



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111345847 A
(43)申请公布日 2020.06.30

(21)申请号 201911311372.5

(22)申请日 2019.12.18

(30)优先权数据

16/226,783 2018.12.20 US

(71)申请人 通用电气公司

地址 美国纽约州

(72)发明人 金正锡

(74)专利代理机构 上海专利商标事务所有限公司 31100

代理人 侯颖嫒 钱慰民

(51)Int.Cl.

A61B 8/00(2006.01)

权利要求书2页 说明书15页 附图7页

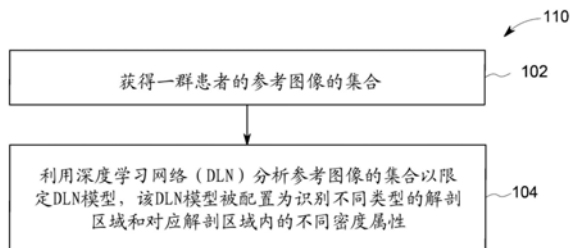
(54)发明名称

基于组织密度管理波束成形参数的方法和系统

(57)摘要

提供了一种超声系统和方法。该系统包括探头(604),该探头能够操作以发射超声信号并从所感兴趣的区域(ROI)和处理电路(622、640、642、644、650)接收回响超声信号。该处理电路在该回响超声信号的至少一部分上执行(352)第一波束成形操作,以生成对应于第一超声图像的至少一部分的第一超声数据集。该第一波束成形操作(352)利用初始时间延迟作为波束成形参数来对该ROI的分区执行波束成形。该系统将深度学习网络(DLN)模型(203)应用(356)于该第一超声数据集的局部区域,以识别与该局部区域相关联的组织类型或密度特性中的至少一者。该系统基于该局部区域的组织类型或密度特性中的至少一者来调节(362)该波束成形参数以使用密度调节(DA)的时间延迟,以形成密度调节的波束成形(DAB)参数,并且基于用于该DAB参数的该DA时间延迟对该回响超声信号的至少一部分执行第二

波束成形操作(364)以生成第二超声数据集。



1. 一种超声系统,包括:

探头(604),所述探头能够操作以发射超声信号并从所感兴趣区域(ROI)接收回响超声信号,和

处理电路(622、640、642、644、650),所述处理电路能够操作以:

在所述回响超声信号的至少一部分上执行(352)第一波束成形操作,以生成对应于第一超声图像的至少一部分的第一超声数据集,所述第一波束成形操作(352)利用初始时间延迟作为波束成形参数来对所述ROI的分区执行波束成形;

将深度学习网络(DLN)模型(203)应用(356)于所述第一超声数据集的局部区域,以识别与所述局部区域相关联的组织类型或密度特性中的至少一者;

调节(362)所述波束成形参数以使用基于所述局部区域的组织类型或密度特性中的所述至少一者的密度调节(DA)的时间延迟,以形成密度调节的波束成形(DAB)参数;以及

基于用于所述DAB参数的所述DA时间延迟,在所述回响超声信号的至少一部分上执行(364)第二波束成形操作,以生成第二超声数据集。

2. 根据权利要求1所述的系统,其中所述处理电路(640)还能够操作以将所述第一超声数据集分段(354)到多个局部区域中,并且对于所述局部区域的至少一部分,应用所述DLN模型并且调节所述DAB参数来重复所述第一波束成形操作和所述第二波束成形操作。

3. 根据权利要求1所述的系统,其中所述TDB参数和所述DAB参数包括分别在所述第一波束成形和所述第二波束成形(352、364)期间结合所述ROI的公共区段使用的不同的第一组时间延迟和第二组时间延迟。

4. 根据权利要求1所述的系统,其中所述第一波束成形操作和所述第二波束成形操作是在所述回响超声信号的公共部分上执行的。

5. 根据权利要求1所述的系统,其中所述探头(604)能够操作以执行所述ROI的第一扫描和第二扫描,在所述第一扫描和第二扫描期间接收第一组回响超声信号和第二组回响超声信号,所述第一扫描是在所述第一波束成形操作(352)之前执行的,所述第二扫描是在所述第一波束成形操作之后并且在所述第二波束成形操作(364)之前执行的。

6. 根据权利要求1所述的系统,其中所述DLN模型(203)对(410)所述局部区域分类以对应于至少两种不同类型的组织中的一种,所述组织类型包括空气、肺、脂肪、水、大脑、肾脏、肝脏、心肌或骨骼中的至少两种。

7. 根据权利要求1所述的系统,其中所述TDB参数包括与参考密度相关联的第一时间延迟值,所述处理电路能够操作以通过将所述第一时间延迟值改变(360、362)为与由所述DLN模型(203)所识别(358)的组织类型或密度特性中的所述至少一者对应的预测密度相关联的第二时间延迟值来调节所述TDB参数以形成所述DAB参数。

8. 根据权利要求7所述的系统,其中所述第二时间延迟值是利用基于由所述DLN模型所识别的组织类型或密度特性中的所述至少一者确定(358)的预测声速(图5)基于从所述探头(604)的阵列元件(606、608)到所述ROI中焦点的传播时间来确定的。

9. 一种计算机实现的方法,包括:

利用超声探头(604)发射超声信号并从所感兴趣区域接收回响超声信号;

在处理电路(622、640、642、644、650)的控制下:

基于时间延迟波束成形(TDB)参数在所述回响超声信号的至少一部分上执行(352)第

一波束成形,以生成对应于第一超声图像的第一超声数据集;

对所述局部区域(206)应用(356)深度学习网络(DLN)模型(203)以识别与所述相关联的局部区域中的所述ROI的对应部分相关联的组织类型或密度特性中的至少一者;

基于所述对应局部区域的组织类型或密度特性中的所述至少一者调节(362)所述TDB参数,以形成密度调节的波束成形(DAB)参数;以及

基于所述DAB参数在所述回响超声信号的至少一部分上执行(364)第二波束成形,以生成第二超声数据集。

10. 根据权利要求9所述的方法,其中所述第一波束成形和所述第二波束成形(352、364)是在所述回响超声信号的公共部分上执行的。

11. 根据权利要求9所述的方法,其中所述探头(604)能够操作以执行所述ROI的第一扫描和第二扫描,在所述第一扫描和第二扫描期间接收第一组回响超声信号和第二组回响超声信号,所述第一扫描是在所述第一波束成形操作(352)之前执行的,所述第二扫描是在所述第一波束成形操作之后并且在所述第二波束成形操作(364)之前执行的。

12. 根据权利要求9所述的方法,其中所述DLN模型(203)对(210、410)所述局部区域分类以对应于至少两种不同类型的组织中的一种,所述组织类型包括空气、肺、脂肪、水、大脑、肾脏、肝脏、心肌或骨骼中的至少两种。

13. 根据权利要求9所述的方法,其中所述TDB参数包括与参考密度相关联的第一时间延迟值,所述处理电路能够操作以通过将所述第一时间延迟值改变为与对应于由所述DLN模型所识别的组织类型或密度特性中的所述至少一者的预测密度相关联的第二时间延迟值来调节(362)所述TDB参数以形成所述DAB参数。

14. 根据权利要求9所述的方法,其中所述第二时间延迟值是利用基于由所述DLN模型(203)所识别的组织类型或密度特性中的所述至少一者来确定的预测声速(图5)基于从所述探头(602)的阵列元件(606、608)到所述ROI中焦点的传播时间确定的。

15. 根据权利要求9所述的方法,其中所述第二超声数据集基于在调节(362)所述DAB参数之后接收的第二超声信号,所述第二超声数据集对应于第二超声图像。

基于组织密度管理波束成形参数的方法和系统

技术领域

[0001] 本公开的各方面涉及医学成像。更具体地,某些实施方案涉及用于基于对超声成像中的组织类型和/或密度的自动标记来管理波束成形参数的方法和系统。

背景技术

[0002] 各种医学诊断成像技术可以结合人体内的成像器官、骨骼和软组织而利用。超声成像使用实时的、无创的高频声波来产生诸如人体内部的器官、组织、血管和对象的解剖结构的超声图像。在超声成像期间,采集超声数据集(包括例如在3D/4D成像期间的体积成像数据集)并且利用于实时地或在采集后生成和渲染对应的图像(例如,经由显示器)。在医学成像期间产生或生成的超声图像可以呈现为二维(2D)、三维(3D)和/或四维(4D)的图像(本质上为实时/连续的3D图像)。

[0003] 常规的超声系统和方法经历某些限制。常规的超声系统利用基于超声信号以恒定的预定速度行进通过所有类型的解剖结构的假设的波束成形参数来执行波束成形。因此,假设超声和信号具有从所感兴趣区域内的焦点到超声探头内的单个换能器元件的恒定的预定传播时间。然而,实际上,基于解剖结构的组织类型和密度,超声信号以不同的速度行进通过不同类型的解剖结构。因此,常规的超声系统在波束成形过程内未考虑正在成像的区域中的不同类型的组织,从而导致可以是低效和/或无效的成像操作,并且当必须重复扫描时潜在地成本过高。总体上,尽管人体的内部结构不同,但是常规系统基于针对所有组织而假设的预定速度(例如,约1540m/s)来计算波束成形参数的时间延迟。

[0004] 此外,不同患者表现出组织密度不同,甚至在不同患者之间的共同解剖内也是如此。例如,两个患者可以表现出特定器官内的硬度或脂肪之间的差异(例如,一位患者患有硬肝病,而另一位患者患有脂肪肝)。当常规系统使用基于假设的超声速度的时间延迟来执行波束成形时,该常规系统形成具有不考虑单个患者的组织特性的波动的分辨率的超声图像。

