



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 117809030 A

(43) 申请公布日 2024. 04. 02

(21) 申请号 202311776787.6

(22) 申请日 2023.12.22

(71) 申请人 山东大学

地址 266200 山东省青岛市即墨区滨海路
72号

(72) 发明人 张飒飒 赵峰榕 刘岩松 安逸飞
徐荣琪 李万湖 郑营营 郭克刚
郭庆泽

(74) 专利代理机构 青岛华慧泽专利代理事务所
(普通合伙) 37247

专利代理人 马千会

(51) Int. Cl.

G06V 10/26 (2022.01)

G06V 10/774 (2022.01)

G06V 10/82 (2022.01)

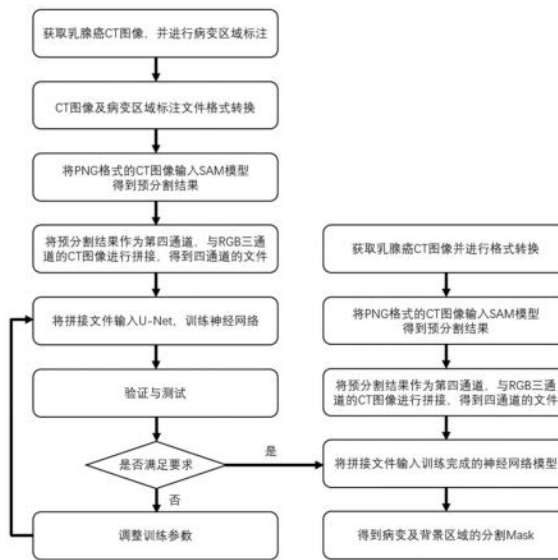
权利要求书1页 说明书3页 附图1页

(54) 发明名称

一种基于人工神经网络的乳腺癌CT图像识别及分割方法

(57) 摘要

本发明属于医学图像处理技术领域,具体涉及一种乳腺癌CT图像中病变区域的识别及分割方法。一种基于人工神经网络的乳腺癌CT图像识别及分割方法,包括以下步骤:S1:获取乳腺癌患者CT图像,并进行预处理;S2,将所述预处理后的CT图像输入到预训练好的SAM模型中得到预分割结果;S3,将所述预分割结果与分割前的图像拼接,作为数据集输入到预训练好的U-Net分割模型中,得到病变区域的掩码图。本发明的方法,采用神经网络模型,得到乳腺癌患者CT图像中病变区域的掩码图,具有区域分割平滑、分割准确度高、分割速度快等优点。



1. 一种基于人工神经网络的乳腺癌CT图像识别及分割方法,其特征包括以下步骤:

S1,获取乳腺癌患者CT图像,并进行预处理;

S2,将所述预处理后的CT图像输入到预训练好的SAM模型中得到预分割结果;

S3,将所述预分割结果与分割前的图像拼接,作为数据集输入到预训练好的U-Net分割模型中,得到病变区域的掩码图。

2. 根据权利要求1所述的基于人工神经网络的乳腺癌CT图像识别及分割方法,其特征在于:所述S1中,预处理的具体方法为:将患者乳腺癌CT图像由NRRD格式转换为PNG格式,再将PNG格式转换为RGB三通道的NPY格式。

3. 根据权利要求1或2所述的基于人工神经网络的乳腺癌CT图像识别及分割方法,其特征在于:所述S3的具体方法为:将所述的预分割结果,与RGB三通道的NPY格式的CT图像进行拼接,作为除R、G、B以外的第四个通道,并将拼接后的数据输入到精确分割网络中,得到背景和病变区域的分割Mask。

一种基于人工神经网络的乳腺癌CT图像识别及分割方法

技术领域

[0001] 本发明属于医学图像处理技术领域,具体涉及一种乳腺癌CT图像中病变区域的识别及分割方法。

背景技术

[0002] 乳腺癌是当今最常见的癌症之一。据统计,2020年,全球有230万名女性确诊患有乳腺癌,约占所有癌症确诊人数的1/5,其中,有68.5万人死亡。截至2020年底,在过去五年里,共有780万名在世女性被诊断患有乳腺癌。2019年中国最新癌症报告公布:乳腺癌位于我国女性癌症发病首位,是影响女性身体健康最严重的恶性肿瘤之一。因此,对于乳腺癌诊断和治疗的研究显得尤为重要。

