

(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 7 月 2 日 (02.07.2020)



(10) 国际公布号
WO 2020/135014 A1

- (51) 国际专利分类号:
G06T 5/00 (2006.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2019/124238
- (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:
201811611862.2 2018 年 12 月 27 日 (27.12.2018) 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: 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)。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)。柯子文 (KE, Ziwen); 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)。

(74) 代理人: 北京品源专利代理有限公司 (BEYOND ATTORNEYS AT LAW); 中国北京市海淀区莲花池东路 39 号西金大厦 6 层, Beijing 100036 (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 FOR BUILDING MEDICAL IMAGING MODEL, DEVICE, APPARATUS, AND STORAGE MEDIUM

(54) 发明名称: 医学成像模型的建立方法、装置、设备及存储介质

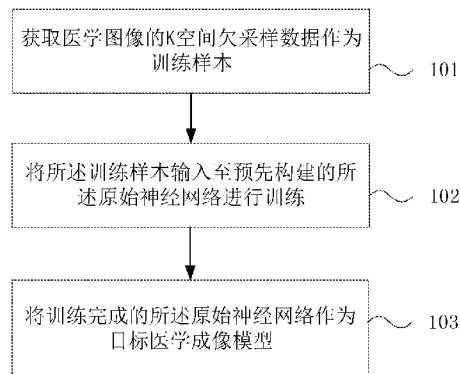


图 1a

- 101 Obtain undersampled k-space data of a medical image to serve as a training sample
- 102 Input the training sample into a pre-built original neural network to perform training
- 103 Use the trained original neural network as a target medical imaging model

(57) Abstract: A method for building a medical imaging model, a device, an apparatus, and a storage medium. The method comprises: obtaining undersampled k-space data of a medical image to serve as a training sample (101); inputting the training sample into a pre-built original neural network to perform training (102); and using the trained original neural network as a target medical imaging model (103).

(57) 摘要: 一种医学成像模型的建立方法、装置、设备及存储介质。该方法包括: 获取医学图像的K空间欠采样数据作为训练样本 (101); 将所述训练样本输入至预先构建的所述原始神经网络进行训练 (102); 将训练完成的所述原始神经网络作为目标医学成像模型 (103)。



WO 2020/135014 A1

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))。

医学成像模型的建立方法、装置、设备及存储介质

本申请要求在2018年12月27日提交中国专利局、申请号为201811611862.2的中国专利申请的优先权，该申请的全部内容通过引用结合在本申请中。

技术领域

本申请涉及磁共振成像技术领域，例如涉及一种医学成像模型的建立方法、装置、设备及存储介质。

背景技术

磁共振心脏电影成像是一种非侵入式的成像技术，能够为临床诊断提供丰富的空间和时间信息。由于磁共振物理及硬件的制约磁共振心脏电影成像往往伴随着扫描时间长及成像速度慢等缺点。因此，如何在保证成像质量的前提下，加速磁共振心脏电影成像尤为重要。

相关技术中常用的加速磁共振心脏电影成像的方法，包括并行成像、压缩感知技术、深度学习的方法等。例如，动态广义自动校准部分并行采集（TGRAPPA）、利用时间滤波器的自适应敏感度编码（TSENSE）、利用时间频率稀疏性的焦欠定系统（k-t FOCUSS）、利用动态冗余的卡尔基方法（k-t SLR）、低秩稀疏矩阵（L+S）等。此类方法利用了数据的空间信息，来填充欠采样的K空间数据。在磁共振心脏电影成像领域，基于级联卷积网络的磁共振动态成像（D5C5）及卷积递归神经网络（CRNN）也可以用于磁共振心脏电影成像领域，这两种方法利用神经网络，可以直接学习从欠采样图像到全采样图像的映射关系。传统的并行成像或者压缩感知技术，没有利用大数据先验，并且这种迭代优化方法往往是耗时的且参数较难选择。而基于深度学习的神经网络方法（D5C5、CRNN）也存在明显的不足，均在图像域构建整个网络，没有充分地利用频率域

信息。相关技术中的方法无法更准确地对磁共振心脏电影图像进行重建。

发明内容

本发明实施例提供了一种医学成像模型的建立方法、装置、设备及存储介质，以实现更准确、更快速地对 K 空间欠采样医学图像进行重建。

本发明实施例提供了一种医学成像模型的建立方法，该方法包括：

获取医学图像的 K 空间欠采样数据作为训练样本；

将所述训练样本输入至预先构建的所述原始神经网络进行训练，其中，所述原始神经网络包括频率域网络 FDN 以及图像域网络 SDN，所述频率域网络 FDN 与所述图像域网络 SDN 之间通过傅里叶逆变换 IFFT 连接；

将训练完成的所述原始神经网络作为目标医学成像模型。

本发明实施例还提供了一种医学成像模型的建立装置，该装置包括：

训练样本获取模块，设置为获取医学图像的 K 空间欠采样数据作为训练样本；

训练模块，设置为将所述训练样本输入至预先构建的所述原始神经网络进行训练，其中，所述原始神经网络包括频率域网络 FDN 以及图像域网络 SDN，所述频率域网络 FDN 与所述图像域网络 SDN 之间通过傅里叶逆变换 IFFT 连接；

目标医学成像模型确定模块，设置为将训练完成的所述原始神经网络作为目标医学成像模型。

本发明实施例还提供了一种设备，该设备包括：

一个或多个处理器；

存储器，用于存储一个或多个程序，

当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行，使得所述一个或多

个处理器实现本发明实施例中任一所述的医学成像模型的建立方法。

本发明实施例还提供了一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，该程序被处理器执行时实现本发明实施例中任一所述的医学成像模型的建立方法。

本发明实施例的技术方案获取医学图像的 K 空间欠采样数据作为训练样本，能够直接学习从欠采样图像到全采样图像的映射关系。进而，将所述训练样本输入至预先构建的所述原始神经网络进行训练，其中，所述原始神经网络包括频率域网络 FDN 以及图像域网络 SDN，所述频率域网络 FDN 与所述图像域网络 SDN 之间通过傅里叶逆变换 IFFT 连接，能够充分利用图像的频率域信息与图像域信息，更准确地建立医学成像模型。进而，将训练完成的所述原始神经网络作为目标医学成像模型，实现快速、准确地对欠采样的医学图像进行重建。上述技术方案解决了传统的并行成像或者压缩感知技术，没有利用大数据先验，耗时且调参繁琐、基于深度学习的神经网络方法无法充分地利用频率域信息，无法更准确地对欠采样的图像进行重建的问题，实现能够同时学习频率域与图像域特征，充分结合频率域与图像域信息，快速、准确地对欠采样的医学图像进行重建，能够避免耗时的迭代求解步骤以及繁琐的调参过程。

