



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110458223 A
(43)申请公布日 2019. 11. 15

(21)申请号 201910722331.9

(22)申请日 2019.08.06

(71)申请人 湖南省华芯医疗器械有限公司
地址 411100 湖南省湘潭市九华经开区传
奇西路9号创新创业服务中心12栋1楼

(72)发明人 不公告发明人

(74)专利代理机构 成都顶峰专利事务所(普通
合伙) 51224

代理人 刘林

(51) Int. Cl.

G06K 9/62(2006.01)

G06T 7/11(2017.01)

G06T 7/136(2017.01)

G06T 7/194(2017.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书2页 说明书9页 附图2页

(54)发明名称

一种内镜下支气管肿瘤自动检测方法及检测系统

(57)摘要

本发明涉及医疗设备技术领域,公开了一种内镜下支气管肿瘤自动检测方法及检测系统。通过本发明创造,提供了一种基于卷积神经网络的且能够替代医生自动识别支气管肿瘤病情的新方法,即通过先对大量的支气管内镜图像进行基于卷积神经网络方法的肿瘤识别训练,然后使用训练模型对实时检测图像进行识别预测,可以替代现有构建图的方式,在支气管实时检测中去识别肿瘤类型,不但可以大大减少实时数据处理的运算需求量,还可以自动发现肿瘤病情,提醒医生做进一步的诊断,及时确诊病情,进而能够减轻医生的工作强度,及时确诊是否有病变发生,避免耽搁病情的治疗时机,尤其有助于早期病变的发现。

CN 110458223 A



1. 一种内镜下支气管肿瘤自动检测方法,其特征在于,包括如下步骤:

S101. 获取多张支气管内镜图像以及标记各张支气管内镜图像的肿瘤类型,其中,所述肿瘤类型包括无肿瘤类型和有肿瘤类型,并针对各种肿瘤类型,对应支气管内镜图像的张数不少于300张;

S102. 针对各张支气管内镜图像,提取对应的特征值集合,其中,所述特征值集合包含有 M^2 个不同维度的特征值, M 为不小于3的自然数;

S103. 针对各张支气管内镜图像,根据对应的特征值集合生成对应的且具有 $M*M$ 个像素点的第一特征灰度图;

S104. 将各张支气管内镜图像的第一特征灰度图及对应标记的肿瘤类型作为一次训练样本,导入到卷积神经网络模型中进行肿瘤识别训练,其中,将支气管内镜图像的第一特征灰度图作为样本输入数据,将与第一特征灰度图对应的肿瘤类型作为样本校验数据;

S105. 获取来自内窥镜的支气管检测视频流;

S106. 实时地从所述支气管检测视频流中抽取一帧支气管视频图像作为当前待检测图像;

S107. 针对所述当前待检测图像,按照与处理支气管内镜图像相同的方式生成对应的且具有 $M*M$ 个像素点的第二特征灰度图;

S108. 将所述当前待检测图像的第二特征灰度图导入到经过所述步骤S104完成肿瘤识别训练的卷积神经网络模型中进行肿瘤识别预测,得到不同肿瘤类型的归属概率;

S109. 判断肿瘤类型为有肿瘤类型的归属概率是否超过第一阈值,若超过则判定发现肿瘤病情,则发出提醒消息。

2. 如权利要求1所述的一种内镜下支气管肿瘤自动检测方法,其特征在于,在所述步骤S102中,针对某张支气管内镜图像,按照如下方式提取对应的特征值:

S211. 根据直方图统计获取所述支气管内镜图像中亮度最大区域和亮度最小区域;

S212. 分别计算亮度最大区域中的第一亮度中值 MB_{Max} 和亮度最小区域的第二亮度中值 MB_{Min} ,并计算亮度比值 MB_{Max}/MB_{Min} ;

S213. 将所述第一亮度中值、所述第二亮度中值和所述亮度比值作为其中3维的特征值。

3. 如权利要求1所述的一种内镜下支气管肿瘤自动检测方法,其特征在于,在所述步骤S102中,针对某张支气管内镜图像,按照如下方式提取对应的特征值:

S221. 采用亮度阈值分割方法将所述支气管内镜图像分割成黑斑区域和背景区域;

S222. 计算黑斑区域与背景区域的平均亮度对比值和总面积对比值,并统计黑斑区域的总黑斑数目;

S223. 将所述平均亮度对比值、所述总面积对比值和所述总黑斑数目作为其中3维的特征值。

4. 如权利要求1所述的一种内镜下支气管肿瘤自动检测方法,其特征在于,在所述步骤S103中按照如下方式生成第一特征灰度图:

S301. 针对特征值集合中的各个特征值,按照如下公式进行范围值介于0~255之间的数值映射:

$$R_i = \text{round} \left(\frac{v_i - v_{\min}}{v_{\max} - v_{\min}} * 255 \right)$$

式中, R_i 为第 i 维特征值的映射值, $\text{round}()$ 为四舍五入取整函数, v_i 为第 i 维特征值, v_{\max} 为所有第 i 维特征值中的最大值, v_{\min} 为所有第 i 维特征值中的最小值, i 为介于 $1 \sim M^2$ 之间的自然数;

