



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112819834 A

(43) 申请公布日 2021.05.18

(21) 申请号 202110037587.3

(22) 申请日 2021.01.12

(71) 申请人 平安科技(深圳)有限公司

地址 518000 广东省深圳市福田区福田街
道福安社区益田路5033号平安金融中
心23楼

(72) 发明人 谢春梅 李风仪 王佳平 侯晓帅

(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 邓云鹏

(51) Int. Cl.

G06T 7/11 (2017.01)

G06T 7/00 (2017.01)

G06K 9/62 (2006.01)

G06T 7/136 (2017.01)

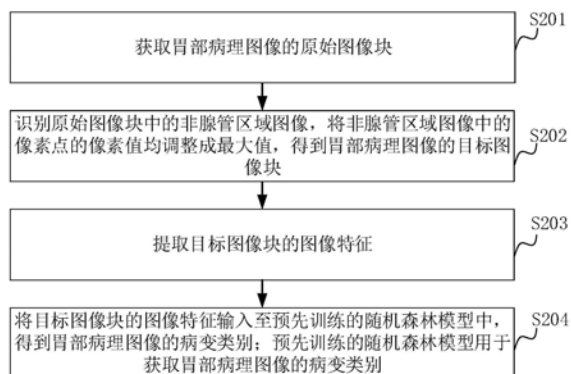
权利要求书2页 说明书13页 附图4页

(54) 发明名称

基于人工智能的胃部病理图像的分类方法和装置

(57) 摘要

本申请涉及人工智能技术领域,尤其涉及智慧医疗技术领域,提供一种基于人工智能的胃部病理图像的分类方法、装置、计算机设备和存储介质。所述方法包括:获取胃部病理图像的原始图像块;识别原始图像块中的非腺管区域图像,将非腺管区域图像中的像素点的像素值均调整成最大值,得到胃部病理图像的目标图像块;提取目标图像块的图像特征;将目标图像块的图像特征输入至预先训练的随机森林模型中,得到胃部病理图像的病变类别;预先训练的随机森林模型用于获取胃部病理图像的病变类别。此外,本申请还涉及区块链技术,胃部病理图像的病变类别可存储于区块链中。采用本方法,避免了非腺管区域图像的干扰,从而提高了胃部病理图像的分类准确率。



1. 一种胃部病理图像的分类方法,其特征在于,所述方法包括:
 - 获取胃部病理图像的原始图像块;
 - 识别所述原始图像块中的非腺管区域图像,将所述非腺管区域图像中的像素点的像素值均调整成最大值,得到所述胃部病理图像的目标图像块;
 - 提取所述目标图像块的图像特征;
 - 将所述目标图像块的图像特征输入至预先训练的随机森林模型中,得到所述胃部病理图像的病变类别;所述预先训练的随机森林模型用于获取所述胃部病理图像的病变类别。
2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述获取胃部病理图像的原始图像块,包括:
 - 获取待识别的胃部病理图像;
 - 对所述胃部病理图像进行切块处理,得到多个设定大小的图像块;
 - 分别获取各个所述图像块的像素均值;
 - 从各个所述图像块中,将所述像素均值小于预设阈值的图像块,作为所述胃部病理图像的原始图像块。
3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述识别所述原始图像块中的非腺管区域图像,包括:
 - 对所述原始图像块进行分割处理,得到所述原始图像块的分割图像;
 - 对所述分割图像进行二值化处理,得到所述分割图像对应的二值化图像;
 - 通过设定大小的矩形结构元素对所述二值化图像进行开运算处理,得到新的二值化图像;
 - 获取所述新的二值化图像中像素值为零的像素点坐标;
 - 将所述原始图像块中所述像素点坐标对应的图像,作为所述原始图像块中的非腺管区域图像。
4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述对所述原始图像块进行分割处理,得到所述原始图像块的分割图像,包括:
 - 将所述原始图像块输入至图像分割网络中,得到所述原始图像块中各个像素点属于腺管区域图像的概率值;
 - 将所述原始图像块中所述概率值大于预设概率值的像素点以及所述概率值小于或者等于所述预设概率值的像素点,对应标记为腺管区域图像和非腺管区域图像,得到所述分割图像。
5. 根据权利要求1至4任一项所述的方法,其特征在于,所述提取所述目标图像块的图像特征,包括:
 - 将所述目标图像块输入图像分类网络中,得到所述目标图像块的图像特征;所述目标图像块的图像特征为所述图像分类网络中倒数第二个全连接层输出的图像特征。
6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,所述将所述目标图像块的图像特征输入至预先训练的随机森林模型中,得到所述胃部病理图像的病变类别,包括:
 - 将所述胃部病理图像的各个所述目标图像块的图像特征进行融合处理,得到所述胃部病理图像的目标图像特征;
 - 将所述目标图像特征输入至预先训练的随机森林模型中,得到所述随机森林模型中各

个决策树输出的病变类别；

从所述各个决策树输出的病变类别中，筛选出数量最多的病变类别，作为所述胃部病理图像的病变类别。

7. 根据权利要求5所述的方法，其特征在于，在将所述目标图像块输入图像分类网络中，得到所述目标图像块的图像特征之后，还包括：

通过所述图像分类网络对所述目标图像块的图像特征进行全连接处理，得到所述目标图像块中的腺管类别；

所述方法还包括：

根据所述目标图像块以及所述目标图像块中的腺管类别，确定所述胃部病理图像上的腺管区域图像以及所述腺管区域图像中的腺管类别；

将所述腺管区域图像和所述腺管类别均确定后的胃部病理图像以及所述胃部病理图像的病变类别发送至医护人员终端。

8. 一种胃部病理图像的分类装置，其特征在于，所述装置包括：

原始图像块获取模块，用于获取胃部病理图像的原始图像块；

目标图像块获取模块，用于识别所述原始图像块中的非腺管区域图像，将所述非腺管区域图像中的像素点的像素值均调整成最大值，得到所述胃部病理图像的目标图像块；

图像特征提取模块，用于提取所述目标图像块的图像特征；

病变类别确定模块，用于将所述目标图像块的图像特征输入至预先训练的随机森林模型中，得到所述胃部病理图像的病变类别；所述预先训练的随机森林模型用于获取所述胃部病理图像的病变类别。

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。

基于人工智能的胃部病理图像的分类方法和装置

技术领域

[0001] 本申请涉及人工智能技术领域,尤其涉及智慧医疗技术领域,特别是涉及一种基于人工智能的胃部病理图像的分类方法、装置、计算机设备和存储介质。

背景技术

[0002] 在生物医学上,胃内病变主要包含低级别瘤变、高级别瘤变和胃癌,及时的发现与治疗低级别瘤变和高级别瘤变,可以降低其恶化成胃癌。低级别瘤变和高级别瘤变的病变特征主要表现在腺管,腺管的变异程度是判别瘤变的重要指标。

[0003] 然而,目前的胃部病理图像的分类方法,一般是通过人工对扫描得到的胃部病理图像进行判断,以判断胃部病理图像中发生瘤变的腺管类别,从而确认胃部病理图像的病变类别;但是,低级别瘤变腺管和高级别瘤变腺管在胃部病理图像上表现的特征非常相似,通过人工对胃部病理图像进行判断,容易出现分类错误,从而导致胃部病理图像的分类准确率较低。

