



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 117197086 A

(43) 申请公布日 2023. 12. 08

(21) 申请号 202311164877.X

G06N 3/0464 (2023.01)

(22) 申请日 2023.09.11

G06N 3/08 (2023.01)

(71) 申请人 中国工商银行股份有限公司

地址 100140 北京市西城区复兴门内大街
55号

(72) 发明人 倪启业 李安

(74) 专利代理机构 华进联合专利商标代理有限
公司 44224

专利代理师 黄丽霞

(51) Int. Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

G06V 10/40 (2022.01)

G06V 10/764 (2022.01)

G06V 10/82 (2022.01)

G06N 3/045 (2023.01)

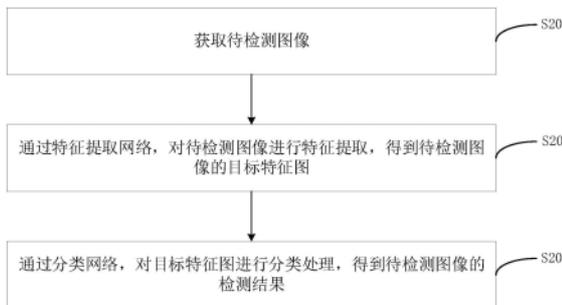
权利要求书2页 说明书13页 附图5页

(54) 发明名称

图像检测方法、装置、计算机设备和存储介
质

(57) 摘要

本申请涉及一种图像检测方法、装置、计算机设备和存储介质,可应用于人工智能技术领域。该方法通过获取待检测图像,然后通过特征提取网络,对待检测图像进行特征提取,得到待检测图像的目标特征图;其中,特征提取网络包括注意力卷积模块和池化层;最后通过分类网络,对目标特征图进行分类处理,得到待检测图像的检测结果;其中,检测结果为待检测图像被篡改或待检测图像未被篡改。上述图像检测方法通过注意力卷积模块和池化层,对待检测图像进行特征提取,使得得到待检测图像的目标特征图更能准确的反应图像的特征,进而使得图像检测结果更加准确,提高了图像篡改检测的准确度。



1. 一种图像检测方法,其特征在于,所述方法包括:
获取待检测图像;
通过特征提取网络,对所述待检测图像进行特征提取,得到所述待检测图像的目标特征图;其中,所述特征提取网络包括注意力卷积模块和池化层;
通过分类网络,对所述目标特征图进行分类处理,得到所述待检测图像的检测结果;其中,所述检测结果为所述待检测图像被篡改或所述待检测图像未被篡改。
2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述特征提取网络包括至少两个首尾相连的卷积池化层,每一卷积池化层包括一个注意力卷积模块和一个池化层。
3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述通过特征提取网络,对所述待检测图像进行特征提取,得到所述待检测图像的目标特征图,包括:
通过各卷积池化层对其输入信息进行特征提取,并将最后一个卷积池化层的输出结果作为所述待检测图像的目标特征图;其中,首个卷积池化层的输入信息为所述待检测图像,其他任一卷积池化层的输入信息为该卷积池化层的上一卷积池化层的输出结果。
4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,通过各卷积池化层对其输入信息进行特征提取,包括:
针对每一卷积池化层,通过该卷积池化层所包含的注意力卷积模块,对该卷积池化层的输入信息进行特征提取,得到基础特征图;
通过该卷积池化层所包含的池化层对所述基础特征图进行压缩处理,得到该卷积池化层的输出结果。
5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述注意力卷积模块包括第一卷积模块、第二卷积模块、卷积注意模块和联合特征卷积模块,所述输入信息包括第一输入信息和第二输入信息,所述基础特征图包括第一基础特征图和第二基础特征图;
所述通过该卷积池化层所包含的注意力卷积模块,对该卷积池化层的输入信息进行特征提取,得到基础特征图,包括:
通过所述第一卷积模块和所述卷积注意模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第一基础特征图;
通过所述第二卷积模块,对该卷积池化层的第二输入信息进行特征提取,得到第一中间特征图;
通过所述联合特征卷积模块,对所述第一基础特征图和所述第一中间特征图进行融合,得到第二基础特征图。
6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,所述通过所述第一卷积模块和所述卷积注意模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第一基础特征图,包括:
通过所述第一卷积模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第二中间特征图;
通过所述卷积注意模块,对所述第二中间特征图进行通道特征和空间特征提取,得到第一基础特征图。
7. 一种图像检测装置,其特征在于,所述装置包括:
获取模块,用于获取待检测图像;
提取模块,用于通过特征提取网络,对所述待检测图像进行特征提取,得到所述待检测

图像的目标特征图;其中,所述特征提取网络包括注意力卷积模块和池化层;

分类模块,用于通过分类网络,对所述目标特征图进行分类处理,得到所述待检测图像的检测结果;其中,所述检测结果为所述待检测图像被篡改或所述待检测图像未被篡改。

8.一种计算机设备,包括存储器和处理器,所述存储器存储有计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述计算机程序时实现权利要求1至6中任一项所述的方法的步骤。

9.一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权利要求1至6中任一项所述的方法的步骤。

10.一种计算机程序产品,包括计算机程序,其特征在于,该计算机程序被处理器执行时实现权利要求1至6中任一项所述的方法的步骤。

图像检测方法、装置、计算机设备和存储介质

技术领域

[0001] 本申请涉及人工智能技术领域,特别是涉及一种图像检测方法、装置、计算机设备和存储介质。

背景技术

[0002] 目前,很多交易场景以及业务场景中会用到大量的图像资料,如果图像资料被篡改,会对交易或业务的安全性产生很大的影响。随着科技的不断进步,图像处理技术越来越发达,随之衍生出大量的图像编辑软件,这些图像编辑软件具有强大的图像编辑功能,通过这些软件对图像进行编辑篡改,往往能够达到以假乱真的地步,仅凭肉眼是无法区分的。由此需要对图像资料进行图像篡改检测。

[0003] 现有技术中通常会采用检测模型来对图像进行检测,并通过不断增加神经网络的深度的方式来提高准确率。但是,增加神经网络的深度并不能很好地提高检测准确度。

发明内容

[0004] 基于此,有必要针对上述技术问题,提供一种图像检测方法、装置、计算机设备和存储介质,能够提高图像篡改检测的准确度。

[0005] 第一方面,本申请提供了一种图像检测方法。所述方法包括:

[0006] 获取待检测图像;

[0007] 通过特征提取网络,对所述待检测图像进行特征提取,得到所述待检测图像的目标特征图;其中,所述特征提取网络包括注意力卷积模块和池化层;

[0008] 通过分类网络,对所述目标特征图进行分类处理,得到所述待检测图像的检测结果;其中,所述检测结果为所述待检测图像被篡改或所述待检测图像未被篡改。

[0009] 在其中一个实施例中,所述特征提取网络包括至少两个首尾相连的卷积池化层,每一卷积池化层包括一个注意力卷积模块和一个池化层。

[0010] 在其中一个实施例中,所述通过特征提取网络,对所述待检测图像进行特征提取,得到所述待检测图像的目标特征图,包括:

[0011] 通过各卷积池化层对其输入信息进行特征提取,并将最后一个卷积池化层的输出结果作为所述待检测图像的目标特征图;其中,首个卷积池化层的输入信息为所述待检测图像,其他任一卷积池化层的输入信息为该卷积池化层的上一卷积池化层的输出结果。

[0012] 在其中一个实施例中,通过各卷积池化层对其输入信息进行特征提取,包括:

[0013] 针对每一卷积池化层,通过该卷积池化层所包含的注意力卷积模块,对该卷积池化层的输入信息进行特征提取,得到基础特征图;

[0014] 通过该卷积池化层所包含的池化层对所述基础特征图进行压缩处理,得到该卷积池化层的输出结果。

[0015] 在其中一个实施例中,所述注意力卷积模块包括第一卷积模块、第二卷积模块、卷积注意模块和联合特征卷积模块,所述输入信息包括第一输入信息和第二输入信息,所述

基础特征图包括第一基础特征图和第二基础特征图；

[0016] 所述通过该卷积池化层所包含的注意力卷积模块,对该卷积池化层的输入信息进行特征提取,得到基础特征图,包括:

[0017] 通过所述第一卷积模块和所述卷积注意模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第一基础特征图;