S302. 针对特征值集合中的各个特征值, 逐个地将对应映射值作为一个像素点的灰度值, 得到具有 $M * M$ 个像素点的第一特征灰度图。

5. 如权利要求1所述的一种内镜下支气管肿瘤自动检测方法, 其特征在于, 在所述步骤 S104 中, 所述卷积神经网络模型包括输入层、卷积层、激活函数层、全连接层、舍弃层和输出层;

所述输入层用于导入第一特征灰度图和第二特征灰度图;

所述卷积层用于对导入的特征灰度图进行卷积操作, 其中, 构造有 N 个大小为 $m * m * 1$ 的卷积核, N 为大于 8 的自然数, m 为不小于 3 且不大于 M 的自然数;

所述激活函数层用于对卷积层的输出结果进行激活, 其中, 选择 Sigmoid 函数作为激活函数;

所述全连接层用于将在卷积层中各个卷积核所产生的特征图映射到一个样本标记空间;

所述舍弃层用于将全连接层中的且随机选择的部分神经元在每次传播或更新过程中设置为 0, 防止出现过度拟合现象;

所述输出层用于输出不同肿瘤类型的归属概率, 其中, 采用 Softmax 分类器来判定导入特征灰度图的对应肿瘤类型及计算不同肿瘤类型的归属概率。

6. 如权利要求1所述的一种内镜下支气管肿瘤自动检测方法, 其特征在于, 在所述步骤 S104 的肿瘤识别训练过程中, 根据训练所得的最可能肿瘤类型与样本校验数据的匹配结果, 不断优化卷积神经网络模型, 直到完成训练或者直到训练所得的最可能肿瘤类型与样本校验数据的匹配率达到第二阈值。

7. 如权利要求1所述的一种内镜下支气管肿瘤自动检测方法, 其特征在于, 在所述步骤 S106 中, 若所述支气管检测视频流为 MPEG 视频流, 则抽取所述 MPEG 视频流中的且属于 GOP 画面帧的 I 帧图像作为当前待检测图像。

8. 如权利要求7所述的一种内镜下支气管肿瘤自动检测方法, 其特征在于, 在所述步骤 S106 中, 每连续 ϕ 个 I 帧图像中抽取一帧图像作为当前待检测图像, 其中, ϕ 为介于 $1 \sim 30$ 之间的自然数;

在所述步骤 S109 中, 若发现肿瘤病情, 则使参数 ϕ 减小, 然后继续执行步骤 S106 ~ S109。

9. 如权利要求1所述的一种内镜下支气管肿瘤自动检测方法, 其特征在于, 所述有肿瘤类型包括良性肿瘤类型和恶性肿瘤类型。

10. 一种内镜下支气管肿瘤自动检测系统, 其特征在于, 包括实现如权利要求1~9任意一项所述内窥镜下支气管肿瘤自动检测方法的计算机设备, 还包括内窥镜、传输线缆和显示屏, 其中, 所述内窥镜通过所述传输线缆通信连接所述计算机设备, 所述计算机设备还通信连接所述显示屏。

一种内镜下支气管肿瘤自动检测方法及检测系统

技术领域

[0001] 本发明属于医疗设备技术领域,具体地涉及一种内镜下支气管肿瘤自动检测方法及检测系统。

背景技术

[0002] 目前计算机技术已被广泛应用于医学领域,即使用计算机技术对医学图像进行数字化分析,进而辅助临床医师发现病灶。现有技术公开了一些关于纹理特征及其描述的算法研究,也包括算法的应用及改进研究,例如基于Gabor滤波器的方法,符合人类视觉感知系统的特性和人眼生理视觉的特点,是纹理图像分析的重要发展方向。现有技术公开的方法各有优缺点,而且在实际应用中许多纹理特征提取算法存在正确分类低,计算复杂,参数选择困难等问题,这些问题在一定程度上制约了这些算法的应用。

[0003] 一幅支气管内镜图像往往含有大量的信息,目前大部分基于图论的支气管内镜图像分析算法都是将每一个支气管内镜图像的像素作为一个图的节点,并对任意相邻的一对节点进行连接,建立图的边,使这个边表达支气管内镜图像中像素与像素间的邻接关系。在建立了邻接关系后,可以通过对相邻两个节点代表的像素的信息进行计算来建立每一条边的权重。这个权重表达了图像中是像素与像素间的相似程度。虽然这种构建图的方式可以极大的保留一个支气管内镜图像的原始信息,然而针对每个像素都建立一个节点将会包括很多没有必要的局部信息,同时,对于一个分辨率比较高的支气管内镜图像,这种方式还会使得构建的图的尺寸非常大并付出很大的计算量,使得无法用于实时的内镜检查应用中。

[0004] 另外,目前在使用内镜(即内窥镜,包括胃镜、肠镜、气管镜和腹腔镜等,是一种可以通过人体的自然腔道或者有创腔道进入人体,进行诊断检测和治疗的光学仪器和图像采集仪器)对支气管肿瘤进行实时检测时,需要医生全神贯注地仔细观察由内镜所采集到的内窥图像,使得大大增强了医生的工作强度。因此,如何减轻医生的工作强度并自动发现支气管肿瘤,是一个急需解决的问题

