



# (12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111818851 B

(45) 授权公告日 2024. 09. 13

(21) 申请号 201980016377.7

(22) 申请日 2019.01.30

(65) 同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 111818851 A

(43) 申请公布日 2020.10.23

(30) 优先权数据  
62/624,431 2018.01.31 US

(85) PCT国际申请进入国家阶段日  
2020.08.31

(86) PCT国际申请的申请数据  
PCT/EP2019/052271 2019.01.30

(87) PCT国际申请的公布数据  
W02019/149762 EN 2019.08.08

(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 白传勇 Y·M·朱 S·路 许世昱  
党颢 H·赖 D·麦克奈特 汪蕙

(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 6/03 (2006.01)  
A61B 6/00 (2024.01)

(56) 对比文件  
US 2017231590 A1, 2017.08.17  
US 2017234996 A1, 2017.08.17

审查员 王惊霓

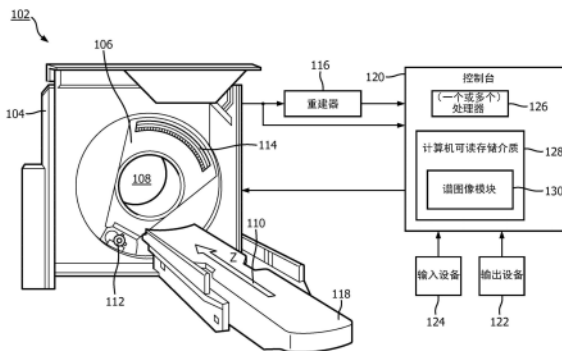
权利要求书2页 说明书7页 附图5页

## (54) 发明名称

被配置为生成谱体积图像数据的非谱计算机断层摄影 (CT) 扫描器

## (57) 摘要

一种非谱计算机断层摄影扫描器 (102) 包括: 辐射源 (112), 其被配置为发射X射线辐射; 探测器阵列 (114), 其被配置为探测X射线辐射并且生成非谱数据; 以及存储器 (134), 其被配置为存储谱图像模块 (130), 所述谱图像模块包括计算机可执行指令, 所述计算机可执行指令包括被训练以产生谱体积图像数据的神经网络。所述神经网络是利用训练谱体积图像数据和训练非谱数据来训练的。所述非谱计算机断层摄影扫描器还包括: 处理器 (126), 其被配置为利用经训练的神经网络来处理所述非谱数据以产生谱体积图像数据。



1. 一种非谱计算机断层摄影扫描器(102),包括:  
辐射源(112),其被配置为发射X射线辐射;  
探测器阵列(114),其被配置为探测X射线辐射并且生成非谱数据;  
存储器(134),其被配置为存储谱图像模块(130),所述谱图像模块包括计算机可执行指令,所述计算机可执行指令包括被训练以产生谱体积图像数据的神经网络,  
其中,所述神经网络是利用训练谱体积图像数据和训练非谱数据来训练的;以及  
处理器(126),其被配置为利用经训练的神经网络来处理所述非谱数据以产生谱体积图像数据。
2. 根据权利要求1所述的扫描器,其中,所述神经网络还利用扫描器几何形状和物理信息来训练。
3. 根据权利要求1至2中的任一项所述的扫描器,其中,所述非谱数据包括非谱投影数据,并且所述处理器利用所述经训练的神经网络来处理所述非谱投影数据以产生所述谱体积图像数据。
4. 根据权利要求3所述的扫描器,其中,所述训练非谱数据包括训练非谱投影数据。
5. 根据权利要求4所述的扫描器,其中,所述非谱数据包括非谱体积图像数据,并且所述处理器利用所述经训练的神经网络来处理所述非谱体积图像数据以产生所述谱体积图像数据。
6. 根据权利要求1所述的扫描器,其中,所述训练非谱数据包括训练非谱体积图像数据。
7. 根据权利要求6所述的扫描器,其中,所述非谱体积图像数据是未经校正的谱体积图像数据。
8. 根据权利要求6所述的扫描器,其中,所述非谱体积图像数据是部分校正的谱体积图像数据,所述部分校正的谱体积图像数据是至少针对射束硬化和散射辐射没有被校正的。
9. 根据权利要求4或6至8中的任一项所述的扫描器,其中,所述神经网络被训练为使由所述神经网络生成的谱体积图像数据与所述训练非谱数据之间的差异最小化。
10. 根据权利要求6至7中的任一项所述的扫描器,其中,所述非谱体积图像数据是经校正的谱体积图像数据。
11. 一种非谱计算机断层摄影扫描器,包括:  
辐射源,其被配置为发射X射线辐射;  
探测器阵列,其被配置为探测X射线辐射并且生成非谱数据;  
存储器,其被配置为存储谱图像模块,所述谱图像模块包括计算机可执行指令,所述计算机可执行指令包括被训练以产生谱体积图像数据的神经网络;以及  
处理器,其被配置为利用训练谱体积图像数据和训练非谱数据来训练所述神经网络以根据所述非谱数据来生成谱体积图像数据。
12. 根据权利要求11所述的扫描器,其中,所述训练非谱数据包括训练非谱投影数据。
13. 根据权利要求12所述的扫描器,其中,所述神经网络被训练为使由所述神经网络生成的谱体积图像数据与所述训练非谱投影数据之间的差异最小化。
14. 根据权利要求12至13中的任一项所述的扫描器,其中,所述非谱数据包括非谱投影数据,并且所述处理器还被配置为利用经训练的神经网络来处理所述非谱投影数据以根据

所述非谱投影数据来产生谱数据。

15. 根据权利要求11所述的扫描器,其中,所述训练非谱数据包括训练非谱体积图像数据。

16. 根据权利要求15所述的扫描器,其中,所述神经网络被训练为使由所述神经网络生成的谱体积图像数据与所述训练非谱体积图像数据之间的差异最小化。

17. 根据权利要求15至16中的任一项所述的扫描器,其中,所述非谱数据包括非谱体积图像数据,并且所述处理器利用经训练的神经网络来处理所述非谱体积图像数据以产生谱体积图像数据。

18. 一种编码有计算机可读指令的计算机可读存储介质,所述计算机可读指令当由计算系统的处理器运行时使所述处理器进行以下操作:

利用辐射源来发射X射线辐射;

利用探测器阵列来探测发射的X射线辐射并且生成指示所述X射线辐射的信号;

对所述信号进行重建并且生成非谱体积图像数据;