附图说明

图 1a 是本发明实施例一中提供的一种医学成像模型的建立方法的流程图；

图 1b 是本发明实施例一中提供的一种原始神经网络的结构示意图；

图 2a 是本发明实施例二中提供的一种医学成像模型的建立方法的流程图；

图 2b 是本发明实施例二中提供的不同磁共振心脏电影重建方法的结果比较；

图 3 是本发明实施例三中提供的一种医学成像模型的建立装置的流程图；

图 4 是本发明实施例四中的提供的一种设备的结构示意图。

具体实施方式

下面结合附图和实施例对本申请作进一步的详细说明。可以理解的是，此处所描述的具体实施例仅仅用于解释本申请，而非对本申请的限定。另外还需要说明的是，为了便于描述，附图中仅示出了与本申请相关的部分而非全部结构。

实施例一

图 1a 为本发明实施例一提供的医学成像模型的建立方法的流程图，本实施例可适用于建立医学成像模型的情况，尤其适用于建立 K 空间欠采样数据的成像模型。该方法可以由医学成像模型的建立装置来执行，该装置可以由硬件和/或软件来实现，该装置可集成于设备（例如计算机）中来执行，具体包括如下步骤：

步骤 101、获取医学图像的 K 空间欠采样数据作为训练样本。

示例性地，医学图像可以是磁共振心脏电影图像。K 空间是寻常空间在傅利叶转换下的对偶空间，主要应用在磁共振造影的成像分析，其他如磁共振造影中的射频波形设计，以及量子计算中的初始态准备亦用到 k 空间的概念。

K 空间欠采样数据是指欠采样的 K 空间数据。

该步骤获取 K 空间欠采样数据用于模型的训练。

另外，也要获取医学图像的 K 空间欠采样数据对应的全采样医学图像，用于后面计算模型的损失。

步骤 102、将所述训练样本输入至预先构建的所述原始神经网络进行训练。

其中,所述原始神经网络包括频率域网络 FDN 以及图像域网络 SDN,所述频率域网络 FDN 与所述图像域网络 SDN 之间通过傅里叶逆变换 IFFT 连接。

可选地,所述频率域网络包括第一预设数量的频率域模块 Fnet,其中,每个频率域模块 Fnet 包含第二预设数量的三维卷积层 3D Conv 以及一个频率域数据一致层 KDC。

频率域模块 Fnet 也可以只包括第二预设数量的三维卷积层 3D Conv,不包括频率域数据一致层 KDC。

可选地,将所述训练样本作为第一个频率域模块的第一个三维卷积层的输入;

将所述频率域模块的前一个三维卷积层的输出结果作为所述频率域模块的下一个三维卷积层的输入;

将所述频率域模块的最后一个三维卷积层的输出结果作为所述频率域模块频率域数据一致层 KDC 的输入,将所述频率域数据一致层 KDC 的输出结果作为所述频率域模块的输出结果;

将前一频率域模块的输出结果作为下一个频率域模块的输入,将最后一个频率域模块的输出结果作为所述频率域网络的输出结果。

频率域网络 FDN 的输出结果经过傅里叶逆变换 IFFT 的结果作为图像域网络 SDN 的输入。

假设频率域网络由M个频率域模块 $Fnet_m$ ($Fnet_m, m=1, \dots, M$) 构成,每个频率域模块包含L个3维卷积层(3DConv)及一个频率域数据一致层(KDC)。频率域网络的前向过程可由如下公式表示:

第一个频率域模块($m=1$):

$$\left\{ \begin{array}{l} K_{Fnet_1}^1 = \sigma(W_{Fnet_1}^1 * k_u + b_{Fnet_1}^1)(1) \\ \dots\dots \\ K_{Fnet_1}^{l+1} = \sigma(W_{Fnet_1}^{l+1} * K_{Fnet_1}^l + b_{Fnet_1}^{l+1})(2) \\ \dots\dots \\ K_{Fnet_1}^L = W_{Fnet_1}^L * K_{Fnet_1}^{L-1} + b_{Fnet_1}^L(3) \\ K_{Fnet_1}^{DC} = KDC(K_{Fnet_1}^L)(4) \end{array} \right.$$

后续的频率域模块 (m=2,...,M)

$$\left\{ \begin{array}{l} K_{Fnet_m}^1 = \sigma(W_{Fnet_m}^1 * K_{Fnet_{m-1}}^{DC} + b_{Fnet_m}^1)(5) \\ \dots\dots \\ K_{Fnet_m}^{l+1} = \sigma(W_{Fnet_m}^{l+1} * K_{Fnet_m}^l + b_{Fnet_m}^{l+1})(6) \\ \dots\dots \\ K_{Fnet_m}^L = W_{Fnet_m}^L * K_{Fnet_m}^{L-1} + b_{Fnet_m}^L(7) \\ K_{Fnet_m}^{DC} = KDC(K_{Fnet_m}^L)(8) \end{array} \right.$$

其中, σ 表示非线性激活函数, 可以是神经网络模型中常用的非线性激活函数。 k_u 表示输入的医学图像的 K 空间欠采样数据, $W_{Fnet_m}^l, b_{Fnet_m}^l$ 分别是第 m 个频率域模块中第 l 个卷积层的卷积核和偏置项, $l=1, \dots, L, m=1, \dots, M$ 。 $K_{Fnet_m}^l$ 表示第 m 个频率域模块中第 l 个卷积层的输出。每个频率域模块除了最后一个卷积层, 其余每个频率域模块的所有卷积层均由非线性激活函数 σ 进行激活。经过卷积层进行提取特征后, 即得到 $K_{Fnet_m}^l$ 后, 利用频率域数据一致层 KDC 来纠正网络预测的 k 空间, 如公式 (9) 所示。

其中, KDC 用于执行频率域数据一致操作, 公式如下:

$$K_{Fnet_m}^{DC} = \begin{cases} \frac{K_{Fnet_m}^L(k_x, k_y) + \lambda k_u(k_x, k_y)}{1 + \lambda} & \text{if } (k_x, k_y) \in \Omega \\ K_{Fnet_m}^L(k_x, k_y) & \text{if } (k_x, k_y) \notin \Omega \end{cases} \quad (9)$$

