



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111095428 B

(45) 授权公告日 2024. 09. 10

(21) 申请号 201880060280.1

(22) 申请日 2018.08.02

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 111095428 A

(43) 申请公布日 2020.05.01

(30) 优先权数据
62/546588 2017.08.17 US

(85) PCT国际申请进入国家阶段日
2020.03.17

(86) PCT国际申请的申请数据
PCT/EP2018/070960 2018.08.02

(87) PCT国际申请的公布数据
W02019/034436 EN 2019.02.21

(73) 专利权人 皇家飞利浦有限公司
地址 荷兰艾恩德霍芬

(72) 发明人 A·阿加瓦尔 K·W·约翰逊
张亮 E·M·坎菲尔德

(74) 专利代理机构 永新专利商标代理有限公司
72002
专利代理师 孟杰雄

(51) Int.Cl.
G16H 30/40 (2006.01)
G16H 40/63 (2006.01)
G16H 50/20 (2006.01)

(56) 对比文件
CN 102266239 A, 2011.12.07
US 2016/0350620 A1, 2016.12.01

审查员 吴梦莹

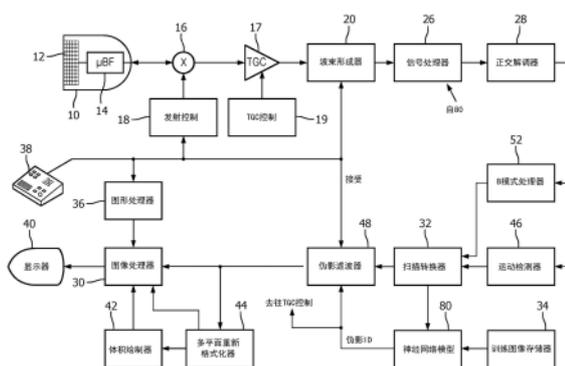
权利要求书2页 说明书9页 附图9页

(54) 发明名称

具有用于图像伪影识别和移除的深度学习网络的超声系统

(57) 摘要

具有深度学习神经网络的超声系统被用于通过对正交信息的分析消除颈动脉的B模式图像中的薄雾伪影。在所描述的实施方式中,正交信息包括B模式图像的结构信息以及与B模式图像的视场相同的视场的运动信息。在另一实施例中,神经网络通过降低伪影的深度处的TGC增益来降低薄雾伪影。



1. 一种用于使用深度学习来提高超声图像的图像质量的超声诊断成像系统,包括:
超声探头,其适于采集超声图像信号;
B模式图像处理器,其被耦合到所述探头,所述B模式图像处理器适于产生B模式超声图像,其中,所述超声诊断成像系统适于产生由所述B模式超声图像所成像的区域的正交信息,并且其中,所述正交信息包括关于血流运动的信息;
神经网络模型,其被耦合以接收所述B模式超声图像,并且被配置为基于所述B模式超声图像和所述正交信息来识别所述B模式超声图像中的血管中的伪影,所述神经网络模型被训练为使用B模式图像以及与所述B模式图像相同的图像场的正交信息来检测B模式图像中的伪影;
时间增益控制电路,其被耦合以接收所述超声图像信号,其中,所述时间增益控制电路适于响应于对伪影的所述识别而降低所识别的伪影在所述B模式超声图像中的深度处的增益,以便从所述B模式超声图像消除所识别的伪影;以及
显示器,其适于显示具有降低的伪影含量的所述B模式超声图像。
2. 根据权利要求1所述的超声诊断成像系统,还包括运动检测器,所述运动检测器被耦合到所述探头,所述运动检测器适于产生在由所述B模式超声图像所成像的区域中的关于血流和/或组织运动的信息,
其中,所述神经网络模型还适于在对伪影的所述识别中使用关于血流运动的所述信息。
3. 根据权利要求2所述的超声诊断成像系统,还包括伪影滤波器,所述伪影滤波器被耦合以接收所述B模式超声图像并且适于响应于所述神经网络模型而降低在所述B模式超声图像中识别的伪影。
4. 根据权利要求3所述的超声诊断成像系统,其中,所述神经网络模型还适于产生用于显示给用户的置信因子。
5. 根据权利要求1所述的超声诊断成像系统,其中,所述神经网络模型还适于识别所述B模式超声图像中的解剖结构。
6. 根据权利要求2所述的超声诊断成像系统,其中,所述运动检测器还包括多普勒处理器。
7. 根据权利要求6所述的超声诊断成像系统,其中,所述多普勒处理器还被配置为利用比六个样本更短的系综长度进行操作。
8. 根据权利要求6所述的超声诊断成像系统,其中,所述多普勒处理器还被配置为利用由多线接收采集的系综进行操作。
9. 根据权利要求2所述的超声诊断成像系统,其中,所述运动检测器还被配置为通过散斑跟踪进行操作。
10. 一种用于使用深度学习来提高超声图像的图像质量的超声诊断成像系统,包括:
超声探头,其适于采集超声图像信号;
B模式图像处理器,其被耦合到所述探头,所述B模式图像处理器适于产生B模式超声图像,其中,所述超声诊断成像系统适于产生由所述B模式超声图像所成像的区域的正交信息,并且其中,所述正交信息包括关于血流运动的信息;
神经网络模型,其被耦合以接收所述B模式超声图像;

伪影滤波器,其被耦合以接收所述B模式超声图像并且适于降低在所述B模式超声图像中识别的伪影;

相关器,响应于由所述神经网络模型对所述B模式超声图像的分析 and 关于血流运动的信息,并且相关器具有被耦合到所述伪影滤波器的输出,并且所述输出适于基于所述分析与关于血流运动的信息之间的相关度来控制所述伪影滤波器,使得所述B模式超声图像中的组织像素将保持不变或者从所述B模式超声图像中去除所述伪影;以及

显示器,其适于显示具有降低的伪影含量的所述B模式超声图像。

11.一种用于使用深度学习来提高超声图像的图像质量的方法,包括:

通过超声探头采集超声图像信号;

通过耦合到所述探头的B模式图像处理器产生B模式超声图像;

经由超声诊断成像系统产生由所述B模式超声图像所成像的区域的正交信息,其中,所述正交信息包括关于血流运动的信息;

通过神经网络模型接收所述B模式超声图像;

通过伪影滤波器降低在所述B模式超声图像中识别的伪影;

响应于由所述神经网络模型对所述B模式超声图像的分析 and 关于血流运动的信息,相关器具有被耦合到所述伪影滤波器的输出,并且所述输出适于基于所述分析与关于血流运动的信息之间的相关度来控制所述伪影滤波器,使得所述B模式超声图像中的组织像素将保持不变或者从所述B模式超声图像中去除所述伪影;并且

通过显示器显示具有降低的伪影含量的所述B模式超声图像。

12.一种用于使用深度学习来提高超声图像的图像质量的方法,

其中,神经网络模型被训练为使用B模式图像以及与所述B模式图像相同的图像场的正交信息来检测B模式图像中的伪影,并且其中,所述正交信息包括关于血流运动的信息;

其中,所述方法包括:

采集实时B模式图像;

采集与所述实时B模式图像相同的图像场的实时正交信息,其中,所述实时正交信息补充所述实时B模式图像的结构信息;

使用经训练的神经网络模型以基于所述实时B模式图像和所述实时正交信息来识别所述实时B模式图像中的伪影;

