



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113806387 A

(43) 申请公布日 2021.12.17

(21) 申请号 202111091448.5

(22) 申请日 2021.09.17

(71) 申请人 北京百度网讯科技有限公司
地址 100085 北京市海淀区上地十街10号
百度大厦2层

(72) 发明人 梁孝庆 何雷 彭亮 万国伟

(74) 专利代理机构 北京银龙知识产权代理有限公司 11243

代理人 尹倩

(51) Int. Cl.

G06F 16/23 (2019.01)

G06F 16/29 (2019.01)

G06N 3/04 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

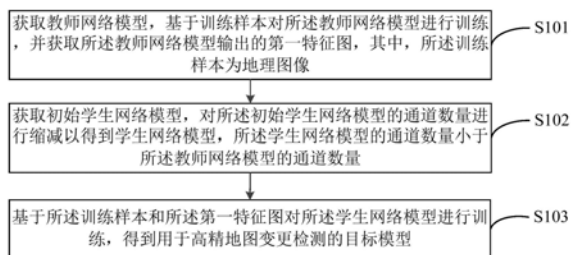
权利要求书3页 说明书9页 附图2页

(54) 发明名称

模型训练方法、高精地图变更检测方法、装置及电子设备

(57) 摘要

本公开提供了一种模型训练方法、高精地图变更检测方法、装置及电子设备,涉及自动驾驶技术领域,尤其涉及模型训练技术领域。模型训练方法的具体实现方案为:获取教师网络模型,基于训练样本对所述教师网络模型进行训练,并获取所述教师网络模型输出的第一特征图,其中,所述训练样本为地理图像;获取初始学生网络模型,对所述初始学生网络模型的通道数量进行缩减以得到学生网络模型,所述学生网络模型的通道数量小于所述教师网络模型的通道数量;基于所述训练样本和所述第一特征图对所述学生网络模型进行训练,得到用于高精地图变更检测的目标模型。



1. 一种模型训练方法,包括:

获取教师网络模型,基于训练样本对所述教师网络模型进行训练,并获取所述教师网络模型输出的第一特征图,其中,所述训练样本为地理图像;

获取初始学生网络模型,对所述初始学生网络模型的通道数量进行缩减以得到学生网络模型,所述学生网络模型的通道数量小于所述教师网络模型的通道数量;

基于所述训练样本和所述第一特征图对所述学生网络模型进行训练,得到用于高精地图变更检测的目标模型。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述基于所述训练样本和所述第一特征图对所述学生网络模型进行训练,包括:

将所述训练样本作为所述学生网络模型的输入,将所述第一特征图作为所述学生网络模型的监督样本,获取所述学生网络模型输出的第二特征图;

基于所述第一特征图和所述第二特征图对所述学生网络模型进行训练,获取训练后的所述学生网络模型的损失函数。

3. 根据权利要求2所述的方法,其中,所述损失函数为第一损失函数、第二损失函数和第三损失函数之和;

所述第一损失函数和所述第二损失函数分别为所述初始学生网络模型的回归损失函数和分类损失函数;

所述第三损失函数为基于所述第一特征图和所述第二特征图构建的损失函数。

4. 根据权利要求3所述的方法,其中,所述第三损失函数的公式如下:

$$L_{\text{distill}} = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{k=0}^N (t_{ijk} - \varphi(s_{ijk}))^2$$

其中, i 、 j 、 k 为所述第一特征图或所述第二特征图上的像素点三维坐标, t_{ijk} 为所述第一特征图上第一像素点, s_{ijk} 为所述第二特征图上与所述第一像素点对应的第二像素点, φ 为适配函数,用于适配所述学生网络模型和所述教师网络模型的通道保持一致。

5. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述获取教师网络模型,包括:

获取初始教师网络模型;

对所述初始教师网络模型的通道数量进行扩充以得到所述教师网络模型,其中,所述初始教师网络模型与所述初始学生网络模型为通道数量相同的同类型模型。

6. 一种高精地图变更检测方法,包括:

获取目标位置的实时地理图像;

将所述实时地理图像输入用于高精地图变更检测的目标模型,以检测所述目标位置的地理图像是否发生变更;

其中,所述目标模型的通道数量小于教师网络模型的通道数量,所述教师网络模型为在所述目标模型的训练阶段采用的教师网络模型。

7. 根据权利要求6所述的方法,其中,所述目标模型为根据权利要求1-5中任一项方法训练后的所述目标模型。

8. 一种模型训练装置,包括:

第一获取模块,用于获取教师网络模型,基于训练样本对所述教师网络模型进行训练,

并获取所述教师网络模型输出的第一特征图,其中,所述训练样本为地理图像;

第二获取模块,用于获取初始学生网络模型,对所述初始学生网络模型的通道数量进行缩减以得到学生网络模型,所述学生网络模型的通道数量小于所述教师网络模型的通道数量;

训练模块,用于基于所述训练样本和所述第一特征图对所述学生网络模型进行训练,得到用于高精地图变更检测的目标模型。

9. 根据权利要求8所述的装置,其中,所述训练模块还用于:

将所述训练样本作为所述学生网络模型的输入,将所述第一特征图作为所述学生网络模型的监督样本,获取所述学生网络模型输出的第二特征图;

基于所述第一特征图和所述第二特征图对所述学生网络模型进行训练,获取训练后的所述学生网络模型的损失函数。

10. 根据权利要求9所述的装置,其中,所述损失函数为第一损失函数、第二损失函数和第三损失函数之和;