$K_{Fnet_m}^{DC}$ 表示对 $K_{Fnet_m}^L$ 进行纠正的结果。令所有已采集的医学图像的 K 空间欠采样数据坐标构成的集合为 Ω 。如果 k 空间坐标 (k_x, k_y) 在集合 Ω 内, 则 $K_{Fnet_m}^L$ 将通过真实采集的 k 空间点进行纠正。 λ 用于控制数据一致的程度, 如果 $\lambda \rightarrow \infty$, 可以直接将实际采样点去替代 $K_{Fnet_m}^L$ 对应的点。

频率域网络 FDN 最终的输出是 $K_{Fnet_M}^{DC}$ 。对 $K_{Fnet_M}^{DC}$ 再进行傅里叶逆变换便可以得到图像域的数据 S_0 ，它也是图像域网络的输入，如以下公式 (10)。

$$S_0 = IFFT(K_{Fnet_M}^{DC}) \quad (10)$$

如果频率域模块不包括 KDC，频率域网络 FDN 最终的输出为 $K_{Fnet_M}^L$ 。

可选地，所述图像域网络 SDN 包括第三预设数量的图像域模块 Snet，其中，每个图像域模块包含第四预设数量的三维卷积层 3D Conv、一个图像域数据一致层 IDC 以及一个残差连接。

每个图像域模块可以包含第四预设数量的三维卷积层 3D Conv 以及一个残差连接，可以不包含图像域数据一致层 IDC。

可选地，将所述频率域网络的输出结果经过傅里叶逆变换 IFFT 后的结果作为第一个图像域模块的第一个三维卷积层的输入；

将所述图像域模块的前一个三维卷积层的输出结果作为所述图像域模块的下一个三维卷积层的输入；

将所述图像域模块的最后一个三维卷积层的输出结果与所述图像域模块的第一个三维卷积层的输入进行求和运算后，输入所述图像域模块图像域数据一致层 IDC，将所述图像域数据一致层 IDC 的输出结果作为所述图像域模块的输出结果；

将前一图像域模块的输出结果作为下一个图像域模块的输入，将最后一个图像域模块的输出结果作为所述图像域网络的输出结果。

图像域网络的前向过程可由如下公式表示，假设图像域网络包含 N 个图像域模块 $Snet_n$ ($Snet_n, n=1, \dots, N$)：

第一个图像域模块 ($n=1$):

$$\left\{ \begin{array}{l} S_{Snet_1}^1 = \sigma(W_{Snet_1}^1 * S_0 + b_{Snet_1}^1) (11) \\ \dots\dots \\ S_{Snet_1}^{l+1} = \sigma(W_{Snet_1}^{l+1} * S_{Snet_1}^l + b_{Snet_1}^{l+1}) (12) \\ \dots\dots \\ S_{Snet_1}^L = W_{Snet_1}^L * S_{Snet_1}^{L-1} + b_{Snet_1}^L (13) \\ S_1 = S_0 + S_{Snet_1}^L (14) \\ S_1 = IDC(S_1) (15) \end{array} \right.$$

后续图像域模块($n=2, \dots, N$)

$$\left\{ \begin{array}{l} S_{Snet_n}^1 = \sigma(W_{Snet_n}^1 * S_{n-1} + b_{Snet_n}^1) (16) \\ \dots\dots \\ S_{Snet_n}^{l+1} = \sigma(W_{Snet_n}^{l+1} * S_{Snet_n}^l + b_{Snet_n}^{l+1}) (17) \\ \dots\dots \\ S_{Snet_n}^L = W_{Snet_n}^L * S_{Snet_n}^{L-1} + b_{Snet_n}^L (18) \\ S_n = S_{n-1} + S_{Snet_n}^L (19) \\ S_n = IDC(S_n) (20) \end{array} \right.$$

其中，IDC 用于执行图像域数据一致操作，公式如下：

$$k_{S_n} = FFT(S_n) (21)$$

$$k_{S_n} = \begin{cases} \frac{k_{S_n}(k_x, k_y) + \lambda k_u(k_x, k_y)}{1 + \lambda} & \text{if } (k_x, k_y) \in \Omega \\ k_{S_n}(k_x, k_y) & \text{if } (k_x, k_y) \notin \Omega \end{cases} (22)$$

$$S_n = IFFT(k_{S_n}) (23)$$

$W_{Snet_n}^l, b_{Snet_n}^l$ 分别是第 n 个图像域模块中第 l 个卷积层的卷积核和偏置项， $l=1, \dots, L, n=1, \dots, N$ 。 $S_{Snet_n}^l$ 是第 n 个图像域中第 l 个卷积层的输出。除了最后一个(第 L 个)卷积层，其余所有卷积层均由非线性激活函数 σ 进行激活。经过卷积层进行提取特征后，引入残差学习(通过残差连接实现)，公式(19)中的 S_n 是残差学习(即残差连接)的结果。然后对 S_n 进行图像域数据一致操作(IDC)。IDC 比 KDC 多了频率域与图像域之间转换，即公式(21)，然后通过公式(22) - (23) 进行图像域数据一致操作。 λ 用于控制数据一致的程度。 S_n 是对 S_n 进行

IDC 后的结果。如果图像域模块不包括 IDC,则将所述图像域模块的最后一个三维卷积层的输出结果与所述图像域模块的第一个三维卷积层的输入进行求和运算后的输出结果作为所述图像域模块的输出结果。

经过频率域网络 (FDN) 及图像域网络 (SDN) 之后,可以得到对医学图像的 K 空间欠采样数据进行重建的结果 S_N 。

频率域网络用于预测全采样的 k 空间, 图像域网络用于提取图像特征, 两个网络通过傅里叶逆变换进行连接。同时, 频率域网络和图像域网络可以使用了数据一致层, 用于纠正 k 空间数据。

步骤 103、将训练完成的所述原始神经网络作为目标医学成像模型。

训练样本经过训练后得到的原始神经网络作为目标医学成像模型, 可以用于对医学图像的 K 空间欠采样数据进行重建。

示例性地, 本发明实施例的原始神经网络如图 1b 所示。将本实施例的方法用于磁共振心脏电影成像。网络的输入是 K 空间欠采样数据, 输出是重建的磁共振心脏电影图像。原始神经网络由频率域网络 (FDN) 及图像域网络 (SDN) 组成, 两者通过傅里叶逆变换 (IFFT) 连接。其中频率域网络由 M 个频率域模块 (Fnet) 构成, 每个频率域模块包含第二预设数量的 3 维卷积层 (3D Conv) 及一个频率域数据一致层 (KDC)。图像域网络由 N 个图像域模块 (Snet) 构成, 每个图像域模块包含第四预设数量的 3 维卷积层 (3D Conv)、一个图像域数据一致层 (IDC) 及一个残差连接。

