

(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
2020 年 6 月 25 日 (25.06.2020)



(10) 国际公布号
WO 2020/125498 A1

(51) 国际专利分类号:
G06T 7/00 (2017.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2019/124351

(22) 国际申请日: 2019 年 12 月 10 日 (10.12.2019)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201811542788.3 2018 年 12 月 17 日 (17.12.2018) CN

(71) 申请人: 深圳先进技术研究院 (SHENZHEN INSTITUTE OF ADVANCED TECHNOLOGY) [CN/CN]; 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道 1068 号, Guangdong 518055 (CN)。

(72) 发明人: 冉崇阳 (RAN, Chongyang); 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道 1068 号, Guangdong 518055 (CN)。 刘平 (LIU, Ping); 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道 1068 号, Guangdong 518055 (CN)。 钱银铃 (QIAN, Yinling); 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道 1068 号, Guangdong 518055 (CN)。 王琼 (WANG, Qiong); 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道 1068 号, Guangdong 518055 (CN)。

(74) 代理人: 深圳中一联合知识产权代理有限公司 (SHENZHEN ZHONGYI UNION INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY CO., LTD.); 中国广东省深圳市福田区园岭街道深南中路 1014 号报春大厦 9 楼 (5 号信箱), Guangdong 518028 (CN)。

(54) Title: CARDIAC MAGNETIC RESONANCE IMAGE SEGMENTATION METHOD AND APPARATUS, TERMINAL DEVICE AND STORAGE MEDIUM

(54) 发明名称: 心脏磁共振图像分割方法、装置、终端设备及存储介质

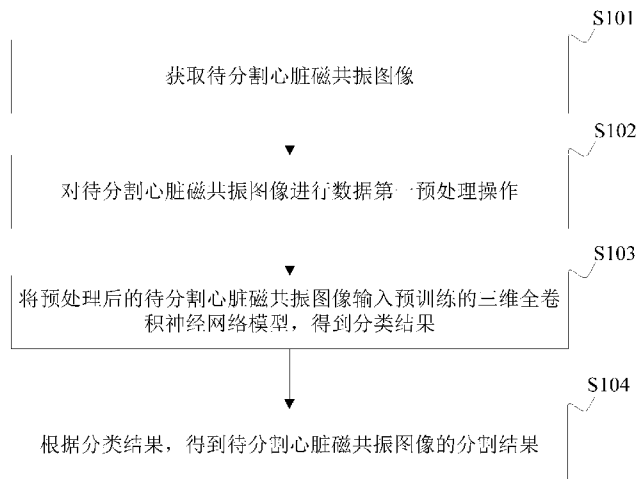


图 1

- S101 Acquire a cardiac magnetic resonance image to be segmented
- S102 Performing a first pre-processing operation on data of said cardiac magnetic resonance image
- S103 Input the pre-processed cardiac magnetic resonance image to be segmented into a pre-trained three-dimensional fully convolutional neural network model, so as to obtain a classification result
- S104 According to the classification result, obtain a segmentation result of said cardiac magnetic resonance image

(57) Abstract: A cardiac magnetic resonance image segmentation method and apparatus, a terminal device and a computer-readable storage medium. Said method comprises: acquiring a cardiac magnetic resonance image to be segmented (S101); performing a first pre-processing operation on data of said cardiac magnetic resonance image (S102); inputting the pre-processed cardiac magnetic resonance image to be segmented into a pre-trained three-dimensional fully convolutional neural network model, so as to obtain a classification result (S103); and according to the classification result, obtaining a segmentation result of said cardiac magnetic resonance

(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, 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))。

image (S104). The three-dimensional fully convolutional neural network model is a U-type fully convolutional network, comprising a contraction part and an expansion part corresponding to the contraction part, a dense block is connected before each convolution in the contraction part and the expansion part, the dense block is a DenseNet network having a preset number of layers, and a composite operation consisting of batch normalization, ReLu activation function and convolution is used for the connection between layers of the dense block. Said method is able to improve the segmentation accuracy.

(57) 摘要: 一种心脏磁共振图像分割方法、装置、终端设备及计算机可读存储介质, 该方法包括: 获取待分割心脏磁共振图像 (S101); 对待分割心脏磁共振图像进行数据第一预处理操作 (S102); 将预处理后的待分割心脏磁共振图像输入预训练的三维全卷积神经网络模型, 得到分类结果 (S103); 根据分类结果, 得到待分割心脏磁共振图像的分割结果 (S104); 其中, 三维全卷积神经网络模型为U型的全卷积网络, 包括收缩部分和与收缩部分对应的扩展部分, 在收缩部分和扩展部分中的每个卷积前面均连接有一密集块, 密集块为预设数量层的DenseNet网络, 且密集块每层之间的连接采用由批量归一化、ReLU激活函数和卷积组成的复合操作。通过该方法可以提高分割准确率。

心脏磁共振图像分割方法、装置、终端设备及存储介质

技术领域

[0001] 本申请属于医学图像处理技术领域，尤其涉及一种心脏磁共振图像分割方法、装置、终端设备及计算机可读存储介质。

背景技术

[0002] 医学图像是指利用CT(计算机断层扫描)、MRI(磁共振成像)、B超或者PET(正电子发射型计算机断层显像)等等医疗成像设备获取的图像数据，其一般是以二维切片形式组成的三维图像数据。

[0003] 医学图像的分割是处理医学图像的关键手段，其是指将医学图像中具有特殊涵义的不同区域区分开，这些区域是互相不交叉的，每一个区域都满足特定区域的一致性。目前，利用神经网络算法处理医学图像已经取得了极其出色的成果，而对于心脏磁共振图像的处理方式，一般包括基于二维神经网络的分割算法和基于三维神经网络的分割算法。其中，基于二维神经网络的分割算法具体通过用标记过的心脏磁共振图像的每一个二维切片来训练二维卷积神经网络，从而使得这个被训练好的神经网络能够自动分割其它的心脏磁共振图像；基于三维神经网络的分割算法具体通过直接用标记过的三维心脏磁共振图像训练三维卷积神经网络，从而使其能够对其它的三维心脏磁共振图像实现自动分割。

[0004] 医学图像的分割是要被应用于临床医疗上的，因此分割的准确度最为重要，要求越高越好。对于心脏磁共振图像的分割算法来说，不论基于二维卷积神经网络，还是基于三维卷积神经网络，尽管都能实现对心脏磁共振图像的自动分割，并且分割的准确度大幅度超越之前所用的传统算法。但是，其分割准确率还是较低下，仍然达不到临床医疗的要求。

