



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108364293 A

(43)申请公布日 2018.08.03

(21)申请号 201810318236.8

(22)申请日 2018.04.10

(71)申请人 复旦大学附属肿瘤医院

地址 200032 上海市徐汇区东安路270号

申请人 上海交通大学

(72)发明人 向俊 卢宏涛 官青 王芬

王蕴珺 李端树 杜佳俊 秦宇

(74)专利代理机构 上海容慧专利代理事务所

(普通合伙) 31287

代理人 于晓菁

(51)Int.Cl.

G06T 7/00(2017.01)

A61B 8/08(2006.01)

A61B 8/00(2006.01)

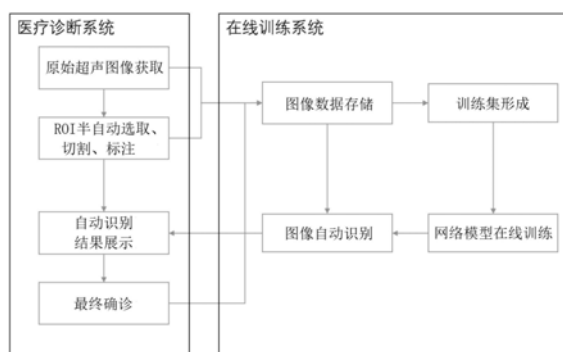
权利要求书2页 说明书10页 附图4页

(54)发明名称

一种在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别方法及其装置

(57)摘要

本发明公开了一种在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别方法及其装置,所述方法包括:获取一组甲状腺肿瘤超声图像,从中选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,进行良恶性标注,将切割下来的图像存入图像库,并与所述图像库中部分原有的图像组成训练集;用训练集训练初级甲状腺肿瘤超声图像识别模型形成进阶甲状腺肿瘤超声图像识别模型;获取待识别的甲状腺肿瘤超声图像,选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,用所述进阶甲状腺肿瘤超声图像识别模型进行良恶性识别。该方法能够实现对病例图像的再利用,对甲状腺肿瘤图像特征的学习、记忆与积累;随着病例增加,能够逐渐提升模型的泛化能力与预测准确率,对临床诊断经验积累具有十分重要的意义。



1. 一种在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别方法,其特征在于,包括:

获取第一组甲状腺肿瘤超声图像,从中选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,进行良恶性标注,将切割下来的图像存入图像库,并组成第一训练集;

用第一训练集训练选定的卷积神经网络形成第一甲状腺肿瘤超声图像识别模型;

获取第二组甲状腺肿瘤超声图像,从中选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,进行良恶性标注,将切割下来的图像存入所述图像库,并与所述图像库中部分原有的图像组成第二训练集;

用第二训练集训所述第一甲状腺肿瘤超声图像识别模型形成第二甲状腺肿瘤超声图像识别模型;

获取待识别的甲状腺肿瘤超声图像,选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后,用所述第二甲状腺肿瘤超声图像识别模型进行良恶性识别。

2. 如权利要求1所述的在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别方法,其特征在于,所述获取第二组甲状腺肿瘤超声图像,从中选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,进行良恶性标注,将切割下来的图像存入所述图像库,并与所述图像库中部分原有的图像组成第二训练集,其中所述图像库中部分原有的图像的数量是所述切割下来的图像数量的2倍以上。

3. 如权利要求1所述的在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别方法,其特征在于,所述选取甲状腺肿瘤超声图像中的肿瘤区域是根据接收到的边界信号进行的,所述扩增一定边缘范围是根据限定的边缘长度值和宽度值进行的,所述进行良恶性标注是根据接收到的良恶性信号进行的。

4. 如权利要求1所述的在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别方法,其特征在于,所述用第二训练集训所述第一甲状腺肿瘤超声图像识别模型形成第二甲状腺肿瘤超声图像识别模型中训练的是所述第一甲状腺肿瘤超声图像识别模型的副本。

5. 一种在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别方法,其特征在于,包括:

获取一组甲状腺肿瘤超声图像,从中选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,进行良恶性标注,将切割下来的图像存入图像库,并与所述图像库中部分原有的图像组成训练集;

用训练集训初级甲状腺肿瘤超声图像识别模型形成进阶甲状腺肿瘤超声图像识别模型;

获取待识别的甲状腺肿瘤超声图像,选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,用所述进阶甲状腺肿瘤超声图像识别模型进行良恶性识别。

6. 如权利要求5所述的在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别方法,其特征在于,所述获取一组甲状腺肿瘤超声图像,从中选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,进行良恶性标注,将切割下来的图像存入图像库,并与所述图像库中部分原有的图像组成训练集还包括:用初级甲状腺肿瘤超声图像识别模型进行良恶性识别。

7. 如权利要求5所述的在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别方法,其特征在于,所述用训练集训初级甲状腺肿瘤超声图像识别模型形成进阶甲状腺肿瘤超声图像识别模型中训练的是所述初级甲状腺肿瘤超声图像识别模型的副本。

8. 如权利要求5所述的在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别方法,其特征在于,所述获取待识别的甲状腺肿瘤超声图像,选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,用所述进阶的

甲状腺肿瘤超声图像识别模型进行良恶性识别还包括：根据从外界接收到的良恶性信号进行良恶性标注，将切割下来的图像存入所述图像库。

9. 一种在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别装置，其特征在于，包括：

图像预处理模块：用于选取甲状腺肿瘤超声图像中的肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割，进行良恶性标注，将切割下来的图像存入图像库；

图像存储模块：包括图像库，用于存储经预处理模块处理后的图像；

图像识别模块：包括甲状腺肿瘤超声图像识别模型，用于识别经预处理模块选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割下来的图像；

模型训练模块：用于用训练集再训练模型识别模块中存储的所述甲状腺肿瘤超声图像识别模型，之后更新该模型；

训练触发模块：用于从图像库中选取最新存入的一定数量的图像以及随机选取图像库中一定数量的原有图像组成训练集，触发再训练。

10. 一种在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别装置，其特征在于，包括：医疗诊断系统与在线训练系统；所述医疗诊断系统包括图像预处理模块、识别结果展示模块以及确诊模块，所述在线训练系统包括图像存储模块、图像识别模块、模型训练模块和训练触发模块；

