



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116210028 A

(43) 申请公布日 2023. 06. 02

(21) 申请号 202180060676.8

(22) 申请日 2021.07.05

(30) 优先权数据

20185827.1 2020.07.14 EP

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

2023.01.13

(86) PCT国际申请的申请数据

PCT/EP2021/068450 2021.07.05

(87) PCT国际申请的公布数据

W02022/012984 EN 2022.01.20

(71) 申请人 皇家飞利浦有限公司

地址 荷兰艾恩德霍芬

(72) 发明人 T·克勒 B·J·布伦德尔

C·维尔克

(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 李光颖

(51) Int.Cl.

G06T 11/00 (2006.01)

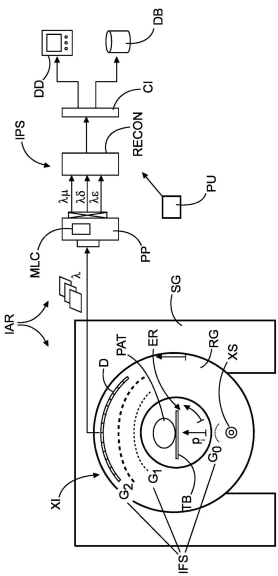
权利要求书2页 说明书15页 附图6页

(54) 发明名称

用于滑动窗口相位检索的深度学习

(57) 摘要

一种用于支持断层摄影成像的图像处理系统 (IPS) 和相关方法。所述系统包括输入接口 (IN), 所述输入接口用于针对给定投影方向 (p_i) 接收由被配置用于暗场和/或相衬成像的断层摄影X射线成像装置采集的不同相位步长的多幅输入投影图像。机器学习部件 (MLC) 将所述多幅输入投影图像处理成输出投影影像, 所述输出投影影像包括针对所述给定投影方向的暗场投影图像和/或相衬投影图像。



1. 一种用于支持断层摄影成像的图像处理系统 (IPS), 包括:

输入接口 (IN), 其用于针对多个投影方向中的给定投影方向 (p_i) 接收由被配置用于暗场和/或相衬成像的断层摄影X射线成像装置采集的不同相位步长的多幅输入投影图像; 以及

经训练的机器学习部件 (MLC), 其用于将所述多幅输入投影图像处理成输出投影影像, 所述输出投影影像包括针对所述给定投影方向的暗场投影图像和/或相衬投影图像。

2. 根据权利要求1所述的系统, 其中, 所述不同相位步长的所述输入投影图像是由所述断层摄影X射线成像装置在与所述给定投影方向相关联的相应的不同投影方向上采集的。

3. 根据权利要求1或2所述的系统, 包括重建器 (RECON), 所述重建器用于将投影域中的针对多个这样的给定参考投影方向的所述输出投影影像重建成图像域中的重建的暗场和/或相衬影像。

4. 根据前述权利要求中的任一项所述的系统, 其中, 所述机器学习部件 (MLC) 具有神经网络结构 (M)。

5. 根据权利要求4所述的系统, 其中, 所述神经网络结构 (M) 至少部分包括卷积神经网络结构。

6. 根据权利要求4或5所述的系统, 其中, 所述网络 (M) 包括至少一个层 (IL, L_1-L_m), 所述层能基于至少一个2D卷积滤波器进行操作。

7. 根据前述权利要求4-6中的任一项所述的系统, 其中, 所述网络 (M) 包括隐藏层的序列, 每个隐藏层能基于相应的一个或多个卷积滤波器进行操作。

8. 根据权利要求7所述的系统, 其中, 所述层的序列的输出由组合器层 (OL) 组合成所述输出投影影像。

9. 一种训练数据生成系统 (TDG), 被配置为:

接收具有已知内部结构的样本主体 (SB) 的投影图像的第一集合 (λ), 所述投影图像的第一集合是由被配置用于相衬和/或暗场成像的断层摄影成像系统从不同投影方向采集的;

基于所述结构的知识对能根据所述第一投影图像重建的影像进行图像处理以减少伪影,

正向投影经图像处理的影像以获得投影图像的第二集合 (λ'), 所述第一集合和所述第二集形成训练数据。

10. 一种用于支持断层摄影成像的计算机实施的图像处理方法, 包括:

针对多个投影方向中的给定投影方向, 接收 (S410) 由被配置用于暗场和/或相衬成像的断层摄影X射线成像装置采集的不同相位步长的多幅输入投影图像; 并且

由经训练的机器学习部件 (MLC) 将所述多幅输入投影图像处理 (S420) 成输出投影影像, 所述输出投影影像包括针对所述平均投影方向的暗场投影图像和/或相衬投影图像。

11. 根据权利要求10所述的方法, 其中, 所述不同相位步长的所述输入投影图像是由所述断层摄影X射线成像装置在与所述给定投影方向相关联的相应的不同投影方向上采集的。

12. 根据权利要求10或11所述的方法, 包括: 将投影域中的针对多个这样的给定投影方向的所述输出投影影像重建 (S430) 成图像域中的重建的暗场和/或相衬影像。

13. 一种生成训练数据的计算机实施的方法,包括:

接收 (S610) 具有已知内部结构的样本主体的投影图像的第一集合,所述投影图像的第一集合是由被配置用于相衬和/或暗场成像的断层摄影成像系统从不同投影方向采集的;

基于所述结构的知识对能根据所述第一投影图像重建的影像进行图像处理 (S620) 以减少伪影;并且

正向投影经图像处理的影像 (S630) 以获得投影图像的第二集合,所述第一集合和所述第二集合形成训练数据。

14. 一种计算机程序单元,其在由至少一个处理单元 (PU) 运行时适于使所述处理单元 (PU、TS、TDG) 执行根据权利要求10-13所述的方法。

15. 一种计算机可读介质,其上存储有根据权利要求14所述的程序单元。

用于滑动窗口相位检索的深度学习

技术领域

[0001] 一种用于支持断层摄影成像的图像处理系统、一种训练数据生成系统、一种用于支持断层摄影成像的计算机实施的方法、一种生成训练数据的计算机实施的方法、一种计算机程序单元以及一种计算机可读介质。

背景技术

[0002] 暗场(“DF”)计算机断层摄影(CT)(简称“DF-CT”)是一种成像模态,其中,除了常规的衰减图像以外,还获得了两幅其他图像,即,相衬(“PC”)图像(其与被成像目标的折射率的实部相关)和暗场图像(其与该目标内的超小角度散射的强度相关)。

[0003] 在几项临床前研究中已经证明,暗场信号包含有价值的诊断信息,尤其是关于肺部的诊断信息。

[0004] 一些类型的DF-CT扫描器包括被放置在X射线束路径中的光栅干涉仪,以实现DF成像能力。

[0005] 然而,已经观察到在重建的DF影像中出现伪影。虽然例如在申请人的WO 2016/207423 A1中描述的现有技术已经成功地减少了伪影,但是仍然存在一些伪影。

发明内容

[0006] 因此,特别地,可能需要改进CT-DF成像。

[0007] 本发明的目的通过独立权利要求的主题得以解决,其中,在从属权利要求中包含了进一步的实施例。应当注意,本发明的以下描述的方面等同地适用于训练数据生成系统、用于支持断层摄影成像的计算机实施的方法、生成训练数据的计算机实施的方法、计算机程序单元以及计算机可读介质。

[0008] 根据本发明的第一方面,提供了一种用于支持断层摄影成像(特别是DF或PC断层摄影成像)的图像处理系统,包括:

[0009] 输入接口,其用于针对/按照给定投影方向接收由被配置用于暗场和/或相衬成像的断层摄影X射线成像装置采集的不同相位步长的多幅输入投影图像;以及

[0010] 经训练的机器学习部件,其用于将所述多幅输入投影图像处理成输出投影影像,所述输出投影影像包括针对所述给定投影方向的暗场投影图像和/或相衬投影图像。给定投影方向可以是断层摄影X射线成像装置的多个投影方向之一。该系统可以在每个投影方向上进行投影,从而由经训练的机器学习部件产生针对不同的投影方向的相应的不同输出投影影像。

[0011] 所提出的系统允许进一步减少重建的DF和/或PC影像中的图像伪影。伪影似乎至少部分是由波动的参考数据引起的。参考数据特别包括参考可见度和参考相位。参考可见度和参考相位是干涉仪的属性。在重建算法中需要参考数据来产生被成像目标的截面图像。参考数据变化的方式似乎很难进行分析建模。不仅在图像采集期间扫描器的X射线源的旋转,而且诸如温度、湿度等环境因素似乎都会引起一些观察到的参考数据的变化。这些变

化导致重建的影响中的伪影。利用所提出的机器学习方法,能够更好地考虑这些变化,从而使得减少或消除这些伪影。

[0012] 更具体地,所提出的图像处理器充当预处理器以预处理所采集的(投影)原始数据,从而获得新的投影影像,该新的投影影像然后可以代替所采集的投影原始数据用于重建。在预处理中获得的新的投影图像似乎更好地捕获了三种对比度机制(即,衰减、相位对比度和超小角度散射)并使它们彼此分开,并且所述分开有助于消除由参考数据的变化引起的重建伪影。优选地,针对任何给定投影方向,产生了三幅输出投影图像,针对三种对比度机制中的每种对比度机制有一幅输出投影图像。

