



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111325668 B

(45) 授权公告日 2023.04.18

(21) 申请号 202010081823.7

G06V 10/774 (2022.01)

(22) 申请日 2020.02.06

(56) 对比文件

(65) 同一申请的已公布的文献号

CN 110324533 A, 2019.10.11

申请公布号 CN 111325668 A

CN 109409503 A, 2019.03.01

CN 110349108 A, 2019.10.18

(43) 申请公布日 2020.06.23

审查员 罗畅

(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 黄佳斌

(74) 专利代理机构 北京风雅颂专利代理有限公司

司 11403

专利代理师 朱智勇

(51) Int. Cl.

G06T 3/60 (2006.01)

G06T 7/136 (2017.01)

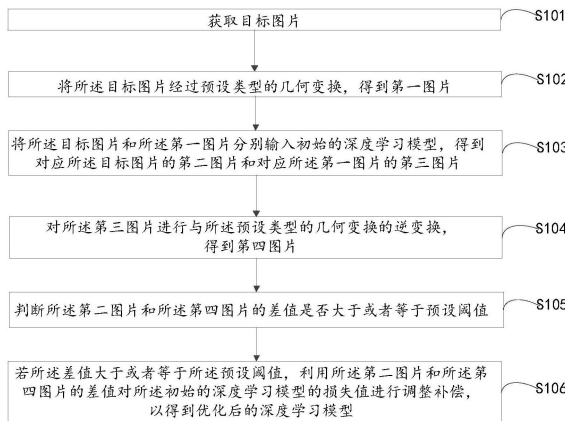
权利要求书2页 说明书8页 附图2页

(54) 发明名称

图像处理深度学习模型的训练方法、装置及电子设备

(57) 摘要

本公开实施例中提供了一种图像处理深度学习模型的训练方法、装置及电子设备,属于图像处理技术领域。其中方法包括:获取目标图片;将目标图片经过预设类型的几何变换,得到第一图片;将目标图片和第一图片分别输入初始的深度学习模型,得到对应所述目标图片的第二图片和对应所述第一图片的第三图片;对第三图片进行与预设类型的几何变换的逆变换,得到第四图片;判断第二图片和第四图片的差值是否大于或者等于预设阈值;若差值大于或者等于预设阈值,利用第二图片和第四图片的差值对初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿,以得到优化后的深度学习模型。通过本公开的方案,提高了深度学习模型输出结果的稳定性和连续性。



1. 一种图像处理深度学习模型的训练方法,其特征在于,包括:
获取目标图片;
将所述目标图片经过预设类型的几何变换,得到第一图片;
将所述目标图片和所述第一图片分别输入初始的深度学习模型,得到对应所述目标图片的第二图片和对应所述第一图片的第三图片;
对所述第三图片进行与所述预设类型的几何变换的逆变换,得到第四图片;
判断所述第二图片和所述第四图片的差值是否大于或者等于预设阈值;
若所述差值大于或者等于所述预设阈值,利用所述第二图片和所述第四图片的差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿,以得到优化后的深度学习模型。
2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述若所述差值大于或者等于所述预设阈值,利用所述第二图片和所述第四图片的差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿,以得到优化后的深度学习模型的步骤,包括:
若所述差值大于或者等于所述预设阈值,重复利用所述第二图片和所述第四图片的差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿,直至所述差值小于所述预设阈值,得到优化后的深度学习模型。
3. 根据权利要求1或者2所述的方法,其特征在于,所述利用所述第二图片和所述第四图片的差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿的步骤,包括:
通过预设的自监督算法,利用所述差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿。
4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述自监督算法为均方误差算法。
5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述几何变换包括尺寸变换和/或角度变换。
6. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述目标图片为包含人体关键点的图片。
7. 一种图像处理深度学习模型的训练装置,其特征在于,包括:
获取模块,用于获取目标图片;
第一变换模块,用于将所述目标图片经过预设类型的几何变换,得到第一图片;
学习模块,用于将所述目标图片和所述第一图片分别输入初始的深度学习模型,得到对应所述目标图片的第二图片和对应所述第一图片的第三图片;
第二变换模块,用于对所述第三图片进行与所述预设类型的几何变换的逆变换,得到第四图片;
判断模块,用于判断所述第二图片和所述第四图片的差值是否大于或者等于预设阈值;
优化模块,用于若所述差值大于或者等于所述预设阈值,利用所述第二图片和所述第四图片的差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿,以得到优化后的深度学习模型。
8. 一种电子设备,其特征在于,所述电子设备包括:
至少一个处理器;以及,
与所述至少一个处理器通信连接的存储器;其中,
所述存储器存储有可被所述至少一个处理器执行的指令,所述指令被所述至少一个处

