



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111091603 A

(43)申请公布日 2020.05.01

(21)申请号 201911066627.6

(22)申请日 2019.11.04

(71)申请人 深圳先进技术研究院

地址 518055 广东省深圳市南山区西丽大学城学苑大道1068号

(72)发明人 肖杨 谭清源 王丛知 张湘楠 邓志婷

(74)专利代理机构 深圳中一联合知识产权代理有限公司 44414

代理人 刘永康

(51)Int.Cl.

G06T 11/00(2006.01)

A61B 8/08(2006.01)

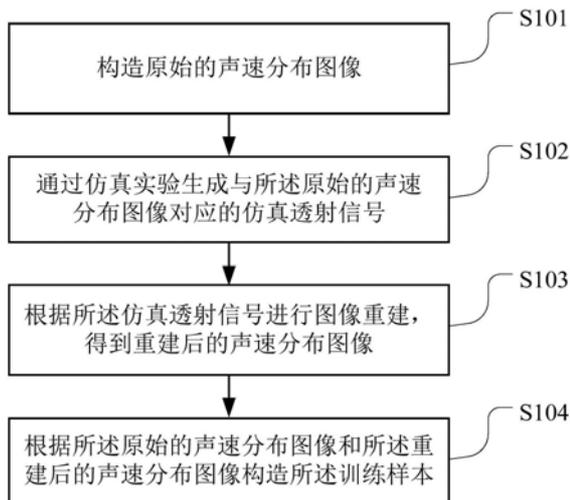
权利要求书2页 说明书12页 附图6页

(54)发明名称

一种超声成像方法、装置、可读存储介质及终端设备

(57)摘要

本申请属于计算机技术领域,尤其涉及一种超声成像方法、装置、计算机可读存储介质及终端设备。所述方法采集超声透射信号,所述超声透射信号为超声信号穿过目标生物组织后形成的信号;根据所述超声透射信号进行图像重建,得到第一图像,所述第一图像为所述目标生物组织的成像;使用预设的图像处理模型对所述第一图像进行处理,得到第二图像,所述第二图像为从所述第一图像中去除噪声和伪影后形成的图像,所述图像处理模型为经过预设的训练样本集训练后得到的神经网络模型。所述方法对图像的质量恢复过程耗时很短,从而在保证较快的成像速度的同时也能得到较好的成像质量。



1. 一种超声成像方法,其特征在于,包括:

采集超声透射信号,所述超声透射信号为超声信号穿过目标生物组织后形成的信号;

根据所述超声透射信号进行图像重建,得到第一图像,所述第一图像为所述目标生物组织的成像;

使用预设的图像处理模型对所述第一图像进行处理,得到第二图像,所述第二图像为从所述第一图像中去除噪声和伪影后形成的图像,所述图像处理模型为经过预设的训练样本集训练后得到的神经网络模型,所述训练样本集包括N个训练样本,且每个训练样本均包括一个包含噪声和伪影的输入图像和一个去除噪声和伪影的输出图像,N为正整数。

2. 根据权利要求1所述的超声成像方法,其特征在于,所述训练样本集中的任一训练样本的构造过程包括:

构造原始的声速分布图像;

通过仿真实验生成与所述原始的声速分布图像对应的仿真透射信号;

根据所述仿真透射信号进行图像重建,得到重建后的声速分布图像;

根据所述原始的声速分布图像和所述重建后的声速分布图像构造所述训练样本,其中,所述重建后的声速分布图像为所述训练样本中的输入图像,所述原始的声速分布图像为所述训练样本中的输出图像。

3. 根据权利要求2所述的超声成像方法,其特征在于,所述根据所述仿真透射信号进行图像重建,得到重建后的声速分布图像包括:

根据所述仿真透射信号计算各条声射线的渡越时间;

根据各条声射线对应的发射阵元和接收阵元的位置,以及预设的直线模型,计算各条声射线在各个像素网格内经过的距离;

根据各条声射线的渡越时间和各条声射线在各个像素网格内经过的距离计算各个像素网格的慢度;

将各个像素网格的慢度进行灰度值映射,得到所述重建后的声速分布图像。

4. 根据权利要求3所述的超声成像方法,其特征在于,所述根据各条声射线的渡越时间和各条声射线在各个像素网格内经过的距离计算各个像素网格的慢度包括:

构造方程组,其中,各条声射线的渡越时间和各条声射线在各个像素网格内经过的距离为所述方程组中的已知量,各个像素网格的慢度为所述方程组中的未知量;

使用同步代数迭代算法求解所述方程组,得到各个像素网格的慢度。

5. 根据权利要求4所述的超声成像方法,其特征在于,所述同步代数迭代算法的迭代公式为:

$$S_k^p = S_k^{p-1} + \lambda \frac{\sum_{q=1}^{512^2} \frac{l_{q,k}}{180^2} (t_q - S^{p-1} \cdot l_q)}{\sum_{k=1}^{512^2} l_{q,k}}$$

其中, S_k^p 为第p次迭代后第k个像素网格的慢度, $l_{q,k}$ 为第q条声射线在第k个像素网格内

经过的距离, λ 为迭代的松弛系数。

6. 根据权利要求1至5中任一项所述的超声成像方法, 其特征在于, 所述图像处理模型为基于反应扩散方程的卷积神经网络模型;

所述图像处理模型的处理过程包括:

通过预设的二维卷积滤波器识别出输入图像的局部结构细节, 所述二维卷积滤波器由离散余弦变换基进行参数化;

通过预设的影响函数对所述局部结构细节进行各向异性平滑, 得到输出图像, 所述影响函数由高斯径向基函数进行参数化。

7. 根据权利要求6所述的超声成像方法, 其特征在于, 所述图像处理模型表示为:

$$\frac{I_t - I_{t-1}}{\Delta t} = - \sum_{i=1}^{N_t} K_i^{tT} g_i^t (K_i^t I_{t-1}) - \mu_t (I_t - I_0)$$

其中, I_0 为输入图像, K_i^t 为第 t 步扩散过程中的第 i 个二维卷积滤波器, g_i^t 为与 K_i^t 相对应的影响函数, N_t 为第 t 步扩散过程中所使用的二维卷积滤波器的个数, μ_t 为第 t 步扩散过程的松弛系数, Δt 为两步扩散过程之间的时间差, I_t 为第 t 步扩散过程后得到的图像。

8. 一种超声成像装置, 其特征在于, 包括:

信号采集模块, 用于采集超声透射信号, 所述超声透射信号为超声信号穿过目标生物组织后形成的信号;

图像重建模块, 用于根据所述超声透射信号进行图像重建, 得到第一图像, 所述第一图像为所述目标生物组织的成像;

模型处理模块, 用于使用预设的图像处理模型对所述第一图像进行处理, 得到第二图像, 所述第二图像为从所述第一图像中去除噪声和伪影后形成的图像, 所述图像处理模型为经过预设的训练样本集训练后得到的神经网络模型, 所述训练样本集包括 N 个训练样本, 且每个训练样本均包括一个包含噪声和伪影的输入图像和一个去除噪声和伪影的输出图像, N 为正整数。

9. 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, 其特征在于, 所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至7中任一项所述的超声成像方法的步骤。

10. 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, 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中任一项所述的超声成像方法的步骤。

