



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111000590 A

(43)申请公布日 2020.04.14

(21)申请号 201910919552.5

(22)申请日 2019.09.26

(30)优先权数据

16/154,202 2018.10.08 US

(71)申请人 通用电气公司

地址 美国纽约州

(72)发明人 雷纳托·凯塞特 奥马尔·巴科尔

埃亚勒·哈云 艾吉尔·萨姆塞特

依莉娜·索库林

(74)专利代理机构 上海专利商标事务所有限公

司 31100

代理人 侯颖嫫 钱慰民

(51)Int.Cl.

A61B 8/08(2006.01)

A61B 8/00(2006.01)

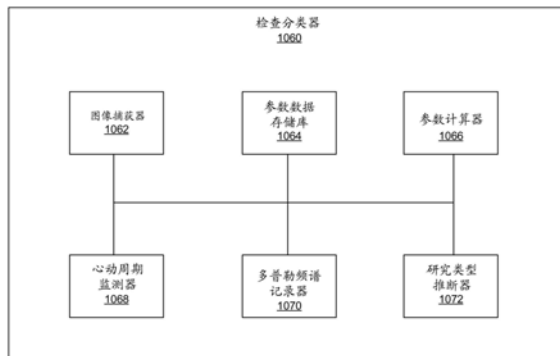
权利要求书2页 说明书18页 附图23页

(54)发明名称

超声心脏多普勒研究自动化

(57)摘要

本发明题为“超声心脏多普勒研究自动化”。本发明公开和描述了用于图像数据处理的示例性装置、系统和方法。一个示例性系统包括图像捕获器以便于捕获图像。所述示例性系统包括多普勒频谱记录器以记录多普勒频谱。所述示例性系统包括研究类型推断器,以通过以下方式推断与所述多普勒频谱相关联的研究类型:使用至少一个神经网络处理所述多普勒频谱以在研究类型分类中生成第一概率分布;使用所述至少一个神经网络处理所述图像以在所述研究类型分类中生成第二概率分布;以及组合所述第一概率分布和所述第二概率分布以推断研究类型。



1. 一种多普勒研究分类系统,包括:

图像捕获器,所述图像捕获器用于便于捕获目标的二维超声图像或B模式图像中的至少一者;

多普勒频谱记录器,所述多普勒频谱记录器用于记录所述目标的所捕获的多普勒频谱;和

研究类型推断器,所述研究类型推断器用于通过至少以下方式来推断与所述多普勒频谱相关联的研究类型:

使用至少一个神经网络处理所述多普勒频谱,以在多个研究类型分类中生成第一概率分布;

使用所述至少一个神经网络处理所述二维超声图像或所述B模式图像中的所述至少一者,以在多个研究类型分类中生成第二概率分布;以及

组合所述研究类型分类的第一概率分布和所述研究类型分类的第二概率分布以推断所述研究类型。

2. 根据权利要求1所述的系统,还包括参数计算器,所述参数计算器用于计算指示所述二维超声图像或所述B模式图像中的所述至少一者的解剖位置的门坐标。

3. 根据权利要求2所述的系统,其中所述参数计算器用于通过以下方式计算门坐标(x, y):

$$x = \frac{\langle \text{焦点深度} \rangle - \langle \text{最小扫描深度} \rangle}{\langle \text{最大扫描深度} \rangle - \langle \text{最小扫描深度} \rangle},$$

$$y = \frac{1}{2} + \frac{\langle \text{焦点倾斜} \rangle}{\langle \text{孔径} \rangle}.$$

4. 根据权利要求1所述的系统,还包括心动周期监测器,所述心动周期监测器用于存储所述目标的心动周期,所述心动周期将所捕获的多普勒频谱分段成多个多普勒区段,每个多普勒区段使用一组神经网络进行处理。

5. 根据权利要求4所述的系统,还包括快速傅里叶变换滤波器,所述快速傅里叶变换滤波器用于在由所述一组神经网络处理所述多个多普勒区段之前对所述多个多普勒区段进行滤波。

6. 根据权利要求4所述的系统,其中使用一组神经网络处理所述多个多普勒区段将生成多个第一概率分布,所述多个第一概率分布中的每一个对应于所述多个多普勒区段中的一个,并且其中所述多个第一概率分布将被平均为提供将与所述第二概率分布组合的平均第一概率分布。

7. 根据权利要求1所述的系统,其中在使用所述至少一个神经网络进行处理之前,要调整所述二维超声图像或所述B模式图像中的所述至少一者的尺寸。

8. 一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质包括指令,所述指令在被执行时使得至少一个处理器至少:

使用至少一个神经网络处理扫描的多普勒频谱,以在多个研究类型分类中生成第一概率分布;

使用所述至少一个神经网络处理所述二维超声图像或所述B模式图像中的至少一者,

以在多个研究类型分类中生成第二概率分布;以及

组合所述研究类型分类的第一概率分布和所述研究类型分类的第二概率分布以推断与所述扫描的多普勒频谱相关联的研究类型。

9. 根据权利要求8所述的计算机可读存储介质,其中所述指令在被执行时使得所述至少一个处理器计算指示所述二维超声图像或所述B模式图像中的所述至少一者的解剖位置的门坐标。

10. 根据权利要求8所述的计算机可读存储介质,其中所述指令在被执行时使得所述至少一个处理器基于所述目标的心动周期将多普勒频谱分段为多个多普勒区段。

11. 根据权利要求10所述的计算机可读存储介质,其中所述指令在被执行时使得所述至少一个处理器使用快速傅里叶变换对所述多个多普勒区段进行滤波。

12. 根据权利要求10所述的计算机可读存储介质,其中使用所述至少一个神经网络处理所述多个多普勒区段将生成多个第一概率分布,所述多个第一概率分布中的每一个对应于所述多个多普勒区段中的一个,并且其中所述指令在被执行时使得所述至少一个处理器平均所述多个第一概率分布以提供将与所述第二概率分布组合的平均第一概率分布。

13. 根据权利要求8所述的计算机可读存储介质,其中所述指令在被执行时使得所述至少一个处理器在使用所述至少一个神经网络进行处理之前调整所述二维超声图像或所述B模式图像中的所述至少一者的尺寸。

14. 一种计算机实现的方法,包括:

使用至少一个处理器,使用至少一个神经网络处理扫描的多普勒频谱,以在多个研究类型分类中生成第一概率分布;

使用所述至少一个处理器,使用所述至少一个神经网络处理所述二维超声图像或所述B模式图像中的至少一者,以在多个研究类型分类中生成第二概率分布;以及

使用所述至少一个处理器组合所述研究类型分类的第一概率分布和所述研究类型分类的第二概率分布,以推断与所述扫描的多普勒频谱相关联的研究类型。

15. 根据权利要求14所述的方法,还包括计算指示所述二维超声图像或所述B模式图像中的所述至少一者的解剖位置的门坐标。

16. 根据权利要求14所述的方法,还包括基于所述目标的心动周期将多普勒频谱分段成所述多个多普勒区段。

17. 根据权利要求16所述的方法,还包括使用快速傅里叶变换对所述多个多普勒区段进行滤波。

18. 根据权利要求16所述的方法,其中使用所述至少一个神经网络处理所述多个多普勒区段将生成多个第一概率分布,所述多个第一概率分布中的每一个对应于所述多个多普勒区段中的一个,并且其中所述方法还包括平均所述多个第一概率分布以提供将与所述第二概率分布组合的平均第一概率分布。

19. 根据权利要求14所述的方法,还包括在使用所述至少一个神经网络进行处理之前调整所述二维超声图像或所述B模式图像中的所述至少一者的尺寸。

20. 根据权利要求14所述的方法,还包括基于所述研究类型促进将处理算法或模型中的至少一者应用于由所述多个多普勒区段形成的多普勒频谱。

超声心脏多普勒研究自动化

技术领域

[0001] 本公开整体涉及改进的成像系统,并且更具体地讲,涉及用于医学图像处理的改进的机器学习系统和方法。

背景技术

[0002] 心脏多普勒超声研究使得能够分析通过心脏的血流,这可帮助医生评估心脏功能(包括收缩和/或舒张功能)和/或以非侵入性方式发现血管阻塞。与其中获得二维图像序列的B模式组织超声扫描相反,多普勒扫描可提供特定点或波束方向的信息。多普勒扫描输出是穿过感兴趣的点和/或方向的移动速度的频谱。目前,无法自动化进行多普勒扫描处理,因为系统无法识别多普勒研究的类型以确定如何处理所采集的多普勒数据。

发明内容

[0003] 某些示例提供了用于改进的图像数据处理的系统和方法。

[0004] 某些示例提供了多普勒研究分类系统,其包括图像捕获器以便于捕获目标的二维超声图像或B模式图像中的至少一者。该示例性系统包括多普勒频谱记录器以记录目标的所捕获的多普勒频谱。该示例性系统包括研究类型推断器,以通过至少以下方式推断与多普勒频谱相关联的研究类型:使用至少一个神经网络处理多普勒频谱,以在多个研究类型分类中生成第一概率分布;使用该至少一个神经网络处理二维超声图像或B模式图像中的至少一者,以在多个研究类型分类中生成第二概率分布;以及组合研究类型分类的第一概率分布与研究类型分类的第二概率分布以推断研究类型。

[0005] 某些示例提供了包括指令的计算机可读存储介质,所述指令在被执行时使得至少一个处理器至少:使用至少一个神经网络处理扫描的多普勒频谱,以在多个研究类型分类中生成第一概率分布;使用至少一个神经网络处理二维超声图像或B模式图像中的至少一者,以在多个研究类型分类中生成第二概率分布;以及组合研究类型分类的第一概率分布与研究类型分类的第二概率分布以推断与多普勒扫描相关的研究类型。

[0006] 某些示例提供了一种计算机实现的方法,包括:使用至少一个处理器,使用至少一个神经网络处理扫描的多普勒频谱,以在多个研究类型分类中生成第一概率分布;使用该至少一个处理器,使用该至少一个神经网络处理二维超声图像或所述B模式图像中的至少一者,以在多个研究类型分类中生成第二概率分布;以及使用该至少一个处理器组合研究类型分类的第一概率分布与研究类型分类的第二概率分布,以推断与扫描的多普勒频谱相关联的研究类型。

附图说明

[0007] 图1至图2示出了本文所公开的方法、装置和制品可应用的示例性成像系统。

[0008] 图3是示例性学习神经网络的表示。

[0009] 图4示出了作为卷积神经网络的示例性神经网络的特定实施方式。

- [0010] 图5是神经网络的示例性实施方式的表示。
- [0011] 图6A示出了应用学习网络来处理 and/或以其他方式评估图像的示例性配置。
- [0012] 图6B示出了多个学习网络的组合。
- [0013] 图7示出了学习网络的示例性训练和部署阶段。
- [0014] 图8示出了利用经训练的网络包来提供深度学习产品供应的示例性产品。
- [0015] 图9A至图9C示出了各种深度学习设备配置。
- [0016] 图10A示出了示例性超声成像自动化过程。
- [0017] 图10B示出了检查分类器的示例性实施方式。
- [0018] 图11示出了研究类型和多普勒扫描参数之间的示例性关系。
- [0019] 图12示出了示例性超声设备界面屏幕。
- [0020] 图13示出了相对于用于成像研究分类分析的超声成像设备提供的输入数据和和相关输出的示例。
- [0021] 图14示出了对成像研究类型进行分类的示例性分类系统。
- [0022] 图15示出了示例性多普勒研究分类结果的表。
- [0023] 图16至图18示出了用于多普勒图像研究分类的示例性方法的流程图。
- [0024] 图19为被构造成执行示例机器可读指令以实现本文所公开和描述的部件的处理器平台的框图。
- [0025] 附图未按比例绘制。在所有的附图以及附带的书面描述中,只要有可能,都会使用相同的附图标记来指代相同或类似的部件。

具体实施方式

[0026] 在以下详细描述中,参考形成其一部分的附图,并且其中通过图示的方式示出了可实践的具体示例。足够详细地描述了这些示例以使得本领域技术人员能够实践本主题,并且应当理解,可以利用其他示例,并且可以在不脱离本公开主题的范围的情况下进行逻辑、机械、电气和其他改变。因此提供以下详细描述的目的是为了描述示例性实施方式,而非被看作对本公开所述的主题的范围进行限制。来自以下描述的不同方面的某些特征可组合形成下文所讨论的主题的新方面。

[0027] 当介绍本公开的各种实施方案的元件时,词语“一个”、“一种”、“该”和“所述”旨在意指存在这些元件中的一个或多个元件。术语“包含”、“包括”和“具有”旨在是包含性的,并且意指除了列出的元件之外还可存在附加元件。

[0028] 虽然下文在医学或医疗保健系统的背景下描述了某些示例,但可在医疗环境之外实现其他示例。例如,某些示例可应用于非医学成像,诸如非破坏性测试、爆炸物检测等。

[0029] I. 概述

[0030] 成像设备(例如, γ 相机、正电子发射断层成像(PET)扫描仪、计算机断层成像(CT)扫描仪、X射线机、磁共振(MR)成像机、超声扫描仪等)生成表示身体部位(例如,器官、组织等)的医学图像(例如,原始医学数字成像与通信(DICOM)图像)以诊断和/或治疗疾病。医学图像可视化软件允许临床医生分割、注释、测量和/或报告医学图像的各个位置上的功能或解剖特性。在一些示例中,临床医生可利用医学图像可视化软件以医学图像来识别感兴趣区域。

[0031] 医学图像数据的采集、处理、分析和存储对医疗保健环境中患者的诊断和治疗起着重要作用。医学成像 workflow 以及该 workflow 中涉及的设备可在医学成像 workflow 和设备的整个操作中配置、监测和更新。机器学习可用于帮助配置、监测和更新医学成像 workflow 和设备。

[0032] 例如,机器学习技术(不论是深度学习网络,还是其他体验/观察学习系统)可用于定位图像中的对象,理解语音并且将语音转换为文本,并且提高搜索引擎结果的相关性。深度学习是机器学习的子集,该机器学习使用一套算法以使用具有多个处理层(包括线性和非线性变换)的深度图对数据中的高层抽象化进行建模。虽然许多机器学习系统都是先植入初始特征和/或网络权重、再通过机器学习网络的学习和更新加以修改,但是深度学习网络是通过训练自身来识别分析的“良好”特征。使用多层架构时,采用深度学习技术的机器对原始数据的处理可好于使用常规机器学习技术的机器。使用评估或抽象化的不同层促进了各组高度相关的值或区别性主题的数据检查。

[0033] 在本说明书和权利要求书中,以下术语自始至终都采取与本文明确相关联的含义,除非上下文另外清楚指明。术语“深度学习”是利用多个数据处理层来识别数据集中的各种结构并且以高准确性对这些数据集进行分类的机器学习技术。深度学习网络可以是基于多个输入和输出来学习模式的训练网络(例如,训练网络模型或设备)。深度学习网络可以由训练网络生成并且响应于输入而提供输出的所部署的网络(例如,所部署的网络模型或设备)。

[0034] 术语“监督学习”是向机器提供来自人类来源的已分类数据的深度学习训练方法。术语“无监督学习”是不向机器给予已分类数据而是使机器可用于异常检测的深度学习训练方法。术语“半监督学习”是这样的深度学习训练方法,其中向机器提供少量来自人类来源的分类数据,相比之下,更大量的未分类数据可供机器使用。

[0035] 术语“表示学习”是将原始数据变换为可在机器学习任务中利用的表示或特征的方法领域。在监督学习中,经由标记输入来学习特征。

[0036] 术语“卷积神经网络”或“CNN”是用于在深度学习中检测、分割和识别数据集中的相关对象和区域的互连数据的生物启发网络。CNN以多个阵列的形式评估原始数据,将数据分为一系列级,检查数据中学习到的特征。

[0037] 卷积神经网络的替代方案是全连接神经网络。全连接神经网络包括隐藏层,其中每个节点连接到下一层中的每个其他节点。相反,稀疏分层神经网络包括仅连接到少量输入和少量输出的隐藏层。在全连接神经网络中,隐藏层中的每个节点或神经元从网络的前一层中的所有节点/神经元接收输入,从而在节点和层之间形成密集连接。

[0038] 术语“迁移学习”是机器存储正确地或不正确地解决一个问题时所使用的信息来解决与第一问题相同或类似性质的另一个问题的过程。迁移学习可也称为“归纳学习”。例如,迁移学习可利用来自先前任务的数据。

[0039] 术语“主动学习”是机器选择要接收训练数据的一组示例而不是被动地接收外部实体所选的示例的机器学习过程。例如,当机器学习时,可允许机器选择机器确定将对学习最有用的示例,而非仅仅依赖外部人类专家或外部系统来识别和提供示例。

[0040] 术语“计算机辅助检测”或“计算机辅助诊断”是指出于建议可能的诊断的目的而分析医学图像的计算机。

[0041] 深度学习和其他机器学习

[0042] 深度学习是采用表示学习方法的一类机器学习技术,其允许机器被给予原始数据并且确定数据分类所需的表示。深度学习使用用于改变深度学习机器的内部参数(例如,节点权重)的反向传播算法来确定数据集中的结构。深度学习机器可利用多种多层架构和算法。例如,虽然机器学习涉及识别要用于训练网络的特征,但深度学习处理原始数据来识别感兴趣特征而无需外部识别。

