

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2020 年 8 月 6 日 (06.08.2020)



(10) 国际公布号
WO 2020/156409 A1

- (51) 国际专利分类号:
G06T 7/00 (2017.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2020/073704
- (22) 国际申请日: 2020 年 1 月 22 日 (22.01.2020)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:
201910107275.8 2019年2月2日 (02.02.2019) CN
- (71) 申请人: 阿里巴巴集团控股有限公司 (**ALIBABA GROUP HOLDING LIMITED**) [—/CN]; 开曼群岛大开曼资本大厦一座四层 847 号邮箱, Grand Cayman (KY)。
- (72) 发明人: 李虹杰 (**LI, Hongjie**); 中国浙江省杭州市余杭区文一西路969号3号楼5楼阿里巴巴集团法务部, Zhejiang 311121 (CN)。魏溪含 (**WEI, Xihan**); 中国浙江省杭州市余杭区文一西路969号3号楼5楼阿里巴巴集团法务部, Zhejiang 311121 (CN)。

陈想 (**CHEN, Xiang**); 中国浙江省杭州市余杭区文一西路969号3号楼5楼阿里巴巴集团法务部, Zhejiang 311121 (CN)。陈岩 (**CHEN, Yan**); 中国浙江省杭州市余杭区文一西路969号3号楼5楼阿里巴巴集团法务部, Zhejiang 311121 (CN)。

(74) 代理人: 北京三友知识产权代理有限公司 (**BEIJING SANYOU INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY LTD.**); 中国北京市金融街 35 号国际企业大厦 A 座 16 层, Beijing 100033 (CN)。

(81) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL,

(54) **Title:** DATA PROCESSING METHOD, DEFECT DETECTION METHOD, COMPUTING APPARATUS, AND STORAGE MEDIUM

(54) 发明名称: 数据处理方法、瑕疵的检测方法、计算设备及存储介质

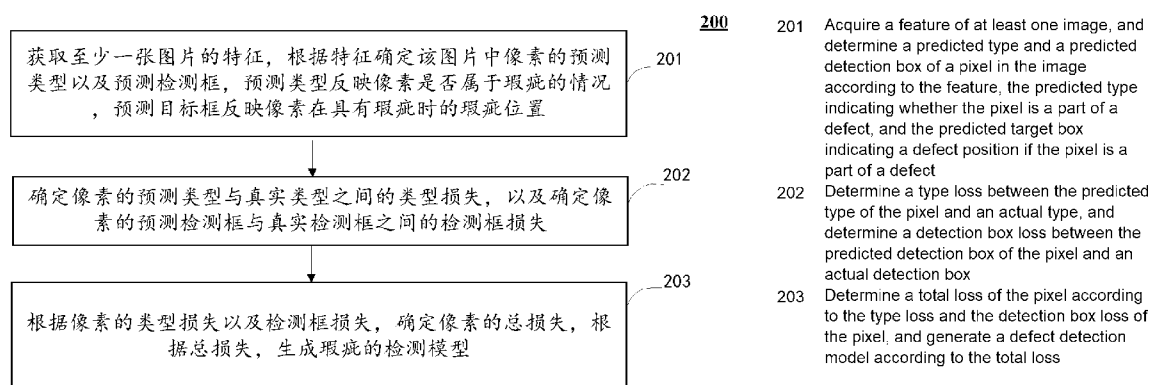


图 2

(57) **Abstract:** Embodiments of the present application provide a data processing method, a defect detection method, a computing apparatus, and a storage medium. The method in the embodiments of the present application comprises: determining a predicted type and a predicted detection box of a pixel according to an image feature, the predicted type indicating whether the pixel is a part of a defect, and the predicted target box indicating a defect position if the pixel is a part of a defect; determining a type loss between the predicted type of the pixel and an actual type, determining a detection box loss between the predicted detection box of the pixel and an actual detection box; and determining a total loss of the pixel accordingly, generating a defect detection model according to the total loss, and performing defect detection on an image awaiting prediction according to the detection model. The invention enables highly accurate and efficient segmentation for defect detection, and achieves comprehensive automated segmentation for defect detection, thereby reducing labor costs, improving product manufacturing efficiency, and adding product value.

ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US,
UZ, VC, VN, WS, ZA, ZM, ZW。

- (84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区
保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ,
NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM,
AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG,
CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU,
IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT,
RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI,
CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

- 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

(57) 摘要: 本申请实施例提供一种数据处理方法、瑕疵的检测方法、计算设备及存储介质, 在本申请实施例中, 根据图片特征确定像素的预测类型以及预测检测框, 预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况, 预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置; 确定像素的预测类型与真实类型之间的类型损失, 以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失, 从而确定像素的总损失, 根据总损失, 生成瑕疵的检测模型, 并根据检测模型对待预测图片进行瑕疵检测, 能够以高准确率和高速度进行瑕疵检测的分割, 且全方位自动化地实现瑕疵检测的分割, 从而减少人力成本, 提高产品生产效率, 为产品创造价值。

数据处理方法、瑕疵的检测方法、计算设备及存储介质

本申请要求 2019 年 02 月 02 日递交的申请号为 201910107275.8、发明名称为“数据处理方法、瑕疵的检测方法、计算设备及存储介质”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

5

技术领域

本申请涉及计算机技术领域，尤其涉及一种数据处理方法、瑕疵的检测方法、计算设备及存储介质。

10 背景技术

随着现代化大工业的发展，高速的生产效率和低速的检测效率形成一个巨大的矛盾，然而在工业项目检测中，一个基本要求是定性的判断出产品是否存在瑕疵，避免不良产品走出车间或者走出下一个生产线。目前在一些工业生产中还有不少企业采用人工检测的方式对产品的质量进行检测，传统的人工目检是一种完全的主观评价方法，具有主观因素大、实时性差、效率低下等缺点，已经满足不了制造企业的检测需求。

15

发明内容

本申请的多个方面提供一种数据处理方法、瑕疵的检测方法、计算设备及存储介质，用以全方位自动化地较为准确地检测瑕疵，提高生产效率。

20

本申请实施例提供一种数据处理方法，包括：获取至少一张图片的特征，根据所述特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，所述预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，所述预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置；确定像素的所述预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失；根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据所述总损失，生成瑕疵的检测模型。

25

本申请实施例还提供一种瑕疵的检测方法，包括：获取至少一张待预测图片，确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框；针对一张待预测图片，根据所述预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定所述像素区域的预测检测框；根据所述像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

30

本申请实施例还提供一种瑕疵的检测方法，包括：获取至少一张图片的特征，根据

所述特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，所述预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，所述预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置；确定像素的所述预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失；根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据所述总损失，生成瑕疵的检测模型；根据生成瑕疵的检测模型，确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框；针对一张待预测图片，根据所述预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定所述像素区域的预测检测框；根据所述像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

本申请实施例还提供一种瑕疵的检测系统，包括：第一计算设备以及第二计算设备；所述第一计算设备，获取至少一张图片的特征，根据所述特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，所述预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，所述预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置；确定像素的所述预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失；根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据所述总损失，生成瑕疵的检测模型；所述第二计算设备，根据生成瑕疵的检测模型，确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框；针对一张待预测图片，根据所述预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定所述像素区域的预测检测框；根据所述像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

本申请实施例还提供一种计算设备，包括存储器以及处理器；所述存储器，用于存储计算机程序；所述处理器，用于执行所述计算机程序，以用于：获取至少一张图片的特征，根据所述特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，所述预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，所述预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置；确定像素的所述预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失；根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据所述总损失，生成瑕疵的检测模型。

本申请实施例还提供一种存储有计算机程序的计算机可读存储介质，计算机程序被一个或多个处理器执行时，致使所述一个或多个处理器实现上述瑕疵的检测方法中的步骤。

本申请实施例还提供一种计算设备，包括存储器以及处理器；所述存储器，用于存储计算机程序；所述处理器，用于执行所述计算机程序，以用于：获取至少一张待预测

图片，确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框；针对一张待预测图片，根据所述预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定所述像素区域的预测检测框；根据所述像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

5 本申请实施例还提供一种存储有计算机程序的计算机可读存储介质，计算机程序被一个或多个处理器执行时，致使所述一个或多个处理器实现上述瑕疵的检测方法中的步骤。

10 本申请实施例还提供一种计算设备，包括存储器以及处理器；所述存储器，用于存储计算机程序；所述处理器，用于执行所述计算机程序，以用于：获取至少一张图片的特征，根据所述特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，所述预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，所述预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置；确定像素的所述预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失；根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据所述总损失，生成瑕疵的检测模型；根据生成瑕疵的检测模型，确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框；针对一张待预测图片，根据所述预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定所述像素区域的预测检测框；根据所述像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

15 本申请实施例还提供一种存储有计算机程序的计算机可读存储介质，计算机程序被一个或多个处理器执行时，致使所述一个或多个处理器实现上述瑕疵的检测方法中的步骤。

20 在本申请实施例中，根据图片特征确定像素的预测类型以及预测检测框，预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置；确定像素的预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失，从而确定像素的总损失，根据总损失，生成瑕疵的检测模型，并根据检测模型对待预测图片进行瑕疵检测，能够以高准确率和高速度进行瑕疵检测的分割，且全方位自动化地实现瑕疵检测的分割，从而减少人力成本，提高产品生产效率，为产品创造价值。

附图说明

30 此处所说明的附图用来提供对本申请的进一步理解，构成本申请的一部分，本申请

的示意性实施例及其说明用于解释本申请，并不构成对本申请的不当限定。在附图中：

图 1 为本申请一示例性实施例的瑕疵的检测系统的结构示意图；

图 2 为本申请一示例性实施例的数据处理方法的流程示意图；

图 3 为本申请一示例性实施例提供的瑕疵的检测方法的流程示意图；

5 图 4 为本申请又一示例性实施例提供的瑕疵的检测方法的流程示意图；

图 5 为本申请一示例性实施例提供的瑕疵的示意图；

图 6 为本申请又一示例性实施例提供的瑕疵的示意图；

图 7 为本申请又一示例性实施例提供的困难负样本的获取示意图；

图 8 为本申请一示例性实施例提供的数据处理装置的结构示意图；

10 图 9 为本申请一示例性实施例提供的瑕疵的检测装置的结构示意图；

图 10 为本申请又一示例性实施例提供的瑕疵的检测装置的结构示意图；

图 11 为本申请一示例性实施例提供的计算设备的结构示意图；

图 12 为本申请又一示例性实施例提供的计算设备的结构示意图；

图 13 为本申请又一示例性实施例提供的计算设备的结构示意图。

15

具体实施方式

为使本申请的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合本申请具体实施例及相应的附图对本申请技术方案进行清楚、完整地描述。显然，所描述的实施例仅是本申请一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例，本领域普通技术人员在
20 没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本申请保护的范围。

在工业瑕疵检测中，一个基本要求是定性的判断出是否存在瑕疵，避免不良产品走出车间或者下一个生产线。近一步要求是，检测出瑕疵位置和类别，从而能够快速定位瑕疵，方便后续处理和修复。而在对瑕疵位置进行检测时，可以对瑕疵进行像素级分割，从而能够确定瑕疵面积，方便客户对瑕疵定级。