理器执行,以使所述至少一个处理器能够执行前述权利要求1-6中任一项所述的图像处理深度学习模型的训练方法。

9.一种非暂态计算机可读存储介质,该非暂态计算机可读存储介质存储计算机指令,该计算机指令用于使该计算机执行前述权利要求1-6中任一项所述的图像处理深度学习模型的训练方法。

图像处理深度学习模型的训练方法、装置及电子设备

技术领域

[0001] 本公开涉及图像处理技术领域,尤其涉及一种图像处理深度学习模型的训练方法、装置及电子设备。

背景技术

[0002] 随着科技的发展,图片在生活中的应用频率和规模不断提高,对于图片的处理需求也不断增强。现有的图像处理技术中,图片进行诸如裁剪、旋转、翻转等几何变换后,经过深度学习模型输出的结果常与原图经过深度学习模型输出结果做相同的几何变换不一致,导致深度学习模型输出结果的稳定性和连续性较差。

[0003] 可见,现有的深度学习模型输出结果的稳定性和连续性较差。

发明内容

[0004] 有鉴于此,本公开实施例提供一种图像处理深度学习模型的训练方法、装置及电子设备,至少部分解决现有技术中存在的问题。

[0005] 第一方面,本公开实施例提供了一种图像处理深度学习模型的训练方法,包括:

[0006] 获取目标图片;

[0007] 将所述目标图片经过预设类型的几何变换,得到第一图片;

[0008] 将所述目标图片和所述第一图片分别输入初始的深度学习模型,得到对应所述目标图片的第二图片和对应所述第一图片的第三图片;

[0009] 对所述第三图片进行与所述预设类型的几何变换的逆变换,得到第四图片;

[0010] 判断所述第二图片和所述第四图片的差值是否大于或者等于预设阈值;

[0011] 若所述差值大于或者等于所述预设阈值,利用所述第二图片和所述第四图片的差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿,以得到优化后的深度学习模型。

[0012] 根据本公开实施例的一种具体实现方式,所述若所述差值大于或者等于所述预设阈值,利用所述第二图片和所述第四图片的差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿,以得到优化后的深度学习模型的步骤,包括:

[0013] 若所述差值大于或者等于所述预设阈值,重复利用所述第二图片和所述第四图片的差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿,直至所述差值小于所述预设阈值,得到优化后的深度学习模型。

[0014] 根据本公开实施例的一种具体实现方式,所述利用所述第二图片和所述第四图片的差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿的步骤,包括:

[0015] 通过预设的自监督算法,利用所述差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿。

[0016] 根据本公开实施例的一种具体实现方式,所述自监督算法为均方误差算法。

[0017] 根据本公开实施例的一种具体实现方式,所述几何变换包括尺寸变换和/或角度变换。

- [0018] 根据本公开实施例的一种具体实现方式,所述目标图片为包含人体关键点的图片。
- [0019] 根据本公开实施例的一种具体实现方式,所述预设阈值的取值范围为0至5%。
- [0020] 第二方面,本发明实施例还提供了一种图像处理深度学习模型的训练装置,包括:
- [0021] 获取模块,用于获取目标图片;
- [0022] 第一变换模块,用于将所述目标图片经过预设类型的几何变换,得到第一图片;
- [0023] 学习模块,用于将所述目标图片和所述第一图片分别输入初始的深度学习模型,得到对应所述目标图片的第二图片和对应所述第一图片的第三图片;
- [0024] 第二变换模块,用于对所述第三图片进行与所述预设类型的几何变换的逆变换,得到第四图片;
- [0025] 判断模块,用于判断所述第二图片和所述第四图片的差值是否大于或者等于预设阈值;
- [0026] 优化模块,用于若所述差值大于或者等于所述预设阈值,利用所述第二图片和所述第四图片的差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿,以得到优化后的深度学习模型。
- [0027] 根据本公开实施例的一种具体实现方式,所述优化模块用于:
- [0028] 若所述差值大于或者等于所述预设阈值,重复利用所述第二图片和所述第四图片的差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿,直至所述差值小于所述预设阈值,得到优化后的深度学习模型。
- [0029] 根据本公开实施例的一种具体实现方式,所述优化模块用于:
- [0030] 通过预设的自监督算法,利用所述差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿。
- [0031] 根据本公开实施例的一种具体实现方式,所述自监督算法为均方误差算法。
- [0032] 第三方面,本公开实施例还提供了一种电子设备,该电子设备包括:
- [0033] 至少一个处理器;以及,
- [0034] 与该至少一个处理器通信连接的存储器;其中,
- [0035] 该存储器存储有可被该至少一个处理器执行的指令,该指令被该至少一个处理器执行,以使该至少一个处理器能够执行前述第一方面或第一方面的任一实现方式中的图像处理深度学习模型的训练方法。
- [0036] 第四方面,本公开实施例还提供了一种非暂态计算机可读存储介质,该非暂态计算机可读存储介质存储计算机指令,该计算机指令用于使该计算机执行前述第一方面或第一方面的任一实现方式中的图像处理深度学习模型的训练方法。
- [0037] 第五方面,本公开实施例还提供了一种计算机程序产品,该计算机程序产品包括存储在非暂态计算机可读存储介质上的计算程序,该计算机程序包括程序指令,当该程序指令被计算机执行时,使该计算机执行前述第一方面或第一方面的任一实现方式中的图像处理深度学习模型的训练方法。
- [0038] 本公开实施例中的图像处理深度学习模型的训练方案,包括:获取目标图片;将所述目标图片经过预设类型的几何变换,得到第一图片;将所述目标图片和所述第一图片分别输入初始的深度学习模型,得到对应所述目标图片的第二图片和对应所述第一图片的第

三图片;对所述第三图片进行与所述预设类型的几何变换的逆变换,得到第四图片;判断所述第二图片和所述第四图片的差值是否大于或者等于预设阈值;若所述差值大于或者等于所述预设阈值,利用所述第二图片和所述第四图片的差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿,以得到优化后的深度学习模型。通过本公开的方案,提高了深度学习模型输出结果的稳定性和连续性。

附图说明

[0039] 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它的附图。

[0040] 图1为本公开实施例提供的一种图像处理深度学习模型的训练方法的流程示意图;

[0041] 图2为本公开实施例提供的图像处理深度学习模型的训练方法的部分流程示意图;

[0042] 图3为本公开实施例提供的图像处理深度学习模型的训练方法的部分流程示意图;

[0043] 图4为本公开实施例提供的一种图像处理深度学习模型的训练装置的结构示意图;

[0044] 图5为本公开实施例提供的电子设备示意图。

具体实施方式

[0045] 下面结合附图对本公开实施例进行详细描述。

[0046] 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作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。

[0047] 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。

[0048] 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。

[0049] 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。

[0050] 本公开实施例提供一种图像处理深度学习模型的训练方法。本实施例提供的图像处理深度学习模型的训练方法可以由一计算装置来执行,该计算装置可以实现为软件,或者实现为软件和硬件的组合,该计算装置可以集成设置在服务器、终端设备等中。

[0051] 参见图1,本公开实施例提供一种图像处理深度学习模型的训练方法,包括:

[0052] S101,获取目标图片;

[0053] 本实施例提供的图像处理深度学习模型的训练算法,用于对具备图像处理功能的深度学习模型进行优化,所涉及的图像处理功能可以包括灰度处理、亮度处理、调色、加滤镜等会涉及图片整体显示效果的图片,而非单纯的几何变换。