[0043] 神经网络环境中的深度学习包括许多称为神经元的互连节点。由外部来源激活的输入神经元基于受机器参数控制的与其他神经元的连接来激活这些其他神经元。神经网络以基于其自身参数的一定方式起作用。学习改善机器参数,并且广义来说,改善网络中的各神经元之间的连接,使得神经网络以所需方式起作用。

[0044] 利用卷积神经网络的深度学习使用卷积滤波器来分割数据以定位并且识别数据中学习到的可观测特征。CNN架构的每个滤波器或层变换输入数据以增加数据的选择性和不变性。数据的该抽象化允许机器聚焦于数据中其尝试分类的特征并且忽略不相关的背景信息。

[0045] 深度学习的操作建立在许多数据集包括高级特征而高级特征又包括低级特征这一理解上。例如,当检查图像时,并不查找对象,更有效的做法是查找边缘,边缘形成模体,模体形成部分,部分形成要寻找的对象。特征的这些层次可见于许多不同形式的数据,诸如语音和文本等。

[0046] 学习到的可观测特征包括机器在监督学习期间学习到的对象和可量化正则性。设置有有效分类的数据的大集合的机器更有条件区分并且提取与新数据的成功分类相关的特征。

[0047] 利用迁移学习的深度学习机器可将数据特征正确地连接到由人类专家确认的某些分类。相反,同一机器可在人类专家告知分类错误时更新用于分类的参数。例如,可通过学习到的设置和/或其他配置信息的使用来引导设置和/或其他配置信息,并且当系统被使用更多次(例如,反复使用和/或由多个用户使用)时,对于给定情况而言,可减少设置和/或其他配置信息的变化和/或其他可能性的数量。

[0048] 例如,可使用专家分类数据集来训练示例性深度学习神经网络。该数据集构建了神经网络的第一参数,并且这将成为监督学习阶段。在监督学习阶段,可测试神经网络是否已实现所需行为。

[0049] 一旦已实现所需神经网络行为(例如,机器经过训练以根据指定阈值来操作等),就可部署机器以便使用(例如,使用“真实”数据来测试机器等)。在操作期间,可(例如,由专家用户、专家系统、参考数据库等)确认或拒绝神经网络分类以继续改善神经网络行为。然后示例性神经网络处于迁移学习状态,因为确定神经网络行为的分类参数基于正在进行的交互来更新。在某些示例中,神经网络可向另一个过程提供直接反馈。在某些示例中,神经网络输出的数据先经过缓冲(例如经由云等)和验证,再提供给另一个过程。

[0050] 使用卷积神经网络(CNN)的深度学习机器可用于图像分析。CNN分析的阶段可用于自然图像中的面部识别、计算机辅助诊断(CAD)等。

[0051] 可使用诸如x射线、计算机断层成像(CT)、分子成像与计算机断层成像(MICT)、磁共振成像(MRI)等一种或多种成像模式来采集高质量医学图像数据。医学图像质量通常不

受产生图像的机器的影响,而是受患者的影响。例如,患者在MRI期间移动可形成模糊或畸变图像,从而可妨碍准确诊断。

[0052] 在不考虑质量的情况下解释医学图像仅仅是最近的发展。医学图像大部分由医师解释,但这些解释可能带有主观性,受到医师在本领域中的经验和/或疲劳状况的影响。经由机器学习的图像分析可支持医疗保健从业者的 workflow。

[0053] 例如,深度学习机器可提供计算机辅助检测支持以在图像质量和分类方面改进其图像分析。然而,应用于医疗领域的深度学习机器所面临的问题通常会引起许多错误分类。例如,深度学习机器必须克服小的训练数据集并且需要反复调节。

[0054] 例如,深度学习机器在经过最少训练的情况下可用于确定医学图像的质量。半监督和无监督深度学习机器可用于定量测量图像的质量方面。例如,可在已采集图像之后利用深度学习机器来确定图像的质量是否足以用于诊断。监督深度学习机器可也用于计算机辅助诊断。例如,监督学习可有助于减少错误分类敏感性。

[0055] 深度学习机器可在与医师交互时利用迁移学习来抵消监督训练中可用的小数据集。这些深度学习机器可随时间推移通过训练和迁移学习来改进其计算机辅助诊断。

[0056] II. 示例描述

[0057] 示例性成像系统和方法

[0058] 本文所述的方法、装置和制品可以应用于多种医疗系统和非医疗系统。在一个特定示例中,本文所述方法、装置和制品可应用于超声成像系统的部件、配置和操作。图1至图2示出了本文所公开的方法、装置和制品可应用的超声成像扫描仪装置的示例性实施方式。

[0059] 图1示出了示例性超声诊断装置100。该示例性装置100包括超声探头110、传输/接收波束形成器120、回波数据处理单元130、显示控制单元140、显示单元150、操作单元160、控制单元170和扬声器180。

[0060] 示例性超声探头110包括以阵列布置的多个超声换能器(未示出)。超声换能器阵列将超声波传输到目标并且作为回报从目标接收回波信号。传输/接收波束形成器120基于来自控制单元170的控制信号将电信号提供给超声探头110,以使用指定参数传输来自超声探头110的超声波。传输/接收波束形成器120使用指定参数对在超声探头110处接收的回波信号执行诸如放大、模数(A/D)转换和相位整流相加的信号处理。传输/接收波束形成器120将经处理的回波数据输出到回波数据处理单元130。传输/接收波束形成器120根据诸如B模式、多普勒模式和彩色多普勒模式的成像模式来配置传输/接收参数。

[0061] 在某些示例中,回波数据处理单元130包括B模式处理单元和多普勒处理单元。在某些示例中,回波数据处理单元130还可包括彩色多普勒处理单元。回波数据处理单元130通过对从传输/接收波束形成器120输出的回波数据执行诸如对数压缩和包络检测的B模式处理来生成B模式数据。彩色多普勒处理单元通过执行诸如正交检测、运动目标指示(MTI)滤波器处理和自相关处理等的彩色多普勒处理来生成彩色多普勒数据。多普勒处理单元对回波数据执行多普勒处理以采集诸如血流的流速频谱(例如,多普勒处理功能)。

[0062] 显示控制单元140使用扫描转换器通过扫描将来自回波数据处理单元130的数据输出转换为超声图像数据。显示控制单元140允许显示单元150显示基于超声图像数据的超声图像。回波数据处理单元130输出从B模式处理单元采集的B模式数据、从多普勒处理单元采集的多普勒频谱数据以及从彩色多普勒处理单元采集的彩色多普勒数据。超声图像数据

包括B模式图像数据、多普勒图像数据和彩色多普勒图像数据。显示控制单元140显示基于B模式数据的B模式图像、基于多普勒频谱数据的多普勒图像和基于彩色多普勒数据的彩色多普勒图像。示例性显示单元150包括例如液晶显示器(LCD)或阴极射线管(CRT)。示例操作单元160包括键盘/小键盘、指向设备和/或用于操作员输入指令或信息的其他界面。示例性控制单元170包括中央处理单元(CPU)和/或其他处理器。示例性控制单元170读取存储在存储单元中的控制程序并执行用于超声诊断装置100的部件的功能。示例性扬声器180基于来自回波数据处理单元130的信号输出来输出多普勒声音。

[0063] 图2示出了示例性回波数据处理单元130的多普勒处理单元200的示例性实施方式。如图2所示,多普勒处理单元200包括正交检测单元210、壁滤波器单元220、存储器230、快速傅里叶变换(FFT)处理单元240、信号估计单元250、快速傅里叶逆变换(FFT)处理单元260和音频处理单元270。

[0064] 在图2的示例中,传输/接收波束形成器120将数据输入到多普勒处理单元200。例如,首先将数据输入到正交检测单元210。正交检测单元210对输入数据执行正交检测。壁滤波器单元220对数据进行滤波以生成多普勒数据。从壁滤波器单元220输出的多普勒数据存储在存储器230中。

[0065] 在某些示例中,存储器230被实现为或等同于滑动环缓冲器。例如,从存储器230读取一组数据D1、D2、D3、D4、D5等以用于FFT处理。然后将数据输入到FFT处理单元240。FFT处理单元240对由存储器230提供的数据执行FFT处理,以生成多普勒频谱数据。如果未对多普勒频谱数据执行缺失部分估计,则FFT处理单元240将多普勒频谱数据输出到显示控制单元140和IFFT处理单元260。如果对多普勒频谱数据执行缺失部分估计,则FFT处理单元240将多普勒频谱数据输出到信号估计单元250。例如,FFT处理单元240将多普勒频谱数据到显示控制单元140和IFFT处理单元260的输出与多普勒频谱数据到信号估计单元250的输出分开。

[0066] 信号估计单元250估计多普勒频谱数据的缺失部分(例如,使用信号估计功能)。多普勒频谱数据的缺失部分可在其中执行B模式或彩色多普勒模式下的超声波传输/接收而未执行多普勒模式下的超声波传输/接收的时间段期间产生。例如,信号估计单元250使用外推过程来估计多普勒频谱数据的缺失部分。例如,信号估计单元250基于多普勒频谱数据的特定频谱中的平均频率的时间变化来执行外推过程。在通过信号估计单元250补充缺失信息的外推估计之后,将多普勒频谱数据输出到显示控制单元140和IFFT处理单元260。

[0067] 显示控制单元140允许显示单元150显示基于由信号估计单元250和/或FFT处理单元240提供的多普勒频谱数据而生成的多普勒图像。IFFT处理单元260对由信号估计单元250和/或FFT处理单元240提供的多普勒频谱数据执行IFFT处理。将经IFFT处理的数据输出到音频处理单元270。音频处理单元270对由IFFT处理单元260提供的数据执行音频处理,并将信号输出到扬声器180。扬声器180输出多普勒声音。如上所述,即使基于由信号估计单元250输出的多普勒频谱数据来输出多普勒声音,信号估计单元250也执行外推过程以无延迟地补充缺失部分。因此,可无延迟地输出多普勒声音。如果信号估计单元250不执行任何过程,则壁滤波器单元220可将数据提供给音频处理单元270并输出多普勒声音。

[0068] 在许多示例中,用户使用超声扫描装置100执行多普勒扫描,但不指示所执行的研究的种类或类型。例如,当扫描由声谱仪操作员执行并保存以供心脏病专家将来测量和诊

断时,心脏病专家通常忘记配置研究类型。当用户未指示成像研究的类型或种类时,超声装置100不能自动化执行测量,因为系统100不知道要采取何种测量以及采用哪种算法。

[0069] 心脏多普勒超声研究使得能够分析通过心脏的血流,这可帮助医生以非侵入性方式评估心脏功能(例如,包括收缩和/或舒张功能)和/或发现血管阻塞。与其中获得二维(2D)图像序列的组织(B模式)超声扫描不同,多普勒扫描可一次提供一个特定点或波束方向的信息。多普勒扫描的输出是穿过感兴趣的点/方向的移动速度的频谱。

[0070] 诸如医生等的用户可决定执行多种多普勒扫描研究中的一者或多者,这些研究部分地取决于心脏内的感兴趣的点的位置和/或方向的角度。医生可以检查患者的一些感兴趣的位置/点/地点位于不同的心脏瓣膜(例如,二尖瓣、三尖瓣、主动脉等)、心脏组织(例如,二尖瓣环基部处的中隔、侧向、前部和下部点等)、动脉/静脉(例如,肺静脉、左心室输出道等)等处。例如,感兴趣的方向可穿过这些感兴趣的点。多普勒研究的类型还可取决于感兴趣的流动方向。例如,感兴趣的流动方向可沿循生理血流、在异常的相反方向上流动(称为“回流”)等。

[0071] 考虑到上述情况,一些类型的多普勒超声研究包括:主动脉回流(AR)、主动脉瓣外流(AVO)、左心室输出道(LVOT)、二尖瓣回流(MR)、二尖瓣流入(MVI)、肺动脉瓣外流(PVO)、肺静脉(PulmVein)、右心室输出道(RVOT)、侧向组织多普勒流入(LAT)、室间隔组织多普勒流入(SEP)、右心室组织多普勒流入(RV)、三尖瓣回流(TR)和三尖瓣流入(TVI)。

[0072] 心脏多普勒超声研究通常由医生/声谱仪操作员对多普勒扫描频谱进行一次或多次测量而结束。该一次或多次测量包括对临床相关测量和测量本身的视觉选择,其通常涉及例如手动速度峰值/斜率检测和/或速度包络跟踪。

[0073] 某些示例提供超声成像系统(例如,心血管超声成像系统)和相关算法以自动执行上述测量中的一些或全部。例如,GE Vivid S70™、Vivid E95™和Vivid IQ™超声系统提供自动跟踪功能,以及E波和A波峰值速度检测以及E波减速斜率提取的检测。临床相关测量以及自动化算法取决于进行哪种类型的多普勒研究(如上所列)。例如,对于MVI,医生通常对E/A峰值比感兴趣(例如,用于诊断舒张功能障碍和其他病理)。然而,对于LVOT,例如,对包络迹线下面积(例如,用于计算心脏输出)感兴趣。

[0074] 示例性学习网络系统

[0075] 图3是示例性学习神经网络300的表示。示例性神经网络300包括层320、340、360和380。层320和340使用神经连接330来连接。层340和360使用神经连接350来连接。层360和380使用神经连接370来连接。数据经由输入312、314、316从输入层320向前流到输出层380并到达输出390。

[0076] 层320是输入层,其在图3的示例中包括多个节点322、324、326。层340和360是隐藏层,并且在图3的示例中包括节点342、344、346、348、362、364、366、368。神经网络300可包括比所示更多或更少的隐藏层340和360。层380是输出层,并且在图3的示例中包括具有输出390的节点382。每个输入312至316对应于输入层320的节点322至326,并且输入层320的每个节点322至326具有到隐藏层340的每个节点342至348的连接330。隐藏层340的每个节点342至348具有到隐藏层360的每个节点362至368的连接350。隐藏层360的每个节点362至368具有到输出层380的连接370。输出层380具有输出390以提供来自示例性神经网络300的输出。

[0077] 在连接330、350和370中,某些示例性连接332、352、372可被赋予增加的权重,而其他示例性连接334、354、374可在神经网络300中被赋予较小的权重。例如,通过经由输入312至316接收输入数据来激活输入节点322至326。通过数据分别经由连接330和350向前流过神经网络300来激活隐藏层340和360的节点342至348和362至368。在经由连接370发送在隐藏层340和360中处理的数据之后,激活输出层380的节点382。当输出层380的输出节点382被激活时,节点382基于在神经网络300的隐藏层340和360中完成的处理来输出适当的值。

[0078] 图4示出了作为卷积神经网络400的示例性神经网络300的特定实施方式。如图4的示例中所示,将输入310提供给第一层320,该第一层处理输入310并将该输入传播到第二层340。输入310在第二层340中进一步被处理并被传播到第三层360。第三层360对要提供给输出层e80的数据进行分类。更具体地讲,如图4的示例中所示,将卷积404(例如,5×5卷积等)应用于第一层320中的输入310(例如,32×32数据输入等)的部分或窗口(也称为“接受域”)402以提供特征映射406(例如,(6×)28×28特征映射等)。卷积404将来自输入310的元素映射到特征映射406。第一层320还提供子采样(例如,2×2子采样等)以生成减小的特征映射410(例如,(6×)14×14特征映射等)。特征映射410发生卷积412并且从第一层320传播到第二层340,在第二层中,特征映射410变为扩展的特征映射414(例如,(16×)10×10特征映射等)。在第二层340中的子采样416之后,特征映射414变为减小的特征映射418(例如,(16×)4×5特征映射等)。特征映射418发生卷积420并且传播到第三层360,在第三层中,特征映射418变为分类层422,从而形成例如具有到卷积层422的连接426的N个类别的输出层424。

[0079] 在其他示例中,可采用卷积神经网络的替代方案(诸如全连接神经网络等)来提取特征和/或量化度量。在全连接神经网络中,网络的层的所有输入均被映射到相应层的所有输出。相比之下,CNN的卷积层仅将移动窗口映射到输出。

[0080] 图5是神经网络500的示例性实施方式的表示。神经网络500接收形成一个或多个矩阵502的输入图像和/或非图像参数(例如,图像像素和/或与设备参数组合的系数等),并且提取层504中的矩阵以识别所学到的特征510-522。在第二层530中,矩阵被变换为多个图像530-538,其中学习到的特征510-522各自在相应子图像530-538中加强。进一步处理矩阵530-538以聚焦于矩阵540-548中的感兴趣特征510-522。然后通过层处理所得矩阵540-548,该层减小矩阵540-548的尺寸以隔离矩阵540-548的包括感兴趣特征510-522的部分550-554。神经网络500的输出550-554从最后非输出层接收值,并且基于从最后非输出层接收到的数据对矩阵进行分类。在某些示例中,神经网络500可包含层、学习到的特征和输出等的许多不同变型。

