



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110648762 A

(43)申请公布日 2020.01.03

(21)申请号 201910840548.X

(22)申请日 2019.09.06

(71)申请人 苏州浪潮智能科技有限公司

地址 215100 江苏省苏州市吴中区吴中经济开发区郭巷街道官浦路1号9幢

(72)发明人 周镇镇

(74)专利代理机构 北京安信方达知识产权代理有限公司 11262

代理人 胡艳华 解婷婷

(51) Int. Cl.

G16H 50/20(2018.01)

G06T 7/00(2017.01)

权利要求书2页 说明书7页 附图1页

(54)发明名称

病灶区识别模型生成方法、装置及病灶区识别方法、装置

(57)摘要

一种病灶区识别模型生成方法、装置及病灶区识别方法、装置,包括:利用训练样本集训练预先构建的深度学习模型,生成用于识别图像中病灶区的病灶区识别模型;其中,训练样本集包括:多张包含待识别病灶区的样本图像以及预先标注的每张样本图像中病灶区的实际区域信息。由于采用了大量训练样本训练深度学习模型以生成病灶区识别模型,因此使得后续图像中病灶区能够自动识别。

利用训练样本集训练预先构建的深度学习模型,生成用于识别图像中病灶区的病灶区识别模型;其中,训练样本集包括:多张包含待识别病灶区的样本图像以及预先标注的每张样本图像中病灶区的实际区域信息

101

1. 一种病灶区识别模型生成方法,其特征在于,包括:

利用训练样本集训练预先构建的深度学习模型,生成用于识别图像中病灶区的病灶区识别模型;其中,所述训练样本集包括:多张包含待识别病灶区的样本图像以及预先标注的每张所述样本图像中病灶区的实际区域信息。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述训练样本集包括多个子训练样本集,每一个子训练样本集对应一种病灶,所述深度学习模型的数量与所述子训练样本集的数量相同,所述利用训练样本集训练预先构建的深度学习模型,生成用于识别图像中病灶区的病灶区识别模型,包括:

利用每一个子训练样本集训练一个深度学习模型,生成用于识别图像中与该子训练样本集对应病灶的病灶区的病灶区识别模型。

3. 一种病灶区识别方法,其特征在于,包括:

获取包含目标病灶区的待处理图像;

将所述待处理图像输入至病灶区识别模型,得到所述目标病灶区的预测区域信息;其中,所述病灶区识别模型根据如权利要求1或2所述的病灶区识别模型生成方法生成。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述将待处理图像输入至病灶区识别模型,包括:

获取所述待处理图像的病灶类型;

将所述待处理图像输入至所述病灶类型对应的病灶区识别模型中。

5. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述得到目标病灶区的预测区域信息之后,还包括:

获取以人工方式得到的所述目标病灶区的实际区域信息;

根据所述预测区域信息和实际区域信息训练所述病灶区识别模型,得到更新的病灶区识别模型以用于下次病灶区的识别。

6. 一种病灶区识别模型生成装置,其特征在于,包括:

第一处理模块,用于利用训练样本集训练预先构建的深度学习模型,生成用于识别图像中病灶区的病灶区识别模型;其中,所述训练样本集包括:多张包含待识别病灶区的样本图像以及预先标注的每张所述样本图像中病灶区的实际区域信息。

7. 根据权利要求6所述的装置,其特征在于,训练样本集包括多个子训练样本集,每一个子训练样本集对应一种病灶,所述深度学习模型的数量与所述子训练样本集的数量相同,所述第一处理模块,具体用于利用每一个子训练样本集训练一个深度学习模型,生成用于识别图像中与该子训练样本集对应病灶的病灶区的病灶区识别模型。

8. 一种病灶区识别装置,其特征在于,包括:

获取模块,用于获取包含目标病灶区的待处理图像;

第二处理模块,用于将所述待处理图像输入至病灶区识别模型,得到所述目标病灶区的预测区域信息;其中,所述病灶区识别模型采用如权利要求6或7所述的病灶区识别模型生成装置生成。