25 产品商通过对瑕疵进行检测，实现高召回率，避免有瑕疵的产品走出产线，造成更大的损失。同时需要高准确率（低误报率），否则会造成两个方面的影响：在产品生产过程中，造成很多不必要的复检、返工以及下游客户的投诉，造成客户生产成本上升；在产品交付工程中，因为错误的报告问题，导致产品定级偏低，按照低价销售，造成客户收入损失。

30 本申请实施例通过直接在特征层上面进行像素分类和检测框的确定，获得瑕疵的检

测结果。

在本申请实施例中，根据图片特征确定像素的预测类型以及预测检测框，预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置；确定像素的预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失，从而确定像素的总损失，根据总损失，生成瑕疵的检测模型，并根据检测模型对待预测图片进行瑕疵检测，能够以高准确率和高速度进行瑕疵检测的分割，且全方位自动化地实现瑕疵检测的分割，从而减少人力成本，提高产品生产效率，为产品创造价值。

以下结合附图，详细说明本申请各实施例提供的技术方案。

图 1 为本申请一示例性实施例提供的一种瑕疵的检测系统的结构示意图。如图 1 所示，该检测系统 100 包括：第一计算设备 101 以及第二计算设备 102。

其中，第一计算设备 101 可以为单机服务器或者服务器阵列，或者云化的服务虚拟机 VM。

第二计算设备 102 也可以为单机服务器或者服务器阵列，或者云化的服务虚拟机 VM。

其中，第一计算设备 101 是指用于可以生成瑕疵的检测模型的计算设备，该计算设备是指可以在网络虚拟环境中提供模型训练服务的设备。在物理实现上，该计算设备可以是任何能够提供计算服务，响应服务请求，并进行处理的设备，例如可以是常规服务器、云服务器、云主机、虚拟中心等。该计算设备的构成主要包括处理器、硬盘、内存、系统总线等，和通用的计算机架构类似。

第二计算设备 102 是指用于可以对图片进行瑕疵检测的计算设备，该计算设备是指可以在网络虚拟环境中提供计算处理服务的设备。在物理实现上，该计算设备可以是任何能够提供计算服务，响应服务请求，并进行处理的设备，例如可以是常规服务器、云服务器、云主机、虚拟中心等。该计算设备的构成主要包括处理器、硬盘、内存、系统总线等，和通用的计算机架构类似。

在本申请实例中，第一计算设备 101，获取至少一张图片的特征，根据特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置；确定像素的预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失；根据像素的类型损

失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据总损失，生成瑕疵的检测模型。

第二计算设备 102，接收第一计算设备 101 发送的检测模型，第二计算设备 102 获取至少一张待预测图片，输入至检测模型中，得到待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框；第二计算设备 102 针对一张待预测图片，根据预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定像素区域的预测检测框；根据像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

在一些实例中，检测系统还可以包括终端 103。

其中，终端 103 可以是任何具有一定计算能力的设备，例如，可以是智能手机、笔记本、PC (personal computer) 电脑等。终端 103 的基本结构包括：至少一个处理器。处理器的数量取决于终端 103 的配置和类型。终端 103 也可以包括存储器，该存储器可以为易失性的，例如 RAM，也可以为非易失性的，例如只读存储器 (Read-Only Memory, ROM)、闪存等，或者也可以同时包括两种类型。存储器内通常存储有操作系统 (Operating System, OS)、一个或多个应用程序，也可以存储有程序数据等。除了处理单元和存储器之外，终端 103 还包括一些基本配置，例如网卡芯片、IO 总线、摄像头以及音视频组件等。可选地，终端 103 还可以包括一些外围设备，例如键盘、鼠标、输入笔、打印机等。其它外围设备在本领域中是众所周知的，在此不做赘述。

在一些实例中，终端 103 将待预测图片发送至第二计算设备 102，并可以接收第二计算设备 102 返回的对待预测图片进行瑕疵的检测结果。

在上述本实施例中，第一计算设备 101 可以与第二计算设备 102 进行网络连接，第二计算设备 102 可以与终端 103 进行网络连接，该网络连接可以是有线网络连接。

需要说明的是，本申请的实施例也可以只通过一个计算设备进行模型的训练以及并直接根据生成的模型进行瑕疵的检测，该计算设备可以为单机服务器或者服务器阵列，或者云化的服务虚拟机 VM。

在一些实例中，第一计算设备 101 还可以从终端 103 获取至少一张待预测图片，输入至检测模型中，得到待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框；第二计算设备 102 针对一张待预测图片，根据预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定像素区域的预测检测框；根据像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

在一些实例中，第二计算设备 102 也可以获取至少一张图片的特征，根据特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，预

测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置；确定像素的预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失；根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据总损失，生成瑕疵的检测模型。

下面结合方法实施例，可以针对第一计算设备 101 或第二计算设备 102 对模型的生成过程以及第一计算设备 101 或第二计算设备 102 对瑕疵的检测过程进行详细说明。

图 2 为本申请一示例性实施例的数据处理方法的流程示意图。本申请实施例提供的该方法 200 由计算设备执行，该方法 200 包括以下步骤：

201：获取至少一张图片的特征，根据特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置。

202：确定像素的预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失。

203：根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据总损失，生成瑕疵的检测模型。

以下针对上述步骤进行详细阐述：

201：获取至少一张图片的特征，根据特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置。

其中，特征是指某一类对象区别于其他类对象的相应（本质）特点或特性，或是这些特点和特性的集合。特征是通过测量或处理能够抽取的数据。对于图像（或图片）而言，每一幅图像都具有能够区别于其他类图像的自身特征，例如，颜色特征、纹理特征、形状特征和空间关系特征等。

预测类型是指对像素是否属于瑕疵的预测分类，当像素属于瑕疵时，其瑕疵所属的类型。可以通过预测概率来确定该像素最终的预测类型。

25 预测目标框是指能像素所属瑕疵在图片上的位置所在的预测规则框，如矩形框等。

在一些实例中，获取图片的特征的方式可以为：通过卷积神经网络，获得图片的特征。例如，将图片输入至卷积神经网络中，获取到该图片的各个特征。

其中，卷积神经网络是指一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络，包含了一个由卷积层、池化层和全连接层构成的特征抽取器。

30 在一些实例中，根据特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，包括：根

据全卷积神经网络模型，对特征进行处理，确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框。

其中，全卷积神经网络（也可以称为全卷积神经网络模型）是指在卷积神经网络的基础上改进的神经网络，可将卷积神经网络中的全连接层转换为卷积层的神经网络。

- 5 在一些实例中，根据全卷积神经网络模型，对特征进行处理，确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，包括：根据全卷积神经网络模型，对特征进行处理得到像素的至少一个预测类型的预测概率；选择预测概率最大的预测类型作为该像素的预测类型；将预测概率最大的预测类型对应的预测检测框作为该像素的预测检测框。

例如，计算设备可以从其他计算设备节点获取到多个图片，并对多个图片进行归一化处理，将处理后的图片输入至卷积神经网络（也可以称为卷积神经网络模型）中，获取到处理后的图片的特征或特征层。计算设备在根据全卷积神经网络（也可以称为全卷积神经网络模型）对处理后的图片的特征或特征层进行处理，对对应图片上的每个像素进行分类，得到像素的预测类型的预测概率，同时根据全卷积神经网络确定每个预测类型对应的预测检测框，如 A 图片的 a 像素的不具有瑕疵的预测概率为 0.2，具有 a 瑕疵的预测概率为 0.6，具有 b 瑕疵的预测概率为 0.3，选择预测概率最大的预测类型作为该像素的预测类型，即 a 像素的预测类型为 a 瑕疵，并获取该 a 瑕疵对应的预测检测框对应的矩形框坐标（predx1、predx2、predy1、predy2）作为像素 a 的预测检测框的坐标。

需要说明的是，对于预测检测框为矩形框而言，其坐标是具有相同横坐标的两个点和相同纵坐标的两个点组成，故为了简单示意可将矩形块坐标写成（pred x1、pred x2、pred y1、pred y2）的形式。

此外，在前文所涉及到的坐标均是在图片中的坐标。

202：确定像素的预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失。

其中，类型损失是指用来评价的预测类型和真实类型之间不一样的程度，如，类型不同的程度。其中，真实类型是指对像素是否属于瑕疵的真实分类，且每个像素只属于一种真实类型，该真实类型是已知数据。

检测框损失是指用来评价的预测检测框与真实检测框之间不一样的程度，如，坐标位置不同的程度。其中，真实检测框是指能像素所属瑕疵在图片上的位置所在的真实规则框，如矩形框等，且每个像素只具有一种真实检测框，该真实检测框是已知数据。

30 在一些实例中，确定像素的预测类型与真实类型之间的类型损失，包括：根据像素

的真实类型以及与该真实类型相符的预测类型的预测概率，确定该真实类型下的像素的类型损失。

在一些实例中，可以通过下式 1) 确定像素的预测类型与真实类型之间的类型损失：

$$Loss\_per\_pixel_o = -\sum_{c=1}^M y_{o,c} \log(p_{o,c}) \quad 1)$$

5 其中， $Loss\_per\_pixel_o$ 为类型损失， M 为真实类型的总数目， $y_{o,c}$ 为像素 o 预测类型是否为真实类型 c 对应的数值， $p_{o,c}$ 是像素 o 属于预测类型 c 的预测概率。

需要说明的是，真实类型的总数目是指多个图片的所有像素所涉及的真实类型的总数目，如共涉及 7 个类型，无瑕疵、a 瑕疵、b 瑕疵、c 瑕疵、d 瑕疵、e 瑕疵以及 f 瑕疵。当像素 o 的预测类型与真实类型相同时， $y_{o,c}$ 为 1，当像素 o 的预测类型与真实类型不

10 相同时， $y_{o,c}$ 为 0。 c 属于 M ，可以为 1-7。

例如，根据前文所述，以像素 a 为例进行说明，像素 a 的瑕疵类型为 a 瑕疵，即 a 瑕疵类型，对于 a 像素而言其类型损失 = $0 (c=1) - 1 * \log 0.6 (c=2) + 0 (c=3) + 0 (c=4) + 0 (c=5) + 0 (c=6) + 0 (c=7) = -\log 0.6$ 。

需要说明的是， $c=1$ 是指当真实类型为无瑕疵类型， $c=2$ 是指当真实类型为 a 瑕疵类型，以此类推直至 $c=7$ ，不再赘述。

在一些实例中，确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失，包括：根据预测检测框在对应图片中的预测坐标，确定该预测检测框对于对应像素的相对预测坐标；获取真实检测框对于对应像素的相对真实坐标；确定相对预测坐标与相对真实坐标之间的坐标距离；根据坐标距离确定检测框损失。

20 其中，预测坐标是指前文所述的通过全卷积神经网络得到的预测检测框对应的坐标位置，例如预测检测框对应的矩形框坐标 (pred x1、pred x2、pred y1、pred y2)。

真实检测框在对应图片中的真实坐标是像素真实检测框对应的坐标位置，例如真实检测框对应的矩形框坐标 (x1、x2、y1、y2)，且该真实坐标位是已知的。

相对预测坐标是指以该像素为基准，预测检测框所在的坐标位置。

25 相对真实坐标是指以该像素为基准，真实检测框所在的坐标位置。

在一些实例中，相对预测坐标的确定方式可以为：设预测检测框位置为 (pred x1、pred x2、pred y1、pred y2)，当下像素坐标为 (x, y)，图片大小设为 (w, h)，w 为图片宽度，h 为图片高度，则相对预测坐标 (也可以称为回归目标) 为 $((x - \text{pred } x1) / w, (y -$