所述图像预处理模块用于选取甲状腺肿瘤超声图像中的肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割，进行良恶性标注，将切割下来的图像存入图像库；

所述识别结果展示模块用于展示所述图像识别模块的识别结果；

所述确诊模块用于接收和输送确诊结果；

所述图像存储模块包括图像库，用于存储经预处理模块处理后的图像；

所述图像识别模块包括甲状腺肿瘤超声图像识别模型，用于识别经预处理模块选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割下来的图像；

所述模型训练模块用于用训练集再训练模型识别模块中存储的所述甲状腺肿瘤超声图像识别模型，之后更新该模型；

所述训练触发模块用于从图像库中选取最新存入的一定数量的图像以及随机选取图像库中一定数量的原有图像组成训练集，触发再训练；

所述图像预处理模块将预处理完的图像传输至所述图像存储模块，所述图像识别模块将识别结果传输至所述识别结果展示模块，所述确诊模块将相应确诊结果传输至图像存储模块。

11. 一种在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别装置，包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述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计算机程序时实现如权利要求1-8中任一项所述的方法。

12. 一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质存储有计算机程序，其特征在于，所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1-8中任一项所述的方法。

一种在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别方法及其装置

技术领域

[0001] 本发明涉及图像识别领域,特别涉及一种基于深度学习的在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别方法及其装置。

背景技术

[0002] 流行病学研究表明,甲状腺癌是女性最常见的恶性肿瘤之一,近年来其发病率迅速上升。甲状腺乳头状癌(PTC)是甲状腺癌的主要病理类型,占据发病率很大比重。超声图像被广泛认为是甲状腺结节筛查的主要诊断工具和PTC术前评估方法。像微钙化、固体成分高、边缘与形状不规则等超声图像特点就是PTC考虑的典型情况。而实际操作过程中最大的局限是操作者的依赖性,不同经验水平的放射科医师的判断准确率不同。这使得图像的双重阅读对降低误诊率很有必要,但不是每个卫生部门都拥有最有经验的放射科医师,客观和一致的方法可以提供宝贵的意见并帮助无经验的放射科医师。

[0003] 机器学习(ML)被定义为一组自动检测数据中的模式,然后利用发现的模式来预测未来的数据或在不确定的条件下进行决策的方法。深度学习作为机器学习的一部分,利用人工神经网络(尤其是卷积神经网络),目前广泛应用医疗保健的多个方面,尤其是癌症图像诊断与分析中。医院拥有大量的甲状腺超声图片,拥有大量的专业医师对其良恶性进行准确的标注,对甲状腺超声图片采用深度学习方法进行甲状腺癌诊断可以取得很好的效果,但是对于现有的甲状腺超声图片如何选取有效的区域能提高图像识别的准确率是一个有待解决的问题。

[0004] 现有的深度学习在医疗图像中的应用主要有两种方案:1)对于病例图片较多的情况,采用直接训练或利用微调预训练模型参数的方式训练网络;2)对于病例图片较少的情况主要采用迁移学习方法来训练模型。两种方法均考虑了相关疾病的静态特征,即数据库一经确定,即可确定模型。然而在实际情况中,尤其是对于发病率较低的情况,新病例具有的图像特征很可能是此前均未出现过的。因此,如何解决病例图片较少而造成模型准确率不高的问题也是本领域技术人员的努力方向。

发明内容

[0005] 有鉴于现有技术中存在的上述问题,本发明的目的是提供一种能够有效选取肿瘤图像区域从而提高识别准确率的甲状腺肿瘤超声图像识别方法及其装置,以及一种能避免因病例图像较少而造成识别准确率低的问题的甲状腺肿瘤超声图像识别方法及其装置。

[0006] 为实现上述第一个目的,本发明首先提供了一种甲状腺肿瘤超声图像识别方法,该方法包括:

[0007] 选取甲状腺肿瘤超声图像中的肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,进行良恶性标注,将切割下来的图像组成训练集;

[0008] 用训练集训练选定的卷积神经网络形成甲状腺肿瘤超声图像识别模型;

[0009] 获取待识别的甲状腺肿瘤超声图像,选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后,用所

述甲状腺肿瘤超声图像识别模型进行良恶性识别。

[0010] 上述方法的流程如图1所示。

[0011] 进一步,选取的所述肿瘤区域为矩形。

[0012] 由于甲状腺肿瘤超声图像的原始数据集均采自现有的超声设备的报告图,其固有的背景、文字等将极大影响肿瘤良恶性特征的提取,因此本发明优选采用半自动化的方式截取包含肿瘤的区域。

[0013] 进一步,所述选取甲状腺肿瘤超声图像中的肿瘤区域是根据接收到的边界信号进行的,即人工用鼠标手动逐次点击甲状腺肿瘤超声图像中结节(肿瘤)区域的左、右、上、下边界,由此生成如图2所示的内层矩形框。

[0014] 肿瘤区域仅包含肿瘤自身,而肿瘤周边组织的信息对于肿瘤良恶性的判断是十分必要的,因而在切割图像的时候加入了边缘范围的概念,边缘范围的大小决定了涵盖周围组织信息的多少。本发明所述的边缘范围是指:把限定肿瘤区域的矩形框作为内层矩形框,该内层矩形框的长边的两端向外延伸一定长度值和宽边的两端向外延伸一定宽度值之后形成的外层矩形框与内层矩形框之间的区域,如图2所示;当内层矩形框为正方形时,长边和宽边等长,可以任意选定一条作为长边。

[0015] 进一步,所述扩增一定边缘范围是根据限定的边缘长度值和宽度值进行的;在本发明的一种优选实施例中,所述一定边缘范围是使切割图像形成正方形的边缘范围,如图2A所示;在本发明的另一种优选实施例中,所述长度值与所述宽度值相等,如图2B所示。考虑到多数卷积神经网络结构采用正方形输入,且整个训练过程中输入尺寸不变,因而在选定切割图像后需要进行尺寸调整来适应网络,而长宽比是临床肿瘤良恶性判断指标之一,若原始图像切割长方形区域并进行尺寸调整,必然会影响到肿瘤部分的长宽比,因而选定正方形作为切割图像的形状较佳。此时,所述长度值即为切割框(外层矩形框)边长减去限定肿瘤区域的矩形框(内层矩形框)的长边后的一半,所述宽度值即为切割框(外层矩形框)边长减去限定肿瘤区域的矩形框(内层矩形框)的短边后的一半。优选地,所述长度值为0-100像素,最佳为50像素。