发明内容

[0004] 基于此,有必要针对上述技术问题,提供一种能够提高胃部病理图像的分类准确率的基于人工智能的胃部病理图像的分类方法、装置、计算机设备和存储介质。

[0005] 一种胃部病理图像的分类方法,所述方法包括:

[0006] 获取胃部病理图像的原始图像块;

[0007] 识别所述原始图像块中的非腺管区域图像,将所述非腺管区域图像中的像素点的像素值均调整成最大值,得到所述胃部病理图像的目标图像块;

[0008] 提取所述目标图像块的图像特征;

[0009] 将所述目标图像块的图像特征输入至预先训练的随机森林模型中,得到所述胃部病理图像的病变类别;所述预先训练的随机森林模型用于获取所述胃部病理图像的病变类别。

[0010] 在其中一个实施例中,所述获取胃部病理图像的原始图像块,包括:

[0011] 获取待识别的胃部病理图像;

[0012] 对所述胃部病理图像进行切块处理,得到多个设定大小的图像块;

[0013] 分别获取各个所述图像块的像素均值;

[0014] 从各个所述图像块中,将所述像素均值小于预设阈值的图像块,作为所述胃部病理图像的原始图像块。

[0015] 在其中一个实施例中,所述识别所述原始图像块中的非腺管区域图像,包括:

[0016] 对所述原始图像块进行分割处理,得到所述原始图像块的分割图像;

[0017] 对所述分割图像进行二值化处理,得到所述分割图像对应的二值化图像;

[0018] 通过设定大小的矩形结构元素对所述二值化图像进行开运算处理,得到新的二值化图像;

- [0019] 获取所述新的二值化图像中像素值为零的像素点坐标；
- [0020] 将所述原始图像块中所述像素点坐标对应的图像，作为所述原始图像块中的非腺管区域图像。
- [0021] 在其中一个实施例中，所述对所述原始图像块进行分割处理，得到所述原始图像块的分割图像，包括：
- [0022] 将所述原始图像块输入至图像分割网络中，得到所述原始图像块中各个像素点属于腺管区域图像的概率值；
- [0023] 将所述原始图像块中所述概率值大于预设概率值的像素点以及所述概率值小于或者等于所述预设概率值的像素点，对应标记为腺管区域图像和非腺管区域图像，得到所述分割图像。
- [0024] 在其中一个实施例中，所述提取所述目标图像块的图像特征，包括：
- [0025] 将所述目标图像块输入图像分类网络中，得到所述目标图像块的图像特征；所述目标图像块的图像特征为所述图像分类网络中倒数第二个全连接层输出的图像特征。
- [0026] 在其中一个实施例中，所述将所述目标图像块的图像特征输入至预先训练的随机森林模型中，得到所述胃部病理图像的病变类别，包括：
- [0027] 将所述胃部病理图像的各个所述目标图像块的图像特征进行融合处理，得到所述胃部病理图像的目标图像特征；
- [0028] 将所述目标图像特征输入至预先训练的随机森林模型中，得到所述随机森林模型中各个决策树输出的病变类别；
- [0029] 从所述各个决策树输出的病变类别中，筛选出数量最多的病变类别，作为所述胃部病理图像的病变类别。
- [0030] 在其中一个实施例中，在将所述目标图像块输入图像分类网络中，得到所述目标图像块的图像特征之后，还包括：
- [0031] 通过所述图像分类网络对所述目标图像块的图像特征进行全连接处理，得到所述目标图像块中的腺管类别；
- [0032] 所述方法还包括：
- [0033] 根据所述目标图像块以及所述目标图像块中的腺管类别，确定所述胃部病理图像上的腺管区域图像以及所述腺管区域图像中的腺管类别；
- [0034] 将所述腺管区域图像和所述腺管类别均确定后的胃部病理图像以及所述胃部病理图像的病变类别发送至医护人员终端，并将所述腺管区域图像和所述腺管类别均确定后的胃部病理图像以及所述胃部病理图像的病变类别上传至区块链中。
- [0035] 一种胃部病理图像的分类装置，所述装置包括：
- [0036] 原始图像块获取模块，用于获取胃部病理图像的原始图像块；
- [0037] 目标图像块获取模块，用于识别所述原始图像块中的非腺管区域图像，将所述非腺管区域图像中的像素点的像素值均调整成最大值，得到所述胃部病理图像的目标图像块；
- [0038] 图像特征提取模块，用于提取所述目标图像块的图像特征；
- [0039] 病变类别确定模块，用于将所述目标图像块的图像特征输入至预先训练的随机森林模型中，得到所述胃部病理图像的病变类别；所述预先训练的随机森林模型用于获取所

述胃部病理图像的病变类别。

[0040] 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以下步骤:

[0041] 获取胃部病理图像的原始图像块;

[0042] 识别所述原始图像块中的非腺管区域图像,将所述非腺管区域图像中的像素点的像素值均调整成最大值,得到所述胃部病理图像的目标图像块;

[0043] 提取所述目标图像块的图像特征;

[0044] 将所述目标图像块的图像特征输入至预先训练的随机森林模型中,得到所述胃部病理图像的病变类别;所述预先训练的随机森林模型用于获取所述胃部病理图像的病变类别。

[0045] 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以下步骤:

[0046] 获取胃部病理图像的原始图像块;

[0047] 识别所述原始图像块中的非腺管区域图像,将所述非腺管区域图像中的像素点的像素值均调整成最大值,得到所述胃部病理图像的目标图像块;

[0048] 提取所述目标图像块的图像特征;

[0049] 将所述目标图像块的图像特征输入至预先训练的随机森林模型中,得到所述胃部病理图像的病变类别;所述预先训练的随机森林模型用于获取所述胃部病理图像的病变类别。

[0050] 上述基于人工智能的胃部病理图像的分类方法、装置、计算机设备和存储介质,通过获取胃部病理图像的原始图像块,并将原始图像块中的非腺管区域图像中的像素点的像素值均调整成最大值,得到胃部病理图像的目标图像块;接着提取目标图像块的图像特征;最后将目标图像块的图像特征输入至预先训练的随机森林模型中,得到胃部病理图像的病变类别;该预先训练的随机森林模型用于获取胃部病理图像的病变类别;实现了根据胃部病理图像的原始图像块,得到胃部病理图像的病变类别的目的;通过预先训练的随机森林模型对胃部病理图像进行综合识别,避免了通过人工判断胃部病理图像容易出现分类错误的缺陷,从而提高了胃部病理图像的分类准确率;同时,将不包含非腺管区域图像的目标图像块的图像特征,作为预先训练的随机森林模型的输入,避免了胃部病理图像中的非腺管区域图像的干扰,从而有效地弱化了胃部病理图像的分类难度,进一步提高了胃部病理图像的分类准确率。

附图说明

[0051] 图1为一个实施例中胃部病理图像的分类方法的应用环境图;

[0052] 图2为一个实施例中胃部病理图像的分类方法的流程示意图;

