



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 110288082 B

(45) 授权公告日 2022.04.05

(21) 申请号 201910485052.5
 (22) 申请日 2019.06.05
 (65) 同一申请的已公布的文献号
 申请公布号 CN 110288082 A
 (43) 申请公布日 2019.09.27
 (73) 专利权人 北京字节跳动网络技术有限公司
 地址 100041 北京市石景山区实兴大街30
 号院3号楼2层B-0035房间
 (72) 发明人 朱延东 王长虎
 (74) 专利代理机构 北京风雅颂专利代理有限公
 司 11403
 代理人 安凯
 (51) Int. Cl.
 G06N 3/04 (2006.01)
 G06N 3/08 (2006.01)

(56) 对比文件
 CN 108985295 A, 2018.12.11
 CN 108985295 A, 2018.12.11
 CN 109766840 A, 2019.05.17
 CN 108182394 A, 2018.06.19
 CN 108492271 A, 2018.09.04
 CN 107784654 A, 2018.03.09
 CN 109508675 A, 2019.03.22
 CN 109359515 A, 2019.02.19
 CN 108509978 A, 2018.09.07
 CN 108564097 A, 2018.09.21
 CN 109101932 A, 2018.12.28
 US 2019/0026586 A1, 2019.01.24
 Feiyang_Lee.《【机器学习】局部线性回归》.
 《[https://blog.csdn.net/HerosOfEarth/
 article/details/51969517](https://blog.csdn.net/HerosOfEarth/article/details/51969517)》.2016,

审查员 祝亚尊

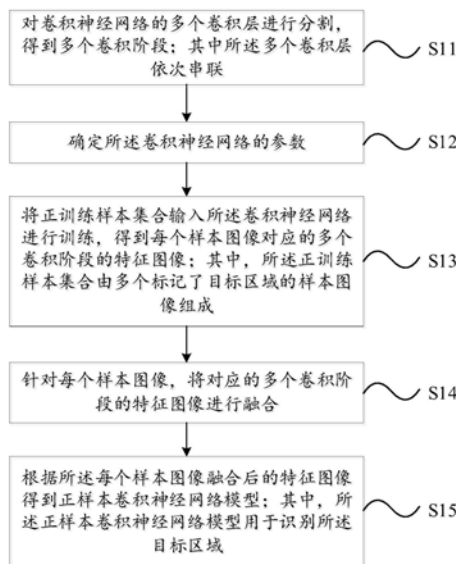
权利要求书2页 说明书15页 附图5页

(54) 发明名称

卷积神经网络模型训练方法、装置和计算机可读存储介质

(57) 摘要

本公开一种卷积神经网络模型训练方法、装置、电子设备和计算机可读存储介质。其中方法包括：将卷积神经网络分为多个卷积阶段；其中卷积阶段由至少一个卷积层组成；确定卷积神经网络的参数；将正训练样本集合输入卷积神经网络进行训练，得到每个样本图像对应的多个卷积阶段的特征图像；针对每个样本图像，将对应的多个卷积阶段的特征图像进行融合；根据每个样本图像融合后的特征图像得到正样本卷积神经网络模型；其中，所述正样本卷积神经网络模型用于识别目标区域。本公开实施例在正样本卷积神经网络模型训练的过程中融合卷积神经网络多个卷积阶段的特征图像，可以提高正样本卷积神经网络模型对目标区域的正确识别率。



1. 一种目标区域识别方法,其特征在于,包括:
 - 获取待识别图像;
 - 将所述待识别图像输入正样本卷积神经网络模型进行识别,得到目标区域;
 - 将所述目标区域输入负样本卷积神经网络模型进行分类;
 - 根据分类结果确定所述目标区域真正的目标区域为前景区域或背景区域;若所述分类结果为所述前景区域,则确定所述目标区域为真正的目标区域;若所述分类结果为所述背景区域,则确定所述目标区域为误判的目标区域。
2. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述正样本卷积神经网络模型通过如下步骤生成:
 - 对卷积神经网络的多个卷积层进行分割,得到多个卷积阶段;其中所述多个卷积层依次串联;
 - 确定所述卷积神经网络的参数;
 - 将正训练样本集合输入所述卷积神经网络进行训练,得到每个样本图像对应的多个卷积阶段的特征图像;其中,所述正训练样本集合由多个标记了目标区域的样本图像组成;
 - 针对每个样本图像,将对应的多个卷积阶段的特征图像进行融合;
 - 根据所述每个样本图像融合后的特征图像得到正样本卷积神经网络模型;其中,所述正样本卷积神经网络模型用于识别所述目标区域。
3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述根据所述每个样本图像融合后的特征图像得到正样本卷积神经网络模型,包括:
 - 针对每个样本图像,通过所述卷积神经网络的输出层对融合后的特征图像进行识别,得到预测目标区域;
 - 根据所有样本图像的预测目标区域和对应的样本图像中包含的真实目标区域确定预测误差;
 - 若所述预测误差大于预设误差,则根据所述预设误差重新确定所述卷积神经网络的参数,继续重复训练过程,直至所述预测误差小于或等于所述预设误差,结束训练过程,得到所述正样本卷积神经网络模型。
4. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:
 - 将验证样本集合输入所述正样本卷积神经网络模型进行识别,得到验证样本图像的预测目标区域;其中,验证样本集合由多个标记了目标区域的验证样本图像组成;
 - 若根据所有验证样本图像的预测目标区域和对应的验证样本图像中包含的真实目标区域确定的预测误差小于或等于预设误差,则确定所述正样本卷积神经网络模型通过验证,否则,重新确定所述卷积神经网络的参数,继续训练直到得到的正样本卷积神经网络模型通过验证。
5. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:
 - 若正训练样本的数量超过预设数量,则将正训练样本进行分组,每组正训练样本作为一个正训练样本集合。
6. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述根据所有样本图像的预测目标区域和对应的样本图像中包含的真实目标区域确定预测误差,包括:
 - 针对每个样本图像,采用损失函数计算预测目标区域和对应的样本图像中包含的真实

目标区域之间的损失；

根据所有样本图像的损失确定预测误差。

7. 根据权利要求6所述的方法,其特征在於,所述根据所有样本图像的损失确定预测误差,包括:

根据每个样本图像的损失分别为每个样本图像设定权重;

根据每个样本图像的权重对损失进行加权融合,将加权融合后的损失作为所述预测误差。

8. 根据权利要求7所述的方法,其特征在於,损失越大的样本图像对应的权重越小。

9. 根据权利要求1-8任一项所述的方法,其特征在於,所述目标区域为车牌区域。

10. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述负样本卷积神经网络模型通过如下步骤生成:

获取负训练样本集合;其中负训练样本集合由多个标记了非目标区域的背景区域及多个标记了目标区域的前景区域组成;

根据所述负训练样本集合,将权利要求2-9任一项所述的训练步骤中的正样本替换为负样本进行训练,得到负样本卷积神经网络模型。

11. 根据权利要求10所述的方法,其特征在於,所述背景区域和/或所述前景区域为二值化图像。

12. 根据权利要求1所述的方法,其特征在於,所述将所述目标区域输入负样本卷积神经网络模型进行分类,包括:

将所述目标区域进行二值化处理,得到二值化图像;

将所述二值化图像输入所述负样本卷积神经网络模型进行分类。

13. 一种目标区域识别装置,其特征在於,包括:

图像获取模块,用于获取待识别图像;

图像识别模块,用于所述将待识别图像输入正样本卷积神经网络模型进行识别,得到目标区域;将所述目标区域输入负样本卷积神经网络模型进行分类;根据分类结果确定所述目标区域真正的目标区域为前景区域或背景区域;若所述分类结果为所述前景区域,则确定所述目标区域为真正的目标区域;若所述分类结果为所述背景区域,则确定所述目标区域为误判的目标区域。

14. 一种电子设备,包括:

存储器,用于存储非暂时性计算机可读指令;以及

处理器,用于运行所述计算机可读指令,使得所述处理器执行时实现根据权利要求12中任意一项所述的方法。

15. 一种计算机可读存储介质,用于存储非暂时性计算机可读指令,当所述非暂时性计算机可读指令由计算机执行时,使得所述计算机执行权利要求1-12中任意一项所述的方法。

卷积神经网络模型训练方法、装置和计算机可读存储介质

技术领域

[0001] 本公开涉及一种卷积神经网络模型训练技术领域,特别是涉及一种卷积神经网络模型训练方法、装置和计算机可读存储介质。

背景技术

[0002] 拍摄的视频图像中很多都包含汽车,而包含汽车的图像中一般都会包括车牌,由于车牌涉及到隐私,因此需要对视频图像中的车牌进行处理或者使用其他图像来覆盖该车牌。而在对包含车牌的图像进行处理时,识别出图像中的车牌区域是关键。

[0003] 在现有技术中,通常使用直筒型的网络来训练模型,采用训练得到的模型对图像中的车牌区域进行识别,这样最终识别出来的车牌区域的边缘非常模糊,不能精确定位车牌的轮廓。另外针对一些类似车牌的区域,例如蓝底色的标志等等,有可能会被误判为车牌。

