

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2019年10月24日 (24.10.2019)



(10) 国际公布号
WO 2019/200747 A1

- (51) 国际专利分类号:
G06K 9/34 (2006.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2018/095496
- (22) 国际申请日: 2018年7月12日 (12.07.2018)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:
201810362198.6 2018年4月20日 (20.04.2018) CN
- (71) 申请人: 平安科技(深圳)有限公司(PING AN TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO., LTD.) [CN/CN]; 中国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, Guangdong 518000 (CN)。
- (72) 发明人: 王健宗(WANG, Jianzong); 中国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, Guangdong 518000 (CN)。 吴天博(WU, Tianbo); 中国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, Guangdong 518000 (CN)。 刘新卉(LIU, Xinhui);

中国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, Guangdong 518000 (CN)。 刘莉红(LIU, Lihong); 中国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, Guangdong 518000 (CN)。 马进(MA, Jin); 中国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, Guangdong 518000 (CN)。 肖京(XIAO, Jing); 中国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, Guangdong 518000 (CN)。

- (74) 代理人: 深圳市明日今典知识产权代理事务所(普通合伙)(SHENZHEN MINGRIJINDIAN INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY FIRM (GENERAL)); 中国广东省深圳市南山区南头街道智恒新兴产业园E区01B栋405室, Guangdong 518000 (CN)。
- (81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK,

(54) **Title:** METHOD AND DEVICE FOR SEGMENTING PROXIMAL FEMUR, COMPUTER APPARATUS, AND STORAGE MEDIUM

(54) 发明名称: 分割股骨近端的方法、装置、计算机设备和存储介质

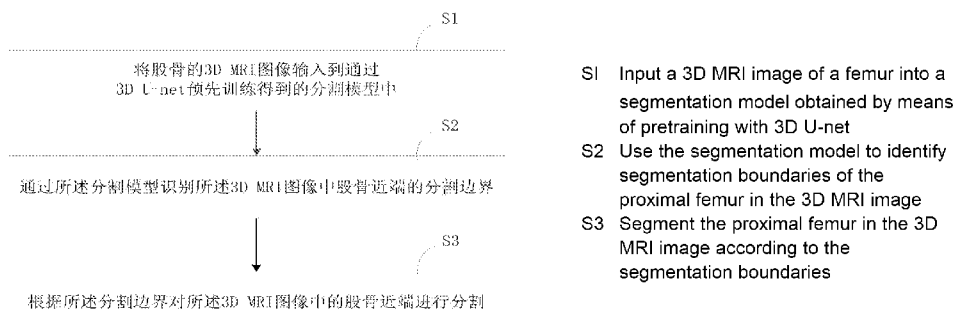


图1

(57) **Abstract:** A method and device for segmenting the proximal femur, a computer apparatus, and a storage medium. The method comprises: inputting a 3D MRI image of a femur into a segmentation model obtained by means of pretraining with 3D U-net (S1); using the segmentation model to identify segmentation boundaries of the proximal femur in the 3D MRI image (S2); and segmenting the proximal femur in the 3D MRI image according to the segmentation boundaries (S3). The method is adopted to isolate the proximal femur from a 3D MRI image by means of a segmentation model, thereby reducing diagnosis interference information and increasing diagnosis efficiency.

(57) **摘要:** 一种分割股骨近端的方法、装置、计算机设备和存储介质, 方法包括: 将股骨的3D MRI图像输入到通过3D U-net预先训练得到的分割模型中(S1); 通过分割模型识别3D MRI图像中股骨近端的分割边界(S2); 根据分割边界对3D MRI图像中的股骨近端进行分割(S3)。该方法从3D MRI图像中通过分割模型分离出来股骨近端, 减少诊断干扰信息, 提高诊断效率。

LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX,
MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL,
PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL,
SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG,
US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区
保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ,
NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM,
AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG,
CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU,
IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT,
RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI,
CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

分割股骨近端的方法、装置、计算机设备和存储介质

本申请要求于2018年4月20日提交中国专利局、申请号为2018103621986，发明名称为“分割股骨近端的方法、装置、计算机设备和存储介质”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

5 技术领域

本申请涉及到计算机技术领域，特别是涉及到分割股骨近端的方法、装置、计算机设备和存储介质。

背景技术

近年来，由于计算机硬件水平的提高，深度神经网络技术得到了突飞猛进的发展，深度神经网络技术在图像、文字或音频处理等方面取得了巨大的成果，但在医学领域的还未得到广泛应用。股骨髓臼撞击症是引起成年人臀部疼痛的原因之一，更是被认为是引起软骨损伤的关键因素以及骨关节炎的先兆。由于不会造成放射性危害，MRI诊断现在被作为进行股骨髓臼撞击症诊断的标准工具。但是，现有技术中医生一般会通过分析2D MRI切片图像凭医疗经验进行人工诊断，诊断效率低且诊断误差几率大。因此，如何更精确有效地分离股骨近端成为亟待解决的问题。

技术问题

15 本申请的主要目的为提供分割股骨近端的方法，旨在解决3D MRI图像中精准分离股骨近端的技术问题。

技术方案

本申请提出一种分割股骨近端的方法，包括：

将股骨的3D MRI图像输入到通过3D U-net预先训练得到的分割模型中；

20 通过所述分割模型识别所述3D MRI图像中股骨近端的分割边界；

根据所述分割边界对所述3D MRI图像中的股骨近端进行分割。

本申请还提供了一种分割股骨近端的装置，包括：

第一输入模块，用于将股骨的3D MRI图像输入到通过3D U-net预先训练得到的分割模型中；

识别模块，用于通过所述分割模型识别所述3D MRI图像中股骨近端的分割边界；

25 分割模块，用于根据所述分割边界对所述3D MRI图像中的股骨近端进行分割。

本申请还提供了一种计算机设备，包括存储器和处理器，所述存储器存储有计算机可读指令，所述处理器执行所述计算机可读指令时实现上述方法的步骤。

本申请还提供了一种计算机非易失性可读存储介质，其上存储有计算机可读指令，所述计算机可读指令被处理器执行时实现上述的方法的步骤。

30 有益效果

本申请有益技术效果：本申请通过从3D MRI图像中通过分割模型自动分离出来股骨近端，通过将股

骨近端从原图中分离出来，减少诊断干扰信息，极大的提高医生的诊断效率；本申请提出了基于3DU-net的3D MRI股骨近端分割技术，通过具有深度监督学习效果的3DU-net网络，利用少量标注样本训练获得了精准的分割模型，实现对3D MRI股骨近端的精准分割，弥补了现有标注的3D MRI图像数据困乏，难以获得精准分割的技术难题；通过汇集病变诊断数据形成先验数据库，辅助提高医生诊断病症的诊断准确度，弥补医生因经验不足而导致诊断准确度不高的缺陷，具有实际应用价值。

附图说明

图1 本申请一实施例的分割股骨近端的方法流程示意图；

图2 本申请一实施例的分割股骨近端的装置结构示意图；

图3 本申请一实施例的分割股骨近端的装置优化结构示意图；

10 图4 本申请一实施例的第二输入模块的结构示意图；

图5 本申请一实施例的分类单元的结构示意图；

图6 本申请再一实施例的分割股骨近端的装置结构示意图；

图7 本申请又一实施例的分割股骨近端的装置结构示意图；

图8 本申请又一实施例的分割股骨近端的装置结构示意图；

15 图9 本申请又一实施例的分割股骨近端的装置结构示意图；

图10 本申请一实施例的计算机设备内部结构示意图。

本发明的最佳实施方式

参照图1，本申请一实施例的分割股骨近端的方法，包括：

S1：将股骨的3D MRI图像输入到通过3D U-net预先训练得到的分割模型中。

20 本实施例的股骨的3D MRI (Magnetic Resonance Imaging, 图像磁共振成像) 为通过核磁共振信号进行空间编码的“数字图像”，磁共振信号直接来自于物体本身，磁共振成像可以得到物体任何方向的断层图像、三维体图像，可以重建出物体图像，比如以不同灰度显示不同人体股骨结构的解剖和病理的断面图像。本实施例的3D U-net是分割型网络模型，整个网络呈“U”形，也是网络名为U-net的来源。在“U”字的下行区域属于编码器，上行区域属于解码器。3D U-net网络是深度监督学习网络，所谓深度监督学习是指：利用一组已知正确答案的样本调整分类器的参数，使其达到所要求性能的过程。对于深度监督学习网络就是利用有标签的数据来学习的网络，被初始化的网络根据预测值与标签的差别不断修改网络中的参数，使网络的预测值越来越接近标签，以达到学习的目的，可利用少量标注样本训练获得了精准的分割模型，实现对股骨的3D MRI股骨近端的精准分割，弥补了现有标注的3D MRI图像数据困乏，难以获得精准分割的技术难题，且训练时间短，降低了模型成本。