[0003] 在过去的几十年里,各种医学成像技术已被广泛应用于癌症的早期检测、诊断和治疗,计算机断层扫描(CT)就是其中一种非常重要的用于乳腺癌诊断的医学成像检测技术。为了诊断患者是否患有癌症和开展后续的治疗,需要将医学图像中的病变区域准确的勾画出来。在临床上,医学图像的判读和勾画主要由影像科医生等专家来完成,但是过程非常耗时,且高度依赖于医生的经验。

[0004] 近年来,随着人工智能技术的发展,深度学习算法在智慧医疗领域发挥着越来越重要的作用,国内外专家基于神经网络开展了大量的辅助诊断乳腺癌的研究。使用计算机辅助技术代替人工阅读医学图像,进行病变区域的识别和标注,可以辅助医生进行乳腺癌的诊断与治疗,具有重要的意义。

[0005] 因而,将神经网络与乳腺癌CT图像深度融合,是未来值得研究的方向。

发明内容

[0006] 为克服现有技术的缺陷和不足,本发明提出了一种基于人工神经网络的乳腺癌CT图像识别及分割方法,实现乳腺癌CT图像中病变区域(乳腺肿块和腋窝淋巴结)的识别与分割。本发明具有区域分割平滑、分割准确度高、分割速度快等优点。

[0007] 为了解决本发明的技术问题,本发明采用的技术方案是:一种基于人工神经网络的乳腺癌CT图像识别及分割方法,包括以下步骤:

[0008] S1,获取乳腺癌患者CT图像,并进行预处理;

[0009] S2,将所述预处理后的CT图像输入到预训练好的SAM模型中得到预分割结果;

[0010] S3,将所述预分割结果与分割前的图像拼接,作为数据集输入到预训练好的U-Net分割模型中,得到病变区域的掩码图。

[0011] 进一步地,所述S1中,所述预处理的具体方法为:将患者乳腺癌CT图像由NRRD格式转换为PNG格式,再将PNG格式转换为RGB三通道的NPY格式。

[0012] 进一步地,所述S3的具体方法为:将所述的预分割结果,与RGB三通道的NPY格式的CT图像进行拼接,作为除R、G、B以外的第四个通道。

[0013] 具体来说,原三通道NPY格式的CT图像的尺寸为 $N \times W \times H \times 3$,拼接后的图像尺寸为

$N \times W \times H \times 4$, 其中N表示图像的数量, W表示图像的宽度, H表示图像的高度, 3表示每个像素的深度, 即R、G、B三个通道, 4表示每个像素的深度, 即R、G、B以及预分割结果四个通道。拼接后的图像包含了原图像信息和预分割信息。最后将拼接后的数据输入到精确分割网络中, 得到背景和病变区域的分割Mask。

[0014] 本发明使用人工神经网络, 实现了乳腺癌CT图像中乳腺肿块、腋窝淋巴结及背景区域的识别与分割, 具有分割区域平滑、分割准确度高、分割速度快等优势。神经网络包括预分割和精确分割两部分, 使用SAM模型预分割可以在初步阶段捕获全局特征, 将预分割结果与原图像进行拼接可以为后续的精确分割模型提供丰富的辅助信息, 有助于提高精确分割模型对目标边界、细节和上下文的捕捉能力, 从而提高精确分割结果的准确性。最终分割得到的掩码图可以作为辅助医生诊断和开展后续治疗的重要参考, 大大减少了影像科医生的工作量和工作时间, 并且在一定程度上可以减少部分医生因经验不足而带来的标注偏差, 提高诊断的准确性。

附图说明

[0015] 图1是本发明提供的基于人工神经网络的乳腺癌CT图像识别及分割方法的流程图;

[0016] 图2是用于乳腺癌CT图像识别及分割的算法结构示意图。

具体实施方式

[0017] 为了便于理解本发明, 下面结合附图和具体实施例, 对本发明进行更详细的说明。附图中给出了本发明的较佳的实施例。但是, 本发明能够以多种不同的形式来实现, 并不限于本说明书所描述的实施例。提供这些实施例的目的是使对本发明的公开内容的理解更加透彻全面。

[0018] 本实施例提供一种基于人工神经网络的乳腺癌CT图像识别及分割方法, 流程如图1所示, 包括以下具体步骤:

[0019] 一、数据预处理

[0020] 1、获取NRRD格式的乳腺癌CT图像, 使用Slicer软件勾画标注出乳腺肿块和腋窝淋巴结这两类病变区域。

[0021] 2、将所述的NRRD格式的乳腺癌CT图像, 转换为PNG格式, 再将PNG格式转换为RGB三通道的NPY格式, 并分别保存。所述的三通道NPY文件的尺寸为 $N \times W \times H \times 3$, 其中N为图像的数量, H为图像的高度, W为图像的宽度, 3为图像的深度(通道数)。