[0081] 图6A示出了应用学习(例如,机器学习、深度学习等)网络来处理和/或以其他方式评估图像的示例性配置600。机器学习可应用于多种过程,包括图像采集、图像重建、图像分析/诊断等。如图6A的示例性配置600中所示,原始数据610(例如,从成像扫描仪诸如x射线、计算机断层成像、超声、磁共振等扫描仪获得的原始数据610,诸如声谱图原始数据等)被馈入学习网络620。

[0082] 图7示出了学习网络的示例性训练和部署阶段,诸如深度学习或其他机器学习网络。如图7的示例中所示,在训练阶段,向网络704提供一组输入702以便进行处理。在该示例中,该组输入702可包括待识别的图像的面部特征。网络704沿正向706处理输入702以关联数据元素并识别模式。网络704确定输入702表示狗708。在训练中,将网络结果708与已知结

果712进行比较710。在该示例中,已知结果712是人脸(例如,输入数据集702表示人脸,而不是狗脸)。由于网络704的确定708与已知结果712不匹配710,因此生成错误714。错误714沿着通过网络704的后向通路716触发对已知结果712和相关联数据702的反向分析。因此,训练网络704通过网络704从前向通路706和后向通路716学习数据702、712。

[0083] 一旦网络输出708与已知输出712的比较根据特定标准或阈值匹配710(例如,匹配n次,匹配大于x%等),训练网络704就可以用于生成用于与外部系统部署的网络。一旦被部署,就向所部署的学习网络722提供单个输入720以生成输出724。在这种情况下,基于训练网络704,部署网络722确定输入720是人脸724的图像。

[0084] 图8示出了利用经训练的网络包来提供深度学习和/或其他机器学习产品供应的示例性产品。如图8的示例中所示,提供输入810(例如,原始数据)以便进行预处理820。例如,对原始输入数据810进行预处理820以检查格式、完整性等。一旦已对数据810进行了预处理820,就创建830数据的补丁。例如,创建830具有特定大小和格式的数据的补丁或部分或“块”以供处理。然后将补丁馈送到训练网络840中进行处理。基于学习的模式、节点和连接,训练网络840基于输入的补丁确定输出。组装850输出(例如,组合和/或以其他方式分组在一起以生成可用输出等)。然后将输出显示860和/或以其他方式输出给用户(例如,人类用户、临床系统、成像模态、数据存储(例如,云存储、本地存储、边缘设备等)等)。

[0085] 如上所讨论,可将学习网络包装为供训练、部署和应用用于多种系统之用的设备。图9A至图9C示出了各种学习设备配置。例如,图9A示出了一般学习设备900。示例性设备900包括输入定义910、学习网络模型920和输出定义930。输入定义910可包括经由网络920转化为一个或多个输出930的一个或多个输入。

[0086] 图9B示出了示例性训练设备901。即,训练设备901是被配置为训练学习网络设备的设备900的示例。在图9B的示例中,将多个训练输入911提供给网络921以在网络921中开发连接并提供由输出评估器931评估的输出。然后,输出评估器931将反馈提供到网络921中,以进一步开发(例如,训练)网络921。可以将附加输入911提供给网络921,直到输出评估器931确定网络921被训练(例如,输出已经根据特定阈值、误差幅度等满足输入到输出的已知相关性)。

[0087] 图9C示出了示例性部署设备903。一旦训练设备901已经学习到必要水平,就可以部署训练设备901以供使用。例如,虽然训练设备901通过处理多个输入来学习,但部署的设备903通过处理单个输入来确定输出。如图9C的示例中所示,所部署的设备903包括输入定义913、经训练的网络923和输出定义933。例如,一旦网络921已经过充分训练,就可由网络921生成经训练的网络923。部署的设备903接收系统输入913并且经由网络923处理输入913以生成输出933,然后例如已与部署的设备903相关联的系统可使用该输出。

[0088] 示例性超声成像系统和方法

[0089] 图10A示出了示例性超声成像自动化流水线或过程1000。示例性流水线1000包括探头放置1010、参数设置1020、多普勒扫描1030、检查分类1040和测量性能1050。在框1010处,确定超声探头的放置。例如,探头位置决定探头在目标解剖结构上产生的超声波的入射角。

[0090] 例如,如果入射角垂直或接近垂直,则更多的超声波将被反射回换能器,并且更少的波将被“散射”掉,从而产生更好质量的图像。然而,如果超声波更平行于目标表面(例如,

超过45°入射角),则图像将具有较低的清晰度。操作者可通过倾斜或旋转探头从而调整入射角来改善目标的图像。

[0091] 例如,参数设置1020设置和/或以其他方式配置超声成像参数,诸如频率(例如,高频(10-15MHz)、中频(5-10MHz)、低频(2-5MHz)等)、增益模式(例如,神经、血管、通用、焦点等)、深度设置等,以驱动超声系统配置和操作以及超声图像数据采集。例如,可选择心脏视图,诸如心尖2-腔、4-腔、5-腔、长轴(APLAX)视图等。一旦选择了视图,便选择了感兴趣的点(称为“多普勒门位置”)。典型的门位置包括不同的心脏瓣膜和特定的组织位置。此外,可选择超声模式,诸如连续波(CW)、脉冲波(PW)或用于组织多普勒扫描(TDI)的特殊模式。还可设置附加参数,诸如增益、深度、基线显示等。

[0092] 多普勒扫描1030根据设定参数1020生成超声波,并捕获响应于入射波而产生的多普勒频谱回波。

[0093] 例如,一旦已设定超声扫描的参数,就可以组织模式(称为“B模式”)扫描患者,其中可在超声成像设备的屏幕上看到心脏的解剖结构。然后,将光标和/或其他指示器(称为“门”)放置在选定的解剖结构(门位置)上。然后,使用所选择的超声模式和相关参数启动实际的多普勒扫描。多普勒超声扫描的输出通常为频谱图,其包括2D图像,其中x轴表示时间并且y轴对应于速度。多普勒频谱图的每列表示该特定时间的速度分布(直方图)。此处速度是指例如通过门位置(和/或在CW的情况下沿门方向线的位置)的血流速度。当所捕获的频谱包含期望的信息并具有期望的质量时,扫描过程在一个时间间隔(例如,几秒)后终止。此时,例如,用户和/或自动程序按下“冻结”以终止扫描。

[0094] 检查分类1040识别在多普勒扫描1030中进行的研究/检查/扫描的类型。在某些示例中,自动确定检查分类1040以驱动对所捕获的多普勒频谱数据的正确分析。如果没有正确识别检查类型,则无法正确处理和准确解释所得的检查多普勒信息。

[0095] 在某些示例中,在执行多普勒扫描1030之后执行研究分类1040。自动多普勒研究分类模块1030包括多个神经网络,其已用多个(例如,数百、数千等)标记的多普勒研究进行训练。在一些示例中,百分之八十的标记多普勒研究数据用于训练神经网络,并且剩余的百分之二十用于验证经训练的网络(例如,具有94.85%的准确性等)。

[0096] 因此,系统不依赖于用户手动指示(例如,使用菜单导航)正在执行的多普勒研究的类型,而是自动确定研究的类型(例如,AR、AVO、LVOT、MR、MVI、PVO、PulmVein、RVOT、LAT、SEP、RV、TR、TVI等)以及应用于自动执行性能测量1050的对应算法。例如,系统基于机器学习模型处理在超声扫描操作之前和期间存储在系统中的所获得的多普勒频谱数据和附加信息来确定研究类型。

[0097] 图10B示出了检查分类器1060的示例性实施方式。例如,示例性检查分类器1060可实现为图1的示例性超声系统100的控制单元170的一部分,以推断检查类型以正确处理多普勒扫描数据。虽然示例性控制单元170可执行指令以控制图10A的整个过程1000,但图10B的图示的焦点在检查分类器1060上以执行过程1000的检查分类1040。

[0098] 示例性检查分类器1060包括图像捕获器1062、参数数据存储库1064、参数计算器1066、心动周期监测器1068、多普勒频谱记录器1070和研究类型推断器1072。示例性图像捕获器1062触发和/或以其他方式便于超声系统100捕获图像数据(例如,2D图像数据、B模式图像数据等)。示例性参数数据存储库1064存储与物理扫描过程、设备操作、查看选项、存储

选项等相关的图像扫描参数。示例性扫描参数包括扫描深度、焦点倾斜、焦点深度、孔径、基线位置、速度间隔、超声模式等。参数计算器1066计算诸如指示B模式图像的解剖位置的门坐标(x,y)等参数。心动周期监测器1068监测患者的心动周期信息。多普勒频谱记录器1070记录所捕获的多普勒频谱,其可根据来自心动周期监测器的心动周期进行分段。研究类型推断器1072使用所捕获的图像数据、参数和记录的多普勒频谱(如根据心动周期分段的)来推断正在/将要执行的检查的研究类型或分类。研究类型推断器1072可包括多个神经网络、滤波器和一个或多个处理器来处理可用信息以推断相关联的研究类型。一旦确定了研究类型,就可正确地应用与研究类型相对应的一个或多个算法来处理所采集的图像数据。否则,可将错误的算法应用于图像数据,或者可在不知道图像研究类型等的情况下根本不应用算法。

[0099] 图11示出了研究类型和多普勒扫描参数之间的示例性关系。如图11的示例性表1100中所示,门位置1110与一个或多个特定研究类型1120、一种或多种成像模式1130和一个或多个视图1140相关联。例如,当门位置1110位于主动脉瓣处时,研究类型1120可以是例如AR、AVO或LVOT中的任何一者。模式1130是CW或PW,并且标准视图1140包括例如5-腔视图和心尖长轴(APLAX)视图。当门位置1110是二尖瓣时,研究类型1120可以是例如MR或MVI。模式1130是CW或PW,并且标准视图1140包括例如4-腔视图、2-腔视图和APLAX视图。当门位置1110是肺静脉时,研究类型1120可以是例如肺静脉。模式1130是PW,并且标准视图1140包括例如4-腔视图。当门位置1110是肺动脉瓣时,研究类型1120可以是例如PVO或RVOT。模式1130是CW或PW,并且标准视图1140包括例如胸骨旁短轴(PSAX)基本视图和胸骨旁RVOT视图。当门位置1110是三尖瓣时,研究类型1120可以是例如TR或TVI。模式1130是CW或PW,并且标准视图1140包括例如TVI/PW下的4-腔视图和4-腔视图、胸骨旁RV流入视图和TR/CW下的PSAX视图。当门位置1110是二尖瓣侧壁时,研究类型1120可以是例如LAT。模式1130是TDI,并且标准视图1140包括例如4-腔视图。当门位置1110是二尖瓣隔膜时,例如,研究类型1120可以是SEP。模式1130是TDI,并且标准视图1140包括例如4-腔视图。当门位置1110是三尖瓣右壁(游离壁)时,研究类型1120可以是例如RV。模式1130是TDI,并且标准视图1140包括例如4-腔视图。

[0100] 在获取扫描之后,对获得的频谱执行一个或多个测量。通常在MVI或TDI研究中执行的示例性测量集包括E波和A波上的峰值速度。E波与早期舒张期流入有关(当心室放松并产生吸入血液的负压时),而A波与由心房收缩引起的后期流入有关。在诊断诸如舒张功能障碍等病症时,E波峰值和A波峰值之间的关系(称为“E/A比”)是相关的。在某些情况下还感兴趣的是E波减速,其包括E波峰值后的血流速度的负斜率。

[0101] 在其他类型的研究中,执行不同类型的测量。例如,对于LVOT,估计包络,该包络是对频谱上的最大速度的跟踪。此类包络用于通过计算包络下面积(例如,速度时间积分)来评估例如每搏量(每心动周期由心脏输出的血液体积)。此类测量传统上由用户手动执行,这使得研究相对较长且不完全准确。

[0102] 但是,仅当研究类型已知时,测量自动化才起作用。自动化多普勒研究分类器1040捕获和/或以其他方式获取在扫描完成或“冻结”时可用的信息,并返回可能/概率性地与图像采集相关联的研究类型。例如,研究/检查分类器1040可包括一个或多个神经网络以自动对图像研究类型进行分类,其使用标记的迹线(例如,医生标记的迹线等)进行网络训练。

[0103] 在“冻结”时间,超声设备包括以下可用于研究类型分类的数据:2D或B模式图像、扫描参数和多普勒频谱心动周期。图12示出了与超声成像设备100的显示单元150相关联的示例性超声设备屏幕1200。示例性界面屏幕1200包括所采集的2D或B模式图像的微缩图像1201(例如,图像缩略图和/或其他缩小尺寸和/或分辨率表示)。示例性界面屏幕1200还包括所捕获的多普勒频谱1202和相关联的标度1203。示例性屏幕1200还包括心电图(ECG)1204、心率1205和灰度指示器1206。

[0104] 图12的示例示出了处于“冻结”或保持状态以捕获用于对正在执行的研究的类型1210(例如,AR、AVO、LVOT、MR、MVI、PVO、肺静脉、RVOT、LAT、SEP、RV、TR、TVI等)进行分类或归类的信息的设备屏幕1200。2D或B模式图像是在多普勒扫描之前以标准B模式扫描的超声帧。此处,我们可以看到标准视图以及“门”,其指向从其扫描多普勒频谱的解剖结构上的区域。

[0105] 在某些示例中,设备1200中存储有与物理扫描过程、设备操作、查看和存储选项等相关的数百或数千个扫描参数。在某些示例中,可选择参数的子集作为预期研究的指示。不容易获得的一个关键参数是B模式图像上的“门”的坐标,其可指示被扫描的解剖位置。然而,门坐标(x,y)可如下计算:

$$[0106] \quad x = \frac{\langle \text{焦点深度} \rangle - \langle \text{最小扫描深度} \rangle}{\langle \text{最大扫描深度} \rangle - \langle \text{最小扫描深度} \rangle} \quad (\text{公式 1}),$$

$$[0107] \quad y = \frac{1}{2} + \frac{\langle \text{焦点倾斜} \rangle}{\langle \text{孔径} \rangle} \quad (\text{公式 2})。$$

[0108] 在某些示例中,输入参数包括:

[0109] 1. 扫描深度(dopplerSampleMovie:#UserControls.ROICenter);

[0110] 2. 焦点倾斜(dopplerSampleMovie:#UserControls.BeamPosition),以弧度为单位;

[0111] 3. 最大焦点深度(twoDSampleMovie:#UserControls.DepthEnd);

[0112] 4. 最小焦点深度(twoDSampleMovie:#UserControls.DepthStart);

[0113] 5. 孔径(twoDSampleMovie:#UserControls.Width),以弧度为单位;

[0114] 6. 基线位置(元数据:RelativeBaselinePosition);

[0115] 7. 门坐标(x;y),如使用公式(1)和(2)所计算的;

[0116] 8. 速度间隔(元数据:VelocityInterval),(两个值);和

[0117] 9. 超声模式(元数据:DopplerModeName)。

[0118] 为了将超声模式字符串参数转换为可用的数字输入,将超声模式字符串拆分为三个二元指示符{mode_CW、mode_PW和mode_TDI},这些是用于训练和推断的实际特征。

[0119] 使用这些输入参数,参数特征的数量为十三个,包括六个单值参数、两个双值参数和三个二元指示符。

[0120] 在某些示例中,患者在多普勒扫描期间附接到心电图(ECG)设备,并且ECG信号可被超声设备捕获。超声设备使用ECG信号为每个心动周期计算ECG R波峰值处的触发,并且触发也存储在系统中。心动周期触发可用于将多普勒频谱图分段成心动周期频谱图。在某些示例中,仅考虑全心动周期,并且可丢弃初始和最后的部分周期。

[0121] 图13示出了用于成像研究分类分析的相对于设备1200提供的输入数据和相关输出1300的示例。如图13的示例所示,可提取用于超声多普勒扫描的参数1310,以及作为原始的非转换图像数据阵列的B模式图像1320。例如,多普勒频谱1330被分段成心动周期1332、1334、1336,其经由附接到患者的ECG设备被捕获并切割成区段1332-1336。

[0122] 在某些示例中,使用如图14所示的示例性分类系统1400对成像研究类型进行分类。示例性分类系统1400包括多个第一类神经网络1412-1416,其基于来自给定心动周期频谱图的数据加上超声参数(网络“NN1”1412-1416)对研究类型进行分类。示例性分类系统包括第二类神经网络1420,其基于B模式图像加上(相同)超声参数(网络“NN2”1420)对研究类型进行分类。

[0123] 首先通过2D快速傅里叶变换(FFT)过程或滤波器1432-1436处理每个心动周期频谱图1332-1336。然后,选择多个(例如,741个等)低频2D FFT系数,并且由FFT滤波器1432-4436计算它们的绝对值。然后将这些系数值用作第一类神经网络NN1 1412-1416的输入。使用FFT将可变大小的频谱图1332-1336变换为固定(例如,741个等)数量的值,以用作神经网络NN1 1412-1416的输入。因此,不是调整可变大小图像的大小,而是将频谱图1332-1336信息转换成FFT输出系数值。例如,使用FFT和低频系数选择产生了比调整图像大小更好的结果。例如,FFT可将图像的能量压缩为紧凑表示,从而保留比图像的大小调整版本更多的信息。

