

(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
2024 年 12 月 5 日 (05.12.2024)



(10) 国际公布号
WO 2024/243733 A1

- (51) 国际专利分类号:
G16H 30/00 (2018.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2023/096606
- (22) 国际申请日: 2023 年 5 月 26 日 (26.05.2023)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (71) 申请人: 中国科学院深圳先进技术研究院 (SHENZHEN INSTITUTES OF ADVANCED TECHNOLOGY CHINESE ACADEMY OF SCIENCES) [CN/CN]; 中国广东省深圳市南山区深圳大学城学苑大道 1068 号, Guangdong 518055 (CN)。
- (72) 发明人: 张娜 (ZHANG, Na); 中国广东省深圳市南山区深圳大学城学苑大道 1068 号, Guangdong

518055 (CN)。郑海荣 (ZHENG, Hairong); 中国广东省深圳市南山区深圳大学城学苑大道 1068 号, Guangdong 518055 (CN)。刘新 (LIU, Xin); 中国广东省深圳市南山区深圳大学城学苑大道 1068 号, Guangdong 518055 (CN)。胡战利 (HU, Zhanli); 中国广东省深圳市南山区深圳大学城学苑大道 1068 号, Guangdong 518055 (CN)。梁栋 (LIANG, Dong); 中国广东省深圳市南山区深圳大学城学苑大道 1068 号, Guangdong 518055 (CN)。李烨 (LI, Ye); 中国广东省深圳市南山区深圳大学城学苑大道 1068 号, Guangdong 518055 (CN)。邹超 (ZOU, Chao); 中国广东省深圳市南山区深圳大学城学苑大道 1068 号, Guangdong 518055 (CN)。曾道辉 (ZENG, Daohui); 中国广东省深圳市南山区深圳大学城学苑大道 1068 号, Guangdong 518055 (CN)。

(54) Title: METHOD AND APPARATUS FOR GENERATING QUANTITATIVE PHYSIOLOGICAL PARAMETER MAP ON THE BASIS OF MAGNETIC RESONANCE

(54) 发明名称: 一种磁共振定量生理参数图生成方法和装置

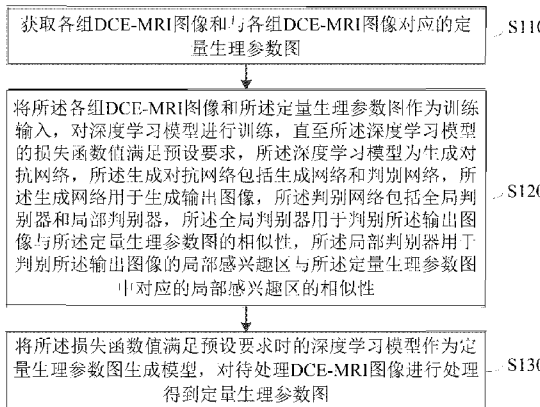


图 1

- S110 Acquire each group of DCE-MRI images and a quantitative physiological parameter map corresponding to each group of DCE-MRI images
- S120 Use each group of DCE-MRI images and the quantitative physiological parameter map as training inputs to train a deep learning model until the loss function value of the deep learning model meets a preset requirement, wherein the deep learning model is a generative adversarial network, the generative adversarial network comprises a generation network and a discrimination network, the generation network is used for generating an output image, the discrimination network comprises a global discriminator and a local discriminator, the global discriminator is used for determining the similarity between the output image and the quantitative physiological parameter map, and the local discriminator is used for determining the similarity between a local region of interest of the output image and a corresponding local region of interest of the quantitative physiological parameter map
- S130 Use the deep learning model, of which the loss function value meets the preset requirement, as a quantitative physiological parameter map generation model, and process a DCE-MRI image to be processed to obtain a quantitative physiological parameter map

(57) Abstract: Provided are a method and apparatus for generating a quantitative physiological parameter map on the basis of magnetic resonance. The method comprises: acquiring each group of DCE-MRI images and a quantitative physiological parameter map corresponding to each group of DCE-MRI images; using each group of DCE-MRI images and the quantitative physiological parameter map as training inputs to train a deep learning model until the loss function value of the deep learning model meets a preset requirement,

(74) 代理人: 北京三友知识产权代理有限公司 (BEIJING SANYOU INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY LTD.); 中国北京市西城区金融街 35 号国际企业大厦 A 座 16 层, Beijing 100033 (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, CV, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IQ, IR, IS, IT, JM, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, MG, MK, MN, MU, 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, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, 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, CV, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SC, 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, ME, 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))。

wherein the deep learning model is a generative adversarial network comprising a generation network and a discrimination network, the generation network is used for generating an output image, and the discrimination network comprises a global discriminator and a local discriminator; and using the deep learning model, of which the loss function value meets the preset requirement, as a quantitative physiological parameter map generation model, and processing a DCE-MRI image to be processed to obtain a quantitative physiological parameter map. The generation efficiency and accuracy of quantitative physiological parameter maps can be improved.

(57) 摘要: 提供了一种磁共振定量生理参数图生成方法和装置, 包括获取各组DCE-MRI图像和与各组DCE-MRI图像对应的定量生理参数图; 将各组DCE-MRI图像和定量生理参数图作为训练输入, 对深度学习模型进行训练直至其损失函数值满足预设要求, 深度学习模型为包括生成网络和判别网络的生成对抗网络, 生成网络用于生成输出图像, 判别网络包括全局判别器和局部判别器, 将损失函数值满足预设要求时的深度学习模型作为定量生理参数图生成模型, 对待处理DCE-MRI图像进行处理得到定量生理参数图, 能够提高定量生理参数图生成效率和准确性。

一种磁共振定量生理参数图生成方法和装置

技术领域

本说明书实施例涉及成像技术领域，尤其是一种磁共振定量生理参数图生成方法和装置。

背景技术

定量生理参数是用于评估组织内生理功能和代谢状态的数值化参数，它可以帮助医生诊断和监测一些疾病，例如肿瘤、中风等。在医学影像学中，定量生理参数是通过成像技术获得的数字数据，可以反映组织内血流、血氧、代谢等方面的生理状况。这些参数通常是从成像数据（如计算机断层扫描（CT）、磁共振成像（MRI）、超声成像（US）和正电子发射断层扫描（PET）等成像数据）中计算得出的，因此，不同的模型假设和算法都可能导致生成的参数图结果不同。动脉输入函数（Arterial Input Function, AIF）是计算定量生理参数的重要参数之一，AIF 的精度和可靠性往往取决于采集数据的时间分辨率和采样率。然而，由于难以估计每个患者的 AIF，因此通常采用群体平均 AIF 进行 PK 分析，这种方法存在一定的局限性和误差。此外，传统的定量生理参数生成，还需要花费大量的计算资源和时间。

