像、MAP图像和MAP2图像中剪裁某些区域使得其中包括斑点区域的至少部分而获得的图像将被分别称为二值裁剪图像、MAP裁剪图像和MAP2裁剪图像。

[0036] 下面将描述生成上述灰度级图像、二值图像、MAP图像、MAP2图像、二值裁剪图像、原始裁剪图像、灰度级裁剪图像、MAP裁剪图像和MAP2裁剪图像的方法的详细示例。

[0037] 灰度级图像

[0038] 原始图像的像素信息包括R、G和B通道的像素值。灰度级图像的像素值可以被表示为原始图像的R、G和B通道的像素值的权重之和。根据需要,当图像的像素值偏离时,可以通过直方图平坦化将像素值均匀地分布在0到255的范围内来改善对比度。

[0039] 为了从灰度级图像生成其中划分出斑点区域和没有斑点的区域的二值图像、MAP图像和MAP2图像,如下执行去除重复图案的处理。在本发明的该实施例中,假设在图像中除斑点之外的部分中示出了重复图案。例如,参考图2A,可以看到,除了中心附近的斑点部分之外存在重复图案。

[0040] 首先,从图像(灰度级图像)中检测重复图案的周期。为此,从图像的左上端切割其中可以完全包括图案整体的区域,例如,宽度方向的1/10和长度方向的1/4。当在宽度方向和长度方向上移动所切割区域的同时在图像中出现与所切割区域最相似的部分时,与该宽度和长度相对应的坐标被确定为重复图案的周期。

[0041] 接下来,将从图像的一随机像素移动一个周期的像素定义为M像素,并且生成具有与该图像相同尺寸的,所有像素的值都为128的灰度图像。此外,针对该图像的每个像素计算 $\text{abs}(\text{像素}-M(\text{像素}))$ 值,并且通过从128减去 $\text{abs}(\text{像素}-M(\text{像素}))$ 值,该值是灰度图像的每个对应像素的像素值,获得图像并将该图像用作参考图像。 $\text{abs}(\text{像素}-M(\text{像素}))$ 值在重复图案的情况下是0或相对小的值(因为像素和M像素的像素值彼此相等或相似),并且在不是重复图案的情况下是相对较大的值(即,斑点部分)。因此,在参考图像中,斑点部分的像素值是相对小的值,而没有斑点的部分的像素值是接近128的相对大的值。

[0042] 可以使用参考图像生成二值图像、MAP图像和MAP2图像。

[0043] 二值图像

[0044] 此时,基于一定的阈值(例如,70),将参考图像的像素值小于阈值的每个像素转换为白色(像素值为0),即,对应于斑点部分,并且将大于该阈值的每个像素转换为黑色(像素值为255)。通过该处理,获得二值图像,其中斑点区域被表示为白色,而没有斑点的区域被表示为黑色。图2B示出从图2A的样本图像获得的二值图像的示例。

[0045] MAP图像

[0046] 此时,基于一定的阈值(例如,70),将参考图像的像素值小于阈值的每个像素转换为黑色(像素值为255),即,对应于斑点部分,并且将大于该阈值的每个像素转换为(128-‘参考图像的像素值’)。(128-‘参考图像的像素值’)表示重复图案的轮廓。因此,通过该处

理,获得MAP图像,其中斑点区域为黑色并且在没有斑点的区域中保留重复图案的轮廓。图2C示出从图2A的样本图像获得的MAP图像的示例。

[0047] MAP2图像

[0048] 基于若干个阈值(例如,10、30、50和70),将参考图像的每个像素转换为对于每个区(section)不同的像素值。例如,当像素值小于或等于10时,像素被转换为255(黑色),当像素值为10到30时,转换为230,当像素值为30到50时,转换为210,当像素值为50到70时,转换为190,而当像素值大于70时,转换为128(灰)。通过该过程,获得MAP2图像,其中没有斑点的区域被表示为灰色,而斑点区域被表示为黑色或深灰色。图2D示出从图2A的样本图像获得的MAP2图像的示例。

[0049] 二值裁剪图像、原始裁剪图像、灰度级裁剪图像、MAP裁剪图像和MAP2裁剪图像是通过从二值图像、原始图像、灰度级图像、MAP图像和MAP2图像中裁剪一定的区域使得其中分别包括斑点区域的至少部分而获得的图像。在本发明的实施例中,确定裁剪区域,并且通过将相同的裁剪区域分别应用于原始图像、灰度级图像、MAP图像和MAP2图像可以获得裁剪图像。