所述第一损失函数和所述第二损失函数分别为所述初始学生网络模型的回归损失函数和分类损失函数;

所述第三损失函数为基于所述第一特征图和所述第二特征图构建的损失函数。

11. 根据权利要求10所述的装置,其中,所述第三损失函数的公式如下:

$$L_{\text{distill}} = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{k=0}^N (t_{ijk} - \varphi(s_{ijk}))^2$$

其中, i 、 j 、 k 为所述第一特征图或所述第二特征图上的像素点三维坐标, t_{ijk} 为所述第一特征图上第一像素点, s_{ijk} 为所述第二特征图上与所述第一像素点对应的第二像素点, $\varphi()$ 为适配函数,用于适配所述学生网络模型和所述教师网络模型的通道保持一致。

12. 根据权利要求8所述的装置,其中,所述第一获取模块还用于:

获取初始教师网络模型;

对所述初始教师网络模型的通道数量进行扩充以得到所述教师网络模型,其中,所述初始教师网络模型与所述初始学生网络模型为通道数量相同的同类型模型。

13. 一种高精地图变更检测装置,包括:

第三获取模块,用于获取目标位置的实时地理图像;

检测模块,用于将所述实时地理图像输入用于高精地图变更检测的目标模型,以检测所述目标位置的地理图像是否发生变更;

其中,所述目标模型的通道数量小于教师网络模型的通道数量,所述教师网络模型为在所述目标模型的训练阶段采用的教师网络模型。

14. 一种电子设备,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权利要求1-5中任一项所述的方法,或者执行权利要求6-7中任一项所述的方法。

15. 一种存储有计算机指令的非瞬时计算机可读存储介质,其中,所述计算机指令用于使所述计算机执行根据权利要求1-5中任一项所述的方法,或者执行根据权利要求6-7中任一项所述的方法。

16. 一种计算机程序产品,包括计算机程序,所述计算机程序在被处理器执行时实现根据权利要求1-5中任一项所述的方法,或者实现根据权利要求6-7中任一项所述的方法。

17. 一种自动驾驶车辆,包括如权利要求14所述的电子设备。

18. 一种云端服务器,包括如权利要求14所述的电子设备。

模型训练方法、高精地图变更检测方法、装置及电子设备

技术领域

[0001] 本公开涉及自动驾驶技术领域,尤其涉及模型训练技术领域,具体涉及一种模型训练方法、高精地图变更检测方法、装置及电子设备。

背景技术

[0002] 高精地图也称高精度地图,是自动驾驶汽车使用。高精地图,拥有精确的车辆位置信息和丰富的道路元素数据信息,可以帮助汽车预知路面复杂信息,如坡度、曲率、航向等,更好地规避潜在的风险。目前,高精地图作为自动驾驶领域的重要组件,结合智能路径规划,让车辆做出正确的行驶决策。可见,高精地图必须及时地反映现实路面的信息,特别是在路面发生现实变更的时候,高精地图现实变更检测也就成为了保证高精地图准确度的重要手段,而高精地图现实变更检测通常是基于检测模型实现。

发明内容

[0003] 本公开提供了一种模型训练方法、高精地图变更检测方法、装置及电子设备。

[0004] 根据本公开的第一方面,提供了一种模型训练方法,包括:

[0005] 获取教师网络模型,基于训练样本对所述教师网络模型进行训练,并获取所述教师网络模型输出的第一特征图,其中,所述训练样本为地理图像;

[0006] 获取初始学生网络模型,对所述初始学生网络模型的通道数量进行缩减以得到学生网络模型,所述学生网络模型的通道数量小于所述教师网络模型的通道数量;

[0007] 基于所述训练样本和所述第一特征图对所述学生网络模型进行训练,得到用于高精地图变更检测的目标模型。

[0008] 根据本公开的第二方面,提供了一种高精地图变更检测方法,包括:

[0009] 获取目标位置的实时地理图像;

[0010] 将所述实时地理图像输入用于高精地图变更检测的目标模型,以检测所述目标位置的地理图像是否发生变更;

[0011] 其中,所述目标模型的通道数量小于教师网络模型的通道数量,所述教师网络模型为在所述目标模型的训练阶段采用的教师网络模型。

[0012] 根据本公开的第三方面,提供了一种模型训练装置,包括:

[0013] 第一获取模块,用于获取教师网络模型,基于训练样本对所述教师网络模型进行训练,并获取所述教师网络模型输出的第一特征图,其中,所述训练样本为地理图像;

[0014] 第二获取模块,用于获取初始学生网络模型,对所述初始学生网络模型的通道数量进行缩减以得到学生网络模型,所述学生网络模型的通道数量小于所述教师网络模型的通道数量;

[0015] 训练模块,用于基于所述训练样本和所述第一特征图对所述学生网络模型进行训练,得到用于高精地图变更检测的目标模型。

[0016] 根据本公开的第四方面,提供了一种高精地图变更检测装置,包括:

- [0017] 第三获取模块,用于获取目标位置的实时地理图像;
- [0018] 检测模块,用于将所述实时地理图像输入用于高精地图变更检测的目标模型,以检测所述目标位置的地理图像是否发生变更;
- [0019] 其中,所述目标模型的通道数量小于教师网络模型的通道数量,所述教师网络模型为在所述目标模型的训练阶段采用的教师网络模型。
- [0020] 根据本公开的第五方面,提供了一种电子设备,包括:
- [0021] 至少一个处理器;以及
- [0022] 与所述至少一个处理器通信连接的存储器;其中,
- [0023] 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第一方面所述的方法,或者执行第二方面所述的方法。
- [0024] 根据本公开的第六方面,提供了一种存储有计算机指令的非瞬时计算机可读存储介质,其中,所述计算机指令用于使所述计算机执行根据第一方面所述的方法,或者执行第二方面所述的方法。
- [0025] 根据本公开的第七方面,提供了一种计算机程序产品,包括计算机程序,所述计算机程序在被处理器执行时实现根据第一方面所述的方法,或者实现根据第二方面所述的方法。
- [0026] 根据本公开的第八方面,提供了一种自动驾驶车辆,包括如第五方面所述的电子设备。
- [0027] 根据本公开的第九方面,提供了一种云端服务器,包括如第五方面所述的电子设备。
- [0028] 本公开实施例中,学生网络模型能够尽可能地模仿教师网络模型的行为表现,以通过更少的通道数量来实现教师网络模型能够实现的效果,进而在减小学生网络模型体量的同时,能够提升所述学生网络模型的运算速度。
- [0029] 应当理解,本部分所描述的内容并非旨在标识本公开的实施例的关键或重要特征,也不用于限制本公开的范围。本公开的其它特征将通过以下的说明书而变得容易理解。

附图说明

- [0030] 附图用于更好地理解本方案,不构成对本公开的限定。其中:
- [0031] 图1是本公开实施例提供的一种模型训练方法的流程图;
- [0032] 图2是本公开实施例提供的一种高精地图变更检测方法的流程图;
- [0033] 图3是本公开实施例提供的一种模型训练装置的结构图;
- [0034] 图4是本公开实施例提供的一种高精地图变更检测装置的结构图;
- [0035] 图5是用来实现本公开实施例的模型训练方法或高精地图变更检测方法的电子设备的框图。

具体实施方式

- [0036] 以下结合附图对本公开的示范性实施例做出说明,其中包括本公开实施例的各种细节以助于理解,应当将它们认为仅仅是示范性的。因此,本领域普通技术人员应当认识

到,可以对这里描述的实施例做出各种改变和修改,而不会背离本公开的范围和精神。同样,为了清楚和简明,以下的描述中省略了对公知功能和结构的描述。

[0037] 本公开实施例提供了一种模型检测方法。

[0038] 请参照图1,图1是本公开实施例提供了一种模型检测方法的流程图。如图1所示,所述方法包括以下步骤:

[0039] 步骤S101、获取教师网络模型,基于训练样本对所述教师网络模型进行训练,并获取所述教师网络模型输出的第一特征图,其中,所述训练样本为地理图像。

[0040] 其中,所述教师网络模型可以是目标领域的网络模型,例如本公开的模型为应用在高精地图检测领域,所述教师网络模型可以为图像检测类模型。所述教师网络模型可以是多层的卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)、循环神经网络(Recurrent Neural Network,RNN)或其他任意结构的网络模型,本公开对此不做限定。

[0041] 本公开实施例中,所述训练样本为地理图像(也可以称为地图图像),所述地理图像为用于表征某一地理位置的地理环境信息的图像,所述地理环境信息包括但不限于建筑物、道路、交通信号灯、市政设施、绿化、山川、河流、湖泊等。

[0042] 本步骤中,基于训练样本对教师网络模型进行训练,所述教师网络模型用于对所述训练样本进行检测,以输出检测结果,也即所述第一特征图,所述第一特征图用于表征地理图像是否发生了变更。

[0043] 步骤S102、获取初始学生网络模型,对所述初始学生网络模型的通道数量进行缩减以得到学生网络模型,所述学生网络模型的通道数量小于所述教师网络模型的通道数量。

[0044] 本公开实施例中,学生网络模型的通道数量要小于教师网络模型的通道数量,例如可以是初始学生网络模型的通道数量与所述教师网络模型的通道数量相同,通过对所述初始学生网络模型的通道数量进行缩减,例如缩减为1/2,则得到的学生网络模型的通道数量也就为教师网络模型的通道数量的1/2。

[0045] 可选地,所述步骤S102与步骤S101的先后顺序可以不分先后,例如步骤S102可以是在步骤S101之前或者是之后。

[0046] 步骤S103、基于所述训练样本和所述第一特征图对所述学生网络模型进行训练,得到用于高精地图变更检测的目标模型。

[0047] 本公开实施例中,通过获取的教师网络模型,基于训练样本对教师网络模型进行训练,以得到教师网络模型输出的第一特征图,并将所述训练样本和所述第一特征图作为训练学生网络模型的输入,以对所述学生网络模型进行训练,这样也就能够从教师网络模型中提取出有用的信息和知识来作为学生网络模型训练过程中的指导,将训练后的学生网络模型作为高精地图变更检测的目标模型,进而所述目标模型能够应用在高精地图变更检测中。

[0048] 其中,基于教师网络模型的训练样本和输出的第一特征图对学生网络模型的训练方法,也可以称为知识蒸馏方法,其训练原理可以是参照相关技术,此处不做赘述。

[0049] 本公开实施例中,所述学生网络模型的通道数量小于所述教师网络模型的通道数量,而学生网络模型是通过根据从教师网络模型提取的有用信息和知识进行训练学习,能够获得比直接单独训练学生网络模型更加优良的性能,使得训练后的学生网络模型,也即