[0053] 图3为一个实施例中识别原始图像块中的非腺管区域图像的步骤的流程示意图;

[0054] 图4(a)为一个实施例中原始图像块的示意图;

[0055] 图4(b)为一个实施例中二值化图像的示意图;

[0056] 图4(c)为一个实施例中目标图像块的示意图;

[0057] 图5为另一个实施例中胃部病理图像的分类方法的流程示意图;

[0058] 图6为一个实施例中胃部病理图像的分类装置的结构框图；

[0059] 图7为一个实施例中计算机设备的内部结构图。

具体实施方式

[0060] 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。

[0061] 本申请提供的基于人工智能的胃部病理图像的分类方法，可以应用于如图1所示的应用环境中。其中，胃部病理图像采集终端110通过网络与服务器120进行通信。胃部病理图像采集终端110采集待识别的胃部病理图像，并将该待识别的胃部病理图像发送至服务器120，服务器120获取胃部病理图像的原始图像块；识别原始图像块中的非腺管区域图像，将非腺管区域图像中的像素点的像素值均调整成最大值，得到胃部病理图像的目标图像块；提取目标图像块的图像特征；将目标图像块的图像特征输入至预先训练的随机森林模型中，得到胃部病理图像的病变类别；预先训练的随机森林模型用于获取胃部病理图像的病变类别。其中，胃部病理图像采集终端110可以是具有胃部病理图像采集功能的终端，比如病理切片扫描仪、摄像机、智能手机、平板电脑等，服务器120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。

[0062] 需要说明的是，本申请可应用于智慧医疗场景中，从而推动智慧城市的建设。

[0063] 在一个实施例中，如图2所示，提供了一种基于人工智能的胃部病理图像的分类方法，以该方法应用于图1中的服务器为例进行说明，包括以下步骤：

[0064] 步骤S201，获取胃部病理图像的原始图像块。

[0065] 其中，胃部病理图像是指包含有胃部病变部位的图像，可以是本地数据库中缓存的图像，也可以是网络上的图像，还可以是终端上传的图像；具体本申请不做限定；胃部病理图像的图像分辨率普遍偏大，一般超过 10000×10000 。原始图像块是指从胃部病理图像中切分出来的图像分辨率偏小的图像块，比如 375×375 。

[0066] 具体地，胃部病理图像采集终端采集待识别的胃部病理图像，将待识别的胃部病理图像发送至对应的服务器，服务器根据预设的图像切块指令，对接收到的胃部病理图像进行图像切块处理，得到多个图像块，作为胃部病理图像的原始图像块。这样，通过将图像分辨率较大的胃部病理图像进行切分，得到胃部病理图像的原始图像块，有利于降低后续对胃部病理图像的识别难度，从而进一步胃部病理图像的识别准确度。

[0067] 举例说明，通过安装在显微镜上的摄像机拍摄显微镜下观察到的胃部病理图像；或者，通过后置摄像头搭载有显微镜头的智能手机拍摄载玻片上的胃部病理图像；或者，通过智能手机或者平板电脑采集网络上或者本地数据库缓存的胃部病理图像；或者，通过病理切片扫描仪扫描得到胃部病理图像，并将该胃部病理图像上传至对应的服务器；当然，还可以通过其他方式采集胃部病理图像，具体本申请不做限定。

[0068] 进一步地，在获取胃部病理图像的原始图像块之后，服务器还可以对胃部病理图像的原始图像块进行预处理，比如翻折处理、旋转处理、亮度变换处理、归一化处理、去噪处理、对比度增强处理、分辨率增强处理等；这样，有利于增强原始图像块的图像质量，同时消除原始图像块中的干扰信息，便于后续从原始图像块中准确识别出非腺管区域图像，进一

步弱化了胃部病理图像的分类难度。

[0069] 步骤S202,识别原始图像块中的非腺管区域图像,将非腺管区域图像中的像素点的像素值均调整成最大值,得到胃部病理图像的目标图像块。

[0070] 其中,原始图像块中包括腺管区域图像和非腺管区域图像,非腺管区域图像是指不包含腺管的区域图像,也称为背景区域图像。在图像处理领域中,每张图像都包括多个像素点,每个像素点均具有对应的像素值;若像素点的像素值为最大值(即像素值为255),则该像素点显示为白色;若像素点的像素值为最小值(即像素值为0),则该像素点显示为黑色。此外,目标图像块是指将其包含的非腺管区域图像中的各个像素点的像素值均调整成255,说明目标图像块中的非腺管区域图像全部调整为白色,使得目标图像块只包含腺管区域图像。

[0071] 具体地,服务器根据预设的图像识别指令,对原始图像块进行识别,得到原始图像块中的非腺管区域图像,将非腺管区域图像中的各个像素点的像素值均调整成像素值最大值,以将原始图像块中的非腺管区域图像全部调整为白色,使得原始图像块中只包含腺管区域图像,从而得到胃部病理图像的目标图像块。这样,只获取不包含非腺管区域图像的目标图像块,有利于避免胃部病理图像中的非腺管区域图像的干扰,从而有效地弱化了胃部病理图像的分类难度,进一步提高了胃部病理图像的分类准确率。

[0072] 举例说明,服务器对原始图像块进行分割处理,得到对应的分割图像;分割图像中包括分割后的腺管区域图像和非腺管区域图像;获取分割后的非腺管区域图像中的像素点坐标,将原始图像块中对应像素点坐标的图像,作为非腺管区域图像,并将原始图像块中的非腺管区域图像中的各个像素点的像素值均调整成最大值,得到对应的目标图像块,作为胃部病理图像的目标图像块。

[0073] 步骤S203,提取目标图像块的图像特征。

[0074] 其中,图像特征用于描述目标图像块的各种特征信息,比如局部特征信息。具体地,服务器对目标图像块进行深度可分离卷积操作,得到目标图像块的图像特征;或者,服务器将目标图像块输入预先训练的图像特征提取网络,通过图像特征提取网络提取目标图像块的图像特征。这样,有利于后续将目标图像块的图像特征输入至预先训练的随机森林模型中,得到胃部病理图像的病变类别,无需通过人工判断,从而提高了胃部病理图像的分类准确率。

[0075] 步骤S204,将目标图像块的图像特征输入至预先训练的随机森林模型中,得到胃部病理图像的病变类别;预先训练的随机森林模型用于获取胃部病理图像的病变类别。

[0076] 其中,病变类别主要包含低级别瘤变、高级别瘤变和胃癌;随机森林模型是一个利用其包含的多个决策树对胃部病理图像进行预测,并输出胃部病理图像的病变类别的分类器,是通过多次训练得到的。

[0077] 具体地,服务器将目标图像块的图像特征输入至预先训练的随机森林模型中,通过随机森林模型中的多个决策树对目标图像块的图像特征进行分析处理,得到胃部病理图像的病变类别。这样,通过预先训练的随机森林模型对胃部病理图像进行综合识别,避免了通过人工判断胃部病理图像容易出现分类错误的缺陷,从而提高了胃部病理图像的分类准确率。

[0078] 进一步地,服务器还可以将得到的胃部病理图像的病变类别发送至对应的终端

(比如医护人员的手机或者电脑)进行显示,以协助医生做出判断;或者根据胃部病理图像的目标图像块以及病变类别,生成胃部病理图像的分析报告,将分析报告发送至对应的终端进行显示。