[0050] 可以通过从二值图像中提取斑点并且提取所提取的斑点中的最大斑点的中心坐标来确定裁剪区域,使得可以将基于中心坐标的一定的上、下、左和右区域确定为裁剪区域。例如,当将中心坐标的上、下、左和右侧的256个像素被确定为裁剪区域时,生成尺寸为 512×512 的裁剪图像。图2E示出通过从灰度级图像中裁剪一定的区域使得其中包括至少一部分斑点区域而获得的灰度级裁剪图像的示例。

[0051] 可以如下从二值图像提取斑点。(1)指定二值图像中斑点区域的一个像素,即,像素值为0的一随机像素。(2)将所指定的像素确定为斑点种子,并且当周边像素的像素值为0时将周边像素分配为新的斑点种子,而当像素值为255时将其分配为斑点轮廓。(3)重复(2)的过程,直到所有斑点种子都存在于斑点轮廓或图像界面内。(4)提取所分配的斑点种子作为一个斑点,并且关于在二值图像内尚未被分配为斑点种子的新像素重复(1)至(4)的处理。(5)所提取的斑点中具有相对小的尺寸(例如,小于5个像素)的斑点可以被认为是噪声并且不计。

[0052] 同时,可以使用如上所述的从二值图像提取的斑点来获得样本图像的特征值,并且可以将其用作学习数据。因此,返回参考图1,在操作130中,使用从二值图像提取的斑点获得包括两个或更多个特征值的特征值集。

[0053] 特征值可以包括斑点的数量、形状、大小、与像素相关的值以及它们的组合等。特征值的详细示例如下。

[0054] Blob_Area:所提取的斑点的区域

[0055] Blob_Brightness:斑点区域的平均像素值(灰度图像的像素值)

[0056] Blobs_count:所提取的斑点的数量

[0057] Convex_hull:围绕斑点的最小凸多边形

[0058] Maxblob_Angle:围绕最大斑点的最小矩形的倾斜度

[0059] Maxblob_Perimeter:最大斑点的周长

[0060] Maxblob_Diameter:最大斑点的直径

[0061] Maxblob_Length_1st:围绕最大斑点的最小矩形的长边长度

[0062] Maxblob_Length_2nd:围绕最大斑点的最小矩形的短边长度

[0063] Maxblob_Roughness:最大斑点周长的粗糙度(斑点周长/外壳(hull)周长)

[0064] Maxblob_Solidity:最大斑点的凸度(斑点面积/外壳面积)

[0065] 特征值的平均值、标准偏差、最小值和最大值以及外壳特征等

[0066] 接下来,在操作140中,从通过操作120获得的第一至第N图像通过数据增强来获得第一至第N图像集。这里,数据增强可以包括图像的旋转、扩展、左右反转、上下反转、水平移动、垂直移动及其组合等。关于从样本图像获得的第n($n=1, \dots, \text{和} N$)图像,可以通过数据增强生成其中包括第n图像的包括几个到几十个图像的第n图像集。

[0067] 例如,关于原始图像、原始裁剪图像、二值图像、二值裁剪图像、灰度级图像、灰度级裁剪图像、MAP图像、MAP裁剪图像、MAP2图像和MAP2裁剪图像中的每一个,可以生成原始图像集、原始裁剪图像集、二值图像集、二值裁剪图像集、灰度级图像集、灰度级裁剪图像集、MAP图像集、MAP裁剪图像集、MAP2图像集和MAP2裁剪图像集。

[0068] 当关于所有样本图像完全执行了操作120至140时,在操作150中,针对关于样本图像获得的第一至第N图像集中的每一个,通过以第n($n=1, \dots, \text{和} N$)图像集作为学习数据输入并且以对应样本图像的缺陷类型作为学习数据输出进行机器学习来生成第n缺陷分类模型,从而生成第一至第N缺陷分类模型。