对神经网络进行训练以产生谱体积图像数据;并且

采用经训练的神经网络以根据所生成的非谱数据来产生谱体积图像数据。

19. 根据权利要求18所述的计算机可读存储介质,其中,所生成的非谱数据是由非谱计算机断层摄影扫描器生成的非谱投影数据。

20. 根据权利要求19所述的计算机可读存储介质,其中,所生成的非谱数据是由非谱计算机断层摄影扫描器生成的非谱体积图像数据。

## 被配置为生成谱体积图像数据的非谱计算机断层摄影(CT)扫描器

### 技术领域

[0001] 下文总体上涉及成像,并且更具体地涉及被配置为生成谱体积图像数据的非谱计算机断层摄影(CT)扫描器。

### 背景技术

[0002] CT扫描器通常包括被安装在与探测器阵列相对的可旋转机架上的X射线管。X射线管围绕位于X射线管与探测器阵列之间的检查区域旋转,并且发射穿过检查区域的多色辐射。探测器阵列探测穿过检查区域的辐射并且生成投影数据。投影数据被重建以生成体积图像数据,体积图像数据可以被处理以生成一维或二维。通常,在重建期间应用校正(例如,散射校正、射束硬化校正)。图像包括依据对应于相对放射密度的灰度值来表示的像素。这些值反映了被扫描对象的衰减特性,并且通常显示诸如对象内的解剖结构的结构。

[0003] 所探测到的辐射还包括谱信息,因为对象和/或目标对辐射的吸收取决于穿过其的光子的能量。这样的谱信息可以提供额外信息,例如,指示对象和/或目标的组织和/或材料的元件或材料组成(例如,原子序数)的信息。遗憾的是,投影数据不反映谱特性,因为由探测器阵列输出的信号是与在能量谱上积分的能量注量成比例的。这种CT扫描器在本文中也称为非谱CT扫描器。被配置用于谱成像的CT扫描器利用该谱信息来提供指示元件或材料组成的进一步的信息。这种CT扫描器在本文中被称为谱CT扫描器。

[0004] 示例双能谱配置包括:1)以一种能级发射X射线辐射的一个X射线管、以及分别探测较低能X射线和较高能X射线的两层X射线探测器;2)具有快速kV切换的一个X射线管和单层探测器,以及3)在角度上彼此偏移的两个X射线管/单层探测器对。这种进一步的信息的示例包括低能高对比度图像、有效Z(原子序数)图像、虚拟单色图像、造影剂定量图、虚拟非对比度图像、电子密度图像和/或其他谱信息。遗憾的是,额外的(一个或多个)探测器层、X射线管/探测器阵列和/或kVp切换电路增加了成像系统的总体成本,并且数据采集、处置和处理增加复杂度。

### 发明内容

[0005] 在本文中描述的各方面解决了以上提及的问题和其他问题。

[0006] 在一个方面中,一种非谱计算机断层摄影扫描器包括:辐射源,其被配置为发射X射线辐射;探测器阵列,其被配置为探测X射线辐射并且生成非谱数据;以及存储器,其被配置为存储谱图像模块,所述谱图像模块包括计算机可执行指令,所述计算机可执行指令包括被训练以产生谱体积图像数据的神经网络。所述神经网络是利用训练谱体积图像数据和训练非谱数据来训练的。所述非谱计算机断层摄影扫描器还包括:处理器,其被配置为利用经训练的神经网络来处理所述非谱数据以产生谱体积图像数据。

[0007] 在另一方面中,一种非谱计算机断层摄影扫描器包括:辐射源,其被配置为发射X射线辐射;探测器阵列,其被配置为探测X射线辐射并且生成非谱数据;以及存储器,其被配

置为存储谱图像模块,所述谱图像模块包括计算机可执行指令,所述计算机可执行指令包括被训练以产生谱体积图像数据的神经网络。所述非谱计算机断层摄影扫描器还包括:处理器,其被配置为利用训练谱体积图像数据和训练非谱数据来训练所述神经网络以根据所述非谱数据来生成谱体积图像数据。

[0008] 在另一方面中,一种计算机可读存储介质编码有计算机可读指令,所述计算机可读指令在由计算系统的计算机处理器运行时使所述计算机处理器进行以下操作:利用辐射源来发射X射线辐射;利用探测器阵列来探测发射的X射线辐射并且生成指示所述X射线辐射的信号;对所述信号进行重建并且生成非谱体积图像数据;对神经网络进行训练以产生谱体积图像数据;并且采用经训练的神经网络以根据所生成的非谱数据来产生谱体积图像数据。

[0009] 在阅读并理解所附的描述之后,本领域技术人员将意识到本申请的其他方面。

### 附图说明

[0010] 本发明可以采用各种部件和部件的布置以及各种步骤和步骤的安排的形式。附图仅是出于说明优选实施例的目的,并且不应被解释为限制本发明。

[0011] 图1示意性地示出了示例CT扫描器,其包括具有用于根据非谱数据来预测谱体积图像数据的神经网络的谱图像模块。

[0012] 图2示意性地示出了利用谱体积图像数据和非谱(经校正或未经校正的)体积图像数据来训练神经网络的示例。

[0013] 图3示意性地示出了利用谱体积图像数据和非谱投影数据来训练神经网络的示例。

[0014] 图4示意性地示出了利用在图2中训练的神经网络根据非谱体积图像来预测谱体积图像数据的系统。

[0015] 图5示意性地示出了利用在图3中训练的神经网络根据非谱投影数据图像来预测谱体积图像数据的系统。

[0016] 图6示意性地示出了示例神经网络。

[0017] 图7示出了根据图1、图2和图4的示例方法。

[0018] 图8示出了根据图1、图3和图5的示例方法。

### 具体实施方式

[0019] 下文描述了一种用于根据由非谱计算机断层摄影(CT)扫描器生成的非谱投影数据和/或非谱体积图像数据以及系统信息来生成谱数据的方法。通常,非谱投影数据包括隐藏在数据中的唯一谱信息。例如,即使对于高Z低密度目标和低Z高密度目标两者而言沿着特定射线路径的衰减可以是相同的,物理效应(即康普顿散射和光电吸收)也可以是不同的,其中低Z高密度目标导致更多的康普顿散射,并且这些差异隐藏在所采集的原始投影数据中。另一示例是,相对于低Z材料而言,对于高Z材料存在更多的射束硬化伪影。由于有效的散射校正和射束硬化补偿等,在使用常规CT重建技术而重建的非谱体积图像中,这些差异被最小化或没有显露出来。

