



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111738290 B

(45) 授权公告日 2024. 04. 09

(21) 申请号 202010407166.0

CN 109886319 A, 2019.06.14

(22) 申请日 2020.05.14

CN 109977848 A, 2019.07.05

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 105989330 A, 2016.10.05

申请公布号 CN 111738290 A

CN 109583501 A, 2019.04.05

(43) 申请公布日 2020.10.02

CN 107122806 A, 2017.09.01

(73) 专利权人 北京沃东天骏信息技术有限公司

CN 111046956 A, 2020.04.21

地址 100176 北京市大兴区北京经济技术

AU 2017101803 A4, 2018.02.15

开发区科创十一街18号院2号楼4层

CN 107609598 A, 2018.01.19

A402室

CN 107871314 A, 2018.04.03

专利权人 北京京东世纪贸易有限公司

CN 109101523 A, 2018.12.28

(72) 发明人 李俊涛

CN 110163143 A, 2019.08.23

(74) 专利代理机构 北京品源专利代理有限公司

CN 110321927 A, 2019.10.11

11332

EP 3125153 A1, 2017.02.01

专利代理师 孟金喆

US 2015023552 A1, 2015.01.22

(51) Int. Cl.

Fudong Nian et al. Pornographic image detection utilizing deep convolutional neural networks.《Neurocomputing》.2016, 283-293.

G06V 10/764 (2022.01)

KaiLong Zhou et al. Convolutional Neural Networks based Pornographic Image Classification.《2016 IEEE Second International Conference on Multimedia Big Data》.2016, 206-209. (续)

G06V 10/766 (2022.01)

G06V 10/774 (2022.01)

G06V 10/82 (2022.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

G06N 3/08 (2023.01)

审查员 张露

(56) 对比文件

CN 105095911 A, 2015.11.25

权利要求书3页 说明书16页 附图5页

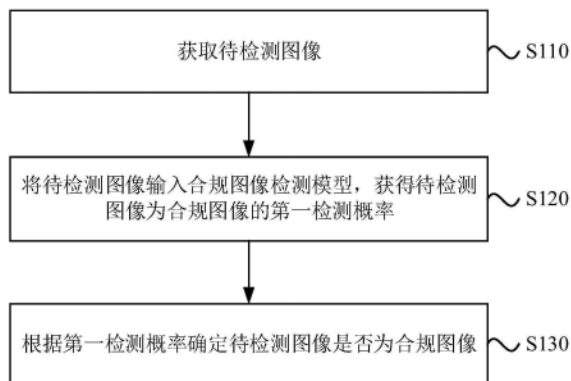
(54) 发明名称

图像检测方法、模型构建和训练方法、装置、设备和介质

确、更加全面地进行图像检测。

(57) 摘要

本发明实施例公开了一种图像检测方法、模型构建和训练方法、装置、设备和介质。该方法包括：获取待检测图像；将所述待检测图像输入合规图像检测模型，获得所述待检测图像为合规图像的第一检测概率，其中，所述合规图像检测模型是基于由合规图像和不合规图像构成的训练样本，对目标图像检测模型进行训练而得到；根据所述第一检测概率确定所述待检测图像是否为合规图像。通过上述技术方案，实现了更加准



CN 111738290 B

[接上页]

(56) 对比文件

余明扬 等. 基于卷积神经网络的色情图像检测.《计算机应用与软件》.2018,第35卷(第1期),232-236,275.

王景中;杨源;何云华.基于多分类和ResNet的不良图片识别框架.《计算机系统应用》.2018,第27卷(第09期),100-106.

1. 一种图像检测方法,其特征在于,包括:

获取待检测图像;

将所述待检测图像输入不合规图像检测模型,获得所述待检测图像为不合规图像的第二检测概率,其中,所述不合规图像检测模型基于预设不合规图像类型的图像样本对设定机器学习模型进行训练而得到;所述不合规图像检测模型是用于检测所述待检测图像是否为不合规图像模型;

若根据所述第二检测概率判断所述待检测图像不是不合规图像,则将所述待检测图像输入合规图像检测模型,获得所述待检测图像为合规图像的第一检测概率,其中,所述合规图像检测模型是基于由合规图像和不合规图像构成的训练样本,对目标图像检测模型进行训练而得到;所述合规图像检测模型是用于检测所述待检测图像是否为合规图像模型;

根据所述第一检测概率确定所述待检测图像是否为合规图像。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述设定机器学习模型和所述目标图像检测模型具有相同的模型结构。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述模型结构包括:

特征提取子网络,用于对输入图像进行特征提取,获得特征层,其中,所述输入图像为合规图像和/或不合规图像;

回归分类子网络,用于对所述特征层进行分类回归,获得所述输入图像的检测结果;

所述特征提取子网络基于两步法的目标检测模型构建,所述回归分类子网络基于一歩法的目标检测模型构建。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述特征提取子网络包括基于两步法的目标检测模型中的输入层、卷积层、激活层、池化层和首个全连接层;和/或

所述回归分类子网络包括基于一歩法的目标检测模型中的特征分类层。

5. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述基于一歩法的目标检测模型是运算速度大于所述基于两步法的目标检测模型的运算速度的模型。

6. 一种图像检测模型的训练方法,基于权利要求1所述的图像检测方法,其特征在于,所述训练方法包括:

将收集到的图像进行分类,生成初始合规图像集和初始不合规图像集;

基于所述初始合规图像集和所述初始不合规图像集,对目标图像检测模型进行训练,生成合规图像检测模型,其中所述合规图像检测模型用于检测输入图像是否为合规图像;

基于预设不合规图像类型的图像样本对机器学习模型进行训练,得到不合规图像检测模型,其中所述不合规图像检测模型用于对所述收集到的图像进行检测,将检测确定为不合规图像的图像加入所述初始不合规图像集。

7. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,基于所述初始合规图像集和所述初始不合规图像集,对目标图像检测模型进行训练,生成合规图像检测模型包括:

分别对所述初始合规图像集和所述初始不合规图像集进行人物分类和场景分类,生成人物合规图像集、场景合规图像集、人物不合规图像集和场景不合规图像集;

基于所述人物合规图像集、所述场景合规图像集、所述人物不合规图像集和所述场景不合规图像集,对所述目标图像检测模型进行训练,生成所述合规图像检测模型。

8. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,将收集到的图像进行分类,生成初始合规

图像集和初始不合规图像集包括：

基于不合规图像检测模型对收集到的图像进行不合规图像识别，生成初始合规图像集、疑似图像集和初始不合规图像集；

依据所述疑似图像集中每个图像是否合规的反馈结果，将所述疑似图像集中的每个图像加入所述初始合规图像集或初始不合规图像集。

9. 根据权利要求6所述的方法，其特征在于，所述目标图像检测模型包括：

特征提取子网络，用于对输入图像进行特征提取，获得特征层，其中，所述输入图像为合规图像和/或不合规图像；

回归分类子网络，用于对所述特征层进行分类回归，获得所述输入图像的检测结果；

所述特征提取子网络基于两步法的目标检测模型构建，所述回归分类子网络基于一歩法的目标检测模型构建。

10. 根据权利要求9所述的方法，其特征在于，所述特征提取子网络包括基于两步法的目标检测模型中的输入层、卷积层、激活层、池化层和首个全连接层；和/或

所述回归分类子网络包括基于一歩法的目标检测模型中的特征分类层。

11. 一种图像检测装置，其特征在于，包括：

图像获取模块，用于获取待检测图像；

第二检测概率获得模块，用于将所述待检测图像输入不合规图像检测模型，获得所述待检测图像为不合规图像的第二检测概率，其中，所述不合规图像检测模型基于预设不合规图像类型的图像样本对设定机器学习模型进行训练而得到；所述不合规图像检测模型是用于检测所述待检测图像是否为不合规图像的模式；

第一检测概率获得模块，用于若根据所述第二检测概率判断所述待检测图像不是不合规图像，则将所述待检测图像输入合规图像检测模型，获得所述待检测图像为合规图像的第一检测概率，其中，所述合规图像检测模型基于由合规图像和不合规图像构成的训练样本，对目标图像检测模型进行训练而得到；所述合规图像检测模型是用于检测所述待检测图像是否为合规图像的模式；

合规图像检测模块，用于根据所述第一检测概率确定所述待检测图像是否为合规图像。

12. 一种图像检测模型的训练装置，基于权利要求11所述的图像检测装置，其特征在于，所述训练装置包括：

样本分类模块，用于将收集到的图像进行分类，生成初始合规图像集和初始不合规图像集；

模型训练模块，用于基于所述初始合规图像集和所述初始不合规图像集，对目标图像检测模型进行训练，生成合规图像检测模型，其中，所述合规图像检测模型用于检测输入图像是否为合规图像；

基于预设不合规图像类型的图像样本对机器学习模型进行训练，得到不合规图像检测模型，其中所述不合规图像检测模型用于对所述收集到的图像进行检测，将检测确定为不合规图像的图像加入所述初始不合规图像集。

13. 一种电子设备，其特征在于，所述电子设备包括：

一个或多个处理器；

存储装置,用于存储一个或多个程序,

当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行,使得所述一个或多个处理器实现如权利要求1-5中任一所述的图像检测方法、或者如权利要求6-10中任一所述的图像检测模型的训练方法。

14.一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1-5中任一所述的图像检测方法、或者如权利要求6-10中任一所述的图像检测模型的训练方法。