有鉴于此，本说明书实施例旨在提供一种磁共振定量生理参数图生成方法。

发明内容

针对现有技术的上述问题，本说明书实施例的目的在于，提供一种磁共振定量生理参数图生成方法，以解决现有技术在生成定量生理参数图时操作繁琐、精确度低的问题。

为了解决上述技术问题，本说明书实施例的具体技术方案如下：

第一方面，本说明书实施例提供一种磁共振定量生理参数图生成方法，包括：

获取各组 DCE-MRI 图像和与各组 DCE-MRI 图像对应的定量生理参数图；

将所述各组 DCE-MRI 图像和所述定量生理参数图作为训练输入，对深度学习模型进行训练，直至所述深度学习模型的损失函数值满足预设要求，所述深度学习模型为生成对抗网络，所述生成对抗网络包括生成网络和判别网络，所述生成网络用于生成输出图像，所述判别网络包括全局判别器和局部判别器，所述全局判别器用于判别所述输出图像与所述定量生理参数图的相似性，所述局部判别器用于判别所述输出图像的局部感

兴趣区与所述定量生理参数图中对应的局部感兴趣区的相似性；

将所述损失函数值满足预设要求时的深度学习模型作为定量生理参数图生成模型，对待处理 DCE-MRI 图像进行处理得到定量生理参数图。

具体地，所述损失函数为：

$$5 \quad LOSS = loss_G + loss_D;$$

其中， $LOSS$ 为所述深度学习模型的损失值， $loss_G$ 为生成网络的损失值， $loss_D$ 为判别网络的损失值；

$$loss_D = loss_D_1 * \alpha + loss_D_2 * (1 - \alpha);$$

其中， $loss_D_1$ 为全局判别器的损失值， $loss_D_2$ 为局部判别器的损失值， α 为
10 大于 0 小于 1 的常系数。

进一步地，所述生成网络为加入组归一化的生成网络，所述判别网络为加入谱归一化的判别网络。

进一步地，获取与各组 DCE-MRI 图像对应的定量生理参数图，包括：

提取同一组 DCE-MRI 图像中的任一像素点的时间-信号曲线；

15 建立该组 DCE-MRI 图像中的相应像素点的对比剂浓度随时间的变化曲线；

拟合所述时间-信号曲线与所述变化曲线，得到该组 DCE-MRI 图像中对应像素点的 K_{trans} 值；

重复上述过程，得到同一组 DCE-MRI 图像中所有像素点的 K_{trans} 值；

基于所有像素点的 K_{trans} 值得到该组 DCE-MRI 图像对应的 K_{trans} 定量生理参数图。

20 更进一步地，在获取与各组 DCE-MRI 图像对应的定量生理参数图之前，所述方法还包括：

对各组 DCE-MRI 图像进行对齐处理和/或配准处理。

具体地，对各组 DCE-MRI 图像进行对齐处理，包括：

选择该组 DCE-MRI 图像中的任意一幅作为参考图像，得到该组 DCE-MRI 图像中的

25 其他图像与所述参考图像之间的偏差信息；

根据所述偏差信息，将其他图像与所述参考图像对齐。

具体地，对各组 DCE-MRI 图像进行配准处理，包括：

选择该组 DCE-MRI 图像中的任意一幅作为参考图像，提取所述参考图像和该组 DCE-MRI 图像中的其他图像的同一特征点和/或同一特征区域；

根据所述同一特征点和/或同一区域，确定其他图像与所述参考图像之间的相似性变换模型；

根据确定出的相似性变化模型，将其他图像与所述参考图像进行配准。

第二方面，本说明书实施例还提供一种磁共振定量生理参数图生成装置，包括：

5 获取模块，用于获取各组 DCE-MRI 图像和与各 DCE-MRI 图像对应的定量生理参数图；

训练模块，用于将所述各组 DCE-MRI 图像和所述定量生理参数图作为训练输入，对深度学习模型进行训练，直至所述深度学习模型的损失函数值满足预设要求，所述深度学习模型为生成对抗网络，所述生成对抗网络包括生成网络和判别网络，所述生成网络用于生成输出图像，所述判别网络包括全局判别器和局部判别器，所述全局判别器用于判别所述输出图像与所述定量生理参数图的相似性，所述局部判别器用于判别所述输出图像的局部感兴趣区与所述定量生理参数图中对应的局部感兴趣区的相似性；

处理模块，用于将所述损失函数值满足预设要求时的深度学习模型作为定量生理参数图生成模型，对待处理 DCE-MRI 图像进行处理得到定量生理参数图。

15 第三方面，本说明书实施例还提供一种计算机设备，包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在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技术方案提供的方法。

第四方面，本说明书实施例还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技术方案提供的方法。

20 采用上述技术方案，本说明书实施例提供的磁共振定量生理参数图生成方法，在模型训练阶段，能够从大量的训练数据中学习和识别复杂的特征和模式，无需基于预设的血流动力学模型进行建模，也无需手动选择多个参数来计算参数，从而避免了对血管连续性和流体不可压缩性等假设的依赖，减少人工干预的程度，有利于提高计算结果的准确性。

25 在模型使用阶段，可降低对待处理的 DCE-MRI 图像的要求，对于单张 DCE-MRI 图像或少量 DCE-MRI 图像，均可生成较为准确的 Ktrans 定量生理参数图；且能够极大地提高定量生理参数图生成效率。

30 为了让本说明书实施例的上述和其他目的、特征和优点能更明显易懂，下文特举较佳实施例，并配合所附图式，作详细说明如下。

附图说明

为了更清楚地说明本文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文的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。

图 1 示出了本说明书实施例提供的一种磁共振定量生理参数图生成方法的步骤示意图；

图 2 示出了采用本说明书实施例提供的磁共振定量生理参数图生成方法得到的定量生理参数图和采用传统方法得到定量生理参数图的对比图；

图 3 获取与各组 DCE-MRI 图像对应的定量生理参数图的步骤示意图；

图 4 示出了对各组 DCE-MRI 图像进行对齐处理的步骤示意图；

图 5 示出了对各组 DCE-MRI 图像进行配准处理的步骤示意图；

图 6 示出了本说明书实施例提供的一种磁共振定量生理参数图生成装置的结构示意图；

图 7 示出了本说明书实施例提供的一种计算机设备的结构示意图。

附图符号说明：

61、获取模块；

62、训练模块；

63、处理模块；

702、计算机设备；

704、处理器；

706、存储器；

708、驱动机构；

710、输入/输出模块；

712、输入设备；

714、输出设备；

716、呈现设备；

718、图形用户接口；

720、网络接口；

722、通信链路；

724、通信总线。

5 具体实施方式

下面将结合本文实施例中的附图，对本文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文一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本文中的实施例，本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本文保护的范围。