[0018] 通过所述第二卷积模块,对该卷积池化层的第二输入信息进行特征提取,得到第一中间特征图;

[0019] 通过所述联合特征卷积模块,对所述第一基础特征图和所述第一中间特征图进行融合,得到第二基础特征图。

[0020] 在其中一个实施例中,所述通过所述第一卷积模块和所述卷积注意模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第一基础特征图,包括:

[0021] 通过所述第一卷积模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第二中间特征图;

[0022] 通过所述卷积注意模块,对所述第二中间特征图进行通道特征和空间特征提取,得到第一基础特征图。

[0023] 第二方面,本申请还提供了一种图像检测装置。所述装置包括:

[0024] 获取模块,用于获取待检测图像;

[0025] 提取模块,用于通过特征提取网络,对所述待检测图像进行特征提取,得到所述待检测图像的目标特征图;其中,所述特征提取网络包括注意力卷积模块和池化层;

[0026] 分类模块,用于通过分类网络,对所述目标特征图进行分类处理,得到所述待检测图像的检测结果;其中,所述检测结果为所述待检测图像被篡改或所述待检测图像未被篡改。

[0027] 第三方面,本申请还提供了一种计算机设备。所述计算机设备包括存储器和处理器,所述存储器存储有计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现以下步骤:

[0028] 获取待检测图像;

[0029] 通过特征提取网络,对所述待检测图像进行特征提取,得到所述待检测图像的目标特征图;其中,所述特征提取网络包括注意力卷积模块和池化层;

[0030] 通过分类网络,对所述目标特征图进行分类处理,得到所述待检测图像的检测结果;其中,所述检测结果为所述待检测图像被篡改或所述待检测图像未被篡改。

[0031] 第四方面,本申请还提供了一种计算机可读存储介质。所述计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现以下步骤:

[0032] 获取待检测图像;

[0033] 通过特征提取网络,对所述待检测图像进行特征提取,得到所述待检测图像的目标特征图;其中,所述特征提取网络包括注意力卷积模块和池化层;

[0034] 通过分类网络,对所述目标特征图进行分类处理,得到所述待检测图像的检测结果;其中,所述检测结果为所述待检测图像被篡改或所述待检测图像未被篡改。

[0035] 第五方面,本申请还提供了一种计算机程序产品。所述计算机程序产品,包括计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现以下步骤:

[0036] 获取待检测图像;

[0037] 通过特征提取网络,对所述待检测图像进行特征提取,得到所述待检测图像的目标特征图;其中,所述特征提取网络包括注意力卷积模块和池化层;

[0038] 通过分类网络,对所述目标特征图进行分类处理,得到所述待检测图像的检测结果;其中,所述检测结果为所述待检测图像被篡改或所述待检测图像未被篡改。

[0039] 上述图像检测方法、装置、计算机设备和存储介质,通过引入包含注意力卷积模块和池化层的特征提取网络,对待检测图像进行特征提取,使得得到待检测图像的目标特征图更能准确的反应图像的特征,进而通过分类网络,对目标特征图进行分类处理的结果更加精准,即可精确定待检测图像是否被篡改,提高了图像篡改检测的准确度。

附图说明

[0040] 图1为一个实施例中图像检测方法的应用环境图;

[0041] 图2为一个实施例中图像检测方法的流程示意图;

[0042] 图3为一个实施例中特征提取网络的结构示意图;

[0043] 图4为一个实施例中注意力卷积模块的结构示意图;

[0044] 图5为一个实施例中获取基础特征图的流程示意图;

[0045] 图6为一个实施例中卷积注意模块的结构示意图;

[0046] 图7为一个实施例中图像检测模型的结构示意图;

[0047] 图8为一个实施例中图像检测装置的结构示意图;

[0048] 图9为一个实施例中计算机设备的内部结构图。

具体实施方式

[0049] 为了使本申请的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本申请进行进一步详细说明。应当理解,此处描述的具体实施例仅仅用以解释本申请,并不用于限定本申请。

[0050] 本申请实施例提供的图像检测方法,可以适用于检测图像是否被篡改的场景。该方法可以由服务器来执行,也可以由算力比较强大的终端来执行,或者还可以由终端和服务器交互来实现。例如,图1是本申请实施例中提供的一种图像检测方法的应用环境图。其中,终端102可以通过网络向服务器104发送待检测图像,服务器104中可集成有图像检测模型,该图像检测模型包括特征提取网络和分类网络,进而服务器104可以通过这两个网络,来对待检测图像进行篡改检测。可选的,终端102可以但不限于各种个人计算机、笔记本电脑、智能手机、平板电脑、物联网设备和便携式可穿戴设备,物联网设备可为智能音箱、智能电视、智能空调、智能车载设备等。便携式可穿戴设备可为智能手表、智能手环、头戴设备等。服务器104可以用独立的服务器或者是多个服务器组成的服务器集群来实现。

[0051] 在一个实施例中,如图2所示,提供了一种图像检测方法,以该方法应用于图2中的服务器104为例进行说明,包括以下步骤:

[0052] S201,获取待检测图像。

[0053] 在本申请实施例中,待检测图像可以理解为用于检测是否被篡改的图像。

[0054] 可选的,获取待检测图像的方式可以有很多种,本申请实施例对此不做限定。例如,一种可实施方式可以是,当终端102向服务器104发起图像篡改检测请求时,终端102向

服务器104发送待检测的图像;另一种可实施方式可以是,服务器104当检测到存在图像篡改检测请求时,在指定的存储路径下获取待检测图像等。

[0055] S202,通过特征提取网络,对待检测图像进行特征提取,得到待检测图像的目标特征图。

[0056] 可选的,特征提取网络用于提取待检测图像的特征信息。进一步的,特征提取网络包括注意力卷积模块和池化层。

[0057] 示例性的,获取待检测的图像后,可以通过特征提取网络中的注意力卷积模块对待检测图像进行特征提取,并利用特征提取网络中的池化层,对提取的特征进行压缩,进而得到待检测图像的目标特征图。

[0058] S203,通过分类网络,对目标特征图进行分类处理,得到待检测图像的检测结果。

[0059] 可选的,分类网络可以根据特征信息输出该特征信息对应的分类结果。

[0060] 示例性的,可以利用分类网络,对目标特征图进行分类处理,得到待检测图像的检测结果;进一步的,检测结果可以为待检测图像被篡改或待检测图像未被篡改。也就是说,该检测结果用于指示待检测图像为被篡改的图像或者为未被篡改的图像。

[0061] 上述图像检测方法,通过引入包含注意力卷积模块和池化层的特征提取网络,对待检测图像进行特征提取,使得得到待检测图像的目标特征图更能准确的反应图像的特征,进而通过分类网络,对目标特征图进行分类处理的结果更加精准,即可精确定待检测图像是否被篡改,提高了图像篡改检测的准确度。

[0062] 在一个实施例中,参见图3,图3为本申请实施例提供的一种特征提取网络的结构示意图。其中,特征提取网络包括至少两个首尾相连的卷积池化层,每一卷积池化层包括一个注意力卷积模块和一个池化层。这样,通过特征提取网络中的卷积池化层对待检测图像进行层层特征提取,使得得到的待检测图像的目标特征图更能反应图像的特征,进而提高待检测图像检测结果的准确性。

[0063] 在图3的基础上,本申请实施例提供了一种获取待检测图像的目标特征图的实现方式,具体可以是:通过各卷积池化层对其输入信息进行特征提取,并将最后一个卷积池化层的输出结果作为待检测图像的目标特征图;其中,首个卷积池化层的输入信息为待检测图像,其他任一卷积池化层的输入信息为该卷积池化层的上一卷积池化层的输出结果。

[0064] 下面以特征提取网络具有两个卷积池化层为例,进行详细说明。

[0065] 通过第一个卷积池化层中的注意力卷积模块对输入的待检测图像进行特征提取,并将提取的特征信息输入至第一个卷积池化层中的池化层进行压缩,将压缩后的特征信息作为第一卷积池化层的输出结果,并作为第二个卷积池化层的输入信息输入至第二个卷积池化层。第二个卷积池化层的注意力卷积模块,对第一卷积池化层的输出结果进行特征提取,并将提取的特征信息输入至第二个卷积池化层的池化层进行压缩,得到输出结果;由于在本实施例中,第二个卷积池化层为最后一个卷积池化层,故将第二个卷积池化层的输出结果作为待检测图像的目标特征图。

