



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110163057 B

(45) 授权公告日 2023. 06. 09

(21) 申请号 201811273526.1

G06V 20/40 (2022.01)

(22) 申请日 2018.10.29

G06V 10/82 (2022.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 110163057 A

(56) 对比文件

(43) 申请公布日 2019.08.23

CN 107644209 A, 2018.01.30

CN 107862261 A, 2018.03.30

(73) 专利权人 腾讯科技(深圳)有限公司

CN 108021923 A, 2018.05.11

地址 518057 广东省深圳市南山区高新区

科技中一路腾讯大厦35层

审查员 刘志军

(72) 发明人 罗栋豪 王亚彪 崔志鹏 汪铖杰

李季檀 黄飞跃 吴永坚

(74) 专利代理机构 北京市柳沈律师事务所

11105

专利代理师 于小宁

(51) Int. Cl.

G06V 40/16 (2022.01)

权利要求书3页 说明书12页 附图7页

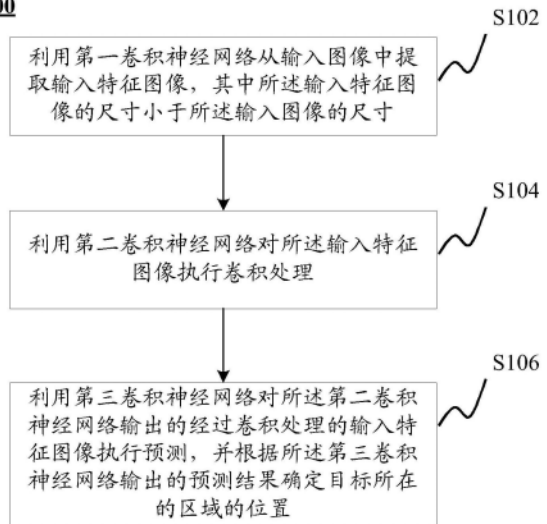
(54) 发明名称

目标检测方法、装置、设备和计算机可读介质

(57) 摘要

公开了一种目标检测方法、装置、设备和计算机可读介质。所述方法包括：利用第一卷积神经网络从输入图像中提取输入特征图像，其中所述输入特征图像的尺寸小于所述输入图像的尺寸；利用第二卷积神经网络对所述输入特征图像执行卷积处理；以及利用第三卷积神经网络对所述第二卷积神经网络输出的经过卷积处理的输入特征图像执行预测，并根据所述第三卷积神经网络输出的预测结果确定目标所在的区域的位置。

100



1. 一种目标检测方法,包括:

利用第一卷积神经网络从输入图像中提取输入特征图像,其中所述输入特征图像的尺寸小于所述输入图像的尺寸;

利用第二卷积神经网络对所述输入特征图像执行卷积处理,其中所述第二卷积神经网络包括级联的多个第一语义提取神经网络,并且还包含第二语义提取神经网络,其中每个第一语义提取神经网络中设置有具有不同感受野大小的多路卷积结构,以用于对所述第一语义提取神经网络的输入特征图像进行不同的卷积处理,对所述不同的卷积处理的结果进行融合,并将融合的结果作为所述第一语义提取神经网络的输出,并且所述第二语义提取神经网络对所述级联的多个第一语义提取神经网络的输出执行具有不同感受野大小的多路卷积;以及

利用第三卷积神经网络对所述第二卷积神经网络输出的经过卷积处理的输入特征图像执行预测,并根据所述第三卷积神经网络输出的预测结果确定目标所在的区域的位置。

2. 根据权利要求1所述的目标检测方法,其中,利用第一卷积神经网络从输入图像中提取输入特征图像包括:

利用第一卷积层将输入图像变换成特征图像,其中所述特征图像的通道数多于所述输入图像的通道数;

利用第一池化层对所述特征图像进行池化以获得池化后的特征图像;

利用第二卷积层对所述特征图像进行卷积以获得卷积后的特征图像;

利用拼接层拼接所述池化后的特征图像和所述卷积后的特征图像;

利用第三卷积层将所述拼接层输出的特征图像变换为具有预设通道数的特征图像;以及

利用第二池化层对具有预设通道数的特征图像进行池化,以获得所述输入特征图像。

3. 根据权利要求1所述的目标检测方法,其中,利用第二卷积神经网络对所述输入特征图像执行卷积处理包括:利用级联的多个第一语义提取神经网络对所述输入特征图像进行卷积处理,

对于所述级联的多个第一语义提取神经网络中的每一个,所述卷积处理包括:

对该第一语义提取神经网络的输入特征执行多路卷积,其中各路卷积的感受野大小互不相同;

利用加法操作融合各路卷积输出的结果;以及

输出融合的各路卷积的结果作为该第一语义提取神经网络的输出。

4. 根据权利要求3所述的目标检测方法,其中所述多路卷积中的至少一路卷积包括深度可分离卷积。

5. 根据权利要求4所述的目标检测方法,其中,利用第二卷积神经网络对所述输入特征图像执行卷积处理还包括:利用第三池化层对所述级联的多个第一语义提取神经网络中的至少一个第一语义提取神经网络的输出执行池化,以获得更小尺寸的特征图像。

6. 根据权利要求3-5任一所述的目标检测方法,其中,

利用第二卷积神经网络对所述输入特征图像执行卷积处理还包括利用第二语义提取神经网络执行以下操作:

对所述级联的多个第一语义提取神经网络的输出执行多路卷积,其中各路卷积的感受

野大小互不相同，

利用加法操作融合各路卷积输出的结果，以及
输出融合的各路卷积的结果作为所述第二语义提取神经网络的输出，
其中，所述第二语义提取神经网络中的至少一路卷积包括扩张卷积。

7. 根据权利要求6所述的目标检测方法，还包括：

将所述级联的多个第一语义提取神经网络中的至少一个第一语义提取神经网络的输出和/或所述第二语义提取神经网络的输出确定为预测特征图像，

其中，利用第三卷积神经网络对所述第二卷积神经网络输出的特征图像执行预测包括：利用预设尺寸的卷积层分别对所述预测特征图像分别执行预测操作，以获得目标所在的区域相对于候选区域的位置偏移量以及所述预测操作的置信度作为所述预测结果。

8. 根据权利要求7所述的目标检测方法，其中所述候选区域是通过以下步骤设置的：

对于每个预测特征图像，确定用于该预测特征图像的候选区域的区域尺寸；以及
对于该预测特征图像的每个位置点，确定以该位置点作为中心点的图形范围内相互重叠的、具有所述区域尺寸的多个候选区域。

9. 一种目标检测装置，包括：

第一卷积神经网络，配置成从输入图像中提取输入特征图像，其中所述输入特征图像的尺寸小于所述输入图像的尺寸；

第二卷积神经网络，配置成对所述输入特征图像执行卷积处理，其中所述第二卷积神经网络包括级联的多个第一语义提取神经网络，并且还包含第二语义提取神经网络，其中每个第一语义提取神经网络中设置有具有不同感受野大小的多路卷积结构，以用于对所述第一语义提取神经网络的输入特征图像进行不同的卷积处理，对所述不同的卷积处理的结果进行融合，并将融合的结果作为所述第一语义提取神经网络的输出，并且所述第二语义提取神经网络对所述级联的多个第一语义提取神经网络的输出执行具有不同感受野大小的多路卷积；以及

第三卷积神经网络，配置成对所述第二卷积神经网络输出的经过卷积处理的输入特征图像执行预测，并根据所述第三卷积神经网络输出的预测结果确定目标所在的区域的位置。

10. 根据权利要求9所述的目标检测装置，其中所述第一卷积神经网络包括：

第一卷积层，配置成将输入图像变换成特征图像，其中所述特征图像的通道数多于所述输入图像的通道数；

第一池化层，配置成对所述特征图像进行池化以获得池化后的特征图像；

第二卷积层，配置成对所述特征图像进行卷积以获得卷积后的特征图像；

拼接层，配置成拼接所述池化后的特征图像和所述卷积后的特征图像；

第三卷积层，配置成将所述拼接层输出的特征图像变换为具有预设通道数的特征图像；以及

第二池化层，配置成对具有预设通道数的特征图像进行池化，以获得所述输入特征图像。

11. 根据权利要求9所述的目标检测装置，其中，所述级联的多个第一语义提取神经网络中的每一个配置成：

对该第一语义提取神经网络的输入特征执行多路卷积,其中各路卷积的感受野大小互不相同;

利用加法操作融合各路卷积输出的结果;以及

输出融合的各路卷积的结果作为该第一语义提取神经网络的输出。

12. 根据权利要求11所述的目标检测装置,其中所述多路卷积中的至少一路卷积包括深度可分离卷积。

13. 根据权利要求12所述的目标检测装置,其中所述第二卷积神经网络还包括:第三池化层,配置成对所述级联的多个第一语义提取神经网络中的至少一个第一语义提取神经网络的输出执行池化,以获得更小尺寸的特征图像。