[0013] 在实施例中,所述不同相位步长的所述输入投影图像是由所述断层摄影X射线成像装置在与所述给定投影方向相关联的相应的不同投影方向上采集的。

[0014] 虽然由机器学习部件计算的输出投影影像本身对于教学目的或分析可以是有用的,但是在实施例中,所述系统包括重建器,所述重建器被配置为实施重建算法以将投影域中的针对多个这样的给定参考投影方向的所述输出投影影像重建成图像域中的重建的暗场和/或相衬影像。

[0015] 在实施例中,所述机器学习部件具有神经网络结构。

[0016] 在实施例中,所述神经网络结构至少部分包括卷积神经网络结构。

[0017] 在实施例中,所述网络包括至少一个层,所述至少一个层能基于至少一个2D卷积滤波器进行操作。

[0018] 在实施例中,所述网络包括隐藏层的序列,每个隐藏层能基于相应的一个或多个卷积滤波器进行操作。

[0019] 在实施例中,所述序列的(一个或多个)输出由组合器层组合成所述输出投影影像。

[0020] 在另一方面,提供了一种图像布置装置,包括上述实施例中的任一实施例的系统以及用于采集输入投影数据的断层摄影成像装置。

[0021] 在另一方面,提供了一种用于基于训练数据来训练如在上述实施例的任一实施例中所使用的机器学习部件的训练系统。

[0022] 在另一方面,提供了一种训练数据生成系统,被配置为:

[0023] 接收具有已知内部结构的样本主体的投影图像的第一集合,所述投影图像的第一集合是由被配置用于相衬和/或暗场成像的断层摄影成像系统从不同投影方向采集的;

[0024] 基于所述结构的知识对能根据所述第一投影图像重建的影像进行图像处理以减少伪影,

[0025] 正向投影经图像处理的影像以获得投影图像的第二集合,所述第一集合和所述第二集合形成训练数据。

[0026] 在另一方面,提供了一种用于支持断层摄影成像(特别是DF或PC断层摄影成像)的计算机实施的图像处理方法,包括:

[0027] 针对给定投影方向,接收由被配置用于暗场和/或相衬成像的断层摄影X射线成像装置采集的不同相位步长的多幅输入投影图像;并且

[0028] 由经训练的机器学习部件将所述多幅输入投影图像处理成输出投影影像,所述输出投影影像包括针对所述平均投影方向的暗场投影图像和/或相衬投影图像。

[0029] 在实施例中,所述不同相位步长的所述输入投影图像是由所述断层摄影X射线成像装置在与所述给定投影方向相关联的相应的不同投影方向上采集的。

[0030] 在实施例中,所述方法包括将投影域中的针对多个这样的给定投影方向的所述输出投影影像重建成图像域中的重建的暗场和/或相衬影像。

[0031] 在另一方面,提供了一种用于基于训练数据来训练所述机器学习部件以用于相衬和/或暗场断层摄影成像的计算机实施的训练方法。

[0032] 在另一方面,提供了一种生成训练数据的计算机实施的方法,包括:

[0033] 接收具有已知内部结构的样本主体的投影图像的第一集合,所述投影图像的第一集合是由被配置用于相衬和/或暗场成像的断层摄影成像系统从不同投影方向采集的;

[0034] 基于所述结构的知识对能根据所述第一投影图像重建的影像进行图像处理以减少伪影;并且

[0035] 正向投影经图像处理的影像以获得投影图像的第二集合,所述第一集合和所述第二集合形成训练数据。

[0036] 在另一方面,提供了一种计算机程序单元,其在由至少一个处理单元运行时适于使所述处理单元执行根据上述实施例中的任一实施例的方法。

[0037] 在另一方面,提供了一种其上存储有程序单元的计算机可读介质。

[0038] 定义

[0039] “用户”涉及操作成像装置或监督成像流程的人,例如,医学人员或其他人。换句话说,用户通常不是患者。

[0040] “目标”在本文中以一般意义使用,包括有生命的“目标”(例如,人类患者或动物或其解剖部分),但也包括无生命的目标(例如,安全检查中的行李物品或无损检测中的产品)。然而,在本文中主要参考医学领域来讨论所提出的系统,因此我们的“目标”涉及“患者”和感兴趣区域ROI(其是患者的特定的解剖结构或解剖结构组)。

[0041] “相位检索(算法)”意指基于信号模型的任何算法,或者根据测得的原始数据(即,强度)结合暗场信号来计算相位信号的任何算法。由于相移与小角度散射产生的暗场信号之间的相互作用,在相位检索算法中,通常联合计算暗场信号和相位信号这两者。虽然“相位检索”是一个已确立的名称,但是它在本文中也可以被称为“暗场信号检索”。相位检索操作可以通过成像促进结构(例如,光栅、结构化掩模、编码孔板、晶体等)或具有周期性或非周期性子结构的至少部分辐射阻挡结构(其与成像X射线束相互作用以实现不同的测量,从而施加更多的约束)来促进。这有助于解决相位检索中固有的模糊性或不适应性的问题。

[0042] 一般而言,“机器学习部件”是实施被配置为执行任务的机器学习(“ML”)算法的计算机化布置装置。在ML算法中,任务表现随着训练经验的增加而显著提高。训练经历可以包括将该布置装置暴露给更多(新的和适当变化的)训练数据。当向系统馈送测试数据时,可以通过客观测试来测量任务表现。可以在针对给定测试数据要达到某个错误率的方面来定义任务表现。例如,参见T.M.Mitchell的“Machine Learning”(第2页,第1.1节,McGraw-Hill,1997年)。

[0043] “2D”、“3D”等分别是二维和三维的简写。

附图说明

[0044] 现在将参考以下附图来描述本发明的示例性实施例,除非另有说明,否则这些附图不是按比例绘制的,其中:

[0045] 图1示出了被配置用于相衬和/或暗场成像的断层摄影X射线系统;

[0046] 图2A示出了由配置用于暗场和/或相衬成像的断层摄影X射线成像系统获得的投影图像;

[0047] 图2B示出了针对具有不同投影方向 and 对应投影图像的扫描路径的示意性侧视图;

[0048] 图3示出了人工神经网络模型的架构;

[0049] 图4示出了用于支持断层摄影暗场和/或相衬成像的方法的流程图;

[0050] 图5A示出了用于生成用于训练机器学习模型的训练数据的系统;

[0051] 图5B示出了用于基于训练数据来训练机器学习模型的训练系统;

[0052] 图6A示出了用于生成用于训练机器学习模型的训练数据的方法;并且

[0053] 图6B示出了用于训练机器学习模型的方法的流程图。

具体实施方式

[0054] 参考图1,示出了本文在实施例中设想的成像布置装置IA。

[0055] 成像布置装置IA包括被配置为采集诸如人类患者或动物的对象PAT的投影原始数据的X射线成像装置XI。

[0056] 由成像装置XI采集的投影原始数据可以由计算机化图像处理系统IPS处理,以产生对象PAT的截面图像。更详细地,图像处理系统包括重建器RECON和投影图像预处理器PP(在本文中被称作“预处理器”)。所采集的投影原始数据由预处理器PP预处理以产生经预处理的投影图像。重建器RECON将经预处理的投影图像处理成截面图像,如下面将更全面地探索的。

[0057] 截面图像可以通过通信接口CL被传递以被存储在存储器DB中,诸如被存储在数据库系统中,和/或可以由显示设备DD上的可视化器(未示出)可视化,或可以以其他方式被处理。

[0058] 本文设想的成像装置XI(“成像器”)特别是基于X射线的断层摄影类型。在这种类型的成像(也被称为旋转成像)中,通过将患者暴露于X射线射束来采集患者PAT的ROI或整个患者的投影原始数据 λ 。投影原始数据然后可以被预处理,如下面将更全面地解释的,并且然后由重建器RECON重建成轴向横截面-所述截面图像或“切片”。轴向横截面图像可以揭示关于ROI的内部结构的信息,以允许临床医生根据要实现的临床目标或目的进行检查和诊断。本文中特别设想的是基于X射线的成像器,诸如计算机断层摄影(CT)扫描器或C形臂/U形臂成像器,其可移动或固定地安装在手术室中等。成像装置被配置用于断层摄影暗场(“DF”)CT成像(DF-CT)和/或断层摄影相位对比(“PC”) -CT成像(PCI-CT)。成像器XI的DF和/或PC成像能力由被布置在X射线射束中的成像促进器结构IFS促进。预处理器PP帮助减少重建的截面DF和/或PC图像中的伪影。预处理器PP的操作将在下面进一步更详细地探索。

[0059] 成像器XI包括X射线源XS和X射线敏感检测器D。检测器包括多个X射线敏感(检测器)像素。成像器XI可以被配置用于能量积分成像或用于谱成像(也被称为能量辨别成像)。因此,检测器D可以是能量积分型的,或是能量区分型的,例如光子计数检测器。

[0060] 在图像采集期间,患者PAT位于源XS与检测器D之间的检查区域ER中。在实施例中,源X射线在围绕成像轴线的旋转平面中的成像轨道或扫描路径中移动。还设想螺旋扫描路径。可以通过使成像器XI包括固定机架FG和旋转机架MG来实现旋转。旋转机架MG由固定机架FG可旋转地支撑。旋转机架MG围绕检查区域ER和其中的对象PAT的至少一部分并且围绕成像轴线旋转。诸如X射线管的辐射源XS由旋转机架MG支撑并且与旋转机架MG一起围绕检查区域ER旋转。成像轴线穿过ROI。优选地,患者的纵向轴线与成像轴线对准,但是也可以使用其他布置和几何形状。设想的。例如,在一些实施例中,患者站立,其中x射线源围绕患者(现在直立)的纵向轴线旋转。