[0020] 在本文描述的一种方法中,至少利用投影数据(再次,其包括唯一谱信息)、参考谱数据(即来自相同扫描也来自相同CT扫描器的数据)和系统信息来训练神经网络。通过训练,神经网络学习如何根据非谱投影数据和系统信息来产生谱数据。例如,神经网络学习如何产生与针对高Z低密度和低Z高密度目标的康普顿散射以及针对高Z低密度和低Z高密度目标的光电吸收相对应的谱数据。可以执行进一步的训练以对神经网络的参数进行微调,使得神经网络可以处理训练非谱数据并且产生在训练谱数据的给定误差内的谱数据。一旦被训练,经训练的神经网络可以处理来自患者的扫描的非谱投影数据和系统信息,并且利用神经网络来产生针对患者的谱数据。如本文进一步描述的,训练数据可以包括非谱体积图像数据。

[0021] 在一种情况下,上文允许非谱CT扫描器不仅产生非谱投影数据和/或非谱体积图像数据,而且产生谱投影数据和/或谱体积图像数据。因此,非谱CT扫描器可以产生谱投影数据和/或谱体积图像数据,而不包括谱CT扫描器的额外硬件和/或电路,例如多层探测器阵列、多个X射线管/探测器阵列对和/或kVp切换电路。此外,其减轻了谱成像系统的数据采集、处置和处理复杂度。

[0022] 图1示意性地示出了示例非谱计算机断层摄影(CT)扫描器102。CT扫描器102包括固定机架104和旋转机架106,旋转机架由固定机架104可旋转地支撑并且关于z轴110围绕检查区域108和其中的目标或对象的一部分旋转。

[0023] 诸如X射线管的辐射源112由旋转机架106支撑并且随着旋转机架围绕检查区域108旋转。辐射源112发射宽带多色X射线辐射,其被准直以形成贯穿检查区域108的通常扇形、楔形或锥形形状的X射线辐射射束。

[0024] 辐射敏感探测器阵列114对着跨检查区域108与辐射源112相对的角度弧。探测器阵列114包括一排或多排探测器,这些探测器沿着z轴110相对于彼此布置,并且探测贯穿检查区域108的X射线辐射。探测器阵列114生成指示探测到的辐射的非谱投影数据(线积分)。

[0025] 重建器116对非谱投影数据进行重建,从而生成非谱体积图像数据。在一种情况下,重建器116在重建之前、期间和/或之后应用校正。校正的非限制性示例是对散射辐射进行补偿的散射校正,散射辐射可能例如通过添加图像伪影而使图像质量降级。在一种情况下,这包括从所测量到的数据中减去散射估计。

[0026] 诸如卧榻的对象支撑物118支撑检查区域108中的对象或目标(例如,体模)。对象支撑物118是可与执行成像过程协调地移动的,以便相对于检查区域108引导对象或目标以装载、扫描和/或卸载对象或目标。

[0027] 操作员控制台120包括诸如显示监视器、摄录机(filmer)等的人类可读输出设备122以及诸如键盘、鼠标等的输入设备124。控制台120还包括处理器126(例如,中央处理单元(CPU)、微处理器等)和诸如物理存储器的计算机可读存储介质128(其不包括瞬态介质)。在所示的实施例中,计算机可读存储介质128包括谱图像模块130。

[0028] 谱图像模块130包括指令,所述指令被配置为处理来自探测器阵列114和/或重建器116的非谱投影数据和/或非谱体积图像数据以预测谱体积图像数据,例如,低能高对比度图像、有效Z(原子序数)图像、虚拟单色图像、造影剂定量图、虚拟非对比度图像、电子密度图像和/或其他谱图像。如下面更详细地描述的,所述指令包括利用以下各项训练的神经网络:1) 谱数据,2) 来自非谱投影数据、完全校正的非谱体积图像数据和未经校正/部分

校正的非谱体积图像数据组成的组中的一项,以及3)系统信息。

[0029] 利用本文描述的配置,非谱成像系统102根据非谱投影数据或非谱体积图像数据和系统信息来直接重建谱体积图像数据。因此,谱图像模块130减轻了采用多层探测器阵列、多个X射线管/探测器阵列对和/或kVp切换电路来产生谱体积图像数据。这减轻了与多层探测器阵列、多个X射线管/探测器对和/或kVp切换电路相关联的总体系统成本的增加。此外,其减轻了谱成像系统的数据采集、处置和处理复杂度。

[0030] 图2示意性地示出了谱图像模块130的神经网络的示例训练。

[0031] 在该示例中,利用由被配置有双层探测器阵列202的CT扫描器200生成的数据来训练神经网络,该双层探测器阵列包括第一层204和第二层206。在2006年4月10日提交的并且题为“Double decker detector for spectral CT”的US 7,968,853 B2中描述了多层探测器阵列的非限制性示例,该专利通过引用的方式整体地并入本文。由X射线管210生成的射束208贯穿检查区域212以及被设置在其中的目标或对象214,并且被双层探测器阵列202探测到。

[0032] 第一层204产生由非谱重建器216处理的第一投影数据,该非谱重建器采用非谱重建算法来产生非谱体积图像数据。在该示例中,非谱重建器216应用射束硬化校正、散射校正和/或一种或多种其他校正,并且所得到的非谱体积图像数据被称为经校正的非谱体积图像数据。

[0033] 第二层206产生第二投影数据,第二投影数据连同第一投影数据一起被提供给谱重建器218。第一投影数据和第二投影数据的能谱是不同的,其中第二投影数据的能谱高于第一投影数据的能谱。谱重建器218采用一种或多种谱算法来产生谱体积图像数据的一个或多个集合。

[0034] 利用谱体积图像数据的一个或多个集合、系统信息和非谱体积图像数据来训练神经网络220。例如,在谱体积图像数据的集合包括低能高对比度图像的情况下,神经网络被训练以根据非谱体积图像数据和系统信息来预测低能高对比度图像,在谱体积图像数据的集合包括有效Z图像的情况下,神经网络被训练以根据非谱体积图像数据和系统信息等来预测有效Z图像。