30 S2：通过所述分割模型识别所述3D MRI图像中股骨近端的分割边界。

3D U-net的编码器各层对输入的3D MRI数据进行卷积和池化，以进行特征提取，解码器各层使用

反卷积对提取的特征进行解码得到映射层并输出，映射层的大小与输入图像大小相同，映射层指示出原始 3D MRI 图的每一部分代表的含义，即分割结果，本实施例通过 3D U-net 训练的分割模型识别出原始 3D MRI 图的哪一部分是股骨近端。

S3: 根据所述分割边界对所述 3D MRI 图像中的股骨近端进行分割。

5 本实施例通过 3D U-net 训练得到分割模型分割 3D MRI 的股骨近端，使得分割数据的准确率更高，具有较高的实用价值。本实施例通过从 3D MRI 图像中通过分割模型自动分离出来股骨近端，通过将股骨近端从原图中分离出来，减少诊断干扰信息，极大的提高医生的诊断效率。

进一步地，上述步骤 S1 之前，包括：

10 S11: 在 3D U-net 的初始化参数下通过监督学习获取到 3D U-net 的编码器和解码器分别对应的优化参数。

本步骤的初始化参数包括随机的初始化参量或优化的初始化参量。本步骤通过监督学习训练 3D U-net 时，通过权值矩阵判断训练过程是否收敛，当两次迭代之间的权值变化很小，比如变化值小于 1%，则认为训练收敛，训练收敛时 3D U-net 编码器和解码器的参数达到最大优化，以确定优化状态下的网络权重值矩阵，以便输出准确率高的分割模型。

15 S12: 在所述优化参数下，将预设训练集数据输入 3D U-net 训练所述分割模型。

本实施例通过由具有详细标注信息的 3D MRI 图像以及每个 3D MRI 图像对应的股骨近端的分割边界组成的训练集数据，输入到 3D U-net 进行训练，以获取到股骨近端边缘的特征的提取方式，以便训练出可以从 3D MRI 图像中识别股骨近端的分割边界的分割模型。

S13: 通过将预设的测试集数据输入所述分割模型，判断所述分割模型的准确率是否达到预设阈值。

20 本实施例的测试集数据与训练集数据均来自同一样本集且经过同样的数据处理，但测试集数据与训练集无交集。本实施例通过把数据集分为训练集与测试集，在训练集上训练模型，通过测试集来测试模型效果。本实施例中分割模型的准确率通过 Dice 系数来衡量，Dice 系数是集合相似度度量函数，本实施例的 Dice 系数计算公式为： $2*|X \cap Y| / (|X| + |Y|)$ ，X 是预测区域，Y 是图层表面实况，即标注区域（值域范围：0-1）。本实施例的分割模型在测试集上的最终 Dice 系数达到 0.98 时，表示测试集与原始标注的训练集重合度非常高。

S14: 若达到，则确定所述分割模型满足应用需求。

进一步地，步骤 S11 之前，包括：

30 S10: 将 C3D 的卷积层网络中与所述 3D U-net 编译器具有相同特征图个数的各层参数迁移至所述 3D U-net 编译器中作为所述 3D U-net 的初始化参数。

为避免过拟合，训练集数据的集合应该足够大，但训练耗时太长，为了减小训练时间并防止过拟合，本实施例通过迁移学习把 C3D（3D convolution，三维卷积网络）的网络参数作为 3D U-net 编译器的各

层参数。C3D 网络结构共有 8 个卷积层，4 次池化层。其中卷积核的大小均为 3*3*3，池化核的大小为 2*2*2。且前 6 个卷积层的特征图个数（64, 128, 256, 256, 512, 512）与 3DU-net 网络中对应编辑器各层的特征图个数（64, 128, 256, 256, 512, 512）相同，所以卷积层的参数个数相同，通过已经训练好的 C3D 的卷积层参数初始化 3D U-net 网络的卷积层，即编码器的各层参数，所以本实施例通过获取 C3D 模型的前 6 个卷积层的参数，用于初始化 3D U-net 网络的编译器的各层参数。本实施例通过已经训练好的 C3D 的卷积层参数初始化 3D U-net 网络的卷积层的过程为迁移学习过程，本实施例 C3D 网络与 3D U-net 网络的训练过程中使用的数据不同。本实施例通过迁移学习在保证训练效果的同时可以减少训练时间，通过迁移学习训练的网络模型相比于通过随机初始化的方式初始化整个网络的训练效果更优化。

进一步地，上述步骤 S12，包括：

10 S120：将所述训练集数据输入 3D U-net，通过 3D U-net 的编码器减少池化层的空间维度，定位训练集数据的各像素级。

本实施例的编码器是一个特征图尺寸逐渐收缩、通道数逐渐增加的全卷积神经网络结构，可以接收任意尺寸的输入图像，卷积层和池化层交替工作，用来捕捉上下图层的信息，并逐步对特征图进行下采样，以恢复图像大小。在网络训练向前传播的过程中，编码器逐渐收缩，以减少池化层的空间维度，通过池化层扩大了感受野，定位训练集数据的各像素级。本实施例的卷积层均优选使用 3*3*3 卷积核，最大池化层均使用 2*2*2 池化核。本申请其他实施例中卷积核与池化核的大小可调，在不同的网络中可以不同，同一网络中的不同卷积层和池化层也可以不同。

S121：通过与所述编码器相连的解码器逐步修复所述训练集数据的细节和空间维度，对各所述像素级进行分类，以形成识别所述股骨近端的分割边界的所述分割模型。

20 本实施例的解码器是一个与编码器具有对称的结构，其特征图尺寸逐渐扩张，通道数逐渐减少，逐步修复物体的细节和空间维度，并通过对特征图进行上采样，逐步恢复高分辨率的图片细节。本实施例的编码器的池化层虽然扩大了感受野但造成了位置信息的丢失，像素级分类要求保留位置信息。本实施例的编码器和解码器之间通常存在跳跃连接，跳跃连接能够将低层次的特征图和高层次的特征图结合起来，能帮助解码器更好地修复目标的细节，有利于像素级的分类。在上采样部分，大量的特征通道能向更高分辨率的层传送上下图层信息，从而对每个像素都产生了一个预测，同时对最后一个卷积层的特征图进行上采样，使它恢复到输入图像相同的尺寸，同时保留了原始输入图像中的空间信息，最后在上采样的特征图上进行像素分类，进而识别股骨近端的分割边界。

进一步地，上述步骤 S121，包括：

30 S1210：将所述解码器逐步修复所述训练数据的细节和空间维度之后的输出信息，输入到与各解码器相连的分支网络进行训练。

本实施例通过 3D U-net 在卷积训练过程中输入训练集数据的图像经过卷积核、池化核之后会图像

尺寸变小，需要通过反卷积进行上采样，得到与原图一样大小的映射层，但上采样倍数越大会丢失越多的细节，所以需要将不同层的不同上采样的结果进行综合来得到最后的结果，本实施例通过下层输出层 L，中层输出层 M 和上层输出层 U 的三个输出分别代表在不同上采样倍数下的结果。比如输入图像大小是 64*64*64，在下层输出层 L 之前的大小是 16*16*16，需要进行 4 倍的上采样才能获取原图大小，而在中层输出层 M 之前的大小是 32*32*32，需要进行 2 倍的上采样才能获取原图大小。本实施例的解码器各层的输出，都分别作为一个分支网络的输入，分支网络最终分别得到下层输出层 L，中层输出层 M 和上层输出层 U 的三个输出。以便通过三个输出的交叉熵损失函数来表示 3D U-net 的损失函数，以便进一步优化整个 3D U-net 网络权重，使抽象表述更准确、更接近全局最优，取得更好的分割效果。