[0022] 3、将标注病变区域的NRRD格式的文件转换为NPY文件, 作为训练模型的目标(标签)。

[0023] 二、乳腺癌CT图像识别及分割模型的搭建与训练

[0024] 1、将PNG格式的乳腺癌CT图像输入到预训练好的SAM模型中进行分割, 将得到的分割结果保存为NPY文件, 作为预分割结果。所述的预分割结果, 是一个与原图像尺寸相同的分割结果图, 其中每个像素被分配一个预测的类标签。预分割结果的尺寸为 $N \times W \times H \times 1$, 其中1表示每个像素被分配的一个预测的类标签。

[0025] 2、将所述的预分割结果, 与RGB三通道的NPY格式的CT图像进行拼接, 作为除R、G、B

以外的第四个通道。具体来说,将尺寸为 $N \times W \times H \times 3$ 的原三通道NPY格式的CT图像与尺寸为 $N \times W \times H \times 1$ 的预分割结果进行拼接,拼接后的图像尺寸为 $N \times W \times H \times 4$ 。将拼接后得到的NPY文件作为输入给U-Net的数据集。

[0026] 3、U-Net由编码器和解码器两部分构成。编码器由四个下采样模块构成,每个下采样模块由两个 3×3 的卷积层和一个 2×2 的池化层组成;解码器由四个上采样模块和一个 1×1 卷积层构成,每个上采样模块由一个双线性插值、一个特征拼接和两个 3×3 的卷积层组成。每一个下采样和上采样模块中的卷积层之后都有一个Relu激活函数:

[0027] $\text{Relu} = \max(0, x)$

[0028] 其中, x 为输入给激活函数的数据。

[0029] 4、将前述拼接后得到的NPY文件输入给U-Net进行训练,并进行验证和测试。若不满足要求,则调整训练参数继续训练模型,并进行验证和测试,直至得到满足要求的乳腺癌CT图像的识别与分割模型。模型训练过程中的损失函数 L 采用交叉熵损失函数,交叉熵损失函数的计算方法为:

[0030]
$$L = \frac{1}{N} \sum_i L_i = -\frac{1}{N} \sum_i \sum_{c=1}^M y_{ic} \log(p_{ic})$$

[0031] 其中, M 为类别的数量,在本实施例中, M 等于3(乳腺肿块、腋窝淋巴结、背景区域); y_{ic} 为符号函数(0或1),若样本 i 的真实类别等于 c 则 y_{ic} 取1,否则取0; p_{ic} 为观测样本 i 属于类别 c 的预测概率。

[0032] 三、乳腺癌CT图像的识别与分割

[0033] 1、将获取的乳腺癌患者的CT图像转换为PNG格式和RGB三通道的NPY格式。

[0034] 2、将PNG格式的CT图像输入到SAM模型中进行分割,将得到的分割结果保存为NPY文件,作为预分割结果。

[0035] 3、将预分割结果作为除R、G、B以外的第四个通道,将预分割NPY文件与RGB的NPY文件拼接,并输入到预训练好的U-Net网络模型中,得到乳腺肿块、腋窝淋巴结及背景区域的分割Mask勾画结果。

