



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108805876 A

(43)申请公布日 2018.11.13

(21)申请号 201810393526.9

(22)申请日 2018.04.27

(30)优先权数据

15/499302 2017.04.27 US

(71)申请人 西门子保健有限责任公司

地址 德国埃朗根市

(72)发明人 T.法伊弗 A.卡普尔 朴镇亨

A.卡门

(74)专利代理机构 中国专利代理(香港)有限公

司 72001

代理人 徐红燕 刘春元

(51)Int.Cl.

G06T 7/11(2017.01)

G06T 7/149(2017.01)

G06T 7/33(2017.01)

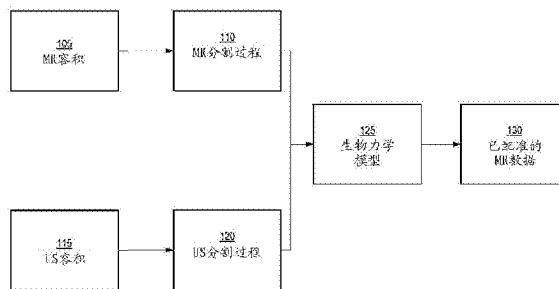
权利要求书3页 说明书7页 附图4页

(54)发明名称

使用生物力学模型的磁共振和超声图像的可形变配准

(57)摘要

本发明涉及使用生物力学模型的磁共振和超声图像的可形变配准。一种用于执行磁共振(MR)和超声(US)图像之间的可形变配准的计算机实现方法,包括接收描绘器官的MR容积并且从MR容积中分割器官以产生器官在MR坐标中的第一3D点表示。此外,接收描绘器官的US容积,并且从US容积中分割器官以产生器官在US坐标中的第二3D点表示。接下来,确定第一3D点表示与第二3D点表示之间的多个点对应性。然后,应用生物力学模型以配准MR容积与US容积。使用多个点对应性作为用于生物力学模型的位移边界条件。



1. 一种用于执行磁共振(MR)与超声(US)图像之间的可形变配准的计算机实现方法,所述方法包括:

接收描绘器官的MR容积;

从所述MR容积中分割所述器官以产生所述器官在MR坐标中的第一3D点表示;

接收描绘器官的US容积;

从所述US容积中分割所述器官以产生所述器官在US坐标中的第二3D点表示;

确定第一3D点表示与第二3D点表示之间的多个点对应性;以及

应用生物力学模型以配准所述MR容积与所述US容积,其中使用所述多个点对应性作为用于所述生物力学模型的位移边界条件。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中所述MR容积和所述US容积二者均是在术中程序期间获取的。

3. 根据权利要求1所述的方法,其中第一3D点表示和第二3D点表示各自为网格。

4. 根据权利要求1所述的方法,其中第一3D点表示和第二3D点表示各自为点云。

5. 根据权利要求1所述的方法,其中所述器官从所述MR容积中的所述分割以及所述器官从所述US容积中的所述分割各自都是使用一个或多个机器学习模型自动地确定的。

6. 根据权利要求5所述的方法,其中(i)在所述US容积的所述分割之前执行所述MR容积的所述分割,并且(ii)使用来自所述MR容积的所述分割的尺寸和形状数据作为对所述US容积的所述分割的约束。

7. 根据权利要求5所述的方法,其中使用包括多个训练MR容积和多个训练US容积的训练数据集来训练所述一个或多个机器学习模型,并且训练过程包括:

对于包括在所述训练数据集中的每个容积,使用由一组点定义的相应容积的网格表示和用于所述网格表示的各面的三角信息来创建注释数据;

在所述训练数据集中的每个容积周围定义边界框,其中所述边界框由三个方位值、三个定向值和三个尺寸值来定义;

在每个边界框内计算器官形状;以及

使用针对所述训练数据集中的每个容积的器官形状和注释数据来训练所述一个或多个机器学习模型。

8. 根据权利要求7所述的方法,其中(i)在将所述训练过程应用于所述多个US容积之前将所述训练过程应用于所述多个训练MR容积,并且(ii)使用用于所述训练数据集中的对应MR容积的边界框的三个尺寸值来定义用于定义每个US容积的边界框的三个尺寸值。

9. 根据权利要求1所述的方法,进一步包括:

从表面下成像数据分割所述器官的表面下结构以产生所述器官的第三3D点表示,

其中所述多个点对应性进一步包括(i)第一3D点表示与第三3D点表示之间的点对应性,以及(ii)第二3D点表示与第三3D点表示之间的点对应性。

10. 根据权利要求1所述的方法,进一步包括:

基于所述MR容积与所述US容积的所述配准,将所述MR容积中的表面下图像数据扭曲到US坐标空间中;以及

以覆盖在所述US容积上的方式显示所述表面下图像数据。

11. 一种用于执行两种图像模态中的图像之间的可形变配准的计算机实现方法,所述

方法包括：

从在第一模态中获取的第一图像容积中分割器官以产生所述器官的第一3D点表示；

从在第二模态中获取的第二图像容积中分割所述器官以产生所述器官的第二3D点表示；

确定第一3D点表示与第二3D点表示之间的多个点对应性；以及

应用生物力学模型以配准第一图像容积与第二图像容积，其中使用所述多个点对应性作为用于所述生物力学模型的位移边界条件。

12. 根据权利要求11所述的方法，其中第一3D点表示和第二3D点表示各自为网格。

13. 根据权利要求11所述的方法，其中第一3D点表示和第二3D点表示各自为点云。

14. 根据权利要求11所述的方法，其中所述器官从第一图像容积中的所述分割以及所述器官从第二图像容积中的所述分割各自都是使用一个或多个机器学习模型自动地确定的。

15. 根据权利要求14所述的方法，其中(i)在第二图像容积的所述分割之前执行第一图像容积的所述分割，并且(ii)使用来自第一图像容积的所述分割的尺寸和形状数据作为对第二图像容积的所述分割的约束。