14. 根据权利要求11-13任一所述的目标检测装置,其中,所述第二语义提取神经网络被配置成:

对所述级联的多个第一语义提取神经网络的输出执行多路卷积,其中各路卷积的感受野大小互不相同,

利用加法操作融合各路卷积输出的结果,以及

输出融合的各路卷积的结果作为所述第二语义提取神经网络的输出,

其中,所述第二语义提取神经网络中的至少一路卷积包括扩张卷积。

15. 一种计算机可读存储介质,其上存储有指令,所述指令在被处理器执行时,使得所述处理器执行根据权利要求1-8任一所述的目标检测方法。

目标检测方法、装置、设备和计算机可读介质

技术领域

[0001] 本公开涉及图像处理领域,具体涉及一种利用卷积神经网络执行的目标检测方法、装置、设备以及计算机可读介质。

背景技术

[0002] 基于深度学习的方法是目前常见的目标检测方法,例如两阶段法如RCNN、Fast-RCNN、Faster-RCNN或一阶段法SSD、YOLO、DSSD、SSH等。通过上述通用的目标检测方法,可以检测多个类别的目标,例如人脸。例如通过设置用作候选区域的“锚”(anchor)来回归出目标的位置并分类得到目标的类别。

[0003] 在只需要单一类别的目标检测的使用场景下,可以使用针对特定目标设计的检测器(如人脸检测器MRCNN、S3FD等)进行特定目标的检测。

[0004] 然而,现有的目标检测模型都存在速度较慢、模型较大的缺点。例如两阶段法的Faster-CNN在普通CPU上的运行速度约为10s/帧。一阶段法如YOLO算法在普通CPU上的运行速度约为2s/帧。为了满足目标检测的实时性要求,需要提供一种速度更快的目标检测模型。

发明内容

[0005] 为此,本公开提供了一种利用卷积神经网络执行的目标检测方法、装置、设备以及计算机可读介质。

[0006] 根据本公开的一个方面,提供了一种目标检测方法,包括:利用第一卷积神经网络从输入图像中提取输入特征图像,其中所述输入特征图像的尺寸小于所述输入图像的尺寸;利用第二卷积神经网络对所述输入特征图像执行卷积处理;以及利用第三卷积神经网络对所述第二卷积神经网络输出的经过卷积处理的输入特征图像执行预测,并根据所述第三卷积神经网络输出的预测结果确定目标所在的区域的位置。

[0007] 在一些实施例中,利用第一卷积神经网络从输入图像中提取输入特征图像包括:利用第一卷积层将输入图像变换成特征图像,其中所述特征图像的通道数多于所述输入图像的通道数;利用第一池化层对所述特征图像进行池化以获得池化后的特征图像;利用第二卷积层对所述特征图像进行卷积以获得卷积后的特征图像;利用拼接层拼接所述池化后的特征图像和所述卷积后的特征图像;利用第三卷积层将所述拼接层输出的特征图像变换为具有预设通道数的特征图像;以及利用第二池化层对具有预设通道数的特征图像进行池化,以获得所述输入特征图像。

[0008] 在一些实施例中,利用第二卷积神经网络对所述输入特征图像执行卷积处理包括:利用级联的多个第一语义提取神经网络对所述输入特征图像进行卷积处理,对于所述级联的多个第一语义提取神经网络中的每一个,所述卷积处理包括:对该第一语义提取神经网络的输入特征执行多路卷积,其中各路卷积的感受野大小互不相同;利用加法操作融合各路卷积输出的结果;以及输出融合的各路卷积的结果作为该第一语义提取神经网络的

输出。

[0009] 在一些实施例中,所述多路卷积中的至少一路卷积包括深度可分离卷积。

[0010] 在一些实施例中,利用第二卷积神经网络对所述输入特征图像执行卷积处理还包括:利用第三池化层对所述级联的多个第一语义提取神经网络中的至少一个第一语义提取神经网络的输出执行池化,以获得更小尺寸的特征图像。

[0011] 在一些实施例中,所述第二卷积神经网络还包括第二语义提取神经网络,利用第二卷积神经网络对所述输入特征图像执行卷积处理还包括利用第二语义提取神经网络执行以下操作:对所述级联的多个第一语义提取神经网络的输出执行多路卷积,其中各路卷积的感受野大小互不相同,利用加法操作融合各路卷积输出的结果,以及输出融合的各路卷积的结果作为所述第二语义提取神经网络的输出,其中,所述第二语义提取神经网络中的至少一路卷积包括扩张卷积。

[0012] 在一些实施例中,所述目标检测方法还包括:将所述级联的多个第一语义提取神经网络中的至少一个第一语义提取神经网络的输出和/或所述第二语义提取神经网络的输出确定为预测特征图像,其中,利用第三卷积神经网络对所述第二卷积神经网络输出的特征图像执行预测包括:利用预设尺寸的卷积层分别对所述预测特征图像分别执行预测操作,以获得目标所在的区域相对于候选区域的位置偏移量以及所述预测操作的置信度作为所述预测结果。

[0013] 在一些实施例中,所述候选区域是通过以下步骤设置的:对于每个预测特征图像,确定用于该预测特征图像的候选区域的区域尺寸;以及对于该预测特征图像的每个位置点,确定以该位置点作为中心点的图形范围内相互重叠的、具有所述区域尺寸的多个候选区域。

[0014] 根据本公开的另一方面,还提供了一种目标检测装置,包括:第一卷积神经网络,配置成从输入图像中提取输入特征图像,其中所述输入特征图像的尺寸小于所述输入图像的尺寸;第二卷积神经网络,配置成对所述输入特征图像执行卷积处理;以及第三卷积神经网络,配置成对所述第二卷积神经网络输出的经过卷积处理的输入特征图像执行预测,并根据所述第三卷积神经网络输出的预测结果确定目标所在的区域的位置。

[0015] 在一些实施例中,所述第一卷积神经网络包括:第一卷积层,配置成将输入图像变换成特征图像,其中所述特征图像的通道数多于所述输入图像的通道数;第一池化层,配置成对所述特征图像进行池化以获得池化后的特征图像;第二卷积层,配置成对所述特征图像进行卷积以获得卷积后的特征图像;拼接层,配置成拼接所述池化后的特征图像和所述卷积后的特征图像;第三卷积层,配置成将所述拼接层输出的特征图像变换为具有预设通道数的特征图像;以及第二池化层,配置成对具有预设通道数的特征图像进行池化,以获得所述输入特征图像。

[0016] 在一些实施例中,所述第二卷积神经网络包括级联的多个第一语义提取神经网络,所述级联的多个第一语义提取神经网络中的每一个配置成:对该第一语义提取神经网络的输入特征执行多路卷积,其中各路卷积的感受野大小互不相同;利用加法操作融合各路卷积输出的结果;以及输出融合的各路卷积的结果作为该第一语义提取神经网络的输出。

[0017] 在一些实施例中,所述多路卷积中的至少一路卷积包括深度可分离卷积。

[0018] 在一些实施例中,所述第二卷积神经网络还包括:第三池化层,配置成对所述级联的多个第一语义提取神经网络中的至少一个第一语义提取神经网络的输出执行池化,以获得更小尺寸的特征图像。

[0019] 在一些实施例中,所述第二卷积神经网络还包括第二语义提取神经网络,其配置成:对所述级联的多个第一语义提取神经网络的输出执行多路卷积,其中各路卷积的感受野大小互不相同,利用加法操作融合各路卷积输出的结果,以及输出融合的各路卷积的结果作为所述第二语义提取神经网络的输出,其中,所述第二语义提取神经网络中的至少一路卷积包括扩张卷积。

[0020] 在一些实施例中,所述第三卷积神经网络还配置成:将所述级联的多个第一语义提取神经网络中的至少一个第一语义提取神经网络的输出和/或所述第二语义提取神经网络的输出确定为预测特征图像,以及利用预设尺寸的卷积层分别对所述预测特征图像分别执行预测操作,以获得目标所在的区域相对于候选区域的位置偏移量以及所述预测操作的置信度作为所述预测结果。

[0021] 在一些实施例中,所述候选区域是通过以下步骤设置的:对于每个预测特征图像,确定用于该预测特征图像的候选区域的区域尺寸;以及对于该预测特征图像的每个位置点,确定以该位置点作为中心点的图形范围内相互重叠的、具有所述区域尺寸的多个候选区域。

[0022] 根据本公开的另一方面,还提供了一种目标检测设备,包括处理器和存储器,所述存储器中存储有程序指令,当通过处理器执行所述程序指令时,所述处理器配置成执行如前所述的目标检测方法。