发明内容

[0005] 为了解决现有内镜实时检测过程中,不能减轻医生的工作强度并自动发现支气管肿瘤的问题,本发明目的在于提供一种内镜下支气管肿瘤自动检测方法及检测系统。

[0006] 本发明所采用的技术方案为:

[0007] 一种内镜下支气管肿瘤自动检测方法,包括如下步骤:

[0008] S101. 获取多张支气管内镜图像以及标记各张支气管内镜图像的肿瘤类型,其中,所述肿瘤类型包括无肿瘤类型和有肿瘤类型,并针对各种肿瘤类型,对应支气管内镜图像的张数不少于300张;

[0009] S102. 针对各张支气管内镜图像,提取对应的特征值集合,其中,所述特征值集合包含有 M^2 个不同维度的特征值, M 为不小于3的自然数;

[0010] S103. 针对各张支气管内镜图像,根据对应的特征值集合生成对应的且具有 $M*M$ 个

像素点的第一特征灰度图；

[0011] S104.将各张支气管内镜图像的第一特征灰度图及对应标记的肿瘤类型作为一次训练样本,导入到卷积神经网络模型中进行肿瘤识别训练,其中,将支气管内镜图像的第一特征灰度图作为样本输入数据,将与第一特征灰度图对应的肿瘤类型作为样本校验数据;

[0012] S105.获取来自内窥镜的支气管检测视频流;

[0013] S106.实时地从所述支气管检测视频流中抽取一帧支气管视频图像作为当前待检测图像;

[0014] S107.针对所述当前待检测图像,按照与处理支气管内镜图像相同的方式生成对应的且具有M*M个像素点的第二特征灰度图;

[0015] S108.将所述当前待检测图像的第二特征灰度图导入到经过所述步骤S104完成肿瘤识别训练的卷积神经网络模型中进行肿瘤识别预测,得到不同肿瘤类型的归属概率;

[0016] S109.判断肿瘤类型为有肿瘤类型的归属概率是否超过第一阈值,若超过则判定发现肿瘤病情,则发出提醒消息。

[0017] 优化的,在所述步骤S102中,针对某张支气管内镜图像,按照如下方式提取对应的特征值:

[0018] S211.根据直方图统计获取所述支气管内镜图像中亮度最大区域和亮度最小区域;

[0019] S212.分别计算亮度最大区域中的第一亮度中值 MB_{Max} 和亮度最小区域的第二亮度中值 MB_{Min} ,并计算亮度比值 MB_{Max}/MB_{Min} ;

[0020] S213.将所述第一亮度中值、所述第二亮度中值和所述亮度比值作为其中3维的特征值。

[0021] 优化的,在所述步骤S102中,针对某张支气管内镜图像,按照如下方式提取对应的特征值:

[0022] S221.采用亮度阈值分割方法将所述支气管内镜图像分割成黑斑区域和背景区域;

[0023] S222.计算黑斑区域与背景区域的平均亮度对比值和总面积对比值,并统计黑斑区域的总黑斑数目;

[0024] S223.将所述平均亮度对比值、所述总面积对比值和所述总黑斑数目作为其中3维的特征值。

[0025] 优化的,在所述步骤S103中按照如下方式生成第一特征灰度图:

[0026] S301.针对特征值集合中的各个特征值,按照如下公式进行范围值介于0~255之间的数值映射:

$$[0027] \quad R_i = \text{round} \left(\frac{v_i - v_{\min}}{v_{\max} - v_{\min}} * 255 \right)$$

[0028] 式中, R_i 为第*i*维特征值的映射值, $\text{round}()$ 为四舍五入取整函数, v_i 为第*i*维特征值, v_{\max} 为所有第*i*维特征值中的最大值, v_{\min} 为所有第*i*维特征值中的最小值,*i*为介于1~ M^2 之间的自然数;

[0029] S302.针对特征值集合中的各个特征值,逐个地将对应映射值作为一个像素点的

灰度值,得到具有 $M \times M$ 个像素点的第一特征灰度图。

[0030] 优化的,在所述步骤S104中,所述卷积神经网络模型包括输入层、卷积层、激活函数层、全连接层、舍弃层和输出层;

[0031] 所述输入层用于导入第一特征灰度图和第二特征灰度图;

[0032] 所述卷积层用于对导入的特征灰度图进行卷积操作,其中,构造有 N 个大小为 $m \times m \times 1$ 的卷积核, N 为大于8的自然数, m 为不小于3且不大于 M 的自然数;

[0033] 所述激活函数层用于对卷积层的输出结果进行激活,其中,选择Sigmoid函数作为激活函数;

[0034] 所述全连接层用于将在卷积层中各个卷积核所产生的特征图映射到一个样本标记空间;

[0035] 所述舍弃层用于将全连接层中的且随机选择的部分神经元在每次传播或更新过程中设置为0,防止出现过度拟合现象;

[0036] 所述输出层用于输出不同肿瘤类型的归属概率,其中,采用Softmax分类器来判定导入特征灰度图的对应肿瘤类型及计算不同肿瘤类型的归属概率。

[0037] 优化的,在所述步骤S104的肿瘤识别训练过程中,根据训练所得的最可能肿瘤类型与样本校验数据的匹配结果,不断优化卷积神经网络模型,直到完成训练或者直到训练所得的最可能肿瘤类型与样本校验数据的匹配率达到第二阈值。

