



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109670517 A

(43)申请公布日 2019.04.23

(21)申请号 201811587447.8

(22)申请日 2018.12.24

(71)申请人 北京旷视科技有限公司

地址 100000 北京市海淀区科学院南路2号
A座313

(72)发明人 马宁宁 张祥雨

(74)专利代理机构 北京超凡志成知识产权代理
事务所(普通合伙) 11371

代理人 唐维虎

(51)Int.Cl.

G06K 9/46(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

权利要求书2页 说明书9页 附图3页

(54)发明名称

目标检测方法、装置、电子设备和目标检测模型

(57)摘要

本发明提供了一种目标检测方法、装置、电子设备和目标检测模型,属于图像检测技术领域。其中,目标检测方法包括:通过特征提取网络提取待检测图像的特征图,基于特征图进行目标检测。其中,特征提取网络包括多个卷积层,至少一个卷积层包括一个或多个结构单元;每个结构单元包括并行的至少两个通道分支以及连接在通道分支尾端的拼接单元和通道重排单元。采用通道分支的方式,可以提高网络的执行速度,通过通道重排,可以实现通道分支之间的信息交换,保证网络的检测精度和准确度。在等计算量的情况下,上述特征提取网络具有最优的特征提取速度。因此,本发明实施例提供的目标检测方法,在保证检测精度的同时,可以提高检测速度,节省时间。

S202

通过特征提取网络对待检测图像进行特征提取,得到待检测图像的特征图;所述特征提取网络包括多个卷积层,其中至少一个卷积层包括一个或多个结构单元;每个结构单元包括并行的至少两个通道分支以及连接在通道分支尾端的拼接单元和通道重排单元

S208

将特征图输入目标检测网络进行目标检测

1. 一种目标检测方法,其特征在于,包括:

通过特征提取网络对待检测图像进行特征提取,得到所述待检测图像的特征图;所述特征提取网络包括多个卷积层,所述多个卷积层中的至少一个卷积层包括一个或多个结构单元;每个所述结构单元包括并行的至少两个通道分支以及连接在所述通道分支尾端的拼接单元和通道重排单元;

将所述特征图输入目标检测网络进行目标检测。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,每个所述结构单元中的至少一个通道分支包括多个卷积单元,所述多个卷积单元中至少包括一个具有预设尺寸的卷积核的深度卷积单元。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述预设尺寸的卷积核为3*3的卷积核。

4. 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步长为1的卷积层;所述步长为1的卷积层中每个所述结构单元包括连接在所述至少两个通道分支的头端的通道分割单元。

5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述目标检测网络包括分类子网络和/或回归子网络;所述分类子网络用于基于所述待检测图像的特征图确定所述待检测图像是否包含目标对象;所述回归子网络用于基于所述待检测图像的特征图确定目标对象在所述待检测图像中的位置。

6. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述目标检测网络包括依次连接的大核深度分离卷积层、池化层和全连接层,以及与所述全连接层连接的并行的分类子网络和回归子网络;将所述特征图输入目标检测网络进行目标检测的步骤,包括:

将所述特征图依次通过所述大核深度分离卷积层、池化层和全连接层,得到所述全连接层输出的特征数据;

将所述特征数据分别输入所述分类子网络和所述回归子网络,得到所述分类子网络输出的分类结果和所述回归子网络输出的回归结果;

结合所述分类结果和所述回归结果,输出目标检测结果。

7. 一种目标检测模型,其特征在于,包括特征提取网络与和所述特征提取网络连接的目标检测网络;所述特征提取网络包括多个卷积层,所述多个卷积层中的至少一个卷积层包括一个或多个结构单元;每个所述结构单元包括并行的至少两个通道分支以及连接在所述通道分支尾端的拼接单元和通道重排单元。

8. 根据权利要求7所述的目标检测模型,其特征在于,所述目标检测网络包括分类子网络和/或回归子网络。

9. 根据权利要求7所述的目标检测模型,其特征在于,所述目标检测网络包括依次连接的大核深度分离卷积层、池化层和全连接层,以及与所述全连接层连接的并行的分类子网络和回归子网络。

10. 一种目标检测装置,其特征在于,包括:

特征提取模块,用于通过特征提取网络对待检测图像进行特征提取,得到所述待检测图像的特征图;所述特征提取网络包括多个卷积层,所述多个卷积层中的至少一个卷积层包括一个或多个结构单元;每个所述结构单元包括并行的至少两个通道分支以及连接在所述通道分支尾端的拼接单元和通道重排单元;

目标检测模块,用于将所述特征图输入目标检测网络进行目标检测。

11.一种电子设备,其特征在于,包括图像采集装置、存储器和处理器;

所述图像采集装置,用于采集图像数据;

所述存储器中存储有可在所述处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现上述权利要求1~6中任一项所述的方法的步骤。

12.一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质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运行时执行上述权利要求1~6中任一项所述的方法的步骤。

