



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110074813 A

(43)申请公布日 2019.08.02

(21)申请号 201910342064.2

(22)申请日 2019.04.26

(71)申请人 深圳大学

地址 518060 广东省深圳市南山区粤海街道南海大道3688号

(72)发明人 陈昕 赵万明 谢辰熙 邢运成

(74)专利代理机构 北京高沃律师事务所 11569

代理人 杜阳阳

(51)Int.Cl.

A61B 8/00(2006.01)

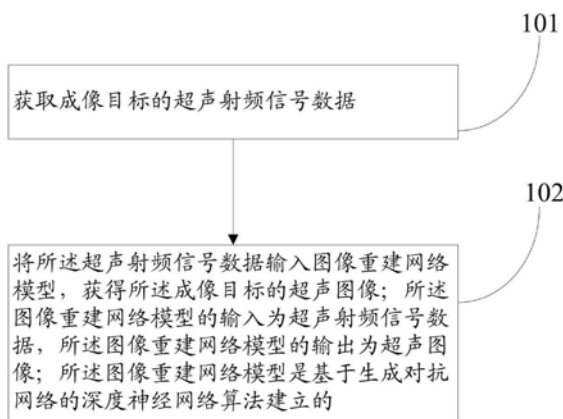
权利要求书2页 说明书6页 附图6页

(54)发明名称

一种超声图像重建方法及系统

(57)摘要

本发明公开一种超声图像重建方法及系统。图像重建网络模型的建立方法包括：获取训练样本集；训练样本集包括多个样本对，每一样本对包括根据自然图像和/或医学图像获得的一组超声射频训练数据和对应的一幅训练灰阶图像。构建生成对抗网络模型，生成对抗网络模型包括生成器和判别器。利用训练样本集训练生成对抗网络模型，使生成对抗网络模型达到纳什平衡，将纳什平衡状态下的生成器作为图像重建网络模型，用于超声图像重建。本发明利用分辨率远高于超声图像的自然图像和医学图像作为训练生成对抗网络模型的数据基础，然后通过生成对抗网络模型自动学习优化参数，获得从原始数据到超声图像的映射关系，能够有效提高成像质量。



1. 一种超声图像重建方法,其特征在于,所述方法包括:

获取成像目标的超声射频信号数据;

将所述超声射频信号数据输入图像重建网络模型,获得所述成像目标的超声图像;其中,所述图像重建网络模型的输入为超声射频信号数据,所述图像重建网络模型的输出为超声图像;所述图像重建网络模型是基于生成对抗网络的深度神经网络算法建立的;所述图像重建网络模型的建立方法包括:

获取训练样本集;所述训练样本集包括多个样本对,每一所述样本对包括一组超声射频训练数据和一幅与所述超声射频训练数据对应的训练灰阶图像;其中,所述超声射频训练数据为根据样本的自然图像和/或医学图像获得的超声射频数据;所述医学图像包括CT图像和磁共振图像中至少一者;

构建生成对抗网络模型,所述生成对抗网络模型包括生成器和判别器;

利用所述训练样本集训练所述生成对抗网络模型,使所述生成对抗网络模型达到纳什平衡,将纳什平衡状态下的生成器作为图像重建网络模型。

2. 根据权利要求1所述的超声图像重建方法,其特征在于,获取所述超声射频训练数据的方法包括:

获取样本的自然图像和/或医学图像;

将所述自然图像和/或所述医学图像输入超声声场仿真软件,获得样本的超声射频训练数据。

3. 根据权利要求1所述的超声图像重建方法,其特征在于,所述生成器包括七层结构;其中,第一层为全连接层;第二层为批量归一化层;第三层为全连接层;第四层为批量归一化层;第五层为二维反卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2;第六层为批量归一化层;第七层为反卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2,激活函数为sigmoid函数。

4. 根据权利要求1所述的超声图像重建方法,其特征在于,所述判别器包括五层结构;其中,第一层和第二层为二维卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2,激活函数为带泄露修正线性单元函数;第三层、第四层和第五层为全连接层。

5. 一种超声图像重建系统,其特征在于,所述系统包括:

射频数据获取模块,用于获取成像目标的超声射频信号数据;