$\text{pred } y1)/h, (\text{pred } x2-x)/w, (\text{pred } y2-y)/h)$ 。

需要说明的是，相对真实坐标的确定方式与相对预测坐标的确定方式相同，此处就不再赘述。例如，相对真实坐标可以为 $((x-x1)/w, (y-y1)/h, (x2-x)/w, (y2-y)/h)$ 。

此外，对于相对真实坐标是在对应的像素具有瑕疵的前提下才存在的，相对预测坐标是在对应的像素预测具有瑕疵的前提下才存在的。当像素存在相对预测坐标时，其可以不存在相对真实坐标，此时，相对真实坐标为 0。

在一些实例中，可以通过公式 2) 确定检测框损失：

$$Loss_{\text{det}} = \begin{cases} 0.5x^2 & \text{if } |x| < 1 \\ |x| - 0.5 & \text{otherwise} \end{cases} \quad 2)$$

其中， $Loss_{\text{det}}$ 为检测框损失， x 为坐标距离。

例如，根据前文所述，对于像素 a 而言， x 为 $((x - \text{pred } x1)/w, (y - \text{pred } y1)/h, (\text{pred } x2-x)/w, (\text{pred } y2-y)/h)$ 与 $((x-x1)/w, (y-y1)/h, (x2-x)/w, (y2-y)/h)$ 的坐标距离。当 $|x|$ 小于 1 时，则检测框损失为 $0.5x^2$ ，否则当 $|x|$ 大于或等于 1 时检测框损失为 $|x| - 0.5$ 。

203：根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据总损失，生成瑕疵的检测模型。

其中，总损失是指用来评价的预测瑕疵与真实瑕疵之间不一样的检测程度。

在一些实例中，根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，包括：根据像素的类型损失，确定像素的类型损失和；根据像素的检测框损失，确定像素的检测框损失和；根据类型损失和与检测框损失和，确定总损失。

在一些实例中，可以通过下式 3) 确定像素的类型损失和 $Loss_{\text{cls}}$ ：

$$Loss_{\text{cls}} = -\sum_{o=1}^N Loss\_per\_pixel_o \quad 3)$$

其中， N 为多个图片的像素的总数目。

故，类型损失和 $Loss_{\text{cls}}$ 为多个图片中的所有像素的类型损失的总和。

在一些实例中，确定像素的检测框损失和的方式可以为：多个图片中的具有预测检测框的像素的检测框损失的总和。

在一些实例中，根据类型损失和与检测框损失和，确定总损失，包括：根据加权求和算法，确定类型损失和与检测框损失和的总损失。

在一些实例中，可以通过下式 4) 确定总损失 $Loss$ ：

$$Loss = \delta \times Loss + \text{总}Loss_{\text{det}} \quad 4)$$

其中， δ 为权重系数， $\text{总}Loss_{\text{det}}$ 为检测框损失和。

为了降低误报率，需要对容易产生误报的负样本进行挖掘。而这样的样本可能存在于没有瑕疵的图片上，因此需要有选择性的筛选负样本。正样本由于一直参与训练，因此不会受影响。

在一些实例中，该方法 200 还包括：针对任一图片，从该图片中不属于瑕疵的正常像素中获取困难负样本，困难负样本是指具有预定质量的负样本；针对任一图片，将该图片中属于瑕疵的像素作为正样本；其中，根据像素的类型损失，确定像素的类型损失和，包括：确定至少一张图片中的困难负样本的类型损失和；确定至少一张图片中的正样本的类型损失和，将困难负样本的类型损失和与正样本的类型损失和，作为对应图片的类型损失。

其中，正样本是指属于瑕疵的像素。

负样本是指不属于瑕疵的正常像素。

困难负样本是指优质的负样本，容易将其检测为瑕疵的像素。

在一些实例中，从该图片中不属于瑕疵的正常像素中获取困难负样本，包括：将每个图片中不属于瑕疵的正常像素作为负样本，并确定负样本的类型损失；将负样本的类型损失由大到小进行排序，并选择出相邻类型损失差距最大对应的两个负样本，将排序靠后的负样本作为临界点，将排序在临界点之前的负样本作为困难负样本。

例如，根据前文所述，从多个图片中选择任一图片为例进行说明，对于图片 A 中具有多个负样本，根据式 1) 分别计算每个负样本的类型损失，并将得到的多个像素的类型损失进行由大到小的排序，从该排序中选择出相邻损失差距最大对应的两个负样本，如图 7 所示，可知相邻损失差距最大是 0.7 与 0.3 之间的差距 0.4，此时 0.7 对应的负样本为排序中的第 200 个负样本，0.3 对应的负样本为排序中的第 201 个负样本，则将选择第 201 个负样本作为临界点，则 0.3 为对应的差距点 gap point，选择前 200 个负样本作为困难负样本。

需要说明的是，对每个图片都进行困难负样本的选择，得到多个图片对应的多个困难负样本。

在一些实例中，可以通过下式 5) 和下式 6) 来确定困难负样本的类型损失和：

$$weight_o = \begin{cases} 1 & \text{if } Loss\_per\_pixel > gaploss \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad 5)$$

其中, $weight_o$ 为像素 o 的权重, $gaploss$ 为差距点 $gappoint$ 。

其中, 负样本的类型损失和 $Loss_{\text{负样本}}$ 计算如下式 6) :

$$Loss_{\text{负样本}} = \sum_{o=1}^N weight_o \times \text{负样本} Loss\_per\_pixel_o$$

其中, 负样本 $Loss\_per\_pixel_o$ 为像素 o 的负样本的类型损失。

5 需要说明的是, 公式 5) 和公式 6) 是针对一张图片而言的。多个图片中的每个图片都可以根据公式 5) 和公式 6) 进行处理, 获取到困难负样本的类型损失和。

将多个图片的 $Loss_{\text{负样本}}$ 与多个图片的每个正样本的类型损失进行求和, 得到多个图片对应的 $Loss_{cls}$ 。

需要说明的是, 为了保证算法训练收敛, 对于包含瑕疵的图片, 若瑕疵像素样本数目为 N , 则参与训练负样本数目至少为 N , 至多为 $5N$ 。对于不含瑕疵的图像, 可以根据上述方式进行困难负样本的数目确定, 为了保证算法收敛, 可以设置困难负样本的数目阈值, 如任一图片的大小为 (w, h) , 则选择困难负样本数目至多为 $(w * h) / r$, 其中, r 为比例值。对于包含瑕疵的图片, 也根据上述方式进行困难负样本的数目确定。

15 在一些实例中, 根据总损失, 生成瑕疵的检测模型, 包括: 根据总损失, 更新检测模型的检测参数, 进行模型的迭代训练, 直到满足迭代训练停止条件, 生成检测模型。

其中, 检测参数是用于检测瑕疵的参数, 例如卷积神经网络中的参数, 可以用于获取图片的特征, 或全卷积神经网络的参数, 可以用于确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框。

20 例如, 根据前文所述, 根据总损失, 来调整全卷积神经网络的参数, 在进行上述步骤继续确定新的总损失, 并根据总损失继续调整全卷积神经网络的参数, 持续进行全卷积神经网络的迭代, 直到总损失维持在一个阈值范围内, 或者训练次数达到了阈值, 即可停止训练, 得到一个训练好的检测模型, 如全卷积神经网络模型。

25 本申请实施例, 通过全卷积神经网络, 直接对像素值进行分割, 同时对其预测检测框进行回归, 从而能够避免瑕疵宽高比差距过大, 无法覆盖的问题, 实现多尺度、形变大瑕疵的检测; 通过对负样本进行数目动态筛选, 保证正样本参与训练以及困难负样本得到训练, 同时针对工业瑕疵检测场景中, 无瑕疵图片远多余有瑕疵图片的特性, 充分利用没有瑕疵的图片进行负样本训练, 其中容易引起误报的地方会参与训练, 保持正负比例均衡, 降低误报的同时不会降低模型召回率。

图 3 为本申请另一示例性实施例提供的一种瑕疵的检测方法的流程示意图。本申请实施例提供的该方法 300 由计算设备执行，该方法 300 包括以下步骤：

301：获取至少一张待预测图片，确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框。

5 302：针对一张待预测图片，根据预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定像素区域的预测检测框。

303：根据像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

以下针对上述步骤进行详细阐述：

10 301：获取至少一张待预测图片，确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框。

在一些实例中，确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框，包括：将至少一张待预测图片输入至生成的瑕疵的检测模型，得到待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框。

15 例如，根据前文所述，计算设备可以从终端获取到多张待预测图片，并将多张待预测图片进行归一化处理，并将处理后的图片输入至生成的瑕疵的检测模型中，如，全卷积神经网络模型中，进行前向传播，得到待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框。

302：针对一张待预测图片，根据预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定像素区域的预测检测框。

20 其中，像素区域是指由多个像素组成的区域。

在一些实例中，根据预测类型聚合像素，生成像素区域，包括：根据预测类型的预测概率，确定每个像素的瑕疵类型；根据瑕疵类型，聚合像素，生成相同瑕疵类型的像素的聚合区域，作为像素区域。

25 在一些实例中，该方法 300 还包括：将相同瑕疵类型作为该像素区域的瑕疵类型；其中，根据像素的预测检测框，确定像素区域的预测检测框，包括：选择像素区域中该瑕疵类型的预测概率最高的像素的预测检测框作为该像素区域的预测检测框。

30 例如，根据前文所述，计算设备通过生成的瑕疵检测模型中的 softmax 函数（归一化指数函数）的方式，对像素的预测概率进行处理，获取每个像素的最大预测概率对应的预测类型，作为每个像素的瑕疵类型；根据每个像素的瑕疵类型进行区域的聚合，将同一个瑕疵类型的像素进行聚合，生成像素区域，若该像素区域中的像素的瑕疵类型为

瑕疵 c，则该像素区域的瑕疵类型也为瑕疵 c，从而获得瑕疵的语义分割结果，如图 5 所示，其中聚合区域为矩形框中的椭圆区域。选择该像素区域中瑕疵 c 的预测概率最高的像素，将该像素的预测检测框作为该像素区域的预测检测框。

需要说明的是，语义分割结果是指根据图像的语义来进行分割，如图像内容作为语义。

此外，还可以直接通过全卷积神经网络模型确定该像素区域的瑕疵类型，实现语义分割。

303：根据像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

在一些实例中，根据像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵，包括：当像素区域的瑕疵类型属于第一类型时，将像素区域的瑕疵类型作为该待预测图片包含的瑕疵类型，将像素区域的预测检测框作为该待预测图片包含的瑕疵的预测检测框；当像素区域中的部分像素超出预测检测框时，从像素区域中去除部分像素，将剩余像素组成的区域作为该待预测图片包含的瑕疵的像素区域。

其中，第一类型可以为块状瑕疵，如图 5 所示，椭圆形区域。

例如，根据前文所述，当像素区域的瑕疵类型为瑕疵 a，且瑕疵 a 属于块状瑕疵的一种，则对应的待预测图片中包含块状瑕疵，计算设备直接将该像素区域的预测检测框作为块状瑕疵的预测检测框，同时，将超出该预测检测框的像素区域中的像素去除，将像素区域中的剩余像素组成的区域作为该块状瑕疵的像素区域。

