



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112802012 A

(43) 申请公布日 2021.05.14

(21) 申请号 202110254516.9

(22) 申请日 2021.03.09

(71) 申请人 中南大学湘雅医院

地址 410008 湖南省长沙市开福区湘雅路
87号

(72) 发明人 陈翔 李芳芳 张宇 谢佩珍
赵爽 陈明亮

(74) 专利代理机构 广州华进联合专利商标代理
有限公司 44224

代理人 何江涛

(51) Int.Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

G06N 3/04 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

G16H 30/20 (2018.01)

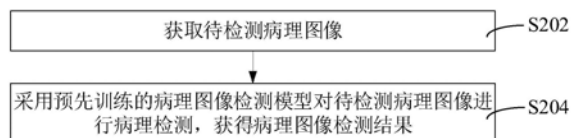
权利要求书2页 说明书16页 附图4页

(54) 发明名称

病理图像检测方法、装置、计算机设备和存储介质

(57) 摘要

本申请涉及一种病理图像检测方法、装置、计算机设备和存储介质。该方法包括：获取待检测病理图像；采用预先训练的病理图像检测模型对待检测病理图像进行病理检测，获得病理图像检测结果；病理图像检测模型的训练过程包括：获取样本集，样本集包括对各原始病理图像进行处理后得到的病理图像；根据样本集对各神经网络模型进行训练，获得对应的各图像检测模型；神经网络模型为在原始神经网络模型中增加特征提取通道后构建的神经网络模型；采用各图像检测模型进行图像检测测试，得到对应的各图像检测测试结果；对各图像检测测试结果进行比较，根据比较结果从各图像检测模型中确定病理图像检测模型。采用本方法能够提高病理图像检测的检测精度和效率。



1. 一种病理图像检测方法,所述方法包括:

获取待检测病理图像;

采用预先训练的病理图像检测模型对所述待检测病理图像进行病理检测,获得病理图像检测结果;

所述病理图像检测模型的训练过程包括:

获取样本集,所述样本集包括对各原始病理图像进行处理后得到的病理图像;

根据所述样本集对各神经网络模型进行训练,获得对应的各图像检测模型;所述神经网络模型为在原始神经网络模型中增加特征提取通道后构建的神经网络模型;

采用各所述图像检测模型进行图像检测测试,得到对应的各图像检测测试结果;

对各所述图像检测测试结果进行比较,根据比较结果从各所述图像检测模型中确定所述病理图像检测模型。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,各所述神经网络模型的构建方式,包括:

分别在所述原始神经网络模型的各模型位置插入各附加输入模块,获得构建的各所述神经网络模型,所述附加输入模块用于模型训练时增加所述样本集的特征提取通道,所述附加输入模块的数量至少为一个。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述分别在所述原始神经网络模型的各模型位置插入各附加输入模块,包括:

分别将各所述附加输入模块插入到所述原始神经网络的相应的下采样层或者连续下采样层的末端,各所述附加输入模块的输出宽度与所述原始神经网络的下采样层或者连续下采样层的输出宽度相同。

4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,在所述根据所述样本集对各神经网络模型进行训练,获得对应的各图像检测模型时,在各所述附加输入模块中输入的图像为经过缩放的所述样本集中的病理图像。

5. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,各所述附加输入模块在所述原始神经网络模型的可插入位置的数量与所述原始神经网络模型的非连续下采样层的层数相同,所述可插入位置的数量至少为一个。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,在所述原始神经网络模型中插入各所述附加输入模块的数量及对应的插入位置的确定方式,包括:

确定搜索空间,所述搜索空间包括所述原始神经网络模型的可插入位置;

获取当前附加输入模块,将所述当前附加输入模块分别插入所述原始神经网络模型的可插入位置,获得各初始神经网络模型;对各所述初始神经网络模型进行图像检测测试,得到对应的各初始检测结果;

根据各所述初始检测结果确定所述当前附加输入模块的插入位置,将确定的插入位置、小于预设精度的初始检测结果对应的可插入位置从所述搜索空间中移除;

获取下一个附加输入模块作为当前附加输入模块,返回将所述当前附加输入模块分别插入所述原始神经网络模型的可插入位置的步骤,直至所述搜索空间为空;

在确定的各所述插入位置对应的初始检测结果中,将检测精度高的初始检测结果对应的各附加输入模块及对应的插入位置,确定为可插入所述原始神经网络模型的可插入位置。

7. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,在所述原始神经网络模型中插入各所述附加输入模块的数量及对应的插入位置的确定方式,包括:

确定搜索空间,所述搜索空间包括所述原始神经网络模型的可插入位置;

对所述原始神经网络模型进行图像检测测试,得到原始检测结果;

获取当前附加输入模块,以及所述搜索空间的当前可插入位置;

插入所述当前附加输入模块,获得当前初始神经网络模型,所述当前附加输入模块插入所述原始神经网络模型的所述当前可插入位置;对所述当前初始神经网络模型进行图像检测测试,得到第一初始检测结果;

在所述第一初始检测结果大于所述原始检测结果时,将所述第一初始检测结果对应的插入位置确定为当前附加输入模块的插入位置,并将所述第一初始检测结果对应的所述当前初始神经网络模型作为所述原始神经网络模型;

将所述当前可插入位置从所述搜索空间中移除,将下一个附加输入模块作为当前附加输入模块,获取所述搜索空间的下一个可插入位置作为当前可插入位置,返回所述获取当前附加输入模块,以及所述搜索空间的当前可插入位置的步骤,直至所述搜索空间为空;

在确定的各所述插入位置对应的初始检测结果中,将检测精度高的初始检测结果对应的各附加输入模块及对应的插入位置,确定为可插入所述原始神经网络模型的可插入位置。

8. 一种病理图像检测装置,其特征在于,所述装置包括:

病理图像获取模块,用于获取待检测病理图像;

病理图像检测模块,用于采用预先训练的病理图像检测模型对所述待检测病理图像进行病理检测,获得病理图像检测结果;

病理图像检测模型获取模块,用于获取所述病理图像检测模型;其中,所述病理图像检测模型的训练过程包括:获取样本集,所述样本集包括对各原始病理图像进行处理后得到的病理图像;根据所述样本集对各神经网络模型进行训练,获得对应的各图像检测模型;所述神经网络模型为在原始神经网络模型中增加特征提取通道后构建的神经网络模型;采用各所述图像检测模型进行图像检测测试,得到对应的各图像检测测试结果;对各所述图像检测测试结果进行比较,根据比较结果从各所述图像检测模型中确定所述病理图像检测模型。

9. 一种计算机设备,包括存储器和处理器,所述存储器存储有计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述计算机程序时实现权利要求1至7中任一项所述的方法的步骤。

10. 一种计算机可读存储介质,其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执行时实现权利要求1至7中任一项所述的方法的步骤。

病理图像检测方法、装置、计算机设备和存储介质

技术领域

[0001] 本申请涉及图像检测技术领域，特别是涉及一种病理图像检测方法、装置、计算机设备和存储介质。

背景技术

[0002] 组织病理学是诊断局部可疑增生为良性或者恶性疾病及其亚型的金标准，通过对病理图像进行病理检测就可以得到疾病诊断结果。随着卷积神经网络在组织病理图像检测技术中的发展，在疾病分类、病灶分割、细胞检测、细胞核检测和有丝分裂检测等医学图像检测中已经达到了较高的检测精度。

[0003] 在皮肤病理图像检测中，虽然采用卷积神经网络能够实现针对恶性黑色素瘤和良性痣的病理级别的分类。但是现有的卷积神经网络缺乏融合不同尺度特征的能力，当病理图像中的细胞形态差异不大或细胞密集堆积时就会导致卷积神经网络的分辨能力不足，从而降低了病理图像检测的检测精度和效率。

发明内容

[0004] 基于此，有必要针对上述技术问题，提供一种能够提高病理图像检测的检测精度和效率的病理图像检测方法、装置、计算机设备和存储介质。

[0005] 一种病理图像检测方法，所述方法包括：

[0006] 获取待检测病理图像；

[0007] 采用预先训练的病理图像检测模型对所述待检测病理图像进行病理检测，获得病理图像检测结果；

[0008] 所述病理图像检测模型的训练过程包括：

[0009] 获取样本集，所述样本集包括对各原始病理图像进行处理后得到的病理图像；

[0010] 根据所述样本集对各神经网络模型进行训练，获得对应的各图像检测模型；所述神经网络模型为在原始神经网络模型中增加特征提取通道后构建的神经网络模型；

[0011] 采用各所述图像检测模型进行图像检测测试，得到对应的各图像检测测试结果；

[0012] 对各所述图像检测测试结果进行比较，根据比较结果从各所述图像检测模型中确定所述病理图像检测模型。

[0013] 在其中一个实施例中，各所述神经网络模型的构建方式，包括：

[0014] 分别在所述原始神经网络模型的各模型位置插入各附加输入模块，获得构建的各所述神经网络模型，所述附加输入模块用于模型训练时增加所述样本集的特征提取通道，所述附加输入模块的数量至少为一个。