16. 根据权利要求14所述的方法，其中使用包括多个训练第一图像容积和多个训练第二图像容积的训练数据集训练所述一个或多个机器学习模型，并且训练过程包括：

对于包括在所述训练数据集中的每个容积，使用由一组点定义的相应容积的网格表示和用于所述网格表示的各面的三角信息来创建注释数据；

在所述训练数据集中的每个容积周围定义边界框，其中所述边界框由三个方位值、三个定向值和三个尺寸值来定义；

在每个边界框内计算器官形状；以及

使用针对所述训练数据集中的每个容积的器官形状和注释数据来训练所述一个或多个机器学习模型。

17. 根据权利要求16所述的方法，其中(i)在将所述训练过程应用于所述多个第二训练图像容积之前将所述训练过程应用于所述多个训练第一图像容积，并且(ii)使用用于所述训练数据集中的对应第一图像容积的边界框的三个尺寸值来定义用于定义每个训练第二图像容积的边界框的三个尺寸值。

18. 根据权利要求11所述的方法，进一步包括：

从表面下成像数据分割所述器官的表面下结构以产生所述器官的第三3D点表示，

其中所述多个点对应性进一步包括(i)第一3D点表示与第三3D点表示之间的点对应性，以及(ii)第二3D点表示与第三3D点表示之间的点对应性。

19. 根据权利要求11所述的方法，进一步包括：

基于第一图像容积与第二图像容积的所述配准，扭曲第一图像容积中的表面下图像数据；以及

以覆盖在第二图像容积上的方式显示所述表面下图像数据。

20. 一种用于执行磁共振(MR)与超声(US)图像之间的可形变配准的系统，所述系统包括：

包括多个处理器的并行计算平台，其被配置成：

应用第一机器学习模型来从MR容积中分割器官,以产生所述器官在MR坐标中的第一3D点表示;

应用第二机器学习模型来从US容积中分割所述器官,以产生所述器官在US坐标中的第二3D点表示;

确定第一3D点表示与第二3D点表示之间的多个点对应性;以及

应用生物力学模型以配准所述MR容积与所述US容积,其中使用所述多个点对应性作为用于所述生物力学模型的位移边界条件。

使用生物力学模型的磁共振和超声图像的可形变配准

技术领域

[0001] 本公开内容一般地涉及用于使用生物力学模型来执行磁共振 (MR) 和超声 (US) 图像的可形变配准的方法、系统和装置。本文中描述的技术可以应用于前列腺以及其它解剖器官的研究。

背景技术

[0002] 前列腺癌通常通过经直肠US引导的穿刺活检进行诊断。然而,由于这一程序的灵敏度较低,经常需要重复活检以确认诊断。众所周知,使用来自磁共振 (MR) 的附加成像信息可以改善活检程序的灵敏度,这是由于与US图像相比的、MR提供的附加的表面下细节。例如,可以使用疑似癌结节的MR发现来在US引导的活检期间引导针的放置。

[0003] 为了使MR有效地用于补充US引导,需要图像配准程序以将MR和US图像融合到共同的坐标空间中。在临床实践中,这种图像配准经常仅由临床医生在视觉上查阅这两个图像之后在心里进行,尽管存在许多技术以通过计算方式执行该配准。最简单的方法涉及使用点或表面特征来计算刚性变换以对准前列腺。然而,由于US成像期间发生的软组织变形,刚性变换通常不足以准确地对准前列腺结构。更复杂的方法利用某种可形变配准,诸如生物力学组织模型。

发明内容

[0004] 本发明的实施例通过提供与使用生物力学模型的磁共振和超声器官图像的可形变配准有关的方法、系统和装置来处理并克服上述缺陷和缺点中的一个或多个。简而言之,本文中描述的技术利用生物力学模型,其中位移边界条件是根据MR和US图像中的器官分割来生成和分配的。

[0005] 根据一些实施例,一种用于执行磁共振 (MR) 和超声 (US) 图像之间的可形变配准的计算机实现方法包括接收描绘器官的MR容积 (volume) 并且从所述MR容积中分割所述器官以产生所述器官在MR坐标中的第一3D点表示。此外,接收描绘器官的US容积,并且从所述US容积中分割所述器官以产生所述器官在US坐标中的第二3D点表示。所述3D点表示可以是例如网格或点云。接下来,确定第一3D点表示与第二3D点表示之间的多个点对应性。然后,应用生物力学模型以配准所述MR容积与所述US容积。使用所述点对应性作为用于所述生物力学模型的位移边界条件。从参考附图进行的对例证性实施例的以下详细描述中,本发明的附加特征和优点将变得显而易见。

[0006] 在前述方法的一些实施例中,所述器官从所述MR容积中的所述分割以及所述器官从所述US容积中的所述分割各自都是使用一个或多个机器学习模型自动地确定的。在一个实施例中,在所述US容积的所述分割之前执行所述MR容积的所述分割,并且使用来自所述MR容积的所述分割的尺寸和形状数据作为对所述US容积的所述分割的约束。可以使用训练数据集来训练所述机器学习模型,所述训练数据集包括多个训练MR容积和多个训练US容积。可以使用围绕每个容积定义的边界框来执行训练过程。首先,使用由一组点定义的相应