9. 根据权利要求8所述的装置,其特征在于,所述第二处理模块具体用于:

获取所述待处理图像的病灶类型;

将所述待处理图像输入至所述病灶类型对应的病灶区识别模型中。

10. 根据权利要求8所述的装置,其特征在于,所述获取模块,还用于获取以人工方式得到的所述目标病灶区的实际区域信息;

所述第二处理模块,还用于根据所述预测区域信息和实际区域信息训练所述病灶区识别模型,得到更新的病灶区识别模型以用于下次病灶区的识别。

## 病灶区识别模型生成方法、装置及病灶区识别方法、装置

### 技术领域

[0001] 本文涉及深度学习技术,尤指一种病灶区识别模型生成方法、装置及病灶区识别方法、装置。

### 背景技术

[0002] 随着医疗技术的发展,医学图像可以反映病人的病灶区,从而用于疾病诊断。

[0003] 相关技术中,影像科医师往往是通过手动的方式从包含有病灶的图像中中标注出病灶区。

[0004] 然而,这种方法依赖于人工方式,因此耗时费力,效率低下。

### 发明内容

[0005] 本申请提供了一种病灶区识别模型生成方法、装置及病灶区识别方法、装置,能够提供一个病灶区识别模型,因此使得后续图像中病灶区能够自动识别,从而节省人力成本,提高识别效率。

[0006] 本申请提供了一种病灶区识别模型生成方法,包括:

[0007] 利用训练样本集训练预先构建的深度学习模型,生成用于识别图像中病灶区的病灶区识别模型;其中,所述训练样本集包括:多张包含待识别病灶区的样本图像以及预先标注的每张所述样本图像中病灶区的实际区域信息。

[0008] 所述训练样本集包括多个子训练样本集,每一个子训练样本集对应一种病灶,所述深度学习模型的数量与所述子训练样本集的数量相同,所述利用训练样本集训练预先构建的深度学习模型,生成用于识别图像中病灶区的病灶区识别模型,包括:

[0009] 利用每一个子训练样本集训练一个深度学习模型,生成用于识别图像中与该子训练样本集对应病灶的病灶区的病灶区识别模型。

[0010] 本申请还提供了一种病灶区识别方法,包括:

[0011] 获取包含目标病灶区的待处理图像;

[0012] 将所述待处理图像输入至病灶区识别模型,得到所述目标病灶区的预测区域信息;其中,所述病灶区识别模型根据上述病灶区识别模型生成方法生成。

[0013] 所述将待处理图像输入至病灶区识别模型,包括:

[0014] 获取所述待处理图像的病灶类型;

[0015] 将所述待处理图像输入至所述病灶类型对应的病灶区识别模型中。

[0016] 所述得到目标病灶区的预测区域信息之后,还包括:

[0017] 获取以人工方式得到的所述目标病灶区的实际区域信息;

[0018] 根据所述预测区域信息和实际区域信息训练所述病灶区识别模型,得到更新的病灶区识别模型以用于下次病灶区的识别。

[0019] 本申请还提供了一种病灶区识别模型生成装置,包括:

[0020] 第一处理模块,用于利用训练样本集训练预先构建的深度学习模型,生成用于识

别图像中病灶区的病灶区识别模型；其中，所述训练样本集包括：多张包含待识别病灶区的样本图像以及预先标注的每张所述样本图像中病灶区的实际区域信息。

[0021] 训练样本集包括多个子训练样本集，每一个子训练样本集对应一种病灶，所述深度学习模型的数量与所述子训练样本集的数量相同，所述第一处理模块，具体用于利用每一个子训练样本集训练一个深度学习模型，生成用于识别图像中与该子训练样本集对应病灶的病灶区的病灶区识别模型。

[0022] 本申请还提供了一种病灶区识别装置，包括：

[0023] 获取模块，用于获取包含目标病灶区的待处理图像；

[0024] 第二处理模块，用于将所述待处理图像输入至病灶区识别模型，得到所述目标病灶区的预测区域信息；其中，所述病灶区识别模型采用上述病灶区识别模型生成装置生成。

