



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 112672695 B

(45) 授权公告日 2024. 09. 24

(21) 申请号 201980057465.1

(22) 申请日 2019.07.01

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 112672695 A

(43) 申请公布日 2021.04.16

(30) 优先权数据

18290075.3 2018.07.10 EP

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

2021.02.09

(86) PCT国际申请的申请数据

PCT/EP2019/067505 2019.07.01

(87) PCT国际申请的公布数据

W02020/011569 EN 2020.01.16

(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 L·鲁埃 C·D·F·雷诺

(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 刘兆君

(51) Int.Cl.

A61B 8/08 (2006.01)

G06T 7/11 (2006.01)

(56) 对比文件

US 2012232394 A1, 2012.09.13

US 6375616 B1, 2002.04.23

US 6575907 B1, 2003.06.10

审查员 李玉书

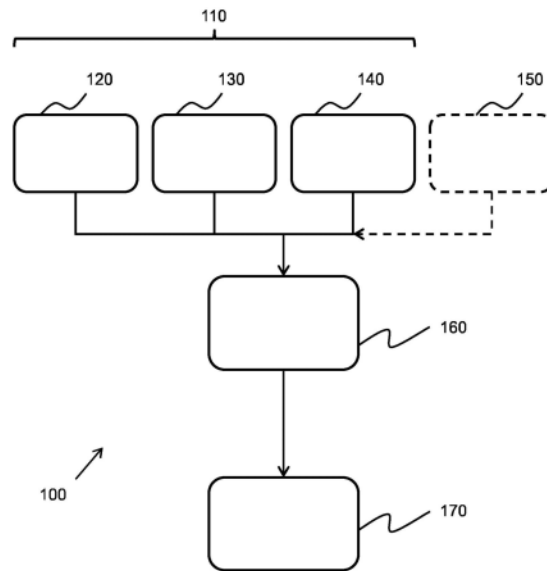
权利要求书2页 说明书11页 附图6页

(54) 发明名称

用于执行胎儿重量估计的方法和系统

(57) 摘要

本发明提供了一种用于估计胎儿的重量的方法。采集成像区域的多幅不同的三维超声图像,其中,所述多幅不同的三维超声图像包括:头部图像;腹部图像;以及股骨图像。所述多幅不同的三维超声图像中的每幅经历分割,并且基于结果得到的分割来执行胎儿重量估计。



1. 一种用于执行胎儿重量估计的方法,所述方法包括:
采集成像区域的多幅不同的三维超声图像,其中,所述多幅不同的三维超声图像包括:
头部图像,其包括胎儿的头部的视图;
腹部图像,其包括所述胎儿的躯干的视图;以及
股骨图像,其包括所述胎儿的腿部的视图;
对所述多幅不同的三维超声图像中的每幅执行分割;并且
基于对所述多幅不同的三维超声图像中的每幅的所述分割来执行胎儿重量估计,并且
其中:

如果所述腹部图像包括所述胎儿的所述躯干的部分视图,则对所述腹部图像的所述分割包括:

生成模型躯干图像;

将所述模型躯干图像与分割的腹部图像进行比较;并且

基于所述比较来生成用于所分割的腹部图像的调节因子。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述多幅不同的三维超声图像还包括肱骨图像。

3. 根据权利要求1或2所述的方法,其中,对所述股骨图像的所述分割包括:

通过执行基于深度学习网络的四肢分类来检测股骨;并且

对所述股骨周围的组织进行分类。

4. 根据权利要求3所述的方法,其中,对所述股骨周围的组织的所述分类包括基于专用的机器学习算法对所述股骨图像进行分割。

5. 根据权利要求3所述的方法,其中,对所述股骨图像的所述分割包括接收用户输入。

6. 根据权利要求1或2所述的方法,其中,所述方法还包括将对所述多幅不同的三维超声图像中的每幅的所述分割显示给用户。

7. 根据权利要求6所述的方法,其中,所述方法还包括接收基于所显示的分割的用户输入。

8. 根据权利要求1或2所述的方法,其中,所述胎儿重量估计基于全局均匀组织密度。

9. 根据权利要求1或2所述的方法,其中,所述胎儿重量估计包括:

针对所述多幅不同的三维超声图像的每个分割:

提取所述分割的内部体积;

分析所述内部体积内的多个信号强度;

基于所述信号强度对所述内部体积内的多种组织类型进行分类;并且

基于所述多种组织类型来提取组织信息;

组合从每个分割提取的所述组织信息;并且

基于所述组织信息来估计所述胎儿重量。

10. 根据权利要求9所述的方法,其中,所述多种组织类型包括:

软组织;

骨骼;以及

流体。

11. 根据权利要求9所述的方法,其中,所述组织信息包括所述内部体积内的所述多种组织类型的组织体积。

12. 根据权利要求9所述的方法, 其中, 对所述胎儿重量的所述估计包括:
将相关联的组织密度系数应用于所述多种组织类型中的每种; 并且
基于所述组织体积和所述多种组织类型中的每种的所述相关联的组织密度系数来计算胎儿重量估计。

13. 一种包括计算机程序代码单元的计算机程序产品, 当所述计算机程序代码单元在计算机上运行时, 所述计算机程序代码单元适于实施根据权利要求1至12中的任一项所述的方法。

14. 一种超声成像系统, 包括:
超声探头, 其适于采集成像区域的三维超声图像;
显示器; 以及
处理器, 其中, 所述处理器适于:
采集所述成像区域的多幅不同的三维超声图像, 其中, 所述多幅不同的三维超声图像包括:

头部图像, 其包括胎儿的头部的视图;
腹部图像, 其包括所述胎儿的躯干的视图; 以及
股骨图像, 其包括所述胎儿的腿部的视图;
对所述多幅不同的三维超声图像中的每幅执行分割; 并且
基于对所述多幅不同的三维超声图像中的每幅的所述分割来执行胎儿重量估计, 并且
其中:

如果所述腹部图像包括所述胎儿的所述躯干的部分视图, 则为了分割所述腹部图像, 所述处理器适于:

生成模型躯干图像;
将所述模型躯干图像与所分割的腹部图像进行比较; 并且
基于所述比较来生成用于所分割的腹部图像的调节因子。

用于执行胎儿重量估计的方法和系统

技术领域

[0001] 本发明涉及超声成像的领域,并且具体涉及胎儿超声成像的领域。

背景技术

[0002] 在当前的临床实践中,通常使用从2D超声图像提取的2D测量结果的组合来估计胎儿重量。一些更先进的方法使用四肢体积分数作为胎儿重量公式中的额外参数(例如,大腿和手臂体积分数),这使得重量估计误差从8.5%减少到6.6%。

[0003] 在胎儿太小或太大的情况下,怀孕期间的胎儿重量估计误差会导致在怀孕期间或者在出生之后给予婴儿的护理不足。取决于胎儿的实际重量,在当前的模型中使用的相对系数之间的平衡将会影响估计的胎儿重量的精确度。例如,在胎儿重量 $>3500\text{g}$ 的情况下,在计算上更依赖于腹围和股骨长度的公式会提供更准确的出生重量预测。

[0004] 用于胎儿重量估计的当前公式是基于统计回归和基于群体分析的估计。有数量众多的不同公式,这会导致根据选定模型的各种可能的估计,并且将不确定性引入要应用的模型中。另外,使用四肢体积分数会提高估计的胎儿重量的精确度;然而,通常仅使用关于胎儿的软组织的少量信息。

[0005] 因此需要提供鲁棒的用于执行胎儿重量估计的方法,所述方法在个体实例之间不会显著改变并且不需要显著的另外软件。

[0006] 文献US 6375616公开了一种用于胎儿重量确定的装置,该装置包括能操作用于对子宫中的胎儿进行成像的超声成像器。

[0007] 文献US 2012/232394公开了一种超声诊断装置,该超声诊断装置包括计算对象的估计重量的测量计算单元。

[0008] 文献US 6575907公开了一种用于测量子宫中的胎儿的重量的装置,该装置包括提供至少一幅超声图像的超声成像器。

发明内容

[0009] 本发明由权利要求进行限定。

[0010] 根据依据本发明的一个方面的示例,提供了一种用于执行胎儿重量估计的方法,所述方法包括:

[0011] 采集成像区域的多幅不同的三维超声图像,其中,所述多幅不同的三维超声图像包括:

[0012] 头部图像;

[0013] 腹部图像;以及

[0014] 股骨图像;

[0015] 对所述多幅不同的三维超声图像中的每幅执行分割;并且

[0016] 基于对所述多幅不同的三维超声图像中的每幅的所述分割来执行胎儿重量估计。

[0017] 该方法采集胎儿的不同区(例如:头部;腹部;以及股骨)的若干3D超声图像,并且

对每幅图像执行个体图像分割,以便识别该图像区内的关键结构。例如,对包含胎儿的头部的图像执行的图像分割将会用于识别头骨。类似地,对腹部图像和股骨图像执行的图像分割分别用于识别躯干和腿部。

[0018] 在对不同图像进行单独分割并由此识别目标体积内的关键结构之后,能够生成对胎儿的重量的完整且准确的估计。

[0019] 在实施例,所述多幅不同的三维超声图像还包括肱骨图像。

[0020] 通过包括包含未拟合到胎儿的标准视场中的相对较大的骨骼结构的另外的图像,能够进一步提高胎儿重量估计的准确度。

[0021] 在实施例,对所述腹部图像的所述分割包括:

[0022] 生成模型躯干图像;

[0023] 将所述模型躯干图像与所分割的腹部图像进行比较;并且

[0024] 基于所述比较来生成用于所分割的腹部图像的调节因子。

[0025] 以这种方式,能够考虑由于视场有限而不能捕获整个胎儿躯干的腹部图像,由此提高胎儿重量估计的准确度。

[0026] 在一些实施例中,对所述股骨图像的所述分割包括:

[0027] 通过执行基于深度学习网络的四肢分类来检测股骨;并且

[0028] 对所述股骨周围的组织进行分类。

[0029] 通过检测股骨并对周围组织进行分类,能够将胎儿组织与将会被包括在股骨图像中的其他组织准确分割开,由此提高胎儿重量估计的准确度。

[0030] 在另外的实施例中,对所述股骨周围的组织的所述分类包括基于专用的机器学习算法对所述股骨图像进行分割。

[0031] 以这种方式,能够基于可以被训练为识别股骨图像内的组织结构的机器学习算法来简单地分割股骨图像,由此提高对股骨图像的分割的准确度。

[0032] 在另外的实施例中,对所述股骨图像的所述分割包括接收用户输入。

[0033] 以这种方式,用户能够对分割提供校正,所述分割然后可以用于进一步训练机器学习算法并提高胎儿重量估计的准确度。

[0034] 在一种布置中,所述方法还包括将对所述多幅不同的三维超声图像中的每幅的所述分割显示给用户。

[0035] 以这种方式,用户能够查看所分割的图像并确保已经识别了正确的区。这可以有助于向用户警告成像过程中的任何潜在失误,由此提高胎儿重量估计的准确度。

[0036] 在另外的布置中,所述方法还包括接收基于所显示的分割的用户输入。

[0037] 用户可以提供输入以更改所分割的图像的显示视图,从而允许用户更仔细地检查图像。用户也可以对在图像分割过程中观察到的错误提供校正,由此提高胎儿重量估计的准确度。

[0038] 在实施例,所述胎儿重量估计基于全局均匀组织密度。

[0039] 全局均匀组织密度可以用于以简单的方式计算胎儿重量估计,这减轻了计算胎儿重量估计所需的处理能力。

[0040] 在一些实施例中,所述胎儿重量估计包括:

[0041] 针对所述多幅不同的三维超声图像每个分割:

- [0042] 提取所述分割的内部体积；
- [0043] 分析所述内部体积内的多个信号强度；
- [0044] 基于所述信号强度对所述内部体积内的多种组织类型进行分类；并且
- [0045] 基于所述多种组织类型来提取组织信息；
- [0046] 组合从每个分割提取所述组织信息；并且
- [0047] 基于所述组织信息来估计所述胎儿重量。
- [0048] 针对3D图像的每个分割，可以分析内部体积。内部体积可以是整个分割的结构（例如，头骨），或者内部体积可以是3D结构内的较小体积。然后对内部体积内的信号强度进行分析和分类，以便生成关于存在于内部体积中的组织的信息。
- [0049] 该信息然后可以跨来自所采集的3D超声图像的所有图像分割进行组合，并且用于估计胎儿重量。通过以这种方式分析每个单独的分割的图像，能够建立更准确的胎儿组成概况并因此提高胎儿重量估计的准确度。
- [0050] 在另外的实施例中，所述多种组织类型包括：
- [0051] 软组织；
- [0052] 骨骼；以及
- [0053] 流体。
- [0054] 通过识别胎儿组成的这些关键因素，能够考虑存在于3D超声图像内的大部分组织类型，由此提高胎儿重量估计的准确度。
- [0055] 在另外的实施例中，所述组织信息包括所述内部体积内的所述多种组织类型的组织体积。
- [0056] 以这种方式，在胎儿重量估计时可以使用存在于每幅分割的图像中的每种组织类型的量，由此提高所述估计的准确度。
- [0057] 在另外的实施例中，对所述胎儿重量的所述估计包括：
- [0058] 将相关联的组织密度系数应用于所述多种组织类型中的每种；并且
- [0059] 基于所述组织体积和所述多种组织类型中的每种的所述相关联的组织密度系数来计算胎儿重量估计。
- [0060] 通过考虑存在于所分割的图像中的各种胎儿组织的密度，进一步提高胎儿重量估计的准确度。
- [0061] 根据依据本发明的方面的示例，提供了一种包括计算机程序代码单元的计算机程序，当所述计算机程序在计算机上运行时，所述计算机程序代码单元适于实施根据上面描述的方法。
- [0062] 根据依据本发明的方面的示例，提供了一种超声成像系统，包括：
- [0063] 超声探头，其适于采集成像区域的三维超声图像；
- [0064] 显示器；以及
- [0065] 处理器，其中，所述处理器适于：
- [0066] 采集所述成像区域的多幅不同的三维超声图像，其中，所述多幅不同的三维超声图像包括：
- [0067] 头部图像；
- [0068] 腹部图像；以及

- [0069] 股骨图像；
- [0070] 对所述多幅不同的三维超声图像中的每幅执行分割；并且
- [0071] 基于对所述多幅不同的三维超声图像中的每幅的所述分割来执行胎儿重量估计。
- [0072] 参考下文描述的(一个或多个)实施例,本发明的这些方面和其他方面将变得显而易见并且得到阐明。

附图说明

- [0073] 为了更好地理解本发明并且为了更清楚地示出可以如何将本发明付诸实践,现在将仅以示例的方式参考附图,在附图中:
- [0074] 图1示出了超声诊断成像系统以解释一般操作;
- [0075] 图2示出了本发明的方法;
- [0076] 图3示出了针对具有部分躯干覆盖度的图像的常规分割与模型拟合之间的比较;
- [0077] 图4示出了对图像内的组织信息的分类;
- [0078] 图5示出了对头部图像、腹部图像和股骨图像的分割;并且
- [0079] 图6示出了所提出的方法与现有的估计方法之间的关联。