[0061] 在旋转期间,源XS发出X射线射束,并且辐照ROI。在旋转期间,在检测器D处不同投影方向 p_i 采集投影原始数据。X射线射束沿着不同的方向穿过患者PAT,特别是穿过ROI。X射线射束与感兴趣区域中的物质相互作用。该相互作用引起射束被修改。修正的辐射在患者的远端出射,并且然后撞击在X射线敏感检测器D上。检测器中的电路将撞击的修正辐射转换成电信号。电信号然后可以放大或以其他方式调节,并且然后数字化以获得(数字)投影原始数据 λ 。投影原始数据 λ 然后可以由预处理器PP预处理,并且然后由重建器RECON重建为轴向截面DF或PC图像。

[0062] 重建器RECON是计算机实施的模块,其运行重建算法,诸如FBP(滤波反投影)、基于傅里叶域的重建算法、代数(ART)重建算法或迭代重建算法。重建算法适于所使用的成像几何结构。在实施例中,使用锥形束重建算法。在实施例中,重建算法适于螺旋扫描路径。重建算法适于DF-CT和/或PCI-CT成像,如下面将更详细地探索的。

[0063] 重建器RECON模块可以被布置在硬件或软件或两者中。重建器RECON将在检测器D的投影域中采集的投影原始数据 λ 变换为图像域中的轴向截面图像。图像域包括在成像期间患者所在的检查区域中的空间部分。相比之下,投影域位于X射线检测器D的X射线辐射敏感表面或层中。在图像域中,重建图像可以在平行于轨道的(一个或多个)旋转平面并垂直于成像轴线的横截面平面中定义。可以采集不同横截面平面中的不同轴向图像,其一起形成3D图像体积,即,ROI的3D图像表示。可以通过在成像期间推进患者PAT所在的支撑台TB(诸如在螺旋扫描路径中)来采集3D体积。替代地或另外地,它是平移的静止机架FG。患者PAT相对于源XS沿着成像轴线的相对平移运动以及源XS围绕所述成像轴线的旋转以一定节距产生螺旋扫描路径。俯仰可以是固定的或是用户可调整的。在非螺旋扫描中,扫描路径通常对向至少或基本上等于 180° (加上扇形角)的弧。

[0064] 在扫描中采集的投影原始数据 λ 包括多个不同的投影原始图像或“帧”,如图2A所示。特别地,并且如图2B中示意性地示出的,源XS在扫描路径上的每个位置 p_i 对应于与该位置并且因此投影方向 p_i 相关联的相关联的投影帧 λ_i 。

[0065] 通常,当X辐射与材料相互作用时,它经历衰减和折射两者。折射导致相位变化。另一方面,衰减可以分解成源自光电吸收的衰减和来自散射的衰减。散射贡献继而可以分解为康普顿散射和瑞利散射。出于暗场成像的当前目的,感兴趣的是小角度散射,其中“小角度”意味着散射角度如此之小以致于散射光子仍然到达与它没有被散射的情况下将达到的检测器像素相同的检测器像素。

[0066] 因此,原始投影原始数据 λ 记录衰减、折射和小角度散射的上述对比机制的贡献的组合。预处理被配置为将本文中主要感兴趣的两种对比机制(相位对比度贡献和暗场贡献)

与如在投影原始数据 λ 中记录的组合贡献隔离。

[0067] 在所提出的系统IPS中,不是在重建中使用测量的原始数据 λ 本身,而是由投影图像预处理器PP根据测量的原始数据 λ 产生的适当地预处理的投影图像 λ' 。在提供关于成像程序的更多细节之后,将在下面进一步更详细地解释预处理器PP的操作。

[0068] 现在首先更详细地转到上面提到的成像促进器结构IFS,其被布置在X射线射束中以促进由重建器RECON进行的相位/DF检索。更具体地,成像促进器结构IFS确保折射和小角度散射对检测到的原始数据具有影响,使得随后的重建器RECON可以创建PC和/或DF图像。通常,图像促进器结构IFS允许采集针对给定投影方向 p_i 的多个测量结果,以便能够将强度测量结果分解为相位和/或暗场信息。获取那些多个测量值的过程有时被称为“相位步进”。再次,我们将由于历史原因而在本文中保留该术语,其中应理解,在本文中,相位步进是进一步另外地或替代地用于DF成像而不是(仅)相位对比成像的操作。

[0069] 在一些实施例中,但不是在所有实施例中,成像促进器结构IFS是光栅的布置。具体地,并且在一些这样的实施例中,成像促进器结构IFS被布置为以如图1所示的一个、两个或三个光栅结构的形式的干涉仪。可以在相位步进操作中采集多个测量值。图1示出了具有三个光栅G0-G2的干涉仪的一种配置,其中G0、G2是吸收体光栅,并且G1是相位光栅。光栅G0是任选的,并且在源XS天然地提供足够相干性的辐射的情况下可以不是必需的。光栅G1可以(相对于源XS)被放置在患者的前面(未示出)或后面(如图所示)。基于所使用的辐射的平均波长,光栅间距离和光栅距源XS的距离被调整为使得衍射条纹图案可在检测器D处记录。条纹图案特别编码所寻求的DF和PC信息。

[0070] 相位步进操作可以是主动的或被动的、或两者。主动实施例包括可操作为例如通过扫描经过X射线射束的光栅中的一个,或通过改变源XS的焦斑位置等而针对每个投影方向 p_i 诱发相位步进的机构,诸如成像器XI的控制电路和硬件。被动相位步进实施例使用源XS本身的CT扫描旋转结合由旋转引起的振动引起的光栅移动。被动相位步进不需要额外的控制电路和/或硬件。

[0071] 图2B特别是本文中设想的用于旋转成像器XI的被动相位步进的图示。对于任何给定的投影方向 p_i (其在本文中可以被称为瞬时电流方向),在其他投影方向(例如 p_{i-2}, p_{i-1})上采集的更早投影原始数据 $\lambda_{i-2}, \lambda_{i-1}$ 与当前参考方向 p_i 的投影原始数据 λ_i 和/或与在更晚 p_{i+1}, p_{i+2} 投影方向上采集的一个或多个更晚投影原始数据 $\lambda_{i+1}, \lambda_{i+2}$ 集合,以形成针对参考方向 p_i 的相位步进组。在图2B所示的示例中,相位步进组包括针对参考方向 p_i 的五个投影图像。相位步进组包括针对参考方向的图像、两个更早投影图像和两个更晚投影图像。“更早”和“更晚”在本文中是指旋转方向。由于由振动引起的光栅移动,该组中的每个帧表示受光栅移动不同地影响的测量,因此该组构成相位步进测量。

[0072] 在2B的示例中,更早和更晚的投影图像与当前投影图像一起形成相位步进组。因此,图2B的实施例中的相位步进组以当前参考投影方向 p_i 为中心。然而,这种居中相位步进组在本文中不一定是必需的。可以以其他方式定义相位步进组。例如,相位步进组可以由在一个或多个更早方向 p_l ($l > i$, 包括给定方向 p_i)上采集的投影原始帧形成,或由在一个或多个更晚方向 p_j ($j < i$, 包括给定方向 p_i)上采集的投影原始帧形成。这种相位步进组在本文中分别称为尾部相位步进组和前部相位步进组。在本文中还可以设想用于形成针对给定投影方向的相位步进组的其他聚合类型。相位步进组包括至少两个、更好地3个、4个、5个或

更多个原始投影帧。通常,针对给定投影方向 p_i 的相位步进组在本文中有时将被称为

[0073] $\Lambda^i = \{\dots, \lambda_j, \lambda_i, \lambda_1, \dots\}, j < i < 1$ 。由旋转覆盖的每个投影方向产生不同的相位步进组。因此,可以定义多个这样的相位步进组,并且扫描中覆盖的任何给定投影方向可与“其自己的”相应相位步进组相关联。

[0074] 在重建算法中,针对每个给定投影方向,来自相应相位步进组的投影图像被一起预处理以形成经预处理的投影数据,所述经预处理的投影数据然后被用于重建相位对比截面图像和/或暗场截面图像。图2A中的参考线RL图示了在一个相位步进组中记录在投影原始数据中的条纹图案的不同相位。

[0075] 如本文所使用的一种类型的重建算法是迭代的,但是本文还设想非迭代的分析重建算法,诸如FBP和其他算法。然而,现在首先转向迭代重建算法,这些迭代重建算法特别包括前向投影。前向投影描述了本文感兴趣的三种对比机制如何一起相互作用并从图像域映射到投影域。

[0076] 在迭代CT图像重建中,在每个迭代周期中,利用放置在体素位置的网格中的试验性图像值来填充图像域。前向投影基于当前放置在体素网格处的所述值来产生合成投影。与所提出的系统不同,在先前的重建方法中,将如此合成的投影与实际采集的投影原始数据 λ 进行比较。通常存在由成本函数量化的失配。图像域中的值由更新器迭代地更新,以便改善成本函数,并且因此根据前向模型减少测量的投影与合成的投影之间的残差:

$$[0077] \quad (\hat{\mu}, \hat{\delta}, \hat{\varepsilon}) = \underset{\mu, \delta, \varepsilon}{\operatorname{argmin}} \Delta(\mu, \delta, \varepsilon) \quad (1a)$$

$$[0078] \quad \Delta = ||\lambda - \Pi(\mu, \delta, \varepsilon; I^0, \phi^0, V^0)||^2 \quad (1b)$$

$$[0079] \quad (\mu_{i+1}, \delta_{i+1}, \varepsilon_{i+1}) = P(\mu_i, \delta_i, \varepsilon_i) \quad (1c)$$

