



(21) 申请号 202010537523.5

(22) 申请日 2020.06.12

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 111833306 A

(43) 申请公布日 2020.10.27

(73) 专利权人 北京百度网讯科技有限公司
地址 100085 北京市海淀区上地十街10号
百度大厦2层

(72) 发明人 肖慧慧 聂磊 黄锋

(74) 专利代理机构 北京清亦华知识产权代理事务
所(普通合伙) 11201
专利代理师 石茵汀

(51) Int. Cl.
G06T 7/00 (2017.01)

(56) 对比文件

CN 109993804 A, 2019.07.09

CN 109146988 A, 2019.01.04

CN 110796637 A, 2020.02.14

CN 111161363 A, 2020.05.15

CN 110619618 A, 2019.12.27

US 2020151503 A1, 2020.05.14

CN 106872476 A, 2017.06.20

US 2019171908 A1, 2019.06.06

CN 108982508 A, 2018.12.11

CN 108537753 A, 2018.09.14

吴嘉炜;余兆钊;李佐勇;刘维娜;张祖昌.一种基于深度学习的两阶段图像去雾网络.计算机应用与软件.2020,(04),全文.

审查员 曹宁

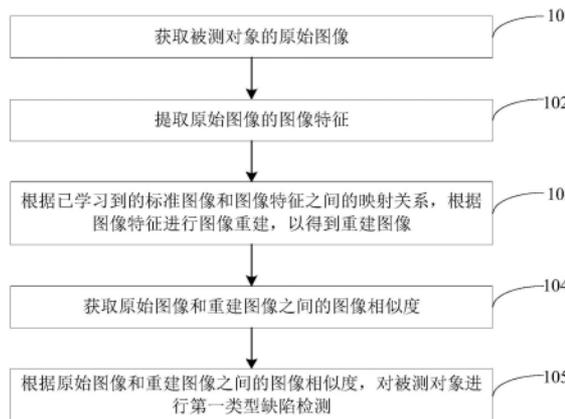
权利要求书5页 说明书17页 附图6页

(54) 发明名称

缺陷检测方法和用于缺陷检测的模型训练方法

(57) 摘要

本申请公开了一种缺陷检测方法和用于缺陷检测的模型训练方法,涉及深度学习、云计算及计算机视觉技术领域。具体实现方案为:通过获取被测对象的原始图像,提取原始图像的图像特征,根据已学习到的标准图像和图像特征之间的映射关系,根据图像特征进行图像重建,以得到重建图像;获取原始图像和重建图像之间的图像相似度;以及根据原始图像和重建图像之间的图像相似度,对被测对象进行第一类型缺陷检测。该方法通过将被测对象的重建图像与无缺陷的标准图像进行比较,以对被测对象进行缺陷检测,解决了现有技术中需要大量的缺陷数据对模型进行训练时,缺陷数据获取困难的技术问题,从而提高了缺陷检测的准确率。



1. 一种用于缺陷检测的模型训练方法,其特征在于,所述方法包括:
 - 获取标准对象的训练图像;
 - 将所述训练图像输入第一编码器模型,得到所述训练图像的特征;
 - 将所述训练图像的特征输入解码器模型,得到重建图像;
 - 将所述重建图像输入第二编码器模型,得到所述重建图像的特征;
 - 根据所述重建图像的特征与所述训练图像的特征之间的差异,调整所述第一编码器模型、所述解码器模型,以及所述第二编码器模型的模型参数。
2. 根据权利要求1所述的模型训练方法,其特征在于,所述根据所述重建图像的特征与所述训练图像的特征之间的差异,调整所述第一编码器模型、所述解码器模型,以及所述第二编码器模型的模型参数,包括:
 - 根据所述重建图像的特征与所述训练图像的特征之间的差异,生成第一损失项;
 - 根据所述重建图像与所述训练图像之间的差异,生成第二损失项;
 - 对所述第一损失项和所述第二损失项加权,得到损失函数;
 - 根据所述损失函数,调整所述第一编码器模型、所述解码器模型,以及所述第二编码器模型的模型参数,以使所述损失函数取值最小化。
3. 根据权利要求1-2任一项所述的模型训练方法,其特征在于,所述将所述训练图像输入第一编码器模型,得到所述训练图像的特征之前,还包括:
 - 对所述训练图像进行图像变换操作;
 - 其中,所述图像变换操作包括:图像旋转、灰度调整、覆盖部分图像区域和图像缩放中的一个或多个组合。
4. 一种缺陷检测方法,其特征在于,所述方法包括:
 - 获取被测对象的原始图像;
 - 提取所述原始图像的图像特征;
 - 根据已学习到的标准图像和图像特征之间的映射关系,根据所述图像特征进行图像重建,以得到重建图像;其中,生成所述重建图像的模型采用如权利要求1中的训练方法训练得到;
 - 获取所述原始图像和所述重建图像之间的图像相似度;以及
 - 根据所述原始图像和所述重建图像之间的所述图像相似度,对所述被测对象进行第一类型缺陷检测。
5. 根据权利要求4所述的缺陷检测方法,其特征在于,所述提取所述原始图像的图像特征,包括:
 - 将所述原始图像输入经过训练的编码器,以得到所述原始图像的图像纹理特征;
 - 对应地,所述根据已学习到的标准图像和图像特征之间的映射关系,根据所述图像特征进行图像重建,以得到重建图像,包括:
 - 将所述原始图像的图像纹理特征输入经过训练的解码器,得到所述重建图像;
 - 其中,所述编码器和所述解码器均已学习得到所述标准图像和图像纹理特征之间的映射关系,且所述编码器根据所述映射关系进行图像特征提取,所述解码器根据所述映射关系进行图像重建。
6. 根据权利要求4所述的缺陷检测方法,其特征在于,所述根据所述原始图像和所述重

建图像之间的所述图像相似度,对所述被测对象进行第一类型缺陷检测,包括:

若所述原始图像和所述重建图像之间的所述图像相似度大于预设阈值,则确定所述被测对象不存在第一类型缺陷;

若所述原始图像和所述重建图像之间的图像相似度小于或等于所述预设阈值,则确定所述被测对象存在所述第一类型缺陷。

7. 根据权利要求4-6任一项所述的缺陷检测方法,其特征在于,在所述获取被测对象的原始图像之后,还包括:

获取设定模板,其中,所述设定模板是根据所述标准图像中关键点位置和边界区域生成的;

对所述原始图像进行关键点识别,得到各关键点;

根据所述各关键点的位置,校正所述原始图像,以得到所述各关键点位置符合所述设定模板的校正图像;

根据所述校正图像中边界区域和所述设定模板中所述边界区域之间的差异程度,进行第二类型缺陷检测。

8. 根据权利要求7所述的缺陷检测方法,其特征在于,所述根据所述校正图像中边界区域和所述设定模板中所述边界区域之间的差异,进行第二类型缺陷检测,包括:

若所述校正图像中边界区域和所述设定模板中所述边界区域之间的差异程度大于差异阈值,则确定所述被测对象存在第二类型缺陷;

若所述校正图像中边界区域和所述设定模板中所述边界区域之间的差异程度小于或等于所述差异阈值,则确定所述被测对象不存在所述第二类型缺陷。

9. 根据权利要求7所述的缺陷检测方法,其特征在于,所述对所述原始图像进行关键点识别,得到各关键点,包括:

将所述原始图像输入经过训练的回归模型以得到概率图,其中,所述概率图,用于表示所述原始图像中各像素点为所述关键点的第一概率;以及

根据所述概率图中的第一概率,将所述第一概率取极值的各像素点识别为各所述关键点。

10. 根据权利要求4-6任一项所述的缺陷检测方法,其特征在于,在所述获取被测对象的原始图像之后,还包括:

对所述原始图像切分,以得到各图像块;

对各所述图像块进行特征提取,以得到图块特征;

根据每一所述图像块提取的图块特征,识别所述图像块存在缺陷的第二概率;

根据各所述图像块存在缺陷的第二概率,进行第三类型缺陷检测。

11. 根据权利要求10所述的缺陷检测方法,其特征在于,所述根据各所述图像块存在缺陷的第二概率,进行第三类型缺陷检测,包括:

将各所述图像块的所述第二概率输入分类器,以得到所述分类器输出的判别信息,其中,所述判别信息,用于指示所述被测对象是否存在第三类型缺陷;

其中,所述分类器已学习得到各所述图像块的第二概率与所述判别信息之间的映射关系。

12. 根据权利要求10所述的缺陷检测方法,其特征在于,所述对各所述图像块进行特征

提取,以得到图块特征,包括:

根据每一所述图像块与所述原始图像,建立多层的图像金字塔;

对所述多层的图像金字塔中每一层分别进行特征提取;

根据各层图像金字塔的特征,得到所述图像金字塔所属图像块的图块特征。

13. 根据权利要求10所述的缺陷检测方法,其特征在于,所述根据每一所述图像块提取的图块特征,识别所述图像块存在缺陷的第二概率,包括:

将每一所述图像块的图块特征,输入经过训练的高斯混合模型,得到相应图像块存在缺陷的第二概率;其中,所述高斯混合模型,已学习得到所述标准图像中各图像块的图块特征分布,根据输入的图块特征,与学习到的图块特征之间的差异,确定所述第二概率。

14. 一种缺陷检测装置,其特征在于,包括:

获取模块,用于获取被测对象的原始图像;

提取模块,用于提取所述原始图像的图像特征;

重建模块,用于根据已学习到的标准图像和图像特征之间的映射关系,根据所述图像特征进行图像重建,以得到重建图像;其中,生成所述重建图像的模型采用如权利要求1中的训练方法训练得到;

确定模块,用于获取所述原始图像和所述重建图像之间的图像相似度;

第一检测模块,用于根据所述原始图像和所述重建图像之间的所述图像相似度,对所述被测对象进行第一类型缺陷检测。

15. 根据权利要求14所述的缺陷检测装置,其特征在于,所述提取模块,包括:

第一输入单元,用于将所述原始图像输入经过训练的编码器,以得到所述原始图像的图像纹理特征;

对应地,所述重建模块,包括:

第二输入单元,用于将所述原始图像的图像纹理特征输入经过训练的解码器,得到所述重建图像;

其中,所述编码器和所述解码器均已学习得到所述标准图像和图像纹理特征之间的映射关系,且所述编码器根据所述映射关系进行图像特征提取,所述解码器根据所述映射关系进行图像重建。

16. 根据权利要求14所述的缺陷检测装置,其特征在于,所述第一检测模块,包括:

第一确定单元,用于若所述原始图像和所述重建图像之间的所述图像相似度大于预设阈值,则确定所述被测对象不存在第一类型缺陷;