[0066] 本申请实施例中,通过特征提取网络中的卷积池化层对待检测图像进行层层特征提取,使得得到的待检测图像的目标特征图更能反应图像的特征,进而提高待检测图像检测结果的准确性。

[0067] 在一个实施例中,本申请实施例中的卷积池化层可以由注意力卷积模块和池化层

组成。在通过各卷积池化层对其输入信息进行特征提取时,可以针对每一个卷积池化层,通过该卷积池化层所包含的注意力卷积模块,对该卷积池化层的输入信息进行特征提取,得到基础特征图;然后通过该卷积池化层所包含的池化层对基础特征图进行压缩处理,得到该卷积池化层的输出结果。

[0068] 可选的,结合上述图3所示的实施例,当特征提取网络包括两个首尾相连的卷积池化层时,第一个卷积池化层中的注意力卷积模块对第一个卷积池化层的输入信息进行特征提取,得到基础特征图;然后通过第一个卷积池化层所包含的池化层对基础特征图进行压缩处理,得到第一个卷积池化层的输出结果。然后第一个卷积池化层的输出结果输入至第二个卷积池化层中,第二个卷积池化层中的注意力卷积模块对第一个卷积池化层的输出信息进行特征提取,也得到基础特征图;然后通过第二个卷积池化层所包含的池化层,对第二个卷积池化层中的注意力卷积模块得到的基础特征图进行压缩处理,得到第二个卷积池化层的输出结果。

[0069] 本申请实施例中,通过各个卷积池化层中的注意力卷积模块对图像特征进行层层提取,使得得到的待检测图像的目标特征图更能反应图像的特征,进而提高待检测图像检测结果的准确性。

[0070] 为了提高图像检测结果的准确性,进一步对特征提取网络的结构进行细化。在一个实施例中,参见图4,图4为本申请实施例提供的一种注意力卷积模块的结构示意图。本申请实施例中的注意力卷积模块可以由第一卷积模块、第二卷积模块、卷积注意模块和联合特征卷积模块组成,这些模块的连接关系参见图4。

[0071] 示例性的,第一卷积模块可以为VGG-16模型中的VGG卷积模块,其卷积核参数可以采用历史经验参数;第二卷积模块可以为普通卷积模块,其卷积核参数可以由随机数随机生成;卷积注意模块和联合特征卷积模块的卷积核参数同样可以由随机数随机生成。

[0072] 可选的,本申请实施例中输入至卷积池化层中的输入信息包括第一输入信息和第二输入信息;得到的基础特征图包括第一基础特征图和第二基础特征图。进而在图4的基础上,结合图5,针对任一卷积池化层,在通过该卷积池化层所包含的注意力卷积模块,对该卷积池化层的输入信息进行特征提取,得到基础特征图时,具体可以通过如下步骤实现:

[0073] S501,通过第一卷积模块和卷积注意模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第一基础特征图。

[0074] S502,通过第二卷积模块,对该卷积池化层的第二输入信息进行特征提取,得到第一中间特征图。

[0075] S503,通过联合特征卷积模块,对第一基础特征图和第一中间特征图进行融合,得到第二基础特征图。

[0076] 示例性的,可以通过该卷积池化层中的第一卷积模块和卷积注意模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第一基础特征图;与此同时,可以通过该卷积池化层中的第二卷积模块,对该卷积池化层的第二输入信息进行特征提取,得到第一中间特征图;之后将第二特征图和第一中间特征图输入至联合特征卷积模块中,由联合特征卷积模块对第一基础特征图和第一中间特征图进行融合,得到第二基础特征图。

[0077] 需要说明的一点的是,每一卷积池化层均包括一个注意力卷积模块,即卷积池化层的数量与注意力卷积模块相同,在该卷积池化层为首个卷积池化层时,该卷积池化层中

的注意力卷积模块为首个注意力卷积模块,此时第一输入信息和第二输入信息相同,均为待检测图像。相应的,其他卷积池化层对应其他注意力卷积模块,输入其他任一注意力卷积模块中的第一输入信息和第二输入信息并不相同,输入其他任一注意力卷积模块中的第一输入信息为上一个注意力卷积模块得到的第一基础特征图经过池化层压缩后的特征图;输入其他任一注意力卷积模块中的第二输入信息为上一个注意力卷积模块得到的第二基础特征图经过池化层压缩后的特征图。

[0078] 本申请实施例中,通过各个卷积池化层中的注意力卷积模块对图像特征进行层层提取,并且各个注意力卷积模块中设置了两条支路,第一条支路通过第一卷积模块和卷积注意模块得到第一基础特征图;第二条支路通过第二卷积模块得到第一中间特征图,并通过联合特征卷积模块,对第一基础特征图和所述中间特征图进行融合,得到第二基础特征图,这样,得到的第一基础特征图和第二基础特征图更能反应图像的特征,进而提高待检测图像检测结果的准确性。

[0079] 在一个实施例中,为了提高图像检测结果的准确性,进一步对卷积注意模块的结构进行细化。参见图6,图6为本申请实施例提供的一种卷积注意模块的结构示意图。本申请实施例中的卷积注意模块可以由通道注意力模块和空间注意力模块组成。

[0080] 可选的,通道注意力模块可以使用一个3维模板,其中高度和宽度为1,深度和输入的特征图的通道数相同。空间注意力模块同样可以使用一个3维模板,其中高度和宽度与输入的特征图的高度和宽度相同,深度为1。

[0081] 可选的,卷积注意模块的表达式如下:

$$[0082] \quad F' = M_c(F) \otimes F$$

$$[0083] \quad F'' = M_s(F') \otimes F'$$

[0084] 其中F表示的是输入特征图, M_c 表示通道注意力操作, M_s 表示空间注意力操作, \otimes 表示对应像素点相乘。

[0085] 可选的,在通过第一卷积模块和卷积注意模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第一基础特征图时,可以通过第一卷积模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第二中间特征图;然后通过卷积注意模块,对第二中间特征图进行通道特征和空间特征提取,得到第一基础特征图。

[0086] 具体的,第一卷积模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第二中间特征图后,将第二中间特征图输入至通道注意力模块中,并将通道注意力模块输出的特征图与第二中间特征图进行对应像素点相乘的运算,得到通道特征图;然后将通道特征图输入至空间注意力模块中,并将空间注意力模块输出的特征图与通道特征图进行对应像素点相乘的运算,得到空间特征图,并将该空间特征图作为第一基础特征图。

[0087] 在一些实施例中,为了提高通道注意力模块提取特征的效率,可以在通道注意力模块提取特征前,对特征图像使用最大池化层和平均池化层对特征图在空间维度上进行压缩;同样的,为了提高空间注意力模块提取特征的效率,可以在通道注意力模块提取特征前,对特征图像使用最大池化层和平均池化层对特征图在通道维度上进行压缩。

[0088] 本申请实施例通过在卷积注意模块中设置通道注意力模块和空间注意力模块,并利用通道注意力模块和空间注意力模块对第二中间特征图进行特征提取,使得得到的第一基础特征图获得更加丰富的特征内容,更能反应图像的特征,从而可以实现使用更短的网

络模型,获取更准确的检测结果。

[0089] 在一个实施例中,参见图7,图7为本申请实施例提供的一种图像检测模型的结构示意图。该图像检测模型中的特征提取网络包括五个首尾相连的卷积池化层。本申请实施例中的图像检测模型设计了5层注意力卷积模块,每个卷积模块后面跟着一个池化层。最后使用全连接层汇总特征。本申请实施例采用了VGG-16网络模型为基础网络。VGG-16中的16是指这个网络中包含16个卷积层。VGG-16的结构相对简单,而且这种网络结构很规整,都是几个卷积层后面跟着可以压缩图像大小的池化层。同时,卷积层的过滤器数量变化存在一定的规律,由64翻倍变成128,再到256和512。同时这种模型在浅层能够很好的提取图像内容,因此常被用来作为基础架构,而它的主要缺点是需要训练的特征数量非常巨大。因此,本申请实施例只选用了VGG-16的前5个卷积和池化层作为下采样模块的基础架构,并对下采样模块中的卷积层进行了改动,添加注意力机制,称之为注意力卷积模块。

