(19)国家知识产权局

(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 111615363 B
(45)授权公告日 2024.09.10

(21)申请号 201980008806.6
(22)申请日 2019.01.07
(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 111615363 A
(43)申请公布日 2020.09.01
(30)优先权数据
62/617774 2018.01.16 US
(85)PCT国际申请进入国家阶段日
2020.07.16
(86)PCT国际申请的申请数据
PCT/EP2019/050197 2019.01.07
(87)PCT国际申请的公布数据
WO2019/141527 EN 2019.07.25
(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·戈申 M·P·弗赖曼
(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)
G16H 50/00(2018.01)
G06N 3/02(2006.01)
(56)对比文件
CN 106456094 A,2017.02.22
US 2015371378 A1,2015.12.24
审查员 王惊霓

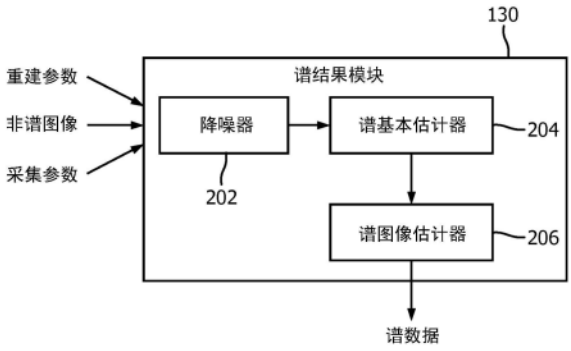
权利要求书2页 说明书7页 附图7页

(54)发明名称

利用非谱成像系统的谱成像

(57)摘要

一种成像系统(102)包括辐射源(112)、探测器阵列(114)和重建器(116),所述辐射源被配置为发射X射线辐射,所述探测器阵列被配置为探测X射线辐射并且生成指示所述X射线辐射的信号,所述重建器被配置为重建所述信号并且生成非谱图像数据。所述成像系统还包括处理器(124),所述处理器被配置为使用深度学习回归算法来处理所述非谱图像数据以根据包括谱基本分量和谱图像的组来估计谱数据。



CN 111615363 B

1.一种非谱成像系统(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射线辐射并且生成指示所述X射线辐射的信号;

重建器(116),其被配置为重建所述信号并且生成非谱图像数据;以及

处理器(124),其被配置为使用深度学习回归算法来处理所述非谱图像数据以根据包括谱基本分量和谱图像的组来估计谱数据。

2.根据权利要求1所述的系统,其中,所述处理器被配置为处理所述非谱图像数据以及来自包括被用来采集所述信号的采集参数和被用来重建所述信号并生成所述非谱图像的重建参数的组的参数集,以估计所述谱数据。

3.根据权利要求1至2中的任一项所述的系统,其中,所述处理器被配置为采用滑动窗口深度学习回归算法。

4.根据权利要求1至2中的任一项所述的系统,其中,所述处理器被配置为采用完全卷积回归网络深度学习回归算法。

5.根据权利要求1至4中的任一项所述的系统,其中,所述处理器被配置为首先估计所述谱基本分量并且然后根据所述谱基本分量来生成所述谱图像。

6.根据权利要求1至4中的任一项所述的系统,其中,所述处理器被配置为直接根据所述非谱图像数据来估计所述谱图像。

7.根据权利要求1至6中的任一项所述的系统,其中,所述谱基本分量包括光电效应分量和康普顿散射分量,并且所述谱图像包括来自包括以下项的组的至少一幅谱图像:能量带图像、虚拟单色图像、对比剂定量图像、虚拟非对比图像、物质取消图像、有效原子序数图像和电子密度图像。

8.根据权利要求7所述的系统,其中,所述处理器被配置为利用根据来自非谱成像系统的非谱图像的所估计的谱图像并且利用来自谱成像系统的所生成的谱图像来训练对抗训练器以在所估计的谱图像与所生成的谱图像之间进行区别。

9.根据权利要求8所述的系统,其中,所述处理器被配置为利用非谱输入数据使用经训练的对抗训练器和差确定器来训练所述深度学习回归算法,其中,所述非谱输入数据包括由非谱成像系统生成的非谱图像和由谱成像系统生成的非谱图像。

10.根据权利要求9所述的系统,其中,所述处理器被配置为利用使用所述经训练的对抗训练器根据由所述非谱成像系统生成的所述非谱图像生成的所估计的谱图像并且利用基于所估计的谱图像与由所述谱成像系统生成的所述谱图像之间的误差根据从由所述谱成像系统生成的谱图像产生的所述非谱图像生成的所估计的谱图像来训练所述深度学习回归算法。

11.一种非谱成像系统,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射线辐射并且生成指示所述X射线辐射的信号;

重建器,其被配置为重建所述信号并且生成非谱图像数据;以及

处理器,其被配置为使用混合训练算法将深度学习回归算法训练为根据所述非谱图像数据来估计谱数据。

12.根据权利要求11所述的系统,其中,所述处理器被配置为利用根据来自非谱成像系

统的非谱图像的所估计的谱图像以及被用来生成所述非谱图像的采集和重建参数并且利用来自谱成像系统的所生成的谱图像以及被用来生成所述谱图像的采集和重建参数来训练对抗训练器,以在所估计的谱图像与所生成的谱图像之间进行区别。

13.根据权利要求12所述的系统,其中,所述处理器被配置为利用非谱输入数据使用经训练的对抗训练器和差确定器来训练所述深度学习回归算法,其中,所述非谱输入数据包括由非谱成像系统生成的非谱图像并且包括由谱成像系统生成的非谱图像。

14.根据权利要求13所述的系统,其中,所述处理器被配置为利用使用所述经训练的对抗训练器根据由所述非谱成像系统生成的所述非谱图像生成的所估计的谱图像并且利用基于所估计的谱图像与由所述谱成像系统生成的所述谱图像之间的误差根据从由所述谱成像系统生成的谱图像产生的所述非谱图像生成的所估计的谱图像来训练所述深度学习回归算法。

15.根据权利要求11至14中的任一项所述的系统,其中,所述处理器被配置为采用滑动窗口深度学习回归算法。

16.根据权利要求11至14中的任一项所述的系统,其中,所述处理器被配置为采用完全卷积回归网络深度学习回归算法。

17.根据权利要求11至16中的任一项所述的系统,其中,所述处理器被配置为首先估计谱基本分量并且然后根据所述谱基本分量来生成所述谱图像。

18.根据权利要求11至16中的任一项所述的系统,其中,所述处理器被配置为直接根据所述非谱图像数据来估计所述谱图像。

19.一种计算机可读存储介质,被编码有计算机可读指令,当被计算系统的处理器运行时,所述计算机可读指令使所述处理器:

利用辐射源来发射X射线辐射;

利用探测器阵列来探测所发射的X射线辐射并且生成指示所发射的X射线辐射的信号;

重建所述信号并且生成非谱图像数据;并且

使用经训练的深度学习回归算法来处理所述非谱图像数据以根据包括谱基本分量和谱图像的组来估计谱数据。

20.根据权利要求19所述的计算机可读存储介质,其中,运行所述计算机可读指令还使所述处理器:使用深度谱混合训练流程来训练所述深度学习回归算法。

利用非谱成像系统的谱成像

技术领域

[0001] 以下总体涉及成像,并且更具体涉及根据由非谱成像系统产生的非谱图像来估计谱图像,并且利用对计算机断层摄影(CT)的具体应用加以描述,但是也适合于其他非谱成像系统。