[0038] 优化的,在所述步骤S106中,若所述支气管检测视频流为MPEG视频流,则抽取所述MPEG视频流中的且属于GOP画面帧的I帧图像作为当前待检测图像。

[0039] 进一步优化的,在所述步骤S106中,每连续 ϕ 个I帧图像中抽取一帧图像作为当前待检测图像,其中, ϕ 为介于1~30之间的自然数;

[0040] 在所述步骤S109中,若发现肿瘤病情,则使参数 ϕ 减小,然后继续执行步骤S106~S109。

[0041] 具体的,所述有肿瘤类型包括良性肿瘤类型和恶性肿瘤类型。

[0042] 本发明所采用的另一种技术方案为:

[0043] 一种内镜下支气管肿瘤自动检测系统,包括实现如前所述内窥镜下支气管肿瘤自动检测方法的计算机设备,还包括内窥镜、传输线缆和显示屏,其中,所述内窥镜通过所述传输线缆通信连接所述计算机设备,所述计算机设备还通信连接所述显示屏。

[0044] 本发明的有益效果为:

[0045] (1) 本发明创造提供了一种基于卷积神经网络的且能够替代医生自动识别支气管肿瘤病情的新检测方法及检测系统,即通过先对大量的支气管内镜图像进行基于卷积神经网络方法的肿瘤识别训练,然后使用训练模型对实时检测图像进行识别预测,可以替代现有构建图的方式,在支气管实时检测中去识别肿瘤类型,不但可以大大减少实时数据处理的运算需求量,还可以自动发现肿瘤病情,提醒医生做进一步的诊断,及时确诊病情,进而能够减轻医生的工作强度,及时确诊是否有病变发生,避免耽搁病情的治疗时机,尤其有助于早期病变的发现。

附图说明

[0046] 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简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅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。

[0047] 图1是本发明提供的内镜下支气管肿瘤自动检测方法的流程示意图。

[0048] 图2是本发明提供的内镜下支气管肿瘤自动检测系统的结构示意图。

具体实施方式

[0049] 下面结合附图及具体实施例来对本发明作进一步阐述。在此需要说明的是,对于这些实施例方式的说明虽然是用于帮助理解本发明,但并不构成对本发明的限定。本文公开的特定结构和功能细节仅用于描述本发明的示例实施例。然而,可用很多备选的形式来体现本发明,并且不应当理解为本发明限制在本文阐述的实施例中。

[0050] 应当理解,尽管本文可能使用术语第一、第二等等来描述各种单元,但是这些单元不应当受到这些术语的限制。这些术语仅用于区分一个单元和另一个单元。例如可以将第一单元称作第二单元,并且类似地可以将第二单元称作第一单元,同时不脱离本发明的示例实施例的范围。

[0051] 应当理解,对于本文中可能出现的术语“和/或”,其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,单独存在B,同时存在A和B三种情况;对于本文中可能出现的术语“/和”,其是描述另一种关联对象关系,表示可以存在两种关系,例如,A/和B,可以表示:单独存在A,单独存在A和B两种情况;另外,对于本文中可能出现的字符“/”,一般表示前后关联对象是一种“或”关系。

[0052] 应当理解,在本文中若将单元称作与另一个单元“连接”、“相连”或“耦合”时,它可以与另一个单元直相连接或耦合,或中间单元可以存在。相对地,在本文中若将单元称作与另一个单元“直接相连”或“直接耦合”时,表示不存在中间单元。另外,应当以类似方式来解释用于描述单元之间的关系的其他单词(例如,“在……之间”对“直接在……之间”,“相邻”对“直接相邻”等等)。

[0053] 应当理解,本文使用的术语仅用于描述特定实施例,并不意在限制本发明的示例实施例。若本文所使用的,单数形式“一”、“一个”以及“该”意在包括复数形式,除非上下文明确指示相反意思。还应当理解,若术语“包括”、“包括了”、“包含”和/或“包含了”在本文中被使用时,指定所声明的特征、整数、步骤、操作、单元和/或组件的存在性,并且不排除一个或多个其他特征、数量、步骤、操作、单元、组件和/或他们的组合存在性或增加。

[0054] 应当理解,还应当注意到在一些备选实施例中,所出现的功能/动作可能与附图出现的顺序不同。例如,取决于所涉及的功能/动作,实际上可以实质上并发地执行,或者有时可以以相反的顺序来执行连续示出的两个图。

[0055] 应当理解,在下面的描述中提供了特定的细节,以便于对示例实施例的完全理解。然而,本领域普通技术人员应当理解可以在没有这些特定细节的情况下实现示例实施例。例如可以在框图中示出系统,以避免用不必要的细节来使得示例不清楚。在其他实例中,可以不以不必要的细节来示出众所周知的过程、结构和技术,以避免使得示例实施例不清楚。