一种超声成像方法、装置、可读存储介质及终端设备

技术领域

[0001] 本申请属于计算机技术领域,尤其涉及一种超声成像方法、装置、计算机可读存储介质及终端设备。

背景技术

[0002] 现有技术中的超声成像方法主要有以下几类:第一类为基于直线模型的超声CT重建算法,该算法由于不需要随着声速的修正来重新计算声射线路径,因此计算量较小,重建速度较快,但是由于模型比较简单,不能准确地描述声波在生物组织内的传播过程,因此重建出来的图像有着明显的噪声和伪影;第二类为基于曲线模型的超声CT重建算法,该算法相比于直线模型的算法,考虑了声波的折射效应,理论模型更加精确,因此重建出的图像质量更好,但由于重建过程涉及多次交替进行的正向传播与反向传播过程,每次更新了声场的声速分布之后都需要重新计算声射线路径,计算量显著提高,因此重建时间也很长;第三类为全波反演算法,该算法的理论更加完备,而且重建过程同样需要进行多次的正演和反演过程,因此图像的重建质量也更好,而相应的代价就是庞大的计算量和计算时间。综上所述可知,现有的超声成像方法难以兼顾成像速度和成像质量。

发明内容

[0003] 有鉴于此,本申请实施例提供了一种超声成像方法、装置、计算机可读存储介质及终端设备,以解决现有的超声成像方法难以兼顾成像速度和成像质量的问题。

[0004] 本申请实施例的第一方面提供了一种超声成像方法,可以包括:

[0005] 采集超声透射信号,所述超声透射信号为超声信号穿过目标生物组织后形成的信号;

[0006] 根据所述超声透射信号进行图像重建,得到第一图像,所述第一图像为所述目标生物组织的成像;

[0007] 使用预设的图像处理模型对所述第一图像进行处理,得到第二图像,所述第二图像为从所述第一图像中去除噪声和伪影后形成的图像,所述图像处理模型为经过预设的训练样本集训练后得到的神经网络模型,所述训练样本集包括N个训练样本,且每个训练样本均包括一个包含噪声和伪影的输入图像和一个去除噪声和伪影的输出图像,N为正整数。

[0008] 进一步地,所述训练样本集中的任一训练样本的构造过程包括:

[0009] 构造原始的声速分布图像;

[0010] 通过仿真实验生成与所述原始的声速分布图像对应的仿真透射信号;

[0011] 根据所述仿真透射信号进行图像重建,得到重建后的声速分布图像;

[0012] 根据所述原始的声速分布图像和所述重建后的声速分布图像构造所述训练样本,其中,所述重建后的声速分布图像为所述训练样本中的输入图像,所述原始的声速分布图像为所述训练样本中的输出图像。

[0013] 进一步地,所述根据所述仿真透射信号进行图像重建,得到重建后的声速分布图

像包括：

[0014] 根据所述仿真透射信号计算各条声射线的渡越时间；

[0015] 根据各条声射线对应的发射阵元和接收阵元的位置，以及预设的直线模型，计算各条声射线在各个像素网格内经过的距离；

[0016] 根据各条声射线的渡越时间和各条声射线在各个像素网格内经过的距离计算各个像素网格的慢度；

[0017] 将各个像素网格的慢度进行灰度值映射，得到所述重建后的声速分布图像。

[0018] 进一步地，所述根据各条声射线的渡越时间和各条声射线在各个像素网格内经过的距离计算各个像素网格的慢度包括：

[0019] 构造方程组，其中，各条声射线的渡越时间和各条声射线在各个像素网格内经过的距离为所述方程组中的已知量，各个像素网格的慢度为所述方程组中的未知量；

[0020] 使用同步代数迭代算法求解所述方程组，得到各个像素网格的慢度。

[0021] 进一步地，所述图像处理模型为基于反应扩散方程的卷积神经网络模型；

[0022] 所述图像处理模型的处理过程包括：

[0023] 通过预设的二维卷积滤波器识别出输入图像的局部结构细节，所述二维卷积滤波器由离散余弦变换基进行参数化；

[0024] 通过预设的影响函数对所述局部结构细节进行各向异性平滑，得到输出图像，所述影响函数由高斯径向基函数进行参数化。

[0025] 本申请实施例的第二方面提供了一种超声成像装置，可以包括：

[0026] 信号采集模块，用于采集超声透射信号，所述超声透射信号为超声信号穿过目标生物组织后形成的信号；

[0027] 图像重建模块，用于根据所述超声透射信号进行图像重建，得到第一图像，所述第一图像为所述目标生物组织的成像；

[0028] 模型处理模块，用于使用预设的图像处理模型对所述第一图像进行处理，得到第二图像，所述第二图像为从所述第一图像中去除噪声和伪影后形成的图像，所述图像处理模型为经过预设的训练样本集训练后得到的神经网络模型，所述训练样本集包括N个训练样本，且每个训练样本均包括一个包含噪声和伪影的输入图像和一个去除噪声和伪影的输出图像，N为正整数。

[0029] 本申请实施例的第三方面提供了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上述任一种超声成像方法的步骤。

[0030] 本申请实施例的第四方面提供了一种终端设备，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上述任一种超声成像方法的步骤。

[0031] 本申请实施例的第五方面提供了一种计算机程序产品，当计算机程序产品在所述终端设备上运行时，使得所述终端设备执行上述任一种超声成像方法的步骤。

[0032] 本申请实施例与现有技术相比存在的有益效果是：本申请实施例首先采集超声透射信号，所述超声透射信号为超声信号穿过目标生物组织后形成的信号，然后根据所述超声透射信号进行图像重建，得到第一图像，所述第一图像为所述目标生物组织的成像，其中

会有着明显的噪声和伪影,接着使用预设的图像处理模型对所述第一图像进行处理,得到第二图像。由于所述图像处理模型为经过预设的训练样本集训练后得到的神经网络模型,且其中的每个训练样本均包括一个包含噪声和伪影的输入图像和一个去除噪声和伪影的输出图像,使得训练后的所述图像处理模型能够从所述第一图像中去除噪声和伪影,从而得到不包含噪声和伪影的所述第二图像。而且由于模型已经预先训练完成,所以对图像的质量恢复过程耗时很短,从而在保证较快的成像速度的同时也能得到较好的成像质量。

附图说明

[0033] 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它的附图。

[0034] 图1为训练样本集中的任一训练样本的构造过程的示意图;

[0035] 图2为根据仿真透射信号进行图像重建的示意图;

[0036] 图3为训练样本集中的部分训练样本的示意图;

[0037] 图4为图像处理模型的整体结构示意图;

[0038] 图5为本申请实施例中一种超声成像方法的一个实施例流程图;

[0039] 图6为在测试样本集上的部分测试结果的示意图;

[0040] 图7为在测试样本集中声速图像的恢复结果的示意图;

[0041] 图8为图7中沿着虚线上的声速值分布的示意图;

[0042] 图9为本申请实施例中一种超声成像装置的一个实施例结构图;

[0043] 图10为本申请实施例中一种终端设备的示意框图。

具体实施方式

[0044] 为使得本申请的发明目的、特征、优点能够更加的明显和易懂,下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,下面所描述的实施例仅仅是本申请一部分实施例,而非全部的实施例。基于本申请中的实施例,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它实施例,都属于本申请保护的范围。

[0045] 应当理解,当在本说明书和所附权利要求书中使用时,术语“包括”指示所描述特征、整体、步骤、操作、元素和/或组件的存在,但并不排除一个或多个其它特征、整体、步骤、操作、元素、组件和/或其集合的存在或添加。

[0046] 还应当理解,在此本申请说明书中所使用的术语仅仅是出于描述特定实施例的目的而并不意在限制本申请。如在本申请说明书和所附权利要求书中所使用的那样,除非上下文清楚地指明其它情况,否则单数形式的“一”、“一个”及“该”意在包括复数形式。

[0047] 还应当进一步理解,在本申请说明书和所附权利要求书中使用的术语“和/或”是指相关联列出的项中的一个或多个的任何组合以及所有可能组合,并且包括这些组合。

[0048] 如在本说明书和所附权利要求书中所使用的那样,术语“如果”可以依据上下文被解释为“当...时”或“一旦”或“响应于确定”或“响应于检测到”。类似地,短语“如果确定”或