图像检测方法、模型构建和训练方法、装置、设备和介质

技术领域

[0001] 本发明实施例涉及图像处理技术,尤其涉及一种图像检测方法、模型构建和训练方法、装置、设备和介质。

背景技术

[0002] 一切涉及原创内容(UGC)的互联网公司,如在视频直播、社交类应用和电商类应用等,按照国家有关规定,都需要进行不符合规定的图像的检测及过滤。

[0003] 现有的图像检测一般为穷举不符合规定的图像类型,如包含水印的水印图像、涉黄图像、暴恐图像、公众人物图像、广告图像等,并利用每个图像类型对应的图像识别算法来识别某一图像是否为不符合规定的图像(即不合规图像)。若是,则过滤掉;若否,则检测通过。

[0004] 在实现本发明过程中,发明人发现现有技术中至少存在如下问题:设定的不符合规定的图像类型有限,对新增的违规内容扩展性不足,致使一些新增的不符合规定的图像类型的图像无法被识别出来,从而降低图像检测准确性。

发明内容

[0005] 本发明实施例提供一种图像检测方法、模型构建和训练方法、装置、设备和介质,以实现更加准确、更加全面地进行图像检测。

[0006] 第一方面,本发明实施例提供了一种图像检测方法,包括:

[0007] 获取待检测图像;

[0008] 将所述待检测图像输入合规图像检测模型,获得所述待检测图像为合规图像的第一检测概率,其中,所述合规图像检测模型是基于由合规图像和不合规图像构成的训练样本,对目标图像检测模型进行训练而得到;

[0009] 根据所述第一检测概率确定所述待检测图像是否为合规图像。

[0010] 第二方面,本发明实施例还提供了一种图像检测模型的训练方法,包括:

[0011] 将收集到的图像进行分类,生成初始合规图像集和初始不合规图像集;

[0012] 基于所述初始合规图像集和所述初始不合规图像集,对目标图像检测模型进行训练,生成合规图像检测模型,其中,所述合规图像检测模型用于检测输入图像是否为合规图像。

[0013] 第三方面,本发明实施例还提供了一种图像检测模型的构建方法,包括:

[0014] 依据基于两步法的目标检测模型构建特征提取子网络;

[0015] 依据基于一步法的目标检测模型构建回归分类子网络;

[0016] 由所述特征提取子网络和所述回归分类子网络构建目标图像检测模型;

[0017] 其中,所述特征提取子网络用于对输入图像进行特征提取,获得特征层;所述回归分类子网络用于对所述特征层进行分类回归,获得所述输入图像的检测结果;所述输入图像为合规图像和/或不合规图像。

[0018] 第四方面,本发明实施例还提供了一种图像检测装置,该装置包括:

[0019] 图像获取模块,用于获取待检测图像;

[0020] 第一检测概率获得模块,用于将所述待检测图像输入合规图像检测模型,获得所述待检测图像为合规图像的第一检测概率,其中,所述合规图像检测模型基于由合规图像和不合规图像构成的训练样本,对目标图像检测模型进行训练而得到;

[0021] 合规图像检测模块,用于根据所述第一检测概率确定所述待检测图像是否为合规图像。

[0022] 第五方面,本发明实施例还提供了一种图像检测模型的训练装置,该装置包括:

[0023] 样本分类模块,用于将收集到的图像进行分类,生成初始合规图像集和初始不合规图像集;

[0024] 模型训练模块,用于基于所述初始合规图像集和所述初始不合规图像集,对目标图像检测模型进行训练,生成合规图像检测模型,其中,所述合规图像检测模型用于检测输入图像是否为合规图像。

[0025] 第六方面,本发明实施例还提供了一种图像检测模型的构建装置,该装置包括:

[0026] 特征提取子网络构建模块,用于依据基于两步法的目标检测模型构建特征提取子网络;

[0027] 回归分类子网络构建模块,用于依据基于一步法的目标检测模型构建回归分类子网络;

[0028] 目标图像检测模型构建模块,用于由所述特征提取子网络和所述回归分类子网络构建目标图像检测模型;

[0029] 其中,所述特征提取子网络用于对输入图像进行特征提取,获得特征层;所述回归分类子网络用于对所述特征层进行分类回归,获得所述输入图像的检测结果;所述输入图像为合规图像和/或不合规图像。

[0030] 第七方面,本发明实施例还提供了一种电子设备,该电子设备包括:

[0031] 一个或多个处理器;

[0032] 存储装置,用于存储一个或多个程序,

[0033] 当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行,使得所述一个或多个处理器实现本发明任意实施例所提供的图像检测方法、图像检测模型的训练方法、或者图像检测模型的构建方法。

[0034] 第四方面,本发明实施例还提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现本发明任意实施例所提供的图像检测方法、图像检测模型的训练方法、或者图像检测模型的构建方法。

[0035] 本发明实施例通过获取待检测图像;将待检测图像输入合规图像检测模型,获得待检测图像为合规图像的第一检测概率,其中,合规图像检测模型是基于由合规图像和不合规图像构成的训练样本,对目标图像检测模型进行训练而得到;根据第一检测概率确定待检测图像是否为合规图像。实现了利用由合规图像和不合规图像训练而得到的合规图像检测模型来检测图像是否是合规图像,达到了通过机器学习模型的特征抽象和分类进行图像正向检测的目的,使得图像检测不受图像类型黑名单的限制,避免图像类型黑名单不全面而无法正确识别不合规图像导致的图像检测错误的问题,能够提高图像检测的准确性和

全面性。

附图说明

- [0036] 图1是本发明实施例一中的一种图像检测方法的流程图；
- [0037] 图2是本发明实施例二中的一种图像检测方法的流程图；
- [0038] 图3是本发明实施例三中的一种目标图像检测模型的模型结构的示意图；
- [0039] 图4是本发明实施例三中的基于模型检测精度和检测速率的模型比较结果示意图；
- [0040] 图5是本发明实施例四中的一种图像检测模型的训练方法的流程图；
- [0041] 图6是本发明实施例五中的一种图像检测模型的构建方法的流程图；
- [0042] 图7是本发明实施例六中的一种图像检测装置的结构示意图；
- [0043] 图8是本发明实施例七中的一种图像检测模型的训练装置的结构示意图；
- [0044] 图9是本发明实施例八中的一种图像检测模型的构建装置的结构示意图；
- [0045] 图10是本发明实施例九中的一种电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0046] 下面结合附图和实施例对本发明作进一步的详细说明。可以理解的是,此处所描述的具体实施例仅仅用于解释本发明,而非对本发明的限定。另外还需要说明的是,为了便于描述,附图中仅示出了与本发明相关的部分而非全部结构。

[0047] 实施例一

[0048] 本实施例提供的图像检测方法可适用于网络环境中合规图像和不合规图像的检测。该方法可以由图像检测装置来执行,该装置可以由软件和/或硬件的方式实现,该装置可以集成在具有图像处理功能的电子设备中,例如平板电脑、台式电脑、服务器或服务器集群等。

[0049] 参见图1,本实施例的图像检测方法具体包括如下步骤:

[0050] S110、获取待检测图像。

[0051] 待检测图像可以是实时采集所得,也可以是从存储介质中读取获得。

[0052] S120、将待检测图像输入合规图像检测模型,获得待检测图像为合规图像的第一检测概率。

[0053] 其中,合规图像检测模型是指检测图像是否为合规图像的模型。合规图像是指符合网络环境中相关图像发布的规定的图像。相应地,不合规图像则是指不符合网络环境中相关图像发布的规定的图像,例如涉黄图像、公众人物图像、暴恐图像、含有水印信息的水印图像等。示例性地,合规图像检测模型是基于由合规图像和不合规图像构成的训练样本,对目标图像检测模型进行训练而得到,目标图像检测模型属于机器学习模型。这里的目标图像检测模型是一类能够进行图像是否合规的检测的模型,其属于目标检测类的机器学习模型。目标图像检测模型的模型结构可以是已有目标检测的机器学习模型的模型结构,也可以是改进的机器学习模型的模型结构(可参见后续实施例三的说明)。为了提高模型对合规图像的检测准确性和全面性,本发明实施例中采用合规图像和不合规图像来构建训练样本集,以便机器学习模型通过其特征抽象能力来提取各种图像特征进行学习,生成合规图

像检测模型。

[0054] 相关技术中进行图像检测时采用的是反向检测的思路,即预先穷举不合规图像的图像类型,然后判断待检测图像是否属于列举的图像类型,以此来确定待检测图像是否是不合规图像。但是,穷举不合规图像类型的方式无法及时地适应图像发布规则的变动,而且对于同一不合规图像类型的定义无法统一,例如涉黄图像的定义尺度不一,又如水印图像中的水印类型多样等,使得根据不合规图像类型的图像检测准确性和全面性受限。基于此,本发明实施例提出了正向检测的思路,即主动挖掘符合规定的合规图像的特征,构建合规图像检测模型。具体实施时,将待检测图像输入合规图像检测模型,经过模型运算处理,输出待检测图像为合规图像的概率值(即第一检测概率)。

[0055] S130、根据第一检测概率确定待检测图像是否为合规图像。

[0056] 模型输出的第一检测概率的概率值越大,表明待检测图像为合规图像的可能性越大,所以可以根据第一检测概率来确定待检测图像是否是合规图像。例如,可以设置一个用于判定待检测图像是否为合规图像的概率阈值(称为第一预设概率阈值)。如果第一检测概率大于第一预设概率阈值,则确定待检测图像为合规图像。如果第一检测概率不超过第一预设概率阈值,则确定待检测图像为不确定是否合规的疑似图像。该疑似图像可以继续进行检测,或者直接交由人工审核。

[0057] 上述第一预设概率阈值可以根据合规图像检测模型的训练程度确定,例如训练样本的类型和数量越多,认为训练程度越高,第一预设概率阈值可以设置为一个较大的数值。