目标检测方法、装置、电子设备和目标检测模型

技术领域

[0001] 本发明属于图像检测技术领域,尤其是涉及一种目标检测方法、装置、电子设备和目标检测模型。

背景技术

[0002] 随着电子设备的日益智能化,目标检测在各个领域得到了广泛应用,可以检测出图像中是否存在目标对象及目标对象的位置。为了提高目标检测的精度,目前用于进行目标检测的神经网络模型多采用大型神经网络模型,如ResNet网络、GoolgeNet网络等等。由于这些网络的计算量都很大,因此执行速度很慢,需要耗费大量的时间。

发明内容

[0003] 有鉴于此,本发明的目的在于提供一种目标检测方法、装置、电子设备和目标检测模型,可以提高目标检测的速度,节省时间。

[0004] 为了实现上述目的,本发明实施例采用的技术方案如下:

[0005] 第一方面,本发明实施例提供了一种目标检测方法,包括:

[0006] 通过特征提取网络对待检测图像进行特征提取,得到所述待检测图像的特征图;所述特征提取网络包括多个卷积层,所述多个卷积层中的至少一个卷积层包括一个或多个结构单元;每个所述结构单元包括并行的至少两个通道分支以及连接在所述通道分支尾端的拼接单元和通道重排单元;

[0007] 将所述特征图输入目标检测网络进行目标检测。

[0008] 结合第一方面,本发明实施例提供了第一方面的第一种可能的实施方式,其中,每个所述结构单元中的至少一个通道分支包括多个卷积单元,所述多个卷积单元中至少包括一个具有预设尺寸的卷积核的深度卷积单元。

[0009] 结合第一方面的第一种可能的实施方式,本发明实施例提供了第一方面的第二种可能的实施方式,其中,所述预设尺寸的卷积核为3*3的卷积核。

[0010] 结合第一方面,本发明实施例提供了第一方面的第三种可能的实施方式,其中,所述特征提取网络包括步长为1的卷积层;所述步长为1的卷积层中每个所述结构单元包括连接在所述至少两个通道分支的头端的通道分割单元。

[0011] 结合第一方面,本发明实施例提供了第一方面的第四种可能的实施方式,其中,所述目标检测网络包括分类子网络和/或回归子网络;所述分类子网络用于基于所述待检测图像的特征图确定所述待检测图像是否包含目标对象;所述回归子网络用于基于所述待检测图像的特征图确定目标对象在所述待检测图像中的位置。

[0012] 结合第一方面,本发明实施例提供了第一方面的第五种可能的实施方式,其中,所述目标检测网络包括依次连接的大核深度分离卷积层、池化层和全连接层,以及与所述全连接层连接的并行的分类子网络和回归子网络;将所述特征图输入目标检测网络进行目标检测的步骤,包括:

[0013] 将所述特征图依次通过所述大核深度分离卷积层、池化层和全连接层,得到所述全连接层输出的特征数据;

[0014] 将所述特征数据分别输入所述分类子网络和所述回归子网络,得到所述分类子网络输出的分类结果和所述回归子网络输出的回归结果;

[0015] 结合所述分类结果和所述回归结果,输出目标检测结果。

[0016] 第二方面,本发明实施例还提供一种目标检测模型,包括特征提取网络和与所述特征提取网络连接的目标检测网络;所述特征提取网络包括多个卷积层,所述多个卷积层中的至少一个卷积层包括一个或多个结构单元;每个所述结构单元包括并行的至少两个通道分支以及连接在所述通道分支尾端的拼接单元和通道重排单元。

[0017] 结合第二方面,本发明实施例提供了第二方面的第一种可能的实施方式,其中,所述目标检测网络包括分类子网络和/或回归子网络。

[0018] 结合第二方面,本发明实施例提供了第二方面的第二种可能的实施方式,其中,所述目标检测网络包括依次连接的大核深度分离卷积层、池化层和全连接层,以及与所述全连接层连接的并行的分类子网络和回归子网络。

[0019] 第三方面,本发明实施例提供了一种目标检测装置,包括:

[0020] 特征提取模块,用于通过特征提取网络对待检测图像进行特征提取,得到所述待检测图像的特征图;所述特征提取网络包括多个卷积层,所述多个卷积层中的至少一个卷积层包括一个或多个结构单元;每个所述结构单元包括并行的至少两个通道分支以及连接在所述通道分支尾端的拼接单元和通道重排单元;

[0021] 目标检测模块,用于将所述特征图输入目标检测网络进行目标检测。

[0022] 第四方面,本发明实施例提供了一种电子设备,包括图像采集装置、存储器和处理器;

[0023] 所述图像采集装置,用于采集图像数据;

[0024] 所述存储器中存储有可在所述处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现上述第一方面中任一项所述的方法的步骤。

[0025] 第五方面,本发明实施例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上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器运行时执行上述第一方面任一项所述的方法的步骤。