图像重建模块,用于将所述超声射频信号数据输入图像重建网络模型,获得所述成像目标的超声图像;其中,所述图像重建网络模型的输入为超声射频信号数据,所述图像重建网络模型的输出为超声图像;所述图像重建网络模型是基于生成对抗网络的深度神经网络算法建立的;所述图像重建网络模型的建立子系统包括:

样本集获取模块,用于获取训练样本集;所述训练样本集包括多个样本对,每一所述样本对包括一组超声射频训练数据和一幅与所述超声射频训练数据对应的训练灰阶图像;其中,所述超声射频训练数据为根据样本的自然图像和/或医学图像获得的超声射频数据;所述医学图像包括CT图像和磁共振图像中至少一者;

对抗网络构建模块,用于构建生成对抗网络模型,所述生成对抗网络模型包括生成器和判别器;

训练模块,用于利用所述训练样本集训练所述生成对抗网络模型,使所述生成对抗网络模型达到纳什平衡,将纳什平衡状态下的生成器作为图像重建网络模型。

6. 根据权利要求5所述的超声图像重建系统,其特征在于,所述样本集获取模块包括:  
样本图像获取单元,用于获取样本的自然图像和/或医学图像;  
训练数据确定单元,用于将所述自然图像和/或所述医学图像输入超声声场仿真软件,获得样本的超声射频训练数据。

7. 根据权利要求5所述的超声图像重建系统,其特征在于,所述生成器包括七层结构;其中,第一层为全连接层;第二层为批量归一化层;第三层为全连接层;第四层为批量归一化层;第五层为二维反卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2;第六层为批量归一化层;第七层为反卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2,激活函数为sigmoid函数。

8. 根据权利要求5所述的超声图像重建系统,其特征在于,所述判别器包括5层结构;其中,第一层和第二层为二维卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2,激活函数为带泄露修正线性单元函数;第三层、第四层和第五层为全连接层。

## 一种超声图像重建方法及系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及成像领域,特别是涉及一种超声图像重建方法及系统。

### 背景技术

[0002] 超声成像是一种便捷、实时、无损的成像方法。这种方法是利用超声回波信号中携带的被检测物体内部不同部位的声阻抗差异信息进行成像的。传统超声成像过程分成两步,第一步是从超声换能器获取超声射频(Radio Frequency, RF)信号,第二步是利用RF信号生成超声图像,也就是超声图像重建。超声射频信号是超声成像过程中的原始信号,极易受到干扰,影响成像质量。而且,超声图像重建过程涉及多个步骤,每个步骤都需要设置许多参数,目前的方法大都是凭经验来设置每个步骤的参数,每步参数调整所产生的效果相互影响,很难找到一种有效的方法对这些参数进行整体规划,导致最终的成像质量较差。

### 发明内容

[0003] 本发明的目的是提供一种超声图像重建方法及系统,能够有效提高成像质量。

[0004] 为实现上述目的,本发明提供了如下方案:

[0005] 一种超声图像重建方法,所述方法包括:

[0006] 获取成像目标的超声射频信号数据;

[0007] 将所述超声射频信号数据输入图像重建网络模型,获得所述成像目标的超声图像;其中,所述图像重建网络模型的输入为超声射频信号数据,所述图像重建网络模型的输出为超声图像;所述图像重建网络模型是基于生成对抗网络的深度神经网络算法建立的;所述图像重建网络模型的建立方法包括:

[0008] 获取训练样本集;所述训练样本集包括多个样本对,每一所述样本对包括一组超声射频训练数据和一幅与所述超声射频训练数据对应的训练灰阶图像;其中,所述超声射频训练数据为根据样本的自然图像和/或医学图像获得的超声射频数据;所述医学图像包括CT图像和磁共振图像中至少一者;

[0009] 构建生成对抗网络模型,所述生成对抗网络模型包括生成器和判别器;

[0010] 利用所述训练样本集训练所述生成对抗网络模型,使所述生成对抗网络模型达到纳什平衡,将纳什平衡状态下的生成器作为图像重建网络模型。

[0011] 可选的,获取所述超声射频训练数据的方法包括:

[0012] 获取样本的自然图像和/或医学图像;

[0013] 将所述自然图像和/或所述医学图像输入超声声场仿真软件,获得样本的超声射频训练数据。

[0014] 可选的,所述生成器包括七层结构;其中,第一层为全连接层;第二层为批量归一化层;第三层为全连接层;第四层为批量归一化层;第五层为二维反卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2;第六层为批量归一化层;第七层为反卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2,激活函数为sigmoid函数。