[0015] 在其中一个实施例中，所述分别在所述原始神经网络模型的各模型位置插入各附加输入模块，包括：

[0016] 分别将各所述附加输入模块插入到所述原始神经网络的相应的下采样层或者连续下采样层的末端，各所述附加输入模块的输出宽度与所述原始神经网络的下采样层或者

连续下采样层的输出宽度相同。

[0017] 在其中一个实施例中,在所述根据所述样本集对各神经网络模型进行训练,获得对应的各图像检测模型时,在各所述附加输入模块中输入的图像为经过缩放的所述样本集中的病理图像。

[0018] 在其中一个实施例中,各所述附加输入模块在所述原始神经网络模型的可插入位置的数量与所述原始神经网络模型的非连续下采样层的层数相同,所述可插入位置的数量至少为一个。

[0019] 在其中一个实施例中,在所述原始神经网络模型中插入各所述附加输入模块的数量及对应的插入位置的确定方式,包括:

[0020] 确定搜索空间,所述搜索空间包括所述原始神经网络模型的可插入位置;

[0021] 获取当前附加输入模块,将所述当前附加输入模块分别插入所述原始神经网络模型的可插入位置,获得各初始神经网络模型;对各所述初始神经网络模型进行图像检测测试,得到对应的各初始检测结果;

[0022] 根据各所述初始检测结果确定所述当前附加输入模块的插入位置,将确定的插入位置、小于预设精度的初始检测结果对应的可插入位置从所述搜索空间中移除;

[0023] 获取下一个附加输入模块作为当前附加输入模块,返回将所述当前附加输入模块分别插入所述原始神经网络模型的可插入位置的步骤,直至所述搜索空间为空;

[0024] 在确定的各所述插入位置对应的初始检测结果中,将检测精度高的初始检测结果对应的各附加输入模块及对应的插入位置,确定为可插入所述原始神经网络模型的可插入位置。

[0025] 在其中一个实施例中,在所述原始神经网络模型中插入各所述附加输入模块的数量及对应的插入位置的确定方式,包括:

[0026] 确定搜索空间,所述搜索空间包括所述原始神经网络模型的可插入位置;

[0027] 对所述原始神经网络模型进行图像检测测试,得到原始检测结果;

[0028] 获取当前附加输入模块,以及所述搜索空间的当前可插入位置;

[0029] 插入所述当前附加输入模块,获得当前初始神经网络模型,所述当前附加输入模块插入所述原始神经网络模型的可插入位置;对所述当前初始神经网络模型进行图像检测测试,得到第一初始检测结果;

[0030] 在所述第一初始检测结果大于所述原始检测结果时,将所述第一初始检测结果对应的插入位置确定为当前附加输入模块的插入位置,并将所述第一初始检测结果对应的所述当前初始神经网络模型作为所述原始神经网络模型;

[0031] 将所述当前可插入位置从所述搜索空间中移除,将下一个附加输入模块作为当前附加输入模块,获取所述搜索空间的下一个可插入位置作为当前可插入位置,返回所述获取当前附加输入模块,以及所述搜索空间的当前可插入位置的步骤,直至所述搜索空间为空;

[0032] 在确定的各所述插入位置对应的初始检测结果中,将检测精度高的初始检测结果对应的各附加输入模块及对应的插入位置,确定为可插入所述原始神经网络模型的可插入位置。

[0033] 一种病理图像检测装置,所述装置包括:

[0034] 病理图像获取模块,用于获取待检测病理图像;

[0035] 病理图像检测模块,用于采用预先训练的病理图像检测模型对所述待检测病理图像进行病理检测,获得病理图像检测结果;

[0036] 病理图像检测模型获取模块,用于获取所述病理图像检测模型;其中,所述病理图像检测模型的训练过程包括:获取样本集,所述样本集包括对各原始病理图像进行处理后得到的病理图像;根据所述样本集对各神经网络模型进行训练,获得对应的各图像检测模型;所述神经网络模型为在原始神经网络模型中增加特征提取通道后构建的神经网络模型;采用各所述图像检测模型进行图像检测测试,得到对应的各图像检测测试结果;对各所述图像检测测试结果进行比较,根据比较结果从各所述图像检测模型中确定所述病理图像检测模型。

[0037] 一种计算机设备,包括存储器和处理器,所述存储器存储有计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现上述的方法的步骤。

[0038] 一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现上述的方法的步骤。

[0039] 上述病理图像检测方法、装置、计算机设备和存储介质,通过获取待检测病理图像;采用预先训练的病理图像检测模型对待检测病理图像进行病理检测,获得病理图像检测结果;在病理图像检测模型的训练过程中,根据样本集对各神经网络模型进行训练,获得对应的各图像检测模型;其中,神经网络模型为在原始神经网络模型中增加特征提取通道后构建的神经网络模型;进而从各图像检测模型中确定病理图像检测模型。采用上述实施例方法,通过增加特征提取通道构建神经网络模型,使训练获得的病理图像检测模型保存更多的图像特征,从而有效提高病理图像检测的检测精度和效率。

附图说明

[0040] 图1为一个实施例中病理图像检测方法的应用环境图;

[0041] 图2为一个实施例中病理图像检测方法的流程示意图;

[0042] 图3为一个实施例中病理图像检测模型的训练过程的流程示意图;

[0043] 图4为一个实施例中构建的神经网络模型的示意图;

[0044] 图5为一个实施例中附加输入模块的示意图;

[0045] 图6为一个具体实施例中样本集中的病理图像的示意图;

[0046] 图7为一个实施例中病理图像检测装置的结构框图;

[0047] 图8为一个实施例中病理图像检测模型获取模块的结构框图;

[0048] 图9为一个实施例中计算机设备的内部结构图;

[0049] 图10为另一个实施例中计算机设备的内部结构图。

具体实施方式

[0050] 为了使本申请的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本申请进行进一步详细说明。应当理解,此处描述的具体实施例仅仅用以解释本申请,并不用于限定本申请。

[0051] 在其中一个实施例中,本申请提供的病理图像检测方法,可以应用于如图1所示的

应用环境中,该应用环境同时涉及终端102和服务器104,终端102通过网络与服务器104进行通信。具体地,服务器104通过终端102获取待检测病理图像;采用预先训练的病理图像检测模型对待检测病理图像进行病理检测,获得病理图像检测结果;其中,病理图像检测模型的训练过程包括:获取样本集,样本集包括对各原始病理图像进行处理后得到的病理图像;根据样本集对各神经网络模型进行训练,获得对应的各图像检测模型;神经网络模型为在原始神经网络模型中增加特征提取通道后构建的神经网络模型;采用各图像检测模型进行图像检测测试,得到对应的各图像检测测试结果;对各图像检测测试结果进行比较,根据比较结果从各图像检测模型中确定病理图像检测模型。

[0052] 在其中一个实施例中,还可以由服务器104训练获得病理图像检测模型,终端102从服务器104中获取病理图像检测模型。终端102获取待检测病理图像;采用获取的病理图像检测模型对待检测病理图像进行病理检测,获得病理图像检测结果。

[0053] 在其中一个实施例中,还可以由终端102训练获得病理图像检测模型。终端102获取待检测病理图像;采用预先训练的病理图像检测模型对待检测病理图像进行病理检测,获得病理图像检测结果。

[0054] 其中,终端102可以但不限于各种个人计算机、笔记本电脑、智能手机、平板电脑和便携式可穿戴设备,服务器104可以用独立的服务器或者是多个服务器组成的服务器集群来实现。

[0055] 在其中一个实施例中,如图2所示,提供了一种病理图像检测方法,以该方法应用于进行病理图像检测的终端102或者服务器104为例进行说明,包括以下步骤:

[0056] 步骤S202,获取待检测病理图像。

[0057] 其中,待检测病理图像是需要进行病理检测的组织病理图像,组织病理图像称为病理图像,来源于患者。组织病理学是诊断局部可疑增生为良性或者恶性疾病及其亚型的金标准,可以通过对病理图像进行病理检测后得到疾病诊断结果。具体地,获取待检测病理图像。

[0058] 步骤S204,采用预先训练的病理图像检测模型对待检测病理图像进行病理检测,获得病理图像检测结果。

[0059] 其中,病理图像检测模型是预先训练好的模型,在使用时,可以直接运行该病理图像检测模型,导入待检测病理图像即可进行病理检测,得到待检测病理图像对应的疾病类型。具体地,将待检测病理图像导入预先训练的病理图像检测模型中进行病理检测,获得病理图像检测结果。

[0060] 在其中一个实施例中,如图3所示,提供了一种病理图像检测模型的训练过程,以该过程应用于训练病理图像检测模型的终端102或者服务器104为例进行说明,包括以下步骤:

[0061] 步骤S302,获取样本集,样本集包括对各原始病理图像进行处理后得到的病理图像。

[0062] 其中,原始病理图像为来源于患者的未经过预处理的多张不同疾病类型的病理图像。具体地,当病理图像检测应用于皮肤病理检测时,原始病理图像主要包括多个医院和癌症数据库(The Cancer Genome Atlas,TCGA)中的全视野数字病理切片(Whole slide images,WSI)图像,其中主要包括黑色素瘤、皮内痣、交界痣、复合痣等疾病。

[0063] 在其中一个实施例中,对各原始病理图像进行预处理,主要包括图像颜色和大小等的处理等。具体地,可以采用Macenko方法对WSI原始病理图像进行颜色的归一化处理,并将每一张WSI图像在显微镜的预设放大倍率下切割成预设大小的patch图像,称为子图像。其中,显微镜的预设放大倍率可以设定为40倍(X),预设大小可以设定为512*512像素。

[0064] 在其中一个实施例中,在对各原始病理图像进行处理后,从每一张WSI图像中选取满足预设条件的子图像作为样本集中的病理图像,样本集用于训练得到病理图像检测模型。其中,预设条件可以设置为该子图像中病灶组织面积占该子图像总面积的50%及以上,以提高训练的病理图像检测模型的检测精度。

[0065] 在其中一个实施例中,在获取样本集后,可以通过横向旋转、翻转和剪切等方式对样本集进行扩充,并将样本集中的病理图像分成训练集、验证集和测试集。其中,验证集是对训练集的再划分,用于调整模型的参数。在划分样本集时,三个集合中的病理图像互不交叉,即属于同一患者的病理图像只存在于训练集、验证集和测试集的其中一个集合中。具体地,可以通过设置图像名称、属性等对病理图像所来源的患者进行区分。

[0066] 步骤S304,根据样本集对各神经网络模型进行训练,获得对应的各图像检测模型;神经网络模型为在原始神经网络模型中增加特征提取通道后构建的神经网络模型。

[0067] 在其中一个实施例中,为了提高病理图像检测模型的检测精度,在原始神经网络模型中增加特征提取通道,使其能够保存更多的图像特征。具体地,通过在原始神经网络模型中插入附加输入模块以构建多尺度的神经网络模型,插入的附加输入模块构成插入层,其附加的图像特征信息能够提高模型的特征提取能力。

[0068] 具体地,分别在原始神经网络模型的各模型位置插入各附加输入模块,获得构建的各神经网络模型,附加输入模块用于模型训练时增加样本集的特征提取通道。其中,附加输入模块的数量至少为一个。但是,当在原始神经网络模型的所有模型位置插入附加输入模块后,均不能提高原始神经网络模型的检测精度时,附加输入模块的数量也可以为0个。

[0069] 在其中一个实施例中,将原始神经网络模型中可以插入附加输入模块的位置称为可插入位置。具体地,各附加输入模块在原始神经网络模型的可插入位置的数量与原始神经网络模型的非连续下采样层的层数相同,可插入位置的数量至少为一个。例如,VGG神经网络模型的非连续下采样层的层数为5层,该模型对应的可插入位置为5个。ResNet50神经网络模型的下采样层的层数为5层,其中存在2层下采样层为连续采样层,即非连续采样层的层数为4层,则该模型对应的可插入位置为4个。

[0070] 在其中一个实施例中,在各附加输入模块中输入的图像为经过缩放的样本集中的病理图像,以保存更多的全局图像特征。具体地,如图4所示,提供了一种构建的神经网络模型的示意图。原始神经网络模型包括5个Block模块以及分类器层,存在3个可插入位置。在该原始神经网络模型中插入3个Input Block附加输入模块后,构建了神经网络模型。在构建的神经网络模型中,向Block模块1输入样本集中的病理图像I0,则Input Block附加输入模块中输入的图像I1、I2和I3由病理图像I0下采样得到,图像I1、I2和I3的大小分别等于插入层图像的大小。

[0071] 在其中一个实施例中,所有的附加输入模块都具有相同的拓扑结构。如图5所示,提供了一种附加输入模块的示意图。附加输入模块可以为三层堆叠,使用三个卷积层,分别是1*1,3*3和1*1的卷积层,将图像的特征提取通道从3逐渐扩展到N,其中,N表示下采样层

的层数。附加输入模块的输出与下采样层的输出通过串联的方式进行聚合,串联后作为插入层的输入。

[0072] 在其中一个实施例中,在将各附加输入模块插入到原始神经网络模型中时,遵循预设的插入规则。其中,预设的插入规则设置为各附加输入模块只能插入到原始神经网络模型的下采样层或者连续下采样层的末端,并且附加输入模块的输出宽度与下采样层或者连续下采样层的输出宽度相同。具体地,分别将各附加输入模块插入到原始神经网络的相应的下采样层或者连续下采样层的末端,各附加输入模块的输出宽度与原始神经网络的下采样层或者连续下采样层的输出宽度相同。

[0073] 具体地,根据训练集和验证集对各神经网络模型进行训练,获得对应的各图像检测模型;其中,神经网络模型为在原始神经网络模型中增加特征提取通道后构建的神经网络模型。

[0074] 步骤S306,采用各图像检测模型进行图像检测测试,得到对应的各图像检测测试结果。

[0075] 具体地,根据测试集对各图像检测模型进行图像检测测试,得到各图像检测模型对应的各图像检测测试结果。其中,图像检测测试结果可以包括检测精度。

[0076] 步骤S308,对各图像检测测试结果进行比较,根据比较结果从各图像检测模型中确定病理图像检测模型。

[0077] 具体地,对各图像检测测试结果,即将检测精度进行比较,将检测精度最高的一个图像检测模型确定为用于病理检测的病理图像检测模型。

[0078] 上述病理图像检测方法中,通过获取待检测病理图像;采用预先训练的病理图像检测模型对待检测病理图像进行病理检测,获得病理图像检测结果;在病理图像检测模型的训练过程中,根据样本集对各神经网络模型进行训练,获得对应的各图像检测模型;其中,神经网络模型为在原始神经网络模型中增加特征提取通道后构建的神经网络模型;进而从各图像检测模型中确定病理图像检测模型。采用上述实施例方法,通过在原始神经网络模型中插入附加输入模块以增加特征提取通道,构建神经网络模型,能够使训练获得的病理图像检测模型保存更多的图像特征,从而有效提高病理图像检测的检测精度和效率。

[0079] 由于在原始神经网络模型中插入附加输入模块的数量以及对应的插入位置不同,会对后续训练得到的模型产生不同的影响,而且也可能存在即使插入了附加输入模块,但是模型的检测精度仍然下降的情况。因此,为了提高模型的检测精度和效率,提出了两种在原始神经网络模型中插入各附加输入模块的数量及对应的插入位置的确定方式。

[0080] 在其中一个实施例中,提供了其中一种在原始神经网络模型中插入各附加输入模块的数量及对应的插入位置的确定方式,该方式优先考虑模型的检测精度,称为精度优先多尺度网络搜索算法,包括以下步骤:

[0081] 步骤S402,确定搜索空间,搜索空间包括原始神经网络模型的可插入位置。

[0082] 其中,根据原始神经网络模型的非连续下采样层的层数确定原始神经网络模型的可插入位置,将所有可插入位置组成的集合作为搜索空间。具体地,将 m 个可插入位置 q 分别表示为 q_1, q_2, \dots, q_m ,则搜索空间 Q 表示为 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_m\}$ 。