[0079] 上述基于人工智能的胃部病理图像的分类方法中,通过获取胃部病理图像的原始图像块,并将原始图像块中的非腺管区域图像中的像素点的像素值均调整成最大值,得到胃部病理图像的目标图像块;接着提取目标图像块的图像特征;最后将目标图像块的图像特征输入至预先训练的随机森林模型中,得到胃部病理图像的病变类别;该预先训练的随机森林模型用于获取胃部病理图像的病变类别;实现了根据胃部病理图像的原始图像块,得到胃部病理图像的病变类别的目的;通过预先训练的随机森林模型对胃部病理图像进行综合识别,避免了通过人工判断胃部病理图像容易出现分类错误的缺陷,从而提高了胃部病理图像的分类准确率;同时,将不包含非腺管区域图像的目标图像块的图像特征,作为预先训练的随机森林模型的输入,避免了胃部病理图像中的非腺管区域图像的干扰,从而有效地弱化了胃部病理图像的分类难度,进一步提高了胃部病理图像的分类准确率。

[0080] 在一个实施例中,上述步骤S201,获取胃部病理图像的原始图像块,包括:获取待识别的胃部病理图像;对胃部病理图像进行切块处理,得到多个设定大小的图像块;分别获取各个图像块的像素均值;从各个图像块中,将像素均值小于预设阈值的图像块,作为胃部病理图像的原始图像块。

[0081] 其中,胃部病理图像的腺管组织区域普遍染色很深,其像素均值较小;背景区域趋于白色,其像素均值较大;因此,像素均值较大的图像块,包含的非腺管区域图像越大,说明该图像块属于背景区域图像;像素均值较小的图像块,包含的非腺管区域图像越小,说明该图像块属于腺管组织区域图像。需要说明的是,像素均值是指图像块中所有像素点的像素值的平均值。

[0082] 其中,预设阈值用于判断图像块是否为背景区域图像,可以根据实际情况进行调整,具体本申请不做限定。

[0083] 举例说明,服务器获取医院终端上传的胃部病理图像,作为待识别的胃部病理图像;对待识别的胃部病理图像基于滑窗做切块处理,得到多个设定大小的图像块,比如 375×375 ;获取各个图像块中所有像素点的像素值的平均值,作为各个图像块的像素均值;从各个图像块中,筛选出像素均值小于预设阈值的图像块,作为胃部病理图像的原始图像块。

[0084] 在本实施例中,通过对胃部病理图像进行切块处理,有利于弱化胃部病理图像的分类难度,避免了将整块胃部病理图像进行识别,导致分类难度较大的缺陷;同时,将切块处理得到的各个图像块中,将像素均值小于预设阈值的图像块,作为胃部病理图像的原始图像块,有利于过滤掉属于背景区域图像的图像块,避免了胃部病理图像中的背景区域图像的干扰,从而有效地弱化了胃部病理图像的分类难度,进一步提高了胃部病理图像的分类准确率。

[0085] 在一个实施例中,如图3所示,上述步骤S202,识别原始图像块中的非腺管区域图像,具体包括如下步骤:

[0086] 步骤S301,对原始图像块进行分割处理,得到原始图像块的分割图像。

[0087] 举例说明,服务器将原始图像块(如图4(a)所示)输入图像分割网络中,通过图像分割网络对原始图像块进行分割处理,得到原始图像块的分割图像,该分割图像中包括分

割后的腺管区域图像和非腺管区域图像。其中,图像分割网络是一种用于对图像进行分割处理的神经网络,比如U-Net网络。

[0088] 步骤S302,对分割图像进行二值化处理,得到分割图像对应的二值化图像。

[0089] 举例说明,服务器对分割图像进行二值化处理,以将分割图像中的腺管区域图像的各个像素点的像素值均调整成最大值(如255),以及将分割图像中的非腺管区域图像的各个像素点的像素值均调整成最小值(如0),从而得到分割图像对应的二值化图像,如图4(b)所示。

[0090] 步骤S303,通过设定大小的矩形结构元素对二值化图像进行开运算处理,得到新的二值化图像。

[0091] 其中,矩形结构元素是指对二值化图像进行开运算处理,以滤除二值化图像中的零散像素点,同时使得二值化图像的大致形状不发生变化的结构元素,比如 5×5 的矩形结构元素。此外,开运算处理是指对二值化图像先进行腐蚀处理,再进行膨胀处理。

[0092] 举例说明,服务器通过 5×5 的矩形结构元素,对二值化图像先进行腐蚀处理,再进行膨胀处理,以滤除二值化图像中判断错误的零散像素点,得到新的二值化图像。这样,有利于滤除分割图像中一些判断错误的零散像素点,同时使得二值化图像的大致形状不发生变化,便于后续识别和滤除原始图像块中的非腺管区域图像,进一步避免了胃部病理图像中的非腺管区域图像的干扰。

[0093] 需要说明的是,图像分割网络得到的是每一个像素点的分割结果,难免会有一些判断错误的零散像素点,此处使用开运算处理去掉零散像素点。在使用开运算处理之前,先将分割图像转化成二值图像0/255(其中像素值为0的像素点代表背景,即非腺管区域图像;像素值为255的像素点代表前景,即腺管区域图像);为了既滤除判断有误的零散像素点,又保留分割后的大致形状不发生变化,开运算处理使用矩形结构元素为 5×5 的矩形区域。

[0094] 步骤S304,获取新的二值化图像中像素值为零的像素点坐标。

[0095] 步骤S305,将原始图像块中像素点坐标对应的图像,作为原始图像块中的非腺管区域图像。

[0096] 举例说明,服务器识别出新的二值化图像中像素值为零的像素点坐标,将原始图像中该像素点坐标对应的图像,作为原始图像块中的非腺管区域图像;并将原始图像块中的非腺管区域图像中的各个像素点的像素值均调整成最大值(如255),以将原始图像块中的非腺管区域图像调整成白色,从而得到胃部病理图像的目标图像块,如图4(c)所示。当然,服务器也可以直接将原始图像中该像素点坐标对应的像素点的像素值均调整成255。

[0097] 需要说明的是,只对原始图像块中的非腺管区域图像中的各个像素点的像素值进行调整,无需对原始图像块中除非腺管区域图像之外的图像中的各个像素点的像素值进行调整。

[0098] 在本实施例中,通过对原始图像块进行分割处理、二值化处理、开运算处理,有利于准确识别出原始图像块中的非腺管区域图像,便于后续将原始图像块中的非腺管区域图像全部调整为白色,使得原始图像块中只包含腺管区域图像,从而滤除了非腺管区域图像的干扰,进一步提高了胃部病理图像的分类准确率。

[0099] 在一个实施例中,上述步骤S301,对原始图像块进行分割处理,得到原始图像块的分割图像,包括:将原始图像块输入至图像分割网络中,得到原始图像块中各个像素点属于