[0090] 应理解,在对图像检测模型训练之前,需要对数据集进行裁剪,统一尺寸。同时为进一步提高训练模型的鲁棒性,增强其泛化能力,避免过拟合现象,可以利用离线图像增强技术对训练集数据进行处理,即在模型训练之前处理图像数据,形成固定数据集。处理策略如下:

[0091] 旋转变换:将图像旋转90度、180度、270度来模拟不同拍摄角度的图像。

[0092] 色彩抖动:图像色度、饱和度、对比度随机增强,模拟不同光线条件下的图像数据。

[0093] 锐化处理:增强图像边缘轮廓,模拟不同清晰度的图像。

[0094] 在进行图像检测模型训练的时候,可以采用损失函数来计算检测结果与真实结果的差距,以进一步调整模型的参数,以提高模型的检测准确度。

[0095] 具体的,本申请实施例可以使用二分类交叉熵损失函数进行差距的计算。首先将分类函数输出的预测概率记为 y' ,另一种预测概率记为 $1-y'$,差距的计算公式为:

$$[0096] \quad L = \frac{1}{N} \sum_i L_i = \frac{1}{N} \sum_i -[y_i \cdot \log(y_i') + (1 - y_i) \cdot \log(1 - y_i')]$$

[0097] 其中,L表示预测结果与真实结果的差距, y' 表示预测概率, y 表示真实结果,N表示有样本的数量。

[0098] 得到差距值后,然后通过反向传播算法进行参数的调整,从而降低差距值。反向算法的公式如下:

$$[0099] \quad w_i' = 1 - \alpha \cdot \frac{\partial L_i}{\partial w_i}$$

[0100] 其中 w' 表示调整后的参数, α 表示学习率, w 表示的是当前检测模型的参数,对 w 的求导公式如下:

$$[0101] \quad \frac{\partial L_i}{\partial w_i} = \frac{\partial L_i}{\partial y_i'} \cdot \frac{\partial y_i'}{\partial s_i} \cdot \frac{\partial s_i}{\partial w_i}$$

[0102] 其中L表示的是差距值, s 表示的是激活函数, y' 表示预测概率。

[0103] 这样,图像检测模型可以根据调整后的参数 w' 调整模型参数,以提高图像检测模型的检测准确度。

[0104] 下面结合图7对本申请实施例提供的图像检测方法进行介绍,该方法具体包括以

下步骤:

[0105] 步骤一,获取待检测图像。

[0106] 可选的,获取待检测图像的方式可以有很多种,本申请实施例对此不做限定。例如,一种可实施方式可以是,当终端102向服务器104发起图像篡改检测请求时,终端102向服务器104发送待检测的图像;另一种可实施方式可以是,服务器104当检测到存在图像篡改检测请求时,在指定的存储路径下获取待检测图像。

[0107] 步骤二,将待检测图像输入至注意力卷积模块1中,得到第一基础特征图和第二基础特征图。

[0108] 将待检测图像输入至图像检测模型中的注意力卷积模块1中;注意力卷积模块1中包括第一卷积模块、第二卷积模块、卷积注意模块和联合特征卷积模块。通过注意力卷积模块1中的第一卷积模块,对输入至注意力卷积模块1中的待检测图像进行特征提取,得到第二中间特征图;然后将第二中间特征图输入至卷积注意模块中的通道注意力模块中,并将通道注意力模块输出的特征图与第二中间特征图进行对应像素点相乘的运算,得到通道特征图;然后将通道特征图输入至卷积注意模块中的空间注意力模块中,并将空间注意力模块输出的特征图与通道特征图进行对应像素点相乘的运算,得到空间特征图,并将该空间特征图作为第一基础特征图。

[0109] 同样的,第二卷积模块也会对输入至注意力卷积模块1中的待检测图像进行特征提取,得到第一中间特征图;然后通过联合特征卷积模块,对第一基础特征图和第一中间特征图进行融合,得到第二基础特征图。

[0110] 步骤三,将第一基础特征图和第二基础特征图输入至池化层1中。

[0111] 将第一基础特征图和第二基础特征图输入至池化层1中,通过池化层1对第一基础特征图和第二基础特征图进行压缩处理,以便进行下一个卷积池化层进行特征提取的操作。

[0112] 步骤四,将第一基础特征图经过池化层1压缩后的压缩结果输入至注意力卷积模块2中,并将第二基础特征图经过池化层1压缩后的压缩结果输入至注意力卷积模块2中。注意力卷积模块2中同样包括第一卷积模块、第二卷积模块、卷积注意模块和联合特征卷积模块。通过注意力卷积模块2中的第一卷积模块,对第一基础特征图经过池化层1压缩后的压缩结果进行特征提取,得到第三中间特征图;然后将第三中间特征图输入至卷积注意模块中的通道注意力模块中,并将通道注意力模块输出的特征图与第三中间特征图进行对应像素点相乘的运算,得到通道特征图;然后将通道特征图输入至卷积注意模块中的空间注意力模块中,并将空间注意力模块输出的特征图与通道特征图进行对应像素点相乘的运算,得到空间特征图,并将该空间特征图作为第三基础特征图。

[0113] 同样的,第二卷积模块也会对输入至注意力卷积模块2中的第二基础特征图经过池化层1压缩后的压缩结果进行特征提取,得到第四中间特征图;然后终端通过联合特征卷积模块,对第四基础特征图和第四中间特征图进行融合,得到第四基础特征图。

[0114] 步骤五,将第三基础特征图和第四基础特征图输入至池化层2中。

[0115] 终端将第三基础特征图和第四基础特征图输入至池化层2中,通过池化层2对第三基础特征图和第四基础特征图进行压缩处理,以便进行下一个卷积池化层进行特征提取的操作。

[0116] 步骤六,相应的,通过后续三个卷积池化层,对池化层2对应的输出结果进行特征提取,得到目标特征图。

[0117] 本申请实施例中的后面的三个卷积池化层对基础特征图进行特征提取的操作与上述实施例描述的前两个卷积池化层的操作逻辑相同,在此,不对后面的三个卷积池化层具体的操作进行赘述。

[0118] 步骤七,通过分类网络,对目标特征图进行分类处理,得到待检测图像的检测结果。

[0119] 分类网络的分类函数可以采用Sigmoid函数,通过分类网络,对目标特征图进行分类处理,得到待检测图像的检测结果,该检测结果用于指示待检测图像是否被篡改。

[0120] 可选的,对待检测图像的检测结果包括两个类别,分别为图像被篡改和图像未被篡改。通过分类网络对目标特征图进行分类处理,得到待检测图像的检测结果,具体可以设置分类函数输出分类结果对应的预测概率,然后判断预测概率是否大于预设概率阈值,根据比较结果输出检测结果。例如,设置分类函数输出图像被篡改对应的预测概率,预测概率阈值设置为95%;这样,当分类函数输出图像被篡改对应的预测概率大于95%时,得到的检测结果为图像被篡改,反之,则得到的检测结果为图像未被篡改。

[0121] 示例性的,上述实施例中的池化层1-5,可以采用2x2的最大池化层。

[0122] 上述步骤一至步骤七的具体过程可以参见上述方法实施例的描述,其实现原理和技术效果类似,在此不再赘述。

[0123] 应该理解的是,虽然如上所述的各实施例所涉及的流程图中的各个步骤按照箭头的指示依次显示,但是这些步骤并不是必然按照箭头指示的顺序依次执行。除非本文中有明确的说明,这些步骤的执行并没有严格的顺序限制,这些步骤可以以其它的顺序执行。而且,如上所述的各实施例所涉及的流程图中的至少一部分步骤可以包括多个步骤或者多个阶段,这些步骤或者阶段并不必然是在同一时刻执行完成,而是可以在不同的时刻执行,这些步骤或者阶段的执行顺序也不必然是依次进行,而是可以与其它步骤或者其它步骤中的步骤或者阶段的至少一部分轮流或者交替地执行。

[0124] 基于同样的发明构思,本申请实施例还提供了一种用于实现上述所涉及的图像检测方法的图像检测装置。该装置所提供的解决问题的实现方案与上述方法中所记载的实现方案相似,故下面所提供的的一个或多个图像检测装置实施例中的具体限定可以参见上文中对于图像检测方法的限定,在此不再赘述。

[0125] 在一个实施例中,如图8所示,提供了一种图像检测装置1,包括:

[0126] 获取模块10,用于获取待检测图像;

[0127] 提取模块20,用于通过特征提取网络,对待检测图像进行特征提取,得到待检测图像的目标特征图;其中,特征提取网络包括注意力卷积模块和池化层;

[0128] 分类模块30,用于通过分类网络,对目标特征图进行分类处理,得到待检测图像的检测结果;其中,检测结果为待检测图像被篡改或待检测图像未被篡改。

[0129] 上述图像检测装置,通过引入包含注意力卷积模块和池化层的特征提取网络,对待检测图像进行特征提取,使得得到待检测图像的目标特征图更能准确的反应图像的特征,进而通过分类网络,对目标特征图进行分类处理的结果更加精准,即可精准确定待检测图像是否被篡改,提高了图像篡改检测的准确度。。

[0130] 在一个实施例中,特征提取网络包括至少两个首尾相连的卷积池化层,每一卷积池化层包括一个注意力卷积模块和一个池化层。

[0131] 在一个实施例中,提取模块20,具体用于:

[0132] 通过各卷积池化层对其输入信息进行特征提取,并将最后一个卷积池化层的输出结果作为待检测图像的目标特征图;其中,首个卷积池化层的输入信息为待检测图像,其他任一卷积池化层的输入信息为该卷积池化层的上一卷积池化层的输出结果。

[0133] 在一个实施例中,提取模块20具体包括提取单元和压缩单元;

[0134] 提取单元,用于针对每一卷积池化层,通过该卷积池化层所包含的注意力卷积模块,对该卷积池化层的输入信息进行特征提取,得到基础特征图;

[0135] 压缩单元,用于通过该卷积池化层所包含的池化层对基础特征图进行压缩处理,得到该卷积池化层的输出结果。

[0136] 在一个实施例中,注意力卷积模块包括第一卷积模块、第二卷积模块、卷积注意模块和联合特征卷积模块,输入信息包括第一输入信息和第二输入信息,基础特征图包括第一基础特征图和第二基础特征图;

[0137] 提取单元,具体包括第一提取子单元、第二提取子单元和融合子单元;

[0138] 第一提取子单元,具体用于通过第一卷积模块和卷积注意模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第一基础特征图;

[0139] 第二提取子单元,具体用于通过第二卷积模块,对该卷积池化层的第二输入信息进行特征提取,得到第一中间特征图;

[0140] 融合子单元,具体用于通过联合特征卷积模块,对第一基础特征图和第一中间特征图进行融合,得到第二基础特征图。

[0141] 在一个实施例中,第一提取子单元,具体用于:

[0142] 通过第一卷积模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第二中间特征图;通过卷积注意模块,对第二中间特征图进行通道特征和空间特征提取,得到第一基础特征图。

[0143] 上述图像检测装置中的各个模块可全部或部分通过软件、硬件及其组合来实现。上述各模块可以硬件形式内嵌于或独立于计算机设备中的处理器中,也可以以软件形式存储于计算机设备中的存储器中,以便于处理器调用执行以上各个模块对应的操作。

[0144] 在一个实施例中,提供了一种计算机设备,该计算机设备可以是服务器,其内部结构图可以如图9所示。该计算机设备包括通过系统总线连接的处理器、存储器和网络接口。其中,该计算机设备的处理器用于提供计算和控制能力。该计算机设备的存储器包括非易失性存储介质和内存。该非易失性存储介质存储有操作系统、计算机程序和数据库。该内存为非易失性存储介质中的操作系统和计算机程序的运行提供环境。该计算机设备的数据库用于存储图像数据。该计算机设备的网络接口用于与外部的终端通过网络连接通信。该计算机程序被处理器执行时以实现一种图像检测方法。

[0145] 本领域技术人员可以理解,图9中示出的结构,仅仅是与本申请方案相关的部分结构的框图,并不构成对本申请方案所应用于其上的计算机设备的限定,具体的计算机设备可以包括比图中所示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者具有不同的部件布置。

[0146] 在一个实施例中,提供了一种计算机设备,包括存储器和处理器,存储器中存储有

计算机程序,该处理器执行计算机程序时实现以下步骤:

[0147] 获取待检测图像;

[0148] 通过特征提取网络,对待检测图像进行特征提取,得到待检测图像的目标特征图;其中,特征提取网络包括注意力卷积模块和池化层;

[0149] 通过分类网络,对目标特征图进行分类处理,得到待检测图像的检测结果;其中,检测结果为待检测图像被篡改或待检测图像未被篡改。

[0150] 在一个实施例中,处理器执行计算机程序时所涉及的特征提取网络包括至少两个首尾相连的卷积池化层,每一卷积池化层包括一个注意力卷积模块和一个池化层。

[0151] 在一个实施例中,处理器执行计算机程序时还实现以下步骤:

[0152] 通过各卷积池化层对其输入信息进行特征提取,并将最后一个卷积池化层的输出结果作为待检测图像的目标特征图;其中,首个卷积池化层的输入信息为待检测图像,其他任一卷积池化层的输入信息为该卷积池化层的上一卷积池化层的输出结果。

[0153] 在一个实施例中,处理器执行计算机程序时还实现以下步骤:

[0154] 针对每一卷积池化层,通过该卷积池化层所包含的注意力卷积模块,对该卷积池化层的输入信息进行特征提取,得到基础特征图;通过该卷积池化层所包含的池化层对基础特征图进行压缩处理,得到该卷积池化层的输出结果。

[0155] 在一个实施例中,处理器执行计算机程序时还实现以下步骤:

[0156] 注意力卷积模块包括第一卷积模块、第二卷积模块、卷积注意模块和联合特征卷积模块,输入信息包括第一输入信息和第二输入信息,基础特征图包括第一基础特征图和第二基础特征图;通过第一卷积模块和卷积注意模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第一基础特征图;通过第二卷积模块,对该卷积池化层的第二输入信息进行特征提取,得到第一中间特征图;通过联合特征卷积模块,对第一基础特征图和第一中间特征图进行融合,得到第二基础特征图。

[0157] 在一个实施例中,处理器执行计算机程序时还实现以下步骤:

[0158] 通过第一卷积模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第二中间特征图;通过卷积注意模块,对第二中间特征图进行通道特征和空间特征提取,得到第一基础特征图。

[0159] 在一个实施例中,提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,计算机程序被处理器执行时实现以下步骤:

[0160] 获取待检测图像;

[0161] 通过特征提取网络,对待检测图像进行特征提取,得到待检测图像的目标特征图;其中,特征提取网络包括注意力卷积模块和池化层;

[0162] 通过分类网络,对目标特征图进行分类处理,得到待检测图像的检测结果;其中,检测结果为待检测图像被篡改或待检测图像未被篡改。

[0163] 在一个实施例中,计算机程序被处理器执行时所涉及的特征提取网络包括至少两个首尾相连的卷积池化层,每一卷积池化层包括一个注意力卷积模块和一个池化层。

[0164] 在一个实施例中,计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤:

[0165] 通过各卷积池化层对其输入信息进行特征提取,并将最后一个卷积池化层的输出结果作为待检测图像的目标特征图;其中,首个卷积池化层的输入信息为待检测图像,其他

任一卷积池化层的输入信息为该卷积池化层的上一卷积池化层的输出结果。

[0166] 在一个实施例中,计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤:

[0167] 针对每一卷积池化层,通过该卷积池化层所包含的注意力卷积模块,对该卷积池化层的输入信息进行特征提取,得到基础特征图;通过该卷积池化层所包含的池化层对基础特征图进行压缩处理,得到该卷积池化层的输出结果。

[0168] 在一个实施例中,计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤:

[0169] 注意力卷积模块包括第一卷积模块、第二卷积模块、卷积注意模块和联合特征卷积模块,输入信息包括第一输入信息和第二输入信息,基础特征图包括第一基础特征图和第二基础特征图;通过第一卷积模块和卷积注意模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第一基础特征图;通过第二卷积模块,对该卷积池化层的第二输入信息进行特征提取,得到第一中间特征图;通过联合特征卷积模块,对第一基础特征图和第一中间特征图进行融合,得到第二基础特征图。

[0170] 在一个实施例中,计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤:

[0171] 通过第一卷积模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第二中间特征图;通过卷积注意模块,对第二中间特征图进行通道特征和空间特征提取,得到第一基础特征图。