[0016] 在本发明的一种优选实施方式中,根据选取的肿瘤区域中长边一半与设定好的所述长度值的和来确定对应的宽度值,从而切割正方形的图像。

[0017] 进一步,所述进行良恶性标注是根据接收到的良恶性信号进行的,即根据人工判断的结果标注的。

[0018] 考虑到肿瘤自身尺寸有较大差异,因而优选将训练集的图像以及待识别的甲状腺肿瘤超声图像按照肿瘤的大小分类,如根据肿瘤小于0.5cm、0.5cm到1cm以及大于1cm进行划分。

[0019] 优选地,使用Inception-V3网络构建甲状腺肿瘤超声图像识别模型。肿瘤自身存在尺寸差异,Inception-V3网络能够很好发掘不同尺寸下的图像特征。Inception-V3原始输入尺寸为 $299 \times 299 \times 3$,切割后的图像经由大小调整而适配网络输入。考虑尺寸调整会带来噪声或信息缺失,对不同输入尺寸进行对比试验,确定最优输入尺寸 $384 \times 384 \times 3$;相应网络结构中最后一层池化层池化核尺寸调整为 11×11 ;良恶性分类为二分类问题,输出维度降为2。

[0020] 优选地,使用迁移学习的方法,使用ImageNet数据集对所述选定的卷积神经网络

进行预训练,利用训练集微调(fine-tune)经由大数据集预训练过的网络参数,能够有效加快收敛速度。

[0021] 优选地,采用带有mini-batch的随机梯度下降法训练网络;训练的每一轮均选取固定数量的部分样本,这些样本组成一个mini-batch,对这个mini-batch中的样本分别计算梯度值,将其均值作为反传梯度对网络参数进行更新。

[0022] 优选地,训练中对网络中的两层全连接层之后的Dropout层,其dropout率均设置为0.5;Dropout层能够有效防止网络参数的过拟合。

[0023] 进一步,本发明提供了一种甲状腺肿瘤超声图像识别装置,包括:

[0024] 图像预处理模块:用于选取甲状腺肿瘤超声图像中的肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,进行良恶性标注,将切割下来的图像组成训练集;

[0025] 模型构建模块:用于用训练集训练选定的卷积神经网络形成甲状腺肿瘤超声图像识别模型;

[0026] 图像识别模块:用于获取待识别的甲状腺肿瘤超声图像,选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后,用所述甲状腺肿瘤超声图像识别模型进行良恶性识别。

[0027] 此外,本发明还提供了一种甲状腺肿瘤超声图像识别装置,包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述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计算机程序时实现如本发明所述的甲状腺肿瘤超声图像识别方法;以及一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质存储有计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器执行时实现如本发明所述的甲状腺肿瘤超声图像识别方法。

[0028] 为实现上述第二个目的,本发明在上述甲状腺肿瘤超声图像识别方法的基础上进一步提出了一种在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别方法,该方法可将新病例融入到现有模型中去,该方法包括:

[0029] 获取第一组甲状腺肿瘤超声图像,从中选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,进行良恶性标注,将切割下来的图像存入图像库,并组成第一训练集;

[0030] 用第一训练集训练选定的卷积神经网络形成第一甲状腺肿瘤超声图像识别模型;

[0031] 获取第二组甲状腺肿瘤超声图像,从中选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,进行良恶性标注,将切割下来的图像存入所述图像库,并与所述图像库中部分原有的图像组成第二训练集;

[0032] 用第二训练集训练所述第一甲状腺肿瘤超声图像识别模型形成第二甲状腺肿瘤超声图像识别模型;

[0033] 获取待识别的甲状腺肿瘤超声图像,选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后,用所述第二甲状腺肿瘤超声图像识别模型进行良恶性识别。

[0034] 优选地,所述获取第二组甲状腺肿瘤超声图像,从中选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,进行良恶性标注,将切割下来的图像存入所述图像库,并与所述图像库中部分原有的图像组成第二训练集,其中所述图像库中部分原有的图像的数量是所述切割下来的图像数量的2倍以上。

[0035] 优选地,所述第一组甲状腺肿瘤超声图像的数量是100张以上,所述第二组甲状腺肿瘤超声图像的数量是50张以上。

[0036] 优选地,所述选取甲状腺肿瘤超声图像中的肿瘤区域是根据接收到的边界信号进

行的,所述扩增一定边缘范围是根据限定的边缘长度值和宽度值进行的,所述进行良恶性标注是根据接收到的良恶性信号进行的。

[0037] 优选地,所述用第二训练集训所述第一甲状腺肿瘤超声图像识别模型形成第二甲状腺肿瘤超声图像识别模型中训练的是所述第一甲状腺肿瘤超声图像识别模型的副本。

[0038] 进一步,本发明还提供了一种在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别方法,包括:

[0039] 获取一组甲状腺肿瘤超声图像,从中选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,进行良恶性标注,将切割下来的图像存入图像库,并与所述图像库中部分原有的图像组成训练集;

[0040] 用训练集训初级甲状腺肿瘤超声图像识别模型形成进阶甲状腺肿瘤超声图像识别模型;

[0041] 获取待识别的甲状腺肿瘤超声图像,选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,用所述进阶的甲状腺肿瘤超声图像识别模型进行良恶性识别。

[0042] 进一步,本发明还提供了一种在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别方法,包括:

[0043] 获取一组甲状腺肿瘤超声图像,从中选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,用初级甲状腺肿瘤超声图像识别模型进行良恶性识别,并根据从外界接收到的良恶性信号进行良恶性标注,将切割下来的图像存入图像库,并与所述图像库中部分原有的图像组成训练集;

[0044] 用训练集训所述初级甲状腺肿瘤超声图像识别模型形成进阶甲状腺肿瘤超声图像识别模型;