S1211：通过分析所述分支网络的输出结果，获取优化权重参数的所述分割模型的。

10 本实施例的 3D U-net 的损失函数定义为分支网络的三个输出交叉熵损失函数的加和，具体形式如下：

$$\zeta_c(x; W, \omega^c) = \sum_{x_i \in X} -\log p(y_i = t(x_i) | x_i; W, \omega^c);$$

$$\zeta_c(x; W, \omega^l, \omega^m, \omega^u) = \sum_{c \in \{l, m, u\}} \alpha_c \zeta_c(x; W, \omega^c) + \lambda(\psi(W) + \sum_{c \in \{l, m, u\}} \psi(\omega^c));$$

15 其中，W 是 3D U-net 的主网络的权重， $\omega^l, \omega^m, \omega^u$ 分别是分支网络的下层输出层 L，中层输出层 M 和上层输出层 U 的权重，X 代表训练数据， $\psi(W) + \sum_{c \in \{l, m, u\}} \psi(\omega^c)$ 是进一步避免过拟合的正则项。

本实施例的损失函数越大说明差别越大，损失函数越小差别越小。本实施例通过主网络的权重与分支网络的权重共同作用于损失函数，上述损失函数收敛时获取分割模型的优化权重参量，即上述损失函数收敛时对应的主网络的权重与分支网络的权重。本实施例的 3D U-net 的损失函数定义为分支网络的三个输出交叉熵损失函数的加和，使主网络的权重与分支网络的权重共同影响着损失函数的大小，影响着分割模型预测得到的股骨近端的分割边界与训练集中输入的已知股骨近端的分割边界的差距。上述公式中 $c \in \{l, m, u\}$ ，即 c 是一个指代符，指代 {l, m, u} 中的一个，写在求和符号 \sum 下面表示，把 c 为取值为 {l, m, u} 三个的值进行求和。即下述公式

$$\zeta_c(x; W, \omega^l, \omega^m, \omega^u) = \sum_{c \in \{l, m, u\}} \alpha_c \zeta_c(x; W, \omega^c) + \lambda(\psi(W) + \sum_{c \in \{l, m, u\}} \psi(\omega^c));$$

$$\zeta_l(x; W, \omega^l, \omega^m, \omega^u) = \alpha_l \zeta_l(x; W, \omega^l) + \lambda(\psi(W) + \psi(\omega^l))$$

等价于：

$$+ \alpha_m \zeta_m(x; W, \omega^m) + \lambda(\psi(W) + \psi(\omega^m))$$

$$+ \alpha_u \zeta_u(x; W, \omega^u) + \lambda(\psi(W) + \psi(\omega^u))$$

25 进一步地，本申请再一实施例中，步骤 S12 之前，包括：

S122：将原始 3D MRI 图像数据以及对原始 3D MRI 图像数据旋转指定角度后的增强数据组成数据集。

本实施例使用少量的标注样本进行分割模型训练，为防止过拟合的发生，对原始数据进行了增强操作。本实施例通过对原始数据进行旋转指定角度进行数据增强。举例地，对原始数据进行 (90 度、180

度、270度)旋转,因为90度、180度、270度均匀分布在0-360度,通过旋转此三个角度,使增强数据均匀变化。

S123: 将所述数据集中的每个3D MRI图像数据切割成指定数量和指定大小的子块。

本步骤通过从增强数据集的每个图片中随机切割子块作为训练集数据,本实施例中每个图片中随机切割出多个64*64*64的子块,并选出10个作为训练集数据。

S124: 将所有的所述子块随机分为两组,一组作为训练集数据,另一组作为测试集数据。

举例地,原始图像共10个,做三个角度数据旋转增强之后变为30个图像,每个图像切出10个作为训练集数据,则训练集数据总共有300个。本申请其他实施例将上述训练集数据标准化到均值为0、方差为1。本实施例通过数据标准化也称为归一化,将不同量纲和不同数量级大小的数据变成可以相互进行数学计算和具有可比性的数据,归一化使得数据在各个维度的分布比较接近,能够适当扩大数据差异,加速模型训练过程的收敛。本实施例的均值为0方差为1的计算过程如下:比如一组数据为:

$X: \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$, 设其平均值为: $E(X) = \mu$, 设其方差为: $D(X) = \sigma^2$, 那么经过变换: $y = (x - \mu) / \sigma$, 得到的新变量: $Y: \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\}$ 的均值为0、方差为1。

进一步地,本申请又一实施例中,步骤S3之后,包括:

S30: 获取分割后的股骨近端的病变区域的位置信息以及病变区域的分布信息。

本实施例的病变区域的位置信息以及病变区域的分布信息,通过预训练的病变区域分割模型识别病变区域的边缘信息获得。病变区域的位置信息可通过位于股骨近端的坐标信息获得,病变区域的分布信息包括病变区域的数量、各病变区域的位置信息的相对关系等,比如,病变位置为髌臼处,病变区域的分布信息为一个病变区域,具体为髌臼过度覆盖且髌臼窝加深;再比如,病变位置为股骨头颈交区,病变区域的分布信息为一个病变区域,具体为股骨头颈交区存在突起等。

S31: 通过分析所述病变区域的位置信息以及病变区域的分布信息,输出股骨髌臼撞击的病症信息。

比如:髌臼过度覆盖且髌臼窝加深,则表示孟唇撕裂、软骨损伤易发生于前上、后下部等病症信息。本步骤可以通过预先建立的分析模型来获取分割后的股骨髌臼撞击的病症信息,分析模型的网络结构包括但不限于卷积神经网络、全卷积神经网络或U-net。

进一步地,本申请又一实施例中,步骤S31之后,包括:

S32: 将所述病症信息与所述病例的身份信息、确诊反馈信息汇集成诊断股骨髌臼撞击的先验数据库。

本步骤的身份信息包括但不限于性别、年龄、运动喜好等,所述的确诊反馈信息包括但不限于髌臼异常、股骨头异常等,所述病症信息包括各病症信息分别对应的特征矩阵。本实施例通过形成先验数据库,以提高类似病症的再次诊断效率和诊断精准度。

进一步地,本申请又一实施例中,步骤S32之后,包括:

S33: 在所述先验数据库搜寻与新病症信息相似度最高的历史病症信息。

本步骤通过比较分析模型输出的新输出病症信息的特征矩阵和先验数据库中各病症信息的特征矩阵的相似度，实现相似病症的诊断。

S34: 输出所述历史病症信息对应的确诊反馈信息。

5 本实施例通过将先验数据库结合影像分割模型，推广到现实的自动化病症诊断中，提高医生的诊断效率和准确性。

本实施例通过从 3D MRI 图像中通过分割模型自动分离出来股骨近端，通过将股骨近端从原图中分离出来，减少诊断干扰信息，极大的提高医生的诊断效率；本申请提出了基于 3DU-net 的 3D MRI 股骨近端分割技术，通过具有深度监督学习效果的 3DU-net 网络，利用少量标注样本训练获得了精准的分割模型，实现对 3D MRI 股骨近端的精准分割，弥补了现有标注的 3D MRI 图像数据困乏，难以获得精准分割的技术难题；通过汇集病变诊断数据形成先验数据库，辅助提高医生诊断病症的诊断准确度，弥补医生因经验不足而导致诊断准确度不高的缺陷，具有实际应用价值。

参照图 2，本申请一实施例的分割股骨近端的装置，包括：

第一输入模块 1，用于将股骨的 3D MRI 图像输入到通过 3D U-net 预先训练得到的分割模型中。

15 本实施例的 3D MRI (Magnetic Resonance Imaging, 图像磁共振成像) 为通过核磁共振信号进行空间编码的“数字图像”，磁共振信号直接来自于物体本身，磁共振成像可以得到物体任何方向的断层图像、三维体图像，可以重建出物体图像，比如以不同灰度显示不同人体股骨结构的解剖和病理的断面图像。本实施例的 3D U-net 是分割型网络模型，整个网络呈“U”形，也是网络名为 U-net 的来源。在“U”字的下行区域属于编码器，上行区域属于解码器。3DU-net 网络是深度监督学习网络，所谓深度监督学习是指：利用一组已知正确答案的样本调整分类器的参数，使其达到所要求性能的过程。对于深度监督学习网络就是利用有标签的数据来学习的网络，被初始化的网络根据预测值与标签的差别不断修改网络中的参数，使网络的预测值越来越接近标签，以达到学习的目的，可利用少量标注样本训练获得了精准的分割模型，实现对股骨的 3D MRI 股骨近端的精准分割，弥补了现有标注的 3D MRI 图像数据困乏，难以获得精准分割的技术难题，且训练时间短，降低了模型成本。