容积的网格表示和用于所述网格表示的各面的三角信息来为包括在所述训练数据集中的每个容积创建注释数据。接下来,在所述训练数据集中每个容积周围定义边界框。所述边界框由三个方位值、三个定向值和三个尺寸值来定义。在每个边界框内确定器官形状。然后,使用针对所述训练数据集中的每个容积的所述器官形状和所述注释数据来训练所述机器学习模型。在一个实施例中,在将所述训练过程应用于所述US容积之前,对所述训练MR容积应用所述训练过程,并且使用用于所述训练数据集中的对应MR容积的边界框的三个尺寸值来定义用于定义每个US容积的边界框的三个尺寸值。

[0007] 在不同的实施例中,可以对以上讨论的方法进行附加的加强、变化或其它修改。例如,所述MR容积和所述US容积可以在术中程序期间获取的。在一些实施例中,所述方法进一步包括从表面下成像数据分割所述器官的表面下结构以产生所述器官的第三3D点表示。点对应性于是可以进一步包括(i)第一3D点表示与第三3D点表示之间的点对应性,以及(ii)第二3D点表示与第三3D点表示之间的点对应性。在其它实施例中,基于所述MR容积与所述US容积的所述配准,将所述MR容积中的表面下图像数据扭曲到US坐标空间中。然后,可以以覆盖所述US容积的方式显示所述表面下图像数据。

[0008] 根据本发明的另一方面,一种用于执行两个图像模态中的图像之间的可形变配准的计算机实现方法,包括从在第一模态中获取的第一图像容积中分割器官以产生所述器官的第一3D点表示,并且从在第二模态中获取的第二图像容积中分割所述器官以产生所述器官的第二3D点表示。确定第一3D点表示与第二3D点表示之间的点对应性,并且应用生物力学模型以配准第一图像容积与第二图像容积。与以上描述的其它方法一样,使用所述点对应性作为用于所述生物力学模型的位移边界条件。

[0009] 根据本发明的其它实施例,一种执行MR图像与US图像之间的可形变配准的系统包括并行计算平台,其包括多个处理器。该平台被配置成应用第一机器学习模型来从MR容积中分割器官以产生所述器官在MR坐标中的第一3D点表示,并且应用第二机器学习模型来从US容积中分割所述器官以产生所述器官在US坐标中的第二3D点表示。该平台确定第一3D点表示与第二3D点表示之间的多个点对应性。然后,该平台应用生物力学模型以配准所述MR容积与所述US容积,其中使用所述点对应性作为用于所述生物力学模型的位移边界条件。

[0010] 根据参考附图进行的对例证性实施例的以下详细描述,本发明的附加特征和优点将变得显而易见。

附图说明

[0011] 从当结合附图阅读时的以下详细描述中最佳地理解本发明的前述及其它方面。出于例示本发明的目的,在附图中示出了目前优选的实施例,然而要理解的是,本发明不限于所公开的具体手段。包括在附图中的是以下各图:

图1示出根据一些实施例的示例配准工作流程100;

图2示出使用本文中描述的技术计算出的边界框中的前列腺的示例网格表示;

图3提供图示出应用图1所示的一般工作流程的过程300的流程图;以及

图4提供可用于实现机器学习模型和本文中讨论的各种工作流程的其它方面的并行处理存储器架构400的示例。

具体实施方式

[0012] 本发明的实施例通过提供与使用生物力学模型执行磁共振 (MR) 和超声 (US) 器官图像的可形变配准有关的方法、系统和装置来处理并克服上述缺陷和缺点中的一个或多个。感兴趣的器官可以是前列腺;然而,应当注意的是,本文中描述的一般技术可适用于各种解剖器官。所述MR图像通常是高分辨率术前容积,其可以用于构建被表示为拓扑结构(诸如网格)的数字式患者特定的器官模型。所述US图像通常是复合切片(compounded slice)的3D容积。这些数据的配准由于在成像会话之间发生的非刚性变形以及由于缺乏已知的特征对应性而难以计算。本文中描述的技术是部分地基于用于使用从基于模板的分割生成的点对应性来执行与组织模型生物力学驱动配准的过程。分割提供对应性并驱动生物力学组织模型来配准图像数据。本文中描述的技术可以应用于例如为穿刺活检程序或其它干预提供图像引导。

[0013] 图1示出根据一些实施例的示例配准工作流程100。下面参考MR和US图像容积讨论该工作流程;然而,该工作流程的一般原则可以适用于各种成像模态。通常在使用US引导的程序来获取3D US容积115(下面描述)之前一段时间捕获MR容积105;然而,在一些实施例中,也可以在获取3D US容积115的程序期间从术中MR扫描仪获得MR容积105。MR容积105提供密集的解剖或功能数据。MR分割过程110从MR容积105中分割感兴趣的器官,并且在MR坐标中构建器官的3D点表示,其将用于创建生物力学模型125。

[0014] 3D US容积115被捕获为原生3D容积或者可以由一系列追踪的2D US图像复合而成的容积,这取决于US机器的硬件配置。在US分割过程120期间,从US容积中分割感兴趣的器官以提供US坐标中的3D点表示,如网格或点云。

[0015] 在表面上以相同的方式对两个分割的对象进行采样。沿整个表面以密集的方式隐含地定义对应性。这些对应性被用作位移边界条件,将所述位移边界条件馈送到生物力学模型125中以将分割的MR容积压缩至US容积,或者反之亦然。亦即,因为每个分割容积的点在空间上相对应,所以可以使用生物力学模型125来迫使那些对应性在3D空间中匹配以使所述容积一起变形。