[0058] 本实施例的技术方案,通过获取待检测图像;将待检测图像输入合规图像检测模型,获得待检测图像为合规图像的第一检测概率,其中,合规图像检测模型是基于由合规图像和不合规图像构成的训练样本,对目标图像检测模型进行训练而得到,目标图像检测模型属于机器学习模型;根据第一检测概率确定待检测图像是否为合规图像。实现了利用由合规图像和不合规图像训练而得到的合规图像检测模型来检测图像是否是合规图像,达到了通过机器学习模型的特征抽象和分类进行图像正向检测的目的,使得图像检测不受图像类型黑名单的限制,避免图像类型黑名单不全面而无法正确识别不合规图像导致的图像检测错误的问题,能够提高图像检测的准确性和全面性。

[0059] 实施例二

[0060] 本实施例在上述实施例一的基础上,增加了不合规图像检测的步骤。其中,与上述各实施例相同或相应的术语的解释在此不再赘述。参见图2,本实施例提供的图像检测方法包括:

[0061] S210、获取待检测图像。

[0062] S220、将待检测图像输入不合规图像检测模型,获得待检测图像为不合规图像的第二检测概率。

[0063] 其中,不合规图像检测模型是指检测图像是否为不合规图像的模型。不合规图像检测模型基于预设不合规图像类型的图像样本对设定机器学习模型进行训练而得到。预设不合规图像类型是预先设定的不合规图像的图像类型。设定机器学习模型是指预先确定的、目标检测类的机器学习模型。示例性地,设定机器学习模型和目标图像检测模型具有相同的模型结构。如此,合规图像检测模型和不合规图像检测模型可以对具有相同的模型结构的机器学习模型进行训练而获得,只是两者在训练过程中的输入图像和输出结果不同。

例如,合规图像检测模型的训练过程中的输入图像为合规图像和不合规图像,输出结果是输入图像为合规图像的概率;而不合规图像检测模型的训练过程中的输入图像为预设不合规图像类型的图像,输出结果是输入图像为不合规图像的概率。这样设置的好处在于,基于同一种模型结构的机器学习模型来训练获得多种不同的图像检测模型,可以降低模型构建和训练的开发难度,节省开发成本,提高模型生成速度。

[0064] 考虑到不合规图像类型比较固定,本实施例中先利用不合规图像检测模型对待检测图像进行不合规图像的检测。将待检测图像先输入不合规图像检测模型,经过模型运算处理,获得输出待检测图像为不合规图像的概率值(即第二检测概率)。

[0065] S230、若根据第二检测概率判断待检测图像不是不合规图像,则将待检测图像输入合规图像检测模型,获得待检测图像为合规图像的第一检测概率。

[0066] 模型输出的第二检测概率的概率值越大,表明待检测图像为不合规图像的可能性越大,所以可以根据第二检测概率来确定待检测图像是否是不合规图像。例如,设置一个用于判定待检测图像是否为不合规图像的概率阈值(称为第二预设概率阈值)。如果第二检测概率大于第二预设概率阈值,则确定待检测图像为不合规图像,便结束该待检测图像的检测流程。如果第二检测概率不超过第二预设概率阈值,则确定待检测图像为不确定是否合规的疑似图像。此时,再将该待检测图像输入合规图像检测模型,进行合规图像的检测,获得第一检测概率。

[0067] 同样地,上述第二预设概率阈值可以根据不合规图像检测模型的训练程度确定,例如训练样本的类型和数量越多,认为训练程度越高,第二预设概率阈值可以设置为一个较大的数值。

[0068] 示例性地,预设不合规图像类型包括水印图像、涉黄图像、公众人物图像和暴恐图像中的至少一种。预设不合规图像类型的种类越多,不合规图像的检测越全面,进而整体的图像检测就越全面越准确。其中,对于公众人物图像的检测,其属于人脸识别检测,检测过程中需要借助于包含公众人物人脸图像的人脸数据库。对于水印图像类型的检测,考虑到水印样式多、水印位置和大小不固定及背景复杂等特性,可使用与目标图像检测模型的模型结构相同的机器学习模型进行模型训练和生成,以提高水印图像的检测准确性和效率。

[0069] 需要说明的是,当存在多种预设不合规图像类型时,不合规图像检测模型可以是针对一类预设不合规图像类型的模型,如此,不合规图像检测模型的数量便与预设不合规图像类型的数量一致,这样可以提高每种预设不合规图像类型的模型的训练程度,从而提高相应图像类型的检测精度。不合规图像检测模型还可以是针对多种预设不合规图像类型的模型,如此,便需要将多种预设不合规图像类型的图像作为训练样本来训练模型,这样会增加模型训练难度,降低模型检测精度,但是可以减少模型数量,提高不合规图像检测模型的生成速度,也不必等待所有模型全部构建完毕再进行不合规图像的检测。不合规图像检测模型的类型选择可以根据业务需求确定。另外,无论选择何种类型的模型生成方式来生成不合规图像检测模型,都可以不断地对不合规图像检测模型进行增量学习,以不断提高模型的实际预测精度。

[0070] S240、根据第一检测概率确定待检测图像是否为合规图像。

[0071] 如果通过第一检测概率确定待检测图像为合规图像,则结束该待检测图像的检测流程。如果通过第一检测概率确定待检测图像为疑似图像,则需要将该待检测图像交由人

工判断其为合规图像或不合规图像。进一步地,如果交由人工审核的疑似图像数量为多个,那么可以按照每个疑似图像的第一检测概率进行降序排列,然后将排序后的各疑似图像发送至人工,可进一步提高人工审核效率。

[0072] 本实施例的技术方案,通过将待检测图像输入不合规图像检测模型,获得待检测图像为不合规图像的第二检测概率;若根据第二检测概率判断待检测图像不是不合规图像,则执行将待检测图像输入合规图像检测模型,获得待检测图像为合规图像的第一检测概率的步骤。实现了将合规图像检测和不合规图像检测结合起来进行图像检测,进一步提高了图像检测的准确性和全面性,降低了图像被判定为疑似图像的概率,也就减少了需要人工审核的疑似图像的数量,降低人工审核工作量,从而进一步提高图像检测效率。

[0073] 实施例三

[0074] 本实施例在上述各实施例的基础上,对目标图像检测模型的模型结构进行了进一步优化。其中,与上述各实施例相同或相应的术语的解释在此不再赘述。参见图3,本实施例提供的目标图像检测模型的模型结构包括:

[0075] 特征提取子网络310,用于对输入图像进行特征提取,获得特征层;特征提取子网络310基于两步法的目标检测模型构建;

[0076] 回归分类子网络320,用于对特征提取子网络310获得的特征层进行分类回归,获得输入图像的检测结果;回归分类子网络基于一步法的目标检测模型构建。

[0077] 其中,基于两步法的目标检测模型是指属于two-stage方法的目标检测模型,其将兴趣区域检测和分类分开进行,例如可以是区域卷积神经网络模型(Region Convolutional Neural Networks,R-CNN)、快速区域卷积神经网络模型Fast R-CNN或更快速的区域卷积神经网络模型Faster R-CNN等。基于一步法的目标检测模型是指属于one-stage/one-shot方法的目标检测模型,其用一个网络同时进行兴趣区域检测和分类,例如可以是可形变部件模型(Deformable Parts Model,DPM)、一步法多框检测模型(Single Shot MultiBox Detector,SSD)或端到端目标检测模型(You Only Look Once,YOLO)系列模型等。

[0078] 相关技术中的目标检测模型无法很好地均衡模型检测精度和模型检测实时性,但是网络环境中的图像检测需要在用户发布图像时快速且准确地进行,以避免影响用户的使用体验。基于此,本发明实施例中提出了用于目标检测的新的模型结构。该模型结构中包含特征提取子网络310和回归分类子网络320。考虑到基于两步法的目标检测模型的候选区域检测精度高,本实施例中基于两步法的目标检测模型的模型结构来构建特征提取子网络310,用于接收输入图像,并对输入图像进行特征提取操作,获得输入图像对应的特征层。考虑到基于一步法的目标检测模型的回归分类速度较快,本实施例中基于一步法的目标检测模型的模型结构来构建回归分类子网络320,用于对特征提取子网络310获得的特征层进行回归分类分析,获得输入图像的检测结果。基于该新的模型结构,在模型训练阶段不需要过多顾及正样本与负样本(背景)的不均衡性,降低了模型训练难度,而且在确保高模型检测精度的同时,能够取得较好的模型检测实时性。

[0079] 示例性地,输入图像为合规图像和/或不合规图像。上述新的模型结构适用于目标检测,而合规图像检测和不合规图像检测均属于目标检测,所以该模型结构既能用于合规图像检测模型的训练,又能用于不合规图像检测模型的训练。当模型结构用于合规图像检

测模型训练时,其输入图像为合规图像和不合规图像,而输出结果为输入图像为合规图像的概率;当模型结构用于不合规图像检测模型训练时,其输入图像为预设不合规图像类型的不合规图像,而输出结果为输入图像为不合规图像的概率。这样能够同时提高合规图像检测模型和不合规图像检测模型的检测精度和检测实时性。

[0080] 示例性地,特征提取子网络310包括基于两步法的目标检测模型中的输入层、卷积层、激活层、池化层和首个全连接层;和/或回归分类子网络320包括基于一步法的目标检测模型中的特征分类层。

[0081] 利用基于两步法的目标检测模型中用于生成候选区域的输入层、卷积层、激活层、池化层和首个全连接层来构建特征提取子网络310。前后连续连接的一个卷积层、一个激活层和一个池化层称为一组,特征提取子网络中可以包含一组或多组,优选是包含基于两步法的目标检测模型中首个全连接层及其之前的所有层。这样便能够在输入图像中的不同位置生成精度更高的、不同尺度和长宽比的候选区域,进一步提高新的模型结构的精度和速度。另外,可以利用基于一步法的目标检测模型中的特征分类层来构建回归分类子网络320。回归分类子网络中的特征分类层优选与基于一步法的目标检测模型中的一致。这样可以一次得到不同候选区域对应的提取特征,且能将其用于后续的回归分类分析,更进一步提高新的模型结构的精度和速度。上述模型结构的构建和实现可基于机器学习的开源软件库开发完成,例如利用基于数据流图编程的符号数学系统Tensorflow进行上述模型结构的编程实现,以简化开发流程,降低开发难度,提高目标图像检测模型的算法实现效率。