在一些实例中，根据像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵，包括：当像素区域的瑕疵类型属于第二类型时，将像素区域的瑕疵类型作为该待预测图片包含的瑕疵类型，将像素区域作为该待预测图片包含的瑕疵的像素区域，将像素区域的最小外接矩形框作为该待预测图片包含的瑕疵的预测检测框。

其中，第一类型可以为线状瑕疵，如图 6 所示，几条线状瑕疵。

例如，根据前文所述，当像素区域的瑕疵类型为瑕疵 d，且瑕疵 d 属于线状瑕疵的一种，则对应的待预测图片中包含线状瑕疵，计算设备采用 openCV 的 minAreaRect 函数的方法寻找线状瑕疵的最小外接矩形框，作为预测检测框的输出结果，同时直接将像素区域作为线状瑕疵的像素区域。

应理解，对于块状瑕疵以及线状瑕疵对应的瑕疵类型是已知的，故，可以根据不同的瑕疵类型，确定该瑕疵属于线状瑕疵还是块状瑕疵。

本申请的实施例，工业检测中常见的两类瑕疵，块状瑕疵和线状瑕疵，采用不同后

处理方式，块状瑕疵检测结果置信度更高，线状瑕疵语义分割结果置信度更高。

图 4 为本申请另一示例性实施例提供的又一种瑕疵的检测方法的流程示意图。本申请实施例提供的该方法 400 由计算设备执行，该方法 400 包括以下步骤：

401：获取至少一张图片的特征，根据特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置。

402：确定像素的预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失。

403：根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据总损失，生成瑕疵的检测模型。

404：根据生成瑕疵的检测模型，确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框。

405：针对一张待预测图片，根据预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定像素区域的预测检测框。

406：根据像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

需要说明的是，上述实施例所提供方法 400 中的步骤的具体实施方式在前文已经详细阐述过了，此处就不再赘述。

图 8 为本申请又一示例性实施例提供的数据处理装置的结构框架示意图。该数据处理 800 可以应用于计算设备中，该数据处理 800 包括获取模块 801、确定模块 802 以及生成模块 803，以下针对各个模块的功能进行详细的阐述：

获取模块 801，用于获取至少一张图片的特征，根据特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置。

确定模块 802，用于确定像素的预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失；

生成模块 803，用于根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据总损失，生成瑕疵的检测模型。

在一些实例中，生成模块 803 包括：第一确定单元，用于根据像素的类型损失，确定像素的类型损失和；第二确定单元，用于根据像素的检测框损失，确定像素的检测框

损失和；第三确定单元，用于根据类型损失和与检测框损失和，确定总损失。

在一些实例中，获取模块 801，用于针对任一图片，从该图片中不属于瑕疵的正常像素中获取困难负样本，困难负样本是指具有预定质量的负样本；针对任一图片，将该图片中属于瑕疵的像素作为正样本。

- 5 其中，第一确定单元，用于确定至少一张图片中的困难负样本的类型损失和；确定至少一张图片中的正样本的类型损失和，将困难负样本的类型损失和与正样本的类型损失和，作为对应图片的类型损失。

- 10 在一些实例中，获取模块 801，包括：第四确定单元，用于将每个图片中不属于瑕疵的正常像素作为负样本，并确定负样本的类型损失；选择单元，用于将负样本的类型损失由大到小进行排序，并选择出相邻类型损失差距最大对应的两个负样本，将排序靠后的负样本作为临界点，将排序在临界点之前的负样本作为困难负样本。

在一些实例中，获取模块 801，用于根据全卷积神经网络模型，对特征进行处理，确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框。

- 15 在一些实例中，确定模块 802，用于根据像素的真实类型以及与该真实类型相符的预测类型的预测概率，确定该真实类型下的像素的类型损失。

在一些实例中，通过下式 1) 确定像素的预测类型与真实类型之间的类型损失：

$$Loss\_per\_pixel_o = -\sum_{c=1}^M y_{o,c} \log(p_{o,c}) \quad 1)$$

其中， $Loss\_per\_pixel_o$ 为类型损失， M 为真实类型的总数目， $y_{o,c}$ 为像素 o 预测类型是否为真实类型 c 对应的数值， $p_{o,c}$ 是像素 o 属于预测类型 c 的预测概率。

- 20 在一些实例中，确定模块 802，包括：第五确定单元，用于根据预测检测框在对应图片中的预测坐标，确定该预测检测框对于对应像素的相对预测坐标；获取单元，用于获取真实检测框对于对应像素的相对真实坐标；第五确定单元，用于确定相对预测坐标与相对真实坐标之间的坐标距离；第五确定单元，用于根据坐标距离确定检测框损失。

在一些实例中，通过公式 2) 确定检测框损失：

$$25 \quad Loss_{det} = \begin{cases} 0.5x^2 & \text{if } |x| < 1 \\ |x| - 0.5 & \text{otherwise} \end{cases} \quad 2)$$

其中， $Loss_{det}$ 为检测框损失， x 为坐标距离。

在一些实例中，生成模块 803，用于根据总损失，更新检测模型的检测参数，进行

模型的迭代训练，直到满足迭代训练停止条件，生成检测模型。

在一些实例中，生成模块 803，用于根据加权求和算法，确定类型损失和与检测框损失和的总损失。

5 在一些实例中，获取模块 801，用于根据全卷积神经网络模型，对特征进行处理得到像素的至少一个预测类型的预测概率；选择预测概率最大的预测类型作为该像素的预测类型；将预测概率最大的预测类型对应的预测检测框作为该像素的预测检测框。

图 9 为本申请又一示例性实施例提供的一种瑕疵的检测装置的结构框架示意图。该检测装置 900 可以应用于计算设备中，该检测装置 900 包括：获取模块 901、生成模块 902 以及确定模块 903，以下针对各个模块的功能进行详细的阐述：

10 获取模块 901，用于获取至少一张待预测图片，确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框。

生成模块 902，用于针对一张待预测图片，根据预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定像素区域的预测检测框。

15 确定模块 903，用于根据像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

在一些实例中，生成模块 902 包括：确定单元，用于根据预测类型的预测概率，确定每个像素的瑕疵类型；生成单元，用于根据瑕疵类型，聚合像素，生成相同瑕疵类型的像素的聚合区域，作为像素区域。

20 在一些实例中，该装置 900 还包括：选择模块，用于将相同瑕疵类型作为该像素区域的瑕疵类型；其中，生成模块 902，用于选择像素区域中该瑕疵类型的预测概率最高的像素的预测检测框作为该像素区域的预测检测框。

25 在一些实例中，确定模块 903，包括：选择单元，用于当像素区域的瑕疵类型属于第一类型时，将像素区域的瑕疵类型作为该待预测图片包含的瑕疵类型，将像素区域的预测检测框作为该待预测图片包含的瑕疵的预测检测框；去除单元，用于当像素区域中的部分像素超出预测检测框时，从像素区域中去除部分像素，将剩余像素组成的区域作为该待预测图片包含的瑕疵的像素区域。

30 在一些实例中，确定模块 903，用于当像素区域的瑕疵类型属于第二类型时，将像素区域的瑕疵类型作为该待预测图片包含的瑕疵类型，将像素区域作为该待预测图片包含的瑕疵的像素区域，将像素区域的最小外接矩形框作为该待预测图片包含的瑕疵的预测检测框。

在一些实例中，获取模块 901，用于将至少一张待预测图片输入至生成的瑕疵的检测模型，得到待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框。

图 10 为本申请又一示例性实施例提供的又一种瑕疵的检测装置的结构框架示意图。该检测装置 1000 可以应用于计算设备中，该检测装置 1000 包括：获取模块 1001、确定模块 1002 以及生成模块 1003，以下针对各个模块的功能进行详细的阐述：

获取模块 1001，用于获取至少一张图片的特征，根据特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置。

确定模块 1002：用于确定像素的预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失。

生成模块 1003，用于根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据总损失，生成瑕疵的检测模型。

确定模块 1002：用于根据生成瑕疵的检测模型，确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框。

生成模块 1003，用于针对一张待预测图片，根据预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定像素区域的预测检测框；

确定模块 1002：用于根据像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

以上描述了图 8 所示的数据处理 800 的内部功能和结构，在一个可能的设计中，图 8 所示的数据处理装置 800 的结构可实现为计算设备，如图 11 所示，该计算设备 1100 可以包括：存储器 1101 以及处理器 1102；

存储器 1101，用于存储计算机程序；

处理器 1102，用于执行计算机程序，以用于：

获取至少一张图片的特征，根据特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置；确定像素的预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失；根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据总损失，生成瑕疵的检测模型。

在一些实例中，处理器 1102，具体用于：根据像素的类型损失，确定像素的类型损

失和；第二确定单元，用于根据像素的检测框损失，确定像素的检测框损失和；第三确定单元，用于根据类型损失和与检测框损失和，确定总损失。

5 在一些实例中，处理器 1102，具体用于：针对任一图片，从该图片中不属于瑕疵的正常像素中获取困难负样本，困难负样本是指具有预定质量的负样本；针对任一图片，将该图片中属于瑕疵的像素作为正样本。

其中，处理器 1102，具体用于：确定至少一张图片中的困难负样本的类型损失和；确定至少一张图片中的正样本的类型损失和，将困难负样本的类型损失和与正样本的类型损失和，作为对应图片的类型损失。

10 在一些实例中，处理器 1102，具体用于：将每个图片中不属于瑕疵的正常像素作为负样本，并确定负样本的类型损失；将负样本的类型损失由大到小进行排序，并选择出相邻类型损失差距最大对应的两个负样本，将排序靠后的负样本作为临界点，将排序在临界点之前的负样本作为困难负样本。

在一些实例中，处理器 1102，具体用于：根据全卷积神经网络模型，对特征进行处理，确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框。

15 在一些实例中，处理器 1102，具体用于：根据像素的真实类型以及与该真实类型相符的预测类型的预测概率，确定该真实类型下的像素的类型损失。

在一些实例中，通过下式 1) 确定像素的预测类型与真实类型之间的类型损失：

$$Loss\_per\_pixel_o = -\sum_{c=1}^M y_{o,c} \log(p_{o,c}) \quad 1)$$

20 其中， $Loss\_per\_pixel_o$ 为类型损失， M 为真实类型的总数目， $y_{o,c}$ 为像素 o 预测类型是否为真实类型 c 对应的数值， $p_{o,c}$ 是像素 o 属于预测类型 c 的预测概率。

在一些实例中，处理器 1102，具体用于：根据预测检测框在对应图片中的预测坐标，确定该预测检测框对于对应像素的相对预测坐标；获取真实检测框对于对应像素的相对真实坐标；确定相对预测坐标与相对真实坐标之间的坐标距离；根据坐标距离确定检测框损失。

25 在一些实例中，通过公式 2) 确定检测框损失：

$$Loss_{det} = \begin{cases} 0.5x^2 & \text{if } |x| < 1 \\ |x| - 0.5 & \text{otherwise} \end{cases} \quad 2)$$