[0016] 以上所讨论的应用于工作流程100中的器官分割算法被设计为使用一个或多个机器学习模型来进行自动化。从多种多样的患者收集器官容积的训练数据。然后使用由一组点和用于各面的三角信息定义的网格表示来手动地或自动地注释每个容积中的器官形状。可以将器官分割算法理解为包括两个阶段:1)输入容积中的器官的局部化,以及2)在已局部化的区域中的形状计算。

[0017] 对于器官的局部化,定义器官的每个已注释网格的三维(3D)边界框。边界框逼近器官的位置以及定向和标度。边界框由九个参数定义:三个方位值(x , y , z),它们是边界框在3D坐标系中的中央坐标;三个定向值(θ_x , θ_y , θ_z),它们是关于x轴、y轴和z轴的三个角度;以及三个尺寸或标度值(w , h , d),其分别指定框的宽度、高度和深度。

[0018] 训练边界框检测模型以使用训练容积及其对应的注释来找出这九个参数。这是一个回归问题,其从给定的输入图像/容积数据预测这九个值。存在几种机器学习算法可以用来求解这个问题。在一些实施例中,回归问题被转换成一系列两类分类问题,一个是目标正向类,另一个是负向类。此外,可以应用诸如使用概率提升树(PBT)的边缘空间学习(MSL)的

技术。使用PBT的MSL将参数空间边缘化为三个阶段,方位空间、定向空间和最终的标度空间。

[0019] 在找到边界框之后,在该框内计算器官形状。令 N 个训练形状表示为 $S_1, S_2 \dots S_N$, 其中 $S_i = \{p_{i1}, p_{i2} \dots p_{id}\}$, $p_{ij} \in R^3$ 并且 $S_i \in R^{3*}$ 。 p_{ij} 是使用边界框定义的局部3D坐标系中的 S_i 的第 j 个点的坐标。所有的训练形状都具有关于其各个点的完全的对应关系。图2示出使用本文中描述的技术计算出的边界框中的前列腺的示例网格表示。

[0020] 令 S 表示 $S_1, S_2 \dots S_N$ 的平均形状,其中在各形状之间保留有意义的对应性。在通过移除由位置、定向和标度引起的变化的影响来对准形状之后计算平均形状。这一对准可以使用诸如普鲁克分析的形状分析算法来执行。可以使用点数据来计算参数化的 M 维线性形状子空间, $\Phi_1, \Phi_2 \dots \Phi_M$,其中 $\Phi_M \in R^{3*d}$ 。可以使用例如多元判别分析(MDA)、主分量分析(PCA)或本领域中一般已知的其它类似线性变换方法来执行子空间的计算。一旦计算出子空间,每个形状就可以被表示为子空间要素的线性组合,如下所示:

$$S_i = \sum_{j=1}^M S_j \Phi_j, \lambda_j \in R \quad (1)$$

可以将3D边界框内的形状计算问题定义为找到参数 $\lambda_1, \lambda_2 \dots \lambda_M$ 。可以使用MR形状和US形状的训练数据集来训练形状模型。

[0021] 图3提供图示出应用图1所示的一般工作流程100的过程300的流程图。在步骤305处开始,使用上述机器学习模型和边界框方法从3D MR容积中分割MR器官。所得到的分割是器官的3D点表示(例如,点云或网格)。一般优选的是从MR容积而不是US 3D容积中提取器官,因为在MR容积中,相对更易于更准确地分割器官。如上文指出的,机器学习模型的输出中的一个器官的尺寸(w, h, d)和形状($\lambda_1, \lambda_2 \dots \lambda_M$)。

[0022] 继续参考图3,在步骤310处,使用来自MR分割的信息作为用以执行US器官分割的先验知识。更具体来说,使用以上描述的机器学习模型和边界框方法来计算US器官的位置(x, y, z)和定向($\theta_x, \theta_y, \theta_z$);然而,通过将尺寸(w, h, d)和形状参数($\lambda_1, \lambda_2 \dots \lambda_M$)固定为由MR分割给出的值来约束该模型。使用在先信息的益处在于问题复杂度从 $M+9$ 个参数显著降低到六个参数。此外,没有很好地定义器官边界的某些部分,而从MR容积计算出的在先形状可以克服这个问题。在一些实施例中,可以在两种分割中应用相同的机器学习模型。例如,该模型可以允许将可变数量的参数指定为输入。在其它实施例中,可以使用两种不同的机器学习模型来执行MR分割和US分割。与MR分割一样,US分割是感兴趣的器官的3D点表示。

[0023] 在步骤315处,确定来自器官MR和US分割的点对应性。例如,对于处于相同位置和定向的分割,可以假定MR分割中的每个点与US分割中最接近它的点相对应(即最近邻启发法)。在其它实施例中,可以应用更复杂的技术,诸如其中使用点之间的软件对应性来确定点集之间的最优变换的鲁棒点匹配(RPM)。可以将点对应性存储为从MR分割到US分割的矢量映射。

[0024] 如果表面下成像数据(例如,计算机断层扫描图像)可用,则可以在步骤315处提供器官中的表面下结构的分割作为附加的点对应性。亦即,在步骤315处生成的对应性可以包括MR 3D点表示与表面下3D点表示之间的点对应性以及US 3D点表示与表面下3D点表示之间的对应性。这些附加的对应性可以使用以上所讨论的相同的一般技术来确定。

[0025] 然后,在步骤320处,利用来自分割的点对应性作为到生物力学模型的位移边界条

件。在一些实施例中，应用针对描述器官变形模式的运动方程的有限元法(FEM)求解方法。在这种方法中，根据MR分割表面的几何形状将器官域离散为四面体网格。在一些实施例中，在网格生成期间应用的方程是用于在静态平衡处的组织位移场的标准3D纳维叶柯西方程：

$$\frac{E}{2(1+\nu)(1-2\nu)} \nabla(\nabla \cdot \mathbf{u}) + \frac{E}{2(1+\nu)} \nabla^2 \mathbf{u} + \mathbf{F} = 0 \quad (2)$$