“如果检测到[所描述条件或事件]”可以依据上下文被解释为意指“一旦确定”或“响应于确定”或“一旦检测到[所描述条件或事件]”或“响应于检测到[所描述条件或事件]”。

[0049] 另外,在本申请的描述中,术语“第一”、“第二”、“第三”等仅用于区分描述,而不能理解为指示或暗示相对重要性。

[0050] 本申请实施例的核心在于在根据超声透射信号进行图像重建后,使用预设的图像处理模型对重建后的图像进行处理,去除掉其中的噪声和伪影,从而得到高质量的图像。

[0051] 为了确保所述图像处理模型能够实现去除噪声和伪影的功能,需要预先通过大量的训练样本对其进行训练。在本申请实施例中,可以预先构造包括N个(N为正整数)训练样本的训练样本集对所述图像处理模型进行训练,其中,每个训练样本均包括一个包含噪声和伪影的输入图像(作为所述图像处理模型的输入)和一个去除噪声和伪影的输出图像(作为所述图像处理模型预期的输出)。

[0052] 如图1所示,所述训练样本集中的任一训练样本的构造过程可以包括:

[0053] 步骤S101、构造原始的声速分布图像。

[0054] 考虑到常规环境下生物体内不同组织结构的声速分布,构造出的声速范围可以为1300-1700米每秒。其中较为简单的声速分布图像主要由一些规则的几何图形组成,这些几何图形将整个成像区域划分成不同的区域,每个区域内的声速值设为一个定值。为了提高所述图像处理模型处理各种声速分布图像的能力,需要提高声速分布图像的复杂度。本申请实施例中从两个方面来提高声速分布图像的复杂度:一方面将规则的几何图形进行扭曲拉伸等复杂形变来模拟生物体内不同组织之间复杂不规则的边界;另一方面在划分出的不同区域内生成平滑且连续变化的声速场。

[0055] 步骤S102、通过仿真实验生成与所述原始的声速分布图像对应的仿真透射信号。

[0056] 在本申请实施例中,可以使用MATLAB平台的k-Wave超声仿真工具箱进行仿真实验,通过k-Wave超声仿真工具箱可以在计算网格内部设置超声换能器的阵元位置、信号波形和频率、发射时间,传播介质的声速、密度和衰减系数,还可以在计算网格的边界设置完全匹配层。另外,诸如计算网格的个数以及大小、仿真信号的采集时间等参数都可以进行设置。利用k-Wave超声仿真工具箱在 400×400 大小的计算网格内设置了一个内部半径为9.9厘米、一共有512个阵元、探头的中心频率为1Mhz的超声环阵换能器。将之前构造好的原始的声速分布图像也输入计算网格,依次控制每个阵元发射信号,并由其他所有阵元进行接收,通过这样的仿真实验生成与所述原始的声速分布图像对应的仿真透射信号。

[0057] 需要注意的是,以上过程是基于环阵超声换能器,但该方法同样可以移植到其他类型的超声换能器上,例如线阵、扇形阵或者三角阵等等。

[0058] 步骤S103、根据所述仿真透射信号进行图像重建,得到重建后的声速分布图像。

[0059] 如图2所示,步骤S103具体可以包括以下过程:

[0060] 步骤S1031、根据所述仿真透射信号计算各条声射线的渡越时间。

[0061] 在得到所述仿真透射信号之后,可以利用阈值法、最大值法或者相关函数法计算所述仿真透射信号的各条声射线的渡越时间。

[0062] 步骤S1032、根据各条声射线对应的发射阵元和接收阵元的位置,以及预设的直线模型,计算各条声射线在各个像素网格内经过的距离。

[0063] 为了重建声速分布图像,首先确定重建图像的大小为 180×180 ,然后可以根据各

条声射线对应的发射阵元和接收阵元的位置,以及预设的直线模型,计算出各条声射线经过的所有像素网格,以及各条声射线在各个像素网格内经过的距离。

[0064] 步骤S1033、根据各条声射线的渡越时间和各条声射线在各个像素网格内经过的距离计算各个像素网格的慢度。

[0065] 首先,构造方程组,其中,各条声射线的渡越时间和各条声射线在各个像素网格内经过的距离为所述方程组中的已知量,各个像素网格的慢度为所述方程组中的未知量。

[0066] 具体地,发射阵元*i*和接收阵元*j*之间的声射线的渡越时间可以表示为:

$$[0067] \quad t_{i,j} = \sum_{k=1}^{180 \times 180} \left(l_{i,j,k} \times \frac{1}{u_k} \right) \quad \text{式(1)}$$

[0068] 其中, u_k 为第*k*个像素网格内的声速值, $l_{i,j,k}$ 为发射阵元*i*和接收阵元*j*之间的声射线在第*k*个像素网格内经过的距离,对于512个阵元的超声换能器,声射线的条数一共有 512×512 条,即可以得到 512×512 个和式(1)具有相同形式的方程,这些方程可以整理成如下的一个方程组:

$$[0069] \quad T = L \times S \quad \text{式(2)}$$

[0070] 其中, L 是大小为 512^2 行、 180^2 列的矩阵,表示每条声射线在每个像素网格内经过的距离。 S 是长度为 180^2 的列向量,表示每个像素网格内声速的倒数,也称作慢度。 T 是长度为 512^2 的列向量,表示每条声射线的渡越时间。

[0071] 然后,可以使用同步代数迭代算法求解所述方程组,得到各个像素网格的慢度。

[0072] 具体地,为了求解未知的慢度分布 S ,可以采用同步代数迭代算法(Simultaneous Algebraic Reconstruction Technique, SART)来求解所述方程组。所述同步代数迭代算法的迭代公式为:

$$[0073] \quad S_k^p = S_k^{p-1} + \lambda \frac{\sum_{q=1}^{512^2} \frac{l_{q,k}}{\sum_{k=1}^{180^2} l_{q,k}} (t_q - S^{p-1} \cdot l_q)}{\sum_{k=1}^{512^2} l_{q,k}} \quad \text{式(3)}$$

[0074] 其中, S_k^p 为第*p*次迭代后第*k*个像素网格的慢度,迭代的慢度初始值均取为 $1/1500$, $l_{q,k}$ 为第*q*条声射线在第*k*个像素网格内经过的距离, λ 为迭代的松弛系数,其取值优选设置为0.2。

[0075] 步骤S1034、将各个像素网格的慢度进行灰度值映射,得到所述重建后的声速分布图像。

[0076] 在得到所述方程组的迭代数值解之后,通过线性压缩将其映射到0到255的灰度值上,从而得到声速(或者慢度)分布的图像,也即所述重建后的声速分布图像。

[0077] 需要注意的是,以上过程使用的是基于直线假设的代数迭代重建算法,实际应用中,还可以采用其他的超声CT重建算法,例如滤波反投影算法、基于曲线模型的重建算法以及全波反演重建算法等等。

[0078] 步骤S104、根据所述原始的声速分布图像和所述重建后的声速分布图像构造所述

训练样本。

[0079] 其中,所述重建后的声速分布图像为所述训练样本中的输入图像,所述原始的声速分布图像为所述训练样本中的输出图像。

[0080] 由于每次仿真实验的耗时较长,较难在短时间内生成大量训练样本。在本申请实施例中,可以首先构造出一部分的训练样本,然后对其进行数据扩充,从而得到更多的训练样本。在一种具体实现中,可以只构造55个训练样本,然后通过数据扩充得到440个训练样本,将这些训练样本共同组成所述训练样本集,图3所示即为所述训练样本集中的部分训练样本,其中,每一列均为一个训练样本,对其中任一训练样本而言,上图为其原始的声速分布图像,下图为其重建后的声速分布图像。