响应于对伪影的所述识别而降低所识别的伪影在所述实时B模式图像中的深度处的增益;以及

对所识别的伪影进行滤波。

13.根据权利要求12所述的方法,还包括采集与所述实时B模式图像相同的图像场的血流和/或组织运动信息。

14.根据权利要求12所述的方法,其中,所述神经网络模型还被耦合到时间增益控制电路,并且适于向所述时间增益控制电路传递所识别的伪影在所述实时B模式图像中的深度。

15.根据权利要求12所述的方法,其中,所述神经网络模型还适于以迭代的方式降低TGC增益并针对伪影来分析重新采集的超声图像。

具有用于图像伪影识别和移除的深度学习网络的超声系统

技术领域

[0001] 本发明涉及医学诊断超声系统,并且具体地涉及具有通过识别图像伪影以移除来增强超声图像的深度学习网络的超声系统。

背景技术

[0002] 当前可用的医学超声系统使得临床医师能够使用板载检查协议在患者上进行超声扫描,捕获图像,进行测量并且使用内置算法并且报告生成软件以做出诊断并报告诊断的结果。在开始检查之前,临床医师必须通过选择在检查期间要使用和执行的设置和功能来建立系统。这通常开始于选择要使用的探头类型,然后检查类型(0B、心脏病学、周围血管等),之后是当一个要使用时的检查协议,以及其他超声机器操作设置。现代超声系统具有自动化检查设置,其可以从公共检查或从一个检查保存的设置的板载列表选择并且在按压按钮时针对后续检查调用。例如参见美国专利US 5315999(Kinicki等人)。这些系统的制造商已经将该特征演变为具有被称为“组织特异性预设”的事物的系统。这些是通常使用在可以通过按压单个按钮在系统上调用的各种类型的超声检查中的工厂安装的预设。例如,准备执行孕妇的胎儿检查的产科医师可以按压“0B”按钮,并且超声系统立即利用通常用于胎儿检查的执行的设置调节。

[0003] 深度学习是模拟分析问题中的人脑的功能的机器学习算法的迅速发展的分支。人脑回忆从解决过去的类似问题获悉什么,并且应用该知识以解决新问题。正在进行探索以确定多个领域(诸如模式识别、自然语言处理和计算机视觉)中的该技术的可能用途。深度学习算法具有优于常规形式的计算机编程算法的不同的优点,其中,其可以一般化并训练以通过分析图像样本而不是写入定制计算机代码来识别图像特征。然而,在超声系统中可视化的解剖结构似乎不会容易使其自身适用于自动化图像识别。每个人是不同的,并且解剖形状、大小、位置和功能从人到人变化。此外,超声图像的质量和清晰度将甚至当使用相同超声系统时变化。这是因为身体习性将影响用于形成图像的从身体内部返回的超声信号。通过厚层体脂肪扫描器官将导致大大衰减的超声信号和图像中的不良定义的解剖结构。然而,本申请中所描述的系统已经证明了使用深度学习技术以通过神经网络模型通过处理识别超声图像中的解剖结构的能力。神经网络模型首先通过向其呈现已知解剖结构的多幅图像来训练。一旦训练,由用户采集的保存的或实况图像由神经网络模型实时分析,其识别图像中的解剖结构。解剖结构的识别被用于注释图像,或者在用于实行所识别的解剖结构的检查的超声系统上建立用户控制。

[0004] 已经说明了识别超声图像中的解剖结构的能力,深度学习的使用中的另外的期望是将其用于改进图像质量。这将有益的一个诊断领域是在血管中形成的斑块的检测和分析中。斑块常常在血管的超声图像中仅依稀可见,并且难以检测。该困难由血管的物理学和解剖结构复合,其可以以混响和其他多路反射的形式反映来自血管的壁的超声。这些混响将由超声换能器检测并且在超声图像中自己显现为血管上的薄雾(杂乱),其可能模糊血管壁上的斑块积聚,因为杂乱通常以与斑块相同的亮度范围出现。将期望能够使用诸如深度学

习的特征来分析超声图像,识别图像伪影(诸如来自混响的薄雾和其他多路径失真),并且将其从图像移除,使得斑块可以更容易诊断。还期望能够检测和移除这样的伪影而不显著地影响采集和处理超声图像所需的时间,使得图像帧可以在实时显示中呈现给用户。

发明内容

[0005] 根据本发明的原理,超声系统采集身体的区域的B模式图像和相同区域的正交信息。通过正交意指补充B模式图像的结构信息的解剖结构的第二信息源,诸如运动。B模式图像或B模式图像和正交信息通过已经出于该目的训练的神经网络模型分析,识别与解剖材料对比的图像中的薄雾伪影,诸如斑块。所识别的伪影然后通过滤波从图像移除。在另一实施方式中,神经网络模型识别血管和血管中的薄雾或杂乱,然后降低薄雾或杂乱的图像深度处的TGC(时间增益控制)增益以将其从图像消除。

附图说明

[0006] 在附图中:

[0007] 图1图示了根据本发明的原理配置的超声系统;

[0008] 图2和图3图示了包含薄雾伪影和斑块的血管的超声图像;

[0009] 图4a和4b图示了相同血管的颜色流图像中的血管和运动(流动)中的相同解剖结构、薄雾伪影的正交信息的超声图像;

[0010] 图5是图示根据本发明的原理的通过使用正交图像信息移除图像伪影改进图像质量的第一方法的流程图;

[0011] 图6图示了当重新配置为以第二方式使用正交图像信息移除图像伪影的图1的超声系统的部分;

[0012] 图6a是图示图6的相关器的操作的表;

[0013] 图7是图示根据图6的子系统的通过使用正交图像信息移除图像伪影改进图像质量的第二方法的流程图;

[0014] 图8图示了具有呈现血管杂乱的图像和邻近图像显示的TGC曲线的超声显示器;

[0015] 图9是图示用于通过调节TGC特性移除图8的图像中的血管杂乱的技术的流程图;并且

[0016] 图10图示了根据图9的技术的杂乱消除之后的图8的超声显示。

具体实施方式

[0017] 现在参考图1,以框图形式示出了根据本发明的原理构建的超声诊断成像系统。在用于发射超声波和接收回波信息的超声探头10中提供了换能器阵列12。换能器阵列12可以是能够在二或三个维度上(例如,在仰角(以3D)和方位角两者上)扫描的换能器元件的一或二维阵列。换能器阵列12耦合到探头中的微波束形成器14,其控制通过阵列元件的信号的发射和接收。微波束形成器能够对由换能器元件的组或“片块”接收到的信号进行至少部分波束形成,如在美国专利US5997479(Savord等人)、US6013032(Savord)和US6623432(Powers等人)中所描述的。微波束形成器通过探头线缆耦合到发射/接收(T/R)开关16,其在发射与接收之间切换并且保护主波束形成器20免受高能量发射信号影响。在微波束形成

器14的控制下的来自换能器阵列12的超声波束的发射由耦合到T/R开关和波束形成器20的发射控制器18引导,其从用户接口或者控制面板38的用户的操作接收输入。在由发射控制器控制的发射特性中间是发射波形的间隔、幅度、相位和极性。在脉冲发射的方向上形成的波束可以从换能器阵列径直向前或者针对较宽的视场在不同的角度处转向。

[0018] 由换能器阵列12接收到的回波在TGC控制电路19的控制下由TGC放大器17放大为对象中的深度的函数。时间增益控制补偿已经用于超声许多年。放大器增益可以通过显示器上的图形触摸屏控制或者通过机械滑动点设置,如美国专利US5482045 (Rust等人)中所描述的,通过引用将其并入本文。手动进行的滑动点调节直接应用于TGC放大器或存储在TGC控制电路的存储器中的值并且用于控制增益。由换能器元件的连续的组接收到的增益补偿回波通过适当地延迟其并且然后组合其来波束形成。由来自每个片块的微波束形成器14产生的部分波束形成信号被耦合到主波束形成器20,其中,来自换能器元件的个体片块的部分波束形成信号被组合为完全波束形成相干回波信号。例如,主波束形成器20可以具有128个信道,其中每个从12个换能器元件的片块接收部分波束形成信号。以这种方式,由二维阵列换能器的超过1500个换能器元件接收到的信号可以高效地贡献于单个波束形成信号。

[0019] 相干回波信号经历通过信号处理器26的信号处理,其包括由数字滤波器造成的滤波和如由空间或频率复合造成的噪声降低。信号处理器还可以将频带移位到较低或者基带频率范围。例如,信号处理器26的数字滤波器可以是如美国专利US 5833613 (Averkiou等人)中公开的类型的滤波器。处理的回波信号然后被正交解调器28解调为正交(I和Q)分量,其提供信号相位信息。