发明概述

技术问题

[0005] 有鉴于此，本申请实施例提供一种心脏磁共振图像分割方法、装置、终端设备及计算机可读存储介质，以解决现有心脏磁共振图像的分割准确率低下的问题

。

问题的解决方案

技术解决方案

- [0006] 本申请实施例的第一方面提供一种心脏磁共振图像分割方法，包括：
- [0007] 获取待分割心脏磁共振图像；
- [0008] 对所述待分割心脏磁共振图像进行第一数据预处理操作；
- [0009] 将预处理后的所述待分割心脏磁共振图像输入预训练的三维全卷积神经网络模型，得到分类结果；
- [0010] 其中，所述三维全卷积神经网络模型为U型的全卷积网络，包括收缩部分和与所述收缩部分对应的扩展部分，在所述收缩部分和所述扩展部分中的每个卷积前面均连接有一密集块，所述密集块为预设数量层的DenseNet网络，且所述密集块每层之间的连接采用由批量归一化、ReLU激活函数和卷积组成的复合操作；
- [0011] 根据所述分类结果，得到所述待分割心脏磁共振图像的分割结果。
- [0012] 结合第一方面，在一种可行的实现方式中，在所述获取待分割心脏磁共振图像之前，还包括：
- [0013] 获取训练样本集；
- [0014] 对所述训练样本集进行第二数据预处理操作；
- [0015] 根据预处理后的所述训练样本集，对预建立的所述三维全卷积神经网络模型进行训练。
- [0016] 结合第一方面，在一种可行的实现方式中，所述根据预处理后的所述训练样本集，对预建立的所述三维全卷积神经网络模型进行训练，包括：
- [0017] 从所述训练样本集中随机选取一个训练样本作为目标训练样本；
- [0018] 从所述目标训练样本中随机选取出预设维度的目标子样本；
- [0019] 将所述目标子样本输入预建立的所述三维全卷积神经网络模型进行训练。
- [0020] 结合第一方面，在一种可行的实现方式中，所述对所述训练样本集进行第二数据预处理操作，包括：
- [0021] 对所述训练样本集进行归一化操作，以将所述训练样本集中图像的图像矩阵的均值为0，方差为1；

- [0022] 对所述训练样本集进行数据增强操作。
- [0023] 结合第一方面，在一种可行的实现方式中，在所述根据预处理后的所述训练样本集，对预建立的所述三维全卷积神经网络模型进行训练之后，还包括：
- [0024] 获取测试样本集；
- [0025] 根据所述测试样本集，对训练后的所述三维全卷积神经网络模型进行测试，得出测试结果。
- [0026] 结合第一方面，在一种可行的实现方式中，所述根据所述分类结果，得到所述待分割心脏磁共振图像的分割结果，包括：
- [0027] 统计各所述分类结果的数量；
- [0028] 将数值最大的所述分类结果作为所述待分割心脏磁共振图像的分割结果。
- [0029] 本申请实施例的第二方面提供一种心脏磁共振图像分割装置，包括：
- [0030] 获取模块，用于获取待分割心脏磁共振图像；
- [0031] 第一预处理模块，用于对所述待分割心脏磁共振图像进行第一数据预处理操作；
- [0032] 分类模块，用于将预处理后的所述待分割心脏磁共振图像输入预训练的三维全卷积神经网络模型，得到分类结果；
- [0033] 其中，所述三维全卷积神经网络模型为U型的全卷积网络，包括收缩部分和与所述收缩部分对应的扩展部分，在所述收缩部分和所述扩展部分中的每个卷积前面均连接有一密集块，所述密集块为预设数量层的DenseNet网络，且所述密集块每层之间的连接采用由批量归一化、ReLU激活函数和卷积组成的复合操作；
- [0034] 分割模块，用于根据所述分类结果，得到所述待分割心脏磁共振图像的分割结果。
- [0035] 结合第二方面，在一种可行的实现方式中，还包括：
- [0036] 训练样本集获取模块，用于获取训练样本集；
- [0037] 第二预处理模块，用于对所述训练样本集进行第二数据预处理操作；
- [0038] 训练模块，用于根据预处理后的所述训练样本集，对预建立的所述三维全卷积神经网络模型进行训练。
- [0039] 结合第二方面，在一种可行的实现方式中，所述训练模块包括：

- [0040] 第一选取单元，用于从所述训练样本集中随机选取一个训练样本作为目标训练样本；
- [0041] 第二选取单元，用于从所述目标训练样本中随机选取出预设维度的目标子样本；
- [0042] 输入单元，用于将所述目标子样本输入预建立的所述三维全卷积神经网络模型进行训练。
- [0043] 结合第二方面，在一种可行的实现方式中，所述第二预处理模块包括：
- [0044] 归一化单元，用于对所述训练样本集进行归一化操作，以将所述训练样本集中图像的图像矩阵的均值为0，方差为1；
- [0045] 数据增强单元，用于对所述训练样本集进行数据增强操作。
- [0046] 结合第二方面，在一种可行的实现方式中，还包括：
- [0047] 测试模块，用于获取测试样本集；根据所述测试样本集，对训练后的所述三维全卷积神经网络模型进行测试，得出测试结果。
- [0048] 结合第二方面，在一种可行的实现方式中，所述分割模块包括：
- [0049] 统计单元，用于统计各所述分类结果的数量；
- [0050] 作为单元，用于将数值最大的所述分类结果作为所述待分割心脏磁共振图像的分割结果。
- [0051] 本申请实施例的第三方面提供一种终端设备，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，所述处理器执行所述计算机程序时实现如上述第一方面任一项所述心脏磁共振图像分割方法的步骤。
- [0052] 本申请实施例的第四方面提供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，所述计算机程序被处理器执行时实现如上述第一方面任一项所述心脏磁共振图像分割方法的步骤。

发明的有益效果

有益效果

- [0053] 本申请实施例与现有技术相比存在的有益效果是：
- [0054] 本申请实施例通过利用U型的全卷积网络模型对待分割心脏磁共振图像进行分割，该U型的全卷积网络模型可以把全局特征传播至高分辨率的网络层，且该网

络模型的收缩部分和扩展部分的卷积前面加上一密集块，即加上了一个DenseNet网络，该DenseNet网络的层与层之间采用复合操作，加强了特征的传播，鼓励特征的重复利用，使得该网络模型吸收了U-Net网络和DenseNet的优势，提高了分割的准确率。

对附图的简要说明

附图说明

[0055] 为了更清楚地说明本申请实施例中的技术方案，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申请的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动性的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0056] 图1为本申请实施例提供的一种心脏磁共振图像分割方法的流程示意框图；

[0057] 图2为本申请实施例提供的U-DenseNet网络结构示意图；

[0058] 图3为本申请实施例提供的一种心脏磁共振图像分割方法的另一种流程示意框图；

[0059] 图4为本申请实施例提供的步骤S302的具体流程示意框图；

[0060] 图5为本申请实施例提供的U-DenseNet网络模型在训练集上的自动分割结果示意图；

[0061] 图6为本申请实施例提供的U-DenseNet网络模型在测试集上的自动分割结果示意图；

[0062] 图7为本申请实施例提供的一种心脏磁共振图像分割装置的结构示意框图；

[0063] 图8为本申请实施例提供的终端设备的示意图。

发明实施例

本发明的实施方式

[0064] 以下描述中，为了说明而不是为了限定，提出了诸如特定系统结构、技术之类的具体细节，以便透彻理解本申请实施例。然而，本领域的技术人员应当清楚，在没有这些具体细节的其它实施例中也可以实现本申请。在其它情况中，省略对众所周知的系统、装置、电路以及方法的详细说明，以免不必要的细节妨碍本申请的描述。

