

(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 18 日 (18.06.2020)



(10) 国际公布号
WO 2020/118618 A1

- (51) 国际专利分类号:
G06K 9/46 (2006.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2018/120885
- (22) 国际申请日: 2018 年 12 月 13 日 (13.12.2018)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (71) 申请人: 深圳先进技术研究院 (SHENZHEN INSTITUTES 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: 李程 (LI, Cheng); 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)。王珊珊 (WANG, Shanshan); 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道1068

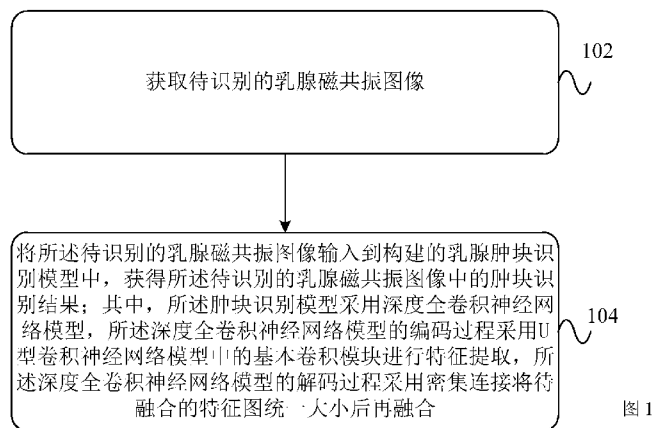
号, Guangdong 518055 (CN)。郑海荣 (ZHENG, Hairong); 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道1068号, Guangdong 518055 (CN)。刘新 (LIU, Xin); 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道1068号, Guangdong 518055 (CN)。梁栋 (LIANG, Dong); 中国广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道1068号, Guangdong 518055 (CN)。

(74) 代理人: 北京市诚辉律师事务所 (BEIJING CHENG HUI LAW FIRM); 中国北京市朝阳区朝阳北路99号2号楼905, Beijing 100123 (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: MAMMARY GLAND MASS IMAGE RECOGNITION METHOD AND DEVICE

(54) 发明名称: 一种乳腺肿块图像识别方法及装置



102 Acquire a mammary gland magnetic resonance image to be recognized
104 Input said image into a constructed mammary gland mass identification model to obtain a mass identification result in said image; wherein the mass recognition model uses a deep full convolutional neural network model; a coding process of the deep full convolutional neural network model uses a basic convolutional module in a U-shaped convolutional neural network model to perform feature extraction, and a decoding process of the deep full convolutional neural network model uses dense connection to fuse feature maps to be fused after performing size unification

图 1

(57) Abstract: A mammary gland mass image recognition method and device. The method comprises: acquiring a mammary gland magnetic resonance image to be recognized (102); inputting said image into a constructed mammary gland mass identification model to obtain a mass identification result in said image; wherein the mass recognition model uses a deep full convolutional neural network model; a coding process of the deep full convolutional neural network model uses a basic convolutional module in a U-shaped convolutional neural network model to perform feature extraction, and a decoding process of the deep full convolutional neural network model uses dense connection to fuse feature maps to be fused after performing size unification (104). According to the method, automatic recognition of the mammary gland mass is implemented, and the recognition accuracy of the mammary gland mass is improved.

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))。

(57) 摘要: 一种乳腺肿块图像识别方法及装置, 所述方法包括: 获取待识别的乳腺磁共振图像 (102); 将所述待识别的乳腺磁共振图像输入到构建的乳腺肿块识别模型中, 获得所述待识别的乳腺磁共振图像中的肿块识别结果; 其中, 所述肿块识别模型采用深度全卷积神经网络模型, 所述深度全卷积神经网络模型的编码过程采用U型卷积神经网络模型中的基本卷积模块进行特征提取, 所述深度全卷积神经网络模型的解码过程采用密集连接将待融合的特征图统一大小后再融合 (104)。该方法实现了乳腺肿块的自动识别, 提高了乳腺肿块识别的准确性。

一种乳腺肿块图像识别方法及装置

技术领域

本说明书属于图像处理技术领域，尤其涉及一种乳腺肿块图像识别方法及装置。

5 背景技术

乳腺癌是女性发病率最高的癌症，早期乳腺癌的治愈率比晚期乳腺癌要高很多，早发现、早诊断和早治疗是降低乳腺癌病死率的关键。影像检查包括乳腺钼靶、超声和磁共振成像等是早期乳腺癌筛查的常用技术。可以利用影像检查结果识别乳腺肿块来进行乳腺癌筛查，不同病人的乳腺肿块大小形状差异很大，给自动分割方法带来了很大挑战，
10 而肿块分割是所有后续乳腺癌诊断和治疗的首要步骤，因此实现乳腺肿块的自动分割对计算机辅助诊断系统具有重要意义。

现有技术中，乳腺癌计算机辅助诊断系统主要采用手工提取特征来对乳腺肿块进行定位或者分类。手工提取特征依赖于研究者的专业和经验知识，往往具有一定局限性和主观性，结果会受较大影响。现有技术中乳腺肿块的自动分割方法通常只是给出了肿块
15 的位置，并没有肿块的形状大小信息。因此，本领域亟需一种能够准确分割出乳腺肿块区域的技术方案。

发明内容

本说明书目的在于提供一种乳腺肿块图像识别方法及装置，实现了乳腺肿块的自动
20 识别，提高了乳腺肿块识别的准确性。

一方面本说明书实施例提供了一种乳腺肿块图像识别方法，包括：

获取待识别的乳腺磁共振图像；

将所述待识别的乳腺磁共振图像输入到构建的乳腺肿块识别模型中，获得所述待识别的乳腺磁共振图像中的肿块识别结果；

25 其中，所述肿块识别模型采用深度全卷积神经网络模型，所述深度全卷积神经网络模型的编码过程采用 U 型卷积神经网络模型中的基本卷积模块进行特征提取，所述深度全卷积神经网络模型的解码过程采用密集连接将待融合的特征图统一大小后再融合。

进一步地，所述方法的另一个实施例中，利用所述 U 型卷积神经网络模型中的基本卷积模块采用下述公式进行特征提取：

$$y_1 = \delta(W_{13} * \delta(W_{12} * \delta(W_{11} * x_1 + b_{11}) + b_{12}) + b_{13})$$

上式中， y_1 表示提取出的特征图， x_1 表示输入的乳腺磁共振图像， δ 表示第一激活函数， W_{11} 、 W_{12} 、 W_{13} 表示不同卷积层对应的权重， b_{11} 、 b_{12} 、 b_{13} 表示不同卷积层对应的偏置参数。

- 5 进一步地，所述方法的另一个实施例中，所述方法还包括：利用所述深度全卷积神经网络模型采用下述公式将提取出的特征图进行调整：

$$y_2 = \delta((W_{22} * \delta(W_{21} * x_2 + b_{21}) + b_{22}) + x_2)$$

上式中， y_2 表示调整后的特征图， x_2 表示提取出的特征图， δ 表示第一激活函数， W_{21} 、 W_{22} 表示不同卷积层对应的权重， b_{21} 、 b_{22} 表示不同卷积层对应的偏置参数。

- 10 进一步地，所述方法的另一个实施例中，所述方法还包括：

利用所述深度全卷积神经网络模型将提取出的特征图赋予不同的权重值；
根据各特征图对应的权重值进行特征融合。

进一步地，所述方法的另一个实施例中，所述将提取出的特征图赋予不同的权重值，包括：

- 15 对提取出的特征图进行平均池化；

将平均池化后的特征图利用全连接层进行连接，并采用第二激活函数进行激活，获得所述特征图对应的权重值。

进一步地，所述方法的另一个实施例中，所述将提取出的特征图赋予不同的权重值，包括：采用下述公式获得所述特征图对应的权重值：

$$\begin{cases} Z_c = \frac{1}{H \times M} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^M x_c(i, j) \\ S = \sigma(W_{32} * \delta(W_{31} * Z + b_{31}) + b_{32}) \end{cases}$$

上式中， Z_c 表示特征图平均池化第c个特征图对应的池化结果， H 表示第c个特征图的高， M 表示第c个特征图的宽， x_c 表示输入的第c个特征图， S 表示特征图对应的权重值向量， Z 表示特征图池化后的池化结果向量， σ 表示所述第二激活函数， W_{32} 、 W_{31} 不同全连接层对应的权重， b_{31} 、 b_{32} 表示不同全连接层对应的偏置参数。

- 25 进一步地，所述方法的另一个实施例中，所述乳腺肿块识别模型采用下述方法构建：

获取多个样本数据，所述样本数据包括：乳腺磁共振图像和所述乳腺磁共振图像中的肿块标记；

建立所述乳腺肿块识别模型，将所述样本数据中的乳腺磁共振图像作为所述乳腺肿块识别模型的输入数据，将对应的所述乳腺磁共振图像中的肿块标记作为所述乳腺肿块识别模型的输出数据，对所述乳腺肿块识别模型进行训练，直至所述乳腺肿块识别模型达到预设要求。

进一步地，所述方法的另一个实施例中，所述方法还包括：

将所述待识别的乳腺磁共振图像与所述样本数据中的乳腺磁共振图像的图像参数进行对比；

10 若所述待识别的乳腺磁共振图像与所述样本数据中的乳腺磁共振图像的图像参数不一致，则利用所述待识别的乳腺磁共振图像对所述乳腺肿块识别模型进行调整；

利用调整后的乳腺肿块识别模型对所述待识别的乳腺磁共振图像进行肿块识别。

另一方面，本说明书提供了一种乳腺肿块图像识别装置，包括：

图像获取模块，用于获取待识别的乳腺磁共振图像；

15 肿块识别模块，用于将所述待识别的乳腺磁共振图像输入到构建的乳腺肿块识别模型中，获得所述待识别的乳腺磁共振图像中的肿块识别结果；

其中，所述肿块识别模型采用深度全卷积神经网络模型，所述深度全卷积神经网络模型的编码过程采用 U 型卷积神经网络模型中的基本卷积模块进行特征提取，所述深度全卷积神经网络模型的解码过程采用密集连接将待融合的特征图统一大小后再融合。