[0035] 在一种情况下,神经网络220如下地被构建。来自特定系统S(在该示例中,系统200)的重建图像I可以被认为是在无伪影图像 $I_{\text{无伪影}}$ 和伪影图像 $I_{\text{伪影}}$ 的求和,或者 $I = I_{\text{无伪影}} + I_{\text{伪影}}$ 。无伪影图像中的每个体素可以被进一步分解为光分量和散射分量,这两者不是系统特定的( $I_{\text{无伪影}} = \alpha\mu_p + \beta\mu_s$ )。在给定固定的输入X射线谱、系统几何形状和探测器配置的情况下,伪影(例如,射束硬化和散射伪影)是光分量和散射分量的函数( $I_{\text{伪影}} = (\beta\mu, \beta\mu_s, S)$ )。可以在给定特定的系统配置的情况下检测图像中的伪影(例如,使用神经网络来检测金属伪影和散射伪影)。

[0036] 利用已知的函数f,可以通过将 $I_{\text{无伪影}} = \alpha\mu_p + \beta\mu_s$ 和 $I_{\text{伪影}} = (\alpha\mu, \beta\mu_s, S)$ 组合来求解 $\alpha$ 和 $\beta$ 。神经网络220被训练以拟合函数f,使得可以利用图像伪影来识别来自非谱体积图像数据的谱信息( $\alpha$ 和 $\beta$ ),其是包含谱信息的散射和光的含量。特定系统配置信息包括探测器信息(例如,探测器位置、探测器响应、防散射网格几何形状和材料)、辐射源信息(例如,源位置、谱分布)和其他系统特定的信息(例如,等中心、准直等)。

[0037] 然后,神经网络220的可训练参数使用目标函数222通过多次迭代来更新并收敛。

在一种情况下,目标函数222包括如下的数学函数:该数学函数使在训练谱和系统信息与非谱体积图像数据之间的误差最小化(例如,基于它们之间的均方差和/或其他差)。在这种情况下,对参数进行更新,直到误差下降到低于预定阈值。其他停止准则包括预定的迭代次数、预定的持续时间等。

[0038] 在一种情况下,目标函数222被实施为成本函数 $L(w)$ ,例如,如公式1中所示:

[0039] 等式1:

$$[0040] \quad L(w) = \sum_j \|T(NSI, Sinfo; w)_j - SI_j\|_2^2 + \lambda_2 \sum_k \|w_k\|_2^2,$$

[0041] 其中,NSI是训练非谱体积图像数据的第j个集合,Sinfo是系统特定信息的第j个集合,SI是训练谱体积图像数据的第j个集合,并且T表示利用可训练参数w将NSI和Sinfo变换为SI的变换, $\lambda_2 \sum_k \|w_k\|_2^2$ 表示驱使等式朝向小参数w的正则化项, $\lambda_2$ 表示超参数,并且k表示索引。通过使成本函数最小化,迭代地求解由w参数化的函数T。

[0042] 在该示例中,如上所讨论的,非谱重建器216至少应用散射和/或射束硬化校正。这样的校正减少或去除谱信息。例如并且如上所描述的,在非谱投影数据中反映了在低Z高密度结构与高Z低密度结构之间的光电效应和康普顿散射差异。通常,用于低Z高密度结构的投影数据将包括更多的散射。散射校正可以去除或减小这种差异。另外,与低Z材料相比,对于高Z材料存在更多的射束硬化伪影。射束硬化校正可以去除或减小这种差异。在一种变型中,省去了去除谱信息的校正(例如,散射校正和/或射束硬化)。所得到的数据在本文中被称为部分校正(省去了一些校正)或未经校正(省去了所有校正)的非谱体积图像数据。

[0043] 图3示意性地示出了谱图像模块130的神经网络的另一种示例训练。在该示例中,利用由与结合图2描述的相同的CT扫描器200生成的数据来训练神经网络220。然而,利用来自第一层204的非谱投影数据而不利用来自非谱重建器216的非谱体积图像数据来训练神经网络220。

[0044] 使用结合图2和图3描述的示例训练的神经网络220非常适合于非谱CT扫描器,非谱CT扫描器包括与谱CT扫描器200的第一层204类似的探测器阵列。然而,经训练的神经网络220可以与其他探测器阵列一起使用。在这些情况下,神经网络220训练还可以包括扫描器信息,例如,探测器几何形状和辐射探测特性。

[0045] 图2和图3描述了如下的示例:其中,神经网络是利用由被配置有双层探测器阵列202的CT扫描器(CT扫描器200)生成的数据来训练的。在一种变型中,神经网络是利用由被配置有多于两层的谱CT扫描器生成的数据来训练的。在又一种变型中,谱CT扫描器被配置有光子计数(直接转换)探测器,并且神经网络是利用从其生成的数据来训练的。

[0046] 在另一种变型中,神经网络是利用由被配置有多个X射线管的谱CT扫描器生成的数据来训练的。在这种情况下,非谱投影数据是针对X射线管/探测器阵列对之一的。在另一种变型中,神经网络是利用由被配置有kVp切换电路的谱CT扫描器生成的数据来训练的。在这种情况下,非谱投影数据是针对kVp之一的。在2009年6月1日提交的并且题为“Spectral CT”的US 8,442,184 B2中描述了被配置有多个X射线管和/或kVp切换电路的系统的示例,该专利通过引用的方式整体地并入本文。

[0047] 图4示意性地示出了非谱CT扫描器102,其中,谱图像模块130使用图2的经训练的

神经网络220根据利用重建器116重建的非谱体积图像数据以及关于非谱CT扫描器102的信息(例如,关于探测器阵列114、辐射源112的信息(例如,系统几何形状和物理信息(例如,X射线谱和探测器响应)、和/或其他系统特定的信息)来预测谱体积图像数据。图5示意性地示出了系统102,其中,谱图像模块130使用图3的经训练的神经网络根据由探测器阵列114生成的非谱投影数据以及关于非谱CT扫描器102的信息来预测谱体积图像数据。

[0048] 图6示意性地示出了合适的神经网络220的示例。输入包括非谱数据(例如,投影数据或体积图像数据)。在一种情况下,处理整个3D非谱数据。在另一种情况下,处理其子集(例如,用于图像数据的切片、切片和相邻切片、切片和多平面重新格式化(MPR)切片等)。应理解的是,该示例是说明性的,并且在本文中预见到其他神经网络(包括更深度的神经网络)。输入还包括系统信息,例如,作为一维向量的输入。输出是谱数据。