发明内容

[0004] 本公开解决的技术问题是提供一种卷积神经网络模型训练方法,以至少部分地解决现有技术中无法实现高速读写数据并能实现持久化的技术问题。此外,还提供一种卷积神经网络模型训练装置、卷积神经网络模型训练硬件装置、计算机可读存储介质和卷积神经网络模型训练终端。

[0005] 为了实现上述目的,根据本公开的一个方面,提供以下技术方案:

[0006] 一种卷积神经网络模型训练方法,包括:

[0007] 对卷积神经网络的多个卷积层进行分割,得到多个卷积阶段;其中所述多个卷积层依次串联;

[0008] 确定所述卷积神经网络的参数;

[0009] 将正训练样本集合输入所述卷积神经网络进行训练,得到每个样本图像对应的多个卷积阶段的特征图像;其中,所述正训练样本集合由多个标记了目标区域的样本图像组成;

[0010] 针对每个样本图像,将对应的多个卷积阶段的特征图像进行融合;

[0011] 根据所述每个样本图像融合后的特征图像得到正样本卷积神经网络模型;其中,所述正样本卷积神经网络模型用于识别所述目标区域。

[0012] 进一步的,所述根据所述每个样本图像融合后的特征图像得到正样本卷积神经网络模型,包括:

[0013] 针对每个样本图像,通过所述卷积神经网络的输出层对融合后的特征图像进行识别,得到预测目标区域;

[0014] 根据所有样本图像的预测目标区域和对应的样本图像中包含的真实目标区域确定预测误差;

[0015] 若所述预测误差大于预设误差,则根据所述预设误差重新确定所述卷积神经网络

的参数,继续重复训练过程,直至所述预测误差小于或等于所述预设误差,结束训练过程,得到所述正样本卷积神经网络模型。

[0016] 进一步的,所述方法还包括:

[0017] 将验证样本集合输入所述正样本卷积神经网络模型进行识别,得到验证样本图像的预测目标区域;其中,验证样本集合由多个标记了目标区域的验证样本图像组成;

[0018] 若根据所有验证样本图像的预测目标区域和对应的验证样本图像中包含的真实目标区域确定的预测误差小于或等于预设误差,则确定所述正样本卷积神经网络模型通过验证,否则,重新确定所述卷积神经网络的参数,继续训练直到得到的正样本卷积神经网络模型通过验证。

[0019] 进一步的,所述方法还包括:

[0020] 若正训练样本的数量超过预设数量,则将正训练样本进行分组,每组正训练样本作为一个正训练样本集合。

[0021] 进一步的,所述根据所有样本图像的预测目标区域和对应的样本图像中包含的真实目标区域确定预测误差,包括:

[0022] 针对每个样本图像,采用损失函数计算预测目标区域和对应的样本图像中包含的真实目标区域之间的损失;

[0023] 根据所有样本图像的损失确定预测误差。

[0024] 进一步的,所述根据所有样本图像的损失确定预测误差,包括:

[0025] 根据每个样本图像的损失分别为每个样本图像设定权重;

[0026] 根据每个样本图像的权重对损失进行加权融合,将加权融合后的损失作为所述预测误差。

[0027] 进一步的,损失越大的样本图像对应的权重越小。

[0028] 进一步的,所述目标区域为车牌区域。

[0029] 为了实现上述目的,根据本公开的一个方面,提供以下技术方案:

[0030] 一种卷积神经网络模型训练方法,包括:

[0031] 获取负训练样本集合;其中负训练样本集合由多个标记了非目标区域的背景区域及多个标记了目标区域的前景区域组成;

[0032] 根据所述负训练样本集合,采用上述任一项所述的卷积神经网络模型训练方法进行训练,得到负样本卷积神经网络模型。

[0033] 进一步的,所述背景区域和/或所述前景区域为二值化图像。

[0034] 进一步的,所述目标区域为车牌区域。

[0035] 为了实现上述目的,根据本公开的一个方面,提供以下技术方案:

[0036] 一种目标区域识别方法,包括:

[0037] 获取待识别图像;

[0038] 将所述待识别图像输入采用上述任一项所述的卷积神经网络模型训练方法进行训练得到的正样本卷积神经网络模型进行识别,得到目标区域。

[0039] 进一步的,所述方法还包括:

[0040] 将所述目标区域输入采用上述任一项所述的卷积神经网络模型训练方法进行训练得到的负样本卷积神经网络模型进行分类;

- [0041] 根据分类结果确定所述目标区域真正的目标区域为前景区域或背景区域；
- [0042] 若所述分类结果为所述前景区域，则确定所述目标区域为真正的目标区域；若所述分类结果为所述背景区域，则确定所述目标区域为误判的目标区域。
- [0043] 进一步的，所述将所述目标区域输入采用上述任一项所述的卷积神经网络模型训练方法进行训练得到的负样本卷积神经网络模型进行分类，包括：
- [0044] 将所述目标区域进行二值化处理，得到二值化图像；
- [0045] 将所述二值化图像输入采用上述任一项所述的卷积神经网络模型训练方法进行训练得到的负样本卷积神经网络模型进行分类。
- [0046] 进一步的，所述目标区域为车牌区域。
- [0047] 为了实现上述目的，根据本公开的一个方面，提供以下技术方案：
- [0048] 一种卷积神经网络模型训练装置，包括：
- [0049] 阶段划分模块，用于对卷积神经网络的多个卷积层进行分割，得到多个卷积阶段；其中所述多个卷积层依次串联；
- [0050] 参数确定模块，用于确定所述卷积神经网络的参数；
- [0051] 特征图像获取模块，用于将正训练样本集合输入所述卷积神经网络进行训练，得到每个样本图像对应的多个卷积阶段的特征图像；其中，所述正训练样本集合由多个标记了目标区域的样本图像组成；
- [0052] 特征融合模块，用于针对每个样本图像，将对应的多个卷积阶段的特征图像进行融合；
- [0053] 正样本模型训练模块，用于根据所述每个样本图像融合后的特征图像得到正样本卷积神经网络模型；其中，所述正样本卷积神经网络模型用于识别所述目标区域。
- [0054] 进一步的，所述正样本模型训练模块具体用于：针对每个样本图像，通过所述卷积神经网络的输出层对融合后的特征图像进行识别，得到预测目标区域；根据所有样本图像的预测目标区域和对应的样本图像中包含的真实目标区域确定预测误差；若所述预测误差大于预设误差，则根据所述预设误差重新确定所述卷积神经网络的参数，继续重复训练过程，直至所述预测误差小于或等于所述预设误差，结束训练过程，得到所述正样本卷积神经网络模型。
- [0055] 进一步的，所述装置还包括：
- [0056] 模型验证模块，用于将验证样本集合输入所述正样本卷积神经网络模型进行识别，得到验证样本图像的预测目标区域；其中，验证样本集合由多个标记了目标区域的验证样本图像组成；若根据所有验证样本图像的预测目标区域和对应的验证样本图像中包含的真实目标区域确定的预测误差小于或等于预设误差，则确定所述正样本卷积神经网络模型通过验证，否则，重新确定所述卷积神经网络的参数，继续训练直到得到的正样本卷积神经网络模型通过验证。
- [0057] 进一步的，所述装置还包括：
- [0058] 分组模块，用于若正训练样本的数量超过预设数量，则将正训练样本进行分组，每组正训练样本作为一个正训练样本集合。
- [0059] 进一步的，所述正样本模型训练模块具体用于：针对每个样本图像，采用损失函数计算预测目标区域和对应的样本图像中包含的真实目标区域之间的损失；根据所有样本图

像的损失确定预测误差。

[0060] 进一步的,所述正样本模型训练模块具体用于:根据每个样本图像的损失分别为每个样本图像设定权重;根据每个样本图像的权重对损失进行加权融合,将加权融合后的损失作为所述预测误差。

[0061] 进一步的,损失越大的样本图像对应的权重越小。

[0062] 进一步的,所述目标区域为车牌区域。

[0063] 为了实现上述目的,根据本公开的一个方面,提供以下技术方案:

[0064] 一种卷积神经网络模型训练装置,包括:

[0065] 负样本确定模块,用于确定负训练样本集合;其中负训练样本集合由多个标记了非目标区域的背景区域及多个标记了目标区域的前景区域组成;

[0066] 负样本模型训练模块,用于根据所述负训练样本集合,采用上述任一项所述的卷积神经网络模型训练方法进行训练,得到负样本卷积神经网络模型。

[0067] 进一步的,所述背景区域和/或所述前景区域为二值化图像。

[0068] 进一步的,所述目标区域为车牌区域。

[0069] 为了实现上述目的,根据本公开的一个方面,提供以下技术方案:

[0070] 一种目标区域识别装置,包括:

[0071] 图像获取模块,用于获取待识别图像;