20 进一步地，所述装置的另一个实施例中，所述 U 型卷积神经网络模型中的基本卷积模块采用下述公式进行特征提取：

$$y_1 = \delta(W_{13} * \delta(W_{12} * \delta(W_{11} * x_1 + b_{11}) + b_{12}) + b_{13})$$

上式中， y_1 表示提取出的特征图， x_1 表示输入的乳腺磁共振图像， δ 表示第一激活函数， W_{11} 、 W_{12} 、 W_{13} 表示不同卷积层对应的权重， b_{11} 、 b_{12} 、 b_{13} 表示不同卷积层对应的偏置参数。

进一步地，所述装置的另一个实施例中，所述深度全卷积神经网络模型中包括特征适应模块，用于采用下述公式将提取出的特征图进行调整：

$$y_2 = \delta((W_{22} * \delta(W_{21} * x_2 + b_{21}) + b_{22}) + x_2)$$

上式中， y_2 表示调整后的特征图， x_2 表示提取出的特征图， δ 表示第一激活函数，

W_{21} 、 W_{22} 表示不同卷积层对应的权重， b_{21} 、 b_{22} 表示不同卷积层对应的偏置参数。

进一步地，所述装置的另一个实施例中，所述深度全卷积神经网络模型中还包括通道注意力模块用于：

利用所述深度全卷积神经网络模型将提取出的特征图赋予不同的权重值；

5 根据各特征图对应的权重值进行特征融合。

进一步地，所述装置的另一个实施例中，所述通道注意力模块具体用于：

对提取出的特征图进行平均池化；

将平均池化后的特征图利用全连接层进行连接，并采用第二激活函数进行激活，获得所述特征图对应的权重值。

10 进一步地，所述装置的另一个实施例中，所述通道注意力模块具体用于采用下述公式获得所述特征图对应的权重值：

$$\begin{cases} Z_c = \frac{1}{H \times M} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^M x_c(i, j) \\ S = \sigma(W_{32} * \delta(W_{31} * Z + b_{31}) + b_{32}) \end{cases}$$

上式中， Z_c 表示特征图平均池化第c个特征图对应的池化结果， H 表示第c个特征图的高， M 表示第c个特征图的宽， x_c 表示输入的第c个特征图， S 表示特征图对应的权重值向量， Z 表示特征图池化后的池化结果向量， σ 表示所述第二激活函数， W_{32} 、 W_{31} 不同全连接层对应的权重， b_{31} 、 b_{32} 表示不同全连接层对应的偏置参数。

15 进一步地，所述装置的另一个实施例中，所述装置还包括模型构建模块用于采用下述方法构建所述乳腺肿块识别模型：

获取多个样本数据，所述样本数据包括：乳腺磁共振图像和所述乳腺磁共振图像中的肿块标记；

20 建立所述乳腺肿块识别模型，其中，所述乳腺肿块识别模型中包括多个模型参数；

将所述样本数据中的乳腺磁共振图像作为所述乳腺肿块识别模型的输入数据，将对应的所述乳腺磁共振图像中的肿块标记作为所述乳腺肿块识别模型的输出数据，调整所述乳腺肿块识别模型的所述模型参数，直至所述乳腺肿块识别模型达到预设要求。

25 进一步地，所述装置的另一个实施例中，所述装置还包括模型调整模块用于：

将所述待识别的乳腺磁共振图像与所述样本数据中的乳腺磁共振图像的图像参数进

行对比；

若所述待识别的乳腺磁共振图像与所述样本数据中的乳腺磁共振图像的图像参数不一致，则利用所述待识别的乳腺磁共振图像对所述乳腺肿块识别模型进行调整；

利用调整后的乳腺肿块识别模型对所述待识别的乳腺磁共振图像进行肿块识别。

5 还一方面，本说明书提供了乳腺肿块图像识别处理设备，包括：至少一个处理器以及用于存储处理器可执行指令的存储器，所述处理器执行所述指令时实现本说明书实施例中的乳腺肿块图像识别方法。

再一方面，本说明书提供了一种乳腺肿块图像识别系统，包括至少一个处理器以及用于存储处理器可执行指令的存储器，所述处理器执行所述指令时实现本说明书实施
10 例中的乳腺肿块图像识别方法。

本说明书提供的乳腺肿块图像识别方法、装置、处理设备、系统，基于深度学习，将 U 型卷积神经网络模型与密集卷积神经网络模型相结合，构建出非对称的编码解码乳腺肿块识别模型结构。再将待识别的乳腺磁共振图像输入到构建的乳腺肿块识别模型中，即可以获得待识别的乳腺磁共振图像的肿块识别结果，实现了乳腺肿块的自动识别，不需要人工肉眼识别，提高了乳腺肿块的识别结果。本说明书实施提供的乳腺肿块图像识别方法可以更好地保留有用特征对分割结果的有利影响，而削弱无用特征的作用。大大提高了模型对磁共振乳腺肿块分割的效果，不需要后续网络模型对分割结果进行进一步优化，减少了计算成本，加快了影像分析过程，可以更好地辅助医生进行实时影像诊断。

20 附图说明

为了更清楚地说明本说明书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说明书中记载的一些实施例，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。

25 图1是本说明书一个实施例中乳腺肿块图像识别方法的流程示意图；

图2是本说明书一个实施例中乳腺肿块识别模型的网络架构示意图；

图3是本说明书提供的乳腺肿块图像识别装置一个实施例的模块结构示意图；

图4是本说明书又一实施例中乳腺肿块图像识别装置的结构示意图；

图5是本说明书又一实施例中乳腺肿块图像识别装置的结构示意图；

30 图6是应用本申请实施例乳腺肿块识别服务器的硬件结构框图。

具体实施方式

为了使本技术领域的人员更好地理解本说明书中的技术方案，下面将结合本说明书实施例中的附图，对本说明书实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例仅仅是本说明书一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本说明书中的实施例，本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都应当属于本说明书保护的范围。

本说明书中乳腺肿块图像识别方法可以应用在客户端或服务器中，客户端可以是智能手机、平板电脑、智能可穿戴设备（智能手表、虚拟现实眼镜、虚拟现实头盔等）、智能车载设备等电子设备。

具体的，图1是本说明书一个实施例中乳腺肿块图像识别方法的流程示意图，如图1所示，本说明书一个实施例中提供的乳腺肿块图像识别方法的整体过程可以包括：

步骤102、获取待识别的乳腺磁共振图像。

磁共振检查是目前比较常见的医学检查方法，本说明书实施例中，可以获取用户的乳腺磁共振图像，基于获取到的待识别的乳腺磁共振图像进行乳腺肿块的识别。

步骤 104、将所述待识别的乳腺磁共振图像输入到构建的乳腺肿块识别模型中，获得所述待识别的乳腺磁共振图像中的肿块识别结果；

其中，所述肿块识别模型采用深度全卷积神经网络模型，所述深度全卷积神经网络模型的编码过程采用 U 型卷积神经网络模型中的基本卷积模块进行特征提取，所述深度全卷积神经网络模型的解码过程采用密集连接将待融合的特征图统一大小后再融合。

在具体的实施过程中，可以基于深度学习方法，构建出乳腺肿块识别模型，如：可以利用已有的乳腺癌患者的乳腺磁共振图像数据，进行模型训练，学习从输入磁共振图像到输出乳腺肿块分割结果的函数映射关系，构建乳腺肿块识别模型。图 2 是本说明书一个实施例中乳腺肿块识别模型的网络架构示意图，如图 2 所示，本说明书实施例中的乳腺肿块识别模型可以是一种深度全卷积神经网络模型，可以将 U 型卷积神经网络模型（即 U-Net）与密集卷积神经网络模型即（DenseNet）相结合。在编码过程可以采用 U 型卷积神经网络模型中的基本卷积模块进行特征提取，解码过程则可以采用密集卷积神经网络模型中的密集连接将待融合的特征图统一大小后，进行特征融合。

U-Net 可以理解为卷积神经网络的一种变形，主要其结构形似字母 U，因而得名

U-Net。U-Net 的整个神经网络主要有两部分组成：收缩路径和扩展路径，收缩路径主要是用来捕捉图片中的上下文信息，而与之相对称的扩展路径则是为了对图片中所需要分割出来的部分进行精准定位。DenseNet 可以理解为一种具有密集连接的卷积神经网络，在该网络中，任何两层之间都有直接连接，也就是说，网络每一层的输入都是前面所有层输出的并集，而该层所学习的特征图也会被直接传给其后面所有层作为输入。密集连接可以缓解梯度消失问题，加强特征传播，鼓励特征复用，极大的减少了参数量，提高图像识别的准确性。

如图 2 所示，图 2 中左侧基本卷积模块可以采用类似 U 型卷积神经网络模型中的基本卷积模块，用于特征提取，基本卷积模块向下的箭头可以表示最大池化。图 2 中右侧通道注意力模块可以理解为解码过程，通道注意力模块向上的箭头可以表示双线性插值，其中，解码过程可以将同一层的编码过程的特征图一起进行特征融合。图 2 中通道注意力模块右侧的带箭头的连接线可以表示密集连接，本说明书一些实施例中可以将深度全卷积神经网络模型的解码过程的网络模块进行密集连接，即将图 2 中的通道注意力模块进行密集连接。通道注意力模块可以将同一层的编码过程提取的特征图以及其他通道注意力模块的特征图进行统一大小后，进行特征融合。