[0124] 在其他示例中,可调整图像的大小,而不是计算频谱的FFT。因此,例如,可通过经由FFT滤波和/或通过调整可用图像数据的大小来获得固定大小的输入。

[0125] 在某些示例中,2D-FFT系数(例如,741个2D-FFT系数等)如下生成:

[0126] $I[-L+1:, -L+1:]$ 和 $I[-L+1:, 0:L]$ (公式3),

[0127] 其中I代表2D-FFT变换矩阵,并且 $L=20$ 。公式(3)的以上表达遵循Python Numpy-array索引约定(例如, $[-M:]$ 是阵列的最后M个值)。

[0128] 由FFT滤波器1432-1436针对每个心动周期计算的FFT系数值与输入参数1310组合以形成神经网络NN1 1412-1416的输入。每个心动周期的NN1 1412-1416的网络输出是每个可用研究类别的概率分布(例如,10个类别、13个类别(诸如AR、AVO、LVOT、MR、MVI、PVO、PulmVein、RVOT、LAT、SEP、RV、TR、TVI等)、14个类别、15个类别等)。即,输出是与可能的研究类别的数量(例如,10、13、14、15等)相对应的值的列表,并且这些值的总和等于1。输出的最大值指示多普勒超声研究的最可能的类别。

[0129] 对每个心动周期频谱图1332-1336执行NN1 1412-1416FFT输入和参数1310分析。可用心动周期的数量是可变的,因此对于给定的研究,无法预先确定NN1 1412-1416分析重复的次数。平均1440由每个心动周期获得的分布,得到一个13-值分布,其提供整个给定频谱1330的研究类型概率。

[0130] 同时,第二神经网络NN2 1420基于B模式图像1320和参数1310计算另一个多值分布(例如,10个值、13个值、14个值、15个值等,对应于多个可能的类别)。利用一个B模式帧1320,每次研究应用NN2 1420一次。在输入到网络NN2 1420之前,调整B模式图像1320的大小(例如,调整为 32×32 像素等)。参数的列表1310是用作网络NN1 1412-1416的输入的同组参数1310。

[0131] 然后,将来自NN1网络实例1412-1416的平均分布与来自网络实例NN2 1420的分布

输出线性组合1450。组合1450可被加权为总共1,诸如使用基于频谱分布的2/3的组合权重和基于B模式分布的1/3的组合权重、基于频谱分布和基于B模式分布之间的权重分割1/2和1/2等。组合器1450将值的加权组合提供给分类器1460以用于对正在执行/将要执行的多普勒超声研究的类型进行分类。

[0132] 在某些示例中,使用标记的多普勒研究数据训练神经网络N1 1412-1416和N2 1420,每个多普勒研究数据被分配给可用的研究类别(例如,10、13、14、15等)中的一者以及心动周期频谱图。标记的研究数据被分为两组:训练研究(例如,~80%)和验证研究(例如,~20%)。

[0133] 为了训练NN1网络1412-1416,创建心动周期+参数数据集。该数据集的每一行涉及一个心动周期并且包括与N个参数特征(例如,13个参数特征、14个特征等)和类别标签连接的固定大小的输入(例如,FFT系数值(例如,481个FFT值等)等)。在某些示例中,对应于给定研究的心动周期记录具有相同的N个超声特征参数。

[0134] 在某些示例中,NN1网络1412-1416是包括第一隐藏层和第二隐藏层的四层密集连接的神经网络模型。在一些示例中,第一隐藏层和第二隐藏层分别包括50和25个节点。在某些示例中,激活功能对于所有神经元为S形,并且输出层是13长的softmax层。

[0135] 与训练研究相关联的心动周期+参数记录用于训练,并且其余记录用于验证。因此,给定研究的心动周期或用于训练或用于验证,但不用于两者。

[0136] 对于NN2 1420,创建B模式+参数数据集,其中每一行与一个图像研究相关。每行的输入是与相对于NN1 1412-1416使用的参数特征(例如,13个参数特征、14、15等)1310以及类别标签连接的缩减的B模式帧1320的像素(例如,32×32像素等,平展成一个矢量、未平展等)。NN2 1420的模型类似于NN1 1412-1416的模型,其中隐藏层中的层数和节点数相同,并且输出层相同。与NN1 1412-1416一样,与训练研究相关联的行用于训练,并且其余行用于验证。

[0137] 图15示出了关于测试数据的示例性多普勒研究分类结果的表1500。如示例性表1500中所示,可将研究类型的实际值1510与研究类型的预测值1520进行比较。图15的示例的准确性可通过计算对角线的和除以总和来确定,结果为 $460/485=94.85\%$ 。因此,由图14的系统执行的最终多普勒超声研究类型分类提供了94.85%的准确性。

[0138] 因此,如果要根据多个(例如,13个等)研究类别或类型中的一者来扫描患者,则根据与该研究类别相关联的参数(例如,设备设置、扫描模式(例如,PW、CW等)等)来配置超声设备。然后将超声探头相对于患者定位以获得B模式图像1320。可调节探头以聚焦在要扫描的主动脉、二尖瓣和/或其他解剖结构上(例如,以观察主动脉回流等)。因此,B模式图像1320是用户指定在何处进行多普勒扫描(例如,在心脏内的特定位置等)的参考。坐标(例如,<x,y,z>坐标等)提供焦点指示,并且神经网络1412-1420可使用坐标来确定焦点的解剖结构并基于焦点的解剖结构和参数1310等推断多普勒研究的分类和归类。

[0139] 在多普勒模式中,扫描过程被冻结以获得频谱图1330,其中时间作为x轴,使得在多普勒扫描中随时间观察频谱图1330。也可捕获ECG数据。在扫描患者时,谱图与ECG读数同步,并随时间向右移动而移动。一旦获得了信息,则例如冻结或以其他方式结束扫描以处理数据。

[0140] 手动测量所捕获的数据(例如,测量峰值的高度、计算曲线下面积等)可能需要几

分钟,而经由计算机和/或其他处理器的自动测量可在几秒钟内完成。然而,为了使系统知道应用哪种算法来测量和处理数据,系统必须知道扫描的意图或类型,因为不同的扫描/目标/意图与不同的处理算法和/或不同的参数相关联以配置处理算法。否则,自动化算法无法处理信息以获得有意义的可用结果。因此,某些示例推断出意图(例如,研究类型、分类、类别等)以自动选择并应用适当算法和/或用于算法的一个或多个参数以生成可用输出。

[0141] 虽然结合图1至图15示出了示例性实施方式,但结合图1至图15示出的元件、过程和/或设备可以任何其他方式组合、划分、重新布置、省略、消除和/或实现。此外,本文所公开和描述的部件可由硬件、机器可读指令、软件、固件、和/或硬件、机器可读指令、软件和/或固件的任何组合来实现。因此,例如,本文所公开和描述的部件可由一个或多个模拟和/或数字电路、一个或多个逻辑电路、一个或多个可编程处理器、一个或多个专用集成电路(ASIC)、一个或多个可编程逻辑设备(PLD)和/或一个或多个现场可编程逻辑设备(FPLD)来实现。当读到本专利中的任一项覆盖纯粹的软件和/或固件实现的装置或系统权利要求时,这些部件中的至少一者在此明确地被定义为包括存储软件和/或固件的有形计算机可读存储设备或存储盘,诸如存储器、数字通用盘(DVD)、压缩盘(CD)、蓝光盘等。

[0142] 结合至少图16至图18示出代表用于实现本文所公开和描述的部件的示例性机器可读指令的流程图。在这些示例中,机器可读指令包括供处理器(诸如下文结合图19讨论的示例性处理器平台1900中所示的处理器1912)执行的程序。该程序可体现在有形计算机可读存储介质(诸如CD-ROM、软盘、硬盘驱动器、数字通用盘(DVD)、蓝光盘或与处理器1912相关联的存储器)上存储的机器可读指令中,但整个程序和/或其部分可另选地由除处理器1912之外的设备执行和/或体现在固件或专用硬件中。此外,尽管参考至少结合图16至图18示出的流程图描述了示例性程序,但是可替代地使用实现本文公开和描述的部件的许多其他方法。例如,可改变框的执行顺序,和/或可改变、消除或组合所述的一些框。尽管至少图16至图18的流程图以示出的顺序描绘了示例性操作,但这些操作不是穷举性的,并且不限于示出的顺序。另外,本领域技术人员可在本公开的实质和范围内作出各种变化和修改。例如,流程图中示出的框可按另选顺序执行或可并行执行。

[0143] 如上所述,至少图16的示例性过程可使用存储在有形计算机可读存储介质上的编码指令(例如,计算机和/或机器可读指令)来实现,所述有形计算机可读存储介质诸如硬盘驱动器、闪存存储器、只读存储器(ROM)、光盘(CD)、数字通用光盘(DVD)、高速缓存、随机存取存储器(RAM)和/或任何其他存储设备或存储盘,其中信息被存储任何持续时间(例如,延长的时间段、永久、短暂、用于暂时缓冲和/或用于信息的高速缓存)。如本文所用,术语有形计算机可读存储介质明确地被定义为包括任何类型的计算机可读存储设备和/或存储盘,并且排除传播信号且排除传输介质。如本文所用,“有形计算机可读存储介质”和“有形机器可读存储介质”可互换使用。除此之外或另选地,至少图16至图18的示例性过程可使用存储在非暂态计算机和/或机器可读介质上的编码指令(例如,计算机和/或机器可读指令)来实现,该非暂态计算机和/或机器可读介质诸如为将信息存储任何持续时间(例如,存储延长时间段、永久、短暂、用于暂时缓冲和/或用于信息的高速缓存)的硬盘驱动器、闪存存储器、只读存储器、压缩盘、数字通用盘、高速缓存、随机存取存储器和/或任何其他存储设备或存储盘。如本文所用,术语非暂态计算机可读介质明确地被定义为包括任何类型的计算机可读存储设备和/或存储盘,并且排除传播信号且排除传输介质。如本文所用,当短语“至少”

用作权利要求前序中的过渡性术语时,与术语“包含”是开放式的一样,其也是开放式的。另外,与术语“包含”是开放式的一样,术语“包括”也是开放式的。

[0144] 如图16中所描绘的示例性方法1600中所示,采集并处理超声多普勒研究。在框1610处,采集多普勒研究。例如,超声探头110相对于目标和示例性检查分类器1060定位。

[0145] 在框1620处,将算法和/或模型应用于多普勒研究以根据多普勒研究的类型生成测量输出。例如,基于研究类型,将特定算法和/或模型应用于多普勒频谱扫描数据以生成扫描多普勒频谱的测量。

[0146] 在框1630处,提供来自多普勒扫描数据的算法和/或模型处理的测量输出。例如,测量输出可被显示、报告、存储、传输至另一临床系统进行处理等。

[0147] 图17提供了关于使用算法和/或模型处理多普勒研究的进一步细节(图16的示例的框1620)。在框1710处,对多普勒研究进行分类。例如,可根据类型(例如,二尖瓣值、TVI等)和/或病理学(例如,严重的二尖瓣回流等)对研究进行分类。在框1720处,将与多普勒频谱类型相关联的算法和/或模型应用于扫描的多普勒频谱。例如,血流分析算法和/或模型可应用于心脏多普勒研究类型。例如,可以为组织(B模式)类型超声扫描生成点和/或波束方向信息和移动速度。例如,可根据扫描类型计算E/A峰值比和/或可计算包络线下面积。

[0148] 图18提供了关于对多普勒研究进行分类的进一步细节(图17的示例的框1710)。在框1802处,捕获图像数据。例如,一个或多个2D和/或B模式图像由成像设备100捕获并且中继到图像捕获器1062。在框1804处,计算并存储扫描参数。可从成像设备100获得一些扫描参数(例如,扫描深度、焦点倾斜、焦点深度、孔径、基线位置、速度间隔、超声模式等),并且其他扫描参数由参数计算器106计算(例如,门坐标(x,y)等)。例如,参数可存储在参数数据库存储库1064中。

[0149] 在框1806处,记录多普勒频谱数据。例如,多普勒频谱信息由成像设备100捕获并中继到多普勒频谱记录器1070。在框1808处,监测目标的心动周期信息。例如,心动周期监测器1068接收指示目标的心动周期的ECG数据。在框1810处,可根据监测的心动周期对记录的多普勒频谱进行分段。例如,多普勒频谱可分成区段,每个区段对应于目标的心动周期。

[0150] 在框1812处,将滤波器应用于多普勒频谱数据的区段。例如,FFT 1432-1436被应用于所扫描的多普勒频谱信息的对应区段1332-1336。在框1814处,将滤波器输出提供给第一组神经网络(NN1) 1412-1416。第一组神经网络1412-1416处理来自FFT 1432-1436的输出,以生成每个可用研究分类中的成员资格概率。例如,神经网络1412-1416处理经滤波的多普勒区段数据以及参数1310,以确定每个区段属于检查类型的十三种可能的类别或分类中的一者的概率。因此,来自神经网络1412-1416中的每一者的输出是给定区段1332-1336驻留在每个可能分类中的一组概率。对于所有可用的多普勒区段(例如,其可根据研究而变化)完成神经网络分析。最大概率(例如,13个可能分类值的集合中的最高值等)指示该研究的最可能的分类。

[0151] 在框1816处,对该组第一神经网络的输出进行平均。例如,每个区段1332-1336具有一组13个分类概率值。可将对应的值取平均以形成用于整个多普勒扫描的一组13分类概率值。

[0152] 在框1818处,调整图像(例如,2D和/或B模式图像)的大小。例如,可将图像调整大小为 32×32 像素。在框1820处,将经调整大小的图像应用于第二神经网络(NN2) 1420。例如,

神经网络1420处理经调整大小的图像1320以及参数1310,以确定图像1320属于检查类型的十三种可能的类别或分类中的一者的概率。因此,来自神经网络1420的输出是图像1320驻留在每个可能分类中的一组概率。最大概率(例如,13个可能分类值的集合中的最高值等)指示该研究的最可能的分类。

[0153] 在框1822处,将第二神经网络1420的输出与第一组神经网络1412-1416的平均输出组合。例如,将来自网络NN1 1412-16的平均分布与来自网络NN2 1420的分布输出线性组合。在某些示例中,对于来自NN1的基于频谱的分布,组合权重被设置为2/3,并且对于来自NN2的基于B模式的分布,组合权重被设置为1/3。在框1824处,基于NN1和NN2的输出的组合对多普勒研究类型进行分类。例如,在组合之后,13种可能分类中的最高概率分类是成像研究的最可能的分类。该研究被推断为用于自动选择算法/模型并处理研究数据的那一类。因此,虽然当前的系统和方法不能自动进行图像数据处理,因为只有人可手动输入研究类型,但例如某些示例通过使用多个神经网络处理图像和参数信息来推断研究类型以自动处理图像数据,从而克服该技术问题。

[0154] 虽然已经关于超声图像示出和描述了一些示例,但相同的系统和方法也可以应用于MR、x射线、MRICT、CT等。在一些示例中,可以组合模式,诸如向MR图像应用CT模型等。

[0155] 图19是被构造成执行至少图16至图18的指令以实现本文公开和描述的示例性部件的示例性处理器平台1900的框图。处理器平台1900可为例如服务器、个人计算机、移动设备(例如,手机、智能电话、平板电脑诸如iPad™)、个人数字助理(PDA)、互联网设备或任何其他类型的计算设备。

[0156] 所示示例的处理器平台1900包括处理器1912。所示示例的处理器1912是硬件。例如,处理器1912可由来自任何所需产品系列或制造商的集成电路、逻辑电路、微处理器或控制器来实现。

[0157] 所示示例的处理器1912包括本地存储器1913(例如,高速缓存)。图19的示例性处理器1912执行至少图16至图18的指令,以实现图1至图18的系统和基础设施以及相关方法(诸如示例性检查分类器1060等)。例示的示例的处理器1912经由总线1918与包括易失性存储器1914和非易失性存储器1916的主存储器通信。易失性存储器1914可由同步动态随机存取存储器(SDRAM)、动态随机存取存储器(DRAM)、RAMBUS动态随机存取存储器(RDRAM)和/或任何其他类型的随机存取存储器设备来实现。非易失性存储器1916可由闪存存储器和/或任何其他所需类型的存储器设备来实现。对主存储器1914、1916的访问由时钟控制器控制。

[0158] 所示示例的处理器平台1900还包括接口电路1920。接口电路1920可由任何类型的接口标准诸如以太网接口、通用串行总线(USB)和/或PCI express接口来实现。

[0159] 在所示例中,一个或多个输入设备1922连接到接口电路1920。一个或多个输入设备1922允许用户将数据和命令输入到处理器1912中。一个或多个输入设备可由例如传感器、麦克风、相机(静物相机或摄像机)、键盘、按钮、鼠标、触摸屏、触控板、轨迹球、isopoint和/或语音识别系统来实现。

[0160] 一个或多个输出设备1924也连接到所示示例的接口电路1920。输出设备1924可例如由显示设备(例如,发光二极管(LED)、有机发光二极管(OLED)、液晶显示器、阴极射线管显示器(CRT)、触摸屏、触觉输出设备和/或扬声器)来实现。因此,所示示例的接口电路1920通常包括图形驱动器卡、图形驱动器芯片或图形驱动器处理器。