[0072] 图像识别模块,用于所述将待识别图像输入采用上述任一项所述的卷积神经网络模型训练方法进行训练得到的正样本卷积神经网络模型进行识别,得到目标区域。

[0073] 进一步的,所述图像识别模块还用于:将所述目标区域输入采用上述任一项所述的卷积神经网络模型训练方法进行训练得到的负样本卷积神经网络模型进行分类;根据分类结果确定所述目标区域为前景区域或背景区域;若所述分类结果为所述前景区域,则确定所述目标区域为真正的目标区域;若所述分类结果为所述背景区域,则确定所述目标区域为误判的目标区域。

[0074] 进一步的,所述图像识别模块具体用于:将所述目标区域进行二值化处理,得到二值化图像;将所述二值化图像输入采用上述任一项所述的卷积神经网络模型训练方法进行训练得到的负样本卷积神经网络模型进行识别。

[0075] 为了实现上述目的,根据本公开的一个方面,提供以下技术方案:

[0076] 一种电子设备,包括:

[0077] 存储器,用于存储非暂时性计算机可读指令;以及

[0078] 处理器,用于运行所述计算机可读指令,使得所述处理器执行时实现上述任意一项所述的卷积神经网络模型训练方法。

[0079] 为了实现上述目的,根据本公开的一个方面,提供以下技术方案:

[0080] 一种计算机可读存储介质,用于存储非暂时性计算机可读指令,当所述非暂时性计算机可读指令由计算机执行时,使得所述计算机执行上述任意一项所述的卷积神经网络模型训练方法。

[0081] 为了实现上述目的,根据本公开的一个方面,提供以下技术方案:

[0082] 一种电子设备,包括:

[0083] 存储器,用于存储非暂时性计算机可读指令;以及

[0084] 处理器,用于运行所述计算机可读指令,使得所述处理器执行时实现上述任意一项所述的数据读取方法。

[0085] 为了实现上述目的,根据本公开的一个方面,提供以下技术方案:

[0086] 一种计算机可读存储介质,用于存储非暂时性计算机可读指令,当所述非暂时性计算机可读指令由计算机执行时,使得所述计算机执行上述任意一项所述的数据读取方法。

[0087] 为了实现上述目的,根据本公开的一个方面,提供以下技术方案:

[0088] 一种电子设备,包括:

[0089] 存储器,用于存储非暂时性计算机可读指令;以及

[0090] 处理器,用于运行所述计算机可读指令,使得所述处理器执行时实现上述任意一项所述的目标区域识别方法。

[0091] 为了实现上述目的,根据本公开的一个方面,提供以下技术方案:

[0092] 一种计算机可读存储介质,用于存储非暂时性计算机可读指令,当所述非暂时性计算机可读指令由计算机执行时,使得所述计算机执行上述任意一项所述的目标区域识别方法。

[0093] 为了实现上述目的,根据本公开的又一个方面,还提供以下技术方案:

[0094] 一种卷积神经网络模型训练终端,包括上述任一卷积神经网络模型训练装置。

[0095] 为了实现上述目的,根据本公开的又一个方面,还提供以下技术方案:

[0096] 一种数据读取终端,包括上述任一数据读取装置。

[0097] 本公开实施例在正样本卷积神经网络模型训练的过程中融合卷积神经网络多个卷积阶段的特征图像,可以提高正样本卷积神经网络模型对目标区域的正确识别率。

[0098] 上述说明仅是本公开技术方案的概述,为了能更清楚了解本公开的技术手段,而可依照说明书的内容予以实施,并且为了让本公开的上述和其他目的、特征和优点能够更明显易懂,以下特举较佳实施例,并配合附图,详细说明如下。

附图说明

[0099] 图1a为根据本公开一个实施例的卷积神经网络模型训练方法的流程示意图;

[0100] 图1b为根据本公开一个实施例的卷积神经网络模型训练方法中的卷积神经网络的结构示意图;

[0101] 图1c为根据本公开一个实施例的卷积神经网络模型训练方法中的卷积层的卷积过程示意图;

[0102] 图1d为根据本公开一个实施例的卷积神经网络模型训练方法中的卷积层的卷积结果示意图;

[0103] 图2为根据本公开一个实施例的卷积神经网络模型训练方法的流程示意图;

[0104] 图3为根据本公开一个实施例的目标区域识别方法的流程示意图;

[0105] 图4为根据本公开一个实施例的卷积神经网络模型训练装置的结构示意图;

[0106] 图5为根据本公开一个实施例的卷积神经网络模型训练装置的结构示意图;

[0107] 图6为根据本公开一个实施例的目标区域识别装置的结构示意图;

[0108] 图7为根据本公开一个实施例的电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0109] 以下通过特定的具体实例说明本公开的实施方式,本领域技术人员可由本说明书所揭露的内容轻易地了解本公开的其他优点与功效。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。本公开还可以通过另外不同的具体实施方式加以实施或应用,本说明书中的各项细节也可以基于不同观点与应用,在没有背离本公开的精神下进行各种修饰或改变。需说明的是,在不冲突的情况下,以下实施例及实施例中的特征可以相互组合。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他实施例,都属于本公开保护的范围。

[0110] 需要说明的是,下文描述在所附权利要求书的范围内的实施例的各种方面。应显而易见,本文中所描述的方面可体现于广泛多种形式中,且本文中所描述的任何特定结构及/或功能仅为说明性的。基于本公开,所属领域的技术人员应了解,本文中所描述的一个方面可与任何其它方面独立地实施,且可以各种方式组合这些方面中的两者或两者以上。举例来说,可使用本文中所阐述的任何数目个方面来实施设备及/或实践方法。另外,可使用除了本文中所阐述的方面中的一或多者之外的其它结构及/或功能性实施此设备及/或实践此方法。

[0111] 还需要说明的是,以下实施例中所提供的图示仅以示意方式说明本公开的基本构想,图式中仅显示与本公开中有关的组件而非按照实际实施时的组件数目、形状及尺寸绘制,其实际实施时各组件的型态、数量及比例可为一种随意的改变,且其组件布局型态也可能更为复杂。

[0112] 另外,在以下描述中,提供具体细节是为了便于透彻理解实例。然而,所属领域的技术人员将理解,可在没有这些特定细节的情况下实践所述方面。

[0113] 实施例一

[0114] 为了解决现有技术中目标区域识别正确率低的技术问题,本公开实施例提供一种卷积神经网络模型训练方法。如图1a所示,该卷积神经网络模型训练方法主要包括如下步骤S11至步骤S15。其中:

[0115] 步骤S11:对卷积神经网络的多个卷积层进行分割,得到多个卷积阶段;其中所述多个卷积层依次串联。

[0116] 其中,卷积神经网络(Convolutional Neural Networks,CNN)是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络,主要包括输入层、多个卷积层、池化层、全连接层和输出层。如图1b所示,为一个卷积神经网络的结构示例,包括三个卷积层即卷积层1、卷积层2和卷积层3。

[0117] 其中,卷积层包括卷积核,可以为一个矩阵,用于对输入图像进行卷积,具体计算方法为对输入的图像的不同局部矩阵和卷积核矩阵各个位置的元素相乘,然后相加。

[0118] 举个例子,如图1c所示,输入是一个二维的 3×4 的矩阵,而卷积核是一个 2×2 的矩阵。这里假设卷积是一次移动一个像素来卷积的,那么首先对输入的左上角 2×2 局部和卷积核卷积,即各个位置的元素相乘再相加,得到的输出矩阵S的S00的元素,值为 $aw+bx+ey+fz$ 。接着将输入的局部向右平移一个像素,现在是 (b, c, f, g) 四个元素构成的矩阵和卷积核来卷积,这样得到了输出矩阵S的S01的元素,同样的方法,可以得到输出矩阵S的S02,S10,S11,S12,S10,S11,S12的元素。如图1d所示,最终得到卷积输出的矩阵为一个

2x3的矩阵S。

[0119] 其中,卷积阶段可以自定义划分。具体的,可在对应的卷积层处设置分割点,根据分割点确定卷积阶段。越远离输出层的分割点,其对应的卷积阶段包含的卷积层个数越多,且包含靠近输出层的分割点对应的卷积阶段的全部卷积层。以图1b所示,可分别在卷积层2和卷积层3处分别设置一个分割点,这样就将卷积层1和卷积层2划分为第一个卷积阶段,将卷积层1、卷积层2和卷积层3划分为第二个卷积阶段。

[0120] 步骤S12:确定所述卷积神经网络的参数。

[0121] 其中,所述参数包括卷积层的卷积核对应的参数,例如卷积矩阵的大小,例如可以设为3*3的矩阵,不同的卷积层可以设置不同的卷积核。此外,还可以包括池化层的参数,例如池化矩阵的大小,可以为3*3的池化矩阵,或者输出层的参数,例如线性系数矩阵及偏倚向量等。

[0122] 步骤S13:将正训练样本集合输入所述卷积神经网络进行训练,得到每个样本图像对应的多个卷积阶段的特征图像;其中,所述正训练样本集合由多个标记了目标区域的样本图像组成。