腺管区域图像的概率值;将原始图像块中概率值大于预设概率值的像素点以及概率值小于或者等于预设概率值的像素点,对应标记为腺管区域图像和非腺管区域图像,得到分割图像。

[0100] 其中,预设概率值用于衡量像素点是否属于腺管区域图像,具体大小可以根据实际情况进行调整,在此不再具体限定。

[0101] 举例说明,服务器将原始图像块输入至图像分割网络U-Net中,输出与原始图像块长宽相等的概率图,该概率图中包括原始图像块中各个像素点属于腺管区域图像的概率值;接着,服务器将原始图像块中概率值大于预设概率值的像素点标记为腺管区域图像,将原始图像块中概率值小于或者等于预设概率值的像素点标记为非腺管区域图像,即背景区域图像,从而得到原始图像块对应的分割图像。

[0102] 在本实施例中,通过对原始图像块进行分割处理,有利于识别出原始图像块的非腺管区域图像,便于后续将原始图像块中的非腺管区域图像全部调整为白色,使得原始图像块中只包含腺管区域图像,从而滤除了非腺管区域图像的干扰,进一步提高了胃部病理图像的分类准确率。

[0103] 在一个实施例中,上述步骤S203,提取目标图像块的图像特征,包括:将目标图像块输入图像分类网络中,得到目标图像块的图像特征;目标图像块的图像特征为图像分类网络中倒数第二个全连接层输出的图像特征。

[0104] 其中,图像分类网络是指对目标图像块进行分类,以输出目标图像块的病变类别的神经网络,比如EfficientNet;其包含有两个全连接层,倒数第二个全连接层的维度较高,比如2000。

[0105] 举例说明,服务器将目标图像块输入EfficientNet分类网络中,通过EfficientNet分类网络对目标图像块进行图像特征提取,并获取EfficientNet分类网络倒数第二个全连接层输出的图像特征,作为目标图像块的图像特征。参照此方法,对于每个目标图像块,都提取该倒数第二个全连接层输出的图像特征,可以得到各个目标图像块的图像特征。

[0106] 需要说明的是,EfficientNet分类网络还可以依靠其轻量级运算速度快以及精度高的特点,得到准确率高的胃部病变图像分类结果。

[0107] 在本实施例中,通过将图像分类网络中倒数第二个全连接层输出的图像特征,作为目标图像块的图像特征,有利于后续为随机森林模型提供足够多的输入特征,以通过随机森林模型对目标图像块进行准确识别,从而提高了胃部病理图像的分类准确率。

[0108] 在一个实施例中,上述步骤S204,将目标图像块的图像特征输入至预先训练的随机森林模型中,得到胃部病理图像的病变类别,包括:将胃部病理图像的各个目标图像块的图像特征进行融合处理,得到胃部病理图像的目标图像特征;将目标图像特征输入至预先训练的随机森林模型中,得到随机森林模型中各个决策树输出的病变类别;从各个决策树输出的病变类别中,筛选出数量最多的病变类别,作为胃部病理图像的病变类别。

[0109] 其中,预先训练的随机森林模型是一个基于集成学习的思想实现的机器学习分类模型,由众多个决策树集体构成;可以将高维度的图像特征作为输入,病变类别作为输出,具有极高的准确率。

[0110] 举例说明,服务器将胃部病理图像的各个目标图像块的图像特征进行拼接处理,

得到拼接处理后的图像特征,作为胃部病理图像的目标图像特征;将胃部病理图像的目标图像特征输入至预先训练的随机森林模型中,通过预先训练的随机森林模型中的各个决策树对胃部病理图像的目标图像特征进行分析处理,得到各个决策树输出的病变类别;从各个决策树输出的病变类别中,筛选出数量最多的病变类别,作为胃部病理图像的病变类别。

[0111] 进一步地,服务器还可以采集胃部病理图像的目标样本图像特征以及真实病变类别(由医生标注得到),将胃部病理图像的目标样本图像特征输入待训练的随机森林模型,得到胃部病理图像的预测病变类别;根据胃部病理图像的预测病变类别和真实病变类别,统计随机森林模型的损失值;根据损失值对随机森林模型进行反复训练,直到根据训练后的随机森林模型得到的损失值小于预设损失值,则训练结束,并将该训练后的随机森林模型作为上述预先训练的随机森林模型。

[0112] 在本实施例中,通过预先训练的随机森林模型对胃部病理图像进行综合识别,避免了通过人工判断胃部病理图像容易出现分类错误的缺陷,从而提高了胃部病理图像的分类准确率。

[0113] 在一个实施例中,在将目标图像块输入图像分类网络中,得到目标图像块的图像特征之后,还包括:通过图像分类网络对目标图像块的图像特征进行全连接处理,得到目标图像块中的腺管类别。

[0114] 其中,腺管类别包括低级别瘤变腺管和高级别瘤变腺管。

[0115] 具体地,服务器通过图像分类网络对目标图像块的图像特征进行全连接处理,得到目标图像块属于低级别瘤变腺管的概率和属于高级别瘤变腺管的概率;若目标图像块属于低级别瘤变腺管的概率较大,则确定目标图像块中的腺管类别为低级别瘤变腺管;若目标图像块属于高级别瘤变腺管的概率较大,则确定目标图像块中的腺管类别为高级别瘤变腺管。

[0116] 进一步地,本申请的胃部病变图像的分类方法还包括:根据目标图像块以及目标图像块中的腺管类别,确定胃部病理图像上的腺管区域图像以及腺管区域图像中的腺管类别;将腺管区域图像和腺管类别均确定后的胃部病理图像以及胃部病理图像的病变类别发送至医护人员终端,并将腺管区域图像和腺管类别均确定后的胃部病理图像以及胃部病理图像的病变类别上传至区块链中。

[0117] 具体地,服务器根据目标图像块中的腺管区域图像和非腺管区域图像,对应识别出胃部病理图像上的腺管区域图像和非腺管区域图像,并将目标图像块中的腺管类别,作为胃部病理图像上该腺管区域图像中的腺管类别;参照此方法,可以根据各个目标图像块以及目标图像块中的腺管类别,标记出胃部病理图像上的腺管区域图像、非腺管区域图像以及腺管区域图像中的腺管类别,以在胃部病理图像上显示腺管区域图像、非腺管区域图像以及腺管区域图像中的腺管类别;接着,服务器将标记后的胃部病理图像以及胃部病理图像的病变类别发送至医护人员终端,比如医护人员的手机或者电脑,通过医护人员终端的终端界面展示标记后的胃部病理图像以及胃部病理图像的病变类别;这样,通过将腺管的分割结果、各腺管分类结果显示在胃部病理图像上,并将随机森林模型得到的病变类别反馈给医生,有利于协助医生进行最终的判断,使得医生可以更加高效地得到更加准确的胃部病理图像分类结果。