具体实施方式

- [0080] 将参考附图来描述本发明。
- [0081] 应当理解,详细描述和具体示例在指示装置、系统和方法的示例性实施例时,仅旨在用于说明的目的,而并不旨在限制本发明的范围。根据以下描述、权利要求和附图将更好地理解本发明的装置、系统和方法的这些和其他特征、方面和优点。应当理解,附图仅仅是示意性的且并未按比例绘制。还应当理解,在整个附图中使用相同的附图标记来指示相同或相似的部分。
- [0082] 本发明提供了一种用于估计胎儿的重量的方法。采集成像区域的多幅不同的三维超声图像,其中,所述多幅不同的三维超声图像包括:头部图像;腹部图像;以及股骨图像。所述多幅不同的三维超声图像中的每幅经历分割,并且基于结果得到的分割来执行胎儿重量估计。
- [0083] 首先将参考图1并且着重于系统的信号处理功能来描述示例性超声系统的总体操作,因为本发明涉及对由换能器阵列测量的信号的处理。
- [0084] 该系统包括阵列换能器探头4,该阵列换能器探头4具有用于发射超声波和接收回波信息的换能器阵列6。换能器阵列6可以包括CMUT换能器;由诸如PZT或PVDF之类的材料形成的压电换能器;或任何其他合适的换能器技术。在该示例中,换能器阵列6是能够扫描感兴趣区域的2D平面或三维体积的换能器8的二维阵列。在另一示例中,换能器阵列可以是1D阵列。
- [0085] 换能器阵列6被耦合到微波束形成器12,该微波束形成器12控制通过换能器元件对信号的接收。如在美国专利US 5997479 (Savord等人)、US 6013032 (Savord) 和US 6623432 (Powers等人)中所述,微波束形成器能够对由换能器的子阵列(一般被称为“组”或“拼片”)接收的信号进行至少部分波束形成。
- [0086] 应当注意,微波束形成器完全是任选的。另外,该系统包括发射/接收(T/R)开关

16,微波束形成器12能够被耦合到该T/R开关16,并且该T/R开关16在发射模式与接收模式之间切换阵列,并且在微波束形成器不被使用且换能器阵列由主系统波束形成器直接操作的情况下保护主波束形成器20免受高能发射信号的损坏。从换能器阵列6对超声波束的发射由换能器控制器18和主发射波束形成器(未示出)来指导,该换能器控制器18通过T/R开关16被耦合到微波束形成器,该换能器控制器18能够从用户对用户接口或控制面板38的操作接收输入。控制器18能够包括发射电路,该发射电路被布置为在发射模式期间(直接地或者经由微波束形成器)驱动阵列6的换能器元件。

[0087] 在典型的逐线成像序列中,探头内的波束形成系统可以操作如下。在发射期间,波束形成器(其可以是微波束形成器或主系统波束形成器,具体取决于实施方式)激活换能器阵列或换能器阵列的子孔径。该子孔径可以是换能器的一维线或更大阵列内的换能器的二维拼片。在发射模式中,如下面描述的那样控制由阵列或阵列的子孔径生成的超声波束的聚焦和转向。

[0088] 在接收到来自对象的反向散射的回波信号时,接收到的信号经历接收波束形成(如下面描述的那样),以便使接收到的信号对齐,并且在正在使用子孔径的情况下,然后将子孔径移位例如一个换能器元件。经移位的子孔径然后被激活,并且该过程被重复,直至换能器阵列的所有换能器元件都已经被激活为止。

[0089] 针对每条线(或子孔径),用于形成最终超声图像的相关联的线的全部接收到的信号将会是由给定子孔径的换能器元件在接收时段期间测量的电压信号的总和。在下面的波束形成过程之后得到的线信号通常被称为射频(RF)数据。由各个子孔径生成的每个线信号(RF数据集)然后经历额外的处理以生成最终超声图像的线。线信号的幅度随时间的变化将会促进超声图像的亮度随深度的变化,其中,高幅度峰值将对应于最终图像中的亮像素(或像素的集合)。出现在线信号的开始附近的峰值将会表示来自浅表结构的回波,而后面逐渐出现在线信号中的峰值将会表示来自对象内的增大深度处的结构的回波。

[0090] 由换能器控制器18控制的功能之一是波束被转向和聚焦的方向。波束可以被转向为从换能器阵列垂直向前(正交于换能器阵列)或者以不同的角度转向以用于更宽的视场。对发射波束的转向和聚焦可以根据换能器元件致动时间来控制。

[0091] 在一般超声数据采集中能够区分两种方法:平面波成像和“波束转向”成像。通过波束形成在发射(“波束转向”成像)和/或接收模式(平面波成像和“波束转向”成像)中的存在来区分这两种方法。

[0092] 首先看聚焦功能,通过同时激活所有换能器元件,换能器阵列生成随着它行进通过对象而发散的平面波。在这种情况下,超声波的波束保持未聚焦。通过将位置依赖的时间延迟引入对换能器的激活,能够使波束的波前在被称为聚焦区的期望点处会聚。聚焦区被定义为其中横向波束宽度小于发射波束宽度的一半的点。以这种方式,改善了最终超声图像的横向分辨率。

[0093] 例如,如果延迟时间使换能器元件连续激活(以最外元件开始并且在换能器阵列的一个或多个)中心元件处结束),聚焦区将会被形成在与(一个或多个)中心元件成一直线的远离探头的给定距离处。取决于后续的每轮换能器元件激活之间的时间延迟,聚焦区距探头的距离将会改变。在波束经过聚焦区之后,它将会开始发散,从而形成远场成像区域。应当注意,针对位于换能器阵列附近的聚焦区,超声波束将会在远场中快速发散,从而

在最终图像中引起波束宽度伪影。通常,位于换能器阵列与聚焦区之间的近场会因在超声波束中具有大的叠加而示出很少的细节。因此,改变聚焦区的位置能够显著改变最终图像的质量。

[0094] 应当注意,在发射模式中,仅可以定义一个焦点,除非超声图像被分成多个聚焦区(其中的每个聚焦区可以具有不同的发射焦点)。

[0095] 另外,在接收到来自对象内的回波信号时,能够执行上面描述的过程的反向过程,以便执行接收聚焦。换句话说,射入的信号可以被换能器元件接收,并且在被传入系统以便进行信号处理之前经受电子时间延迟。其最简单的示例被称为延迟-求和波束形成。能够根据时间来动态调节换能器阵列的接收聚焦。

[0096] 现在看波束转向的功能,通过将时间延迟正确应用于换能器元件,能够在超声波束离开换能器阵列时将期望的角度赋予超声波束。例如,通过激活换能器阵列的第一侧上的换能器并紧接着以在该阵列的相反侧处结束的顺序激活剩余换能器,波束的波前将会朝向第二侧成一角度。转向角度相对于换能器阵列的法线的大小取决于后续的换能器元件激活之间的时间延迟的大小。

[0097] 另外,能够聚焦转向的波束,其中,被应用于每个换能器元件的总时间延迟是聚焦时间延迟和转向时间延迟这两者的总和。在这种情况下,换能器阵列被称为相控阵列。

[0098] 在需要DC偏置电压来用于其激活的CMUT换能器的情况下,换能器阵列18能够被耦合以控制针对换能器阵列的DC偏置控制器45。DC偏置控制器45设置被应用于CMUT换能器元件的(一个或多个)DC偏置电压。

[0099] 针对换能器阵列的每个换能器元件,模拟超声信号(通常被称为通道数据)通过接收通道进入系统。在接收通道中,由微波束形成器12根据通道数据产生部分波束形成的信号,并且该部分波束形成的信号然后被传送到主接收波束形成器20,在主接收波束形成器20中,来自换能器的个体拼片的部分波束形成的信号被组合成完全波束形成的信号(其被称为射频(RF)数据)。在每个阶段处执行的波束形成可以如上面描述的那样被执行,或者可以包括额外的功能。例如,主波束形成器20可以具有128个通道,其中的每个通道接收来自换能器元件的数十个或数百个拼片的部分波束形成的信号。以这种方式,由换能器阵列的数千个换能器接收到的信号能够有效地贡献于单个波束形成的信号。