[0036] 4、至此完成对乳腺癌CT图像病变区域的识别与分割。

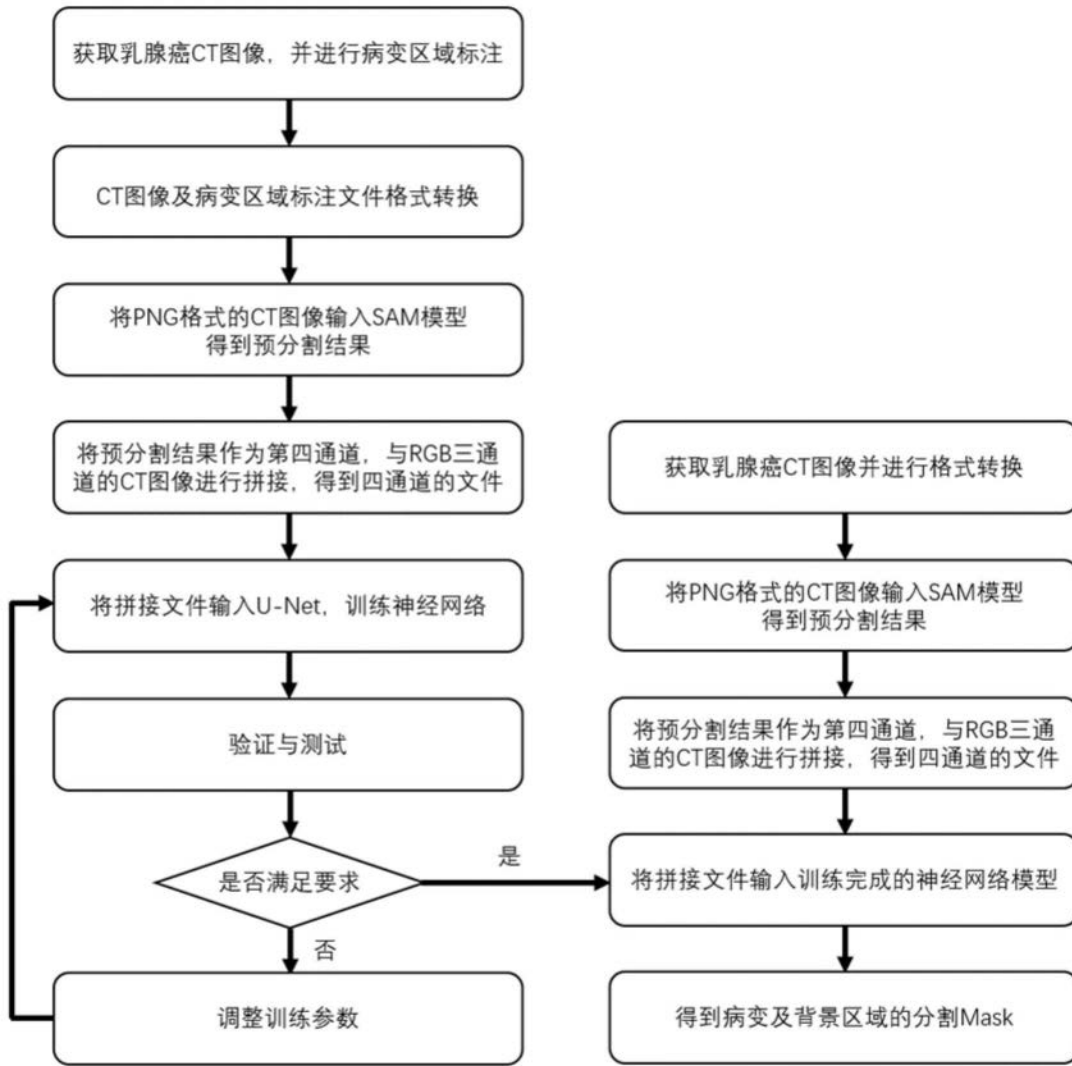


图1

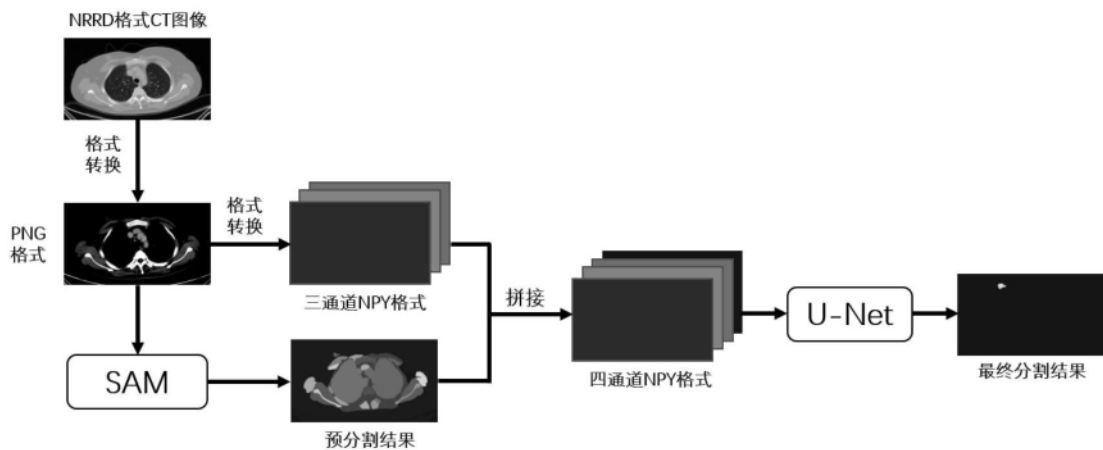


图2