[0023] 根据本公开的另一方面,还提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有指令,所述指令在被处理器执行时,使得所述处理器执行如前所述的目标检测方法。

[0024] 根据本公开提供的利用卷积神经网络执行的目标检测方法、装置、设备以及计算机可读介质,可以利用新的网络结构设计方式降低网络中各特征层的分辨率以提高目标检测的运算速度。并利用有效的网络结构在保证运算速度的前提下提升目标检测的效果。

附图说明

[0025] 为了更清楚地说明本公开实施例的技术方案,下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本公开的一些实施例,对于本领域普通技术人员而言,在没有做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。以下附图并未刻意按实际尺寸等比例缩放绘制,重点在于示出本公开的主旨。

[0026] 图1A示出了根据本公开的实施例的一种目标检测方法的示意性的流程图;

[0027] 图1B示出了根据本公开的实施例的一种候选区域的配置方式;

[0028] 图2示出了根据本公开的实施例的一种目标检测装置的示意性的框图;

[0029] 图3示出了根据本公开的实施例的用于提取输入特征图像的方法的示意性的流程图;

[0030] 图4示出了根据本公开的实施例的一种第一卷积神经网络的示意性的框图;

[0031] 图5示出了根据本公开的实施例的利用第一语义提取神经网络执行的图像处理过程的示意性的流程图;

- [0032] 图6示出了根据本公开的实施例的第一语义提取神经网络的一种示意性的结构图；
- [0033] 图7示出了根据本公开的实施例的深度可分离卷积的一种示意性的框图；
- [0034] 图8示出了根据本公开的实施例的利用第二语义提取神经网络执行的图像处理过程的示例性的流程图；
- [0035] 图9示出了根据本公开的实施例的第二语义提取神经网络的示意性的框图；
- [0036] 图10示出了根据本公开的一种示例性的用于目标检测的神经网络结构；以及
- [0037] 图11示出了根据本公开的一种示例性的计算设备的架构。

具体实施方式

[0038] 为使本公开的目的、技术方案和优点更加清楚，以下举实施例对本公开作进一步详细说明。显然，所描述的实施例仅仅是本公开一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本公开中的实施例，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它实施例，都属于本公开保护的范围。

[0039] 如前所述，基于深度学习的目标检测方法可以分为两阶段法和一阶段法。在两阶段法中，第一阶段负责从待检测图像中提取多个“感兴趣区域”，这些感兴趣区域被认为是可能含有目标的区域，并被送入第二阶段。第二阶段负责精确判断这些感兴趣区域是否包括目标并进一步得到检测结果。所述目标例如为人脸。在下文中，以人脸作为目标的示例进行描述。

[0040] 可以看出，由于两阶段法中需要首先从待检测图像中提取感兴趣区域，特别是在待检测图像中人脸个数较多时，两阶段法的运算耗时会大幅增加。

[0041] 在一阶段法中，可以通过一个阶段的运算直接得到最终的目标检测结果。因此，一阶段法的目标检测方法的计算速度相对于两阶段法具有一些优势。

[0042] 然而，如前所述，目前使用的目标检测算法如Faster-RCNN、YOLO等的计算速度仍无法满足快速目标检测，特别是实时的目标检测的要求。例如，在客流量较多的监控场景下，为了由于待检测的图像（如监控视频图像）的变化较快，其中需要检测的目标数量（如人脸数量）较多，因此需要设计一种新的目标检测的算法，从而在保证目标检测效果的基础上实现更快的目标检测速度。

[0043] 图1A示出了根据本公开的实施例的一种目标检测方法的示意性的流程图。如图1A所示，目标检测方法100可以包括步骤S102。在步骤S102中，可以利用第一卷积神经网络接收输入图像并从输入图像中提取输入特征图像，其中所述输入特征图像的尺寸小于所述输入图像的尺寸。例如，可以设置第一卷积神经网络的参数使得第一卷积神经网络输出的输入特征图像的尺寸是输入图像的尺寸的1/4、1/8或更小。通过快速降低输入特征图像的尺寸，从而使得在后续的处理中可以降低系统的计算量。

[0044] 在步骤S104中，可以利用第二卷积神经网络对所述输入特征图像执行卷积处理。第二卷积神经网络中可以包括以特定结构连接的多个卷积层和/或池化层，通过对第一卷积神经网络输出的输入特征图像进行卷积处理，第二卷积神经网络可以输出表示输入图像语义信息的特征图像。在一些实施例中，第二卷积神经网络可以包括级联的多个第一语义提取神经网络和/或第二语义提取神经网络。

[0045] 在步骤S106中,可以利用第三卷积神经网络对所述第二卷积神经网络输出的经过卷积处理的输入特征图像执行预测,并根据所述第三卷积神经网络输出的预测结果确定目标所在的区域的位置。在一些实施例中,可以将所述级联的多个第一语义提取神经网络中的至少一个第一语义提取神经网络的输出和/或所述第二语义提取神经网络的输出确定为预测特征图像。第三卷积神经网络可以实现为预设尺寸,如 3×3 的卷积层,并分别对所述预测特征图像分别执行预测。通过设置第三卷积神经网络中的卷积层参数,可以使得第三卷积神经网络输出目标所在的区域相对于候选区域的位置偏移量作为所述预测结果。此外,第三卷积神经网络还可以输出目标的分类结果作为预测结果。例如,对于单一类型的目标检测如人脸检测来说,第三卷积神经网络可以输出预测操作的置信度作为分类结果,即,第三卷积神经网络可以输出预测操作得到的目标属于人脸的结果或不属于人脸的结果。对于用于检测多种类型的目标的目标检测方法来说,第三卷积神经网络输出的置信度可以指示检测到的目标属于某一类别,或不属于任何当前目标检测方法可检测的类别。

[0046] 在一些实施例中,可以通过以下方法确定上述候选区域:对于每个预测特征图像,确定用于该预测特征图像的候选区域的区域尺寸;以及对于该预测特征图像的每个位置点,确定以该位置点作为中心点的图形范围内相互重叠的、具有所述区域尺寸的多个候选区域。也就是说,以尺寸为 12×16 的预测特征图像为例,对于该预测特征图像中的 12×16 个位置点中的每一个,设置用于候选区域的区域尺寸。例如,可以将候选区域的区域尺寸设置为16、32、64或128。通过利用预设尺寸的卷积层对预测特征图像进行预测,可以输出预测的目标所在的区域相对于候选区域的位置偏移量以及预测的置信度。当本公开中提供的目标检测方法用于人脸检测时,可以将候选区域设置成正方形。当本公开中提供的目标检测方法用于检测其他类型的目标时,可以将候选区域设置成任何其他比例的矩形。

[0047] 在一些实施例中,针对预测特征图像中的每个位置点,可以确定一个候选区域。在另一些实施例中,针对预测特征图像中的每个位置点,可以确定相互重叠的多个候选区域。例如,如图1B示出的,对于位置点A,可以以A为中心确定例如正方形的候选区域1。然后,利用图1B中示出的虚线,将候选区域1分割成四个小正方形,并以分割得到的小正方形的中心B为中点,确定正方形的候选区域2。利用类似的方法,以候选区域1中分割得到的小正方形的中心作为中点,可以分别确定四个相互重叠的候选区域。图1B中仅示出了的候选区域2。尽管图中并未示出,然而通过同样的方法,本领域技术人员可以确定其他的候选区域。

[0048] 图1B中示出的候选区域确定方法可以用于尺寸为16或32的候选区域。在这种情况下,由于尺寸为16和32的候选区域是用于检测尺寸较小的目标的候选区域,利用上述方法可以增加目标检测方法中作为基准的候选区域的数量和密度,因此,有利于提高小尺寸的目标的检出效果。

[0049] 利用本公开提供的目标检测方法,利用经过对应数据集训练的卷积神经网络结构,通过有效的神经网络结构,可以在保证目标检测效果的前提下提高目标检测的速度,实现快速的目标检测效果。

[0050] 图2示出了根据本公开的实施例的一种目标检测装置的示意性的框图。利用图2示出的目标检测装置可以实现图1A中示出的目标检测方法。如图2所示,目标检测装置200可以包括第一卷积神经网络210,其可以配置成接收输入图像,并从输入图像中提取输入特征图像,其中所述输入特征图像的尺寸小于所述输入图像的尺寸。例如,可以设置第一卷积神