例如：图 2 中最上层的通道注意力模块可以将其左侧的编码过程获得的特征图、其下方 3 个通道注意力模块输出的特征图以及最下方的特征适应模块输出的特征图进行统一大小，然后将统一大小后的特征图进行融合。其中，最上层的通道注意力模块可左侧的编码过程获得的特征图、其下方 3 个通道注意力模块输出的特征图以及最下方的特征适应模块输出的特征图可以理解为最上层的通道注意力模块的待融合的特征图。

本说明书实施例在解码过程中加入了密集连接，这些密集连接可以将不同抽象程度的特征图分别进行上采样到统一大小，然后将它们直接融合。特征图得到了重复利用，抽象程度高的特征图可以更好地指引分类结果，而抽象程度低的特征图可以更好地保留位置信息，分割结果得到更大提升。

乳腺肿块识别模型构建完成后，将待识别的乳腺磁共振图像输入到构建的乳腺肿块识别模型中，利用乳腺肿块识别模型获得待识别的乳腺磁共振图像的肿块识别结果如：可以识别出待识别的乳腺磁共振图像中是否有肿块，若有，还可以识别出肿块所在的区域，或乳腺肿块的形状、大小等。图 2 中最右侧乳腺肿块识别模型的输出图像中的亮点可以表示分割出的肿块，即左侧输入的乳腺磁共振图像中肿块的区域，医生可以根据识别出的肿块区域，进行进一步的诊断以及治疗，或者用于其他的医学研究等。

本说明书实施例提供的乳腺肿块图像识别方法，基于深度学习，将 U 型卷积神经网络模型与密集卷积神经网络模型相结合，构建出非对称的编码解码乳腺肿块识别模型结构。再将待识别的乳腺磁共振图像输入到构建的乳腺肿块识别模型中，即可以获得待识别的乳腺磁共振图像的肿块识别结果，实现了乳腺肿块的自动识别，不需要人工肉眼识别，提高了乳腺肿块的识别结果。本说明书实施提供的乳腺肿块图像识别方法可以更好地保留有用特征对分割结果的有利影响，而削弱无用特征的作用。大大提高了网络模型对磁共振乳腺肿块分割的效果，不需要后续网络模型对分割结果进行进一步优化，减少了计算成本，加快了影像分析过程，可以更好地辅助医生进行实时影像诊断。

在上述实施例的基础上，本说明书一些实施例中，可以利用所述 U 型卷积神经网络模型中的基本卷积模块采用下述公式进行特征提取：

$$y_1 = \delta(W_{13} * \delta(W_{12} * \delta(W_{11} * x_1 + b_{11}) + b_{12}) + b_{13}) \quad (1)$$

上式中， y_1 表示提取出的特征图即基本卷积模块的输出， x_1 表示输入的乳腺磁共振图像即基本卷积模块的输入， δ 表示第一激活函数（可以是线性整流函数）， W_{11} 、 W_{12} 、 W_{13} 表示不同卷积层对应的权重， b_{11} 、 b_{12} 、 b_{13} 表示不同卷积层对应的偏置参数。

在具体的实施过程中，如图 2 所示，图中的基本卷积模块内可以包括上述公式 (1) 的函数，利用上述公式 (1) 进行特征提取。基本卷积模块中可以进行多次的卷积操作，即基本卷积模块中可以包括多个卷积层，不同卷积层对应有不同的权重 W_{11} 、 W_{12} 、 W_{13} 和偏置参数 b_{11} 、 b_{12} 、 b_{13} 。本说明书实施例中基本卷积模块中可以包括 3 个卷积层，根据实际需要还可以设置其他数量的卷积层，根据卷积层的数量可以对上述公式 (1) 进行适应性的调整或修改，本说明书实施例不作具体限定。

基本卷积模块之间可以由最大池化连接，最大池化可以增加感受野及一定程度上实现了输入图像平移不变性，特征图在经过每个最大池化层之后，分辨率减半，通道数加倍。

本说明书实施例采用类似 U-Net 的基本卷积模块进行特征提取，可以减少样本数据的数量，提升数据处理的效率。

在上述实施例的基础上，本说明书一个实施例中，所述方法还可以包括：利用所述深度全卷积神经网络模型采用下述公式将提取出的特征图进行调整：

$$y_2 = \delta((W_{22} * \delta(W_{21} * x_2 + b_{21}) + b_{22}) + x_2) \quad (2)$$

上式中, y_2 表示调整后的特征图即特征适应模块的输出, x_2 表示提取出的特征图即特征适应模块的输入, δ 表示第一激活函数 (可以是线性整流函数), W_{21} 、 W_{22} 表示不同卷积层对应的权重, b_{21} 、 b_{22} 表示不同卷积层对应的偏置参数。

在具体的实施过程中, 如图 2 所示, 本说明书实施例中的深度全卷积神经网络模型即乳腺肿块识别模型中还可以加入特征适用模块, 特征适应模块可以调整编码过程中基本卷积模块产生的特征图, 来提升后续的特征融合效果。特征适用模块中可以包括上述公式 (2) 的函数, 利用上述公式 (2) 进行特征图的调整, 特征适应模块中也可以包含有多个卷积层, 不同的卷积层中可以对应有不同的权重 W_{21} 、 W_{22} 和 b_{21} 、 b_{22} 。本说明书实施例中特征适应模块中可以包括 2 个卷积层, 根据实际需要还可以设置其他数量的卷积层, 根据卷积层的数量可以对上述公式 (2) 进行适应性的调整或修改, 本说明书实施例不作具体限定。编码过程产生的不同抽象程度的特征图经过特征适应模块后可以与解码过程中的特征图使用级联方式进行特征融合。

本说明书实施例利用乳腺肿块识别模型中的特征适应模块, 可以对特征图进行调整, 提高特征融合的效果, 进一步提高乳腺肿块识别的准确性。

在上述实施例的基础上, 本说明书一个实施例中, 所述方法还包括:

利用所述深度全卷积神经网络模型将提取出的特征图赋予不同的权重值;

根据各特征图对应的权重值进行特征融合。

在具体的实施过程中, 本说明书实施例可以将不同的特征图赋予不同的权重值, 如: 将一些信息比较多的特征图的权重值设置的比较高, 将信息量比较少或没有用的特征图的权重值设置的比较低。再根据特征图对应的权重值进行特征融合, 如: 可以将各个特征图对应的权重值乘到待融合的特征图上, 加大重要特征图对肿块识别结果的影响, 减小不重要特征图对肿块识别结果的影响。

本说明书一个实施例中, 可以对提取出的特征图进行平均池化, 如: 将特征适应模块调整后的特征图进行平均池化, 然后经由两个全连接层, 最后通过第二激活函数如: Sigmoid 函数激活, 产生每个特征图的权重, 再将该权重值乘回到融合的特征图上。平均池化可以表示对局部接受域中的所有值求均值, Sigmoid 函数是一个在生物学中常见的 S 型函数, 也可以称为 S 型生长曲线。

本说明书一个实施例中, 可以采用下述公式 (3) 获得各个特征图对应的权重值:

$$\begin{cases} Z_c = \frac{1}{H \times M} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^M x_c(i, j) \\ S = \sigma(W_{32} * \delta(W_{31} * Z + b_{31}) + b_{32}) \end{cases} \quad (3)$$

上式中, Z_c 表示特征图平均池化第 c 个特征图对应的池化结果, H 表示第 c 个特征图的高, M 表示第 c 个特征图的宽, i 可以表示 1-H 的数值, j 可以表示 1-M 的数值, x_c 可以表示通道注意力模块输入的第 c 个特征图, S 表示特征图对应的权重值向量 (其中可以包括多个特征图对应的权重值), Z 表示特征图池化后的池化结果向量 (其中可以包括多个特征图对应的池化结果, 如: Z_c), σ 表示所述第二激活函数 (可以是 Sigmoid 函数), W_{32} 、 W_{31} 不同全连接层对应的权重, b_{31} 、 b_{32} 表示不同全连接层对应的偏置参数。

获得不同特征图对应的权重值后, 可以将各特征图对应的权重值与特征图的乘积作为输出, 用于特征融合。如:

$$y_3 = S_c \bullet x_c \quad (4)$$

上式中, y_3 可以表示通道注意力模块的输出, S_c 可以表示第 c 个特征图对应权重值, x_c 可以表示通道注意力模块输入的第 c 个特征图。

需要说明书的是, 本说明书实施例中的公式仅仅是示意性的表示, 根据实际需要还可以对上述公式进行调整、变换或修改, 本说明书实施例不作具体限定。

本说明书实施例, 利用通道注意力模块将不同的特征图赋予不同的权重值后进行特征融合, 实现特征图的筛选, 可以提高重要特征图的影响, 进一步提高肿块识别结果的准确性。

在上述实施例的基础上, 本说明书实施例中, 可以采用下述方式构建乳腺肿块识别模型:

获取多个样本数据, 所述样本数据包括: 乳腺磁共振图像和所述乳腺磁共振图像中的肿块标记;

建立所述乳腺肿块识别模型, 将所述样本数据中的乳腺磁共振图像作为所述乳腺肿块识别模型的输入数据, 将对应的所述乳腺磁共振图像中的肿块标记作为所述乳腺肿块识别模型的输出数据, 对所述乳腺肿块识别模型进行训练, 直至所述乳腺肿块识别模型

达到预设要求。

在具体的实施例过程中，可以获取历史用户的乳腺磁共振图像作为样本数据，样本数据可以是已经确诊为乳腺癌的用户的乳腺磁共振图像。样本数据还可以包括获取到的乳腺磁共振图像中的肿块标记作为训练标签，样本数据的具体数量可以根据实际需要进行选择，本说明书实施例不作具体限定。本说明书一个实施例中，在获取到多个乳腺磁共振图像后，可以对获取到的乳腺磁共振图像进行归一化处理，即对样本数据中的乳腺磁共振图像的像素进行统一处理，方便后续进行模型训练。再对归一化处理后的乳腺磁共振图像进行肿块标注，可以由专业的医生进行标注或者根据用户的诊断结果进行标注等，可以标注出肿块的位置、大小等内容。