[0100] 经波束形成的接收信号被耦合到信号处理器22。信号处理器22能够以各种方式(例如:带通滤波;抽取;I和Q分量分离;以及谐波信号分离(其用于分离线性信号与非线性信号,以便使得能够识别从组织和微泡返回的非线性(基频的高次谐波)回波信号))处理接收到的回波信号。处理器还可以执行额外的信号增强(例如,散斑减少、信号复合以及噪声消除)。信号处理器中的带通滤波器能够是跟踪滤波器,其中,该跟踪滤波器的通带随着回波信号从增大的深度被接收而从较高的频带滑落到较低的频带,从而拒绝来自较大深度的较高频率处的噪声(其通常没有解剖信息)。

[0101] 用于发射和用于接收的波束形成器被实施在不同的硬件中并且能够具有不同的功能。当然,接收器波束形成器被设计为考虑到发射波束形成器的特性。为了简化,在图1中仅示出了接收器波束形成器12、20。在整个系统中,还将有具有发射微波束形成器和主发射波束形成器的发射链。

[0102] 微波束形成器12的功能是提供初始信号组合,以便减少模拟信号路径的数量。这

通常是在模拟域中执行的。

[0103] 最终的波束形成是在主波束形成器20中完成的,并且通常是在数字化之后完成的。

[0104] 发射通道和接收通道使用具有固定频带的同一换能器阵列6。然而,发射脉冲占用的带宽能够根据所使用的发射波束形成而变化。接收通道能够捕获整个换能器带宽(这是经典方法),或者通过使用带通处理,它只能提取包含期望信息(例如,主谐波的谐波)的带宽。

[0105] RF信号然后可以被耦合到B模式(即,亮度模式或2D成像模式)处理器26和多普勒处理器28。B模式处理器26对接收到的超声信号执行幅度检测,以便对身体中的结构(例如,器官组织和血管)进行成像。在逐线成像的情况下,每条线(波束)由相关联的RF信号来表示,该RF信号的幅度用于生成要被分配给B模式图像中的像素的亮度值。图像内的像素的精确位置是通过沿着RF信号的相关联的幅度测量的位置和RF信号的线(波束)数来确定的。如在美国专利US 6283919(Roundhill等人)和美国专利US 6458083(Jago等人)中所述,这样的结构的B模式图像可以以谐波图像模式来形成,或者以基波图像模式来形成,或者以这两者的组合来形成。多普勒处理器28处理因组织移动和血液流动产生的在时间上不同的信号,以用于检测移动的物质(例如,图像场中的血细胞的流动)。多普勒处理器28通常包括壁滤波器,该壁滤波器具有被设置为通过或拒绝从身体中的选定类型的材料返回的回波的参数。

[0106] 将由B模式处理器和多普勒处理器产生的结构信号和运动信号耦合到扫描转换器32和多平面重新格式化器44。扫描转换器32以期望的图像格式根据回波信号被接收时的空间关系来布置回波信号。换句话说,扫描转换器用于将RF数据从圆柱坐标系转换到适合于将超声图像显示在图像显示器40上的笛卡尔坐标系。在B模式成像的情况下,给定坐标处的亮度与功能从该位置接收到的RF信号的幅度成比例。例如,扫描转换器可以将回波信号布置成二维扇形格式或锥体三维(3D)图像。扫描转换器能够将B模式结构图像与对应于图像场中的点处的运动的颜色进行叠加,在该点处,多普勒估计的速度产生给定颜色。所组合的B模式结构图像和彩色多普勒图像描绘结构图像场内的组织运动和血液流动。如在美国专利US 6443896(Detmer)中所述,多平面重新格式化器将从身体的体积区域中的公共平面中的点接收到的回波转换成该平面的超声图像。如在美国专利US6530885(Entrekin等人)中所述,体积绘制器42将3D数据集的回波信号转换成如从给定参考点所看到的投影的3D图像。

[0107] 将2D或3D图像从扫描转换器32、多平面重新格式化器44以及体积绘制器42耦合到图像处理器30以用于进一步增强、缓存和临时存储,以供在图像显示器40上进行显示。成像处理器可以适于从最终超声图像中移除某些成像伪影(例如:例如由强衰减器或折射引起的声影;例如由弱衰减器引起的后增强;例如其中高反射组织界面位于附近的混响伪影等)。另外,图像处理器可以适于操控某些散斑减少功能,以便提高最终超声图像的对比度。

[0108] 除了用于成像以外,由多普勒处理器28产生的血流值以及由B模式处理器26产生的组织结构信息还被耦合到量化处理器34。除了结构测量结果(例如,器官大小和孕龄)以外,量化处理器还产生不同流动状况的量度(例如,血流的体积速率)。量化处理器可以接收来自用户控制面板38的输入(例如,图像的解剖结构中的要进行测量的点)。

[0109] 将来自量化处理器的输出数据耦合到图形处理器36,以用于在显示器40上与图像一起重现测量图形和值并且用于从显示设备40输出音频。图形处理器36也能够生成图形叠加物以用于与超声图像一起显示。这些图形叠加物能够包括标准识别信息(例如,患者姓名)、图像的日期和时间、成像参数等。出于这些目的,图形处理器接收来自用户接口38的输入(例如,患者姓名)。还将用户接口耦合到发射控制器18以控制从换能器阵列6进行的超声信号生成并因此控制由换能器阵列和超声系统产生的图像。控制器18的发射控制功能仅仅是所执行的功能之一。控制器18还考虑了(由用户给定的)操作模式以及接收器模数转换器中的对应所需的发射器配置和带通配置。控制器18能够是具有固定状态的状态机。

[0110] 还将用户接口耦合到多平面重新格式化器44,以用于选择和控制多个多平面重新格式化(MPR)图像的平面,该平面可以用于在MPR图像的图像场中执行量化测量。

[0111] 图2示出了用于执行胎儿重量估计的方法100。

[0112] 该方法以采集胎儿的期望成像区域的多幅不同的三维超声图像110开始。

[0113] 多幅不同的三维超声图像可以是已经单独采集的三维超声图像。例如,多幅不同的三维超声图像均可以以如下方式采集:在不同的时间点处;从不同的采集位置;使用不同的成像参数等,以便优化相应图像中的解剖结构的可视化和/或覆盖度。换句话说,多幅不同的三维超声图像中的每幅可以对应于不同的超声采集。解剖结构的增强的可视化和/或覆盖度将会转化为改善的分割,这继而引起更准确的重量估计。

[0114] 在步骤120中,采集包括胎儿的头部的头部图像。可以以最优覆盖度采集包含胎儿的整个头骨以及颈部的基部的头部图像。

[0115] 在步骤130中,采集包括胎儿的躯干的腹部图像。

[0116] 由于一些超声探头的视场的限制,可能无法捕获胎儿的整个躯干,在这种情况下,腹部图像将包括胎儿的部分躯干。在这种情况下,可以选择采集设置以便获得可能的最大视场。

[0117] 在步骤140中,采集包括胎儿的腿部的股骨图像。

[0118] 在股骨图像的采集期间,视场可以以股骨为中心并且适于捕获除了骨骼以外的周围的大腿软组织。

[0119] 在步骤150中,可以采集包括胎儿的手臂的肱骨图像。

[0120] 以与股骨图像的采集类似的方式,视场在采集过程期间可以以肱骨为中心并且适于捕获周围的上臂软组织。

[0121] 在步骤160中,所采集的多幅不同的三维超声图像中的每幅经历分割。

[0122] 对头部图像的分割可以用于识别胎儿的头骨,因为这是头部的大部分质量位于的地方。可以如在R Cuingnet等人的“Where is my baby?A fast fetal head auto-alignment in 3D-ultrasound”(Biomedical Imaging (ISBI),2013IEEE第10届国际研讨会,第768-771页)中描述的那样执行对头部图像的分割。