这里， E 是杨氏模量， ν 是泊松比， \mathbf{u} 是组织中的一点处的3D位移矢量，以及 \mathbf{F} 是所施加的体力分布。

[0026] 然后，找到组织的每个点处的位移，使得满足方程(2)。根据一些实施例，在四面体单元上定义线性基函数并且执行伽勒金加权残值方法以构建具有以下形式的线性方程组：

$$K\mathbf{u} = \mathbf{f} \quad (3)$$

其中 K 是包含来自材料属性和本构方程2的贡献的刚度矩阵。器官的材料属性可以基于来自文献中的值来近似。替换地，如果可用，可以根据MR或US弹性成像模态将患者特定的材料属性分配给模型。方程3中的矢量 \mathbf{u} 包含网格节点位移，并且 \mathbf{f} 包含应用了位移边界条件的矢量。基于从MR分割到US分割的矢量映射，针对 \mathbf{f} 中的边界节点计算这些位移条件。通过修改方程3中的适当方程来分配从这些分割对应性中得知的位移边界条件以给出最终的方程组：

$$A\mathbf{u} = \mathbf{b} \quad (3)$$

针对满足位移边界条件和材料属性的节点位移来求解该方程组。

[0027] 来自生物力学模型的解的节点位移提供了非刚性变换，其描述了MR与US成像扫描之间的器官变形。然后可以使用该位移场来将MR器官中的器官结构变换成与US器官相同的坐标系(或反之亦然)。例如，可以使用所述位移来扭曲从MR分割出的其它网格，诸如疑似结节或计划的注释。

[0028] 也可以使用位移来直接扭曲图像信息本身以提供覆盖。例如，在一个实施例中，基于MR容积与US容积的配准，将MR容积中的表面下图像数据扭曲到US坐标空间中。然后，以覆盖在US容积上的方式为用户显示表面下图像数据。可以应用本领域一般已知的任何图像扭曲技术来扭曲所述MR数据。

[0029] 图4提供可用于实现机器学习模型和本文中所讨论的各种工作流程的其它方面的并行处理存储器平台400的示例。该平台400可以用于其中使用英伟达CUDA™(或类似的并行计算平台)的本发明的实施例中。该架构包括经由总线415(例如，PCIe总线)连接的主机计算单元(“主机”)405和图形处理单元(GPU)设备(“设备”)410。主机405包括中央处理单元或“CPU”(图4中未示出)以及CPU可访问的主机存储器425。设备410包括图形处理单元(GPU)及其相关联的存储器420，在本文中称为设备存储器。设备存储器420可以包括各自针对不同的存储器用途进行优化的各种类型的存储器。例如，在一些实施例中，设备存储器包括全局存储器、常量存储器和纹理存储器。

[0030] 大数据平台和/或大仿真平台的并行部分(参见图4)可以在平台400上作为“设备内核”或简单地“内核”来执行。内核包括被配置成执行特定功能的参数化代码。并行计算平台被配置成基于由用户提供的参数、设置和其它选择、跨平台400以最优的方式执行这些内核。此外，在一些实施例中，并行计算平台可以包括附加的功能性，以允许以用户提供的最少限度的输入以最优的方式自动处理内核。

[0031] 由(下面更详细地描述的)线程块的栅格来执行每个内核所需的处理。使用并发内核执行、流以及与轻量级事件的同步,图4的平台400(或者类似的架构)可以用于并行化在本文中讨论的在训练或者执行分割中执行的基于机器模型的操作的各部分。此外,可以利用并发执行来确定得自3D容积的点云或网格中的点之间的各个对应性。

[0032] 设备410包括表示设备410的计算单元的一个或多个线程块430。术语线程块指的是一组线程,其可以经由共享存储器进行协作并同步它们的执行以协调存储器访问。例如,在图4中,线程440、445和450在线程块430中操作并访问共享存储器435。取决于所使用的并行计算平台,线程块可以被组织成栅格结构。然后可以将计算或一系列计算映射到该栅格上。例如,在利用CUDA的实施例中,可以将计算映在到一维、二维或三维栅格上。每个栅格包含多个线程块,并且每个线程块包含多个线程。例如,在图4中,线程块430被组织在具有 $m+1$ 行和 $n+1$ 列的二维栅格结构中。一般来说,同一栅格的不同线程块中的线程不能相互通信或同步。然而,同一栅格中的线程块可以同时GPU内的同一多处理器上运行。每个线程块中的线程的数量可能受到硬件或软件约束的限制。

[0033] 继续参考图4,寄存器455、460和465表示对线程块430可用的快速存储器。每个寄存器仅可由单个线程访问。因此,例如,寄存器455可以仅由线程440访问。相反地,共享存储器是按线程块分派的,因此块中的所有线程都可以访问相同的共享存储器。因此,共享存储器435被设计成由线程块430中的每个线程440、445和450并行地访问。线程可以访问共享存储器435中的、由同一线程块(例如,线程块430)内的其它线程从设备存储器420加载的数据。设备存储器420被栅格的所有块访问,并且可以使用例如动态随机存取存储器(DRAM)来实现。