[0069] 例如,可以通过使用原始图像集进行机器学习来生成第一缺陷分类模型,可以通过使用原始裁剪图像集进行机器学习来生成第二缺陷分类模型,可以通过使用二值图像集进行机器学习来生成第三缺陷分类模型,可以通过使用二值裁剪图像集进行机器学习来生成第四缺陷分类模型,可以通过使用灰度级图像集进行机器学习来生成第五缺陷分类模型,可以通过使用灰度级裁剪图像集进行机器学习来生成第六缺陷分类模型,可以通过使用MAP图像集进行机器学习来生成第七缺陷分类模型,可以通过使用MAP裁剪图像集进行机器学习来生成第八缺陷分类模型,可以通过使用MAP2图像集进行机器学习来生成第九缺陷分类模型,并且可以通过使用MAP2裁剪图像集进行机器学习来生成第十缺陷分类模型。

[0070] 在操作160中,以通过操作130关于样本图像获得的特征值集作为学习数据输入并且以对应的样本图像的缺陷类型作为学习数据输出进行机器学习来生成第(N+1)缺陷分类模型。

[0071] 例如,可以通过使用特征值集进行机器学习来生成第十一缺陷分类模型。

[0072] 当给出要对其缺陷类型进行分类的目标图像时,可以使用通过图1的处理生成的第一至第(N+1)缺陷分类模型对目标图像的缺陷类型进行分类。

[0073] 图3是示出根据本发明的一个实施例的基于机器学习的自动缺陷分类方法中,利用由通过图1的过程生成的个别缺陷分类模型获得的每个缺陷类型的概率值,通过机器学习生成系综模型的过程的流程图。在本发明的实施例中,作为用于系综模型的机器学习算法,例如,可以使用多层感知器(multilayer perceptron,MLP),其是人工神经网络分类器之一。

[0074] 参考图3,关于每个样本图像进行以下操作310和320。

[0075] 在操作310中,通过将经由预处理过程从样本图像获得的第一至第N图像中的每一个输入到第一至第N缺陷分类模型中,针对第一至第N缺陷分类模型中的每一个获得每个缺陷类型的概率值。当存在四个缺陷类型时,针对第一至第N缺陷分类模型中的每一个获得四

个概率值。

[0076] 此外,在操作320中,通过将从样本图像获得的特征值集输入到第(N+1)缺陷分类模型中来获得关于第(N+1)缺陷分类模型的每个缺陷类型的概率值。这里,类似地,当存在四个缺陷类型时,关于第(N+1)缺陷分类模型获得四个概率值。

[0077] 当关于所有样本图像完全执行了操作310和320时,在操作330中,以关于样本图像针对第一至第(N+1)缺陷分类模型中的每一个获得的每个缺陷类型的概率值作为学习数据输入并且以对应的样本图像的缺陷类型作为学习数据输出,通过进行机器学习来生成系综模型。

[0078] 图4示出通过图1的过程生成的各个缺陷分类模型中的每一个和通过图3的过程生成的系综模型的结构示例。

[0079] 参考图4,关于样本图像针对十一个缺陷分类模型中的每一个获得四个概率值,从而总共获得四十四四个概率值。针对关于所有样本图像获得的十一个缺陷分类模型中的每一个,使用每个缺陷类型的概率值生成系综模型。

[0080] 当给出要对其缺陷类型进行分类的目标图像时,可以使用通过图1的处理生成的第一至第(N+1)缺陷分类模型和通过图3的过程生成的系综模型对目标图像的缺陷类型进行分类。

[0081] 图5是示出根据本发明的一个实施例的基于机器学习的自动缺陷分类方法中使用个别缺陷分类模型和系综模型对目标图像的缺陷类型进行分类的过程的流程图。

[0082] 在操作510中,通过与关于样本图像进行的预处理过程相同的预处理过程,从目标图像获得彼此不同的第一至第N图像。

[0083] 具体来说,从目标图像获得的第一至第N图像可以包括原始图像、原始裁剪图像、二值图像、二值裁剪图像、灰度级图像、灰度级裁剪图像、MAP图像、MAP裁剪图像、MAP2图像和MAP2裁剪图像。

[0084] 在操作520中,通过与关于样本图像进行的特征值提取处理相同的特征值提取处理,从目标图像获得特征值集。

[0085] 在操作530中,通过将从目标图像获得的第一至第N图像和特征值集输入到第一至第N缺陷分类模型和第(N+1)缺陷分类模型中,关于第一至第(N+1)缺陷分类模型中的每一个获得每个缺陷类型的概率值。