[0081] 在本申请实施例中,所述图像处理模型可以为任意一种机器学习或者深度学习的神经网络模型,例如,可以是以U-Net为代表的图像语义分割网络模型。优选地,本申请实施例中采用基于反应扩散方程的卷积神经网络模型,则该模型首先通过预设的二维卷积滤波器识别出输入图像的局部结构细节,然后,通过预设的影响函数对所述局部结构细节进行各向异性平滑,得到输出图像。

[0082] 具体地,在解决图像恢复问题的方法中,非线性各向异性扩散定义了一类高效的图像恢复方法。在每一步扩散过程中通过一些线性滤波器对图像进行卷积操作来识别图像中的异常值,再通过扩散函数对这些异常值进行修正和平滑。这类方法源于物质自由扩散的物理模型。假设空间中存在一个密度场 $\rho(x, y, z, t)$,其表示在 t 时刻,空间中任意一点单位体积内物质的分子个数。考虑到物质守恒,空间中某一区域中浓度的变化必然是由于存在物质流出或流入该区域。这种规律可以由连续性方程来描述

$$[0083] \quad \frac{\partial \rho}{\partial t} + \operatorname{div}(F) = 0 \quad \text{式(4)}$$

[0084] 其中, F 表示通量场, $\operatorname{div}(F)$ 表示通量场 F 的散度,也即某点处单位体积单位时间内物质的外流量密度。

[0085] 通量场等于速度场和密度场的乘积:

$$[0086] \quad F(x, y, z) = u(x, y, z) \rho(x, y, z) \quad \text{式(5)}$$

[0087] 物质通常从高浓度区域向低浓度区域运动,而且浓度差越大,运动越剧烈。由菲克定律,通量可以用浓度的负梯度来表示:

$$[0088] \quad F = -K \nabla \rho \quad \text{式(6)}$$

[0089] 其中, K 为扩散系数,用来调节浓度差和扩散方向之间的关系。

[0090] 将式(6)代入式(3)中,就可以得到以下的扩散方程:

$$[0091] \quad \frac{\partial \rho}{\partial t} = \operatorname{div}(\nabla \rho) = \Delta \rho \quad \text{式(7)}$$

[0092] 式(4)的物理含义为,在每个小时间段内,如果某一个点的物质浓度的二阶导数大于0,那么就增加该点的浓度;反之如果某一个点的物质浓度的二阶导数小于0,那么就降低该点的浓度。二阶导数大于0代表该点的浓度值是下凹的,所以该点的浓度随着时间变化会增加;二阶导数小于0代表该点的浓度值上凸,所以该点的浓度随着时间变化会降低。假设

一幅二维图像为 $I(x, y)$, 根据式(4)可以得到该图像的扩散方程如下所示:

$$[0093] \quad \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(\nabla I) \quad \text{式(8)}$$

[0094] 但式(5)是各项同性的均匀扩散方程, 直接用于平滑图像会导致所有的图像细节都被均匀模糊。经典的用于图像处理的扩散方程为如下所示的P-M方程:

$$[0095] \quad \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(c(|\nabla I|) \cdot \nabla I) \quad \text{式(9)}$$

[0096] 其中, 扩散函数 c 是单调递减函数, 因此当图像某处的梯度的绝对值较大的时候, 该位置图像的扩散速度较低。通常图像中的边缘结构梯度值较大, 因此P-M方程可以在起到平滑图像的同时保护图像的边缘结构。通过改变扩散函数以及方向导数的形式, 可以实现对图像不同类型细节和结构的恢复和处理。但传统的各向异性扩散过程所对应的偏微分方程通常具有固定的形式, 因此针对不同类型的图像和不同类型的处理任务需要设计不同形式的偏微分方程。为了让计算机能够通过机器学习来针对不同的训练图像学习出合适的方程参数, 需要构建基于反应扩散方程的学习网络模型。

[0097] P-M方程的离散形式为:

$$[0098] \quad \frac{I_{t+1} - I_t}{\Delta t} = - \sum_{i=\{x,y\}} \nabla_i^T g(\nabla_i I_t) \quad \text{式(10)}$$

[0099] 其中:

$$[0100] \quad g(x) = x \cdot c(x) \quad \text{式(11)}$$

[0101] 函数 c 即为扩散函数, 函数 g 为影响函数。为了拓展扩散网络的能力, 将P-M方程中的一维梯度滤波器替换为尺寸更大的二维卷积滤波器, 同时增加滤波器的个数便于提取更多类型的图像特征。另外还可以加入数值保真项来控制扩散处理后的图像与原始图像的偏差。经过以上扩展后, 所述图像处理模型可以表示为:

$$[0102] \quad \frac{I_t - I_{t-1}}{\Delta t} = - \sum_{i=1}^{N_t} K_i^{t^T} g_i^t(K_i^t I_{t-1}) - \mu_t (I_t - I_0) \quad \text{式(12)}$$

[0103] 其中, I_0 为输入图像。 K_i^t 为第 t 步扩散过程中的第 i 个二维卷积滤波器, 作用是提取图像局部的结构特征, g_i^t 为与 K_i^t 相对应的影响函数, 作用是根据 K_i^t 提取出的图像局部的结构特征来确定该位置图像值的扩散速度, N_t 为第 t 步扩散过程中所使用的二维卷积滤波器的个数, μ_t 为第 t 步扩散过程的松弛系数, Δt 为两步扩散过程之间的时间差, I_t 为第 t 步扩散过程后得到的图像。

[0104] 为了利用训练数据训练出合适的扩散网络模型, 可以对网络模型中的核心部分, 也即影响函数 g 和二维卷积滤波器 K 进行参数化。

[0105] 其中, 影响函数通过一组高斯径向基函数进行参数化。本申请实施例中优选采用一组共63个高斯径向基函数:

$$[0106] \quad \phi(x)_n = \exp\left(-\frac{(x-\alpha_n)^2}{2\sigma^2}\right),$$

$$[0107] \quad \alpha_n = -320 + 10n, \sigma = 0.1 \quad \text{式(13)}$$

[0108] 二维卷积滤波器通过一组离散余弦变换基(除去直流分量)来进行参数化。二维卷积滤波器对应的卷积核的大小取为 5×5 ,滤波器个数取为24个。优选地,本申请实施例中总共设定了5步扩散过程,即 $T=5$ 。网络模型的整体结构图如图4所示。

[0109] 网络模型构建完成后,可以在训练样本集上采用L-BFGS梯度下降算法最小化损失函数对所述图像处理模型的参数进行训练。需要训练的参数为影响函数 g 、二维卷积滤波器 K 以及松弛系数 μ_t ,训练过程中最小化的损失函数为:

$$[0110] \quad L(\mu_t, g_i^t, K_i^t) = \sum_{s=1}^{N_s} \frac{1}{2} \|I_t^s - I_{gt}^s\|_2^2 \quad \text{式(14)}$$

[0111] 其中, N_s 表示训练样本的个数, I_{gt}^s 表示第 s 个训练样本的真值图像(即预期的输出), I_t^s 表示第 s 个训练样本的实际的输出。

[0112] 在完成对所述图像处理模型的训练之后,即可利用其进行超声成像,具体地,如图5所示,本申请实施例中提供的一种超声成像方法可以包括如下过程:

[0113] 步骤S501、采集超声透射信号。

[0114] 所述超声透射信号为超声信号穿过目标生物组织后形成的信号。

[0115] 步骤S502、根据所述超声透射信号进行图像重建,得到第一图像。

[0116] 所述第一图像为所述目标生物组织的成像,其中会有着明显的噪声和伪影。步骤S502中的图像重建过程与步骤S103中的图像重建过程类似,具体可参照步骤S103中的详细描述,此处不再赘述。