[0020] 波束形成和处理的相干回波信号耦合到B模式处理器52,其产生身体中的结构(诸如组织)的B模式图像。B模式处理器通过以 $(I^2+Q^2)^{1/2}$ 的形式计算回波信号幅度执行正交解调的I和Q信号分量的幅度(包络)检测。正交回波信号分量还耦合到运动检测器46。在本发明的一个实施方式中,运动检测器包括多普勒处理器,其存储来自图像场中的离散点的回波信号的系综,其然后被用于利用快速傅里叶变换(FFT)处理器估计图像中的点处的多普勒频移。多普勒频移与图像场中的点处的运动,例如血流和组织运动成比例。对于彩色多普勒图像,血管中的每个点处的估计的多普勒流动值被壁滤波并且使用查找表转换为彩色值。B模式图像信号和多普勒流动值耦合到扫描转换器32,扫描转换器32将来自其采集的R- θ 坐标的B模式和多普勒样本转换为笛卡儿(x,y)坐标以用于以期望的显示格式(例如,如图2、3、4a和4b所示的直线显示格式或扇形显示格式)显示。要么B模式图像要么多普勒图像可以单独显示,或者两者以解剖配准一起示出,其中,彩色多普勒叠加示出如图4b所示的图像中的组织和血管中的血流。

[0021] 根据本发明的原理,相同图像区域的B模式图像信息和正交信息耦合到神经网络模型80,其使用深度学习的原理分析两种类型的信息。深度学习神经网络模型包括可以由软件设计师写入的软件,并且还从多个源公开可用。在图1的超声系统中,神经网络模型软件被存储在数字存储器中。可以用于建立被称为“NVidia Digits”的神经网络模型的应用在<https://developer.nvidia.com/digits>处可用。NVidia Digits是围绕被称为“Caffe”的深度学习框架的高水平用户接口,“Caffe”已经由伯克利视觉和学习中心开发,<http://caffe.berkeleyvision.org/>。在<https://developer.nvidia.com/deep-learning->

frameworks.处找到适合于使用在本发明的实施方式中的公共深度学习框架的列表。耦合到神经网络模型80的是训练图像存储器34,其中,已知患者解剖结构的超声图像被存储并且用于训练神经网络模型以识别来自正交图像信息的该解剖结构的超声图像中的伪影。由图1的超声系统产生的实况图像(诸如图2、3、4a和4b的颈动脉图像)在模型的训练期间被呈现给神经网络模型以识别伪影,诸如来自正交信息(例如,B模式(结构)信息和运动信息)的颈动脉的图像中的薄雾伪影。在本发明的构建的实施方式中,神经网络模型被训练以使用正交信息识别颈动脉的超声图像中的薄雾伪影。经训练的神经网络模型分析该信息,并且在图像伪影被识别的情况下,产生识别图像场中的伪影的位置的“伪影ID”数据,并且还产生模型估计为其识别的准确度的置信因子,例如,80%置信、100%置信、或一些其他因子。置信因子被显示在超声系统的显示屏上,其中,用户可以在决定是否接受由神经网络模型所执行的图像分析和其后续使用以滤出任何识别的伪影时考虑该因子。当神经网络模型分析被接受时,伪影ID数据应用于伪影滤波器48,其使用数据来移除来自扫描转换器32产生的B模式图像的伪影。伪影滤波器可以采取各种形式。其可以是逐像素滤波器,其移除由作为薄雾或其他伪影的伪影ID所识别的血管中的像素位置处的(变暗)像素。滤波器可以应用由伪影ID数据识别为包含伪影的图像位置处的降低的TGC(时间增益控制),如下文更充分描述的。滤波器48可以将空间选择性平滑应用于B模式图像的区域。滤波器48可以对识别为包含伪影的图像区域执行不同的灰度级压缩或时间滤波。另一备选方案是使用伪影ID数据来改变射频信号,如通过调节信号处理器26的带通滤波器的通带。

[0022] 由伪影滤波器48产生的改进的超声图像耦合到图像处理器30和多平面重新格式化器44。多平面重新格式化器将从身体的体积区域的公共平面中的点接收到的回波转换为该平面的超声图像,如美国专利US6443896(Detmer)中所描述的。体积绘制器42将3D数据集的回波信号转换为如从给定参考点查看的投影3D图像,如在美国专利US6530885(Entrekin等人)中所描述的。2D或3D图像耦合到图像处理器30以用于进一步增强、缓冲和暂时存储在图像显示器40上显示。包含文本和其他图形信息(诸如患者ID)的图形显示叠加由图形处理器36产生以用于与超声图像一起显示。

[0023] 图2图示了包含图像中的动脉的管腔中的斑块和多路径薄雾伪影两者的颈动脉60的超声B模式图像的一个范例。在62处指示的是颈总动脉(CCA)的壁上的斑块的积聚。恰在斑块的位置的左边是恰在动脉分支进入内部颈动脉之前由薄雾伪影变暗的区域(在该图像中,其为了便于图示利用黑/白反转示出;在标准超声图像中,其将变亮)。薄雾对靶斑块的紧密接近可以使斑块难以检测并且其边界难以在图像中区分。

[0024] 图3是包含动脉的管腔中的斑块62和多路径薄雾伪影64两者的颈动脉60的超声B模式图像的第二图示。在该范例中,两者在具有下分支的入口处的斑块和上分支的入口处的薄雾的动脉的分支附近。在该图像中,薄雾64的暗度(亮度)可以在诊断期间误当作可能的斑块。该范例还图示了在B模式图像中未找到的正交信息(在这种情况下,流的运动)的使用的益处。由斑块引起的颈动脉的下分支的入口的部分阻塞使管腔在该位置处更窄,因为血液的流必须围绕斑块以进入下分支,如由曲线箭头所指示的。该位置处的血流的彩色流图像将示出斑块周围的流速的增加,以及起因于重定向的血流的湍流。这明显地与薄雾被定位于的血管的上分支中的血液的流不同。该区域中的血流将是如由较重的箭头所指示的正常直层流。血流不受薄雾妨碍或者影响,因为薄雾不是结构的,而简单地是超声信号的伪

