



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112861916 A

(43) 申请公布日 2021.05.28

(21) 申请号 202110044346.1

(22) 申请日 2021.01.13

(71) 申请人 武汉希诺智能医学有限公司

地址 430000 湖北省武汉市黄陂区横店街
道周大福(武汉)珠宝文化产业园项目
一期A5厂房/栋单元1-6层(1)号304室

(72) 发明人 李子辉 陈涛 熊鹰 蒙新亮

(74) 专利代理机构 武汉高得专利代理事务所
(普通合伙) 42268

代理人 姜璐

(51) Int.Cl.

G06K 9/62 (2006.01)

G06N 3/04 (2006.01)

G06N 3/08 (2006.01)

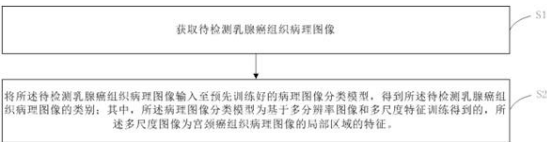
权利要求书2页 说明书7页 附图3页

(54) 发明名称

一种浸润性宫颈癌病理图像分类方法和系统

(57) 摘要

本发明实施例提供一种浸润性宫颈癌病理图像分类方法和系统,建立一套深度卷积神经网络集合,从多尺度训练图像中提取最有用的视觉特征,根据提取的深度特征向量的新数据集,对每个梯度增强树分类器进行训练。应用多数投票策略来组合增强树分类器;通过对宫颈癌肿瘤多尺度深层特征的改进提取,最终得到了一个增强分类器,达到了良好的分类性能。



1. 一种浸润性宫颈癌病理图像分类方法,其特征在于,包括:获取待检测宫颈癌组织病理图像;将所述待检测宫颈癌组织病理图像输入至预先训练好的病理图像分类模型,得到所述待检测宫颈癌组织病理图像的分类;其中,所述病理图像分类模型为基于多分辨率图像和多尺度特征训练得到的,所述多尺度图像为宫颈癌组织病理图像的局部区域的特征。

2. 据权利要求1所述的浸润性宫颈癌病理图像分类方法,其特征在于,所述将所述待检测宫颈癌组织病理图像输入至预先训练好的病理图像分类模型前,还包括:获取不同类别的宫颈癌组织病理图像;所述宫颈癌组织病理图像为苏木精-伊红染色处理后的病理图像;对所述宫颈癌组织病理图像进行归一化处理;对所述宫颈癌组织病理图像进行数据增强处理,得到每个类型的所述宫颈癌组织病理图像的训练数据集;基于所述训练数据集进行神经网络训练,得到用于宫颈癌组织病理图像的分类分类的病理图像分类模型。

3. 据权利要求2所述的浸润性宫颈癌病理图像分类方法,其特征在于,所述数据增强处理包括反转、随机剪裁、旋转和平移。

4. 据权利要求2所述的浸润性宫颈癌病理图像分类方法,其特征在于,基于所述训练数据集进行神经网络训练,具体包括:对所述训练数据集中的图像进行不同比例缩放;为每个类型的所述宫颈癌组织病理图像构建一个Inception-ResNet-v2模型,所述Inception-ResNet-v2模型的全连接层断开;将所述训练数据集缩放后得到的数据输入至对应的Inception-ResNet-v2模型中,提取每个类型所述宫颈癌组织病理图像的深度特征向量;将每个类型所述宫颈癌组织病理图像的深度特征向量输入至一个对应梯度增强分类器中进行训练,得到用于宫颈癌组织病理图像的分类分类的病理图像分类模型。

5. 据权利要求4所述的浸润性宫颈癌病理图像分类方法,其特征在于,所述梯度增强分类器采用多数投票策略进行组合。

6. 据权利要求4所述的浸润性宫颈癌病理图像分类方法,其特征在于,将所述训练数据集缩放后得到的数据输入至对应的Inception-ResNet-v2模型中,提取每个类型所述宫颈癌组织病理图像的深度特征向量,具体包括:基于TensorFlow分布式机器学习系统,在GeForce GTX 1080 Ti上对每个Inception-ResNet-v2模型进行随机梯度训练;将每个Inception-ResNet-v2模型的最后一个卷积层转换为长度为1056的一维特征向量,提取每个类型所述宫颈癌组织病理图像的深度特征向量。

7. 据权利要求3所述的浸润性宫颈癌病理图像分类方法,其特征在于,输入至对应的Inception-ResNet-v2模型中至少包括3中不同比例缩放的所述训练数据集中的图像。