[0080] 其中:

[0081] $\hat{\mu}, \hat{\delta}, \hat{\varepsilon}$ 是重建的截面图像

[0082] λ 是测量的强度原始数据

[0083] Π 是产生合成强度投影的前向投影

[0084] P 是被配置为改进 Δ 的更新器函数

[0085] 如上面在(1b)处所指示的,重建算法使用参考数据 I^0, ϕ^0, V^0 。参考数据也用于诸如FBP的非迭代重建方案中。参考数据涉及在校准操作(“空气扫描”)中获得的测量,并且特别地包括在检查区域中不存在对象OB的情况下可记录的条纹图案的参考可见性 V^0 和参考相位 ϕ^0 (I^0 是指参考衰减,并且在本文中不进一步考虑)。参考数据描述了在空气扫描中在检测器处可记录的参考条纹图案。当在成像期间将对象引入射束中时,可记录新的条纹图案,该新的条纹图案可以被理解为参考图案的干扰、偏离版本。正是该偏差由重建算法获取以重建所寻求的图像PC和/或DF图像 $\hat{\delta}, \hat{\varepsilon}$ 。

[0086] 虽然系统振动在本文中在针对如上所述的相位步进的一些实施例中被有用地利用,但是所述振动也具有不期望的效果。更具体地,在传统的暗场和相位对比重建中,通常假设包括在参考数据中的参考相位和参考可见性AS从“视图到视图”(即,从投影方向 p_i 到另一投影方向 p_j)是恒定的。该假设已被证明是错误的。参考数据实际上可以随着投影方向而改变。如果在建模(1a)中未考虑到这种变化,则这可能导致图像伪影。在申请人的W02016/207423中描述的一种方法中,尝试包括参考相位作为附加拟合变量。其他方法已经

尝试通过更复杂的函数(诸如多项式等)来对相位参考波动进行建模。

[0087] 看起来相位参考的波动以及参考可见性的波动是引起振动的X射线源的旋转的结果。诸如温度变化、湿度变化等的环境因素也可能影响为精细结构的干涉仪IFS的光栅。

[0088] 所有这些的结果都是似乎难以对参考相位和/或可见性的变化解析地建模。

[0089] 因此,本文提出了消除由参考相位和参考可见性的未知变化引起的图像伪影。这通过所提出的投影图像预处理器PP来实现。投影图像预处理器PP接收针对给定相位步进组采集的投影原始数据 λ 作为输入,并且将这些处理成优选地三个经预处理的投影图像 $\lambda_\mu, \lambda_\delta, \lambda_\epsilon$,每个对比机制一个。经预处理的投影图像中的每一个现在记录相应的对比机制的信息,与其他两个对比机制隔离,或至少具有来自其他两个对比机制的可忽略的贡献。经预处理的投影图像 $\lambda_\mu, \lambda_\delta, \lambda_\epsilon$ 表示其中已经考虑了相位参考和可见性波动的干扰效应的近似。关于先前已经避开分析表示的波动的信息现在根据经预处理的投影图像 $\lambda_\mu, \lambda_\delta, \lambda_\epsilon$ 被编码在图像信息中。由于三个对比机制解开成三个相应的经预处理的投影图像 $\lambda_\mu, \lambda_\delta, \lambda_\epsilon$,因此可以减少或甚至完全消除由参考数据的变化引起的伪影。

[0090] 更具体地,本文提出了机器学习方法,而不是尝试通过经典分析方法映射出参考数据波动。更具体地,投影预处理器PP包括基于训练数据预训练的机器学习部件MLC。投影图像预处理器PP使用其机器学习部件MLC将每个相位步进组采集的投影原始数据 λ 变换成经预处理的投影图像 $\lambda_\mu, \lambda_\delta, \lambda_\epsilon$ 。重建器RECON然后可以使用如此变换的经预处理的投影图像 $(\lambda_\mu, \lambda_\delta, \lambda_\epsilon) = \lambda'$ 而不是原始测量的投影原始数据 λ 来重建无伪影或至少伪影减少的截面图像。因此,本文中可以看出,所提出的图像处理IPS中的相位检索是在将原始数据 λ 预处理成新投影图像 $\lambda_\mu, \lambda_\delta, \lambda_\epsilon$ 时产生的。

[0091] 计算的改善投影 $(\lambda_\mu, \lambda_\delta, \lambda_\epsilon)$ 现在分别是线积分 $\int_{L_{ij}} \mu \, dl$ 、 $\partial_x \int_{L_{ij}} \delta \, dl$ 和 $\int_{L_{ij}} \epsilon \, dl$ 的更好近似,其中 L_i 指示投影位置 p_i 的源焦斑和检测器像素 j 之间的相应线。经处理的投影 $(\lambda_\mu, \lambda_\delta, \lambda_\epsilon)$ 允许定义简化的且解开的前向投影:

$$[0092] \quad \lambda_\mu(i, j) = \Pi_{i,j}(\mu) = \int_{L_{ij}} \mu \, dl \quad (2a)$$

$$[0093] \quad \lambda_\epsilon(i, j) = \Pi_{i,j}(\epsilon) = \int_{L_{ij}} \epsilon \, dl \quad (2b)$$

$$[0094] \quad \lambda_\delta(i, j) = \Pi'_{i,j}(\delta) = \partial_x \int_{L_{ij}} \delta \, dl \quad (2c)$$

[0095] 经预处理的投影 $(\lambda_\mu, \lambda_\delta, \lambda_\epsilon)$ 可以在单独迭代1信道重构算法中针对 $\lambda_\delta, \lambda_\epsilon$ 中的一个使用。替代地,甚至经典分析重建(诸如FBP)也可以在使用 λ_δ 和 λ_ϵ 的情况下受益。如本文所使用的“信道”是指对比机制衰减、DF和PC中的任一个。如果算法或模型考虑了所有三个衰减、DF和PC,则它被认为具有三个信道,或相应地,如果仅计算DF和PC两者,或仅分别计算DF或PC,则它被认为具有两个信道或一个信道。

[0096] 虽然在本文中不太感兴趣,但是经预处理的衰减投影 λ_μ 在本文中仍然可以有益地用作在针对DF和/或PC截面图像进行重建时的第三(或第二)信道。这是因为基于 λ_μ 以及另一个或优选地两个投影 $\lambda_\delta, \lambda_\epsilon$ 联合地运行衰减信道的重建可以使重建更稳定。重建可以更快地收敛到现实解决方案。衰减投影 λ_μ 或更具体地,衰减图像 μ 充当正则化的源。

[0097] 机器学习模型部件MFC基于机器学习模型M。在实施例,为此使用卷积神经网络(“CNN”)。模型M可以由计算机化训练系统TS训练。在训练中,训练系统TS调整模型M的(模

型) 参数 θ 的初始集合。训练数据可以由训练数据生成器系统TDG生成。因此,可以关于机器学习模型M定义两个处理阶段:训练阶段和部署阶段。在训练阶段,在部署阶段之前,通过适配其参数来训练模型。一旦被训练,该模型就可以在部署阶段中用于在临床使用期间将投影原始数据(其不是来自训练数据)变换成针对任何给定患者PAT的解开的经预处理的投影图像。训练可以是一次性操作,或可以用新的训练数据重复。现在将更详细地描述上述部件。

[0098] 现在首先转到图3,其示出了存储在计算机存储器MEM中的如本文所设想的机器学习模型的示例性实施例。投影图像预处理器PP并且因此预训练的机器学习部件MLC可以在诸如台式计算机、工作站、膝上型计算机等的计算设备PU上运行。优选地,为了实现良好的吞吐量,计算设备PU包括支持并行计算的一个或多个处理器(CPU),诸如多核设计的处理器。在一个实施例中,使用(一个或多个)GPU(图形处理单元)。在图3、4中,假设模型M已经被预训练,稍后在图5、图6处转向训练和训练数据生成的方面。

[0099] 现在更详细地参考图3,其示出了前馈架构中的卷积神经网络M。网络M包括以级联方式分层布置的多个计算节点,其中数据流从左到右并且因此从层到层进行。本文不排除递归网络。

[0100] 在部署中,在输入层IL处接收输入原始数据,诸如包括五个投影图像 λ_1 - λ_5 的相位步进组。输入原始数据 λ 在输入层IL处被馈送到模型M中,然后传播通过隐藏层序列L1-L3(仅示出了三个,但是可以存在一个或两个,或多于三个),然后在输出层OL处出现。输出包括三个经预处理的投影图像,每个经预处理的投影图像仅捕获针对衰减、差分相位对比和暗场信号的相应贡献,在图3中被指示为 λ_μ 、 λ_δ 和 λ_e 。网络M可以被认为具有深度架构,因为它具有多于一个隐藏层。在前馈网络中,“深度”是输入层IL和输出层OL之间的隐藏层的数量,而在递归网络中,深度是隐藏层的数量乘以传递的数量。