影和其处理。因此,B模式图像的结构信息和关于相同区域的运动信息的组合能够导致图像中的薄雾伪影的识别和消除。

[0025] 图4a和4b以并排式呈现图示了但具有不同图像信息的颈动脉60的相同图像区域的两幅超声图像。看到左边的B模式图像与颈动脉中的薄雾伪影64杂乱,但是右边的彩色流图像示出颈动脉腔包含如由彩色流框68中的均匀流颜色66所示的平滑流动的血液,从而揭示污染区域是薄雾伪影而非流改变斑块。可以根据这两幅并排式图像做出诊断,但是那将要求从彩色流框68中的每个点采集回波样本的系综,其要求框的区域上的重复发射。这些重复发射和其所得回波、针对每个发射-接收间隔的由身体中的声速限制的速度(近似1540m/sec)增加采集多普勒流估计所需的回波的系综所要求的时间和因此采集每幅新彩色流图像所要求的时间。这导致图像的显示的帧速率的降低并且减小将颈动脉图像显示为实时显示的能力。该时间可以通过减小系综长度、彩色流框中的每个点的询问的数目来缩短,但是这降低显示的流运动的准确度。根据本发明,该困境通过使用要求更少的发射-接收周期的采集并且利用以计算机的速度操作的神经网络模型分析这两组图像数据(B模式和运动信息)克服。已经发现,甚至利用运动场的询问的降低,经训练的神经网络模型可以仍然识别具有高置信水平的薄雾伪影。例如,回波信号的相对长系综(六个或更多个样本)的完全采集将要求特定长采集时间。该时间可以通过使用多线采集降低,其中,多个邻近的回波样本扫描线响应于单个宽发射波束而采集,如在美国专利US8137272(Cooley等人)中所描述的。即使这样的数据的分辨率与单个标准逐行采集相反降低,也已经发现其足以通过神经网络模型分析进行伪影识别。减少采集时间的另一方法是使用少于六个样本的更短的系综长度,其还已经发现足以进行成功的深度学习分析。检测运动信息的又一方式是通过散斑跟踪,其中,区域的至少两个询问的散斑特性被比较。散斑是由于超声的相干性质而出现的组织的超声图像的现象。从组织散射的超声将呈现由于散射信号的相对相位的相互作用的唯一图案,从而产生在没有运动(探头或组织运动)的情况下未从一幅图像改变到另一图像的图案。两幅连续采集的图像的散斑图案可以相减,从而导致在信号从组织返回时的实际上完全的抵消。但是从流动的血液返回的信号由于血流的运动恒定改变,从而导致帧对帧减法之后的小剩余信号。因此,图像场的仅两个B模式询问可以提供关于哪些区域是结构(组织、斑块)和哪些不是结构(血流)的信息。针对仅几个这样的询问的需要降低对于两种类型的信息(结构和运动)的采集需要的发射-接收周期,其是对于两种类型的图像数据的高置信度神经网络模型分析需要的信息。与超声采集相比较,依赖于不由通过声速支配的发射-接收周期时间限制的超声系统中的计算机处理的计算的深度学习分析是相对瞬时的。所得图像可以以具有利用高置信度消除的薄雾伪影的显示器的高帧速率实时更新和显示。这使能薄雾伪影消除,同时在全没有显示器的实时帧速率的不可接受的降低的情况下执行不要求延长采集时间的其他图像增强(诸如空间复合)。

[0026] 在图5中示出了用于训练和使用神经网络模型以使用正交图像信息识别并消除图像伪影的方法。在开始时,神经网络模型被安装在基于计算机的超声系统上。神经网络模型可以是由软件架构师设计的神经网络模型,或者可以是使用如上文所描述可用的深度学习框架之一建立的神经网络模型。在步骤502中,从多个患者采集的包含伪影和斑块的颈动脉的图像连同正交图像信息(诸如图像区域中的运动)一起呈现给神经网络模型以训练模型以识别伪影并且将其与斑块区分。使用的训练图像的数目优选地在几百或几千内以便在这

样的图像伪影和结构和其如由正交信息所指示的变化的变化中训练神经网络模型。利用安装在超声系统上的训练的神经网络模型,在步骤504中B模式图像连同在步骤506中相同区域的正交信息一起由超声系统采集并且呈现给用于伪影识别的神经网络模型。在步骤508中,B模式图像中的伪影使用正交信息由神经网络模型识别,并且置信因子由模型产生。在步骤510中,用户查看置信因子,并且如果满足其,则验证识别伪影的分析。在步骤512中,使用上文所描述的滤波器技术之一从B模式图像移除所识别的伪影。

[0027] 在图6中图示了本发明的第二实施方式,其是图1的一部分的重新配置。先前的实施方式使用训练为通过分析正交信息(诸如B模式图像和对应的运动(流动)图像)识别超声图像中的伪影的神经网络模型。该训练是相当复杂的,因为神经网络模型必须一起考虑这两种类型的对应的图像。此外,这样的对应的图像集的可用性可以是有限的,为期望程度的神经网络训练提供不足数目的图像集。图6的第二实施方式通过单独使用用于识别B模式图像中的伪影的更有限的任务的神经网络解决该问题。这意指神经网络仅利用B模式图像(许多训练图像将通常可用的更简单的方法)训练。在图6的实施方式中,B模式数据(B_1, B_2, B_3, \dots)的帧利用彩色流帧数据($CF_1, CF_2, CF_3, CF_4, \dots$)以交错的顺序采集。每组B模式帧数据被处理以通过B模式处理器52形成B模式图像。彩色流帧数据集被存储在系综存储器50中,其中,聚集针对多普勒估计的期望长度的数据系综。当期望长度的系综已经聚集时,其由彩色流处理器54处理以产生彩色流图像。彩色流图像可以是流速图像,并且其还可以是每个像素位置处的多普勒信号强度的功率多普勒图像。

[0028] 该实施方式中的神经网络模型80已经利用B模式图像训练以识别这样的图像中的伪影。由B模式处理器52产生的B模式图像由用于伪影的神经网络模型80分析,并且该分析的结果耦合到相关器56,其还从彩色流处理器54接收相同图像区域的彩色流信息。相关器56的功能是看这两种类型的正交信息贯穿B模式图像的区域相关多好。这通过图6a中的表图示。例如,如果神经网络模型已经识别具有高准确度(例如,100%置信因子)的B模式图像的像素的图像信息,并且彩色流处理器已经识别与相同准确度互补的彩色流图像中的空间对应像素的图像信息,那么两者看起来高度相关。例如,神经网络模型可以将像素识别为组织并且如果彩色流图像在该像素位置处未找到流,则来自正交数据的两个结果高度相关。B模式图像中的组织像素将保持不变(N.C. = 不改变)。针对另一范例,神经网络模型能够在具有高置信度的像素位置处未发现组织,并且彩色流图像能够在相同空间像素位置处发现血流。这两个结果相关,并且像素将在B模式图像中不变;血液存在的血管的管腔通常以黑色显示。作为又一范例,神经网络模型可以将B模式图像中的像素识别为伪影,并且彩色流图像可以示出具有高准确度的该像素位置处的血流。这两个结果相关,这意指伪影应当由伪影滤波器48移除(De1. = 删除)。伪影滤波器使用相关的该结果从B模式图像移除伪影,并且完全滤波的图像然后被转发给图像处理器30以用于显示。

[0029] 在超声系统操作以移除具有该有效性程度的图像伪影的情况下,其可以决定增加显示器的帧速率。这可以通过以下完成:采集较少的彩色流数据帧(CF_n),其将意指系综长度将更短,例如,或者采集具有更宽间隔并且因此更少扫描线的B模式图像。这两个改变将减少对于采集图像数据所要求的时间并且因此改进显示帧速率,但是可能以伪影消除中的降低的有效性为代价。例如,由于这些改变,神经网络模型可以仅以80%置信度识别B模式图像中的伪影,并且血流可以仅利用如图6a中的表的底部所示的10%准确度来检测。正交

数据的比较的结果可以是非决定性的低相关度。利用非决定性的结果,决策可以是对如由↔箭头所指示的图像什么都不做,并且图像可以从而包含未删除的伪影。用户可以决定接受更大的伪影污染的可能性,因为较高的显示器帧速率的诊断益处是更大的。或者,用户可以决定接受较低的显示器帧速率以便具有更多无伪影图像。但是神经网络模型分析的速度在任何情况下是超声系统的计算速度的函数而非帧速率的显著损害,作为改进彩色流性能所需的彩色流帧的增加。神经网络分析的性能将甚至当彩色流系综延长时保持高。

[0030] 图7是本发明的该第二实施方式的操作的流程图。在步骤710中,神经网络模型被训练以识别诸如B模式图像中的混响伪影的伪影。在步骤712中,采集一幅或多幅B模式图像,并且在步骤714中,采集一幅或多幅流图像。步骤712和714利用对于采集用于多普勒流估计的期望精度的足够的流数据期望的交错序列重复;较长的系综将导致较大的精确度。在步骤716中,B模式图像中的伪影由神经网络模型识别,并且置信因子由模型产生。在步骤718中,神经网络模型分析和彩色流的结果相关以看其是否与朝向神经网络分析置信因子的眼睛一致,并且如果相关性是足够高的,则确认比较;对被认为是有效的像素未做出改变(例如,组织、斑块、或血流),并且移除伪影像素,后者通过伪影滤波器在步骤720中完成。