经网络的参数使得第一卷积神经网络输出的输入特征图像的尺寸是输入图像的尺寸的1/4、1/8或更小。

[0051] 目标检测装置200还可以包括第二卷积神经网络220,其可以配置成对第一卷积神经网络输出的输入特征图像执行卷积处理。第二卷积神经网络中可以包括以特定结构连接的多个卷积层和/或池化层,通过对第一卷积神经网络输出的输入特征图像进行卷积处理,第二卷积神经网络可以输出表示输入图像语义信息的特征图像。在一些实施例中,第二卷积神经网络可以包括级联的多个第一语义提取神经网络和/或第二语义提取神经网络。

[0052] 目标检测装置200还可以包括第三卷积神经网络230,其可以配置成对所述第二卷积神经网络输出的经过卷积处理的输入特征图像执行预测,并根据所述第三卷积神经网络输出的预测结果确定目标所在的区域的位置。在一些实施例中,可以将所述级联的多个第一语义提取神经网络中的至少一个第一语义提取神经网络的输出和/或所述第二语义提取神经网络的输出确定为预测特征图像。第三卷积神经网络可以实现为预设尺寸,如 3×3 的卷积层,并分别对所述预测特征图像分别执行预测。通过设置第三卷积神经网络中的卷积层参数,可以使得第三卷积神经网络输出目标所在的区域相对于候选区域的位置偏移量以及预测的置信度作为所述预测结果。

[0053] 通过利用对应数据集训练目标检测装置200并分别确定第一卷积神经网络210、第二卷积神经网络220以及第三卷积神经网络230的参数,目标检测装置200可以用于特定目的的目标检测。例如,利用包括人脸的数据集训练目标检测装置200,可以使得目标检测装置200具备人脸检测的功能。

[0054] 在一些实施例中,可以利用损失函数 $L = \frac{1}{N}(L_{conf} + L_{loc})$ 训练目标检测装置200。其中N是每次匹配的候选区域的数量。 L_{conf} 表示分类损失, L_{loc} 表示位置损失。

[0055] 下式是位置损失 L_{loc} 的定义:

$$[0056] \quad L_{loc} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H \sum_{k=1}^K I_{ijk} [(\delta x_{ijk} - \delta x_{ijk}^G)^2 + (\delta y_{ijk} - \delta y_{ijk}^G)^2 + (\delta w_{ijk} - \delta w_{ijk}^G)^2 + (\delta h_{ijk} - \delta h_{ijk}^G)^2]$$

[0057] 其中 $I_{ijk} \in \{0, 1\}$,当在位置(i, j)的第k个候选区域与真实数据(ground truth)的重叠度IOU(Intersection-over-Union)大于预设的阈值(如0.7)时, I_{ijk} 取值为1,否则 I_{ijk} 取值为0。W、H表示当前特征图像在长度和宽度上的尺寸,K表示对于当前特征图像的每个位置点的候选区域的个数。

[0058] $(\delta x_{ijk}, \delta y_{ijk}, \delta w_{ijk}, \delta h_{ijk})$ 表示第三神经网络输出的目标所在的区域相对于候选区域的位置偏移量。 $(\delta x_{ijk}^G, \delta y_{ijk}^G, \delta w_{ijk}^G, \delta h_{ijk}^G)$ 表示真实数据(ground truth)相对于候选区域的位置偏移量。

[0059] 分类损失 L_{conf} 通过交叉熵损失(cross entropy loss)定义如下:

$$[0060] \quad L_{conf} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H \sum_{k=1}^K \sum_{c=1}^C I_{ijk} y_c^G \log(p_c)$$

[0061] 其中 $I_{ijk} \in \{0, 1\}$,当在位置(i, j)的第k个候选区域与所有类别的真实数据的重叠度IOU(Intersection-over-Union)大于预设的阈值(如0.7)时, I_{ijk} 取值为1,否则 I_{ijk} 取值为0。C表示目标检测的某一类别。 $y_c^G \in \{0, 1\}$,当在位置(i, j)的第k个候选区域与类别C的真实

数据的重叠度IOU(Intersection-over-Union)大于预设的阈值(如0.7)时, y_c^G 取值为1,否则 y_c^G 取值为0。 p_c 表示预测结果中目标属于类别C的概率。 W 、 H 表示当前特征图像在长度和宽度上的尺寸, K 表示对于当前特征图像的每个位置点的候选区域的个数。

[0062] 利用上述损失函数可以利用数据集对目标检测装置200进行训练,并确定目标检测装置200中个卷积层的参数。

[0063] 下文中将进一步详述第一卷积神经网络210、第二卷积神经网络220以及第三卷积神经网络230的结构及其功能。

[0064] 图3示出了根据本公开的实施例的用于提取输入特征图像的方法的示意性的流程图。如图3所示,方法300可以包括步骤S302,在步骤S302中,可以利用第一卷积层将输入图像变换成特征图像,其中特征图像的通道数多于所述输入图像的通道数。例如,输入图像可以具有RGB三个通道。通过第一卷积层的处理后得到的特征图像可以具有32个通道。通过步骤S302,可以将输入图像变换成特征图像。

[0065] 接下来,在步骤S304中,可以利用第一池化层对步骤S302得到的特征图像进行池化,以获得池化后的特征图像。此外,在步骤S306中,可以利用第二卷积层对步骤S302特征图像进行卷积,以获得卷积后的特征图像。通过适当地设置第一池化层和第二卷积层的参数,可以使得步骤S304和S306输出具有相同尺寸的特征图像。在步骤S308中,可以利用拼接层拼接步骤S304和S306中得到的特征图像。在步骤S310中,可以利用第三卷积层将步骤S308输出的特征图像变换为预设的通道数。在步骤S312中,可以利用第二池化层对步骤S310输出的特征图像进行池化,并获得具有预设尺寸的输入特征图像。

[0066] 图4示出了根据本公开的实施例的一种第一卷积神经网络的示意性的框图。利用图4中示出的第一卷积神经网络可以执行图3中示出的特征图像提取方法。如图4所示,第一卷积神经网络210可以包括第一卷积层211。在一些实施例中,第一卷积层211可以实现为尺寸为 3×3 的卷积层。例如,第一卷积层211可以被设置为尺寸为 3×3 ,步长为2,通道数为32的卷积层。上述步长和通道数仅作为用于实现本公开的原理的一种可能的示例。根据本公开的原理,本领域技术人员也可以根据实际需要设置第一卷积层中的卷积层的步长。例如,如果希望获得尺寸更小的特征图像,可以将第一卷积层中的卷积层的步长设置成3或更大的数值。又例如,如果希望第一卷积层输出的特征图像的尺寸与输入图像相同,可以将第一卷积层211中的卷积层的步长设置成1。此外,本领域技术人员可以根据实际需要设置第一卷积层中的卷积层的通道数。例如,可以将通道数设置成16、64或其他任何值。

[0067] 继续参考图4,第一卷积神经网络210还可以包括第二卷积层212以及第一池化层213。如图4所示,第二卷积层212可以包括级联的卷积层2121和卷积层2122,其中卷积层2121的尺寸可以是 1×1 ,步长可以被设置为1,通道数可以被设置为16。卷积层2122的尺寸可以是 3×3 ,步长可以被设置为2,通道数可以被设置为32。如前所述,本领域技术人员可以根据实际需要设置第二卷积层212中的各卷积层的参数,在此不再赘述。第一池化层213的池化核尺寸可以是 2×2 ,步长可以被设置为2。在一些实施例中,第一池化层213可以配置成执行最大池化、平均池化或随机池化。

[0068] 如图4所示,第一卷积神经网络210还可以包括拼接层214。在一些实施例中,拼接层可以实现为拼接函数concat。利用拼接函数concat可以将第二卷积层212和第一池化层213输出的结果进行拼接。在一些示例中,可以设置第二卷积层212和第一池化层213的参数

使得第二卷积层212和第一池化层213输出的特征图像在长度H和宽度W的维度上具有相同的尺寸,从而可以利用concat拼接函数在通道数的维度上对上述两个输出进行拼接。如图4所示,在第二卷积层212中,卷积层2121的步长被设置成1,因此不改变输入第二卷积层的特征图像的尺寸。卷积层2122的步长被设置成2,因此,可以将特征图像的尺寸在长度H和宽度W的维度上分别缩小为原先的1/2。因此,利用如图4示出的第二卷积层的212,其输出的特征图像的尺寸在长度H和宽度W的维度上分别是其输入的特征图像的尺寸的一半。在第一池化层213中,池化核的步长被设置成2,因此,第一池化层的输出特征图像的尺寸在长度H和宽度W的维度上也分别是其输入的特征图像的尺寸的一半。由此可知,利用图4示出的结构,第二卷积层212和第一池化层213输出的特征图像在长度H和宽度W的维度上具有相同的尺寸。