10 需要说明的是，本文的说明书和权利要求书及上述附图中的术语“第一”、“第二”等是用于区别类似的对象，而不必用于描述特定的顺序或先后次序。应该理解这样使用的数据在适当情况下可以互换，以便这里描述的本文的实施例能够以除了在这里图示或描述的那些以外的顺序实施。此外，术语“包括”和“具有”以及他们的任何变形，意图在于覆盖不排他的包含，例如，包含了一系列步骤或单元的过程、方法、装置、产品
15 或设备不必限于清楚地列出的那些步骤或单元，而是可包括没有清楚地列出的或对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它步骤或单元。

本说明书实施例提供了磁共振定量生理参数图生成方法，能够减少人工干预降低误差、提高处理效率。图1是本说明书实施例提供的一种磁共振定量生理参数图生成方法
20 的步骤示意图，本说明书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劳动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。在实际中的系统或装置产品执行时，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。具体的如图1所示，所述方法可以包括：

25 S110：获取各组 DCE-MRI 图像和与各组 DCE-MRI 图像对应的定量生理参数图。

示例性的，本说明书实施例中的一组 DCE-MRI 图像可以是按一定的间隔时间，对同一对象的同一处组织（例如，乳腺）进行的多次（例如，45 期）的图像采集。采集前需要注入造影剂（也称为对比剂），通过图像采集观测到造影剂在组织内的聚集情况（造影剂的流入流出是一个动态的过程，从刚开始没有，到造影剂扩散（流入）到组织内的
30 量达到一个峰值，再慢慢从组织内消散（流出）出去）。重复上述操作，即可获得不同

对象不同组织的各组 DCE-MRI 图像。

S120: 将所述各组 DCE-MRI 图像和所述定量生理参数图作为训练输入, 对深度学习模型进行训练, 直至所述深度学习模型的损失函数值满足预设要求, 所述深度学习模型为生成对抗网络, 所述生成对抗网络包括生成网络和判别网络, 所述生成网络用于生成输出图像, 所述判别网络包括全局判别器和局部判别器, 所述全局判别器用于判别所述输出图像与所述定量生理参数图的相似性, 所述局部判别器用于判别所述输出图像的局部感兴趣区与所述定量生理参数图中对应的局部感兴趣区的相似性。

所述生成网络可以是 resnet、unet 和 unet++。

本说明书实施例中, 所述生成网络优选为 unet。

所述判别网络为 PatchGAN; 批量大小 (Batch Size) 设置为 4; 训练时间段的总数被设置为 200 epochs: 前 100 个时间段的学习率被设置为 0.0002, 而剩余 100 个时间的学习率逐渐下降到 0。

本说明书实施例中, 一组 DCE-MRI 图像中的局部感兴趣区即局部 ROI (Region of interest) 的数量可根据实际需要设置有一个或多个, 且局部感兴趣的大小可以根据实际需要进行设置。一般的, 可选择 DCE-MRI 图像中的肿瘤区域或疑似肿瘤区域作为局部感兴趣区。进一步地, 所述深度学习模型为生成对抗网络 (Generative Adversarial Networks, GAN), 采用双判别器网络, 即全局判别器和局部判别器, 可提高对输出图像的生成效果判别的准确性, 有利于提高后续用训练好的定量生理参数图生成模型得到的定量生理参数图的质量。

S130: 将所述损失函数值满足预设要求时的深度学习模型作为定量生理参数图生成模型, 对待处理 DCE-MRI 图像进行处理得到定量生理参数图。

如图 2 所示, 图 2 的 (a) 为待处理的 DCE-MRI 图像; 图 2 的 (b) 为采用本说明书实施例提供的磁共振定量生理参数图生成方法得到的定量生理参数图; 图 2 的 (c) 为采用传统方法得到的定量生理参数图。对比图 2 的 (b) 和图 2 的 (c) 可以看出, 传统的定量生理参数图生成方法容易受到噪声 (运动伪影) 的干扰。本说明书实施例提供的定量生理参数图生成方法, 采用了深度学习模型, 而深度学习模型能够从大量的数据中学习, 并在学习的过程中识别并剔除无用的信息 (比如噪声), 最终迭代优化得到的定量生理参数图生成模型能够去除噪声的干扰, 提高定量生理参数图的生成质量。

并且, 当定量生理参数图生成模型训练完成后, 在一定程度上可降低对待处理 DCE-MRI 图像的要求, 例如, DCE-MRI 图像的数量可进行减少 (即在少于 45 期图像的

基础上生成对应的定量生理参数图)，减轻了工作量。

本说明书实施例提供的磁共振定量生理参数图生成方法，通过生成网络和双判别器网络得到训练好的定量生理参数图生成模型，并用于生成定量生理参数图，能够减少由于人工参与带来的误差，提高生成的定量生理参数图的精度；同时无需进行大量的 DCE-MRI 图像的采集工作、基于血流动力学模型进行建模工作等，极大地降低了工作量，提高了定量生理参数图生成效率。

需要说明的是，本说明书实施例提供的定量生理参数图生成方法，是对待处理的 DCE-MRI 图像生成对应的定量生理参数图像，在一些其他可行的实施例中，还可以是对计算机断层扫描、超声成像、正电子发射断层扫描等成像数据进行处理，以生成定量生理参数图。

进一步地，本说明书实施例中，所述损失函数为：

$$LOSS = loss_G + loss_D;$$

其中， $LOSS$ 为所述深度学习模型的损失值， $loss_G$ 为生成网络的损失值， $loss_D$ 为判别网络的损失值。生成器损失和判别器损失相互独立又相互制约。

具体地，

$$loss_D = loss_D_1 * \alpha + loss_D_2 * (1 - \alpha);$$

其中， $loss_D_1$ 为全局判别器的损失值， $loss_D_2$ 为局部判别器的损失值， α 为大于 0 小于 1 的常系数。

在一些可选的实施例中， α 的值为 0.5，即全局判别器和局部判别器的比重相同。

需要说明的是，在对本说明书实施例中的深度学习模型进行训练时，采用的是单独交替迭代训练方法，即先训练生成网络，此过程中判别网络的参数不变，使得生成网络生成的输出图像与训练数据中的定量生理参数图的相似程度尽可能高，以及使得输出图像的局部感兴趣区与定量生理参数图对应的局部感兴趣的相似程度尽可能高。迭代训练多次后，再将生成网络的参数固定，对判别网络进行训练，使得判别网络对输出图像与定量生理参数图间相似度的判别结果、输出图像局部感兴趣区与定量生理参数图对应的局部感兴趣区相似度的判别结果更加准确。最后，交替训练生成网络和判别网络，直至训练结束。