[0025] 所述第二处理模块具体用于：

[0026] 获取所述待处理图像的病灶类型；

[0027] 将所述待处理图像输入至所述病灶类型对应的病灶区识别模型中。

[0028] 所述获取模块，还用于获取以人工方式得到的所述目标病灶区的实际区域信息；

[0029] 所述第二处理模块，还用于根据所述预测区域信息和实际区域信息训练所述病灶区识别模型，得到更新的病灶区识别模型以用于下次病灶区的识别。与相关技术相比，本申请包括：利用训练样本集训练预先构建的深度学习模型，生成用于识别图像中病灶区的病灶区识别模型；其中，训练样本集包括：多张包含待识别病灶区的样本图像以及预先标注的每张样本图像中病灶区的实际区域信息。由于采用了大量训练样本训练深度学习模型以生成病灶区识别模型，因此使得后续图像中病灶区能够自动识别，从而节省了人力成本，提高了识别效率。

[0030] 本申请的其它特征和优点将在随后的说明书中阐述，并且，部分地从说明书中变得显而易见，或者通过实施本申请而了解。本申请的目的和其他优点可通过在说明书、权利要求书以及附图中所特别指出的结构来实现和获得。

## 附图说明

[0031] 附图用来提供对本申请技术方案的理解，并且构成说明书的一部分，与本申请的实施例一起用于解释本申请的技术方案，并不构成对本申请技术方案的限制。

[0032] 图1为本申请实施例提供的一种病灶区识别模型生成方法的流程示意图；

[0033] 图2为本申请实施例提供的病灶区识别模型生成装置的结构示意图；

[0034] 图3为本申请实施例提供的病灶区识别装置的结构示意图；

[0035] 图4为本申请实施例提供的自动标注系统的结构示意图。

## 具体实施方式

[0036] 本申请描述了多个实施例，但是该描述是示例性的，而不是限制性的，并且对于本领域的普通技术人员来说显而易见的是，在本申请所描述的实施例包含的范围内可以有更多的实施例和实现方案。尽管在附图中示出了许多可能的特征组合，并在具体实施方式中进行了讨论，但是所公开的特征的许多其它组合方式也是可能的。除非特意加以限制的情况以外，任何实施例的任何特征或元件可以与任何其它实施例中的任何其他特征或元件结

合使用,或可以替代任何其它实施例中的任何其他特征或元件。

[0037] 本申请包括并设想了与本领域普通技术人员已知的特征和元件的组合。本申请已经公开的实施例、特征和元件也可以与任何常规特征或元件组合,以形成由权利要求限定的独特的发明方案。任何实施例的任何特征或元件也可以与来自其它发明方案的特征或元件组合,以形成另一个由权利要求限定的独特的发明方案。因此,应当理解,在本申请中示出和/或讨论的任何特征可以单独地或以任何适当的组合来实现。因此,除了根据所附权利要求及其等同替换所做的限制以外,实施例不受其它限制。此外,可以在所附权利要求的保护范围内进行各种修改和改变。

[0038] 此外,在描述具有代表性的实施例时,说明书可能已经将方法和/或过程呈现为特定的步骤序列。然而,在该方法或过程不依赖于本文所述步骤的特定顺序的程度上,该方法或过程不应限于所述的特定顺序的步骤。如本领域普通技术人员将理解的,其它的步骤顺序也是可能的。因此,说明书中阐述的步骤的特定顺序不应被解释为对权利要求的限制。此外,针对该方法和/或过程的权利要求不应限于按照所写顺序执行它们的步骤,本领域技术人员可以容易地理解,这些顺序可以变化,并且仍然保持在本申请实施例的精神和范围内。

[0039] 本申请实施例提供一种病灶区识别模型生成方法,如图1所示,包括:

[0040] 步骤101、利用训练样本集训练预先构建的深度学习模型,生成用于识别图像中病灶区的病灶区识别模型;其中,训练样本集包括:多张包含待识别病灶区的样本图像以及预先标注的每张样本图像中病灶区的实际区域信息。