[0123] 其中,目标区域可以为车牌区域。

[0124] 具体的,首先正训练样本集合通过所述卷积神经网络的输入层,将正训练样本集合转化为多维向量,然后经过依次经过多个卷积层进行卷积计算,分别获取每个卷积阶段对应的特征图像。参照步骤S11所述示例,一共划分为两个卷积阶段,第一卷积阶段包括卷积层1和卷积层2,即多维向量经过卷积层1进行卷积计算后,将计算结果再输入卷积层2进行再次卷积计算,获取卷积层2计算后的特征图像作为第一卷积阶段的特征图像。同理,卷积层2计算后的特征图像再次输入卷积层3进行计算,获取卷积层3计算后的特征图像作为第二卷积阶段的特征图像。

[0125] 步骤S14:针对每个样本图像,将对应的多个卷积阶段的特征图像进行融合。

[0126] 具体的,针对每个样本图像,可以将各卷积阶段的特征图像相同位置上的像素值进行加和,将加和后的值作为像素值构建融合的特征图像。或者将各卷积阶段的特征图像相同位置上的像素值进行加权,将加权后的值作为像素值构建融合的特征图像。具体的,在设置权重时,越靠近输入层的卷积阶段对应的特征图像对应的权重越大。

[0127] 步骤S15:根据所述每个样本图像融合后的特征图像得到正样本卷积神经网络模型;其中,所述正样本卷积神经网络模型用于识别所述目标区域。

[0128] 由于不同的卷积阶段得到的特征图像包含的特征不同,越靠近输入层对应的卷积阶段得到的特征图像包含的特征信息越多,这样不仅容易界定目标区域的边缘,从而使得正样本卷积神经网络模型识别出的目标区域的边缘更加清晰。

[0129] 并且,本公开实施例在正样本卷积神经网络模型训练的过程中融合卷积神经网络多个卷积阶段的特征图像,使得融合后的特征图像包含更多的特征信息,可以提高正样本卷积神经网络模型对目标区域的正确识别率。

[0130] 在一个可选的实施例中,步骤S15具体包括:

[0131] 步骤S151:针对每个样本图像,通过所述卷积神经网络的输出层对融合后的特征图像进行识别,得到预测目标区域。

[0132] 其中,输出层包含Softmax激活函数,用于对融合后的特征图像进行识别,输出预

测目标区域。

[0133] 步骤S152:根据所有样本图像的预测目标区域和对应的样本图像中包含的真实目标区域确定预测误差。

[0134] 步骤S153:若所述预测误差大于预设误差,则根据所述预设误差重新确定所述卷积神经网络的参数,继续重复步骤S13、步骤S14、步骤S151、步骤S152和步骤S153的训练过程,直至所述预测误差小于或等于所述预设误差,结束训练过程,得到所述正样本卷积神经网络模型。

[0135] 其中,预设误差可以自定义设置。

[0136] 在一个可选的实施例中,为了确保正样本卷积神经网络模型的识别正确率,所述方法还包括对正样本卷积神经网络模型的验证过程,具体如下:

[0137] 步骤S16:将验证样本集合输入所述正样本卷积神经网络模型进行识别,得到验证样本图像的预测目标区域;其中,验证样本集合由多个标记了目标区域的验证样本图像组成。

[0138] 步骤S17:若根据所有验证样本图像的预测目标区域和对应的验证样本图像中包含的真实目标区域确定的预测误差小于或等于预设误差,则确定所述正样本卷积神经网络模型通过验证,否则,重新确定所述卷积神经网络的参数,继续训练直到得到的正样本卷积神经网络模型通过验证。

[0139] 在一个可选的实施例中,为了提高训练速度,所述方法还包括:

[0140] 若正训练样本的数量超过预设数量,则将正训练样本进行分组,每组正训练样本作为一个正训练样本集合。

[0141] 其中,预设数量可以自定义设置。

[0142] 例如,当正训练样本的数量成万级别时,如果将这么多的数据同时训练,不仅会增加计算量,还会降低训练速度。因此,可以将正训练样本进行分组,分别对每组正训练样本集合进行训练。例如可以将每100个正训练样本分为一组。

[0143] 在一个可选的实施例中,步骤S152包括:

[0144] 针对每个样本图像,采用损失函数计算预测目标区域和对应的样本图像中包含的真实目标区域之间的损失;

[0145] 根据所有样本图像的损失确定预测误差。

[0146] 其中,损失函数可以度量训练样本的输出损失。

[0147] 进一步的,所述根据所有样本图像的损失确定预测误差,包括:

[0148] 根据每个样本图像的损失分别为每个样本图像设定权重;

[0149] 根据每个样本图像的权重对损失进行加权融合,将加权融合后的损失作为所述预测误差。

[0150] 其中,损失越大的样本图像对应的权重越小。

[0151] 实施例二

[0152] 为了解决现有技术中目标区域识别正确率低的技术问题,本公开实施例还提供一种卷积神经网络模型训练方法。该卷积神经网络模型训练方法主要包括:获取负训练样本集合;其中负训练样本集合由多个标记了非目标区域的背景区域及多个标记了目标区域的前景区域组成;根据所述负训练样本集合,采用上述实施例一所述的卷积神经网络模型

训练方法进行训练,得到负样本卷积神经网络模型。如图2所示,具体包括:

[0153] 步骤S21:对卷积神经网络的多个卷积层进行分割,得到多个卷积阶段;其中所述多个卷积层依次串联。

[0154] 步骤S22:确定所述卷积神经网络的参数。

[0155] 步骤S23:将负训练样本集合输入所述卷积神经网络进行训练,得到每个训练样本对应的多个卷积阶段的特征图像。

[0156] 其中,负训练样本集合由多个标记了非目标区域的背景区域及多个标记了目标区域的前景区域组成。

[0157] 其中,非目标区域为近似目标区域的图像区域。

[0158] 例如,目标区域可以为车牌区域,非目标区域为近似车牌区域,例如,图像背景中的路牌,由于比较小且是蓝底白字,很容易被识别为车牌,因此把这些作为训练样本进行训练,可以排除这些误识别,进一步提高模型的正确识别率。

[0159] 在本文中,将包含非目标区域的图像定位背景区域,将包含目标区域的图像定义为前景区域。

[0160] 步骤S24:针对每个训练样本,将对应的多个卷积阶段的特征图像进行融合。

[0161] 步骤S25:根据所述每个训练样本融合后的特征图像得到负样本卷积神经网络模型;其中,所述负样本卷积神经网络模型用于识别所述背景区域和前景区域。

[0162] 在一个可选的实施例中,步骤S25具体包括:

[0163] 步骤S251:针对每个训练样本,通过所述卷积神经网络的输出层对融合后的特征图像进行识别,得到预测背景区域或预测前景区域。

[0164] 步骤S252:根据所有训练样本的预测前景区域或预测背景区域和对应的训练样本中包含的真实前景区域或真实背景区域确定预测误差。

[0165] 步骤S253:若所述预测误差大于预设误差,则根据所述预设误差重新确定所述卷积神经网络的参数,继续重复训练过程,直至所述预测误差小于或等于所述预设误差,结束训练过程,得到所述负样本卷积神经网络模型。

[0166] 在一个可选的实施例中,所述方法还包括:

[0167] 步骤S26:将验证样本集合输入所述负样本卷积神经网络模型进行识别,得到验证样本图像的预测背景区域或预测前景区域;其中,验证样本集合由多个标记了目标区域的前景区域和多个标记了非目标区域的背景区域组成。

[0168] 步骤S27:若根据所有验证样本图像的预测背景区域或预测前景区域和对应的验证样本中包含的真实背景区域或真实前景区域确定的预测误差小于或等于预设误差,则确定所述负样本卷积神经网络模型通过验证,否则,重新确定所述卷积神经网络的参数,继续训练直到得到的负样本卷积神经网络模型通过验证。

[0169] 在一个可选的实施例中,所述方法还包括:

[0170] 若负训练样本的数量超过预设数量,则将负训练样本进行分组,每组负训练样本作为一个负训练样本集合。

[0171] 在一个可选的实施例中,步骤S252具体包括:

[0172] 针对每个训练样本,采用损失函数计算预测前景区域或预测背景区域和对应的训练样本中包含的真实前景区域或真实背景区域之间的损失;