[0069] 进一步地,如图4所示,第一卷积神经网络210还可以包括第三卷积层215。在一些实施例中,第三卷积层215可以实现为尺寸为 1×1 的卷积层。例如,第三卷积层215可以被设置为尺寸为 1×1 ,步长为1,通道数为32的卷积层。利用第三卷积层215,可以将拼接层214输出的特征图像的通道数改变为第三卷积层215中卷积层的通道数。因此,本领域技术人员可以通过设置第三卷积层215中卷积层的通道数确定第一卷积神经网络210输出的特征图像的通道数。

[0070] 在一些实施例中,可选地,第一卷积神经网络210还可以包括第二池化层216。第三池化层216可以配置成对第三卷积层215输出的具有预设通道数的特征图像进行池化,并获得具有预设尺寸的输入特征图像。例如,第三池化层216可以实现为尺寸是 2×2 ,步长被设置为2的池化核,从而输出尺寸被进一步减小的特征图像。在一些实施例中,第三池化层216可以配置成对第三卷积层215输出的特征图像执行最大池化、平均池化或随机池化。

[0071] 可以理解的是,尽管图4中示出了第一卷积神经网络210的一种示例,然而,本公开的范围不限于此。本领域技术人员可以根据实际情况对图4中示出的第一卷积神经网络进行修改。例如,可以调整图4中示出的第一卷积神经网络中的各卷积层的尺寸,例如,可以将尺寸为 3×3 的卷积层调整为 5×5 、 7×7 等任意尺寸。

[0072] 利用本公开提供的第一卷积神经网络,可以用简单的卷积层形成的结构对输入图像的特征进行有效提取。由于第一卷积神经网络的结构简单,因此其运算耗时较低。此外,利用第一卷积神经网络可以输出尺寸较小的特征图像,从而进一步降低后续的卷积神经网络结构中的需要的计算量。

[0073] 在一些实施例中,目标检测方法100中的步骤S104可以包括利用级联的多个第一语义提取神经网络对所述输入特征图像进行图像处理。在另一些实施例中,步骤S104还可以包括利用第二语义提取神经网络对级联的多个第一语义提取神经网络的输出进行图像处理。图5示出了根据本公开的实施例的利用第一语义提取神经网络执行的图像处理过程的示意性的流程图。如图5所示,对于所述级联的多个第一语义提取神经网络中的每一个第一语义提取神经网络,图像处理方法500可以包括步骤S502,在步骤S502中,可以对该第一语义提取神经网络的输入特征执行多路卷积,其中各路卷积的感受野大小互不相同。然后,在步骤S504中,可以利用加法操作融合各路卷积输出的结果。进一步地,在步骤S506中,可以输出融合的各路卷积的结果作为该第一语义提取神经网络的输出。

[0074] 图6示出了根据本公开的实施例的第一语义提取神经网络的一种示意性的结构图。利用图6中示出的第一语义提取神经网络可以实现图5中示出的图像处理过程。如图6所

示,第一语义提取神经网络中设置有多路卷积结构,以实现对第一语义提取神经网络的输入特征图像进行不同的卷积处理。例如,在第一路卷积610中,包括一个尺寸为 1×1 的卷积层。在第二路卷积620中,包括级联的一个尺寸为 1×1 的卷积层和一个尺寸为 3×3 的卷积层。在第三路卷积630中,包括级联的一个尺寸为 1×1 的卷积层和两个尺寸为 3×3 的卷积层。由于在图6中示出的多路卷积结构中具有不同的卷积层尺寸和卷积层数量,因此每一路卷积的感受野大小是不同的。通过不同程度的卷积处理,第一语义提取神经网络可以提取其输入的特征图像中相对低层次的纹理信息和相对高层次的语义信息。例如,由于第三路卷积630中包括更多和更大尺寸的卷积层,因此第三路卷积630输出的特征图像中具备更多的语义信息。与之相反,由于第一路卷积610中的卷积层数量较少,尺寸较小,因此第一路卷积610输出的特征图像中具备更多的纹理信息。

[0075] 此外,如图6所示,第一语义提取神经网络还包括一个 1×1 的卷积层。各路卷积输出的结果在经过该 1×1 的卷积层处理后,与第一语义提取神经网络的输入图像执行加法操作。利用加法操作可以融合第一语义提取神经网络中各路卷积输出的结果。利用这样的方式,第一语义提取神经网络可以输出融合的各路卷积的结果,也就是融合了其输入的特征图像中包括的纹理信息以及语义信息的特征图像作为该第一语义提取神经网络的输出。

[0076] 在一些实施例中,在图6中示出的尺寸为 3×3 的卷积层可以采用深度可分离卷积的形式。图7示出了根据本公开的实施例的深度可分离卷积的一种示意性的框图。如图7所示,图6中示出的尺寸为 3×3 的卷积可以由一个尺寸为 3×3 的通道维度卷积(depthwise convolution)和一个尺寸为 1×1 的普通卷积实现。其中通道维度卷积的卷积层具有与图7中示出的输入特征相同的通道数。在通道维度卷积的过程中,通道维度卷积的每个通道上的卷积层用于对输入特征中相应通道的特征图像分别进行卷积处理。然后,利用尺寸为 1×1 的普通卷积实现各通道特征的融合。利用这样的方式,在输入特征的通道数为 m ,输出特征的通道数为 n 的情况下,利用尺寸为 3×3 的普通卷积进行处理时需要的参数 $3 \times 3 \times m \times n$ 个,而利用深度可分离卷积进行处理时需要的参数仅包括 $(3 \times 3 \times m) + (m \times n \times 1 \times 1)$ 个。因此,利用深度可分离卷积替代普通卷积可以大幅减少神经网络结构的计算量。

[0077] 可以理解的是,不仅可以利用图7中示出的深度可分离卷积用来替代图6中示出的尺寸为 3×3 的卷积层,利用深度可分离卷积的原理,本领域技术人员可以根据需要将本公开中提供的任何卷积层用深度可分离卷积的形式实现,以达到大幅减少神经网络结构的计算量的目的。

[0078] 可选地,尽管图6中没有示出,第一语义提取神经网络还可以包括池化层,其可以配置成对融合的各路卷积的结果执行池化处理,从而进一步减小被处理的特征图像的尺寸。

[0079] 可以理解的是,尽管图6中示出了第一语义提取神经网络的一种示例,然而,本公开的范围不限于此。本领域技术人员可以根据实际情况对图6中示出的第一语义提取神经网络进行修改。例如,可以调整图6中示出的第一语义提取神经网络中的各卷积层的尺寸,例如,可以将尺寸为 3×3 的卷积层调整为 5×5 、 7×7 等任意尺寸。

[0080] 图8示出了根据本公开的实施例的利用第二语义提取神经网络执行的图像处理过程的示例性的流程图。

[0081] 在步骤S802中,可以对所述级联的多个第一语义提取神经网络的输出执行多路卷

积,其中各路卷积的感受野大小互不相同。

[0082] 在步骤S804中,可以利用加法操作融合各路卷积输出的结果。

[0083] 在步骤S806中,可以输出融合的各路卷积的结果作为所述第二语义提取神经网络的输出。

[0084] 图9示出了根据本公开的实施例的第二语义提取神经网络的示意性的框图。利用图9中示出的第二语义提取神经网络可以实现图8中示出的图像处理过程。如图9所示,在第二语义提取神经网络中包括多路卷积结构。例如,如图9所示,在图9中最左侧的卷积结构中,第二语义提取神经网络的输入特征分别经过一个尺寸为 3×3 、步长为2、扩张率为1的卷积层、一个尺寸为 1×1 、步长为1、扩张率为1的卷积层的处理。

[0085] 在图9中从左侧起第二列的卷积结构中,第二语义提取神经网络的输入特征分别经过一个尺寸为 3×3 、步长为2、扩张率为1的卷积层、一个尺寸为 1×1 、步长为1、扩张率为1的卷积层、一个尺寸为 3×3 、步长为1、扩张率为1的卷积层、一个尺寸为 3×3 、步长为1、扩张率为5的卷积层以及一个尺寸为 3×3 、步长为2、扩张率为1的卷积层的处理。

[0086] 在图9中从左侧起第三列的卷积结构中,第二语义提取神经网络的输入特征分别经过一个尺寸为 3×3 、步长为2、扩张率为1的卷积层、一个尺寸为 1×1 、步长为1、扩张率为1的卷积层、一个尺寸为 3×3 、步长为1、扩张率为1的卷积层、一个尺寸为 3×3 、步长为1、扩张率为3的卷积层以及一个尺寸为 3×3 、步长为2、扩张率为1的卷积层的处理。

[0087] 在图9中从右侧起第二列的卷积结构中,第二语义提取神经网络的输入特征分别经过一个尺寸为 3×3 、步长为2、扩张率为1的卷积层、一个尺寸为 1×1 、步长为1、扩张率为1的卷积层、一个尺寸为 1×3 、步长为1、扩张率为1的卷积层、一个尺寸为 3×3 、步长为1、扩张率为3的卷积层以及一个尺寸为 3×3 、步长为2、扩张率为1的卷积层的处理。