第二确定单元,用于若所述原始图像和所述重建图像之间的图像相似度小于或等于所述预设阈值,则确定所述被测对象存在所述第一类型缺陷。

17. 根据权利要求14-16任一项所述的缺陷检测装置,其特征在于,所述装置,还包括:

模板获取模块,用于获取设定模板,其中,所述设定模板是根据所述标准图像的图像中关键点位置和边界区域生成的;

识别模块,用于对所述原始图像进行关键点识别,得到各关键点;

校正模块,用于根据所述各关键点的位置,校正所述原始图像,以得到所述各关键点位置符合所述设定模板的校正图像;

第二检测模块,用于根据所述校正图像中边界区域和所述设定模板中所述边界区域之

间的差异程度,进行第二类型缺陷检测。

18. 根据权利要求17所述的缺陷检测装置,其特征在于,所述第二检测模块,包括:

第三确定单元,用于若所述校正图像中边界区域和所述设定模板中所述边界区域之间的差异程度大于差异阈值,则确定所述被测对象存在第二类型缺陷;

第四确定单元,用于若所述校正图像中边界区域和所述设定模板中所述边界区域之间的差异程度小于或等于所述差异阈值,则确定所述被测对象不存在所述第二类型缺陷。

19. 根据权利要求17所述的缺陷检测装置,其特征在于,所述识别模块,包括:

第三输入单元,用于将所述原始图像输入经过训练的回归模型以得到概率图,其中,所述概率图,用于表示所述原始图像中各像素点为所述关键点的第一概率;以及

识别单元,用于根据所述概率图中的第一概率,将所述第一概率取极值的各像素点识别为各所述关键点。

20. 根据权利要求14-16任一项所述的缺陷检测装置,其特征在于,所述装置,还包括:

切分模块,用于对所述原始图像切分,以得到各图像块;

特征提取模块,用于对各所述图像块进行特征提取,以得到图块特征;

缺陷识别模块,用于根据每一所述图像块提取的图块特征,识别所述图像块存在缺陷的第二概率;

第三检测模块,用于根据各所述图像块存在缺陷的第二概率,进行第三类型缺陷检测。

21. 根据权利要求20所述的缺陷检测装置,其特征在于,所述第三检测模块,包括:

第四输入单元,用于将各所述图像块的所述第二概率输入分类器,以得到所述分类器输出的判别信息,其中,所述判别信息,用于指示所述被测对象是否存在第三类型缺陷;

其中,所述分类器已学习得到各所述图像块的第二概率与所述判别信息之间的映射关系。

22. 根据权利要求20所述的缺陷检测装置,其特征在于,所述特征提取模块,还用于:

对每一所述图像块建立多层的图像金字塔;

对所述多层的图像金字塔中每一层分别进行特征提取;

根据各层图像金字塔的特征,得到所述图像金字塔所属图像块的图块特征。

23. 根据权利要求20所述的缺陷检测装置,其特征在于,所述缺陷识别模块,包括:

第五输入单元,用于将每一所述图像块的图块特征,输入经过训练的高斯混合模型,得到相应图像块存在缺陷的第二概率;其中,所述高斯混合模型,已学习得到所述标准图像中各图像块的图块特征分布,根据输入的图块特征,与学习到的图块特征之间的差异,确定所述第二概率。

24. 一种用于缺陷检测的模型训练装置,其特征在于,包括:

获取模块,用于获取标准对象的训练图像;

编码模块,用于将所述训练图像输入第一编码器模型,得到所述训练图像的特征;

解码模块,用于将所述训练图像的特征输入解码器模型,得到重建图像;

调整模块,用于根据所述训练图像和所述重建图像,调整所述第一编码器模型和所述解码器模型的模型参数,以使所述训练图像和所述重建图像的差异最小化;

所述调整模块,包括:

第一输入单元,用于将所述重建图像输入第二编码器,得到所述重建图像的特征;

第一调整单元,用于根据所述重建图像的特征与所述训练图像的特征之间的差异,调整所述第一编码器模型、所述解码器模型,以及所述第二编码器的模型参数。

25. 根据权利要求24所述的模型训练装置,其特征在于,所述第一调整单元,还用于:
根据所述重建图像的特征与所述训练图像的特征之间的差异,生成第一损失项;
根据所述重建图像与所述训练图像之间的差异,生成第二损失项;
对所述第一损失项和所述第二损失项加权,得到损失函数;
根据所述损失函数,调整所述第一编码器模型、所述解码器模型,以及所述第二编码器的模型参数,以使所述损失函数取值最小化。

26. 根据权利要求24-25任一项所述的模型训练装置,其特征在于,所述装置,还包括:
变换模块,用于对所述训练图像进行图像变换操作;
其中,所述图像变换操作包括:图像旋转、灰度调整、覆盖部分图像区域和图像缩放中的一个或多个组合。

27. 一种计算机设备,其特征在于,包括:
至少一个处理器;以及
与所述至少一个处理器通信连接的存储器;其中,
所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的指令,所述指令被所述至少一个处理器执行,以使所述至少一个处理器能够执行权利要求1-3中任一所述的用于缺陷检测的模型训练方法,或者,实现如权利要求4-13中任一所述的缺陷检测方法。

28. 一种存储有计算机指令的非瞬时计算机可读存储介质,其特征在于,所述计算机指令用于使所述计算机执行权利要求1-3中任一所述的用于缺陷检测的模型训练方法,或者,实现如权利要求4-13中任一所述的缺陷检测方法。

缺陷检测方法和用于缺陷检测的模型训练方法

技术领域

[0001] 本申请涉及图像处理技术领域,具体涉及深度学习、云计算及计算机视觉技术领域,尤其涉及一种缺陷检测方法和用于缺陷检测的模型训练方法。

背景技术

[0002] 在传统工业制造业生产场景中,如产品零部件制造、钢铁生产、汽车制造、电池制造、太阳能板制造等领域中,产品外表面缺陷的产生是不可避免的,因此,质检是生产流程中的关键环节。

[0003] 现有的制造业产品外表检查主要有人工质检和机器视觉质检两种方式,其中,人工质检占90%,机器视觉质检只占10%。由于人工对产品外表面的缺陷进行检测时,存在质检成本高、误操作多、生产数据无法有效留存等缺点,因此,基于计算机智能视觉不间断、不疲劳的特性在检测方面提供远高于人工的效率和准确性,与制造商、生产设备商一起降低工业生产成本提升产能。

[0004] 但是,现有的基于计算机智能视觉的检测方法需要通过大量的采集缺陷数据,进行数据标注,模型训练,预测等流程。因此,在提高模型的检测准确率时,需要对模型采用存在缺陷的样本进行训练从而使得模型识别出各种缺陷,就需要大量缺陷数据。但是,在实际的模型训练过程中,存在缺陷数据采集困难的缺点,从而导致实际检测方法的准确率较低。

发明内容

[0005] 本申请提供了一种缺陷检测方法、用于缺陷检测的模型训练方法、装置、设备以及存储介质。

[0006] 本申请第一方面实施例提供了一种缺陷检测方法,包括:

[0007] 获取被测对象的原始图像;

[0008] 提取所述原始图像的图像特征;

[0009] 根据已学习到的标准图像和图像特征之间的映射关系,根据所述图像特征进行图像重建,以得到重建图像;

[0010] 获取所述原始图像和所述重建图像之间的图像相似度;以及

[0011] 根据所述原始图像和所述重建图像之间的所述图像相似度,对所述被测对象进行第一类型缺陷检测。

[0012] 本申请第二方面实施例提供了一种用于缺陷检测的模型训练方法,包括:

[0013] 获取标准对象的训练图像;

[0014] 将所述训练图像输入第一编码器模型,得到所述训练图像的特征;

[0015] 将所述训练图像的特征输入解码器模型,得到重建图像;

[0016] 根据所述训练图像和所述重建图像,调整所述第一编码器模型和所述解码器模型的模型参数,以使所述训练图像和所述重建图像的差异最小化。

[0017] 本申请第三方面实施例提出了一种缺陷检测装置,包括:

- [0018] 获取模块,用于获取被测对象的原始图像;
- [0019] 提取模块,用于提取所述原始图像的图像特征;
- [0020] 重建模块,用于根据已学习到的标准图像和图像特征之间的映射关系,根据所述图像特征进行图像重建,以得到重建图像;
- [0021] 确定模块,用于获取所述原始图像和所述重建图像之间的图像相似度;
- [0022] 第一检测模块,用于根据所述原始图像和所述重建图像之间的所述图像相似度,对所述被测对象进行第一类型缺陷检测。
- [0023] 本申请第四方面实施例提供了一种用于缺陷检测的模型训练装置,包括:
- [0024] 获取模块,用于获取标准对象的训练图像;
- [0025] 编码模块,用于将所述训练图像输入第一编码器模型,得到所述训练图像的特征;
- [0026] 解码模块,用于将所述训练图像的特征输入解码器模型,得到重建图像;
- [0027] 调整模块,用于根据所述训练图像和所述重建图像,调整所述第一编码器模型和所述解码器模型的模型参数,以使所述训练图像和所述重建图像的差异最小化。
- [0028] 本申请第五方面实施例提供了一种计算机设备,包括:
- [0029] 至少一个处理器;以及
- [0030] 与所述至少一个处理器通信连接的存储器;其中,
- [0031] 所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的指令,所述指令被所述至少一个处理器执行,以使所述至少一个处理器能够执行第一方面实施例的缺陷检测方法,或者,实现第二方面实施例的用于缺陷检测的模型训练方法。
- [0032] 本申请第六方面实施例提供了一种存储有计算机指令的非瞬时计算机可读存储介质,其特征在于,所述计算机指令用于使所述计算机执行第一方面实施例的缺陷检测方法,或者,实现第二方面实施例的用于缺陷检测的模型训练方法。
- [0033] 本申请第七方面实施例提供了计算机程序产品,包括计算机程序,所述计算机程序在被处理器执行时实现第一方面实施例的缺陷检测方法,或者,实现第二方面实施例的用于缺陷检测的模型训练方法。
- [0034] 上述申请中的一个实施例具有如下优点或有益效果:通过获取被测对象的原始图像,提取原始图像的图像特征,根据已学习到的标准图像和图像特征之间的映射关系,根据图像特征进行图像重建,以得到重建图像;获取原始图像和重建图像之间的图像相似度;以及根据原始图像和重建图像之间的图像相似度,对被测对象进行第一类型缺陷检测。该方法通过将所述被测对象的重建图像与无缺陷的标准图像进行比较,对被测对象进行缺陷检测,解决了现有技术中需要大量的缺陷数据对模型进行训练时,缺陷数据获取困难的技术问题,从而提高了缺陷检测的准确率。
- [0035] 应当理解,本部分所描述的内容并非旨在标识本公开的实施例的关键或重要特征,也不用于限制本公开的范围。本公开的其它特征将通过以下的说明书而变得容易理解。