样本数据准备结束后，可以构建乳腺肿块识别模型，如：构建乳腺肿块识别模型的网络架构等，乳腺肿块识别模型的网络架构具体可以参考上述实施例的记载，此处不再赘述。如图 2 所示，本说明书一些实施例中肿块识别模型可以包括基本卷积模块、特征适应模块、通道注意力模块，其中，基本卷积模块、特征适应模块可以理解为编码过程，通道注意力模块可以理解为解码过程。乳腺肿块识别模型中还可以包括多个模型参数，如：卷积核的大小、卷积层的数量等。乳腺肿块识别模型构建完成后，可以将样本数据中的乳腺磁共振图像作为乳腺肿块识别模型的输入数据，将对应的乳腺磁共振图像中的肿块标记作为乳腺肿块识别模型的输出数据，对乳腺肿块识别模型进行模型训练，直至乳腺肿块识别模型达到预设要求，如：模型输出精度符合要求或模型训练次数符合要求，即可以认为模型训练结束。

本说明书实施例利用深度学习训练构建出乳腺肿块识别模型，可以实现乳腺肿块的自动识别，不需要人工识别，提高了乳腺肿块识别的准确性。

本说明书实施例中的乳腺肿块识别主要包括模型训练和预测两个阶段，在上述实施例的基础上，本说明书一个实施例中，在训练阶段，可以利用已有的乳腺磁共振数据对设计的深度全卷积网络进行优化和参数学习，在测试阶段，将训练好的网络模型用于分析训练中未见过的新数据即待识别的乳腺磁共振图像。在对待识别的乳腺磁共振图像进行肿块识别时，可以将待识别的乳腺磁共振图像与训练阶段的样本数据中的乳腺磁共振图像的图像参数（如：主场强度、弛豫时间 T1、T2 等）进行对比，对比两个图像数据的分布是否统一，即图像的对比度、信噪比等是否一致。若待识别的乳腺磁共振图像和样本数据符合统一分布，可以直接使用训练构建的乳腺肿块识别模型进行肿块识别。当待识别的乳腺磁共振图像和样本数据不满足统一分布时，可以使用少量新数据即待识别

的乳腺磁共振图像（或与待识别的乳腺磁共振图像参数一致的图像）对构建出的乳腺肿块识别模型的参数进行快速微调。利用调整后的乳腺肿块识别模型对所述待识别的乳腺磁共振图像进行肿块识别，通过不断的更新调整乳腺肿块识别模型，提高模型的适用性，进一步提高肿块识别结果的准确性。

5 本说明书实施例提出了非对称的编码解码主体框架结构，设计了新的特征融合和筛选机制，引入了密集连接。本说明书实施例中的分割方法可以更好地保留有用特征对分割结果的有利影响，而削弱无用特征的作用。由此，可以大大提高网络对磁共振乳腺肿块分割的效果，不需要后续网络对分割结果进行进一步优化，减少了计算成本，加快了影像分析过程，可以更好地辅助医生进行实时影像诊断。

10 需要说明的是，本说明书实施例中的乳腺肿块图像识别方法可以不限于识别乳腺肿块，还可以用于其他的图像识别过程，如：识别其他的病灶区（如：脑肿瘤）等。可以利用其他部位的磁共振图像训练构建对应的识别模型，完成其他病灶区的自动识别。

本说明书中上述方法的各个实施例均采用递进的方式描述，各个实施例之间相同相似的部分互相参见即可，每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处。相关之处参见方法实施例的部分说明即可。

15

基于上述所述的乳腺肿块图像识别方法，本说明书一个或多个实施例还提供一种乳腺肿块图像识别装置。所述的装置可以包括使用了本说明书实施例所述方法的系统（包括分布式系统）、软件（应用）、模块、组件、服务器、客户端等并结合必要的实施硬件的装置。基于同一创新构思，本说明书实施例提供的一个或多个实施例中的装置如下

20 面的实施例所述。由于装置解决问题的实现方案与方法相似，因此本说明书实施例具体的装置的实施可以参见前述方法的实施，重复之处不再赘述。以下所使用的，术语“单元”或者“模块”可以实现预定功能的软件和/或硬件的组合。尽管以下实施例所描述的装置较佳地以软件来实现，但是硬件，或者软件和硬件的组合的实现也是可能并被构想的。

具体地，图3是本说明书提供的乳腺肿块图像识别装置一个实施例的模块结构示意图，如图3所示，本说明书中提供的乳腺肿块图像识别装置包括：图像获取模块31、肿块识别模块32，其中：

25

图像获取模块31，可以用于获取待识别的乳腺磁共振图像；

肿块识别模块32，可以用于将所述待识别的乳腺磁共振图像输入到构建的乳腺肿块识别模型中，获得所述待识别的乳腺磁共振图像中的肿块识别结果；

30 其中，所述肿块识别模型采用深度全卷积神经网络模型，所述深度全卷积神经网络

模型的编码过程采用 U 型卷积神经网络模型中的基本卷积模块进行特征提取, 所述深度全卷积神经网络模型的解码过程采用密集连接将待融合的特征图统一大小后再融合。

本说明书实施例提供的乳腺肿块图像识别装置, 基于深度学习, 将 U 型卷积神经网络模型与密集卷积神经网络模型相结合, 构建出非对称的编码解码乳腺肿块识别模型结构。再将待识别的乳腺磁共振图像输入到构建的乳腺肿块识别模型中, 即可以获得待识别的乳腺磁共振图像的肿块识别结果, 实现了乳腺肿块的自动识别, 不需要人工肉眼识别, 提高了乳腺肿块的识别结果。本说明书实施提供的乳腺肿块图像识别方法可以更好地保留有用特征对分割结果的有利影响, 而削弱无用特征的作用。可以大大提高网络对磁共振乳腺肿块分割的效果, 不需要后续网络对分割结果进行进一步优化, 减少了计算成本, 加快了影像分析过程, 可以更好地辅助医生进行实时影像诊断。

在上述实施例的基础上, 所述 U 型卷积神经网络模型中的基本卷积模块采用下述公式进行特征提取:

$$y_1 = \delta(W_{13} * \delta(W_{12} * \delta(W_{11} * x_1 + b_{11}) + b_{12}) + b_{13})$$

上式中, y_1 表示提取出的特征图, x_1 表示输入的乳腺磁共振图像, δ 表示第一激活函数, W_{11} 、 W_{12} 、 W_{13} 表示不同卷积层对应的权重, b_{11} 、 b_{12} 、 b_{13} 表示不同卷积层对应的偏置参数。

本说明书实施例提供的乳腺肿块图像识别装置, 采用类似 U-Net 的基本卷积模块进行特征提取, 可以减少样本数据的数量, 提升数据处理的效率。

在上述实施例的基础上, 所述深度全卷积神经网络模型中包括特征适应模块, 用于采用下述公式将提取出的特征图进行调整:

$$y_2 = \delta((W_{22} * \delta(W_{21} * x_2 + b_{21}) + b_{22}) + x_2)$$

上式中, y_2 表示调整后的特征图, x_2 表示提取出的特征图, δ 表示第一激活函数, W_{21} 、 W_{22} 表示不同卷积层对应的权重, b_{21} 、 b_{22} 表示不同卷积层对应的偏置参数。

本说明书实施例利用乳腺肿块识别模型中的特征适应模块, 可以对特征图进行调整, 提高特征融合的效果, 进一步提高乳腺肿块识别的准确性。

在上述实施例的基础上, 所述深度全卷积神经网络模型中还包括通道注意力模块用于:

利用所述深度全卷积神经网络模型将提取出的特征图赋予不同的权重值;

根据各特征图对应的权重值进行特征融合。

本说明书实施例，将不同的特征图赋予不同的权重值，加大重要特征图对肿块识别结果的影响，减小不重要特征图对肿块识别结果的影响。

在上述实施例的基础上，所述通道注意力模块具体用于：

对提取出的特征图进行平均池化；

- 5 将平均池化后的特征图利用全连接层进行连接，并采用第二激活函数进行激活，获得所述特征图对应的权重值。

在上述实施例的基础上，所述通道注意力模块具体用于采用下述公式获得所述特征图对应的权重值：

$$\begin{cases} Z_c = \frac{1}{H \times M} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^M x_c(i, j) \\ S = \sigma(W_{32} * \delta(W_{31} * Z + b_{31}) + b_{32}) \end{cases}$$

- 10 上式中， Z_c 表示特征图平均池化第 c 个特征图对应的池化结果， H 表示第 c 个特征图的高， M 表示第 c 个特征图的宽， x_c 表示输入的第 c 个特征图， S 表示特征图对应的权重值向量， Z 表示特征图池化后的池化结果向量， σ 表示所述第二激活函数， W_{32} 、 W_{31} 不同全连接层对应的权重， b_{31} 、 b_{32} 表示不同全连接层对应的偏置参数。

- 15 本说明书实施例，利用通道注意力模块将不同的特征图赋予不同的权重值后进行特征融合，实现特征图的筛选，可以提高重要特征图的影响，进一步提高肿块识别结果的准确性。

图 4 是本说明书又一实施例中乳腺肿块图像识别装置的结构示意图，如图 4 所示，在上述实施例的基础上，所述装置还包括模型构建模块 41 用于采用下述方法构建所述乳腺肿块识别模型：

- 20 获取多个样本数据，所述样本数据包括：乳腺磁共振图像和所述乳腺磁共振图像中的肿块标记；

- 建立所述乳腺肿块识别模型，将所述样本数据中的乳腺磁共振图像作为所述乳腺肿块识别模型的输入数据，将对应的所述乳腺磁共振图像中的肿块标记作为所述乳腺肿块识别模型的输出数据，对所述乳腺肿块识别模型进行训练，直至所述乳腺肿块识别模型
25 达到预设要求。