- [0173] 根据所有训练样本的损失确定预测误差。
- [0174] 进一步的,所述根据所有训练样本的损失确定预测误差,包括:
- [0175] 根据每个训练样本的损失分别为每个训练样本设定权重;
- [0176] 根据每个训练样本的权重对损失进行加权融合,将加权融合后的损失作为所述预测误差。
- [0177] 进一步的,损失越大的样本图像对应的权重越小。
- [0178] 进一步的,所述背景区域和/或所述前景区域为二值化图像。
- [0179] 为了便于后续识别,可以对背景区域和/或前景区域进行二值化处理,例如目标区域为车牌区域,由于车牌区域为蓝底白字,对车牌区域进行二值化后其对应的区域近似白色,对应的特征会更加明显,这样处理起来也更加方便快捷。因此基于该原理,本实施例对背景区域和前景区域进行二值化,例如,可将阈值设为0.5,将像素值小于0.5的像素点对应的像素值重设为0,将像素值大于或等于0.5的像素点对应的像素值重设为1。将二值化后的背景区域和/或所述前景区域作为负训练样本集合,训练得到负样本卷积神经网络模型。
- [0180] 上述实施例通过将包含非目标区域的背景区域作为训练样本,训练得到负样本卷积神经网络模型,可以过滤掉背景区域中出现的与目标区域相似的区域过滤掉,只保留下真正的目标区域。
- [0181] 实施例三
- [0182] 本公开实施例还提供一种目标区域识别方法,如图3所示,具体包括:
- [0183] S31:获取待识别图像。
- [0184] 其中,可通过摄像头实时获取待识别图像。或者从本地获取预先存储的待识别图像。
- [0185] S32:将所述待识别图像输入正样本卷积神经网络模型进行识别,得到目标区域。
- [0186] 其中,正样本卷积神经网络模型采用上述实施例一所述的卷积神经网络模型训练方法进行训练得到,具体训练过程参见上述实施例一。
- [0187] 在一个可选的实施例中,所述方法还包括:
- [0188] 步骤S33:将所述目标区域输入负样本卷积神经网络模型进行分类。
- [0189] 其中,负样本卷积神经网络模型采用上述实施例二所述的卷积神经网络模型训练方法进行训练得到,具体训练过程参见上述实施例二。
- [0190] 步骤S34:根据分类结果确定所述目标区域真正的目标区域为前景区域或背景区域。
- [0191] 对于前景区域或背景区域的解释参见上述实施例。
- [0192] 步骤S35:若所述分类结果为所述前景区域,则确定所述目标区域为真正的目标区域;若所述分类结果为所述背景区域,则确定所述目标区域为误判的目标区域。
- [0193] 进一步的,步骤S33包括:
- [0194] 步骤S331:将所述目标区域进行二值化处理,得到二值化图像。
- [0195] 例如,可将阈值设为0.5,将像素值小于0.5的像素点对应的像素值重设为0,将像素值大于或等于0.5的像素点对应的像素值重设为1。
- [0196] 步骤S332:将所述二值化图像输入负样本卷积神经网络模型进行分类。
- [0197] 其中,负样本卷积神经网络模型采用上述实施例二所述的卷积神经网络模型训练

方法进行训练得到。

[0198] 在本实施例中,负样本卷积神经网络模型对应为采用二值化后的背景区域和前景区域作为训练样本得到的模型。该模型对输入的二值化图像进行分类,若所述分类结果为所述前景区域,则确定所述目标区域为真正的目标区域;若所述分类结果为所述背景区域,则确定所述目标区域为误判的目标区域。

[0199] 本实施例通过负样本卷积神经网络模型对正样本卷积神经网络模型进行识别得到的目标区域进行分类,进一步确定目标区域是否为真正的目标区域,可以排除背景区域中出现的与目标区域相似的区域过滤掉,只保留下真正的目标区域。

[0200] 本领域技术人员应能理解,在上述各个实施例的基础上,还可以进行明显变型(例如,对所列举的模式进行组合)或等同替换。

[0201] 在上文中,虽然按照上述的顺序描述了卷积神经网络模型训练方法实施例中的各个步骤,本领域技术人员应清楚,本公开实施例中的步骤并不必然按照上述顺序执行,其也可以倒序、并行、交叉等其他顺序执行,而且,在上述步骤的基础上,本领域技术人员也可以再加入其他步骤,这些明显变型或等同替换的方式也应包含在本公开的保护范围之内,在此不再赘述。

[0202] 下面为本公开装置实施例,本公开装置实施例可用于执行本公开方法实施例实现的步骤,为了便于说明,仅示出了与本公开实施例相关的部分,具体技术细节未揭示的,请参照本公开方法实施例。

[0203] 实施例四

[0204] 为了解决现有技术中目标区域识别正确率低的技术问题,本公开实施例提供一种卷积神经网络模型训练装置。该装置可以执行上述实施例一所述的卷积神经网络模型训练方法实施例中的步骤。如图2所示,该装置主要包括:阶段划分模块41、参数确定模块42、特征图像获取模块43、特征融合模块44和正样本模型训练模块45;其中,

[0205] 阶段划分模块41用于对卷积神经网络的多个卷积层进行分割,得到多个卷积阶段;其中所述多个卷积层依次串联;

[0206] 参数确定模块42用于确定所述卷积神经网络的参数;

[0207] 特征图像获取模块43用于将正训练样本集合输入所述卷积神经网络进行训练,得到每个样本图像对应的多个卷积阶段的特征图像;其中,所述正训练样本集合由多个标记了目标区域的样本图像组成;

[0208] 特征融合模块44用于针对每个样本图像,将对应的多个卷积阶段的特征图像进行融合;

[0209] 正样本模型训练模块45用于根据所述每个样本图像融合后的特征图像得到正样本卷积神经网络模型;其中,所述正样本卷积神经网络模型用于识别所述目标区域。

[0210] 进一步的,所述正样本模型训练模块45具体用于:针对每个样本图像,通过所述卷积神经网络的输出层对融合后的特征图像进行识别,得到预测目标区域;根据所有样本图像的预测目标区域和对应的样本图像中包含的真实目标区域确定预测误差;若所述预测误差大于预设误差,则根据所述预设误差重新确定所述卷积神经网络的参数,继续重复训练过程,直至所述预测误差小于或等于所述预设误差,结束训练过程,得到所述正样本卷积神经网络模型。

[0211] 进一步的,所述装置还包括:模型验证模块46;

[0212] 模型验证模块46用于将验证样本集合输入所述正样本卷积神经网络模型进行识别,得到验证样本图像的预测目标区域;其中,验证样本集合由多个标记了目标区域的验证样本图像组成;若根据所有验证样本图像的预测目标区域和对应的验证样本图像中包含的真实目标区域确定的预测误差小于或等于预设误差,则确定所述正样本卷积神经网络模型通过验证,否则,重新确定所述卷积神经网络的参数,继续训练直到得到的正样本卷积神经网络模型通过验证。

[0213] 进一步的,所述装置还包括:分组模块47;

[0214] 分组模块47用于若正训练样本的数量超过预设数量,则将正训练样本进行分组,每组正训练样本作为一个正训练样本集合。

[0215] 进一步的,所述正样本模型训练模块45具体用于:针对每个样本图像,采用损失函数计算预测目标区域和对应的样本图像中包含的真实目标区域之间的损失;根据所有样本图像的损失确定预测误差。

[0216] 进一步的,所述正样本模型训练模块45具体用于:根据每个样本图像的损失分别为每个样本图像设定权重;根据每个样本图像的权重对损失进行加权融合,将加权融合后的损失作为所述预测误差。

[0217] 进一步的,损失越大的样本图像对应的权重越小。

[0218] 进一步的,所述目标区域为车牌区域。

[0219] 有关卷积神经网络模型训练装置实施例的工作原理、实现的技术效果等详细说明可以参考前述卷积神经网络模型训练方法实施例中的相关说明,在此不再赘述。

[0220] 实施例五

[0221] 为了解决现有技术中目标区域识别正确率低的技术问题,本公开实施例提供一种卷积神经网络模型训练装置。该装置可以执行上述实施例二所述的卷积神经网络模型训练方法实施例中的步骤。如图5所示,该装置主要包括:负样本确定模块51和负样本模型训练模块52;其中,

[0222] 负样本确定模块51用于确定负训练样本集合;其中负训练样本集合由多个标记了非目标区域的背景区域及多个标记了目标区域的前景区域组成;

[0223] 负样本模型训练模块52用于根据所述负训练样本集合得到负样本卷积神经网络模型。

[0224] 具体可采用上述实施例一所述的卷积神经网络模型训练方法进行训练。

[0225] 进一步的,所述背景区域和/或所述前景区域为二值化图像。

[0226] 进一步的,所述目标区域为车牌区域。

[0227] 有关卷积神经网络模型训练装置实施例的工作原理、实现的技术效果等详细说明可以参考前述卷积神经网络模型训练方法实施例中的相关说明,在此不再赘述。

[0228] 实施例六

[0229] 为了解决现有技术中目标区域识别正确率低的技术问题,本公开实施例提供一种目标区域识别装置。该装置可以执行上述实施例三所述的卷积神经网络模型训练方法实施例中的步骤。如图6所示,该装置主要包括:图像获取模块61和图像识别模块62;其中,

[0230] 图像获取模块61用于获取待识别图像;

[0231] 图像识别模块62用于所述将待识别图像输入正样本卷积神经网络模型进行识别,得到目标区域。

[0232] 其中,正样本卷积神经网络模型采用上述实施例一所述的卷积神经网络模型训练方法进行训练得到的。

[0233] 进一步的,所述图像识别模块62还用于:将所述目标区域输入负样本卷积神经网络模型进行分类;根据分类结果确定所述目标区域为前景区域或背景区域;若所述分类结果为所述前景区域,则确定所述目标区域为真正的目标区域;若所述分类结果为所述背景区域,则确定所述目标区域为误判的目标区域。