[0086] 在操作540中,通过将关于第一至第(N+1)缺陷分类模型中的每一个获得的每个缺陷类型的概率值输入到系综模型中,使用该系综模型来确定目标图像的缺陷类型。

[0087] 为了参考图4描述对目标图像的缺陷类型进行分类的过程,关于十一个缺陷分类模型中的每一个获得四个概率值,从而关于目标图像总共获得四十四四个概率值。当概率值被输入到了系综模型中时,确定目标图像的缺陷类型。

[0088] 根据本发明的实施例,由于通过一定的预处理过程从样本图像获得各种图像,并且关于每个图像生成个别缺陷分类模型,因此可以仅使用少量的样本图像来提高学习效率和分类性能。

[0089] 此外,使用关于每个个别缺陷分类模型获得的每种缺陷类型的概率值作为学习数据来生成系综模型,使得可以使用各个缺陷分类模型中具有最优异性能的性能来确保分类性能。

[0090] 同时,本发明的上述实施例可以被编写为可由计算机执行的程序,并且可以在使用计算机可读记录介质运行该程序的通用数字计算机中实现。计算机可读记录介质包括诸如磁存储介质(例如,只读存储器(ROM)、软盘、硬盘等)和光学可读介质(例如,光盘只读存储器(CD-ROM)、数字多用途光盘(DVD)等)的存储介质。

[0091] 本发明的实施例可包括功能块部件和各种处理操作。可以使用执行特定功能的各种数量的硬件和/或软件部件来实现功能块。例如,实施例可以采用诸如存储器、处理、逻辑、查找表等的集成电路部件,其能够在一个或多个微处理器或其他控制装置的控制下执行各种功能。与可通过软件编程或软件元件执行的本发明的部件类似,实施例可以通过诸如C、C++、Java、汇编器等编程或脚本语言,包括由数据结构、过程、例程或不同编程部件的组合实现的各种算法来实现。功能方面可以通过由一个或多个处理器执行的算法来实现。此外,实施例可以采用用于电子环境设置、信号处理、数据处理等的传统技术。诸如“机构”、“元件”、“装置”和“部件”的术语可以被广泛使用,并且不限于机械和物理部件。这些术语可以包括与处理器等相关的一系列软件例程的含义。

[0092] 在实施例中作为示例描述的特定执行不将实施例的范围限制为任何方法。为了简化说明书,可以省略对传统电子部件、控制系统、软件和系统的其他功能方面的描述。此外,附图中所示的部件之间的线的连接或连接构件被示出为功能连接和/或物理或电路连接的示例,并且可以被示为真实装置中的各种可替换或附加的功能连接、物理连接和电路连接。此外,除非存在诸如“必要”,“显著”等的详细描述,否则部件可能不是应用本发明所必需的。

[0093] 根据本发明的实施例,由于通过一定的预处理过程从样本图像获得各种图像,并且关于每个图像生成个别缺陷分类模型,因此可以仅使用少量的样本图像来提高学习效率和分类性能。

[0094] 上面已经描述了本发明的示例性实施例。本领域普通技术人员可以理解,在不脱离本发明的本质特征的情况下可以进行修改。因此,所描述的实施例应该以描述性的观点来考虑,而不是限制性的。本发明的范围由权利要求限定,而不是由以上描述限定,并且应当理解,在其等同范围内的所有差异都包括在本发明中。