[0005] 通过本申请的剩余部分中参考附图所阐述的此类系统与本公开的一些方面的比较,常规方法和传统方法的附加限制和缺点对于本领域技术人员将变得显而易见。

发明内容

[0006] 根据本文的实施方案,提供了超声系统。该系统包括可操作以发射超声信号并从所感兴趣区域(ROI)和处理电路接收回响超声信号的探头。该处理电路在回响超声信号的至少一部分上执行第一波束成形操作,以生成对应于第一超声图像的至少一部分的第一超声数据集。第一波束成形操作利用初始时间延迟作为波束成形参数来对ROI的分区执行波束成形。该系统将深度学习网络(DLN)模型应用于第一超声数据集的局部区域,以识别与局部区域相关联的组织类型或密度特性中的至少一者。该系统基于局部区域的组织类型或密度特性中的至少一者来调节波束成形参数以使用密度调节(DA)的时间延迟,以形成密度调节的波束成形(DAB)参数,并且基于用于DAB参数的DA时间延迟在回响超声信号的至少一部

分上执行第二波束成形操作,以生成第二超声数据集。

[0007] 可选地,该处理电路还可操作以将第一超声数据集分段到多个局部区域中,并且对于局部区域的至少一部分,应用DLN模型并且调节DAB参数

[0008] 来重复第一波束成形操作和第二波束成形操作。TDB参数和DAB参数可以包括可分别与ROI的公共区段结合而在第一波束成形和第二波束成形期间被利用的不同的第一组时间延迟和第二组时间延迟。第一波束成形操作和第二波束成形操作可以在回响超声信号的公共部分上执行。该探头可操作以执行ROI的第一扫描和第二扫描,在此扫描期间可接收第一组回响超声信号和第二组回响超声信号。可在第一波束成形操作之前执行第一扫描。可在第一波束成形操作之后并且第二波束成形操作之前执行第二扫描。

[0009] 可选地,DLN模型可对局部区域分类以对应于至少两种不同类型的组织中的一种,该组织类型包括空气、肺、脂肪、水、大脑、肾脏、肝脏、心肌或骨骼中的至少两种。TDB参数可包括与参考密度相关联的第一时间延迟值。处理电路可操作以通过将第一时间延迟值改变为与对应于由DLN模型所识别的组织类型或密度特性中的至少一者的预测密度相关联的第二时间延迟值来调节TDB参数以形成DAB参数。

[0010] 可选地,第二时间延迟值可基于从探头的阵列元件到ROI中的焦点的传播时间利用预测声速来确定,该预测声速可基于由DLN模型所识别的组织类型或密度特性中的至少一者来确定。第二超声数据集可基于在调节波束成形参数之后接收的第二超声信号。第二超声数据集可对应于第二超声图像。该处理电路可操作以将第一超声数据集分段到局部区域的二维阵列中,其中每个局部区域可对应于超声图像的不同部分。

[0011] 根据本文的实施方案,提供了一种计算机实现的方法。该方法利用超声探头来发射超声信号并从所感兴趣区域接收回响超声信号。该方法受处理电路的控制。该方法基于时间延迟波束成形(TDB)参数在回响超声信号的至少一部分上执行第一波束成形,以生成对应于第一超声图像的第一超声数据集,并且将深度学习网络(DLN)模型应用于局部区域以识别与在相关联的局部区域中的ROI的对应部分相关联的组织类型或密度特性中的至少一者。该方法基于对应的局部区域的组织类型或密度特性中的至少一者来调节TDB参数,以形成密度调节的波束成形(DAB)参数,并且基于DAB参数在回响超声信号的至少一部分上执行第二波束成形,以生成第二超声数据集。

[0012] 可选地,可以在回响超声信号的公共部分上执行第一波束成形和第二波束成形。探头可操作以执行ROI的第一扫描和第二扫描,在此期间接收第一组回响超声信号和第二组回响超声信号。可在第一波束成形操作之前执行第一扫描。可在第一波束成形操作之后并且第二波束成形操作之前执行第二扫描。DLN模型可对局部区域分类以对应于至少两种不同类型的组织中的一种,该组织类型包括空气、肺、脂肪、水、大脑、肾脏、肝脏、心肌或骨骼中的至少两种。

[0013] 可选地,TDB参数可包括与参考密度相关联的第一时间延迟值。处理电路可操作以通过将第一时间延迟值改变为与对应于由DLN模型所识别的组织类型或密度特性中的至少一者的预测密度相关联的第二时间延迟值来调节TDB参数以形成DAB参数。第二时间延迟值可基于从探头的阵列元件到ROI中的焦点的传播时间利用预测声速来确定,该预测声速可基于由DLN模型所识别的组织类型或密度特性中的至少一者来确定。第二超声数据集可基于可以在调节DAB参数之后接收的第二超声信号。第二超声数据集可对应于第二超声图像。

[0014] 根据本文的实施方案,提供了一种系统。该系统包括储存程序指令的存储器和一个或多个处理器。当执行程序指令时,该处理器获得用于患者群体的参考图像的集合,参考图像表示从具有针对一个或多个解剖区域的不同类型的组织的患者群体获得的超声图像,并利用深度学习网络(DLN)分析参考图像的集合,以限定被配置为识别不同类型的解剖区域和对应的解剖区域内的不同密度属性的DLN模型。

[0015] 可选地,一个或多个处理器可被配置为通过执行一个或多个卷积和向上采样操作来分析参考图像的集合以生成特征映射图。一个或多个处理器可被配置为通过最小化sigmoid交叉损耗目标来训练DLN模型。

附图说明

[0016] 图1示出了根据本文的实施方案的用于基于组织特性来管理波束成形参数的过程。

[0017] 图2A示出了根据本文的实施方案构建DLN模型的过程的图形表示。

[0018] 图2B示出了根据本文的实施方案构建DLN模型的过程的另选图形表示。

[0019] 图3示出了根据本文的实施方案的用于基于组织特性来管理波束成形参数的过程。

[0020] 图4示出了根据本文的实施方案的应用DLN模型的具体实施的框图。

[0021] 图5示出了根据本文的实施方案的指定不同的组织类型以及对应的密度、速度、阻抗和衰减属性的密度表。

[0022] 图6示出了示出根据本文的实施方案的基于对组织类型和密度特性的自动检测来支持可变速度的声音波束成形的示例超声系统的框图。

具体实施方式

[0023] 根据本公开的各种具体实施可涉及基于超声成像中对组织类型的自动检测的可变速度的声音波束成形。

[0024] 当结合附图阅读时,将更好地理解前述发明内容以及某些实施方案的以下具体实施方式。就附图示出各种实施方案的功能框的图的范围而言,该功能框不一定表示硬件电路之间的划分。因此,例如,一个或多个功能框(例如,处理器或存储器)可以在单件硬件(例如,通用信号处理器或随机存取存储器块、硬盘等)或多件硬件中来实现。类似地,程序可以是独立程序,可以作为子例程包含在操作系统中,可以是安装的软件包中的功能等。应当理解,各种实施方案不限于附图中所示的布置和工具。还应当理解,可以组合实施方案,或者可以利用其他实施方案,并且可以在不脱离各种实施方案的范围的情况下做出结构的、逻辑的和电气的改变。因此,以下详述不应被认为限制性意义,并且本发明的范围由所附的权利要求书及其等同物限定。

[0025] 如本文所用,以单数形式叙述且以词语“一”或“一个”开头的元件或步骤应被理解为不排除多个所述元件或步骤,除非明确地说明此类排除。此外,对“实施方案”、“一个实施方案”、“代表性实施方案”、“示例实施方案”、“各种实施方案”、“某些实施方案”等的引用不旨在被解释为排除存在还结合了所叙述的特征的附加实施方案。此外,除非明确地相反说明,否则“包含”、“包括”或“具有”具有特定属性的一个元素或多个元素的实施方案可以包

括不具有该属性的附加元素。

[0026] 在根据本公开的各种具体实施中,超声成像系统(诸如,医疗成像系统,当被实现为超声成像系统时)可被配置为基于对组织类型和/或密度的自动检测来支持和/或利用可变速度的声音波束成形。在这方面,现有的超声系统通常利用单个和通用的音频速度(例如,1540m/s),并被配置为基于单个和通用的音频速度运行,而与超声图像的局部区域中的实际组织密度无关。然而,声音在不同的组织类型(例如,肌肉、脂肪、皮肤、结缔组织等)和/或密度中可具有不同的速度,并且可通过使用和/或考虑此类不同的声速(即,对应于每个特定类型的组织的实际局部速度)来改善和优化超声成像。因此,在各种示例具体实施中,可以确定或估计局部声速,然后利用用于调节在波束成形期间结合产生超声成像所利用的波束成形参数。

[0027] 如果每个类均与组织类型和/或密度特性唯一地相关联,则术语“类”是指组织类型和密度特性的分类。例如,可以为硬脂肪区、正常脂肪区、软脂肪区、硬肝脏区、正常肝脏区、软肝脏区、硬肾脏区、正常肾脏区和软肾脏区提供独立的类。应认识到,许多其他类可利用于不同的组织类型。还认识到,密度特性可分为不同的、更多或更少的类,而不是硬的、正常的和软的类。

[0028] 本文的实施方案可以结合一个或多个以下已公布的专利申请中描述的结构和功能来实现:

[0029] 2013年11月22日提交的标题为“用于超声图像中病变检测的方法和系统(METHOD AND SYSTEM FOR LESION DETECTION IN ULTRASOUND IMAGES)”的美国申请第14/088068号;

[0030] 2016年12月2日提交的标题为“使用深度学习的先验的自动分段(AUTOMATED SEGMENTATION USING DEEP LEARNED PRIORS)”的美国申请第15/367275号;

[0031] 2016年12月9日提交的标题为“基于超声成像中对组织类型的自动检测的可变声速波束成形(VARIABLE SPEED OF SOUND BEAMFORMING BASED ON AUTOMATIC DETECTION OF TISSUE TYPE IN ULTRASOUND IMAGING)”的美国申请第15/374420号;