目标模型,在通道数量更少的情况下,同样能够实现教师网络模型能够实现的检测效果。且由于所述目标模型的通道数量更少,其运算速度也就更快,使得所述目标模型具有更快的处理速度,所述目标模型的体量更小,其占用空间也就更小,更有利于目标模型在手机、计算机、车辆等终端上的安装和应用。

[0050] 可选地,所述基于所述训练样本和所述第一特征图对所述学生网络模型进行训练,包括:

[0051] 将所述训练样本作为所述学生网络模型的输入,将所述第一特征图作为所述学生网络模型的监督样本,获取所述学生网络模型输出的第二特征图;

[0052] 基于所述第一特征图和所述第二特征图对所述学生网络模型进行训练,获取训练后的所述学生网络模型的损失函数。

[0053] 本公开实施例中,所述学生网络模型的训练除了所述训练样本,还包括第一特征图,而所述第一特征图是所述教师网络模型基于所述训练样本得到的输出结果,通过将所述第一特征图作为所述学生网络模型的监督,所述学生网络模型可以是基于自监督学习,使得教师网络模型中的有用信息和知识可以迁移到学生网络模型中,学生网络模型通过自监督学习训练可以模仿教师网络模型的行为表现,以能够实现教师网络模型能够实现的效果。

[0054] 其中,所述学生网络模型的输出为第二特征图,所述第二特征图可以是与第一特征图属于同一类型的特征图,例如所述第二特征图用于表征地理图像是否发生了变更。

[0055] 本公开实施例中,基于所述第一特征图和所述第二特征图来得到所述学生网络模型的损失函数。可以理解地,教师网络模型的训练样本的数量通常为多个,则输出的第一特征图的数量也为多个,同样学生网络模型输出的第二特征图的数量也为多个。第二特征图可以是与第一特征图存在对应关系,例如所述第二特征图与所述第一特征图可以都是基于同一个训练样本训练得到,或者所述第二特征图与所述第一特征图都用于表征同一个地理位置的检测结果,所述第二特征图与所述第一特征图具有相同数量的像素点。

[0056] 可选地,所述损失函数可以是用于表征所述第二特征图与所述第一特征图之间的差距,例如所述损失函数可以是多组对应的第一特征图与第二特征图中,每一组第一特征图与第二特征图的差距之和,或者,所述损失函数也可以是每一组第一特征图与第二特征图的差距的平方之和。

[0057] 本公开实施例中,所述第一特征图为教师网络模型的输出,第二特征图为学生网络模型的输出,通过第一特征图和第二特征图来对学生网络模型进行自监督训练,以使得学生网络模型输出的第二特征图与教师网络模型输出的第一特征图之间的差距尽可能小,也就使得学生网络模型能够尽可能地模仿教师网络模型的行为表现,以通过更少的通道数量来实现教师网络模型能够实现的效果,进而在减小学生网络模型体量的同时,能够提升所述学生网络模型的运算速度。

[0058] 可选地,所述损失函数为第一损失函数、第二损失函数和第三损失函数之和;所述第一损失函数和所述第二损失函数分别为所述初始学生网络模型的回归损失函数和分类损失函数;所述第三损失函数为基于所述第一特征图和所述第二特征图构建的损失函数。

[0059] 其中,所述第三损失函数用于表征所述第二特征图与所述第一特征图之间的差距,所述第一特征图为教师网络模型的输出,第二特征图为学生网络模型的输出,进而所述第三损失函数也可以用于表征所述学生网络模型与所述教师网络模型之间的差距。

[0060] 需要说明地,所述初始学生网络模型可以是与教师网络模型具有相同的通道数量,所述第一损失函数和所述第二损失函数分别为初始学生网络模型的回归损失函数和分类损失函数,也可以认为分别是教师网络模型的回归损失函数和分类损失函数。而所述第三损失函数用于表征学生网络模型与教师网络模型之间的差距,所述学生网络模型的损失函数为所述第一损失函数、第二损失函数和第三损失函数之和,这样也就使得训练后的学生网络模型能够与教师网络模型之间的差距尽可能小,以通过更少的通道数量来实现教师网络模型能够实现的效果。

[0061] 可选地,所述第三损失函数的公式如下:

$$[0062] \quad L_{\text{distill}} = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{k=0}^N (t_{ijk} - \varphi(s_{ijk}))^2$$

[0063] 其中, i 、 j 、 k 为所述第一特征图或所述第二特征图上的像素点三维坐标, t_{ijk} 为所述第一特征图上第一像素点, s_{ijk} 为所述第二特征图上与所述第一像素点对应的第二像素点, $\varphi()$ 为适配函数,用于适配所述学生网络模型和所述教师网络模型的通道保持一致,或者说用于适配所述学生网络模型与所述教师网络模型的网络参数保持一致。

[0064] 本公开实施例中,通过适配函数以确保学生网络模型的通道与教师网络模型的通道保持一致,或者说网络参数保持一致,以使得学生网络模型能够尽可能地学习到教师网络模型的行为;并通过第一特征图与第二特征图中每一个像素点之间的差距的计算,来构建所述第三损失函数,进而通过每一个像素点之间的差距来表征第一特征图和第二特征图之间的差距,提高所述第三损失函数的精确度,也就使得训练后的学生网络模型能够与教师网络模型之间的差距尽可能小。