本发明实施例的技术方案获取医学图像的 K 空间欠采样数据作为训练样本, 能够直接学习从欠采样图像到全采样图像的映射关系。进而, 将所述训练样本输入至预先构建的所述原始神经网络进行训练, 其中, 所述原始神经网络包括频率域网络 FDN 以及图像域网络 SDN, 所述频率域网络 FDN 与所述图像

域网络 SDN 之间通过傅里叶逆变换 IFFT 连接，能够充分利用图像的频率域信息与图像域信息，更准确地建立医学成像模型。进而，将训练完成的所述原始神经网络作为目标医学成像模型，实现快速、准确地对欠采样的医学图像进行重建。上述技术方案解决了传统的并行成像或者压缩感知技术，没有利用大数据先验，耗时且调参繁琐、基于深度学习的神经网络方法无法充分地利用频率域信息，无法更准确地对欠采样的图像进行重建的问题，实现能够同时学习频率域与图像域特征，充分结合频率域与图像域信息，快速、准确地对欠采样的医学图像进行重建，能够避免耗时的迭代求解步骤以及繁琐的调参过程。

实施例二

图 2a 为本发明实施例二提供的一种医学成像模型的建立方法的流程图，本实施例在上述实施例的基础上，可选是所述将所述训练样本输入至预先构建的所述原始神经网络进行训练，包括：选取设定数量的训练样本；依次获取一个训练样本输入至预先建立的原始频率域网络中得到初步输出结果，将所述初步输出结果进行傅里叶逆变换后输入至原始图像域网络中得到模型输出结果；返回执行获取一个训练样本输入至所述原始频率域网络中的操作，直至达到预先设定的训练结束条件。

在此基础上，一些实施例中，医学成像模型的建立方法还包括：获取待成像的 K 空间欠采样数据；将所述待成像的 K 空间欠采样数据输入训练完成的所述目标医学成像模型中，得到重建医学图像。

如图 2a 所示，本实施例的方法具体包括如下步骤：

步骤 201、获取医学图像的 K 空间欠采样数据作为训练样本。

步骤 202、选取设定数量的训练样本。

步骤 203、依次获取一个训练样本输入至预先建立的原始频率域网络中得到初步输出结果，将所述初步输出结果进行傅里叶逆变换后输入至原始图像域网络中得到模型输出结果。

步骤 204、判断是否达到预先设定的训练结束条件。若是，执行步骤 205，若否，返回执行步骤 203。

预先设定的训练结束条件是设定数量的训练样本的预设比例数量（例如 98%）的训练样本的神经网络的损失达到预设阈值。

损失函数可以是神经网络模型中常用的损失函数，例如损失函数可以表示为 $Ploss = \|S - S_N\|_2^2$ ， $Ploss$ 表示损失， S_N 表示 K 空间欠采样数据经过频率域网络、IFFT、图像域网络后最终的重建结果，即图像域网络的输出结果，也就是第 N 个图像域模块的输出结果（可以不考虑图像域数据一致层 IDC 的作用）， S 表示 K 空间欠采样数据对应的全采样图像；如果考虑 KDC 和 IDC，则 $Ploss = \|S - S_N\|_2^2$ ，这里的 $Ploss$ 是指单独一个训练样本的情况。假设存在多个样本时，使用上述计算 $Ploss$ 的公式分别计算各样本的 $Ploss$ 并进行求和，得到总损失。

需要说明的是，训练时可以多个训练样本并行训练，对应的损失为使用上述计算 $Ploss$ 的公式分别计算各样本的 $Ploss$ 并进行求和，相应的训练结束条件为多样本的损失的和达到预设阈值时停止训练。

S 代表 K 空间欠采样数据对应的全采样图像。通过优化损失函数从而优化神经网络模型，得到目标医学成像模型。

步骤 205、将训练完成的所述原始神经网络作为目标医学成像模型。

步骤 206、获取待成像的 K 空间欠采样数据；将所述待成像的 K 空间欠采样数据输入训练完成的所述目标医学成像模型中，得到重建医学图像。

以磁共振心脏电影成像为例，为了展示本发明实施例对磁共振心脏电影成像的有效性，将本发明实施例的方法与目前主流的压缩感知及深度学习方法进行对比。在4倍加速因子下，重建结果如图2b所示。图2b表示了不同磁共振心脏电影重建方法的结果比较。四种方法分别为：时间频率稀疏性的焦欠定系统k-t FOCUSS、动态冗余的卡尔基方法k-t SLR、基于级联卷积网络的磁共振动态成像D5C5以及本实施例的方法。(a)表示全采图像，(b)表示采样模板，(c)表示零填充图像，(d)表示k-t FOCUSS重建结果，(e)表示k-t SLR重建结果，(f)表示D5C5重建结果，(g)表示本发明实施例提出的方法的重建结果；(h)，(i)，(j)，(k)分别是(d)，(e)，(f)，(g)各自对应的重建结果与全采样图像(a)间的残差图，其中，残差越小，表示重建效果越好。从实验结果可以看出，本发明实施例的方法对磁共振心脏电影成像具有最好的重建结果。这充分说明了本发明实施例的方法的有效性。

本实施例的技术方案通过选取设定数量的训练样本；依次获取一个训练样本输入至预先建立的原始频率域网络中得到初步输出结果，将所述初步输出结果进行傅里叶逆变换后输入至原始图像域网络中得到模型输出结果；返回执行获取一个训练样本输入至所述原始频率域网络中的操作，直至达到预先设定的训练结束条件，能够优化网络模型，使网络模型更准确地用于图像重建。进而，获取待成像的K空间欠采样数据；将所述待成像的K空间欠采样数据输入训练完成的所述目标医学成像模型中，得到重建医学图像，直接采用K空间欠采样数据进行重建。

实施例三

图3是本发明实施例三中提供的一种医学成像模型的建立装置的结构示意

图。本发明实施例所提供的医学成像模型的建立装置可执行本申请任一实施例所提供的医学成像模型的建立方法，该装置的具体结构如下：训练样本获取模块 31、训练模块 32 和目标医学成像模型确定模块 33。