[0032] 2017年3月28日提交的标题为“用于调整移动医学成像的采集帧速率的方法和系统(METHOD AND SYSTEM FOR ADJUSTING AN ACQUISITION FRAME RATE FOR MOBILE MEDICAL IMAGING)”的美国申请第15/471515号;

[0033] 2017年5月5日提交的标题为“用于超声检查的医学图像采集方法和系统(METHODS AND SYSTEMS FOR ACQUISITION OF MEDICAL IMAGES FOR AN ULTRASOUND EXAM)”的美国申请第15/587568号;

[0034] 2018年2月20日提交的标题为“用于医学成像的分层机器学习模型的方法和系统(METHODS AND SYSTEMS FOR HIERARCHICAL MACHINE LEARNING MODELS FOR MEDICAL IMAGING)”的美国申请第15/900386号;

[0035] 上文和下文引用的所有已公布的专利、专利申请以及其他出版物均明确地以全文引用方式并入本文。如本文所述并且如本文所引用和并入的专利、专利申请以及其他出版物中所述,结合本文的实施方案获得的超声数据集可以对应于各种类型的超声信息(例如,B模型、功率多普勒、多普勒、应变、二维、三维、四维或其他)。

[0036] 图1和图3示出了根据本文的实施方案的用于基于组织特性来管理波束成形参数

的过程。图1的过程对应于学习段110,该学习段可在时间上与实现段300(图3)分开执行。学习段110和实现段300可在单一系统上实现和/或分布在多个系统之间。例如,学习段110可在服务器和/或其他基于网络的系统上实现,而实现段300可在单个超声系统上实现。学习段110和实现段300可大致彼此同时和/或在不同时间点处实现。附加地或另选地,学习段110可以在实现段300在公共或独立的超声系统上实现之前、期间和/或之后随时间迭代更新。

[0037] 从图1的学习段110开始,在102处,一个或多个处理器获得一群患者的参考图像的集合。参考图像的集合可随时间迭代更新。参考图像表示从对于一个或多个解剖区域的不同类型的组织的患者群体获得的超声图像。结合每个解剖区域,为在共同的对应解剖区域内和/或对应解剖区域周围表现出不同组织特性的患者收集不同的参考图像。例如,集合的第一子集可对应于来自在肝脏内或肝脏周围表现出不同密度属性的多个患者的肝脏的超声图像。例如,肝脏内或肝脏周围的密度特性可分类为硬肝脏区域、正常肝脏区域和软肝脏区域。一部分患者可患有脂肪肝,而另一部分肝脏正常,还有其他患者患有肝硬化。分类可仅基于肝脏的内部成分,基于肝脏和周围区域的混合物的组合,和/或仅基于肝脏周围区域的外部混合物。又如,集合的第二子集可对应于来自在肾脏内或肾脏周围表现出不同密度属性的多个患者的肾脏的超声图像。例如,肾脏内或肾脏周围的密度属性可分类为硬肾脏区域、正常肾脏区域和软肾脏区域。又如,参考图像的另一子集可对应于表现出不同密度属性(例如,硬脂肪区域、正常脂肪区域、软脂肪区域)的脂肪区域。附加地或另选地,参考图像的其他子集对应于其他解剖区域,诸如心肌组织、空气、肺、水、大脑、颅骨、内部骨骼等,其中从表现出与对应解剖区域相关的不同密度属性的患者捕获超声图像。

[0038] 在104处,一个或多个处理器利用深度学习网络(DLN)分析参考图像的集合以限定DLN模型,该DLN模型被配置为识别不同类型的解剖区域和对应解剖区域内的不同密度属性。一旦经过训练,DLN模型则区分肝脏、肾脏、心肌组织、空气、肺、水、大脑、颅骨、内部骨骼等。此外,DLN模型区分单一类型的解剖结构内的不同密度属性,例如区分硬肝脏区域、正常肝脏区域或软肝脏区域;区分硬脂肪区域、正常脂肪区域、软脂肪区域;区分硬肾脏区域、正常肾脏区域、软肾脏区域等。DLN模型被保存,诸如在局部超声系统、服务器或其他网络上。DLN模型然后可被分配到多个超声系统以供随后在检查期间实时使用。附加地或另选地,DLN模型可基于新参考图像周期性地更新。

[0039] 图2A示出了构建DLN模型的过程的图形表示。一个或多个处理器获得一群患者的参考图像的集合。在图2A中,参考图像202被示为包括一个或多个解剖结构的所感兴趣区域的B模型图像。一个或多个处理器利用深度学习网络(DLN)203分析参考图像202以限定DLN模型,该DLN模型被配置为识别不同类型的解剖区域和对应解剖区域内的不同密度属性。例如,深度学习网络203构建连接层,该连接层将不同特征链接到输入局部区域为以下的概率:肝脏、肾脏、心肌组织、空气、肺、水、大、脑、颅骨、内部骨骼等。此外,深度学习网络203区分在单一类型的解剖结构内的不同密度属性,例如,区分硬肝脏区域、正常肝脏区域或软肝脏区域;区分硬脂肪区域、正常脂肪区域、软脂肪区域;区分硬肾脏区域、正常肾脏区域、软肾脏区域等。

[0040] 参考图像202被诸如利用矩阵204分段到局部区域206中。局部区域206的形状可变化,并且在尺寸上可彼此不同。每个局部区域206中或选择部分被作为单独输入212独立地

施加到神经网络203。局部区域206包括像素阵列(例如,32x32阵列)。

[0041] 每个局部区域206中由深度学习神经网络203单独处理以构建特征映射图和特征映射图与局部区域206相关联的组织类型和/或密度特性之间的链接。例如,神经网络可表示在图像识别和分类中有用的卷积神经网络或其他类型的神经网络。卷积神经网络203是通过四个基础操作构建的,即一个或多个卷积、非线性、汇聚或二次取样以及分类操作。

[0042] 诸如5x5的矩阵或内核的卷积函数216被应用于局部区域206内的像素阵列。可选地,卷积函数216可由包括但不限于3x3矩阵的不同尺寸的矩阵或内核形成。在218处汇聚(例如,二次采样)卷积的输出以形成第一特征映射图214(也称为卷积特征映射图)。以示例的方式,第一特征映射图214可表示对应于原始像素阵列的卷积二次采样输出的28x28特征阵列。可选地,特征映射图214在尺寸上可变化,包括但不限于30x30特征映射图、15x15特征映射图、14x14特征映射图、7x7特征映射图、5x5特征映射图等。5x5内核在局部区域206的像素阵列上滑动,并且在每个位置处计算点积以形成特征映射图214。卷积函数216保持局部区域206的像素之间的空间关系,同时学习输入数据/像素的小区域/正方形的图像特征。然后通过第二卷积函数220处理第一特征映射图214以形成第二特征映射图224。以示例的方式,第二卷积函数220可利用5x5卷积内核和一组第二特征映射图224,每个第二特征映射图可包括14x14特征阵列。接着,在222处对一组第二特征映射图224二次采样以形成一组第三特征映射图226。以示例的方式,在222处的二次取样可形成一组10x10特征映射图228。

[0043] 二次采样操作降低每个特征映射图的维数,同时保留所感兴趣的信息。二次采样可以以不同的方式执行,诸如通过识别最大值、平均值、总和等。例如,在最大二次采样操作中,可限定空间邻域,来自该邻域的最大元素形成单一输出(例如,将像素的2x2矩阵转换为具有来自2x2矩阵的最大值的单一像素)。

[0044] 可选地,可在一个或多个卷积操作之后并且在对应的二次采样操作之前应用附加操作,即非线性激活函数。例如,非线性激活函数可由修正线性单元来定义,该线性单元用作元素运算(例如,每像素)。例如,非线性激活函数可以用零或另一个非负值替换对应特征映射图中的负像素值。可选地,可省略非线性激活函数。

[0045] 一旦生成了期望维度的一组或多组特征映射图,则在230处从特征提取部分208输出特征映射图并传递到分类部分210。特征提取部分208的输出表示原始局部区域206中的超声数据的高级特征。然后,分类部分210构建DLN模型。DLN模型包括使用来自特征提取部分208的高级特征来将输入图像局部区域分类成各种类的连接层。

[0046] 连接层执行输入(例如,在230处的特征映射图)被“平铺”到特征矢量中的操作。特征矢量穿过“神经元”网络以预测输出概率。然后特征矢量穿过多个密集层,在每个密集层特征矢量乘以层权重,与对应的偏差相加,并且穿过非线性函数。输出层为可能在输入局部区域中的每个类生成概率。

[0047] 应当理解,针对卷积函数、特征映射图、汇聚函数等的示例提供了通过DLN模型的全部层的对应函数和映射图的尺寸的非限制性示例。功能和映射图可在尺寸上广泛变化,包括但不限于28x28、30x30、15x15、14x14、13x13、10x10、7x7、5x5、3x3等。

[0048] 图2B示出了根据本文的实施方案构建DLN模型的过程的另选图形表示。在图2B中,局部区域被提供作为穿过多个层的输入。层1和层2应用卷积和汇聚,而层3和层4仅应用卷

积。层5应用卷积和汇聚，而层6限定完全连接的关系。

[0049] 图2B还示出了利用于测量网络在为输入预测特定类(例如,局部区域)时的准确度的层7。层7可利用sigmoid交叉损耗函数来预测输出类。在本示例中,应用sigmoid交叉熵损耗,每个局部区域(图像块)作为输入而被提供。局部区域用真值(ground-truth)标签概率 p_i 的矢量来注释,其中该矢量具有对应于可用类的数量的长度C(例如,组织类型和密度特性的潜在组合的数量)。通过最小化以下损耗目标公式来训练神经网络模型203:

$$[0050] \quad E_e = \sum_{i=1}^N \sum_{c=1}^C [p_i \log(\hat{p}_i) + (1 - p_i) \log(1 - \hat{p}_i)] + \gamma \|W\|_2$$

$$[0051] \quad w_i \leftarrow w_i + \Delta w_i, \Delta w_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_i} \text{ 更新权重参数}$$