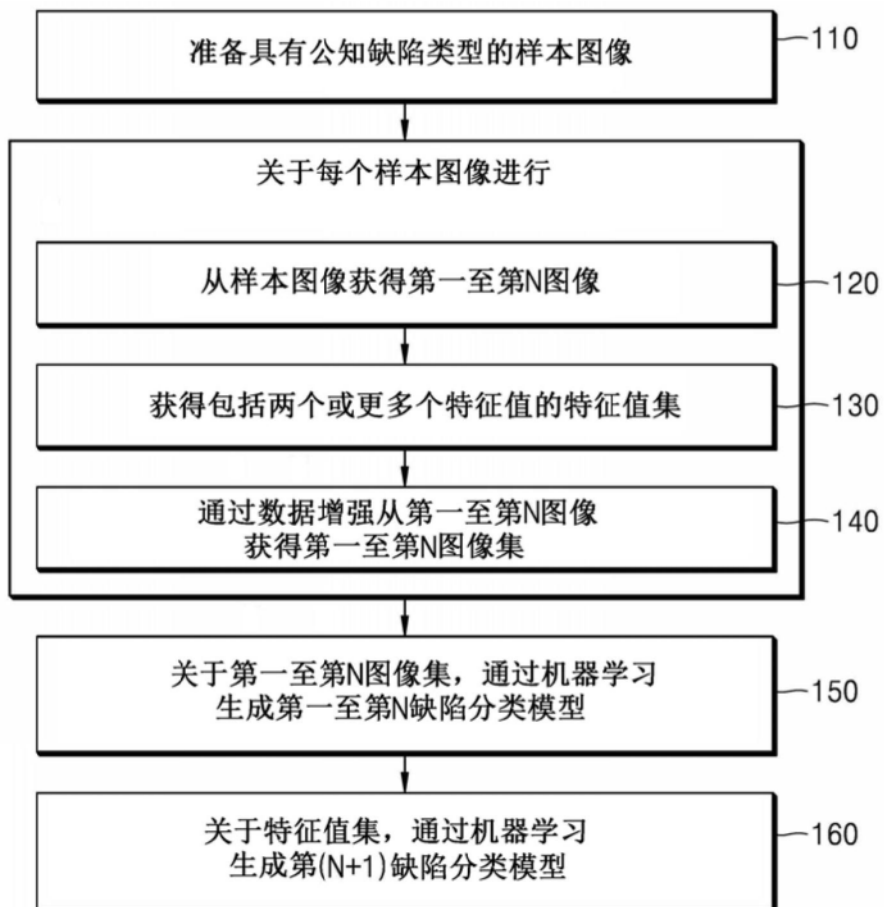


图1

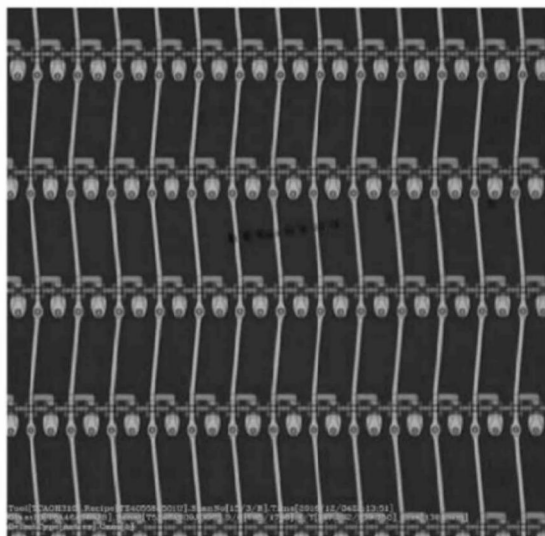


图2A



图2B