附图说明

- [0036] 附图用于更好地理解本方案,不构成对本申请的限定。其中:
- [0037] 图1为本申请实施例一提供的缺陷检测方法的流程示意图;
- [0038] 图2为本申请实施例二提供的缺陷检测方法的流程示意图;

- [0039] 图3为本申请实施例三提供的缺陷检测方法的流程示意图；
- [0040] 图4为本申请实施例四提供的缺陷检测方法的流程示意图；
- [0041] 图5为本申请实施例五提供的用于缺陷检测的模型训练方法的流程示意图；
- [0042] 图6为本申请实施例提供的标准图像与重建图像的对比图；
- [0043] 图7为本申请实施例六提供的缺陷检测装置的结构示意图；
- [0044] 图8为本申请实施例七提供的用于缺陷检测的模型训练装置的结构示意图；
- [0045] 图9为本申请实施例提供的一种计算机设备的结构框图。

具体实施方式

[0046] 以下结合附图对本申请的示范性实施例做出说明,其中包括本申请实施例的各种细节以助于理解,应当将它们认为仅仅是示范性的。因此,本领域普通技术人员应当认识到,可以对这里描述的实施例做出各种改变和修改,而不会背离本申请的范围和精神。同样,为了清楚和简明,以下的描述中省略了对公知功能和结构的描述。

[0047] 现有的质检系统在缺陷应用发现中主要有三种方式。第一种为纯人工质检方式,即依赖于行业专家肉眼观察生产环境中的照片给出判断;第二种为机器辅助的人工质检方式,主要由具有一定判断能力的质检系统过滤掉没有缺陷的照片,由行业专家对疑似存在缺陷的照片进行检测判断;第三种为基于深度学习的缺陷检测技术,即通过大量的缺陷数据采集、标注、模型训练、预测等进行缺陷检测的技术,在某些场景中可有效提高检测效率,保证检测质量。

[0048] 但是,采用上述三种方式对产品表面进行缺陷检测时均存在一定的缺陷:对于第一种方式,在人工质检的情况下,需要行业专家在生产现场进行检查,发现缺陷之后人工记录下来再做后续处理。这种方法不仅效率低,容易漏判误判,数据很难进行二次利用挖掘,而且工业生产环境往往比较恶劣,对人员的健康和安全感会造成不利影响。对于第二种方式,机器辅助的人工质检方式中特征和判定规则都是基于经验固化到机器中的,难以随业务的发展迭代,导致随着生产工艺的发展,系统的检测精度越来越低,甚至降低到完全不可用的状态。第三种方式为目前工业制造智能升级的主要方法,该方法通过大量的采集缺陷数据,进行数据标注,模型训练,预测等流程,但是,模型的效果多依赖于缺陷数据的量级,标注员标注的质量。深度学习要求大量的缺陷数据,而真实产线很可能缺乏足够缺陷样本;并且基于人工标注的缺陷数据,存在标注成本高且标注质量难以保证的缺点。

[0049] 针对上述现有的产品外表面的缺陷检测方法存在的缺点,本申请提出了一种缺陷检测方法,通过获取被测对象的原始图像;提取原始图像的图像特征;根据已学习到的标准图像和图像特征之间的映射关系,根据图像特征进行图像重建,以得到重建图像;获取原始图像和重建图像之间的图像相似度;以及根据原始图像和重建图像之间的图像相似度,对被测对象进行第一类型缺陷检测。

[0050] 下面参考附图描述本申请实施例的缺陷检测方法、用于缺陷检测的模型训练方法、装置、计算机设备和存储介质。

[0051] 图1为本申请实施例一提供的缺陷检测方法的流程示意图。

[0052] 本申请实施例以该缺陷检测方法被配置于缺陷检测装置中来举例说明,该问答处理装置可以应用于任一计算机设备中,以使该计算机设备可以执行缺陷检测功能。

[0053] 其中,计算机设备可以为个人电脑(Personal Computer,简称PC)、云端设备、移动设备等具有各种操作系统的硬件设备。

[0054] 如图1所示,该缺陷检测方法,可以包括以下步骤:

[0055] 步骤101,获取被测对象的原始图像。

[0056] 其中,被测对象,是指需要进行缺陷检测的制造业产品。本申请中的缺陷检测方法可以用于多种质检场景下的产品的检测,例如,外观件的缺陷检测、产品轮廓的检测、纹理类的缺陷检测,等等。原始图像,是指通过摄像设备采集的未经过任何处理的图像。

[0057] 本申请中,在对制造业产品进行缺陷检测时,可以采用计算机视觉技术获取被测对象的原始图像,以根据原始对象对被测对象进行缺陷检测。具体地,在获取被测对象的原始图像时,可以利用图像采集系统的高精度摄像头,通过调整摄像头的角度、光线、滤镜、倍镜、聚焦等参数,实时采集得到被测对象的原始图像。

[0058] 作为一种示例,若生产被测对象的车间的光线比较暗时,可以通过调整高精度摄像头的角度、光线等参数,进而采集得到清晰的被测对象的原始图像。

[0059] 步骤102,提取原始图像的图像特征。

[0060] 特征提取是计算机视觉和图像处理中的一个概念。它指的是使用计算机提取图像信息,决定每个图像的点是否属于一个图像特征。特征提取的结果是把图像上的点分为不同的子集,这些子集往往属于孤立的点、连续的曲线或者连续的区域。其中,常用的图像特征有颜色特征、纹理特征、形状特征、空间关系特征。

[0061] 颜色特征是一种全局特征,描述了图像或图像区域所对应的物体的表面性质。例如,可以采用颜色直方图方法提取原始图像的颜色特征。

[0062] 纹理特征也是一种全局特征,它也描述了图像或图像区域所对应物体的表面性质。与颜色特征不同,纹理特征不是基于像素点的特征,它需要在包含多个像素点的区域中进行统计计算。例如,可以采用基于统计的方法提取被测对象的原始图像的纹理特征。

[0063] 提取原始图像的形状特征时可以采用几何参数法、形状不变矩法,等等。

[0064] 提取图像空间关系特征可以有两种方法:一种方法是首先对原始图像进行自动分割,划分出原始图像中所包含的对象或颜色区域,然后根据这些区域提取图像特征,并建立索引;另一种方法则简单地将原始图像均匀地划分为若干规则子块,然后对每个图像子块提取特征,并建立索引。

[0065] 需要解释的是,提取原始图像的图像特征时,可以提取原始图像的颜色特征、纹理特征、形状特征、空间关系特征中的至少一个。

[0066] 步骤103,根据已学习到的标准图像和图像特征之间的映射关系,根据图像特征进行图像重建,以得到重建图像。

[0067] 其中,标准图像,是指无缺陷对象的原始图像,也就是不存在任何缺陷的产品的原始图像。重建图像,是指根据原始图像的图像特征进行重建得到的图像。

[0068] 本申请实施例中,可以采用经过训练的解码器对原始图像进行重建,其中,用于对原始图像进行重建的解码器已经学习得到了标准图像和图像特征之间的映射关系。

[0069] 作为一种可能的实现方式,提取的原始图像的图像特征为纹理特征时,可以将原始图像的图像纹理特征输入经过训练的解码器,以得到重建图像。

[0070] 步骤104,获取原始图像和重建图像之间的图像相似度。

[0071] 其中,图像相似度,主要用于对两幅图像之间的内容相似度进行打分,以根据分数的高低来判断图像内容的相近程度。例如,可以为两幅图中相同像素点数占总像素点数的百分比。

[0072] 作为一种可能的实现方式,获取到被测对象的原始图像和重建图像后,可以分别计算原始图像和重建图像的直方图,然后计算两个直方图的归一化相关系数,以计算原始图像和重建图像之间的图像相似度。

[0073] 作为另一种可能的实现方式,可以采用基于特征点的图像相似度计算方法,来计算原始图像和重建图像之间的图像相似度。每一幅图像都有自己的特征点,这些特征点表征图像中比较重要的一些位置,比较类似函数的拐点那种,通常比较常用的有角点和特征点。可以将得到的图像角点进行比较,如果相似的角度数目较多,即可认为这两幅图像的相似程度较高。

[0074] 作为又一种可能的实现方式,可以将原始图像和重建图像输入经过训练的相似度判断模型,以根据模型的输出,确定原始图像和重建图像之间的图像相似度。其中,相似度判断模型是经过大量的训练样本预先训练得到的,在输入两幅图像后,能够准确输出两幅图像的图像相似度值。

[0075] 需要说明的是,上述计算原始图像和重建图像之间的图像相似度仅作为示例性描述,现有的用于计算图像相似度的方法也适用于本申请,在此不再一一介绍。

[0076] 步骤105,根据原始图像和重建图像之间的图像相似度,对被测对象进行第一类型缺陷检测。

[0077] 其中,第一类型缺陷,可以为纹理缺陷、轮廓缺陷、形状缺陷等缺陷类型中的至少一个,本申请中不做限定。

[0078] 本申请实施例中,确定原始图像和重建图像之间的图像相似度后,可以根据原始图像和重建图像之间的图像相似度,确定被测对象是否存在第一类型缺陷。

[0079] 可以理解为,确定原始图像和重建图像之间的图像相似度大于预设阈值,则确定被测对象不存在第一类型缺陷。也就是说,被测对象是无缺陷的。确定原始图像和重建图像之间的图像相似度小于或等于预设阈值,则确定被测对象存在第一类型缺陷。

[0080] 其中,预设阈值,可以是制造商根据自己的产品需求自行设定的值。例如,制造商对产品质量要求较高时,可以设定较高的预设阈值,以检测出存在较小缺陷的产品。

[0081] 本申请实施例的缺陷检测方法,通过获取被测对象的原始图像,提取原始图像的图像特征,根据已学习到的标准图像和图像特征之间的映射关系,根据图像特征进行图像重建,以得到重建图像;获取原始图像和重建图像之间的图像相似度;以及根据原始图像和重建图像之间的图像相似度,对被测对象进行第一类型缺陷检测。该方法通过将被测对象的重建图像与无缺陷的标准图像进行比较,对被测对象进行缺陷检测,解决了现有技术中需要大量的缺陷数据对模型进行训练时,缺陷数据获取困难的技术问题,从而提高了缺陷检测的准确率。