本发明实施例的技术方案获取医学图像的 K 空间欠采样数据作为训练样本，能够直接学习从欠采样图像到全采样图像的映射关系。进而，将所述训练样本输入至预先构建的所述原始神经网络进行训练，其中，所述原始神经网络包括频率域网络 FDN 以及图像域网络 SDN，所述频率域网络 FDN 与所述图像域网络 SDN 之间通过傅里叶逆变换 IFFT 连接，能够充分利用图像的频率域信息与图像域信息，更准确地建立医学成像模型。进而，将训练完成的所述原始神经网络作为目标医学成像模型，实现快速、准确地对欠采样的医学图像进行重建。上述技术方案解决了传统的并行成像或者压缩感知技术，没有利用大数据先验，耗时且调参繁琐、基于深度学习的神经网络方法无法充分地利用频率域信息，无法更准确地对欠采样的图像进行重建的问题，实现能够同时学习频率域与图像域特征，充分结合频率域与图像域信息，快速、准确地对欠采样的医学图像进行重建，能够避免耗时的迭代求解步骤以及繁琐的调参过程。

在上述技术方案的基础上，训练模块 32 具体可设置为：

所述频率域网络包括第一预设数量的频率域模块 Fnet，其中，每个频率域模块 Fnet 包含第二预设数量的三维卷积层 3D Conv 以及一个频率域数据一致层 KDC。

在上述技术方案的基础上，训练模块 32 具体可设置为：所述图像域网络 SDN 包括第三预设数量的图像域模块 Snet，其中，每个图像域模块包含第四预设数量的三维卷积层 3D Conv、一个图像域数据一致层 IDC 以及一个残差连接。

在上述技术方案的基础上，医学成像模型的建立装置还可以包括：频率域

网络模块和图像域网络模块。

频率域网络模块，设置为将所述训练样本作为第一个频率域模块的第一个三维卷积层的输入；

将所述频率域模块的前一个三维卷积层的输出结果作为所述频率域模块的下一个三维卷积层的输入；

将所述频率域模块的最后一个三维卷积层的输出结果作为所述频率域模块频率域数据一致层 KDC 的输入，将所述频率域数据一致层 KDC 的输出结果作为所述频率域模块的输出结果；

将前一频率域模块输出结果作为下一个频率域模块的输入，将最后一个频率域模块的输出结果作为所述频率域网络的输出结果。

图像域网络模块，设置为将所述频率域网络的输出结果经过傅里叶逆变换 IFFT 后的结果作为第一个图像域模块的第一个三维卷积层的输入；

将所述图像域模块的前一个三维卷积层的输出结果作为所述图像域模块的下一个三维卷积层的输入；

将所述图像域模块的最后一个三维卷积层的输出结果与所述图像域模块的第一个三维卷积层的输入进行求和运算后，输入所述图像域模块图像域数据一致层 IDC，将所述图像域数据一致层 IDC 的输出结果作为所述图像域模块的输出结果；

将前一图像域模块的输出结果作为下一个图像域模块的输入，将最后一个图像域模块的输出结果作为所述图像域网络的输出结果。

在上述技术方案的基础上，训练模块 32 具体可设置为：选取设定数量的训练样本；

依次获取一个训练样本输入至预先建立的原始频率域网络中得到初步输出

结果，将所述初步输出结果进行傅里叶逆变换后输入至原始图像域网络中得到模型输出结果；

返回执行获取一个训练样本输入至所述原始频率域网络中的操作，直至达到预先设定的训练结束条件。

在上述技术方案的基础上，医学成像模型的建立装置还可以包括重建模块。

重建模块设置为获取待成像的 K 空间欠采样数据；

将所述待成像的 K 空间欠采样数据输入训练完成的所述目标医学成像模型中，得到重建医学图像。

本发明实施例所提供的医学成像模型的建立装置可执行本申请任一实施例所提供的医学成像模型的建立方法，具备执行方法相应的功能模块和有益效果。

实施例四

图 4 为本发明实施例四提供的一种设备的结构示意图，如图 4 所示，该设备包括处理器 40、存储器 41、输入装置 42 和输出装置 43；设备中处理器 40 的数量可以是一个或多个，图 4 中以一个处理器 40 为例；设备中的处理器 40、存储器 41、输入装置 42 和输出装置 43 可以通过总线或其他方式连接，图 4 中以通过总线连接为例。

存储器 41 作为一种计算机可读存储介质，可用于存储软件程序、计算机可执行程序以及模块，如本发明实施例中的医学成像模型的建立方法对应的程序指令/模块（例如，医学成像模型的建立装置中的训练样本获取模块 31、训练模块 32 和目标医学成像模型确定模块 33）。处理器 40 通过运行存储在存储器 41 中的软件程序、指令以及模块，从而执行设备的各种功能应用以及数据处理，即实现上述的医学成像模型的建立方法。

存储器 41 可主要包括存储程序区和存储数据区，其中，存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序；存储数据区可存储根据终端的使用所创建的数据等。此外，存储器 41 可以包括高速随机存取存储器，还可以包括非易失性存储器，例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他非易失性固态存储器件。在一些实例中，存储器 41 可进一步包括相对于处理器 40 远程设置的存储器，这些远程存储器可以通过网络连接至设备。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。

输入装置 42 可用于接收输入的医学图像的 K 空间欠采样数据，以及产生与设备的用户设置以及功能控制有关的信号输入。输出装置 43 可包括显示屏等显示设备。

实施例五

本发明实施例五还提供一种包含计算机可执行指令的存储介质，所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时用于执行一种医学成像模型的建立方法，该方法包括：

获取医学图像的 K 空间欠采样数据作为训练样本；

将所述训练样本输入至预先构建的所述原始神经网络进行训练，其中，所述原始神经网络包括频率域网络 FDN 以及图像域网络 SDN，所述频率域网络 FDN 与所述图像域网络 SDN 之间通过傅里叶逆变换 IFFT 连接；

将训练完成的所述原始神经网络作为目标医学成像模型。

当然，本发明实施例所提供的一种包含计算机可执行指令的存储介质，其计算机可执行指令不限于如上所述的方法操作，还可以执行本申请任一实施例所提供的医学成像模型的建立方法中的相关操作。

通过以上关于实施方式的描述，所属领域的技术人员可以清楚地了解到，本申请可借助软件及必需的通用硬件来实现，当然也可以通过硬件实现，但很多情况下前者是更佳的实施方式。基于这样的理解，本申请的技术方案本质上或者说对相关技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品可以存储在计算机可读存储介质中，如计算机的软盘、只读存储器（Read-Only Memory，ROM）、随机存取存储器（Random Access Memory，RAM）、闪存（FLASH）、硬盘或光盘等，包括若干指令用以使得一台计算机设备（可以是个人计算机，服务器，或者网络设备等等）执行本申请各个实施例所述的方法。