[0015] 可选的,所述判别器包括5层结构;其中,第一层和第二层为二维卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2,激活函数为带泄露修正线性单元函数;第三层、第四层和第五层为全连接层。

[0016] 一种超声图像重建系统,所述系统包括:

[0017] 射频数据获取模块,用于获取成像目标的超声射频信号数据;

[0018] 图像重建模块,用于将所述超声射频信号数据输入图像重建网络模型,获得所述成像目标的超声图像;其中,所述图像重建网络模型的输入为超声射频信号数据,所述图像重建网络模型的输出为超声图像;所述图像重建网络模型是基于生成对抗网络的深度神经网络算法建立的;所述图像重建网络模型的建立子系统包括:

[0019] 样本集获取模块,用于获取训练样本集;所述训练样本集包括多个样本对,每一所述样本对包括一组超声射频训练数据和一幅与所述超声射频训练数据对应的训练灰阶图像;其中,所述超声射频训练数据为根据样本的自然图像和/或医学图像获得的超声射频数据;所述医学图像包括CT图像和磁共振图像中至少一者;

[0020] 对抗网络构建模块,用于构建生成对抗网络模型,所述生成对抗网络模型包括生成器和判别器;

[0021] 训练模块,用于利用所述训练样本集训练所述生成对抗网络模型,使所述生成对抗网络模型达到纳什平衡,将纳什平衡状态下的生成器作为图像重建网络模型。

[0022] 可选的,所述样本集获取模块包括:

[0023] 样本图像获取单元,用于获取样本的自然图像和/或医学图像;

[0024] 训练数据确定单元,用于将所述自然图像和/或所述医学图像输入超声声场仿真软件,获得样本的超声射频训练数据。

[0025] 可选的,所述生成器包括七层结构;其中,第一层为全连接层;第二层为批量归一化层;第三层为全连接层;第四层为批量归一化层;第五层为二维反卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2;第六层为批量归一化层;第七层为反卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2,激活函数为sigmoid函数。

[0026] 可选的,所述判别器包括5层结构;其中,第一层和第二层为二维卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2,激活函数为带泄露修正线性单元函数;第三层、第四层和第五层为全连接层。

[0027] 根据本发明提供的具体实施例,本发明公开了以下技术效果:

[0028] 本发明提供的超声图像重建方法及系统中,图像重建网络模型的建立方法包括:获取训练样本集;训练样本集包括多个样本对,每一样本对包括一组超声射频训练数据和一幅与之对应的训练灰阶图像;其中,超声射频训练数据为根据样本的自然图像和/或医学图像获得的超声射频数据;医学图像包括CT图像和磁共振图像中至少一者。构建生成对抗网络模型,生成对抗网络模型包括生成器和判别器。利用训练样本集训练生成对抗网络模型,使生成对抗网络模型达到纳什平衡,将纳什平衡状态下的生成器作为图像重建网络模型,用于超声图像重建。可见,本发明利用分辨率远高于超声图像的自然图像和医学图像作为训练生成对抗网络模型的数据基础,然后通过生成对抗网络模型自动学习优化参数,获得从原始数据到超声图像的映射关系,能够有效提高成像质量。

## 附图说明

[0029] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例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发明的一些实施例,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。

[0030] 图1为本发明实施例提供的一种超声图像重建方法的流程图;

[0031] 图2为本发明实施例提供的一种图像重建网络模型的建立方法的流程图;

[0032] 图3为本发明实施例提供的一种超声图像重建系统的结构框图;

[0033] 图4为本发明实施例提供的一种图像重建网络模型的建立子系统的结构框图;

[0034] 图5为本发明实施例提供的一种获取超声射频训练数据的流程图;

[0035] 图6为本发明实施例提供的生成器的网络结构图;

[0036] 图7为本发明实施例提供的判别器的网络结构图;

[0037] 图8为本发明实施例提供的训练生成对抗网络模型的流程图。

## 具体实施方式

[0038] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明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发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,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,都属于本发明保护的范围。

[0039] 本发明的目的是提供一种超声图像重建方法及系统,能够有效提高成像质量。

[0040] 为使本发明的上述目的、特征和优点能够更加明显易懂,下面结合附图和具体实施方式对本发明作进一步详细的说明。

[0041] 图1为本发明实施例提供的一种超声图像重建方法的流程图。如图1所示,一种超声图像重建方法,所述方法包括:

[0042] 步骤101:获取成像目标的超声射频信号数据。

[0043] 步骤102:将所述超声射频信号数据输入图像重建网络模型,获得所述成像目标的超声图像;其中,所述图像重建网络模型的输入为超声射频信号数据,所述图像重建网络模型的输出为超声图像;所述图像重建网络模型是基于生成对抗网络的深度神经网络算法建立的。

[0044] 图2为本发明实施例提供的一种图像重建网络模型的建立方法的流程图。如图2所示,所述图像重建网络模型的建立方法包括:

[0045] 步骤201:获取训练样本集;所述训练样本集包括多个样本对,每一所述样本对包括一组超声射频训练数据和一幅与所述超声射频训练数据对应的训练灰阶图像;其中,所述超声射频训练数据为根据样本的自然图像和/或医学图像获得的超声射频数据;所述医学图像包括CT图像和磁共振图像中至少一者。

[0046] 步骤202:构建生成对抗网络模型,所述生成对抗网络模型包括生成器和判别器。所述生成器包括七层结构;其中,第一层为全连接层;第二层为批量归一化层;第三层为全连接层;第四层为批量归一化层;第五层为二维反卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2,不用激活函数;第六层为批量归一化层;第七层为反卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2,激

活函数为sigmoid函数。所述判别器包括5层结构；其中，第一层和第二层为二维卷积层，卷积核大小为 $4 \times 4$ ，步长为2，激活函数为带泄露修正线性单元(Leaky ReLU)函数；第三层、第四层和第五层为全连接层。

[0047] 步骤203:利用所述训练样本集训练所述生成对抗网络模型,使所述生成对抗网络模型达到纳什平衡,将纳什平衡状态下的生成器作为图像重建网络模型。

[0048] 具体地,获取所述超声射频训练数据的方法包括:

[0049] 获取样本的自然图像和/或医学图像;

[0050] 将所述自然图像和/或所述医学图像输入超声声场仿真软件,获得样本的超声射频训练数据。

[0051] 图3为本发明实施例提供的一种超声图像重建系统的结构框图。如图3所示,一种超声图像重建系统,所述系统包括:

[0052] 射频数据获取模块301,用于获取成像目标的超声射频信号数据。

[0053] 图像重建模块302,用于将所述超声射频信号数据输入图像重建网络模型,获得所述成像目标的超声图像;其中,所述图像重建网络模型的输入为超声射频信号数据,所述图像重建网络模型的输出为超声图像;所述图像重建网络模型是基于生成对抗网络的深度神经网络算法建立的。

[0054] 图4为本发明实施例提供的一种图像重建网络模型的建立子系统的结构框图。如图4所示,所述图像重建网络模型的建立子系统包括:

[0055] 样本集获取模块401,用于获取训练样本集;所述训练样本集包括多个样本对,每一所述样本对包括一组超声射频训练数据和一幅与所述超声射频训练数据对应的训练灰阶图像;其中,所述超声射频训练数据为根据样本的自然图像和/或医学图像获得的超声射频数据;所述医学图像包括CT图像和磁共振图像中至少一者。

[0056] 对抗网络构建模块402,用于构建生成对抗网络模型,所述生成对抗网络模型包括生成器和判别器。所述生成器包括七层结构;其中,第一层为全连接层;第二层为批量归一化层;第三层为全连接层;第四层为批量归一化层;第五层为二维反卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2,不用激活函数;第六层为批量归一化层;第七层为反卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2,激活函数为sigmoid函数。所述判别器包括5层结构;其中,第一层和第二层为二维卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2,激活函数为Leaky ReLU函数;第三层、第四层和第五层为全连接层。

[0057] 训练模块403,用于利用所述训练样本集训练所述生成对抗网络模型,使所述生成对抗网络模型达到纳什平衡,将纳什平衡状态下的生成器作为图像重建网络模型。

[0058] 具体地,所述样本集获取模块401包括:

[0059] 样本图像获取单元,用于获取样本的自然图像和/或医学图像。

[0060] 训练数据确定单元,用于将所述自然图像和/或所述医学图像输入超声声场仿真软件,获得样本的超声射频训练数据。

[0061] 本发明的具体实施过程如下:

[0062] (1)利用超声声场仿真软件获取超声射频训练数据。

[0063] 本发明的网络训练阶段需要大量的样本数据进行训练,并要求样本数据同时具有RF数据和其对应的高分辨率灰阶图像,RF数据作为网络的输入,对应的高分辨率灰阶图像

作为RF数据对应的标签图。为了提高超声图像重建的成像质量,本发明使用了两类图像来产生样本数据,一类为高分辨率的自然图像,另一类为CT图像和/或磁共振图像(MRI, Magnetic Resonance Imaging)等高分辨率的医学图像。利用上述两类图像数据,通过超声声场仿真软件可产生相应的RF数据。本实施例选用的仿真软件为声场仿真软件Field II。

[0064] 图5为本发明实施例提供的一种获取超声射频训练数据的流程图。如图5所示,利用FieldII仿真工具包,以自然图像,CT或者MRI图像作为设置仿体参数的模板,通过图像中像素点的位置和灰度值来设置仿体中散射点的位置和大小,然后通过设置相关探头参数,扫描方式来获得仿体与超声波发生交互作用后探头接收到的超声RF信号数据。对RF信号数据进行重建,并与原图像进行对比能够证明上述RF数据产生方法的有效性。

[0065] (2) 构建生成对抗网络。

[0066] 生成对抗网络是由生成器和判别器组合而成的,生成器生成模拟数据,判别器判断生成的数据是真实的还是模拟的。生成模拟数据的生成器要不断优化自己让判别器判断不出来,判别器也要优化自己让自己判读得更准确,两者关系形成对抗。

[0067] 将RF二维数据展平成一维的向量 $z$ ,比如 $4 \times 4$ 的二维矩阵经过展平后变为 $1 \times 16$ 的一维矩阵,生成器从低维的RF数据中还原出高维的模拟数据。由于要先从低维数据来恢复高维数据,所以在网络结构中要使用反卷积函数,来模拟高维数据的生成。图6为本发明实施例提供的生成器的网络结构图。如图6所示,生成器一共由7层结构组成,其中前4层对应的结构组成为两个全连接层,每个全连接层后面接一个批量归一化(Batch Normalization)层。第5层为二维反卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2,不用激活函数。第6层为Batch Normalization层。第7层为反卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2,激活函数为sigmoid函数。

[0068] 判别器用来判断输入的数据是真实的样本还是生成器生成的模拟数据,即估计样本属于某类的条件概率分布。其中,真实的样本为训练样本集中RF数据对应的灰阶图。在网络结构中要经过两次卷积,再接两次全连接,最后输出层产生的判别结果在0到1之间。其中1代表判断为真实样本,0代表判断为模拟数据。数值越接近1则表示输入数据为真实样本的概率越高,越接近0则表示输入数据为模拟样本的概率越高。图7为本发明实施例提供的判别器的网络结构图。如图7所示,判别器一共由5层结构组成,前两层为二维卷积层,卷积核大小为 $4 \times 4$ ,步长为2,激活函数为LeakyReLU函数,后三层为全连接层,最后的全连接层输出判别结果。

[0069] (3) 使用样本数据进行网络训练学习,获得图像重建网络模型。

[0070] 图8为本发明实施例提供的训练生成对抗网络模型的流程图。如图8所示,将平坦后的RF一维向量放到生成器中,生成模拟样本,然后将模拟样本和真实样本(灰阶图像)分别输入到判别器中,生成判别结果。生成器的目的是使模拟样本接近于真实样本,所以模拟样本的判别结果在数值上要不断接近1,而判别器的目的是能准确判断模拟样本或真实样本,所以模拟样本的判别结果在数值上要不断接近0,真实样本的判别结果在数值上要不断接近1。本发明使用Adam优化算法来优化上述的训练过程,判别器的学习率为0.0001,生成器的学习率为0.001。

[0071] Adam优化算法是梯度下降法的一种,用于深度学习中递归性地逼近最小偏差模型。在训练过程中,每次正向传播都会得到输出值与真实值的损失值,这个损失值越小,代

表模型越好。

[0072] 将生成器和判别器同时进行训练,经过大量次数的迭代训练使生成器尽可能模拟出接近于原始超声图像的样本,而判别器会有更精确的鉴别真伪数据的能力,最终整个生成对抗网络会达到纳什平衡,即判别器对模拟数据和真实数据的判别结果都接近0.5。经过上述的训练过程即可获得具有重建能力的生成器,将这个生成器作为图像重建网络模型进行后续的图像重建。