25 识别模块 2，用于通过所述分割模型识别所述 3D MRI 图像中股骨近端的分割边界。

3D U-net 的编码器各层对输入的 3D MRI 数据进行卷积和池化，以进行特征提取，解码器各层使用反卷积对提取的特征进行解码得到映射层并输出，映射层的大小与输入图像大小相同，映射层指示出原始 3D MRI 图的每一部分代表的含义，即分割结果，本实施例通过 3D U-net 训练的分割模型识别出原始 3D MRI 图的哪一部分是股骨近端。

30 分割模块 3，用于根据所述分割边界对所述 3D MRI 图像中的股骨近端进行分割。

本实施例通过 3D U-net 训练得到分割模型分割 3D MRI 的股骨近端，使得分割数据的准确率更高，

具有较高的实用价值。本实施例通过从 3D MRI 图像中通过分割模型自动分离出来股骨近端，通过将股骨近端从原图中分离出来，减少诊断干扰信息，极大的提高医生的诊断效率。

参照图 3，本实施例的分割股骨近端的装置，包括：

5 第一获取模块 11，用于在所述 3D U-net 的初始化参数下通过监督学习获取到 3D U-net 的编码器和解码器分别对应的优化参数。

本实施例的初始化参数包括随机的初始化参量或优化的初始化参量。本实施例通过监督学习训练 3D U-net 时，通过权值矩阵判断训练过程是否收敛，当两次迭代之间的权值变化很小，比如变化值小于 1%，则认为训练收敛，训练收敛时 3D U-net 编码器和解码器的参数达到最大优化，以确定优化状态下的网络权重值矩阵，以便输出准确率高的分割模型。

10 第二输入模块 12，用于在所述优化参数下，将预设训练集数据输入 3D U-net 训练所述分割模型。

本实施例通过由具有详细标注信息的 3D MRI 图像以及每个 3D MRI 图像对应的股骨近端的分割边界组成的训练集数据，输入到 3D U-net 进行训练，以获取到股骨近端边缘的特征的提取方式，以便训练出可以从 3D MRI 图像中识别股骨近端的分割边界的分割模型。

15 判断模块 13，用于通过将预设的测试集数据输入最佳参量下的分割模型，判断所述分割模型的准确率是否达到预设阈值。

本实施例的测试集数据与训练集数据均来自同一样本集且经过同样的数据处理，但测试集数据与训练集无交集。本实施例通过把数据集分为训练集与测试集，在训练集上训练模型，通过测试集来测试模型效果。本实施例中分割模型的准确率通过 Dice 系数来衡量，Dice 系数是集合相似度度量函数，本实施例的 Dice 系数计算公式为： $2 * |X \cap Y| / (|X| + |Y|)$ ，X 是预测区域，Y 是图层表面实况，即标注区域（值域范围：0-1）。本实施例的分割模型在测试集上的最终 Dice 系数达到 0.98 时，表示测试集与原始标注的训练集重合度非常高。

20

确定模块 14，用于若分割模型的准确率达到预设阈值，则确定所述分割模型满足应用需求。

进一步地，本实施例的分割股骨近端的装置，包括：

25 初始化模块 10，用于将 C3D 的卷积层网络中与所述 3D U-net 编码器具有相同特征图个数的各层参数迁移至所述 3D U-net 编码器中作为所述 3D U-net 的初始化参数。

为避免过拟合，训练集数据的集合应该足够大，但训练耗时太长，为了减小训练时间并防止过拟合，本实施例通过迁移学习把 C3D（3D convolution，三维卷积网络）的网络参数作为 3D U-net 编码器的各层参数。C3D 网络结构共有 8 个卷积层，4 次池化层。其中卷积核的大小均为 3*3*3，池化核的大小为 2*2*2。且前 6 个卷积层的特征图个数（64, 128, 256, 256, 512, 512）与 3DU-net 网络中对应编码器各层的特征图个数（64, 128, 256, 256, 512, 512）相同，所以卷积层的参数个数相同，通过已经训练好的 C3D 的卷积层参数初始化 3D U-net 网络的卷积层，即编码器的各层参数，所以本实施例通过获取 C3D 模型

30

的前 6 个卷积层的参数，用于初始化 3D U-net 网络的编译器的各层参数。本实施例通过已经训练好的 C3D 的卷积层参数初始化 3D U-net 网络的卷积层的过程为迁移学习过程，本实施例 C3D 网络与 3D U-net 网络的训练过程中使用的数据不同。本实施例通过迁移学习在保证训练效果的同时可以减少训练时间，通过迁移学习训练的网络模型相比于通过随机初始化的方式初始化整个网络的训练效果更优化。

5 参照图 4，本实施例的第二输入模块 12，包括：

定位单元 120，用于将所述训练集数据输入 3D U-net，通过 3D U-net 的编码器减少池化层的空间维度，定位训练集数据的各像素级。

本实施例的编码器是一个特征图尺寸逐渐收缩、通道数逐渐增加的全卷积神经网络结构，可以接收任意尺寸的输入图像，卷积层和池化层交替工作，用来捕捉上下图层的信息，并逐步对特征图进行下采样，以恢复图像大小。在网络训练向前传播的过程中，编码器逐渐收缩，以减少池化层的空间维度，通过池化层扩大了感受野，定位训练集数据的各像素级。本实施例的卷积层均优选使用 3*3*3 卷积核，最大池化层均使用 2*2*2 池化核。本申请其他实施例中卷积核与池化核的大小可调，在不同的网络中可以不同，同一网络中的不同卷积层和池化层也可以不同。

10 分类单元 121，用于通过与所述编码器相连的解码器逐步修复所述训练集数据的细节和空间维度，对各所述像素级进行分类，以形成识别所述股骨近端的分割边界的分割模型。

本实施例的解码器是一个与编码器具有对称的结构，其特征图尺寸逐渐扩张，通道数逐渐减少，逐步修复物体的细节和空间维度，并通过对特征图进行上采样，逐步恢复高分辨率的图片细节。本实施例的编码器的池化层虽然扩大了感受野但造成了位置信息的丢失，像素级分类要求保留位置信息。本实施例的编码器和解码器之间通常存在跳跃连接，跳跃连接能够将低层次的特征图和高层次的特征图结合起来，能帮助解码器更好地修复目标的细节，有利于像素级的分类。在上采样部分，大量的特征通道能向更高分辨率的层传送上下图层信息，从而对每个像素都产生了一个预测，同时对最后一个卷积层的特征图进行上采样，使它恢复到输入图像相同的尺寸，同时保留了原始输入图像中的空间信息，最后在上采样的特征图上进行像素分类，进而识别股骨近端的分割边界。

参照图 5，本实施例的分类单元 121，包括：

25 训练子单元 1210，用于将所述解码器逐步修复所述训练数据的细节和空间维度之后的输出信息，输入到与各解码器相连的分支网络进行训练。

本实施例通过 3D U-net 在卷积训练过程中输入训练集数据的图像经过卷积核、池化核之后会图像尺寸变小，需要通过反卷积进行上采样，得到与原图一样大小的映射层，但上采样倍数越大会丢失越多的细节，所以需要不同层的不同上采样的结果进行综合来得到最后的结果，本实施例通过下层输出层 L，中层输出层 M 和上层输出层 U 的三个输出分别代表在不同上采样倍数下的结果。比如输入图像大小是 64*64*64，在下层输出层 L 之前的大小是 16*16*16，需要进行 4 倍的上采样才能获取原图大小，而

在中层输出层 M 之前的大小是 32*32*32，需要进行 2 倍的上采样才能获取原图大小。本实施例的解码器各层的输出，都分别作为一个分支网络的输入，分支网络最终分别得到下层输出层 L，中层输出层 M 和上层输出层 U 的三个输出。以便通过三个输出的交叉熵损失函数来表示 3D U-net 的损失函数，以便进一步优化整个 3D U-net 网络权重，使抽象表述更准确、更接近全局最优，取得更好的分割效果。

5 获取子单元 1211，用于通过分析所述分支网络的输出结果，获取优化权重参量的所述分割模型。

本实施例的 3D U-net 的损失函数定义为分支网络的三个输出交叉熵损失函数的加和，具体形式如下：
$$\zeta_c(x; W, \omega^c) = \sum_{x_i \in X} -\log p(y_i = t(x_i) | x_i; W, \omega^c);$$

$$\zeta_c(x; W, \omega^l, \omega^m, \omega^u) = \sum_{c \in \{l, m, u\}} \alpha_c \zeta_c(x; W, \omega^c) + \lambda(\psi(W) + \sum_{c \in \{l, m, u\}} \psi(\omega^c))$$