[0101] 网络M优选地被布置为多信道系统,其中输入原始数据 λ 被布置在多个信道中,相位步进组的每个投影方向 p_i ,一个,在这种情况下为五个。网络的层、以及实际上输入和输出图像、以及隐藏层之间的输入和输出(本文称为特征图)可以表示为二维或更高维矩阵(“张量”),以用于计算和存储器分配效率。对于输入原始数据,维度X,Y对应于像素信息,而信道深度C对应于相位步进组的大小(在该示例中为五个,但这是示例性的,并且在本文中不以任何方式进行限制)。每个相位步进组的投影方向的数量可以小于5个,诸如三个,但是每个组具有至少3个或更多个投影图像是优选的。输入图像 λ_{1-5} 形成3D维矩阵,其中深度N等于相位步进组的大小C。输入层IL的矩阵大小 $X \times Y \times C$ 等于原始数据 λ_{1-5} 的输入相位步进组的矩阵大小。

[0102] 优选地,隐藏层包括卷积层序列,在本文中表示为层 L_1 - $L_{N-k,k>1}$ 。卷积层的数量为至少一个,诸如3个或5个或任何其他数量。该数量可以达到两位数。

[0103] 在实施方式中,在卷积层序列的下游,可以存在一个或更多个全连接层,但是不一定在所有实施例中都是这种情况,并且实际上优选地,全连接层不用于本文在实施例设想的架构中。

[0104] 每个隐藏层 L_m 和输入层IL实施一个或多个卷积算子CV。每个层 L_m 可以实施相同数量的卷积算子CV,或对于一些或所有层,该数量可以不同。

[0105] 卷积算子CV实施要对其相应输入执行的卷积运算。卷积算子可以概念化为卷积

核。它可以被实施为包括形成在本文中被称为权重 θ 的滤波器元素的条目的矩阵。特别地,这些权重在学习阶段被调整。第一层IL通过其一个或多个卷积算子分别处理每个信道中的输入原始数据 λ_1 - λ_5 ,以产生每个信道的每个卷积算子的相应特征图。特征图是卷积层的输出,层中的每个卷积算子并且给定信道一个特征图。然后将更早层的特征图输入到下一层中以产生更高代的特征图,依此类推,直到最后一层OL在正确的维度上将所有特征图组合成三个经预处理的图像 λ_μ 、 λ_δ 和 λ_ϵ 。替代地,可以将网络M配置为仅产生2信道输出 λ_δ 、 λ_ϵ 或实际上是1信道输出 λ_δ 或 λ_ϵ ,这取决于经预处理的数据将在经由重建器RECON的后续重建中使用的方式。

[0106] 隐藏层中的卷积算子优选地是二维的,因此在隐藏层之间不使用交叉信道卷积。这有助于更好地隔离和分离两种(DF和PC)或所有三种对比机制。然而,如上所述,最后一层OL作为降维器操作,以将隐藏层中产生的所有特征图聚合成正确的维度。这在实施例通过跨相应特征图的信道进行线性组合来实现。与隐藏层中的3D卷积相比,具有跨输出层IL处的特征图的线性组合的隐藏层中的2D卷积允许更有效的处理并且仍然足够丰富的建模。虽然本文不排除3D卷积,但是它们将导致更高的计算开销。

[0107] 卷积层中的卷积算子与全连接层的区别在于卷积层的输出特征图中的条目不是作为该层的输入接收的所有节点的组合。换句话说,卷积核仅应用于输入原始数据 λ 的子集,或应用于从更早的卷积层接收的特征图。对于输出特征图中的每个条目,子集是不同的。因此,卷积算子的运算可以概念化为在输入上的“滑动”,类似于从经典信号处理已知的经典卷积运算中的离散滤波器核。因此命名为“卷积层”。在全连接层中,通常通过处理输入层的所有节点来获得输出节点。

[0108] 卷积算子的步幅可以被选择为1或大于1。步幅定义了如何选择子集。大于一步幅相对于该层中的输入的维度减小了特征图的维度。在本文中,步幅为一是优选的。为了保持特征图的尺寸对应于输入图像的尺寸,应用零填充层P。这允许甚至对位于经处理的特征图的边缘处的特征图条目进行卷积。

[0109] 在一些或每个层 L_m 中的一些或每个卷积滤波器可以与非线性诱导层(诸如如图3所示的RELU(修正线性单元)算子)组合。RELU层非线性函数 $f(z) = \max(z, 0)$ 应用于从相应卷积滤波器核CV接收的输出特征图。RELU层将非线性分量添加到网络M。可以替代地使用其他非线性算子,诸如sigmoid函数或tanh函数、或其他函数。

[0110] 除了所示的层之外的其他层可以以任何组合与卷积层组合,包括最大池化层、丢弃层等,或可以替代地使用这样的其他层。

[0111] 模型M的所有卷积滤波器核的权重的总和定义了机器学习模型的配置。正是这些权重是在训练阶段学习的。一旦训练阶段结束,完全学习的权重以及布置节点的架构可以存储在存储器MEM中并且可以用于部署。在部署阶段,然后将不形成训练集的一部分的新采集的投影原始数据馈送到输入层中,以便在输出层OL处获得三个经预处理的投影(λ_μ , λ_δ , λ_ϵ)的估计。

[0112] 在功能上,如本文所使用的机器学习模型M的操作是回归,并且在本文中也可以替代地使用除了CNN之外的模型,实际上除了NN之外的模型,诸如可以考虑训练数据的统计回归模型。

[0113] 如前所述,取决于在重建中使用的前向模型,在实施例,ML模型M可以被配置为

输出针对DF和PC贡献的两个投影图像,而没有衰减投影图像。在替代实施例中,还设想具有用于DF或PC的投影输出的单信道输出。

[0114] 将在下面的图5和图6中进一步解释机器学习模型M的训练方面。训练可以是一次性操作,或当新的训练数据变得可用时,可以进一步训练先前训练的模型。

[0115] 现在首先转到图4,其示出了支持断层摄影暗场或相位对比成像的方法的流程图。所提出的方法可以实施由投影图像预处理器PP执行的步骤,但是下面描述的方法也可以被理解为本身的教导。

[0116] 在步骤S410处,通过被配置用于相位对比和/或暗场成像的断层摄影X射线系统获得投影图像。优选地,但不是必须地,在所提出的系统中,X射线源的旋转用作被动相位步进机制。

[0117] 在步骤S430中,将经预处理的投影图像 $(\lambda_{\mu}, \lambda_{\delta}, \lambda_{\epsilon})$ 然后通过单信道、多信道或FBP重建算法被重建为图像域中的相位对比截面图像 δ 和/或暗场截面图像 ϵ ,其然后可以可用于显示、存储或其他处理。

[0118] 现在提供关于机器学习模型的训练方面的进一步细节,首先参考图5A,其示出了用于生成训练数据的计算机化系统TDG,该训练数据可以用于训练如上所述的机器学习模型M。在下文中,我们对训练数据使用与上面已经介绍的相同的符号。计算机化训练数据生成器TDG可以被实施如下:使用包括许多不同的已知和均匀材料的包含物的已知体模SB。使用例如具有一个、两个或三个信道的迭代重建算法(诸如IBSIR(基于强度的统计迭代重建)或其他重建算法)基于在扫描中获得的投影原始数据来扫描和重建该体模。重建算法优选地是三个信道,但是也可以设想两个或一个信道的实施例。

[0119] 由于例如IBSIR的缺陷及其不能考虑参考数据的变化,重建的DF和PC图像将遭受伪影。然而,由于体模SB的内部结构是已知的,因此可以使用图像处理(诸如结构滤波)来消除这些伪影,以获得伪影减少的、“干净的”、重建的DF和/或PC图像。例如,体模SB的CAD(计算机辅助设计)模型可以分别被刚性地配准到重建的图像,并且重建的图像值然后可以由地面实况值替换。替代地,在体模SB中的均匀对象中的每一个内,计算平均值,并且每个均匀对象中的图像值被设置为如此计算的平均值。然后,经清理的重建的DF图像和/或PC图像(和衰减图像,如果有的话)可以分别前向投影以生成地面实况值目标预处理投影,其与实际测量的原始数据一起形成用于训练机器学习模型(诸如图3中的CNN)的训练数据对。DF和PC图像的前向投影可以根据等式(2b)、(2c)来实施。在一个实施例中,前向模型(2b)可以适于考虑梯度灵敏度,诸如通过加权线积分模型,其中加权 $1/L$ 如在申请人的US 9,761,021 B2中在等式(4)处所描述的或类似的。因此,清理操作导致每个投影原始数据帧 λ_i 与三个解开的投影相关联: $\lambda_i \rightarrow \lambda_{\mu}^i, \lambda_{\delta}^i, \lambda_{\epsilon}^i$ 。用于训练图像数据的对然后可以被形成成为 $\Lambda^i \rightarrow \lambda_{\mu}^i, \lambda_{\delta}^i, \lambda_{\epsilon}^i$,其中 Λ^i 是用于体模扫描原始数据和用于给定方向 p_i 的相位步进组,如上面在图2B中所定义的。

[0120] 样本主体SB或体模可以形成为任何形状,诸如圆柱体。还设想其他形状。在实施例中,圆柱形体模的直径对应于检查区域的尺寸。在实施例中,圆柱形体模SB的直径与检查区域的内腔基本上齐平。优选地,体模SB包括若干不同材料的任何形状或尺寸(诸如椭圆体或其他)的内含物,诸如等同于水、脂肪、肌肉、骨骼的材料和海绵结构的材料,以模拟肺组

组织的扩散特性。在实施例1中,可以使用适当固定的真实动物肺组织块,诸如来自猪的肺组织块。可以替代地选择材料的其他组合。然而,优选地,材料被选择为使得每种材料产生用于三种对比机制的不同的(即,与其他材料不同的)信号集合。