[0045] 获取待识别的甲状腺肿瘤超声图像,选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,用所述进阶甲状腺肿瘤超声图像识别模型进行良恶性识别,并根据从外界接收到的良恶性信号进行良恶性标注,将切割下来的图像存入所述图像库。

[0046] 优选地,所述用训练集训初级甲状腺肿瘤超声图像识别模型形成进阶甲状腺肿瘤超声图像识别模型中训练的是所述初级甲状腺肿瘤超声图像识别模型的副本。

[0047] 进一步,本发明还提供了一种在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别装置,包括:

[0048] 图像预处理模块:用于选取甲状腺肿瘤超声图像中的肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,进行良恶性标注,将切割下来的图像存入图像库;

[0049] 图像存储模块:包括图像库,用于存储经预处理模块处理后的图像;

[0050] 图像识别模块:包括甲状腺肿瘤超声图像识别模型,用于识别经预处理模块选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割下来的图像;

[0051] 模型训练模块:用于用训练集再训练图像识别模块中的所述甲状腺肿瘤超声图像识别模型,之后更新该模型;

[0052] 训练触发模块:用于从图像库中选取最新存入的一定数量的图像以及随机选取图像库中一定数量的原有图像组成训练集,触发再训练。

[0053] 优选地,所述训练触发模块中包括计数单元,该计数单元计算从上一次甲状腺肿瘤超声图像识别模型被更新后新存入所述图像库中的图像数量,并设定一个阈值,当图像数量达到该阈值时,组成训练集,触发再训练;其中所述阈值小于图像库中原有图像数量的一半。

[0054] 优选地,所述模型训练模块包含所述图像识别模块中的甲状腺肿瘤超声图像识别

模型的副本,对该副本进行再训练后形成新的模型去替代图像识别模块中的原模型,这样再训练的过程不会影响原模型的正常识别工作。

[0055] 在本发明的一种优选实施方式中,上述在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别装置的工作流程如下:

[0056] 获取甲状腺肿瘤超声图像,在图像预处理模块中选取所述甲状腺肿瘤超声图像中的肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,将切割下来的图像存入图像存储模块的图像库中;同时,将预处理后经良恶性标注的切割下来的图像传送至图像识别模块,获得甲状腺肿瘤超声图像识别模型对该图像的识别结果,该结果供医生诊断时做参考;医生最终确诊后再对所述切割下来的图像做良恶性标注,与图像一起存入图像库中;当新存入的图像达到一个阈值后,训练触发模块将这些新存入的图像与一定倍数的图像库中随机抽取的原有图像组成训练集,在模型训练模块中用该训练集再训练所述甲状腺肿瘤超声图像识别模型,并更新图像识别模块中的原有模型;之后用新的模型对新的甲状腺肿瘤超声图像进行识别。其中,图像库中所述原有图像是指本次更新之前的甲状腺肿瘤超声图像识别模型在历次训练构建时所使用过的所有训练集中的图像。

[0057] 进一步,上述在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别装置可认为是两个系统的结合:前端的医疗诊断系统与后端的在线训练系统,所述医疗诊断系统包括图像预处理模块、识别结果展示模块以及确诊模块,所述在线训练系统包括图像存储模块、图像识别模块、模型训练模块和训练触发模块;所述图像预处理模块用于选取甲状腺肿瘤超声图像中的肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割,进行良恶性标注,将切割下来的图像存入图像库;其中,识别结果展示模块用于展示图像识别模块的识别结果,确诊模块用于接收人工确诊结果并输送至图像存储模块,其余各模块的功能如上所述;图像预处理模块将预处理完的图像传输至图像存储模块,图像识别模块将识别结果传输至识别结果展示模块,确诊模块也将相应确诊结果传输至图像存储模块,通过这三种信号传递将两个系统连接在一起;通过这两个系统实现卷积神经网络模型对医生诊断的辅助以及医生的确诊对网络模型的更正,该系统的流程如图5所示。

[0058] 医疗诊断系统负责进行超声图像的获取,在图像获取后经由图像检测算法进行疑似患病区域的半自动标注;医疗诊断系统接收来自神经网络模型的诊断结果,并将其向医生展示,医生根据网络诊断结果、图像及病例其他方面的特征进行综合诊断,并将确诊结果返回后端在线学习系统。

[0059] 在线训练系统负责图像的自动诊断与网络的在线训练任务。在得到医疗诊断系统输入的图像后,在线训练系统存储对应图像,并使用现有网络模型对图像进行良恶性识别,并将识别结果返回医疗诊断系统。该在线训练系统同样接收医生最终确诊的结果,并根据结果对此前存储的对应图像进行良恶性标注,将标注结果也存储下来。当新图像数量到达设定的阈值(例如50例),即触发网络模型的在线训练过程。在线训练系统针对当前网络模型的复制版本进行,在不影响常规诊断任务的基础上,对复制版本进行增量训练,训练完成后替换初始版本。至此整个在线训练系统完成。

[0060] 本发明提供的增量式的网络模型在线训练法不同于传统的基于迁移学习的在线训练,增量式的网络进行的重训练既需要保留原有数据的特征,又需要引入新病例图像特征。本发明采用后台训练复制版本,在完成后替换原始网络参数的方式,因而训练时间要求

较低。训练过程中,增量式主要体现在训练数据的选取过程。本发明采用记忆重放的在线训练方式,即将新数据与原有数据结合使用进行训练。训练过程中,每一轮均在原有数据中随机选取新数据的固定倍数(少于整个原有数据集)的图像,将其混合后打乱顺序进行训练,直至网络收敛。

[0061] 记忆重放的训练方式一方面能够有效吸收新数据的特征,同时随机抽取的原有数据图像重训练,能够有效避免网络参数的整体偏移带来的记忆丢失。相比所有数据进行重训练,选取部分原有数据结合新图像进行训练能够快速吸收新图像中的特征,有效加快收敛速度;同时此算法还减少了每轮训练数据,减少了训练时间。

[0062] 本发明具有如下优点:

[0063] 第一,本发明提供的基于深度学习的甲状腺肿瘤超声图像识别方法及其装置,用于辅助医生对甲状腺肿瘤的良恶性进行诊断。本发明在甲状腺超声图像肿瘤良恶性检测试验中取得了超过90%的准确率,这对临床实际诊断具有重大的参考意义,尤其是针对经验不是特别丰富的年轻医生具有很大的指导意义。

[0064] 第二,由于肿瘤周边组织的信息对于肿瘤良恶性的判断十分有用,因此本发明提出了边缘范围的概念,提供了边缘范围扩增切割的方法,并利用图像检测算法对疑似患病区域进行半自动化的切割和标注,大大提高了识别的准确率和效率。

[0065] 第三,本发明提出的在线训练的方案能够实现对病例图像的再利用,对甲状腺肿瘤图像特征的学习、记忆与积累;随着病例增加,能够逐渐提升模型的泛化能力与预测准确率,对临床诊断经验积累具有十分重要的意义。

[0066] 第四,本发明提出的基于记忆重放的增量式的在线训练方式,能够有效吸收新病例特征,并保持原有数据的特征。同时此方式能够有效加快收敛速度,减少再训练时间。

[0067] 以下将结合附图对本发明的构思、具体结构及产生的技术效果作进一步说明,以充分地了解本发明的目的、特征和效果。

附图说明

[0068] 图1是本发明所述甲状腺肿瘤超声图像识别方法的步骤流程图;

[0069] 图2是肿瘤区域及其边缘范围半自动化选取与扩增的图像实例,其中A为形成正方形的边缘范围扩增,B为扩增的长度值与宽度值相等的边缘范围扩增;

[0070] 图3是按图2所确定的边缘范围切割图像后再经正方形尺寸调整后的图像;

[0071] 图4是按照小于0.5cm、0.5cm到1cm以及大于1cm进行划分后各个等级的肿瘤图像在训练集与测试集上的分布图;

[0072] 图5是本发明的图像识别模型在线训练过程的流程图。

具体实施方式

[0073] 实施例1获取甲状腺肿瘤超声图像

[0074] 原始数据集由复旦大学附属肿瘤医院于2014年1月到2016年12月从甲状腺结节患者处采集。所有甲状腺乳头状癌(PTC)损伤均由手术切除标本经病理证实。原始数据集中每张图像都经过三位有经验的放射科专家利用甲状腺显像报告和数据系统(TI-RADS)进行等级排序。TI-RADS分数分为2、3、4a、4b和4c,分别表示:没有嫌疑、可能是良性结节、单个可疑

特征、两个可疑特征以及三个或多个可疑特征。三位放射科专家还采集了声像学特征,包括其成分、回声、钙化、边缘及形状。

[0075] 整个数据集共2836张原始图像,其中1484张是PTC确诊超声图像,1352张采自良性肿瘤,包括结节性疾病和腺瘤。

[0076] 实施例2肿瘤区域选取、边缘范围扩增

[0077] 原始数据集所有图像均采自现象报告系统,若将整幅图像作为训练样本,其固有的背景、文字等将极大影响肿瘤良恶性特征的提取。因而需要对原始图像进行肿瘤区域选取,即利用矩形框完整选取肿瘤块,如图2中的内层矩形框所示。选取过程由医生利用半自动化的选取脚本逐一完成。

[0078] 图2中内层矩形框所示区域仅仅包含了结节自身,而结节周边组织的信息对于肿瘤良恶性的判断是十分必要的,因而在切割图像的时候加入了边缘范围的概念。图2两张图像中的外层矩形框即为加入边缘范围后的切割区域。图2中A与B的区别在于A选取了保证较长边的正方形区域作为切割区域,而B则选定固定边缘长度(即长度值与宽度值相等)扩大的矩形区域。考虑到卷积神经网络经典模型输入均采用正方形输入,因而对切割后的图像进行大小调整。长宽比是临床肿瘤良恶性判断指标之一,若原始图像切割长方形区域并进行尺寸调整,必然会影响到肿瘤部分的长宽比。图2中两幅图像根据外层矩形框切割图像做尺寸调整后如图3所示,其中图3B明显将肿瘤区域原椭圆形轮廓改变为近圆形轮廓,此种改变会极大地影响良恶性的判断结果,因此选定正方形作为切割区域。

[0079] 边缘范围的定义包括长度值和宽度值,所述长度值即为切割框(外层矩形框)边长减去限定肿瘤区域的矩形框(内层矩形框)的长边后的一半,所述宽度值即为切割框(外层矩形框)边长减去限定肿瘤区域的矩形框(内层矩形框)的短边后的一半。如图2A中外层矩形框左边与内层矩形框左边之间的距离为长度值。边缘范围的大小决定了涵盖周围组织信息的多少。实验中首先在训练集上随机在0-100像素中选取长度值,并对测试图像选取0、25、50、75和100像素作为长度值进行测试,测试结果如表1所示。由表中可以清楚看出,在准确率、敏感性、特异性以及AUC分数上,50像素的长度值均体现出了最优的结果,因而最终选定50像素作为长度值。

[0080] 表1不同长度值的边缘范围实验结果

	长度值 (px)	准确率	敏感度	特异值	AUC 值
	0	84.21%	0.8804	0.8	0.9207
[0081]	25	87.72%	0.9091	0.8421	0.9466
	50	90.48%	0.933	0.8737	0.9557
	75	88.97%	0.9091	0.8684	0.9539
	100	88.47%	0.9091	0.8579	0.9443

[0082] 实施例3图像切割、标注组成训练集

[0083] 按照6:1的比例分割原始数据集。原始数据集共2836张图像,实验中随机选取1275张PTC图像以及1162张良性图像作为训练集,剩余209张PTC图像以及190张良性图像作为测试集。在数据集分割过程中注意相同患者的图像只能同时存在于训练集或测试集中,防止

了相似图像的干扰。

[0084] 在实验测试过程中还考虑到肿瘤自身尺寸有较大差异,因而将数据集按照小于0.5cm、0.5cm到1cm以及大于1cm进行再划分,其中各个等级的肿瘤图像在训练集、测试集以及尺寸上的分布如图4所示,满足了训练与测试的数据同分布。