[0073] (4) 利用图像重建网络模型进行图像重建。

[0074] 将成像目标的超声射频信号数据输入图像重建网络模型,图像重建网络模型即可输出成像目标的超声图像。

[0075] 本发明利用高辨率的自然图像和医学图像作为训练生成对抗网络模型的数据基础,然后通过生成对抗网络模型自动学习优化参数,获得从原始数据到超声图像的映射关系,能够有效提高成像质量。

[0076] 本说明书中各个实施例采用递进的方式描述,每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处,各个实施例之间相同相似部分互相参见即可。

[0077] 本文中应用了具体个例对本发明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发明的方法及其核心思想;同时,对于本领域的一般技术人员,依据本发明的思想,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发明的限制。

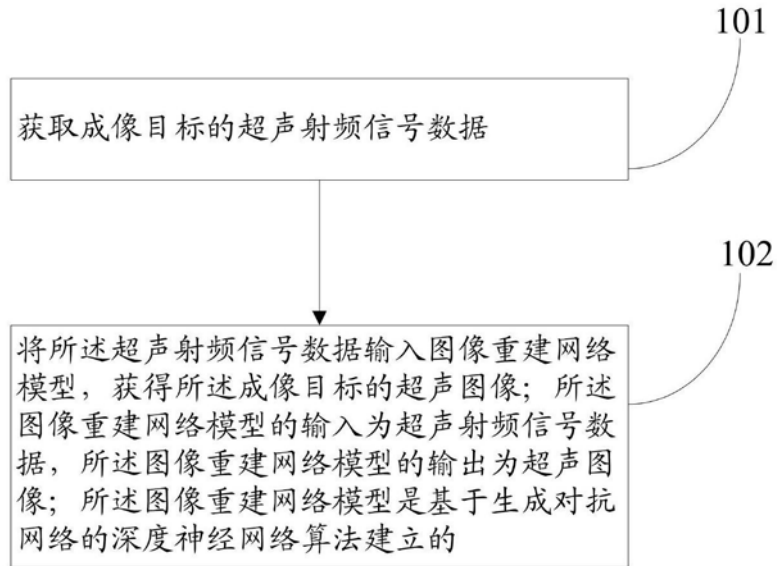


图1

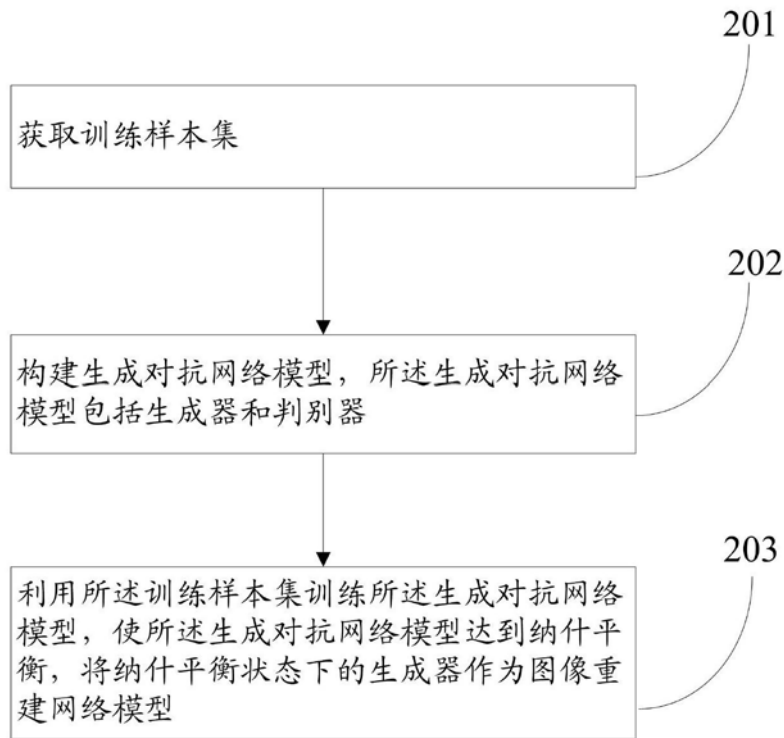


图2



图3

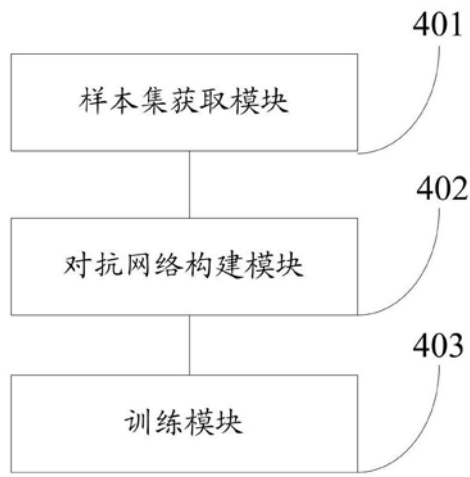


图4

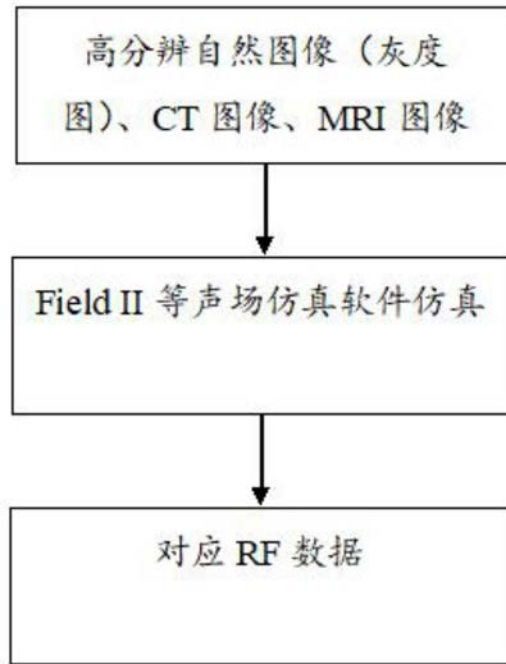


图5

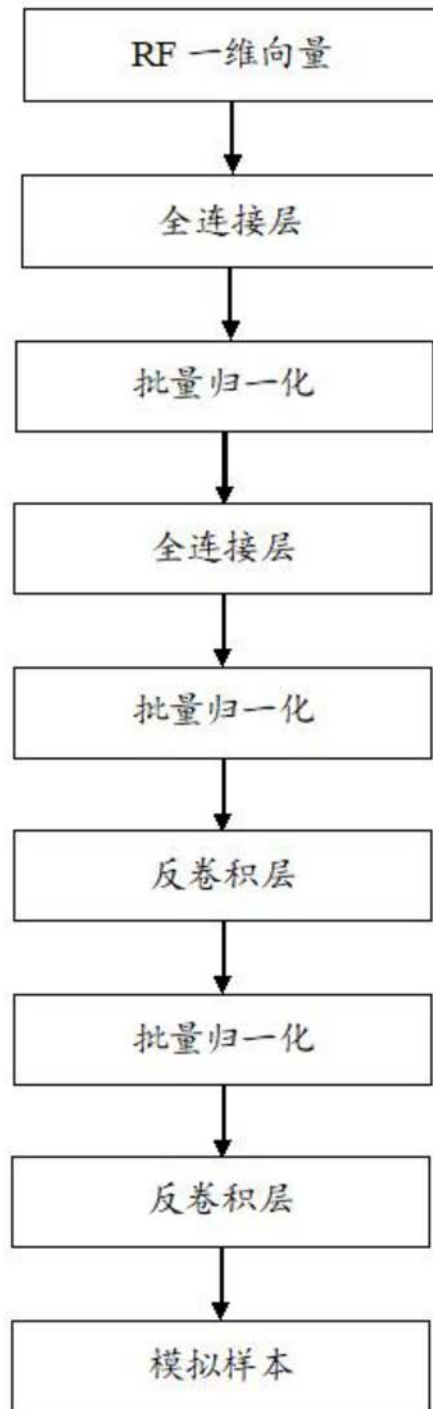


图6

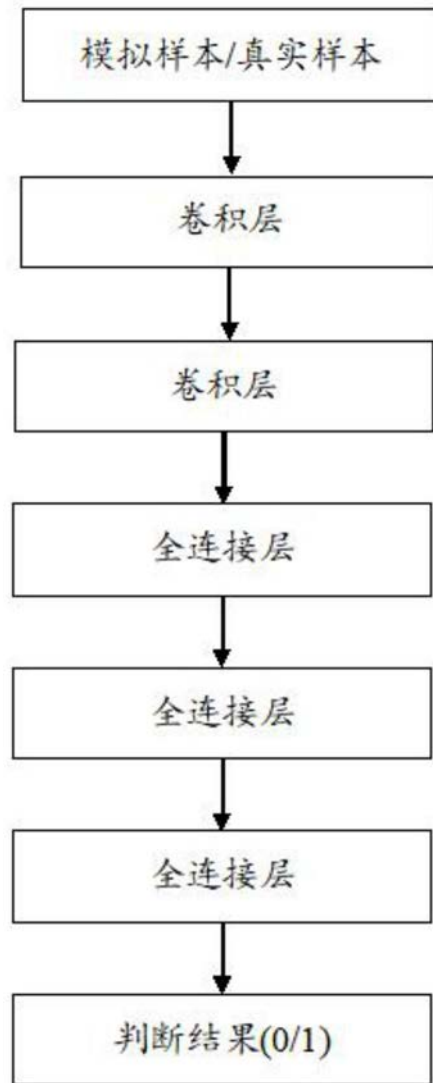


图7

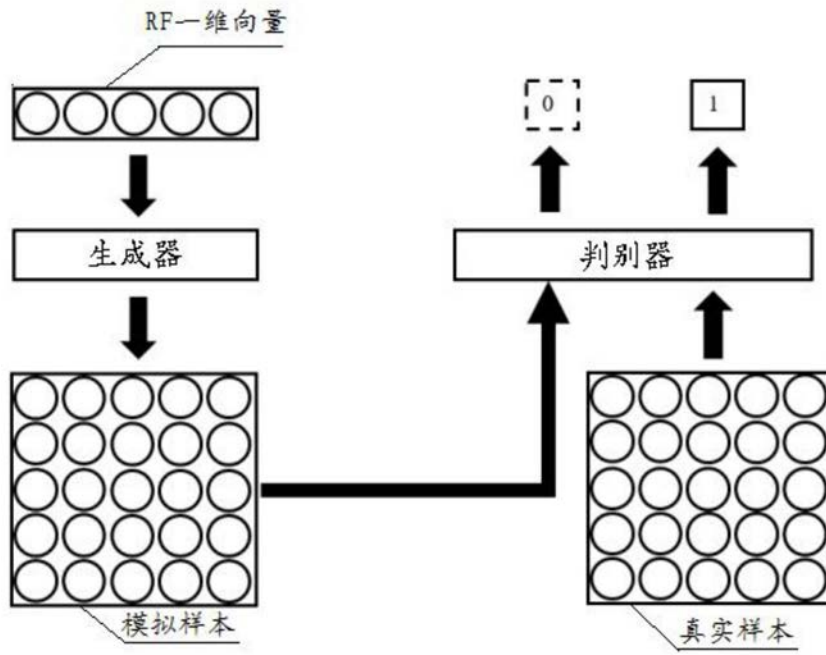


图8

专利名称(译)	一种超声图像重建方法及系统		
公开(公告)号	<a href="#">CN110074813A</a>	公开(公告)日	2019-08-02
申请号	CN201910342064.2	申请日	2019-04-26
[标]申请(专利权)人(译)	深圳大学		
申请(专利权)人(译)	深圳大学		
当前申请(专利权)人(译)	深圳大学		
[标]发明人	陈昕 赵万明		
发明人	陈昕 赵万明 谢辰熙 邢运成		
IPC分类号	A61B8/00		
CPC分类号	A61B8/5261		
代理人(译)	杜阳阳		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

本发明公开一种超声图像重建方法及系统。图像重建网络模型的建立方法包括：获取训练样本集；训练样本集包括多个样本对，每一样本对包括根据自然图像和/或医学图像获得的一组超声射频训练数据和对应的一幅训练灰阶图像。构建生成对抗网络模型，生成对抗网络模型包括生成器和判别器。利用训练样本集训练生成对抗网络模型，使生成对抗网络模型达到纳什平衡，将纳什平衡状态下的生成器作为图像重建网络模型，用于超声图像重建。本发明利用分辨率远高于超声图像的自然图像和医学图像作为训练生成对抗网络模型的数据基础，然后通过生成对抗网络模型自动学习优化参数，获得从原始数据到超声图像的映射关系，能够有效提高成像质量。