[0056] 实施例一

[0057] 如图1所示,本实施例提供了一种内镜下支气管肿瘤自动检测方法,包括如下步骤

S101~S109。

[0058] S101.获取多张支气管内镜图像以及标记各张支气管内镜图像的肿瘤类型,其中,所述肿瘤类型包括无肿瘤类型和有肿瘤类型,并针对各种肿瘤类型,对应支气管内镜图像的张数不少于300张。

[0059] 在所述步骤S101中,所述支气管内镜图像为使用内镜对支气管肿瘤进行检测所得的历史采集图像。针对所述支气管内镜图像标记对应肿瘤类型的方式,具体可为人工方式。为了确保后续训练所需的样本足量,能够得到具有较高预测准确性的识别模型,对应各类肿瘤类型的支气管内镜图像张数应不少于300张。此外,所述肿瘤类型还可以具体细分为多种小类的肿瘤类型,具体的,所述有肿瘤类型还可以但不限于包括良性肿瘤类型和恶性肿瘤类型等。

[0060] S102.针对各张支气管内镜图像,提取对应的特征值集合,其中,所述特征值集合包含有 M^2 个不同维度的特征值, M 为不小于3的自然数。

[0061] 在所述步骤S102中,具体的,针对某张支气管内镜图像,可以但不限于按照如下方式提取对应的特征值:S211.根据直方图统计获取所述支气管内镜图像中亮度最大区域和亮度最小区域;S212.分别计算亮度最大区域中的第一亮度中值 MB_{Max} 和亮度最小区域的第二亮度中值 MB_{Min} ,并计算亮度比值 MB_{Max}/MB_{Min} ;S213.将所述第一亮度中值、所述第二亮度中值和所述亮度比值作为其中3维的特征值。在所述步骤S211中,统计直方图是指对某一物理量在相同条件下做若干次重复测量,得到一系列测量值,找出它的最大值和最小值,然后确定一个区间,使其包含全部测量数据,将区间分成若干小区间,统计测量结果出现在各小区间的频数 F ,以测量数据为横坐标,以频数 F 为纵坐标,划出各小区间及其对应的频数高度,则可得到一个矩形图,即统计直方图,如此可以统计获取所述支气管内镜图像中亮度最大区域和亮度最小区域。此外,计算两亮度中值的具体方式为现有常规方式,于此不再赘述。

[0062] 在所述步骤S102中,具体的,针对某张支气管内镜图像,还可以但不限于按照如下方式提取对应的特征值:S221.采用亮度阈值分割方法将所述支气管内镜图像分割成黑斑区域和背景区域;S222.计算黑斑区域与背景区域的平均亮度对比值和总面积对比值,并统计黑斑区域的总黑斑数目;S223.将所述平均亮度对比值、所述总面积对比值和所述总黑斑数目作为其中3维的特征值。

[0063] 此外,在所述步骤S102中,数值 M 可举例为6,如此在特征值集合中可得到36个不同维度的特征值。

[0064] S103.针对各张支气管内镜图像,根据对应的特征值集合生成对应的且具有 $M*M$ 个像素点的第一特征灰度图。

[0065] 在所述步骤S103中,具体的,可以但不限于按照如下方式生成第一特征灰度图:S301.针对特征值集合中的各个特征值,按照如下公式进行范围值介于0~255之间的数值映射:

$$[0066] \quad R_i = \text{round} \left(\frac{v_i - v_{\min}}{v_{\max} - v_{\min}} * 255 \right)$$

[0067] 式中, R_i 为第 i 维特征值的映射值, $\text{round}()$ 为四舍五入取整函数, v_i 为第 i 维特征值, v_{\max} 为所有第 i 维特征值中的最大值, v_{\min} 为所有第 i 维特征值中的最小值, i 为介于1~ M^2 之间的自然数;S302.针对特征值集合中的各个特征值,逐个地将对应映射值作为一个像素

点的灰度值,得到具有M*M个像素点的第一特征灰度图。

[0068] S104.将各张支气管内镜图像的第一特征灰度图及对应标记的肿瘤类型作为一次训练样本,导入到卷积神经网络模型中进行肿瘤识别训练,其中,将支气管内镜图像的第一特征灰度图作为样本输入数据,将与第一特征灰度图对应的肿瘤类型作为样本校验数据。

[0069] 在所述步骤S104中,所述卷积神经网络模型是一种应用类似于大脑神经突触联接的结构进行信息化处理的数学计算模型,其具体包括有输入层、卷积层、激活函数层、全连接层、舍弃层和输出层;所述输入层用于导入第一特征灰度图和后续步骤S108中的第二特征灰度图;所述卷积层用于对导入的特征灰度图进行卷积操作,其中,构造有N个大小为m*m*1的卷积核,N为大于8的自然数,m为不小于3且不大于M的自然数;所述激活函数层用于对卷积层的输出结果进行激活,其中,选择Sigmoid函数作为激活函数;所述全连接层用于将在卷积层中各个卷积核所产生的特征图映射到一个样本标记空间;所述舍弃层用于将全连接层中的且随机选择的部分神经元在每次传播或更新过程中设置为0,防止出现过度拟合现象;所述输出层用于输出不同肿瘤类型的归属概率,其中,采用Softmax分类器来判定导入特征灰度图的对应肿瘤类型及计算不同肿瘤类型的归属概率。