[0065] 为了说明本申请所述的技术方案，下面通过具体实施例来进行说明。

[0066] 实施例一

[0067] 请参见图1，为本申请实施例提供的一种心脏磁共振图像分割方法的流程示意图，该方法可以包括以下步骤：

[0068] 步骤S101、获取待分割心脏磁共振图像。

[0069] 步骤S102、对待分割心脏磁共振图像进行第一数据预处理操作。

[0070] 可以理解的是，上述第一数据预处理操作可以包括但不限于归一化操作。

[0071] 具体地，对该图像进行数据归一化，使得图像的图像矩阵变成均值为0，方差为一。当然，上述第一预处理操作还可以包括其它常规的预处理操作，例如，滤波，在此不作限定。

[0072] 步骤S103、将预处理后的待分割心脏磁共振图像输入预训练的三维全卷积神经网络模型，得到分类结果；其中，三维全卷积神经网络模型为U型的全卷积网络，包括收缩部分和与收缩部分对应的扩展部分，在收缩部分和扩展部分中的每个卷积前面均连接有一密集块，密集块为预设数量层的DenseNet网络，且密集块每层之间的连接采用由批量归一化、ReLU激活函数层和卷积层组成的复合操作。

[0073] 需要说明的是，上述密集块为一个预设数量层的DenseNet网络，该预设数量可以根据实际需要进行设定。优选地，该预设数量可以为3，即该密集块为3层的DenseNet网络。当然，该预设数量还可以为更多或更少，但是，层数越多并不意味着效果越好。

[0074] 该三维全卷积神经网络模型为U型的全卷积网络，即其网络结构整体呈U型，也即整体网络结构和U-Net网络的结构类似。该U型网络模型包括收缩部分和扩展部分，在收缩部分和扩展部分的每一个卷积前面均加上一个密集块（DenseBlock），该DenseBlock为一个3层的DenseNet网络，层与层之间采用批量归一化（BN）、ReLU激活函数和卷积（conv）组成的复合操作。

[0075] 为了更好地介绍U-DenseNet的网络结构，下面将结合图2所示的U-DenseNet网络结构示意图进行介绍说明。

[0076] 如图2所示，图中的长方体表示网络提取的特征，长方体上的数字表示特征的

数量。该网络结构整体上与字母“U”的形状类似，包括一个收缩部分和一个相对应的扩展部分，图2中U型结构中的左边部分为收缩部分，右边部分为扩展部分。每个收缩部分和扩展部分前均加上一个DenseBlock。该DenseBlock可以图中的左下角的描述，其具体为3层的DenseNet，层与层之间采用BN+ReLU+conv的复合操作连接。左下角的DenseBlock描述中，左边起第一个长方体上的数字为 n ，第二个长方体上的数字为 λn ，第三个长方体上的数字为 n ，第四个长方体、第五个长方体、第六个长方体上的数字分别为 $\lambda(\lambda n + n)$ 、 λn 、 n 。第二个长方体和第三个长方体之间、第四个长方体和第五个长方体、第五个长方体和第六个长方体之间均采用concat连接。其中，采用concat连接的前后两个长方体不是层。而在DenseBlock中采用了两个BN+ReLU+conv，总共有3个层。字母 λ 表示DenseBlock中每一层输出的特征数目和输入的特征数目的比率，在收缩部分，该 λ 可以为但不限于1.0，而在扩展部分其可以为但不限于0.5。该网络模型中各卷积的参数可以根据实际需要进行设定。优选地，该网络模型中的第一个卷积的卷积核大小为(3, 3, 3)，步幅为(2, 2, 2)，倒数第二个卷积的卷积核大小为(1, 1, 1)，步幅为(1, 1, 1)；除了第一个卷积核倒数第二卷积，其余卷积的卷积核大小均为(3, 3, 3)，步幅为(1, 1, 1)。该网络模型中的池化操作和解卷积操作均被设置为核尺寸为(2, 2, 2)，步幅为(2, 2, 2)。每一个解卷积操作之后紧跟一个ReLU操作。

[0077] 从图2中可知，其输入一个心脏磁共振图像，经过U-DenseNet网络模型后，输出相应的分类结果。

[0078] 该U-DenseNet网络模型既吸收了U-Net网络的优势，也吸收了DenseNet网络的优势。其为整体上呈U型的全卷积神经网络，因此能将全局特征传播到高分辨率的网络层，同时，也可以使得网络的训练变得更加容易。而在收缩部分和扩展部分的卷积前加上DenseBlock，这样会大大加强了特征的传播，鼓励了特征的重复利用。此外，该U-DenseNet网络模型的十分稳定，即使初始化参数设置的有所不同，也能收敛到很好的结果上，且所需要的数据集很小，即使用一个非常小的数据集仍然能输出一个出色的预测结果。

[0079] 步骤S104、根据分类结果，得到待分割心脏磁共振图像的分割结果。

[0080] 可以理解的是，在实际分割过程中，每次分割一个完整的图像样本，直接从训练好的网络中输入的是一个一个的预设维度的子样本，让这些子样本遍历整个原来的完整的样本，所以这些子样本之间有重叠，对于这些重叠的部分就使用投票法，即对于同一个像素位置，网络可能会给出不同的分类结果，而统计这些不同的分类结果，那一个分类结果出现的越多，则认为它就是网络对这一像素位置给出的最终结果。

[0081] 也就是说，U-DenseNet网络模型的输出结果为一个预测结果，其由于网络的最后一个卷积的输出结果需要经过softmax操作和argmax操作之后，才是网络最后给出的分割结果，故网络给出的输出结果需要利用投票法才能够得到最终的分割结果。

[0082] 可选地，上述根据分类结果，得到待分割心脏磁共振图像的分割结果的过程可以具体包括：统计各分类结果的数量；将数值最大的分类结果作为待分割心脏磁共振图像的分割结果。也就是说，分别统计各个分类结果的数量，然后将数量最多的分类结果作为最终的分割结果。

[0083] 本实施例中，通过利用U型的全卷积网络模型对待分割心脏磁共振图像进行分割，该U型的全卷积网络模型可以把全局特征传播至高分辨率的网络层，且该网络模型的收缩部分和扩展部分的卷积前面加上一密集块，即加上了一个DenseNet网络，该DenseNet网络的层与层之间采用复合操作，加强了特征的传播，鼓励特征的重复利用，使得该网络模型吸收了U-Net网络和DenseNet的优势，提高了分割的准确率。