[0117] 步骤S503、使用预设的图像处理模型对所述第一图像进行处理,得到第二图像。

[0118] 所述第二图像即为从所述第一图像中去除噪声和伪影后形成的图像。

[0119] 将训练好的图像处理模型在不同于训练样本集的测试样本集上进行了测试,其中一部分测试结果如图6所示,对比原始图像、代数迭代方法重建图像以及经过所述图像处理模型恢复后的图像可以看出,所述图像处理模型有效地去除了重建图像中的噪声以及条状伪影。尽管重建图像中存在明显的图像畸变,所述图像处理模型还是在这些畸变的基础上一定程度上恢复出了一部分组织的边界信息。两种声速重建方法在测试集上重建出的声速分布均方误差、声速图像的峰值信噪比以及声速图像的结构相似性的均值和标准差如下表所示:

	重建方法	声速分布 均方误差	声速图像 峰值信噪比	声速图像 结构相似性
[0120]	同步代数迭代	6.82 ± 4.32	27.64 ± 3.04	0.66 ± 0.16
	同步代数迭代+ 扩散网络	3.58 ± 2.20	33.13 ± 2.38	0.96 ± 0.02

[0121] 三个量化指标都表明,经过所述图像处理模型的恢复过程,声速重建的精度以及声速图像的质量都得到了显著提高,表明了扩散网络重建方法的有效性。

[0122] 此外,为了更直观地考察扩散网络对重建声速值的校正效果,图7示出了三个测试样本集声速图像的恢复结果,沿着虚线上的声速值分布显示在图8中。从图8中可以看出,传统的代数迭代方法重建出的声速分布有着很强的噪声干扰,并且在声速值发生跳变的位置会产生较大的误差。而经过扩散网络恢复之后,噪声得到了有效的移植,并且在声速跳变位置的误差也得到了较好地校正,从而提高了声速分布重建结果的准确度。

[0123] 综上所述,本申请实施例首先采集超声透射信号,所述超声透射信号为超声信号穿过目标生物组织后形成的信号,然后根据所述超声透射信号进行图像重建,得到第一图像,所述第一图像为所述目标生物组织的成像,其中会有着明显的噪声和伪影,接着使用预设的图像处理模型对所述第一图像进行处理,得到第二图像。由于所述图像处理模型为经过预设的训练样本集训练后得到的神经网络模型,且其中的每个训练样本均包括一个包含噪声和伪影的输入图像和一个去除噪声和伪影的输出图像,使得训练后的所述图像处理模型能够从所述第一图像中去除噪声和伪影,从而得到不包含噪声和伪影的所述第二图像。而且由于模型已经预先训练完成,所以对图像的质量恢复过程耗时很短,从而在保证较快的成像速度的同时也能得到较好的成像质量。

[0124] 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。

[0125] 对应于上文实施例所述的一种超声成像方法,图9示出了本申请实施例提供了一种超声成像装置的一个实施例结构图。

[0126] 本实施例中,一种超声成像装置可以包括:

[0127] 信号采集模块901,用于采集超声透射信号,所述超声透射信号为超声信号穿过目标生物组织后形成的信号;

[0128] 图像重建模块902,用于根据所述超声透射信号进行图像重建,得到第一图像,所述第一图像为所述目标生物组织的成像;

[0129] 模型处理模块903,用于使用预设的图像处理模型对所述第一图像进行处理,得到第二图像,所述第二图像为从所述第一图像中去除噪声和伪影后形成的图像,所述图像处理模型为经过预设的训练样本集训练后得到的神经网络模型,所述训练样本集包括N个训练样本,且每个训练样本均包括一个包含噪声和伪影的输入图像和一个去除噪声和伪影的输出图像,N为正整数。

[0130] 进一步地,所述超声成像装置还可以包括:

- [0131] 声速分布构造模块,用于构造原始的声速分布图像;
- [0132] 透射信号生成模块,用于通过仿真实验生成与所述原始的声速分布图像对应的仿真透射信号;
- [0133] 仿真重建模块,用于根据所述仿真透射信号进行图像重建,得到重建后的声速分布图像;
- [0134] 训练样本构造模块,用于根据所述原始的声速分布图像和所述重建后的声速分布图像构造所述训练样本,其中,所述重建后的声速分布图像为所述训练样本中的输入图像,所述原始的声速分布图像为所述训练样本中的输出图像。
- [0135] 进一步地,所述仿真重建模块可以包括:
- [0136] 渡越时间计算子模块,用于根据所述仿真透射信号计算各条声射线的渡越时间;
- [0137] 距离计算子模块,用于根据各条声射线对应的发射阵元和接收阵元的位置,以及预设的直线模型,计算各条声射线在各个像素网格内经过的距离;
- [0138] 慢度计算子模块,用于根据各条声射线的渡越时间和各条声射线在各个像素网格内经过的距离计算各个像素网格的慢度;
- [0139] 图像重建子模块,用于将各个像素网格的慢度进行灰度值映射,得到所述重建后的声速分布图像。
- [0140] 进一步地,所述慢度计算子模块可以包括:
- [0141] 方程组构造单元,用于构造方程组,其中,各条声射线的渡越时间和各条声射线在各个像素网格内经过的距离为所述方程组中的已知量,各个像素网格的慢度为所述方程组中的未知量;
- [0142] 迭代求解单元,用于使用同步代数迭代算法求解所述方程组,得到各个像素网格的慢度。
- [0143] 所属领域的技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,上述描述的装置,模块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。
- [0144] 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。
- [0145] 图10示出了本申请实施例提供的一种终端设备的示意框图,为了便于说明,仅示出了与本申请实施例相关的部分。
- [0146] 如图10所示,该实施例的终端设备10包括:处理器100、存储器101以及存储在所述存储器101中并可在所述处理器100上运行的计算机程序102。所述处理器100执行所述计算机程序102时实现上述各个超声成像方法实施例中的步骤,例如图5所示的步骤S501至步骤S503。或者,所述处理器100执行所述计算机程序102时实现上述各装置实施例中各模块/单元的功能,例如图9所示模块901至模块903的功能。
- [0147] 示例性的,所述计算机程序102可以被分割成一个或多个模块/单元,所述一个或多个模块/单元被存储在所述存储器101中,并由所述处理器100执行,以完成本申请。所述一个或多个模块/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102在所述终端设备10中的执行过程。
- [0148] 所述终端设备10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。本领域技术人员可以理解,图10仅仅是终端设备10的示例,并不构成对终端设备10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10还可以包括输入输出设备、网络接入设备、总线等。

[0149] 所述处理器100可以是中央处理单元(Central Processing Unit,CPU),还可以是其它通用处理器、数字信号处理器(Digital Signal Processor,DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,ASIC)、现场可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array,FPGA)或者其它可编程逻辑器件、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。

[0150] 所述存储器101可以是所述终端设备10的内部存储单元,例如终端设备10的硬盘或内存。所述存储器101也可以是所述终端设备10的外部存储设备,例如所述终端设备10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101还可以既包括所述终端设备10的内部存储单元也包括外部存储设备。所述存储器101用于存储所述计算机程序以及所述终端设备10所需的其它程序和数据。所述存储器101还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