[0118] 需要强调的是,为进一步保证上述腺管区域图像和腺管类别均确定后的胃部病理

图像以及胃部病理图像的病变类别的私密和安全性,上述腺管区域图像和腺管类别均确定后的胃部病理图像以及胃部病理图像的病变类别还可以存储于一区块链的节点中。

[0119] 举例说明,服务器利用区块链技术,生成上述腺管区域图像和腺管类别均确定后的胃部病理图像以及胃部病理图像的病变类别的区块,将上述腺管区域图像和腺管类别均确定后的胃部病理图像以及胃部病理图像的病变类别的区块存储至区块链的节点中,以通过区块链存储上述腺管区域图像和腺管类别均确定后的胃部病理图像以及胃部病理图像的病变类别,避免上述腺管区域图像和腺管类别均确定后的胃部病理图像以及胃部病理图像的病变类别被篡改,从而保证了上述腺管区域图像和腺管类别均确定后的胃部病理图像以及胃部病理图像的病变类别的安全性。

[0120] 在一个实施例中,如图5所示,提供了另一种基于人工智能的胃部病理图像的分类方法,以该方法应用于图1中的服务器为例进行说明,包括以下步骤:

[0121] 步骤S501,获取待识别的胃部病理图像。

[0122] 步骤S502,对胃部病理图像进行切块处理,得到多个设定大小的图像块。

[0123] 步骤S503,分别获取各个图像块的像素均值;从各个图像块中,将像素均值小于预设阈值的图像块,作为胃部病理图像的原始图像块。

[0124] 步骤S504,将原始图像块输入至图像分割网络中,得到原始图像块中各个像素点属于腺管区域图像的概率值。

[0125] 步骤S505,将原始图像块中概率值大于预设概率值的像素点以及概率值小于或者等于预设概率值的像素点,对应标记为腺管区域图像和非腺管区域图像,得到原始图像块的分割图像。

[0126] 步骤S506,对分割图像进行二值化处理,得到分割图像对应的二值化图像。

[0127] 步骤S507,通过设定大小的矩形结构元素对二值化图像进行开运算处理,得到新的二值化图像。

[0128] 步骤S508,获取新的二值化图像中像素值为零的像素点坐标;将原始图像块中像素点坐标对应的图像,作为原始图像块中的非腺管区域图像。

[0129] 步骤S509,将非腺管区域图像中的像素点的像素值均调整成最大值,得到胃部病理图像的目标图像块。

[0130] 步骤S510,将目标图像块输入图像分类网络中,得到目标图像块的图像特征;目标图像块的图像特征为图像分类网络中倒数第二个全连接层输出的图像特征。

[0131] 步骤S511,将胃部病理图像的各个目标图像块的图像特征进行融合处理,得到胃部病理图像的目标图像特征。

[0132] 步骤S512,将目标图像特征输入至预先训练的随机森林模型中,得到随机森林模型中各个决策树输出的病变类别。

[0133] 步骤S513,从各个决策树输出的病变类别中,筛选出数量最多的病变类别,作为胃部病理图像的病变类别。

[0134] 步骤S514,通过图像分类网络对目标图像块的图像特征进行全连接处理,得到目标图像块中的腺管类别。

[0135] 步骤S515,根据目标图像块以及目标图像块中的腺管类别,确定胃部病理图像上的腺管区域图像以及腺管区域图像中的腺管类别。

[0136] 步骤S516,将腺管区域图像和腺管类别均确定后的胃部病理图像以及胃部病理图像的病变类别发送至医护人员终端,并将腺管区域图像和腺管类别均确定后的胃部病理图像以及胃部病理图像的病变类别上传至区块链中。

[0137] 上述基于人工智能的胃部病理图像的分类方法,实现了根据胃部病理图像的原始图像块,得到胃部病理图像的病变类别的目的;通过预先训练的随机森林模型对胃部病理图像进行综合识别,避免了通过人工判断胃部病理图像容易出现分类错误的缺陷,从而提高了胃部病理图像的分类准确率;同时,将不包含非腺管区域图像的目标图像块的图像特征,作为预先训练的随机森林模型的输入,避免了胃部病理图像中的非腺管区域图像的干扰,从而有效地弱化了胃部病理图像的分类难度,进一步提高了胃部病理图像的分类准确率。

[0138] 应该理解的是,虽然图2、3、5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、3、5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。

[0139] 在一个实施例中,如图6所示,提供了一种基于人工智能的胃部病理图像的分类装置,包括:原始图像块获取模块610、目标图像块获取模块620、图像特征提取模块630和病变类别确定模块640,其中:

[0140] 原始图像块获取模块610,用于获取胃部病理图像的原始图像块。

[0141] 目标图像块获取模块620,用于识别原始图像块中的非腺管区域图像,将非腺管区域图像中的像素点的像素值均调整成最大值,得到胃部病理图像的目标图像块。

[0142] 图像特征提取模块630,用于提取目标图像块的图像特征。

[0143] 病变类别确定模块640,用于将目标图像块的图像特征输入至预先训练的随机森林模型中,得到胃部病理图像的病变类别;预先训练的随机森林模型用于获取胃部病理图像的病变类别。

[0144] 上述实施例,通过基于人工智能的胃部病理图像的分类装置,实现了根据胃部病理图像的原始图像块,得到胃部病理图像的病变类别的目的;通过预先训练的随机森林模型对胃部病理图像进行综合识别,避免了通过人工判断胃部病理图像容易出现分类错误的缺陷,从而提高了胃部病理图像的分类准确率;同时,将不包含非腺管区域图像的目标图像块的图像特征,作为预先训练的随机森林模型的输入,避免了胃部病理图像中的非腺管区域图像的干扰,从而有效地弱化了胃部病理图像的分类难度,进一步提高了胃部病理图像的分类准确率。

[0145] 在一个实施例中,上述原始图像块获取模块610,还用于获取待识别的胃部病理图像;对胃部病理图像进行切块处理,得到多个设定大小的图像块;分别获取各个图像块的像素均值;从各个图像块中,将像素均值小于预设阈值的图像块,作为胃部病理图像的原始图像块。

[0146] 在一个实施例中,上述目标图像块获取模块620,还用于对原始图像块进行分割处

理,得到原始图像块的分割图像;对分割图像进行二值化处理,得到分割图像对应的二值化图像;通过设定大小的矩形结构元素对二值化图像进行开运算处理,得到新的二值化图像;获取新的二值化图像中像素值为零的像素点坐标;将原始图像块中像素点坐标对应的图像,作为原始图像块中的非腺管区域图像。

[0147] 在一个实施例中,上述目标图像块获取模块620,还用于将原始图像块输入至图像分割网络中,得到原始图像块中各个像素点属于腺管区域图像的概率值;将原始图像块中概率值大于预设概率值的像素点以及概率值小于或者等于预设概率值的像素点,对应标记为腺管区域图像和非腺管区域图像,得到分割图像。

[0148] 在一个实施例中,上述图像特征提取模块630,还用于将目标图像块输入图像分类网络中,得到目标图像块的图像特征;目标图像块的图像特征为图像分类网络中倒数第二个全连接层输出的图像特征。

[0149] 在一个实施例中,上述病变类别确定模块640,还用于将胃部病理图像的各个目标图像块的图像特征进行融合处理,得到胃部病理图像的目标图像特征;将目标图像特征输入至预先训练的随机森林模型中,得到随机森林模型中各个决策树输出的病变类别;从各个决策树输出的病变类别中,筛选出数量最多的病变类别,作为胃部病理图像的病变类别。