[0082] 在一种可能的情况下,在提取的原始图像的图像特征为纹理特征时,可以对被测对象进行纹理缺陷检测。下面结合实施例二进行详细介绍,图2为本申请实施例二提供的缺陷检测方法的流程示意图。

[0083] 如图2所示,该缺陷检测方法可以包括以下步骤:

[0084] 步骤201,获取被测对象的原始图像。

[0085] 本申请实施例中,步骤201的实现过程,可以参见上述实施例一中步骤101的实现过程,在此不再赘述。

[0086] 步骤202,将原始图像输入经过训练的编码器,以得到原始图像的图像纹理特征。

[0087] 其中,编码器已学习得到标准图像和图像纹理特征之间的映射关系,因此,编码器可以根据标准图像和图像纹理特征之间的映射关系进行图像特征提取。

[0088] 本申请中,将原始图像输入经过训练的编码器后,编码器可以准确输出原始图像的图像纹理特征。

[0089] 步骤203,将原始图像的图像纹理特征输入经过训练的解码器,得到重建图像。

[0090] 其中,解码器也已学习得到标准图像和图像纹理特征之间的映射关系,因此,解码器可以根据标准图像和图像纹理特征之间的映射关系进行图像重建。

[0091] 本申请中,将原始图像的图像纹理特征输入经过训练的解码器,解码器可以准确输出对应的重建图像。

[0092] 需要解释的是,可以将无缺陷的标准图像输入编码器,以得到标准图像的图像纹理特征,进而将标准图像的图像纹理特征输入解码器,得到重建图像,进一步的,根据标准图像和重建图像,调整编码器和解码器对应的参数,以使得标准图像和重建图像的差异最小化。

[0093] 由此,经过训练的编码器和解码器均已学习到标准图像和图像纹理特征之间的映射关系,经过训练的编码器能够准确提取出图像特征,经过训练的解码器能够准确的根据标准图像和图像纹理特征之间的映射关系进行图像重建。

[0094] 步骤204,获取原始图像和重建图像之间的图像相似度。

[0095] 本申请实施例中,步骤204的实现过程,可以参见上述实施例中步骤104的实现过程,在此不再赘述。

[0096] 步骤204,判断原始图像和重建图像之间的图像相似度是否大于预设阈值。

[0097] 其中,预设阈值,可以是制造商根据自己的产品需求自行设定的值。例如,制造商对产品质量要求较高时,可以设定较高的预设阈值,以检测出存在较小缺陷的产品。

[0098] 本申请实施例中,获取到原始图像和重建图像之间的图像相似度后,可以进一步判断原始图像和重建图像之间的图像相似度是否大于预设阈值,以根据判断结果确定被测对象是否存在纹理缺陷。

[0099] 步骤205,若原始图像和重建图像之间的图像相似度大于预设阈值,则确定被测对象不存在第一类型缺陷。

[0100] 本实施例中,第一类型缺陷,可以指制造品存在的纹理缺陷。

[0101] 本申请中,确定原始图像和重建图像之间的图像相似度大于预设阈值,也就是说重建图像与原始图像基本上一致,因此,可以确定被测对象并不存在第一类型缺陷。

[0102] 作为一种示例,假设预设阈值为95%,当原始图像和重建图像之间的图像相似度为99%,则可以确定被测对象的原始图像不存在纹理缺陷。

[0103] 步骤206,若原始图像和重建图像之间的图像相似度小于或等于预设阈值,则确定被测对象存在第一类型缺陷。

[0104] 本申请中,确定原始图像和重建图像之间的图像相似度小于或等于预设阈值,也

就是说重建图像与原始图像差别较大,因此,可以确定被测对象存在第一类型缺陷。

[0105] 作为一种示例,假设原始图像和重建图像之间的图像相似度为60%,说明被测对象的原始图像和重建图像之间差异较大,则可以确定被测对象的原始图像存在纹理缺陷。

[0106] 本申请实施例的缺陷检测方法,通过获取被测对象的原始图像,将原始图像输入经过训练的编码器,以得到原始图像的图像纹理特征,将原始图像的图像纹理特征输入经过训练的解码器,得到重建图像,获取原始图像和重建图像之间的图像相似度,若原始图像和重建图像之间的图像相似度大于预设阈值,则确定被测对象不存在第一类型缺陷,若原始图像和重建图像之间的图像相似度小于或等于预设阈值,则确定被测对象存在第一类型缺陷。由此,该方法通过将被测对象的原始图像输入经过训练的编码器和解码器,以根据输出的重构图像和原始图像的图像相似度判断被测对象是否存在纹理缺陷,实现了对被测对象的纹理缺陷进行准确检测的目的,从而提高了无监督缺陷检测的准确率。

[0107] 在另一种可能的情况下,在被测对象的模板存在缺陷时,也可以对模板缺陷进行检测。下面结合实施例三进行详细介绍,图3为本申请实施例三提供的缺陷检测方法的流程图示意图。

[0108] 如图3所示,该缺陷检测方法,可以包括以下步骤:

[0109] 步骤301,获取被测对象的原始图像。

[0110] 本申请实施例中,步骤301的实现过程,可以参见上述实施例一中步骤101的实现过程,在此不再赘述。

[0111] 步骤302,获取设定模板。

[0112] 其中,设定模板是根据标准图像中关键点位置和边界区域生成的。

[0113] 例如,在工业制造过程中,存在许多背景模板相同的制造品,可以根据标准图像中关键点位置和边界区域生成设定模块,以采用缺陷检测方法对各制造品的背景模板进行检测,以确定是否存在模板缺陷。

[0114] 本申请实施例中,可以获取多张无缺陷的标准图像,根据多张标准图像确定模板中的不变点,从不变点中确定关键点,并对标准图像进行边界区域检测,以根据检测得到的各关键点位置和边界区域生成设定模板。

[0115] 可选地,可以将标准图像输入经过训练的关键点识别模型,以根据模型的输出确定标准图像中关键点位置。

[0116] 可选的,获取到标准图像后,可以对标准图像进行二值化处理以提取出标准图像的边界区域。具体地,获取到的标准图像的各像素点的灰度置为0或255,也就是将整个标准图像呈现出明显的黑白效果,即将256个亮度等级的灰度图像通过适当的阈值选取而获得仍然可以反映图像整体和局部特征的二值化图像。

[0117] 例如,可以采用局部二值化的方法对标准图像进行二值化处理,其中,局部二值化方法就是按照一定的规则将整幅图像划分为N个窗口,对这N个窗口中的每一个窗口再按照一个统一的阈值T将该窗口内的像素划分为两部分,进行二值化处理。

[0118] 还可以采用局部自适应二值化方法,对标准图像进行二值化处理,其中,局部自适应二值化方法就是在局部二值化的基础之上,将阈值的设定更加合理化。该方法的阈值是通过对该窗口像素的平均值E,像素之间的差平方P,像素之间的均方根值Q等各种局部特征,设定一个参数方程进行阈值的计算,例如: $T = a * E + b * P + c * Q$,其中a、b、c均为自由参数。

这样得出来的二值化图像就更能表现出图像中的细节。

[0119] 步骤303,对原始图像进行关键点识别,得到各关键点。

[0120] 本申请实施例中,获取到被测对象的原始图像后,可以将原始图像输入经过训练的回归模型以得到概率图。其中,概率图,用于表示原始图像中各像素点为关键点的第一概率。进一步的,根据概率图中的第一概率,将第一概率取极值的各像素点识别为各关键点。

[0121] 其中,回归模型,采用标准图像对应的概率图训练得到的,能够准确的输出图像的概率图。

[0122] 需要说明的是,原始图像中各像素点中,距离关键点位置越近的像素点的概率越接近于1,距离关键点越远的像素点的概率越接近于0,因此,可以根据概率图中原始图像中各像素点为关键点的第一概率,确定各像素点中的各关键点。由此,提高了原始图像中关键点识别的准确率。

[0123] 步骤304,根据各关键点的位置,校正原始图像,以得到各关键点位置符合设定模板的校正图像。

[0124] 本申请实施例中,识别得到原始图像中各关键点后,将原始图像中各关键点位置与设定模板中各关键点位置进行比对,根据设定模板中各关键点的位置,对原始图像进行校正,以得到各关键点位置符合设定模板的校正图像。

[0125] 作为一种示例,可以首先设定模板中各关键点的像素坐标,在识别得到原始图像中各关键点后,确定原始图像的各关键点坐标,将原始图像的各关键点坐标与设定模板中各关键点坐标进行比对,根据设定模板中各关键点坐标对原始图像中各关键点坐标进行调整,以得到各关键点坐标与设定模板的各关键点坐标相同的校正图像。

[0126] 步骤305,根据校正图像中边界区域和设定模板中边界区域之间的差异程度,进行第二类型缺陷检测。

[0127] 其中,第二类型缺陷检测,可以为对制造品的模板进行的缺陷检测。

[0128] 本申请实施例中,将原始图像的各关键点的位置与设定模板的各关键点位置,对原始图像进行校正,得到校正图像后,可以根据校正图像中边界区域和设定模板中边界区域之间的差异程度,确定原始图像是否存在第二类型缺陷。

[0129] 在一种可能的情况下,对校正图像中边界区域和设定模板中边界区域进行差异比较,确定校正图像中边界区域和设定模板中边界区域之间的差异程度大于差异阈值,则确定被测对象存在第二类型缺陷。

[0130] 其中,差异阈值,可以是制造商根据自己的产品需求自行设定的值。例如,制造商对产品质量要求较高时,可以设定较高的差异阈值,以检测出存在较小差异的产品。

[0131] 在一种可能的情况下,对校正图像中边界区域和设定模板中边界区域进行差异比较,确定校正图像中边界区域和设定模板中边界区域之间的差异程度小于或等于差异阈值,则确定被测对象不存在第二类型缺陷。

[0132] 由此,通过将根据校正图像中边界区域和设定模板中边界区域之间的差异程度,能够准确的确定被测对象是否存在模板缺陷,提高了缺陷检测的准确率。

[0133] 本申请实施例的缺陷检测方法,通过获取被测对象的原始图像,获取设定模板,对原始图像进行关键点识别,得到各关键点,根据各关键点的位置,校正原始图像,以得到各关键点位置符合设定模板的校正图像,根据校正图像中边界区域和设定模板中边界区域之

间的差异程度,进行第二类型缺陷检测。该方法根据原始图像进行校正后的校正图像的边界区域与设定模板的边界区域之间的差异程度,确定原始图像是否存在模板缺陷,采用无缺陷的标准图像即可实现对被测对象的模板缺陷的检测,解决了现有技术中需要大量的缺陷数据对模型进行训练时,缺陷数据获取困难的技术问题,从而提高了缺陷检测的准确率。