[0031] 本领域技术人员将容易想到上文所描述的系统和方法的变型。神经网络模型可以被用于识别图像中的主动脉,如在前述专利申请号[2016PF00940]中解释的,通过引用将其内容并入本文。因此,深度学习模型可以被用于识别靶解剖结构和改进用于诊断的图像的质量。诊断决策支持可以通过将先前的患者历史信息、解剖结构识别和解剖测量结果组合来实施。该数据可以由深度学习算法处理以提供诊断决策支持结果,这确认诊断。

[0032] 在本发明的到来之前的临床实践中,超声医师通常已经采用TGC调节以试图使图像中的薄雾和杂乱像素衰减并且因此降低图像中的其出现。例如,图8图示了显示颈动脉60的超声图像72的超声显示器70。紧接地在图像的右边是描绘从图像的顶部(皮肤线)到底部的深度(通常以厘米为单位)的深度增量的深度缩放74。深度缩放的右边是图示当前应用的时间增益控制特性的TGC曲线76。最左边(最接近于深度缩放)的曲线的部分指示那些深度处的低应用增益,并且最右边的曲线的部分具有最大的应用增益。在曲线上示出的是点或控制点77,其中每个对应于电子或机械滑动点控制。有时,滑动点被安装到与控制点77一致的显示器的右边,因此用户立即可以看到哪个滑动点影响哪个深度。在该范例中,滑动点的垂直组装的最上面的滑动点将控制最上面的控制点的位置,以及因此图像的最浅深度处的增益。将滑动点向左移动将降低增益,并且控制点77将向左移动,如由控制箭头78所指示的。对应地,将滑动点向右移动将增加该滑动点深度处的增益。在图8的范例中,滑动点被设置为在浅深度处应用相对低的增益并且在较深深度处应用相对较大的增益。在该范例中血管60的图像看起来由血管中的薄雾或杂乱64污染。超声医师的当前实践将是在薄雾或杂乱64的深度处将滑动点向左滑动,从而试图降低该深度处的信号增益并且因此图像中的薄雾或杂乱的外观。

[0033] 本发明的实施方式可以使用神经网络模型80以自动执行该杂乱降低。在图9中示出了用于这样做的技术。在超声检查之前,神经网络模型被训练以识别诸如超声图像中的颈动脉的血管,如在902处所指示和上文所描述的。在步骤904中,神经网络模型被训练以识别超声图像中的血管中的薄雾和杂乱。该训练可以通过训练神经网络模型以识别在超声图像中的血管中出现的薄雾和杂乱组合(如果期望的话),如由步骤904所指示的。当用户想要

使超声系统自动执行该图像改进时,用户致动超声系统的自动伪影降低特征,如在步骤906中所指示的。在步骤908中,用户采集B模式图像,并且超声系统使用神经网络模型80自动识别图像中的血管,如在910处所指示的,并且在步骤912中,神经网络模型识别所识别的血管中的薄雾或杂乱。当薄雾或杂乱被识别时,图像中的伪影的深度处的TGC增益降低以减小图像中的薄雾或杂乱的出现,如914处所示的。这示出在图1中,其中,神经网络模型80被示出为被耦合到TGC控制电路19以命令图像中的伪影的深度处的TGC增益的降低。该调节可以以迭代方式完成,其中,神经网络模型命令TGC增益的小的降低,之后是超声图像的重新采集和新图像的分析以看到薄雾或杂乱伪影是否仍然可识别。如果这样的话,增益降低的另一增量被命令并且过程重复,直到伪影当其从图像消失时不再识别。已经发现,该伪影补偿技术允许组织结构在补偿的深度处保持强可见,因为组织和斑块通常是超声的好的镜面反射器。

[0034] 当该补偿已经由神经网络模型执行时,超声图像通常将出现,如图10所示。应看到,薄雾和杂乱已经消除,但是血管60仍然在图像中清楚地可区分。该附图还示出了TGC曲线76的所得改变。控制点75的深度处的滑动点已经针对降低的增益被调节,并且因此曲线在控制点75的深度处向左移动。为了维持平滑连续曲线,控制点75的深度之上和之下的增益和控制点也是稍微增益降低的,如图所示,通常在现今的超声系统的大多数TGC控制电路中找到的特征。

[0035] 应当注意,适用于本发明的实施方式中的超声系统,并且尤其是图1的超声系统的部件结构,可以以硬件、软件或其组合来实施。超声系统的各实施例和/或部件,例如深度学习软件模块或其中的部件和控制器,也可以实施为一个或多个计算机或微处理器的部分。计算机或者处理器可以包括计算设备、输入设备、显示单元和接口,例如,以用于访问因特网,如图1所示。计算机或者处理器可以包括微处理器。微处理器可以被连接到通信总线,例如,以访问PACS系统或者数据网络以输入训练图像。计算机或者处理器还可以包括存储器。存储器设备(诸如图像存储器和系综存储器50)可以包括随机存取存储器(RAM)和只读存储器(ROM)。计算机或处理器还可以包括存储设备,其可以是硬盘驱动器或可移动存储驱动器,例如软盘驱动器、光盘驱动器、固态拇指驱动器等。存储设备还可以是用于将计算机程序或其他指令加载到计算机或处理器中的其他类似模块。

[0036] 如本文所使用的,术语“计算机”或“模块”或“处理器”或“工作站”可以包括任何基于处理器或基于微处理器的系统,包括使用微控制器、精简指令集计算机(RISC)、ASIC、逻辑电路以及能够运行本文描述的功能的任何其他电路或处理器的系统。以上范例仅是示范性的,并且因此不旨在以任何方式限制这些术语的定义和/或含义。

[0037] 计算机或处理器运行存储在一个或多个存储单元中的一组指令,以便处理输入数据。存储单元还可以根据期望或需要存储数据或其他信息。存储单元可以采取处理机器内的信息源或物理存储器单元的形式。

[0038] 如上所述的超声系统的指令集(包括控制超声图像的采集、处理和发送的那些)可以包括命令计算机或处理器作为处理机器以执行特定操作(诸如,本发明的各实施方式的方法和过程)的各种命令。指令集可以采取软件程序的形式。软件可以采取各种形式,例如系统软件或应用软件,并且可以实现为有形和瞬态计算机可读介质。此外,软件可以采取单独程序或模块的集合(诸如神经网络模型模块)、较大程序内的程序模块或程序模块的部分

的形式。软件还可以包括面向对象编程形式的模块化编程。由处理机器对输入数据的处理可以响应于操作者命令,或者响应于先前处理的结果,或者响应于由另一处理机器做出的请求。

[0039] 此外,对权利要求的限制不以模块加功能的格式写出,并不旨在基于35U.S.C.112、第六段来进行解释,除非和直到这样的权利要求限制明确地使用短语“用于…的模块”,之后是对功能的说明,而没有另外的结构。