其中，W 是 3D U-net 的主网络的权重， $\omega^l, \omega^m, \omega^u$ 分别是分支网络的下层输出层 L，中层输出层 M 和上层输出层 U 的权重， X 代表训练数据， $\psi(W) + \sum_{c \in \{l, m, u\}} \psi(\omega^c)$ 是进一步避免过拟合的正则项。

本实施例的损失函数越大说明差别越大，损失函数越小差别越小。本实施例通过主网络的权重与分支网络的权重共同作用于损失函数，上述损失函数收敛时获取分割模型的优化权重参量，即上述损失函数收敛时对应的主网络的权重与分支网络的权重。本实施例的 3D U-net 的损失函数定义为分支网络的三个输出交叉熵损失函数的加和，使主网络的权重与分支网络的权重共同影响着损失函数的大小，影响着分割模型预测得到的股骨近端的分割边界与训练集中输入的已知股骨近端的分割边界的差距。上述公式中 $c \in \{l, m, u\}$ ，即 c 是一个指代符，指代 {l, m, u} 中的一个，写在求和符号 \sum 下面表示，把 c 为取值为 {l, m, u} 三个的值进行求和。即下述公式

$$\zeta_c(x; W, \omega^l, \omega^m, \omega^u) = \sum_{c \in \{l, m, u\}} \alpha_c \zeta_c(x; W, \omega^c) + \lambda(\psi(W) + \sum_{c \in \{l, m, u\}} \psi(\omega^c))$$

等价于：

$$\begin{aligned} \zeta_c(x; W, \omega^l, \omega^m, \omega^u) &= \alpha_l \zeta_l(x; W, \omega^l) + \lambda(\psi(W) + \psi(\omega^l)) \\ &+ \alpha_m \zeta_m(x; W, \omega^m) + \lambda(\psi(W) + \psi(\omega^m)) \\ &+ \alpha_u \zeta_u(x; W, \omega^u) + \lambda(\psi(W) + \psi(\omega^u)) \end{aligned}$$

参照图 6，本申请再一实施例的分割股骨近端的装置，包括：

组成模块 122，用于将原始 3D MRI 图像数据以及对原始 3D MRI 图像数据旋转指定角度后的增强数据组成数据集。

本实施例使用少量的标注样本进行分割模型训练，为防止过拟合的发生，对原始数据进行了增强操作。本实施例通过对原始数据进行旋转指定角度进行数据增强。举例地，对原始数据进行（90 度、180 度、270 度）旋转，因为 90 度、180 度、270 度均匀分布在 0-360 度，通过旋转此三个角度，使增强数据均匀变化。

切割模块 123，用于将所述数据集中的每个 3D MRI 图像数据切割成指定数量和指定大小的子块。

本实施例通过从增强数据集的每个图片中随机切割子块作为训练集数据，本实施例中每个图片中随机切割出多个 $64*64*64$ 的子块，并选出 10 个作为训练集数据。

区分模块 124，用于将所有的所述子块随机分为两组，一组作为训练集数据，另一组作为测试集数据。

举例地，原始图像共 10 个，做三个角度数据旋转增强之后变为 30 个图像，每个图像切出 10 个作为训练集数据，则训练集数据总共有 300 个。本申请其他实施例将上述训练集数据标准化到均值为 0、方差为 1。本实施例通过数据标准化也称为归一化，将不同量纲和不同数量级大小的数据变成可以相互进行数学计算和具有可比性的数据，归一化使得数据在各个维度的分布比较接近，能够适当扩大数据差异，加速模型训练过程的收敛。本实施例的均值为 0 方差为 1 的计算过程如下：比如一组数据为：

$X: \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ ，设其平均值为： $E(X) = \mu$ ，设其方差为： $D(X) = \sigma^2$ ，那么经过变换： $y = (x - \mu) / \sigma$ ，得到的新变量： $Y: \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\}$ 的均值为 0、方差为 1。

参照图 7，本申请又一实施例的分割股骨近端的装置，包括：

第二获取模块 30，用于获取分割后的股骨近端的病变区域的位置信息以及病变区域的分布信息。

本实施例的病变区域的位置信息以及病变区域的分布信息，通过预训练的病变区域分割模型识别病变区域的边缘信息获得。病变区域的位置信息可通过位于股骨近端的坐标信息获得，病变区域的分布信息包括病变区域的数量、各病变区域的位置信息的相对关系等，比如，病变位置为髌臼处，病变区域的分布信息为一个病变区域，具体为髌臼过度覆盖且髌臼窝加深；再比如，病变位置为股骨头颈交区，病变区域的分布信息为一个病变区域，具体为股骨头颈交区存在突起等。

第一输出模块 31，用于通过分析所述病变区域的位置信息以及病变区域的分布信息，输出股骨髌臼撞击的病症信息。

比如：髌臼过度覆盖且髌臼窝加深，则表示孟唇撕裂、软骨损伤易发生于前上、后下部等病症信息。本实施例可以通过预先建立的分析模型来获取分割后的股骨髌臼撞击的病症信息，分析模型的网络结构包括但不限于卷积神经网络、全卷积神经网络或 U-net。

参照图 8，本申请又一实施例的分割股骨近端的装置，包括：

汇集模块 32，用于将所述病症信息与所述病例的身份信息、确诊反馈信息汇集成诊断股骨髌臼撞击的先验数据库。

本实施例的身份信息包括但不限于性别、年龄、运动喜好等，所述的确诊反馈信息包括但不限于髌臼异常、股骨头异常等，所述病症信息包括各病症信息分别对应的特征矩阵。本实施例通过形成先验数据库，以提高类似病症的再次诊断效率和诊断精准度。

参照图 9，本申请又一实施例的分割股骨近端的装置，包括：

搜寻模块 33，用于在所述先验数据库搜寻与新病症信息相似度最高的历史病症信息。

本实施例通过比较分析模型输出的新输出病症信息的特征矩阵和先验数据库中各病症信息的特征矩阵的相似度，实现相似病症的诊断。

第二输出模块 34，用于输出所述历史病症信息对应的确诊反馈信息。

- 5 本实施例通过将先验数据库结合影像分割模型，推广到现实的自动化病症诊断中，提高医生的诊断效率和准确性。

参照图 10，本申请实施例中还提供一种计算机设备，该计算机设备可以是服务器，其内部结构可以如图 9 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、网络接口和数据库。其中，该计算机设计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。10 该非易失性存储介质存储有操作系统、计算机可读指令和数据库。该内存储器为非易失性存储介质中的操作系统和计算机可读指令的运行提供环境。该计算机设备的数据库用于存储分割股骨近端等数据。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。该计算机可读指令在执行时，执行如上述各方法的实施例的流程。本领域技术人员可以理解，图 9 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。

- 15 本申请一实施例还提供一种计算机非易失性可读存储介质，其上存储有计算机可读指令，该计算机可读指令在执行时，执行如上述各方法的实施例的流程。以上所述仅为本申请的优选实施例，并非因此限制本申请的专利范围，凡是利用本申请说明书及附图内容所作的等效结构或等效流程变换，或直接或间接运用在其他相关的技术领域，均同理包括在本申请的专利保护范围内。

20

权利要求书

1、一种分割股骨近端的方法，其特征在于，包括：

将股骨的 3D MRI 图像输入到通过 3D U-net 预先训练得到的分割模型中；

通过所述分割模型识别所述 3D MRI 图像中股骨近端的分割边界；

5 根据所述分割边界对所述 3D MRI 图像中的股骨近端进行分割。

2、根据权利要求 1 所述的分割股骨近端的方法，其特征在于，所述将 3D MRI 图像输入到通过 3D U-net 预先训练得到的分割模型中的步骤之前，包括：

在所述 3D U-net 的初始化参数下通过监督学习获取到 3D U-net 的编码器和解码器分别对应的优化参数；

10 在所述优化参数下，将预设训练集数据输入 3D U-net 训练所述分割模型；

通过将预设的测试集数据输入所述分割模型，判断所述分割模型的准确率是否达到预设阈值；

若达到，则确定所述分割模型满足应用需求。

3、根据权利要求 2 所述的分割股骨近端的方法，其特征在于，所述在所述 3D U-net 的初始化参数下通过监督学习获取到 3D U-net 的编码器和解码器分别对应的优化参数的步骤之前，包括：