[0082] 基于上述获得的新的模型结构,其首先通过特征提取子网络中的无监督/有监督学习对输入图像生成一系列尺度和长宽比不同的候选区域,再通过回归分类子网络的CNN分类器来判断候选区域中是否包含目标以及是哪一类目标。对于CNN分类器的卷积层而言,输入图像大小可以不固定,但从全连接层之后就要求输入大小保持一致。因此当把特征提取子网络输出的任意大小的图像输入CNN分类器直到第一个全连接层,只需要一次前向运算就可以得到所有层的特征图,而后回归的对象是待检测目标的位置信息和类别信息,它们可根据目标大小的需要在不同层次的特征图上进行回归。

[0083] 示例性地,基于一步法的目标检测模型是运算速度大于基于两步法的目标检测模型的运算速度的模型。新的模型结构中影响到模型运算速度的主要是回归分类子网络,故为了进一步提高新的模型结构的运算速度,本实施例中要求选定的基于一步法的目标检测模型的运算速度要大于基于两步法的目标检测模型的运算速度。

[0084] 示例性地,基于两步法的目标检测模型为更快速的区域卷积神经网络Faster R-CNN模型,基于一步法的目标检测模型为一步法多框检测SSD模型。

[0085] 参见图4,在选择基于两步法的目标检测模型时重点关注模型的均值平均精度mAP,同时兼顾模型检测速率(Fps);而在选择基于一步法的目标检测模型时重点关注模型的模型检测速率(Fps),同时兼顾均值平均精度mAP。所以,在选择基于一步法的目标检测模型时,选择DPM、YOLO和SSD中检测速率Fps最快、且均值平均精度mAP相对较高的SSD模型;而选择基于两步法的目标检测模型时,选择R-CNN、Fast R-CNN和Faster R-CNN中均值平均精度mAP最高、且检测速率Fps也相对较快的Faster R-CNN模型。这样,由Faster R-CNN模型和SSD模型的模型结构组合而成的新的模型结构,能够具有更高的检测精度和更高的检测实时性。

[0086] 本实施例的技术方案,通过设计包含特征提取子网络和回归分类子网络的新的模型结构,其中特征提取子网络基于两步法的目标检测模型构建,用于对输入图像进行特征提取,获得特征层;回归分类子网络基于一步法的目标检测模型构建,用于对特征提取子网络310获得的特征层进行分类回归,获得输入图像的检测结果。实现了新的模型结构在模型训练阶段不需要过多顾及正样本与负样本(背景)的不均衡性,降低了模型训练难度,而且在确保高模型检测精度的同时,能够取得较好的模型检测实时性。

[0087] 实施例四

[0088] 本实施例提供的图像检测模型的训练方法可适用于对图像进行是否为合规图像检测的合规图像检测模型的训练。该方法可以由图像检测模型的训练装置来执行,该装置可以由软件和/或硬件的方式实现,该装置可以集成在具有大数据运算能力的电子设备中,例如台式电脑、服务器或超级计算机等。其中,与上述各实施例相同或相应的术语的解释在此不再赘述。

[0089] 参见图5,本实施例的图像检测模型的训练方法具体包括如下步骤:

[0090] S410、将收集到的图像进行分类,生成初始合规图像集和初始不合规图像集。

[0091] 合规图像检测模型训练过程中,首先收集大量的图像,这些图像包含合规图像和不合规图像。为了优化模型训练过程,先将收集的图像按照合规图像和不合规图像进行分类,生成只包含合规图像的初始合规图像集,以及只包含不合规图像的初始不合规图像集。

[0092] 示例性地,将收集到的图像进行分类,生成初始合规图像集和初始不合规图像集包括:基于不合规图像检测模型对收集到的图像进行不合规图像识别,生成初始合规图像集、疑似图像集和初始不合规图像集,其中,不合规图像检测模型基于预设不合规图像类型的图像样本对机器学习模型进行训练而得到;依据疑似图像集中每个图像是否合规的反馈结果,将疑似图像集中的每个图像加入初始合规图像集或初始不合规图像集。

[0093] 为了提高图像分类精度和分类速度,本实施例中采用已有的不合规图像检测模型来对收集到的所有图像进行检测,将模型检测确定为不合规图像的图像加入初始不合规图像集。同时,设置第三预设概率阈值,将模型输出的第二检测概率小于该第三预设概率阈值的图像判定为合规图像,将其加入初始合规图像集。而第二检测概率处于第二预设概率阈值和第三预设概率阈值之间的图像判定为疑似图像,加入疑似图像集。将疑似图像集交由人工审核,根据人工对每个疑似图像的合规或者不合规的审核结果,将其加入相应的图像集中。这样设置的好处在于,在确保分类更加准确的基础上增加训练样本数量,提高模型训练程度,从而提高模型的检测精度。

[0094] S420、基于初始合规图像集和初始不合规图像集,对目标图像检测模型进行训练,生成合规图像检测模型,其中,目标图像检测模型属于机器学习模型,合规图像检测模型用于检测输入图像是否为合规图像。

[0095] 将初始合规图像集和初始不合规图像集中的图像作为模型的训练输入,对对目标图像检测模型进行训练,输出相应输入图像的训练结果。然后,将该训练结果和输入图像对应的合规或者不合规的先验信息比较,计算出该次训练的模型偏差。之后,利用损失函数将模型偏差进行误差反传来更新目标图像检测模型中的模型参数(权重)。不断重复迭代上述过程,直至模型偏差落入允许的范围(即达到模型收敛条件),便可结束模型训练过程,生成合规图像检测模型。

[0096] 示例性地,基于初始合规图像集和初始不合规图像集,对目标图像检测模型进行训练,生成合规图像检测模型包括:分别对初始合规图像集和初始不合规图像集进行人物分类和场景分类,生成人物合规图像集、场景合规图像集、人物不合规图像集和场景不合规图像集;基于人物合规图像集、场景合规图像集、人物不合规图像集和场景不合规图像集,对目标图像检测模型进行训练,生成合规图像检测模型。

[0097] 本实施例中再将每个训练图像进行细分类,例如利用主成分分析等图像识别方法将初始合规图像集和初始不合规图像集中的每个图像再进行人物(含衣着)分类和场景分类,最终生成表明图像属于人物合规的人物合规图像集、表明图像属于场景合规的场景合规图像集、表明图像属于人物不合规的人物不合规图像集、以及表明图像属于场景不合规的场景不合规图像集。利用这样的细分类的图像集中的图像进行目标图像检测模型的训练时,能够提高模型训练的精细度,进而进一步提高合规图像检测模型的检测精度。

[0098] 为了提高合规图像检测模型的精度和速度,本实施例中的目标图像检测模型可采用实施例三中的新的模型结构,具体如下:

[0099] 目标图像检测模型包括:

[0100] 特征提取子网络,用于对输入图像进行特征提取,获得特征层,其中,输入图像为合规图像和/或不合规图像;

[0101] 回归分类子网络,用于对特征层进行分类回归,获得输入图像的检测结果;特征提取子网络基于两步法的目标检测模型构建,回归分类子网络基于一步法的目标检测模型构建。

[0102] 进一步地,特征提取子网络包括基于两步法的目标检测模型中的输入层、卷积层、激活层和池化层;和/或回归分类子网络包括基于一步法的目标检测模型中的全连接层和特征分类层。

[0103] 进一步地,基于一步法的目标检测模型是运算速度大于基于两步法的目标检测模型的运算速度的模型。

[0104] 进一步地,基于两步法的目标检测模型为更快速的区域卷积神经网络Faster R-CNN模型,基于一步法的目标检测模型为一步法多框检测SSD模型。

[0105] 需要说明的是,可以不断地对合规图像检测模型进行增量学习,以不断提高模型的实际预测精度。

[0106] 本实施例的技术方案,通过将收集到的图像进行分类,生成初始合规图像集和初始不合规图像集;基于初始合规图像集和初始不合规图像集,对目标图像检测模型进行训练,生成合规图像检测模型,其中,目标图像检测模型属于机器学习模型,合规图像检测模型用于检测输入图像是否为合规图像。实现了通过初始合规图像集和初始不合规图像集对目标图像检测模型进行训练,生成合规图像检测模型,利用较为全面的图像类型和较多的图像数量,提高合规图像检测模型的训练程度,从而提高合规图像检测模型的检测精度。

[0107] 实施例五

[0108] 本实施例提供的图像检测模型的构建方法可适用于目标图像检测模型的构建。该方法可以由图像检测模型的构建装置来执行,该装置可以由软件和/或硬件的方式实现,该装置可以集成在具有机器学习模型处理能力的电子设备中,例如台式电脑、服务器或超级计算机等。

[0109] 参见图6,本实施例的图像检测模型的构建方法具体包括如下步骤:

[0110] S510、依据基于两步法的目标检测模型构建特征提取子网络;其中,特征提取子网络用于对输入图像进行特征提取,获得特征层;输入图像为合规图像和/或不合规图像。