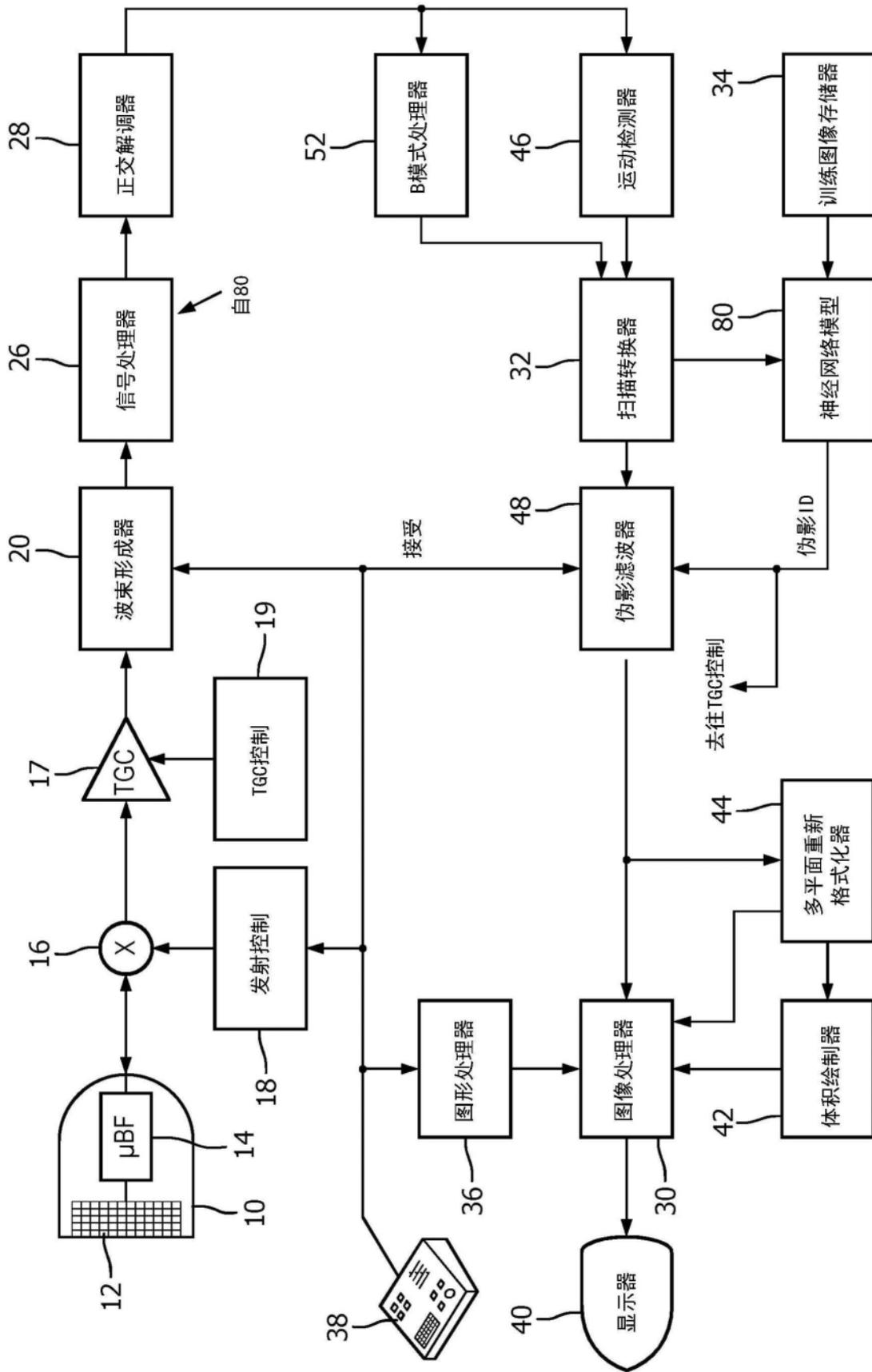


图1

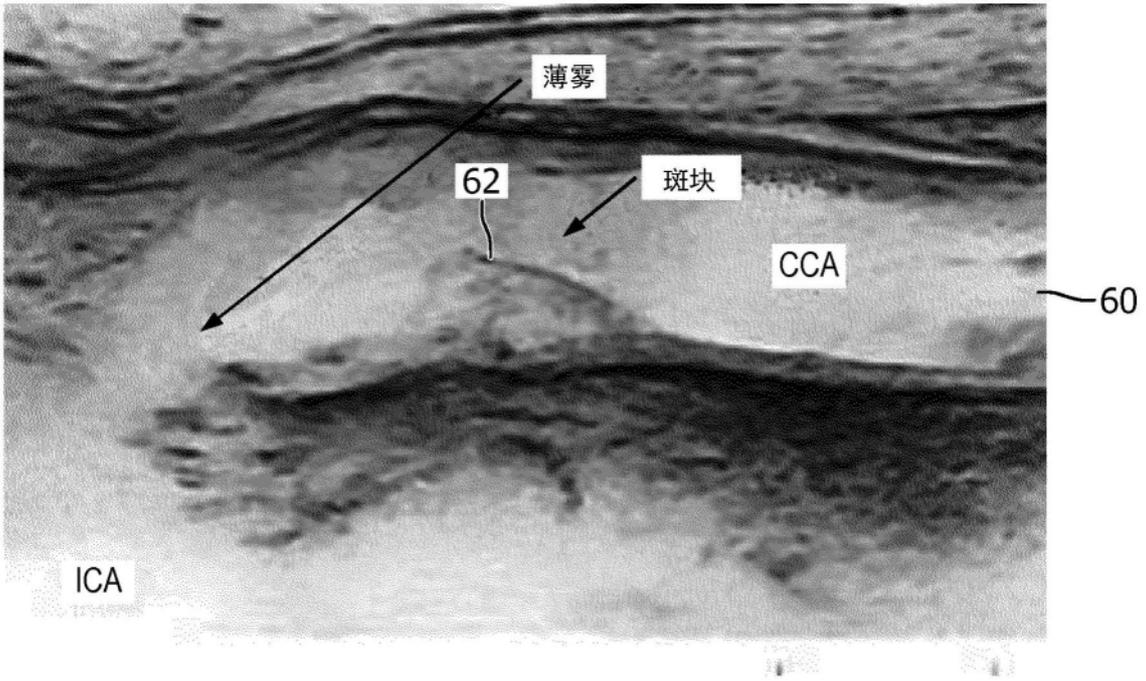


图2

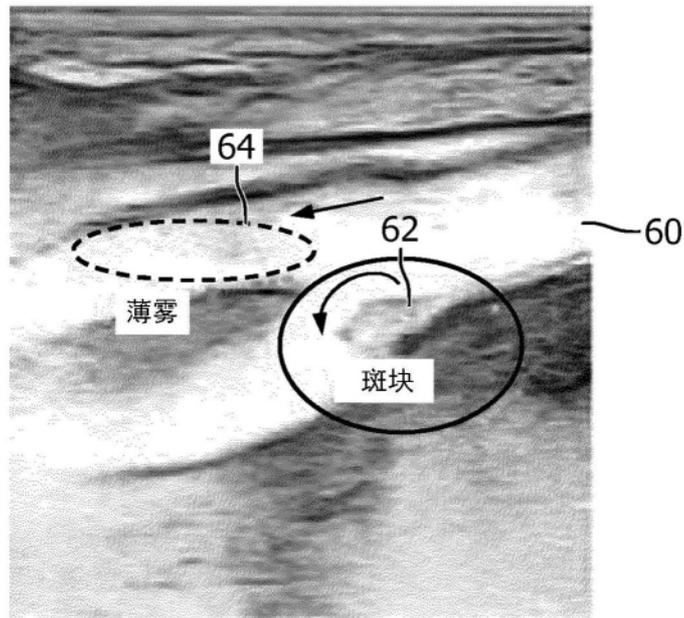


图3

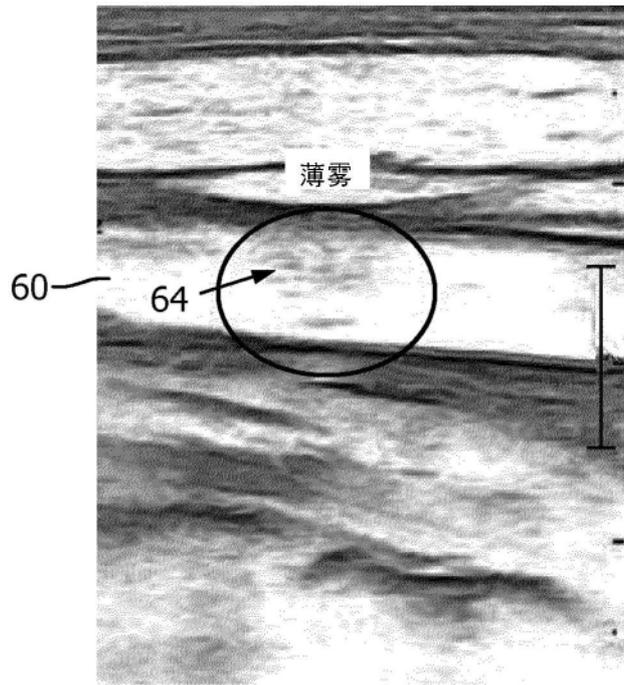


图4a