[0161] 所示示例的接口电路1920还包括通信设备,诸如发射器、接收器、收发器、调制解调器和/或网络接口卡,以促进经由网络1926(例如,以太网连接、数字用户线(DSL)、电话线、同轴电缆、蜂窝电话系统等)来与外部机器(例如,任何种类的计算机设备)交换数据。

[0162] 所示示例的处理器平台1900还包括用于存储软件和/或数据的一个或多个大容量存储设备1928。此类大容量存储设备1928的示例包括软盘驱动器、硬盘驱动器、压缩盘驱动器、蓝光盘驱动器、RAID系统以及数字通用光盘(DVD)驱动器。

[0163] 图19的编码指令1932可存储在大容量存储设备1928中、易失性存储器1914中、非易失性存储器1916中和/或可移动的有形计算机可读存储介质诸如CD或DVD上。

[0164] 根据前述内容,应当理解,已公开了以上所公开的方法、装置和制品以使用多种深度学习和其他机器学习技术来监测、处理并改善成像和其他医疗系统的操作。

[0165] 虽然本文已描述了某些示例性方法、装置和制品,但本专利的覆盖范围不限于此。相反,本专利覆盖合理落入本专利的权利要求书的范围内的所有方法、装置和制品。

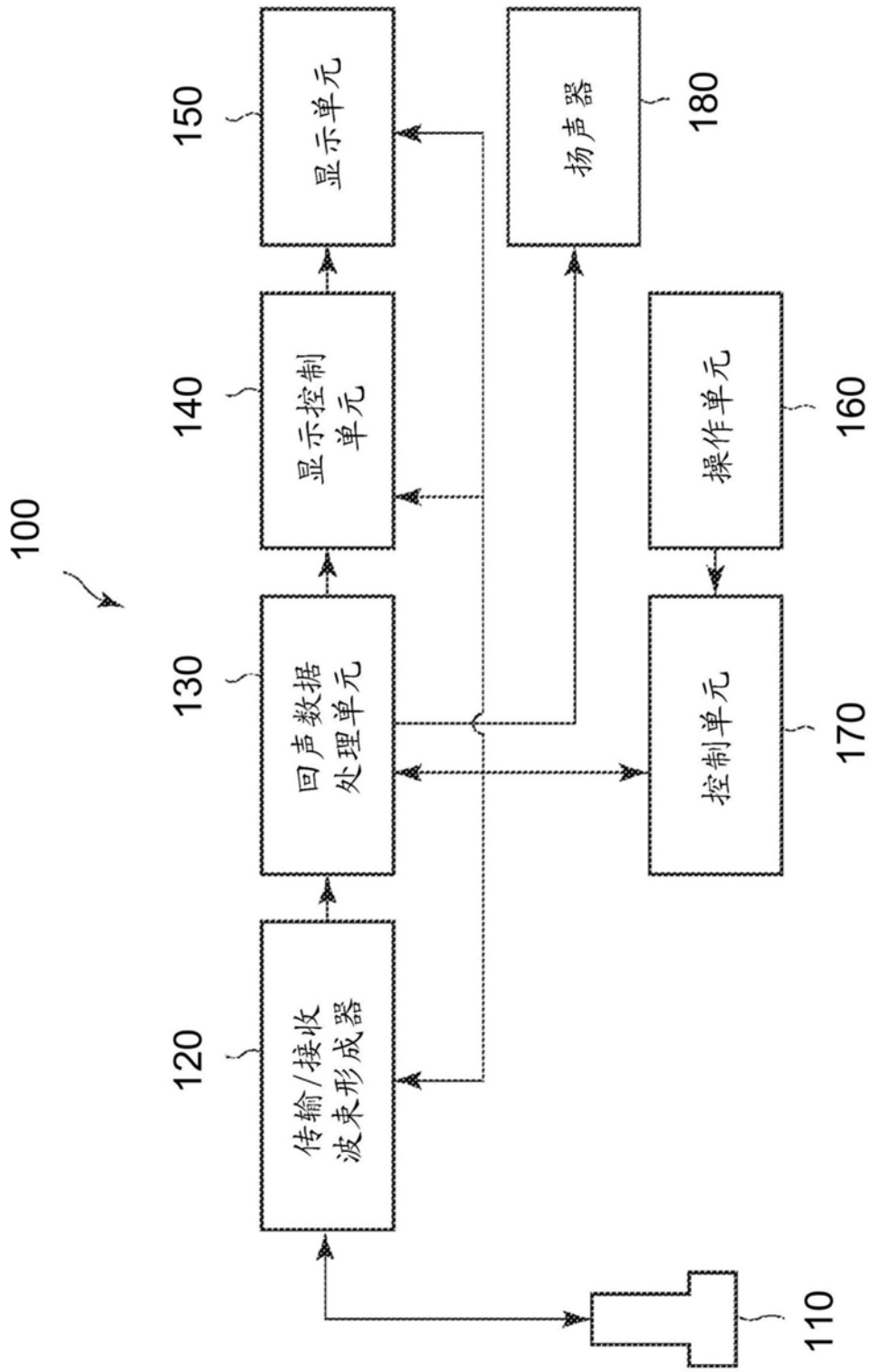


图1

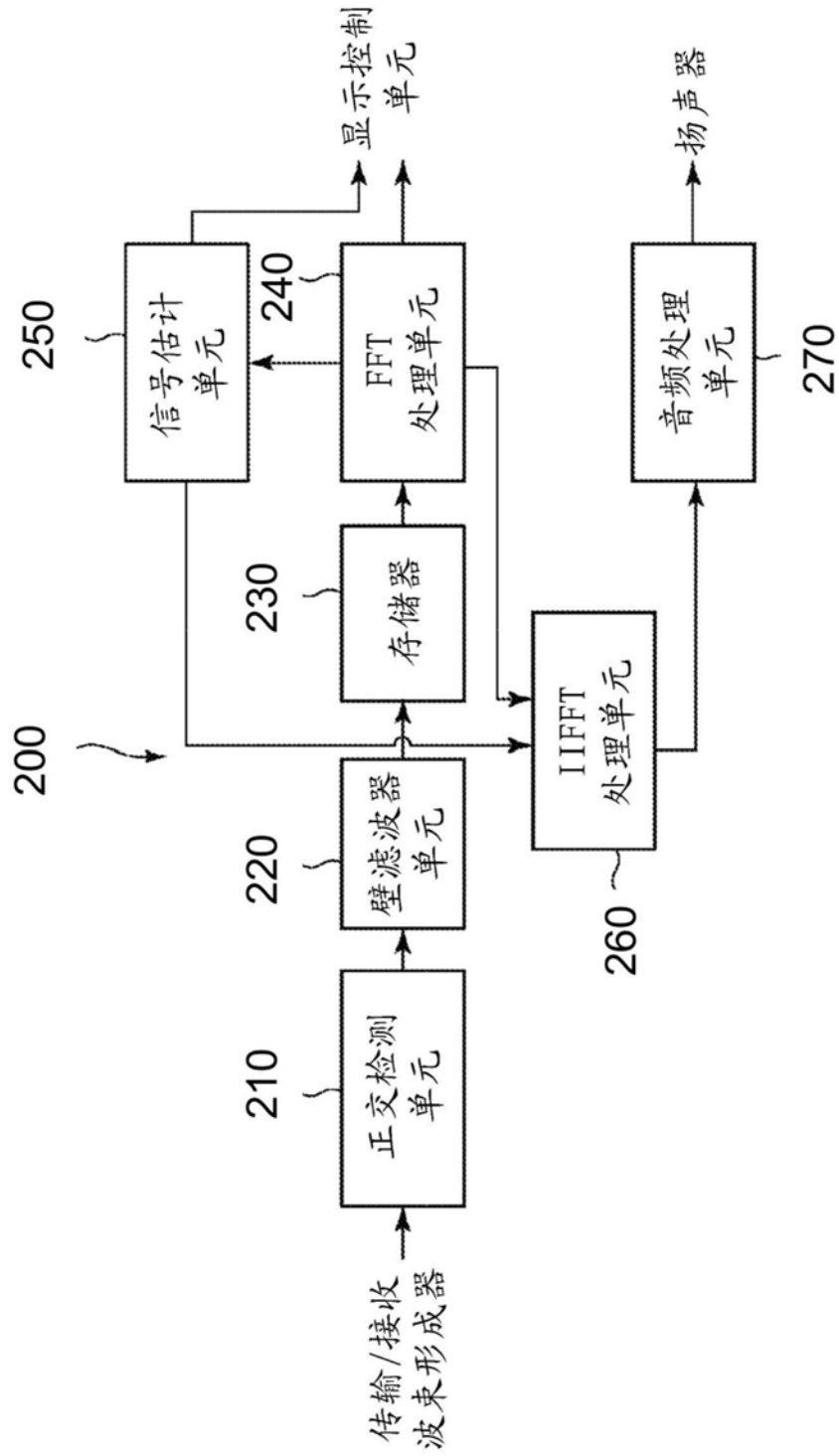


图2

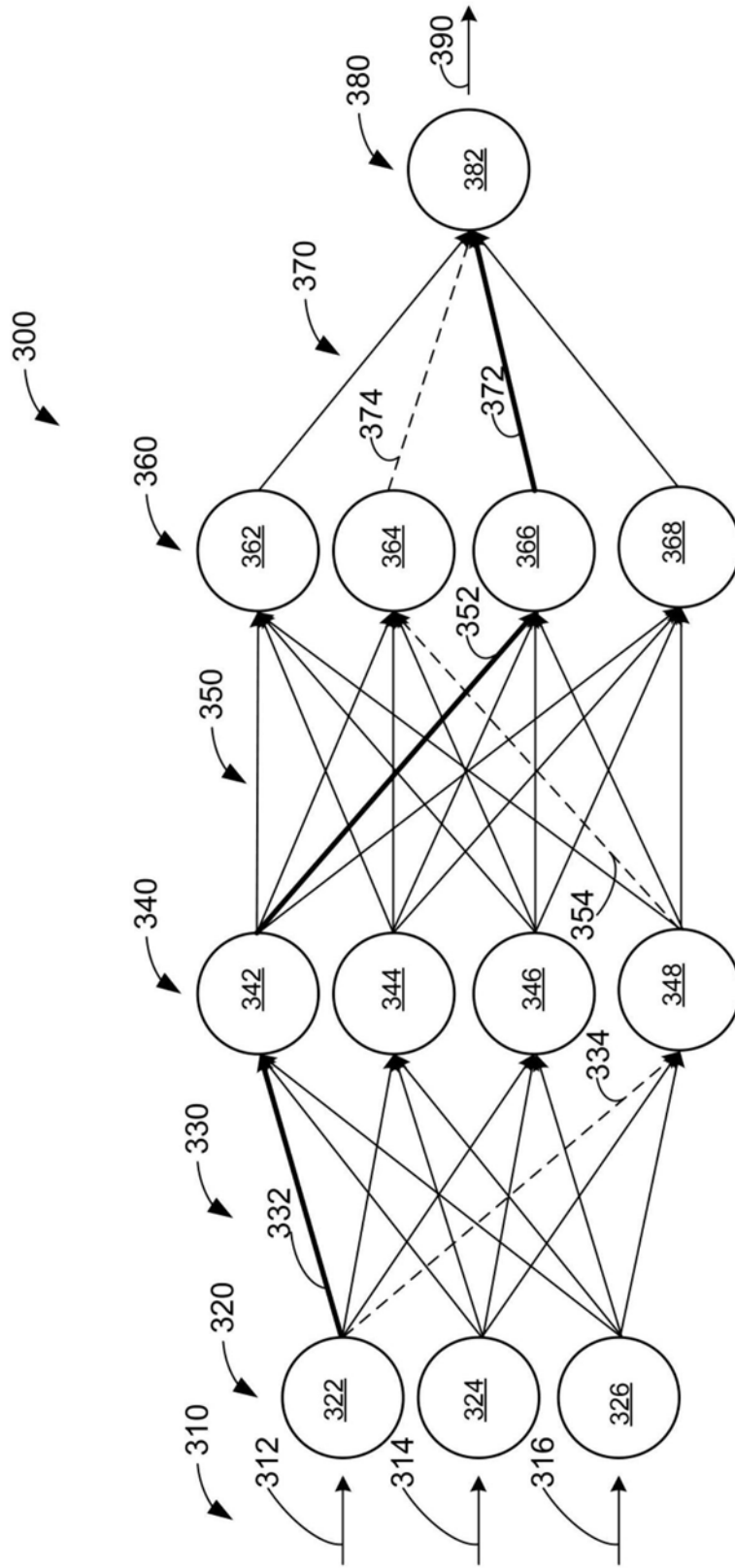


图3

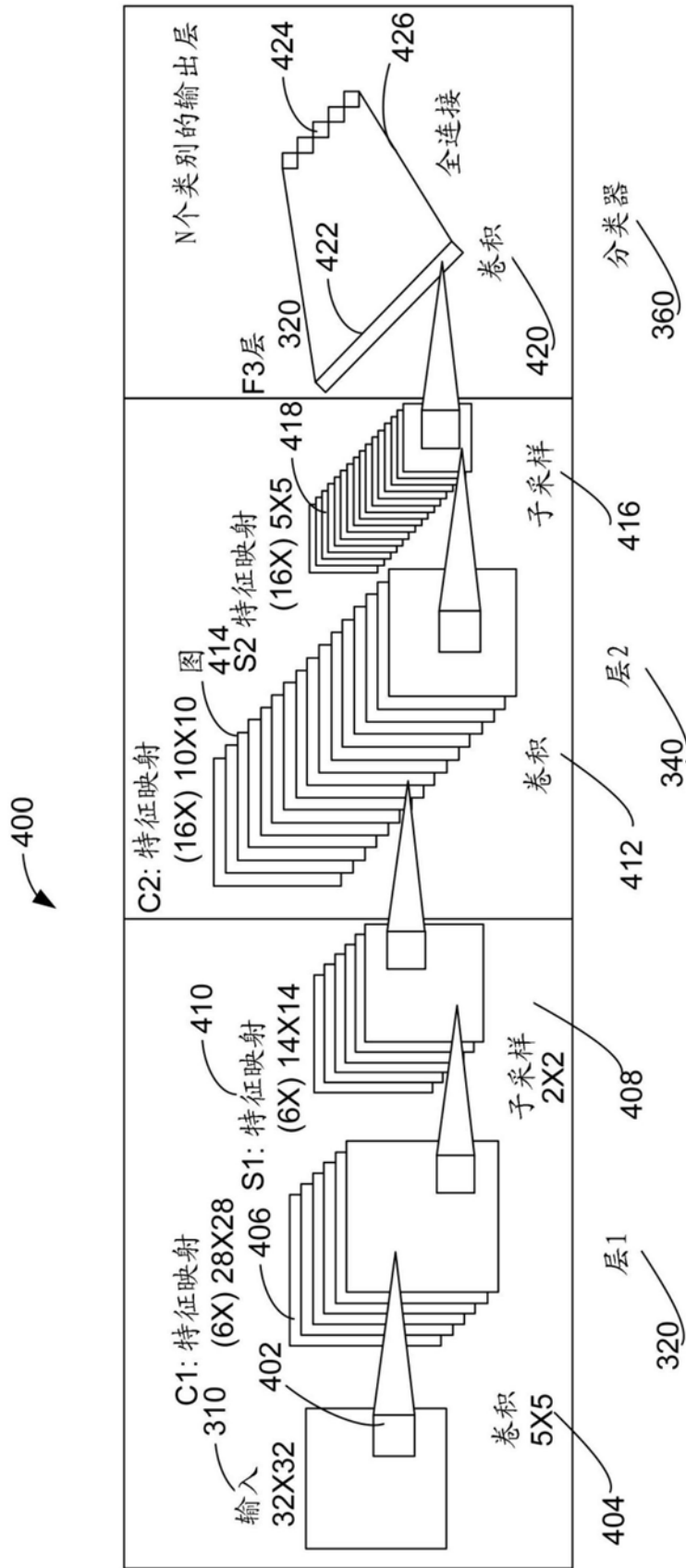


图4

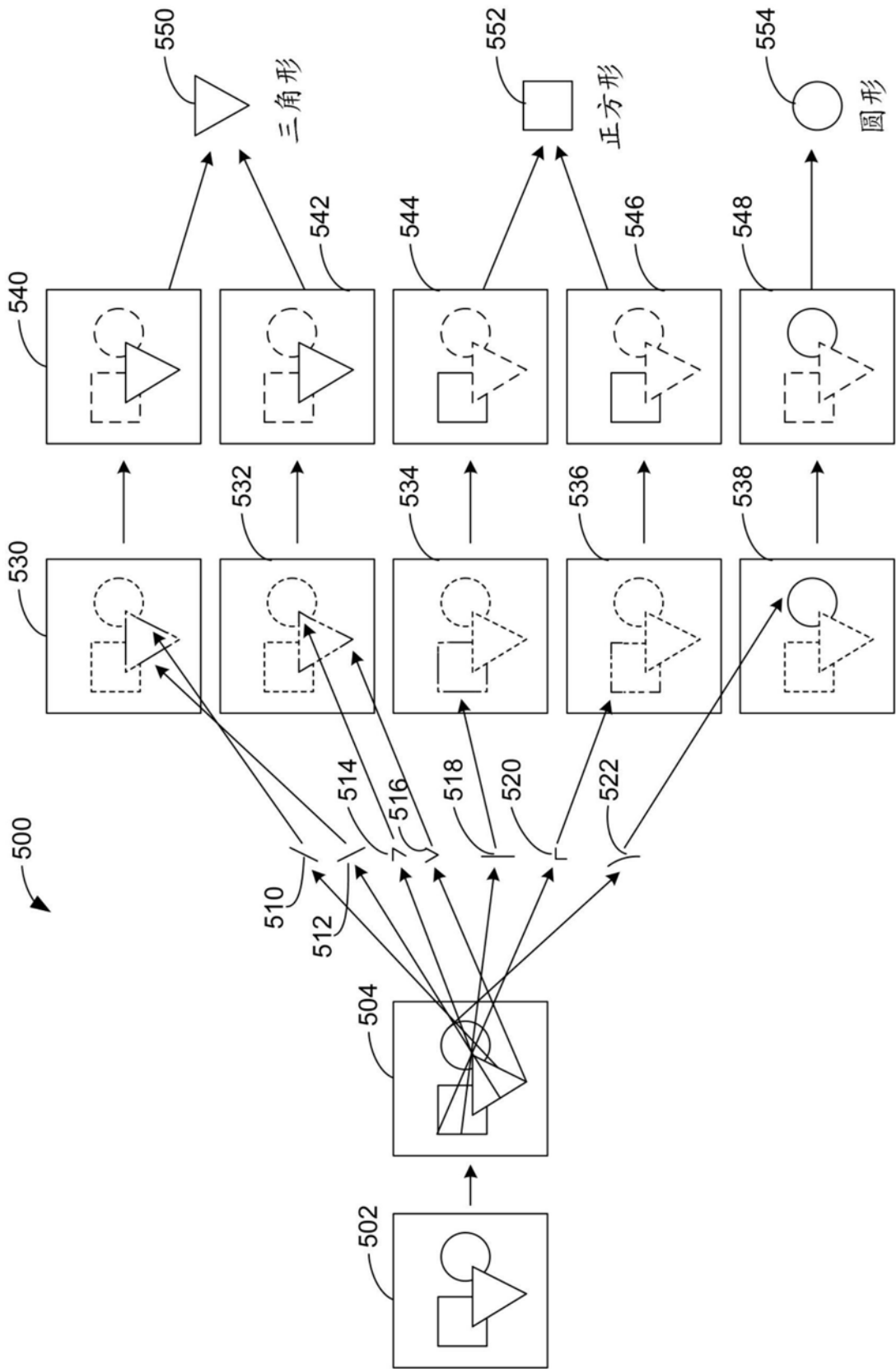


图5

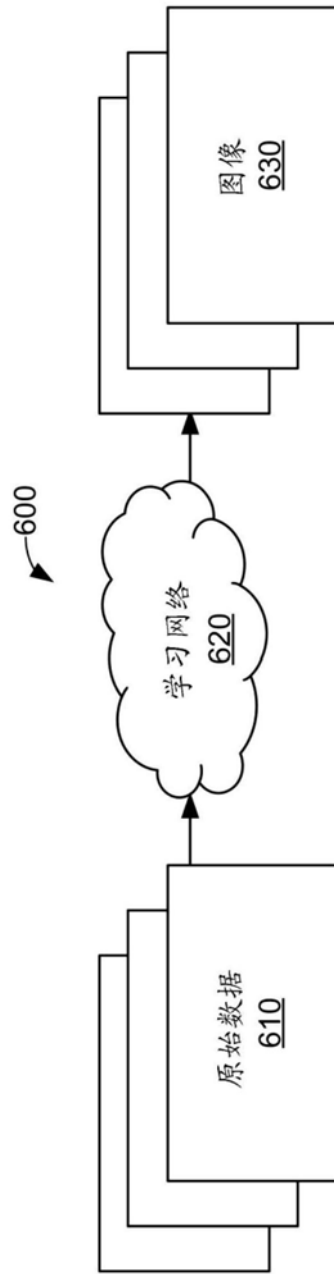


图6A



图6B

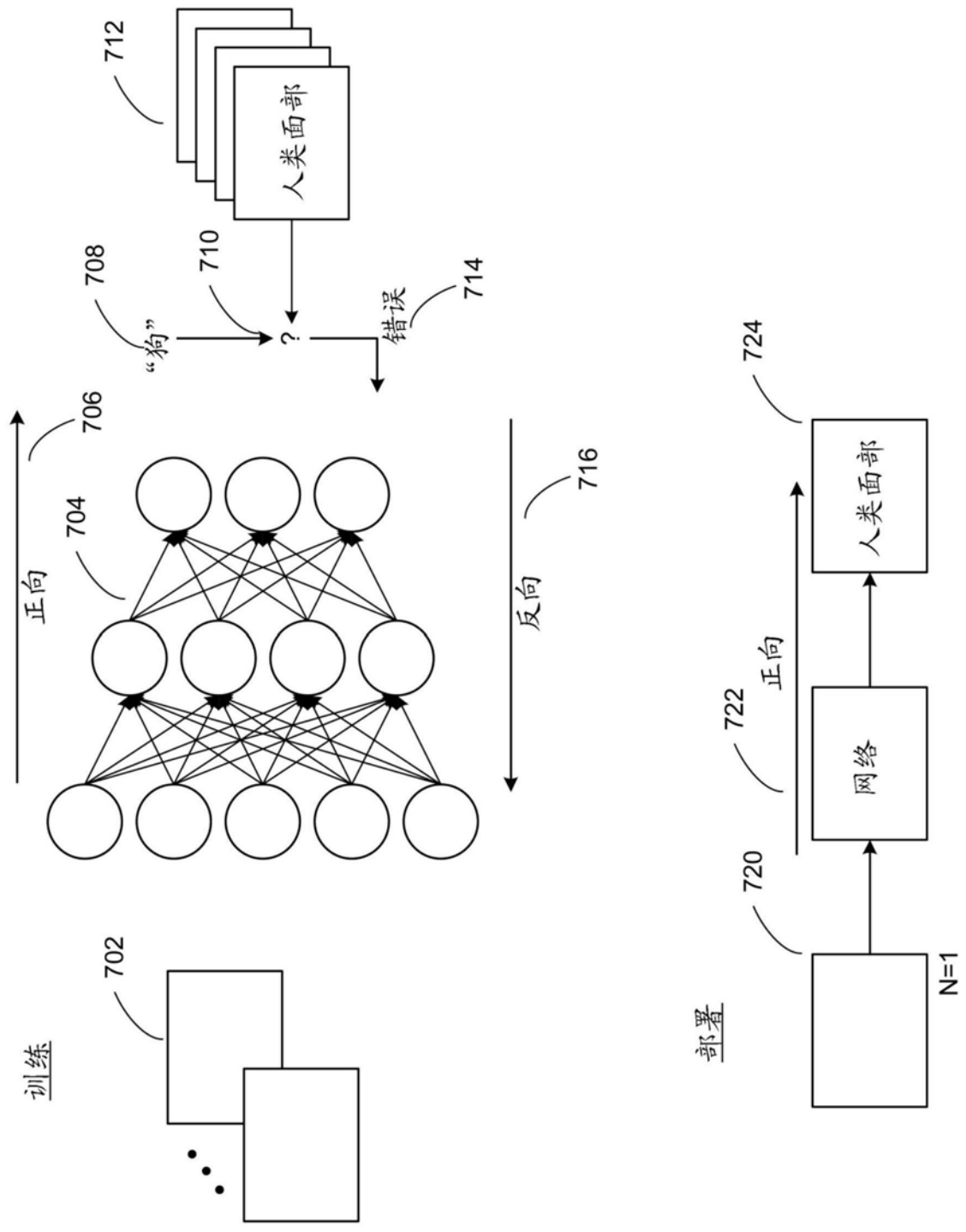


图7

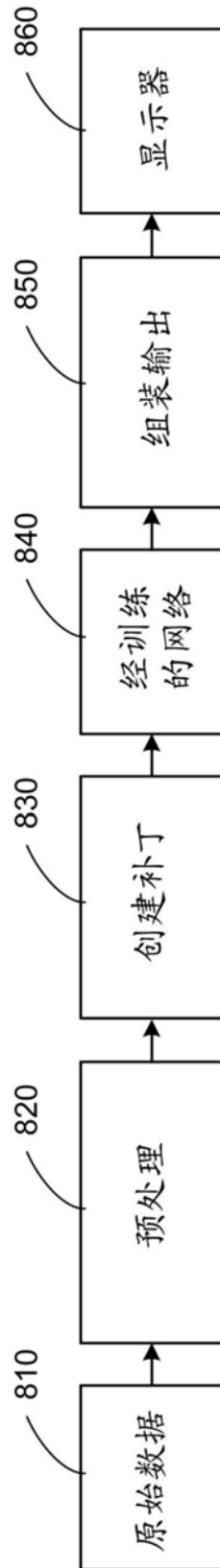


图8

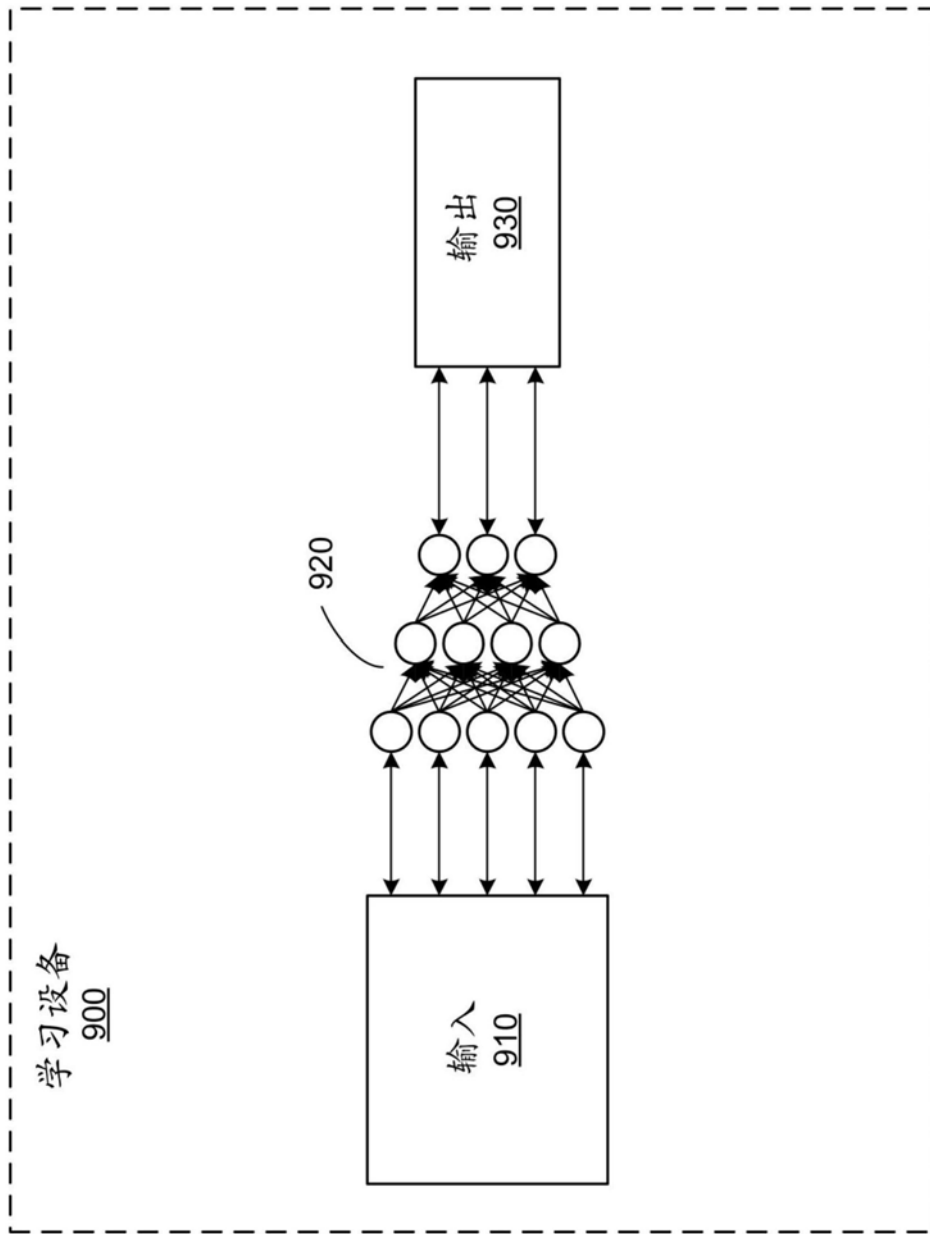


图9A

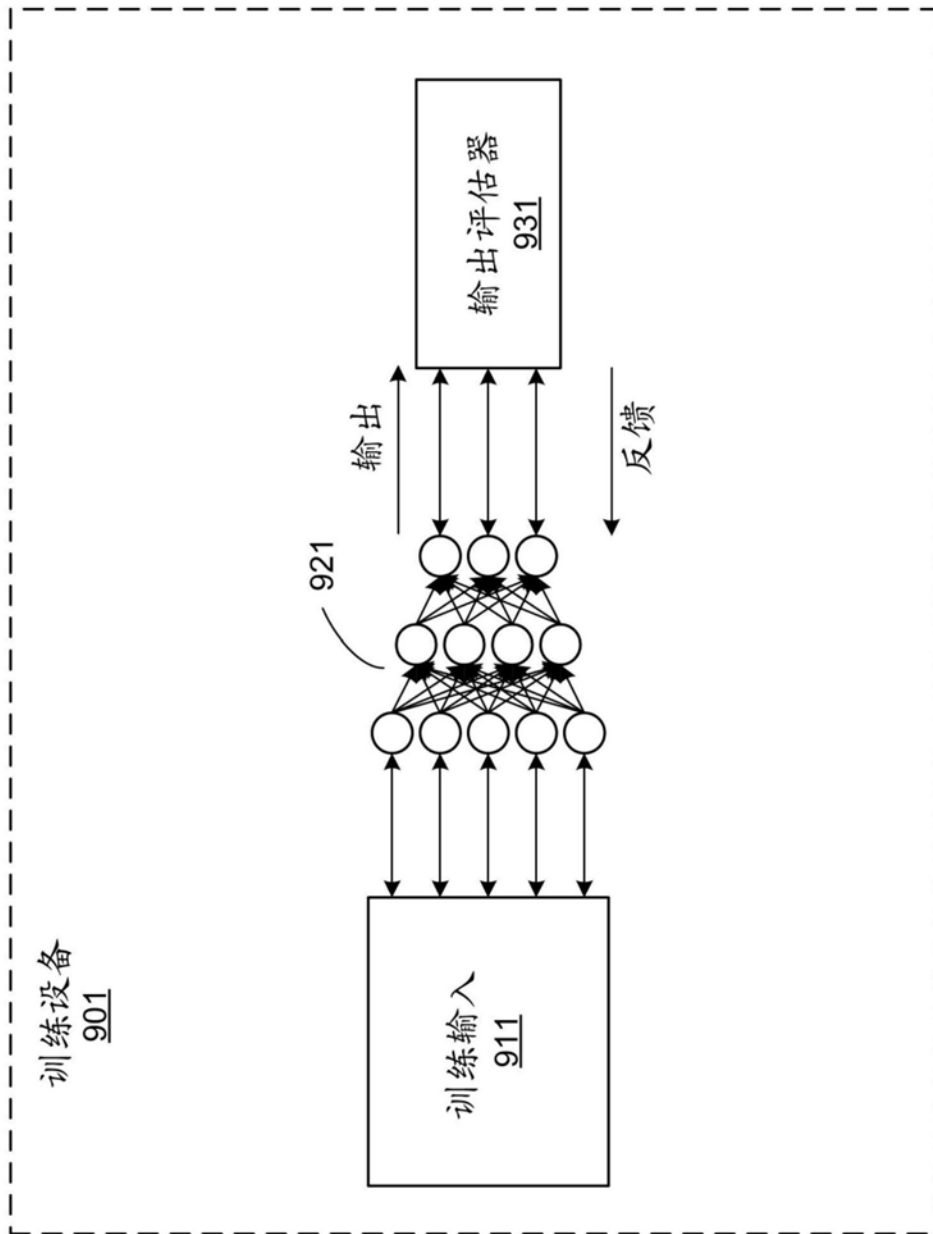