[0083] 步骤S404,获取当前附加输入模块,将当前附加输入模块分别插入原始神经网络模型的可插入位置,获得各初始神经网络模型;对各初始神经网络模型进行图像检测测

试,得到对应的各初始检测结果。

[0084] 其中,在原始神经网络模型中插入各附加输入模块时,每次只确定一个附加输入模块及其对应的插入位置,进而确定各附加输入模块的数量及对应的插入位置。当附加输入模块的数量为一个时,确定该附加输入模块对应的插入位置;当附加输入模块的数量为两个时,由上述步骤已确定第一个附加输入模块对应的插入位置,只需要再确定第二个附加输入模块对应的插入位置,以此类推。

[0085] 具体地,获取当前附加输入模块,将当前附加输入模块分别插入原始神经网络模型的可插入位置 q_1, q_2, \dots, q_m ,获得各初始神经网络模型;对各初始神经网络模型进行图像检测测试,得到对应的各初始检测结果,即检测精度。

[0086] 步骤S406,根据各初始检测结果确定当前附加输入模块的插入位置,将确定的插入位置、小于预设精度的初始检测结果对应的可插入位置从搜索空间中移除。

[0087] 其中,将预设精度设置为将原始神经网络模型进行图像检测测试后,原始神经网络对应的图像检测测试结果。具体地,在得到各初始网络模型对应的各初始检测结果后,选取检测精度高的初始检测结果,将该初始检测结果对应的可插入位置,确定为当前附加输入模块的插入位置。而后,将该插入位置从搜索空间中移除,以及小于预设精度的初始检测结果对应的可插入位置从搜索空间中移除,以使搜索空间变得越来越小。

[0088] 步骤S408,获取下一个附加输入模块作为当前附加输入模块,返回将当前附加输入模块分别插入原始神经网络模型的可插入位置的步骤,直至搜索空间为空。

[0089] 其中,在确定了第一个附加输入模块对应的插入位置后,当附加输入模块的数量为两个时,只需要再确定第二个附加输入模块对应的插入位置。可以通过返回并重复上述步骤S404-S406进行确定,直至搜索空间中不存在可插入位置,即搜索空间为空。

[0090] 具体地,获取下一个附加输入模块作为当前附加输入模块,返回将当前附加输入模块分别插入原始神经网络模型的可插入位置的步骤,直至搜索空间为空。

[0091] 步骤S410,在确定的各插入位置对应的初始检测结果中,将检测精度高的初始检测结果对应的各附加输入模块及对应的插入位置,确定为可插入原始神经网络模型的可附加输入模块及对应的插入位置。

[0092] 具体地,在上述步骤S404-S408中,得到了多个附加输入模块及对应的插入位置的初始检测结果,从中选取检测精度高的初始检测结果对应的各附加输入模块及对应的插入位置,确定为可插入原始神经网络模型的可附加输入模块及对应的插入位置。

[0093] 在其中一个实施例中,精度优先多尺度网络搜索算法的计算机代码如下。其中, Q 表示搜索空间, m 表示可插入位置的数量, q_1, q_2, \dots, q_m 分别表示第1, 2, \dots , m 个可插入位置, $model$ 表示初始网络模型, r 表示模型的检测精度, W 表示WSI病理图像样本集, σ 表示模型精度阈值,以提高网络搜索的效率,可以设置为0.0005。该精度优先多尺度网络搜索算法的时间复杂度 O 表示为 $(m^2/2) * T$,其中, T 表示在样本集上训练和测试模型的时间。

Algorithm 1 Accuracy first multi-scale network search

Input: Initial network: model, Available insertion positions $Q=\{q_1, q_2, \dots, q_m\}$, Data set(training and test set): W

Output: Best multi-scale network: model_{best} ()

```

1: Let modelbest = model
2: Let rbest = rorg = best_model(W) #train and test model
3: for Q ≠ ∅
4:   for each qi in Q
5:     modeli = modelbest + qi # inserted at qi
[0094] 6:     ri = modeli(W)
7:     if ri < rorg
8:       remove qi from Q
9:     end if
10:   end for
11:   if rmax = max{r1, r2, ..., rm} > rbest + σ
12:     modelbest = modelmax #modelmax: model of rmax
13:     rbest = rmax
14:     remove qbest from Q # qbest: q of rmax
15:   else
16:     break
17:   end if
[0095] 18: end for
19: return modelbest

```

[0096] 在其中一个实施例中,提供了另外一种在原始神经网络模型中插入各附加输入模块的数量及对应的插入位置的确定方式,该方式优先考虑模型的训练速度,称为速度优先多尺度网络搜索算法,包括以下步骤:

[0097] 步骤S502,确定搜索空间,搜索空间包括原始神经网络模型的可插入位置。

[0098] 其中,根据原始神经网络模型的非连续下采样层的层数确定原始神经网络模型的可插入位置,将所有可插入位置组成的集合作为搜索空间。在搜索空间中,将各可插入位置根据在原始神经网络模型中的深度,按照由浅层至深层的顺序进行排序。具体地,将m个可插入位置q分别表示为 $q_1, q_2 \dots, q_m$,则搜索空间Q表示为 $Q = \{q_1, q_2 \dots, q_m\}$ 。

[0099] 步骤S504,对原始神经网络模型进行图像检测测试,得到原始检测结果。

[0100] 具体地,对未插入附加输入模块之前的原始神经网络模型进行图像检测测试,得到原始检测结果。

[0101] 步骤S506,获取当前附加输入模块,以及搜索空间的当前可插入位置。

[0102] 其中,在原始神经网络模型中插入各附加输入模块时,每次只确定一个附加输入模块及其对应的插入位置,进而确定各附加输入模块的数量及对应的插入位置。当附加输入模块的数量为一个时,确定该附加输入模块对应的插入位置;当附加输入模块的数量为两个时,由上述步骤已确定第一个附加输入模块对应的插入位置,只需要再确定第二个附加输入模块对应的插入位置,以此类推。

[0103] 具体地,获取当前附加输入模块,以及搜索空间Q的当前可插入位置。其中,当前插入位置在搜索空间中按照顺序依次获取,即当前插入位置为 q_1 。

[0104] 步骤S508,插入当前附加输入模块,获得当前初始神经网络模型,当前附加输入模块插入原始神经网络模型的当前可插入位置;对当前初始神经网络模型进行图像检测测

试,得到第一初始检测结果。

[0105] 具体地,将当前附加输入模块插入到当前可插入位置 q_1 中,获得当前初始神经网络模型,并对当前初始神经网络模型进行图像检测测试,得到第一初始检测结果。

[0106] 步骤S510,在第一初始检测结果大于原始检测结果时,将第一初始检测结果对应的插入位置确定为当前附加输入模块的插入位置,将第一初始检测结果对应的当前初始神经网络模型作为原始神经网络模型。

[0107] 具体地,在第一初始检测结果大于原始检测结果时,直接将第一初始检测结果对应的插入位置 q_1 确定为当前附加输入模块的插入位置,而不再继续计算下一个当前可插入位置 q_2 对应的第二初始检测结果,以提高模型的训练速度。而后,将第一初始检测结果对应的当前初始神经网络模型,作为插入第二个附加输入模块时的新的原始神经网络模型,即插入第二个附加输入模块对应的第二初始检测结果与新的原始神经网络模型的原始检测结果相比较,即与第一初始检测结果进行比较。

[0108] 在其中一个实施例中,在第一初始检测结果小于或者等于原始检测结果时,则不执行将第一初始检测结果对应的当前初始神经网络模型作为原始神经网络模型的步骤,即不改变原始神经网络模型的结构。

[0109] 具体地,在第一初始检测结果大于原始检测结果时,将第一初始检测结果对应的插入位置确定为当前附加输入模块的插入位置,并将第一初始检测结果对应的当前初始神经网络模型作为原始神经网络模型。

[0110] 步骤S512,将当前可插入位置从搜索空间中移除,将下一个附加输入模块作为当前附加输入模块,获取搜索空间的下一个可插入位置作为当前可插入位置,返回获取当前附加输入模块,以及搜索空间的当前可插入位置的步骤,直至搜索空间为空。