8. 种浸润性宫颈癌病理图像分类系统,其特征在于,包括:第一模块,用于获取待检测宫颈癌组织病理图像;第二模块,用于将所述待检测宫颈癌组织病理图像输入至预先训练好的病理图像分类模型,得到所述待检测宫颈癌组织病理图像的分类;其中,所述病理图像分类模型为基于多分辨率图像和多尺度特征训练得到的,所述多尺度图像为宫颈癌组织病理图像的局部区域的特征。

9. 种电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,其特征在于,所述处理器执行所述程序时实现如权利要求1至7任一项所述浸润性宫颈癌病理图像分类方法的步骤。

10. 一种非暂态计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,该计算机

程序被处理器执行时实现如权利要求1至7任一项所述浸润性宫颈癌病理图像分类方法的步骤。

一种浸润性宫颈癌病理图像分类方法和系统

技术领域

[0001] 本发明实施例涉及计算机技术领域,尤其涉及一种浸润性宫颈癌病理图像分类方法和系统。

背景技术

[0002] 宫颈癌是全球女性第二大癌症类型,且近年来宫颈癌新增病例呈逐年递增趋势。宫颈癌其病情隐匿,导致其发现和确诊时间晚,错失最佳治疗时机,每年许多宫颈癌患者死亡。其中浸润性宫颈癌是所有宫颈癌中最常见的亚型,为了给整个样本分配等级,病理学家通常关注包含浸润性宫颈癌的分布区域。然而,大多数计算机辅助诊断系统传统上使用手工特征提取方法,这些方法耗费大量时间而且效果较差。

发明内容

[0003] 本发明实施例提供一种浸润性宫颈癌病理图像分类方法和系统,以解决现有技术中使用手工特征提取方法,耗费大量时间而且效果较差的问题。

[0004] 第一方面,本发明实施例提供一种浸润性宫颈癌病理图像分类方法,包括:

[0005] 获取待检测宫颈癌组织病理图像;

[0006] 将所述待检测宫颈癌组织病理图像输入至预先训练好的病理图像分类模型,得到所述待检测宫颈癌组织病理图像的类别;其中,所述病理图像分类模型为基于多分辨率图像和多尺度特征训练得到的,所述多尺度图像为宫颈癌组织病理图像的局部区域的特征。

[0007] 作为优选的,所述将所述待检测宫颈癌组织病理图像输入至预先训练好的病理图像分类模型前,还包括:

[0008] 获取不同类别的宫颈癌组织病理图像;所述宫颈癌组织病理图像为苏木精-伊红染色染色法处理后的病理图像;

[0009] 对所述宫颈癌组织病理图像进行归一化处理;

[0010] 对所述宫颈癌组织病理图像进行数据增强处理,得到每个类型的所述宫颈癌组织病理图像的训练数据集;

[0011] 基于所述训练数据集进行神经网络训练,得到用于宫颈癌组织病理图像的类别分类的病理图像分类模型。

[0012] 作为优选的,所述数据增强处理包括反转、随机剪裁、旋转和平移。

[0013] 作为优选的,基于所述训练数据集进行神经网络训练,具体包括:

[0014] 对所述训练数据集中的图像进行不同比例缩放;

[0015] 为每个类型的所述宫颈癌组织病理图像构建一个Inception-ResNet-v2模型,所述Inception-ResNet-v2模型的全连接层断开;

[0016] 将所述训练数据集缩放后得到的数据输入至对应的Inception-ResNet-v2 模型中,提取每个类型所述宫颈癌组织病理图像的深度特征向量;

[0017] 将每个类型所述宫颈癌组织病理图像的深度特征向量输入至一个对应梯度增强

分类器中进行训练,得到用于宫颈癌组织病理图像的类别分类的病理图像分类模型。

[0018] 作为优选的,所述梯度增强分类器采用多数投票策略进行组合。

[0019] 作为优选的,将所述训练数据集缩放后得到的数据输入至对应的 Inception-ResNet-v2模型中,提取每个类型所述宫颈癌组织病理图像的深度特征向量,具体包括:

[0020] 基于TensorFlow分布式机器学习系统,在GeForce GTX 1080Ti上对每个Inception-ResNet-v2模型进行随机梯度训练;

[0021] 将每个Inception-ResNet-v2模型的最后一个卷积层转换为长度为1056的一维特征向量,提取每个类型所述宫颈癌组织病理图像的深度特征向量。

[0022] 作为优选的,输入至对应的Inception-ResNet-v2模型中至少包括3中不同比例缩放的所述训练数据集中的图像。

[0023] 第二方面,本发明实施例提供一种浸润性宫颈癌病理图像分类系统,包括:

[0024] 第一模块,用于获取待检测宫颈癌组织病理图像;

[0025] 第二模块,用于将所述待检测宫颈癌组织病理图像输入至预先训练好的病理图像分类模型,得到所述待检测宫颈癌组织病理图像的类别;其中,所述病理图像分类模型为基于多分辨率图像和多尺度特征训练得到的,所述多尺度图像为宫颈癌组织病理图像的局部区域的特征。

[0026] 第三方面,本发明实施例提供一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序,所述处理器执行所述程序时实现如本发明第一方面实施例所述浸润性宫颈癌病理图像分类方法的步骤。

[0027] 第四方面,本发明实施例提供一种非暂态计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,该计算机程序被处理器执行时实现如本发明第一方面实施例所述浸润性宫颈癌病理图像分类方法的步骤。

[0028] 本发明实施例提供一种浸润性宫颈癌病理图像分类方法和系统,建立一套深度卷积神经网络集合,从多尺度训练图像中提取最有用的视觉特征,根据提取的深度特征向量的新数据集,对每个梯度增强树分类器进行训练。应用多数投票策略来组合增强树分类器;通过对宫颈癌肿瘤多尺度深层特征的改进提取,最终得到了一个增强分类器,达到了良好的分类性能。

附图说明

[0029] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作一简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图是本发明的一些实施例,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他的附图。

[0030] 图1为根据本发明实施例的浸润性宫颈癌病理图像分类方法流程框图;

[0031] 图2为根据本发明实施例的浸润性宫颈癌病理图像分类系统结构示意图;

[0032] 图3为根据本实施例中提出的CNN架构示意图;

[0033] 图4为根据本实施例提出的算法的所有基本预处理步骤;

[0034] 图5为根据本实施例的特征提取模型的整个架构;

[0035] 图6为根据本发明实施例的服务器结构示意图。

具体实施方式

[0036] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,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,都属于本发明保护的范围。

[0037] 本申请实施例中术语“和/或”,仅仅是一种描述关联对象的关联关系,表示可以存在三种关系,例如,A和/或B,可以表示:单独存在A,同时存在A和B,单独存在B这三种情况。

[0038] 本申请实施例中的术语“第一”、“第二”仅用于描述目的,而不能理解为指示或暗示相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量。由此,限定有“第一”、“第二”的特征可以明示或者隐含地包括至少一个该特征。本申请的描述中,术语“包括”和“具有”以及它们任何变形,意图在于覆盖不排他的包含。例如包含了一系列部件或单元的系统、产品或设备没有限定于已列出的部件或单元,而是可选地还包括没有列出的部件或单元,或可选地还包括对于这些产品或设备固有的其它部件或单元。本申请的描述中,“多个”的含义是至少两个,例如两个,三个等,除非另有明确具体的限定。

[0039] 在本文中提及“实施例”意味着,结合实施例描述的特定特征、结构或特性可以包含在本申请的至少一个实施例中。在说明书中的各个位置出现该短语并不一定均是指相同的实施例,也不是与其它实施例互斥的独立的或备选的实施例。本领域技术人员显式地和隐式地理解的是,本文所描述的实施例可以与其它实施例相结合。

[0040] 浸润性宫颈癌是所有宫颈癌中最常见的亚型,为了给整个样本分配等级,病理学家通常关注包含浸润性宫颈癌的分布区域。然而,大多数计算机辅助诊断系统传统上使用手工特征提取方法,这些方法耗费大量时间而且效果一般。

[0041] 因此,本发明实施例提供一种浸润性宫颈癌病理图像分类方法和系统,建立一套深度卷积神经网络集合,从多尺度训练图像中提取最有用的视觉特征,根据提取的深度特征向量的新数据集,对每个梯度增强树分类器进行训练。应用多数投票策略来组合增强树分类器;通过对宫颈癌肿瘤多尺度深层特征的改进提取,最终得到了一个增强分类器,达到了良好的分类性能。以下将通过多个实施例进行展开说明和介绍。

[0042] 图1为本发明实施例提供一种浸润性宫颈癌病理图像分类方法,如图1 中所示,包括:

[0043] S1、获取待检测宫颈癌组织病理图像;

[0044] S2、将所述待检测宫颈癌组织病理图像输入至预先训练好的病理图像分类模型,得到所述待检测宫颈癌组织病理图像的类别;其中,所述病理图像分类模型为基于多分辨率图像和多尺度特征训练得到的,所述多尺度图像为宫颈癌组织病理图像的局部区域的特征。