本说明书实施例，利用深度学习训练构建出乳腺肿块识别模型，可以实现乳腺肿块

的自动识别，不需要人工识别，提高了乳腺肿块识别的准确性。

图 5 是本说明书又一实施例中乳腺肿块图像识别装置的结构示意图，如图 5 所示，在上述实施例的基础上，所述装置还包括模型调整模块 51 用于：

5 将所述待识别的乳腺磁共振图像与所述样本数据中的乳腺磁共振图像的图像参数进行对比；

若所述待识别的乳腺磁共振图像与所述样本数据中的乳腺磁共振图像的图像参数不一致，则利用所述待识别的乳腺磁共振图像对所述乳腺肿块识别模型进行调整；

利用调整后的乳腺肿块识别模型对所述待识别的乳腺磁共振图像进行肿块识别。

10 本说明书实施例，通过不断的更新调整乳腺肿块识别模型，提高模型的适用性，进一步提高肿块识别结果的准确性。

需要说明的，上述所述的装置根据方法实施例的描述还可以包括其他的实施方式。具体的实现方式可以参照相关方法实施例的描述，在此不作一一赘述。

15 本说明书实施例还提供一种乳腺肿块图像识别处理设备，包括：至少一个处理器以及用于存储处理器可执行指令的存储器，所述处理器执行所述指令时实现上述实施例的乳腺肿块图像识别方法，如：

获取待识别的乳腺磁共振图像；

将所述待识别的乳腺磁共振图像输入到构建的乳腺肿块识别模型中，获得所述待识别的乳腺磁共振图像中的肿块识别结果；

20 其中，所述肿块识别模型采用深度全卷积神经网络模型，所述深度全卷积神经网络模型的编码过程采用 U 型卷积神经网络模型中的基本卷积模块进行特征提取，所述深度全卷积神经网络模型的解码过程采用密集连接将待融合的特征图统一大小后再融合。

25 所述存储介质可以包括用于存储信息的物理装置，通常是将信息数字化后再以利用电、磁或者光学等方式的媒体加以存储。所述存储介质有可以包括：利用电能方式存储信息的装置如，各式存储器，如 RAM、ROM 等；利用磁能方式存储信息的装置如，硬盘、软盘、磁带、磁芯存储器、磁泡存储器、U 盘；利用光学方式存储信息的装置如，CD 或 DVD。当然，还有其他方式的可读存储介质，例如量子存储器、石墨烯存储器等等。

需要说明的，上述所述的处理设备根据方法实施例的描述还可以包括其他的实施方式。具体的实现方式可以参照相关方法实施例的描述，在此不作一一赘述。

30 本说明书提供的乳腺肿块识别系统可以为单独的乳腺肿块识别系统，也可以应用在

多种数据分析处理系统中。所述系统可以包括上述实施例中任意一个乳腺肿块图像识别装置。所述的系统可以为单独的服务器，也可以包括使用了本说明书的一个或多个所述方法或一个或多个实施例装置的服务器集群、系统（包括分布式系统）、软件（应用）、实际操作装置、逻辑门电路装置、量子计算机等并结合必要的实施硬件的终端装置。所述核对差异数据的检测系统可以包括至少一个处理器以及存储计算机可执行指令的存储器，所述处理器执行所述指令时实现上述任意一个或者多个实施例中所述方法的步骤。

本说明书实施例所提供的方法实施例可以在移动终端、计算机终端、服务器或者类似的运算装置中执行。以运行在服务器上为例，图 6 是应用本申请实施例乳腺肿块识别服务器的硬件结构框图。如图 6 所示，服务器 10 可以包括一个或多个（图中仅示出一个）处理器 100（处理器 100 可以包括但不限于微处理器 MCU 或可编程逻辑器件 FPGA 等的处理装置）、用于存储数据的存储器 200、以及用于通信功能的传输模块 300。本领域普通技术人员可以理解，图 6 所示的结构仅为示意，其并不对上述电子装置的结构造成限定。例如，服务器 10 还可包括比图 6 中所示更多或者更少的组件，例如还可以包括其他的处理硬件，如数据库或多级缓存、GPU，或者具有与图 6 所示不同的配置。

存储器 200 可用于存储应用程序的软件程序以及模块，如本说明书实施例中的乳腺肿块图像识别方法对应的程序指令/模块，处理器 100 通过运行存储在存储器 200 内的软件程序以及模块，从而执行各种功能应用以及数据处理。存储器 200 可包括高速随机存储器，还可包括非易失性存储器，如一个或者多个磁性存储装置、闪存、或者其他非易失性固态存储器。在一些实例中，存储器 200 可进一步包括相对于处理器 100 远程设置的存储器，这些远程存储器可以通过网络连接至计算机终端。上述网络的实例包括但不限于互联网、企业内部网、局域网、移动通信网及其组合。

传输模块 300 用于经由一个网络接收或者发送数据。上述的网络具体实例可包括计算机终端的通信供应商提供的无线网络。在一个实例中，传输模块 300 包括一个网络适配器（Network Interface Controller，NIC），其可通过基站与其他网络设备相连从而可与互联网进行通讯。在一个实例中，传输模块 300 可以为射频（Radio Frequency，RF）模块，其用于通过无线方式与互联网进行通讯。

上述对本说明书特定实施例进行了描述。其它实施例在所附权利要求书的范围内。在一些情况下，在权利要求书中记载的动作或步骤可以按照不同于实施例中的顺序来执行并且仍然可以实现期望的结果。另外，在附图中描绘的过程不一定要求示出的特定顺序或者连续顺序才能实现期望的结果。在某些实施方式中，多任务处理和并行处理也是

可以的或者可能是有利的。

本说明书提供的上述实施例所述的方法或装置可以通过计算机程序实现业务逻辑并记录在存储介质上，所述的存储介质可以计算机读取并执行，实现本说明书实施例所描述方案的效果。

5 本说明书实施例提供的上述乳腺肿块图像识别方法或装置可以在计算机中由处理器执行相应的程序指令来实现，如使用 windows 操作系统的 c++语言在 PC 端实现、linux 系统实现，或其他例如使用 android、iOS 系统程序设计语言在智能终端实现，以及基于量子计算机的处理逻辑实现等。

需要说明的是说明书上述所述的装置、计算机存储介质、系统根据相关方法实施例
10 的描述还可以包括其他的实施方式，具体的实现方式可以参照对应方法实施例的描述，在此不作一一赘述。

本说明书中的各个实施例均采用递进的方式描述，各个实施例之间相同相似的部分互相参见即可，每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处。尤其，对于硬件+程序类实施例而言，由于其基本相似于方法实施例，所以描述的比较简单，相关之处参
15 见方法实施例的部分说明即可。

本说明书实施例并不局限于必须是符合行业通信标准、标准计算机数据处理和数据存储规则或本说明书一个或多个实施例所描述的情况。某些行业标准或者使用自定义方式或实施例描述的实施例基础上略加修改后的实施方案也可以实现上述实施例相同、等同或相近、或变形后可预料的实施效果。应用这些修改或变形后的数据获取、存储、判断、
20 处理方式等获取的实施例，仍然可以属于本说明书实施例的可选实施方案范围之内。

在 20 世纪 90 年代，对于一个技术的改进可以很明显地区分是硬件上的改进（例如，对二极管、晶体管、开关等电路结构的改进）还是软件上的改进（对于方法流程的改进）。然而，随着技术的发展，当今的很多方法流程的改进已经可以视为硬件电路结构的直接改进。设计人员几乎都通过将改进的方法流程编程到硬件电路中来得到相应的硬件电路
25 结构。因此，不能说一个方法流程的改进就不能用硬件实体模块来实现。例如，可编程逻辑器件（Programmable Logic Device, PLD）（例如现场可编程门阵列（Field Programmable Gate Array, FPGA））就是这样一种集成电路，其逻辑功能由用户对器件编程来确定。由设计人员自行编程来把一个数字系统“集成”在一片 PLD 上，而不需要请芯片制造厂商来设计和制作专用的集成电路芯片。而且，如今，取代手工地制作集成电路芯片，这种编程也多半改用“逻辑编译器（logic compiler）”软件来实现，它与程序开
30 路芯片，这种编程也多半改用“逻辑编译器（logic compiler）”软件来实现，它与程序开

发撰写时所用的软件编译器相类似，而要编译之前的原始代码也得用特定的编程语言来撰写，此称之为硬件描述语言（Hardware Description Language, HDL），而 HDL 也并非仅有一种，而是有许多种，如 ABEL（Advanced Boolean Expression Language）、AHDL（Altera Hardware Description Language）、Confluence、CUPL（Cornell University Programming Language）、HDCal、JHDL（Java Hardware Description Language）、Lava、Lola、MyHDL、PALASM、RHDH（Ruby Hardware Description Language）等，目前最普遍使用的是 VHDL（Very-High-Speed Integrated Circuit Hardware Description Language）与 Verilog。本领域技术人员也应该清楚，只需要将方法流程用上述几种硬件描述语言稍作逻辑编程并编程到集成电路中，就可以很容易得到实现该逻辑方法流程的硬件电路。

控制器可以按任何适当的方式实现，例如，控制器可以采取例如微处理器或处理器以及存储可由该（微）处理器执行的计算机可读程序代码（例如软件或固件）的计算机可读介质、逻辑门、开关、专用集成电路（Application Specific Integrated Circuit, ASIC）、可编程逻辑控制器和嵌入微控制器的形式，控制器的例子包括但不限于以下微控制器：ARC 625D、Atmel AT91SAM、Microchip PIC18F26K20 以及 Silicone Labs C8051F320，存储器控制器还可以被实现为存储器的控制逻辑的一部分。本领域技术人员也知道，除了以纯计算机可读程序代码方式实现控制器以外，完全可以通过将方法步骤进行逻辑编程来使得控制器以逻辑门、开关、专用集成电路、可编程逻辑控制器和嵌入微控制器等的形式来实现相同功能。因此这种控制器可以被认为是一种硬件部件，而对其内包括的用于实现各种功能的装置也可以视为硬件部件内的结构。或者甚至，可以将用于实现各种功能的装置视为既可以是实现方法的软件模块又可以是硬件部件内的结构。