[0084] 实施例二

[0085] 上述实施例中的U-DenseNet网络模型需要经过训练、测试之后，才能进行图像分割。本实施例将对训练过程进行介绍说明。

[0086] 请参见图3，为本申请实施例提供的一种心脏磁共振图像分割方法的另一种流程示意框图，该方法可以包括以下步骤：

[0087] 步骤S301、获取训练样本集，对训练样本集进行第二数据预处理操作。

[0088] 其中，数据预处理操作可以包括归一化操作和数据增强操作。该训练样本集可以具体为公开的数据集HVS MR2016中的训练样本集。

[0089] 可选地，上述对训练样本集进行第二数据预处理操作的具体过程可以包括：对训练样本集进行归一化操作，以将训练样本集中图像的图像矩阵的均值为0，方差为1；对训练样本集进行数据增强操作。

[0090] 具体地，对该图像进行数据归一化，使得图像的图像矩阵变成均值为0，方差为一；然后，对该图像进行数据增强，该数据增强可以具体包括分别旋转90°、180°、270°和沿轴向翻转等操作。

[0091] 当然，上述预处理操作还可以包括其它常规的预处理操作，例如，滤波。上述数据增强操作也可以具体包括其它的操作，在此不作限定。

[0092] 步骤S302、根据预处理后的训练样本集，对预建立的三维全卷积神经网络模型进行训练。

[0093] 需要说明的是，受限于显存大小，不能将一次把整个训练样本集输入到网络进行训练，而是可以每次随机选中一个训练样本，再在此训练样本上随机裁剪除一个子样本，将该子样本输入至网络模型中进行训练。

[0094] 可选地，参见图4示出的步骤S302的具体流程示意框图，上述根据预处理后的训练样本，对预建立的三维全卷积神经网络模型进行训练的具体过程可以包括：

[0095] 步骤S401、从训练样本集中随机选取一个训练样本作为目标训练样本。

[0096] 步骤S402、从目标训练样本中随机选取出预设维度的目标子样本。

[0097] 步骤S403、将目标子样本输入预建立的三维全卷积神经网络模型进行训练。

[0098] 例如，每次均从训练样本集中随机选取一个作为目标训练样本，从该目标训练样本中随机选取除一个维度大小为64×64×64的目标子样本，将该目标子样本输入至网络模型中进行训练。由于网络模型的最后一个卷积的输出结果需要经过softmax操作和argmax操作才是网络给出的预测结果，该预测结果的维度于输入的子图像相同即等于64×64×64，故网络给出的预测结果还要利用投票法才得到一个与测试样本维度相同的分割结果。

[0099] 可以理解的是，上述预设维度的大小可以根据实际需要进行设定，在此不作限定。

[0100] 当然，因为每一个训练样本的维度都是不一样的，所以每一次随机选一个样本

中一小部分（例如维度64*64*64）喂给网络模型进行训练。但是，如果显存足够大，每次可以喂入多张64*64*64的子样本给网络模型。

[0101] 步骤S303、获取测试样本集，根据测试样本集，对训练后的三维全卷积神经网络模型进行测试，得出测试结果。

[0102] 其中，该测试样本集可以是数据集HVS MR2016中的测试样本集，该数据集HVS MR2016包括10个训练样本和测试样本。

[0103] 需要说明的是，在测试过程中，也需要对测试样本集进行归一化处理，然后将归一化处理后的测试样本集输入至预训练的网络模型中进行测试，得出多个分类结果，最后利用投票法对多个分类结果进行投票，得到最终的分割测试结果。

[0104] 步骤S304、获取待分割心脏磁共振图像。

[0105] 步骤S305、对待分割心脏磁共振图像进行数据第一预处理操作。

[0106] 步骤S306、将预处理后的待分割心脏磁共振图像输入预训练的三维全卷积神经网络模型，得到分类结果。

[0107] 步骤S307、根据分类结果，得到待分割心脏磁共振图像的分割结果

[0108] 可以理解的是，步骤S304~步骤S307与上述实施例一中的步骤S101~步骤S104相同，在此不再赘述。

[0109] 为了更好地介绍本实施例提供的U-DenseNet网络模型的分割准确度，下面请参见图5、图6所示的分割结果图。图5为U-DenseNet网络模型在数据集HVS MR2016中的训练集上的自动分割结果示意图，图6为U-DenseNet网络模型在数据集HVS MR2016中的测试集上的自动分割结果示意图。从图5、图6可以看出，其相较于目前的二维卷积神经网络和三维卷积神经网络，其分割准确度较高。

[0110] 本实施例中，通过U-DenseNet网络模型对心脏磁共振图像进行自动分割，提高了图像分割的准确率。

[0111] 应理解，上述实施例中各步骤的序号的大小并不意味着执行顺序的先后，各过程的执行顺序应以其功能和内在逻辑确定，而不对本申请实施例的实施过程构成任何限定。

[0112] 实施例三

- [0113] 请参见图7，为本申请实施例提供的一种心脏磁共振图像分割装置的结构示意图，该装置包括：
- [0114] 获取模块71，用于获取待分割心脏磁共振图像；
- [0115] 第一预处理模块72，用于对所述待分割心脏磁共振图像进行第一数据预处理操作；
- [0116] 分类模块73，用于将预处理后的所述待分割心脏磁共振图像输入预训练的三维全卷积神经网络模型，得到分类结果；
- [0117] 其中，所述三维全卷积神经网络模型为U型的全卷积网络，包括收缩部分和与所述收缩部分对应的扩展部分，在所述收缩部分和所述扩展部分中的每个卷积前面均连接有一密集块，所述密集块为预设数量层的DenseNet网络，且所述密集块每层之间的连接采用由批量归一化、ReLU激活函数和卷积组成的复合操作；
- [0118] 分割模块74，用于根据分类结果，得到待分割心脏磁共振图像的分割结果。
- [0119] 在一种可行的实现方式中，上述装置还包括：
- [0120] 训练样本集获取模块，用于获取训练样本集；
- [0121] 第二预处理模块，用于对所述训练样本集进行第二数据预处理操作；
- [0122] 训练模块，用于根据预处理后的所述训练样本集，对预建立的所述三维全卷积神经网络模型进行训练。
- [0123] 在一种可行的实现方式中，所述训练模块包括：
- [0124] 第一选取单元，用于从所述训练样本集中随机选取一个训练样本作为目标训练样本；
- [0125] 第二选取单元，用于从所述目标训练样本中随机选取出预设维度的目标子样本；
- [0126] 输入单元，用于将所述目标子样本输入预建立的所述三维全卷积神经网络模型进行训练。
- [0127] 在一种可行的实现方式中，上述第二预处理模块包括：
- [0128] 归一化单元，用于对训练样本集进行归一化操作，以将训练样本集中图像的图像矩阵的均值为0，方差为1；
- [0129] 数据增强单元，用于对训练样本集进行数据增强操作。