[0065] 可选地,所述获取教师网络模型,包括:

[0066] 获取初始教师网络模型;

[0067] 对所述初始教师网络模型的通道数量进行扩充以得到所述教师网络模型,其中,所述初始教师网络模型与所述初始学生网络模型为通道数量相同的同类型模型。

[0068] 本公开实施例中,所述初始教师网络模型与所述初始学生网络模型的通道数量相同,而所述教师网络模型为对所述初始教师网络模型的通道数量进行扩充后得到,所述学生网络模型为对所述初始学生网络模型的通道数量进行缩减后得到,这样也就使得学生网络模型相较于教师网络模型的体量更小,也就能够更加提升学生网络模型的运算速度。以使得训练后的学生网络模型,也即目标模型能够以较小的体量、较高的运算速度,实现教师网络模型能够实现的运算能力,更有益于目标模型在终端上的安装和应用。

[0069] 本公开实施例还提供一种高精地图变更检测方法。

[0070] 请参照图2,图2是本公开实施例提供的一种高精地图变更检测方法的流程图。如图2所示,所述方法包括以下步骤:

[0071] 步骤S201、获取目标位置的实时地理图像。

[0072] 需要说明地,所述方法可以是应用于如手机、计算机、车辆等终端。

[0073] 其中,所述目标位置可以是任意地理位置,所述实时地理图像是指终端当前时刻获取到的目标位置的地理图像。例如,所述终端可以是基于摄像头来获取目标位置的实时地理图像。

[0074] 步骤S202、将所述实时地理图像输入用于高精地图变更检测的目标模型,以检测所述目标位置的地理图像是否发生变更。

[0075] 其中,所述目标模型的通道数量小于教师网络模型的通道数量,所述教师网络模型为在所述目标模型的训练阶段采用的教师网络模型。例如,所述目标模型为与所述教师网络模型对应的经训练后的学生网络模型,所述学生网络模型的通道数量小于所述教师网络模型的通道数量。本公开实施例中,所述目标模型的训练方法可具体参照上述图1所述方法实施例中的描述,所述目标模型的通道数量小于教师网络模型的通道数量,进而所述目标模型能够以较少的通道数量实现教师网络模型能够实现的效果,且能够有更快的处理速度,也就有利于终端能够更快地检测出目标位置的地理图像是否发生变更。

[0076] 可选地,所述目标模型为根据图1所述方法训练后的目标模型,本公开实施例中的目标模型能够实现上述图1所述方法实施例中目标模型的全部技术效果,此处不再赘述。

[0077] 本公开实施例中,所述目标模型应用于高精地图变更检测中,例如高精地图现实变更检测,也即判断目标位置的地理图像是否发生变更。可以理解地,高精地图中存储有多个位置的地理图像,所述目标位置也包括在高精地图中,高精地图中不同位置的地理图像为已经存储的图像,而地理图像对应的实际地理场景是可能发生变化的,例如某位置新设立了一个交通信号灯,则高精地图中已经存储的该位置的地理图像也就与实际地理场景不匹配。

[0078] 本公开实施例中,终端获取目标位置的实时地理图像,将所述实时地理图像输入目标模型中,以检测所述目标位置的地理图像是否发生变更。例如可以是将所述实时地理图像与高精地图中已存储的目标位置的地理图像进行比对,以检测所述目标位置的地理图像是否发生变更。进一步地,若发生变更,则可以是将高精地图中已存储的目标位置的地理图像替换为实时地理图像,以实现高精地图的更新。其中,所述目标模型能够以更少的通道数量、更快的处理速度来实现检测,也就能够提升终端对于地理图像变更检测的处理效率,且所述目标模型的占用空间更小,更有利于所述目标模型在低成本或低内存的终端上的安装运行。例如,所述目标模型可以是应用在无人驾驶车辆的高精地图变更检测上,有助于更好地为无人驾驶车辆感知和规划路径。

[0079] 本公开实施例还提供了一种模型训练装置。

[0080] 请参照图3,图3是本公开实施例提供的一种模型训练装置的结构图。

[0081] 如图3所示,所述模型训练装置300包括:

[0082] 第一获取模块301,用于获取教师网络模型,基于训练样本对所述教师网络模型进行训练,并获取所述教师网络模型输出的第一特征图,其中,所述训练样本为地理图像;

[0083] 第二获取模块302,用于获取初始学生网络模型,对所述初始学生网络模型的通道数量进行缩减以得到学生网络模型,所述学生网络模型的通道数量小于所述教师网络模型的通道数量;

[0084] 训练模块303,用于基于所述训练样本和所述第一特征图对所述学生网络模型进行训练,得到用于高精地图变更检测的目标模型。

[0085] 可选地,所述训练模块303还用于:

[0086] 将所述训练样本作为所述学生网络模型的输入,将所述第一特征图作为所述学生网络模型的监督样本,获取所述学生网络模型输出的第二特征图;

[0087] 基于所述第一特征图和所述第二特征图对所述学生网络模型进行训练,获取训练后的所述学生网络模型的损失函数。

[0088] 可选地,所述损失函数为第一损失函数、第二损失函数和第三损失函数之和;

[0089] 所述第一损失函数和所述第二损失函数分别为所述初始学生网络模型的回归损失函数和分类损失函数;