[0085] 实施例4训练卷积神经网络构建识别模型

[0086] 考虑到肿瘤图像具有不同尺寸的问题,选用Inception V3构建甲状腺结节良恶性分类网络模型。其中网络参数使用ImageNet数据集上预训练的模型,并利用实施例3中获得的甲状腺图像数据集进行微调学习。这过程使用的迁移学习的方法,能够有效较少训练时间,并加速训练的收敛过程。

[0087] 切割后的训练图像经过大小调整,适配网络输入尺寸。这里对不同输入尺寸进行了对比实验,结果显示 384×384 输入尺寸在分类准确率上表现最好。网络结构中最后一层池化层的核尺寸依照输入尺寸的改变调整为 11×11 ,从而保证网络的畅通。最后,因为肿瘤良恶性分类解决二分类问题,因而将输出的维数将为2。

[0088] 训练过程中,所有的输入图像均是经过大小调整以及归一化处理的。为了降低图像自身的亮度对实验结果的影响,对每张图像分别计算其RGB通道上的像素均值,并将每个像素减去其均值。

[0089] 采用随机梯度下降法对网络进行训练。训练的每一轮均选取固定数量的部分样本,这些样本组成一个mini-batch。对这个mini-batch中的样本分别计算梯度值,将其均值作为反传梯度对网络参数进行更新。每个mini-batch依照输入图像顺序依次选取,输入图像顺序经过随机化处理,使得不同batch之间正负样本分布随机,不容易出现训练特征丢失的情况。

[0090] 实际训练中,对网络中的两层全连接层之后的Dropout层,其dropout率均设置为0.5。Dropout层能够有效防止网络参数的过拟合。

[0091] 实施例5将识别模型用于甲状腺超声图像良恶性识别

[0092] 本发明主要通过半自动化的方式应用于临床甲状腺肿瘤的良恶性识别。由医生手动从甲状腺超声图像中选取结节区域,而后系统自动截取包含边缘范围的图像作为网络输入,进行良恶性识别。其中图像选取采用脚本程式化的方式,只需要对超声图像中疑似结节的区域进行左、右、上、下部位分别单击鼠标,即可完成选取。

[0093] 实施例6仿真实验

[0094] 本发明的效果可以通过以下仿真实验结果进一步说明:

[0095] 1. 仿真条件:

[0096] 采用的超声图像数据集是复旦大学附属肿瘤医院提供的甲状腺肿瘤超声图像。仿真实验的目的是用本发明实施例1-5所述的甲状腺超声识别方法及其装置对甲状腺肿瘤超声图像进行良恶性识别,得到测试数据集上的平均识别精度。

[0097] 本实施例的仿真实验的计算机环境:操作系统为Linux ubuntu 16.04版本;软件平台为:Python、Tensorflow、OpenCV。

[0098] 2. 实验结果分析:

[0099] 不同尺寸的肿瘤细胞在训练完成的Inception-V3网络模型下的测试结果如表2所示。

[0100] 表2不同尺寸下Inception-V3测试结果

	结节尺寸	准确率	敏感度	特异值	AUC 值
[0101]	0~0.5cm	91.30%	100%	81.4%	0.9623
	0.5~1cm	94.23%	94.37%	93.94%	0.9712
	>1cm	88.18%	88.76%	87.72%	0.9434

[0102] 从表2中可以看出,0.5-1cm大小的结节在测试准确率与AUC值上表现最优,其测试准确率达到94.23%,这对于临床具有极大地借鉴意义。0-0.5cm以及大于1cm的结节相对效果弱一些。其中0-0.5cm的结节过小,加入50px长度值的边缘范围后进行大小调整,调整后的图像相对模糊,因而准确率低一些。而大于1cm的结节,本身在图像中占据的位置就比较大,有些图像甚至占据了大部分图像。这种情况下结节周边的组织信息较少,因而对准确的判断有一定影响。

[0103] 实施例7识别模型在线训练

[0104] 如图5所示,本发明的识别模型在线训练是由前端的医疗诊断系统与后端的在线训练系统结合而成的。医疗诊断系统包括图像预处理模块、识别结果展示模块以及确诊模块,在线训练系统包括图像存储模块、图像识别模块、模型训练模块和训练触发模块。首先完成两个系统之间的网络连接,满足前端采集图像向后端传输、后端网络模型识别结果向前端传输以及前端确诊结果向后端传输的网络通道畅通。

[0105] 前端的图像预处理模块负责进行原始超声图像的获取,然后经由图像检测算法进行ROI (Region of Interest) 的半自动选取、切割和标注,完成后将图像传输至后端进行存储和良恶性识别。

[0106] 后端的图像存储模块在得到医疗诊断系统输入的图像后对图像数据进行存储,然后由图像识别模块中存储的识别模型对图像进行良恶性识别,并将识别结果返回医疗诊断系统的识别结果展示模块中。

[0107] 前端的识别结果展示模块显示识别模型的识别结果,医生根据该识别结果、图像及病例其他方面的特征进行综合诊断,并将确诊结果返回后端的在线训练系统的图像存储模块,根据结果对此前储存的图像进行归类标注。

[0108] 后端在线训练系统接收前端医生最终确诊的结果存储在图像存储模块中,当新数据到达设定阈值(例如50例),即将新数据及部分的原有数据组成训练集(原有数据至少为新数据的2倍),由训练触发模块触发识别模型的在线训练过程。在线训练在模型训练模块中针对当前网络模型的复制版本进行,在不影响常规诊断任务的基础上,对复制版本进行增量训练,训练完成后替换图像识别模块中的初始版本。

[0109] 在线训练过程为采用增量式的网络在线训练算法。训练过程中,增量式主要体现在训练数据的选取过程。本发明采用记忆重放的在线训练方式,即将新数据与原有数据结合使用进行训练。训练过程中,每一轮均在原有数据中随机选取新数据的固定倍数(少于整个原有数据集)的图像,将其混合后打乱顺序进行训练,直至网络收敛。

[0110] 记忆重放的训练方式一方面能够有效吸收新数据的特征,同时随机抽取的原有数据图像重训练,能够有效避免网络参数的整体偏移带来的记忆丢失。相比所有数据进行重训练,选取部分原有图像结合新图像进行训练能够快速吸收新图像中的特征,有效加快收