[0123] 在腹部图像的视场内可以包含整个躯干的情况下,可以通过已知的分割方法(例如,阈值化)来执行对躯干的分割。

[0124] 例如,可以如下执行对腹部图像的分割。

[0125] 分割中的第一步骤可以是在腹部图像内检测胎儿的脊柱并导出第一参考(取向)轴(其在本文中被表示为n轴)。

[0126] 可以通过将检测细长的明亮结构的形态学过滤器与基于深度学习(DL)的椎骨检测器进行组合来在3D超声腹部图像中自动检测脊柱,以便利用这两种方法的能力。

[0127] 形态学过滤器可以用于给定球形邻域中的腹部图像体积中的每个体素 x ,以将沿着方向 u 的体素的强度与其他体素的强度进行比较。针对各个邻域半径和取向 u 来计算过滤器响应,并且将该过滤器响应进行组合以获得全局响应。合计邻域体素的全局响应以定义对应于最佳过滤器响应的连接的分量。

[0128] 虽然使用这种方法能将一些响应准确地定位在脊柱上,但是也可能存在作为异常值的其他情况,这些异常值可能位于例如肋骨上,也可能位于诸如长骨之类的其他细长结构上。

[0129] 基于深度学习的椎骨检测器是2D完全卷积网络,该2D完全卷积网络的输入由正交于基于图像的 z 轴提取的2D切片组成。体积切片产生具有类似特征的大量数据,这适合于深度学习方法。网络输出是下采样的概率图,其中,脊柱可能所在之处的值更接近于1。通过堆叠针对一个体积的所有获得的2D概率图来形成基于3D深度学习的椎骨检测器。该输出热图比形态学过滤器输出更粗糙,但更鲁棒地位于椎骨周围。

[0130] 通过将深度学习椎骨检测器与形态学过滤器响应进行组合,细化了网络输出并拒绝了在脊柱之外的过滤器响应,使得最终获得了针对腹部图像的鲁棒的脊柱二值掩模。

[0131] 这是识别脊柱位置的一种方式,但是任何其他合适的图像处理技术也可以用于检测独特的脊柱形状。

[0132] 躯干分割的脊柱检测步骤基本上涉及识别脊柱,以及使用脊柱二值掩模的质心来定义参考坐标系的原点。如果检测到的脊柱是高度弯曲的,则脊柱的质心可能不属于二值掩模。这是因为脊柱的所谓的重心能够在脊柱本身之外并因此未与掩模对齐。在这种情况下,使用最接近质心的二值掩模点。然后,脊柱二值掩模的极限用于定义垂直 n 轴。备选地,可以使用切向于脊柱的中心点的法向方向。

[0133] 通过定义 n 轴,能够更新图像以包括 n 轴信息,例如通过旋转图像以将 n 轴定位在所定义的(例如垂直)取向中来实现上述效果。

[0134] 腹部图像的分割中的第二步骤是检测第二正交参考(取向)轴。这基于腹部的检测以定义横向轴。

[0135] 搜索均正交于第一参考 n 轴(或局部地正交于脊柱)的平面集合。在 xy 平面集合中搜索均经过局部原点的取向轴,其中,局部原点为沿着脊柱均匀间隔开的点。

[0136] 腹部检测发生在这些 xy 平面中的每个内,例如使用针对圆形或椭圆形形状的检测进行裁剪的霍夫变换的变体来进行腹部检测。实际上,在一系列半径之中搜索具有对具有期望边界轮廓的圆盘进行建模的径向对称内核的图像的最佳卷积。定义结果得到的腹部或分割的躯干的凸包。

[0137] 下面参考图3来描述用于执行对躯干的分割的方法,其中,腹部图像仅包含躯干的部分视图。

[0138] 可以使用基于深度学习网络的四肢分类来执行对股骨图像的分割,其中,所述网络被训练为基于输入的股骨图像来识别并输出股骨端点的坐标。深度学习网络可以包括被训练为辨识胎儿股骨的结构以便辅助对股骨图像的分割的专用的机器学习算法。

[0139] 分割还包括对股骨周围的组织(例如,肌肉和脂肪)进行分类,由此生成要在最终

重量估计中使用的更准确的胎儿腿部模型。可以通过任何合适的分割方法(例如,强度种类分开(其中,基于局部信号强度将组织分开))或利用专用的机器学习算法来执行对周围组织的分类。

[0140] 在一些情况下,对股骨图像的分割可能需要用户输入以便正确地勾画软组织边界。在这种情况下,可以显示对股骨图像的分割以便用户进行监测。用户可以提供输入以在分割过程期间或者在该过程已经完成之后校正对股骨图像的分割。用户可以通过任何合适的手段来提供输入,例如:通过鼠标点击或者在触摸屏上轻叩来指示软组织边界的正确位置;或者通过使用鼠标或触摸屏来拖曳正确的软组织边界。然后可以将用户输入(例如,边界校正)添加到用于训练用于组织分类的机器学习算法的数据集。

[0141] 另外,能够将对多幅不同的三维超声图像中的每幅的分割显示给用户,以便在所分割的图像上接收用户输入。因此,用户可以在该方法前进到执行胎儿重量估计的步骤之前评估分割,由此确保最终估计的准确度。可以关于每幅分割的图像提供用于执行分割校正的交互式工具。

[0142] 在步骤170中,使用所分割的图像来执行胎儿重量估计。

[0143] 可以使用全局均匀组织密度来执行胎儿重量估计。换句话说,可以将胎儿的所有不同组织的密度平均化,由此生成独特的密度系数,并且将该平均密度乘以从图像分割中辨别出的胎儿体积,以便以最小的计算成本执行胎儿重量估计。可以基于相关文献来定义胎儿的平均密度。

[0144] 备选地,所分割的图像可以经历另外的处理以便执行胎儿重量估计,下面参考图4来描述这方面。

[0145] 图3示出了包括胎儿的躯干的部分视图的腹部图像200。躯干的这种部分成像是在腹部成像中因成像探头的有限视场引起的常见问题。

[0146] 在正常的分割操作(例如,上面描述的方法)中,如通过实线轮廓210指示的那样识别胎儿的躯干;然而,由于躯干的部分不完整视图,分割不包括丢失的信息220,丢失的信息220会形成胎儿的躯干的剩余部分。该丢失的信息将会降低最终胎儿重量估计的准确度。

[0147] 可以通过模型躯干图像来补偿躯干的部分成像。可以基于腹部图像的最终分割将模型躯干图像(在这种情况下为具有椭圆形拟合的模型230)拟合到胎儿的躯干。然后将模型230与所分割的躯干210进行比较,以便获得这两个体积的比率。最后,将所分割的躯干乘以所获得的比率,以便补偿丢失的信息。

[0148] 通过识别存在于分割的图像内的各种组织的体积来提高所估计的胎儿重量的准确度。

[0149] 通过示例,图4示出了已经经历组织分类的头部图像250;然而,也可以将以下方法应用于腹部图像、股骨图像和肱骨图像。

[0150] 图像示出了头部图像的分割260的部分(其也被称为内部体积)。在该内部体积内,信号强度被分析并被用于对存在于内部体积内的各种组织类型进行分类。基于组织分类,能够从图像中提取组织信息。例如,在图4中示出的内部体积内,存在:骨骼组织270,其对应于胎儿的头骨;软组织280,其可以对应于胎儿的脑部;以及流体290。

[0151] 通过跨每幅分割的图像执行该方法,可以将整个被成像胎儿的组织信息进行组合,并且在胎儿重量估计时使用该信息。例如,所组合的组织信息可以指定跨所有分割的图

像存在的每种组织类型(例如,骨骼)的总体积。每个组合的组织体积然后可以乘以相关联的组织密度系数,所述相关联的组织密度系数针对每种组织类型是不同的,以便实现胎儿重量估计。

[0152] 图5示出了:股骨图像300,其包括腿部分割350;腹部图像400,其包括躯干分割450;以及头部图像500,其包括头骨分割550。

[0153] 这可以是将所分割的图像显示给用户的形式,其中,用户可以操纵图像以便从期望的取向查看图像。以这种方式,用户可以向所分割的图像的每一个部分提供输入和/或校正,以便确保最终胎儿重量估计的准确度。