[0034] 每个线程可以具有一个或多个存储器访问级别。例如,在图4的平台400中,每个线程可以具有三个存储器访问级别。首先,每个线程440、445、450可以读取并写入其对应的寄存器455、460和465。寄存器向线程提供最快的存储器访问,因为没有同步问题,并且寄存器一般位于靠近执行该线程的多处理器。其次,线程块430中的每个线程440、445、450可以读取并将数据写入与该块430对应的共享存储器435。一般来说,由于需要同步线程块中所有线程之间的访问,所以线程访问共享存储器所需的时间超过寄存器访问的时间。然而,像线程块中的寄存器一样,共享存储器通常位于靠近执行所述线程的多处理器。第三存储器访问级别允许设备410上的所有线程读取和/或写入设备存储器。设备存储器需要最长的访问时间,因为必须跨在设备上操作的线程块同步访问。因此,在一些实施例中,可以使用本领域中一般已知的数据局部性技术将数据分成段。然后,可以使用寄存器存储器来并行地处理数据的每个部分,其中根据需要仅使用共享和设备存储器来组合结果以提供用于最终数据集的结果。

[0035] 本公开内容的实施例可以用硬件和软件的任何组合来实现。例如,除了图4中呈现的并行处理架构之外,标准计算平台(例如,服务器、台式计算机等)可以被专门配置成执行本文中讨论的技术。此外,本公开内容的实施例可以被包括在具有例如计算机可读非暂时性介质的制品(例如,一个或多个计算机程序产品)中。所述介质可以在其中体现用于提供并促进本公开内容的实施例的机制的计算机可读程序代码。制品可以作为计算机系统的一部分被包括在内或单独地销售。

[0036] 虽然本文中已经公开了各个方面和实施例,但是其它方面和实施例对于本领域技

术人员而言将是显而易见的。本文中公开的各个方面和实施例是用于例示的目的而非意在限制,其中真正的范围和精神由以下权利要求来指示。

[0037] 如本文中所使用的,可执行应用程序包括用于例如响应于用户命令或输入来调节处理器以实现预定功能(诸如操作系统、上下文数据采集系统或其它信息处理系统的预定功能)的代码或机器可读指令。可执行程序是用于执行一个或多个特定过程的一段代码或机器可读指令、子例程或代码的其它不同部分或可执行应用程序的一部分。这些过程可以包括接收输入数据和/或参数、对接收到的输入数据执行操作和/或响应于接收到的输入参数执行功能以及提供所得到的输出数据和/或参数。

[0038] 如本文中所使用的,图形用户接口(GUI)包括由显示处理器生成的、并且使用户能够与处理器或其它设备以及相关的数据采集和处理功能交互的一个或多个显示图像。GUI还包括可执行程序或可执行应用程序。可执行程序或可执行应用程序调节显示处理器以生成表示GUI显示图像的信号。这些信号被提供给显示设备,所述显示设备显示图像供用户观看。处理器在可执行程序或可执行应用程序的控制下,响应于从输入设备接收的信号来操纵GUI显示图像。以这种方式,用户可以使用输入设备与显示图像交互,使用户能够与处理器或其它设备交互。

[0039] 本文中的功能和过程步骤可以响应于用户命令而部分地或全部地或自动地执行。响应于一个或多个可执行指令或设备操作来执行自动执行的活动(包括步骤),而无需用户直接发起所述活动。

[0040] 附图的系统 and 过程并不是排他性的。根据本发明的原理可以得出其它系统、过程和菜单以实现相同的目标。虽然已经参考特定实施例描述了本发明,但是将理解的是,本文中示出和描述的实施例和变型仅用于例示的目的。本领域技术人员可以实现对当前设计的修改而不脱离本发明的范围。如本文中所描述的,可以使用硬件组件、软件组件和/或其组合来实现各种系统、子系统、代理、管理器和过程。本文中的权利要求要素不得根据35 U.S.C. 112第六段的规定进行解释,除非使用了短语“用于...的部件”明确地叙述该要素。