[0088] 在图9中最右侧的卷积结构中,第二语义提取神经网络的输入特征分别经过一个尺寸为 3×3 、步长为2、扩张率为1的卷积层、一个尺寸为 1×1 、步长为1、扩张率为1的卷积层、一个尺寸为 1×1 、步长为1、扩张率为1的卷积层、一个尺寸为 3×3 、步长为1、扩张率为1的卷积层以及一个尺寸为 3×3 、步长为2、扩张率为1的卷积层的处理。

[0089] 然后,根据图9中示出的第二语义提取神经网络,可以利用加法单元901执行加法操作以融合各路卷积输出的结果,并将融合的各路卷积的结果作为所述第二语义提取神经网络的输出。

[0090] 与第一语义提取神经网络类似,图9中示出的第二语义提取神经网络融合了其输入的特征图像中包括的纹理信息以及语义信息的特征图像,从而实现更好的检测效果。

[0091] 此外,图9中示出的第二语义提取神经网络采用了扩张率(dilation rate)更大的扩张卷积。本领域技术人员可以理解,当扩张率大于1时,该卷积层比相同尺寸的普通卷积具有更大的感受野。因此,图9中示出的第二语义提取神经网络可以从特征图像中提取更丰富的语义信息。需要说明的是,在本公开提供的方案中,如无特殊说明,则认为卷积层的扩张率是1,即普通卷积。

[0092] 可以理解的是,尽管图9中示出了第二语义提取神经网络的一种示例,然而,本公开的范围不限于此。本领域技术人员可以根据实际情况对图9中示出的第二语义提取神经网络进行修改。例如,可以调整图9中示出的第二语义提取神经网络中的各卷积层的尺寸,例如,可以将尺寸为 3×3 的卷积层调整为 5×5 、 7×7 等任意尺寸。

[0093] 图10示出了根据本公开的一种示例性的用于目标检测的神经网络结构。如图10所示,可以利用如前所述的第一卷积神经网络接收输入图像,并从输入图像中提取输入特征图像。然后可以利用第二卷积神经网络对第一卷积神经网络输出的特征图像进行卷积处理。如图10所示,第二卷积神经网络可以包括级联的两个第一语义提取神经网络。然后,可以利用一个池化层对级联的两个第一语义提取神经网络输出的特征图像进行池化,进一步缩小被处理的特征图像的尺寸。然后可以利用级联的一个第一语义提取神经网络和两个第二语义提取神经网络对特征图像进行卷积处理。进一步地,可以将两个第二语义提取神经网络和最后一个第一语义提取神经网络输出的结果确定为预测特征图像,并利用第三卷积神经网络对各预测特征图像分别执行预测,并分别输出目标所在的区域相对于候选区域的位置偏移量以及预测的置信度作为所述预测结果。

[0094] 利用图10中示出的神经网络结构,可以通过快速降低网络各特征层的尺寸以及节省参数的卷积方法提高目标检测的速度。能够实现在GPU上200fps、CPU上20fps的运算速度。

[0095] 可以理解的是,图10中示出的仅是根据本公开的实施例的一种示例性的网络结构。本领域技术人员可以根据实际情况调整图10中的网络结构。例如,可以省略图10中的池化层,或在图10中任一个第一语义提取神经网络或第二语义提取神经网络后增加池化层。又例如,可以将图10中的任一个第一语义提取神经网络替换为第二语义提取神经网络,或将任一第二语义提取神经网络替换为第一语义提取神经网络。又例如,可以增加或减少预测特征图像的数目。事实上,可以将图10中示出的三个第一语义提取神经网络和两个第二语义提取神经网络中选择任一单元的输出作为预测特征图像。

[0096] 利用本公开提供的目标检测方法和目标检测装置,可以通过简单并有效的神经网络结构对输入图像进行处理,利用减小被处理的特征图像的尺寸、节省卷积参数的方法,可以在保证目标检测的效果的情况下节省目标检测过程的计算量,使得实时地目标检测变为可能。

[0097] 根据本公开的原理,本公开提供的快速目标检测方法可以通过GPU或CPU实现,从而对图像、视频进行快速的目标检测。例如,将本公开提供的目标检测方法应用于便携式电子设备(如手机、照相机等)时,可以实现实时的人脸检测。

[0098] 此外,根据本公开实施例的方法或装置也可以借助于图11所示的计算设备的架构来实现。图11示出了该计算设备的架构。如图11所示,计算设备1100可以包括总线1110、一个或多个CPU 1120、只读存储器(ROM) 1130、随机存取存储器(RAM) 1140、连接到网络的通信端口1150、输入/输出组件1160、硬盘1170等。计算设备1100中的存储设备,例如ROM 1130或硬盘1170可以存储本公开提供的图像处理方法的处理和/或通信使用的各种数据或文件以及CPU所执行的程序指令。计算设备1100还可以包括用户界面1180。当然,图11所示的架构只是示例性的,在实现不同的设备时,根据实际需要,可以省略图11示出的计算设备中的一个或多个组件。

[0099] 本公开的实施例也可以被实现为计算机可读存储介质。根据本公开实施例的计算机可读存储介质上存储有计算机可读指令。当所述计算机可读指令由处理器运行时,可以执行参照以上附图描述的根据本公开实施例的方法。所述计算机可读存储介质包括但不限于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。

[0100] 本领域技术人员能够理解,本公开所披露的内容可以出现多种变型和改进。例如,以上所描述的各种设备或组件可以通过硬件实现,也可以通过软件、固件、或者三者中的一些或全部的组合实现。

[0101] 此外,如本公开和权利要求书所示,除非上下文明确提示例外情形,“一”、“一个”、“一种”和/或“该”等词并非特指单数,也可包括复数。一般说来,术语“包括”与“包含”仅提示包括已明确标识的步骤和元素,而这些步骤和元素不构成一个排它性的罗列,方法或者设备也可能包含其他的步骤或元素。

[0102] 此外,虽然本公开对根据本公开的实施例的系统中的某些单元做出了各种引用,然而,任何数量的不同单元可以被使用并运行在客户端和/或服务器上。所述单元仅是说明性的,并且所述系统和方法的不同方面可以使用不同单元。

[0103] 此外,本公开中使用了流程图用来说明根据本公开的实施例的系统所执行的操作。应当理解的是,前面或下面操作不一定按照顺序来精确地执行。相反,可以按照倒序或同时处理各种步骤。同时,也可以将其他操作添加到这些过程中,或从这些过程移除某一步或数步操作。

[0104] 除非另有定义,这里使用的所有术语(包括技术和科学术语)具有与本发明所属领域的普通技术人员共同理解的相同含义。还应当理解,诸如在通常字典里定义的那些术语应当被解释为具有与它们在相关技术的上下文中的含义相一致的含义,而不应用理想化或极度形式化的意义来解释,除非这里明确地这样定义。

[0105] 上面是对本发明的说明,而不应被认为是对其的限制。尽管描述了本发明的若干示例性实施例,但本领域技术人员将容易地理解,在不背离本发明的新颖教学和优点的前提下可以对示例性实施例进行许多修改。因此,所有这些修改都意图包含在权利要求书所限定的本发明范围内。应当理解,上面是对本发明的说明,而不应被认为是限于所公开的特定实施例,并且对所公开的实施例以及其他实施例的修改意图包含在所附权利要求书的范围内。本发明由权利要求书及其等效物限定。