进一步地，本说明书实施例中，所述生成网络为加入组归一化的生成网络，所述判别网络为加入谱归一化的判别网络。

生成网络包括卷积层、归一化层和激活层，其中，归一化层为组归一化（Group Normalization, GN）层，输入的 DCE-MRI 图像在生成网络中进行组归一化处理。在训练时，组归一化将每个通道分成若干个组，并对于每个输入数据计算出其每个组内特征图的均值和标准差，并利用它们对特征图进行标准化。这样可以使每个组的特征图具有相同的统计特性，从而减少了组内特征的协变量偏移（Covariate Shift）现象，进而加快训练进程和提高了模型的性能。

与之相似的，判别网络的全局判别器和局部判别器包括卷积层、归一化层和激活层，其中，归一化层为谱归一化（Spectral Normalization, SN）层，本说明书实施例中，谱归一化方法如下：

对于判别器每一层的权重矩阵 W ，计算其左奇异向量和右奇异向量，分别为 u 和 v ；通过奇异值分解，得到权重矩阵的谱范数为：

$$\|W\| = \max |u^T W v|;$$

其中， u^T 为 u 的转置。

最后，将权重矩阵 W 除以最大奇异值进行归一化。

除上述奇异值法外，对于每个权重矩阵 W ，还可以通过幂迭代算法来求解计算其谱范数的上界 σ ，具体步骤为：

将权重矩阵 W 的转置矩阵 W^T 与一个随机向量 x 重复相乘，然后归一化得到一个新的向量 y ，直至 y 与上一次迭代的向量差距小于一个阈值。最终， σ 的值被设置为幂迭代收敛时 y 与 x 的内积。

最后，将权重矩阵 W 除以 σ 进行归一化。

本说明书实施例磁共振定量生理参数图生成方法，通过加入组归一化的生成网络来提高模型的计算效率、增强模型的扩展性和稳健性；通过加入谱归一化的判别网络来限制权重矩阵的奇异值，避免权重的梯度消失或爆炸，提高了模型的稳定性和泛化能力，最终有利于提高定量生理参数图生成模型所生成的定量生理参数图的质量。

如图 3 所示，步骤 S110 中的，获取与各组 DCE-MRI 图像对应的定量生理参数图，进一步包括：

S310：提取同一组 DCE-MRI 图像中的任一像素点的时间-信号曲线。

可选的，在进行时间-信号曲线提取之前，还可以对 DCE-MRI 图像进行基线校正和去噪等预处理。

S320: 建立该组 DCE-MRI 图像中的相应像素点的对比剂浓度随时间的变化曲线。

具体地, 可根据单室药代动力学模型, 建立组织中对对比剂浓度与时间之间的关系:

$$C(t) = K_{trans} \int [AIF(t') - C(t')] dt'$$

其中, $C(t)$ 为某个像素点在 t 时刻的对比剂浓度, K_{trans} 为组织中的转移常数,

5 $AIF(t')$ 为在 t' 时刻 AIF 曲线值, $C(t')$ 为在 t' 时刻某个像素点的对比剂浓度, AIF 为动脉输入函数 (Arterial Input Function, AIF)。本说明书实施例中, 优选组织中某个大血管作为 AIF , 或使用预先测定的平均 AIF 曲线 (基于人群的 AIF)。

S330: 拟合所述时间-信号曲线与所述变化曲线, 得到该组 DCE-MRI 图像中对应像素点的 K_{trans} 值。

10 具体地, 可选用非线性最小二乘法 (Nonlinear Least Squares, NLS) 或线性最小二乘法 (Linear Least Squares, LLS) 等方法, 对每个像素点的时间-信号曲线和变化曲线进行拟合。

S340: 重复上述过程, 得到同一组 DCE-MRI 图像中所有像素点的 K_{trans} 值。

15 S350: 基于所有像素点的 K_{trans} 值得到该组 DCE-MRI 图像对应的 K_{trans} 定量生理参数图。

K_{trans} 表示的是造影剂从血管流入组织间质的速率, 是灌注和渗透的综合表现, 可以理解为造影剂从血管流入组织间质的转移 (速率) 常数, 可用于显示组织中不同区域的血管通透性, 能够为后续数据的分析、肿瘤的诊断和治疗等提供技术支持。需要说明的是, 本说明书实施例中, 作为深度学习模型训练数据的定量生理参数图为 K_{trans} 定量生理参数图, 在一些其他可行的实施例中, 作为深度学习模型训练数据的定量生理参数图还可以是 K_{ep} 定量生理参数图 (K_{ep} 为造影剂从组织间质流出组织的速率)、 ve 定量生理参数图 (ve 为组织间质占比) 等, 则模型训练完成后, 处理得到的定量生理参数图与训练数据相适配。

20

优选地, 本说明书实施例中, 在步骤 S110 中的, 获取与各组 DCE-MRI 图像对应的定量生理参数图之前, 所述方法还包括:

25

对各组 DCE-MRI 图像进行对齐处理和/或配准处理。

如图 4 所示, 对各组 DCE-MRI 图像进行对齐处理, 可以包括如下步骤:

S410: 选择该组 DCE-MRI 图像中的任意一幅作为参考图像, 得到该组 DCE-MRI 图像中的其他图像与所述参考图像之间的偏差信息。

S420: 根据所述偏差信息, 将其他图像与所述参考图像对齐。

例如, 可根据偏差信息, 通过平移、旋转或缩放等变换操作将其他图像与参考图像对齐。由于 DCE-MRI 图像采集中, 采集对象可能发生移动或由于呼吸等因素导致图像采集处的位置发生变化, 从而造成输入数据不准确或者无法分析的问题, 本说明书实施

5 例中通过对各组 DCE-MRI 图像进行对齐处理进行齐处理可提高数据的准确性和可靠性。

如图 5 所示, 对各组 DCE-MRI 图像进行配准处理, 包括:

S510: 选择该组 DCE-MRI 图像中的任意一幅作为参考图像, 提取所述参考图像和该组 DCE-MRI 图像中的其他图像的同一特征点和/或同一特征区域。

特征点、特征区可以是 DCE-MRI 图像中具有显著性和独特性的对象, 示例性的,

10 可以是封闭边界区域、边缘区域、线交叉点等。选择合适的特征点和/或特征区域后, 将其他图像中的特征点和/或特征区域与参考图像中的对应的特征点和/或特征区域相匹配, 使其他图像与参考图像建立相关性。