背景技术

[0002] 传统计算机断层摄影(CT)扫描器一般包括被安装在可旋转机架上对着探测器阵列的X射线管,所述探测器阵列包括一行或多行探测器像素。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和被设置在其中的物体或对象的多色辐射。探测器阵列探测穿过检查区域的辐射,并且生成指示检查区域和被设置在其中的物体或对象的投影数据。

[0003] 重建器处理投影数据,并且生成指示检查区域和被设置在其中的物体或对象的体积图像数据。体积图像数据能够被处理以生成包括物体或对象的被扫描部分的一幅或多幅图像。(一幅或多幅)得到的图像包括通常根据对应于相关放射密度的灰度值来表示的像素。这种信息反映被扫描对象和/或物体的衰减特性,并且一般示出诸如患者内的解剖结构、无生命物体内的物理结构等的结构。

[0004] 探测到的辐射还包括谱信息,因为由对象和/或物体对辐射的吸收取决于穿过其中的光子的能量。这种谱信息能够提供额外的信息,诸如指示对象和/或物体的组织和/或物质的元素或物质成分(例如,原子序数)的信息。然而,在这种扫描器的情况下,投影数据不反映谱特性,因为由探测器阵列输出的信号与在能量谱内积分的能量注量成比例。如本文中所使用的,这种配置的扫描器在本文中被称为非谱扫描器。

[0005] 被配置用于谱成像的计算机断层摄影扫描器(谱扫描器)利用该谱信息来提供指示元素或物质成分的另外的信息。一种方法包括使用多个X射线管,每个X射线管发射具有不同能量谱的X射线射束。另一方法包括快速kVp切换,其中跨管的电压在不同电压之间进行切换使得在多个能量下的测量结果被获取。另一方法包括具有探测更低能量X射线的最上层和探测更高能量X射线的最底层的多层间接转换探测器。另一方法使用在多个能量范围内将光子进行能量分箱的直接转换光子探测器。

[0006] 双能量扫描器是利用在两个光子能量下同时采集的两个衰减值来求解光电效应和康普顿散射基本分量的特定配置。因为两个基函数的任何两个线性独立加和跨越整个衰减系数空间,任何物质能够通过两种基本物质的线性组合来表示。基本物质分量能够用来产生例如非谱图像和/或谱图像,诸如针对能量带的图像、虚拟单色图像、对比剂定量图像、虚拟非对比图像、物质取消图像、有效原子序数图像、电子密度图像和/或其他谱图像。

[0007] 遗憾的是,这种系统的专门采集硬件(即多个X射线管、kVp切换硬件和电路、和/或谱探测器(间接转换多层或直接转换))能够是昂贵的,并且增加总体扫描器成本。此外,被配置用于谱成像的扫描器一般不能利用非谱扫描器的现有采集协议、重建设置和/或数据流和存储配置,并且因此,可能需要调整采集协议、重建设置和/或数据流和存储配置。因

此,图像质量可能退化(例如,时间分辨率可能被降低),产生非谱图像的能力可能丧失,和/或数据存储容量可能必须被显著增加。

发明内容

[0008] 本文中描述的方面解决了上面提及的问题和其他问题。

[0009] 在一个方面中,一种成像系统包括辐射源、探测器阵列和重建器,所述辐射源被配置为发射X射线辐射,所述探测器阵列被配置为探测X射线辐射并且生成指示所述X射线辐射的信号,所述重建器被配置为重建所述信号并且生成非谱图像数据。所述成像系统还包括处理器,所述处理器被配置为使用深度学习回归算法来处理所述非谱图像数据以根据包括谱基本分量和谱图像的组来估计谱数据。

[0010] 在一个方面中,一种成像系统包括辐射源、探测器阵列和重建器,所述辐射源被配置为发射X射线辐射,所述探测器阵列被配置为探测X射线辐射并且生成指示所述X射线辐射的信号,所述重建器被配置为重建所述信号并且生成非谱图像数据。所述成像系统还包括处理器,所述处理器被配置为使用混合训练算法将深度学习回归算法训练为根据所述非谱图像数据来估计谱数据。

[0011] 在另一方面中,一种计算机可读存储介质被编码有计算机可读指令,当被计算系统的计算机处理器运行时,所述计算机可读指令使所述计算机处理器:利用辐射源来发射X射线辐射,利用探测器阵列来探测所发射的X射线辐射并且生成指示所发射的X射线辐射的信号,重建所述信号并且生成非谱图像数据,并且使用深度学习回归算法来处理所述非谱图像数据以根据包括谱基本分量和谱图像的组来估计谱数据。

[0012] 在阅读并理解所附的描述后,本领域技术人员将意识到本申请的另外的其他方面。

附图说明

[0013] 本发明可以采取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。附图仅出于说明优选实施例的目的并且不应被解释为对本发明的限制。

[0014] 图1示意性地图示了包括谱结果模块的范例系统。

[0015] 图2示意性地图示了具有降噪器、谱基本估计器和谱图像估计器的谱结果模块的范例。

[0016] 图3示意性地图示了具有降噪器和谱图像估计器的谱结果模块的范例。

[0017] 图4示意性地图示了具有谱基本估计器和谱图像估计器的谱结果模块的范例。

[0018] 图5示意性地图示了具有谱图像估计器的谱结果模块的范例。

[0019] 图6示意性地图示了谱基本估计器和/或谱图像估计器的范例。

[0020] 图7示意性地图示了谱基本估计器和/或谱图像估计器的另一范例。

[0021] 图8示意性地图示了对抗训练器的训练。

[0022] 图9示意性地图示了针对对抗训练器的另外的训练。

[0023] 图10示意性地图示了利用包括经训练的对抗训练器和误差确定器的混合方法对谱基本估计器和/或谱图像估计器的训练。

[0024] 图11图示了根据本文中的实施例的范例方法。

[0025] 图12图示了根据本文中的实施例的另一范例方法。

具体实施方式

[0026] 图1示意性地图示了包括成像系统104(诸如非谱CT扫描器(即,未被配置用于谱成像的CT扫描器))的系统102。成像系统104包括大体固定机架106和旋转机架108,所述旋转机架由固定机架106可旋转地支撑并且围绕z轴绕检查区域110旋转。辐射源112(诸如X射线管)由旋转机架108可旋转地支撑,与旋转机架108一起旋转,并且发射穿过检查区域110的辐射。

[0027] 辐射敏感性探测器阵列114对着在辐射源112对面跨过检查区域110的角度弧。所图示的辐射敏感性探测器阵列114包括一行或多行层间接转换探测器元件(例如,闪烁器/光传感器)。阵列114探测穿过检查区域110的辐射,并且生成指示其的投影数据(线积分)。重建器116重建投影数据,生成指示检查区域110的非谱体积图像数据。对象支撑件120(诸如卧榻)在检查区域110中支撑物体或对象。