[0070] 在所述卷积层中,针对大小为6*6*1(即宽为6、高为6、颜色通道数为1)的特征灰度图,可具体举例构造32个大小为3*3*1的卷积核(即宽为3、高为3、颜色通道数为1),并设置步长stride=1,填充padding=1。由于在卷积层进行了卷积操作,通常会导致特征灰度图的大小发生改变,故输出的特征灰度图大小可用如下公式表示:

$$[0071] \begin{cases} W_2 = \frac{W_1 - W_K + padding * 2}{stride} + 1 \\ H_2 = \frac{H_1 - H_K + padding * 2}{stride} + 1 \\ d_2 = d_1 \end{cases}$$

[0072] 式中,W₁和H₁分别是特征灰度图在卷积操作前的宽和高,W₂和H₂分别是特征灰度图在卷积操作后的宽和高,W_K、H_K和d₂分别是卷积核的宽、高和输出后特征灰度图的通道数。padding是填充值,因为在卷积过程中可能会出现图像像素不满足卷积核的卷积条件,需要在图像周边填充一个0值像素使得卷积操作可以进行下去。

[0073] 在所述激活函数层中,需要对卷积层的输出结果输入到激活函数中,激活函数有很多种,由于本实施例的应用场景为支气管肿瘤检测,因此选择Sigmoid函数作为激活函数,利用了它对中间部分变化敏感对两端数值有抑制的特点,可以细腻的捕捉特征值的变化同时又能将数值都压缩到合理范围内(卷积操作本质上是线性运算,增加“激活”操作目的在于引入非线性因素,使得神经网络拥有更好的泛化能力,性能更好)。

[0074] 在所述全连接层中,由于每一个卷积核运算后都会产生一个特征图,而全连接层负责将32个卷积核所产生的32幅特征图映射到一个样本标记空间。

[0075] 在所述舍弃层中,舍弃即为Dropout操作,该操作目的在于防止过拟合的现象发生。本实施例中的网络模型可通过Dropout操作将全连接层中20%的神经元在每次传播或更新过程中设置成0。

[0076] 在所述输出层中,可举例设置19个神经元,以对应19种肿瘤类别(即1种无肿瘤类

型和18种小类的有肿瘤类型),并在该层中特别构造了Softmax分类器来判定肿瘤类别。Softmax分类器的输出可以表示如下:

$$[0077] \quad P(y_i | x_i) = \frac{e^{W_i^T x_i}}{\sum_{j=1}^n e^{W_j^T x_i}}$$

[0078] 式中,e为自然对数的底,n表示肿瘤类别的数目, W_j 代表全连接层与输出层第j个神经元相连的权重参数, $P(y_i | x_i)$ 表示归属第i种肿瘤类型的概率,即对应某种肿瘤类型的归属概率, y_i 是结果,意思是在 x_i 的前提或条件下事件发生的概率或可能性。

[0079] 在所述步骤S104的肿瘤识别训练过程中,根据训练所得的最可能肿瘤类型与样本校验数据的匹配结果,不断优化卷积神经网络模型,直到完成训练或者直到训练所得的最可能肿瘤类型与样本校验数据的匹配率达到第二阈值。所述第二阈值既可是预先设定的门限值,也可以是默认值,例如90%。具体的,可以利用Softmax分类器输出的归属概率得到最可能肿瘤类型与样本校验数据的匹配率,归属概率越高,即匹配率越高,匹配性越好。

[0080] S105.获取来自内窥镜的支气管检测视频流。

[0081] 在所述步骤S105中,所述支气管检测视频流由所述内窥镜在进行支气管肿瘤检测时实时采集得到。

[0082] S106.实时地从所述支气管检测视频流中抽取一帧支气管视频图像作为当前待检测图像。

[0083] 在所述步骤S106中,优化的,若所述支气管检测视频流为MPEG视频流,则抽取所述MPEG视频流中的且属于GOP画面帧的I帧图像作为当前待检测图像。为了便于对所述支气管检测视频流进行长距离或无线传输,可在内窥镜侧编码生成具有GOP(Group of Pictures,意思是画面组,一个GOP就是一组连续的画面)画面帧的MPEG(Moving Picture Experts Group,动态图像专家组,其是ISO与IEC于1988年成立的专门针对运动图像和语音压缩制定国际标准的组织;MPEG视频流的编码特点是将画面帧分为I帧、P帧和B帧三种,其中,I帧即是帧内编码图像帧,可以理解为这一帧画面的完整保留,在解码时只需要本帧数据就可以完成最终画面的生成,I帧通常是每个GOP的第一个帧,并经过适度地压缩,可以做为随机访问的参考点;P帧即是前向预测编码图像帧,表示这一帧跟之前的一个I帧或P帧的差别,在解码时需要用之前缓存的画面叠加上本帧定义的差别,生成最终画面;B帧即是双向预测编码图像帧,其记录的是本帧与前后帧的差别,在解码时不仅要取得之前的缓存画面,还需要解码之后的画面,通过前后画面与本帧数据的叠加,得到最终画面,在有些MPEG视频流中可必不存在)视频流等,如此若直接抽取I帧图像作为当前待检测图像,可以无需还原处理P帧或B帧图像,大大减少数据处理量,并确保能够及时发现肿瘤病情。为了进一步减少数据处理量,优化的,可每连续 ϕ 个I帧图像中抽取一帧图像作为当前待检测图像,其中, ϕ 为介于1~30之间的自然数。