[0134] 在又一种可能的情况下,在工业制造过程中,制造的产品不可避免的会存在外观缺陷,本申请中也可以对被测对象的外观缺陷进行检测。下面结合实施例四进行详细介绍,图4为本申请实施例四提供的缺陷检测方法的流程示意图。

[0135] 如图4所示,该缺陷检测方法,还可以包括以下步骤:

[0136] 步骤401,获取被测对象的原始图像。

[0137] 本申请实施例中,步骤401的实现过程,可以参见上述实施例一中步骤101的实现过程,在此不再赘述。

[0138] 步骤402,对原始图像切分,以得到各图像块。

[0139] 其中,对原始图像进行切分,就是将原始图像分成若干个图像块的过程。

[0140] 本申请中,获取到被测对象的原始图像后,可以根据固定的像素大小,将原始图像切分为多个图像块。

[0141] 步骤403,对各图像块进行特征提取,以得到图块特征。

[0142] 其中,图块特征,是指对原始图像切分后,得到的各图像块中提取得到的特征。

[0143] 本申请实施例中,将原始图像切分为多个图像块后,调整每一个图像块的像素大小,以使得各图像块的尺寸均不相同。进一步的,根据被测对象的原始图像和尺寸大小均不相同的多个图像块,建立多层的图像金字塔。

[0144] 其中,图像金字塔的底层为被测对象的原始图像,上面各层根据调整后的各图像块的尺寸由大到小的顺序依次向上排列。

[0145] 本申请中,根据被测对象的原始图像和切分得到的各图像块,构建出多层的图像金字塔后,对图像金字塔中每一层分别进行特征提取,以根据提取出的各层图像金字塔的特征,得到图像金字塔各层所属图像块的图块特征。由此,可以通过提取出的各图像块的图块特征,确定各图像块是否存在缺陷。

[0146] 需要说明的是,对图像金字塔中每一层分别进行特征提取的实现方式,可以参见实施例一中对原始图像进行特征提取的实现过程,在此不再赘述。

[0147] 步骤404,根据每一图像块提取的图块特征,识别图像块存在缺陷的第二概率。

[0148] 作为一种可能的实现方式,可以将每一图像块的图块特征,输入经过训练的高斯混合模型,得到相应图像块存在缺陷的第二概率。由此,根据每一图像块存在缺陷的第二概率,可以进一步判断相应图像块是否存在外观缺陷。

[0149] 其中,高斯混合模型,已学习得到标准图像中各图像块的图块特征分布,根据输入的图块特征,与学习到的图块特征之间的差异,确定第二概率。

[0150] 步骤405,根据各图像块存在缺陷的第二概率,进行第三类型缺陷检测。

[0151] 其中,第三类型缺陷检测,可以为对制造品的外观进行的缺陷检测。

[0152] 作为一种可能的实现方式,可以将各图像块存在缺陷的第二概率输入分类器,以得到分类器输出的用于指示被测对象是否存在第三类型缺陷的判别信息。

[0153] 本实施例中,分类器已学习得到各图像块的第二概率与判别信息之间的映射关

系,因此,将各图像块的第二概率输入分类器后,分类器能够准确输出用于指示被测对象是否存在第三类型缺陷的判别信息,从而有利于提高缺陷检测的准确率。

[0154] 例如,分类器可以为支持向量机(Support Vector Machine,SVM)、决策树、Adaboost等。如,将各图像块的第二概率输入SVM,可以根据SVM的输出的判别信息确定被测对象是否存在第三类型缺陷。

[0155] 需要说明的是,也可以采用其他类型的分类器,本实施例中仅做一种示例性表述。

[0156] 本申请实施例的缺陷检测方法,通过获取被测对象的原始图像,对原始图像切分,以得到各图像块,对各图像块进行特征提取,以得到图块特征,根据每一图像块提取的图块特征,识别图像块存在缺陷的第二概率,根据各图像块存在缺陷的第二概率,进行第三类型缺陷检测。该方法提取到的被测对象的原始图像切分后得到的各图像块的图块特征,以根据各图块特征存在缺陷的概率,确定被测对象是否存在外观缺陷,解决了现有技术中需要大量的缺陷数据对模型进行训练时,缺陷数据获取困难的技术问题,从而提高了缺陷检测的准确率。

[0157] 由于实际工业制造过程中,可能会存在各种缺陷类型,导致不同种类的缺陷样本较难获取,而且生产线随着时间的消耗,会产生新的未知类型的缺陷,因此,为了提高缺陷检测的模型的检测准确率,可以基于深度学习的模型训练方法对用于缺陷检测的模型进行训练,以解决现有的缺陷样本获取困难的技术问题。为此,本申请提出了一种用于缺陷检测的模型训练方法。

[0158] 可选地,本申请中的用于缺陷检测的模型训练方法可以在服务器中进行训练,服务器可以配置在云端。

[0159] 图5为本申请实施例五提供的用于缺陷检测的模型训练方法的流程示意图。

[0160] 如图5所示,该用于缺陷检测的模型训练方法,可以包括以下步骤:

[0161] 步骤501,获取标准对象的训练图像。

[0162] 为了克服缺陷样本较少,并且不同缺陷类型样本较难获得的缺陷,本申请实施例采用标准对象的对应的图像对用于缺陷检测的模型进行训练。在所采集到的标准对象的图像中,可以选择高分辨率的图像作为训练图像,以为缺陷检测阶段提供强有力的数据支撑。

[0163] 由于在实际的工业制造过程中,可能存在目标前景比较复杂,或者缺陷区域在目标前景区域所占像素比例较小的情况。本实施例中,在获取到标准对象的训练图像后,对训练图像进行图像变换操作,以实现能够快速、准确的对图像进行缺陷检测,提高了缺陷检测的效率,此外,通过去除一些标准图像的信息,还实现了提高缺陷检测模型稳定性的目的。

[0164] 其中,图像变换操作包括:图像旋转、灰度调整、覆盖部分图像区域和图像缩放中的一个或多个组合。

[0165] 例如,可以对训练图像进行旋转操作,以改变训练图像的方向;还可以对训练图像中各像素点的像素值进行调整,以实现训练图像的灰度调整,等等。

[0166] 步骤502,将训练图像输入第一编码器模型,得到训练图像的特征。

[0167] 步骤503,将训练图像的特征输入解码器模型,得到重建图像。

[0168] 本申请中,获取到标准对象的训练图像后,可以将训练图像输入第一编码器模型,以根据第一编码器模型的输出,确定训练图像的特征。进一步的,将训练图像的特征输入解码器模型,以得到重建图像。

[0169] 其中,在将训练图像输入第一编码器模型,得到训练图像的特征的过程中,第一编码器模型可以学习到训练图像和图像特征之间的映射关系;在将训练图像的特征输入解码器模型,以得到重建图像的过程中,解码器模型也可以学习到训练图像和图像特征之间的映射关系,以根据映射关系进行图像重建。

[0170] 作为一种示例,如图6所示,图6中左侧图为标准对象的训练图像,右侧图为将训练图像的特征输入解码器模型,得到的重建图像。

[0171] 步骤504,根据训练图像和重建图像,调整第一编码器模型和解码器模型的模型参数,以使训练图像和重建图像的差异最小化。

[0172] 本申请中,获取到标准图像的训练图像和重建图像后,可以根据训练图像和重建图像,对第一编码器模型和解码器模型的模型参数进行调整,直至训练图像和重建图像的差异最小。由此,通过标准对象的训练图像对用于缺陷检测的模型进行训练,有利于提高缺陷检测的准确率。

[0173] 作为一种可能的实现方式,可以将训练图像的特征输入解码器模型,得到的重建图像输入第二编码器,以得到重建图像的特征。进一步的,根据重建图像的特征与训练图像的特征之间的差异,调整第一编码器模型、解码器模型,以及第二编码器模型的模型参数,以使训练图像和重建图像的差异最小化。

[0174] 在第一种可能的情况下,可以根据重建图像的特征与训练图像的特征之间的差异,生成损失函数,以根据损失函数,调整第一编码器模型、解码器模型和第二编码器模型的模型参数,以使损失函数取值最小化。

[0175] 在第二种可能的情况下,可以根据重建图像与训练图像之间的差异,生成损失函数,以根据损失函数,调整第一编码器模型、解码器模型和第二编码器模型的模型参数,以使损失函数取值最小化。

[0176] 在第三种可能的情况下,根据重建图像的特征与训练图像的特征之间的差异,生成第一损失项;根据重建图像与训练图像之间的差异,生成第二损失项;进而,对第一损失项和第二损失项加权得到损失函数,以根据损失函数,调整第一编码器模型、解码器模型和第二编码器模型的模型参数,以使损失函数取值最小化。

[0177] 由此,通过损失函数,对第一编码器模型、解码器模型和第二编码器模型的模型参数进行调整,使得调整后的模型能够更加准确的识别出被测对象的缺陷。

[0178] 作为另一种可能的实现方式,根据训练图像和重建图像,对第一编码器模型和解码器模型的模型参数进行调整时,还可以将重建图像和训练图像作为输入图像,输入判别网络,得到判别概率。其中,判别概率,为输入图像为重建图像或训练图像的概率。根据判别网络输出的判别概率,调整第一编码器模型、解码器模型,以及判别网络的模型参数。

[0179] 可以理解为,根据判别网络输出的判别概率,调整第一编码器模型、解码器模型,以及判别网络的模型参数的过程,相当于二人博弈,解码器模型尽可能使得重建图像更加真实,判别网络则努力识别出重建图像的真假。通过判别网络对输入的重建图像和训练图像的真假进行识别,直至判别网络输出的重建图像或训练图像的概率均为0.5时,重建图像和训练图像之间的差异最小。

[0180] 由此,通过判别网络输出的判别概率,对第一编码器模型、解码器模型,以及判别网络的模型参数进行调整,使得训练图像输入第一编码器模型和解码器模型后,能够得到

更加真实的重构图像,从而有利于提高模型用于缺陷检测时的准确率。

[0181] 本申请实施例的用于缺陷检测的模型训练方法,通过获取标准对象的训练图像,将训练图像输入第一编码器模型,得到训练图像的特征,将训练图像的特征输入解码器模型,得到重建图像,根据训练图像和重建图像,调整第一编码器模型和解码器模型的模型参数,以使训练图像和重建图像的差异最小化。由此,通过标准对象的训练图像对用于缺陷检测的模型进行训练后,使得训练后的缺陷检测模型能够准确检测出各种类型缺陷的产品,具有适用范围广、检测精度高的优点。