100

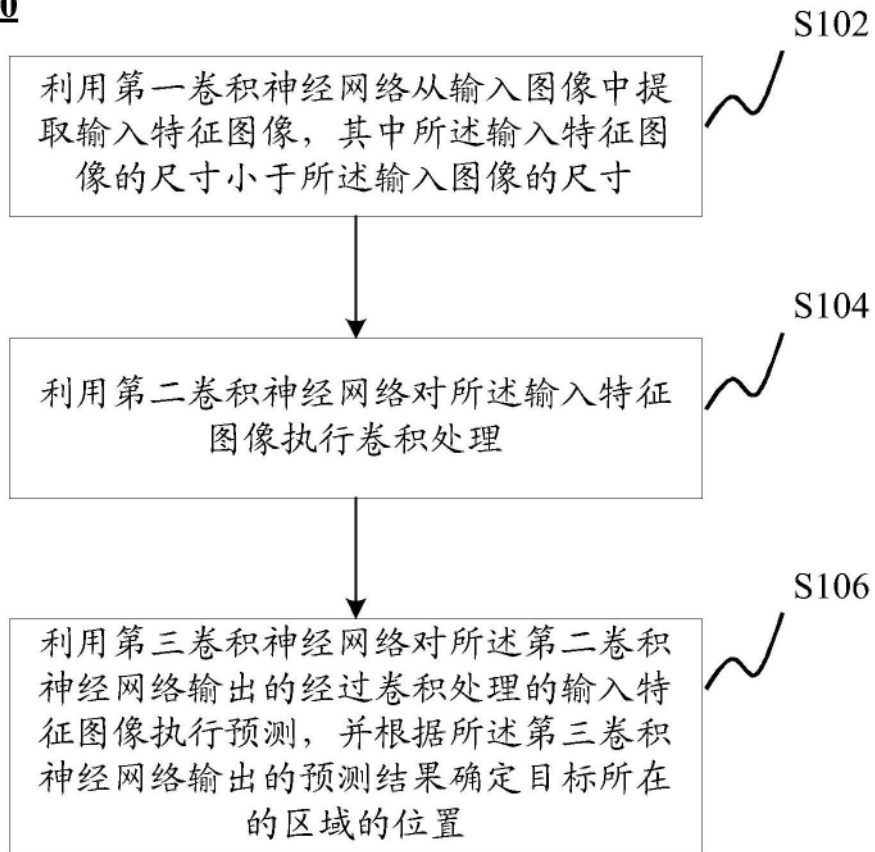


图1A

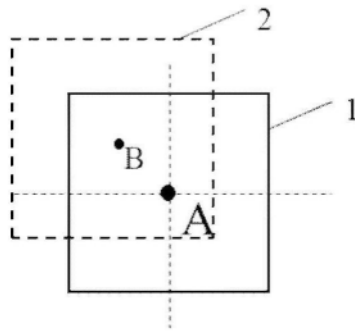


图1B

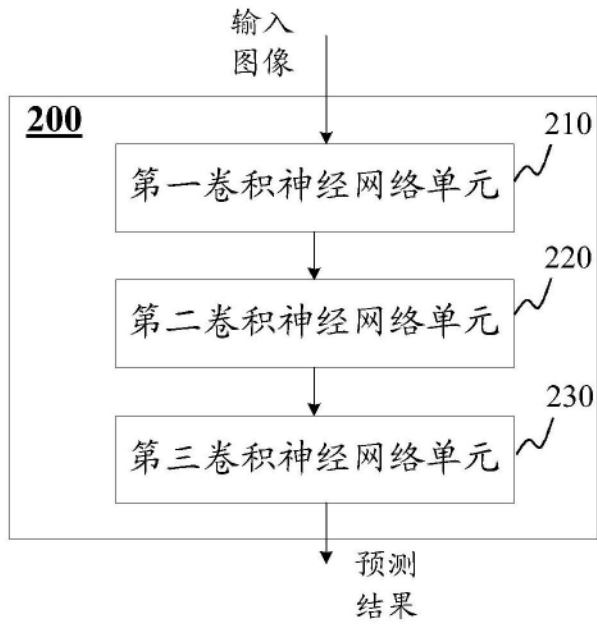


图2

300



图3

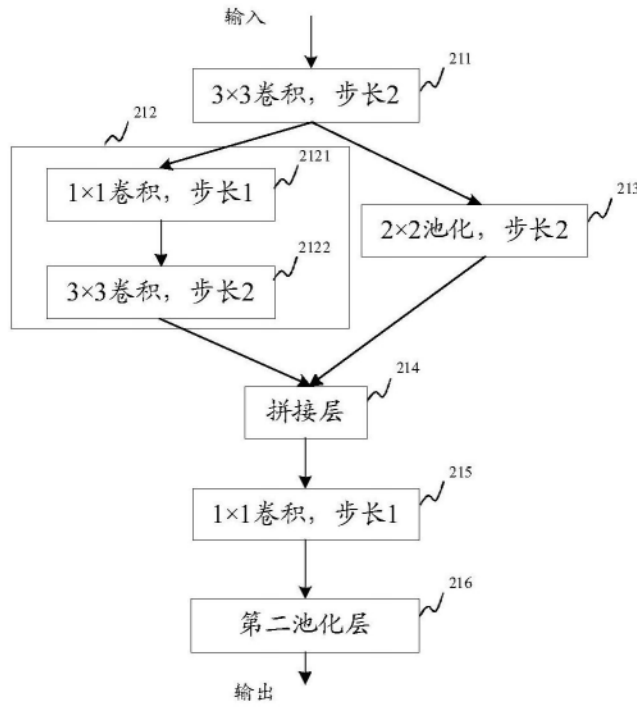


图4

500

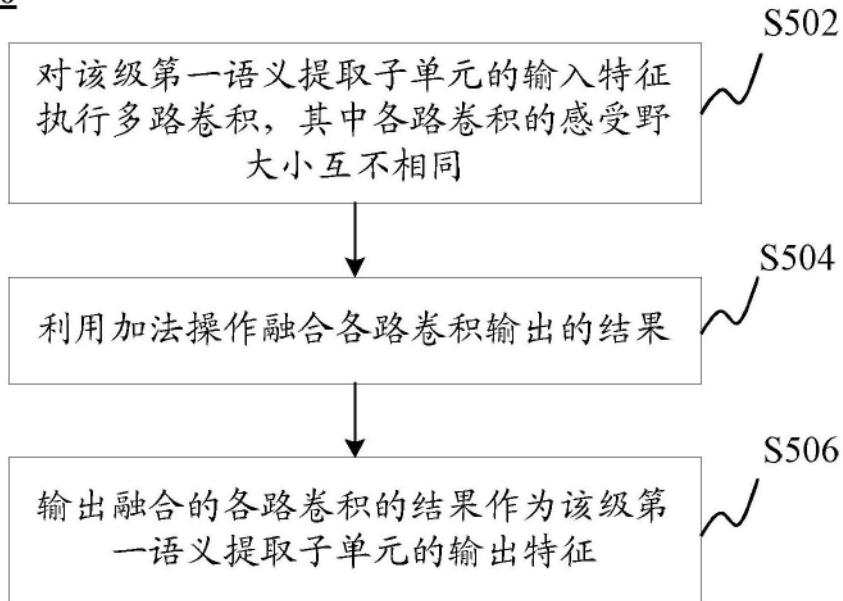


图5