15 将 C3D 的卷积层网络中与所述 3D U-net 编码器具有相同特征图个数的各层参数迁移至所述 3D U-net 编码器中作为所述 3D U-net 的初始化参数。

4、根据权利要求 2 所述的分割股骨近端的方法，其特征在于，所述在所述优化参数下，将预设训练集数据输入 3D U-net 训练所述分割模型的步骤，包括：

20 将所述训练集数据输入 3D U-net，通过 3D U-net 的编码器减少池化层的空间维度，定位训练集数据的各像素级；

通过与所述编码器相连的解码器逐步修复所述训练集数据的细节和空间维度，对各所述像素级进行分类，以形成识别所述股骨近端的分割边界的所述分割模型。

25 5、根据权利要求 4 所述的分割股骨近端的方法，其特征在于，所述通过与所述编码器相连的解码器逐步修复所述训练数据的细节和空间维度，对各所述像素级进行分类，以形成识别所述股骨近端分割边界的所述分割模型的步骤，包括：

将所述解码器逐步修复所述训练数据的细节和空间维度之后的输出信息，输入到与各解码器相连的分支网络进行训练；

通过分析所述分支网络的输出结果，获取优化权重参量的所述分割模型。

30 6、根据权利要求 2 所述的分割股骨近端的方法，其特征在于，所述在所述优化参数下，将预设训练集数据输入 3D U-net 训练所述分割模型的步骤之前，包括：

将原始 3D MRI 图像数据以及对原始 3D MRI 图像数据旋转指定角度后的增强数据组成数据集；

将所述数据集中的每个 3D MRI 图像数据切割成指定数量和指定大小的子块；

将所有的所述子块随机分为两组，一组作为训练集数据，另一组作为测试集数据。

7、根据权利要求 1 所述的分割股骨近端的方法，其特征在于，所述根据所述分割边界对所述 3D MRI 图像中的股骨近端进行分割的步骤之后，包括：

5 获取分割后的股骨近端的病变区域的位置信息以及病变区域的分布信息；

通过分析所述病变区域的位置信息以及病变区域的分布信息，输出股骨髌臼撞击的病症信息。

8、一种分割股骨近端的装置，其特征在于，包括：

第一输入模块，用于将股骨的 3D MRI 图像输入到通过 3D U-net 预先训练得到的分割模型中；

识别模块，用于通过所述分割模型识别所述 3D MRI 图像中股骨近端的分割边界；

10 分割模块，用于根据所述分割边界对所述 3D MRI 图像中的股骨近端进行分割。

9、根据权利要求 8 所述的分割股骨近端的装置，其特征在于，包括：

第一获取模块，用于在所述 3D U-net 的初始化参数下通过监督学习获取到 3D U-net 的编码器和解码器分别对应的优化参数；

第二输入模块，用于在所述优化参数下，将预设训练集数据输入 3D U-net 训练所述分割模型；

15 判断模块，用于通过将预设的测试集数据输入所述分割模型，判断所述分割模型的准确率是否达到预设阈值；

确定模块，用于若分割模型的准确率达到预设阈值，则确定所述分割模型满足应用需求。

10、根据权利要求 9 所述的分割股骨近端的装置，其特征在于，包括：

20 初始化模块，用于将 C3D 的卷积层网络中与所述 3D U-net 编码器具有相同特征图个数的各层参数迁移至所述 3D U-net 编码器中作为所述 3D U-net 的初始化参数。

11、根据权利要求 9 所述的分割股骨近端的装置，其特征在于，所述第二输入模块，包括：

定位单元，用于将所述训练集数据输入 3D U-net，通过 3D U-net 的编码器减少池化层的空间维度，定位训练集数据的各像素级；

25 分类单元，用于通过与所述编码器相连的解码器逐步修复所述训练集数据的细节和空间维度，对各所述像素级进行分类，以形成识别所述股骨近端的分割边界的所述分割模型。

12、根据权利要求 11 所述的分割股骨近端的装置，其特征在于，所述分类单元，包括：

训练子单元，用于将所述解码器逐步修复所述训练数据的细节和空间维度之后的输出信息，输入到与各解码器相连的分支网络进行训练；

获取子单元，用于通过分析所述分支网络的输出结果，获取优化权重参量的所述分割模型。

30 13、根据权利要求 9 所述的分割股骨近端的装置，其特征在于，包括：

组成模块，用于将原始 3D MRI 图像数据以及对原始 3D MRI 图像数据旋转指定角度后的增强数据组

成数据集；

切割模块，用于将所述数据集中的每个 3D MRI 图像数据切割成指定数量和指定大小的子块；

区分模块，用于将所有的所述子块随机分为两组，一组作为训练集数据，另一组作为测试集数据。

14、根据权利要求 8 所述的分割股骨近端的装置，其特征在于，包括：

5 第二获取模块，用于获取分割后的股骨近端的病变区域的位置信息以及病变区域的分布信息；

第一输出模块，用于通过分析所述病变区域的位置信息以及病变区域的分布信息，输出股骨髓臼撞击的病症信息。

15、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可读指令，其特征在于，所述处理器执行所述计算机可读指令时实现分割股骨近端的方法，方法包括：

10 将股骨的 3D MRI 图像输入到通过 3D U-net 预先训练得到的分割模型中；

通过所述分割模型识别所述 3D MRI 图像中股骨近端的分割边界；

根据所述分割边界对所述 3D MRI 图像中的股骨近端进行分割。

16、根据权利要求 15 所述的计算机设备，其特征在于，所述将 3D MRI 图像输入到通过 3D U-net 预先训练得到的分割模型中的步骤之前，包括：

15 在所述 3D U-net 的初始化参数下通过监督学习获取到 3D U-net 的编码器和解码器分别对应的优化参数；

在所述优化参数下，将预设训练集数据输入 3D U-net 训练所述分割模型；

通过将预设的测试集数据输入所述分割模型，判断所述分割模型的准确率是否达到预设阈值；

若达到，则确定所述分割模型满足应用需求。

20 17、根据权利要求 16 所述的计算机设备，其特征在于，所述在所述 3D U-net 的初始化参数下通过监督学习获取到 3D U-net 的编码器和解码器分别对应的优化参数的步骤之前，包括：

将 C3D 的卷积层网络中与所述 3D U-net 编译器具有相同特征图个数的各层参数迁移至所述 3D U-net 编译器中作为所述 3D U-net 的初始化参数。

25 18、一种计算机非易失性可读存储介质，其上存储有计算机可读指令，其特征在于，所述计算机可读指令被处理器执行时实现分割股骨近端的方法，方法包括：

将股骨的 3D MRI 图像输入到通过 3D U-net 预先训练得到的分割模型中；

通过所述分割模型识别所述 3D MRI 图像中股骨近端的分割边界；

根据所述分割边界对所述 3D MRI 图像中的股骨近端进行分割。

30 19、根据权利要求 18 所述的计算机非易失性可读存储介质，其特征在于，所述将 3D MRI 图像输入到通过 3D U-net 预先训练得到的分割模型中的步骤之前，包括：

在所述 3D U-net 的初始化参数下通过监督学习获取到 3D U-net 的编码器和解码器分别对应的优化

参数;

在所述优化参数下,将预设训练集数据输入 3D U-net 训练所述分割模型;

通过将预设的测试集数据输入所述分割模型,判断所述分割模型的准确率是否达到预设阈值;

若达到,则确定所述分割模型满足应用需求。

- 5 20、根据权利要求 19 所述的计算机非易失性可读存储介质,其特征在于,所述在所述 3D U-net 的初始化参数下通过监督学习获取到 3D U-net 的编码器和解码器分别对应的优化参数的步骤之前,包括:
- 将 C3D 的卷积层网络中与所述 3D U-net 编码器具有相同特征图个数的各层参数迁移至所述 3D U-net 编码器中作为所述 3D U-net 的初始化参数。