其中， $Loss_{det}$ 为检测框损失， x 为坐标距离。

在一些实例中，处理器 1102，具体用于：根据总损失，更新检测模型的检测参数，进行模型的迭代训练，直到满足迭代训练停止条件，生成检测模型。

在一些实例中，处理器 1102，具体用于：根据加权求和算法，确定类型损失和与检测框损失和的总损失。

5 在一些实例中，处理器 1102，具体用于：根据全卷积神经网络模型，对特征进行处理得到像素的至少一个预测类型的预测概率；选择预测概率最大的预测类型作为该像素的预测类型；将预测概率最大的预测类型对应的预测检测框作为该像素的预测检测框。

另外，本发明实施例提供了一种计算机存储介质，计算机程序被一个或多个处理器执行时，致使一个或多个处理器实现图 2 方法实施例中数据处理方法的步骤。

10

以上描述了图 9 所示的检测装置 900 的内部功能和结构，在一个可能的设计中，图 9 所示的检测装置 900 的结构可实现为计算设备，如图 12 所示，该计算设备 1200 可以包括：存储器 1201 以及处理器 1202；

存储器 1201，用于存储计算机程序；

15 处理器 1202，用于执行计算机程序，以用于：

获取至少一张待预测图片，确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框；针对一张待预测图片，根据预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定像素区域的预测检测框；根据像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

20 在一些实例中，处理器 1102，具体用于：根据预测类型的预测概率，确定每个像素的瑕疵类型；根据瑕疵类型，聚合像素，生成相同瑕疵类型的像素的聚合区域，作为像素区域。

在一些实例中，处理器 1102，还用于：将相同瑕疵类型作为该像素区域的瑕疵类型；其中，处理器 1102，具体用于：选择像素区域中该瑕疵类型的预测概率最高的像素的预
25 测检测框作为该像素区域的预测检测框。

在一些实例中，处理器 1102，具体用于：当像素区域的瑕疵类型属于第一类型时，将像素区域的瑕疵类型作为该待预测图片包含的瑕疵类型，将像素区域的预测检测框作为该待预测图片包含的瑕疵的预测检测框；当像素区域中的部分像素超出预测检测框时，从像素区域中去除部分像素，将剩余像素组成的区域作为该待预测图片包含的瑕疵的像
30 素区域。

在一些实例中，处理器 1102，具体用于：当像素区域的瑕疵类型属于第二类型时，将像素区域的瑕疵类型作为该待预测图片包含的瑕疵类型，将像素区域作为该待预测图片包含的瑕疵的像素区域，将像素区域的最小外接矩形框作为该待预测图片包含的瑕疵的预测检测框。

5 在一些实例中，处理器 1102，具体用于：将至少一张待预测图片输入至生成的瑕疵的检测模型，得到待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框。

另外，本发明实施例提供了一种计算机存储介质，计算机程序被一个或多个处理器执行时，致使一个或多个处理器实现图 3 方法实施例中瑕疵的检测方法的步骤。

10 以上描述了图 10 所示的装置 1000 的内部功能和结构，在一个可能的设计中，图 10 所示的装置 1000 的结构可实现为计算设备，如图 13 所示，该计算设备 1300 可以包括：存储器 1301 以及处理器 1302；

存储器 1301，用于存储计算机程序；

处理器 1302，用于执行计算机程序，以用于：

15 存储器，用于存储计算机程序；

处理器，用于执行计算机程序，以用于：

获取至少一张图片的特征，根据特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置；确定像素的预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失；根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据总损失，生成瑕疵的检测模型；根据生成瑕疵的检测模型，确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框；针对一张待预测图片，根据预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定像素区域的预测检测框；根据像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

25 另外，本发明实施例提供了一种计算机存储介质，计算机程序被一个或多个处理器执行时，致使一个或多个处理器实现图 4 方法实施例中瑕疵的检测方法的步骤。

另外，在上述实施例及附图中的描述的一些流程中，包含了按照特定顺序出现的多个操作，但是应该清楚了解，这些操作可以不按照其在本文中出现的顺序来执行或并行执行，操作的序号如 201、202、203 等，仅仅是用于区分开各个不同的操作，序号本身

30

不代表任何的执行顺序。另外，这些流程可以包括更多或更少的操作，并且这些操作可以按顺序执行或并行执行。需要说明的是，本文中的“第一”、“第二”等描述，是用于区分不同的消息、设备、模块等，不代表先后顺序，也不限定“第一”和“第二”是不同的类型。

5 以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的，其中所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的，作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元，即可以位于一个地方，或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部模块来实现本实施例方案的目的。本领域普通技术人员在不付出创造性的劳动的情况下，即可以理解并实施。

10 通过以上的实施方式的描述，本领域的技术人员可以清楚地了解到各实施方式可借助加必需的通用硬件平台的方式来实现，当然也可以通过硬件和软件结合的方式来实现。基于这样的理解，上述技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以计算机产品的形式体现出来，本发明可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质（包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等）上实施的计算机程序产品的形式。

15

 本发明是参照根据本发明实施例的方法、设备（系统）、和计算机程序产品的流程图和 / 或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和 / 或方框图中的每一流程和 / 或方框、以及流程图和 / 或方框图中的流程和 / 或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程多媒体数据处理设备的处理器以产生一个机器，使得通过计算机或其他可编程多媒体数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和 / 或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

20

 这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程多媒体数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中，使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品，该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和 / 或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

25

 这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程多媒体数据处理设备上，使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理，从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和 / 或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

30

在一个典型的配置中，计算设备包括一个或多个处理器 (CPU)、输入/输出接口、网络接口和内存。

内存可能包括计算机可读介质中的非永久性存储器，随机存取存储器 (RAM) 和/或非易失性内存等形式，如只读存储器 (ROM) 或闪存(flash RAM)。内存是计算机可读介质的示例。

计算机可读介质包括永久性和非永久性、可移动和非可移动媒体可以由任何方法或技术来实现信息存储。信息可以是计算机可读指令、数据结构、程序的模块或其他数据。计算机的存储介质的例子包括，但不限于相变内存 (PRAM)、静态随机存取存储器 (SRAM)、动态随机存取存储器 (DRAM)、其他类型的随机存取存储器 (RAM)、只读存储器 (ROM)、电可擦除可编程只读存储器 (EEPROM)、快闪记忆体或其他内存技术、只读光盘只读存储器 (CD-ROM)、数字多功能光盘 (DVD) 或其他光学存储、磁盒式磁带，磁带磁磁盘存储或其他磁性存储设备或任何其他非传输介质，可用于存储可以被计算设备访问的信息。按照本文中的界定，计算机可读介质不包括暂存电脑可读媒体 (transitory media)，如调制的数据信号和载波。

最后应说明的是：以上实施例仅用以说明本发明的技术方案，而非对其限制；尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明，本领域的普通技术人员应当理解：其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改，或者对其中部分技术特征进行等同替换；而这些修改或者替换，并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的精神和范围。

权 利 要 求 书

1.一种数据处理方法，其特征在于，包括：

获取至少一张图片的特征，根据所述特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，所述预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，所述预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置；

确定像素的所述预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失；

根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据所述总损失，生成瑕疵的检测模型。

2.根据权利要求1所述的方法，其特征在于，根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，包括：

根据像素的类型损失，确定像素的类型损失和；

根据像素的检测框损失，确定像素的检测框损失和；

根据类型损失和与检测框损失和，确定所述总损失。

3.根据权利要求2所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：

针对任一图片，从该图片中不属于瑕疵的正常像素中获取困难负样本，困难负样本是指具有预定质量的负样本；

针对任一图片，将该图片中属于瑕疵的像素作为正样本；

其中，所述根据像素的类型损失，确定像素的类型损失和，包括：

确定至少一张图片中的所述困难负样本的类型损失和；

确定至少一张图片中的正样本的类型损失和，将所述困难负样本的类型损失和与正样本的类型损失和，作为对应图片的类型损失。

4.根据权利要求3所述的方法，其特征在于，所述从该图片中不属于瑕疵的正常像素中获取困难负样本，包括：

将每个图片中不属于瑕疵的正常像素作为负样本，并确定所述负样本的类型损失；

将所述负样本的类型损失由大到小进行排序，并选择出相邻类型损失差距最大对应的两个负样本，将排序靠后的负样本作为临界点，将排序在临界点之前的负样本作为所述困难负样本。

5.根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述根据所述特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，包括：

根据全卷积神经网络模型，对所述特征进行处理，确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框。

6.根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述确定像素的所述预测类型与真实类型之间的类型损失，包括：

5 根据像素的真实类型以及与该真实类型相符的预测类型的预测概率，确定该真实类型下的像素的类型损失。

7.根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失，包括：

10 根据预测检测框在对应图片中的预测坐标，确定该预测检测框对于对应像素的相对预测坐标；

获取真实检测框对于对应像素的相对真实坐标；

确定所述相对预测坐标与所述相对真实坐标之间的坐标距离；

根据所述坐标距离确定所述检测框损失。

15 8.根据权利要求1所述的方法，其特征在于，所述根据所述总损失，生成瑕疵的检测模型，包括：

根据所述总损失，更新所述检测模型的检测参数，进行模型的迭代训练，直到满足迭代训练停止条件，生成检测模型。

9.根据权利要求2所述的方法，其特征在于，所述根据类型损失和与检测框损失和，确定所述总损失，包括：

20 根据加权求和算法，确定所述类型损失和与所述检测框损失和的总损失。

10.根据权利要求5所述的方法，其特征在于，所述根据全卷积神经网络模型，对所述特征进行处理，确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，包括：

根据全卷积神经网络模型，对所述特征进行处理得到像素的至少一个预测类型的预测概率；

25 选择预测概率最大的预测类型作为该像素的预测类型；

将预测概率最大的预测类型对应的预测检测框作为该像素的预测检测框。

11.一种瑕疵的检测方法，其特征在于，包括：

获取至少一张待预测图片，确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框；

30 针对一张待预测图片，根据所述预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定所述像素区域的预测检测框；

根据所述像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

12.根据权利要求 11 所述的方法，其特征在于，所述根据所述预测类型聚合像素，生成像素区域，包括：

根据所述预测类型的预测概率，确定每个像素的瑕疵类型；

5 根据瑕疵类型，聚合像素，生成相同瑕疵类型的像素的聚合区域，作为像素区域。

13.根据权利要求 12 所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：

将所述相同瑕疵类型作为该像素区域的瑕疵类型；

其中，所述根据像素的预测检测框，确定所述像素区域的预测检测框，包括：

10 选择所述像素区域中该瑕疵类型的预测概率最高的像素的预测检测框作为该像素区域的预测检测框。

14.根据权利要求 11 所述的方法，其特征在于，所述根据所述像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵，包括：

当像素区域的瑕疵类型属于第一类型时，将像素区域的瑕疵类型作为该待预测图片包含的瑕疵类型，将像素区域的预测检测框作为该待预测图片包含的瑕疵的预测检测框；

当像素区域中的部分像素超出所述预测检测框时，从所述像素区域中去除所述部分像素，将剩余像素组成的区域作为该待预测图片包含的瑕疵的像素区域。

15.根据权利要求 11 所述的方法，其特征在于，所述根据所述像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵，包括：