[0026] 本发明实施例提供的目标检测方法、装置、电子设备和目标检测模型,通过特征提取网络提取待检测图像的特征图,基于特征图进行目标检测。其中,特征提取网络包括多个卷积层,其中至少一个卷积层包括一个或多个结构单元;每个所述结构单元包括并行的至少两个通道分支以及连接在所述通道分支尾端的拼接单元和通道重排单元。采用通道分支的方式,可以提高网络的执行速度,通过通道重排,可以实现通道分支之间的信息交换,保证网络的检测精度和准确度。在等计算量的情况下,本发明实施例提供的特征提取网络具有最优的特征提取速度。因此,本发明实施例提供的目标检测方法,在保证检测精度的同时,可以提高检测速度,节省时间。

[0027] 本公开的其他特征和优点将在随后的说明书中阐述,或者,部分特征和优点可以从说明书推知或毫无疑问地确定,或者通过实施本公开的上述技术即可得知。

[0028] 为使本发明的上述目的、特征和优点能更明显易懂,下文特举较佳实施例,并配合

所附附图,作详细说明如下。

附图说明

[0029] 为了更清楚地说明本发明具体实施方式或现有技术中的技术方案,下面将对具体实施方式或现有技术描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图是本发明的一些实施方式,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0030] 图1示出了本发明实施例所提供的一种电子设备的结构示意图;

[0031] 图2示出了本发明实施例所提供的一种目标检测方法的流程图;

[0032] 图3示出了本发明实施例所提供的一种特征提取网络的内部结构示意图;

[0033] 图4示出了本发明实施例所提供的另一种特征提取网络的内部结构示意图;

[0034] 图5示出了本发明实施例所提供的一种目标检测网络的结构示意图;

[0035] 图6示出了本发明实施例所提供的一种目标检测装置的结构框图。

具体实施方式

[0036] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合附图对本发明的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0037] 为了解决现有技术中用于进行目标检测的神经网络模型计算量很大导致计算速度慢的问题,本发明实施例提供了一种目标检测方法、装置、电子设备和目标检测模型。以下结合附图和具体实施方式对本发明实施例提供的目标检测方法、装置、电子设备和目标检测模型进行详细说明。

[0038] 实施例一:

[0039] 首先,参照图1来描述用于实现本发明实施例的目标检测方法的示例电子设备100。该示例电子设备100可以是智能手机、平板电脑、相机等移动终端;还可以是身份验证设备(如考勤机、人证一体机等)、监控器或监控中心的服务器等其它设备。

[0040] 如图1所示,电子设备100包括一个或多个处理器102、一个或多个存储器104、输入装置106、输出装置108,还可以包括图像采集装置110,这些组件通过总线系统112和/或其它形式的连接机构(未示出)互连。应当注意,图1所示的电子设备100的组件和结构只是示例性的,而非限制性的,根据需要,所述电子设备也可以具有其他组件和结构。

[0041] 所述处理器102可以是中央处理器(CPU)、图形处理器(Graphics Processing Unit, GPU)或者具有数据处理能力、图像处理能力和/或指令执行能力的其它形式的处理单元,并且可以控制所述电子设备100中的其它组件以执行期望的功能。

[0042] 所述存储器104可以包括一个或多个计算机程序产品,所述计算机程序产品可以包括各种形式的计算机可读存储介质,例如易失性存储器和/或非易失性存储器。所述易失性存储器例如可以包括随机存取存储器(RAM)和/或高速缓冲存储器(cache)等。所述非易失性存储器例如可以包括只读存储器(ROM)、硬盘、闪存等。在所述计算机可读存储介质上可以存储一个或多个计算机程序指令,处理器102可以运行所述程序指令,以实现下文所述

的本发明实施例中(由处理器实现)的图像分割功能以及/或者其它期望的功能。在所述计算机可读存储介质中还可以存储各种应用程序和各种数据,例如所述应用程序使用和/或产生的各种图像等。

[0043] 所述输入装置106可以是用户用来输入指令的装置,并且可以包括键盘、鼠标、麦克风和触摸屏等中的一个或多个。

[0044] 所述输出装置108可以向外部(例如,用户)输出各种信息(例如,图像或声音),并且可以包括显示器、扬声器等中的一个或多个。

[0045] 所述图像采集装置110可以拍摄用户期望的图像(例如照片、视频等),并且将所拍摄的图像存储在所述存储器104中以供其它组件使用。

[0046] 电子设备100上还设置有一个或多个补光灯,补光灯对应于图像采集装置设置,用于当环境光线不足,影响图像采集装置的图像采集效果时,为所述图像采集装置进行补光。补光灯可以采用红外补光灯,如近红外LED灯、激光红外灯等。红外补光灯发出不可见红外光,在暗光环境中为图像采集装置进行补光。

[0047] 实施例二:

[0048] 本实施例提供了一种目标检测方法,可以提高目标检测的速度,节省时间。图2示出了该目标检测方法的流程图。该需要说明的是,在图2的流程图中示出的步骤可以在诸如一组计算机可执行指令的计算机系统中执行,并且,虽然在流程图中示出了逻辑顺序,但是在某些情况下,可以以不同于此处的顺序执行所示出或描述的步骤。以下对本实施例进行详细介绍。

[0049] 如图2所示,本实施例提供的目标检测方法,包括如下步骤:

[0050] 步骤S202,通过特征提取网络对待检测图像进行特征提取,得到待检测图像的特征图。

[0051] 其中,待检测图像可以是图像采集装置实时采集的图像,也可以为预先存储的图像。另外,待检测图像可以是图片格式的图像,也可以是视频中的图像帧,本发明实施例不作限制。本实施例提供的目标检测方法可以检测出待检测图像中是否包含目标对象,还可以检测目标对象的位置。所述目标对象包括但不限于人脸、行人、车辆、动物或植物等。目标对象还可以是动物的一部分或植物的一部分。

[0052] 所述特征提取网络的网络结构可以如下:特征提取网络可以包括多个卷积层,所述卷积层用于从待检测图像中提取特征图。为了提供卷积计算的速度,所述多个卷积层中的至少一个卷积层可以包括如图3或图4所示的结构单元。该结构单元包括并行的至少两个通道分支以及连接在通道分支尾端的拼接单元(concat)和通道重排单元(channel shuffle)。例如,在一些实施例中,特征提取网络的一部分卷积层中包括至少一个结构单元,在另一些实施例中,特征提取网络的所有卷积层中均包括至少一个结构单元。需要说明的是,图3和图4仅示出了包括两个通道分支的结构单元,在一部分实施例中,结构单元中也可以包括并行的三个或四个,甚至更多的通道分支,每个通道分支的尾端均与所述拼接单元连接。

[0053] 步骤S204,将特征图输入目标检测网络进行目标检测。

[0054] 该步骤的一种可实现方式为:将特征图输入目标检测网络,得到目标检测网络输出的目标检测结果。检测结果可以包括待检测图像中是否包含目标对象,还可以包括目标

对象在待检测图像中的位置。其中,目标检测网络可以包括分类子网络和/或回归子网络;所述分类子网络用于确定待检测图像是否包含目标对象;所述回归子网络用于确定目标对象在待检测图像中的位置。当目标检测网络包括分类子网络和回归子网络时,分类子网络和回归子网络并行设置。

[0055] 本发明实施例提供的目标检测方法,通过特征提取网络提取待检测图像的特征图,基于特征图进行目标检测。其中,特征提取网络包括多个卷积层,其中至少一个卷积层包括一个或多个结构单元;每个所述结构单元包括并行的至少两个通道分支以及连接在所述通道分支尾端的拼接单元和通道重排单元。采用通道分支的方式,可以提高网络的执行速度,通过通道重排,可以实现通道分支之间的信息交换,保证网络的检测精度和准确度。在等计算量的情况下,本发明实施例提供的特征提取网络具有最优的特征提取速度。因此,本发明实施例提供的目标检测方法,在保证检测精度的同时,可以提高检测速度,节省时间。

[0056] 在一种可选的实施例中,上述特征提取网络可以采用ShuffleNetV2(第二代通道重排网络),ShuffleNetV2网络是一种轻量级的卷积神经网络模型,相较于现有的大型神经网络模型(如ResNet网络、GoolgeNet网络等),ShuffleNetV2网络在等计算量的情况下,具有目前最优的特征提取速度。

[0057] 为了进一步提高目标检测的准确率,可以对ShuffleNetV2网络进行改进,在网络中增加预设尺寸的卷积核,提高特征提取网络的感受野。例如,在某些实施例中,ShuffleNetV2网络可以包括步长为1(stride=1)的卷积层,在另一些实施例中,ShuffleNetV2网络可以包括步长为2(stride=2)的卷积层。在另一些实施例中,ShuffleNetV2网络可以包括不同步长的卷积层,如既包括步长为1的卷积层,也包括步长为2的卷积层。

[0058] 对于步长为1的卷积层,卷积层中可以包括一个或多个图3所示的结构单元,该结构单元包括并行的两个通道分支,两个通道分支的头端连接有通道分割单元(channel split),通道分割单元将输入的通道数分为两个分支。例如,如果输入的图像的通道数为 c ,经过通道分割单元后,输入一个通道分支的第一分支信息的通道数为 c_1 ,输入另一通道分支的第二分支信息的通道数则为 $c-c_1$ 。一般来说,如果输入的待检测图像为RGB图像,其通道数为3,即R通道、G通道和B通道。