[0111] 其中,在第一初始检测结果与原始检测结果进行比较之后,不管是第一初始检测结果大于原始检测结果,或者第一初始检测结果小于原始检测结果,都将计算使用过的可插入位置 q_1 从搜索空间中移除,以使搜索空间变得越来越小。当附加输入模块的数量为两个时,只需要再确定第二个附加输入模块对应的插入位置。将搜索空间的下一个可插入位置 q_2 作为当前可插入位置,将当前附加输入模块插入到当前可插入位置 q_2 中,返回并重复上述步骤S504-S512,直至搜索空间中不存在可插入位置,即搜索空间为空。

[0112] 具体地,将当前可插入位置从搜索空间中移除,将下一个附加输入模块作为当前附加输入模块,获取搜索空间的下一个可插入位置作为当前可插入位置,返回获取当前附加输入模块,以及搜索空间的当前可插入位置的步骤,直至搜索空间为空。

[0113] 步骤S514,在确定的各插入位置对应的初始检测结果中,将检测精度高的初始检测结果对应的各附加输入模块及对应的插入位置,确定为可插入原始神经网络模型的各附加输入模块及对应的插入位置。

[0114] 具体地,在上述步骤S504-S512中,得到了多个附加输入模块及对应的插入位置的初始检测结果,从中选取检测精度高的初始检测结果对应的各附加输入模块及对应的插入位置,确定为可插入原始神经网络模型的各附加输入模块及对应的插入位置。

[0115] 在其中一个实施例中,速度优先多尺度网络搜索算法的计算机代码如下。其中, Q 表示搜索空间, m 表示可插入位置的数量, q_1, q_2, \dots, q_m 分别表示第1, 2... m 个可插入位置, $model$ 表示初始神经网络模型, r 表示模型的检测精度, W 表示WSI病理图像样本集, σ 表示模型精

度阈值,以提高网络搜索的效率,可以设置为0.0005。该速度优先多尺度网络搜索算法的时间复杂度 O 表示为 $m \times T$,其中, T 表示在样本集上训练和测试模型的时间。与精度优先多尺度网络搜索算法相比,速度优先多尺度网络搜索算法的时间复杂度有了很大程度的降低。

Algorithm 2 Speed first multi-scale network search

Input: Initial network: model, Available insertion positions $Q=\{q_1, q_2, \dots, q_m\}$, Data set(training and test set): W

Output: Best multi-scale network: $model_{best}$ ()

```

1: Let  $model_{best} = model$ 
2: Let  $r_{best} = r_{org} = best\_model(W)$  #train and test model
3: for each  $q_i$  in  $Q$ 
[0116] 4:    $model_i = model_{best} + q_i$  # inserted at  $q_i$ 
5:    $r_i = model_i(W)$ 
6:   if  $r_i > r_{best} + \sigma$ 
7:      $model_{best} = model_i$ 
8:      $r_{best} = r_i$ 
9:   end if
10: end for
11: return  $model_{best}$ 

```

[0117] 为了使本申请的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及其中一个具体实施例,对本申请进行进一步详细说明。应当理解,此处描述的具体实施例仅仅用以解释本申请,并不用于限定本申请。

[0118] 在其中一个具体实施例中,当病理图像检测方法应用于皮肤病理检测时,具体步骤如下:

[0119] 一、获取样本集

[0120] 获取来自湘雅医院、耶鲁医学院和TCGA的2241张WSI原始图像,包括黑色素瘤、皮内痣、交界痣、复合痣四种疾病。采用Macenko方法对WSI原始病理图像进行颜色的归一化处理,并将每一张WSI图像切割成512*512像素大小的patch图像。

[0121] 选取在patch图像中病灶组织面积占该patch图像总面积的50%及以上的patch图像作为WSI样本集中的病理图像,具体包括2241张WSI原始图像中的200,000张patch图像。将WSI样本集中的病理图像分成训练集、验证集和测试集,具体如表1所示。其中,以表1中Melanoma黑色素瘤的训练集中的42,002/760为例,42002表示42002张patch图像,760表示760张WSI原始图像,以此类推。WSI样本集中每种疾病类型的病理图像的示意图,具体如图6所示。

[0122] 表1WSI样本集

	Disease 疾病类型	Training 训练集	Validation 验证集	Testing 测试集
	Melanoma 黑色素瘤	42,002/760	9,000/163	9,000/163
[0123]	Compound nevus 复合痣	32,666/163	7,000/18	7,000/18
	Junctional nevus 交界痣	32,666/117	7,000/26	7,000/26
	Intradermal nevus 皮内痣	32,666/130	7,000/29	7,000/29

[0124] 二、确定病理图像检测模型

[0125] 选取原始神经网络模型为ResNet50神经网络模型,通过在原始神经网络模型的各模型位置插入各附加输入模块构建各神经网络模型,比较对应的各图像检测模型的检测精度,评估精度优先多尺度网络搜索算法和速度优先多尺度网络搜索算法的有效性,并确定附加输入模块的数量及对应的插入位置,最终确定病理图像检测模型。

[0126] 通过横向旋转、翻转和剪切等方式对WSI样本集进行扩充,采用随机梯度下降(Stochastic gradient descent,SGD)优化方法,其动量为0.9,权值衰减为0.0001,初始学习率为0.01。ResNet50神经网络模型存在4个可插入位置。精度优先多尺度网络搜索算法的计算过程和结果,具体如表2所示,训练了8个模型。其中,Inserted position插入位置和Possible position可插入位置为None表示原始神经网络模型,Inserted position插入位置表示该位置已被插入,Possible position可插入位置表示本次插入和测试的位置。

[0127] 具体地,在步骤1中,确定选择插入位置为q1,排除可插入位置q4。在步骤2中,确定选择插入位置为q3。在步骤3中,所有可插入位置不能达到更高的检测精度,则计算停止。由表2可知,当附加输入模块的数量为两个,插入位置为q1和q3时,构建的神经网络模型训练后的病理图像检测模型的检测精度最佳,达到了97.3%。

[0128] 表2精度优先多尺度网络搜索算法的计算过程和结果

Step 步骤	Inserted position 插入位置	Possible position 可插入位置	Acc/% 检测精度	Selection 结果
[0129]	None	None	95.42	-
		q1	96.98	选择
		q2	95.84	-
		q3	96.35	-
		q4	95.375	排除
	q1	q2	96.6	-
		q3	97.3	选择
3	q1+q3	q2	96.71	停止

[0130] 速度优先多尺度网络搜索算法的计算过程和结果,具体如表3所示,训练了5个模型。其中,Inserted position插入位置和Possible position可插入位置为None表示原始神经网络模型,Inserted position插入位置表示该位置已被插入,Possible position可插入位置表示本次插入和测试的位置。

[0131] 具体地,在步骤1中,确定选择插入位置为q1。在步骤2中,在插入位置为q2时,模型不能达到更高的检测精度,因此排除可插入位置q2,继续计算。在步骤3中,确定选择插入位置为q3。在步骤4中最后排除可插入位置q4。由表3可知,当附加输入模块的数量为两个,插入位置为q1和q3时,构建的神经网络模型训练后的病理图像检测模型的检测精度最佳,达到了97.3%。

[0132] 表3速度优先多尺度网络搜索算法的计算过程和结果

Step 步骤	Inserted position 插入位置	Possible position 可插入位置	Acc/% 检测精度	Selection 结果
[0133]	None	None	95.42	-
		q1	96.98	选择
2	q1	q2	96.6	排除
3	q1	q3	97.3	选择
4	q1+q3	q4	95.11	停止

[0134] 同理,分别选取原始神经网络模型为InceptionV4和EfficientNetB0神经网络模型,使用上述两种算法确定的最佳的附加输入模块的数量及对应的插入位置,具体如表4所示。

[0135] 其中,Inserted position插入位置和Possible position可插入位置为None表示原始神经网络模型,Inserted position插入位置表示插入该位置时构建的神经网络模型训练后的病理图像检测模型的检测精度最佳。

[0136] 表4其他原始神经网络模型对应的计算结果

	Model 模型	Inserted position 插入位置	Acc/% 检测精度
[0137]	EfficientNetB0	None	95.33
		q1	96.464
	InceptionV4	None	93.218
		q1+q2	95.997

[0138] 使用上述两种算法均能构建多个检测精度高的神经网络模型,使原始神经网络模型的检测精度提高1.1%-2.7%。在实际应用中确定在原始神经网络模型中插入各附加输入模块的数量及对应的插入位置时,可以任意选择其中一种算法。将其中检测精度最高的一个模型确定为病理图像检测模型