S520: 根据所述同一特征点和/或同一区域, 确定其他图像与所述参考图像之间的相似性变换模型。

15 即确定出变换的范围和方式。

S530: 根据确定出的相似性变化模型, 将其他图像与所述参考图像进行配准。

需要说明的是, 本说明书实施例中是对同一组 DCE-MRI 图像中的前后两幅 (或多幅) 图像进行配准处理。在一些其他的实施例中, 还可以是对属于同一对象同一处组织但属于不同组的 DCE-MRI 图像中的两幅 (或多幅) 图像进行配准。也可以是同一对象

20 同一处组织的不同模态图像间的配准等, 例如可以将 CT 图像与 DCE-MRI 图像进行配准。

配准处理可以将不同采集组或不同设备采集的图像进行对比, 通过配准操作, 可以将这些图像进行统一的坐标系转换, 从而实现更准确的比较和分析。

在实际操作中, 对齐处理和配准处理可以是结合使用的, 本说明书实施例中, 通过对采集的 DCE-MRI 图像进行对齐和配准处理操作, 使得 DCE-MRI 图像之间以及

25 DCE-MRI 图像的局部感兴趣区之间的位置和方向均正确对齐, 从而, 有利于提高计算出 K_{trans} 值的准确性, 有利于为后续的数据分析和临床应用提供可靠的依据。

在一些可行的实施例中, 在对各组 DCE-MRI 图像进行对齐处理和/或配准处理之后, 还可以包括:

对对齐处理后的 DCE-MRI 图像和/或配准后的 DCE-MRI 图像进行插值操作, 以生成与其具有相同像素间距和方向的新图像, 即增加训练输入数据的数量。

30

综上所述，本说明书实施例提供的磁共振定量生理参数图生成方法，在模型训练阶段能够从大量的训练数据中学习和识别复杂的特征和模式，不需要基于预设的血流动力学模型进行建模，从而避免了对血管连续性和流体不可压缩性等假设的依赖。且由于深度学习模型能够自动从数据中学习参数，因此，不需要手动选择多个参数来计算灌注参数，起到了减少人工干预的程度的作用，避免由于参数选择不当导致的计算结果不准确的问题。

当使用训练好的深度学习模型，即定量生理参数图生成模型来生成定量生理参数图时，能够避免大量的数学计算和分析，减少计算复杂性的同时，极大地提高了数据处理效率。并且训练完成后的模型，可降低对待处理的 DCE-MRI 图像的要求，对于单张 DCE-MRI 图像或少量 DCE-MRI 图像，定量生理参数图生成模型均可生成准确的结果。

如图 6 所示，本说明书实施例还提供一种磁共振定量生理参数图生成装置，包括：

获取模块 61，用于获取各组 DCE-MRI 图像和与各 DCE-MRI 图像对应的定量生理参数图；

训练模块 62，用于将所述 DCE-MRI 图像和所述定量生理参数图作为训练输入，对深度学习模型进行训练，直至所述深度学习模型的损失函数值满足预设要求，所述深度学习模型为生成对抗网络，所述生成对抗网络包括生成网络和判别网络，所述生成网络用于生成输出图像，所述判别网络包括全局判别器和局部判别器，所述全局判别器用于判别所述输出图像与所述定量生理参数图的相似性，所述局部判别器用于判别所述输出图像的局部感兴趣区与所述定量生理参数图中对应的局部感兴趣区的相似性

处理模块 63，用于将所述损失函数值满足预设要求时的深度学习模型作定量生理参数图生成模型，对待处理 DCE-MRI 图像进行处理得到定量生理参数图。

通过本说明书实施例提供的装置所取得的有益效果和上述方法所取得的有益效果相一致，此处不再赘述。

如图 7 所示，为本说明书实施例提供的一种计算机设备，本说明书中磁共振定量生理参数图生成装置可以为本实施例中的计算机设备，执行本说明书实施例提供的磁共振定量生理参数图生成方法。所述计算机设备 702 可以包括一个或多个处理器 704，诸如一个或多个中央处理单元（CPU），每个处理单元可以实现一个或多个硬件线程。计算机设备 702 还可以包括任何存储器 706，其用于存储诸如代码、设置、数据等之类的任何种类的信息。非限制性的，比如，存储器 706 可以包括以下任一项或多种组合：任何类型的 RAM，任何类型的 ROM，闪存设备，硬盘，光盘等。更一般地，任何存储器都

可以使用任何技术来存储信息。进一步地，任何存储器可以提供信息的易失性或非易失性保留。进一步地，任何存储器可以表示计算机设备 702 的固定或可移除部件。在一种情况下，当处理器 704 执行被存储在任何存储器或存储器的组合中的相关联的指令时，计算机设备 702 可以执行相关联指令的任一操作。计算机设备 702 还包括用于与任何存储器交互的一个或多个驱动机构 708，诸如硬盘驱动机构、光盘驱动机构等。

计算机设备 702 还可以包括输入/输出模块 710 (I/O)，其用于接收各种输入（经由输入设备 712）和用于提供各种输出（经由输出设备 714）。一个具体输出机构可以包括呈现设备 716 和相关联的图形用户接口 (GUI) 718。在其他实施例中，还可以不包括输入/输出模块 710 (I/O)、输入设备 712 以及输出设备 714，仅作为网络中的一台计算机设备。计算机设备 702 还可以包括一个或多个网络接口 720，其用于经由一个或多个通信链路 722 与其他设备交换数据。一个或多个通信总线 724 将上文所描述的部件耦合在一起。

通信链路 722 可以以任何方式实现，例如，通过局域网、广域网（例如，因特网）、点对点连接等、或其任何组合。通信链路 722 可以包括由任何协议或协议组合支配的硬连线链路、无线链路、路由器、网关功能、名称服务器等的任何组合。

对应于图 1、图 3 至图 5 中的方法，本说明书实施例还提供了一种计算机可读存储介质，该计算机可读存储介质上存储有计算机程序，该计算机程序被处理器运行时执行上述方法的步骤。

本说明书实施例还提供一种计算机可读指令，其中当处理器执行所述指令时，其中的程序使得处理器执行如图 1、图 3 至图 5 所示的方法。

本说明书实施例还提供一种计算机程序产品，包括至少一条指令或至少一段程序，所述至少一条指令或所述至少一段程序由处理器加载并执行以实现如图 1、图 3 至图 5 所示的方法。

应理解，在本说明书的各种实施例中，上述各过程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，而不应对本说明书实施例的实施过程构成任何限定。