敛速度;同时此算法还减少了每轮训练数据,减少了训练时间。

[0111] 以上详细描述了本发明的较佳具体实施例。应当理解,本领域的普通技术无需创造性劳动就可以根据本发明的构思作出诸多修改和变化。因此,凡本技术领域技术人员依本发明的构思在现有技术的基础上通过逻辑分析、推理或者有限的实验可以得到的技术方案,皆应在由权利要求书所确定的保护范围内。



图1

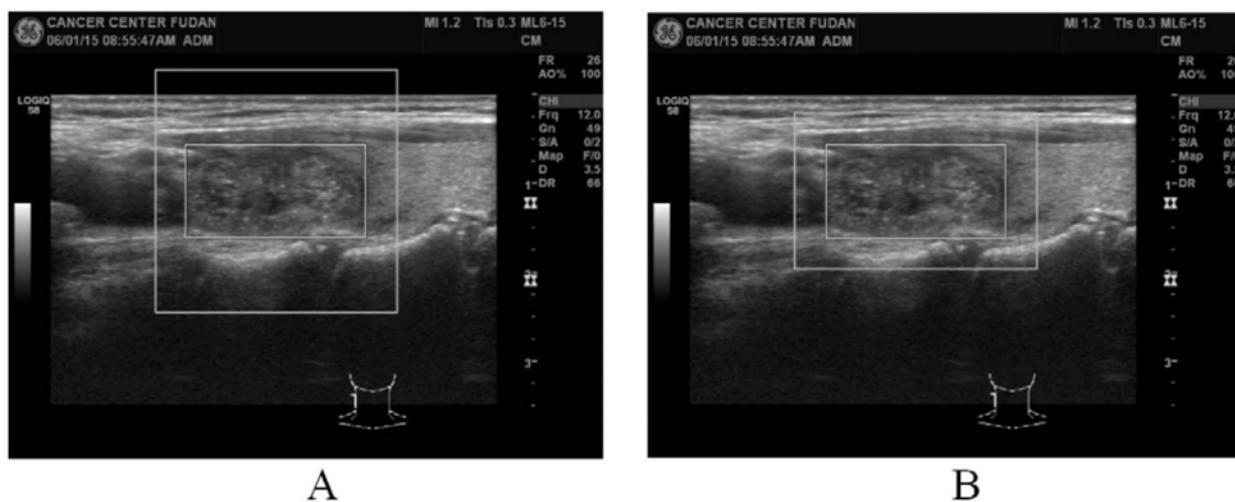
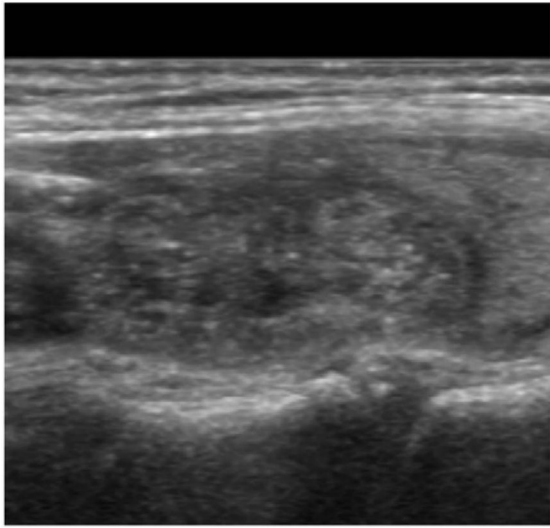
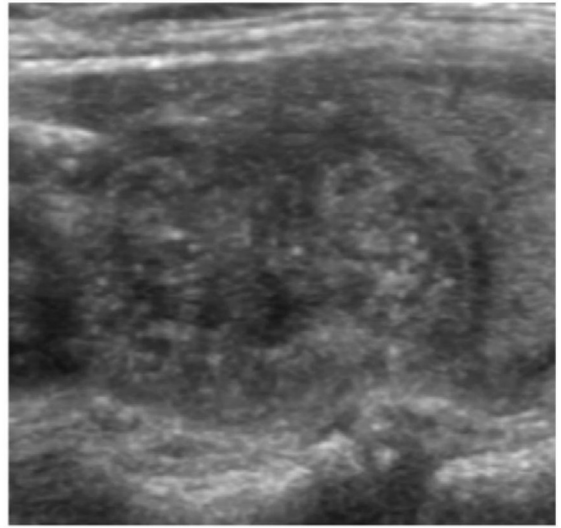