[0090] 所述第三损失函数为基于所述第一特征图和所述第二特征图构建的损失函数。

[0091] 可选地,所述第三损失函数的公式如下:

$$[0092] \quad L_{\text{distill}} = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{k=0}^N (t_{ijk} - \varphi(s_{ijk}))^2$$

[0093] 其中, i 、 j 、 k 为所述第一特征图或所述第二特征图上的像素点三维坐标, t_{ijk} 为所述第一特征图上第一像素点, s_{ijk} 为所述第二特征图上与所述第一像素点对应的第二像素点, $\varphi()$ 为适配函数,用于适配所述学生网络模型和所述教师网络模型的通道保持一致。

[0094] 可选地,所述第一获取模块301还用于:

[0095] 获取初始教师网络模型;

[0096] 对所述初始教师网络模型的通道数量进行扩充以得到所述教师网络模型,其中,所述初始教师网络模型与所述初始学生网络模型为通道数量相同的同类型模型。

[0097] 需要说明地,本公开实施例提供的模型训练装置300能够实现上述图1所述模型训练方法实施例的全部技术方案,因此至少能够实现上述图1所述方法实施例的全部技术效果,此处不再赘述。

[0098] 本公开实施例还提供了一种高精地图变更检测装置。

[0099] 请参照图4,图4是本公开实施例提供的一种高精地图变更检测装置的结构图。如图4所示,所述高精地图变更检测装置400包括:

[0100] 第三获取模块401,用于获取目标位置的实时地理图像;

[0101] 检测模块402,用于将所述实时地理图像输入用于高精地图变更检测的目标模型,以检测所述目标位置的地理图像是否发生变更;

[0102] 其中,所述目标模型的通道数量小于教师网络模型的通道数量,所述教师网络模型为在所述目标模型的训练阶段采用的教师网络模型。

[0103] 可选地,所述目标模型为根据图1所述模型训练方法训练后的所述目标模型。

[0104] 需要说明地,本公开实施例提供的高精地图变更检测装置400能够实现上述图2所述高精地图变更检测方法实施例的全部技术方案,因此至少能够实现上述图2所述方法实施例的全部技术效果,此处不再赘述。

[0105] 本公开的技术方案中,所涉及的用户个人信息的获取,存储和应用等,均符合相关法律法规的规定,且不违背公序良俗。

[0106] 根据本公开的实施例,本公开还提供了一种电子设备、一种可读存储介质和一种计算机程序产品。

[0107] 图5示出了可以用来实施本公开的实施例的示例电子设备500的示意性框图。电子设备500旨在表示各种形式的数字计算机,诸如,膝上型计算机、台式计算机、工作台、个人数字助理、服务器、刀片式服务器、大型计算机、车载计算机和其它适合的计算机。电子设备

还可以表示各种形式的移动装置,诸如,个人数字处理、蜂窝电话、智能电话、可穿戴设备和其它类似的计算装置。本文所示的部件、它们的连接和关系、以及它们的功能仅仅作作为示例,并且不意在限制本文中描述的和/或者要求的本公开的实现。

[0108] 如图5所示,电子设备500包括计算单元501,其可以根据存储在只读存储器 (ROM) 502中的计算机程序或者从存储单元508加载到随机访问存储器 (RAM) 503中的计算机程序,来执行各种适当的动作和处理。在RAM 503中,还可存储设备500操作所需的各种程序和数。计算单元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。

[0109] 电子设备500中的多个部件连接至I/O接口505,包括:输入单元506,例如键盘、鼠标等;输出单元507,例如各种类型的显示器、扬声器等;存储单元508,例如磁盘、光盘等;以及通信单元509,例如网卡、调制解调器、无线通信收发机等。通信单元509允许电子设备500通过诸如因特网的计算机网络和/或各种电信网络与其他设备交换信息/数据。

[0110] 计算单元501可以是各种具有处理和计算能力的通用和/或专用处理组件。计算单元501的一些示例包括但不限于中央处理单元 (CPU)、图形处理单元 (GPU)、各种专用的人工智能 (AI) 计算芯片、各种运行机器学习模型算法的计算单元、数字信号处理器 (DSP)、以及任何适当的处理器、控制器、微控制器等。计算单元501执行上文所描述的各个方法和处理,例如模型训练方法或高精地图变更检测方法。例如,在一些实施例中,模型训练方法或高精地图变更检测方法可被实现为计算机软件程序,其被有形地包含于机器可读介质,例如存储单元508。在一些实施例中,计算机程序的部分或者全部可以经由ROM 502和/或通信单元509而被载入和/或安装到电子设备500上。当计算机程序加载到RAM 503并由计算单元501执行时,可以执行上文描述的模型训练方法或高精地图变更检测方法的一个或多个步骤。备选地,在其他实施例中,计算单元501可以通过其他任何适当的方式(例如,借助于固件)而被配置为执行模型训练方法或高精地图变更检测方法。

[0111] 根据本公开的实施例,本公开还提供了一种自动驾驶车辆,所述自动驾驶车辆包括如上所述的电子设备,例如电子设备可以是装载于自动驾驶车辆上的车载计算机,该电子设备能够执行上述图1和图2所述实施例中的方法,并能够达到相同的技术效果,为避免重复,此处不再赘述。

[0112] 根据本公开的实施例,本公开还提供了一种云端服务器,所述云端服务器包括如上所述的电子设备,例如电子设备可以是大型计算机、工作台等,该电子设备能够执行上述图1和图2所述实施例中的方法,并能够达到相同的技术效果,为避免重复,此处不再赘述。