[0111] 示例性地,S510包括:依据基于两步法的目标检测模型中的输入层、卷积层、激活层、池化层和首个全连接层,构建特征提取子网络。

[0112] S520、依据基于一步法的目标检测模型构建回归分类子网络;其中,回归分类子网络用于对特征层进行分类回归,获得输入图像的检测结果。

[0113] 示例性地,S520包括:依据基于一步法的目标检测模型中的特征分类层,构建回归分类子网络。

[0114] S530、由特征提取子网络和回归分类子网络构建目标图像检测模型。

[0115] 示例性地,基于一步法的目标检测模型是运算速度大于基于两步法的目标检测模型的运算速度的模型。

[0116] 示例性地,基于两步法的目标检测模型为更快速的区域卷积神经网络Faster R-CNN模型,基于一步法的目标检测模型为一步法多框检测SSD模型。

[0117] 上述图像检测模型的模型结构及相关解释可参见实施例三的说明。

[0118] 本实施例的技术方案,通过依据基于两步法的目标检测模型构建特征提取子网络;依据基于一步法的目标检测模型构建回归分类子网络;由特征提取子网络和回归分类子网络构建目标图像检测模型;其中,特征提取子网络用于对输入图像进行特征提取,获得特征层;回归分类子网络用于对特征层进行分类回归,获得输入图像的检测结果;输入图像为合规图像和/或不合规图像。实现了新的模型结构的目标图像检测模型的构建,使得目标图像检测模型在模型训练阶段不需要过多顾及正样本与负样本(背景)的不均衡性,降低了模型训练难度,而且在确保高模型检测精度的同时,能够取得较好的模型检测实时性。

[0119] 实施例六

[0120] 本实施例提供一种图像检测装置,参见图7,该装置具体包括:

[0121] 图像获取模块710,用于获取待检测图像;

[0122] 第一检测概率获得模块720,用于将待检测图像输入合规图像检测模型,获得待检测图像为合规图像的第一检测概率,其中,合规图像检测模型基于由合规图像和不合规图像构成的训练样本,对目标图像检测模型进行训练而得到,目标图像检测模型属于机器学习模型;

[0123] 合规图像检测模块730,用于根据第一检测概率确定待检测图像是否为合规图像。

[0124] 可选地,在上述装置的基础上,该装置还包括不合规图像检测模块,用于:

[0125] 在将待检测图像输入合规图像检测模型,获得待检测图像为合规图像的第一检测概率之前,还包括:

[0126] 将待检测图像输入不合规图像检测模型,获得待检测图像为不合规图像的第二检测概率,其中,不合规图像检测模型基于预设不合规图像类型的图像样本对设定机器学习模型进行训练而得到;

[0127] 若根据第二检测概率判断待检测图像不是不合规图像,则执行将待检测图像输入合规图像检测模型,获得待检测图像为合规图像的第一检测概率的步骤。

[0128] 可选地,设定机器学习模型和目标图像检测模型具有相同的模型结构。

[0129] 进一步地,模型结构包括:

[0130] 特征提取子网络,用于对输入图像进行特征提取,获得特征层,其中,输入图像为合规图像和/或不合规图像;

[0131] 回归分类子网络,用于对特征层进行分类回归,获得输入图像的检测结果;

[0132] 特征提取子网络基于两步法的目标检测模型构建,回归分类子网络基于一法的目标检测模型构建。

[0133] 可选地,特征提取子网络包括基于两步法的目标检测模型中的输入层、卷积层、激活层、池化层和首个全连接层;和/或

[0134] 回归分类子网络包括基于一法的目标检测模型中的特征分类层。

[0135] 可选地,基于一法的目标检测模型是运算速度大于基于两步法的目标检测模型的运算速度的模型。

[0136] 进一步地,基于两步法的目标检测模型为更快速的区域卷积神经网络Faster R-CNN模型,基于一法的目标检测模型为一法多框检测SSD模型。

[0137] 可选地,预设不合规图像类型包括水印图像、涉黄图像、公众人物图像和暴恐图像中的至少一种。

[0138] 通过本发明实施例五的一种图像检测装置,实现了利用由合规图像和不合规图像训练而得到的合规图像检测模型来检测图像是否是合规图像,达到了通过机器学习模型的特征抽象和分类进行图像正向检测的目的,使得图像检测不受图像类型黑名单的限制,避免图像类型黑名单不全面而无法正确识别不合规图像导致的图像检测错误的问题,能够提高图像检测的准确性和全面性。

[0139] 本发明实施例所提供的图像检测装置可执行本发明任意实施例所提供的图像检测方法,具备执行方法相应的功能模块和有益效果。

[0140] 实施例七

[0141] 本实施例提供一种图像检测模型的训练装置,参见图8,该装置具体包括:

[0142] 样本分类模块810,用于将收集到的图像进行分类,生成初始合规图像集和初始不合规图像集;

[0143] 模型训练模块820,用于基于初始合规图像集和初始不合规图像集,对目标图像检测模型进行训练,生成合规图像检测模型,其中,目标图像检测模型属于机器学习模型,合规图像检测模型用于检测输入图像是否为合规图像。

[0144] 可选地,模型训练模块820具体用于:

[0145] 分别对初始合规图像集和初始不合规图像集进行人物分类和场景分类,生成人物合规图像集、场景合规图像集、人物不合规图像集和场景不合规图像集;

[0146] 基于人物合规图像集、场景合规图像集、人物不合规图像集和场景不合规图像集,对目标图像检测模型进行训练,生成合规图像检测模型。

[0147] 可选地,样本分类模块810具体用于:

[0148] 基于不合规图像检测模型对收集到的图像进行不合规图像识别,生成初始合规图像集、疑似图像集和初始不合规图像集,其中,不合规图像检测模型基于预设不合规图像类型的图像样本对机器学习模型进行训练而得到;

[0149] 依据疑似图像集中每个图像是否合规的反馈结果,将疑似图像集中的每个图像加

入初始合规图像集或初始不合规图像集。

[0150] 可选地,目标图像检测模型包括:

[0151] 特征提取子网络,用于对输入图像进行特征提取,获得特征层,其中,输入图像为合规图像和/或不合规图像;

[0152] 回归分类子网络,用于对特征层进行分类回归,获得输入图像的检测结果;

[0153] 特征提取子网络基于两步法的目标检测模型构建,回归分类子网络基于一步法的目标检测模型构建。

[0154] 可选地,特征提取子网络包括基于两步法的目标检测模型中的输入层、卷积层、激活层、池化层和首个全连接层;和/或

[0155] 回归分类子网络包括基于一步法的目标检测模型中的特征分类层。

[0156] 可选地,基于一步法的目标检测模型是运算速度大于基于两步法的目标检测模型的运算速度的模型。

[0157] 进一步地,基于两步法的目标检测模型为更快速的区域卷积神经网络Faster R-CNN模型,基于一步法的目标检测模型为一步法多框检测SSD模型。

[0158] 通过本发明实施例六的一种图像检测模型的训练装置,实现了通过初始合规图像集和初始不合规图像集对目标图像检测模型进行训练,生成合规图像检测模型,利用较为全面的图像类型和较多的图像数量,提高合规图像检测模型的训练程度,从而提高合规图像检测模型的检测精度。

[0159] 本发明实施例所提供的图像检测模型的训练装置可执行本发明任意实施例所提供的图像检测模型的训练方法,具备执行方法相应的功能模块和有益效果。

[0160] 实施例八

[0161] 本实施例提供一种图像检测模型的构建装置,参见图9,该装置具体包括:

[0162] 特征提取子网络构建模块910,用于依据基于两步法的目标检测模型构建特征提取子网络;

[0163] 回归分类子网络构建模块920,用于依据基于一步法的目标检测模型构建回归分类子网络;

[0164] 目标图像检测模型构建模块930,用于由特征提取子网络和回归分类子网络构建目标图像检测模型;

[0165] 其中,特征提取子网络用于对输入图像进行特征提取,获得特征层;回归分类子网络用于对特征层进行分类回归,获得输入图像的检测结果;输入图像为合规图像和/或不合规图像。可选地,特征提取子网络构建模块910具体用于:

[0166] 依据基于两步法的目标检测模型中的输入层、卷积层、激活层、池化层和首个全连接层,构建特征提取子网络。

[0167] 可选地,回归分类子网络构建模块920具体用于:

[0168] 依据基于一步法的目标检测模型中的特征分类层,构建回归分类子网络。

[0169] 可选地,基于一步法的目标检测模型是运算速度大于基于两步法的目标检测模型的运算速度的模型。

[0170] 可选地,基于两步法的目标检测模型为更快速的区域卷积神经网络Faster R-CNN模型,基于一步法的目标检测模型为一步法多框检测SSD模型。

[0171] 通过本发明实施例七的一种图像检测模型的构建装置,实现了新的模型结构的目标图像检测模型的构建,使得目标图像检测模型在模型训练阶段不需要过多顾及正样本与负样本(背景)的不均衡性,降低了模型训练难度,而且在确保高模型检测精度的同时,能够取得较好的模型检测实时性。

[0172] 本发明实施例所提供的图像检测模型的构建装置可执行本发明任意实施例所提供的图像检测模型的构建方法,具备执行方法相应的功能模块和有益效果。

[0173] 值得注意的是,上述各装置的实施例中,所包括的各个单元和模块只是按照功能逻辑进行划分的,但并不局限于上述的划分,只要能够实现相应的功能即可;另外,各功能单元的具体名称也只是为了便于相互区分,并不用于限制本发明的保护范围。

[0174] 实施例九

[0175] 参见图10,本实施例提供了一种电子设备1000,其包括:一个或多个处理器1020;存储装置1010,用于存储一个或多个程序,当一个或多个程序被一个或多个处理器1020执行,使得一个或多个处理器1020实现本发明实施例所提供的图像检测方法,包括:

[0176] 获取待检测图像;

[0177] 将待检测图像输入合规图像检测模型,获得待检测图像为合规图像的第一检测概率,其中,合规图像检测模型是基于由合规图像和不合规图像构成的训练样本,对目标图像检测模型进行训练而得到,目标图像检测模型属于机器学习模型;