[0172] 在一个实施例中,提供了一种计算机程序产品,包括计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现以下步骤:

[0173] 获取待检测图像;

[0174] 通过特征提取网络,对待检测图像进行特征提取,得到待检测图像的目标特征图;其中,特征提取网络包括注意力卷积模块和池化层;

[0175] 通过分类网络,对目标特征图进行分类处理,得到待检测图像的检测结果;其中,检测结果为待检测图像被篡改或待检测图像未被篡改。

[0176] 在一个实施例中,计算机程序被处理器执行时所涉及的特征提取网络包括至少两个首尾相连的卷积池化层,每一卷积池化层包括一个注意力卷积模块和一个池化层。

[0177] 在一个实施例中,计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤:

[0178] 通过各卷积池化层对其输入信息进行特征提取,并将最后一个卷积池化层的输出结果作为待检测图像的目标特征图;其中,首个卷积池化层的输入信息为待检测图像,其他任一卷积池化层的输入信息为该卷积池化层的上一卷积池化层的输出结果。

[0179] 在一个实施例中,计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤:

[0180] 针对每一卷积池化层,通过该卷积池化层所包含的注意力卷积模块,对该卷积池化层的输入信息进行特征提取,得到基础特征图;通过该卷积池化层所包含的池化层对基础特征图进行压缩处理,得到该卷积池化层的输出结果。

[0181] 在一个实施例中,计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤:

[0182] 注意力卷积模块包括第一卷积模块、第二卷积模块、卷积注意模块和联合特征卷积模块,输入信息包括第一输入信息和第二输入信息,基础特征图包括第一基础特征图和第二基础特征图;通过第一卷积模块和卷积注意模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第一基础特征图;通过第二卷积模块,对该卷积池化层的第二输入信息进行特征提取,得到第一中间特征图;通过联合特征卷积模块,对第一基础特征图和第一中间

特征图进行融合,得到第二基础特征图。

[0183] 在一个实施例中,计算机程序被处理器执行时还实现以下步骤:

[0184] 通过第一卷积模块,对该卷积池化层的第一输入信息进行特征提取,得到第二中间特征图;通过卷积注意模块,对第二中间特征图进行通道特征和空间特征提取,得到第一基础特征图。

[0185] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程,是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一非易失性计算机可读存储介质中,该计算机程序在执行时,可包括如上述各方法的实施例的流程。其中,本申请所提供的各实施例中所使用的对存储器、数据库或其它介质的任何引用,均可包括非易失性和易失性存储器中的至少一种。非易失性存储器可包括只读存储器(Read-Only Memory,ROM)、磁带、软盘、闪存、光存储器、高密度嵌入式非易失性存储器、阻变存储器(ReRAM)、磁变存储器(Magnetoresistive Random Access Memory,MRAM)、铁电存储器(Ferroelectric Random Access Memory,FRAM)、相变存储器(Phase Change Memory,PCM)、石墨烯存储器等。易失性存储器可包括随机存取存储器(Random Access Memory,RAM)或外部高速缓冲存储器等。作为说明而非局限,RAM可以是多种形式,比如静态随机存取存储器(Static Random Access Memory,SRAM)或动态随机存取存储器(Dynamic Random Access Memory,DRAM)等。本申请所提供的各实施例中涉及的数据库可包括关系型数据库和非关系型数据库中至少一种。非关系型数据库可包括基于区块链的分布式数据库等,不限于此。本申请所提供的各实施例中涉及的处理器可为通用处理器、中央处理器、图形处理器、数字信号处理器、可编程逻辑器、基于量子计算的数据处理逻辑器等,不限于此。

[0186] 以上实施例的各技术特征可以进行任意的组合,为使描述简洁,未对上述实施例中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述,然而,只要这些技术特征的组合不存在矛盾,都应当认为是本说明书记载的范围。

[0187] 以上所述实施例仅表达了本申请的几种实施方式,其描述较为具体和详细,但不能因此而理解为对本申请专利范围的限制。应当指出的是,对于本领域的普通技术人员来说,在不脱离本申请构思的前提下,还可以做出若干变形和改进,这些都属于本申请的保护范围。因此,本申请的保护范围应以所附权利要求为准。