[0154] 图6示出了针对33个患者的数据集使用上面描述的方法(基于腹部图像和头部图像)对比现有的胎儿重量估计方法(其被称为Hadlock I)计算的估计的胎儿重量的标绘图600。

[0155] 结果得到的相关系数是0.91,斜率为0.55并且截距为-15g。这种强相关指示所提出的方法的准确度至少与现有行业标准一样准确。另外,所提出的方法可以与现有方法进行组合,以便实施胎儿重量估计。

[0156] 本领域技术人员通过研究附图、公开内容以及权利要求,在实践请求保护的发明时能够理解并实现对所公开的实施例的变型。在权利要求中,“包括”一词不排除其他元件或步骤,并且词语“一”或“一个”不排除多个。单个处理器或其他单元可以实现在权利要求中记载的若干项的功能。虽然某些措施被记载在互不相同的从属权利要求中,但是这并不指示不能有利地使用这些措施的组合。计算机程序可以被存储/分布在合适的介质上,例如与其他硬件一起或者作为其他硬件的部分而供应的光学存储介质或固态介质,但是也可以以其他形式进行分布,例如经由互联网或其他有线或无线的电信系统进行分布。权利要求中的任何附图标记都不应被解释为对范围的限制。

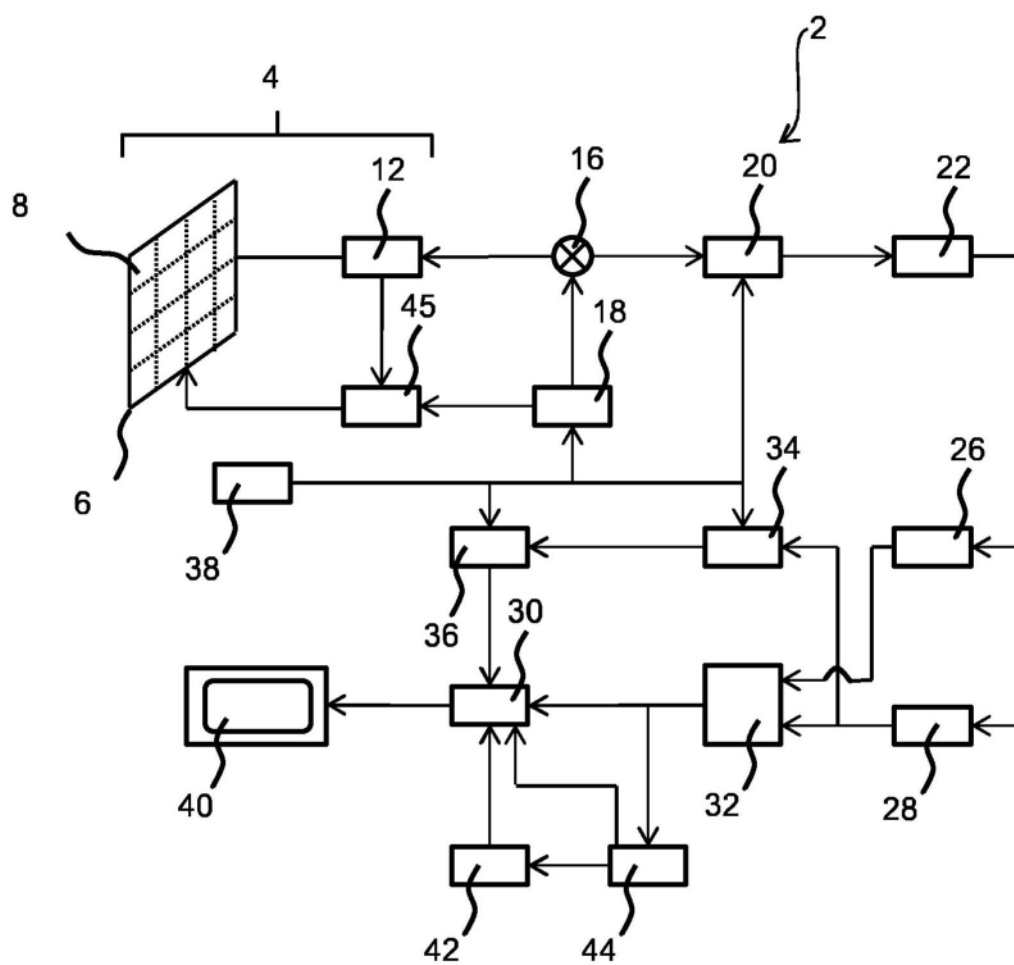


图1

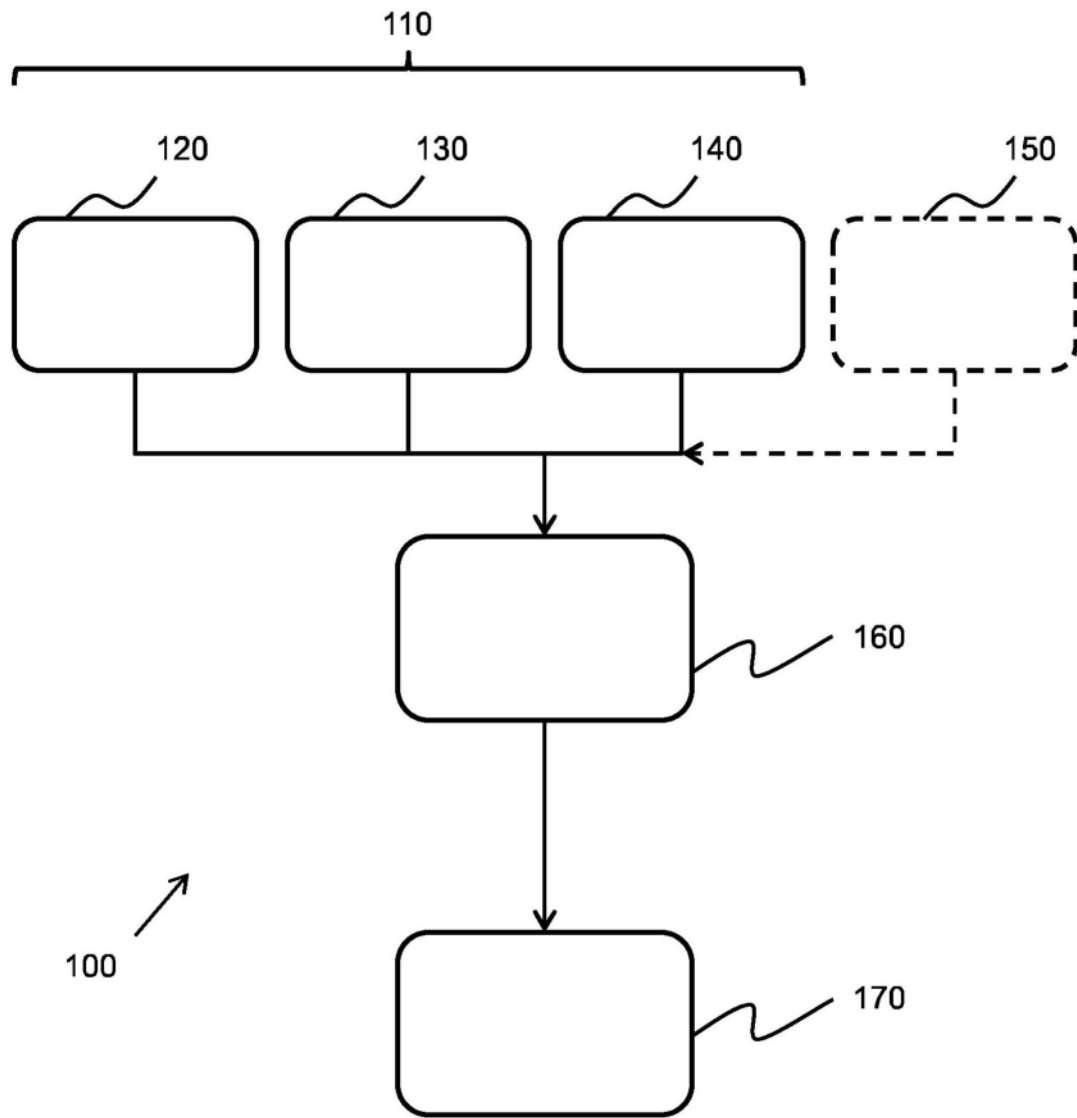


图2

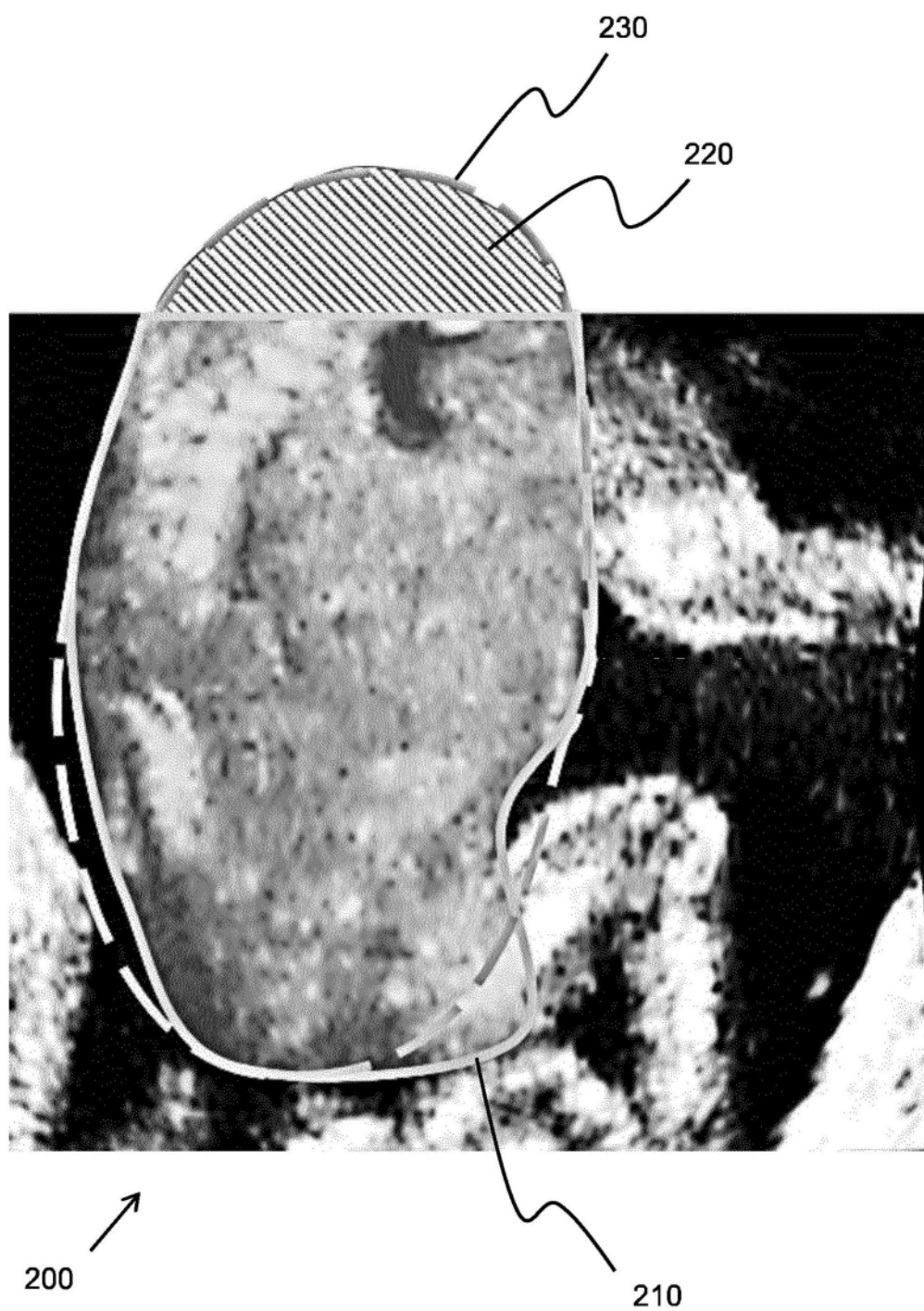


图3

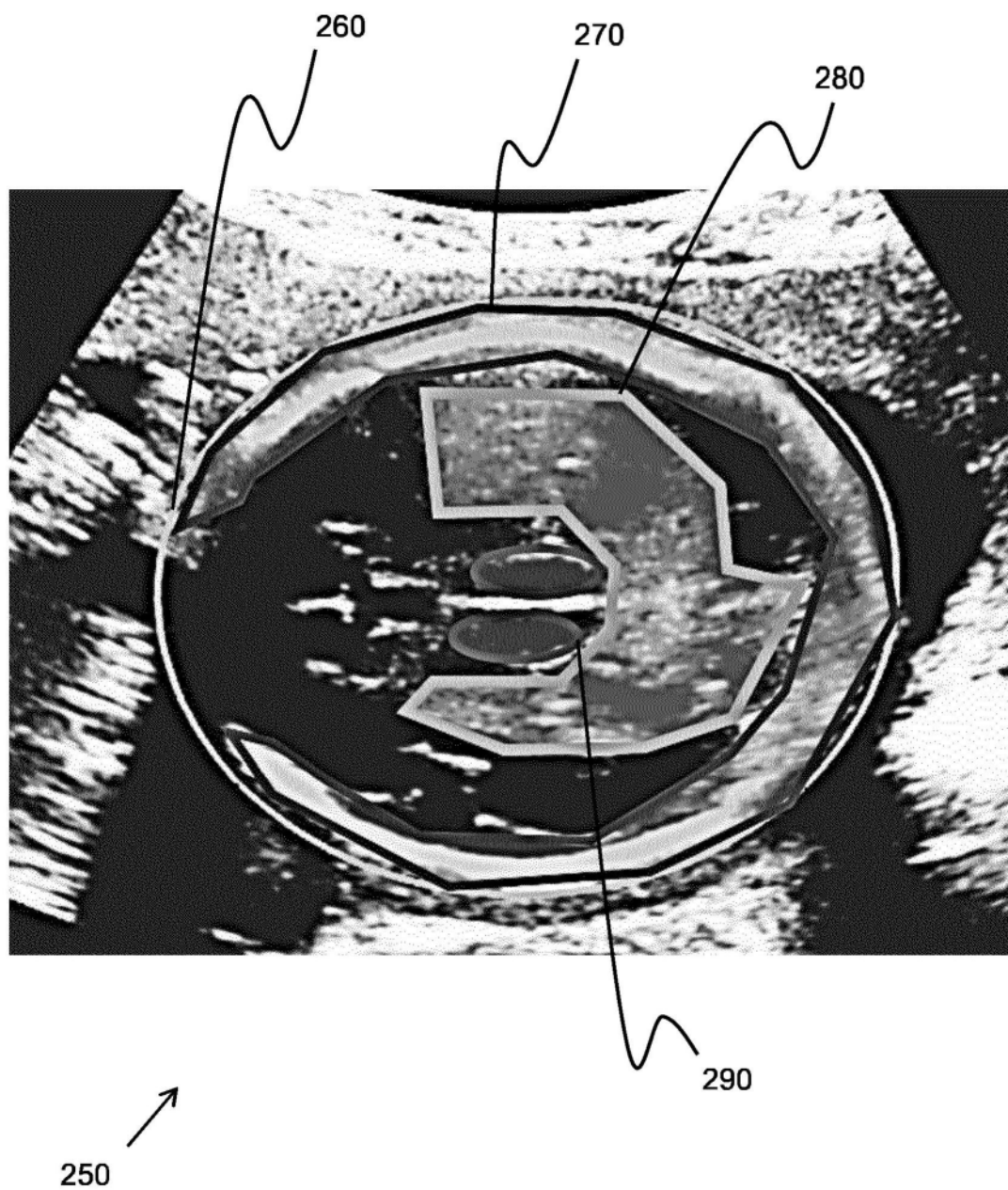


图4

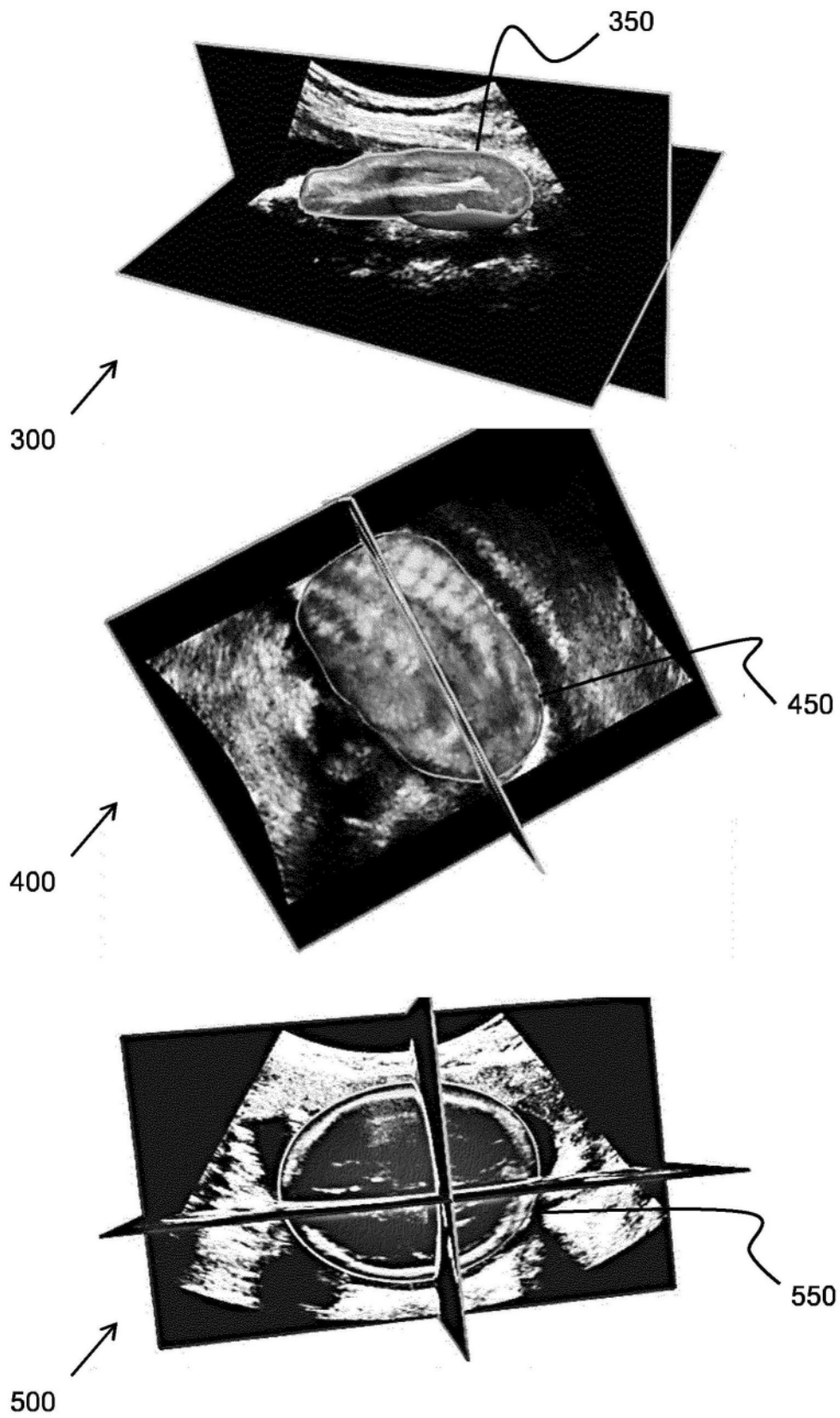


图5

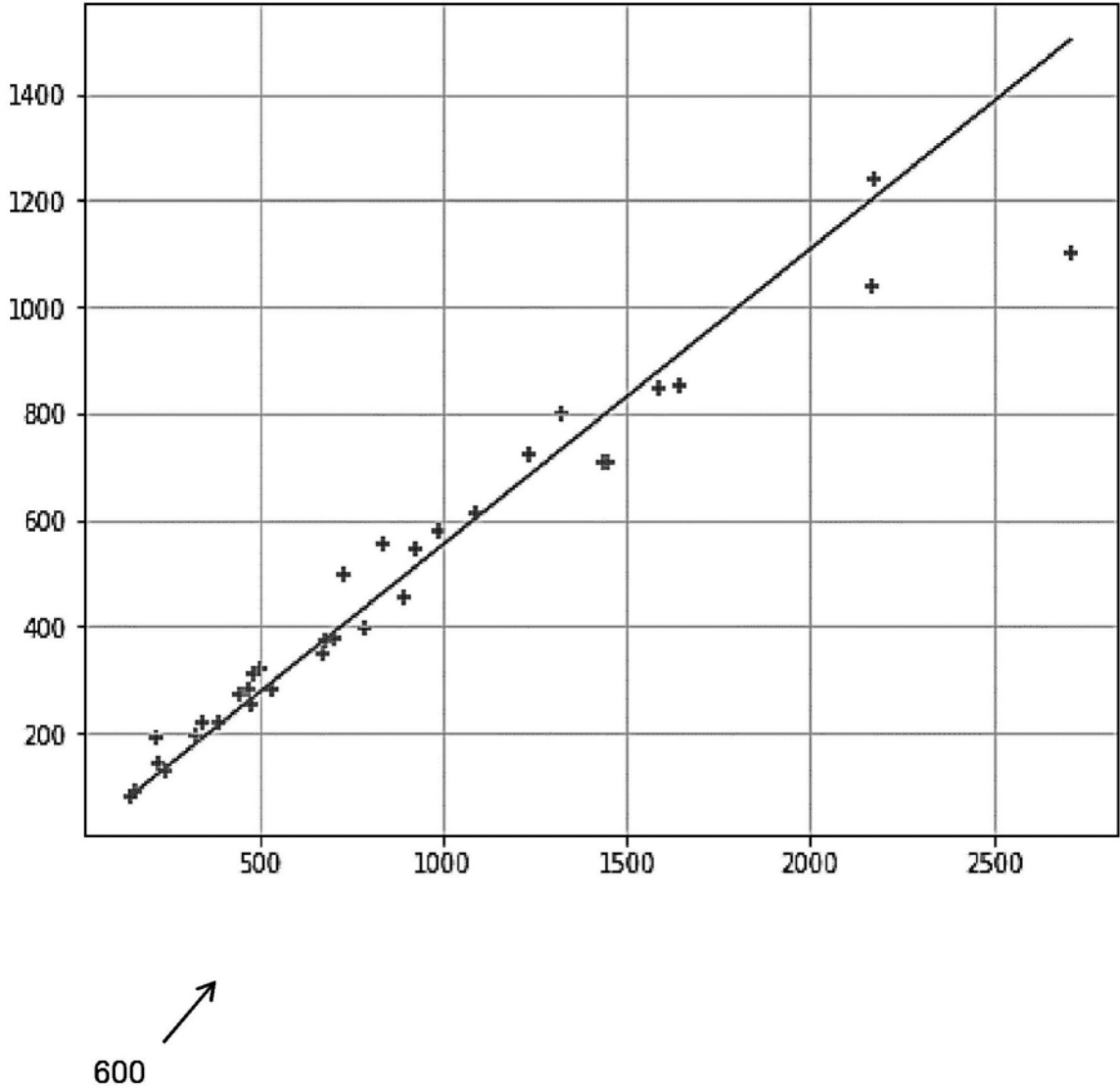


图6