[0054] 本实施例主要是利用深度学习模型对图片进行处理后再利用处理结果进行反馈训练来达到优化深度学习模型的目的。首先,需要获得一张用于深度学习的图片,定义为目标图片。

[0055] 可选的,所述目标图片为包含人体关键点的图片。利用包含人体关键点的图片,例如包含面部特征点、头部特征点、躯干特征点的人体图像作为深度学习的图像,使得优化后的深度学习模型更适用于人体图像处理操作。

[0056] S102,将所述目标图片经过预设类型的几何变换,得到第一图片;

[0057] 依据上述步骤获得待处理的目标图片之后,对所述目标图片进行预设类型的几何变换,将几何变换后输出的图像定义为第一图像。可选的,所述几何变换包括尺寸变换和/或角度变换。

[0058] 对所述目标图片进行几何变换得到第一图片,目标图片与所述第一图片仅是尺寸或者角度上的差别,在整体显示效果上是保持一致的。

[0059] S103,将所述目标图片和所述第一图片分别输入初始的深度学习模型,得到对应所述目标图片的第二图片和对应所述第一图片的第三图片;

[0060] 将原始的目标图片和上述步骤得到的第一图片分别输入到待优化的初始的深度学习模型,经过处理后分别得到第二图片和第三图片。

[0061] S104,对所述第三图片进行与所述预设类型的几何变换的逆变换,得到第四图片;

[0062] 在得到对应第一图片的第三图片后,再对第三图片进行与预设类型的几何变换相反的逆变换,得到的图片定义为第四图片。例如,若预设类型的几何变换为将目标图片顺时针旋转 90° 或者放大两倍,则对应的预设类型的几何变换相反的逆变换则为将第三图片逆时针旋转 90° 或者缩小两倍。当然,预设类型的几何变换也可以为多种简单几何变换的组合,在进行逆变换时,需要根据参与组合的几何变换类型和顺序依次逆变换。

[0063] S105,判断所述第二图片和所述第四图片的差值是否大于或者等于预设阈值;

[0064] S106,若所述差值大于或者等于所述预设阈值,利用所述第二图片和所述第四图片的差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿,以得到优化后的深度学习模型。

[0065] 依据上述步骤,得到直接利用最初的目标图片经过深度学习模型处理后得到的第二图片,以及利用将目标图片经几何变换得到第一图片再经过深度学习模型处理后得到的

第三图片后再结合几何变换的逆变换得到的第四图片。

[0066] 将所述第二图片和所述第四图片进行比对,获得差值。此处比对的过程可以包括但不限于图片尺寸、像素、色差等方面的比较,所得到的差值可以为多方面比对结果的综合差值,也可以为所侧重的一方面或者几方面的差值加和。

[0067] 电子设备内预先存储有预设差值,作为深度学习模型的容错值。若所得到的差值大于或者等于所述预设差值,则表示几何变换后的图片经过深度学习模型的处理和逆变换后的差别较大,所述深度学习模型需要优化。若所得到的差值小于所述预设差值,则表示几何变换后得到的图片经过深度学习模型的处理和逆变换后的差别较小,所述深度学习模型的稳定性和连续性较好,无需进行深度优化。可选的,所述预设阈值的取值范围为0至5%。当然,预设阈值也可以根据图像处理精度的需求做适应性调整,不作限定。

[0068] 针对所述差值大于或者等于所述预设差值的情况,可以利用第二图像和第四图像的差值来对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿,训练所述深度学习模型的处理程序,以得到优化后的深度学习模型。

[0069] 根据本公开实施例的一种具体实现方式,如图2所示,所述若所述差值大于或者等于所述预设阈值,利用所述第二图片和所述第四图片的差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿,以得到优化后的深度学习模型的步骤,还可以包括:

[0070] S201,若所述差值大于或者等于所述预设阈值,重复利用所述第二图片和所述第四图片的差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿,直至所述差值小于所述预设阈值,得到优化后的深度学习模型。

[0071] 通过重复学习和反馈补偿的方式,多次训练深度学习模型,直至几何变换对深度学习模型的处理结果影响可逆,即差值小于预设阈值,以进一步加强深度学习模型的稳定性和连续性。