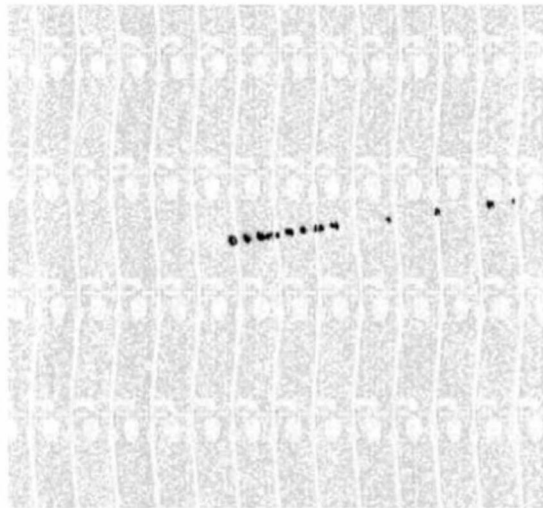


图2C



图2D

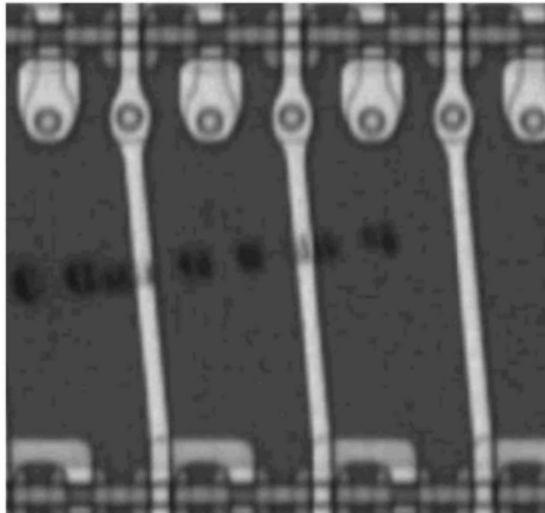


图2E

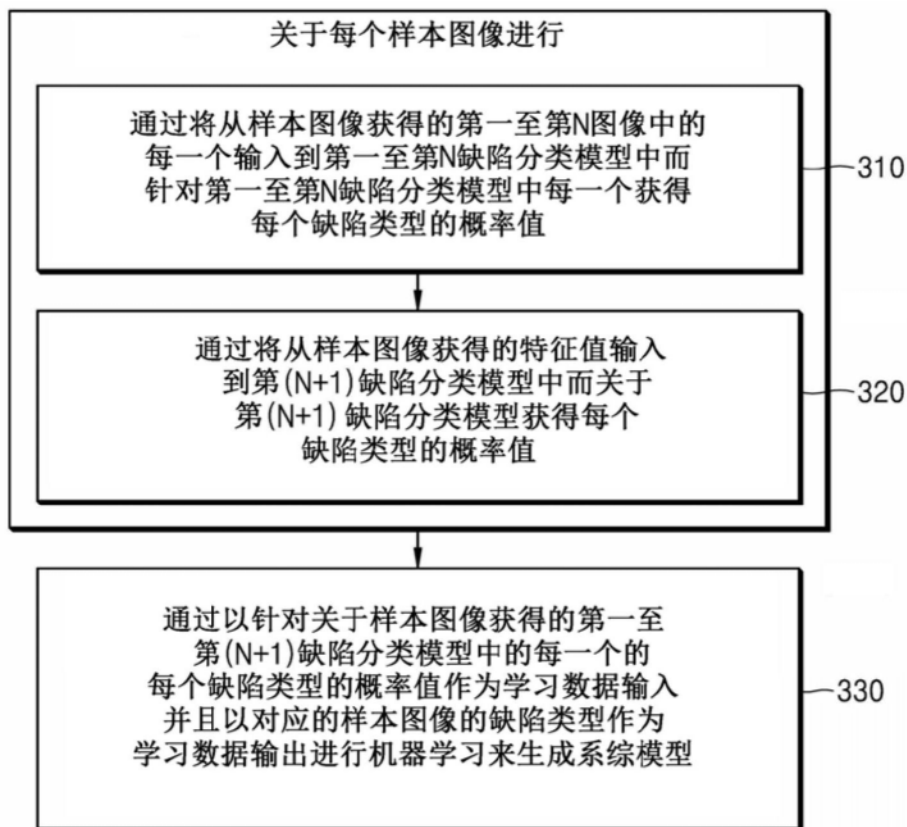