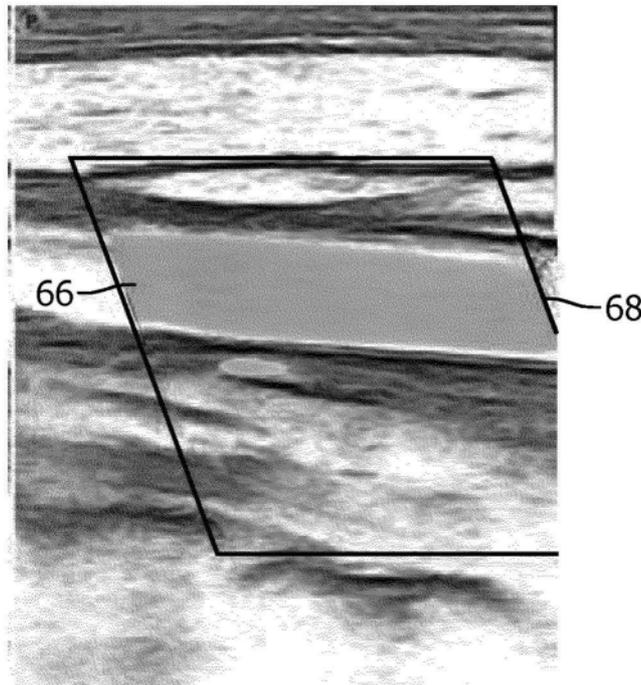


图4b

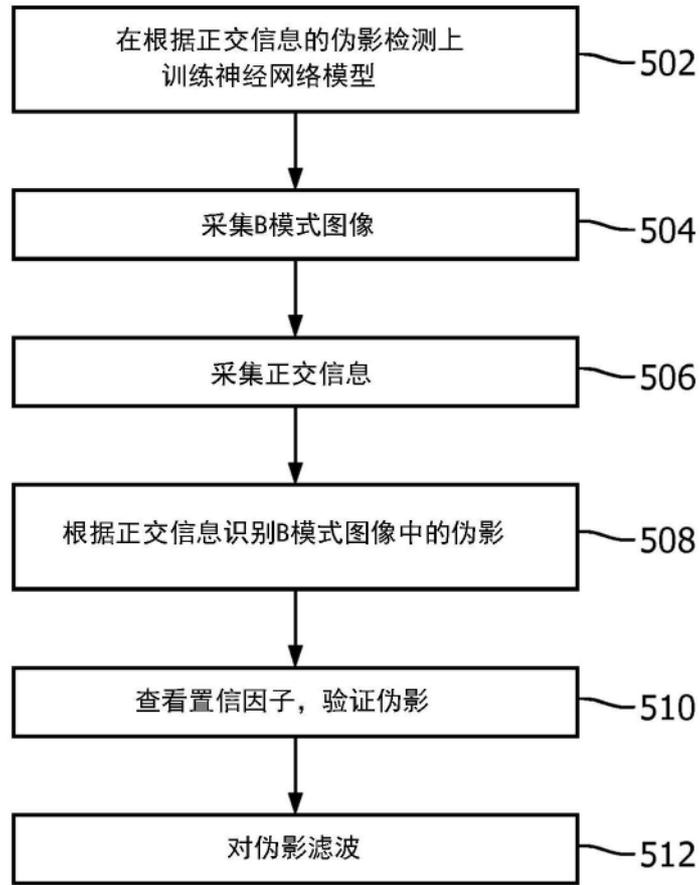


图5

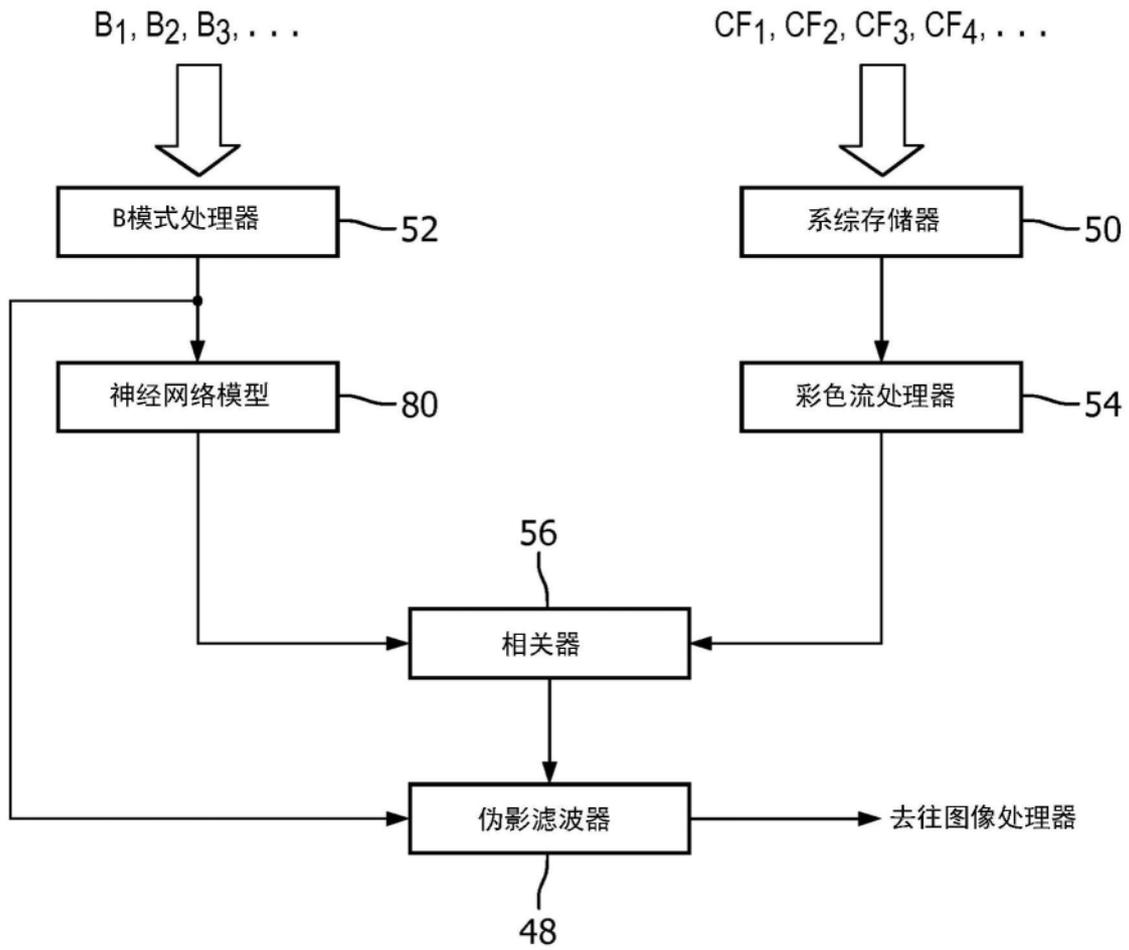


图6

神经网络	彩色流	结果
100%	100%	N.C./Del.
95%	90%	N.C./Del.
.	.	.
.	.	.
.	.	.