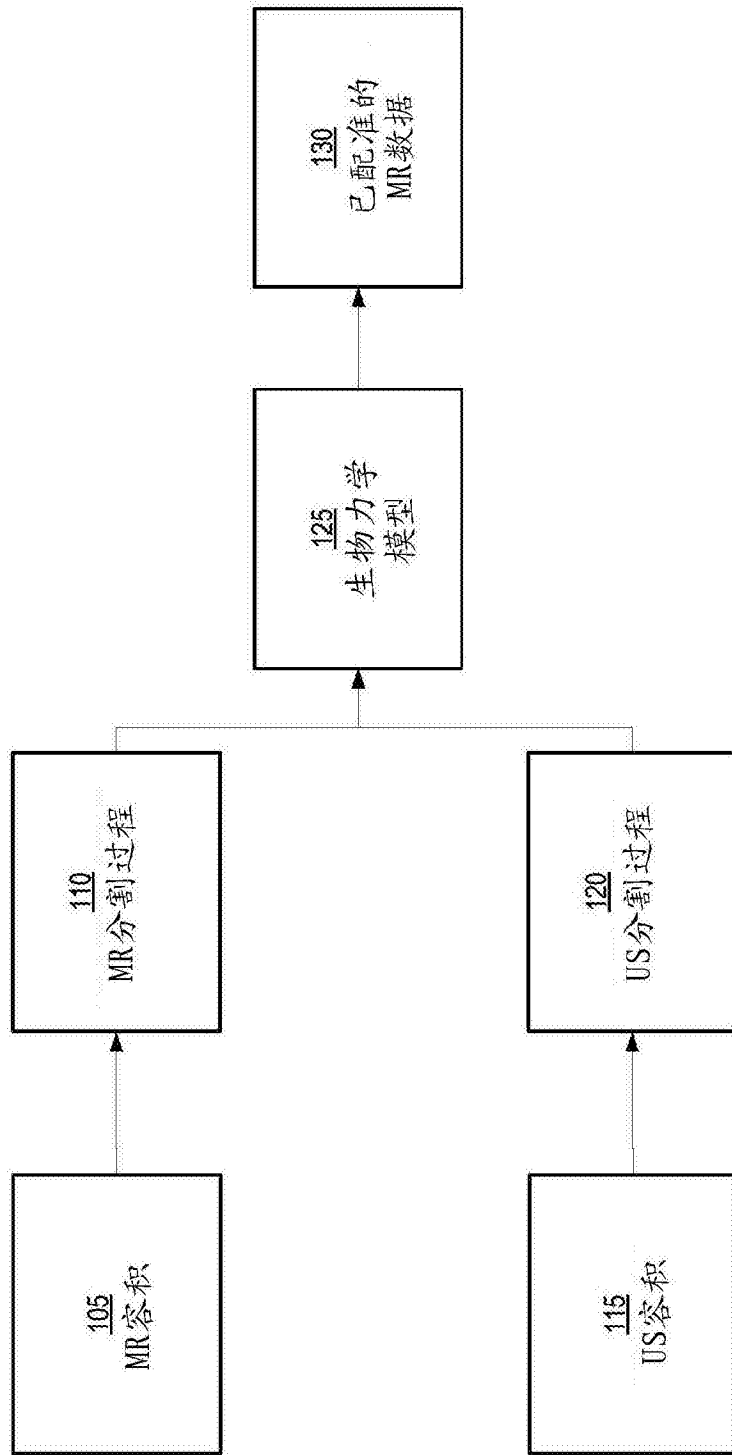


图 1

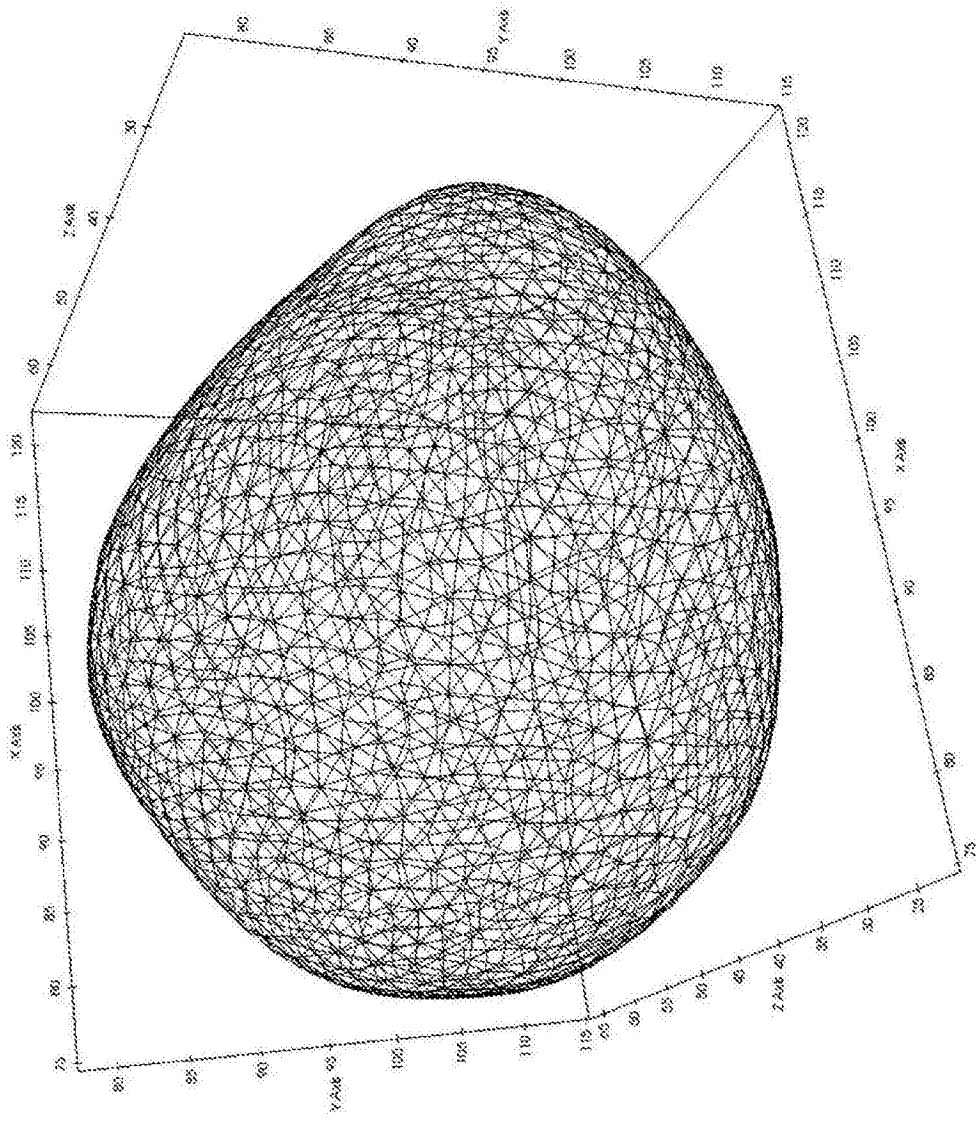


图 2