[0084] S107.针对所述当前待检测图像,按照与处理支气管内镜图像相同的方式生成对应的且具有M*M个像素点的第二特征灰度图。

[0085] S108.将所述当前待检测图像的第二特征灰度图导入到经过所述步骤S104完成肿瘤识别训练的卷积神经网络模型中进行肿瘤识别预测,得到不同肿瘤类型的归属概率。

[0086] 在所述步骤S108中,具体可通过Softmax分类器的输出得到不同肿瘤类型的归属

概率。

[0087] S109.判断肿瘤类型为有肿瘤类型的归属概率是否超过第一阈值,若超过则判定发现肿瘤病情,则发出提醒消息。

[0088] 在所述步骤S109中,所述第一阈值既可是预先设定的门限值,也可以是默认值,例如68%。所述提醒消息用于提示在场医生已发现肿瘤病情,以便进行进一步的诊断,及时确诊病情,其可举例为包含识别的有肿瘤类型以及对应归属概率的语音提示消息。此外,在所述步骤S109中,若发现肿瘤病情,则还使参数 ϕ 减小,然后继续执行步骤S106~S109,如此可在发现可能的肿瘤病情时,及时提升识别频率,避免出现病情遗漏,便于快速和及时的确诊。

[0089] 由此通过前述步骤S101~S109,可以基于卷积神经网络方法来替代现有构建图的方式,在支气管实时检测中去识别肿瘤类型,不但可以大大减少实时数据处理的运算需求量,还可以自动发现肿瘤病情,提醒医生做进一步的诊断,及时确诊病情,进而能够减轻医生的工作强度,及时确诊是否有病变发生,避免耽搁病情的治疗时机,尤其有助于早期病变的发现。

[0090] 综上,采用本实施例所提供的内镜下支气管肿瘤自动检测方法,具有如下技术效果:

[0091] (1)本实施例提供了一种基于卷积神经网络的且能够替代医生自动识别支气管肿瘤病情的新检测方法,即通过先对大量的支气管内镜图像进行基于卷积神经网络方法的肿瘤识别训练,然后使用训练模型对实时检测图像进行识别预测,可以替代现有构建图的方式,在支气管实时检测中去识别肿瘤类型,不但可以大大减少实时数据处理的运算需求量,还可以自动发现肿瘤病情,提醒医生做进一步的诊断,及时确诊病情,进而能够减轻医生的工作强度,及时确诊是否有病变发生,避免耽搁病情的治疗时机,尤其有助于早期病变的发现。

[0092] 实施例二

[0093] 如图2所示,本实施例相对于实施例一,提供了一种基于相同发明构思的内镜下支气管肿瘤自动检测系统,包括实现如实施例一所述内窥镜下支气管肿瘤自动检测方法的计算机设备,还包括内窥镜、传输线缆和显示屏,其中,所述内窥镜通过所述传输线缆通信连接所述计算机设备,所述计算机设备还通信连接所述显示屏。在所述内镜下支气管肿瘤自动检测系统的具体结构中,所述计算机设备可举例为台式电脑或手持智能设备。所述内窥镜用于伸入人体支气管部,并实时采集可通过所述传输线缆向外传送的支气管检测视频流,其可采用现有的支气管内窥镜实现。所述传输线缆用于向外传送所述支气管检测视频流,其可采用现有线缆实现。所述显示屏用于显示所述支气管检测视频流,以及在发现肿瘤病情时,播报所述提醒消息,其也可采用现有的显示屏幕实现。

[0094] 本实施例中所述检测系统的具体技术细节以及总的技术效果,可参照实施例一直接推导得到,于此不在赘述。

[0095] 以上所描述的多个实施例仅仅是示意性的,若涉及到作为分离部件说明的单元,其可以是或者也可以不是物理上分开的;若涉及到作为单元显示的部件,其可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。本领域普通技术人员

在不付出创造性的劳动的情况下,即可以理解并实施。

[0096] 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。

[0097] 最后应说明的是,本发明不局限于上述可选的实施方式,任何人在本发明的启示下都可得出其他各种形式的产品。上述具体实施方式不应理解成对本发明的保护范围的限制,本发明的保护范围应当以权利要求书中界定的为准,并且说明书可以用于解释权利要求书。