[0130] 在一种可行的实现方式中，上述装置还包括：

[0131] 测试模块，用于获取测试样本集；根据所述测试样本集，对训练后的所述三维全卷积神经网络模型进行测试，得出测试结果。

[0132] 在一种可行的实现方式中，上述分割模块包括：

[0133] 统计单元，用于统计各分类结果的数量；

[0134] 作为单元，用于将数值最大的分类结果作为待分割心脏磁共振图像的分割结果。

[0135] 需要说明的是，本实施例提供的心脏磁共振图像分割装置与上述实施例的心脏磁共振图像分割方法一一对应，相关介绍请参见上文相应内容，在此不再赘述。

[0136] 本实施例中，通过利用U型的全卷积网络模型对待分割心脏磁共振图像进行分割，该U型的全卷积网络模型可以把全局特征传播至高分辨率的网络层，且该网络模型的收缩部分和扩展部分的卷积前面加上一密集块，即加上了一个DenseNet网络，该DenseNet网络的层与层之间采用复合操作，加强了特征的传播，鼓励特征的重复利用，使得该网络模型吸收了U-Net网络和DenseNet的优势，提高了分割的准确率。

[0137] 实施例四

[0138] 图8是本申请一实施例提供的终端设备的示意图。如图8所示，该实施例的终端设备8包括：处理器80、存储器81以及存储在所述存储器81中并可在所述处理器80上运行的计算机程序82。所述处理器80执行所述计算机程序82时实现上述各个心脏磁共振图像分割方法实施例中的步骤，例如图1所示的步骤S101至S103。或者，所述处理器80执行所述计算机程序82时实现上述各装置实施例中各模块或单元的功能，例如图7所示模块71至73的功能。

[0139] 示例性的，所述计算机程序82可以被分割成一个或多个模块或单元，所述一个或者多个模块或单元被存储在所述存储器81中，并由所述处理器80执行，以完成本申请。所述一个或多个模块或单元可以是能够完成特定功能的一系列计算机程序指令段，该指令段用于描述所述计算机程序82在所述终端设备8中的执行过程。例如，所述计算机程序82可以被分割成获取模块、第一预处理模块分类

模块以及分割模块，各模块具体功能如下：

- [0140] 获取模块，用于获取待分割心脏磁共振图像；第一预处理模块，用于对所述待分割心脏磁共振图像进行第一数据预处理操作；分类模块，用于将预处理后的所述待分割心脏磁共振图像输入预训练的三维全卷积神经网络模型，得到分类结果；其中，所述三维全卷积神经网络模型为U型的全卷积网络，包括收缩部分和与所述收缩部分对应的扩展部分，在所述收缩部分和所述扩展部分中的每个卷积前面均连接有一密集块，所述密集块为预设数量层的DenseNet网络，且所述密集块每层之间的连接采用由批量归一化、ReLU激活函数和卷积组成的复合操作；分割模块，用于根据分类结果，得到待分割心脏磁共振图像的分割结果。
- [0141] 所述终端设备8可以是桌上型计算机、笔记本、掌上电脑及云端服务器等计算设备。所述终端设备可包括，但不仅限于，处理器80、存储器81。本领域技术人员可以理解，图8仅仅是终端设备8的示例，并不构成对终端设备8的限定，可以包括比图示更多或更少的部件，或者组合某些部件，或者不同的部件，例如所述终端设备还可以包括输入输出设备、网络接入设备、总线等。
- [0142] 所称处理器80可以是中央处理单元(Central Processing Unit, CPU)，还可以是其他通用处理器、数字信号处理器 (Digital Signal Processor, DSP)、专用集成电路 (Application Specific Integrated Circuit, ASIC)、现成可编程门阵列 (Field-Programmable Gate Array, FPGA) 或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。
- [0143] 所述存储器81可以是所述终端设备8的内部存储单元，例如终端设备8的硬盘或内存。所述存储器81也可以是所述终端设备8的外部存储设备，例如所述终端设备8上配备的插接式硬盘，智能存储卡 (Smart Media Card, SMC)，安全数字 (Secure Digital, SD) 卡，闪存卡 (Flash Card) 等。进一步地，所述存储器81还可以既包括所述终端设备8的内部存储单元也包括外部存储设备。所述存储器81用于存储所述计算机程序以及所述终端设备所需的其他程序和数据。所述存储器81还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

- [0144] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到，为了描述的方便和简洁，仅以上述各功能单元、模块的划分进行举例说明，实际应用中，可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能单元、模块完成，即将所述装置的内部结构划分成不同的功能单元或模块，以完成以上描述的全部或者部分功能。实施例中的各功能单元、模块可以集成在一个处理单元中，也可以是各个单元单独物理存在，也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中，上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现，也可以采用软件功能单元的形式实现。另外，各功能单元、模块的具体名称也只是为了便于相互区分，并不用于限制本申请的保护范围。上述系统中单元、模块的具体工作过程，可以参考前述方法实施例中的对应过程，在此不再赘述。
- [0145] 在上述实施例中，对各个实施例的描述都各有侧重，某个实施例中未详述或记载的部分，可以参见其它实施例的相关描述。
- [0146] 本领域普通技术人员可以意识到，结合本文中所公开的实施例描述的各示例的单元及算法步骤，能够以电子硬件、或者计算机软件和电子硬件的结合来实现。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执行，取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能，但是这种实现不应认为超出本申请的范围。
- [0147] 在本申请所提供的实施例中，应该理解到，所揭露的装置、终端设备和方法，可以通过其它的方式实现。例如，以上所描述的装置、终端设备实施例仅仅是示意性的，例如，所述模块或单元的划分，仅仅为一种逻辑功能划分，实际实现时可以有另外的划分方式，例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统，或一些特征可以忽略，或不执行。另一点，所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通讯连接可以是通过一些接口，装置或单元的间接耦合或通讯连接，可以是电性，机械或其它的形式。
- [0148] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的，作为单元显示的部件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。

[0149] 另外，在本申请各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中，也可以是各个单元单独物理存在，也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。

上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现，也可以采用软件功能单元的形式实现。

[0150] 所述集成的模块或单元如果以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取存储介质中。基于这样的理解，本申请实现上述实施例方法中的全部或部分流程，也可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成，所述的计算机程序可存储于一计算机可读存储介质中，该计算机程序在被处理器执行时，可实现上述各个方法实施例的步骤。其中，所述计算机程序包括计算机程序代码，所述计算机程序代码可以为源代码形式、对象代码形式、可执行文件或某些中间形式等。所述计算机可读介质可以包括：能够携带所述计算机程序代码的任何实体或装置、记录介质、U盘、移动硬盘、磁碟、光盘、计算机存储器、只读存储器（ROM，Read-Only Memory）、随机存取存储器（RAM，Random Access Memory）、电载波信号、电信信号以及软件分发介质等。需要说明的是，所述计算机可读介质包含的内容可以根据司法管辖区内立法和专利实践的要求进行适当的增减，例如在某些司法管辖区，根据立法和专利实践，计算机可读介质不包括电载波信号和电信信号。