上述实施例阐明的系统、装置、模块或单元，具体可以由计算机芯片或实体实现，或者由具有某种功能的产品来实现。一种典型的实现设备为计算机。具体的，计算机例如可以为个人计算机、膝上型计算机、车载人机交互设备、蜂窝电话、相机电话、智能电话、个人数字助理、媒体播放器、导航设备、电子邮件设备、游戏控制台、平板计算机、可穿戴设备或者这些设备中的任何设备的组合。

虽然本说明书一个或多个实施例提供了如实施例或流程图所述的方法操作步骤，但基于常规或者无创造性的手段可以包括更多或者更少的操作步骤。实施例中列举的步骤顺序仅仅为众多步骤执行顺序中的一种方式，不代表唯一的执行顺序。在实际中的装置或终端产品执行时，可以按照实施例或者附图所示的方法顺序执行或者并行执行（例如并行处理器或者多线程处理的环境，甚至为分布式数据处理环境）。术语“包括”、“包含”

或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含，从而使得包括一系列要素的过程、方法、产品或者设备不仅包括那些要素，而且还包括没有明确列出的其他要素，或者是还包括为这种过程、方法、产品或者设备所固有的要素。在没有更多限制的情况下，并不排除在包括所述要素的过程、方法、产品或者设备中还存在另外的相同或等同要素。第一，

5 第二等词语用来表示名称，而并不表示任何特定的顺序。

为了描述的方便，描述以上装置时以功能分为各种模块分别描述。当然，在实施本说明书一个或多个时可以把各模块的功能在同一个或多个软件和/或硬件中实现，也可以将实现同一功能的模块由多个子模块或子单元的组合实现等。以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的，例如，所述单元的划分，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信连接可以是通过一些接口，装置或单元的间接耦合或通信连接，可以是电性，机械或其它的形式。

本发明是参照根据本发明实施例的方法、装置（系统）、和计算机程序产品的流程图和 / 或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和 / 或方框图中的每一流程和 / 或方框、以及流程图和 / 或方框图中的流程和 / 或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器，使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和 / 或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中，使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品，该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和 / 或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

25 这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上，使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理，从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和 / 或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

30 在一个典型的配置中，计算设备包括一个或多个处理器(CPU)、输入/输出接口、网络接口和内存。

内存可能包括计算机可读介质中的非永久性存储器，随机存取存储器(RAM)和/或非易失性内存等形式，如只读存储器(ROM)或闪存(flash RAM)。内存是计算机可读介质的示例。

计算机可读介质包括永久性和非永久性、可移动和非可移动媒体可以由任何方法或技术来实现信息存储。信息可以是计算机可读指令、数据结构、程序的模块或其他数据。计算机的存储介质的例子包括，但不限于相变内存(PRAM)、静态随机存取存储器(SRAM)、动态随机存取存储器(DRAM)、其他类型的随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、电可擦除可编程只读存储器(EEPROM)、快闪记忆体或其他内存技术、只读光盘只读存储器(CD-ROM)、数字多功能光盘(DVD)或其他光学存储、磁盒式磁带，磁带磁磁盘存储、石墨烯存储或其他磁性存储设备或任何其他非传输介质，可用于存储可以被计算设备访问的信息。按照本文中的界定，计算机可读介质不包括暂存电脑可读媒体(transitory media)，如调制的数据信号和载波。

本领域技术人员应明白，本说明书一个或多个实施例可提供为方法、系统或计算机程序产品。因此，本说明书一个或多个实施例可采用完全硬件实施例、完全软件实施例或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且，本说明书一个或多个实施例可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质（包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等）上实施的计算机程序产品的形式。

本说明书一个或多个实施例可以在由计算机执行的计算机可执行指令的一般上下文中描述，例如程序模块。一般地，程序模块包括执行特定任务或实现特定抽象数据类型的例程、程序、对象、组件、数据结构等等。也可以在分布式计算环境中实践本说明书一个或多个实施例，在这些分布式计算环境中，由通过通信网络而被连接的远程处理设备来执行任务。在分布式计算环境中，程序模块可以位于包括存储设备在内的本地和远程计算机存储介质中。

本说明书中的各个实施例均采用递进的方式描述，各个实施例之间相同相似的部分互相参见即可，每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处。尤其，对于系统实施例而言，由于其基本相似于方法实施例，所以描述的比较简单，相关之处参见方法实施例的部分说明即可。在本说明书的描述中，参考术语“一个实施例”、“一些实施例”、“示例”、“具体示例”、或“一些示例”等的描述意指结合该实施例或示例描述的具体特征、结构、材料或者特点包含于本说明书的至少一个实施例或示例中。在本说明书中，对上述术语的示意性表述不必必须针对的是相同的实施例或示例。而且，描述的具体特征、结

构、材料或者特点可以在任一个或多个实施例或示例中以合适的方式结合。此外，在不相互矛盾的情况下，本领域的技术人员可以将本说明书中描述的不同实施例或示例以及不同实施例或示例的特征进行结合和组合。

- 以上所述仅为本说明书一个或多个实施例的实施例而已，并不用于限制本说明书
- 5 一个或多个实施例。对于本领域技术人员来说，本说明书一个或多个实施例可以有各种更改和变化。凡在本说明书的精神和原理之内所作的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在权利要求范围之内。

权 利 要 求 书

1. 一种乳腺肿块图像识别方法，其特征在于，包括：

获取待识别的乳腺磁共振图像；

将所述待识别的乳腺磁共振图像输入到构建的乳腺肿块识别模型中，获得所述待识

5 别的乳腺磁共振图像中的肿块识别结果；

其中，所述肿块识别模型采用深度全卷积神经网络模型，所述深度全卷积神经网络模型的编码过程采用 U 型卷积神经网络模型中的基本卷积模块进行特征提取，所述深度全卷积神经网络模型的解码过程采用密集连接将待融合的特征图统一大小后再融合。

10 2. 如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，利用所述 U 型卷积神经网络模型中的基本卷积模块采用下述公式进行特征提取：

$$y_1 = \delta(W_{13} * \delta(W_{12} * \delta(W_{11} * x_1 + b_{11}) + b_{12}) + b_{13})$$

上式中， y_1 表示提取出的特征图， x_1 表示输入的乳腺磁共振图像， δ 表示第一激活函数， W_{11} 、 W_{12} 、 W_{13} 表示不同卷积层对应的权重， b_{11} 、 b_{12} 、 b_{13} 表示不同卷积层对应的偏置参数。

3. 如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：利用所述深度全卷积神经网络模型采用下述公式将提取出的特征图进行调整：

$$y_2 = \delta((W_{22} * \delta(W_{21} * x_2 + b_{21}) + b_{22}) + x_2)$$

20 上式中， y_2 表示调整后的特征图， x_2 表示提取出的特征图， δ 表示第一激活函数， W_{21} 、 W_{22} 表示不同卷积层对应的权重， b_{21} 、 b_{22} 表示不同卷积层对应的偏置参数。

4. 如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：

利用所述深度全卷积神经网络模型将提取出的特征图赋予不同的权重值；

25 根据各特征图对应的权重值进行特征融合。

5. 如权利要求 4 所述的方法，其特征在于，所述将提取出的特征图赋予不同的权重值，包括：

对提取出的特征图进行平均池化；

将平均池化后的特征图利用全连接层进行连接，并采用第二激活函数进行激活，获得所述特征图对应的权重值。

- 5 6. 如权利要求 5 所述的方法，其特征在于，所述将提取出的特征图赋予不同的权重值，包括：采用下述公式获得所述特征图对应的权重值：

$$\begin{cases} Z_c = \frac{1}{H \times M} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^M x_c(i, j) \\ S = \sigma(W_{32} * \delta(W_{31} * Z + b_{31}) + b_{32}) \end{cases}$$

- 上式中， Z_c 表示特征图平均池化第 c 个特征图对应的池化结果， H 表示第 c 个特征图的高， M 表示第 c 个特征图的宽， x_c 表示输入的第 c 个特征图， S 表示特征图对应的权重值向量， Z 表示特征图池化后的池化结果向量， σ 表示所述第二激活函数， W_{32} 、 W_{31} 不同全连接层对应的权重， b_{31} 、 b_{32} 表示不同全连接层对应的偏置参数。
- 10

7. 如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述乳腺肿块识别模型采用下述方法构建：

- 15 获取多个样本数据，所述样本数据包括：乳腺磁共振图像和所述乳腺磁共振图像中的肿块标记；

建立所述乳腺肿块识别模型，

- 将所述样本数据中的乳腺磁共振图像作为所述乳腺肿块识别模型的输入数据，将对应的所述乳腺磁共振图像中的肿块标记作为所述乳腺肿块识别模型的输出数据，对所述乳腺肿块识别模型进行训练，直至所述乳腺肿块识别模型达到预设要求。
- 20

8. 如权利要求 7 所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：

将所述待识别的乳腺磁共振图像与所述样本数据中的乳腺磁共振图像的图像参数进行对比；

- 25 若所述待识别的乳腺磁共振图像与所述样本数据中的乳腺磁共振图像的图像参数不一致，则利用所述待识别的乳腺磁共振图像对所述乳腺肿块识别模型进行调整；

利用调整后的乳腺肿块识别模型对所述待识别的乳腺磁共振图像进行肿块识别。

9. 一种乳腺肿块图像识别装置，其特征在于，包括：

图像获取模块，用于获取待识别的乳腺磁共振图像；

5 肿块识别模块，用于将所述待识别的乳腺磁共振图像输入到构建的乳腺肿块识别模型中，获得所述待识别的乳腺磁共振图像中的肿块识别结果；

其中，所述肿块识别模型采用深度全卷积神经网络模型，所述深度全卷积神经网络模型的编码过程采用 U 型卷积神经网络模型中的基本卷积模块进行特征提取，所述深度全卷积神经网络模型的解码过程采用密集连接将待融合的特征图统一大小后再融合。