[0178] 根据第一检测概率确定待检测图像是否为合规图像。

[0179] 当然,本领域技术人员可以理解,处理器1020还可以实现本发明任意实施例所提供的图像检测方法的技术方案。

[0180] 图10显示的电子设备1000仅仅是一个示例,不应对本发明实施例的功能和使用范围带来任何限制。

[0181] 如图10所示,电子设备1000以通用计算设备的形式表现。电子设备1000的组件可以包括但不限于:一个或者多个处理器1020,存储装置1010,连接不同系统组件(包括存储装置1010和处理器1020)的总线1050。

[0182] 总线1050表示几类总线结构中的一种或多种,包括存储器总线或者存储器控制器,外围总线,图形加速端口,处理器或者使用多种总线结构中的任意总线结构的局域总线。举例来说,这些体系结构包括但不限于工业标准体系结构 (ISA) 总线,微通道体系结构 (MAC) 总线,增强型ISA总线、视频电子标准协会 (VESA) 局域总线以及外围组件互连 (PCI) 总线。

[0183] 电子设备1000典型地包括多种计算机系统可读介质。这些介质可以是任何能够被电子设备1000访问的可用介质,包括易失性和非易失性介质,可移动的和不可移动的介质。

[0184] 存储装置1010可以包括易失性存储器形式的计算机系统可读介质,例如随机存取存储器 (RAM) 1011和/或高速缓存存储器1012。电子设备1000可以进一步包括其它可移动/不可移动的、易失性/非易失性计算机系统存储介质。仅作为举例,存储系统1013可以用于读写不可移动的、非易失性磁介质(图10未显示,通常称为“硬盘驱动器”)。尽管图10中未示出,可以提供用于对可移动非易失性磁盘(例如“软盘”)读写的磁盘驱动器,以及对可移动非易失性光盘(例如CD-ROM, DVD-ROM或者其它光介质)读写的光盘驱动器。在这些情况下,每个驱动器可以通过一个或者多个数据介质接口与总线1050相连。存储装置1010可以包括

至少一个程序产品,该程序产品具有一组(例如至少一个)程序模块,这些程序模块被配置以执行本发明各实施例的功能。

[0185] 具有一组(至少一个)程序模块1015的程序/实用工具1014,可以存储在例如存储装置1010中,这样的程序模块1015包括但不限于操作系统、一个或者多个应用程序、其它程序模块以及程序数据,这些示例中的每一个或某种组合中可能包括网络环境的实现。程序模块1015通常执行本发明所描述的任意实施例中的功能和/或方法。

[0186] 电子设备1000也可以与一个或多个外部设备1060(例如键盘、指向设备、显示器1070等)通信,还可与一个或者多个使得用户能与该电子设备1000交互的设备通信,和/或与使得该电子设备1000能与一个或多个其它计算设备进行通信的任何设备(例如网卡,调制解调器等等)通信。这种通信可以通过输入/输出接口(I/O接口)1030进行。并且,电子设备1000还可以通过网络适配器1040与一个或者多个网络(例如局域网(LAN),广域网(WAN)和/或公共网络,例如因特网)通信。如图10所示,网络适配器1040通过总线1050与电子设备1000的其它模块通信。应当明白,尽管图中未示出,可以结合电子设备1000使用其它硬件和/或软件模块,包括但不限于:微代码、设备驱动器、冗余处理单元、外部磁盘驱动阵列、RAID系统、磁带驱动器以及数据备份存储系统等。

[0187] 处理器1020通过运行存储在存储装置1010中的程序,从而执行各种功能应用以及数据处理,例如实现本发明实施例所提供的图像检测方法。

[0188] 本发明实施例还提供了另一电子设备,其包括:一个或多个处理器;存储装置,用于存储一个或多个程序,当一个或多个程序被一个或多个处理器执行,使得一个或多个处理器实现本发明实施例所提供的图像检测模型的训练方法,包括:

[0189] 将收集到的图像进行分类,生成初始合规图像集和初始不合规图像集;

[0190] 基于初始合规图像集和初始不合规图像集,对目标图像检测模型进行训练,生成合规图像检测模型,其中,目标图像检测模型属于机器学习模型,合规图像检测模型用于检测输入图像是否为合规图像。

[0191] 当然,本领域技术人员可以理解,处理器还可以实现本发明任意实施例所提供的图像检测模型的训练方法的技术方案。该电子设备的硬件结构以及功能可参见实施例九的内容解释。

[0192] 本发明实施例还提供了另一电子设备,其包括:一个或多个处理器;存储装置,用于存储一个或多个程序,当一个或多个程序被一个或多个处理器执行,使得一个或多个处理器实现本发明实施例所提供的图像检测模型的构建方法,包括:

[0193] 依据基于两步法的目标检测模型构建特征提取子网络;

[0194] 依据基于一步法的目标检测模型构建回归分类子网络;

[0195] 由特征提取子网络和回归分类子网络构建目标图像检测模型;

[0196] 其中,特征提取子网络用于对输入图像进行特征提取,获得特征层;回归分类子网络用于对特征层进行分类回归,获得输入图像的检测结果;输入图像为合规图像和/或不合规图像。

[0197] 当然,本领域技术人员可以理解,处理器还可以实现本发明任意实施例所提供的图像检测模型的构建方法的技术方案。该电子设备的硬件结构以及功能可参见实施例九的内容解释。

[0198] 实施例十

[0199] 本实施例提供一种包含计算机可执行指令的存储介质,计算机可执行指令在由计算机处理器执行时用于执行一种图像检测方法,该方法包括:

[0200] 获取待检测图像;

[0201] 将待检测图像输入合规图像检测模型,获得待检测图像为合规图像的第一检测概率,其中,合规图像检测模型是基于由合规图像和不合规图像构成的训练样本,对目标图像检测模型进行训练而得到,目标图像检测模型属于机器学习模型;

[0202] 根据第一检测概率确定待检测图像是否为合规图像。

[0203] 当然,本发明实施例所提供的一种包含计算机可执行指令的存储介质,其计算机可执行指令不限于如上的方法操作,还可以执行本发明任意实施例所提供的图像检测方法中的相关操作。

[0204] 本发明实施例的计算机存储介质,可以采用一个或多个计算机可读的介质的任意组合。计算机可读介质可以是计算机可读信号介质或者计算机可读存储介质。计算机可读存储介质例如可以是一—但不限于——电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件,或者任意以上的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子(非穷举的列表)包括:具有一个或多个导线的电连接、便携式计算机磁盘、硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM或闪存)、光纤、便携式紧凑磁盘只读存储器(CD-ROM)、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。在本文件中,计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质,该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。

[0205] 计算机可读的信号介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号,其中承载了计算机可读的程序代码。这种传播的数据信号可以采用多种形式,包括但不限于电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。计算机可读的信号介质还可以是计算机可读存储介质以外的任何计算机可读介质,该计算机可读介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。

[0206] 计算机可读介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输,包括——但不限于——无线、电线、光缆、RF等等,或者上述的任意合适的组合。

[0207] 可以以一种或多种程序设计语言或其组合来编写用于执行本发明操作的计算机程序代码,程序设计语言包括面向对象的程序设计语言——诸如Java、Smalltalk、C++,还包括常规的过程式程序设计语言——诸如“C”语言或类似的程序设计语言。程序代码可以完全地在用户计算机上执行、部分地在用户计算机上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户计算机上部分在远程计算机上执行、或者完全在远程计算机或服务器上执行。在涉及远程计算机的情形中,远程计算机可以通过任意种类的网络——包括局域网(LAN)或广域网(WAN)——连接到用户计算机,或者,可以连接到外部计算机(例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接)。

[0208] 本发明实施例还提供了另一种计算机可读存储介质,计算机可执行指令在由计算机处理器执行时用于执行一种图像检测模型的训练方法,该方法包括:

[0209] 将收集到的图像进行分类,生成初始合规图像集和初始不合规图像集;

[0210] 基于初始合规图像集和初始不合规图像集,对目标图像检测模型进行训练,生成

合规图像检测模型,其中,目标图像检测模型属于机器学习模型,合规图像检测模型用于检测输入图像是否为合规图像。

[0211] 当然,本发明实施例所提供的一种包含计算机可执行指令的存储介质,其计算机可执行指令不限于如上的方法操作,还可以执行本发明任意实施例所提供的图像检测模型的训练方法中的相关操作。对存储介质的介绍可参见实施例十中的内容解释。

[0212] 本发明实施例还提供了另一种计算机可读存储介质,计算机可执行指令在由计算机处理器执行时用于执行一种图像检测模型的构建方法,该方法包括:

[0213] 依据基于两步法的目标检测模型构建特征提取子网络;

[0214] 依据基于一步法的目标检测模型构建回归分类子网络;

[0215] 由特征提取子网络和回归分类子网络构建目标图像检测模型;

[0216] 其中,特征提取子网络用于对输入图像进行特征提取,获得特征层;回归分类子网络用于对特征层进行分类回归,获得输入图像的检测结果;输入图像为合规图像和/或不合规图像。

[0217] 当然,本发明实施例所提供的一种包含计算机可执行指令的存储介质,其计算机可执行指令不限于如上的方法操作,还可以执行本发明任意实施例所提供的图像检测模型的构建方法中的相关操作。对存储介质的介绍可参见实施例十中的内容解释。

[0218] 注意,上述仅为本发明的较佳实施例及所运用技术原理。本领域技术人员会理解,本发明不限于这里所述的特定实施例,对本领域技术人员来说能够进行各种明显的变化、重新调整和替代而不会脱离本发明的保护范围。因此,虽然通过以上实施例对本发明进行了较为详细的说明,但是本发明不仅仅限于以上实施例,在不脱离本发明构思的情况下,还可以包括更多其他等效实施例,而本发明的范围由所附的权利要求范围决定。