值得注意的是，上述医学成像模型的建立装置的实施例中，所包括的各个单元和模块只是按照功能逻辑进行划分的，但并不局限于上述的划分，只要能够实现相应的功能即可；另外，各功能单元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。

注意，上述仅为本申请的可选实施例及所运用技术原理。本领域技术人员会理解，本申请不限于这里所述的可选实施例，对本领域技术人员来说能够进行各种明显的变化、重新调整和替代而不会脱离本申请的保护范围。因此，虽然通过以上实施例对本申请进行了较为详细的说明，但是本申请不仅仅限于以上实施例，在不脱离本申请构思的情况下，还可以包括更多其他等效实施例，而本申请的范围由所附的权利要求范围决定。

权利要求书

1、一种医学成像模型的建立方法，包括：

获取医学图像的K空间欠采样数据作为训练样本；

将所述训练样本输入至预先构建的所述原始神经网络进行训练，其中，所述原始神经网络包括频率域网络FDN以及图像域网络SDN，所述频率域网络FDN与所述图像域网络SDN之间通过傅里叶逆变换IFFT连接；

将训练完成的所述原始神经网络作为目标医学成像模型。

2、根据权利要求1所述的方法，其中，所述频率域网络包括第一预设数量的频率域模块Fnet，其中，每个频率域模块Fnet包含第二预设数量的三维卷积层3D Conv以及一个频率域数据一致层KDC。

3、根据权利要求1所述的方法，其中，所述图像域网络SDN包括第三预设数量的图像域模块Snet，其中，每个图像域模块包含第四预设数量的三维卷积层3D Conv、一个图像域数据一致层IDC以及一个残差连接。

4、根据权利要求2所述的方法，还包括：

将所述训练样本作为第一个频率域模块的第一个三维卷积层的输入；

将所述频率域模块的前一个三维卷积层的输出结果作为所述频率域模块的下一个三维卷积层的输入；

将所述频率域模块的最后一个三维卷积层的输出结果作为所述频率域模块频率域数据一致层KDC的输入，将所述频率域数据一致层KDC的输出结果作为所述频率域模块的输出结果；

将前一频率域模块输出结果作为下一个频率域模块的输入，将最后一个频率域模块的输出结果作为所述频率域网络的输出结果。

5、根据权利要求2所述的方法，还包括：

将所述频率域网络的输出结果经过傅里叶逆变换IFFT后的结果作为第一个

图像域模块的第一个三维卷积层的输入；

将所述图像域模块的前一个三维卷积层的输出结果作为所述图像域模块的下一个三维卷积层的输入；

将所述图像域模块的最后一个三维卷积层的输出结果与所述图像域模块的第一个三维卷积层的输入进行求和运算后，输入所述图像域模块图像域数据一致层IDC，将所述图像域数据一致层IDC的输出结果作为所述图像域模块的输出结果；

将前一图像域模块的输出结果作为下一个图像域模块的输入，将最后一个图像域模块的输出结果作为所述图像域网络的输出结果。

6、根据权利要求1所述的方法，其中，所述将所述训练样本输入至预先构建的所述原始神经网络进行训练，包括：

选取设定数量的训练样本；

依次获取一个训练样本输入至预先建立的原始频率域网络中得到初步输出结果，将所述初步输出结果进行傅里叶逆变换后输入至原始图像域网络中得到模型输出结果；

返回执行获取一个训练样本输入至所述原始频率域网络中的操作，直至达到预先设定的训练结束条件。

7、根据权利要求1所述的方法，还包括：

获取待成像的K空间欠采样数据；

将所述待成像的K空间欠采样数据输入训练完成的所述目标医学成像模型中，得到重建医学图像。

8、一种医学成像模型的建立装置，包括：

训练样本获取模块，设置为获取医学图像的K空间欠采样数据作为训练样

本；

训练模块，设置为将所述训练样本输入至预先构建的所述原始神经网络进行训练，其中，所述原始神经网络包括频率域网络FDN以及图像域网络SDN，所述频率域网络FDN与所述图像域网络SDN之间通过傅里叶逆变换IFFT连接；

目标医学成像模型确定模块，设置为将训练完成的所述原始神经网络作为目标医学成像模型。

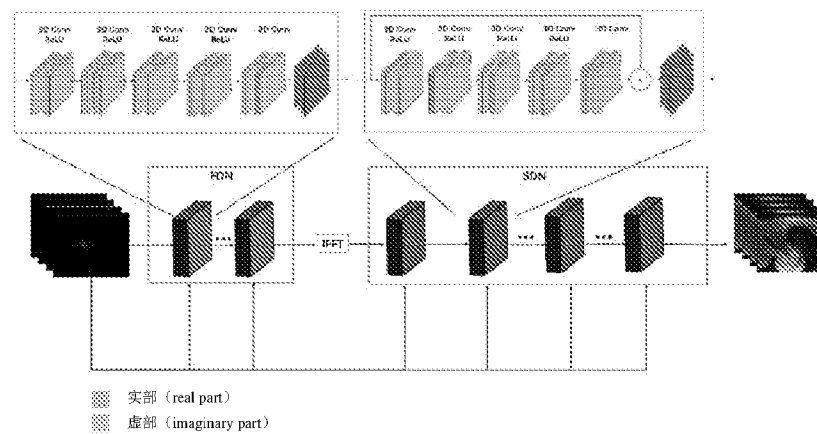
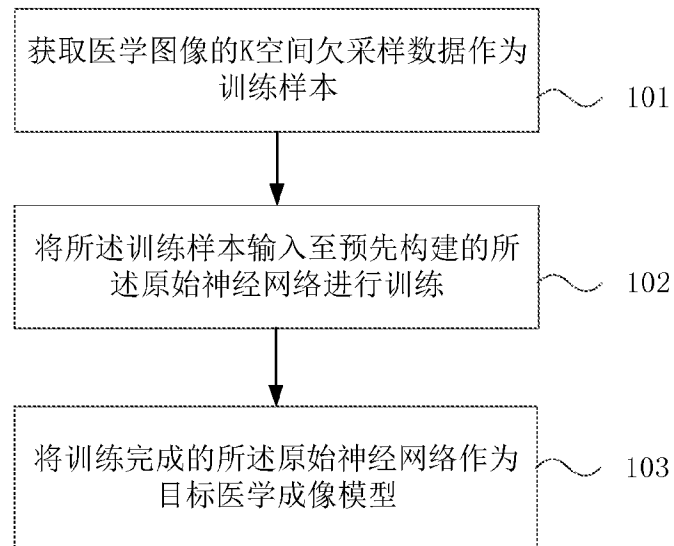
9、一种设备，包括：