[0049] 在该示例中,神经网络220是具有神经网络块(NNB)602、604、606和608的三维(3-D)卷积神经网络。块602、604、606和608中的每个可以包含一个或多个层,每个层包括一个或多个卷积层、批归一化层和整流线性单元。神经网络还包括池化层(PL)610、一个或多个全连接层(FCL)612、614和616、上采样层(USL)618和至少两个串联层(concat)620和622。输入是非谱体积图像数据或非谱投影数据以及系统信息,而输出是所预测的谱体积图像数据。

[0050] 通常,卷积层包括将卷积运算应用于输入的卷积神经元。批归一化层在由整流线性单元处理输出之前对卷积层的输出进行归一化。整流线性单元将非线性激活函数应用于其输入。池化层610对其输入进行下采样。块610的输出被向量化。全连接层612-616将由先前层学习的特征进行组合。串联层620将全连接层612和616的输出进行串联。在一种情况下,这包括:沿着通道将经向量化的非谱数据和系统信息向量进行串联并且对向量进行整形。上采样层618将其输入上采样回原始大小或其他大小。串联层622将块602和上采样层618的输出进行串联。块608输出谱数据。

[0051] 在以下各项中进一步描述了卷积网络的示例:Gouk等人的“Fast Sliding Window Classification with Convolutional Neural Networks”(IVNVZ ‘14Proceedings of the 29th International Conference on Image and Vision Computing New Zealand,第114-118页,2014年11月19-21日);“Fully convolutional networks for semantic segmentation”(Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2015年);以及Ronneberger等人的“U-Net:Convolution Networks for Biomedical Image Segmentation”(Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention(MICCAI),Springer,LNCS,卷9351:234--241,2015)。

[0052] 图7示出了根据本文的实施例的示例方法。

[0053] 应认识到,该方法中的动作的顺序不是限制性的。因此,本文预见到其他顺序。另外,可以省略一个或多个动作,和/或可以包括一个或多个额外的动作。

[0054] 在702处,利用谱成像系统来生成谱体积图像数据,如本文和/或以其他方式描述的。

[0055] 在704处,利用相同的谱成像系统来生成非谱体积图像数据,如本文和/或以其他方式描述的。

[0056] 在706处,采用谱体积图像数据、非谱体积图像数据和系统信息来训练神经网络以

根据非谱体积图像数据来预测谱体积图像数据。

[0057] 在708处,采用经训练的神经网络,以根据来自非谱扫描器的非谱体积图像数据以及该非谱扫描器的系统信息来预测谱体积图像数据。

[0058] 图8示出了根据本文的实施例的示例方法。

[0059] 应认识到,该方法中的动作的顺序不是限制性的。因此,本文预见到其他顺序。另外,可以省略一个或多个动作,和/或可以包括一个或多个额外的动作。

[0060] 在802处,利用谱成像系统来生成谱体积图像数据,如本文和/或以其他方式描述的。

[0061] 在804处,利用相同的谱成像系统来生成非谱投影数据,如本文和/或以其他方式描述的。

[0062] 在806处,采用谱体积图像数据、非谱投影数据和系统信息来训练神经网络以根据非谱投影数据来预测谱体积图像数据。

[0063] 在808处,采用经训练的神经网络以根据来自非谱扫描器的非谱投影数据以及该非谱扫描器的系统信息来预测谱体积图像数据。

[0064] 谱图像包括单一类型或多种类型的谱图像。例如,在一种情况下,谱图像包括有效低keV图像(例如,用于最大组织对比度)。在另一种情况下,谱图像包括有效Z图像。在又一种情况下,谱图像包括有效低keV图像和有效Z图像两者。在又一种情况下,谱图像包括一种或多种其他类型的谱图像。

[0065] 在谱图像包括多种类型的谱图像的情况下,可以针对多种类型中的每种类型来训练不同的神经网络。在另一种情况下,为至少两种不同类型的谱图像训练组合的神经网络。采用多个和/或组合的经训练的神经网络以根据非谱数据来预测针对一种或多种类型的谱图像的一个或多个谱体积图像数据集。在以上示例中,这包括预测有效低keV图像和有效Z图像。

[0066] 可以通过被编码或嵌入在计算机可读存储介质上的计算机可读指令来实施上文,所述计算机可读指令当由(一个或多个)计算机处理器运行时使所述(一个或多个)处理器执行所描述的动作。额外地或备选地,计算机可读指令中的至少一个由不是计算机可读存储介质的信号、载波或者其他瞬态介质承载。

[0067] 尽管已经在附图和前面的描述中详细地说明和描述了本发明,但是这样的说明和描述应被认为是说明性或示例性的而不是限制性的;本发明不限于所公开的实施例。通过研究附图、说明书和所附的权利要求书,本领域技术人员在实施所要求保护的发明时可以理解和实现所公开的实施例的其他变型。

[0068] 在权利要求中,词语“包括”并不排除其他元件或步骤,并且词语“一”或“一个”并不排除多个。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。在互不相同的从属权利要求中记载了某些措施的仅有事实并不指示不能有利地使用这些措施的组合。

[0069] 计算机程序可以被存储/分布在适当的介质(例如,与其他硬件一起提供或作为其一部分提供的光学存储介质或固态介质)上,但是也可以以其他形式分布(例如,经由互联网或其他有线/无线电信系统)。在权利要求中的任何附图标记都不应当被解释为限制范围。