[0041] 在一种示例性实例中,训练样本集包括多个子训练样本集,每一个子训练样本集对应一种病灶,深度学习模型的数量与子训练样本集的数量相同,利用训练样本集训练预先构建的深度学习模型,生成用于识别图像中病灶区的病灶区识别模型,包括:

[0042] 利用每一个子训练样本集训练一个深度学习模型,生成用于识别图像中与该子训练样本集对应病灶的病灶区的病灶区识别模型。

[0043] 本申请实施例提供的病灶区识别模型生成方法,由于采用了大量训练样本训练深度学习模型以生成病灶区识别模型,因此使得后续图像中病灶区能够自动识别,从而节省了人力成本,提高了识别效率。

[0044] 本申请实施例还提供一种病灶区识别方法,包括:

[0045] 首先、获取包含目标病灶区的待处理图像。

[0046] 其次、将待处理图像输入至病灶区识别模型,得到目标病灶区的预测区域信息;其中,病灶区识别模型根据上述实施例中的任意一种实施例描述的病灶区识别模型生成方法生成。

[0047] 在一种示例性实例中,将待处理图像输入至病灶区识别模型,包括:

[0048] 首先、获取待处理图像的病灶类型。

[0049] 其次、将待处理图像输入至病灶类型对应的病灶区识别模型中。

[0050] 在一种示例性实例中,得到目标病灶区的预测区域信息之后,还包括:

[0051] 首先、获取以人工方式得到的目标病灶区的实际区域信息。

[0052] 其次、根据预测区域信息和实际区域信息训练病灶区识别模型,得到更新的病灶区识别模型以用于下次病灶区的识别。

[0053] 本申请实施例提供的病灶区识别方法,由于采用了大量训练样本训练深度学习模

型生成了病灶区识别模型,因此实现了图像中病灶区的自动识别,从而节省了人力成本,提高了识别效率。

[0054] 本申请实施例还提供一种病灶区识别模型生成装置,如图2所示,包括:

[0055] 第一处理模块21,用于利用训练样本集训练预先构建的深度学习模型,生成用于识别图像中病灶区的病灶区识别模型;其中,训练样本集包括:多张包含待识别病灶区的样本图像以及预先标注的每张样本图像中病灶区的实际区域信息。

[0056] 在一种示例性实例中,训练样本集包括多个子训练样本集,每一个子训练样本集对应一种病灶,深度学习模型的数量与子训练样本集的数量相同,

[0057] 第一处理模块21,具体用于利用每一个子训练样本集训练一个深度学习模型,生成用于识别图像中与该子训练样本集对应病灶的病灶区的病灶区识别模型。。

[0058] 本申请实施例提供的病灶区识别模型生成装置,由于采用了大量训练样本训练深度学习模型以生成病灶区识别模型,因此使得后续图像中病灶区能够自动识别,从而节省了人力成本,提高了识别效率。

[0059] 在实际应用中,所述第一处理模块21由位于病灶区识别模型生成装置中的中央处理器(Central Processing Unit,CPU)、微处理器(Micro Processor Unit,MPU)、数字信号处理器(Digital Signal Processor,DSP)或现场可编程门阵列(Field Programmable Gate Array,FPGA)等实现。

[0060] 本申请实施例还提供一种病灶区识别装置,如图3所示,包括:

[0061] 获取模块31,用于获取包含目标病灶区的待处理图像。

[0062] 第二处理模块32,用于将待处理图像输入至病灶区识别模型,得到目标病灶区的预测区域信息;其中,病灶区识别模型采用如权利要求6或7的病灶区识别模型生成装置生成。

[0063] 在一种示例性实例中,第二处理模块32具体用于:

[0064] 获取待处理图像的病灶类型。

[0065] 将待处理图像输入至病灶类型对应的病灶区识别模型中。

[0066] 在一种示例性实例中,获取模块31,还用于获取以人工方式得到的目标病灶区的实际区域信息。

[0067] 第二处理模块32,还用于根据预测区域信息和实际区域信息训练病灶区识别模型,得到更新的病灶区识别模型以用于下次病灶区的识别。

[0068] 本申请实施例提供的病灶区识别装置,由于采用了大量训练样本训练深度学习模型生成了病灶区识别模型,因此实现了图像中病灶区的自动识别,从而节省了人力成本,提高了识别效率。

[0069] 在实际应用中,所述获取模块31和第二处理模块32位于病灶区识别装置中的CPU、MPU、DSP或FPGA等实现。

[0070] 本申请实施例还提供一种病灶区识别装置,包括:处理器和存储器,其中,所述存储器中存储有计算机程序,所述计算机程序被所述处理器执行时实现如上述任意一种所述的方法的处理。

[0071] 本申请实施例还提供一种存储介质,存储介质上存储有计算机可执行命令,计算机可执行命令用于执行如上述任意一种所述的方法的处理。

[0072] 本申请实施例还提供一种基于深度学习的自动标注系统,可以进行手动标注或者调用后台算法自动标注,实现对医学图像标注是否患病,对病灶进行矩形框标注、分割等功能,如图4所示,该系统4包括:图像分类模块41,目标检测模块42和图像分割模块43。

[0073] 图像分类模块41,用于对图片类别进行标注。

[0074] 目标检测模块42,用于对目标定位,对图片中目标位置进行矩形框标注、多边形标注。

[0075] 图像分割模块43,用于识别目标边界,对不同物体进行像素级分类。

[0076] 使用该自动标注系统时,用户可选择多种不同疾病场景(对应上述实施例中的病灶),包括肺癌、结直肠癌标注、乳腺癌、肝脏病变、肾脏肿块、直肠周淋巴结、盆腔肿块、门周淋巴结、网膜肿块、胰周病变、脾脏病变、皮下/皮肤结节、磨砂玻璃样阴影、腋窝淋巴结、核下淋巴结、椎体身体转移、甲状腺结节、颈部肿块等。

[0077] 然后执行如下操作:

[0078] 1、选择上传数据集图片或者压缩文件路径,填写针对数据集的相关描述。

[0079] 2、允许对数据集进行增删查改等操作。

[0080] 3、选择标注规则,对医学影像进行手动标注。

[0081] 3.1、针对图像分类任务,直接点击选择图像类别,有病变标为阳性,无病变标为阴性(或健康)。

[0082] 3.2、针对图像位置任务,矩形框标注方法通过拖动鼠标选择涵盖病灶目标范围的矩形框左上角和右上角完成,主要针对图像位置标注,选择使用矩形框或者多边形标注。

[0083] 3.3、针对图像分割任务,可对2D、3D图像进行标注,针对3D图像可通过选择x、y、z轴坐标位置来锁定对应2D剖面图,最终在2D图像上通过多边形进行标注;在2D界面上使用多边形标注方法通过鼠标左键点击目标外围多点完成,点与点之间形成连线,最终形成闭合多边形将目标包围。

[0084] 4、自动标注功能,调用后台算法对标注过程进行智能加速,使用不同场景及任务下的预训练模型用户上传数据集进行在线推理,将预测结果直接在平台进行展示,即自动标注功能。

[0085] 5、对平台未预置的新场景,用户可先进行手动标注,使用数据集及标注结果在线训练模型,并将模型应用于后期新增数据的标注,对原先按部就班的标注过程进行加速,系统可将用户已标注信息的训练模型设为默认模型。

[0086] 6、标注人员对智能标注结果进行修正。

[0087] 7、可利用新标注数据迭代更新模型,提高模型准确率

[0088] 本申请实施例提供的自动标注系统提供的功能如下:

[0089] 1、结直肠癌分类与目标检测。

[0090] 2、肺癌目标检测。

[0091] 3、多病灶检测,包括肺结节、结直肠、肺囊肿、肋膈沟(肺)肿块/积液、乳腺肿块、肝脏病变、肾脏肿块等20余个部位的癌变。

[0092] 4、网络开源的其他检测场景,在后台调用网络开源的其他算法模型,给出未标注样本标签。

[0093] 5、特定标注的辅助工具,如在心脏标注场景显示心脏分不同区,在脊椎标注场景



显示椎骨夹角,把椎骨分割出来,夹角可视化显示。

[0094] 不同场景下,病灶检测器是否能达到较高的检测精度,对标注的准确率、标注人员后期修正标注结果的任务量以及后期本发明的推广尤为重要。

[0095] 6、模型追溯功能

[0096] 在智能标注加速过程中,用户提供的高质量标注结果越多,标注精度理论上应为不断提高的过程。在引入低质量标注结果之后,或者由于模型训练的一定随机性和不确定性,模型效果有可能短暂下降,为了恢复之前版本,对不同模型结果进行对比实验,并提高目前预置模型的鲁棒性,支持模型演化,允许历次版本可回溯,适配更多医院。

[0097] 7、3D标注及预览

[0098] 支持3维标注,因为目前基于2维数据的训练及标注过程可能有很多假阳性结果(如血管标注场景等),利用3维立体标注的方式可以提高准确率(针对电子计算机断层扫描(Computed Tomography,CT)数据,而数字化成像(Digital Radiography,DR)、平片需要2维数据)。

[0099] 8、3D预览,对每个病灶展示整个容量(volume)的图像信息。

[0100] 9、3D分割,在3D预览界面可以纵观整个volume的图像信息,在3D界面可以通过拖动十字游标,在主视角前后左右翻页,或者设置x、y、z轴等实现方式切换到2D图像界面,并在在单个截面上进行标注,支持切换多种视角。对前端设计开发要求较高。

[0101] 10、快捷操作功能

[0102] 用户定义标注任务的类别,如果仅含一种类别,图像分类任务下,只需要选择是否,目标定位任务下,只标注位置。如果含有多种类别,可以设置快捷键,如C+0:类别0,C+1:类别1。

[0103] 11、批量处理功能

[0104] 本发明可批量导入图片,并批量执行图片自动标注。

[0105] 12、快速浏览功能

[0106] 以九宫格、16宫格的方式显示多幅图像及标注结果,达到快速浏览功能,正确数据快速检查,一眼带过,针对错误数据点选图片进入修改。

[0107] 13、定制化功能

[0108] 客户可自主增加工作场景,例如安防领域,通过标注平台标注;满足客户个性化需求,允许客户自主上传模型/部署自己的模型,模型训练完成后,复用目前的平台逻辑,可对新上传数据进行预先标注。在新场景出现的时候调用对应的模型,进行推理标注。

[0109] 平台提供接口定义及输出模板,用户在平台未囊括的新场景可以导入自己的docker镜像,镜像打包客户自主决定的神经网络TensorFlow、Caffe、PyTorch等框架及环境,平台通过REST接口请求调用用户镜像里的API接口,返回数据经解析后在平台展示结果。

[0110] 14、其他功能

[0111] 14.1、标注任意格式的图像,针对多种医学图像格式进行标注,包括DR、MRI、CT、平片等,支持多种医学图像格式,如DCM、NRRD,及常见图像格式jpg\gif\png等。

[0112] 14.2、可手动绘制轮廓进行标注。

[0113] 14.3、无操作自动保存。

[0114] 14.4、手动模式下,支持保存、后退、重做等快捷键功能。

[0115] 14.5、自动模式下,支持自动标注快捷键功能。

[0116] 14.6、可记录标注进度及标注所用时间。

[0117] 14.7、可记录标注进度及标注所用时间,保存标注结果,输出数据集标注结果到固定格式,可选择Pascal-voc格式、coco格式、json格式、xml格式等。