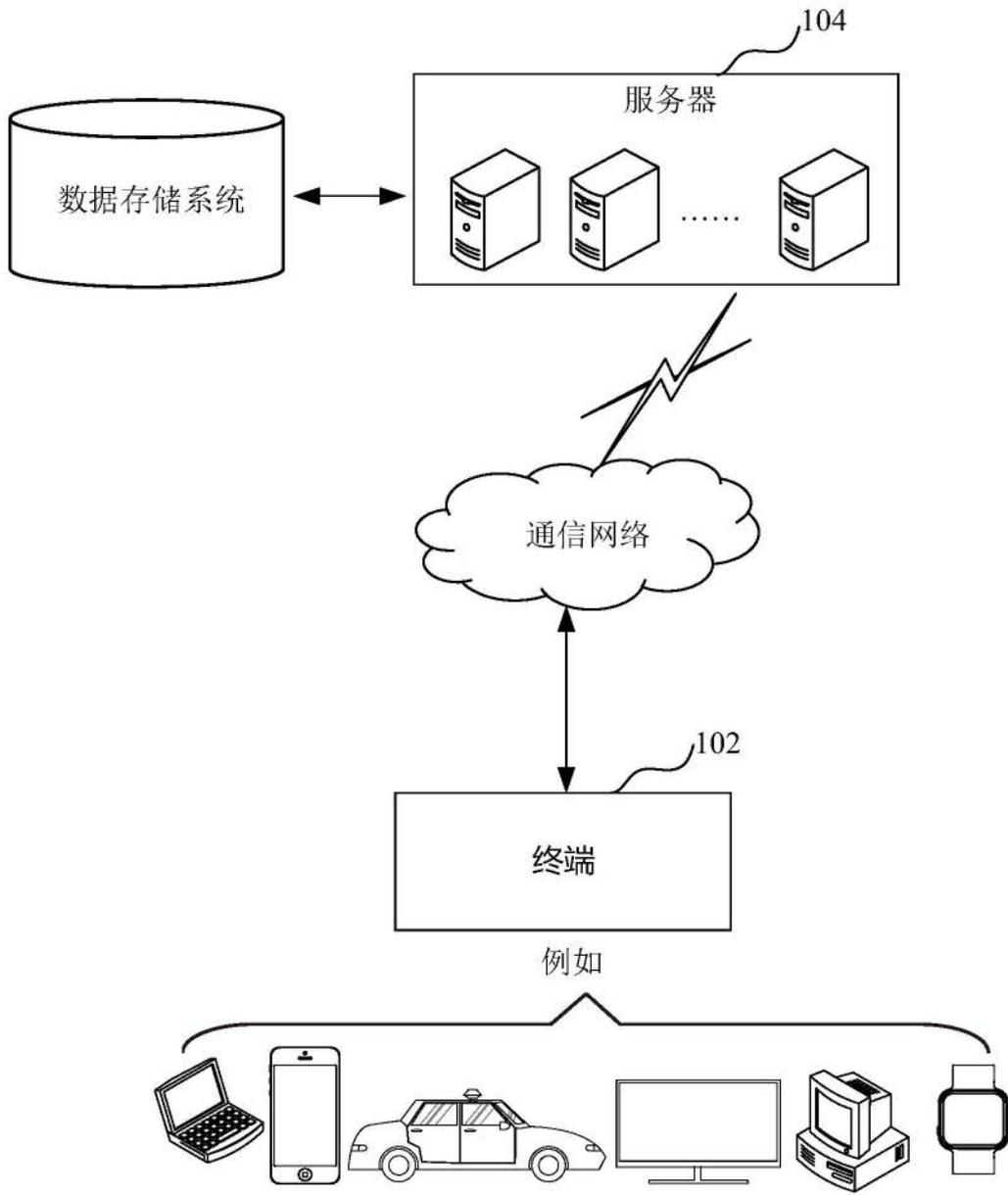


图1

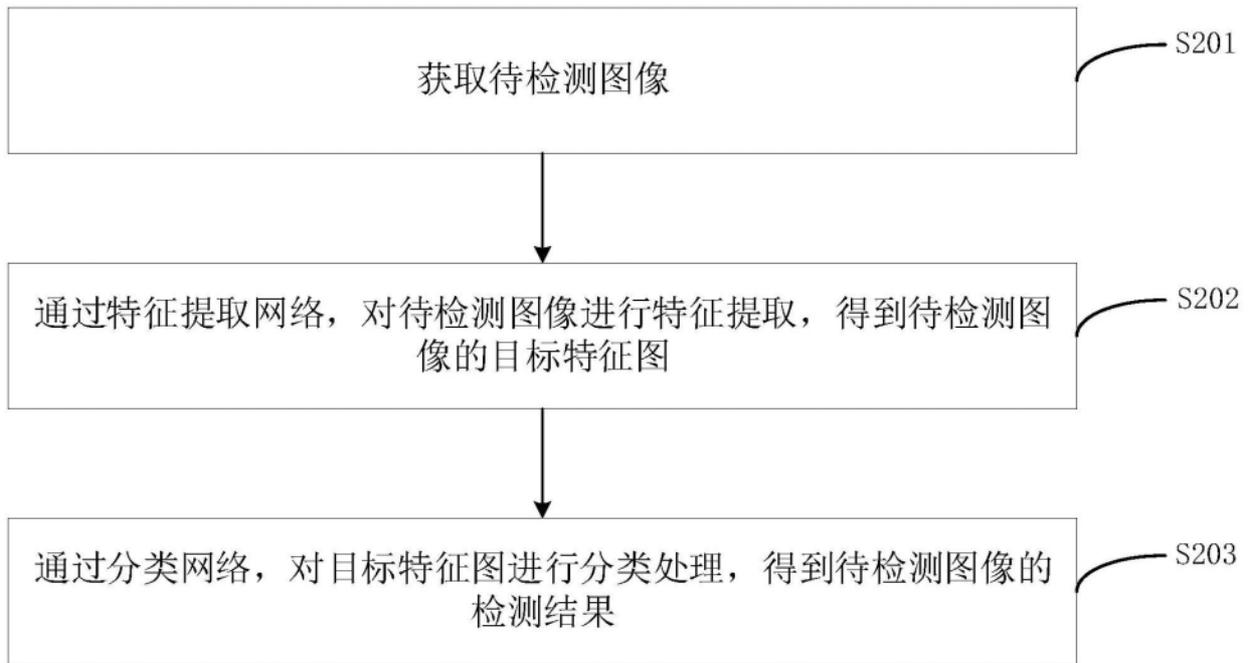


图2

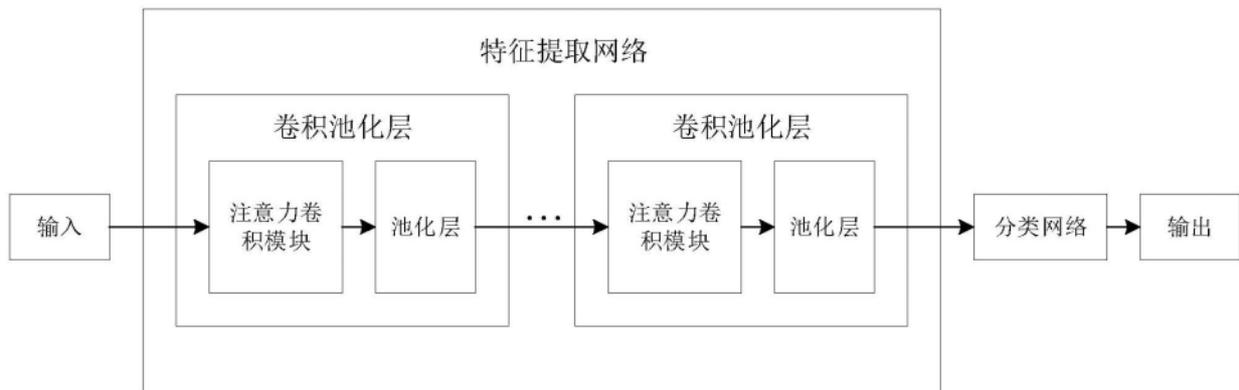


图3

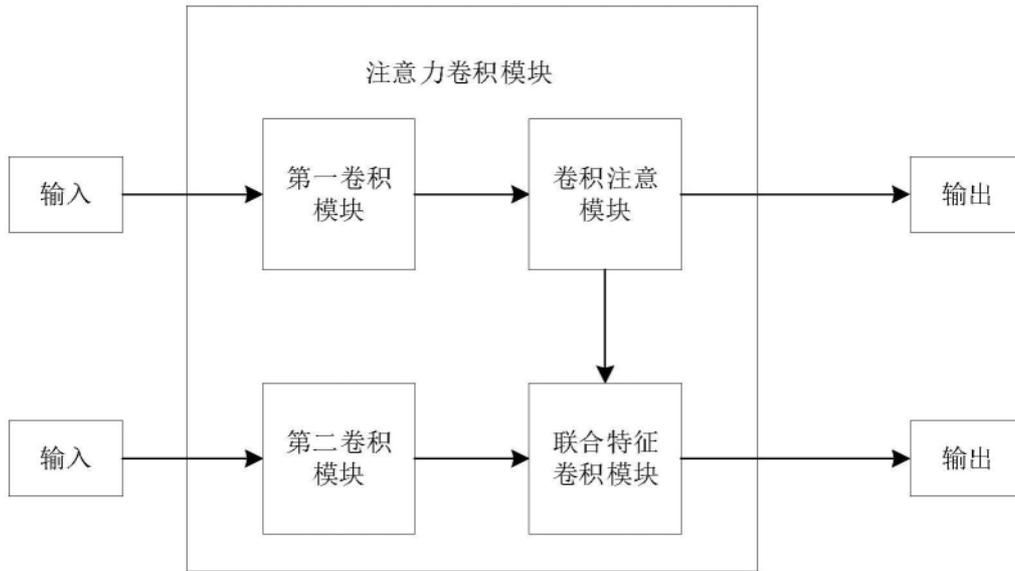


图4

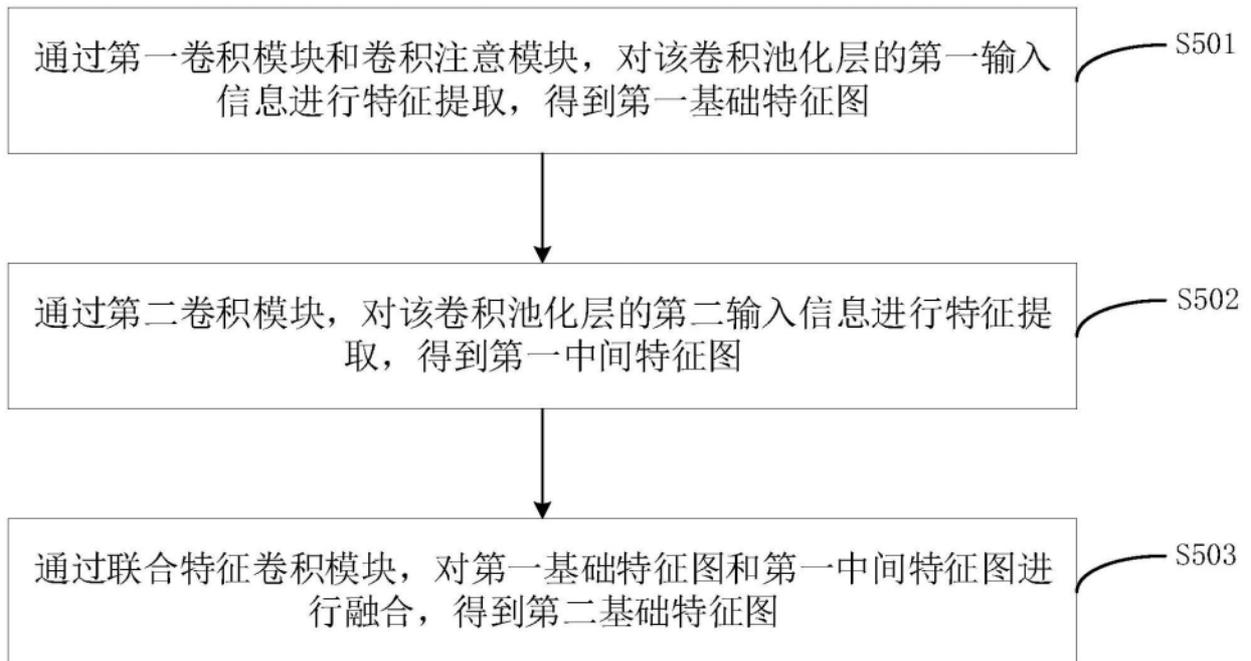