[0151] 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。

[0152] 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。

[0153] 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。

[0154] 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。

[0155] 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。

[0156] 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。

[0157] 所述集成的模块/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。

[0158] 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。

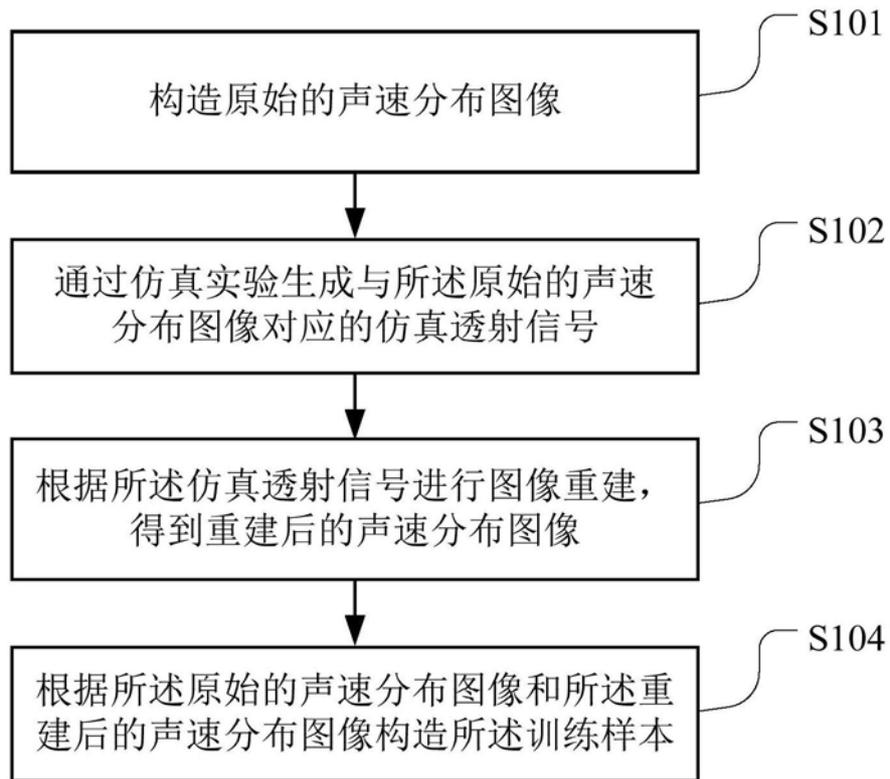


图1

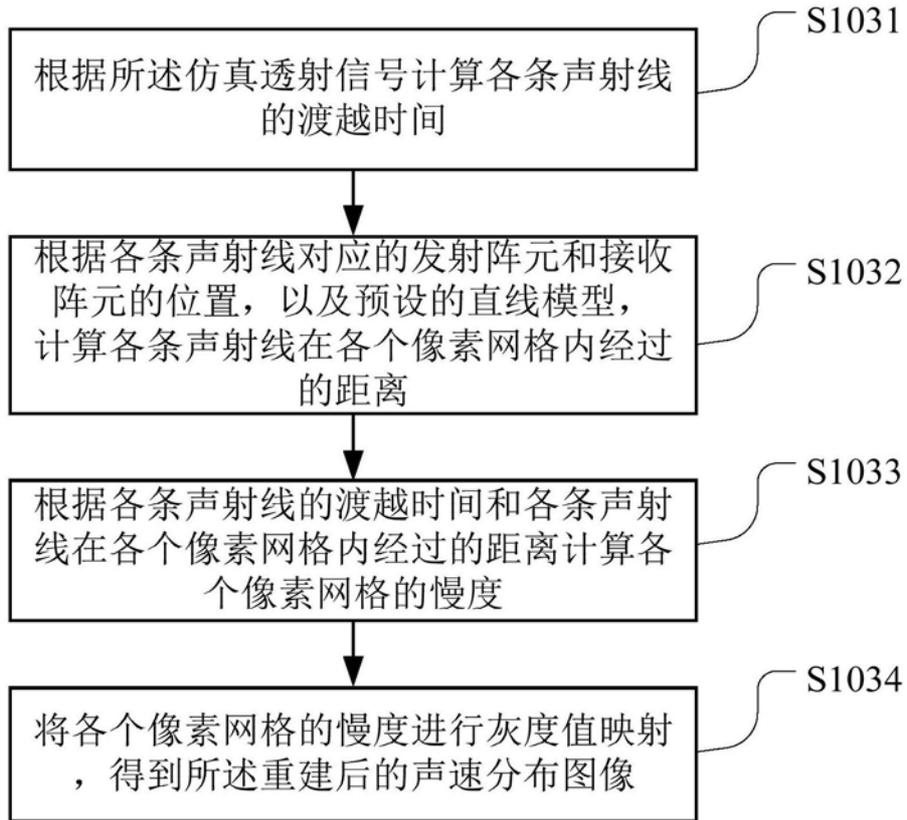


图2

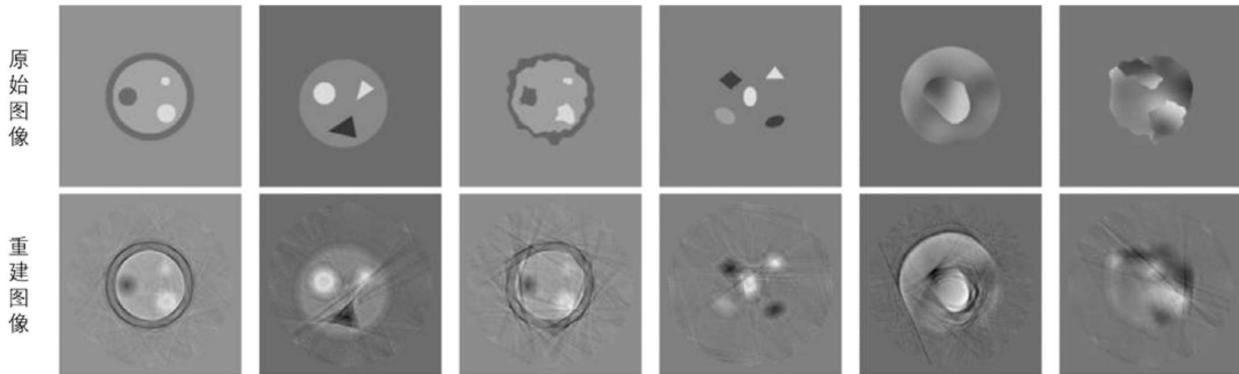


图3

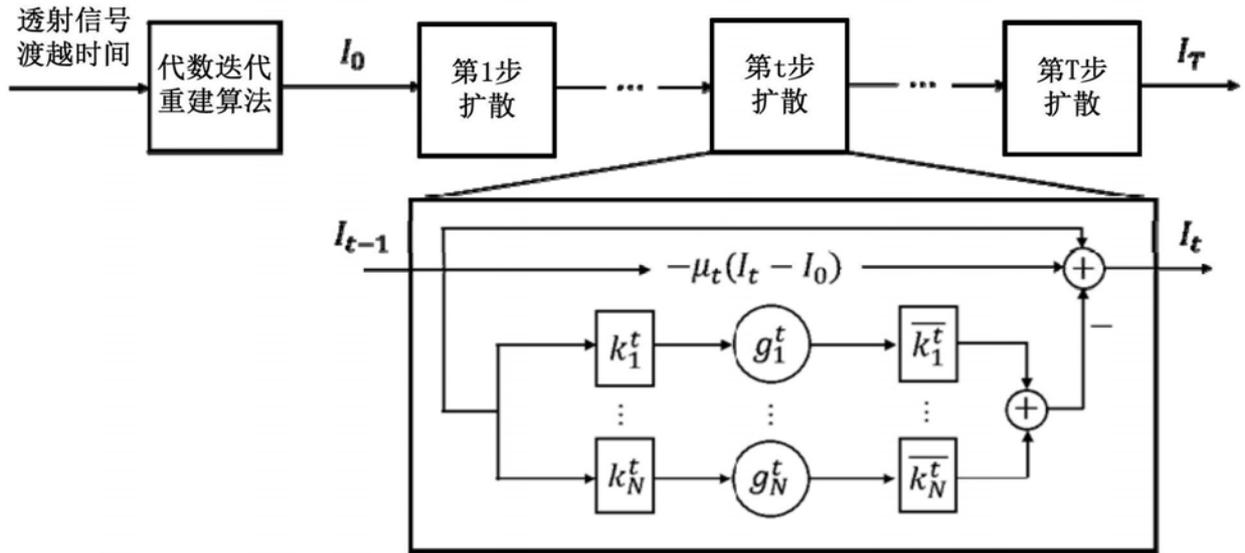


图4

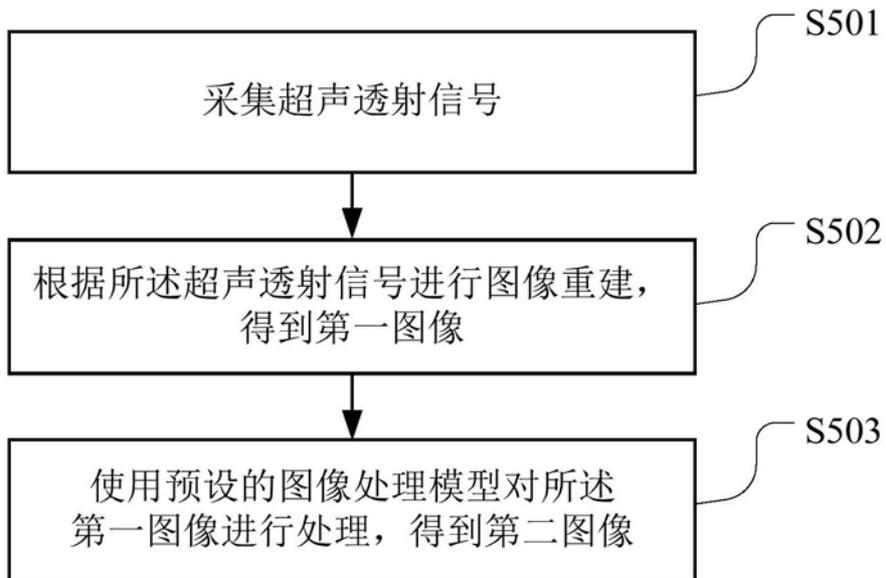


图5

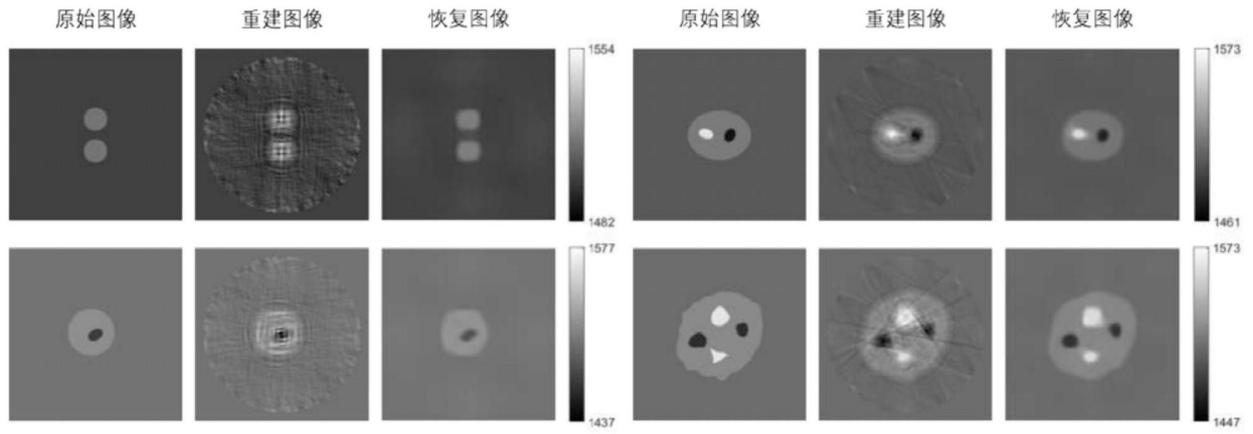


图6

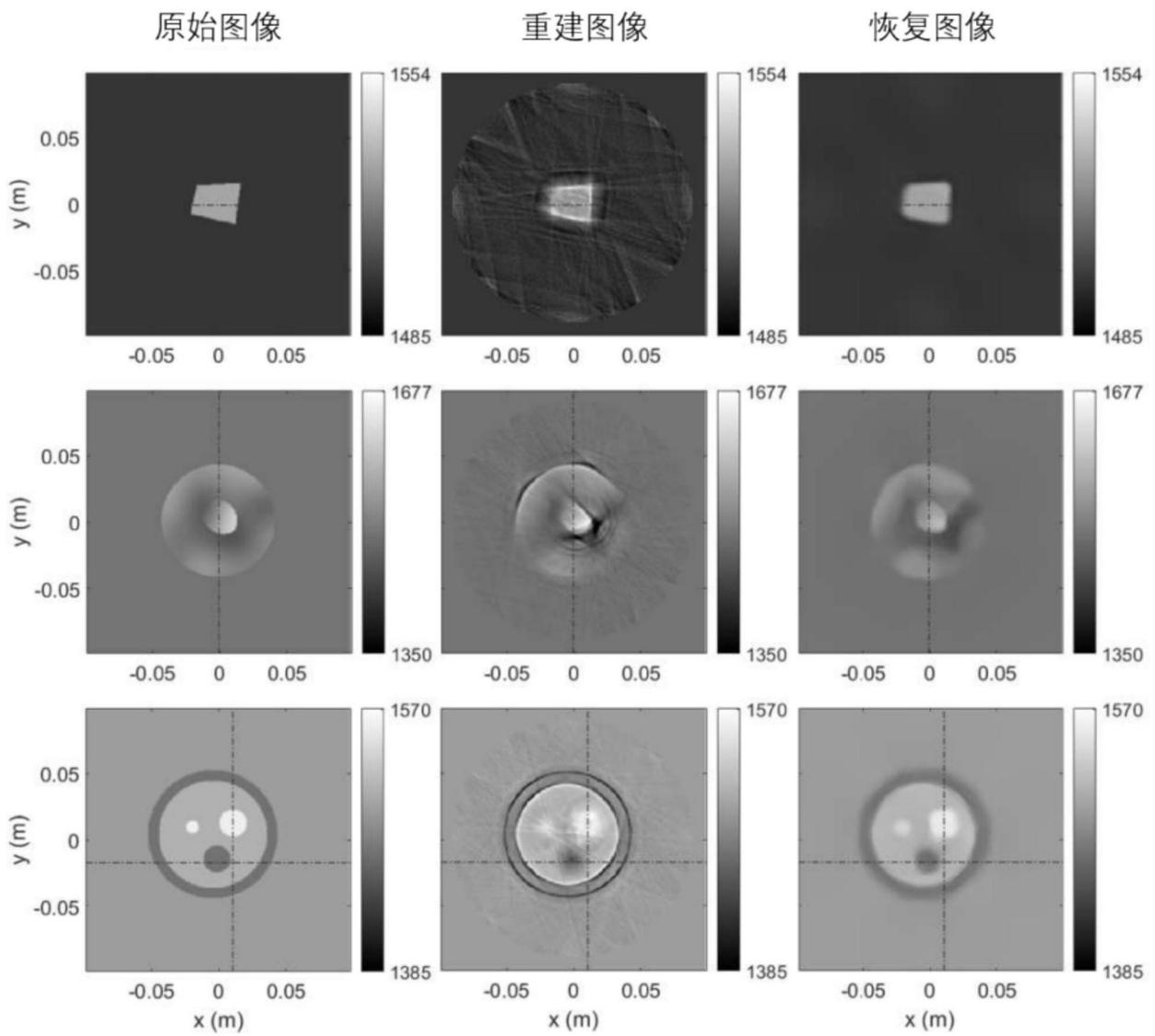


图7

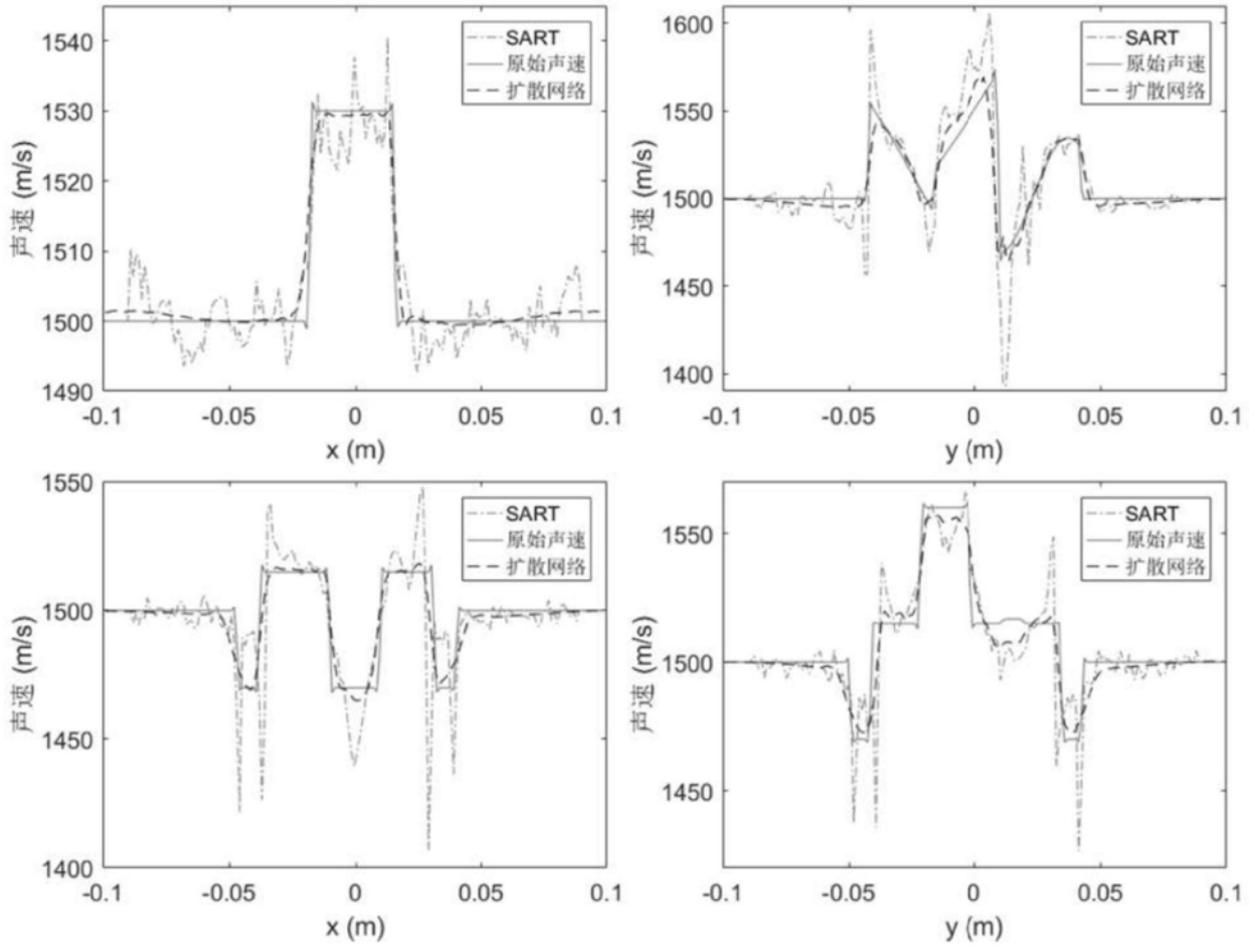


图8

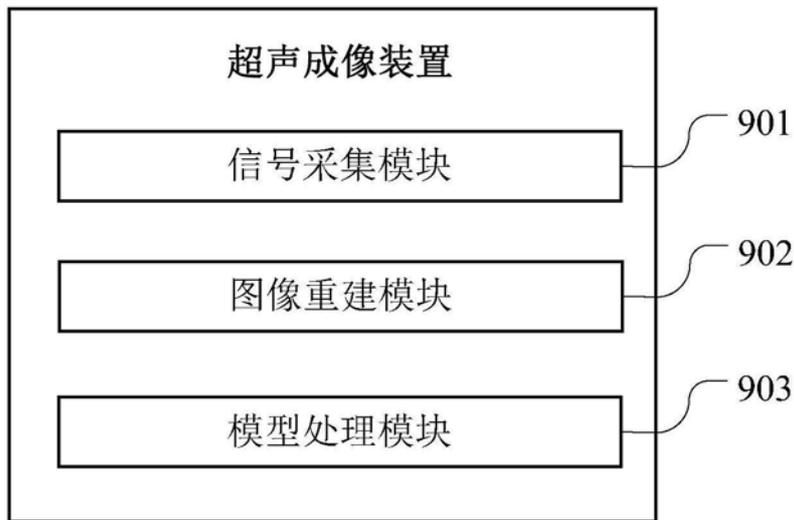


图9

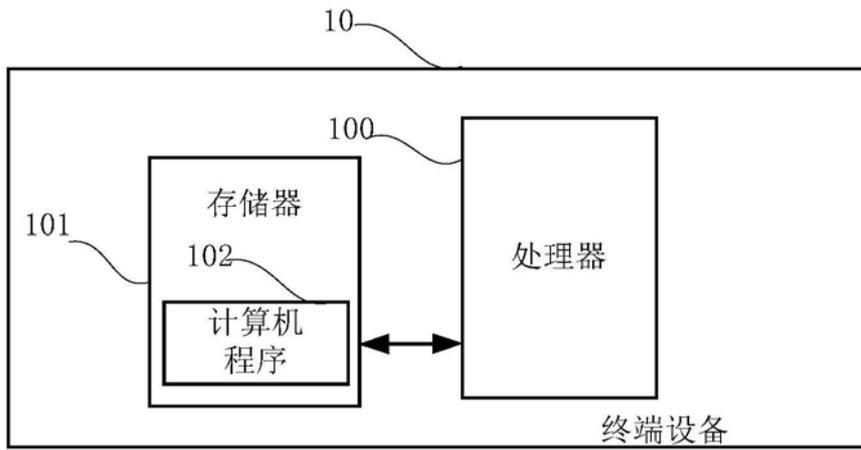


图10

专利名称(译)	一种超声成像方法、装置、可读存储介质及终端设备		
公开(公告)号	CN111091603A	公开(公告)日	2020-05-01
申请号	CN201911066627.6	申请日	2019-11-04
[标]申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
当前申请(专利权)人(译)	深圳先进技术研究院		
[标]发明人	肖杨 王丛知 张湘楠 邓志婷		
发明人	肖杨 谭清源 王丛知 张湘楠 邓志婷		
IPC分类号	G06T11/00 A61B8/08		
代理人(译)	刘永康		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本申请属于计算机技术领域，尤其涉及一种超声成像方法、装置、计算机可读存储介质及终端设备。所述方法采集超声透射信号，所述超声透射信号为超声信号穿过目标生物组织后形成的信号；根据所述超声透射信号进行图像重建，得到第一图像，所述第一图像为所述目标生物组织的成像；使用预设的图像处理模型对所述第一图像进行处理，得到第二图像，所述第二图像为从所述第一图像中去除噪声和伪影后形成的图像，所述图像处理模型为经过预设的训练样本集训练后得到的神经网络模型。所述方法对图像的质量恢复过程耗时很短，从而在保证较快的成像速度的同时也能得到较好的成像质量。