[0052] 在前述损耗目标公式中, $\gamma \|W\|_2$ 是DLN模型203的权重W上的L2规则化,而 γ 是规则化参数。概率矢量 \hat{p}_i 是通过将sigmoid函数应用于图2B中DLN模型的每个C类输出而获得的。

[0053] 一旦神经网络模型203被训练,则储存神经网络模型203以供稍后在实现期间结合单个患者超声扫描使用。

[0054] 图3示出了根据本文的实施方案的用于基于所感兴趣区域中的局部区域的组织/密度特性来管理波束成形操作的过程的实现段300。当患者在场并且正被主动扫描时,图3的操作可在超声检查期间实时执行。附加地或另选地,可在不同的时间点处执行该操作,诸如在采集原始超声信号之后。又如,图3的操作可在在过去收集的“历史”非波束成形的超声信号上执行。

[0055] 在350处,探头可操作以发射超声信号并且在ROI的第一扫描期间从所感兴趣区域(ROI)接收回响超声信号。第一扫描可覆盖单一切片、体积或其部分。例如,第一扫描可表示以与诊断扫描期间(例如,在364处)利用的相同分辨率或更低分辨率执行的侦察或校准扫描。侦察扫描可沿着扫描线收集超声信号,该扫描线彼此间隔开或分开,而不是在诊断成像扫描中。附加地或另选地,当扫描体积时,侦察或校准扫描可扫描与邻近扫描切片隔开一距离的体积切片,该距离(切片至切片)大于在诊断成像扫描中的切片至切片的距离。

[0056] 在352处,处理电路可操作以基于时间延迟波束成形(TDB)参数在回响超声信号的至少一部分上执行第一波束成形操作,以生成对应于第一超声图像的第一超声数据集。TDB参数包括第一组初始时间延迟值和权重。可选地,该处理电路可显示第一超声图像在超声系统、工作站、笔记本计算机、便携式设备等(例如,智能电话、平板设备等)的显示器上。第一超声图像可对应于所感兴趣区域的医学诊断图像、所感兴趣区域的一部分的医学诊断图像、所感兴趣区域或所感兴趣区域的一部分的侦察或校准扫描等。第一超声图像可对应于贯穿所感兴趣的体积区域的单一切片和/或所感兴趣的体积区域的三维体积图像。第一超声图像可以以任何已知的超声格式呈现,诸如B模型、彩色多普勒、3D成像、4D成像等。

[0057] 在354处,处理电路可操作以将第一超声数据集分段到局部区域中。每个局部区域都是局部图像块。分段过程可基于各种分段算法而完全自动地执行。以举例的方式,分段可基于对第一超声图像内的解剖特征或特性的识别。附加地或另选地,分段可基于其他分段技术,诸如基于种子的、边界区分等。

[0058] 在356处,处理电路可操作以将通过图1、图2A和图2B的过程而确定的深度学习网

络 (DLN) 模型应用于局部区域,以识别与相关联的局部区域中的ROI的对应部分相关联的组织类型和/或密度特性。DLN模型将局部区域分类为对应于至少两种不同类型的组织中的一种。以举例的方式,组织的类型包括空气、肺、脂肪、水、大脑、肾脏、肝脏、心肌或骨骼中的至少两种。DLN模型识别组织类型和/或密度特性,并且为每个相关联的局部区域输出至少一个所得标签。例如,所得标签可将以组织类型和密度以及所得标签正确的概率命名硬脂肪。DLN模型为每个局部区域输出一个所得标签,该局部区域是输入。作为非限制性示例,当超声数据集被分成图像块的32x32矩阵时,每个图像块对应于局部区域,DLN模型将输出所得标签,每个所得标签对应于单个图像块。

[0059] 在358处,处理电路可操作以基于所得标签和密度表来识别对应于局部区域(图像块)的一个或多个局部速度。图5示出了指定不同组织类型以及对应的密度、速度、阻抗和衰减属性的密度表。以示例的方式,当所得标签指定局部区域来表示肾脏时,局部速度将被确定为等于1558m/s。图5中的表示出了与每种类型的组织相关联的单一密度。可选地,单一类型的组织还可被分成一组密度,每个密度具有独立的对应速度。例如,可为硬肾脏、正常肾脏和软肾脏分配独立的速度,同时为硬肝脏、正常肝脏和软肝脏分配独立的速度等。

[0060] 在本示例中,一个所得标签和一个局部速度被分配给每个局部区域(图像块)。附加地或另选地,多个所得标签和多个局部速度可被分配给单一局部区域。例如,两个或更多个所得标签的概率可在彼此的范围内(例如,在彼此的20%以内)。如果多个所得标签具有相似的概率,则在358处的操作可确定对应局部速度并且形成其数学组合,诸如平均、平均值等。可选择地,当为单一局部区域识别多个所得标签时,在358处的操作可选择对应局部速度中的一个,诸如对于一组所得标签的最高、最低或中值局部速度。

[0061] 在360处,处理电路可操作以基于对应的局部速度来计算对于对应局部区域的密度调节(DA)的时间延迟。例如,可以基于以下公式计算DA时间延迟:为了波束成形而使用初始时间延迟值的基本概念如下:

$$[0062] \quad h(t) = \sum_{m=0}^{M-1} w_m x_m(t - \tau_m)$$

[0063] x_m : 每个阵列元件的输出信号,

[0064] w_m : 动态更新的加权,

[0065] τ_m : 期望的动态更新的延迟。

[0066] $\tau_m = \frac{l_m}{c}$, 延迟来自针对每个阵列元件以预定的声速到焦点的传播时间。

$\tau'_m = \frac{l_m}{c'}$, 新的延迟来自针对每个阵列元件以因组织成分的衰减导致的正确声速到焦点的传播时间。在360处,新的DA时间延迟值用于DA波束成形,如下:

$$[0067] \quad h'(t) = \sum_{m=0}^{M-1} w_m x_m(t - \tau'_m)$$

[0068] x_m : 每个阵列元件的输出信号,

[0069] w_m : 动态更新的加权,

[0070] τ'_m : 期望的动态更新的延迟。

[0071] 一旦计算了DA时间延迟,则流程前进至362。

[0072] 在362处,处理电路可操作以基于对应局部区域的一组DA时间延迟来调节波束成

形参数,以形成密度调节的波束成形(DAB)参数。TDB参数包括与公共参考密度相关联的一组第一时间延迟值或初始时间延迟值,并且在352处使用。该处理电路可操作以通过将一组第一时间延迟值改变为与对应于由DLN模型所识别的组织/密度特性的预测密度或实际密度相关联的一组第二时间延迟值来调节TDB参数以形成DAB参数。利用基于由DLN模型所识别的密度特性确定的预测声速,基于从探头的阵列元件到ROI中的焦点的传播时间来确定第二时间延迟值。

[0073] 在364处,该处理电路可操作以基于DAB参数在回响超声信号的至少一部分上执行第二波束成形操作,以生成第二超声数据集。TDB参数和DAB参数包括分别在第一波束成形和第二波束成形期间结合ROI的公共区段而利用的不同的第一延迟和第二延迟。可选地,在回响超声信号的公共部分上执行第一波束成形和第二波束成形。可选地,可在不同的回响超声信号上执行第一波束成形操作和第二波束成形操作。例如,可在第一扫描期间诸如在校准扫描期间执行第一波束成形操作(在352处)。然后,一旦基于ROI内的特定患者的(多个)组织类型校正DAB参数,则在全患者检查期间执行第二诊断成像扫描。可选地,可从患者对医生的一次访问中保存第一扫描,并且DAB参数可在随后的患者访问期间使用。

[0074] 可选地,探头可执行ROI的第一扫描和第二扫描(在352和364处),在此期间接收第一组回响超声信号和第二组回响超声信号。可选地,在第一波束成形操作之前执行第一扫描,而在第一波束成形操作之后并且第二波束成形操作之前执行第二扫描。

[0075] 在366处,处理电路可操作以基于第二超声数据集来显示一个或多个诊断图像。可选地,处理电路可显示第二超声图像在超声系统、工作站、笔记本计算机、便携式设备等(例如,智能电话、平板设备等)的显示器上。第二超声图像可对应于所感兴趣区域的医学诊断图像、所感兴趣区域的一部分的医学诊断图像、所感兴趣区域或所感兴趣区域的一部分的侦察或校准扫描等。第二超声图像可对应于贯穿所感兴趣的体积区域的单一切片和/或所感兴趣的体积区域的三维体积图像。第二超声图像可以以任何已知的超声格式呈现,诸如B模型、彩色多普勒、3D成像、4D成像等。

[0076] 图4示出了根据本文的实施方案的应用DLN模型的具体实施的框图。如果每个候选标签被分配了对应候选标签实际上对应于输入的概率,则如上文所述,训练DLN模型以生成与一些或全部可用类相关联的候选标签。DLN模型将候选标签中的一个或小子集分配为具有高概率,其中具有最高概率的(多个)候选标签然后被指定为(多个)所得标签。

[0077] 如本文所述,用于当前扫描的超声数据集被分段到局部区域中,诸如局部区域406。局部区域406被传递到特征提取部分408,其中如上所述执行包括卷积、汇聚和非线性函数的各种操作。特征提取部分408生成被传递到分类部分410的一个或多个特征映射图,该分类部分结合识别对应于组织类型和/或密度特性的类来执行特征分类。分类部分410提供了输出430。输出430可包括指定一个或多个类的一个或多个标签,以及类指定正确的对应概率。输出430可不包括组织类型和/或密度特性的每一个潜在类,而是仅包括