[0139] 三、病理图像检测

[0140] 获取待检测病理图像,并采用病理图像检测模型对待检测病理图像进行病理检测,得到待检测病理图像对应的疾病类型。

[0141] 在其中一个具体实施例中,还通过消融实验分析了插入附加输入模块后构建的神经网络模型的性能。其中,消融实验是指通过控制一个条件或者参数不变,根据消融实验结果确定某个条件或者参数对结果的影响更大。

[0142] 具体地,在消融实验中设计了3种网络模型,包括:用求和代替串联的网络模型,用1*1卷积层代替串联的网络模型,以及用较宽输出通道的模块代替附加输入模块的网络模型,该模型只会使插入位置的输出通道变宽。

[0143] 选取原始神经网络模型为ResNet50神经网络模型,构建附加输入模块的数量为3个、插入位置为q1、q2和q3的神经网络模型,以及上述3种消融实验的网络模型。如表5所示为消融实验结果对比,从中可以得出,在原始神经网络模型中插入附加输入模块,是有效提高病理图像检测的检测精度和效率的主要原因。

[0144] 表5消融实验结果对比

	Inserted way 插入方式	Acc/% 精度
[0145]	original network 原始神经网络模型	95.42
	multi-scale network with concatenation 构建的神经网络模型	96.71
	multi-scale network with summation 用求和代替串联的网络模型	96.264
	multi-scale network with 1*1 convolution 用 1*1 卷积层代替串联的网络模型	95.49
	original network with wider channel 用较宽输出通道的模块代替附加输入模块的网络模型	94.218

[0146] 应该理解的是,虽然图2的流程图中的各个步骤按照箭头的指示依次显示,但是这些步骤并不是必然按照箭头指示的顺序依次执行。除非本文中有明确的说明,这些步骤的执行并没有严格的顺序限制,这些步骤可以以其它的顺序执行。而且,图2中的至少一部分步骤可以包括多个步骤或者多个阶段,这些步骤或者阶段并不必然是在同一时刻执行完成,而是可以在不同的时刻执行,这些步骤或者阶段的执行顺序也不必然是依次进行,而是可以与其它步骤或者其它步骤中的步骤或者阶段的至少一部分轮流或者交替地执行。

[0147] 在其中一个实施例中,如图7所示,提供了一种病理图像检测装置,包括:病理图像获取模块610、病理图像检测模块620和病理图像检测模型获取模块630,其中:

[0148] 病理图像获取模块610,用于获取待检测病理图像。

[0149] 病理图像检测模块620,用于采用预先训练的病理图像检测模型对所述待检测病理图像进行病理检测,获得病理图像检测结果。

[0150] 病理图像检测模型获取模块630,用于获取所述病理图像检测模型。其中,所述病理图像检测模型的训练过程包括:获取样本集,所述样本集包括对各原始病理图像进行处理后得到的病理图像;根据所述样本集对各神经网络模型进行训练,获得对应的各图像检测模型;所述神经网络模型为在原始神经网络模型中增加特征提取通道后构建的神经网络模型;采用各所述图像检测模型进行图像检测测试,得到对应的各图像检测测试结果;对各所述图像检测测试结果进行比较,根据比较结果从各所述图像检测模型中确定所述病理图像检测模型。

[0151] 在其中一个实施例中,病理图像检测模型获取模块630,用于从模型训练设备中获取所述病理图像检测模型。其中,在病理图像检测装置为终端时,模型训练设备可以用以训练获得所述病理图像检测模型的服务器或者其他终端设备。

[0152] 在其中一个实施例中,病理图像检测模型获取模块630,可以自行进行训练获得所述病理图像检测模型。此时,如图8所示,病理图像检测模型获取模块630具体包括:样本集获取模块710、训练模块720、测试模块730和模型确定模块740,其中:

[0153] 样本集获取模块710,用于获取样本集,所述样本集包括对各原始病理图像进行处理后得到的病理图像。

[0154] 训练模块720,用于根据所述样本集对各神经网络模型进行训练,获得对应的各图像检测模型;所述神经网络模型为在原始神经网络模型中增加特征提取通道后构建的神经网络模型。

[0155] 测试模块730,用于采用各所述图像检测模型进行图像检测测试,得到对应的各图像检测测试结果。

[0156] 模型确定模块740,用于对各所述图像检测测试结果进行比较,根据比较结果从各所述图像检测模型中确定所述病理图像检测模型。

[0157] 在其中一个实施例中,训练模块720包括以下单元:

[0158] 模型构建单元,用于分别在所述原始神经网络模型的各模型位置插入各附加输入模块,获得构建的各所述神经网络模型,所述附加输入模块用于模型训练时增加所述样本集的特征提取通道,所述附加输入模块的数量至少为一个。

[0159] 图像输入单元,用于在所述根据所述样本集对各神经网络模型进行训练,获得对应的各图像检测模型时,在各所述附加输入模块中输入的图像为经过缩放的所述样本集中

的病理图像。

[0160] 在其中一个实施例中,模型构建单元包括以下单元:

[0161] 附加输入模块插入单元,用于分别将各所述附加输入模块插入到所述原始神经网络的相应的下采样层或者连续下采样层的末端,各所述附加输入模块的输出宽度与所述原始神经网络的下采样层或者连续下采样层的输出宽度相同。

[0162] 可插入位置限定单元,用于限定各所述附加输入模块在所述原始神经网络模型的可插入位置的数量与所述原始神经网络模型的非连续下采样层的层数相同,所述可插入位置的数量至少为一个。

[0163] 附加输入模块数量及插入位置确定单元,用于确定在所述原始神经网络模型中插入各所述附加输入模块的数量及对应的插入位置。

[0164] 在其中一个实施例中,附加输入模块数量及插入位置确定单元包括以下单元:

[0165] 第一搜索空间确定单元,用于确定搜索空间,所述搜索空间包括所述原始神经网络模型的可插入位置。

[0166] 初始检测结果获取单元,用于获取当前附加输入模块,将所述当前附加输入模块分别插入所述原始神经网络模型的可插入位置,获得各初始神经网络模型;对各所述初始神经网络模型进行图像检测测试,得到对应的各初始检测结果。

[0167] 第一插入位置确定单元,用于根据各所述初始检测结果确定所述当前附加输入模块的插入位置,将确定的插入位置、小于预设精度的初始检测结果对应的可插入位置从所述搜索空间中移除。

[0168] 第二插入位置确定单元,用于获取下一个附加输入模块作为当前附加输入模块,返回将所述当前附加输入模块分别插入所述原始神经网络模型的可插入位置的步骤,直至所述搜索空间为空。

[0169] 第一结果确定单元,用于在确定的各所述插入位置对应的初始检测结果中,将检测精度高的初始检测结果对应的各附加输入模块及对应的插入位置,确定为可插入所述原始神经网络模型的可插入位置。

[0170] 在其中一个实施例中,附加输入模块数量及插入位置确定单元包括以下单元:

[0171] 第二搜索空间确定单元,用于确定搜索空间,所述搜索空间包括所述原始神经网络模型的可插入位置。

[0172] 原始检测结果获取单元,用于对所述原始神经网络模型进行图像检测测试,得到原始检测结果。

[0173] 当前可插入位置获取单元,用于获取当前附加输入模块,以及所述搜索空间的当前可插入位置。

[0174] 第一初始检测结果获取单元,用于插入所述当前附加输入模块,获得当前初始神经网络模型,所述当前附加输入模块插入所述原始神经网络模型的所述当前可插入位置;对所述当前初始神经网络模型进行图像检测测试,得到第一初始检测结果。

[0175] 第三插入位置确定单元,用于在所述第一初始检测结果大于所述原始检测结果时,将所述第一初始检测结果对应的插入位置确定为当前附加输入模块的插入位置,并将所述第一初始检测结果对应的所述当前初始神经网络模型作为所述原始神经网络模型。

[0176] 第四插入位置确定单元,用于将所述当前可插入位置从所述搜索空间中移除,将

下一个附加输入模块作为当前附加输入模块,获取所述搜索空间的下一个可插入位置作为当前可插入位置,返回所述获取当前附加输入模块,以及所述搜索空间的当前可插入位置的步骤,直至所述搜索空间为空。

[0177] 第二结果确定单元,用于在确定的各所述插入位置对应的初始检测结果中,将检测精度高的初始检测结果对应的各附加输入模块及对应的插入位置,确定为可插入所述原始神经网络模型的各所述附加输入模块及对应的插入位置。