还应理解，在本说明书实施例中，术语“和/或”仅仅是一种描述关联对象的关联关系，表示可以存在三种关系。例如，A 和/或 B，可以表示：单独存在 A，同时存在 A 和 B，单独存在 B 这三种情况。另外，本说明书中字符“/”，一般表示前后关联对象是一种“或”的关系。

本领域普通技术人员可以意识到，结合本说明书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、计算机软件或者二者的结合来实现，为了清楚地说明硬件和软件的可互换性，在上述说明中已经按照功能一般性地描述了各示例的组成及步骤。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说明书实施例的范围。

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，上述描述的系统、装置和单元的具体工作过程，可以参考前述方法实施例中的对应过程，在此不再赘述。

在本说明书实施例所提供的几个实施例中，应该理解到，所揭露的系统、装置和方法，可以通过其它的方式实现。例如，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。另外，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，也可以是电的，机械的或其它的形式连接。

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说明书实施例方案的目的。

另外，在本说明书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，也可以是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。

所述集成的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，本说明书实施例的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分，或者该技术方案的全部或部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品存储在一个存储介质中，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）执行本说明书各个实施例所述方法的全部或部分步骤。而前述的存储介质包括：U 盘、移动硬盘、只读存储器（ROM，Read-Only Memory）、随机存取存储器（RAM，Random Access Memory）、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

本说明书中应用了具体实施例对本说明书的原理及实施方式进行了阐述，以上实施例的说明只是用于帮助理解本说明书的方法及其核心思想；同时，对于本领域的一般技术人员，依据本说明书的思想，在具体实施方式及应用范围上均会有改变之处，综上所述，本说明书内容不应理解为对本说明书实施例的限制。

权利要求书

1. 一种磁共振定量生理参数图生成方法，其特征在于，包括：

获取各组 DCE-MRI 图像和与各组 DCE-MRI 图像对应的定量生理参数图；

将所述各组 DCE-MRI 图像和所述定量生理参数图作为训练输入，对深度学习模型进行训练，直至所述深度学习模型的损失函数值满足预设要求，所述深度学习模型为生成对抗网络，所述生成对抗网络包括生成网络和判别网络，所述生成网络用于生成输出图像，所述判别网络包括全局判别器和局部判别器，所述全局判别器用于判别所述输出图像与所述定量生理参数图的相似性，所述局部判别器用于判别所述输出图像的局部感兴趣区与所述定量生理参数图中对应的局部感兴趣区的相似性；

将所述损失函数值满足预设要求时的深度学习模型作为定量生理参数图生成模型，对待处理 DCE-MRI 图像进行处理得到定量生理参数图。

2. 根据权利要求 1 所述的磁共振定量生理参数图生成方法，其特征在于，所述损失函数为：

$$LOSS = loss_G + loss_D;$$

其中， $LOSS$ 为所述深度学习模型的损失值， $loss_G$ 为生成网络的损失值， $loss_D$ 为判别网络的损失值；

$$loss_D = loss_D_1 * \alpha + loss_D_2 * (1 - \alpha);$$

其中， $loss_D_1$ 为全局判别器的损失值， $loss_D_2$ 为局部判别器的损失值， α 为大于 0 小于 1 的常系数。

3. 根据权利要求 2 所述的磁共振定量生理参数图生成方法，其特征在于，所述生成网络为加入组归一化的生成网络，所述判别网络为加入谱归一化的判别网络。

4. 根据权利要求 1 所述的磁共振定量生理参数图生成方法，其特征在于，获取与各组 DCE-MRI 图像对应的定量生理参数图，包括：

提取同一组 DCE-MRI 图像中的任一像素点的时间-信号曲线；

建立该组 DCE-MRI 图像中的相应像素点的对比剂浓度随时间的变化曲线；

拟合所述时间-信号曲线与所述变化曲线，得到该组 DCE-MRI 图像中对应像素点的

Ktrans 值；

重复上述过程，得到同一组 DCE-MRI 图像中所有像素点的 Ktrans 值；

基于所有像素点的 Ktrans 值得到该组 DCE-MRI 图像对应的 Ktrans 定量生理参数图。

5

5. 根据权利要求 1 所述的磁共振定量生理参数图生成方法，其特征在于，在获取与各组 DCE-MRI 图像对应的定量生理参数图之前，所述方法还包括：

对各组 DCE-MRI 图像进行对齐处理和/或配准处理。

10

6. 根据权利要求 5 所述的磁共振定量生理参数图生成方法，其特征在于，对各组 DCE-MRI 图像进行对齐处理，包括：

选择该组 DCE-MRI 图像中的任意一幅作为参考图像，得到该组 DCE-MRI 图像中的其他图像与所述参考图像之间的偏差信息；

根据所述偏差信息，将其他图像与所述参考图像对齐。

15

7. 根据权利要求 5 所述的磁共振定量生理参数图生成方法，其特征在于，对各组 DCE-MRI 图像进行配准处理，包括：

选择该组 DCE-MRI 图像中的任意一幅作为参考图像，提取所述参考图像和该组 DCE-MRI 图像中的其他图像的同一特征点和/或同一特征区域；

20

根据所述同一特征点和/或同一区域，确定其他图像与所述参考图像之间的相似性变换模型；

根据确定出的相似性变化模型，将其他图像与所述参考图像进行配准。

8. 一种磁共振定量生理参数图生成装置，其特征在于，包括：

25

获取模块，用于获取各组 DCE-MRI 图像和与各 DCE-MRI 图像对应的定量生理参数图；

训练模块，用于将所述各组 DCE-MRI 图像和所述定量生理参数图作为训练输入，对深度学习模型进行训练，直至所述深度学习模型的损失函数值满足预设要求，所述深度学习模型为生成对抗网络，所述生成对抗网络包括生成网络和判别网络，所述生成网

30

络用于生成输出图像，所述判别网络包括全局判别器和局部判别器，所述全局判别器用

于判别所述输出图像与所述定量生理参数图的相似性，所述局部判别器用于判别所述输出图像的局部感兴趣区与所述定量生理参数图中对应的局部感兴趣区的相似性；

处理模块，用于将所述损失函数值满足预设要求时的深度学习模型作为定量生理参数图生成模型，对待处理 DCE-MRI 图像进行处理得到定量生理参数图。

5

9. 一种计算机设备，包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机程序，其特征在于，所述处理器执行所述计算机程序时实现如权利要求 1 至 7 任意一项所述的方法。