[0045] 具体的,本实施例中利用卷积神经网络来提取浸润性宫颈癌的有效特征,由于最终模型分类的准确率通常受到有效训练数据、网络架构的选择、损失函数等影响,这给分类模型增加了不少难度。因此,本实施例考虑使用迁移学习和深度特征提取方法,使预先训练的CNN模型适应本实施例问题。将在大数据集上预训练得到的网络模型作为底层和中层的特征提取器,迁移到原始数据集。使用AlexNet和VGG16的fc6和fc7层进行深度特征提取并且 AlexNet用于进一步微调。然后通过支持向量机(Support Vector Machines, SVM)对所

获得的特征进行分类。本实施例还建立一套深度卷积神经网络集合(DCNNs),从多尺度训练图像中提取最有用的视觉特征,根据提取的深度特征向量的新数据集,对每个梯度增强树分类器进行训练。应用多数投票策略来组合增强树分类器。通过对宫颈癌肿瘤多尺度深层特征的改进提取,最终得到了一个增强分类器,达到了良好的分类性能。

[0046] 下面对本实施例的一种脱硫废水深度脱汞设备的实现细节进行具体的说明,以下内容仅为方便理解提供的实现细节,并非实施本方案的必须。

[0047] 在上述实施例的基础上,作为一种优选的实施方式,所述将所述待检测宫颈癌组织病理图像输入至预先训练好的病理图像分类模型前,还包括:

[0048] 获取不同类别的宫颈癌组织病理图像;所述宫颈癌组织病理图像为苏木精-伊红染色染色法处理后的病理图像;

[0049] 对所述宫颈癌组织病理图像进行归一化处理;

[0050] 对所述宫颈癌组织病理图像进行数据增强处理,得到每个类型的所述宫颈癌组织病理图像的训练数据集;

[0051] 基于所述训练数据集进行神经网络训练,得到用于宫颈癌组织病理图像的分类病理图像分类模型。

[0052] 具体的,本实施例中提出的CNN的方案和架构如图2和图3所示,输入的宫颈癌组织病理学图像被输入到预先训练好的CNN模型中。对于特征提取,使用预训练的AlexNet和VGG16模型。然后利用SVM分类器对得到的特征向量进行分类,确定输入图像的类别标签。对于微调,只考虑AlexNet 模型。

[0053] 本实施例中,提出了一套深卷积神经网络(DCNNs),用于从多尺度训练图像中提取最有用的视觉特征。DCNNs通过聚合多尺度信息来提高对多标签宫颈癌分类的准确性。此外,该网络还可以从原始图像中提取全局和局部信息。通过使用较低分辨率的输入图像,可以扩展原始图像中的网络的感受域以更充分地覆盖全局特征。

[0054] 此外,本实施例的网络使用高分辨率的输入图像来提取局部区域的多尺度特征。这些优点可以有效地应用于宫颈癌分类检测任务,因为宫颈癌肿瘤和细胞具有各种各样的形状、大小、边缘和密度。

[0055] 首先,本实施例的网络可以通过提取多尺度的局部特征来检测不同大小的宫颈癌肿瘤,这些特征对医生来说非常重要,可以确定宫颈癌的分期。在大多数情况下,如果医生发现小的肿瘤,病人有更好的机会长期生存。否则,较大的肿瘤更具危害性,医生可能会建议手术进行乳房切除或化疗。

[0056] 其次,本实施例的网络可以根据在局部区域获得的详细信息,识别宫颈癌组织的特征性异常,如形状和边缘。宫颈癌肿瘤的形状通常是圆形、椭圆形、小叶状或不规则的。定义不明确或毛刺的边缘往往令人担忧宫颈癌细胞的迹象。

[0057] 最后,本实施例深度卷积神经网络集合能够提取用于估计肿瘤密度和乳房组织数量的全局信息。这是一个重要的优势,因为就脂肪元素的数量而言,高肿瘤密度通常构成宫颈癌的高度可疑迹象。

[0058] 本实施例中的方法包括以下具体步骤:首先,本实施例对苏木精和伊红染色组织学图像进行归一化预处理方法,将其转化为一个共同的空间,并减少其方差。这一重要步骤有助于提高检测性能。在第二步中,本实施例提出了一种新的增强方法,能够在原有有限训

练数据集的基础上有效地增加训练图像的数量。在第三步中,本实施例使用这个增强训练数据集来训练一组具有多尺度输入图像的初始网络。经过这些训练过程,可以从这些初始模型中提取乳腺组织最具鉴别性的深层特征。与第三步相似,第四步利用训练数据集中提取的判别深度特征,再次训练一组梯度增强树分类器,提高分类性能。在最后一步中,本实施例采用了一种新的策略,将梯度增强树组合成一个更强的分类器,能够在组织学图像上检测宫颈癌特征。