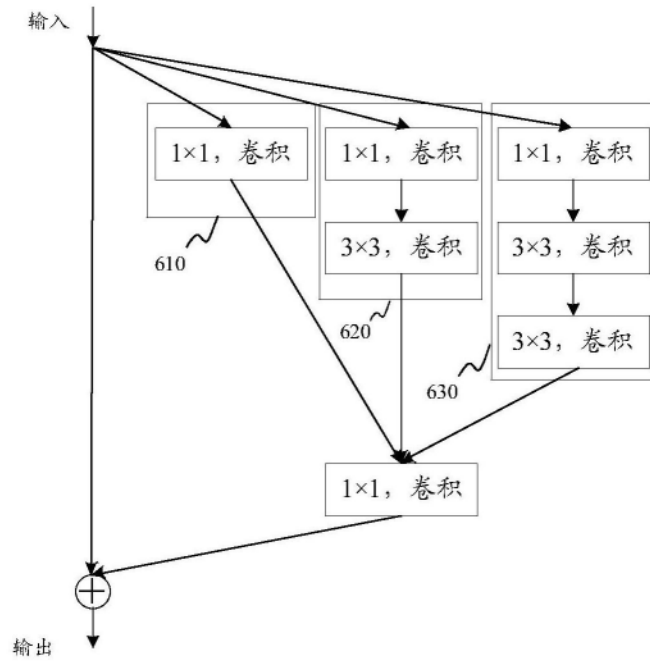


图6

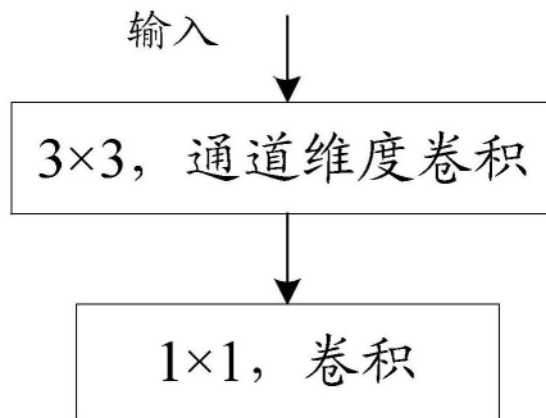


图7

800

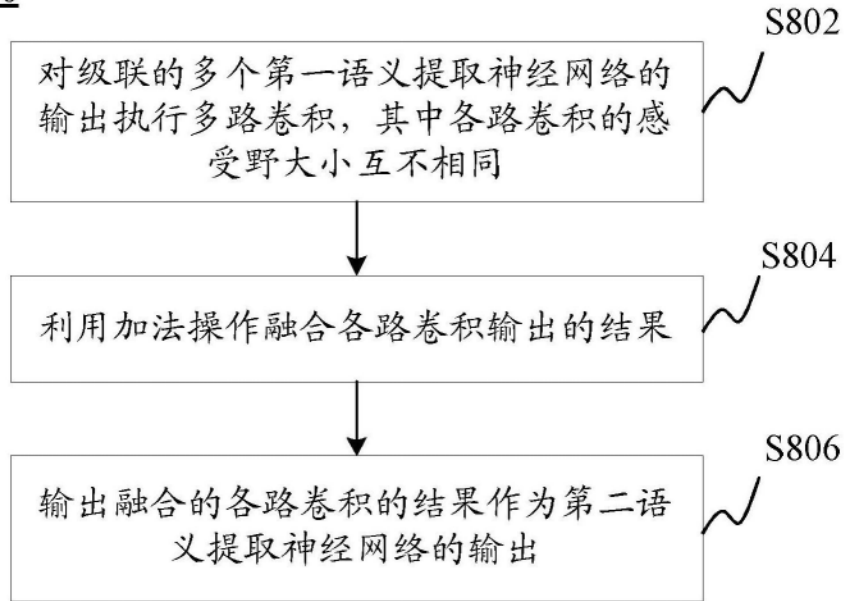


图8

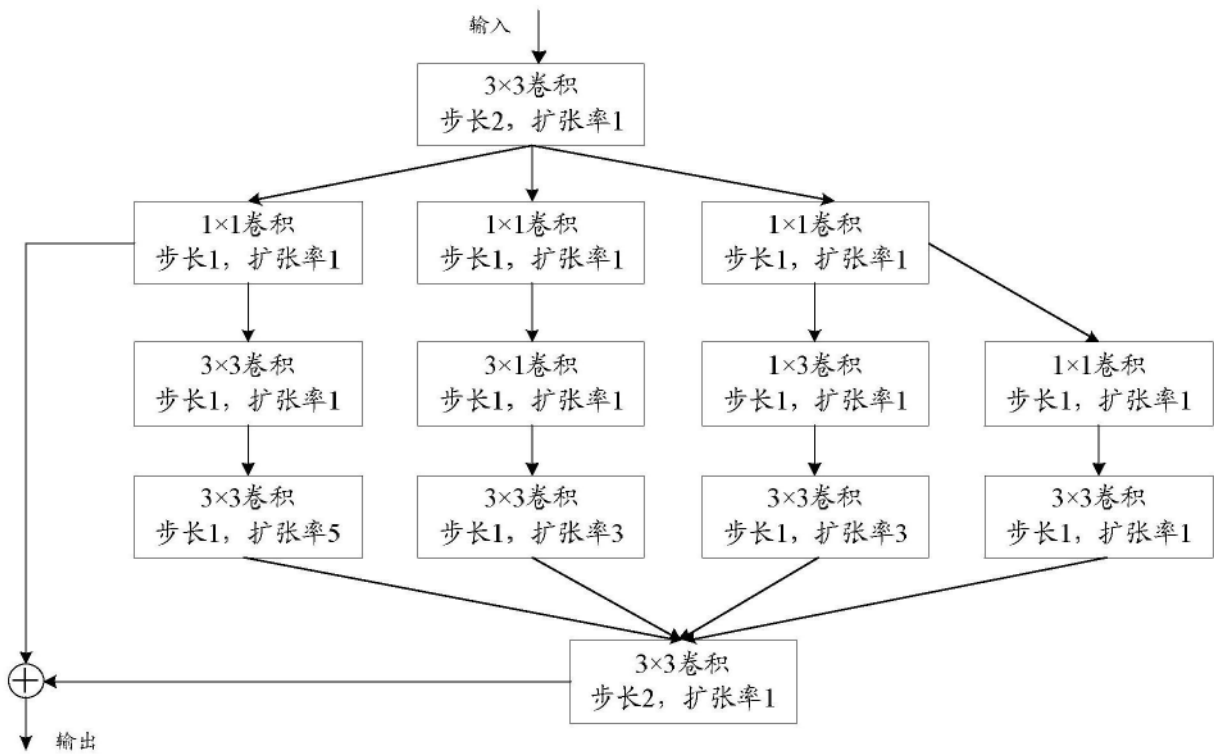


图9

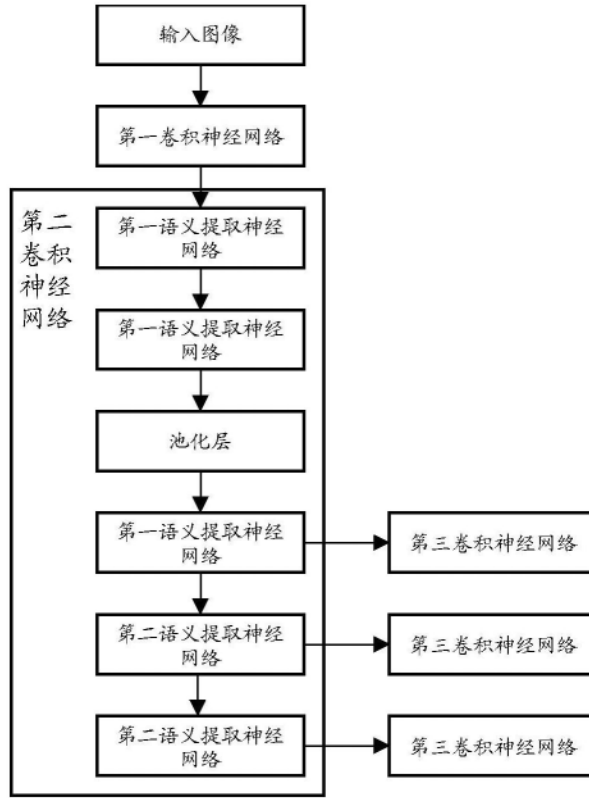


图10

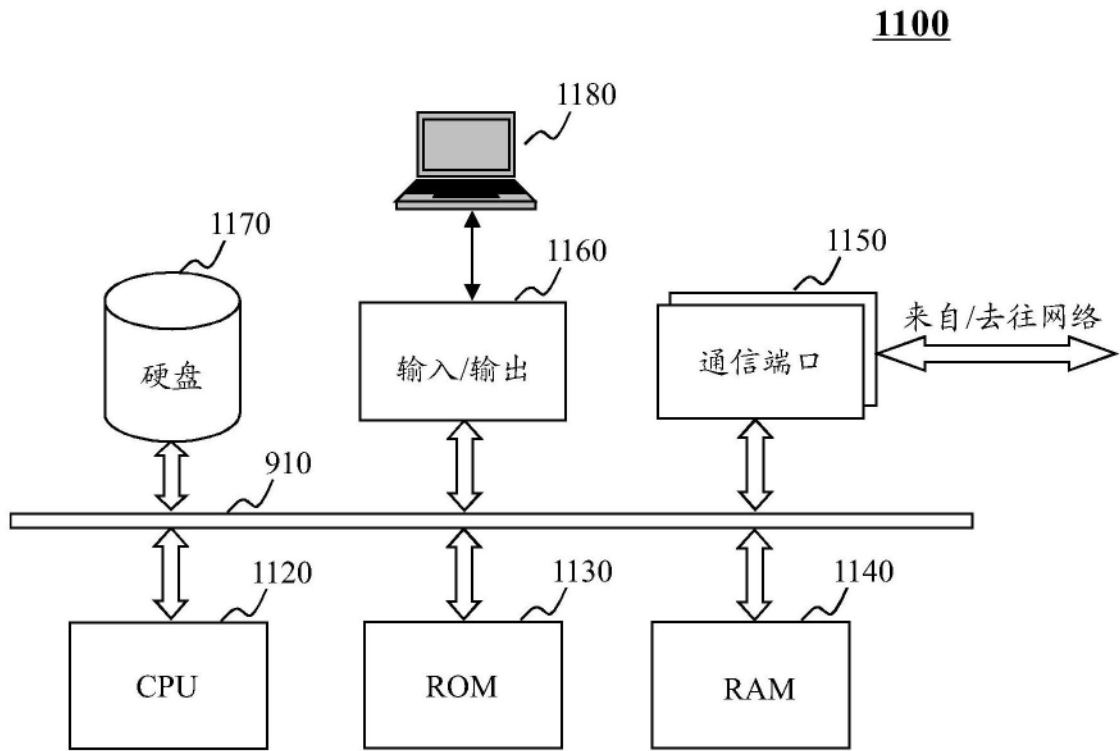


图11