[0078] 可能对应于输入局部区域406的类的子集。在本示例中,分类部分410提供了包括所得标签433的输出430,该所得标签指示输入图像块406表示“硬脂肪”的概率为0.91。可选地,输出430还可包括一组候选标签431,该候选标签包括与其他潜在类中的一些或全部相关联的概率。例如,候选标签431可包括候选标签,该候选标签指示输入图像块406表示正常脂肪和软脂肪的概率分别为0.06和0.03。剩余的候选标签被分配了更小的概率,并且因此

被认为是无意义的。因此,输出430指定对于输入图像块406的预期标签/类为硬脂肪。

[0079] 超声系统

[0080] 图6是示出根据本文的实施方案的基于对组织类型和密度特性的自动检测来支持可变声速的波束成形的示例超声系统的框图。超声系统600可包括用于提供超声成像的合适部件(物理设备、电路等)。超声系统600包括例如发射器602、超声探头604、发射波束成形器610、接收器618、接收波束成形器622、RF处理器624、RF/IQ缓冲器626、用户输入模块630、信号处理器640、图像缓冲器636和显示系统650。

[0081] 发射器602可包括可操作以驱动超声探头604的合适电路。发射器602和超声探头604可被实现和/或被配置用于一维(1D)、二维(2D)、三维(3D)和/或四维(4D)超声扫描。超声探头604可包括压电元件的一维(1D、5.25D、5.5D或5.75D)阵列或二维(2D)阵列。例如,如图6所示,超声探头604可包括正常构成相同元件的一组发射换能器元件606和一组接收换能器元件608。发射器602可由发射波束成形器610驱动。

[0082] 发射波束成形器610可包括可操作以控制发射器602的合适电路,该发射器通过发射子孔径波束成形器614来驱动一组发射换能器元件606以发出超声发射信号到所感兴趣的区域(例如,人类、动物、地下洞穴、物理结构等)中。在这方面,可激活一组发射换能器元件606以发射超声信号。超声信号可包括例如以脉冲重复频率(PRF)反复触发的脉冲序列,该脉冲重复频率通常可在千赫范围内。脉冲序列可聚焦在具有相同发射特征的不同发射焦点位置处。聚焦在相同发射焦点位置处的一系列发射触发可被称为“包”。

[0083] 所发射的超声信号可从所感兴趣的对象如组织中的结构向后散射,以产生回响。回响由接收换能器元件608接收。超声探头604中的一组接收换能器元件608可操作以将所接收的回响转换为模拟信号,由接收子孔径波束成形器616进行子孔径波束成形,然后被传送到接收器618。

[0084] 接收器618可包括可操作以接收和解调来自探头换能器元件的信号或接收子孔径波束成形器616的合适电路。所解调的模拟信号可被传送到多个A/D转换器(ADC)620中的一个或多个A/D转换器。

[0085] 每个多个A/D转换器620可包括可操作以将模拟信号转换为对应数字信号的合适电路。在这方面,多个A/D转换器620可被配置为将来自接收器618的所解调的模拟信号从转换为对应数字信号。多个A/D转换器620被设置在接收器618和接收波束成形器622之间。尽管如此,本公开在这方面并不受限制。因此,在一些实施方案中,多个A/D转换器620可被集成在接收器618内。

[0086] 接收波束成形器622可包括合适电路,该合适电路可操作以执行数字波束成形处理,以例如对从多个A/D转换器620接收的延迟信道信号求和并且输出波束求和信号。所得处理的信息可被转换回对应RF信号。从接收波束成形器622输出的对应输出RF信号可被传送到RF处理器624。根据一些实施方案,接收器618、多个A/D转换器620和波束成形器622可被集成到可以是数字波束成形器的单一波束成形器中。

[0087] RF处理器624可包括可操作以解调RF信号的合适电路。在一些情况下,RF处理器624可包括复杂解调器(未示出),该复杂解调器可操作以解调RF信号以形成可表示对应回响信号的同相和正交(IQ)数据对(例如,B模型数据对)。RF(或IQ)信号数据然后可被传送到RF/IQ缓冲器626。

[0088] RF/IQ缓冲器626可包括可操作以提供RF处理器624的输出的临时存储(例如,由RF处理器624生成的RF(或IQ)信号数据)的合适电路。

[0089] 用户输入模块630可包括可操作以能够获得或提供对超声系统600的输入的合适电路,以用于其操作。例如,用户输入模块630可用于输入患者数据、外科仪器数据、扫描参数、设置、配置参数、改变扫描模式等。在示例实施方案中,用户输入模块630可操作以配置、管理和/或控制超声系统600中的一个或多个部件和/或模块的操作。在这方面,用户输入模块630可操作以配置、管理和/或控制发射器602、超声探头604、发射波束成形器610、接收器618、接收波束成形器622、RF处理器624、RF/IQ缓冲器626、用户输入模块630、信号处理器640、图像缓冲器636和/或显示系统650的操作。

[0090] 信号处理器640可包括合适电路,该合适电路可操作以处理超声扫描数据(例如,RF和/或IQ信号数据)和/或生成对应超声图像,诸如用于呈现在显示系统650上。处理器640可操作以根据所采集的超声扫描数据上的多个可选超声模态来执行一个或多个处理操作。在一些情况下,信号处理器640可操作以执行混合、运动跟踪和/或散斑跟踪。随着接收到B模型回响信号,可实时(例如,在B模型扫描会话期间)处理所采集的超声扫描数据。附加地或另选地,超声扫描数据可以在扫描会话期间暂时储存在RF/IQ缓冲器626中并且在线操作或离线操作中以不太实时的方式处理。

[0091] 在操作中,超声系统600可用于生成超声图像,包括二维(2D)、三维(3D)和/或四维(4D)图像。在这方面,超声系统600可操作以以特定的帧速率连续采集超声扫描数据,这可适用于所讨论的成像情况。例如,帧速率可在50-70的范围内,还可以更低或更高。所采集的超声扫描数据可以以与帧速率相同、或更慢或更快的显示速率显示在显示系统650上。图像缓冲器636被包括以用于储存未被安排立即显示的所采集的超声扫描数据的处理的帧。在示例实施方案中,图像缓冲器636具有足够的容量来储存至少几秒钟的超声扫描数据的帧。超声扫描数据的帧根据其采集顺序或时间易于从其取回的方式存储。图像缓冲器636可体现为任何已知的数据存储介质。

[0092] 在一些情况下,超声系统600可被配置为支持灰阶和基于颜色的操作。例如,信号处理器640可操作以执行灰阶B模型处理和/或颜色处理。灰阶B模型处理可包括处理B模型RF信号数据或IQ数据对。例如,灰阶B模型处理可使得通过计算量 $(I^2+Q^2)^{1/2}$ 能够形成波束求和接收信号的包络。包络可经受附加的B模型处理,诸如对数压缩以形成显示数据。显示数据可被转换为X-Y格式以用于视频显示。扫描转换的帧可映射至灰阶以用于显示。B模型帧被提供给图像缓冲器636和/或显示系统650。颜色处理可包括处理基于颜色的RF信号数据或IQ数据对以形成帧以覆盖被提供给图像缓冲器636和/或显示系统650的B模型帧。灰阶和/或颜色处理可基于用户输入(例如,来自用户输入模块630的选择)自适应地调节,例如用于增强特定区域的灰阶和/或颜色。

[0093] 在一些情况下,超声成像可包括体积超声图像的生成和/或显示(即,对象(例如,器官、组织等)以三维显示3D的位置)。在这方面,用3D(并且类似地用4D)成像,可采集包括对应于成像对象的体素的体积超声数据集。这可例如通过以不同角度发射声波而不是仅沿一个方向(例如,直向下)发射它们来完成,并且然后将它们的反射捕获回去。然后捕获并且处理(例如,经由信号处理器640)返回的(以不同角度的发射的)回响以生成对应体积数据集,其继而可(例如,经由信号处理器640中的3D渲染模块642)用于创建和/或显示体积(例

如,3D)图像,诸如经由显示系统650。这可能需要使用特定的处理技术来提供所需的3D感知。

[0094] 例如,体积渲染技术可用于显示体积(例如,3D)数据集的投影(例如,6D投影)。在这方面,渲染3D数据集的5D投影可包括相对于正被显示的对象设置或限定空间上的感知角度,并且然后为数据集中的每个体素限定或计算必要的信息(例如,不透明度和颜色)。这可例如使用合适的传输函数来为每个体素限定RGBA(红色、绿色、蓝色和 α)值来完成。

[0095] 在根据本公开的各种具体实施中,超声系统600可被配置为基于超声成像中对组织类型的自动检测来支持可变速度的声音波束成形。特别地,超声系统600可被配置为评估正在成像的区域以识别其中不同类型的组织,并且然后基于对应于所识别的组织类型中的每一个的实际局部声速来执行超声成像。在这方面,如上所述,声音在不同的组织类型(例如,肌肉、脂肪、皮肤、结缔组织等)中可具有不同的速度。因此,超声图像的质量可通过使用和/或考虑对应于每个特定类型的组织的实际局部速度来增强。在这方面,在超声成像中,图像质量,尤其是横向分辨率和对比度至少部分地取决于发射和接收波束成形过程以及基于该过程获得的数据。

[0096] 可基于成像区域中的局部声速的知识(和使用)来实现改善特定的横向分辨率和对比度,从而改善整体图像质量。现有系统和/或方法可根据人体中的通用声速的不正确假设来实现,从而导致劣等图像质量。在这方面,现有系统和方法中的超声波束成形过程被配置(例如,使用基于的使用时间延迟)了单一恒定的声速,通常为1540m/s的通用声速。然而,不同的组织由于其变化的机械属性而具有不同的声速(例如,在脂肪中为1450m/s,在皮肤和结缔组织为1613m/s,等)。在假定的通用声速和实际的(多个)局部声速之间的声速的变化可导致所生成的图像中不正确的聚焦和/或增加的杂乱。