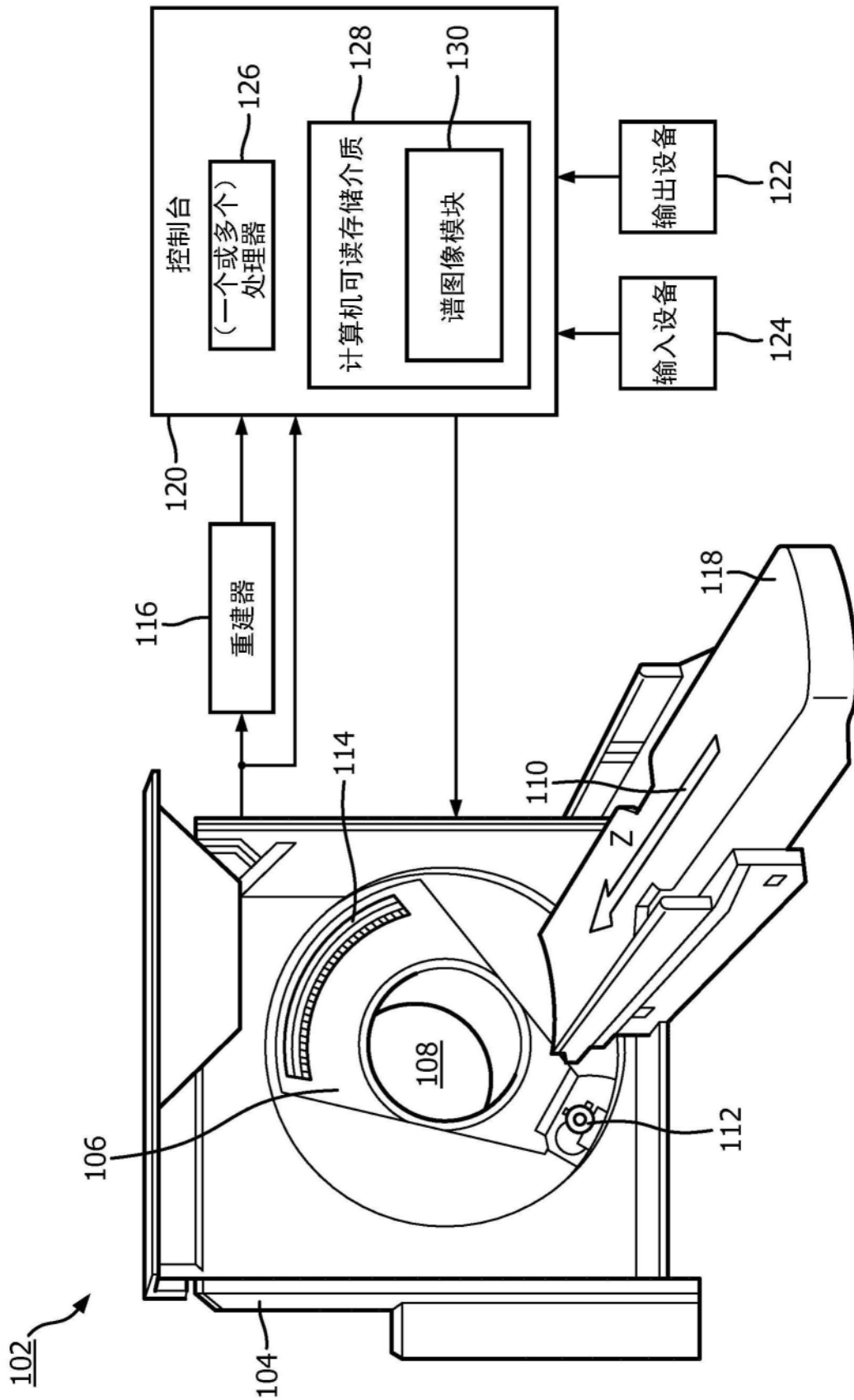


图1

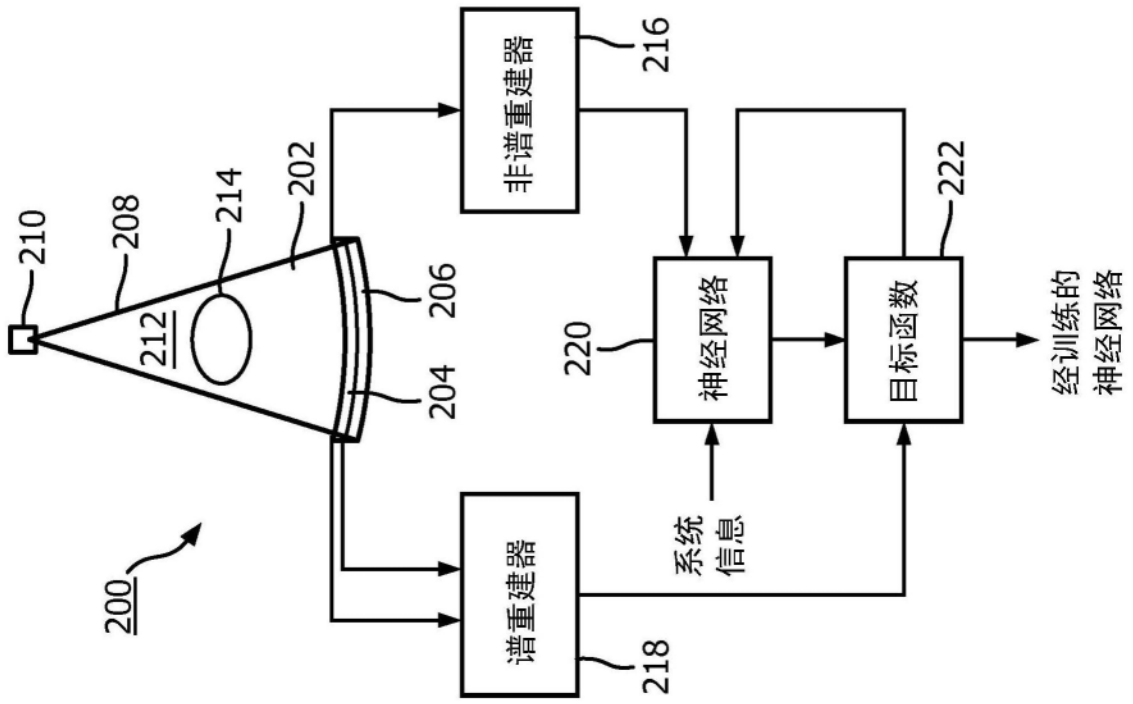


图2

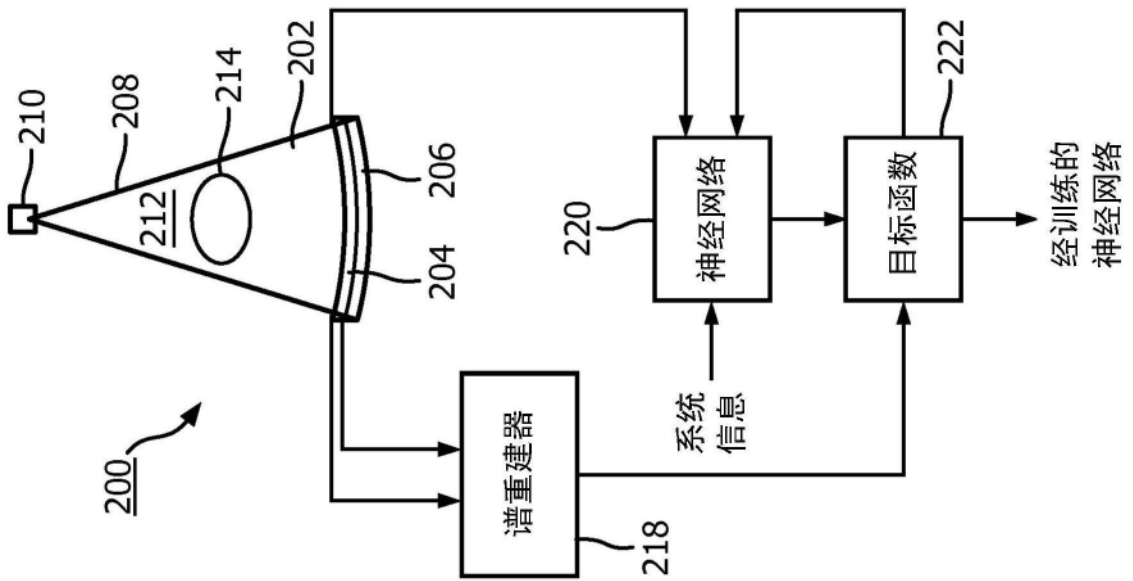