图5

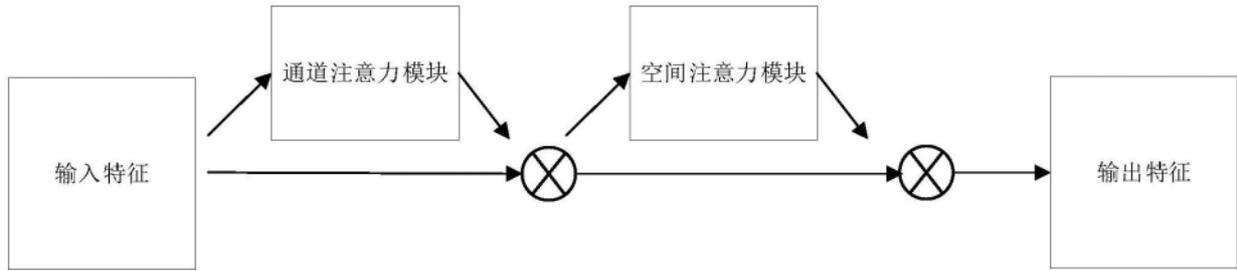


图6

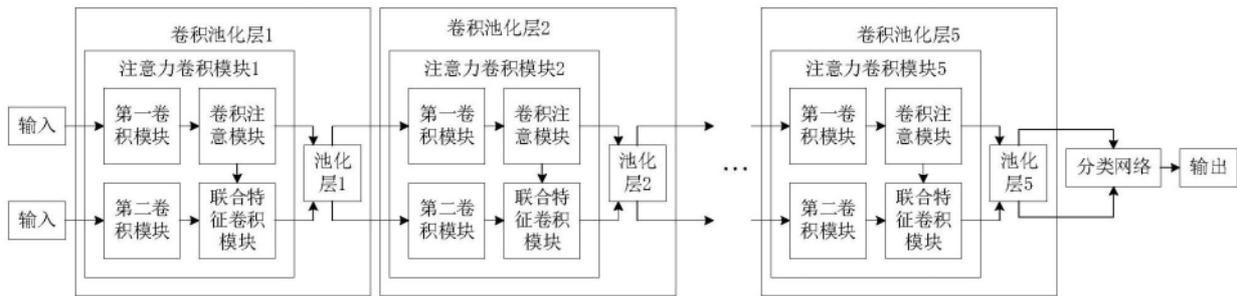


图7

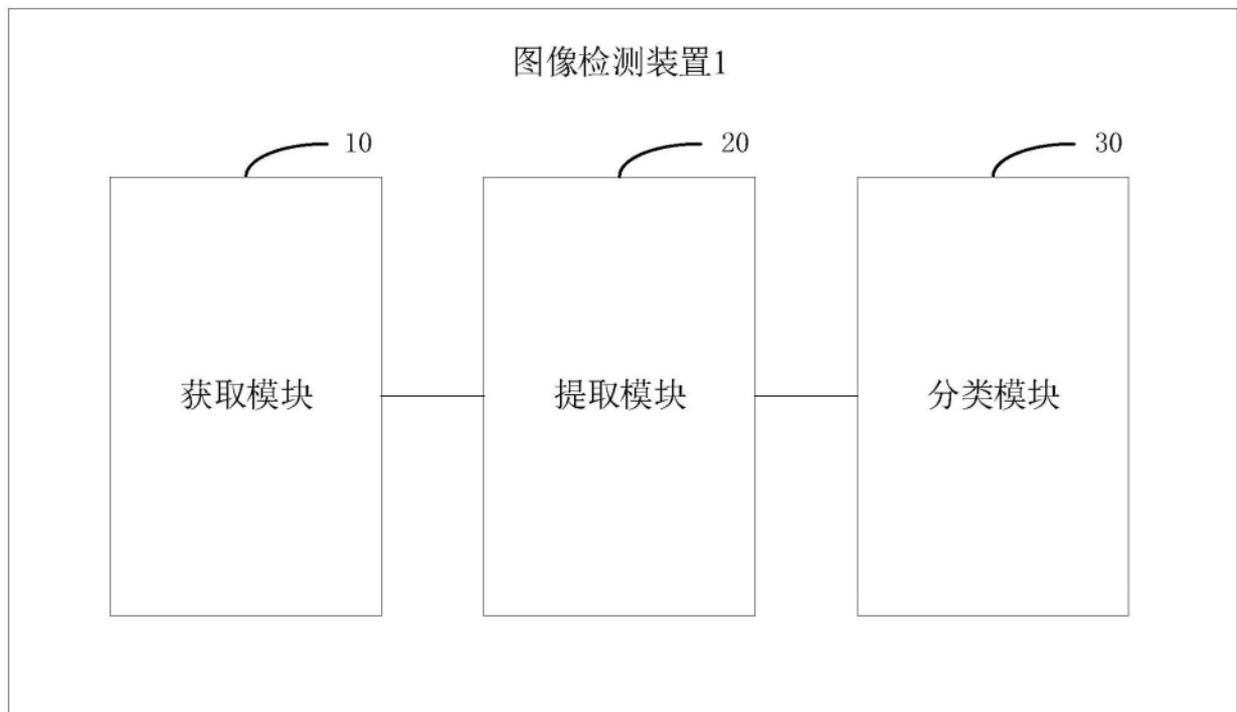


图8

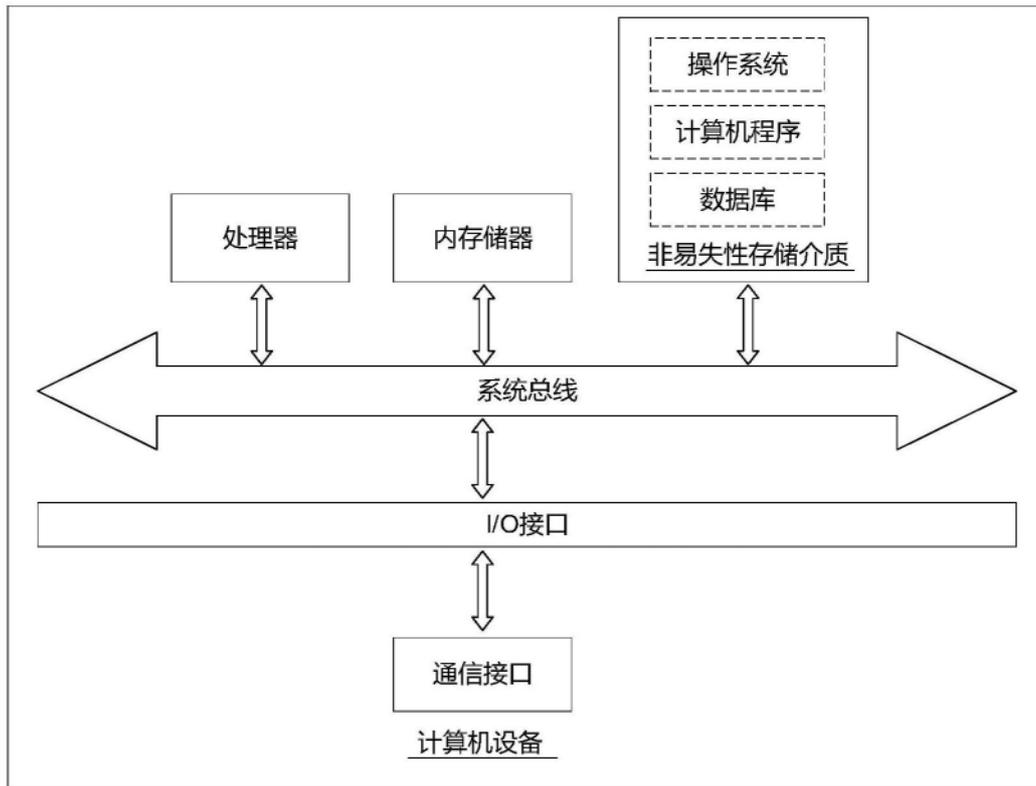


图9