[0182] 为了实现上述实施例,本申请提出了一种缺陷检测装置。

[0183] 图7为本申请实施例六提供的缺陷检测装置的结构示意图。

[0184] 如图7所示,该缺陷检测装置700,可以包括:获取模块710、提取模块720、重建模块730、确定模块740以及第一检测模块750。

[0185] 其中,获取模块710,用于获取被测对象的原始图像。

[0186] 提取模块720,用于提取原始图像的图像特征。

[0187] 重建模块730,用于根据已学习到的标准图像和图像特征之间的映射关系,根据图像特征进行图像重建,以得到重建图像。

[0188] 确定模块740,用于获取原始图像和所述重建图像之间的图像相似度。

[0189] 第一检测模块750,用于根据原始图像和重建图像之间的图像相似度,对被测对象进行第一类型缺陷检测。

[0190] 作为一种可能的情况,提取模块720,可以包括:

[0191] 第一输入单元,用于将原始图像输入经过训练的编码器,以得到原始图像的图像纹理特征。

[0192] 对应地,重建模块730,可以包括:

[0193] 第二输入单元,用于将原始图像的图像纹理特征输入经过训练的解码器,得到重建图像。

[0194] 其中,编码器和解码器均已学习得到标准图像和图像纹理特征之间的映射关系,且编码器根据映射关系进行图像特征提取,解码器根据映射关系进行图像重建。

[0195] 作为另一种可能的情况,第一检测模块750,可以包括:

[0196] 第一确定单元,用于若原始图像和重建图像之间的图像相似度大于预设阈值,则确定被测对象不存在第一类型缺陷;

[0197] 第二确定单元,用于若原始图像和重建图像之间的图像相似度小于或等于预设阈值,则确定被测对象存在第一类型缺陷。

[0198] 作为另一种可能的情况,该缺陷检测装置700,还可以包括:

[0199] 模板获取模块,用于获取设定模板,其中,设定模板是根据无缺陷对象的图像中关键点位置和边界区域生成的。

[0200] 识别模块,用于对原始图像进行关键点识别,得到各关键点。

[0201] 校正模块,用于根据各关键点的位置,校正原始图像,以得到各关键点位置符合设定模板的校正图像。

[0202] 第二检测模块,用于根据校正图像中边界区域和设定模板中边界区域之间的差异程度,进行第二类型缺陷检测。

- [0203] 作为另一种可能的情况,第二检测模块,可以包括:
- [0204] 第三确定单元,用于若校正图像中边界区域和设定模板中边界区域之间的差异程度大于差异阈值,则确定被测对象存在第二类型缺陷。
- [0205] 第四确定单元,用于若校正图像中边界区域和设定模板中边界区域之间的差异程度小于或等于差异阈值,则确定被测对象不存在第二类型缺陷。
- [0206] 作为另一种可能的情况,识别模块,包括:
- [0207] 第三输入单元,用于将原始图像输入经过训练的回归模型以得到概率图,其中,概率图,用于表示原始图像中各像素点为关键点的第一概率;
- [0208] 识别单元,用于根据概率图中的第一概率,将第一概率取极值的各像素点识别为各关键点。
- [0209] 作为另一种可能的情况,该缺陷检测装置700,还可以包括:
- [0210] 切分模块,用于对原始图像切分,以得到各图像块。
- [0211] 特征提取模块,用于对各图像块进行特征提取,以得到图块特征。
- [0212] 缺陷识别模块,用于根据每一图像块提取的图块特征,识别图像块存在缺陷的第二概率。
- [0213] 第三检测模块,用于根据各图像块存在缺陷的第二概率,进行第三类型缺陷检测。
- [0214] 作为另一种可能的情况,第三检测模块,可以包括:
- [0215] 第四输入单元,用于将各图像块的第二概率输入分类器,以得到分类器输出的判别信息,其中,判别信息,用于指示被测对象是否存在第三类型缺陷;其中,分类器已学习得到各图像块的第二概率与判别信息之间的映射关系。
- [0216] 作为另一种可能的情况,提取模块,还可以用于:
- [0217] 对每一图像块建立多层的图像金字塔;
- [0218] 对多层的图像金字塔中每一层分别进行特征提取;
- [0219] 根据各层图像金字塔的特征,得到图像金字塔所属图像块的图块特征。
- [0220] 作为另一种可能的情况,缺陷识别模块,可以包括:
- [0221] 第五输入单元,用于将每一图像块的图块特征,输入经过训练的高斯混合模型,得到相应图像块存在缺陷的第二概率;其中,高斯混合模型,已学习得到标准图像中各图像块的图块特征分布,根据输入的图块特征,与学习到的图块特征之间的差异,确定第二概率。
- [0222] 需要说明的是,前述对缺陷检测方法实施例的解释说明也适用于该实施例的缺陷检测装置,此处不再赘述。
- [0223] 本申请实施例的缺陷检测装置,通过获取被测对象的原始图像,提取原始图像的图像特征,根据已学习到的标准图像和图像特征之间的映射关系,根据图像特征进行图像重建,以得到重建图像;获取原始图像和重建图像之间的图像相似度;以及根据原始图像和重建图像之间的图像相似度,对被测对象进行第一类型缺陷检测。该方法通过将被测对象的重建图像与无缺陷的标准图像进行比较,对被测对象进行缺陷检测,解决了现有技术中需要大量的缺陷数据对模型进行训练时,缺陷数据获取困难的技术问题,从而提高了缺陷检测的准确率。
- [0224] 为了实现上述实施例,本申请提出了一种用于缺陷检测的模型训练装置。
- [0225] 图8为本申请实施例七提供的用于缺陷检测的模型训练装置的结构示意图。

[0226] 如图8所示,该用于缺陷检测的模型训练装置800,可以包括:获取模块810、编码模块820、解码模块830以及调整模块840。

[0227] 其中,获取模块810,用于获取标准对象的训练图像;

[0228] 编码模块820,用于将训练图像输入第一编码器模型,得到训练图像的特征。

[0229] 解码模块830,用于将训练图像的特征输入解码器模型,得到重建图像。

[0230] 调整模块840,用于根据训练图像和重建图像,调整第一编码器模型和解码器模型的模型参数,以使训练图像和重建图像的差异最小化。

[0231] 作为一种可能的情况,调整模块840,可以包括:

[0232] 第一输入单元,用于将重建图像输入第二编码器,得到重建图像的特征;

[0233] 第一调整单元,用于根据重建图像的特征与训练图像的特征之间的差异,调整第一编码器模型、解码器模型,以及第二编码器的模型参数。

[0234] 作为另一种可能的情况,第一调整单元,还用于:

[0235] 根据重建图像的特征与训练图像的特征之间的差异,生成第一损失项;

[0236] 根据重建图像与训练图像之间的差异,生成第二损失项;

[0237] 对第一损失项和第二损失项加权,得到损失函数;

[0238] 根据损失函数,调整第一编码器模型、解码器模型,以及第二编码器的模型参数,以使损失函数取值最小化。

[0239] 作为另一种可能的情况,调整模块840,还可以包括:

[0240] 第二输入单元,用于将重建图像和训练图像作为输入图像,输入判别网络,得到判别概率;判别概率,为输入图像为重建图像或训练图像的概率;

[0241] 第二调整单元,用于根据判别网络输出的判别概率,调整第一编码器模型、解码器模型,以及判别网络的模型参数。

[0242] 作为另一种可能的情况,该用于缺陷检测的模型训练装置800,还可以包括:

[0243] 变换模块,用于对训练图像进行图像变换操作;

[0244] 其中,图像变换操作包括:图像旋转、灰度调整、覆盖部分图像区域和图像缩放中的一个或多个组合。

[0245] 需要说明的是,前述对用于缺陷检测的模型训练方法实施例的解释说明也适用于该实施例的用于缺陷检测的模型训练装置,此处不再赘述。

[0246] 本申请实施例的用于缺陷检测的模型训练装置,通过获取标准对象的训练图像,将训练图像输入第一编码器模型,得到训练图像的特征,将训练图像的特征输入解码器模型,得到重建图像,根据训练图像和重建图像,调整第一编码器模型和解码器模型的模型参数,以使训练图像和重建图像的差异最小化。由此,通过标准对象的训练图像对用于缺陷检测的模型进行训练后,使得训练后的缺陷检测模型能够准确检测出各种类型缺陷的产品,具有适用范围广、检测精度高的优点。

[0247] 为了实现上述实施例,本申请提供了一种计算机程序产品,包括计算机程序,所述计算机程序在被处理器执行时实现上述实施例的缺陷检测方法,或者,实现上述实施例的用于缺陷检测的模型训练方法。

[0248] 根据本申请的实施例,本申请还提供了一种计算机设备和一种可读存储介质。

[0249] 如图9所示,是根据本申请实施例的缺陷检测的方法的计算机设备的框图。计算机

设备旨在表示各种形式的数字计算机,诸如,膝上型计算机、台式计算机、工作台、个人数字助理、服务器、刀片式服务器、大型计算机、和其它适合的计算机。计算机设备还可以表示各种形式的移动装置,诸如,个人数字处理、蜂窝电话、智能电话、可穿戴设备和其它类似的计算装置。本文所示的部件、它们的连接和关系、以及它们的功能仅仅作为示例,并且不意在限制本文中描述的和/或者要求的本申请的实现。

[0250] 如图9所示,该计算机设备包括:一个或多个处理器901、存储器902,以及用于连接各部件的接口,包括高速接口和低速接口。各个部件利用不同的总线互相连接,并且可以被安装在公共主板上或者根据需要以其它方式安装。处理器可以对在计算机设备内执行的指令进行处理,包括存储在存储器中或者存储器上以在外部输入/输出装置(诸如,耦合至接口的显示设备)上显示GUI的图形信息的指令。在其它实施方式中,若需要,可以将多个处理器和/或多条总线与多个存储器和多个存储器一起使用。同样,可以连接多个计算机设备,各个设备提供部分必要的操作(例如,作为服务器阵列、一组刀片式服务器、或者多处理器系统)。图9中以一个处理器901为例。

[0251] 存储器902即为本申请所提供的非瞬时计算机可读存储介质。其中,所述存储器存储有可由至少一个处理器执行的指令,以使所述至少一个处理器执行本申请所提供的缺陷检测方法和用于缺陷检测的模型训练方法。本申请的非瞬时计算机可读存储介质存储计算机指令,该计算机指令用于使计算机执行本申请所提供的缺陷检测方法和用于缺陷检测的模型训练方法。