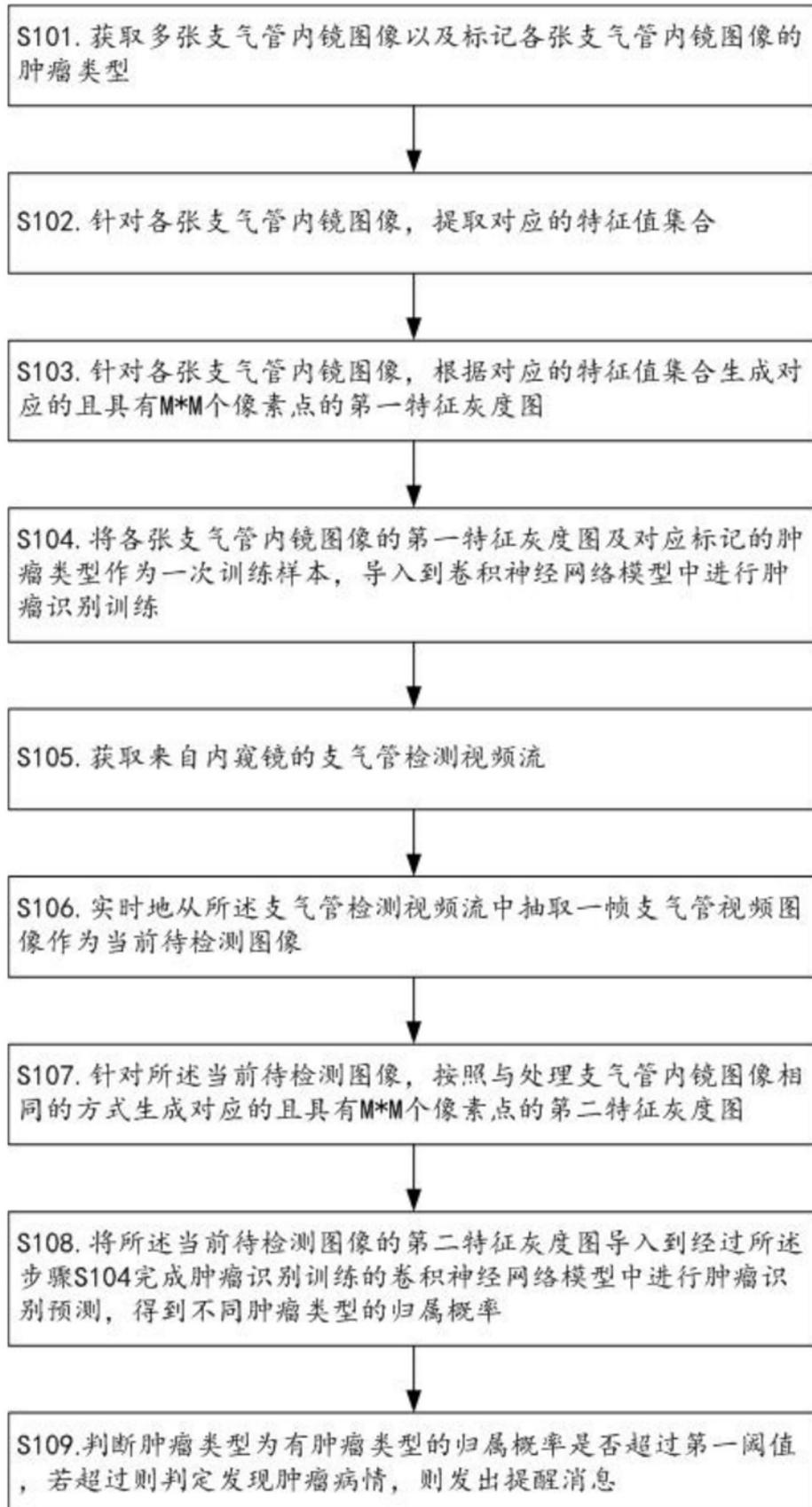


图1

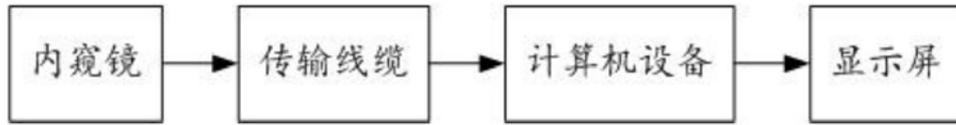


图2

专利名称(译)	一种内镜下支气管肿瘤自动检测方法及检测系统		
公开(公告)号	CN110458223A	公开(公告)日	2019-11-15
申请号	CN201910722331.9	申请日	2019-08-06
[标]发明人	不公告发明人		
发明人	不公告发明人		
IPC分类号	G06K9/62 G06T7/11 G06T7/136 G06T7/194 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0084 G06K9/6256 G06K9/6277 G06K2209/053 G06T7/11 G06T7/136 G06T7/194 G06T2207/10016 G06T2207/20081 G06T2207/20084 G06T2207/30096		
代理人(译)	刘林		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及医疗设备技术领域，公开了一种内镜下支气管肿瘤自动检测方法及检测系统。通过本发明创造，提供了一种基于卷积神经网络的且能够替代医生自动识别支气管肿瘤病情的新方法，即通过先对大量的支气管内镜图像进行基于卷积神经网络方法的肿瘤识别训练，然后使用训练模型对实时检测图像进行识别预测，可以替代现有构建图的方式，在支气管实时检测中去识别肿瘤类型，不但可以大大减少实时数据处理的运算需求量，还可以自动发现肿瘤病情，提醒医生做进一步的诊断，及时确诊病情，进而能够减轻医生的工作强度，及时确诊是否有病变发生，避免耽搁病情的治疗时机，尤其有助于早期病变的发现。