20 当像素区域的瑕疵类型属于第二类型时，将像素区域的瑕疵类型作为该待预测图片包含的瑕疵类型，将像素区域作为该待预测图片包含的瑕疵的像素区域，将所述像素区域的最小外接矩形框作为该待预测图片包含的瑕疵的预测检测框。

16.根据权利要求 11 所述的方法，其特征在于，所述确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框，包括：

25 将至少一张待预测图片输入至生成的瑕疵的检测模型，得到待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框。

17.一种瑕疵的检测方法，其特征在于，包括：

获取至少一张图片的特征，根据所述特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，所述预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，所述预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置；

确定像素的所述预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失；

根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据所述总损失，生成瑕疵的检测模型；

- 5 根据生成瑕疵的检测模型，确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框；
针对一张待预测图片，根据所述预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定所述像素区域的预测检测框；

根据所述像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

18.一种瑕疵的检测系统，其特征在于，包括：第一计算设备以及第二计算设备；

- 10 所述第一计算设备，获取至少一张图片的特征，根据所述特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，所述预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，所述预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置；

确定像素的所述预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失；

- 15 根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据所述总损失，生成瑕疵的检测模型；

所述第二计算设备，根据生成瑕疵的检测模型，确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框；

- 20 针对一张待预测图片，根据所述预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定所述像素区域的预测检测框；

根据所述像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

19.一种计算设备，其特征在于，包括存储器以及处理器；

所述存储器，用于存储计算机程序；

所述处理器，用于执行所述计算机程序，以用于：

- 25 获取至少一张图片的特征，根据所述特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，所述预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，所述预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置；

确定像素的所述预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失；

- 30 根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据所述总损失，生成

瑕疵的检测模型。

20.一种存储有计算机程序的计算机可读存储介质，其特征在于，计算机程序被一个或多个处理器执行时，致使所述一个或多个处理器实现权利要求 1-10 任一项所述方法中的步骤。

5 21.一种计算设备，其特征在于，包括存储器以及处理器；

所述存储器，用于存储计算机程序；

所述处理器，用于执行所述计算机程序，以用于：

获取至少一张待预测图片，确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框；

10 针对一张待预测图片，根据所述预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定所述像素区域的预测检测框；

根据所述像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

22.一种存储有计算机程序的计算机可读存储介质，其特征在于，计算机程序被一个或多个处理器执行时，致使所述一个或多个处理器实现权利要求 11-16 任一项所述方法中的步骤。

15 23.一种计算设备，其特征在于，包括存储器以及处理器；

所述存储器，用于存储计算机程序；

所述处理器，用于执行所述计算机程序，以用于：

20 获取至少一张图片的特征，根据所述特征确定该图片中像素的预测类型以及预测检测框，所述预测类型反映像素是否属于瑕疵的情况，所述预测目标框反映像素在具有瑕疵时的瑕疵位置；

确定像素的所述预测类型与真实类型之间的类型损失，以及确定像素的预测检测框与真实检测框之间的检测框损失；

根据像素的类型损失以及检测框损失，确定像素的总损失，根据所述总损失，生成瑕疵的检测模型；

25 根据生成瑕疵的检测模型，确定待预测图片中的像素的预测类型以及预测检测框；

针对一张待预测图片，根据所述预测类型聚合像素，生成像素区域，并根据像素的预测检测框，确定所述像素区域的预测检测框；

根据所述像素区域和/或像素区域的预测检测框，确定待预测图片的瑕疵。

30 24.一种存储有计算机程序的计算机可读存储介质，其特征在于，计算机程序被一个或多个处理器执行时，致使所述一个或多个处理器实现权利要求 17 所述方法中的步骤。