[0252] 存储器902作为一种非瞬时计算机可读存储介质,可用于存储非瞬时软件程序、非瞬时计算机可执行程序以及模块,如本申请实施例中的缺陷检测方法和用于缺陷检测的模型训练方法的方法对应的程序指令/模块(例如,附图7所示的获取模块710、提取模块720、重建模块730、确定模块740以及第一检测模块750)。处理器901通过运行存储在存储器902中的非瞬时软件程序、指令以及模块,从而执行服务器的各种功能应用以及数据处理,即实现上述方法实施例中的缺陷检测方法和用于缺陷检测的模型训练方法。

[0253] 存储器902可以包括存储程序区和存储数据区,其中,存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需要的应用程序;存储数据区可存储根据计算机设备的使用所创建的数据等。此外,存储器902可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非瞬时存储器,例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他非瞬时固态存储器件。在一些实施例中,存储器902可选包括相对于处理器901远程设置的存储器,这些远程存储器可以通过网络连接至计算机设备。上述网络的实例包括但不限于互联网、企业内部网、局域网、移动通信网及其组合。

[0254] 计算机设备还可以包括:输入装置903和输出装置904。处理器901、存储器902、输入装置903和输出装置904可以通过总线或者其他方式连接,图9中以通过总线连接为例。

[0255] 输入装置903可接收输入的数字或字符信息,以及产生与计算机设备的用户设置以及功能控制有关的键信号输入,例如触摸屏、小键盘、鼠标、轨迹板、触摸板、指示杆、一个或者多个鼠标按钮、轨迹球、操纵杆等输入装置。输出装置904可以包括显示设备、辅助照明装置(例如,LED)和触觉反馈装置(例如,振动电机)等。该显示设备可以包括但不限于,液晶显示器(LCD)、发光二极管(LED)显示器和等离子体显示器。在一些实施方式中,显示设备可以是触摸屏。

[0256] 此处描述的系统和技术各种实施方式可以在数字电子电路系统、集成电路系

统、专用ASIC(专用集成电路)、计算机硬件、固件、软件、和/或它们的组合中实现。这些各种实施方式可以包括:实施在一个或者多个计算机程序中,该一个或者多个计算机程序可在包括至少一个可编程处理器的可编程系统上执行和/或解释,该可编程处理器可以是专用或者通用可编程处理器,可以从存储系统、至少一个输入装置、和至少一个输出装置接收数据和指令,并且将数据和指令传输至该存储系统、该至少一个输入装置、和该至少一个输出装置。

[0257] 这些计算程序(也称作程序、软件、软件应用、或者代码)包括可编程处理器的机器指令,并且可以利用高级过程和/或面向对象的编程语言、和/或汇编/机器语言来实施这些计算程序。如本文使用的,术语“机器可读介质”和“计算机可读介质”指的是用于将机器指令和/或数据提供给可编程处理器的任何计算机程序产品、设备、和/或装置(例如,磁盘、光盘、存储器、可编程逻辑装置(PLD)),包括,接收作为机器可读信号的机器指令的机器可读介质。术语“机器可读信号”指的是用于将机器指令和/或数据提供给可编程处理器的任何信号。

[0258] 为了提供与用户的交互,可以在计算机上实施此处描述的系统和技术,该计算机具有:用于向用户显示信息的显示装置(例如,CRT(阴极射线管)或者LCD(液晶显示器)监视器);以及键盘和指向装置(例如,鼠标或者轨迹球),用户可以通过该键盘和该指向装置来将输入提供给计算机。其它种类的装置还可以用于提供与用户的交互;例如,提供给用户的反馈可以是任何形式的传感反馈(例如,视觉反馈、听觉反馈、或者触觉反馈);并且可以用任何形式(包括声输入、语音输入或者、触觉输入)来接收来自用户的输入。

[0259] 可以将此处描述的系统和技术实施在包括后台部件的计算系统(例如,作为数据服务器)、或者包括中间件部件的计算系统(例如,应用服务器)、或者包括前端部件的计算系统(例如,具有图形用户界面或者网络浏览器的用户计算机,用户可以通过该图形用户界面或者该网络浏览器来与此处描述的系统和技术实施方式交互)、或者包括这种后台部件、中间件部件、或者前端部件的任何组合的计算系统中。可以通过任何形式或者介质的数字数据通信(例如,通信网络)来将系统的部件相互连接。通信网络的示例包括:局域网(LAN)、广域网(WAN)和互联网。

[0260] 计算机系统可以包括客户端和服务端。客户端和服务端一般远离彼此并且通常通过通信网络进行交互。通过在相应的计算机上运行并且彼此具有客户端-服务端关系的计算机程序来产生客户端和服务端的关系。

[0261] 根据本申请实施例的技术方案,通过获取被测对象的原始图像,提取原始图像的图像特征,根据已学习到的标准图像和图像特征之间的映射关系,根据图像特征进行图像重建,以得到重建图像;获取原始图像和重建图像之间的图像相似度;以及根据原始图像和重建图像之间的图像相似度,对被测对象进行第一类型缺陷检测。该方法通过将被测对象的重建图像与无缺陷的标准图像进行比较,对被测对象进行缺陷检测,解决了现有技术中需要大量的缺陷数据对模型进行训练时,缺陷数据获取困难的技术问题,从而提高了缺陷检测的准确率。

[0262] 应该理解,可以使用上面所示的各种形式的流程,重新排序、增加或删除步骤。例如,本发申请中记载的各步骤可以并行地执行也可以顺序地执行也可以不同的次序执行,只要能够实现本申请公开的技术方案所期望的结果,本文在此不进行限制。

[0263] 上述具体实施方式,并不构成对本申请保护范围的限制。本领域技术人员应该明白的是,根据设计要求和因素,可以进行各种修改、组合、子组合和替代。任何在本申请的精神和原则之内所作的修改、等同替换和改进等,均应包含在本申请保护范围之内。