[0028] 操作者控制台118包括具有人类可读输出设备(诸如显示监视器121)和输入设备122(诸如键盘、鼠标等)的计算机。控制台118还包括处理器124(例如,中央处理单元(CPU)、微处理器等)和计算机可读存储介质126(其不包括瞬态介质)(诸如物理存储器、存储器设备和/或其他非瞬态存储介质)。处理器124被配置为运行控制指令128,该控制指令允许操作者控制操作(诸如选择采集、重建等)协议,设置采集、重建等参数,开始扫描,选择操作模式等。

[0029] 一个或多个处理器124还被配置为运行谱结果模块130和训练模块132的指令。谱结果模块130被配置为处理非谱体积图像数据以及采集和重建参数,并且估计谱数据(诸如基本分量(例如,光电效应和康普顿散射等)和/或谱图像(例如,虚拟单色、碘图等))。如在下面更详细地描述的,在一个实例中,估计谱数据包括采用利用训练模块132训练的深度学习回归算法。训练模块132在训练模式中被运行,并且谱结果模块130在操作模式中被操作。

[0030] 利用本文中描述的配置,非谱成像系统102重建非谱体积图像数据,并且根据非谱体积图像数据来估计谱数据。因此,非谱成像系统102不需要专门的采集硬件(例如,多个X射线管、kVp切换硬件和电路和/或谱探测器)来产生谱体积图像数据。这减轻了与这种专门的硬件相关联的总体系统成本的增加。此外,非谱成像系统102能够利用非谱扫描器的采集和/或重建协议和/或数据流和存储配置,相对于需要对其的调整的配置,这减轻了图像质量的退化和/或增加的数据存储容量。

[0031] 图2示意性地图示了谱结果模块130的范例。

[0032] 在该范例中,谱结果模块130接收非谱图像、采集协议参数和重建协议参数作为输入。采集协议参数的范例包括扫描类型、身体部分、mA(以毫安为单位的X射线管电流)、mAs(作为mA和以秒为单位的暴露时间的乘积的X射线强度)、kVp(X射线管峰值千伏电压)、旋转源108旋转时间、X射线射束准直、俯仰或对象支撑件120每转速度、和/或(一个或多个)其他采集协议参数。重建协议参数的范例包括重建滤波器、重建算法、切片厚度、切片增量、矩阵尺寸、视场和/或(一个或多个)其他重建协议参数。谱结果模块130输出谱数据(即谱基本分量和/或谱图像)。

[0033] 降噪器202使用噪声去除算法从输入的非谱图像去除噪声。在2010年10月29日提

交的并且题为“Enhanced Image Data/Dose Reduction”的专利申请US2012/0224760A1中描述了范例算法,该专利申请以引用方式被完全并入本文。在一个实例中,这改善了输入图像的信噪比(CNR)。额外地或备选地,这可以改善系统102的性能。谱基本估计器204处理降噪的非谱图像,并且基于输入的采集和重建协议参数来估计谱基本分量。在该范例中,谱基本估计器204估计光电效应和康普顿散射基本分量。

[0034] 谱图像估计器206处理所估计的基本分量,并且预测谱图像。在专利申请US20140133729A1中描述了范例算法。“Image processing for spectral C”,该专利申请以引用方式被完全并入本文。其他合适的算法包括Goshen等人的“An iodine-calcium separation analysis and virtually non-contrasted image generation obtained with single source dual energy MDCT”(In IEEE Nucl Sci Symp Conf Rec,(2008年十月),pp.3868-3870)、Heismann等人的“Density and atomic number measurements with spectral x-ray attenuation method”(Journal of applied physics 94.3(2003):2073-2079)、以及Joshi等人的“Effective atomic number accuracy for kidney stone characterization using spectral CT”(Proc SPIE.Vol.7622,2010)。

[0035] 图3示意性地图示了图2的谱结果模块130的变型,其中谱基本估计器204被省略。在该配置中,谱图像估计器206直接根据降噪的非谱图像来估计谱基本分量和/或谱图像。谱结果模块130输出谱数据(即谱基本分量和/或谱图像)。

[0036] 图4示意性地图示了图2的谱结果模块130的另一变型,其中降噪器202被省略。在该配置中,谱基本估计器204直接根据输入的非谱图像(即,未降噪)来估计基本分量,并且谱图像估计器206根据其来产生谱数据。谱结果模块130输出谱数据(即谱基本分量和/或谱图像)。

[0037] 图5示意性地图示了图2的谱结果模块130的另一变型,其中降噪器202和谱基本估计器204被省略。在该配置中,谱图像估计器206直接根据输入的非谱图像(即,未降噪)来估计谱基本分量和/或谱图像。谱结果模块130输出谱数据(即谱基本分量和/或谱图像)。

[0038] 图6和图7示意性地图示了深度学习算法的范例。在这些范例中,深度学习算法包括前馈人工神经网络(诸如卷积神经网络)和/或分析视觉影像的其他神经网络。在另一范例中,谱数据估计器204采用另一算法。

[0039] 最初参考图6,利用逐体素估计谱图像的滑动窗口算法。

[0040] 算法接收一块体素作为输入,其包括谱数据中的要被估计的位置(x,y,z)处的非谱图像的体素值和在该体素值周围的体素值的局部体积(例如,3x3x3,5x5x5,7x7x7等)。算法包括N(其中N是等于或大于一的整数)对卷积层/修正线性单元,包括具有卷积层604_1和修正线性单元606_1的第一对602_1、…、具有卷积层604_i和修正线性单元606_i的第i对602_i、…、以及具有卷积层604_N和修正线性单元606_N的第N对602_N。

[0041] 卷积层604_1、…、604_i、…、604_N(在本文中也被统称为卷积层604)中的每个包括将卷积操作应用于输入的卷积神经元。在一个实例中,这包括对跨输入体积的宽度和高度的一组核进行卷积,计算滤波器的条目与输入体积之间的点积。修正线性单元606_1、…、606_i、…、606_N(在本文中也被统称为修正线性单元606)中的每个将非线性激活函数应用于其输入,这增加总体网络的非线性性质。合适的函数的范例包括但不限于max(0,x)、tanh(x)和$(1+e^{-x})^{-1}$。

[0042] 算法还包括完全连接层608和M(其中M是等于或大于零的整数)对完全连接层/修正线性单元,包括具有完全连接层612_1和修正线性单元614_1的第一对610_1、…、以及具有完全连接层612_M和修正线性单元614_M的第M对612_M。在最后一对卷积层/修正线性单元(在所图示的范例中对602_1)之后的完全连接层(在所图示的范例中层612_M)接收该最后一对修正线性单元606_1的输出作为输入,其中采集和重建参数被添加到所述输出。

[0043] 完全连接层612_1、…、和612_M(在本文中也被统称为完全连接层612)中的每个组合由之前层跨图像学习的所有特征来识别模式。修正线性单元614_1、…、和614_M(在本文中也被统称为卷积层614)中的每个被配置为类似于修正线性单元606,并且将非线性激活函数应用于其输入。最终完全连接层(完全连接层608)组合所有学习特征来估计正被估计的谱基本分量和/或谱图像中的位置(x,y,z)处的谱体素值。