10

10. 如权利要求 9 所述的装置，其特征在于，所述 U 型卷积神经网络模型中的基本卷积模块采用下述公式进行特征提取：

$$y_1 = \delta(W_{13} * \delta(W_{12} * \delta(W_{11} * x_1 + b_{11}) + b_{12}) + b_{13})$$

15 上式中， y_1 表示提取出的特征图， x_1 表示输入的乳腺磁共振图像， δ 表示第一激活函数， W_{11} 、 W_{12} 、 W_{13} 表示不同卷积层对应的权重， b_{11} 、 b_{12} 、 b_{13} 表示不同卷积层对应的偏置参数。

11. 如权利要求 9 所述的装置，其特征在于，所述深度全卷积神经网络模型中包括特征适应模块，用于采用下述公式将提取出的特征图进行调整：

20
$$y_2 = \delta((W_{22} * \delta(W_{21} * x_2 + b_{21}) + b_{22}) + x_2)$$

上式中， y_2 表示调整后的特征图， x_2 表示提取出的特征图， δ 表示第一激活函数， W_{21} 、 W_{22} 表示不同卷积层对应的权重， b_{21} 、 b_{22} 表示不同卷积层对应的偏置参数。

12. 如权利要求 9 所述的装置，其特征在于，所述深度全卷积神经网络模型中还包
25 括通道注意力模块用于：

利用所述深度全卷积神经网络模型将提取出的特征图赋予不同的权重值；

根据各特征图对应的权重值进行特征融合。

13. 如权利要求 12 所述的装置，其特征在于，所述通道注意力模块具体用于：

对提取出的特征图进行平均池化；

将平均池化后的特征图利用全连接层进行连接，并采用第二激活函数进行激活，获得所述特征图对应的权重值。

- 5 14. 如权利要求 13 所述的装置，其特征在于，所述通道注意力模块具体用于采用下述公式获得所述特征图对应的权重值：

$$\begin{cases} Z_c = \frac{1}{H \times M} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^M x_c(i, j) \\ S = \sigma(W_{32} * \delta(W_{31} * Z + b_{31}) + b_{32}) \end{cases}$$

- 上式中， Z_c 表示特征图平均池化第 c 个特征图对应的池化结果， H 表示第 c 个特征图的高， M 表示第 c 个特征图的宽， x_c 表示输入的第 c 个特征图， S 表示特征图对应的权重值向量， Z 表示特征图池化后的池化结果向量， σ 表示所述第二激活函数， W_{32} 、 W_{31} 不同全连接层对应的权重， b_{31} 、 b_{32} 表示不同全连接层对应的偏置参数。
- 10

15. 如权利要求 9 所述的装置，其特征在于，所述装置还包括模型构建模块用于采用下述方法构建所述乳腺肿块识别模型：

- 15 获取多个样本数据，所述样本数据包括：乳腺磁共振图像和所述乳腺磁共振图像中的肿块标记；

- 建立所述乳腺肿块识别模型，将所述样本数据中的乳腺磁共振图像作为所述乳腺肿块识别模型的输入数据，将对应的所述乳腺磁共振图像中的肿块标记作为所述乳腺肿块识别模型的输出数据，对所述乳腺肿块识别模型进行训练，直至所述乳腺肿块识别模型达到预设要求。
- 20

16. 如权利要求 15 所述的装置，其特征在于，所述装置还包括模型调整模块用于：将所述待识别的乳腺磁共振图像与所述样本数据中的乳腺磁共振图像的图像参数进行对比；

- 25 若所述待识别的乳腺磁共振图像与所述样本数据中的乳腺磁共振图像的图像参数不一致，则利用所述待识别的乳腺磁共振图像对所述乳腺肿块识别模型进行调整；

利用调整后的乳腺肿块识别模型对所述待识别的乳腺磁共振图像进行肿块识别。

17. 一种乳腺肿块图像识别处理设备，其特征在于，包括：至少一个处理器以及用于存储处理器可执行指令的存储器，所述处理器执行所述指令时实现权利要求 1-8 任一
5 项所述的方法。

18. 一种乳腺肿块图像识别系统，其特征在于，包括：至少一个处理器以及用于存储处理器可执行指令的存储器，所述处理器执行所述指令时实现权利要求 1-8 任一项所述的方法。