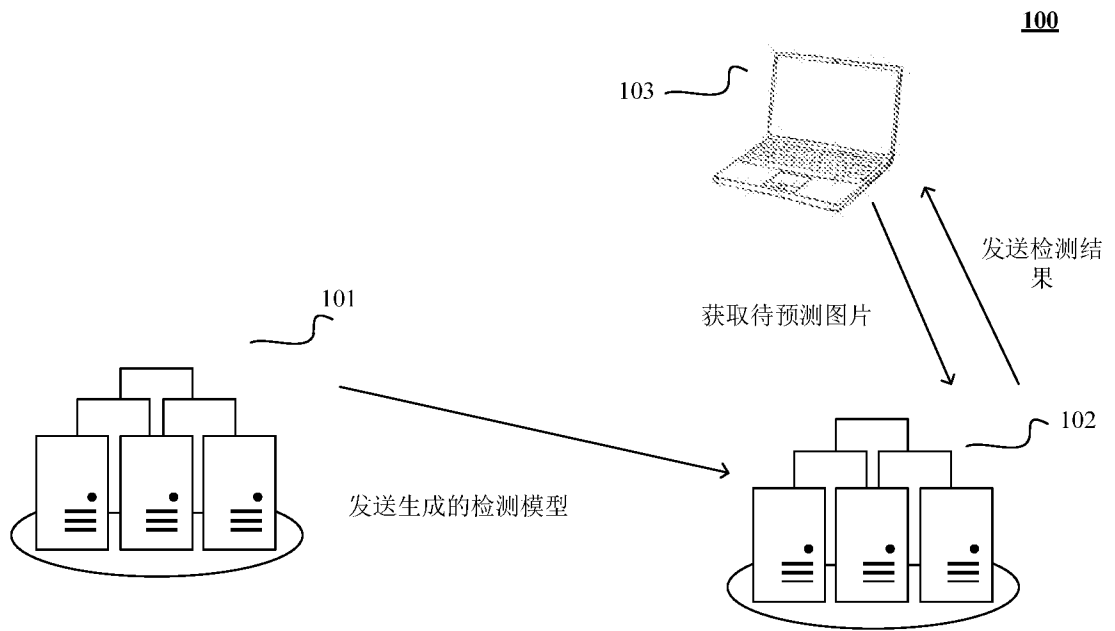


图 1

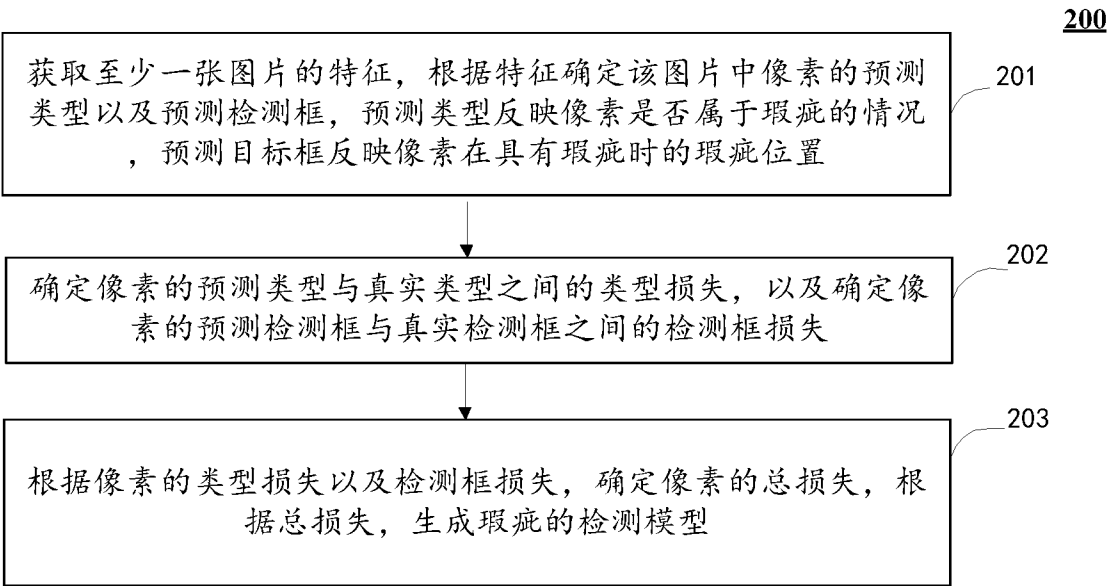


图 2

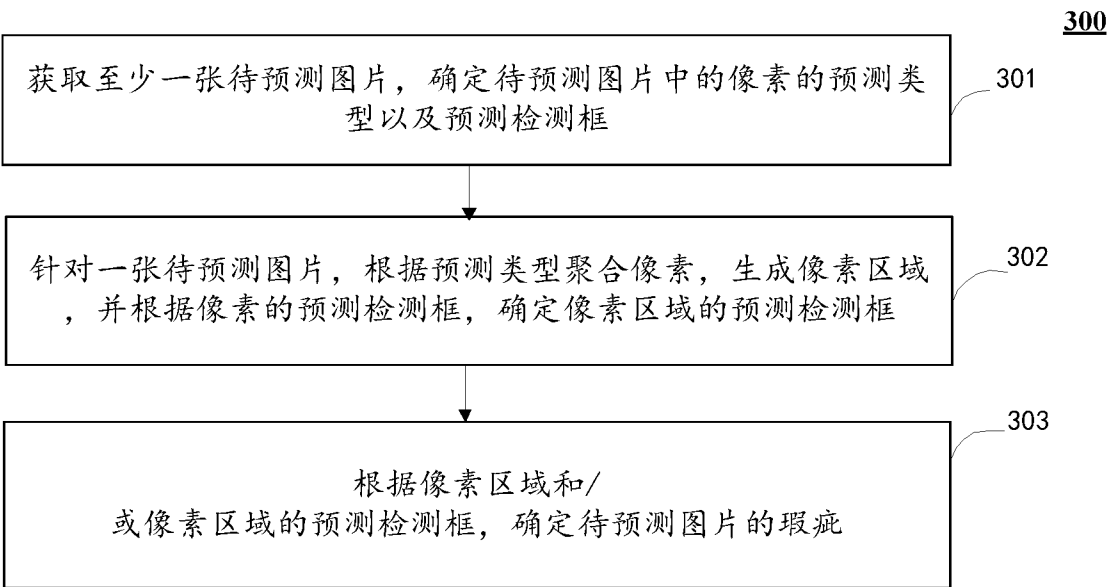


图 3

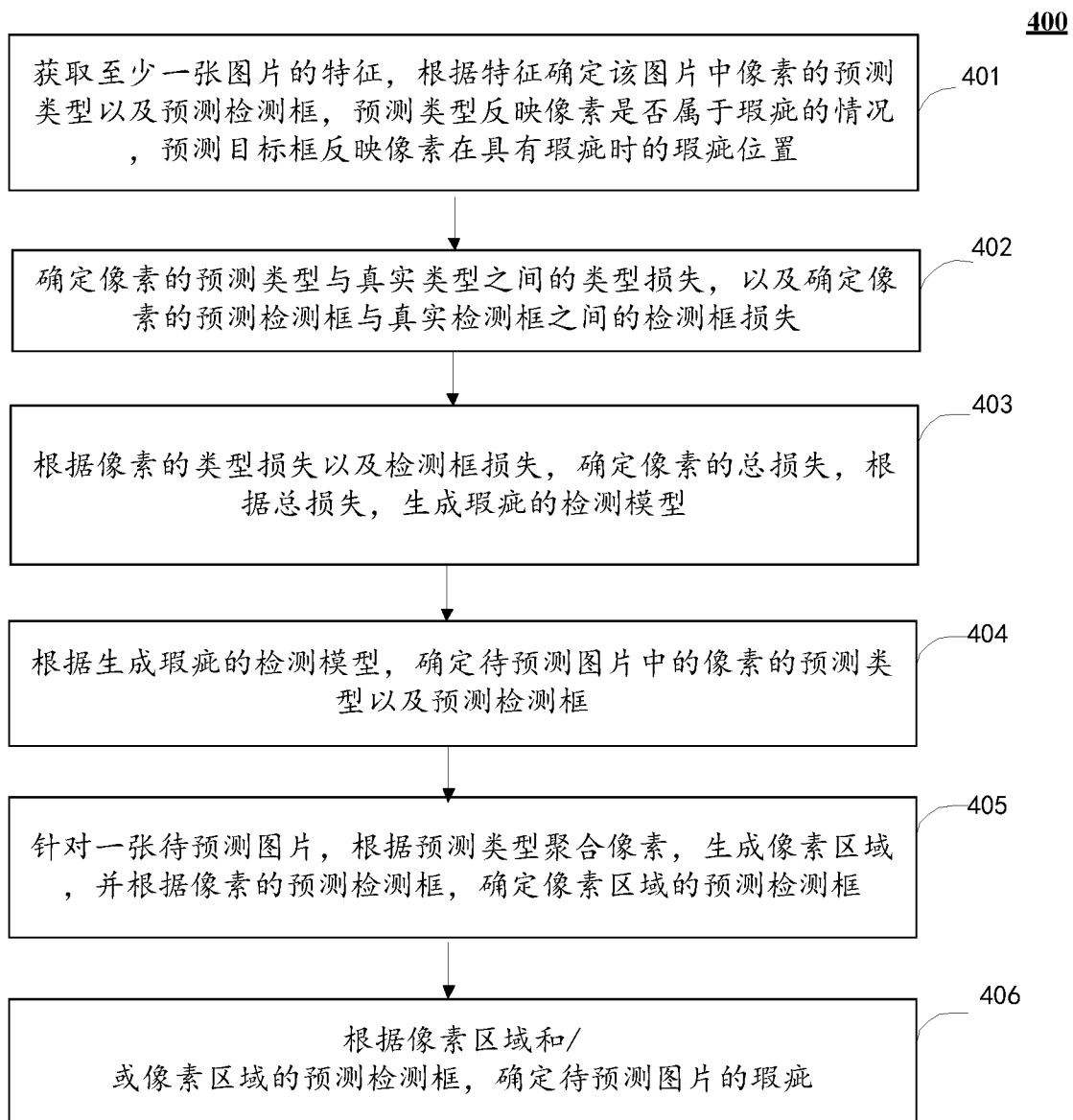


图 4

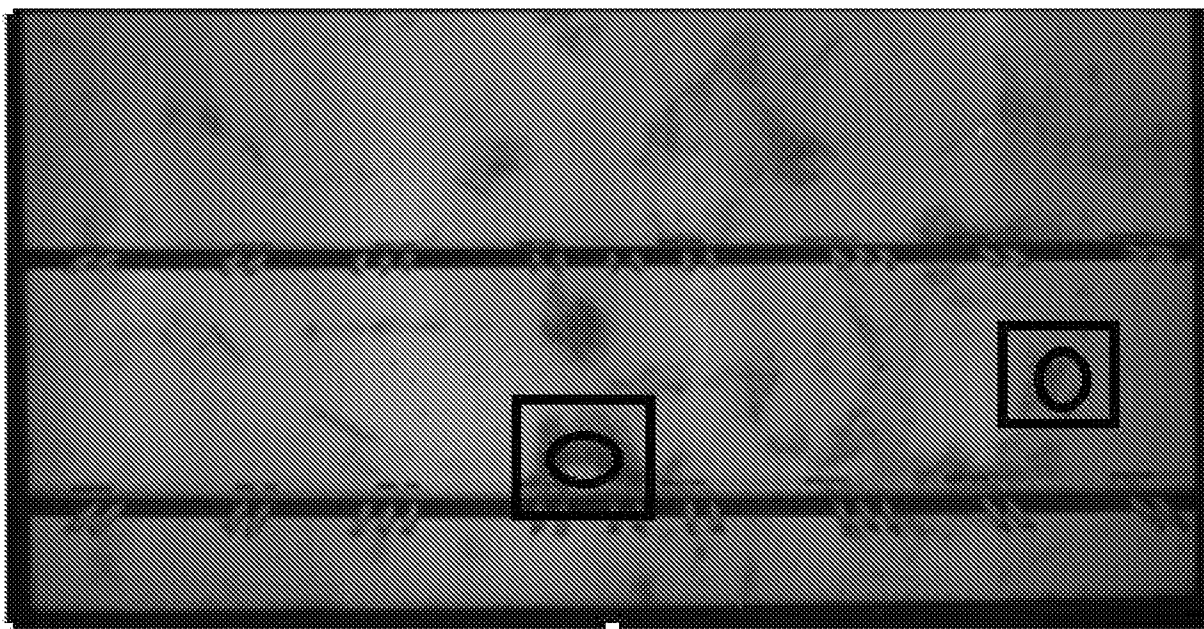


图 5

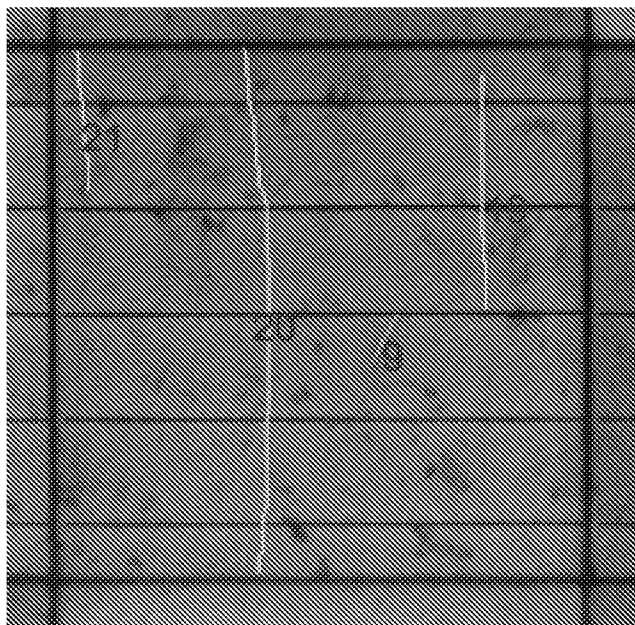


图 6

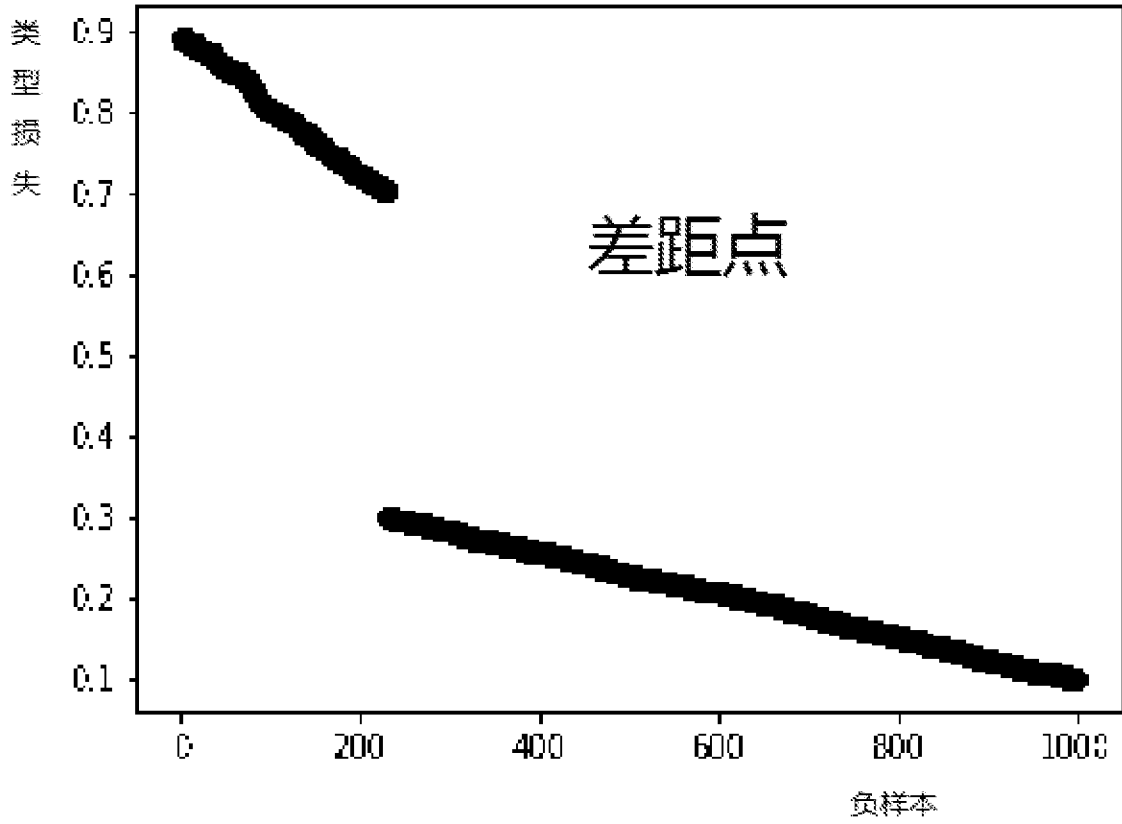


图 7

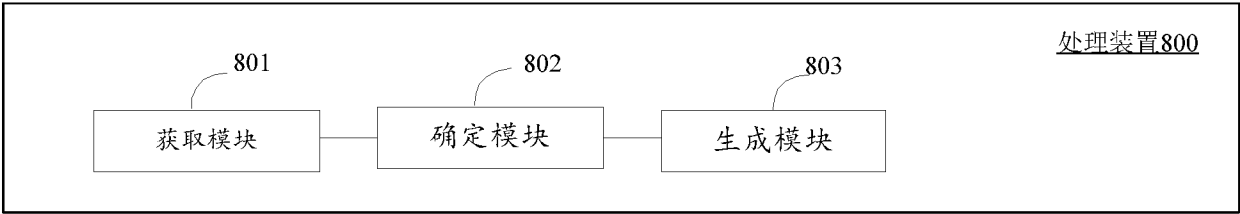


图 8

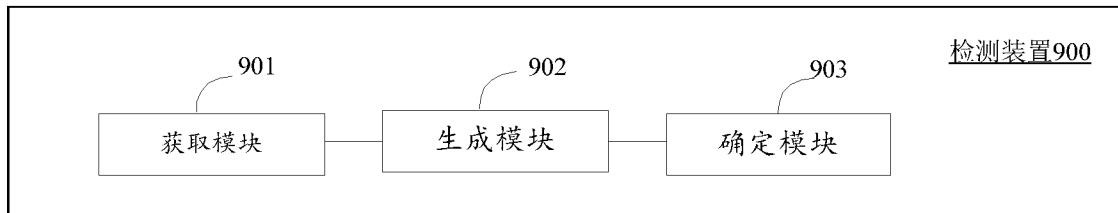


图 9

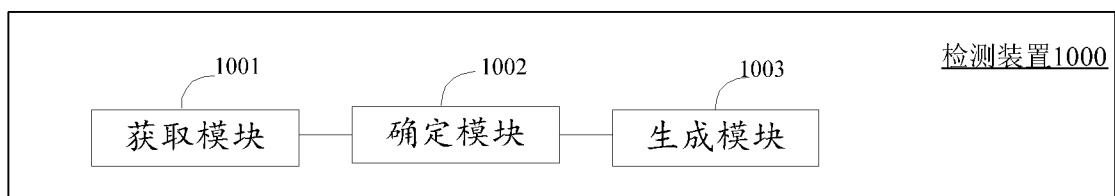


图 10

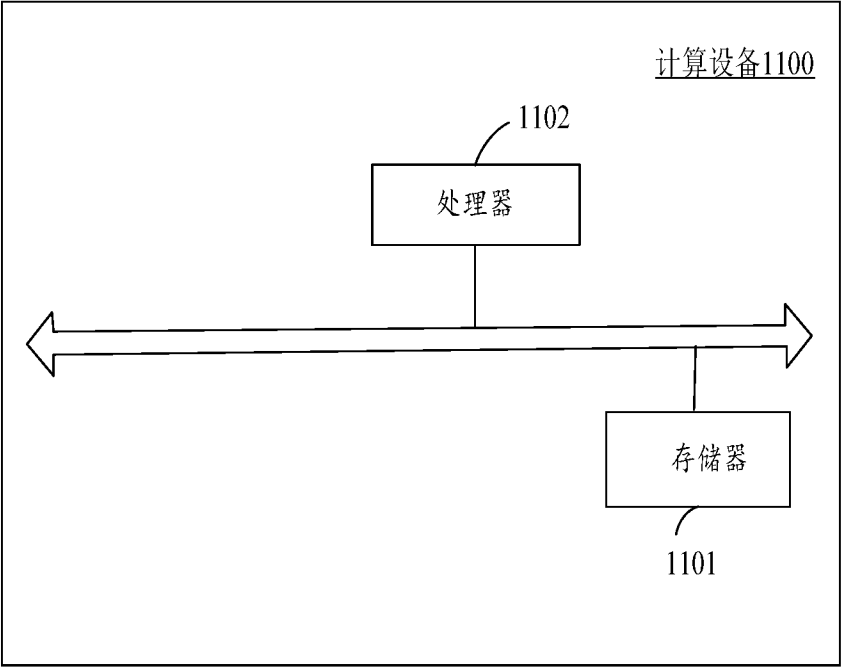


图 11

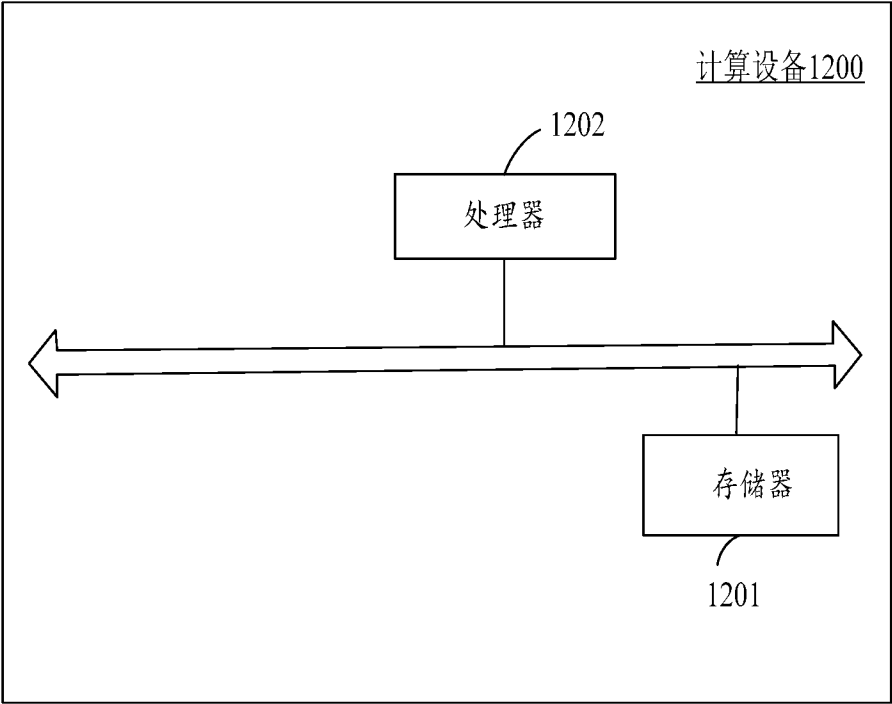


图 12

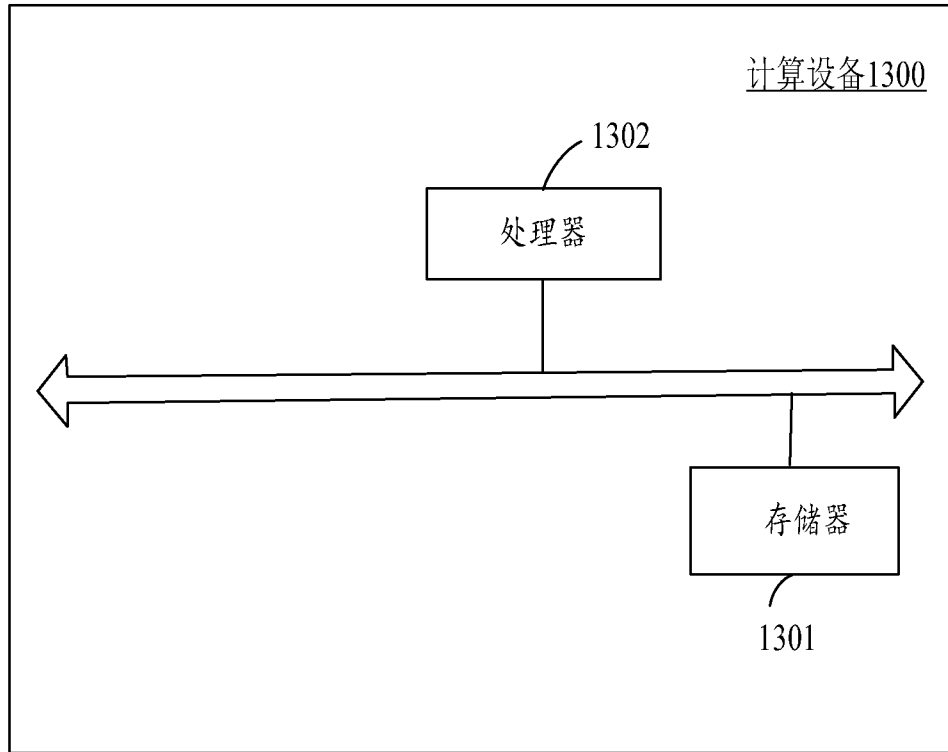


图 13

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2020/073704

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T 7/00(2017.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06T7/-

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNABS, CNTXT, CNKI, VEN, USTXT, EPTXT, WOTXT: 瑕疵, 缺陷, 检测, 像素, 象素, 图像, 图片, 检测框, 矩形框, 预测框, 区域, 位置, 类别, 类型, 样本, 神经网络, 损失, flaw, defect, detect, pixel, image, picture, detection frame, rectangle, prediction frame, region, position, category, type, class, sample, neural network, loss

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	CN 107341517 A (HARBIN INSTITUTE OF TECHNOLOGY) 10 November 2017 (2017-11-10) description, paragraphs 25-61, and figures 2 and 3	1-24
Y	CN 109300102 A (LUSTER LIGHTTECH GROUP CO., LTD.) 01 February 2019 (2019-02-01) claims 1-10	1-24
A	CN 107316295 A (SOOCHOW UNIVERSITY) 03 November 2017 (2017-11-03) entire document	1-24
A	CN 109239102 A (NANJING UNIVERSITY OF SCIENCE AND TECHNOLOGY) 18 January 2019 (2019-01-18) entire document	1-24
A	US 7646908 B2 (DAINIPPON SCREEN MFG CO., LTD.) 12 January 2010 (2010-01-12) entire document	1-24

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C.☒ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

“A” document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

“E” earlier application or patent but published on or after the international filing date

“L” document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

“O” document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

“P” document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

“T” later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

“X” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

“Y” document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

“&” document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

25 March 2020

Date of mailing of the international search report

17 April 2020

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing
100088
China

Authorized officer

Facsimile No. (86-10)62019451

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2020/073704