[0059] 在预处理过程中,本实施例对于使用深度学习网络的宫颈癌自动分类器,染色归一化是提高检测性能的重要步骤。由于组织染色、固定和切割的程序不一致。染色归一化的预处理步骤将组织图像转化为一个公共的空间,降低其方差。在实验中,本实施例使用了上述步骤提出的染色归一化方法。该方法利用对数变换计算每个组织学图像的光密度。将奇异值分解方法应用于该光密度图像以估计相关的自由度并构建具有更高方差的2D投影矩阵。然后,本实施例计算了所有像素的强度直方图,其中引出强度的动态范围覆盖了较低的90%的数据。

[0060] 基于本实施例的原始训练数据集(包含有限的数据)的数据扩充在增加训练数据量方面的有效性。通过增加训练数据,还可以减少训练模型的过拟合问题。在本试验中,本实施例主要对图像进行几何增强,包括反转、随机裁剪、旋转和平移。通过计算平均颜色并将其与灰度值进行比较,可以很好地估计出色的偏色。在该算法中,通过图像的每个通道的平均值来计算光源颜色。图4显示了本实施例提出的算法的所有基本预处理步骤。

[0061] 在特征提取部分,本实施例的目标是建立一个DCNNs的集合,为宫颈癌检测任务训练具有鉴别性的特征,许多DCNN联合使用来解决特定的问题。根据现有文献表明,多个深度卷积网络的集合明显优于单个深度卷积网络。这是因为DCNNs集合具有一定的竞争优势,有助于提高预测准确率。首先,本实施例可以将多尺度输入图像应用与网络集合中,其中每个尺度至少通过一个CNN。该集成不仅扩展了原始图像的感受野,覆盖了更好的全局特征,而且提取了更好的多尺度局部特征。其次,DCNNs集合是一种可靠的提高分类性能的技术。由于每个训练深度模型都存在多个局部极小值,不同DCNNs的多个训练过程可以改善每个类的误差分布。因此,将它们的输出组合起来可以提高整个任务的性能。第三,本实施例使用的初始网络架构,它已经被证明可以在相对较低的计算成本下获得良好的性能。在本实验中,本实施例使用Inception-ResNet-v2模型。Szegedy等人的证明了Inception-ResNet-v2模型在ImageNet大规模视觉识别挑战(ILSVRC)中获得了先进的性能。

[0062] 提取特征后,需要训练初始模型,在数据增强步骤中,随机裁剪、旋转、平移,每个原始训练图像生成数百个新的增强训练图像。这个训练数据集用于不同缩放的输入图像训练每个Inception网络。每个Inception-ResNet-v2模型都使用三种缩放输入图像中的一种进行训练,这三种输入图像分别是 600×600 、 450×450 和 300×300 。每个模型的全连接层被断开,以便每个网络可以接受任意大小的输入图像。每个输入图像都是从增强数据集中重新缩放的图像。本实施例的特征提取模型的整个架构如图5所示。本实施例利用TensorFlow分布式机器学习系统,在GeForce GTX 1080Ti上对每个网络进行随机梯度训练。将每个模型的最后一个卷积层转换为长度为1056的一维特征向量。最后,利用所有一维特征向量作为梯度增强树分类器的输入。

[0063] 针对每个Inception-ResNet-v2模型,本实施例构建了一个深度特征向量的训练

数据集,这些特征向量是从本实施例的增强数据集中的训练图像中提取出来的。利用每个深度特征向量集训练梯度增强分类器,进一步提高分类准确率。本实施例在每个训练模型中使用0.05的学习率。叶子的数量和树深度是控制树模型复杂性的主要参数,分别设置为191和6。在训练过程中,每个训练数据根据最高分分为不同的类。

[0064] 在训练过程中,所有的梯度增强树分类器都使用多数投票策略进行组合,生成一个更强的分类器。本实施例知道DCNN是一种比较先进的对象检测方法,但是它不能完全捕获不同对象的多尺度上下文信息。在本实施例中, Inception网络可以在检测一种或两种宫颈癌类型时达到最高的准确性,但其他Inception网络可以更好地识别其余类型。因此,这种组合是利用多分辨率图像和多尺度特征描述符的优点并提取不同宫颈癌肿瘤的全局和局部信息的更好的解决方案。

[0065] 本发明实施例还提供一种浸润性宫颈癌病理图像分类系统,基于上述各实施例中的浸润性宫颈癌病理图像分类方法,包括:

[0066] 第一模块,用于获取待检测宫颈癌组织病理图像;