[0113] 本文中以上描述的系统和技术各种实施方式可以在数字电子电路系统、集成电路系统、场可编程门阵列 (FPGA)、专用集成电路 (ASIC)、专用标准产品 (ASSP)、芯片上系统的系统 (SOC)、负载可编程逻辑设备 (CPLD)、计算机硬件、固件、软件、和/或它们的组合中实现。这些各种实施方式可以包括:实施在一个或者多个计算机程序中,该一个或者多个计算机程序可在包括至少一个可编程处理器的可编程系统上执行和/或解释,该可编程处理器可以是专用或者通用可编程处理器,可以从存储系统、至少一个输入装置、和至少一个输出装置接收数据和指令,并且将数据和指令传输至该存储系统、该至少一个输入装置、和该至少一个输出装置。

[0114] 用于实施本公开的方法的程序代码可以采用一个或多个编程语言的任何组合来

编写。这些程序代码可以提供给通用计算机、专用计算机或其他可编程数据处理装置的处理器或控制器,使得程序代码当由处理器或控制器执行时使流程图和/或框图中所规定的功能/操作被实施。程序代码可以完全在机器上执行、部分地在机器上执行,作为独立软件包部分地在机器上执行且部分地在远程机器上执行或完全在远程机器或服务器上执行。

[0115] 在本公开的上下文中,机器可读介质可以是有形的介质,其可以包含或存储以供指令执行系统、装置或设备使用或与指令执行系统、装置或设备结合地使用的程序。机器可读介质可以是机器可读信号介质或机器可读储存介质。机器可读介质可以包括但不限于电子的、磁性的、光学的、电磁的、红外的、或半导体系统、装置或设备,或者上述内容的任何合适组合。机器可读存储介质的更具体示例会包括基于一个或多个线的电气连接、便携式计算机盘、硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦除可编程只读存储器(EPROM或快闪存储器)、光纤、便捷式紧凑盘只读存储器(CD-ROM)、光学储存设备、磁储存设备、或上述内容的任何合适组合。

[0116] 为了提供与用户的交互,可以在计算机上实施此处描述的系统和技术,该计算机具有:用于向用户显示信息的显示装置(例如,CRT(阴极射线管)或者LCD(液晶显示器)监视器);以及键盘和指向装置(例如,鼠标或者轨迹球),用户可以通过该键盘和该指向装置来将输入提供给计算机。其它种类的装置还可以用于提供与用户的交互;例如,提供给用户的反馈可以是任何形式的传感反馈(例如,视觉反馈、听觉反馈、或者触觉反馈);并且可以用任何形式(包括声输入、语音输入或者、触觉输入)来接收来自用户的输入。

[0117] 可以将此处描述的系统和技术实施在包括后台部件的计算系统(例如,作为数据服务器)、或者包括中间件部件的计算系统(例如,应用服务器)、或者包括前端部件的计算系统(例如,具有图形用户界面或者网络浏览器的用户计算机,用户可以通过该图形用户界面或者该网络浏览器来与此处描述的系统和技术实施方式交互)、或者包括这种后台部件、中间件部件、或者前端部件的任何组合的计算系统中。可以通过任何形式或者介质的数字数据通信(例如,通信网络)来将系统的部件相互连接。通信网络的示例包括:局域网(LAN)、广域网(WAN)和互联网。

[0118] 计算机系统可以包括客户端和服务端。客户端和服务端一般远离彼此并且通常通过通信网络进行交互。通过在相应的计算机上运行并且彼此具有客户端-服务器关系的计算机程序来产生客户端和服务端的关系。服务器可以是云服务器,也可以为分布式系统的服务器,或者是结合了区块链的服务器。

[0119] 应该理解,可以使用上面所示的各种形式的流程,重新排序、增加或删除步骤。例如,本公开中记载的各步骤可以并行地执行也可以顺序地执行也可以不同的次序执行,只要能够实现本公开公开的技术方案所期望的结果,本文在此不进行限制。

[0120] 上述具体实施方式,并不构成对本公开保护范围的限制。本领域技术人员应该明白的是,根据设计要求和因素,可以进行各种修改、组合、子组合和替代。任何在本公开的精神和原则之内所作的修改、等同替换和改进等,均应包含在本公开保护范围之内。