[0059] 在两个通道分支中,一个通道分支可以包括多个卷积单元,所述多个卷积单元中至少包括一个具有预设尺寸的卷积核的深度卷积单元。预设尺寸的卷积核可以是 $5*5$ 的卷积核,为了减少计算量,也可以采用 $3*3$ 的卷积核。可以根据感受野大小的实际需要,设置具有预设尺寸的卷积核的深度卷积单元的数量。如图3所示,右侧的通道分支包括依次连接的四个卷积单元,四个卷积单元的卷积核尺寸分别为 $1*1$ 、 $3*3$ 、 $3*3$ 和 $1*1$,其中包括两个预设尺寸($3*3$)的卷积核的深度卷积单元,两个卷积核为 $1*1$ 的卷积单元采用ReLU作为激活函数。输入左侧的通道分支的第一分支信息保持不变,输入右侧的通道分支的第二分支信息经过多次卷积后得到第二分支输出,第二分支输出的通道数与输入的第二分支信息相同。通过拼接单元将第一分支信息和第二分支输出拼接起来,从而使该结构单元输出的通道数量与输入该结构单元的通道数量相同,使通道数量保持不变。拼接单元的输出再经过通道重排单元进行通道重排,使两个通道分支之间可以进行信息交流,避免因通道分支之间信

息交流不畅而影响网络的表达能力。

[0060] 对于步长为2的卷积层,卷积层中可以包括一个或多个图4所示的结构单元,该结构单元包括并行的两个通道分支,每个通道分支均包括多个卷积单元,所述多个卷积单元中至少包括一个具有预设尺寸的卷积核的深度卷积单元。同样,预设尺寸的卷积核可以是 $5*5$ 的卷积核,也可以是 $3*3$ 的卷积核。可以根据感受野大小的实际需要,设置具有预设尺寸的卷积核的深度卷积单元的数量。如图4所示,右侧的通道分支包括依次连接的四个卷积单元,四个卷积单元的卷积核尺寸分别为 $1*1$ 、 $3*3$ 、 $3*3$ 和 $1*1$,其中包括两个预设尺寸($3*3$)的卷积核的深度卷积单元。左侧的通道分支包括依次连接的两个卷积单元,两个卷积单元的卷积核尺寸分别为 $3*3$ 和 $1*1$,其中包括一个预设尺寸($3*3$)的卷积核的深度卷积单元。

[0061] 输入左侧的通道分支的第一分支信息经过卷积后得到第一分支输出,输入右侧的通道分支的第二分支信息经过多次卷积后得到第二分支输出。通过拼接单元将第一分支输出和第二分支输出拼接起来,由于该卷积层的步长为2,因此拼接后输出的通道数量为输入该结构单元的通道数量的2倍。拼接单元的输出再经过通道重排单元进行通道重排,使两个通道分支之间可以进行信息交流,避免因通道分支之间信息交流不畅而影响网络的表达能力。

[0062] 为了进一步提高目标检测的速度,在本发明实施例中,目标检测网络可以采用Light-Head R-CNN网络。目标检测网络的具体网络结构可以如图5所示,包括依次连接的大核深度分离卷积层(Large separable convolution)、池化层和全连接层(Fully Collection,FC),以及与全连接层连接的并行的分类子网络(classification subnet)和回归子网络(Location subnet)。将特征提取网络输出的特征图依次通过大核深度分离卷积层、池化层和全连接层,可以得到全连接层输出的特征数据,将所述特征数据分别输入分类子网络和回归子网络,得到分类子网络输出的分类结果和回归子网络输出的回归结果,结合分类结果和回归结果,输出目标检测结果。

[0063] 具体地说,特征图通过大核深度分离卷积层,可以得到窄的特征图(thinner feature map),所述窄的特征图中包括大小不同的多个候选区域或位置敏感的候选区域。所述池化层可以采用位置敏感的候选区域池化层(PSROI pooling)或候选区域池化层(ROI pooling)。该池化层的作用是将大小不同的多个候选区域调整至固定尺寸。将窄的特征图输入池化层,再将池化层的输出通过全连接层得到特征数据。将特征数据分别输入分类子网络和回归子网络,得到输出目标检测结果。在该目标检测网络中,由于采用了大核深度分离卷积层,在确定候选区域时无需再为每个区域计算所有类别的得分矩阵,因此避免了重头部结构和重尾部结构,可以大大减小计算复杂度,提高执行速度。

[0064] 其中,分类子网络包括多个卷积层,主要用于目标分类。将融合特征图输入分类子网络,分类子网络可以判断输入的融合特征图中是否有目标对象出现,输出目标对象出现的可能性,即目标对象在待检测图像中出现的可能性。例如,在人脸检测任务中,分类子网络可以输出“是否存在人脸”的检测结果。

[0065] 回归子网络也包括多个卷积层,主要用于目标定位,目标定位任务也可认为是回归任务。将融合特征图输入回归子网络,回归子网络可以确定输入的融合特征图中目标对象的位置,即目标对象在待检测图像中的位置。回归子网络可以输出标示目标对象位置的矩形包围框。例如,在人脸检测任务中,回归子网络可以输出“人脸的回归框坐标”,回归框