[0234] 其中,负样本卷积神经网络模型采用上述实施例二所述的卷积神经网络模型训练方法进行训练得到。

[0235] 进一步的,所述图像识别模块62具体用于:将所述目标区域进行二值化处理,得到二值化图像;将所述二值化图像输入负样本卷积神经网络模型进行识别。

[0236] 其中,负样本卷积神经网络模型采用上述实施例二所述的卷积神经网络模型训练方法进行训练得到。

[0237] 进一步的,所述目标区域为车牌区域。

[0238] 有关目标区域识别装置实施例的工作原理、实现的技术效果等详细说明可以参考前述目标区域识别方法实施例中的相关说明,在此不再赘述。

[0239] 实施例七

[0240] 下面参考图5,其示出了适于用来实现本公开实施例的电子设备的结构示意图。本公开实施例中的电子设备可以包括但不限于诸如移动电话、笔记本电脑、数字广播接收器、PDA(个人数字助理)、PAD(平板电脑)、PMP(便携式多媒体播放器)、车载终端(例如车载导航终端)等等的移动终端以及诸如数字TV、台式计算机等等的固定终端。图5示出的电子设备仅仅是一个示例,不应对本公开实施例的功能和使用范围带来任何限制。

[0241] 如图5所示,电子设备可以包括处理装置(例如中央处理器、图形处理器等)701,其可以根据存储在只读存储器(ROM)702中的程序或者从存储装置708加载到随机访问存储器(RAM)703中的程序而执行各种适当的动作和处理。在RAM 703中,还存储有电子设备操作所需的各种程序和数据。处理装置701、ROM 702以及RAM 703通过总线704彼此相连。输入/输出(I/O)接口705也连接至总线704。

[0242] 通常,以下装置可以连接至I/O接口705:包括例如触摸屏、触摸板、键盘、鼠标、图像传感器、麦克风、加速度计、陀螺仪等的输入装置706;包括例如液晶显示器(LCD)、扬声器、振动器等的输出装置707;包括例如磁带、硬盘等的存储装置708;以及通信装置709。通信装置709可以允许电子设备与其他设备进行无线或有线通信以交换数据。虽然图5示出了具有各种装置的电子设备,但是应理解的是,并不要求实施或具备所有示出的装置。可以替代地实施或具备更多或更少的装置。

[0243] 特别地,根据本公开的实施例,上文参考流程图描述的过程可以被实现为计算机软件程序。例如,本公开的实施例包括一种计算机程序产品,其包括承载在计算机可读介质上的计算机程序,该计算机程序包含用于执行流程图所示的方法的程序代码。在这样的实施例中,该计算机程序可以通过通信装置709从网络上被下载和安装,或者从存储装置708被安装,或者从ROM 702被安装。在该计算机程序被处理装置701执行时,执行本公开实施例

的方法中限定的上述功能。

[0244] 需要说明的是,本公开上述的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或者是上述两者的任意组合。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可以包括但不限于:具有一个或多个导线的电连接、便携式计算机磁盘、硬盘、随机访问存储器(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。在本公开中,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。而在本公开中,计算机可读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,该计算机可读信号介质可以发送、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。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:电线、光缆、RF(射频)等等,或者上述的任意合适的组合。

[0245] 上述计算机可读介质可以是上述电子设备中所包含的;也可以是单独存在,而未装配入该电子设备中。

[0246] 上述计算机可读介质承载有一个或者多个程序,当上述一个或者多个程序被该电子设备执行时,使得该电子设备:对卷积神经网络的多个卷积层进行分割,得到多个卷积阶段;其中所述多个卷积层依次串联;确定所述卷积神经网络的参数;将正训练样本集合输入所述卷积神经网络进行训练,得到每个样本图像对应的多个卷积阶段的特征图像;其中,所述正训练样本集合由多个标记了目标区域的样本图像组成;针对每个样本图像,将对应的多个卷积阶段的特征图像进行融合;根据所述每个样本图像融合后的特征图像得到正样本卷积神经网络模型;其中,所述正样本卷积神经网络模型用于识别所述目标区域。

[0247] 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公开的操作的计算机程序代码,上述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)。

[0248] 附图中的流程图和框图,图示了按照本公开各种实施例的系统、方法和计算机程序产品的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上,流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段、或代码的一部分,该模块、程序段、或代码的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。也应当注意,在有些作为替换的实现中,方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如,两个接连地表示的方框实际上可以基本并行地执行,它们有时也可以按相反的顺序执行,这依所涉及的功能而定。也要注

意的是,框图和/或流程图中的每个方框、以及框图和/或流程图中的方框的组合,可以用执行规定的功能或操作的专用的基于硬件的系统来实现,或者可以用专用硬件与计算机指令的组合来实现。

[0249] 描述于本公开实施例中所涉及到的单元可以通过软件的方式实现,也可以通过硬件的方式来实现。其中,单元的名称在某种情况下并不构成对该单元本身的限定。

[0250] 以上描述仅为本公开的较佳实施例以及对所运用技术原理的说明。本领域技术人员应当理解,本公开中所涉及的公开范围,并不限于上述技术特征的特定组合而成的技术方案,同时也应涵盖在不脱离上述公开构思的情况下,由上述技术特征或其等同特征进行任意组合而形成的其它技术方案。例如上述特征与本公开中公开的(但不限于)具有类似功能的技术特征进行互相替换而形成的技术方案。