300

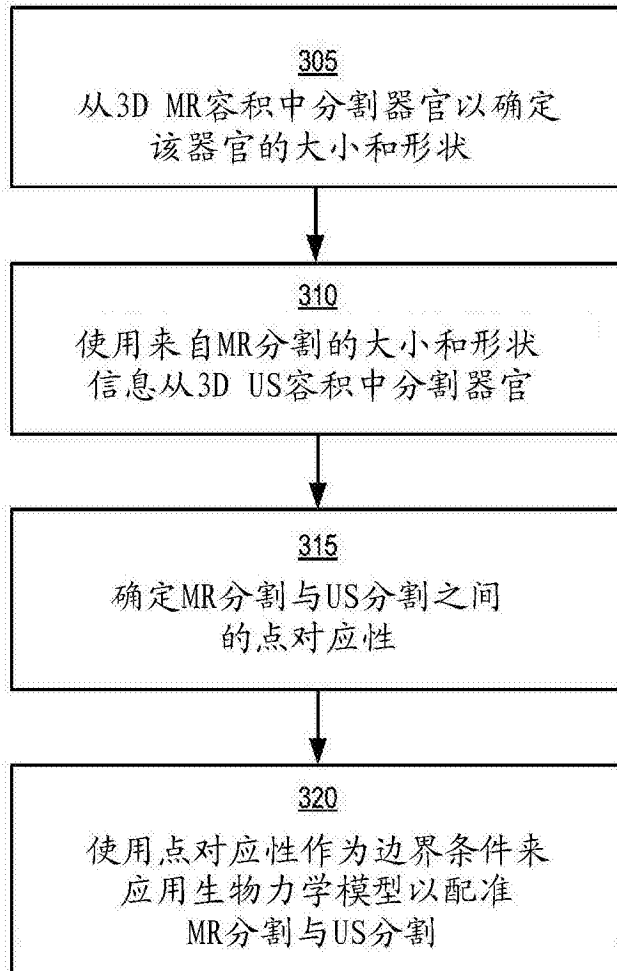


图 3

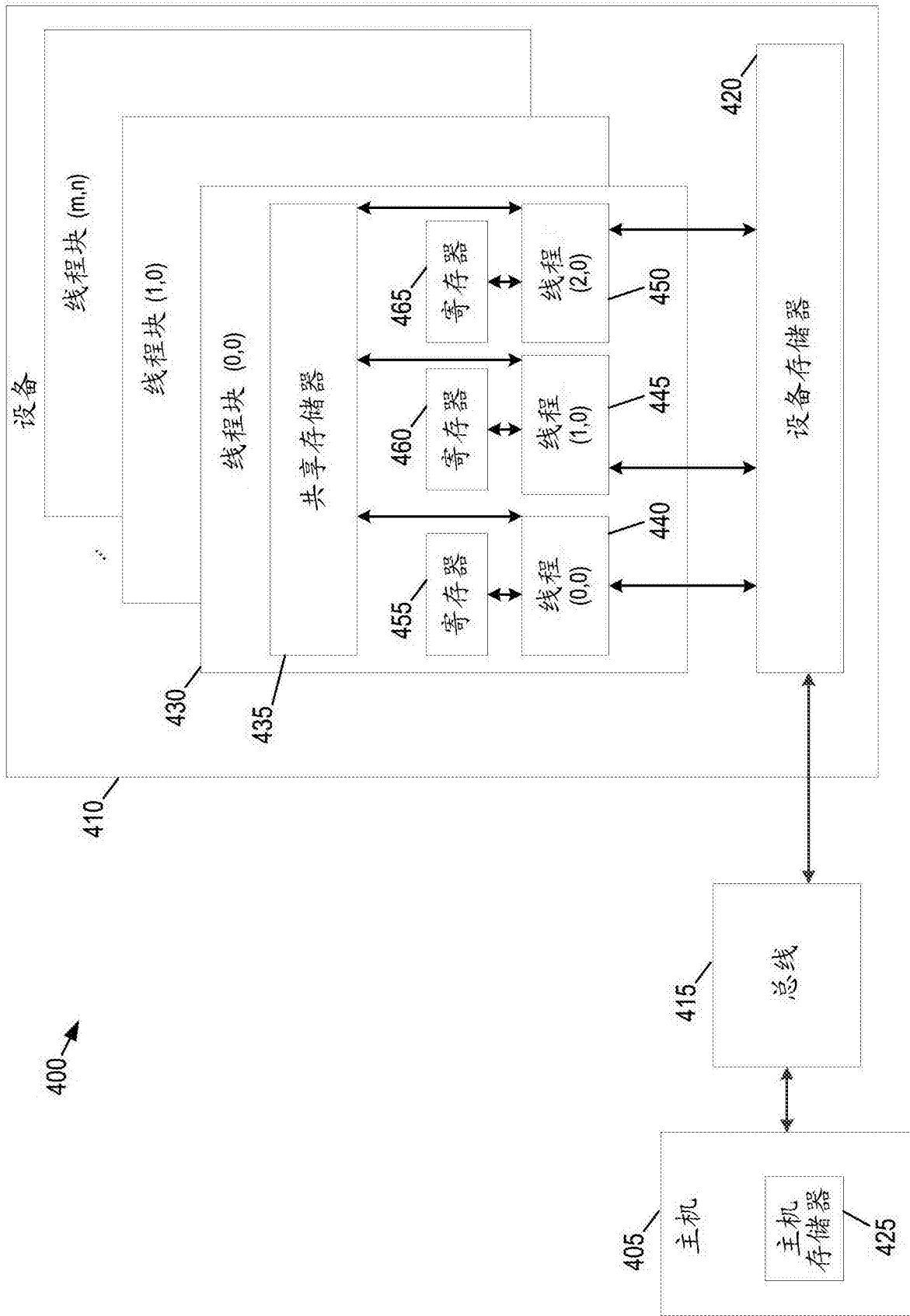


图 4