也即回归子网络预测的人脸的矩形包围框,表征人脸所在的具体位置。

[0066] 综上所述,由于目标检测网络采用Light-Head R-CNN网络,因此可以在不损失检测精度的情况下,进一步提高目标检测的速度。

[0067] 为了使特征提取网络和目标检测网络可以直接应用于对待检测图像进行目标检测,输出较为准确可靠的结果,需要预先对特征提取网络和目标检测网络进行训练。以下详细说明特征提取网络和目标检测网络的训练过程。

[0068] 获取训练图像样本集;所述训练图像样本集包括多张训练图像。采用训练样本集对特征提取网络和目标检测网络进行训练。

[0069] 可选地,从训练图像样本集中随机选取一张训练图像;将训练图像输入特征提取网络,得到训练图像的特征图;将训练图像的特征图输入目标检测网络,得到训练图像的检测结果。将训练图像的检测结果与人工标注的标签进行对比,采用预设的损失函数计算损失值。损失值是判定实际的输出与期望的输出的接近程度。损失值越小,说明实际的输出越接近期望的输出。可以采用反向传播算法,根据损失值调整特征提取网络和目标检测网络的参数,直至损失值收敛至预设的期望值时,完成对特征提取网络和目标检测网络的训练,将当前参数作为特征提取网络和目标检测网络的参数。

[0070] 实施例三:

[0071] 与上述目标检测方法相对应地,本实施例提供了一种目标检测模型,该目标检测模型包括特征提取网络和与特征提取网络连接的目标检测网络。

[0072] 其中,所述特征提取网络用于提取待检测图像的特征图。特征提取网络可以包括多个卷积层,所述多个卷积层中的至少一个卷积层包括一个或多个结构单元;每个所述结构单元包括并行的至少两个通道分支以及连接在所述通道分支尾端的拼接单元和通道重排单元。在一种可选的实施例中,如图3所示,特征提取网络包括步长为1的卷积层;所述步长为1的卷积层中的每个结构单元包括连接在至少两个通道分支的头端的通道分割单元。所述至少两个通道分支中的一个通道分支包括多个卷积单元,所述多个卷积单元中至少包括一个具有预设尺寸的卷积核的深度卷积单元。所述预设尺寸的卷积核可以是3*3的卷积核。在另一种可选的实施例中,如图4所示,特征提取网络包括步长为2的卷积层;所述步长为2的卷积层中的每个结构单元包括连接在至少两个通道分支,每个通道分支均包括多个卷积单元,所述多个卷积单元中至少包括一个具有预设尺寸的卷积核的深度卷积单元。所述预设尺寸的卷积核可以是3*3的卷积核。

[0073] 如图5所示,所述目标检测网络包括依次连接的大核深度分离卷积层、池化层和全连接层,以及与所述全连接层连接的并行的分类子网络和回归子网络。将所述待检测图像的特征图依次通过大核深度分离卷积层、池化层和全连接层,得到全连接层输出的特征数据。所述分类子网络用于对所述特征数据进行分类处理,确定特征图中是否包含目标对象,并输出分类结果。所述回归子网络用于对所述特征数据进行回归处理,确定目标对象的位置,并输出回归结果,结合所述分类结果和所述回归结果,即可以得到目标检测结果。

[0074] 实施例四:

[0075] 对应于上述方法实施例,本实施例提供了一种目标检测装置,参见图6所示的一种目标检测装置的结构示意图,该装置包括:

[0076] 特征提取模块61,用于通过特征提取网络对待检测图像进行特征提取,得到所述

待检测图像的特征图;所述特征提取网络包括多个卷积层,所述多个卷积层中的至少一个卷积层包括一个或多个结构单元;每个所述结构单元包括并行的至少两个通道分支以及连接在所述通道分支尾端的拼接单元和通道重排单元;

[0077] 目标检测模块62,用于将所述特征图输入目标检测网络进行目标检测。

[0078] 其中,每个所述结构单元中的至少一个通道分支包括多个卷积单元,所述多个卷积单元中至少包括一个具有预设尺寸的卷积核的深度卷积单元。所述预设尺寸的卷积核为3*3的卷积核。

[0079] 在一种可选的实施例中,所述特征提取网络包括步长为1的卷积层;所述步长为1的卷积层中每个所述结构单元包括连接在所述至少两个通道分支的头端的通道分割单元。所述至少两个通道分支中的一个通道分支包括多个卷积单元,所述多个卷积单元中至少包括一个具有预设尺寸的卷积核的深度卷积单元。

[0080] 在另一种可选的实施例中,所述特征提取网络包括步长为2的卷积层;所述步长为2的卷积层中每个所述结构单元包括连接在所述至少两个通道分支,每个通道分支均包括多个卷积单元,所述多个卷积单元中至少包括一个具有预设尺寸的卷积核的深度卷积单元。