[0072] 具体的,参见图3,所述利用所述第二图片和所述第四图片的差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿的步骤,可以包括:

[0073] S301,通过预设的自监督算法,利用所述差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿。

[0074] 其中,所述自监督算法可以为均方误差(Mean Square Error,简称MSE)算法。

[0075] 上述本发明实施例提供的图像处理深度学习模型的训练方法,对深度学习模型的中间样本进行自监督训练,通过样本之间的信息交互,提高深度学习模型输出结果的稳定性和连续性。

[0076] 与上面的方法实施例相对应,参见图4,本公开实施例还提供了一种图像处理深度学习模型的训练装置40,包括:

[0077] 获取模块401,用于获取目标图片;

[0078] 第一变换模块402,用于将所述目标图片经过预设类型的几何变换,得到第一图片;

[0079] 学习模块403,用于将所述目标图片和所述第一图片分别输入初始的深度学习模型,得到对应所述目标图片的第二图片和对应所述第一图片的第三图片;

[0080] 第二变换模块404,用于对所述第三图片进行与所述预设类型的几何变换的逆变换,得到第四图片;

[0081] 判断模块405,用于判断所述第二图片和所述第四图片的差值是否大于或者等于预设阈值;

[0082] 优化模块406,用于若所述差值大于或者等于所述预设阈值,利用所述第二图片和所述第四图片的差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿,以得到优化后的深度学习模型。

[0083] 根据本公开实施例的一种具体实现方式,所述优化模块406用于:

[0084] 若所述差值大于或者等于所述预设阈值,重复利用所述第二图片和所述第四图片的差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿,直至所述差值小于所述预设阈值,得到优化后的深度学习模型。

[0085] 根据本公开实施例的一种具体实现方式,所述优化模块406用于:

[0086] 通过预设的自监督算法,利用所述差值对所述初始的深度学习模型的损失值进行调整补偿。

[0087] 根据本公开实施例的一种具体实现方式,所述自监督算法为均方误差算法。

[0088] 图4所示装置可以对应的执行上述方法实施例中的内容,本实施例未详细描述的部分,参照上述方法实施例中记载的内容,在此不再赘述。

[0089] 参见图5,本公开实施例还提供了一种电子设备50,该电子设备包括:

[0090] 至少一个处理器;以及,

[0091] 与该至少一个处理器通信连接的存储器;其中,

[0092] 该存储器存储有可被该至少一个处理器执行的指令,该指令被该至少一个处理器执行,以使该至少一个处理器能够执行前述方法实施例中的图像处理深度学习模型的训练方法。

[0093] 本公开实施例还提供了一种非暂态计算机可读存储介质,该非暂态计算机可读存储介质存储计算机指令,该计算机指令用于使该计算机执行前述方法实施例中的图像处理深度学习模型的训练方法。

[0094] 本公开实施例还提供了一种计算机程序产品,该计算机程序产品包括存储在非暂态计算机可读存储介质上的计算程序,该计算机程序包括程序指令,当该程序指令被计算机执行时,使该计算机执行前述方法实施例中的图像处理深度学习模型的训练方法。

[0095] 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。

[0096] 如图5所示,电子设备50可以包括处理装置(例如中央处理器、图形处理器等)501,其可以根据存储在只读存储器(ROM)502中的程序或者从存储装置508加载到随机访问存储器(RAM)503中的程序而执行各种适当的动作和处理。在RAM 503中,还存储有电子设备50操作所需的各种程序和数据。处理装置501、ROM 502以及RAM 503通过总线504彼此相连。输入/输出(I/O)接口505也连接至总线504。

[0097] 通常,以下装置可以连接至I/O接口505: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506;包括例如液晶显示器(LCD)、扬声

器、振动器等的输出装置507;包括例如磁带、硬盘等的存储装置508;以及通信装置509。通信装置509可以允许电子设备50与其他设备进行无线或有线通信以交换数据。虽然图中示出了具有各种装置的电子设备50,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。