图3

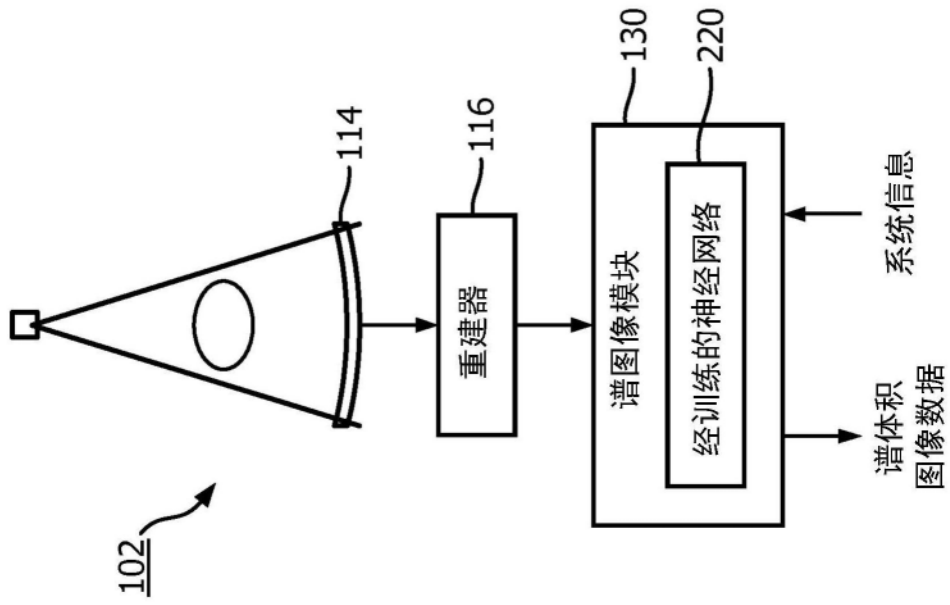


图4

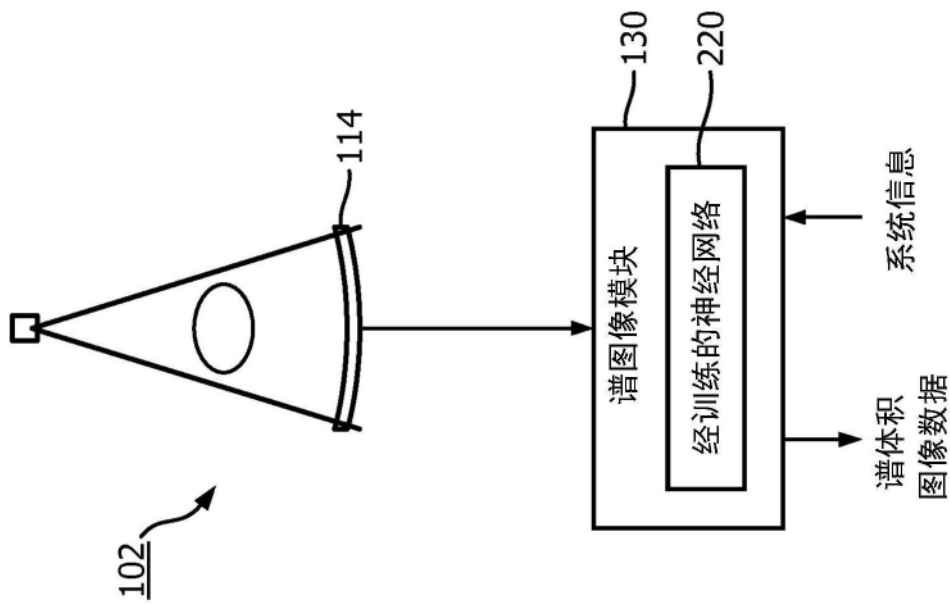


图5