[0121] 现在参考图5B,其示出了用于训练参数(即机器学习模型的权重,诸如在如图3中所讨论的卷积神经网络或其他卷积神经网络中)的训练系统TS。训练数据包括数据 (x_k, y_k) 对 k 。对于每对 k ,训练数据包括训练输入数据 x_k 和相关联的目标 y_k 。因此,训练数据被组织成对 k ,特别是用于如本文主要设想的监督学习方案。然而,应当注意,本文不排除非监督学习方案。

[0122] 训练输入数据 x_k 可以从在实验室中或先前在诊所中采集的历史图像数据获得,并保存在图像储存库中。目标 y_k 或“地面实况”可以表示经预处理的投影的上述结果的示例,包括一个、两个或优选地三个经预处理的投影,从该经预处理的投影可构建无伪影图像,基本上没有由旋转期间的参考数据变化引起的伪影。在实施例1中,训练数据如图5A处所描述的那样获得,并且可以被表示为 $(x_k, y_k) = ((A^i)_k, (\lambda_{\mu}^i, \lambda_{\delta}^i, \lambda_{\epsilon}^i)_k)$,其中 i 是相应的投影方向,相位步进组 Λ 被定义用于在体模扫描中收集的投影原始数据。针对所述对的下标 k 通常对应于投影方向 i 。

[0123] 在训练阶段,机器学习模型 M 的架构(诸如图3中所示的CNN网络)预先填充有初始权重集。模型 M 的权重 θ 表示参数化 M^0 ,并且训练系统TS的目的是基于训练数据对 (x_k, y_k) 优化并且因此适配参数 θ 。换句话说,学习可以在数学上公式化为优化方案,其中成本函数 F 被最小化,但是可以替代地使用最大化效用函数的双重公式化。

[0124] 现在假设成本函数 F 的示例,这测量(一个或多个)聚合残差,即,在由模型 M 估计的数据与根据一些或所有训练数据对 k 的目标之间引起的误差:

$$[0125] \quad \operatorname{argmin}_{\theta} F = \sum_k ||M^0(x_k) - y_k|| \quad (3)$$

[0126] 在训练中,训练对的训练输入数据 x_k 通过初始化的网络 M 传播。具体地,第 k 对的训练输入 x_k 在输入IL处被接收,传递通过模型,并且然后在输出OL处作为输出训练数据 $M^0(x)$ 被输出。使用合适的度量 $|| \cdot ||$ (诸如 p 范数、平方差等)来测量由模型 M 产生的实际训练输出 $M^0(x_k)$ 与期望目标 y_k 之间的差异。

[0127] 输出训练数据 $M(x_k)$ 是与所应用的输入训练图像数据 x_k 相关联的目标 y_k 的估计。通常,在该输出 $M(x_k)$ 与当前考虑的第 k 对的相关联目标 y_k 之间存在误差。然后可以使用诸如后向/前向传播或其他基于梯度的方法的优化方案来调整模型 M^0 的参数 θ ,以便减少所考虑的对 (x_k, y_k) 或来自完整训练数据集的训练对的子集的残差。

[0128] 在第一内循环中的一次或多次迭代之后,其中模型的参数 θ 由更新器UP针对当前对 (x_k, y_k) 更新。训练系统TS进入第二(外)循环,其中下一个训练数据对 x^{k+1}, y^{k+1} 被相应地处理。更新器UP的结构取决于所使用的优化方案。例如,由更新器UP管理的内循环可以通过前向/后向传播算法中的一个或多个前向和后向传递来实施。在适配参数的同时,考虑所有训练对的聚合、求和残差直到当前对,以改善目标函数。可以通过将目标函数 F 配置为每对的一些或所有考虑的残差平方和(或其他代数组合)(诸如等式(3)中)来形成聚合残差。

[0129] 任选地,可以使用一个或多个批量归一化算子(“BN”,未示出)。批量归一化算子可以集成到模型 M 中,例如耦合到层中的卷积算子CV中的一个或多个。BN算子允许减轻消失的梯度效应,即在模型 M 的学习阶段中的基于梯度的学习算法期间经历的重复的前向和后向

传递中梯度幅度的逐渐减小。

[0130] 可以针对所有学习方案(特别是监督方案)考虑如图5B所示的广义训练系统。在替代实施例中,本文还可以设想无监督学习方案。GPU可以用于实施训练系统TS。

[0131] 现在参考图6A,其示出了用于生成训练数据的方法。训练数据可以用于如上所述的那样训练机器学习模型。

[0132] 在步骤S610处,通过被配置用于位于检查区域中的样本主体的相位对比和/或暗场成像的断层摄影X射线装置XI来采集投影图像。在实施例中,体模SB优选地如上所述。如此采集的投影图像形成第一组投影图像。

[0133] 在步骤S620处,可以基于已知体模SB的内部结构的材料类型和几何形状的先验知识来对可从该第一组投影图像重建的样本DF和/或PC图像进行图像处理。基于经图像处理的DG和/或PC重建,导出第二组投影图像。然后提供相关联的第一组投影图像和第二组投影图像作为用于训练机器学习模型的训练数据。

[0134] 在实施例中,用于对第一组投影图像进行图像处理的步骤S620可以被实施如下。在步骤S620的子步骤中,相位对比和/或暗场重建算法(诸如迭代重建算法IBSIR)被用于重建图像域中的一个或多个暗场和/或相位对比截面图像。由于所描述的参考相位和参考可见性的波动,这些图像将包括伪影。然而,因为体模的真实结构是已知的,所以可以使用图像处理来消除图像域中的截面图像的伪影。例如,体模SB的CAD模型可以被刚性地配准到重建的图像,并且重建的图像值然后能够被地面实况值替换。替代地,在体模SB中的每个均匀对象内,计算平均值,并且每个均匀对象中的图像值被设置为所计算的平均值。然后在步骤S630中对消除了伪影的经如此图像处理的截面DF和/或PC图像进行前向投影,以获得现在被解开的第二组投影图像,该第二组投影图像现在没有可能由于参考可见性和参考相位的波动而在图像域中引起伪影的信息。然后可以基于投影方向将DF和PC信道的解开的投影图像与在第一组投影中定义的相关联的相位步进组配对,以获得训练数据对。

[0135] 现在参考图6B,其示出了用于基于训练数据(例如在图6A的方法中生成的数据,或以其他方式从HIS(医院信息系统)中的诸如PACS(图片归档和通信系统)的数据库收集的训练数据)来训练机器学习模型M的方法的流程图。

[0136] 在步骤S710处,接收对 (x_k, y_k) 的形式的训练数据。该对可以如上面在图6A处描述的那样生成,或可以以其他方式产生。每对包括训练输入 x_k 和相关联的目标 y_k 。

[0137] 在步骤S720处,将给定相位步进组的投影图像应用于初始化的机器学习模型M以产生训练输出。

[0138] 通过成本函数F量化训练输出 $M(x_k)$ 与相关目标 y_k 的偏差。在步骤S730,在内循环中的一次或多次迭代中适配模型的一个或多个参数,以改善成本函数。例如,模型参数适于减少由成本函数测量的残差。

[0139] 然后,训练方法在外循环中返回到步骤S710,其中馈送下一对训练数据。在步骤S720中,适配模型的参数,使得所考虑的所有对的聚合残差减小,特别是最小化。可以在内环中使用前向-后向传播或类似的基于梯度的技术。

[0140] 更一般地,调整模型M的参数以改善为成本函数或效用函数的目标函数F。在实施例中,成本函数被配置为测量聚合残差。在实施例中,残差的聚合通过对所考虑的所有对的所有或一些残差求和来实施。该方法可以在优选地具有能够进行并行处理以加速训练的处

理器的一个或多个通用处理单元TS上实施。

[0141] 训练系统TS、训练数据生成器TDG或包括投影图像处理器PP的图像处理系统IPS的部件可以被实施为在一个或多个通用处理单元PU(诸如与成像器XI相关联的工作站)上或在与一组成像器相关联的服务器计算机上运行的一个或多个软件模块。

[0142] 替代地,训练系统TS、训练数据生成器TDG或包括投影图像处理器PP的图像处理系统IPS的一些或所有部件可以被布置在被集成到成像系统XI中的硬件中,诸如适当编程的微控制器或微处理器,诸如FPGA(现场可编程门阵列)或硬连线IC芯片、专用集成电路(ASIC)。在又一实施例中,训练系统TS、训练数据生成器TDG或包括投影图像处理器PP的图像处理系统IPS可以部分地以软件和部分地以硬件两者来实施。

[0143] 训练系统TS、训练数据生成器TDG或包括投影图像处理器PP的图像处理系统IPS的不同部件可以在单个数据处理单元PU上实施。替代地,一些或多个部件在不同的处理单元PU上实施,所述不同的处理单元PU可能远程布置在分布式架构中并且可连接在合适的通信网络中,诸如在云设置或客户端-服务器设置等中。

[0144] 本文描述的一个或多个特征可以被配置或实施为或被配置或实施有被编码在计算机可读介质内的电路、和/或其组合。电路可以包括分立和/或集成电路、片上系统(SOC)、和其组合、机器、计算机系统、处理器和存储器、计算机程序。

[0145] 在本发明的另一示例性实施例中,提供了一种计算机程序或计算机程序单元,其特征在于适于在适当系统上运行根据前述实施例中的一个所述的方法的方法步骤。

[0146] 因此,计算机程序单元因此可以被存储在计算机单元上,所述计算机单元也可以是本发明的实施例的部分。该计算单元可以适于执行或诱导上述方法的步骤的执行。此外,其可以适于操作上面描述的装置的部件。计算单元能够适于自动操作和/或适于执行用户的命令。计算机程序可以被加载到数据处理器的的工作存储器中。因此,数据处理器可以被装备为执行本发明的方法。