[0151] 以上所述实施例仅用以说明本申请的技术方案，而非对其限制；尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明，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申请各实施例技术方案的精神和范围，均应包含在本申请的保护范围之内。

权利要求书

- [权利要求 1] 一种心脏磁共振图像分割方法，其特征在于，包括：
- 获取待分割心脏磁共振图像；
- 对所述待分割心脏磁共振图像进行第一数据预处理操作；
- 将预处理后的所述待分割心脏磁共振图像输入预训练的三维全卷积神经网络模型，得到分类结果；
- 其中，所述三维全卷积神经网络模型为U型的全卷积网络，包括收缩部分和与所述收缩部分对应的扩展部分，在所述收缩部分和所述扩展部分中的每个卷积前面均连接有一密集块，所述密集块为预设数量层的DenseNet网络，且所述密集块每层之间的连接采用由批量归一化、ReLU激活函数和卷积组成的复合操作；
- 根据所述分类结果，得到所述待分割心脏磁共振图像的分割结果。
- [权利要求 2] 根据权利要求1所述的心脏磁共振图像分割方法，其特征在于，在所述获取待分割心脏磁共振图像之前，还包括：
- 获取训练样本集；
- 对所述训练样本集进行第二数据预处理操作；
- 根据预处理后的所述训练样本集，对预建立的所述三维全卷积神经网络模型进行训练。
- [权利要求 3] 根据权利要求2所述的心脏磁共振图像分割方法，其特征在于，所述根据预处理后的所述训练样本集，对预建立的所述三维全卷积神经网络模型进行训练，包括：
- 从所述训练样本集中随机选取一个训练样本作为目标训练样本；
- 从所述目标训练样本中随机选取出预设维度的目标子样本；
- 将所述目标子样本输入预建立的所述三维全卷积神经网络模型进行训练。
- [权利要求 4] 根据权利要求2所述的心脏磁共振图像分割方法，其特征在于，所述对所述训练样本集进行第二数据预处理操作，包括：
- 对所述训练样本集进行归一化操作，以将所述训练样本集中图像的图

像矩阵的均值为0，方差为1；

对所述训练样本集进行数据增强操作。

[权利要求 5] 根据权利要求2所述的心脏磁共振图像分割方法，其特征在于，在所述根据预处理后的所述训练样本集，对预建立的所述三维全卷积神经网络模型进行训练之后，还包括：

获取测试样本集；

根据所述测试样本集，对训练后的所述三维全卷积神经网络模型进行测试，得出测试结果。

[权利要求 6] 根据权利要求1至5任一项所述的心脏磁共振图像分割方法，其特征在于，所述根据所述分类结果，得到所述待分割心脏磁共振图像的分割结果，包括：

统计各所述分类结果的数量；

将数值最大的所述分类结果作为所述待分割心脏磁共振图像的分割结果。

[权利要求 7] 一种心脏磁共振图像分割装置，其特征在于，包括：

获取模块，用于获取待分割心脏磁共振图像；

第一预处理模块，用于对所述待分割心脏磁共振图像进行第一数据预处理操作；

分类模块，用于将预处理后的所述待分割心脏磁共振图像输入预训练的三维全卷积神经网络模型，得到分类结果；

其中，所述三维全卷积神经网络模型为U型的全卷积网络，包括收缩部分和与所述收缩部分对应的扩展部分，在所述收缩部分和所述扩展部分中的每个卷积前面均连接有一密集块，所述密集块为预设数量层的DenseNet网络，且所述密集块每层之间的连接采用由批量归一化、ReLU激活函数和卷积组成的复合操作；

分割模块，用于根据所述分类结果，得到所述待分割心脏磁共振图像的分割结果。

[权利要求 8] 根据权利要求7所述的心脏磁共振图像分割装置，其特征在于，还包

括：

训练样本集获取模块，用于获取训练样本集；

训练样本预处理模块，用于对所述训练样本集进行第二数据预处理操作；

训练模块，用于根据预处理后的所述训练样本集，对预建立的所述三维全卷积神经网络模型进行训练。

[权利要求 9] 一种终端设备，其特征在于，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，所述处理器执行所述计算机程序时实现如权利要求1至6任一项所述方法的步骤。

[权利要求 10] 一种计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读存储介质存储有计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至6任一项所述方法的步骤。