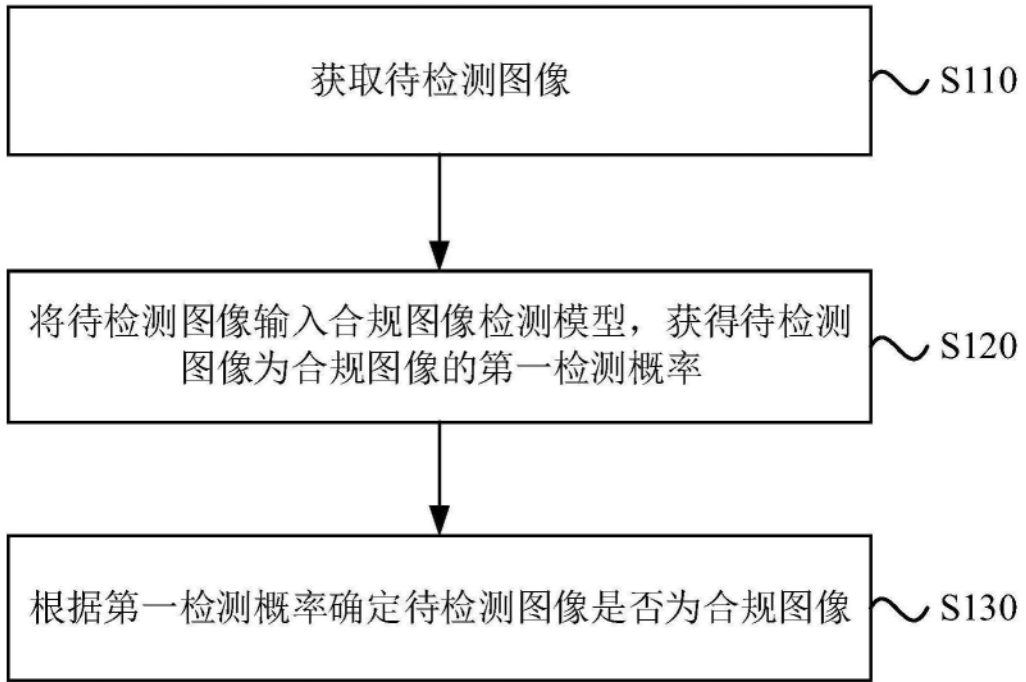


图1

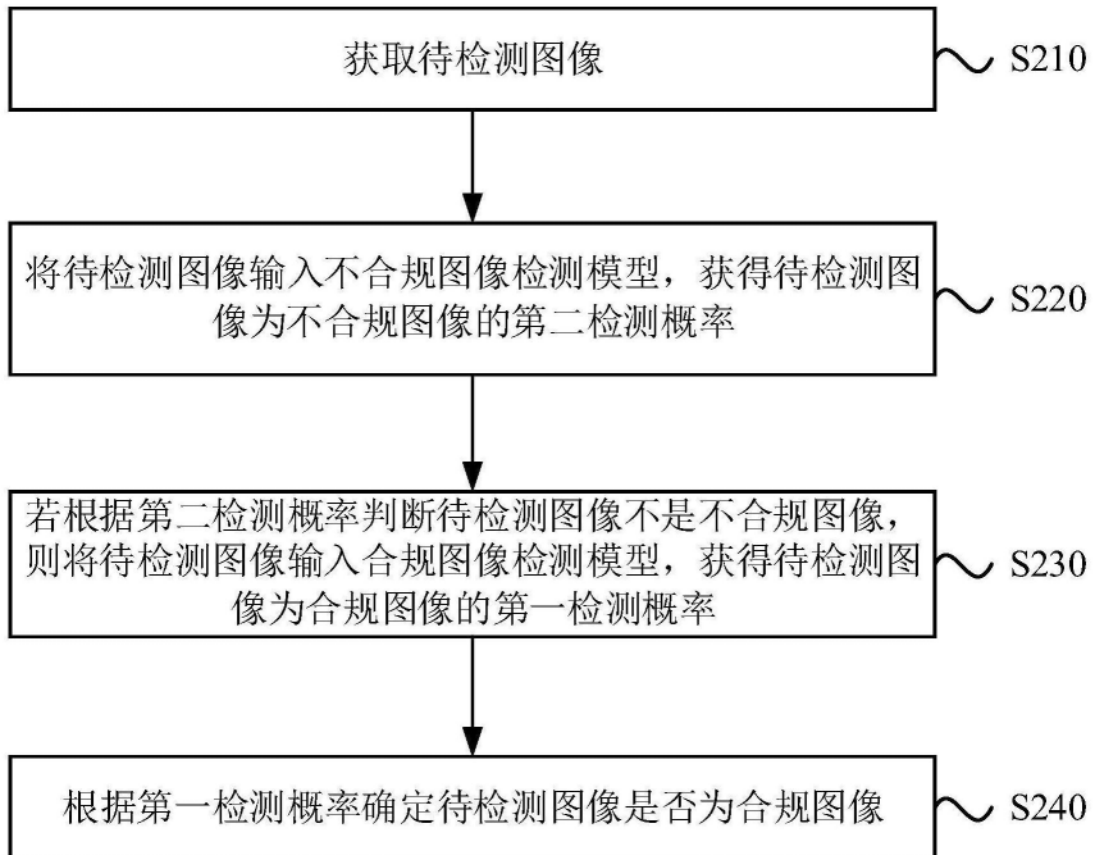


图2

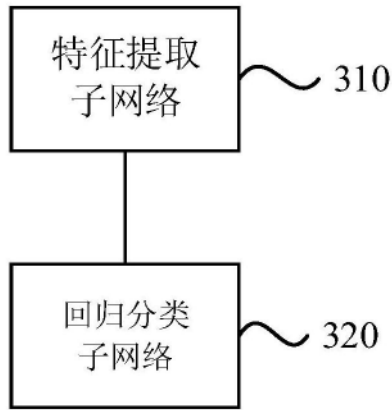


图3

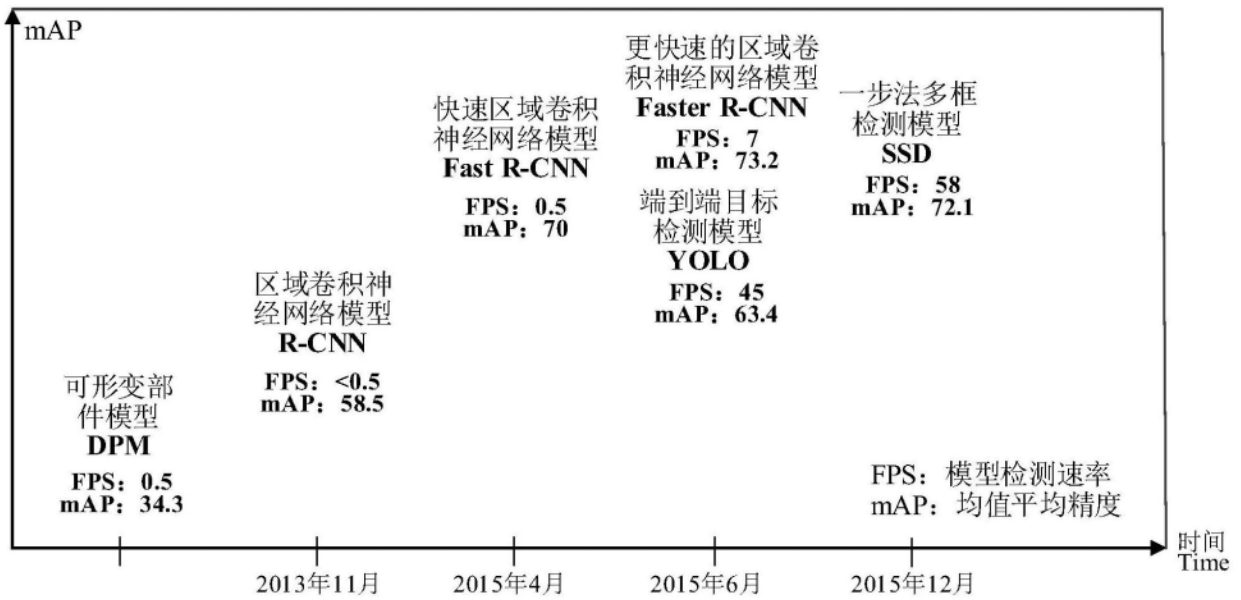


图4

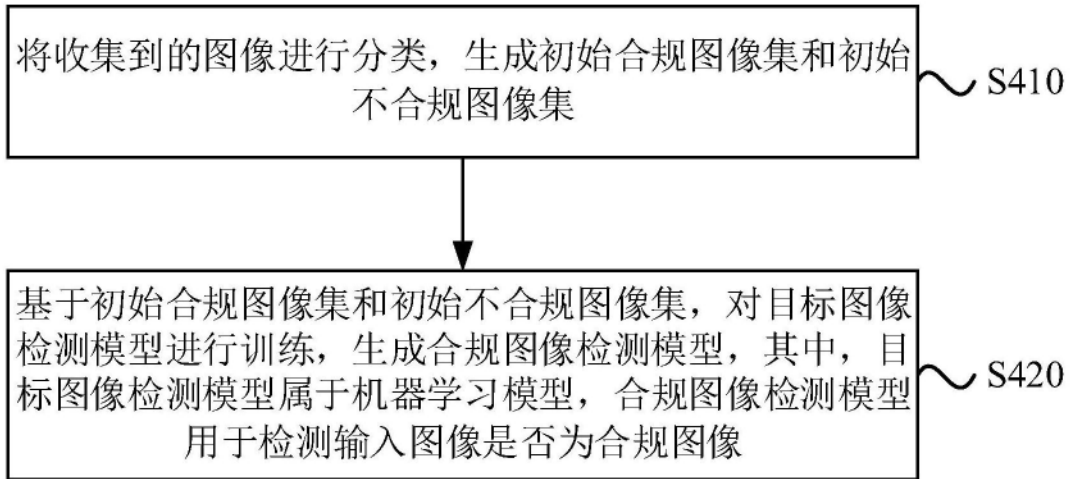


图5