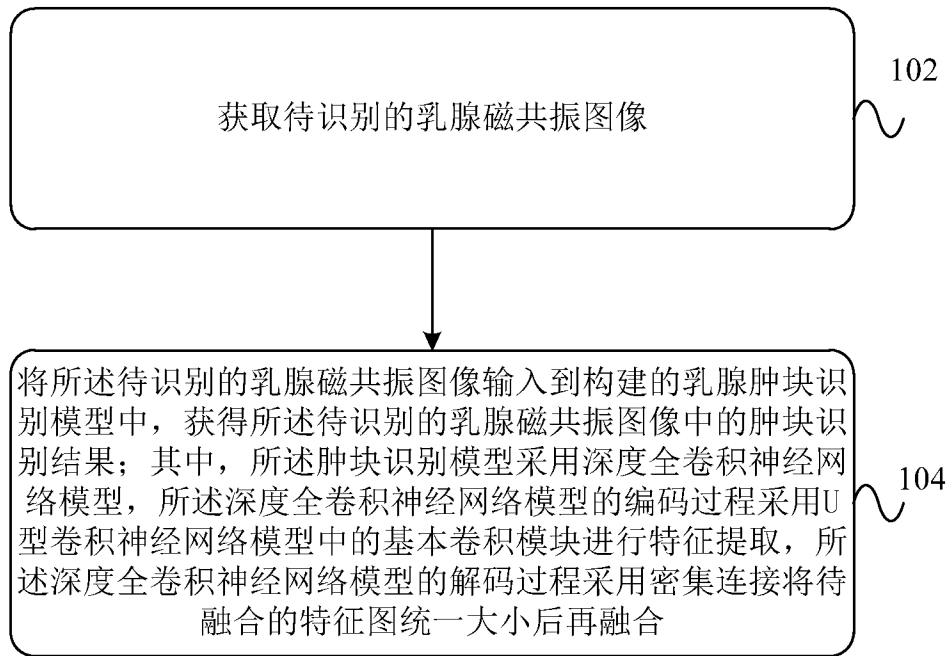


图 1

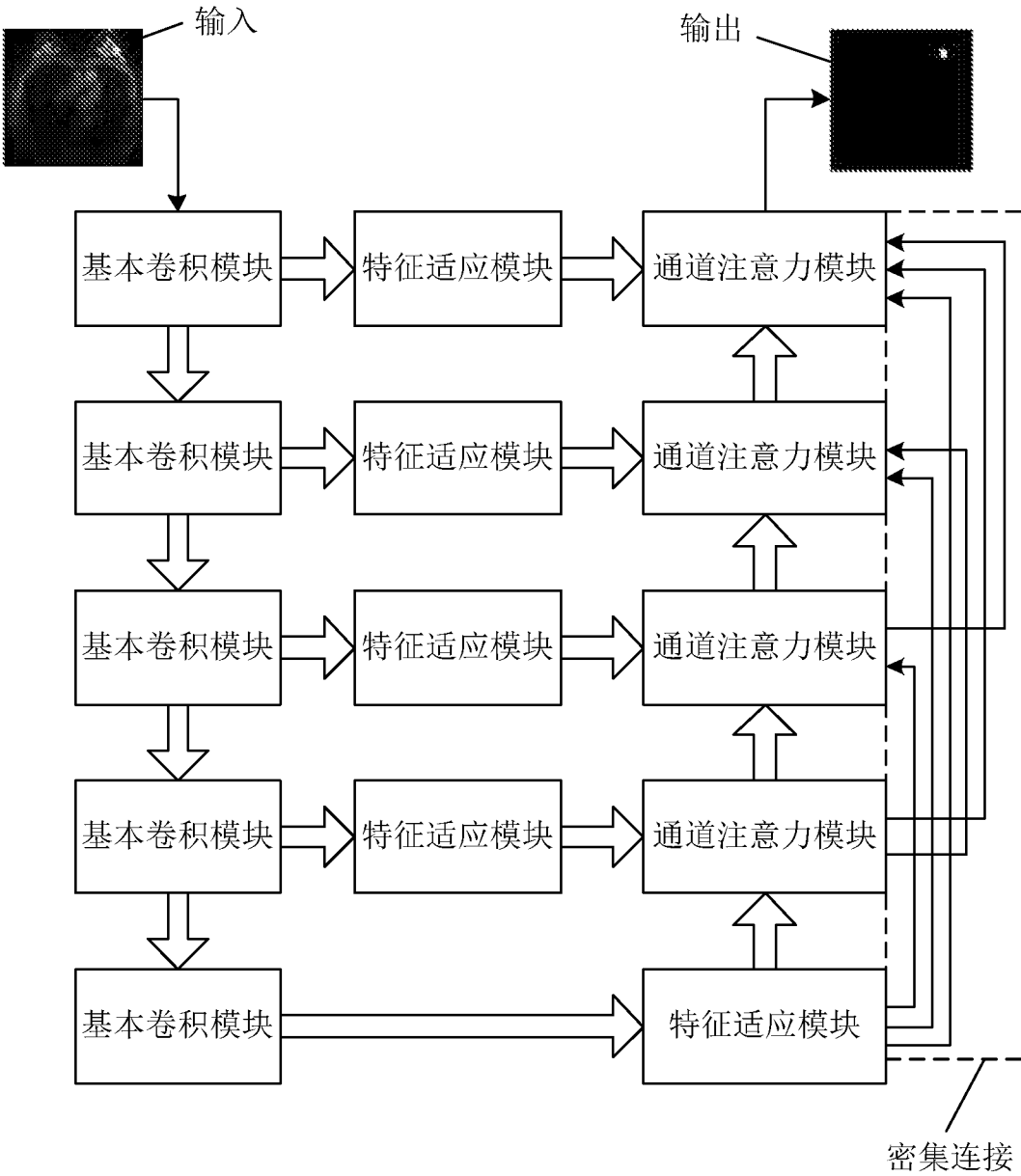


图 2

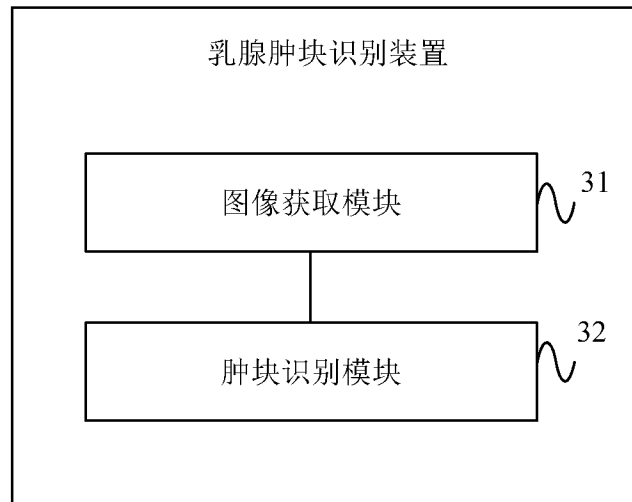


图 3

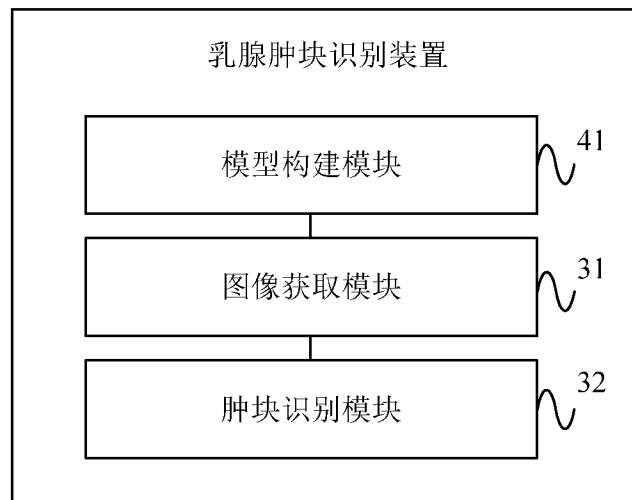


图 4

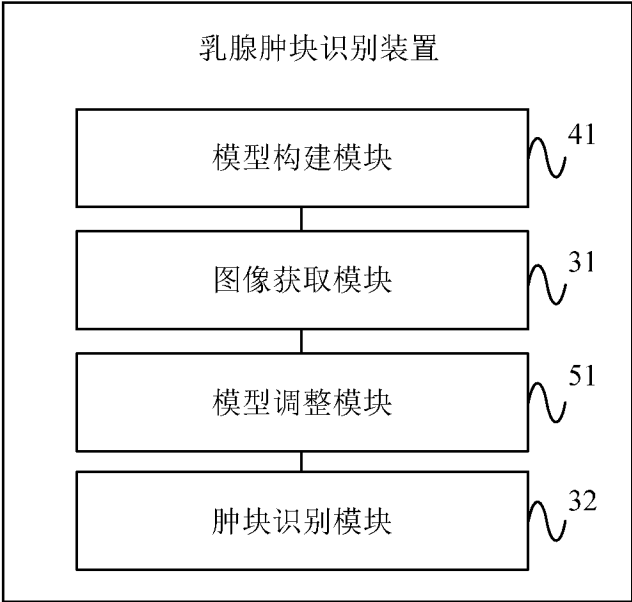


图 5

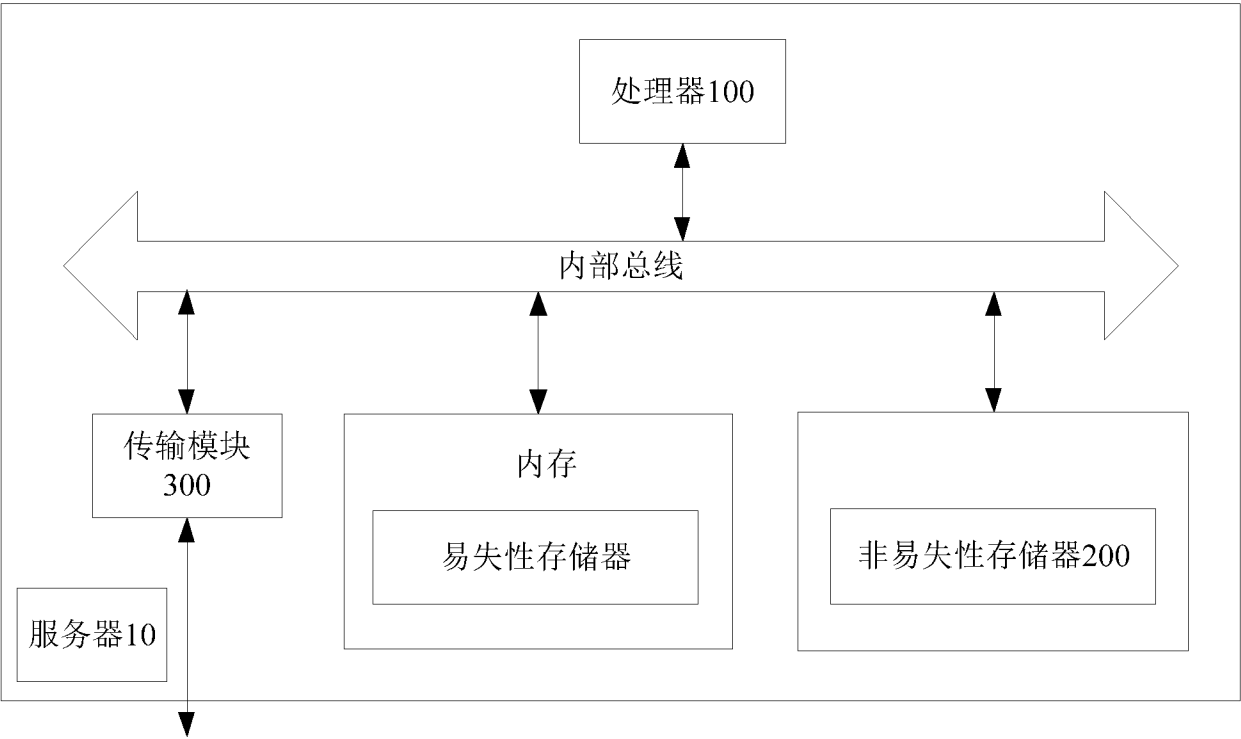


图 6

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2018/120885

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06K 9/46(2006.01)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)

G06K

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)

WPI, EPODOC, CNKI, CNPAT, IEEE: 乳腺, 肿块, 图像, 识别, 区域, 模型, 训练, 卷积神经网络, 深度, 权重, breast, lump, image, recognition, region, model, training, convolutional neural network, depth, weight

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	CN 107945181 A (BEIJING DEEPCARE INFORMATION TECHNOLOGY CO., LTD.) 20 April 2018 (2018-04-20) description, paragraphs [0024]-[0055]	1-18
A	CN 108154105 A (SHENZHEN INSTITUTES OF ADVANCED TECHNOLOGY, CHINESE ACADEMY OF SCIENCES) 12 June 2018 (2018-06-12) entire document	1-18
A	CN 107657239 A (GRADUATE SCHOOL AT SHENZHEN, TSINGHUA UNIVERSITY) 02 February 2018 (2018-02-02) entire document	1-18
A	CN 108364025 A (GUANGZHOU GENCODING TECHNOLOGY CO., LTD.) 03 August 2018 (2018-08-03) entire document	1-18



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

30 July 2019

Date of mailing of the international search report

18 September 2019

Name and mailing address of the ISA/CN

National Intellectual Property Administration, PRC (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/CN2018/120885

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN	107945181	A	20 April 2018	None	
CN	108154105	A	12 June 2018	None	
CN	107657239	A	02 February 2018	None	
CN	108364025	A	03 August 2018	None	

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2018/120885

A. 主题的分类

G06K 9/46 (2006.01) 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)

G06K

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))

WPI, EPDOC, CNKI, CNPAT, IEEE: 乳腺, 肿块, 图像, 识别, 区域, 模型, 训练, 卷积神经网络, 深度, 权重,
breast, lump, image, recognition, region, model, training, convolutional neural network, depth, weight

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
X	CN 107945181 A (北京羽医甘蓝信息技术有限公司) 2018年 4月 20日 (2018 - 04 - 20) 说明书第[0024]-[0055]段	1-18
A	CN 108154105 A (深圳先进技术研究院) 2018年 6月 12日 (2018 - 06 - 12) 全文	1-18
A	CN 107657239 A (清华大学深圳研究生院) 2018年 2月 2日 (2018 - 02 - 02) 全文	1-18
A	CN 108364025 A (广州市碳码科技有限责任公司) 2018年 8月 3日 (2018 - 08 - 03) 全文	1-18

☐ 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

2019年 7月 30日

国际检索报告邮寄日期

2019年 9月 18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

授权官员

马春黎

电话号码 86-(10)-53961336

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2018/120885

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	107945181	A	2018年 4月 20日	无	
CN	108154105	A	2018年 6月 12日	无	
CN	107657239	A	2018年 2月 2日	无	
CN	108364025	A	2018年 8月 3日	无	