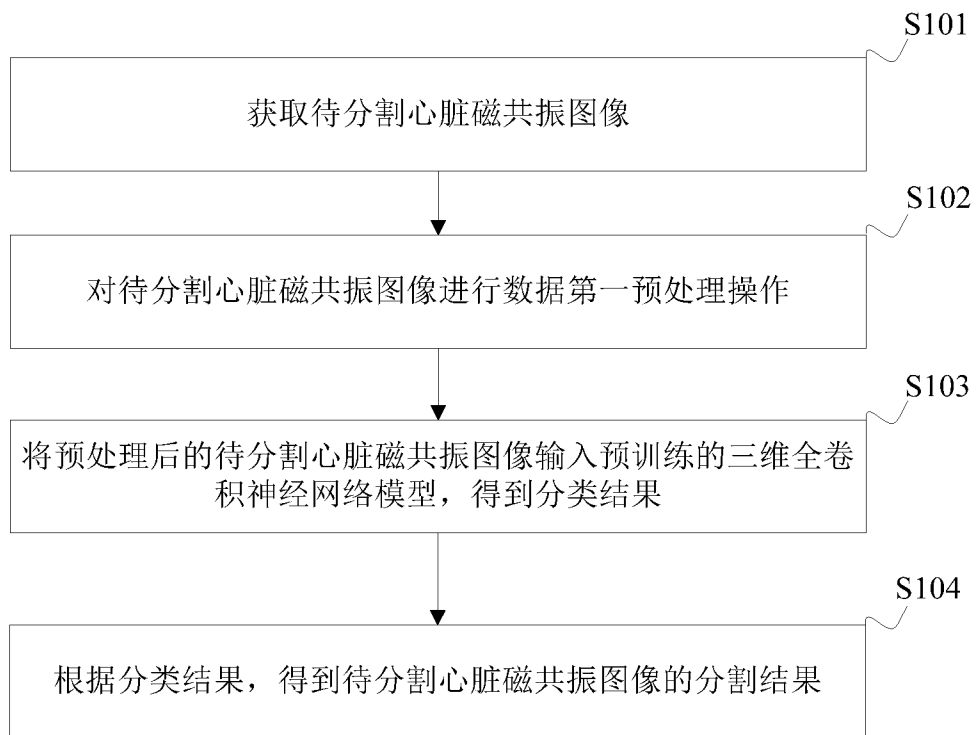


图 1

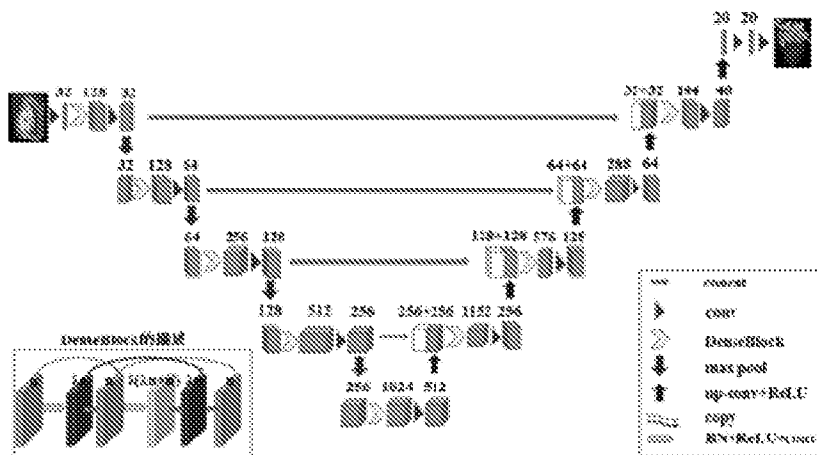


图 2

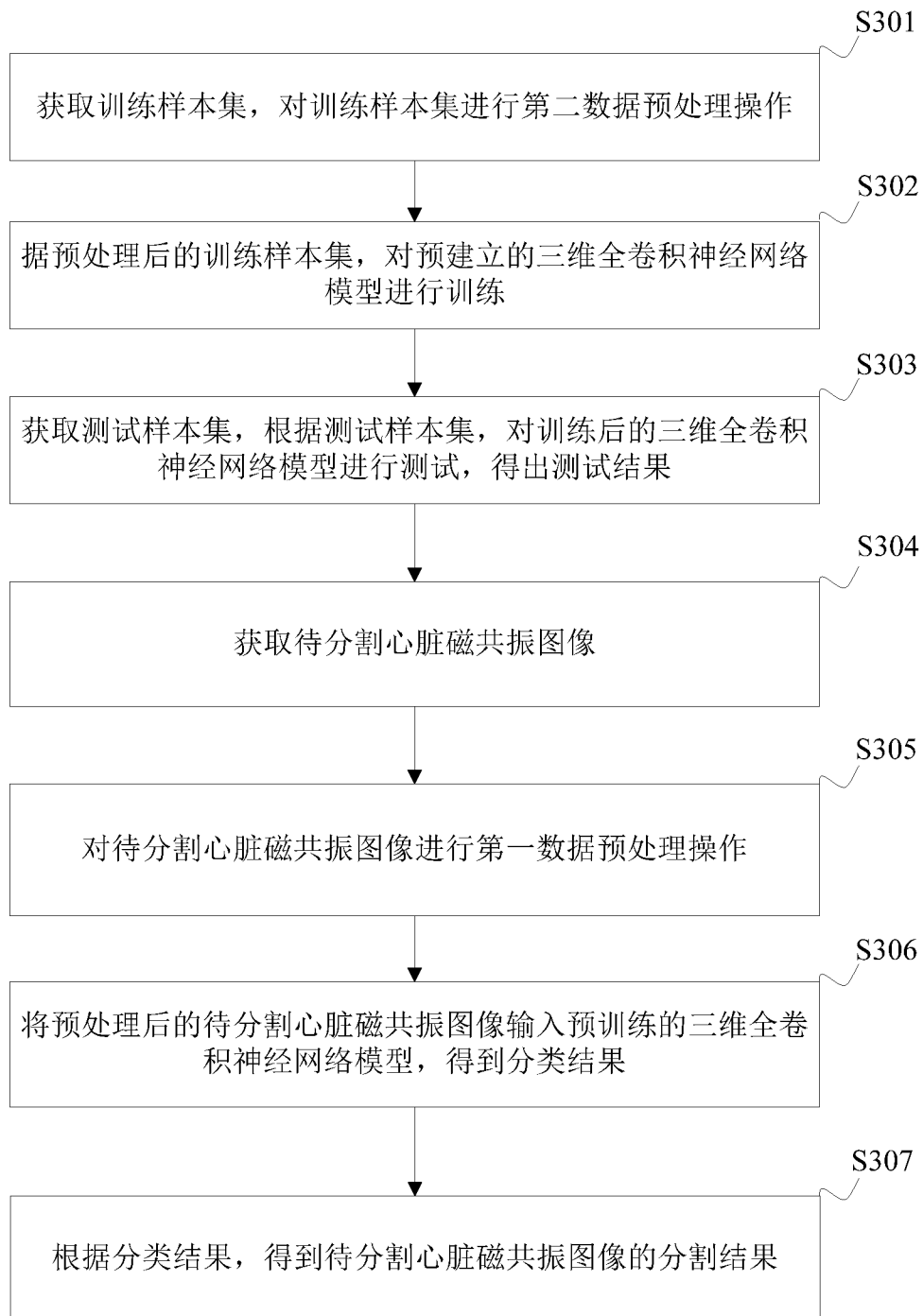


图 3

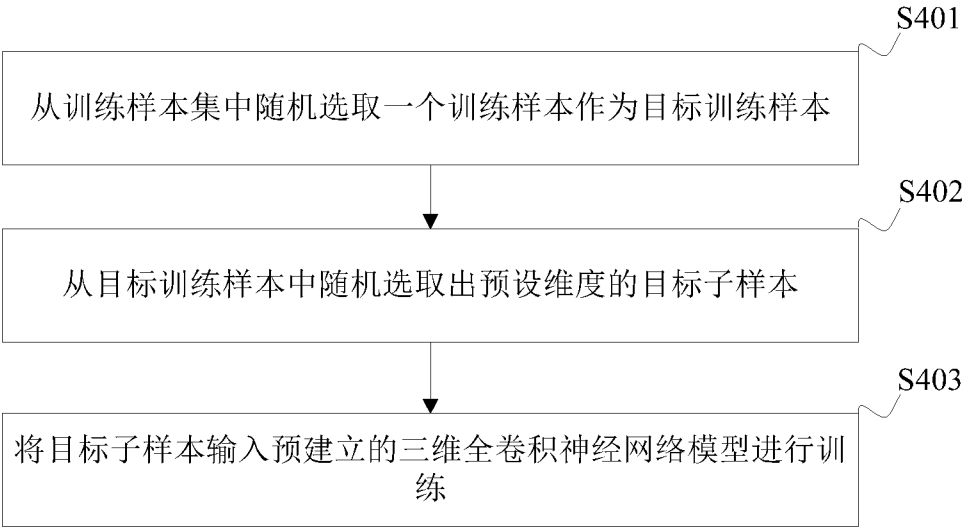


图 4

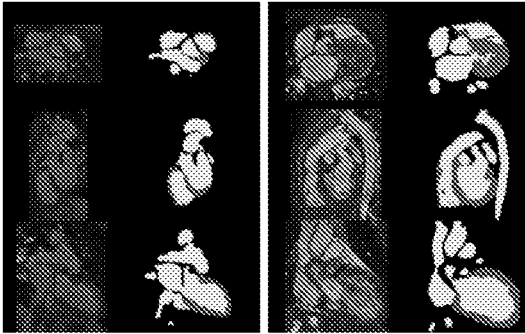


图 5

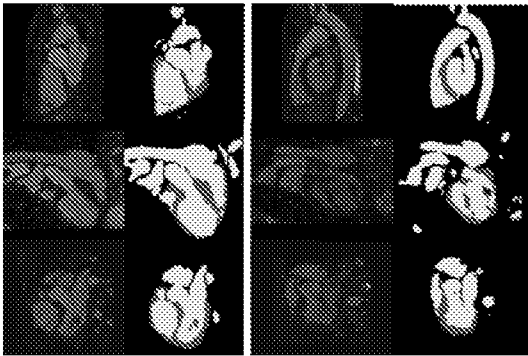


图 6

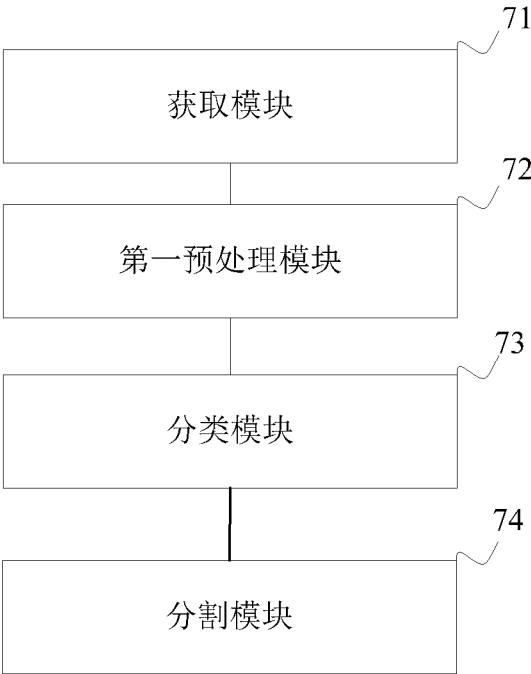


图 7

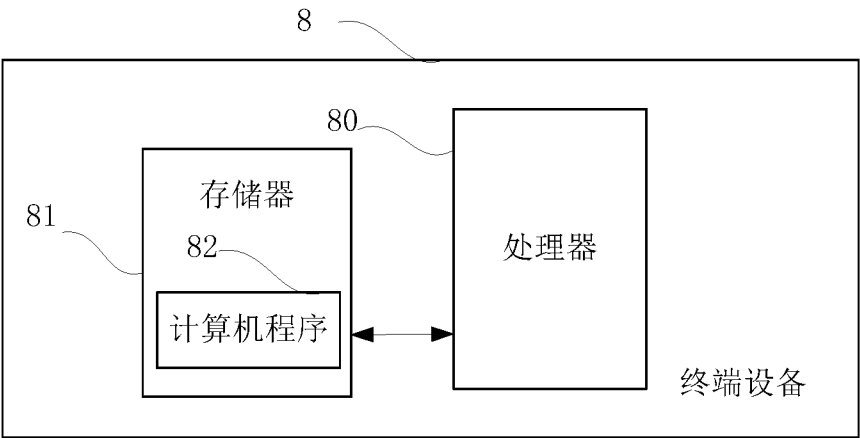


图 8

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2019/124351

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T 7/00(2017.01)i

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)

G06T G06N

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)

CNKI, WPI, EPODOC, CNPAT, IEEE: 心脏, 核磁, 图像, 分割, 分类, 神经网络, 全卷积, cardiac, magnetic w resonance w image, MRI, segmentation, classification, full w convolution w neural w network w model, CNN, ReLu, DenseNet

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 109785334 A (SHENZHEN INSTITUTES OF ADVANCED TECHNOLOGY) 21 May 2019 (2019-05-21) claims 1-10	1-10
A	CN 107424145 A (INSTITUTE OF SOFTWARE APPLICATION TECHNOLOGY, GUANGZHOU & CHINESE ACADEMY OF SCIENCES) 01 December 2017 (2017-12-01) claims 1, 2	1-10
A	CN 108109152 A (SHENZHEN BEIHANG NEW INDUSTRIAL TECHNOLOGY RESEARCH INSTITUTE) 01 June 2018 (2018-06-01) entire document	1-10
A	US 2018240235 A1 (ZEBRA MEDICAL VISION LTD.) 23 August 2018 (2018-08-23) entire document	1-10



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

28 February 2020

Date of mailing of the international search report

12 March 2020

Name and mailing address of the ISA/CN

China National Intellectual Property Administration (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing
100088
China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2019/124351

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN	109785334	A	21 May 2019	None	
CN	107424145	A	01 December 2017	None	