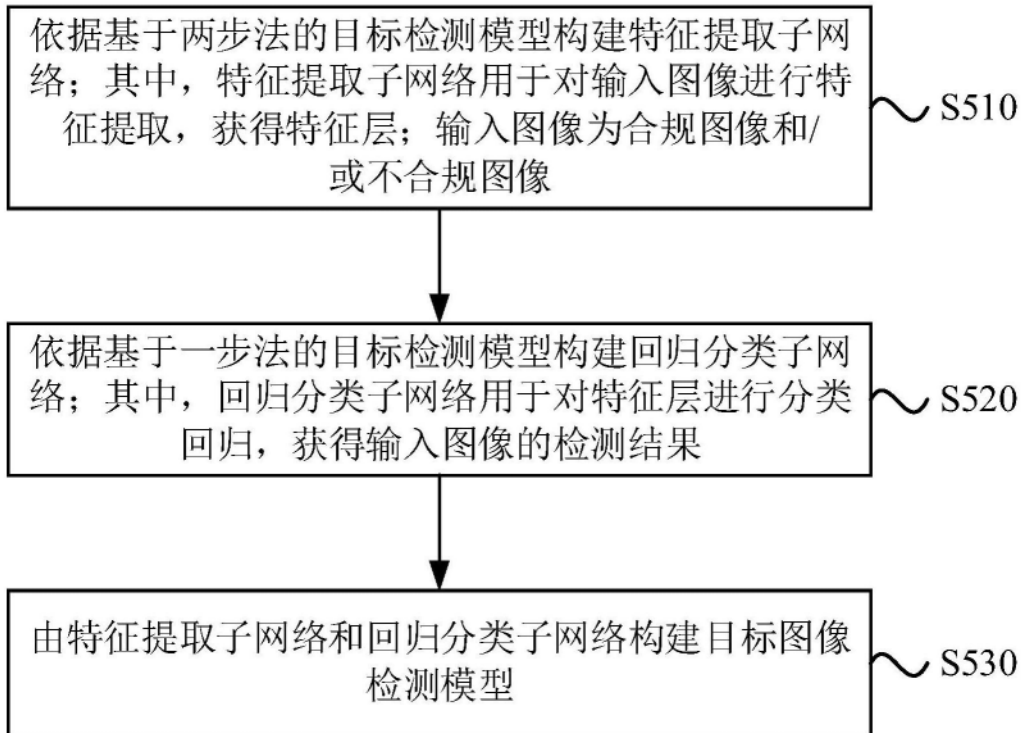


图6

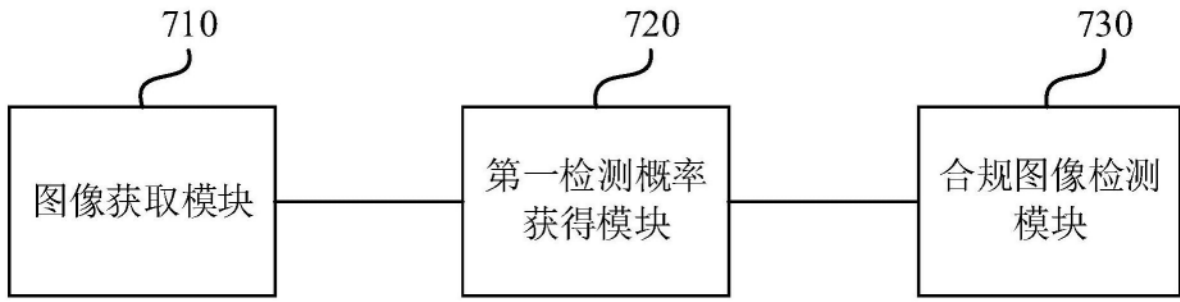


图7

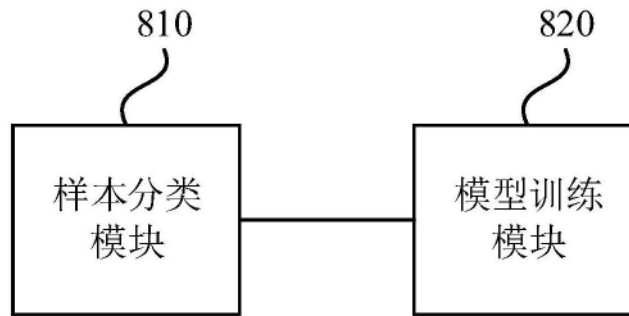


图8

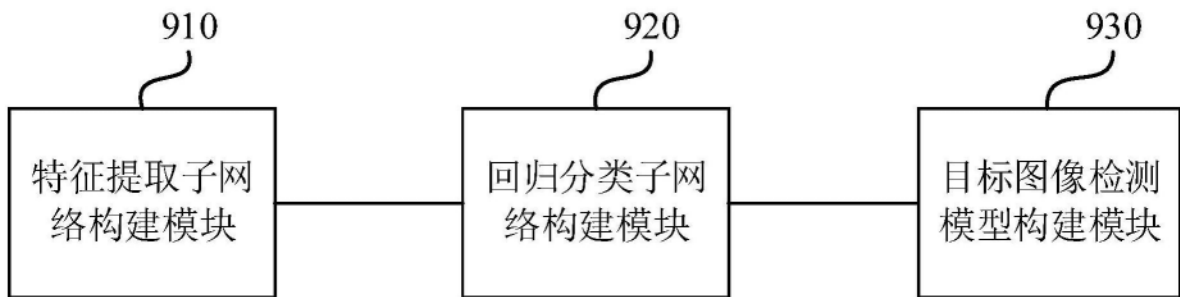


图9

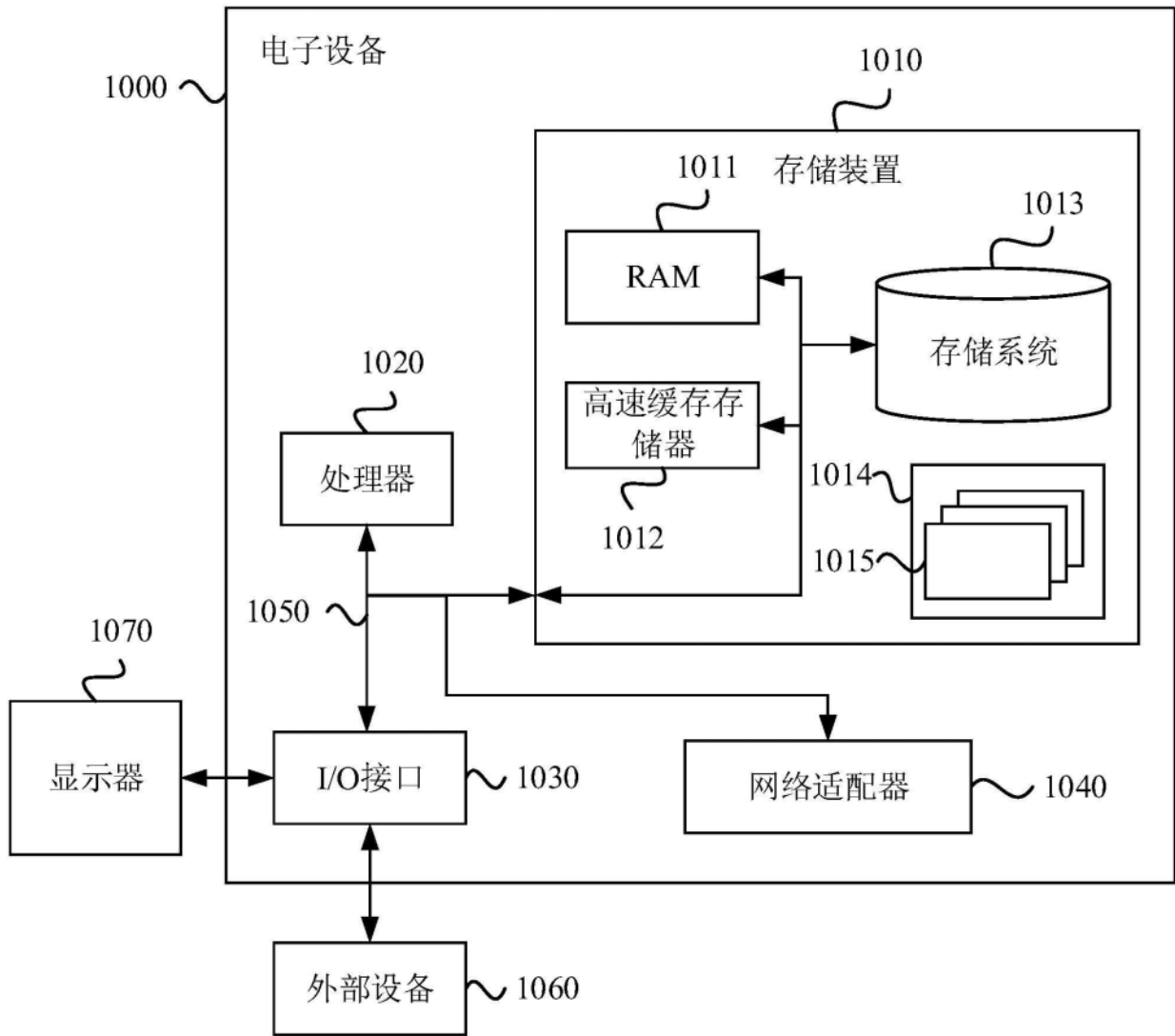


图10