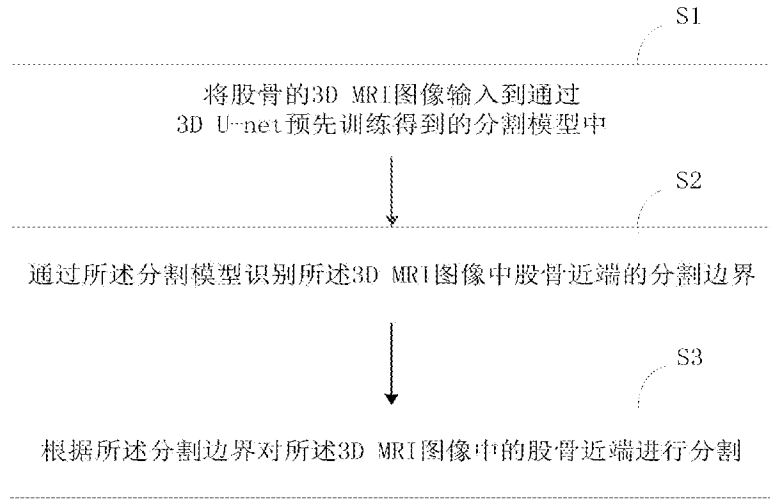


图 1

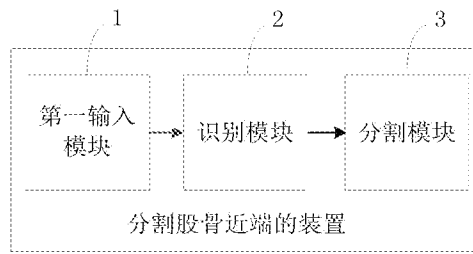


图 2

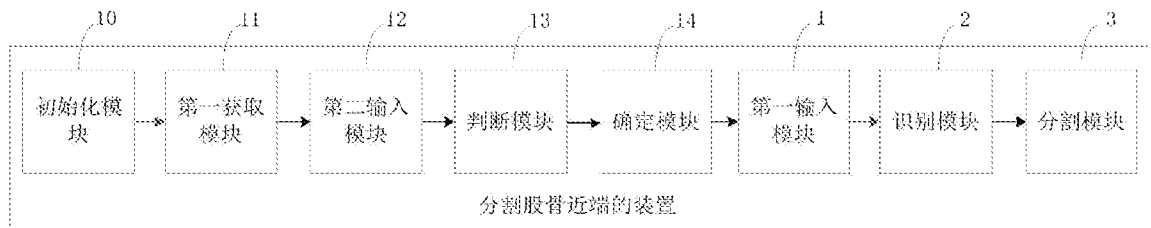


图 3

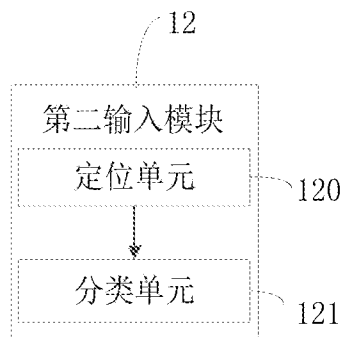


图 4

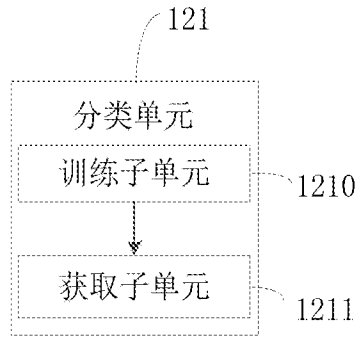


图 5

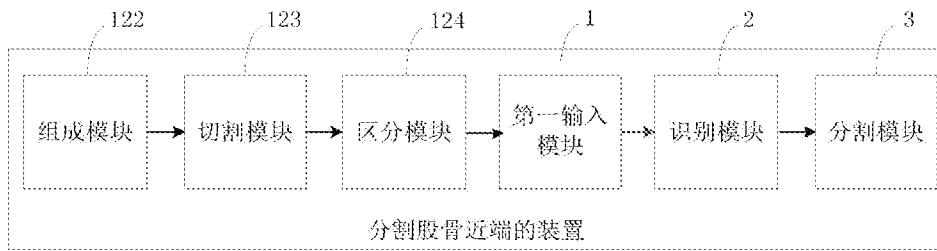


图 6

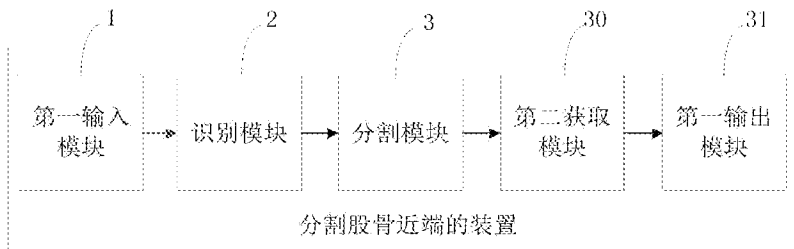


图 7

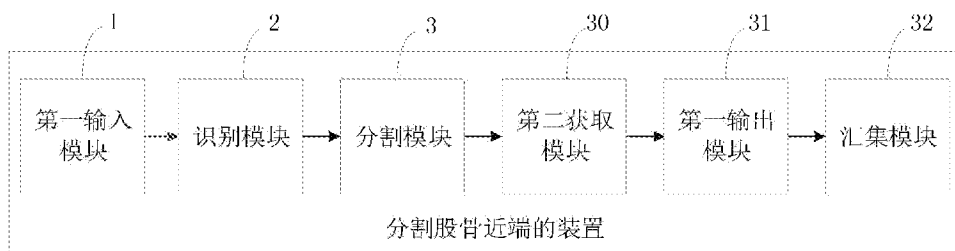


图 8

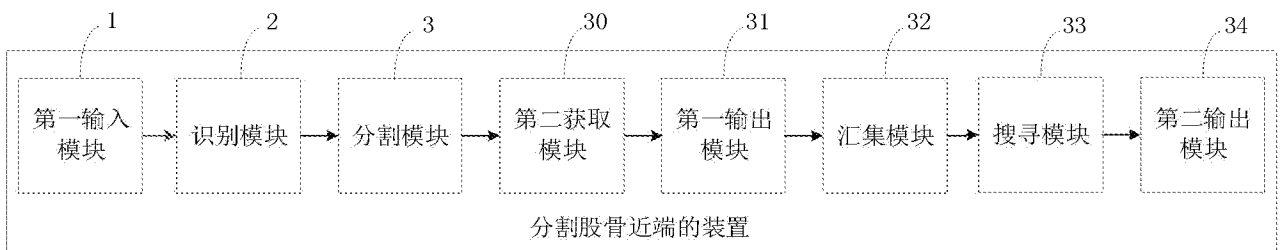


图 9

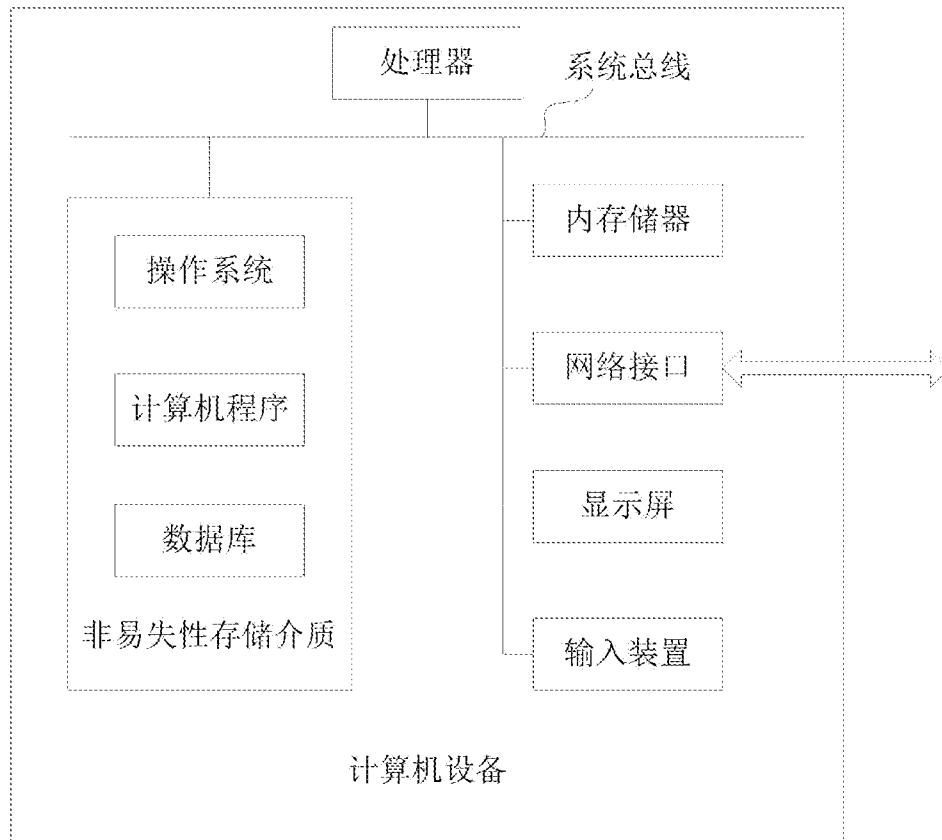


图 10

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2018/095496

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06K 9/34(2006.01);