[0098] 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509从网络上被下载和安装,或者从存储装置508被安装,或者从ROM 502被安装。在该计算机程序被处理装置501执行时,执行本公开实施例的方法中限定的上述功能。

[0099] 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——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。

[0100] 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。

[0101] 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,使得该电子设备能够实现上述方法实施例提供的方案。

[0102] 或者,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,使得该电子设备能够实现上述方法实施例提供的方案。

[0103] 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)。

[0104] 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,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。

[0105] 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,例如,第一获取单元还可以被描述为“获取至少两个网际协议地址的单元”。

[0106] 应当理解,本公开的各部分可以用硬件、软件、固件或它们的组合来实现。

[0107] 以上所述,仅为本公开的具体实施方式,但本公开的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本公开揭露的技术范围内,可轻易想到的变化或替换,都应涵盖在本公开的保护范围之内。因此,本公开的保护范围应以权利要求的保护范围为准。

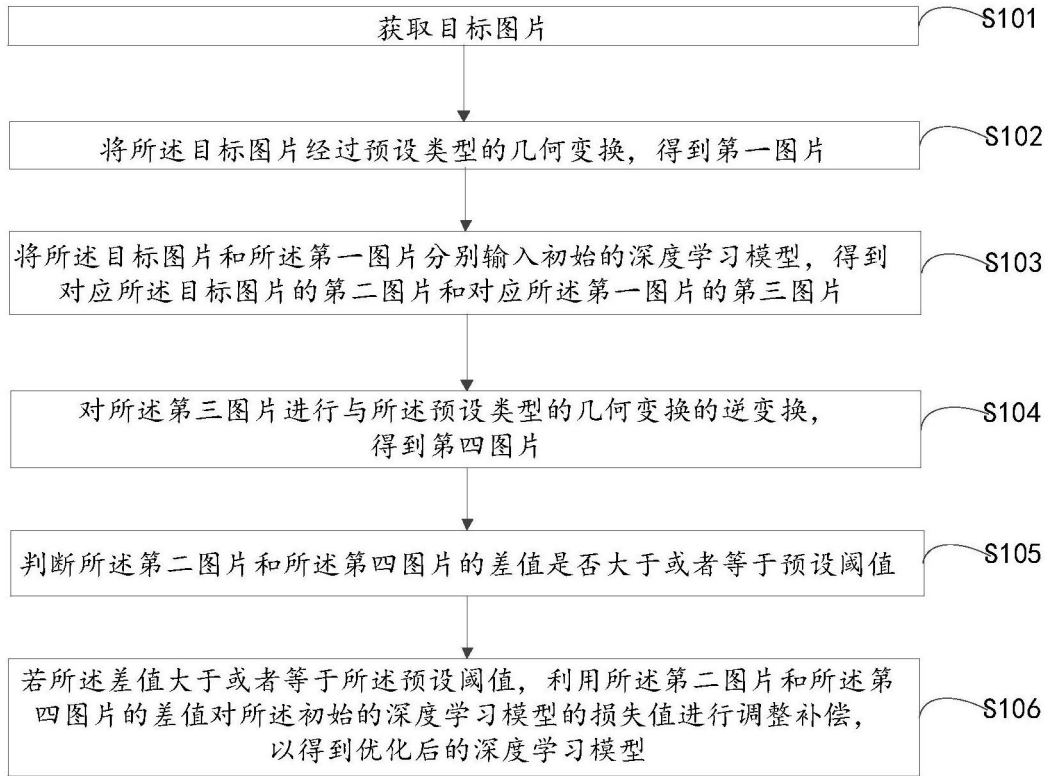


图1

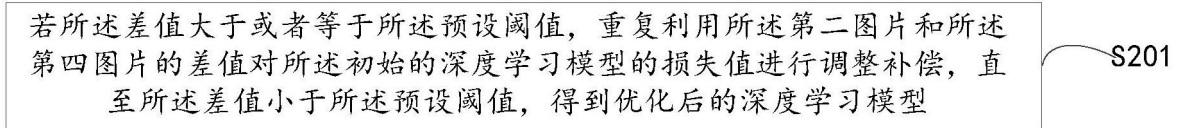


图2

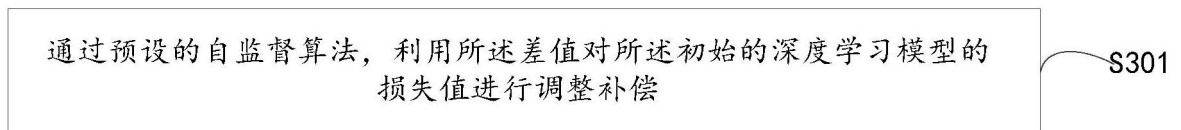


图3

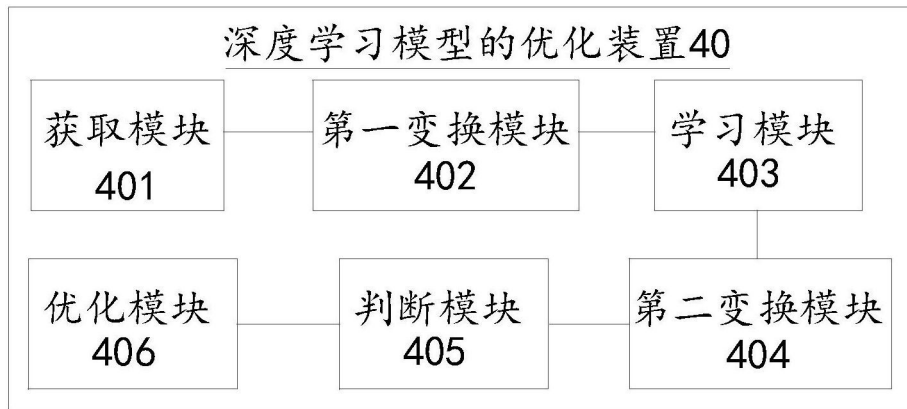


图4

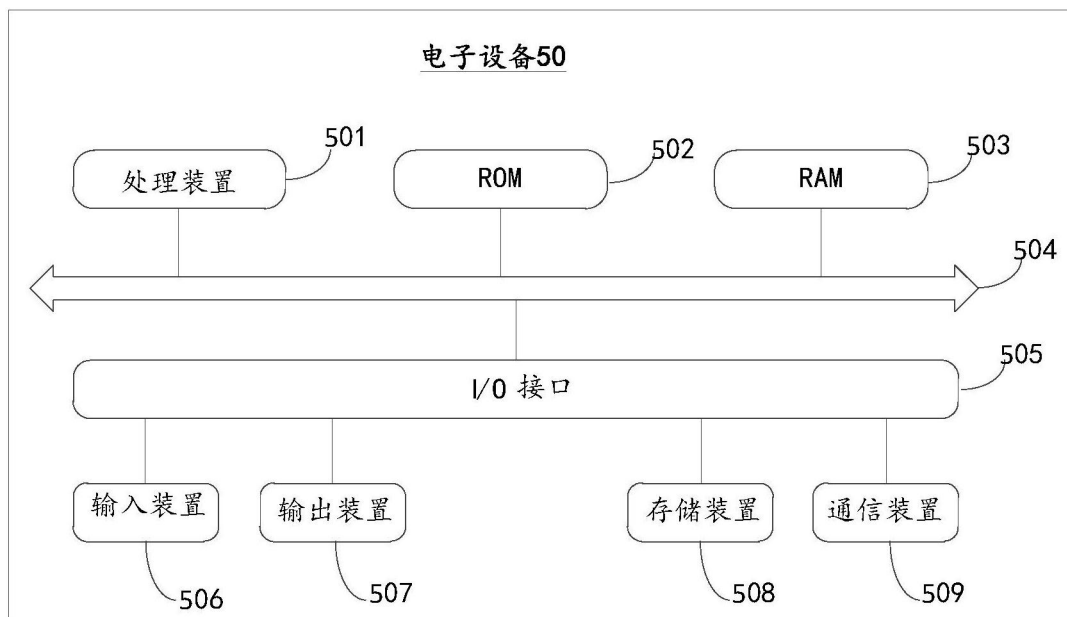


图5