[0147] 本发明的该示例性实施例涵盖从最开始使用本发明的计算机程序和借助于更新将现有程序转变为使用本发明的程序的计算机程序两者。

[0148] 此外,计算机程序单元可以能够提供所有必要步骤,以履行如上面描述的方法的示例性实施例的流程。

[0149] 根据本发明的又一示例性实施例,提出了一种计算机可读介质,诸如CD-ROM,其中,所述计算机可读介质具有被存储在其上的计算机程序单元,前述章节描述了所述计算机程序单元。

[0150] 计算机程序可以被存储和/或分布在适当的介质(特别是但不一定是非瞬态介质)上,诸如与其他硬件一起被提供或作为其他硬件的部分被提供的光学存储介质或固态介质,但是所述计算机程序也可以以其他形式分布,诸如经由互联网或其他有线或无线通信系统分布。

[0151] 然而,计算机程序也可以被提供在如万维网的网络上并且能够从这样的网络下载到数据处理器的的工作存储器中。根据本发明的又一示例性实施例,提供一种用于令计算机程序单元可用于下载的介质,所述计算机程序单元被布置为执行根据本发明的前面描述的实施例中的一个的方法。

[0152] 必须注意,参考不同主题描述了本发明的实施例。尤其是,参考方法类型的权利要

求描述了一些实施例,而参考设备类型的权利要求描述了其他实施例。然而,除非另有说明,本领域技术人员将从以上和以下描述中获悉,除属于一个类型的主题的特征的任何组合之外,涉及不同主题的特征之间的任何组合也被视为由本申请所公开。然而,能够组合所有特征,从而提供比特征的简单加和更多的协同效果。

[0153] 尽管已经在附图和上述描述中详细图示并描述了本发明,但是这些图示和描述应被视为是说明或示例性的,而不是限制性的。本发明不限于所公开的实施例。本领域技术人员通过研究附图、公开内容和从属权利要求,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。

[0154] 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履行在权利要求中记载的若干项目的功能。尽管在互不相同的从属权利要求中记载了特定措施,但是这并不指示不能有利地使用这些措施的组合。权利要求书中的任何附图标记(它们是数字、字母数字、或一个或多个字母的组合、或任何前述的组合)不应被解释为限制范围。