[0150] 在一个实施例中,上述图像特征提取模块630,还用于通过图像分类网络对目标图像块的图像特征进行全连接处理,得到目标图像块中的腺管类别。

[0151] 在一个实施例中,上述胃部病理图像的分类装置还包括发送模块,用于根据目标图像块以及目标图像块中的腺管类别,确定胃部病理图像上的腺管区域图像以及腺管区域图像中的腺管类别;将腺管区域图像和腺管类别均确定后的胃部病理图像以及胃部病理图像的病变类别发送至医护人员终端,并将腺管区域图像和腺管类别均确定后的胃部病理图像以及胃部病理图像的病变类别上传至区块链中。

[0152] 关于基于人工智能的胃部病理图像的分类装置的具体限定可以参见上文中对于基于人工智能的胃部病理图像的分类方法的限定,在此不再赘述。上述基于人工智能的胃部病理图像的分类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。

[0153] 在一个实施例中,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7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胃部病理图像的原始图像块、目标图像块、图像特征、病变类别等数据。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基于人工智能的胃部病理图像的分类方法。

[0154] 本领域技术人员可以理解,图7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。

[0155] 在一个实施例中,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各方法实施例中的步骤。

[0156] 在一个实施例中,提供了一种计算机可读存储介质,存储有计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现上述各方法实施例中的步骤。

[0157] 本发明所指区块链是分布式数据存储、点对点传输、共识机制、加密算法等计算机技术的新型应用模式。区块链(Blockchain),本质上是一个去中心化的数据库,是一串使用密码学方法相关联产生的数据块,每一个数据块中包含了一批次网络交易的信息,用于验证其信息的有效性(防伪)和生成下一个区块。区块链可以包括区块链底层平台、平台产品服务层以及应用服务层等。

[0158] 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。

[0159] 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个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。