[0081] 在一些实施例中,所述目标检测网络包括分类子网络和/或回归子网络;所述分类子网络用于基于所述待检测图像的特征图确定所述待检测图像是否包含目标对象;所述回归子网络用于基于所述待检测图像的特征图确定目标对象在所述待检测图像中的位置。

[0082] 在另一些实施例中,所述目标检测网络包括依次连接的大核深度分离卷积层、池化层和全连接层,以及与所述全连接层连接的并行的分类子网络和回归子网络。所述目标检测模块62还可以用于:将所述特征图依次通过所述大核深度分离卷积层、池化层和全连接层,得到所述全连接层输出的特征数据;将所述特征数据分别输入所述分类子网络和所述回归子网络,得到所述分类子网络输出的分类结果和所述回归子网络输出的回归结果;结合所述分类结果和所述回归结果,输出目标检测结果。

[0083] 在一种可选的实施例中,上述目标检测装置还可以包括训练模块,训练模块与特征提取模块61连接,用于获取训练图像样本集;所述训练图像样本集包括多张训练图像;采用所述训练样本集对所述特征提取网络和所述目标检测网络进行训练。

[0084] 所述训练模块还可以用于:从训练图像样本集中随机选取一张训练图像;将训练图像输入特征提取网络,得到训练图像的特征图;将训练图像的特征图输入目标检测网络,得到训练图像的检测结果。将训练图像的检测结果与人工标注的标签进行对比,采用预设的损失函数计算损失值。损失值是判定实际的输出与期望的输出的接近程度。损失值越小,说明实际的输出越接近期望的输出。可以采用反向传播算法,根据损失值调整特征提取网络和目标检测网络的参数,直至损失值收敛至预设的期望值时,完成对特征提取网络和目标检测网络的训练,将当前参数作为特征提取网络和目标检测网络的参数。

[0085] 本发明实施例提供了一种目标检测装置,通过特征提取网络提取待检测图像的特征图,基于特征图进行目标检测。其中,特征提取网络包括多个卷积层,其中至少一个卷积层包括一个或多个结构单元;每个所述结构单元包括并行的至少两个通道分支以及连接在所述通道分支尾端的拼接单元和通道重排单元。采用通道分支的方式,可以提高网络的执行速度,通过通道重排,可以实现通道分支之间的信息交换,保证网络的检测精度和准确

度。因此,本发明实施例提供的目标检测装置,在保证检测精度的同时,可以提高检测速度,节省时间。

[0086] 本实施例所提供的装置,其实现原理及产生的技术效果和前述实施例相同,为简要描述,装置实施例部分未提及之处,可参考前述方法实施例中相应内容。

[0087] 本发明实施例还提供了一种电子设备,包括图像采集装置、存储器、处理器。所述图像采集装置,用于采集图像数据;所述存储器中存储有可在所述处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现前述方法实施例所记载的方法。

[0088] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的电子设备的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0089] 进一步,本实施例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上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器运行时执行上述前述方法实施例所提供的方法的步骤,具体实现可参见方法实施例,在此不再赘述。

[0090] 所述功能如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备)执行本发明各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM,Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM,Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0091] 最后应说明的是:以上所述实施例,仅为本发明的具体实施方式,用以说明本发明的技术方案,而非对其限制,本发明的保护范围并不局限于此,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:任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,其依然可以对前述实施例所记载的技术方案进行修改或可轻易想到变化,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改、变化或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明实施例技术方案的精神和范围,都应涵盖在本发明的保护范围之内。