CN	108109152	A	01 June 2018	None	
US	2018240235	A1	23 August 2018	None	

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2019/124351

A. 主题的分类 G06T 7/00 (2017.01) i 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		
B. 检索领域 检索的最低限度文献 (标明分类系统和分类号) G06T G06N 包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献 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)) CNKI, WPI, EPDOC, CNPAT, IEEE: 心脏, 核磁, 图像, 分割, 分类, 神经网络, 全卷积, cardiac, magnetic w resonance w image, MRI, segmentation, classification, full w convolution w neural w network w model, CNN, ReLu, DenseNet		
C. 相关文件		
类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
PX	CN 109785334 A (深圳先进技术研究院) 2019年 5月 21日 (2019 - 05 - 21) 权利要求1-10	1-10
A	CN 107424145 A (广州中国科学院软件应用技术研究所) 2017年 12月 1日 (2017 - 12 - 01) 权利要求1, 2	1-10
A	CN 108109152 A (深圳北航新兴产业技术研究院) 2018年 6月 1日 (2018 - 06 - 01) 全文	1-10
A	US 2018240235 A1 (ZEBRA MEDICAL VISION LTD.) 2018年 8月 23日 (2018 - 08 - 23) 全文	1-10
☐ 其余文件在C栏的续页中列出。 ☒ 见同族专利附件。		
* 引用文件的具体类型: “A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件 “E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利 “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) “O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件 “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 “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 “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 “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 “&” 同族专利的文件		
国际检索实际完成的日期 2020年 2月 28日		国际检索报告邮寄日期 2020年 3月 12日
ISA/CN的名称和邮寄地址 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 传真号 (86-10)62019451		受权官员 董刚 电话号码 86-(10)-53961348

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2019/124351

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	109785334	A	2019年 5月 21日	无	
CN	107424145	A	2017年 12月 1日	无	
CN	108109152	A	2018年 6月 1日	无	
US	2018240235	A1	2018年 8月 23日	无	