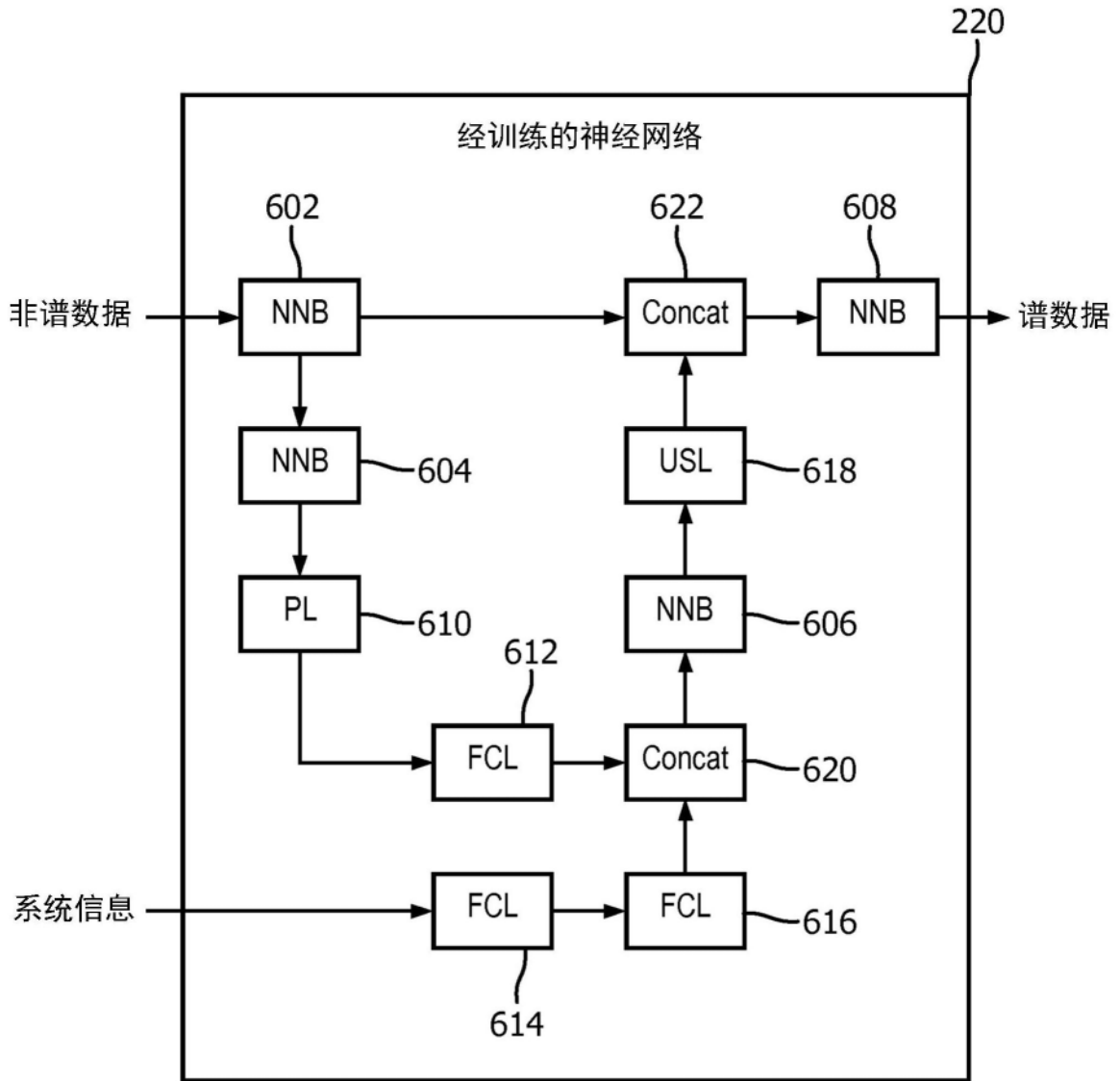


图6

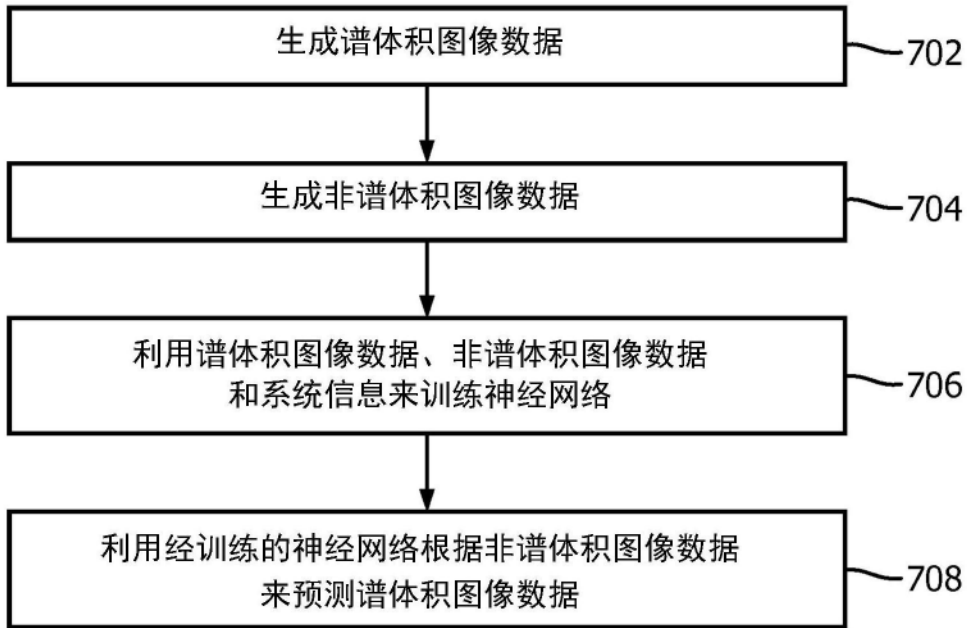


图7

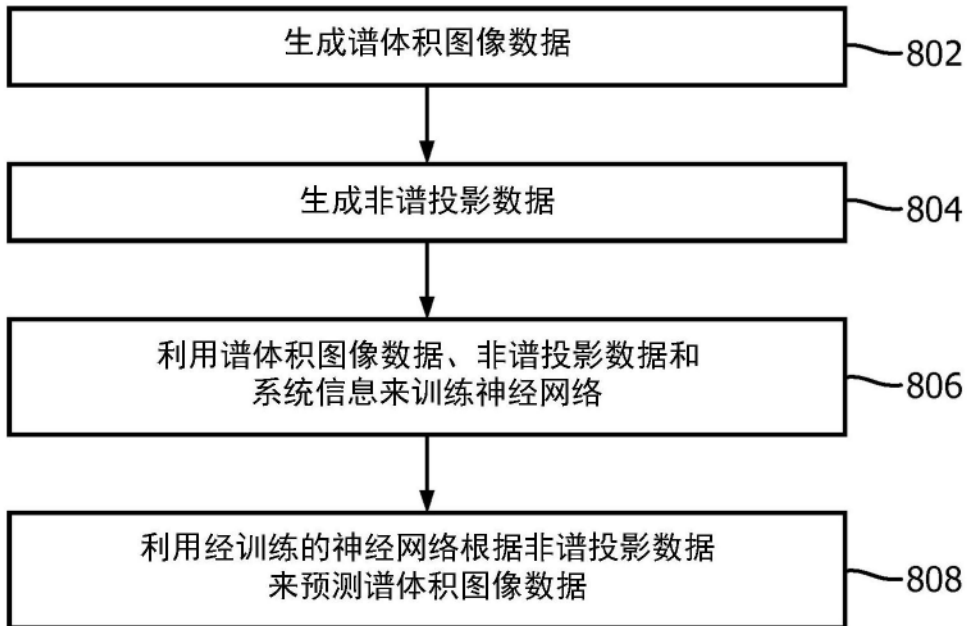


图8