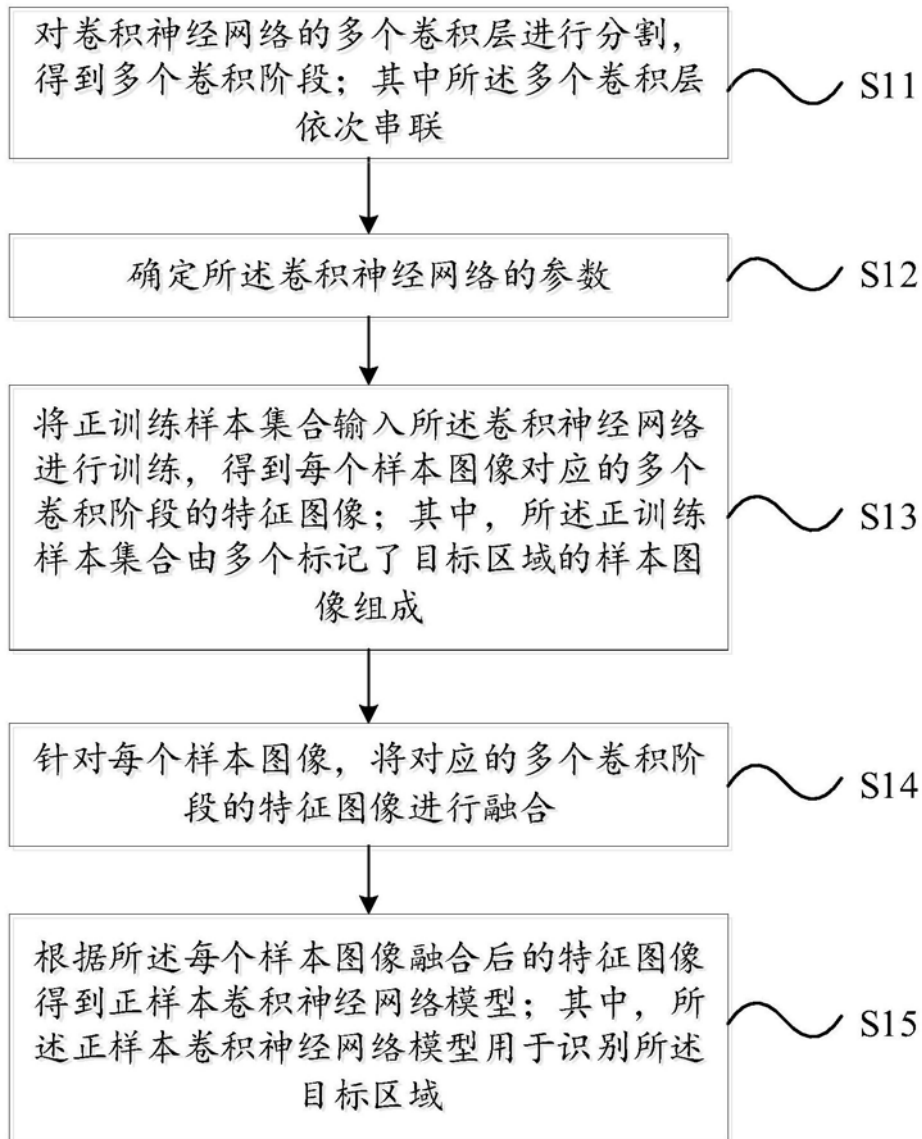


图1a

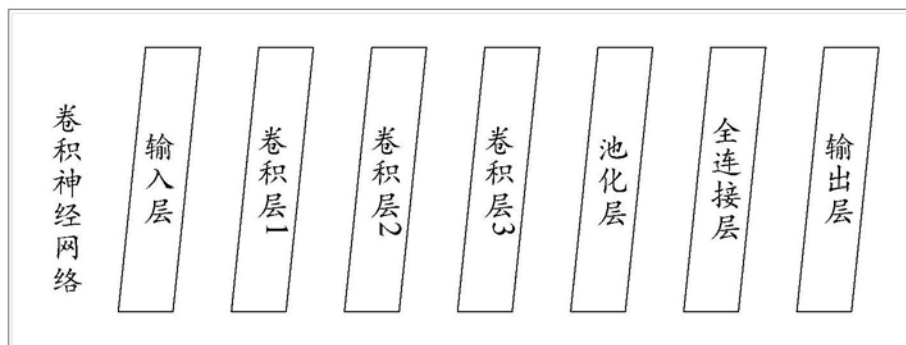


图1b

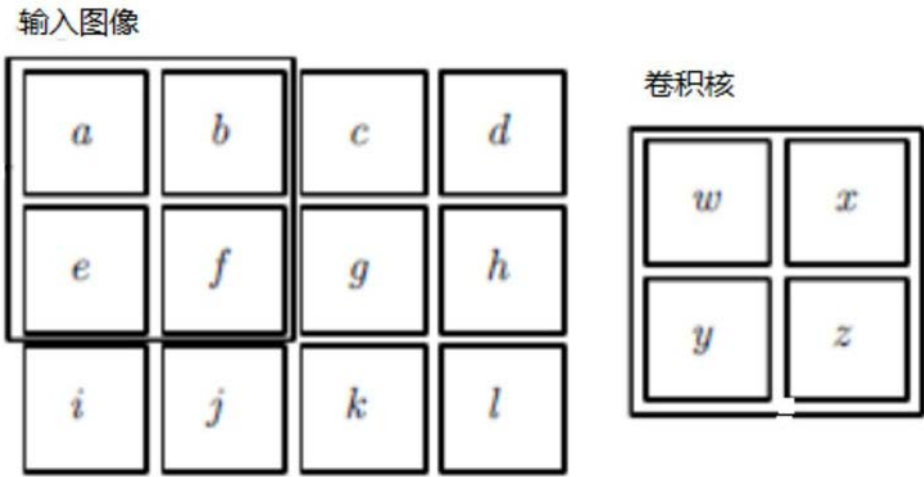


图1c

输出矩阵

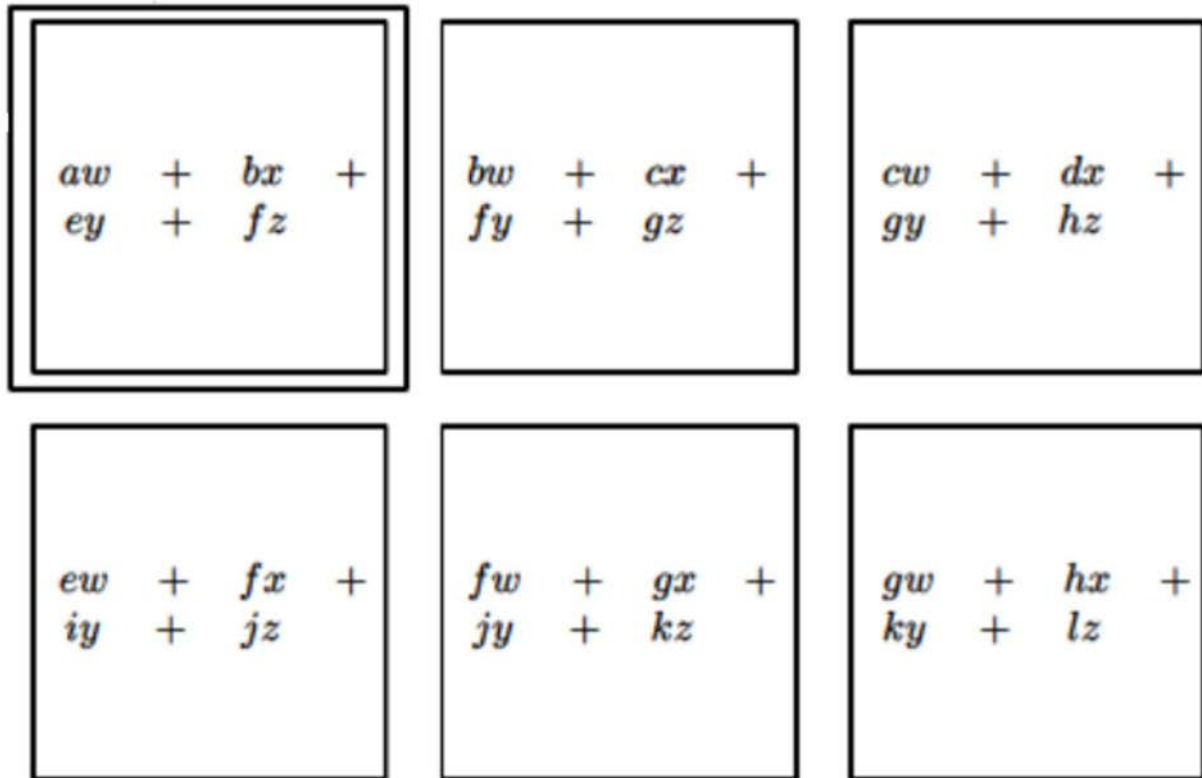


图1d

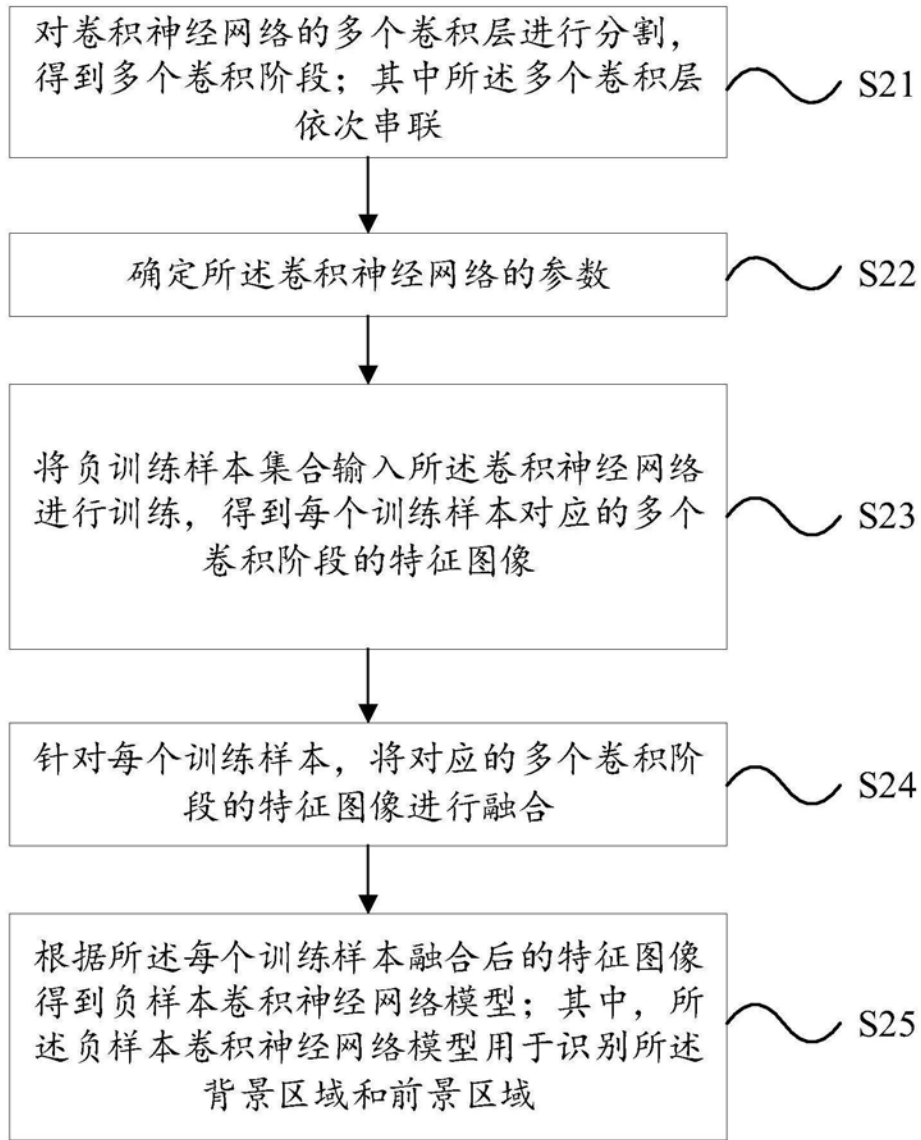