10

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 7 任意一项所述的方法。

15

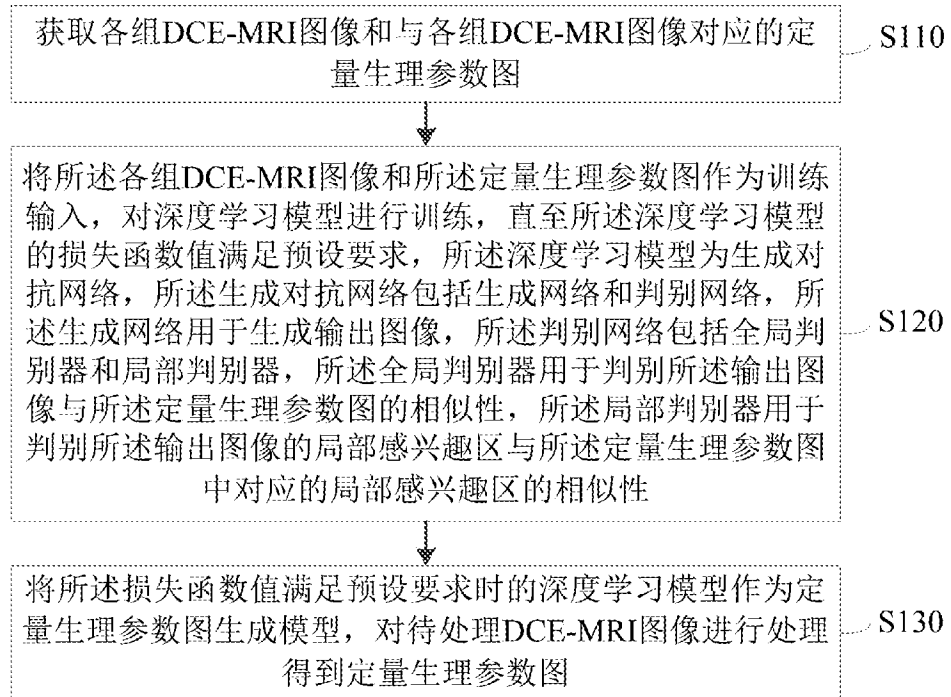


图 1

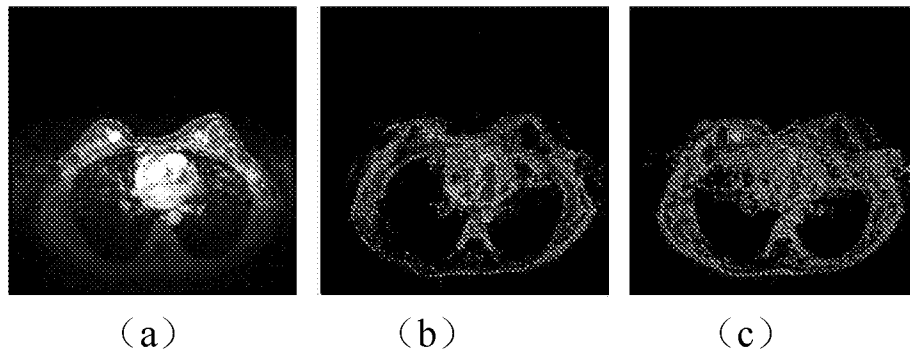


图 2



图 3

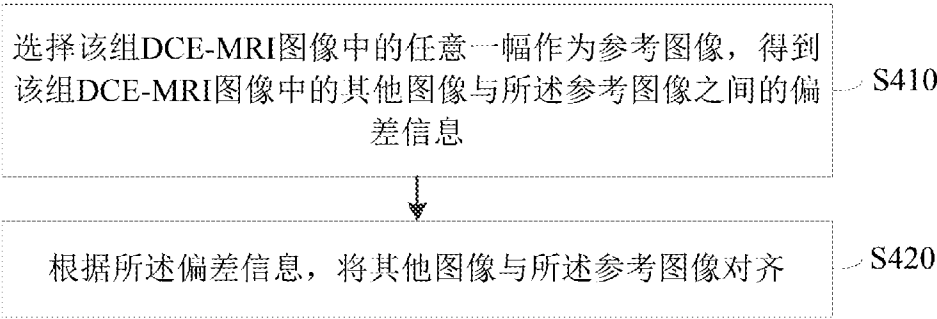


图 4



图 5



图 6

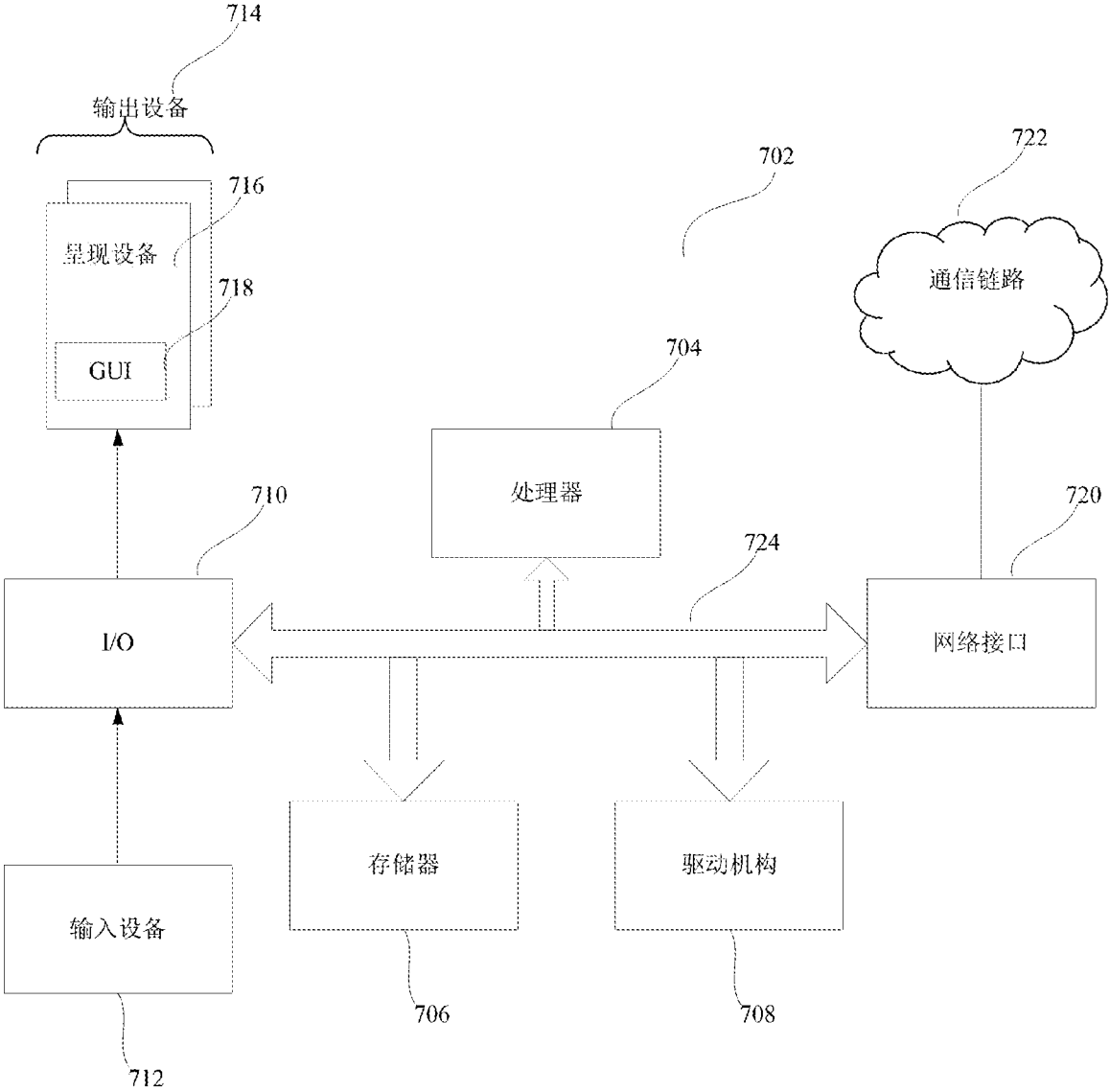


图 7

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2023/096606

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G16H30/00(2018.01)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)

IPC:G16H 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)

CNTXT, ENTXTC, WPABSC, ENTXT, WPABS, VEN, CJFD, CNKI, WEB OF SCIENCE: 核磁共振, 核共振, 动态, 对比, 增强, 参数, 定量, 动力学, 生理, 渗透, 通透, 生成, 对抗, 局部, 全局, 判别, 鉴别, MRI, DCE, kep, ktrane, ktrans, ve, vp, adc, GAN, local, global, discriminator

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	CN 110298897 A (SHANGHAI UNITED IMAGING HEALTHCARE CO., LTD.) 01 October 2019 (2019-10-01) description, paragraphs [0039]-[0120], and figures 5-7	1-10
X	CN 114424079 A (KONINKL PHILIPS NV) 29 April 2022 (2022-04-29) description, paragraphs [0005] and [0147]-[0209]	1-10
A	EP 3863022 A1 (SIEMENS HEALTHCARE GMBH) 11 August 2021 (2021-08-11) entire document	1-10
A	CN 113052937 A (XIAMEN UNIVERSITY) 29 June 2021 (2021-06-29) entire document	1-10
A	WO 2022217157 A1 (THE REGENTS OF THE UNIVERSITY OF CALIFORNIA) 13 October 2022 (2022-10-13) entire document	1-10
A	CN 113763442 A (NANCHANG HANGKONG UNIVERSITY) 07 December 2021 (2021-12-07) 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

“D” document cited by the applicant in the international application

“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

25 January 2024

Date of mailing of the international search report

09 February 2024

Name and mailing address of the ISA/CN

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

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2023/096606

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	110298897	A	01 October 2019	US	2020320753	A1	08 October 2020
				US	11010938	B2	18 May 2021
				US	2021272340	A1	02 September 2021
				US	11636634	B2	25 April 2023
				CN	110298897	B	06 December 2022
CN	114424079	A	29 April 2022	US	2022373631	A1	24 November 2022