一个或多个处理器；

存储器，用于存储一个或多个程序，

当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行，使得所述一个或多个处理器实现如权利要求1-7中任一项所述的医学成像模型的建立方法。

10、一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序，其特征在于，该程序被处理器执行时实现如权利要求1-7中任一项所述的医学成像模型的建立方法。



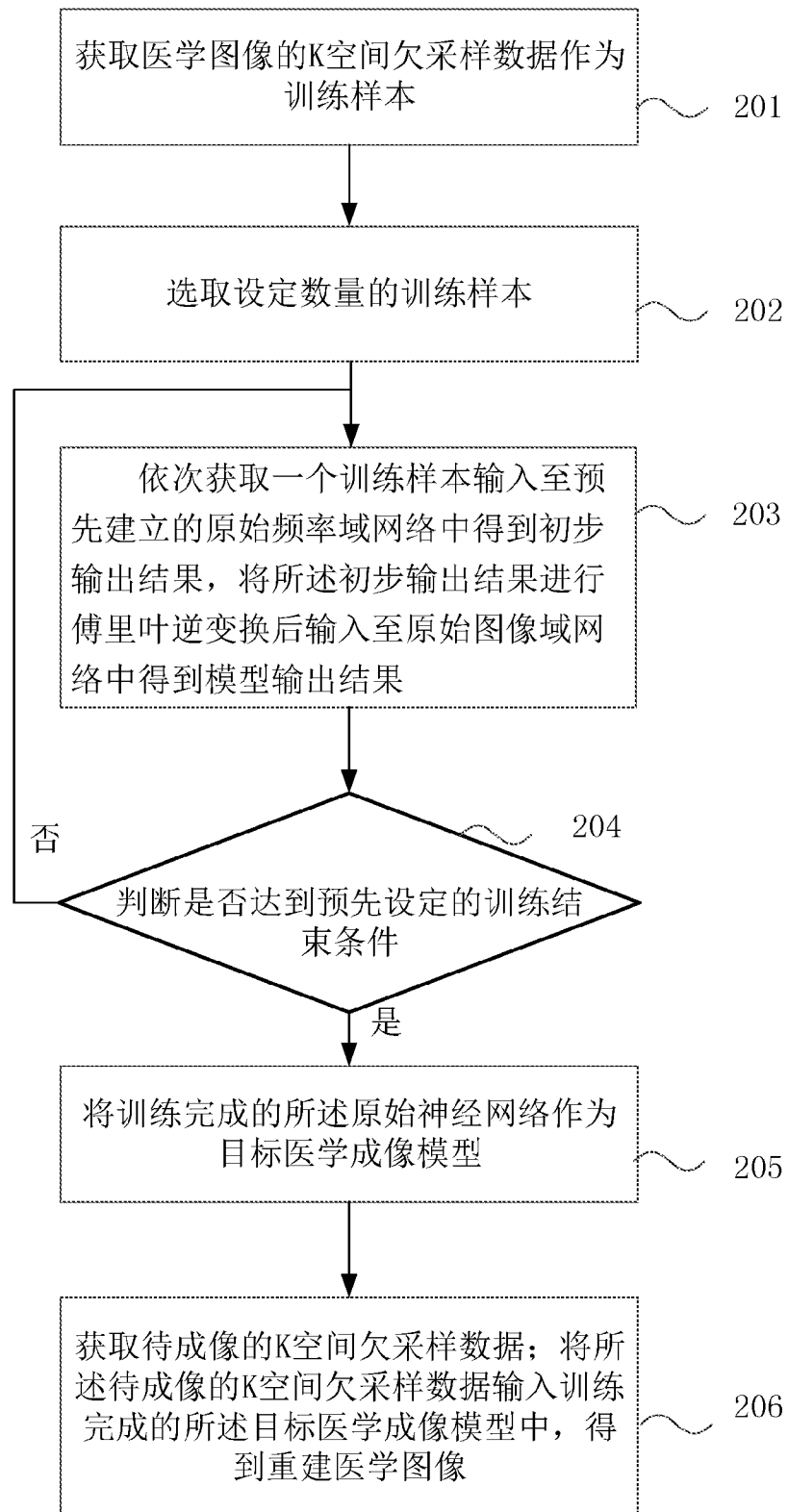


图 2a

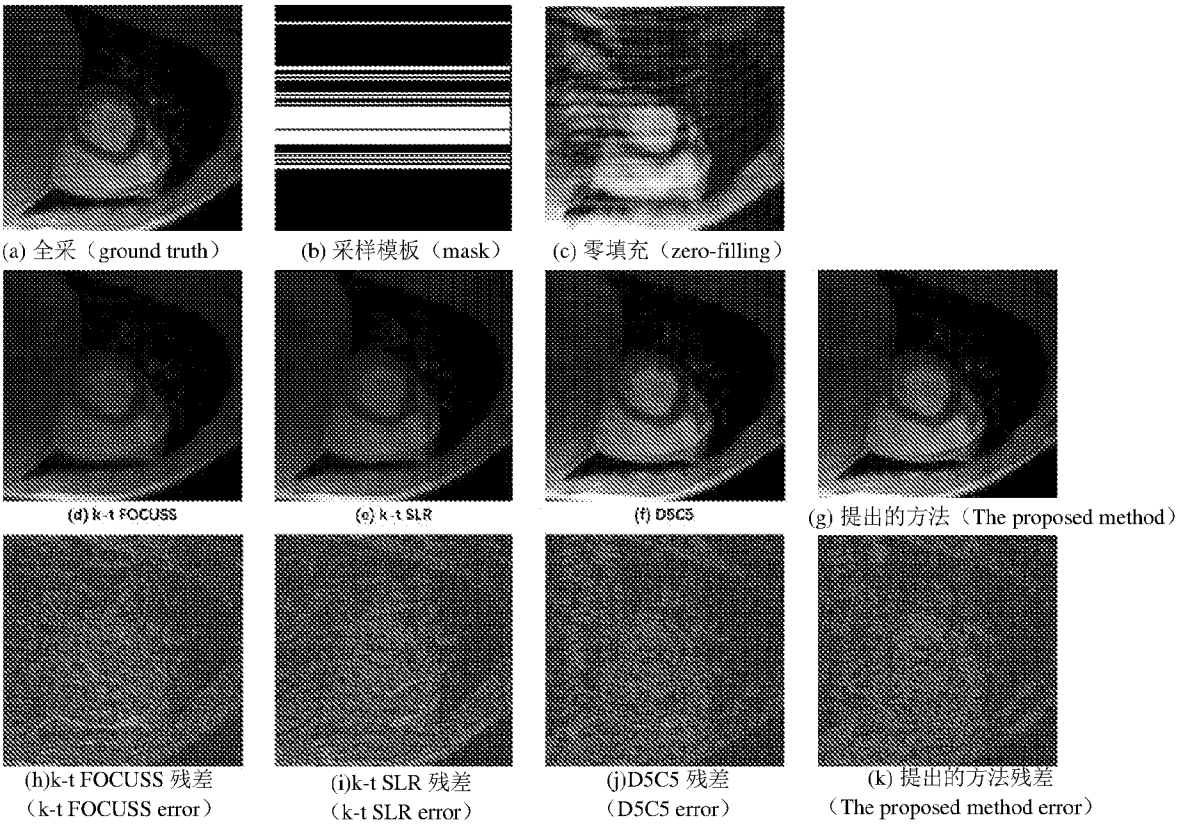


图 2b

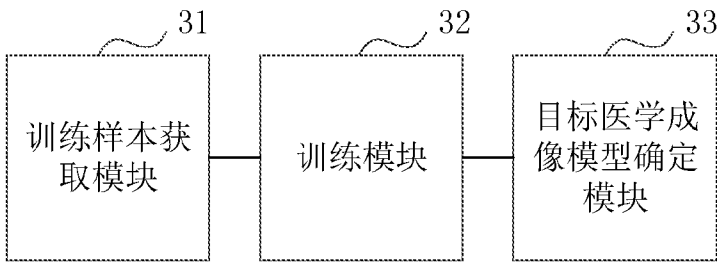


图 3

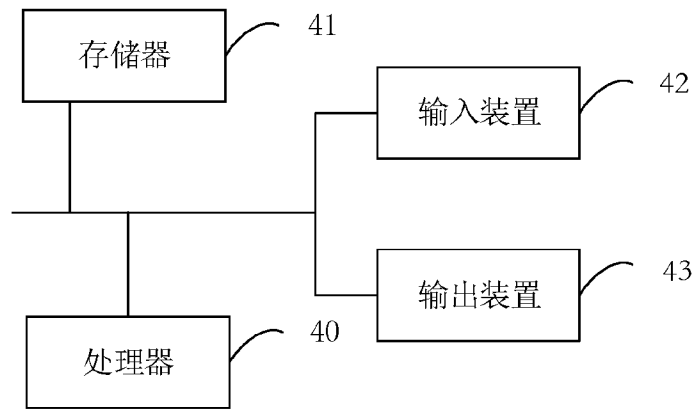


图 4

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2019/124238

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T 5/00(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)

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)

EPODOC, WPI, CNPAT, CNKI, IEEE, GOOGLE: 医学, 图像, 模型, 欠采样, K空间, 训练, 神经网络, 频率域, 图像域, medicine, image, model, under sampling, K space, training, neural networks, frequency domain, image domain

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	CN 103679654 A (SHENZHEN INSTITUTES OF ADVANCED TECHNOLOGY) 26 March 2014 (2014-03-26) description, paragraphs [0025]-[0076], and figures 1-8	1-10
A	CN 108765293 A (CHENGDU UNIVERSITY OF INFORMATION TECHNOLOGY) 06 November 2018 (2018-11-06) entire document	1-10
A	CN 103646410 A (SHENZHEN INSTITUTES OF ADVANCED TECHNOLOGY, CHINESE ACADEMY OF SCIENCES) 19 March 2014 (2014-03-19) entire document	1-10
A	CN 108152771 A (SIEMENS HEALTHCARE GMBH) 12 June 2018 (2018-06-12) entire document	1-10
A	CN 107182216 A (SHENZHEN INSTITUTES OF ADVANCED TECHNOLOGY, CHINESE ACADEMY OF SCIENCES) 19 September 2017 (2017-09-19) entire document	1-10
A	US 2008294019 A1 (TRAN, Bao et al.) 27 November 2008 (2008-11-27) 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

23 February 2020

Date of mailing of the international search report

10 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

Authorized officer

Facsimile No. (86-10)62019451

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2019/124238