图2

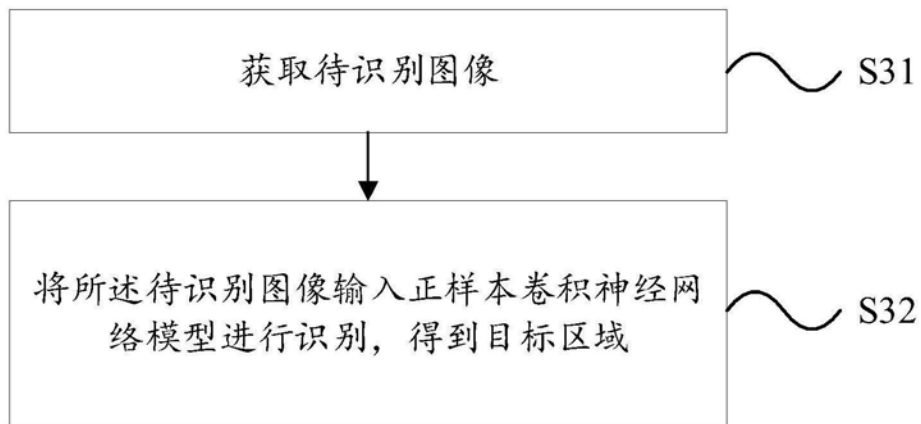


图3

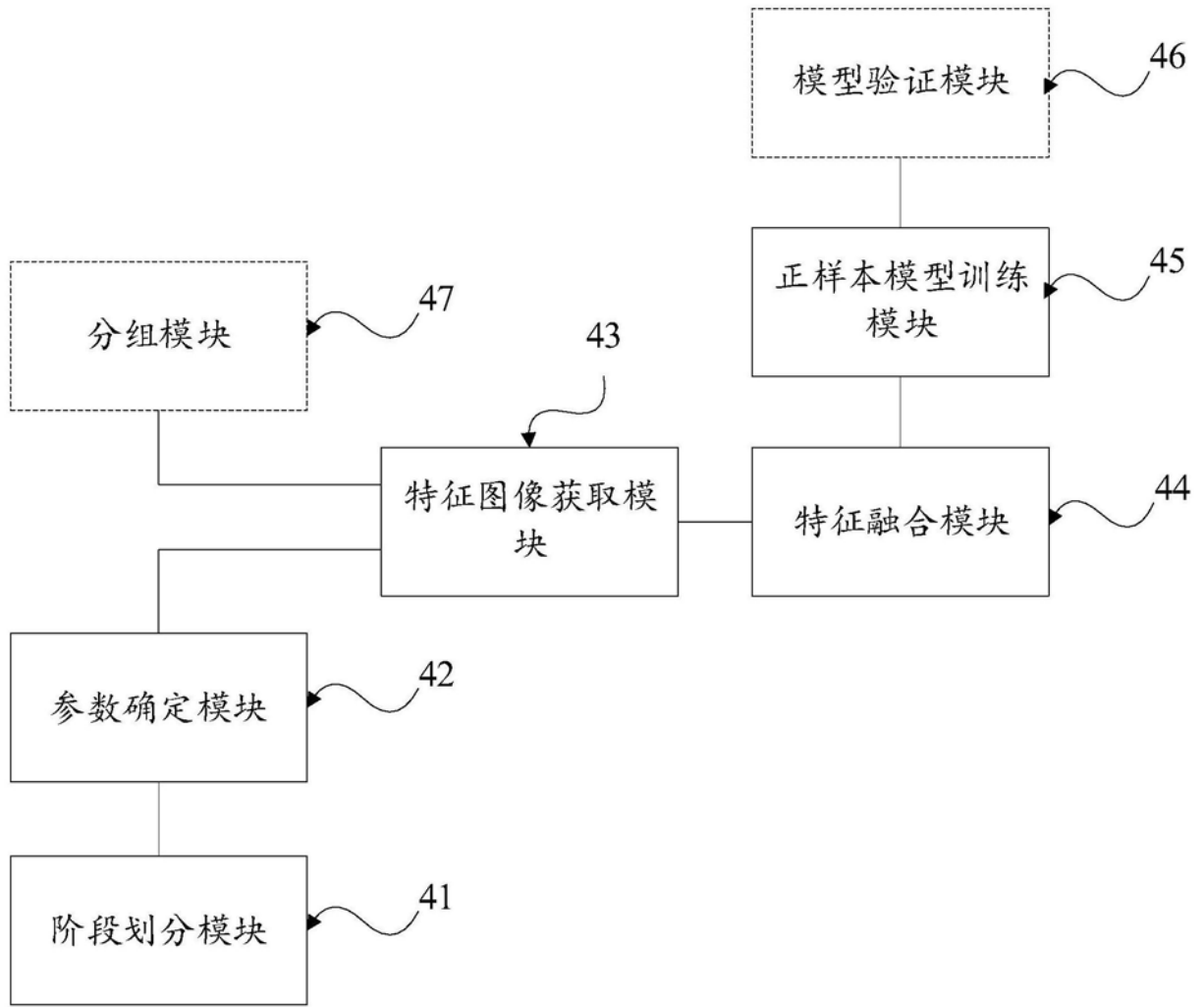


图4

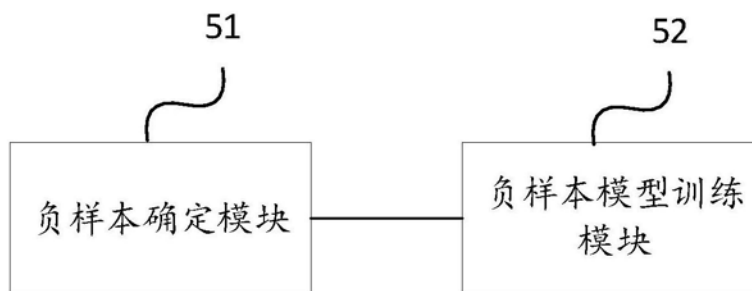


图5

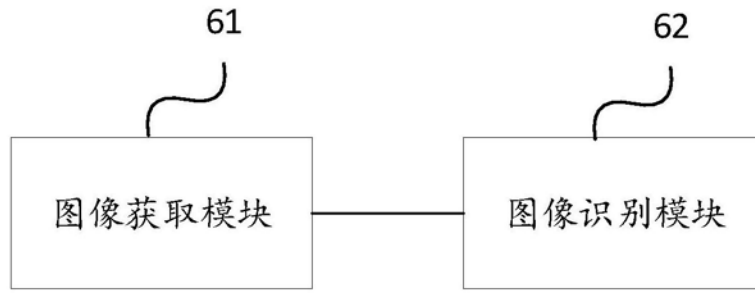


图6

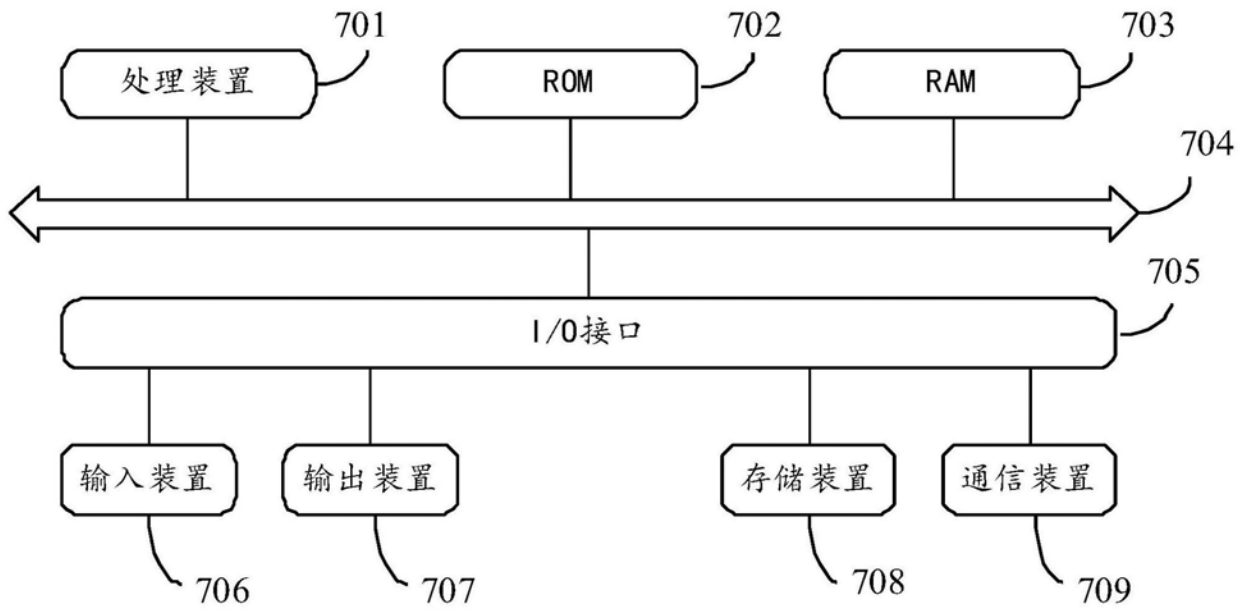


图7