				DE	112020004393	T5	02 June 2022
				WO	2021052898	A1	25 March 2021
				JP	2022548727	W	21 November 2022
EP	3863022	A1	11 August 2021	US	2021248741	A1	12 August 2021
				US	11861827	B2	02 January 2024
				CN	113298752	A	24 August 2021
CN	113052937	A	29 June 2021	CN	113052937	B	29 July 2022
WO	2022217157	A1	13 October 2022	None			
CN	113763442	A	07 December 2021	CN	113763442	B	13 June 2023

A. 主题的分类

G16H30/00(2018.01)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)

IPC:G16H 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))

CNTEXT,ENTXTC,WPABSC,ENTXT,WPABS,VEN,CJFD,CNKI,WEB OF SCIENCE:核磁共振,核共振,动态,对比,增强,参数,定量,动力学,生理,渗透,通透,生成,对抗,局部,全局,判别,鉴别,MRI,DCE,kep,ktrane,ktrans,ve,vp,adc,GAN,local,global,discriminator

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 110298897 A (上海联影医疗科技有限公司) 2019年10月1日 (2019 - 10 - 01) 说明书【0039-0120】段, 图5-7	1-10
X	CN 114424079 A (皇家飞利浦有限公司) 2022年4月29日 (2022 - 04 - 29) 说明书【0005,0147-0209】段	1-10
A	EP 3863022 A1 (SIEMENS HEALTHCARE GMBH) 2021年8月11日 (2021 - 08 - 11) 全文	1-10
A	CN 113052937 A (厦门大学) 2021年6月29日 (2021 - 06 - 29) 全文	1-10
A	WO 2022217157 A1 (UNIV CALIFORNIA) 2022年10月13日 (2022 - 10 - 13) 全文	1-10
A	CN 113763442 A (南昌航空大学) 2021年12月7日 (2021 - 12 - 07) 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

“D” 申请人在国际申请中引证的文件

“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

2024年1月25日

国际检索报告邮寄日期

2024年2月9日

ISA/CN的名称和邮寄地址

中国国家知识产权局
中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088

授权官员

田静

电话号码 (+86) 027-59371805

PCT/ISA/210 表(第2页) (2022年7月)

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号
PCT/CN2023/096606

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	110298897	A	2019年10月1日	US	2020320753	A1	2020年10月8日
				US	11010938	B2	2021年5月18日
				US	2021272340	A1	2021年9月2日
				US	11636634	B2	2023年4月25日
				CN	110298897	B	2022年12月6日
CN	114424079	A	2022年4月29日	US	2022373631	A1	2022年11月24日
				DE	112020004393	T5	2022年6月2日
				WO	2021052898	A1	2021年3月25日
				JP	2022548727	W	2022年11月21日
EP	3863022	A1	2021年8月11日	US	2021248741	A1	2021年8月12日
				US	11861827	B2	2024年1月2日
				CN	113298752	A	2021年8月24日
CN	113052937	A	2021年6月29日	CN	113052937	B	2022年7月29日
WO	2022217157	A1	2022年10月13日	无			
CN	113763442	A	2021年12月7日	CN	113763442	B	2023年6月13日