[0044] 转向图7,利用同时估计多组体素(包括整幅图像)的完全卷积回归网络算法。

[0045] 算法包括至少两个卷积层702(也被称为conv-1)、至少一个完全连接层704和至少一个修正线性单元706(也被称为relu)。卷积层、完全连接层和/或修正线性单元被配置为执行与结合图6的实施例描述的那些相同的功能,并且因此不在这里再次描述。算法还包括至少一个池化层(PL)708和至少一个上采样层(ups-1)710。

[0046] 至少一个池化层708例如使用非线性下采样算法对其输入进行下采样。在所图示的范例中,至少一个池化层708采用max池化函数,其将输入分割成一组非交叠矩形,并且针对每个这种子区域,输出最大值,减小输入的空间尺寸。其他合适的算法包括平均池化或L2范数池化。至少一个上采样层710对其输入进行上采样,例如回到输入的原始尺寸或其他预定尺寸。

[0047] 在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)、“Fully convolutional networks for semantic segmentation”(Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2015)和Ronneberger等人的“U-Net:Convolution Networks for Biomedical Image Segmentation”(Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention(MICCAI),Springer,LNCS,Vol.9351:234—241,2015)中进一步描述了滑动窗口和/或完全卷积回归网络的范例。

[0048] 图8、图9和图10图示了谱结果模块130的深度学习算法的范例训练。

[0049] 首先参考图8,对抗训练器802使用一组初始网络参数来进行训练。输入包括来自谱成像系统的所生成的谱图像以及它们是通过谱成像系统的所生成的谱图像的分类、和来自非谱成像系统的所估计的谱图像以及它们是根据由非谱成像系统生成的非谱图像的所估计的谱图像的分类。对抗训练器802被训练为在由谱成像系统生成的所生成的谱图像与根据由非谱成像系统生成的非谱图像估计的所估计的谱图像之间进行区别。在一个实例中,对抗训练器802被训练为完全卷积分类神经网络。

[0050] 接下来在图9处,对抗训练器802被进一步训练。输入包括来自谱成像系统的一组所生成的谱图像和根据由非谱成像系统生成的非谱图像估计的一组所估计的谱图像。为此,输入数据集的分类是已知的,并且对抗训练器802的已知的分类和分类结果被提供给对抗参数更新器902,该对抗参数更新器更新网络以改善对抗训练器802的分类结果。对抗训

练器802被训练直至满足停止准则。停止准则的范例包括正确分类百分比、持续时间、更新迭代的次数和/或其他停止准则。在Goodfellow等人的“Generative Adversarial Nets”(In:Advances in neural information processing systems,2672-2680,2014年6月10日)中讨论了对抗网络。

[0051] 接下来在图10处,谱结果模块130的深度学习算法使用经训练的对抗训练器802和一组初始网络参数来进行训练。输入包括来自非谱成像系统的一组非谱图像以及用来产生非谱图像的采集和重建参数、和通过组合谱图像产生的来自谱成像系统的一组非谱图像以及用来产生谱图像的采集和重建参数和谱图像。谱结果模块130使用其网络参数根据输入数据集来估计谱图像。

[0052] 对于来自非谱扫描器的非谱输入图像,所估计的谱图像被提供给经训练的对抗训练器802,其将所估计的谱图像分类为来自非谱图像的所估计的谱图像或来自谱成像系统的所生成的谱图像。一般来说,经训练的对抗训练器802在没有参考黄金真值谱图像数据集的情况下对输入进行分类。对于来自谱扫描器的非谱输入图像,所估计的谱图像和所生成的谱图像被提供给误差确定器1002,该误差确定器计算所估计的谱图像与所生成的谱图像之间的差或误差。在一个实例中,差或误差被计算为均方根误差(RMSE)。

[0053] 谱结果模块参数更新器1004接收来自经训练的对抗训练器802的分类结果和来自误差确定器1002的所确定的误差。谱结果模块参数更新器1004基于分类结果和误差来调整谱结果模块130的网络参数。在一个实例中,这包括优化包括至少两项的损失函数,一项用于误差而另一项用于分类。损失函数被优化为减小所估计的谱图像与所生成的谱图像之间的误差(例如,降低RMSE),并且由于所估计的图像是可从根据其进行区别的,随着所生成的谱图像而增加所估计的图像的分类的数量。

[0054] 在一个实例中,图8-10中描述的训练是深度回归神经网络混合训练,其包括1)地面真值数据集和2)没有地面真值谱图像的数据集两者,所述地面真值数据集包括根据通过组合由谱成像系统生成的所生成的谱图像产生的非谱图像估计的所估计的谱图像和所生成的谱图像,所述没有地面真值谱图像的数据集包括根据包括由非谱成像系统产生的非谱图像估计的所估计的谱图像。

[0055] 例如由于非谱成像系统与谱成像系统之间的图像重建流水线的变化,单独在地面真值数据集上训练深度回归神经网络以根据来自非谱成像系统的非谱图像来预测谱图像可以导致次优的预测的谱图像。本文中描述的方法通过在损失函数中还包括没有地面真值谱图像的数据集来减轻这种问题。

[0056] 图11图示了根据本文中的实施例的范例方法。

[0057] 在1102处,对抗训练器802利用所估计的谱图像和所生成的谱图像被训练为在所估计的谱图像与所生成的谱图像之间进行区别,如本文中描述的和/或以另外的方式。

[0058] 在1104处,谱结果模块130的深度学习算法使用经训练的对抗训练器802和误差确定器1002被训练为根据非谱图像来估计谱图像,如本文中描述的和/或以另外的方式。

[0059] 在1106处,非谱图像利用非谱成像系统102来生成,如本文中描述的和/或以另外的方式。

[0060] 在1108处,经训练的谱结果模块130根据非谱图像来估计谱数据(基本分量和/或图像),如本文中描述的和/或以另外的方式。

[0061] 图12图示了根据本文中的实施例的范例方法。

[0062] 在1202处,对抗训练器802利用所估计的谱图像和所生成的谱图像被训练为在所估计的谱图像与所生成的谱图像之间进行区别,如本文中描述的和/或以另外的方式。

[0063] 在1204处,谱结果模块130的深度学习算法使用经训练的对抗训练器802和误差确定器1002被训练为根据非谱图像来估计谱图像,如本文中描述的和/或以另外的方式。

[0064] 在1206处,非谱图像利用非谱成像系统102来生成,如本文中描述的和/或以另外的方式。

[0065] 在1208处,经训练的谱结果模块130根据非谱图像来估计谱基本分量,如本文中描述的和/或以另外的方式。

[0066] 在1210处,经训练的谱结果模块130根据谱基本分量来生成谱图像,如本文中描述的和/或以另外的方式。

[0067] 以上可以以计算机可读指令的方式实施,所述计算机可读指令被编码或嵌入在计算机可读存储介质上,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(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信号、载波或不是计算机可读存储介质的其他瞬态介质携带。

[0068] 尽管已经在附图和前述描述中详细说明并描述了本发明,但是这样的说明和描述应被视为是说明性的或示范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、说明书和随附权利要求书,本领域技术人员在实践所请求保护的本发明时能够理解并实现所公开的实施例的其他变型。

[0069] 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。尽管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。

[0070] 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作为其他硬件的部分供应的光学存储介质或固态介质,但是也可以被以其他形式分布,例如经由互联网或其他有线或无线的电信系统。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。