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06K,G06T

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNPAT, WPI, EPODOC, CNKI: MRI, 分割, 边界, 3D, 三维, u-net, U型, 模型, 训练, 编码, 解码, segment+, model+, train+, encod+, decod+

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	CN 107680088 A (BAIDU ONLINE NETWORK TECHNOLOGY (BEIJING) CO., LTD.) 09 February 2018 (2018-02-09) claims 1-18, description, paragraphs [0032]-[0046]	1, 7, 8, 14, 15, 18
Y	CN 107680088 A (BAIDU ONLINE NETWORK TECHNOLOGY (BEIJING) CO., LTD.) 09 February 2018 (2018-02-09) claims 1-18, description, paragraphs [0032]-[0046]	2-6, 9-13, 16-17, 19-20
Y	ABDULKADIR, A. et al. "3D U-Net: Learning Dense Volumetric Segmentation from Sparse Annotation" <i>Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2016</i> , 02 October 2016 (2016-10-02), pp. 424-432	2-6, 9-13, 16-17, 19-20
A	CN 107358608 A (XI'AN UNIVERSITY OF POSTS AND TELECOMMUNICATIONS) 17 November 2017 (2017-11-17) entire document	1-20
A	CN 107909581 A (HANGZHOU YITU HEALTHCARE TECHNOLOGY CO., LTD.) 13 April 2018 (2018-04-13) entire document	1-20

 Further documents are listed in the continuation of Box C. See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date

"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

07 January 2019

Date of mailing of the international search report

17 January 2019

Name and mailing address of the ISA/CN

State Intellectual Property Office of the P. R. China
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing
100088
China

Authorized officer

Facsimile No. (86-10)62019451

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2018/095496

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	US 2018061059 A1 (ELEKTA, INC.) 01 March 2018 (2018-03-01) entire document	1-20
<hr/>		

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2018/095496

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	107680088	A	09 February 2018	None			
CN	107358608	A	17 November 2017	CN	207249744	U	17 April 2018
CN	107909581	A	13 April 2018	None			
US	2018061059	A1	01 March 2018	WO	2018039380	A1	01 March 2018
				US	2018218503	A1	02 August 2018

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2018/095496

<p>A. 主题的分类</p> <p>G06K 9/34(2006.01) i</p> <p>按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类</p>																							
<p>B. 检索领域</p> <p>检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)</p> <p>G06K, G06T</p> <p>包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献</p> <p>在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称, 和使用的检索词(如使用))</p> <p>CNPAT, WPI, EPODOC, CNKI; MRI, 分割, 边界, 3D, 三维, u-net, U型, 模型, 训练, 编码, 解码, segment+, model+, train+, encod+, decod+</p>																							
<p>C. 相关文件</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>类型*</th> <th>引用文件, 必要时, 指明相关段落</th> <th>相关的权利要求</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>X</td> <td>CN 107680088 A (百度在线网络技术北京有限公司) 2018年 2月 9日 (2018 - 02 - 09) 权利要求1-18, 说明书第[0032]-[0046]段</td> <td>1, 7, 8, 14, 15, 18</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>CN 107680088 A (百度在线网络技术北京有限公司) 2018年 2月 9日 (2018 - 02 - 09) 权利要求1-18, 说明书第[0032]-[0046]段</td> <td>2-6, 9-13, 16-17, 19-20</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>Ahmed Abdulkadir 等. "3D U-Net: Learning Dense Volumetric Segmentation from Sparse Annotation" Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2016, 2016年 10月 2日 (2016 - 10 - 02), 第424-432页</td> <td>2-6, 9-13, 16-17, 19-20</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 107358608 A (西安邮电大学) 2017年 11月 17日 (2017 - 11 - 17) 全文</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 107909581 A (杭州依图医疗技术有限公司) 2018年 4月 13日 (2018 - 04 - 13) 全文</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>US 2018061059 A1 (ELEKTA, INC.) 2018年 3月 1日 (2018 - 03 - 01) 全文</td> <td>1-20</td> </tr> </tbody> </table>			类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求	X	CN 107680088 A (百度在线网络技术北京有限公司) 2018年 2月 9日 (2018 - 02 - 09) 权利要求1-18, 说明书第[0032]-[0046]段	1, 7, 8, 14, 15, 18	Y	CN 107680088 A (百度在线网络技术北京有限公司) 2018年 2月 9日 (2018 - 02 - 09) 权利要求1-18, 说明书第[0032]-[0046]段	2-6, 9-13, 16-17, 19-20	Y	Ahmed Abdulkadir 等. "3D U-Net: Learning Dense Volumetric Segmentation from Sparse Annotation" Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2016, 2016年 10月 2日 (2016 - 10 - 02), 第424-432页	2-6, 9-13, 16-17, 19-20	A	CN 107358608 A (西安邮电大学) 2017年 11月 17日 (2017 - 11 - 17) 全文	1-20	A	CN 107909581 A (杭州依图医疗技术有限公司) 2018年 4月 13日 (2018 - 04 - 13) 全文	1-20	A	US 2018061059 A1 (ELEKTA, INC.) 2018年 3月 1日 (2018 - 03 - 01) 全文	1-20
类型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求																					
X	CN 107680088 A (百度在线网络技术北京有限公司) 2018年 2月 9日 (2018 - 02 - 09) 权利要求1-18, 说明书第[0032]-[0046]段	1, 7, 8, 14, 15, 18																					
Y	CN 107680088 A (百度在线网络技术北京有限公司) 2018年 2月 9日 (2018 - 02 - 09) 权利要求1-18, 说明书第[0032]-[0046]段	2-6, 9-13, 16-17, 19-20																					
Y	Ahmed Abdulkadir 等. "3D U-Net: Learning Dense Volumetric Segmentation from Sparse Annotation" Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2016, 2016年 10月 2日 (2016 - 10 - 02), 第424-432页	2-6, 9-13, 16-17, 19-20																					
A	CN 107358608 A (西安邮电大学) 2017年 11月 17日 (2017 - 11 - 17) 全文	1-20																					
A	CN 107909581 A (杭州依图医疗技术有限公司) 2018年 4月 13日 (2018 - 04 - 13) 全文	1-20																					
A	US 2018061059 A1 (ELEKTA, INC.) 2018年 3月 1日 (2018 - 03 - 01) 全文	1-20																					
<p><input type="checkbox"/> 其余文件在C栏的续页中列出。</p> <p><input checked="" type="checkbox"/> 见同族专利附件。</p>																							
<p>* 引用文件的具体类型:</p> <p>"A" 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件</p> <p>"E" 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利</p> <p>"L" 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件(如具体说明的)</p> <p>"O" 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件</p> <p>"P" 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件</p> <p>"T" 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件</p> <p>"X" 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性</p> <p>"Y" 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性</p> <p>"&" 同族专利的文件</p>																							
国际检索实际完成的日期	国际检索报告邮寄日期																						
2019年 1月 7日	2019年 1月 17日																						
ISA/CN的名称和邮寄地址	受权官员																						
中国国家知识产权局(ISA/CN) 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088	林婉娟																						
传真号 (86-10)62019451	电话号码 86-(010)-53961343																						

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2018/095496

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利			公布日 (年/月/日)
CN	107680088	A	2018年 2月 9日	无			
CN	107358608	A	2017年 11月 17日	CN	207249744	U	2018年 4月 17日
CN	107909581	A	2018年 4月 13日	无			
US	2018061059	A1	2018年 3月 1日	WO	2018039380	A1	2018年 3月 1日
				US	2018218503	A1	2018年 8月 2日

表 PCT/ISA/210 (同族专利附件) (2015年1月)