[0178] 关于病理图像检测装置的具体限定可以参见上文中对于病理图像检测方法的限定,在此不再赘述。上述病理图像检测装置中的各个模块可全部或部分通过软件、硬件及其组合来实现。上述各模块可以硬件形式内嵌于或独立于计算机设备中的处理器中,也可以以软件形式存储于计算机设备中的存储器中,以便于处理器调用执行以上各个模块对应的操作。

[0179] 在其中一个实施例中,提供了一种计算机设备,该计算机设备可以是服务器,其内部结构图可以如图9所示。该计算机设备包括通过系统总线连接的处理器、存储器和网络接口。其中,该计算机设备的处理器用于提供计算和控制能力。该计算机设备的存储器包括非易失性存储介质、内存储器。该非易失性存储介质存储有操作系统、计算机程序和数据库。该内存储器为非易失性存储介质中的操作系统和计算机程序的运行提供环境。该计算机设备的数据库用于存储病理图像检测数据。该计算机设备的网络接口用于与外部的终端通过网络连接通信。该计算机程序被处理器执行时以实现一种病理图像检测方法。

[0180] 在其中一个实施例中,提供了一种计算机设备,该计算机设备可以是终端,其内部结构图可以如图10所示。该计算机设备包括通过系统总线连接的处理器、存储器、通信接口、显示屏和输入装置。其中,该计算机设备的处理器用于提供计算和控制能力。该计算机设备的存储器包括非易失性存储介质、内存储器。该非易失性存储介质存储有操作系统和计算机程序。该内存储器为非易失性存储介质中的操作系统和计算机程序的运行提供环境。该计算机设备的通信接口用于与外部的终端进行有线或无线方式的通信,无线方式可通过WIFI、运营商网络、NFC(近场通信)或其他技术实现。该计算机程序被处理器执行时以实现一种病理图像检测方法。该计算机设备的显示屏可以是液晶显示屏或者电子墨水显示屏,该计算机设备的输入装置可以是显示屏上覆盖的触摸层,也可以是计算机设备外壳上设置的按键、轨迹球或触控板,还可以是外接的键盘、触控板或鼠标等。

[0181] 本领域技术人员可以理解,图9-10中示出的结构,仅仅是与本申请方案相关的部分结构的框图,并不构成对本申请方案所应用于其上的计算机设备的限定,具体的计算机设备可以包括比图中所示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者具有不同的部件布置。

[0182] 在其中一个实施例中,提供了一种计算机设备,包括存储器和处理器,存储器中存储有计算机程序,该处理器执行计算机程序时实现上述的病理图像检测方法的步骤。

[0183] 在其中一个实施例中,提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,计算机程序被处理器执行时实现上述的病理图像检测方法的步骤。

[0184] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程,是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一非易失性计算机可读存储介质中,该计算机程序在执行时,可包括如上述各方法的实施例的流程。其中,

本申请所提供的各实施例中所使用的对存储器、存储、数据库或其它介质的任何引用,均可包括非易失性和易失性存储器中的至少一种。非易失性存储器可包括只读存储器(Read-Only Memory,ROM)、磁带、软盘、闪存或光存储器等。易失性存储器可包括随机存取存储器(Random Access Memory,RAM)或外部高速缓冲存储器。作为说明而非局限,RAM可以是多种形式,比如静态随机存取存储器(Static Random Access Memory,SRAM)或动态随机存取存储器(Dynamic Random Access Memory,DRAM)等。

[0185] 以上实施例的各技术特征可以进行任意的组合,为使描述简洁,未对上述实施例中的各技术特征所有可能的组合都进行描述,然而,只要这些技术特征的组合不存在矛盾,都应当认为是本说明书记载的范围。

[0186] 以上所述实施例仅表达了本申请的几种实施方式,其描述较为具体和详细,但并不能因此而理解为对发明专利范围的限制。应当指出的是,对于本领域的普通技术人员来说,在不脱离本申请构思的前提下,还可以做出若干变形和改进,这些都属于本申请的保护范围。因此,本申请专利的保护范围应以所附权利要求为准。