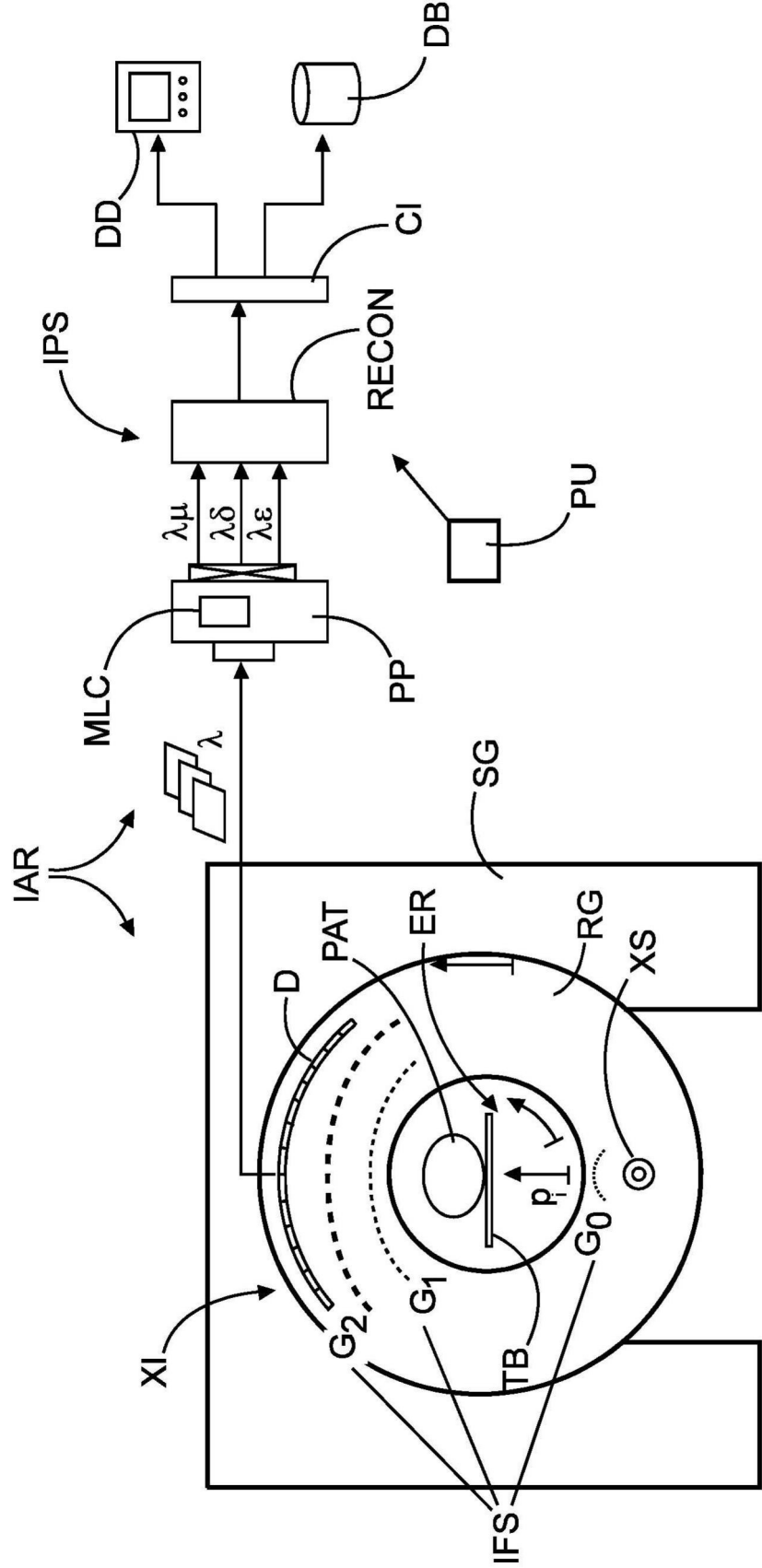


图1

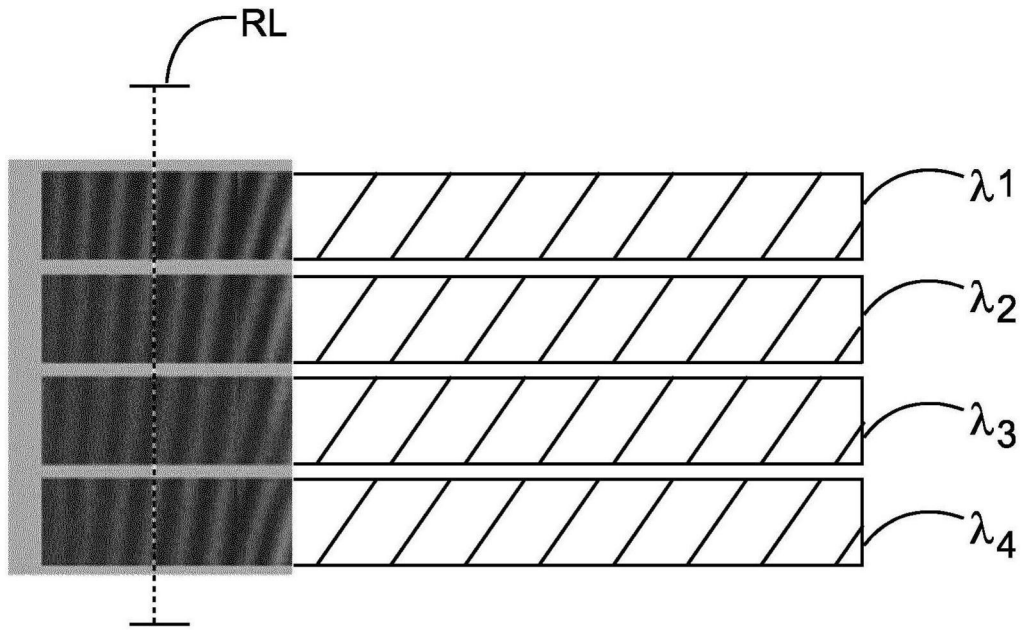


图2A

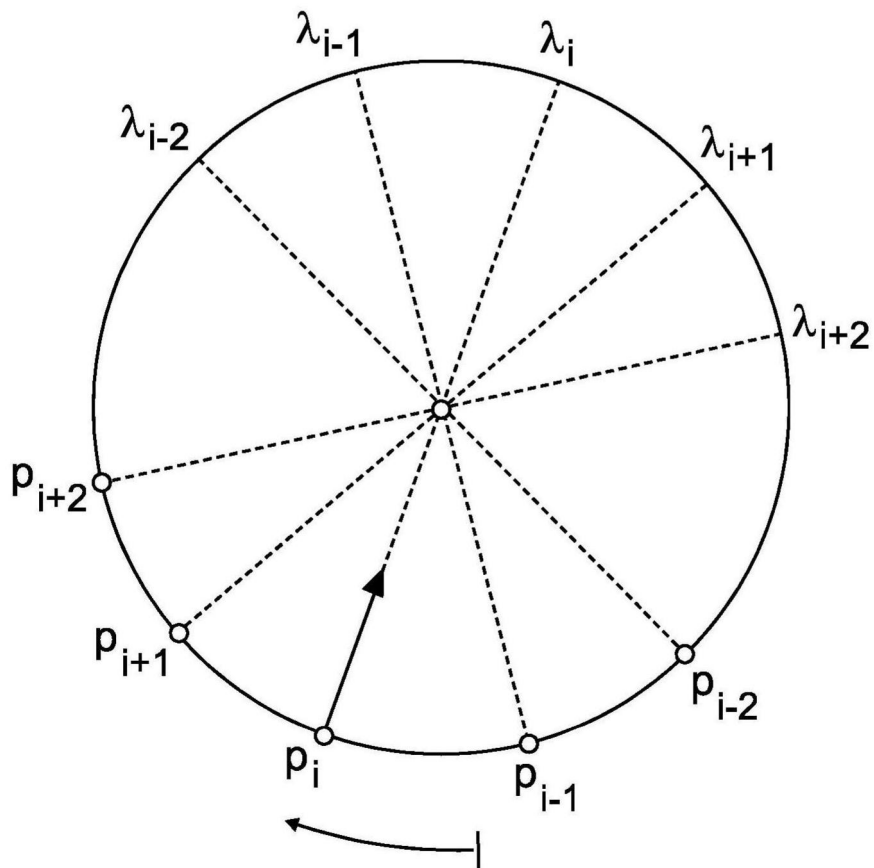


图2B

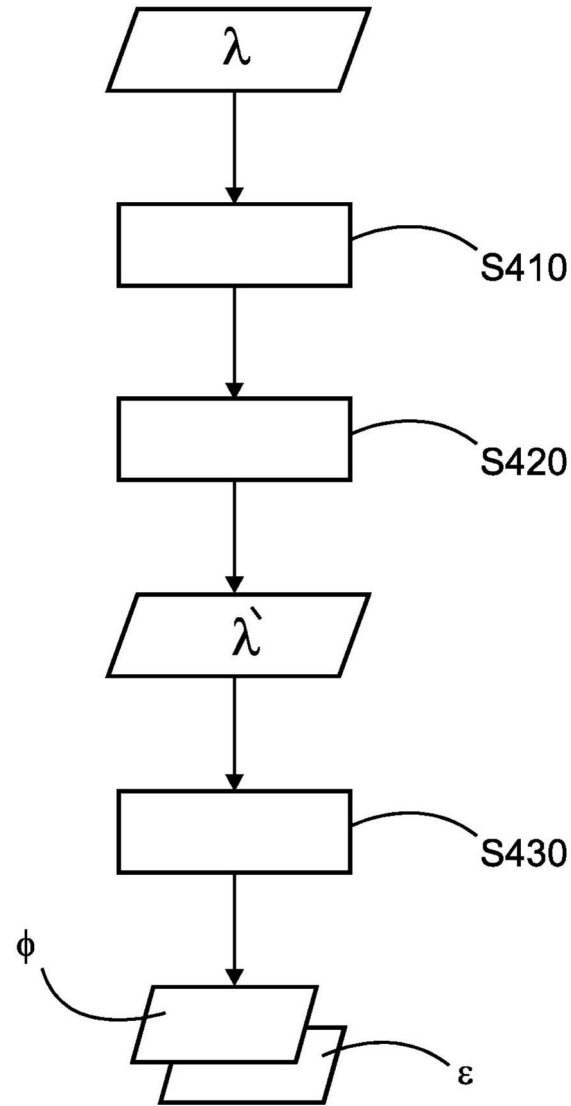


图4

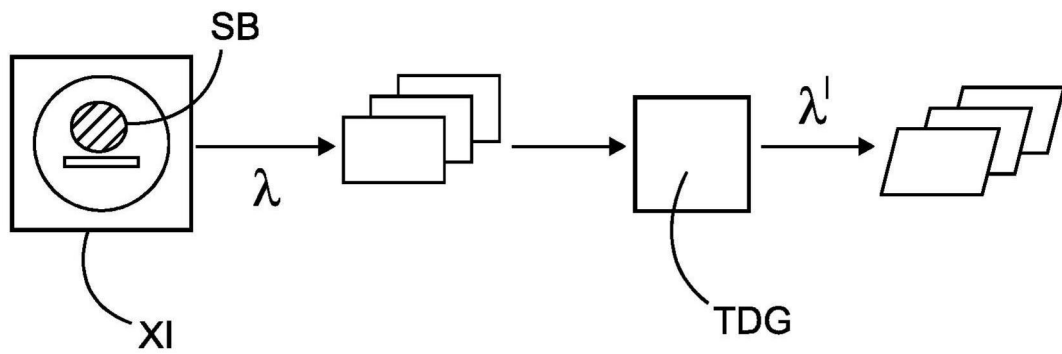


图5A

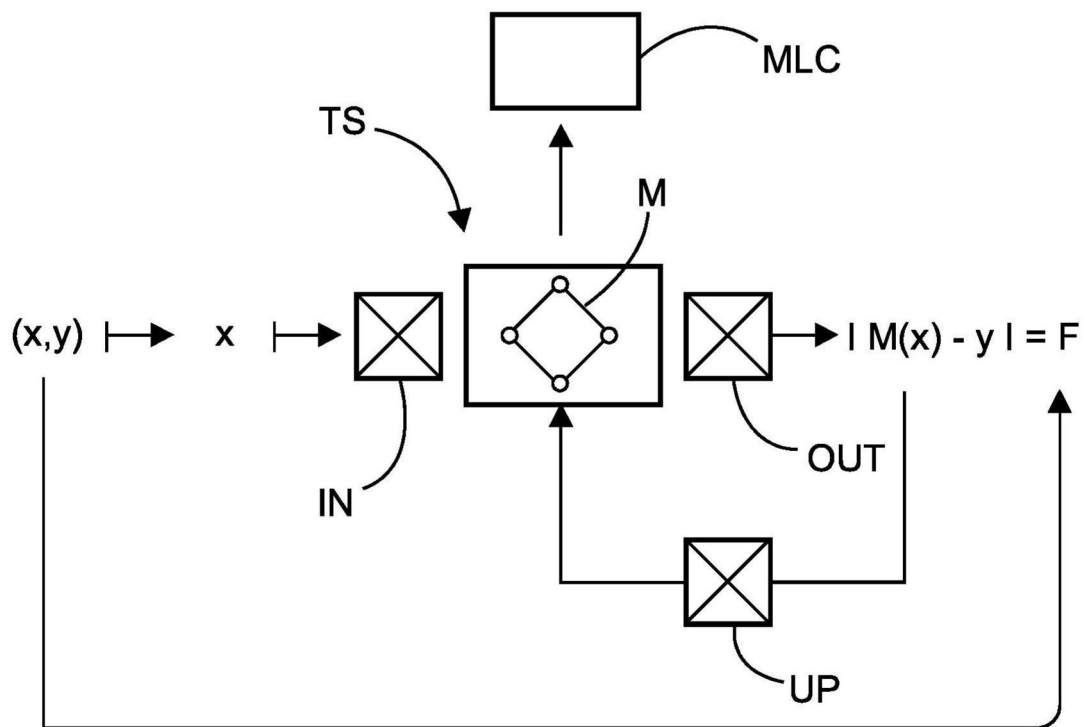


图5B

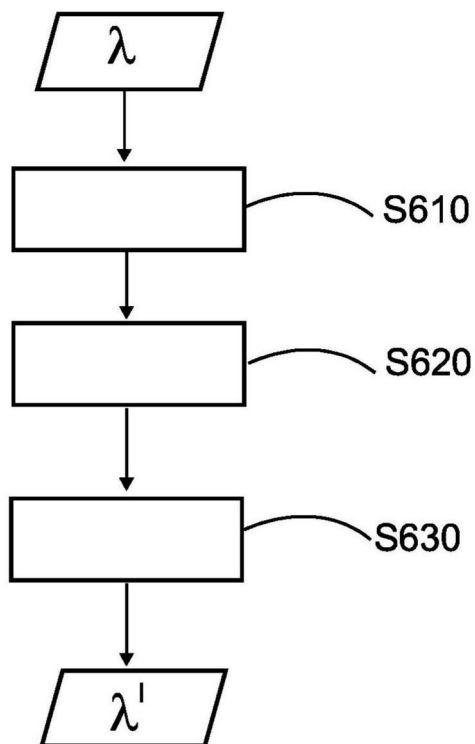


图6A

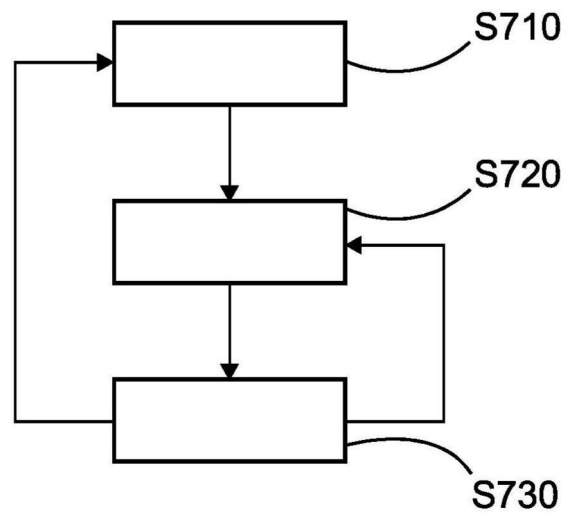


图6B