图2



A



B

图3

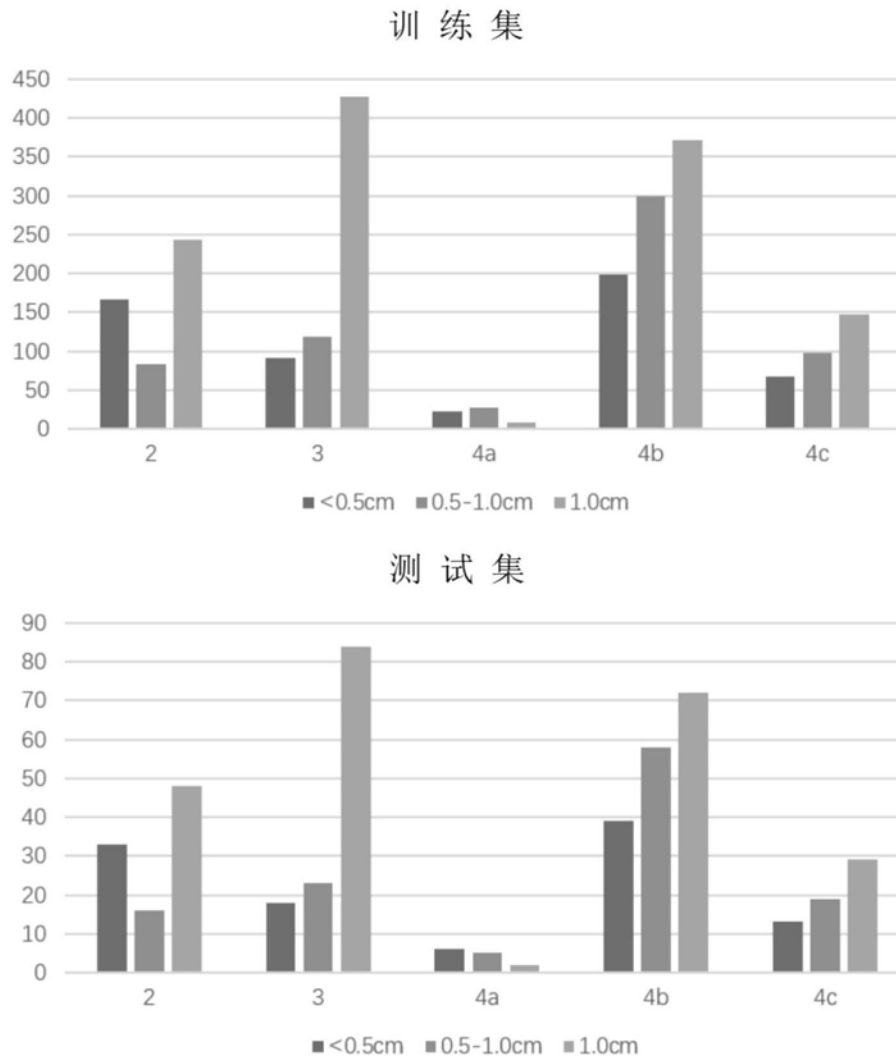


图4

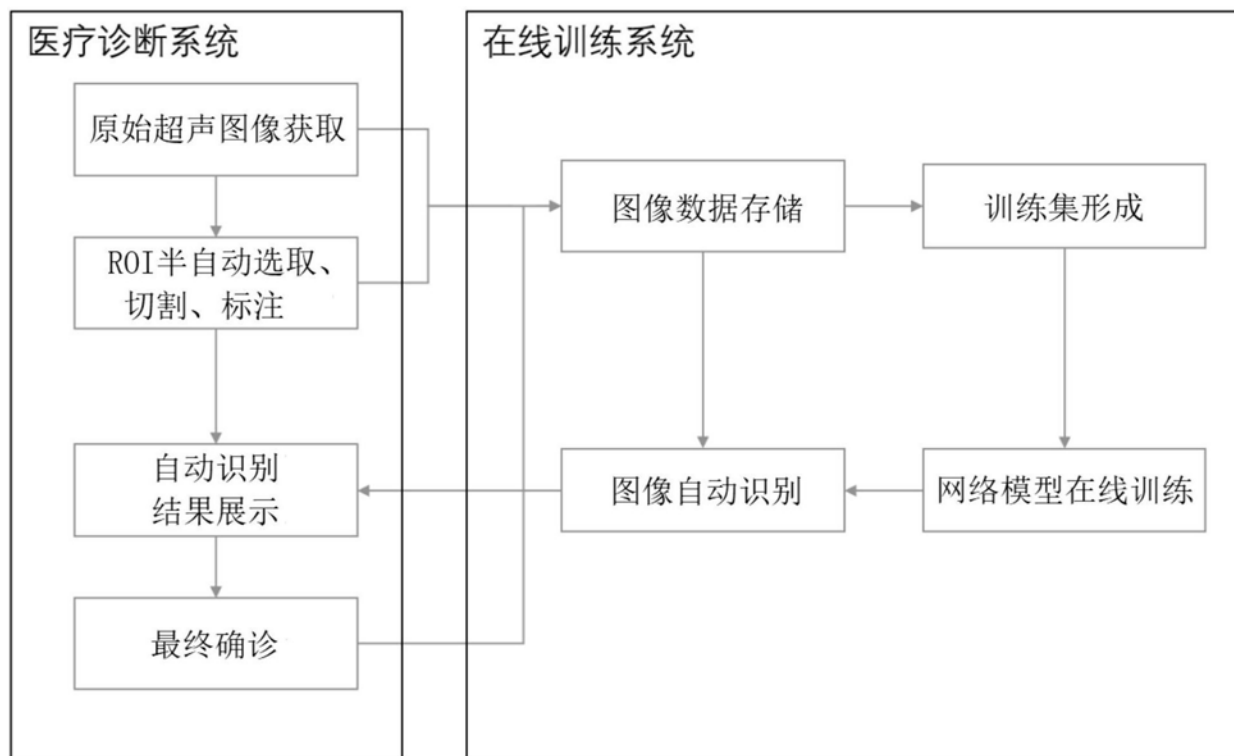


图5

专利名称(译)	一种在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别方法及其装置		
公开(公告)号	CN108364293A	公开(公告)日	2018-08-03
申请号	CN201810318236.8	申请日	2018-04-10
[标]申请(专利权)人(译)	复旦大学附属肿瘤医院 上海交通大学		
申请(专利权)人(译)	复旦大学附属肿瘤医院 上海交通大学		
当前申请(专利权)人(译)	复旦大学附属肿瘤医院 上海交通大学		
[标]发明人	向俊 卢宏涛 官青 王芬 王蕴璐 李端树 杜佳俊 秦宇		
发明人	向俊 卢宏涛 官青 王芬 王蕴璐 李端树 杜佳俊 秦宇		
IPC分类号	G06T7/00 A61B8/08 A61B8/00		
CPC分类号	G06T7/0012 A61B8/085 A61B8/5215 A61B8/5223 G06T2207/10132 G06T2207/30096		
代理人(译)	于晓菁		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种在线训练甲状腺肿瘤超声图像识别方法及其装置，所述方法包括：获取一组甲状腺肿瘤超声图像，从中选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割，进行良恶性标注，将切割下来的图像存入图像库，并与所述图像库中部分原有的图像组成训练集；用训练集训初级甲状腺肿瘤超声图像识别模型形成进阶甲状腺肿瘤超声图像识别模型；获取待识别的甲状腺肿瘤超声图像，选取肿瘤区域并扩增一定边缘范围后切割，用所述进阶甲状腺肿瘤超声图像识别模型进行良恶性识别。该方法能够实现对病例图像的再利用，对甲状腺肿瘤图像特征的学习、记忆与积累；随着病例增加，能够逐渐提升模型的泛化能力与预测准确率，对临床诊断经验积累具有十分重要的意义。