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	107341517	A	10 November 2017	None			
CN	109300102	A	01 February 2019	None			
CN	107316295	A	03 November 2017	None			
CN	109239102	A	18 January 2019	None			
US	7646908	B2	12 January 2010	JP	2006098163	A	13 April 2006
				TW	I264793	B	21 October 2006
				US	2006067571	A1	30 March 2006
				TW	200612510	A	16 April 2006
				JP	4562126	B2	13 October 2010
				KR	100730051	B1	20 June 2007
				KR	20060051443	A	19 May 2006

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2020/073704

A. 主题的分类

G06T 7/00 (2017.01) i

按照国际专利分类 (IPC) 或者同时按照国家分类和 IPC 两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献 (标明分类系统和分类号)

G06T7/-

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库 (数据库的名称, 和使用的检索词 (如使用))

CNABS, CNTXT, CNKI, VEN, USTXT, EPTXT, WOTXT: 瑕疵, 缺陷, 检测, 像素, 象素, 图像, 图片, 检测框, 矩形框, 预测框, 区域, 位置, 类别, 类型, 样本, 神经网络, 损失, flaw, defect, detect, pixel, image, picture, detection frame, rectangle, prediction frame, region, position, category, type, class, sample, neural network, loss

C. 相关文件

类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
Y	CN 107341517 A (哈尔滨工业大学) 2017年 11月 10日 (2017 - 11 - 10) 说明书第25-61段及图2-3	1-24
Y	CN 109300102 A (凌云光技术集团有限责任公司) 2019年 2月 1日 (2019 - 02 - 01) 权利要求1-10	1-24
A	CN 107316295 A (苏州大学) 2017年 11月 3日 (2017 - 11 - 03) 全文	1-24
A	CN 109239102 A (南京理工大学) 2019年 1月 18日 (2019 - 01 - 18) 全文	1-24
A	US 7646908 B2 (DAINIPPON SCREEN MFG CO LTD) 2010年 1月 12日 (2010 - 01 - 12) 全文	1-24

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。☒ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型:

“A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

“E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

“L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的)

“O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

“P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

“T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件

“X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

“Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性

“&” 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期

2020年 3月 25日

国际检索报告邮寄日期

2020年 4月 17日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局 (ISA/CN)

中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

传真号 (86-10)62019451

受权官员

王国海

电话号码 86-(20)-28958137

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2020/073704

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN	107341517	A	2017年 11月 10日	无	
CN	109300102	A	2019年 2月 1日	无	
CN	107316295	A	2017年 11月 3日	无	
CN	109239102	A	2019年 1月 18日	无	
US	7646908	B2	2010年 1月 12日	JP 2006098163 A	2006年 4月 13日
				TW 1264793 B	2006年 10月 21日
				US 2006067571 A1	2006年 3月 30日
				TW 200612510 A	2006年 4月 16日
				JP 4562126 B2	2010年 10月 13日
				KR 100730051 B1	2007年 6月 20日
				KR 20060051443 A	2006年 5月 19日