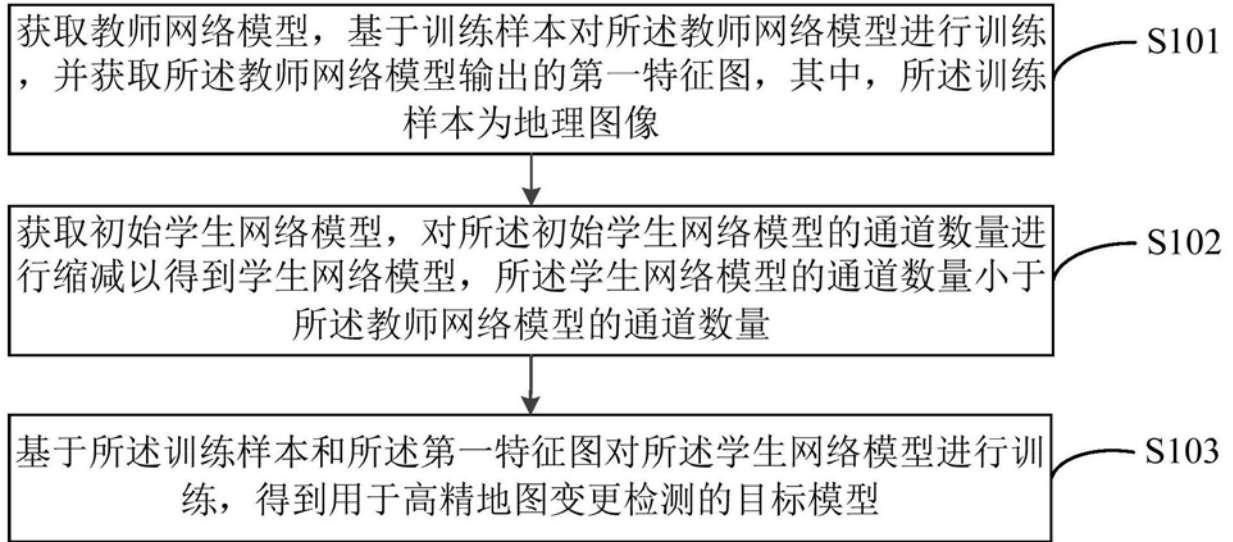


图1

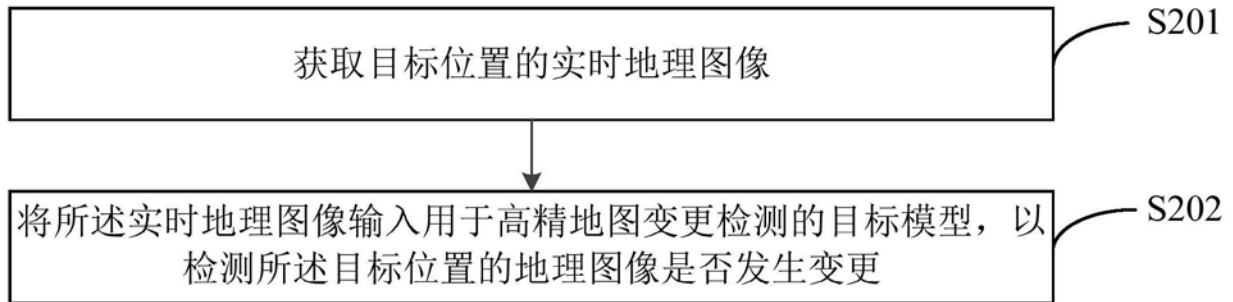


图2

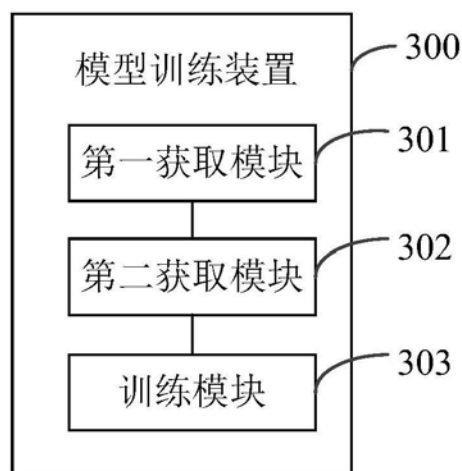


图3

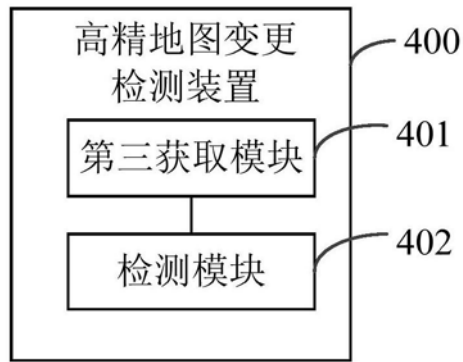


图4

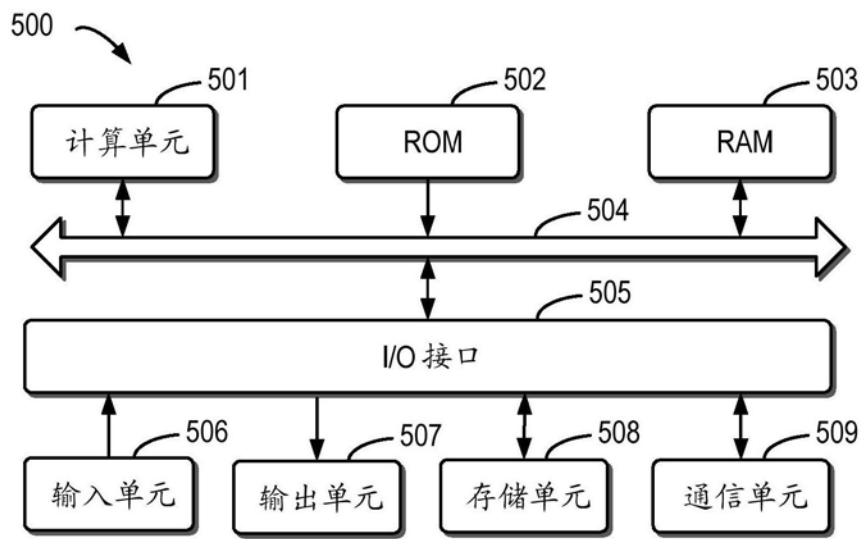


图5