图3

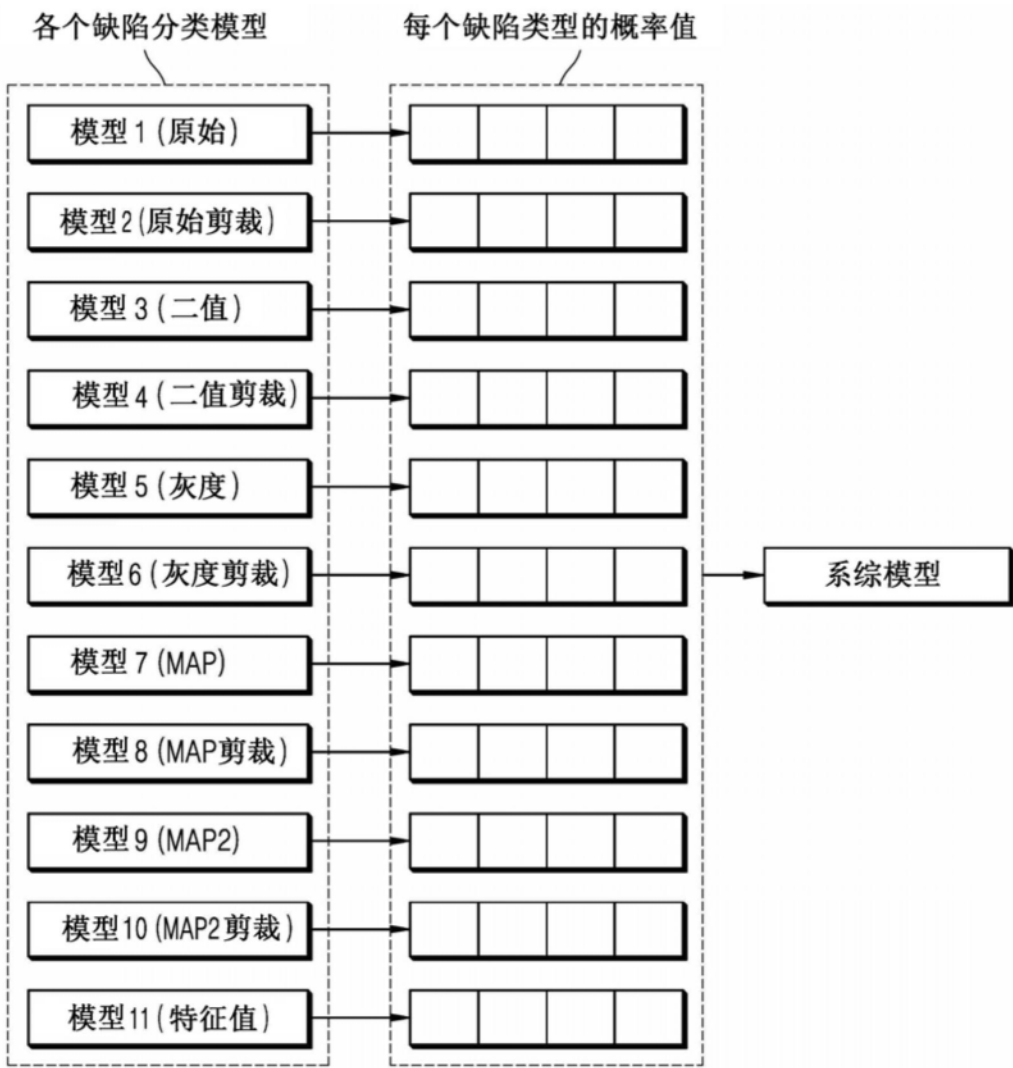


图4

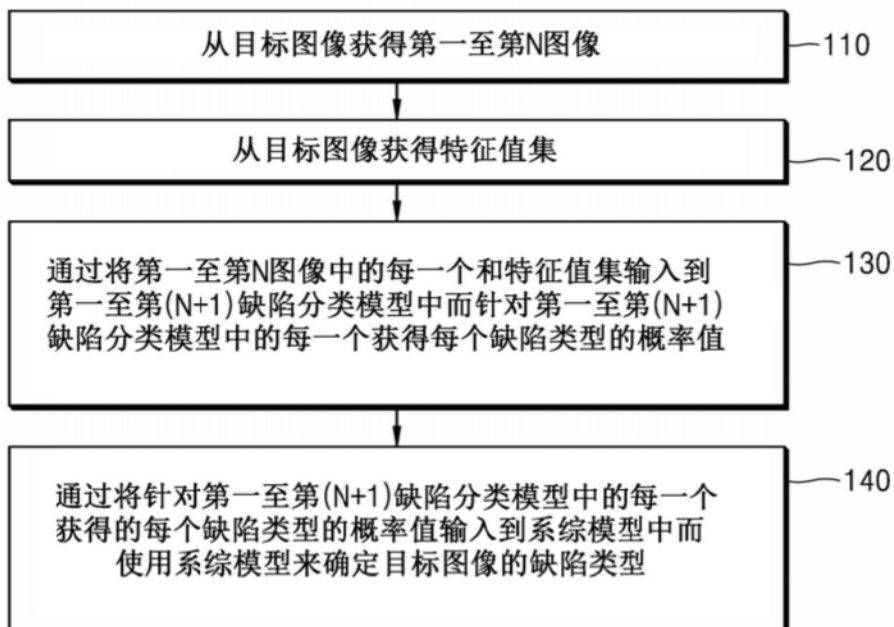


图5