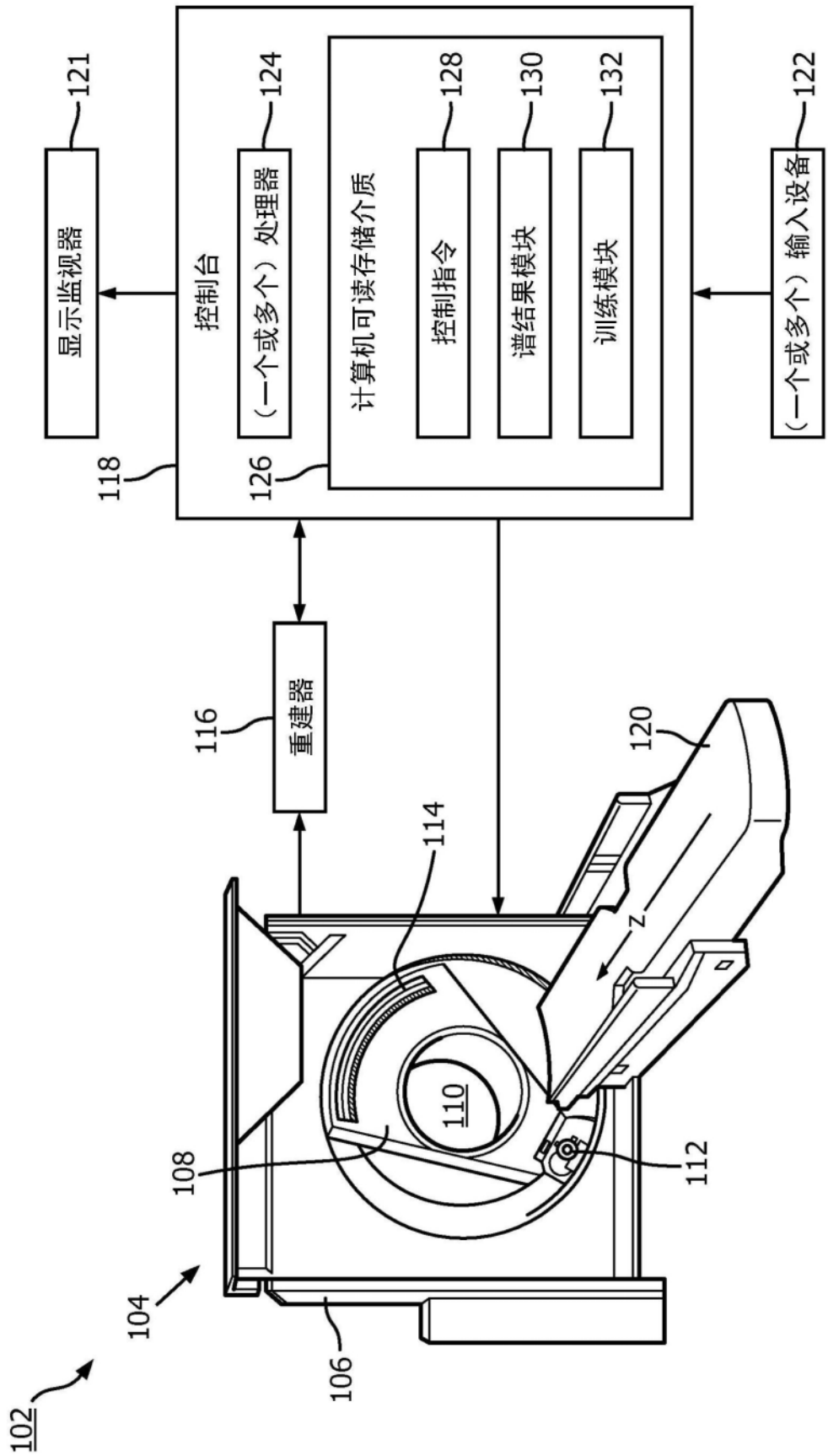

显示监视器
121
控制台
118
（一个或多个）处理器
124
计算机可读存储介质
126
控制指令
128
谱结果模块
130
训练模块
132
（一个或多个）输入设备
122
重建器
116
120
114
z
110
108
112
104
106
102