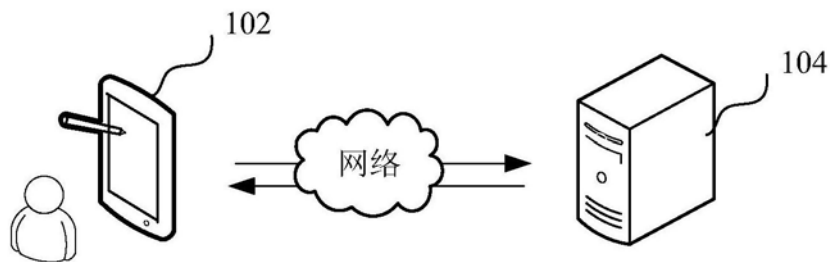


图1

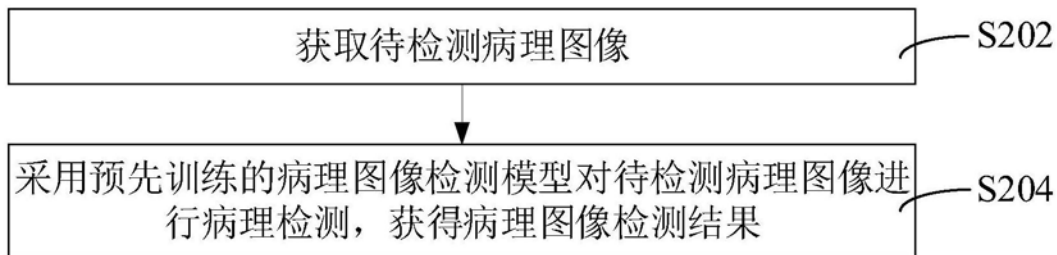


图2

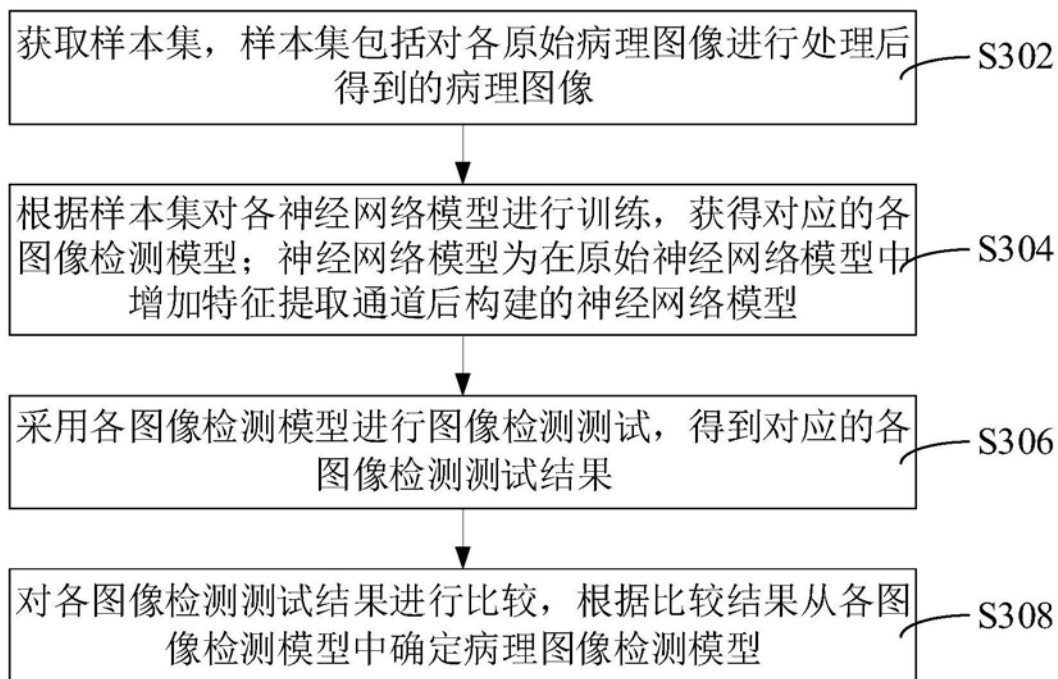


图3

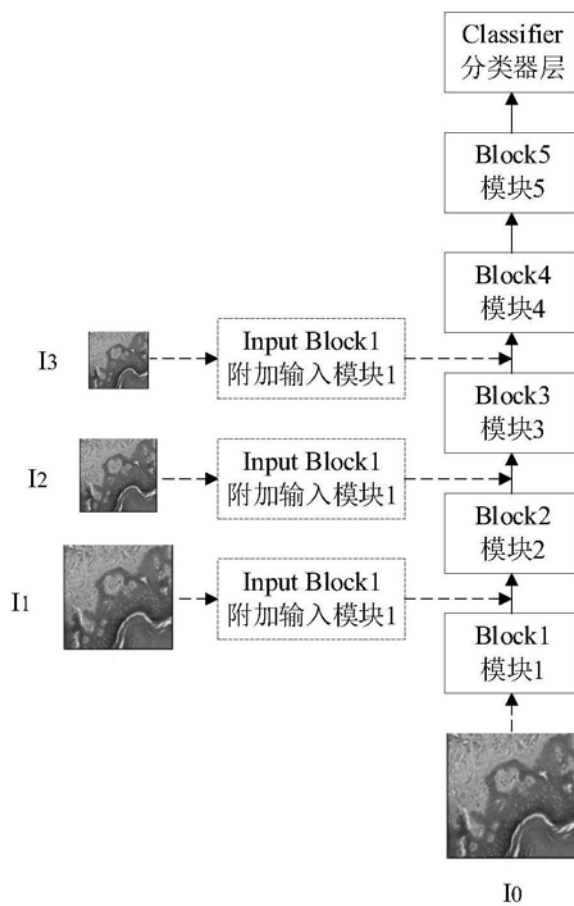


图4

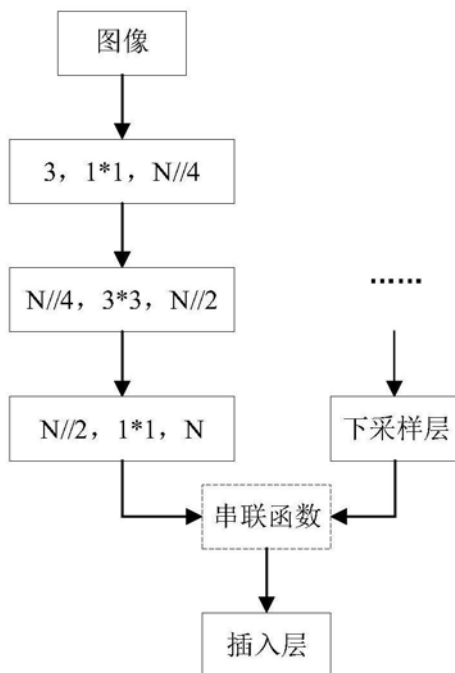


图5

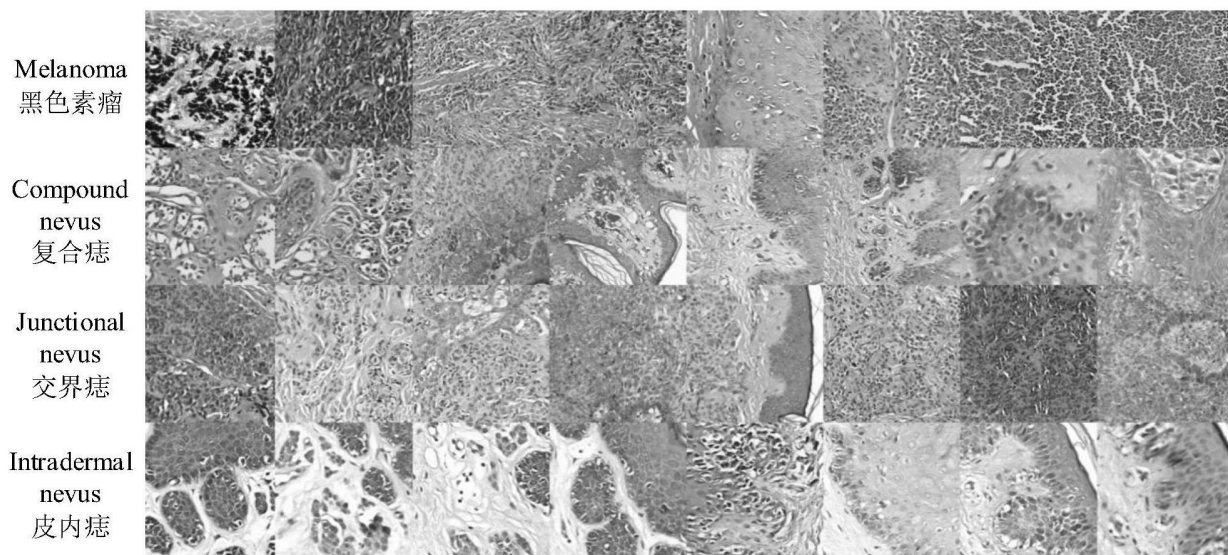


图6



图7

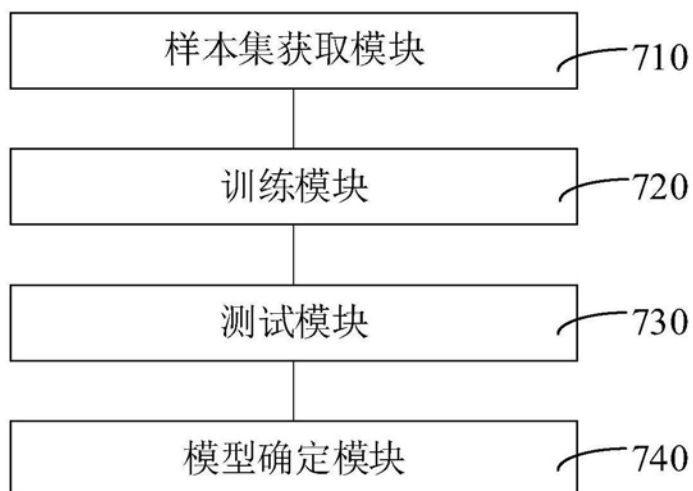


图8

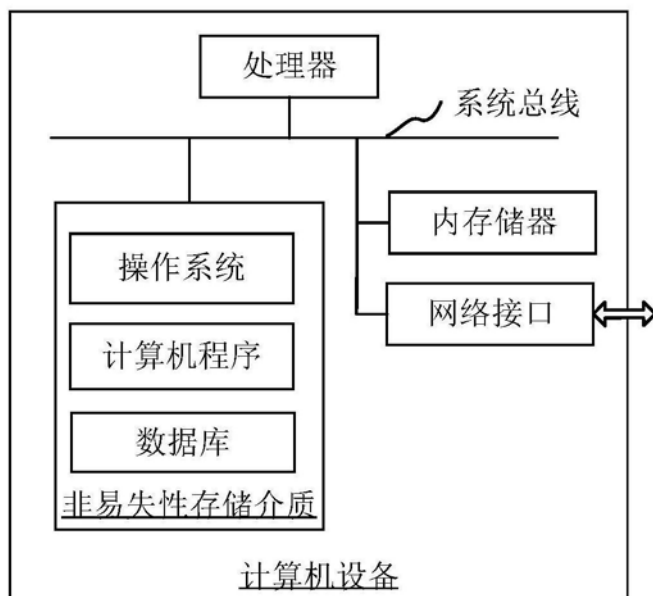


图9

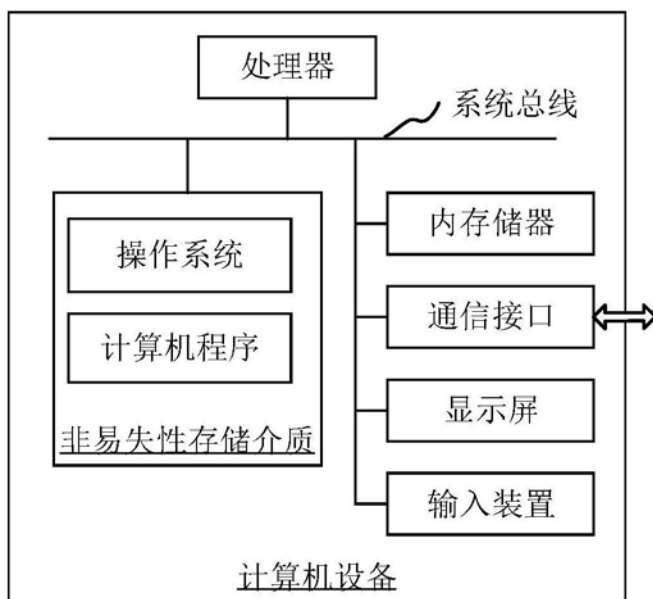


图10