[0067] 第二模块,用于将所述待检测宫颈癌组织病理图像输入至预先训练好的病理图像分类模型,得到所述待检测宫颈癌组织病理图像的类别;其中,所述病理图像分类模型为基于多分辨率图像和多尺度特征训练得到的,所述多尺度图像为宫颈癌组织病理图像的局部区域的特征。

[0068] 基于相同的构思,本发明实施例还提供了一种服务器示意图,如图6所示,该服务器可以包括:处理器(processor) 810、通信接口(Communications Interface) 820、存储器(memory) 830和通信总线840,其中,处理器810,通信接口820,存储器830通过通信总线840完成相互间的通信。处理器810可以调用存储器830中的逻辑指令,以执行如上述各实施例所述浸润性宫颈癌病理图像分类方法的步骤。例如包括:

[0069] 获取待检测宫颈癌组织病理图像;

[0070] 将所述待检测宫颈癌组织病理图像输入至预先训练好的病理图像分类模型,得到所述待检测宫颈癌组织病理图像的类别;其中,所述病理图像分类模型为基于多分辨率图像和多尺度特征训练得到的,所述多尺度图像为宫颈癌组织病理图像的局部区域的特征。

[0071] 此外,上述的存储器830中的逻辑指令可以通过软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读存储介质中。基于这样的理解,本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分或者该技术方案的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)执行本发明各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(ROM, Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM, Random Access Memory)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0072] 基于相同的构思,本发明实施例还提供一种非暂态计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质存储有计算机程序,该计算机程序包含至少一段代码,该至少一段代码可由主控设备执行,以控制主控设备用以实现如上述各实施例所述浸润性宫颈癌病理图像分类方法的步骤。例如包括:

[0073] 获取待检测宫颈癌组织病理图像;

[0074] 将所述待检测宫颈癌组织病理图像输入至预先训练好的病理图像分类模型,得到所述待检测宫颈癌组织病理图像的类别;其中,所述病理图像分类模型为基于多分辨率图像和多尺度特征训练得到的,所述多尺度图像为宫颈癌组织病理图像的局部区域的特征。

[0075] 基于相同的技术构思,本申请实施例还提供一种计算机程序,当该计算机程序被主控设备执行时,用以实现上述方法实施例。

[0076] 所述程序可以全部或者部分存储在与处理器封装在一起的存储介质上,也可以部分或者全部存储在不与处理器封装在一起的存储器上。

[0077] 基于相同的技术构思,本申请实施例还提供一种处理器,该处理器用以实现上述方法实施例。上述处理器可以为芯片。

[0078] 本发明的各实施方式可以任意进行组合,以实现不同的技术效果。

[0079] 在上述实施例中,可以全部或部分地通过软件、硬件、固件或者其任意组合来实现。当使用软件实现时,可以全部或部分地以计算机程序产品的形式实现。所述计算机程序产品包括一个或多个计算机指令。在计算机上加载和执行所述计算机程序指令时,全部或部分地产生按照本申请所述的流程或功能。所述计算机可以是通用计算机、专用计算机、计算机网络、或者其他可编程装置。所述计算机指令可以存储在计算机可读存储介质中,或者从一个计算机可读存储介质向另一个计算机可读存储介质传输,例如,所述计算机指令可以从一个网站站点、计算机、服务器或数据中心通过有线(例如同轴电缆、光纤、数字用户线)或无线(例如红外、无线、微波等)方式向另一个网站站点、计算机、服务器或数据中心进行传输。所述计算机可读存储介质可以是计算机能够存取的任何可用介质或者是包含一个或多个可用介质集成的服务器、数据中心等数据存储设备。所述可用介质可以是磁性介质,(例如,软盘、硬盘、磁带)、光介质(例如,DVD)、或者半导体介质(例如固态硬盘 Solid StateDisk)等。

[0080] 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,该流程可以由计算机程序来指令相关的硬件完成,该程序可存储于计算机可读取存储介质中,该程序在执行时,可包括如上述各方法实施例的流程。而前述的存储介质包括:ROM或随机存储记忆体RAM、磁碟或者光盘等各种可存储程序代码的介质。