图9B

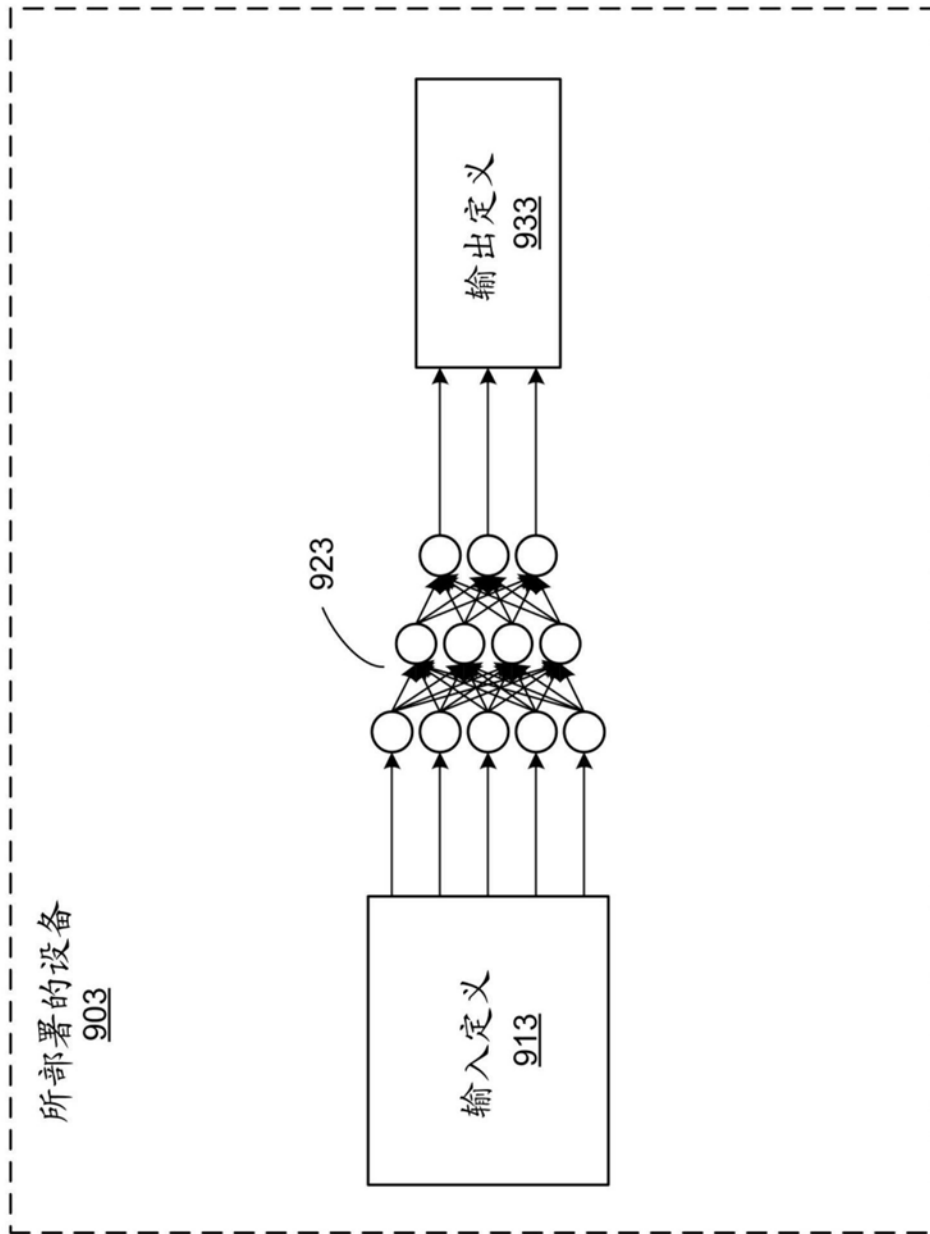


图9C

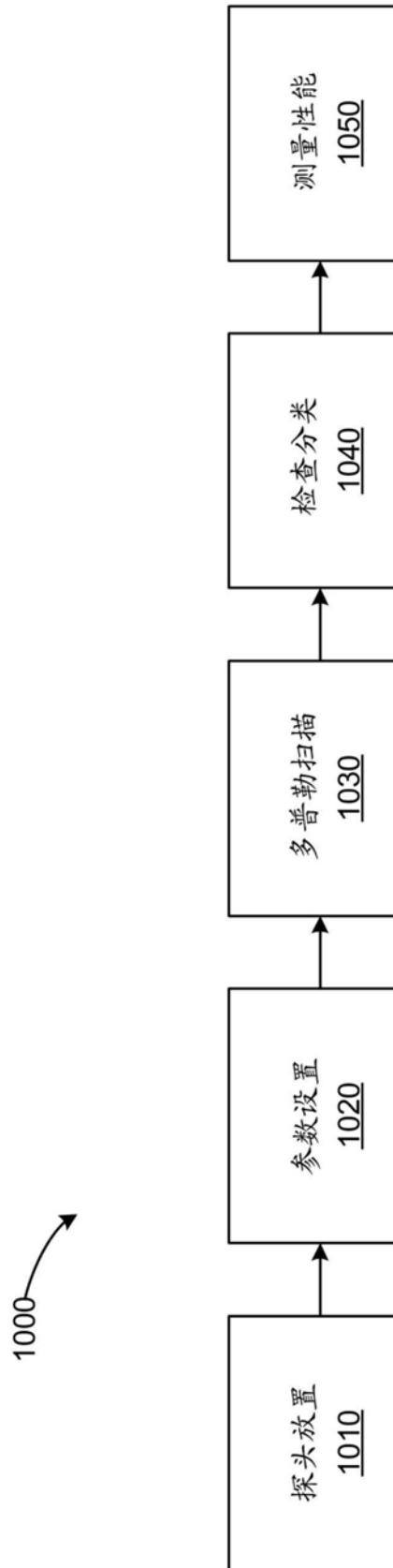


图10A

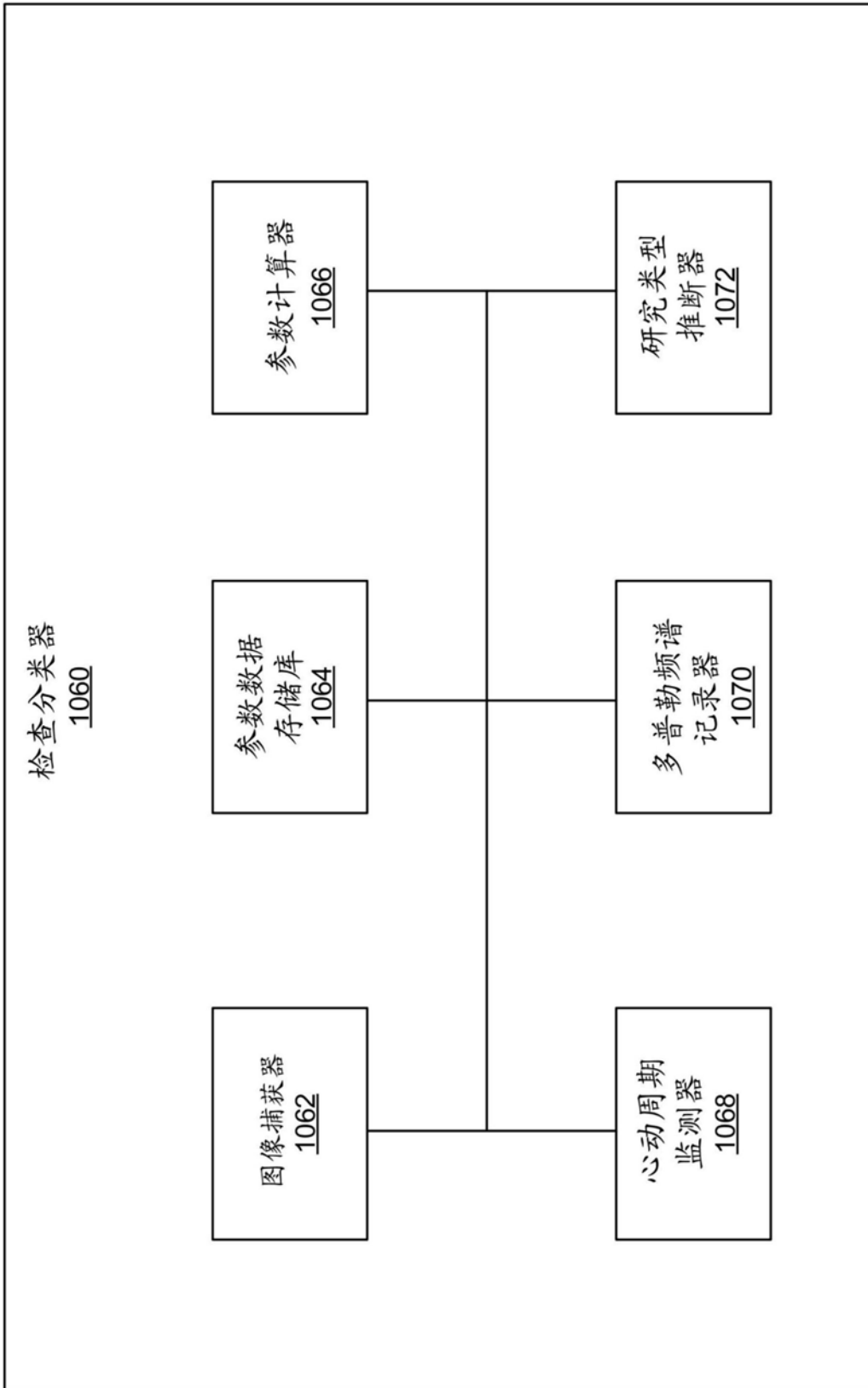


图10B

1100

1110 1120 1130 1140

门位置	研究类型	模式	标准视图
主动脉瓣	AR	CW	5-腔 APLAX
	AVO	CW	5-腔 APLAX
	LVOT	PW	5-腔 APLAX
二尖瓣	MR	CW	4-腔 2-腔 APLAX
	MVI	PW	4-腔 2-腔 APLAX
肺静脉	Pulm Vein	PW	4-腔
肺动脉瓣	PVO	CW	PSAX基部 胸骨旁RVOT
	RVOT	PW	PSAX基部 胸骨旁RVOT
三尖瓣	TR	CW	4-腔 胸骨旁RV流入 PSAX基部
	TVI	PW	4-腔
二尖瓣横向壁	LAT	TDI	4-腔
二尖瓣隔膜	SEP		
三尖瓣	RV		
右壁 (游离壁)			