图1

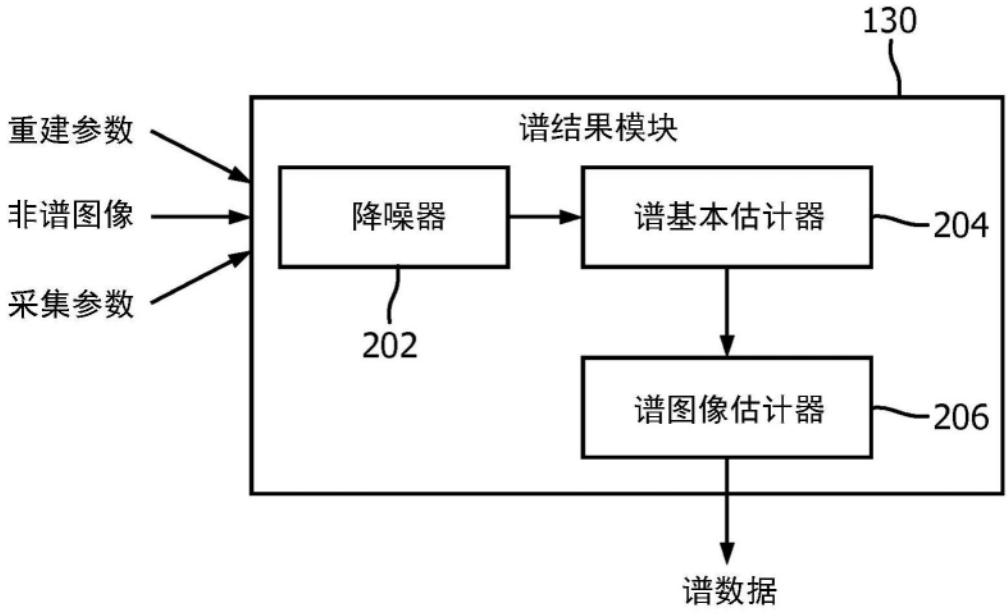

130
谱结果模块
重建参数
非谱图像
采集参数
降噪器
谱基本估计器
204
202
谱图像估计器
206
谱数据

图2

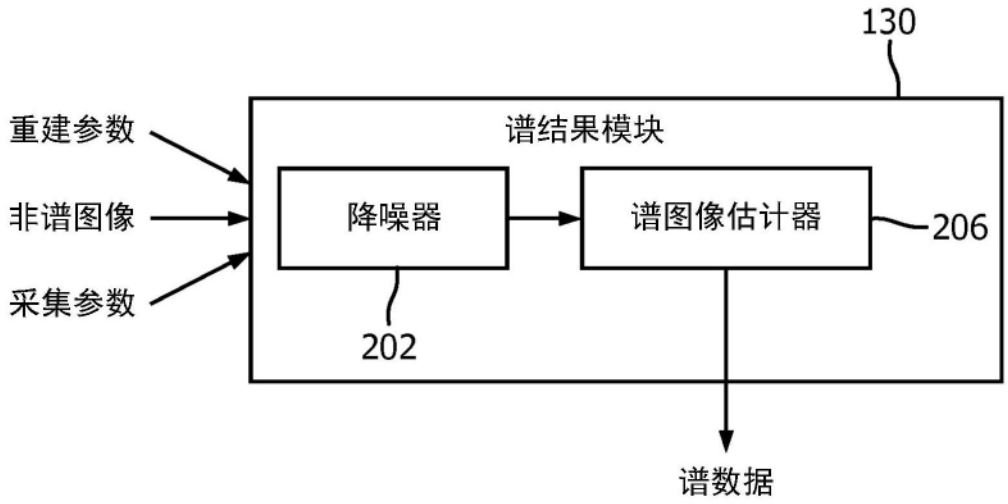

130
谱结果模块
重建参数
非谱图像
采集参数
降噪器
谱图像估计器
206
202
谱数据

图3

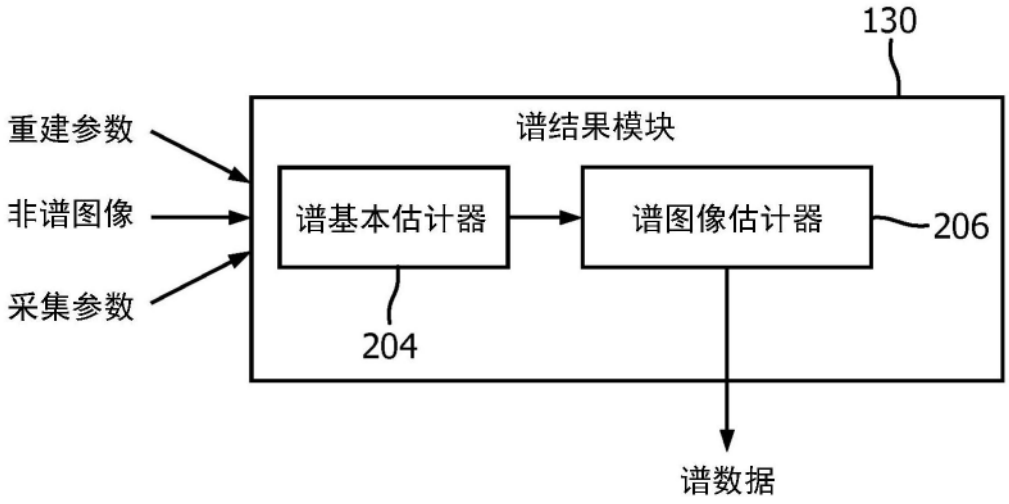

130
谱结果模块
重建参数
非谱图像
采集参数
谱基本估计器
谱图像估计器
206
204
谱数据

图4

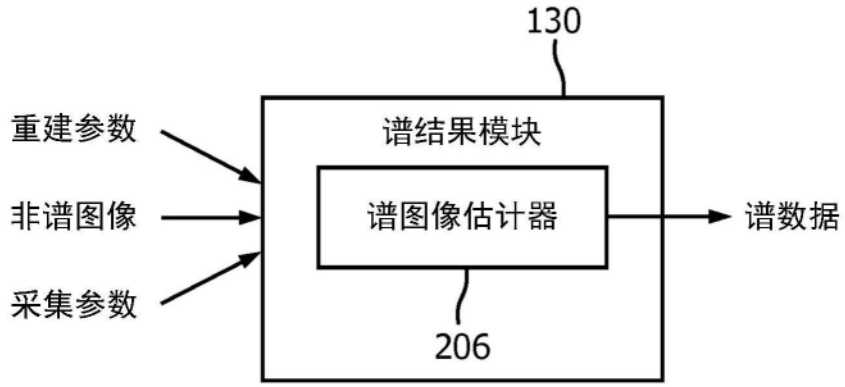

130
谱结果模块
重建参数
非谱图像
采集参数
谱图像估计器
谱数据
206

图5

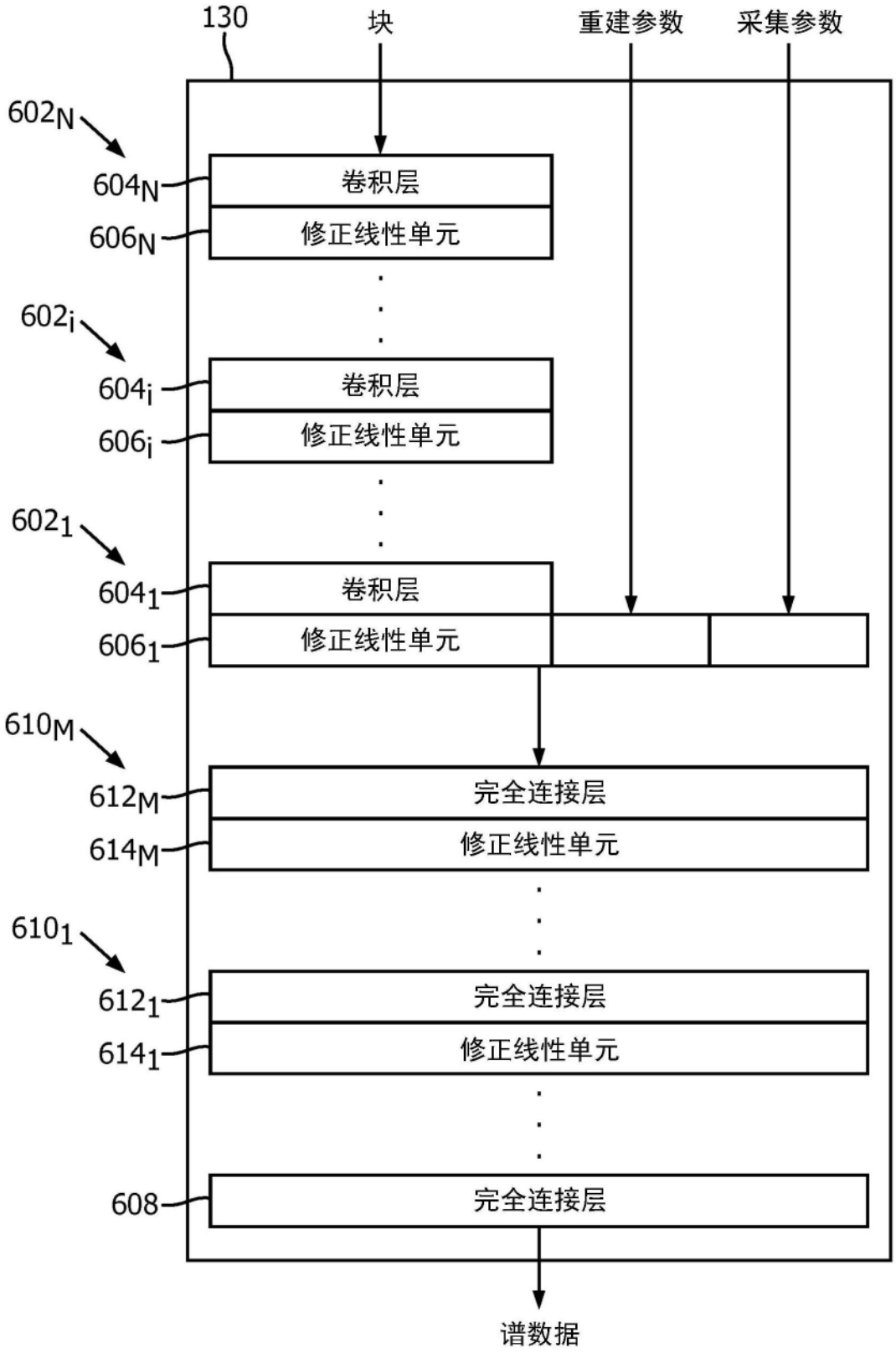

130
块
重建参数
采集参数
602N
604N
卷积层
606N
修正线性单元
602i
604i
卷积层
606i
修正线性单元
6021
6041
卷积层
6061
修正线性单元
610M
612M
完全连接层
614M
修正线性单元
6101
6121
完全连接层
6141
修正线性单元
608
完全连接层
谱数据