[0081] 最后应说明的是:以上实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的精神和范围。

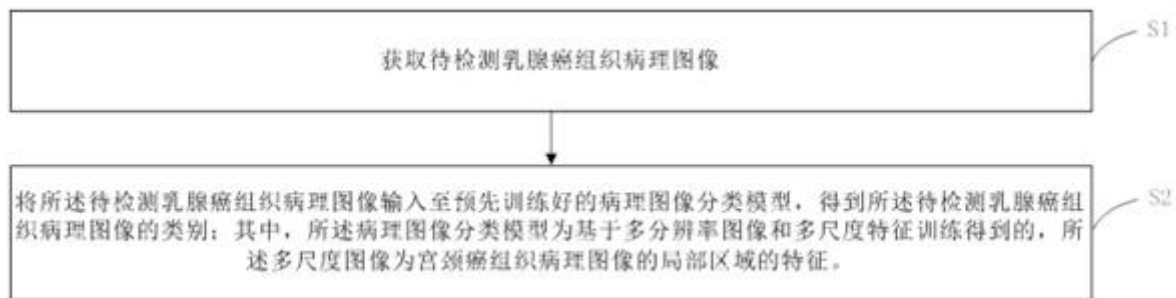


图 1

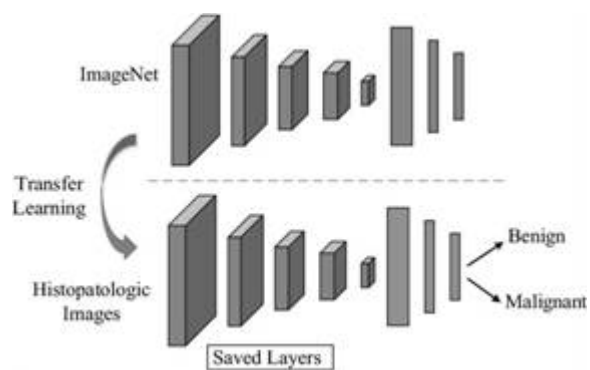


图 2