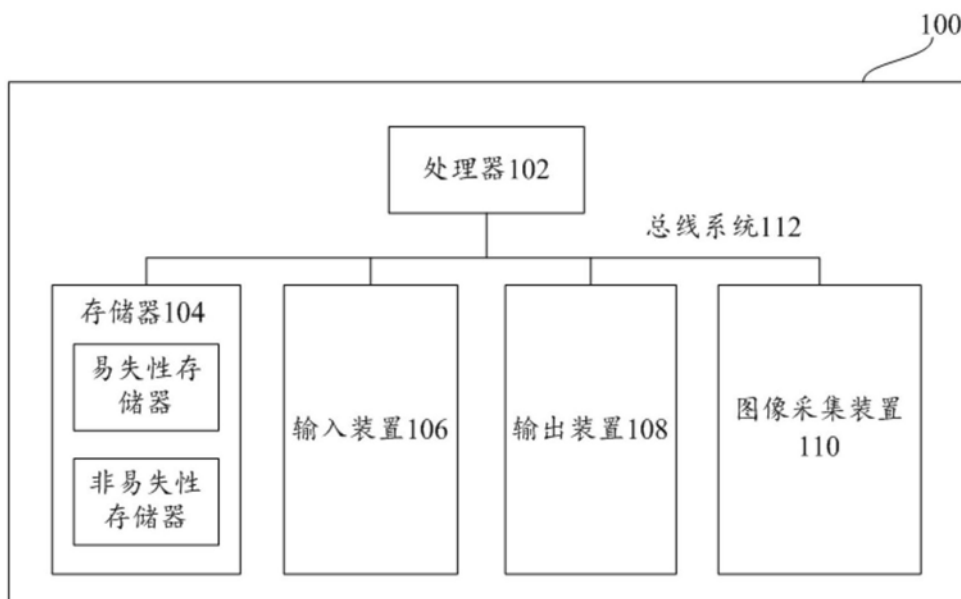


图1

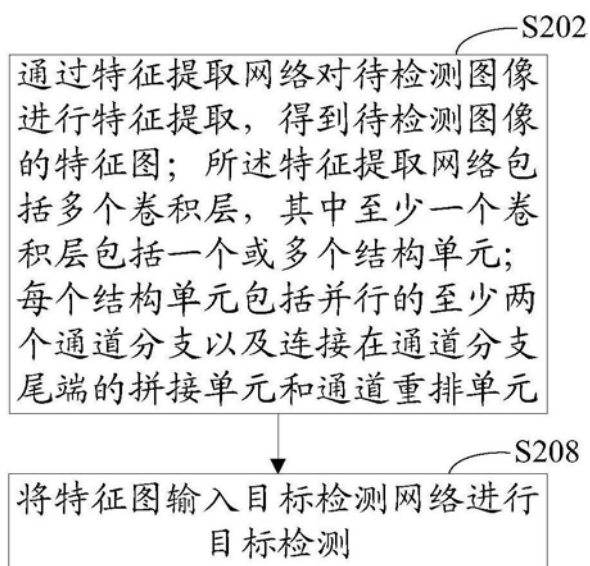


图2

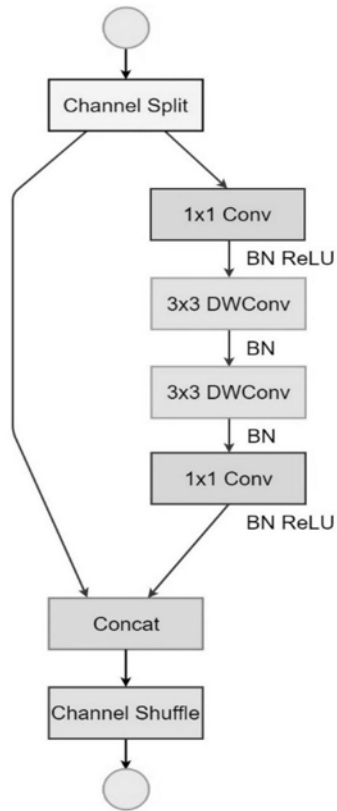


图3

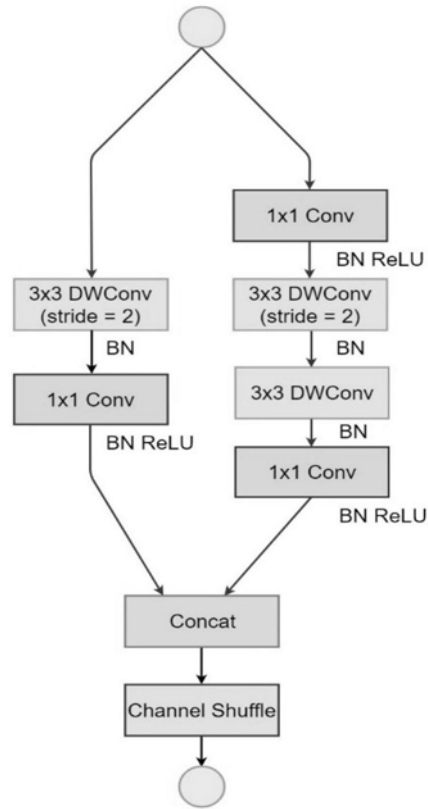


图4

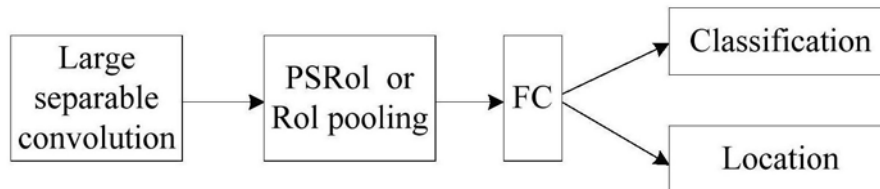


图5

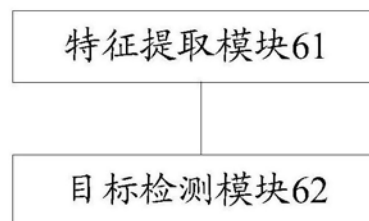


图6