图6

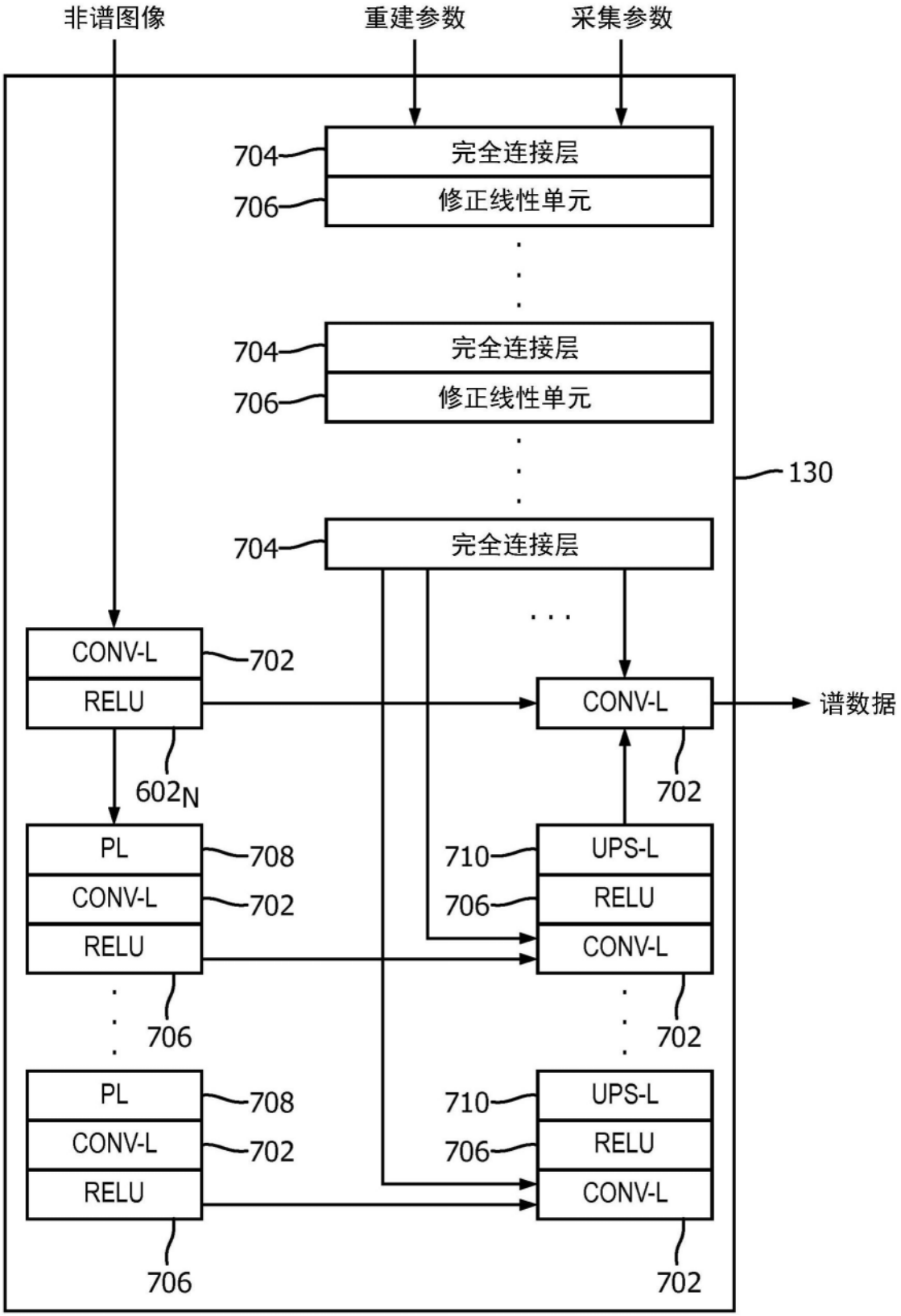

非谱图像
重建参数
采集参数
704
完全连接层
706
修正线性单元
704
完全连接层
706
修正线性单元
130
704
完全连接层
CONV-L
RELU
702
CONV-L
谱数据
602N
702
PL
708
CONV-L
702
RELU
710
UPS-L
706
RELU
CONV-L
706
702
PL
708
CONV-L
702
RELU
710
UPS-L
706
RELU
CONV-L
706
702