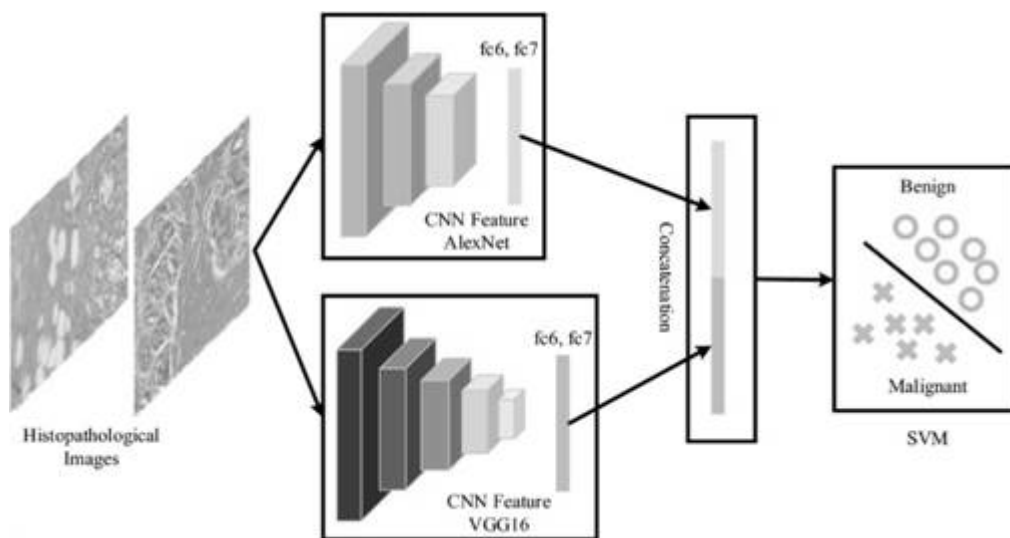


图 3

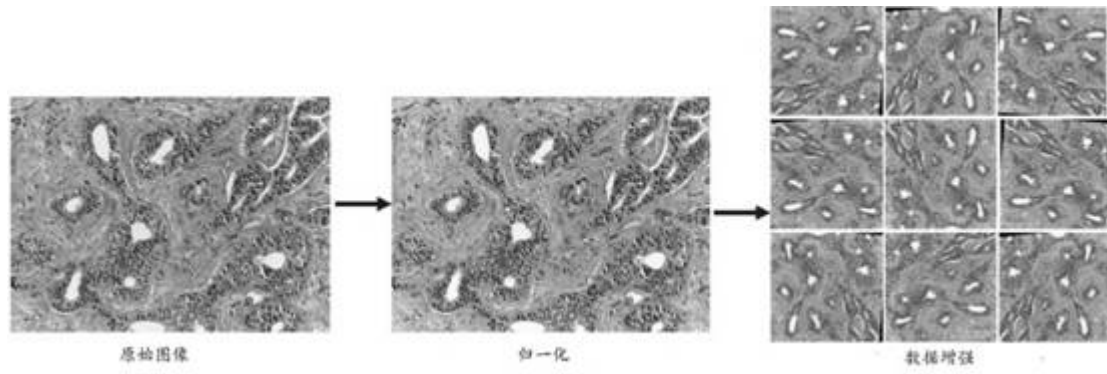


图 4

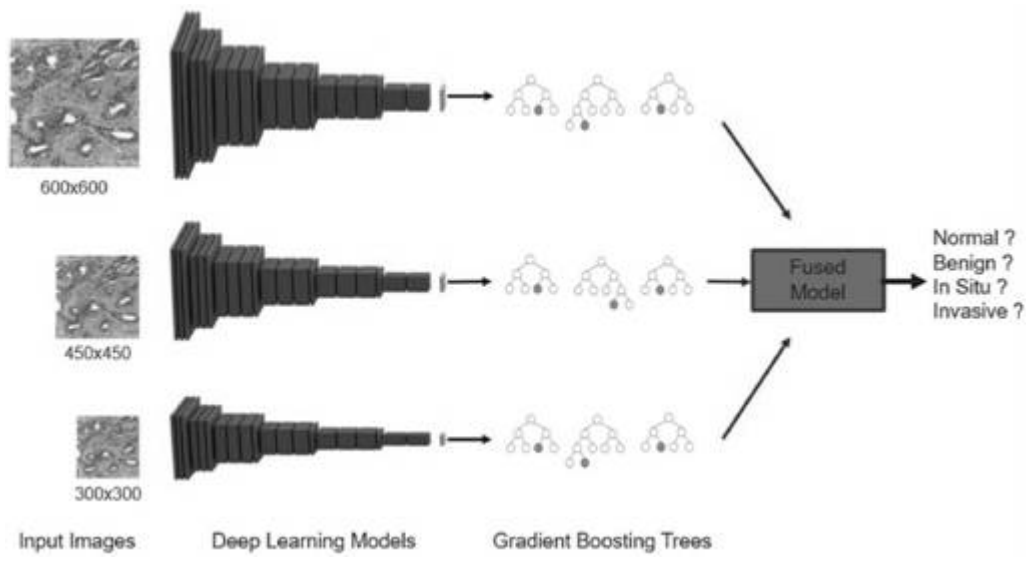


图 5

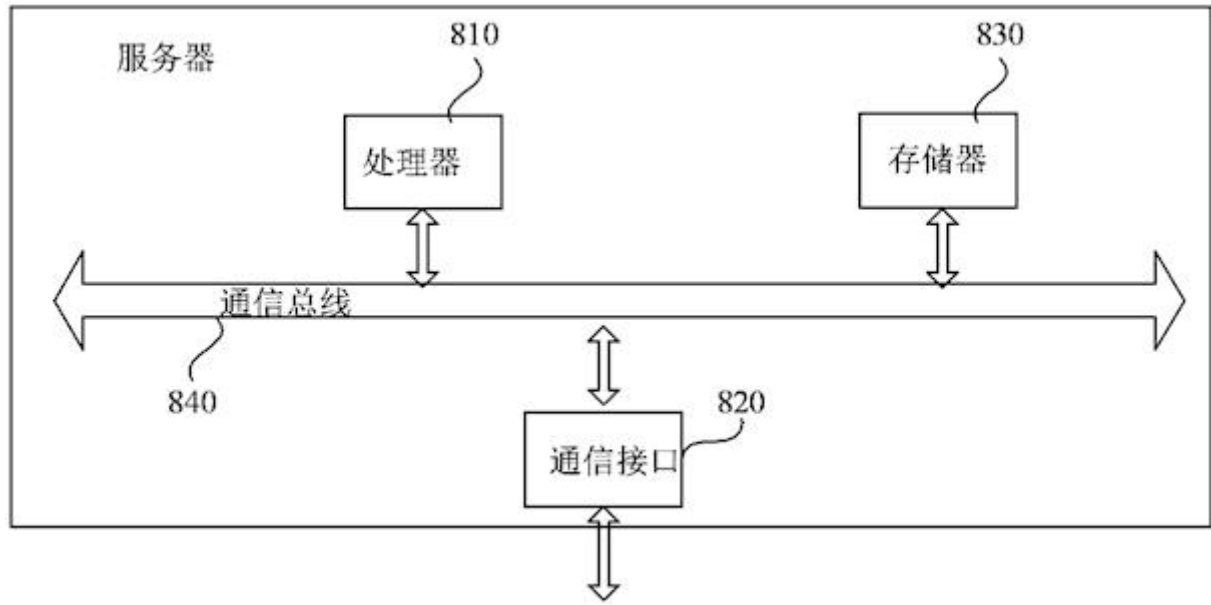


图 6