[0118] 本申请实施例提供的自动标注系统,应用于医院医疗影像科室,为医学标注场景提供专用工具,同时减少用户标注工作量,使用少量样本训练完一个模型后,对剩余样本进行自动标注,用户进行修正,达到并提高标注效率的目的。自动标注系统调用深度学习算法模型,对上传数据集进行自动标注,可以快速产生标注标签,提高医学标注人员的标注速度;对用户自定义的新场景,支持用户自主上传docker镜像,利用用户自有深度学习算法模型,对未标注样本在线推理;对于平台预标注结果,用户可以进行审核,并修正其中标注错误的样本;同时,可以利用用户审核后的数据,通过离线训练新增的带标签数据集,更新标注模型对标注过程进行持续优化。使用本申请实施例提供的自动标注系统用户所需工作量大大低于使用其他传统纯手工标注类型的标注工具,大幅提高标注效率。

[0119] 本领域普通技术人员可以理解,上文中所公开方法中的全部或某些步骤、系统、装置中的功能模块/单元可以被实施为软件、固件、硬件及其适当的组合。在硬件实施方式中,在以上描述中提及的功能模块/单元之间的划分不一定对应于物理组件的划分;例如,一个物理组件可以具有多个功能,或者一个功能或步骤可以由若干物理组件合作执行。某些组件或所有组件可以被实施为由处理器,如数字信号处理器或微处理器执行的软件,或者被实施为硬件,或者被实施为集成电路,如专用集成电路。这样的软件可以分布在计算机可读介质上,计算机可读介质可以包括计算机存储介质(或非暂时性介质)和通信介质(或暂时性介质)。如本领域普通技术人员公知的,术语计算机存储介质包括在用于存储信息(诸如计算机可读指令、数据结构、程序模块或其他数据)的任何方法或技术中实施的易失性和非易失性、可移除和不可移除介质。计算机存储介质包括但不限于RAM、ROM、EEPROM、闪存或其他存储器技术、CD-ROM、数字多功能盘(DVD)或其他光盘存储、磁盒、磁带、磁盘存储或其他磁存储装置、或者可以用于存储期望的信息并且可以被计算机访问的任何其他的介质。此外,本领域普通技术人员公知的是,通信介质通常包含计算机可读指令、数据结构、程序模块或者诸如载波或其他传输机制之类的调制数据信号中的其他数据,并且可包括任何信息递送介质。

利用训练样本集训练预先构建的深度学习模型，生成用于识别图像中病灶区的病灶区识别模型；其中，训练样本集包括：多张包含待识别病灶区的样本图像以及预先标注的每张样本图像中病灶区的实际区域信息

101

图1

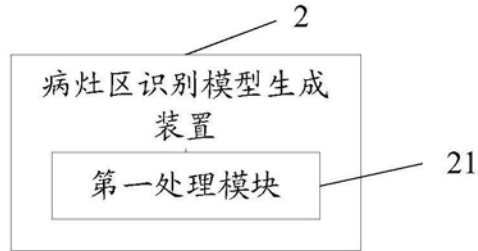


图2

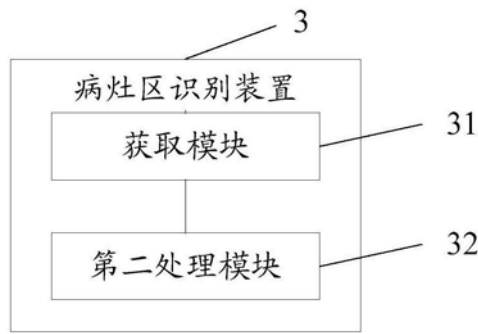


图3

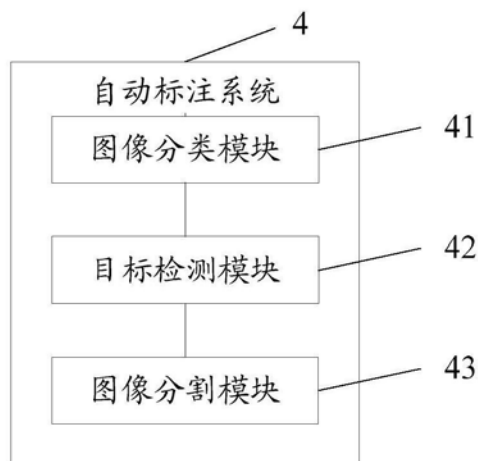


图4