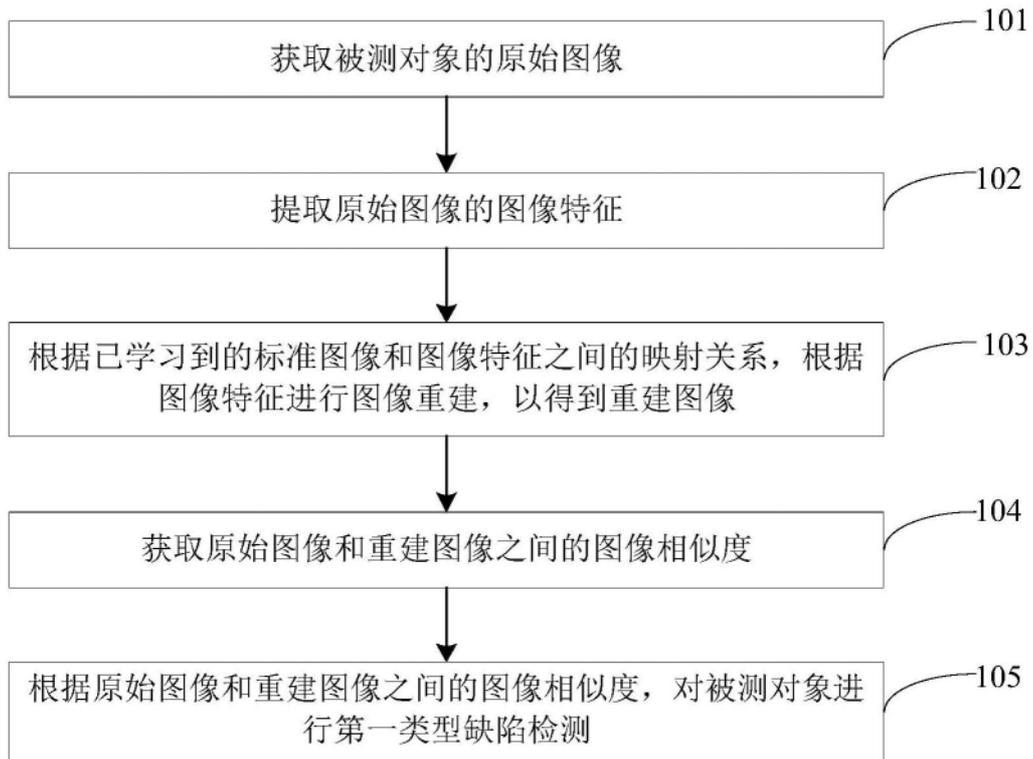


图1

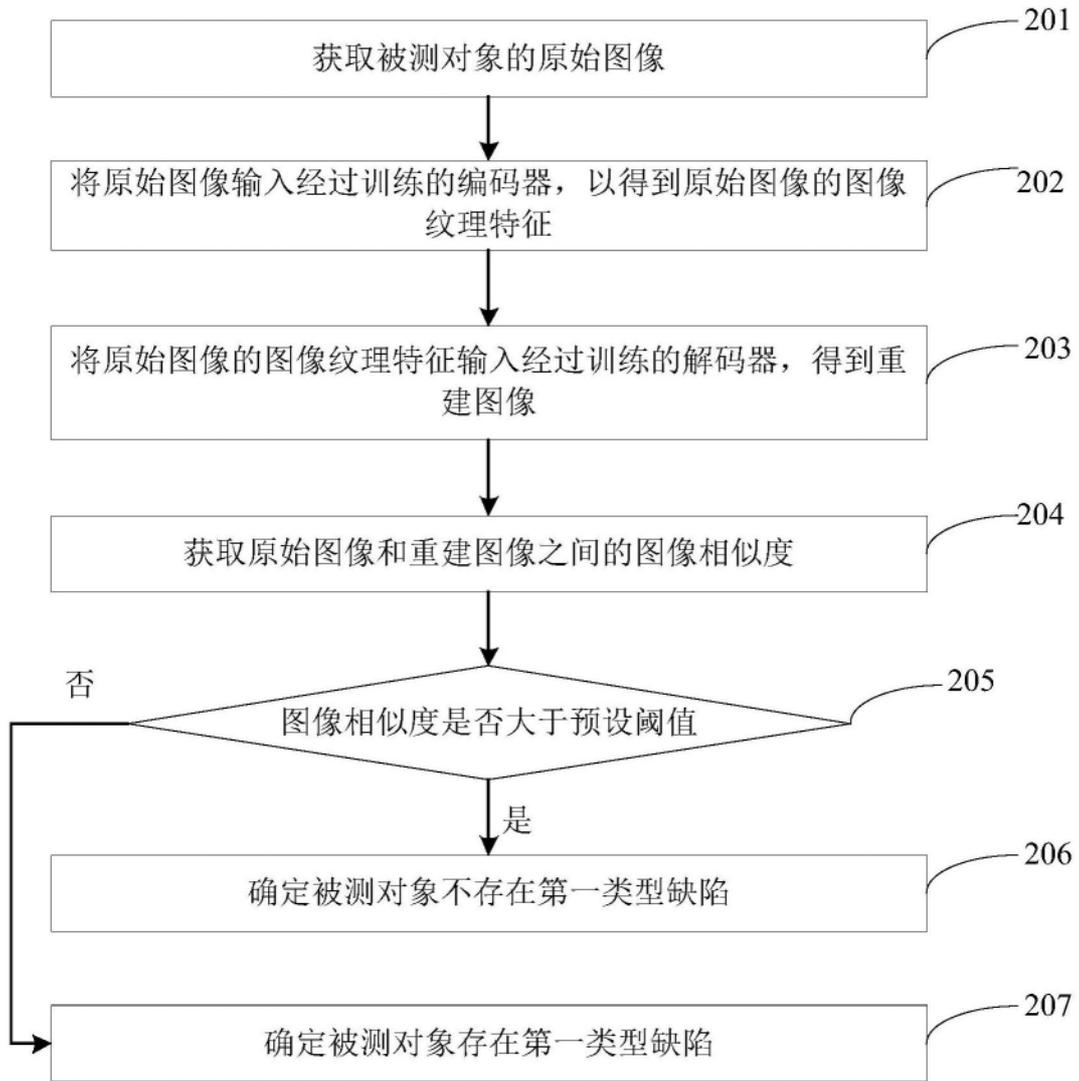


图2

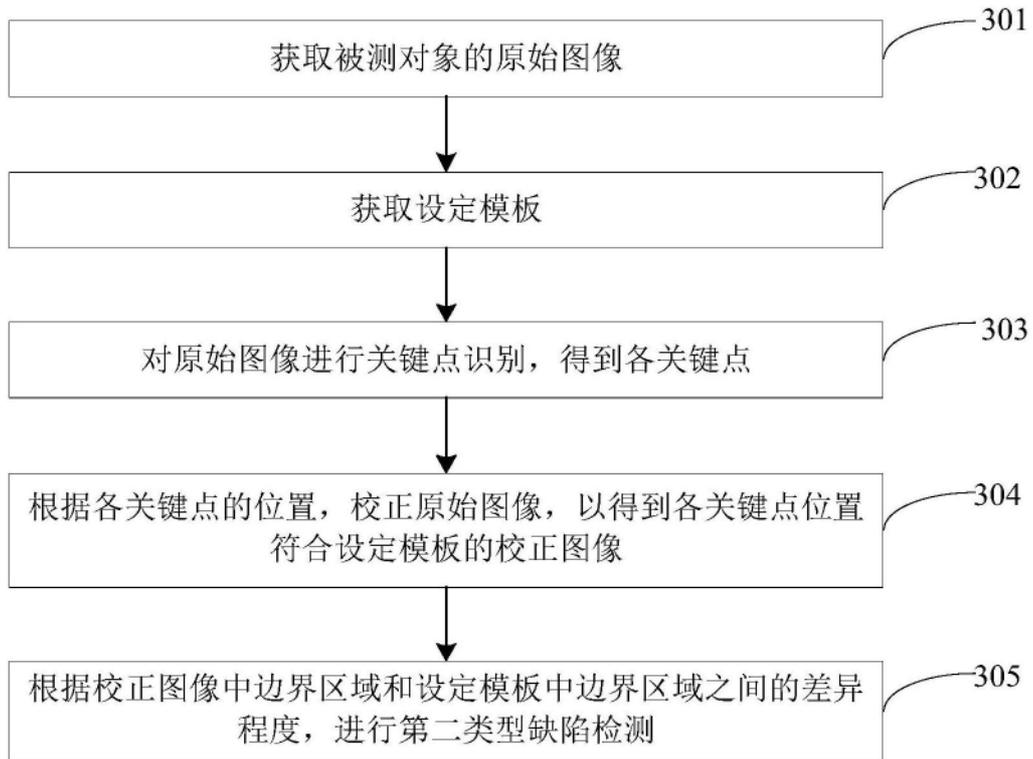


图3

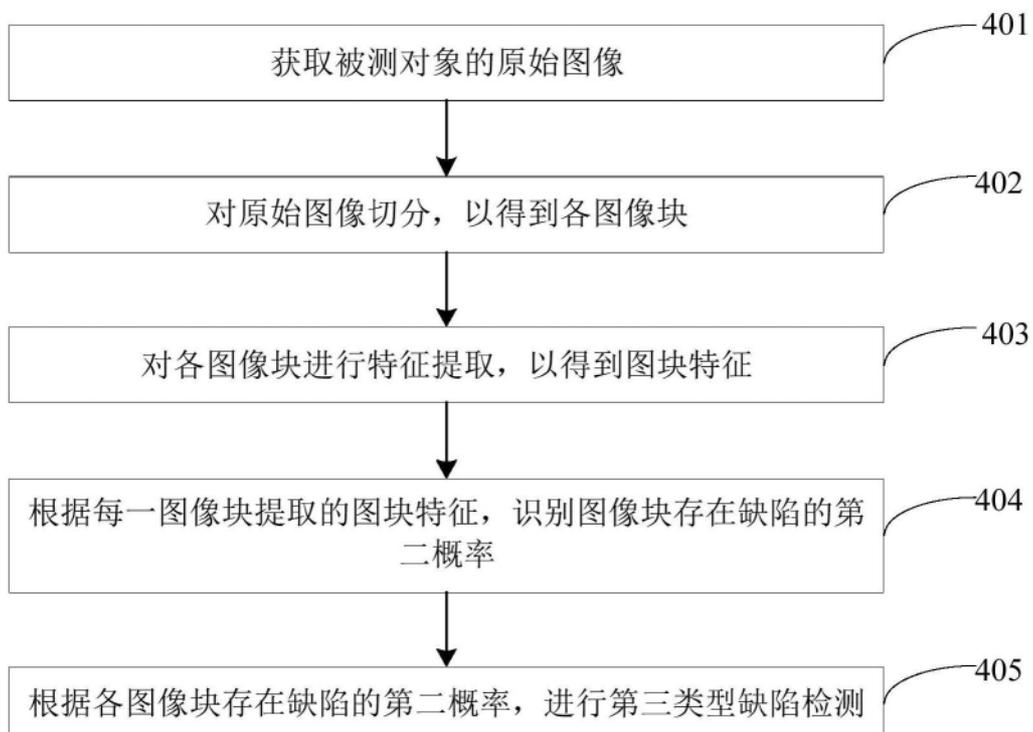


图4

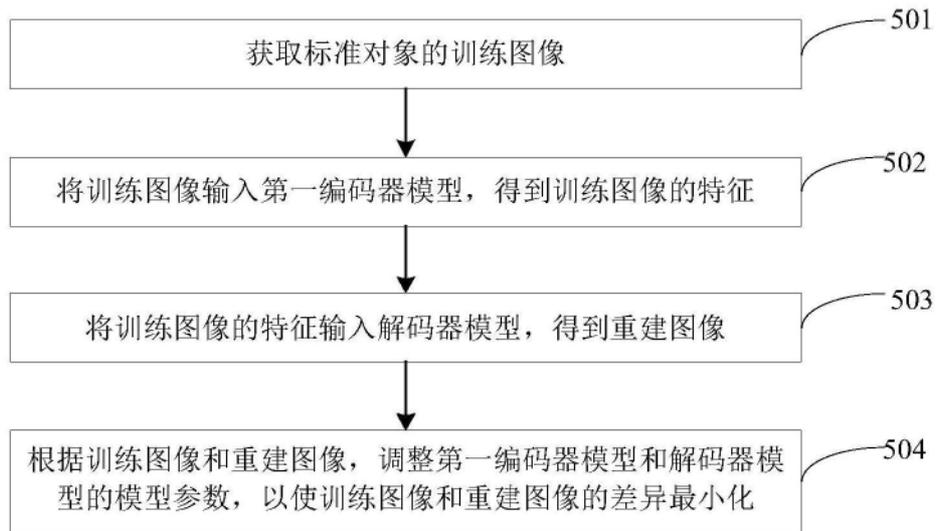


图5

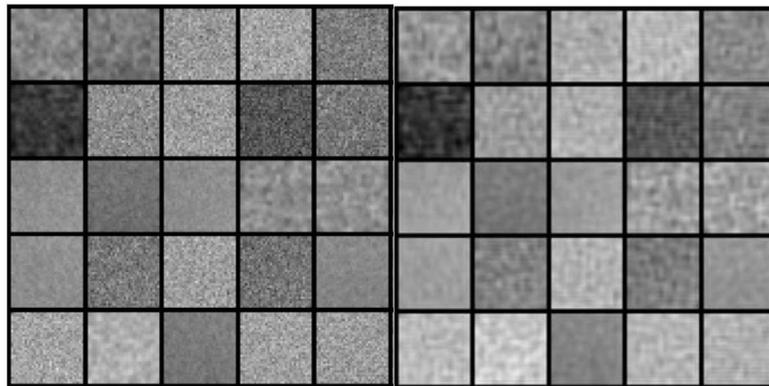


图6

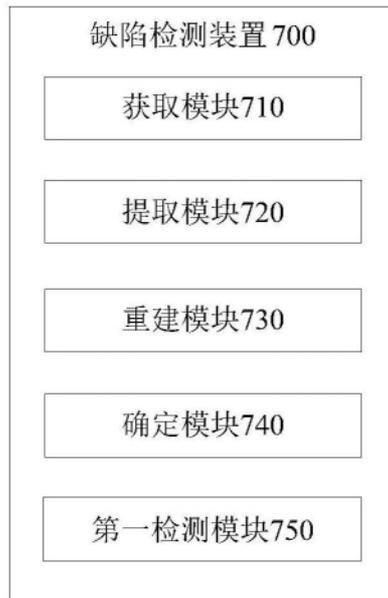


图7



图8

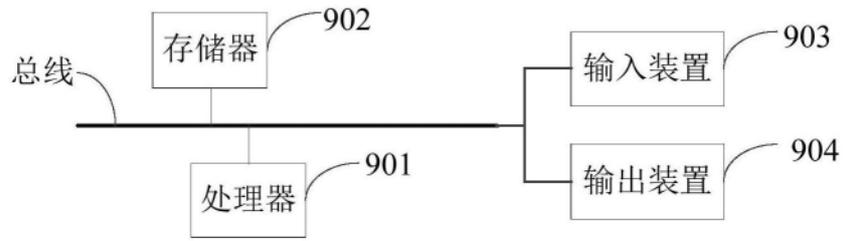


图9