80%	10%	← →

图6a

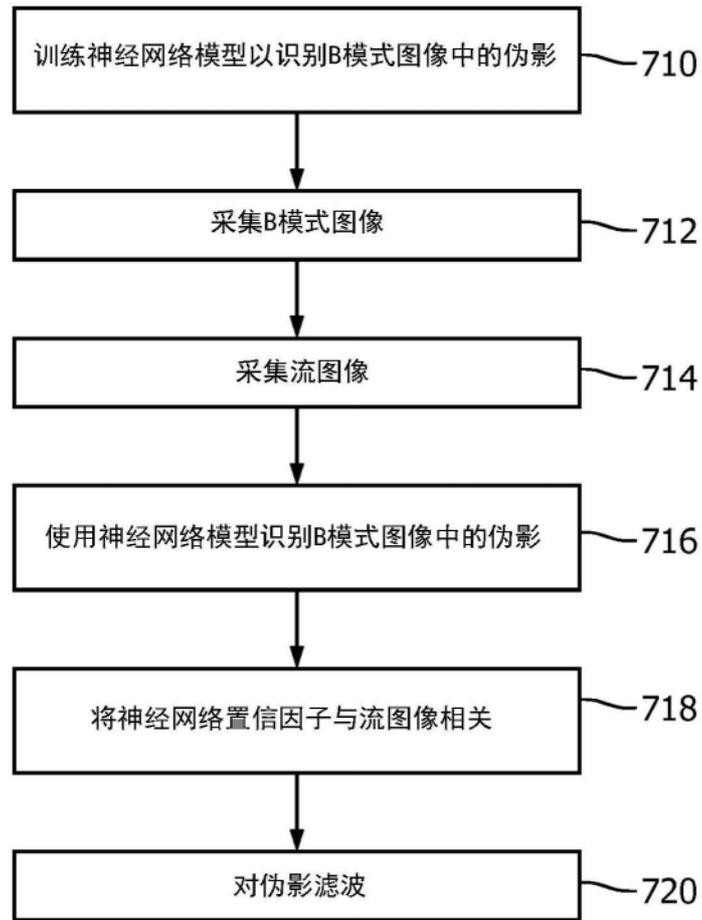


图7

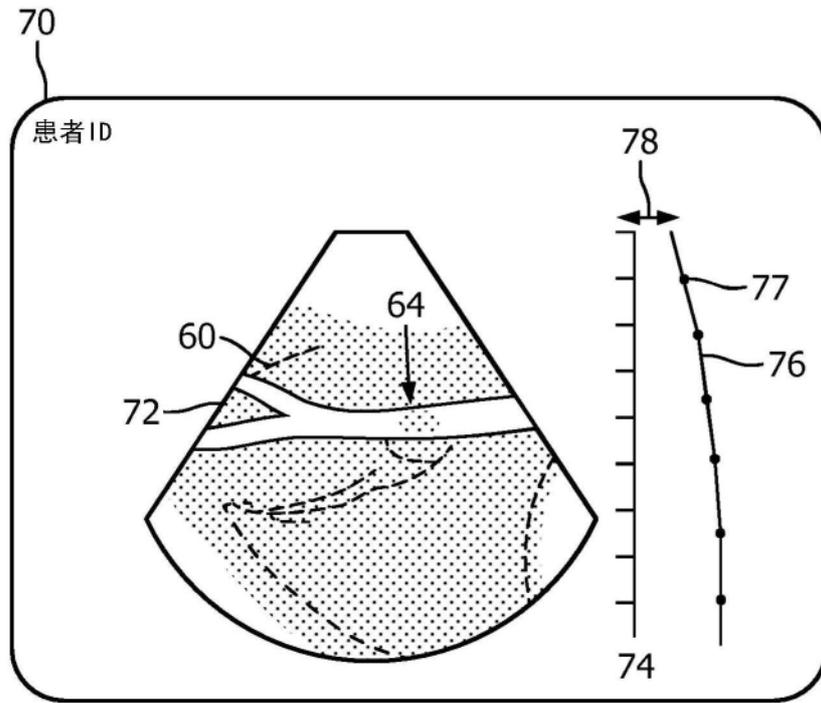


图8

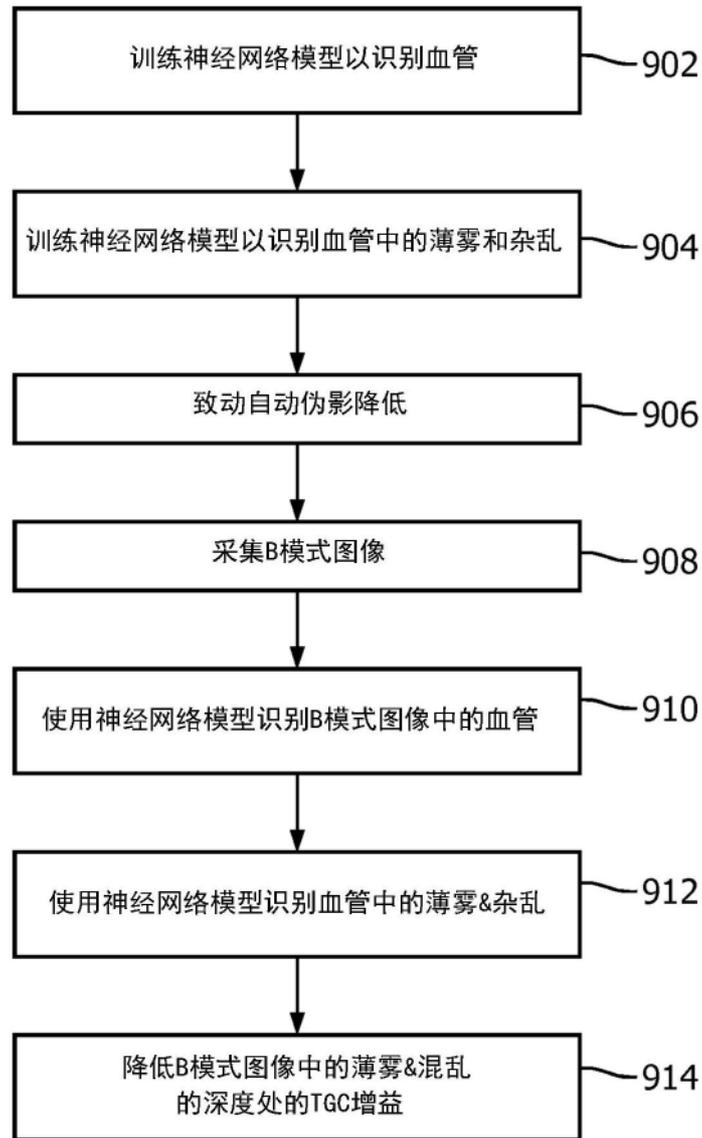


图9

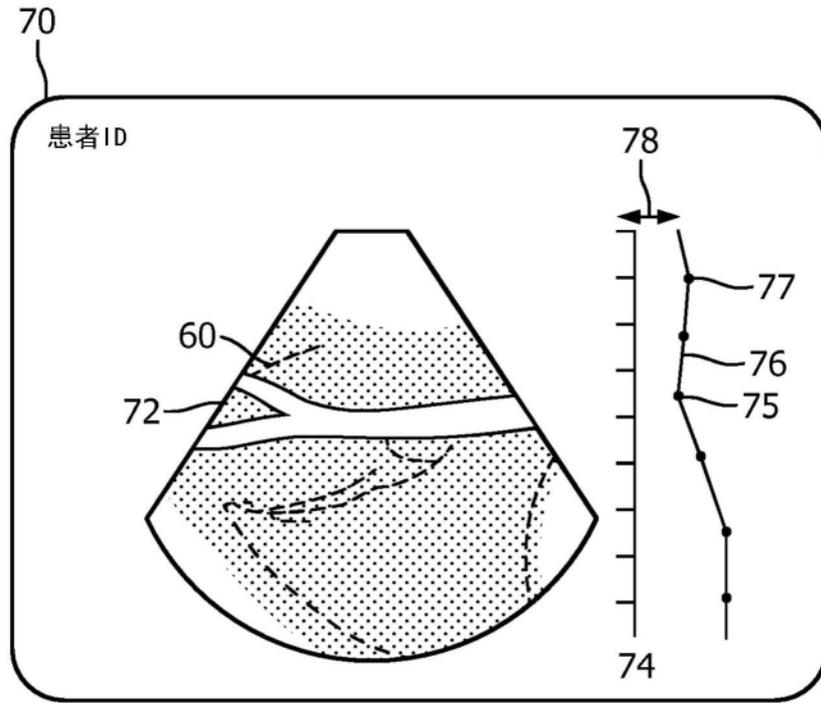


图10