[0097] 因此,通过基于成像区域中的组织类型的实际局部声速在超声成像(例如波束成形过程)中准确地和局部地知道和使用声速,可改善超声图像质量。例如,超声系统600中的发射和接收波束成形过程可被配置为适应声速的局部变化。以这种方式配置超声成像(尤其是,例如,在此类超声成像期间使用的波束成形过程)将产生具有较高对比度和分辨率的完美聚焦图像。此外,可修正图像的几何形状。这允许更精确的测量。这可与特定类型的患者(例如,肥胖患者)和/或特定区域的检查(例如,胸部成像)特别相关。

[0098] 在示例具体实施中,超声系统(例如,超声系统600)可被配置为确定或估计局部声速(例如,经由信号处理器640中的声速控制模块644)。这些局部声速然后可用于优化超声成像(例如,在调节发射和接收波束成形中的时间延迟模式时),即,对每个所接收的信道信号应用的时间延迟,对该信道信号求和以获得组合波束成形的接收信号,从而改善图像质量。各种组织类型的声速可被预储存在系统中(例如,在信号处理器640内,在存储设备(未示出)中,等),并且当需要时(例如,当在有源成像期间识别对应类型的组织时)被访问和使用。

[0099] 因为处理速度和实现的简单性(如果有的话,需要非常小的对已经利用的硬件的改变),以这一方式检测组织类型和/或密度特性是有优势的。例如,标准的延迟和求和波束成形器可与这一技术一起使用。通过在完成图像分析之后调节各个信道的延迟时间,可增强图像。此外,基于局部特征的分析获得的数据还可用于其他目的,诸如对器官或病理缺陷的检测和分段。

[0100] 在示例具体实施中,超声系统(例如,超声系统600)可被配置为执行(例如,经由信号处理器640的声速控制模块644)局部图像特征的分析,以通过将图像细分为然后被单独分析的任意数量的部分来识别图像的特定部分中的组织类型和/或密度特性,以确定与图像的每个部分相关联的组织类型和/或密度特性。例如,滑动窗口可用于扫描图像中的不同部分,以识别与每个部分相关联的组织类型和/或密度特性。基于不同组织类型中的声速的知识,可估计图像的每个独立部分中的局部声速。不同组织的局部特征和/或密度特性可被预编程到系统中。可选择地,系统可被配置为自适应地(例如,在独立的学习过程中)确定(和储存)这些局部特征。例如,当成像已经确定的组织类型和/或密度特性时,可评估并且储存对应图像的局部特征以供后续使用。可以以各种方式获得与不同组织类型相关联的实际声速。例如,人体内主要组织类型的声速可为公知,并且因此可被预编程到系统中。此外,在一些情况下,可调谐预编程的声速,诸如基于系统的实际使用。

[0101] 在示例具体实施中,基于对组织类型和/或密度特性的自动检测的声音波束成形的可变速度的自适应调节可被配置为迭代过程。例如,在第一迭代中,通用声速(例如,1540m/s)可用在第一迭代中以使用已知的波束成形方案来构造图像。然后可分析波束成形图像的局部特征,并且可根据检测到的声速来调节波束成形过程中的时间延迟。使用这些经调节的时间延迟,可在第二迭代中获得图像。这一第二图像大概会具有更高的图像质量。可选地,可使用两次以上的迭代来进一步改善图像。

[0102] 在示例具体实施中,检测到的局部声速可用于(例如,经由信号处理器640)将图像分段到具有恒定声速的区域中。例如,通过知道区域边界的法线,可计算折射角。然后可将这一数据结合到波束成形过程中以进一步增强图像。

[0103] 在其他示例具体实施中,其他技术可用于识别正在成像的区域中的不同类型的组织和/或用于自适应地调节超声成像操作以考虑局部声速的变化。例如,由于成像区域中变化的声速,图像质量的劣化可通过省略图像分析(例如,包括如上所述的局部特征的分析)而代之以计算换能器的各个元件的射频(RF)信号之间的相关性来解决。然后可选择波束成形过程中的时间延迟,以使得这些相关性被最小化。然而,此类方法要求所有元件数据都可用于处理器。此外,这一方法可能需要波束成形过程和用于其的部件中的改变。此外,可能需要诸如点光源地图像平面中的独特特征来执行计算。这在现实世界的成像情况下可能不可用。此外,此类方法通常在组织和换能器之间假设有单一扭曲层(然而,用如上所述的基于图像分析的方法,可在图像中的每个分析窗口中估计声速)。在另一种方法中,可使用图像分析,但是其中基于机器学习技术来实现器官识别。在此类方法中,可基于先前生成的图像,使用学习算法采集关于器官特征(例如,形状和纹理)的知识,并且然后将这知识应用于新图像以用于器官检测(并且因此从与每个器官相关联的组织类型的知识来确定组织类型)。然而,与上述方法相比,此类方法需要更多的处理,上述方法仅需要对局部纹理特征的分析,并且因此可更易于实现、更快速、并且处理强度更低。在又一种方法中,使用针对不同声速的不同内核可使用图像的盲解卷积或非盲解卷积。此类方法通常需要某种方式来自动确定图像质量并且选择最佳的解卷积内核。然而,这一方法可能是缓慢的,并且需要在全局和整个图像上工作。

[0104] 结论声明

[0105] 应当清楚地理解,相对于附图大致描述和示出的各种布置和过程,和/或此类布置

的一个或多个单独部件或元件和/或与此类过程相关联的一个或多个过程操作,可独立于本文所述和所示的一个或多个其他部件、元件和/或过程操作而使用或一起使用。因此,虽然本文广义地设想、描述和示出了各种布置和过程,但是应当理解,它们仅以说明性和非限制性的方式提供,并且此外可被视为仅是其中一个或多个装置或过程可以运行或操作的可能工作环境的示例。

[0106] 如本领域技术人员将会理解的,各方面可体现为系统、方法或计算机(设备)程序产品。因此,各方面可采取完全硬件的实施方案或包括硬件和软件的实施方案的形式,该硬件和软件在本文中可全部统称为“电路”、“模块”或“系统”。此外,各方面可采取包含在其上具有包含计算机(设备)可读程序代码的一个或多个计算机(设备)可读存储介质中的计算机(设备)程序产品的形式。

[0107] 可利用一个或多个非信号计算机(设备)可读介质的任何组合。非信号介质可以是存储介质。存储介质可以是,例如电子、磁性、光学、电磁、红外或半导体系统、装置或设备、或前述的任何合适的组合。存储介质的更具体示例会包括以下:便携式计算机软盘、硬盘、随机存取存储器(RAM)、动态随机存取存储器(DRAM)、只读存储器(ROM)、可擦可编程只读存储器(EPROM或闪存)、便携式光盘只读存储器(CD-ROM)、光学存储设备、磁性存储设备、或前述的任何合适的组合。

[0108] 用于执行操作的程序代码可以用一种或多种编程语言的任何组合来编写。程序代码可完全在单一设备上、部分地在单一设备上、作为独立的软件包、部分地在单一设备上并且部分地在另一个设备上,或完全在另一个设备上执行。在一些情况下,设备可通过任何类型的网络连接,包括局域网(LAN)或广域网(WAN),或者可通过其他设备(例如,通过使用互联网服务提供商的互联网)或通过诸如通过USB连接的硬线连接进行连接。例如,具有用于储存代码的第一处理器、网络接口和存储设备的服务器可储存用于执行操作的程序代码,并且通过其网络接口经由网络将这代码提供给具有用于在第二设备上执行代码的第二处理器的第二设备。

[0109] 本文参考附图描述了各方面,附图示出了根据各种示例实施方案的示例方法、设备和程序产品。可将这些程序指令提供给通用计算机、专用计算机或其他可编程数据处理设备或信息处理设备的处理器以产生机器,以使得经由设备的处理器执行的指令实现指定的功能/动作。程序指令也可储存在设备可读介质中,该设备可读介质可引导设备以特定方式起运行,以使得储存在设备可读介质中的指令产生包括实现指定功能/动作的指令的制品。程序指令还可被加载到设备上,致使在设备上执行一系列操作步骤以产生实现设备的过程,以使得在设备上执行的指令提供用于实现指定功能/动作的过程。

[0110] 本文的单元/模块/应用程序可包括任何基于处理器或基于微处理器的系统,该系统包括使用微控制器、精简指令集计算机(RISC)、专用集成电路(ASIC)、现场可编程门阵列(FPGA)、逻辑电路以及能够执行本文所述功能的任何其他电路或处理器的系统。附加地或另选地,本文的模块/控制器可以表示电路模块,该电路模块可被实现为具有执行本文所述的操作的相关联的指令(例如,储存在有形和非暂态计算机可读存储介质上的软件,诸如计算机硬盘驱动器、ROM、RAM等)的硬件。以上示例仅是示例性的,并且因此不旨在以任何方式限制术语“控制器”的定义和/或含义。本文的单元/模块/应用程序可以执行储存在一个或多个存储元件中的指令集,以便处理数据。存储元件还可以根据期望或需要存储数据或其

他信息。存储元件可以呈信息源或模块/控制器内的物理存储器元件的形式。指令集可以包括指示本文的模块/应用程序执行诸如本文所述主题的各种实施方案的方法和过程的具体操作的各种命令。指令集可以呈软件程序的形式。软件可以呈各种形式,诸如系统软件或应用软件。此外,软件可以呈以下形式:分开的程序或模块的集合、较大程序内的程序模块或程序模块的一部分。软件还可以包括呈面向对象编程形式的模块化编程。由处理机对输入数据的处理可以响应于用户命令,或者响应于先前处理的结果,或者响应于由另一个处理机做出的请求。