图11

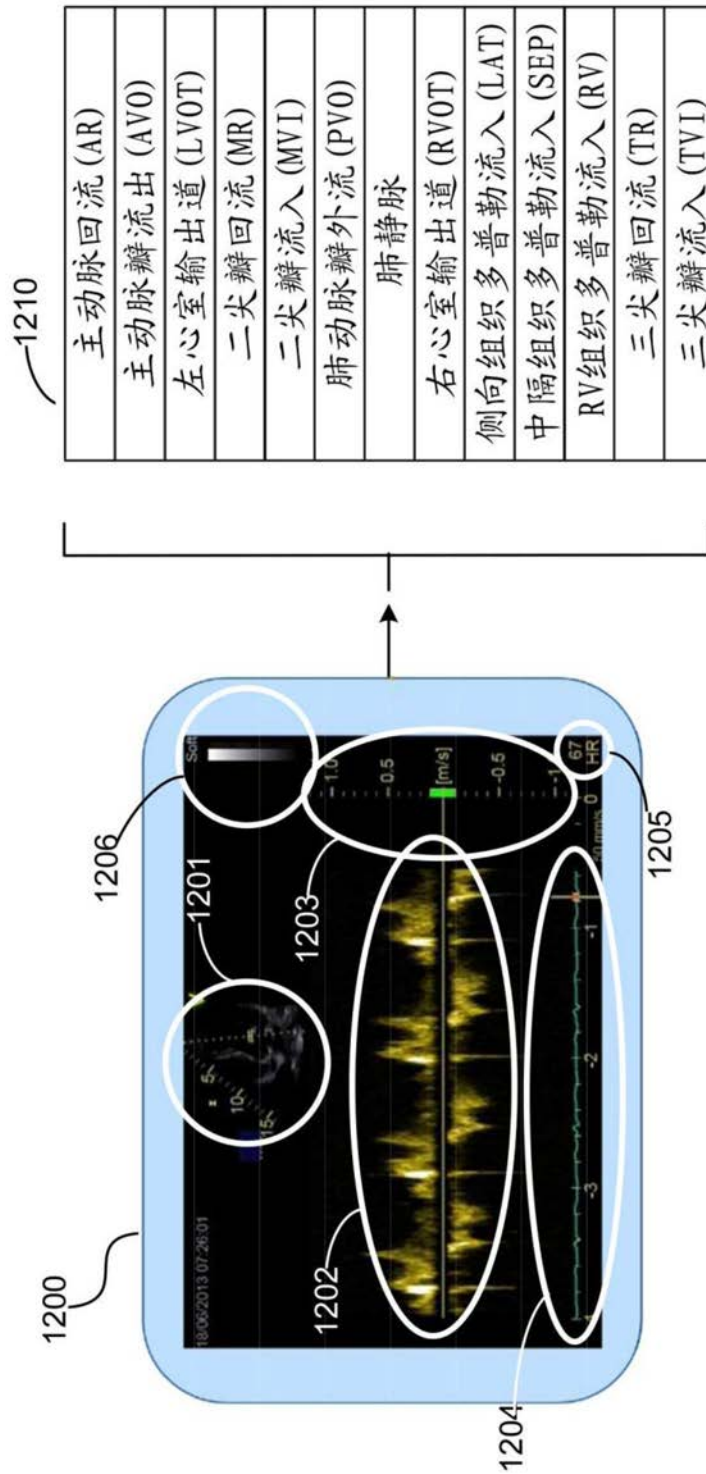


图12

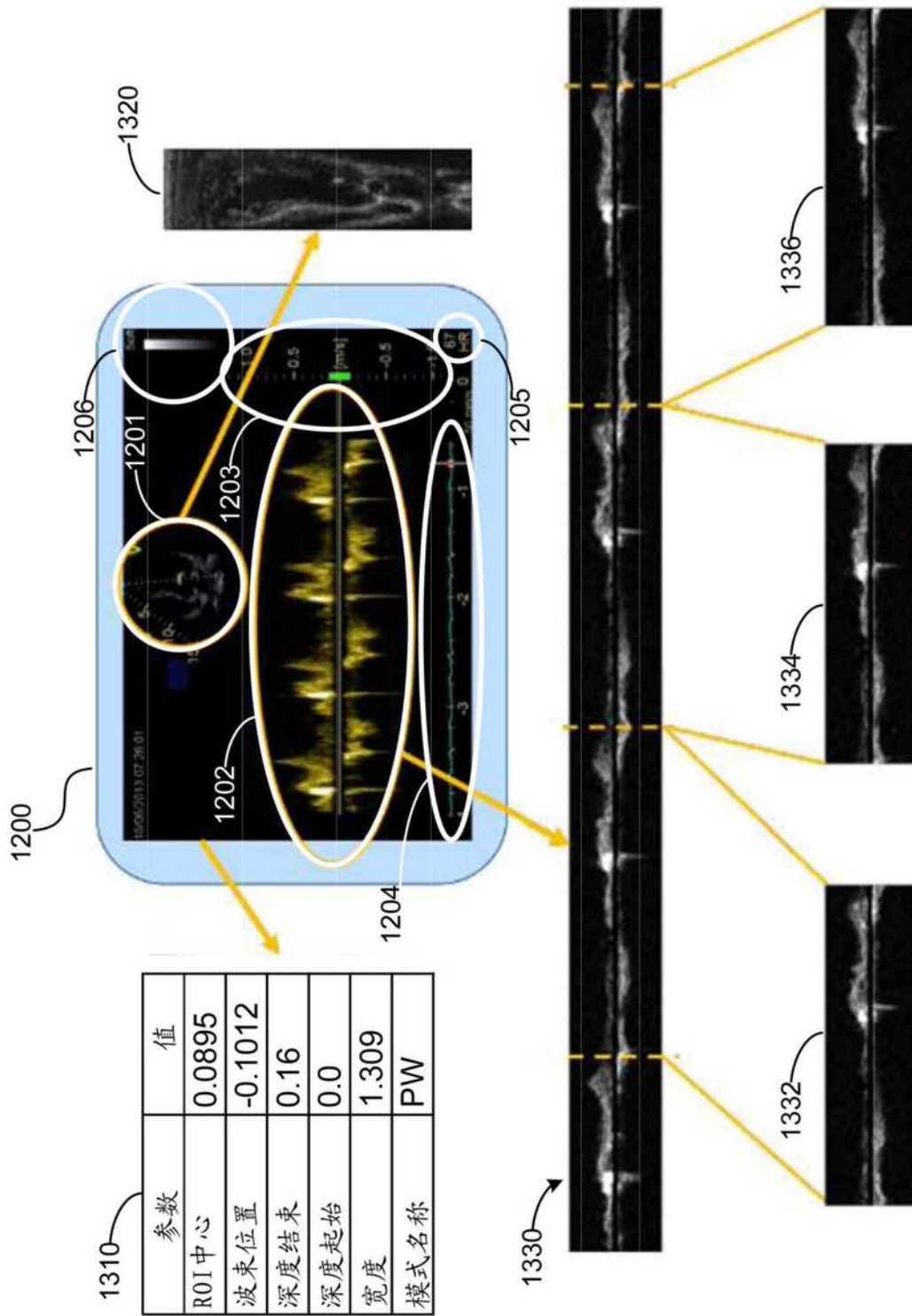


图13

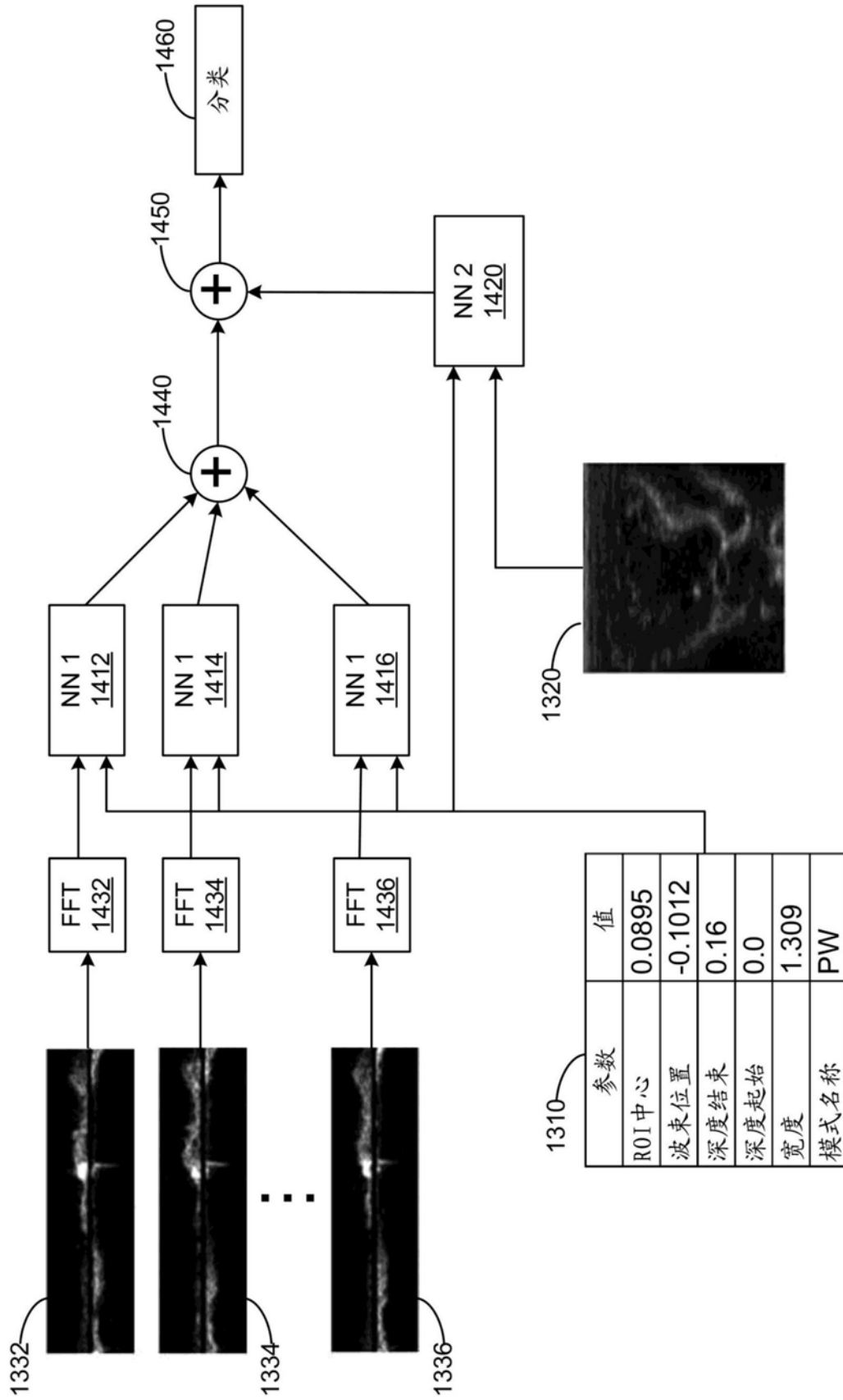


图14

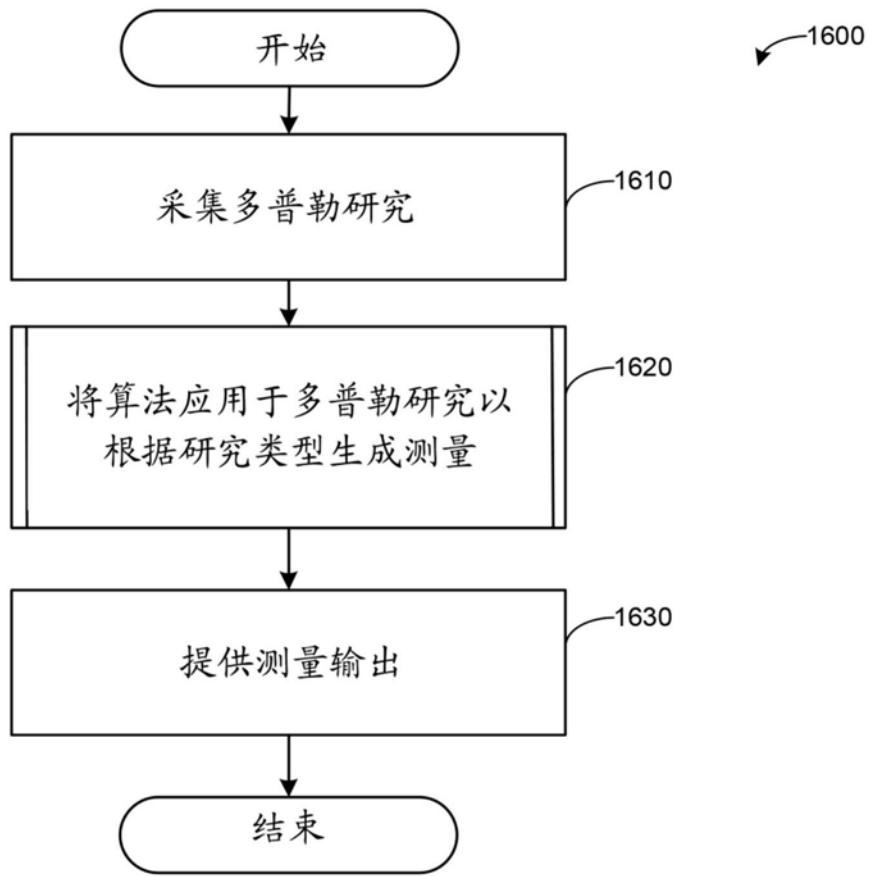


图16

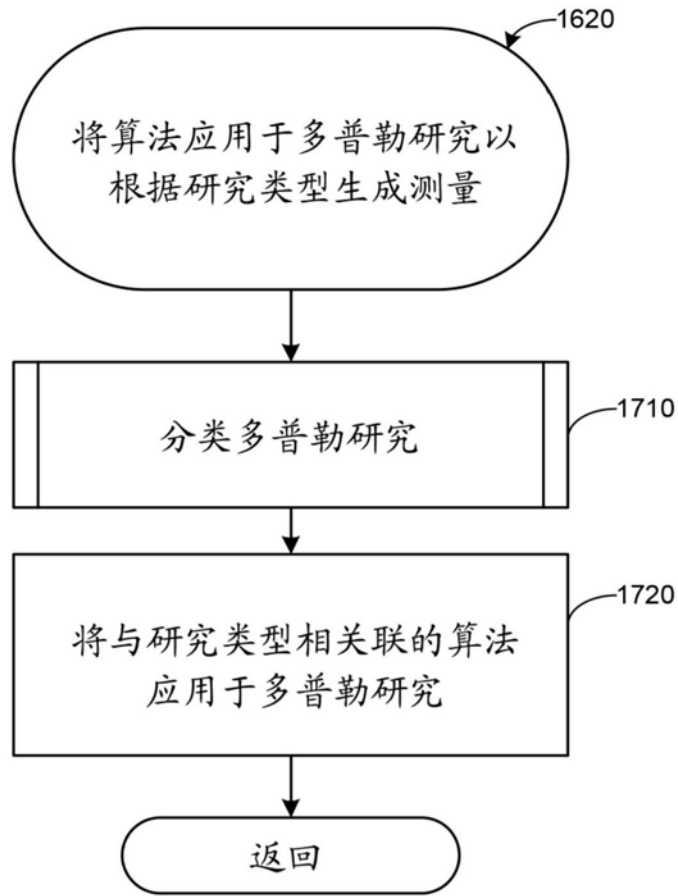


图17

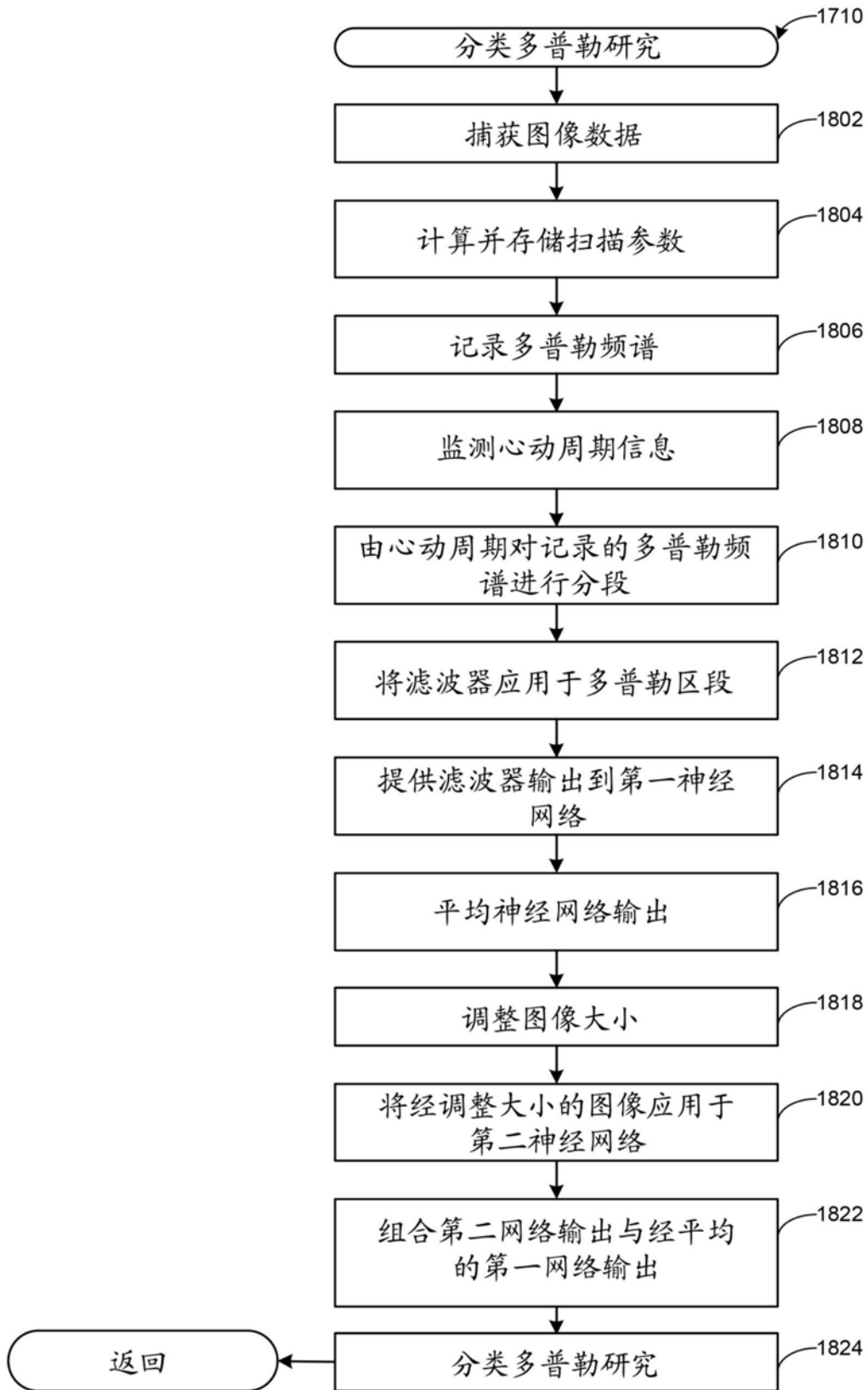


图18

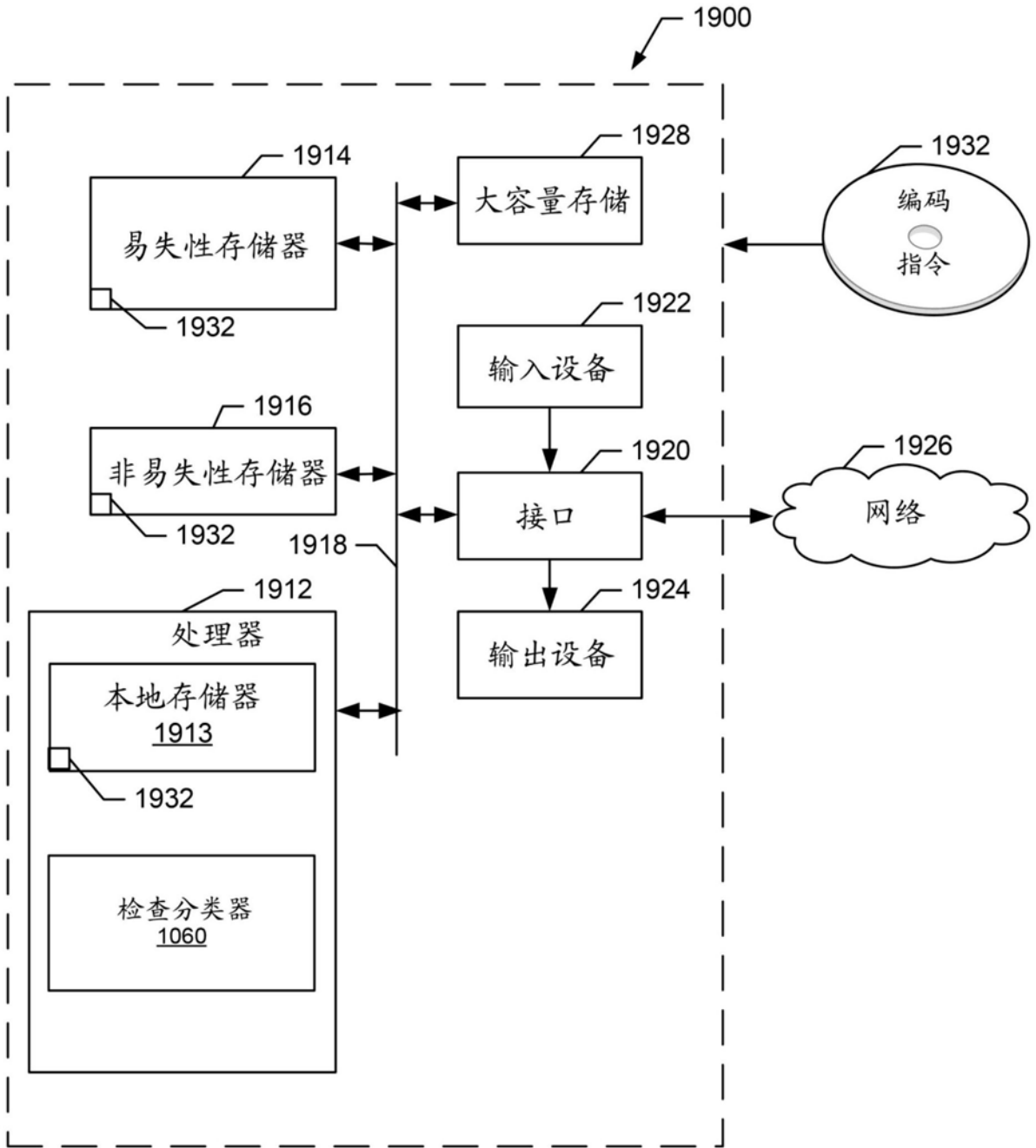


图19

专利名称(译)	超声心脏多普勒研究自动化		
公开(公告)号	CN111000590A	公开(公告)日	2020-04-14
申请号	CN201910919552.5	申请日	2019-09-26
[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		
发明人	雷纳托·凯塞特 奥马尔·巴科尔 埃亚勒·哈云 艾吉尔·萨姆塞特 依莉娜·索库林		
IPC分类号	A61B8/08 A61B8/00		
CPC分类号	A61B8/0883 A61B8/4488 A61B8/488 A61B8/5223 A61B8/5207 A61B8/5246 G01S7/52098 G01S15/8979 A61B8/06 A61B8/4483 G01S7/52071 G06T2207/10132		
优先权	16/154,202 2018-10-08 US		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明题为“超声心脏多普勒研究自动化”。本发明公开和描述了用于图像数据处理的示例性装置、系统和方法。一个示例性系统包括图像捕获器以便于捕获图像。所述示例性系统包括多普勒频谱记录器以记录多普勒频谱。所述示例性系统包括研究类型推断器，以通过以下方式推断与所述多普勒频谱相关联的研究类型：使用至少一个神经网络处理所述多普勒频谱以在研究类型分类中生成第一概率分布；使用所述至少一个神经网络处理所述图像以在所述研究类型分类中生成第二概率分布；以及组合所述第一概率分布和所述第二概率分布以推断研究类型。