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	103679654	A	26 March 2014	None			
CN	108765293	A	06 November 2018	None			
CN	103646410	A	19 March 2014	None			
CN	108152771	A	12 June 2018	US	2018153431	A1	07 June 2018
				EP	3333583	A2	13 June 2018
CN	107182216	A	19 September 2017	WO	2017113205	A1	06 July 2017
US	2008294019	A1	27 November 2008	US	2010026479	A1	04 February 2010
				US	2017086672	A1	30 March 2017
				US	2014235965	A1	21 August 2014

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2019/124238

A. 主题的分类

G06T 5/00(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)

G06T

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))

EPDOC, WPI, CNPAT, CNKI, IEEE, GOOGLE: 医学, 图像, 模型, 欠采样, K空间, 训练, 神经网络, 频率域, 图像域, medicine, image, model, under sampling, K space, training, neural networks, frequency domain, image domain

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 103679654 A (深圳先进技术研究院) 2014年 3月 26日 (2014 - 03 - 26) 说明书第0025-0076段, 附图1-8	1-10
A	CN 108765293 A (成都信息工程大学) 2018年 11月 6日 (2018 - 11 - 06) 全文	1-10
A	CN 103646410 A (中国科学院深圳先进技术研究院) 2014年 3月 19日 (2014 - 03 - 19) 全文	1-10
A	CN 108152771 A (西门子保健有限责任公司) 2018年 6月 12日 (2018 - 06 - 12) 全文	1-10
A	CN 107182216 A (中国科学院深圳先进技术研究院) 2017年 9月 19日 (2017 - 09 - 19) 全文	1-10
A	US 2008294019 A1 (TRAN, Bao et al.) 2008年 11月 27日 (2008 - 11 - 27) 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 23日

国际检索报告邮寄日期

2020年 3月 10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

吴卿

电话号码 86-(10)-53961436

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2019/124238

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	103679654	A	2014年 3月 26日	无			
CN	108765293	A	2018年 11月 6日	无			
CN	103646410	A	2014年 3月 19日	无			
CN	108152771	A	2018年 6月 12日	US	2018153431	A1	2018年 6月 7日
				EP	3333583	A2	2018年 6月 13日
CN	107182216	A	2017年 9月 19日	WO	2017113205	A1	2017年 7月 6日
US	2008294019	A1	2008年 11月 27日	US	2010026479	A1	2010年 2月 4日
				US	2017086672	A1	2017年 3月 30日
				US	2014235965	A1	2014年 8月 21日