[0111] 应当理解,本文所述的主题在其应用中不限于本文的具体实施方式所阐述或本文的附图中所示的构造细节和部件布置。本文所述的主题可以具有其他实施方案,并且可以以各种方式实践或执行。此外,应当理解,本文所用的措辞和术语是为了描述的目的,并且不应被视为是限制性的。本文所用的“包括”、“包含”或“具有”及其变型旨在涵盖其后列出的项目及其等同物以及附加的项目。

[0112] 应当理解,以上描述旨在是例示性的而非限制性的。例如,上述实施方案(和/或其方面)可以彼此组合使用。此外,在不脱离本发明的范围的情况下,可以做出许多修改以使特定的情况或材料适应本发明的教导。虽然本文所述的材料和涂层的尺寸、类型旨在限定各种参数,但它们决不是限制性的,并且在本质上是说明性的。在回顾以上描述后,许多其他实施方案对于本领域技术人员将是显而易见的。因此,实施方案的范围应参考所附的权利要求书以及这些权利要求被赋予的等同物的全部范围来确定。在所附权利要求书中,术语“包括”和“在……中”用作相应术语“包含”和“其中”的通俗中文等同物。此外,在以下权利要求书中,术语“第一”、“第二”和“第三”等仅用作标记,而不旨在对其对象强加数字要求或者对其行为强加执行顺序。