[0160] 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。

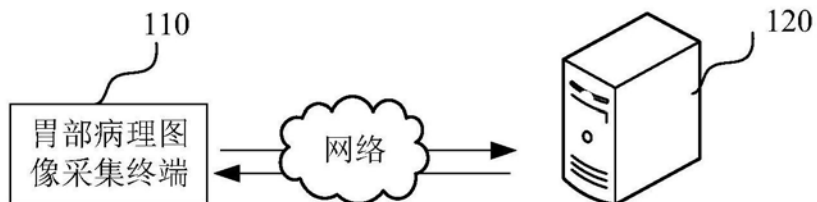


图1

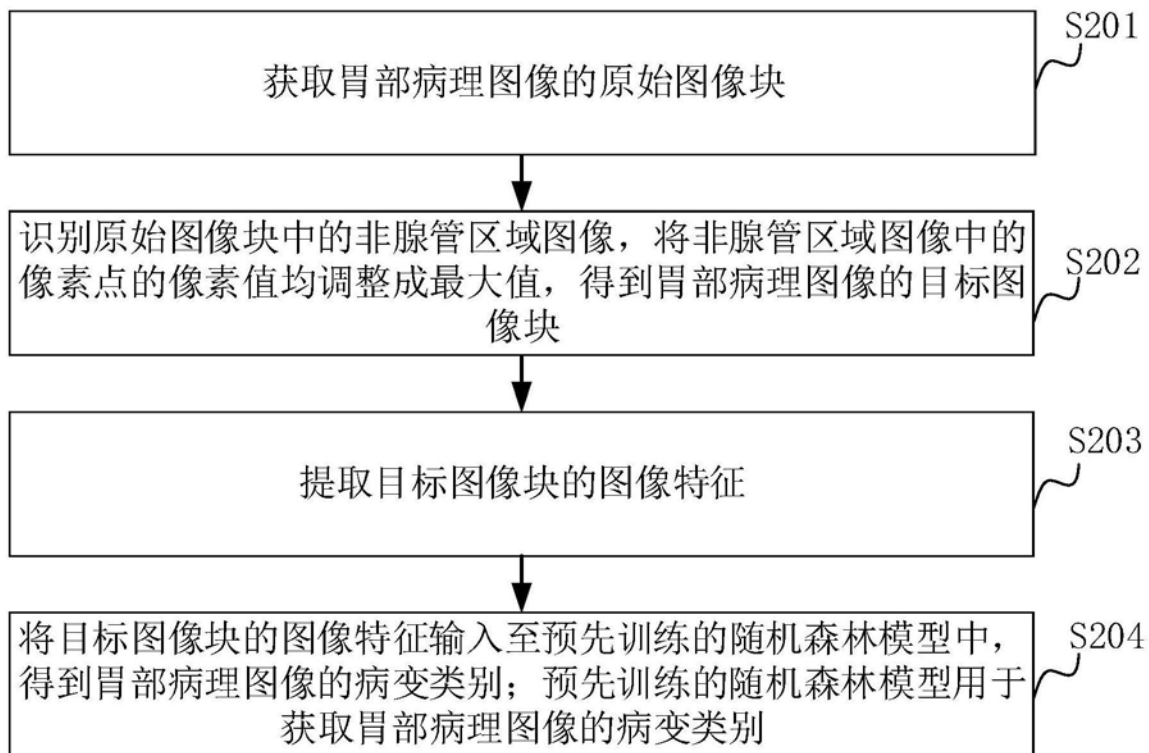


图2

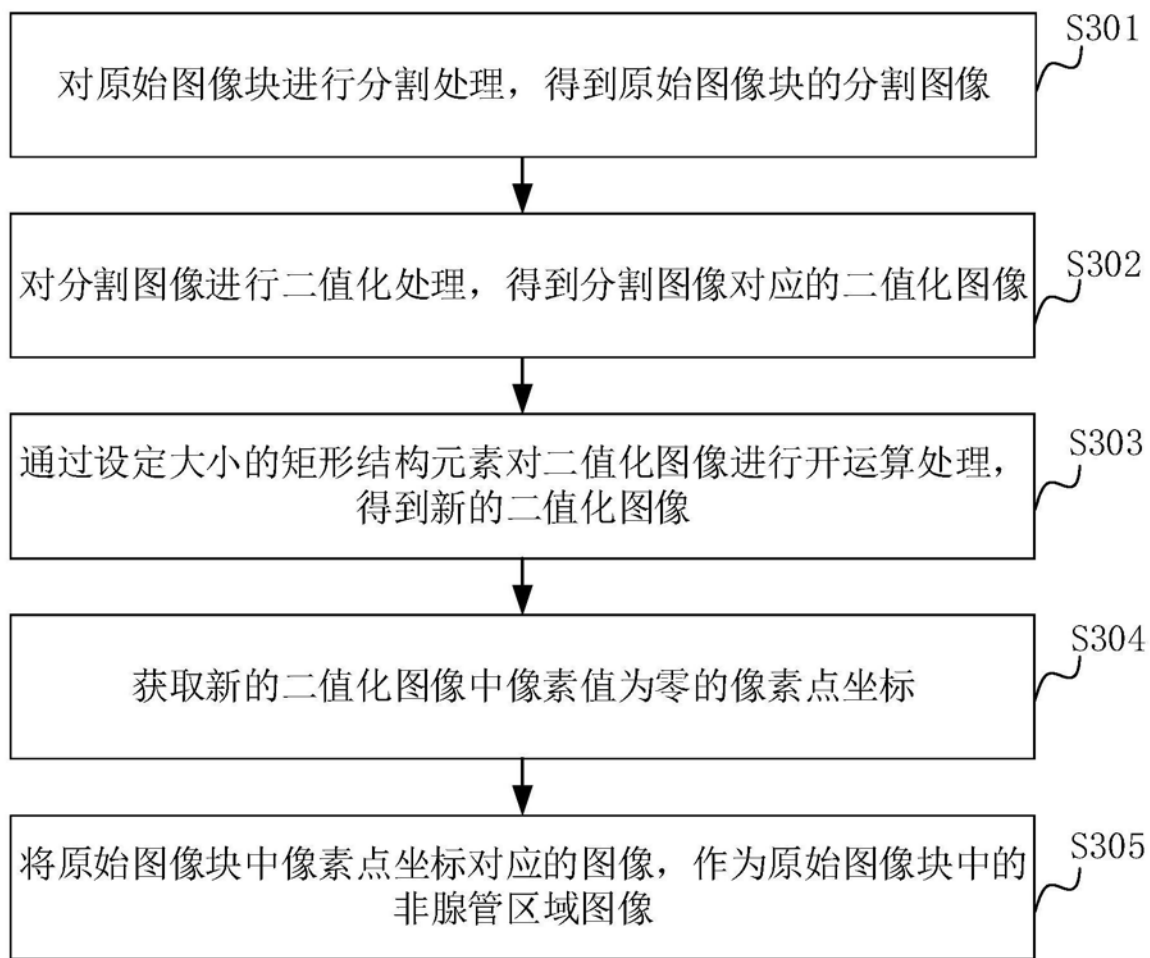


图3

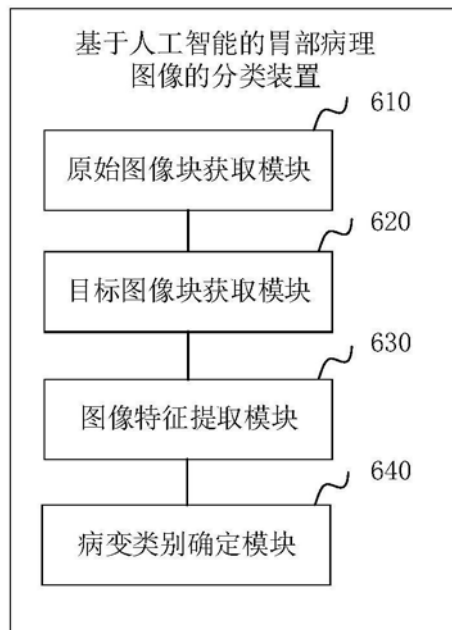
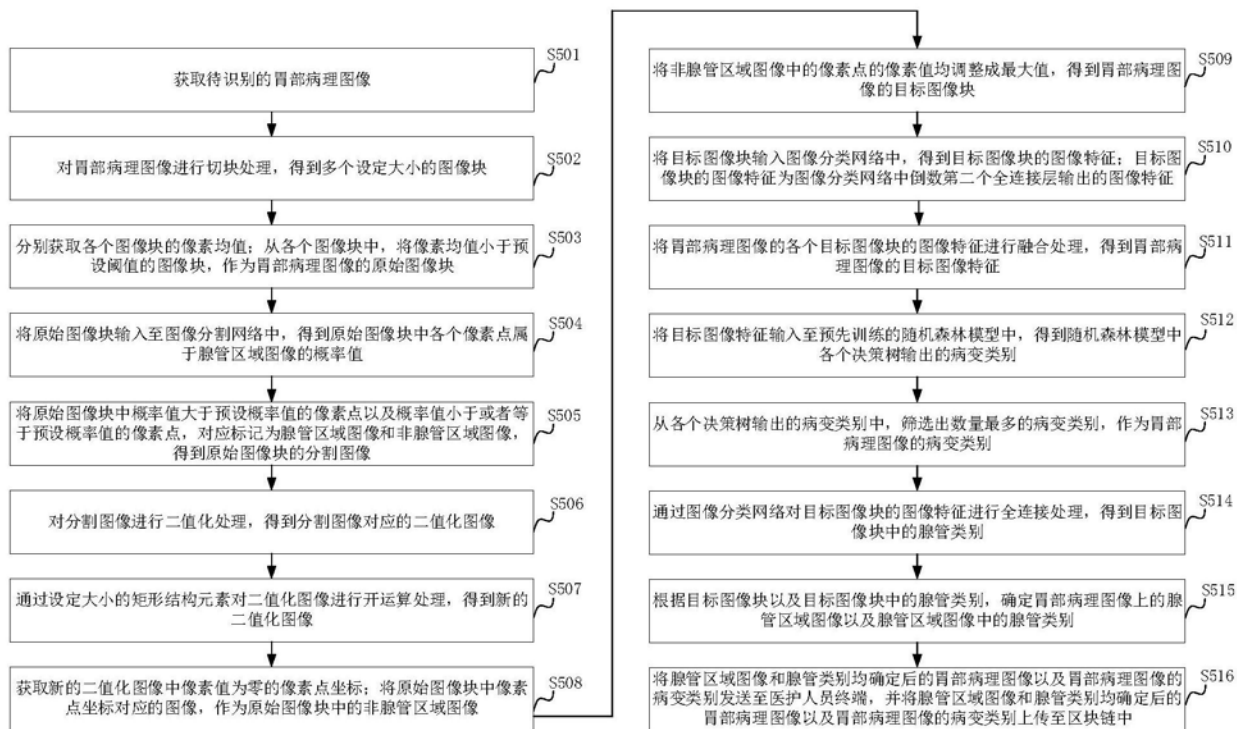


(a) 原始图像块

(b) 二值化图像

(c) 目标图像块

图4



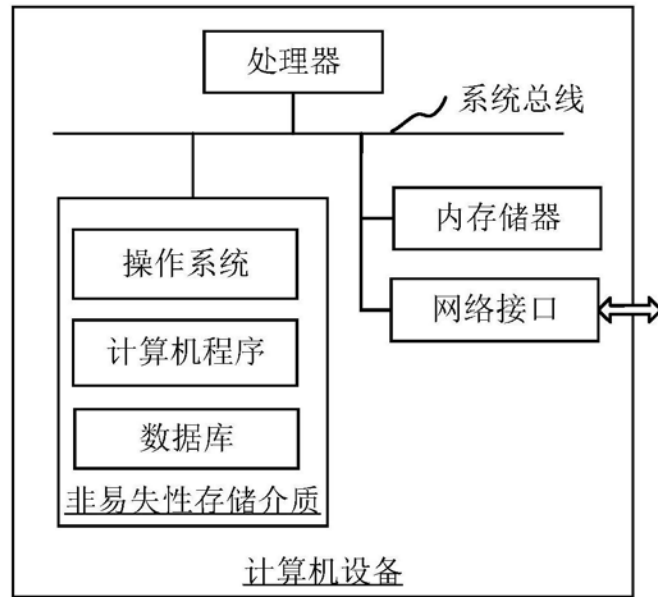


图7