图7

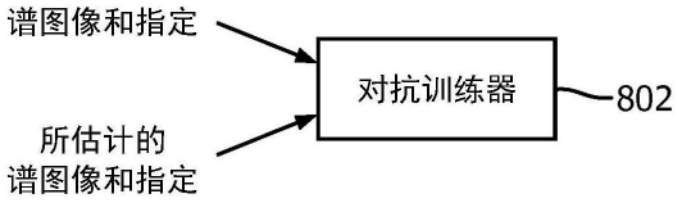

谱图像和指定
所估计的
谱图像和指定
对抗训练器
802

图8

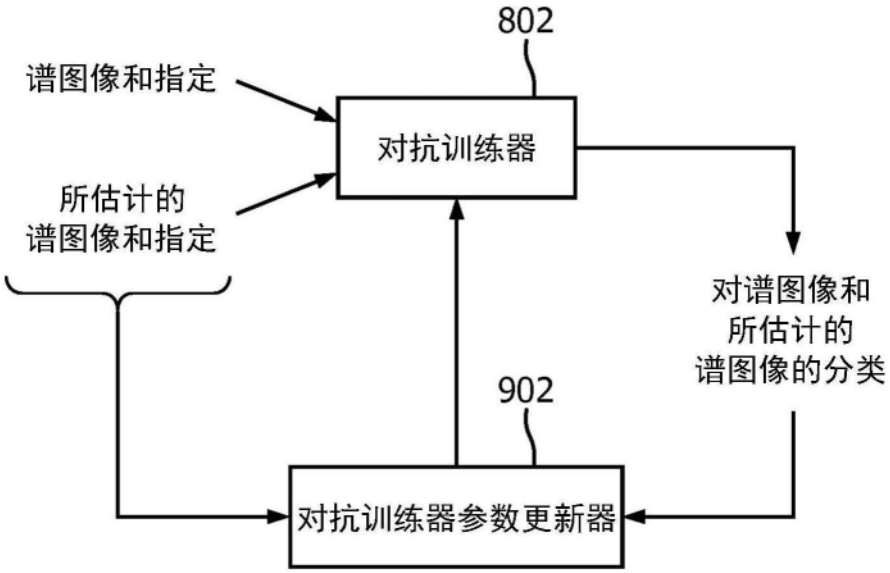

802
谱图像和指定
所估计的
谱图像和指定
对抗训练器
对谱图像和
所估计的
谱图像的分类
902
对抗训练器参数更新器

图9

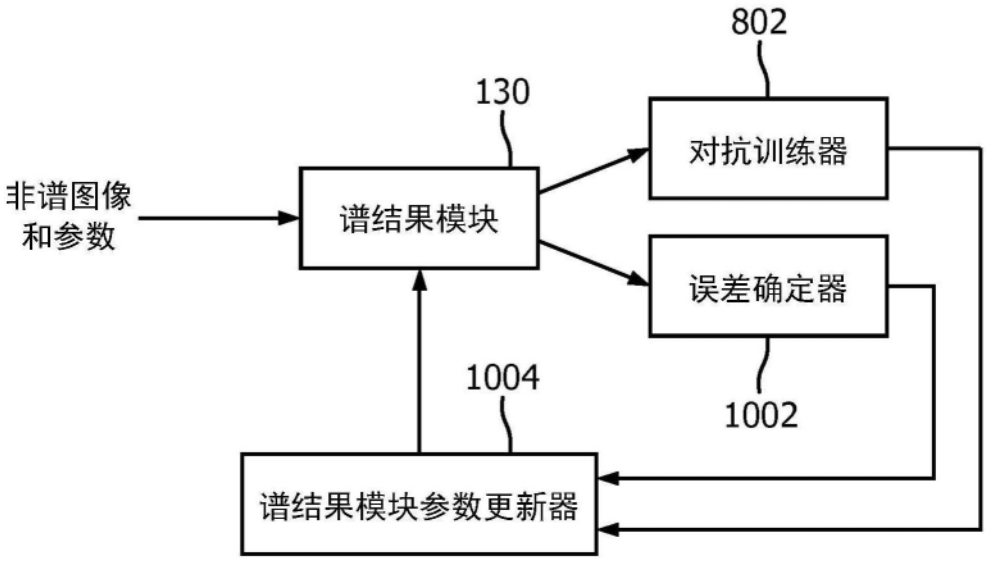

802
130
非谱图像
和参数
谱结果模块
对抗训练器
误差确定器
1004
1002
谱结果模块参数更新器

图10

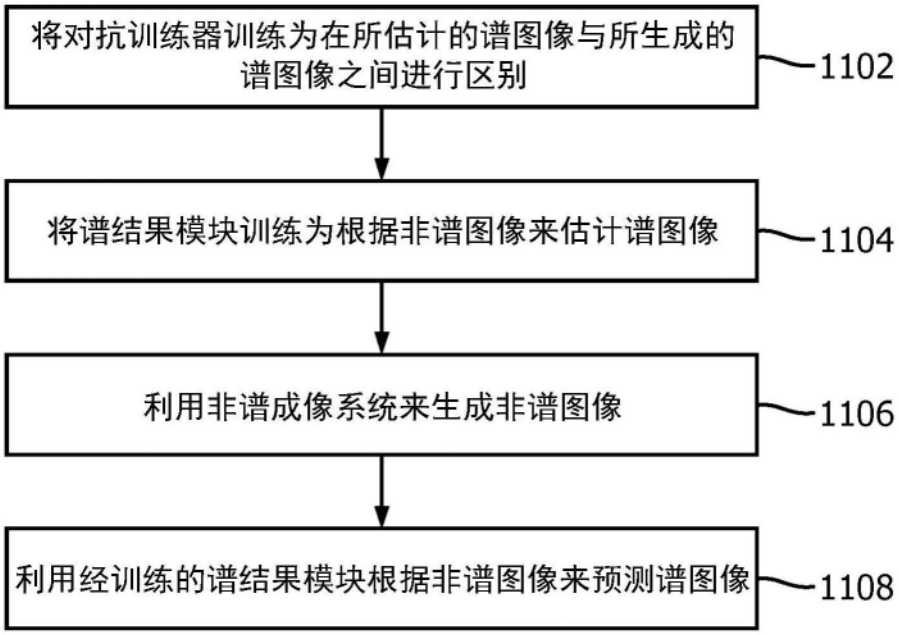

将对抗训练器训练为在所估计的谱图像与所生成的谱图像之间进行区别
1102
将谱结果模块训练为根据非谱图像来估计谱图像
1104
利用非谱成像系统来生成非谱图像
1106
利用经训练的谱结果模块根据非谱图像来预测谱图像
1108

图11

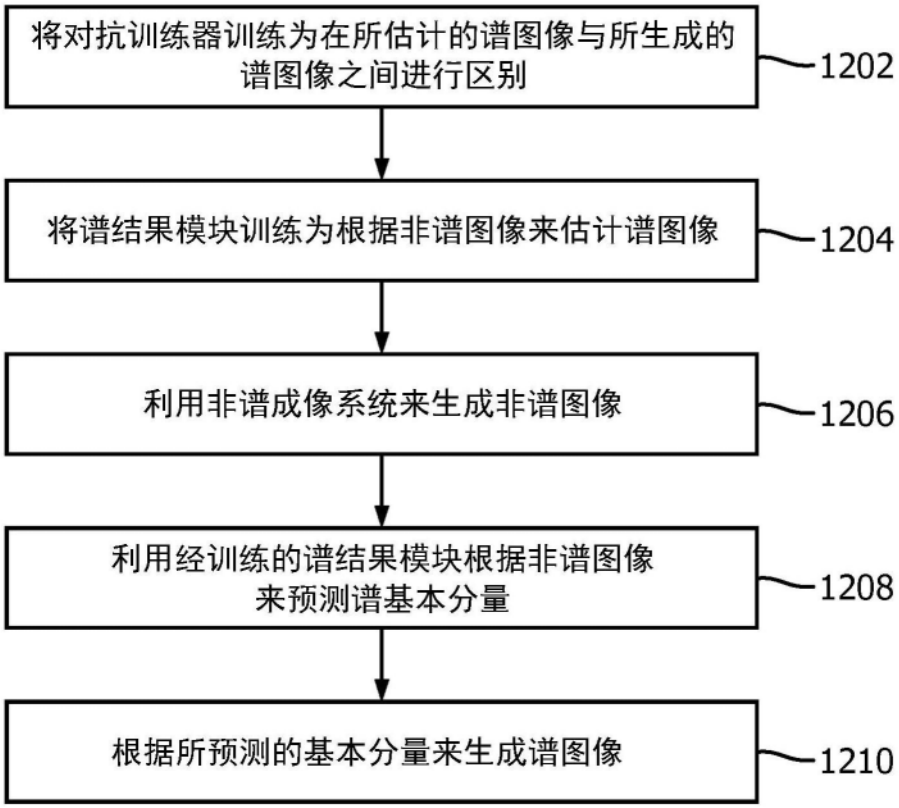

将对抗训练器训练为在所估计的谱图像与所生成的谱图像之间进行区别
1202
将谱结果模块训练为根据非谱图像来估计谱图像
1204
利用非谱成像系统来生成非谱图像
1206
利用经训练的谱结果模块根据非谱图像来预测谱基本分量
1208
根据所预测的基本分量来生成谱图像
1210

图12