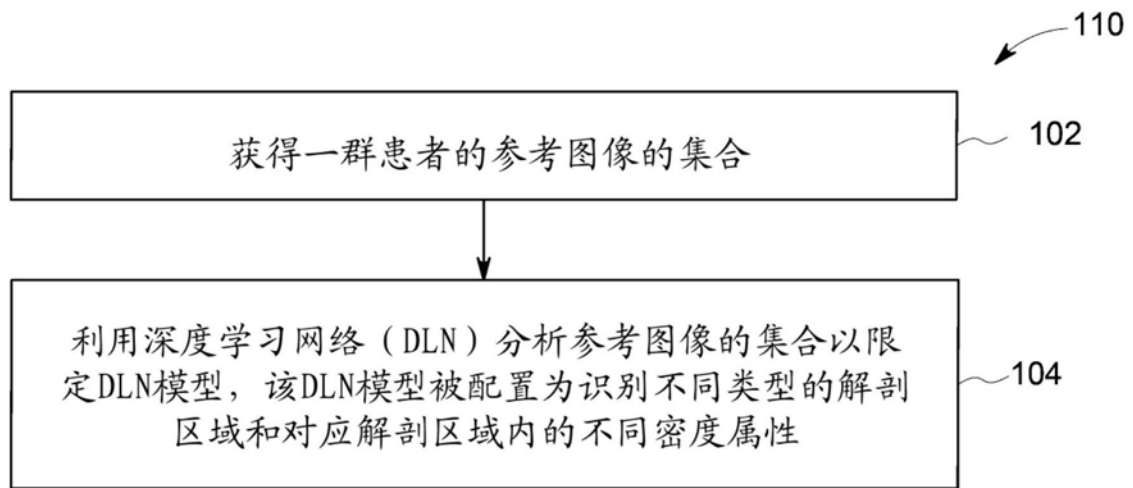


图1

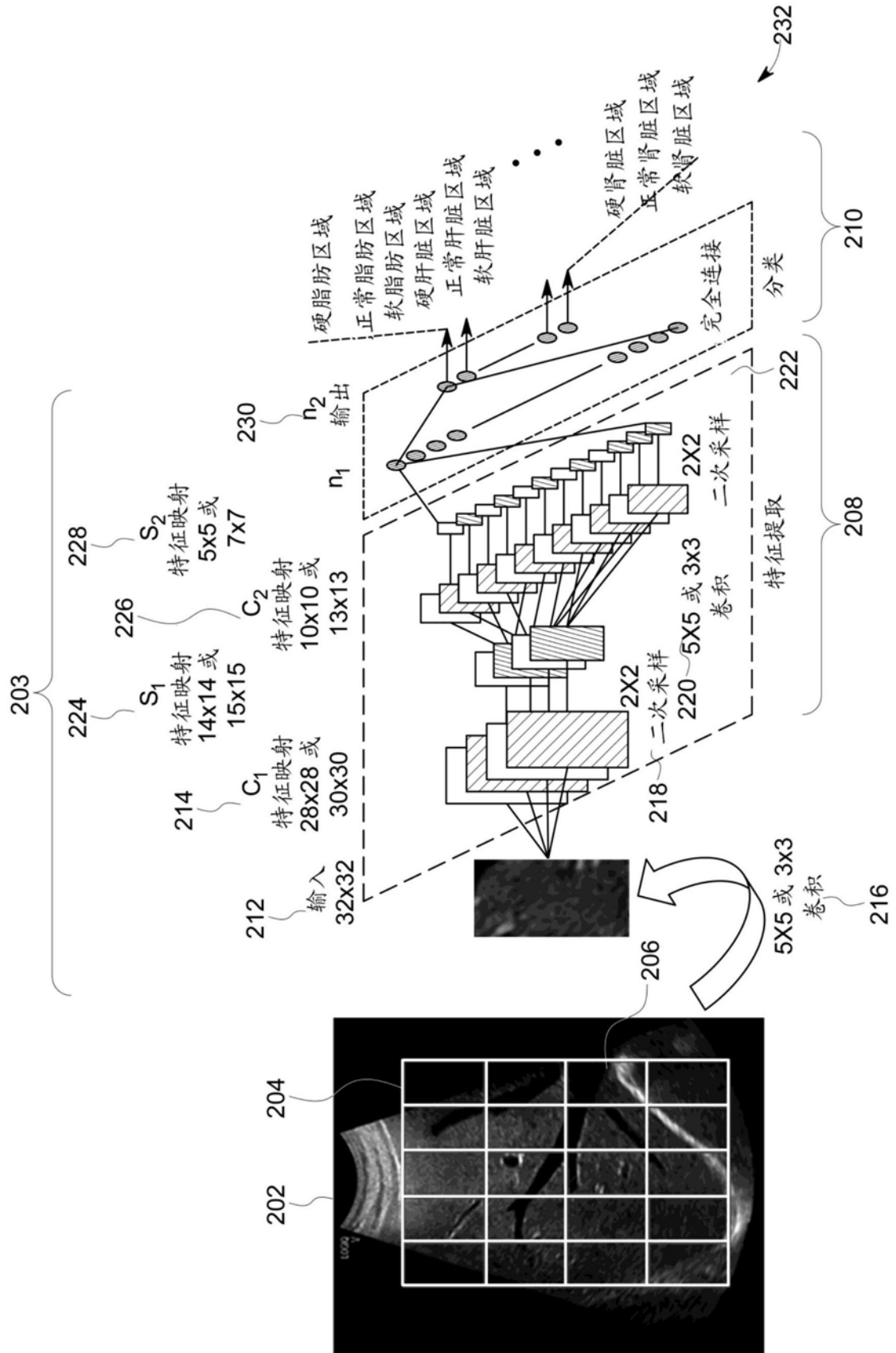


图2A

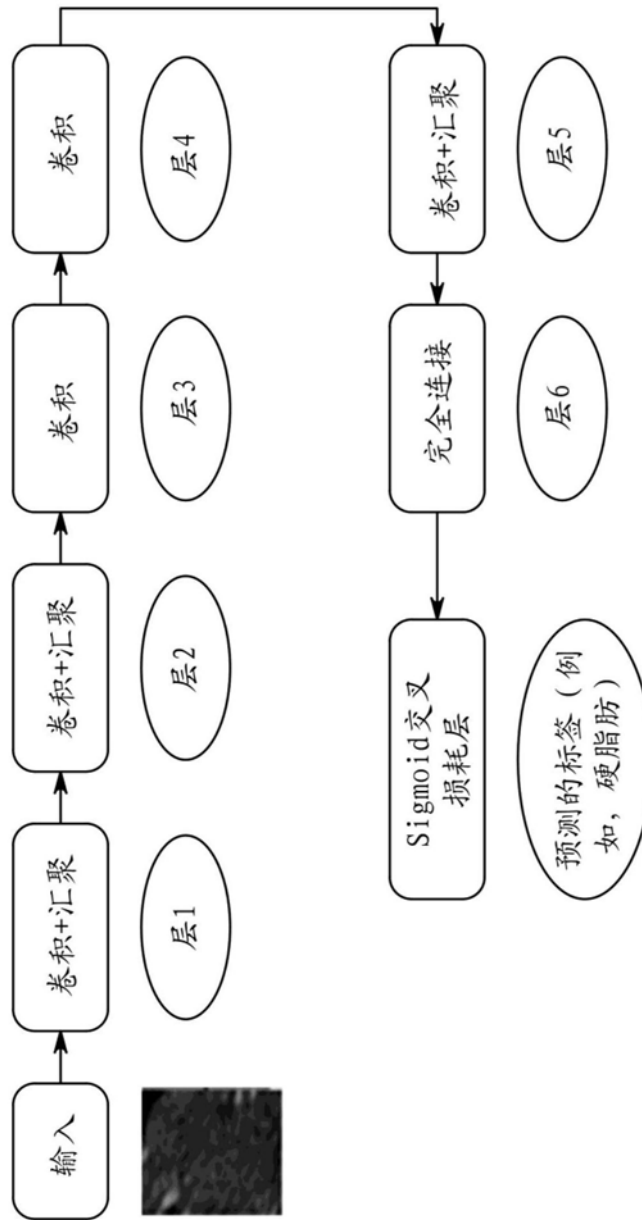


图2B

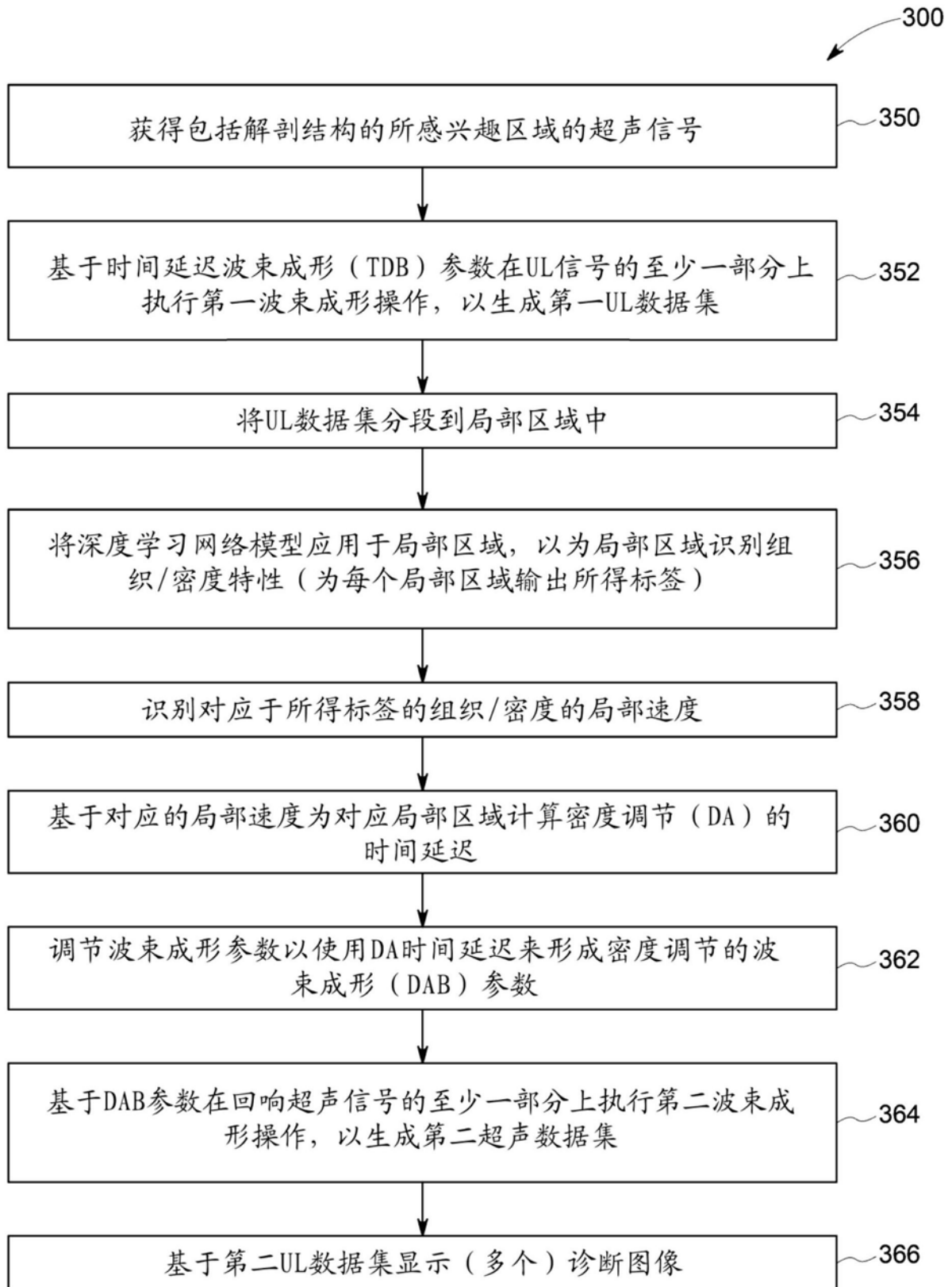


图3

	密度 kgm^{-3}	速度 ms^{-1}	阻抗 $10^{-6}\text{kg/m}^2\text{s}$	α dB/cm
空气	1.20	344	0.00043	11.9
肺	400	650	0.26	
脂肪	920	1467	1.33	0.60
水	1000	1520	1.48	2.2×10^{-4}
大脑	1030	1504-1612	1.55-1.66	0.85
肾脏	1040	1558	1.62	0.78
肝脏	1566	1566	1.66	0.96
心肌	1070	1561-1626	1.67-1.74	1.3-3.2
骨骼	1380-1810	2717-4077	3.75-7.38	11.3-20

图5

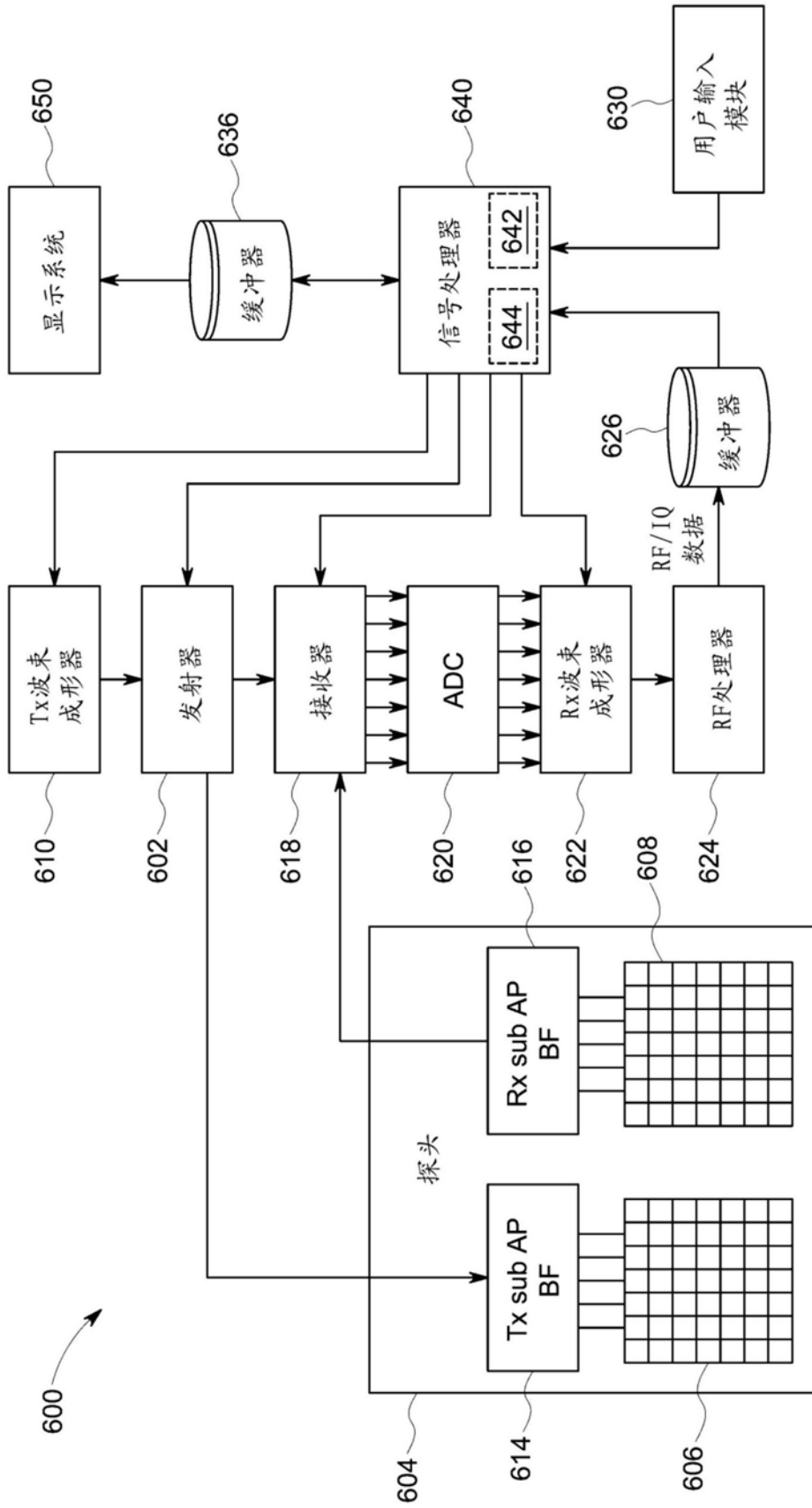


图6

专利名称(译)	基于组织密度管理波束成形参数的方法和系统		
公开(公告)号	CN111345847A	公开(公告)日	2020-06-30
申请号	CN201911311372.5	申请日	2019-12-18
[标]申请(专利权)人(译)	通用电气公司		
申请(专利权)人(译)	通用电气公司		
当前申请(专利权)人(译)	通用电气公司		
[标]发明人	金正锡		
发明人	金正锡		
IPC分类号	A61B8/00		
优先权	16/226,783 2018-12-20 US		
外部链接	SIPO		

摘要(译)

提供了一种超声系统和方法。该系统包括探头(604)，该探头能够操作以发射超声信号并从所感兴趣的区域(ROI)和处理电路(622、640、642、644、650)接收回响超声信号。该处理电路在该回响超声信号的至少一部分上执行(352)第一波束成形操作，以生成对应于第一超声图像的至少一部分的第一超声数据集。该第一波束成形操作(352)利用初始时间延迟作为波束成形参数来对该ROI的分区执行波束成形。该系统将深度学习网络(DLN)模型(203)应用(356)于该第一超声数据集的局部区域，以识别与该局部区域相关联的组织类型或密度特性中的至少一者。该系统基于该局部区域的组织类型或密度特性中的至少一者来调节(362)该波束成形参数以使用密度调节(DA)的时间延迟，以形成密度调节的波束成形(DAB)参数，并且基于用于该DAB参数的该DA时间延迟对该回响超声信号的至少一部分执行第二波束成形操作(364)以生成第二超声数据集。

