



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110168613 A

(43)申请公布日 2019.08.23

(21)申请号 201780071286.4

(22)申请日 2017.09.19

(30)优先权数据

62/396965 2016.09.20 US

(85)PCT国际申请进入国家阶段日

2019.05.17

(86)PCT国际申请的申请数据

PCT/US2017/052317 2017.09.19

(87)PCT国际申请的公布数据

W02018/057529 EN 2018.03.29

(71)申请人 哈特弗罗公司

地址 美国加利福尼亚州

(72)发明人 T.M.桑德斯 S.桑卡兰 L.格拉迪

D.斯佩恩 肖南 H.J.金 C.泰勒

(74)专利代理机构 中国专利代理(香港)有限公司 72001

代理人 吕传奇 闫小龙

(51)Int.Cl.

G06T 17/00(2006.01)

A61B 5/02(2006.01)

G16B 5/00(2019.01)

G06Q 50/22(2018.01)

权利要求书5页 说明书13页 附图6页

(54)发明名称

用于使用降阶模型和机器学习估计血流特性的系统和方法

(57)摘要

公开了用于确定患者的血流特性的系统和方法。一种方法包括：在电子存储介质中接收所述患者的脉管系统的至少一部分的患者特定图像数据，所述患者特定图像数据具有一个或多个点处的几何特征；从所接收的图像数据生成患者特定降阶模型，所述患者特定降阶模型包括在所述患者的所述脉管系统的所述一个或多个点处的阻抗值的估计和所述几何特征的简化；创建特征向量，所述特征向量包括所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点中的每一个的所述阻抗值的估计和所述几何特征；以及使用被训练来基于所述一个或多个点处的所创建的特征向量而预测血流特性的机器学习算法来确定所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点处的血流特性。

1. 一种确定患者的血流特性的计算机实施的方法,所述方法包括:

在电子存储介质中接收所述患者的脉管系统的至少一部分的患者特定图像数据,所述患者特定图像数据具有一个或多个点处的几何特征;

从所接收的图像数据生成患者特定降阶模型,所述患者特定降阶模型包括在所述患者的所述脉管系统的所述一个或多个点处的阻抗值的估计和所述几何特征的简化;

创建特征向量,所述特征向量包括所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点中的每一个的所述阻抗值的估计和所述几何特征;以及

使用被训练来基于所述一个或多个点处的所创建的特征向量而预测血流特性的机器学习算法来确定所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点处的血流特性。

2. 如权利要求1所述的计算机实施的方法,其中使用被训练来基于所述一个或多个点处的所述所创建的特征向量而预测血流特性的机器学习算法来确定所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点处的血流特性包括:

针对多个个体中的每一个,接收脉管系统的个体特定解剖模型,所述个体特定解剖模型具有所述个体特定解剖模型的一个或多个点处的血流特性的已知值,并且具有对应于所述个体的所述脉管系统的所述个体特定解剖模型的所述一个或多个点处的一个或多个几何特征;

针对具有所述一个或多个点处的所述血流特性的已知值的所述多个个体中的每一个,形成特征向量,所述特征向量包括:(i)有关所述一个或多个点的位置的信息,以及(ii)所述一个或多个点处的几何特征;

针对具有所述一个或多个点处的所述血流特性的已知值的所述多个个体中的每一个,使所述特征向量与所述一个或多个点处的所述血流特性的所述已知值相关联;以及

使用相关联的特征向量来训练所述机器学习算法,以从包括所述一个或多个点处的几何特征的特征向量预测脉管系统的一个或多个点处的所述血流特性的值;以及

使用经过训练的机器学习算法来确定对应于所述患者的所述脉管系统的所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点处的血流特性。

3. 如权利要求1所述的计算机实施的方法,

其中每个特征向量还包括所述患者特定降阶模型的一个或多个点处的所述患者的生理和/或表型参数;并且

其中所述机器学习算法被训练来从包括所述患者的脉管系统的一个或多个点处的几何特征以及生理和/或表型参数的特征向量预测所述患者的脉管系统的一个或多个点处的所述血流特性的值。

4. 如权利要求3所述的计算机实施的方法,其中所述生理和/或表型参数包括以下中的一者或多者:收缩压和舒张压、心率、血细胞压积水平、血压、血液粘度、所述患者的年龄、所述患者的性别、所述患者的身高、所述患者的体重、所述患者的生活方式特性以及供应组织的质量。

5. 如权利要求1所述的计算机实施的方法,其中使用被训练来基于所述一个或多个点处的所述所创建的特征向量而预测血流特性的机器学习算法来确定所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点处的血流特性包括:

基于所述患者的所述脉管系统的所述患者特定图像数据而接收患者特定解剖模型,所

述患者特定解剖模型具有对应于所述患者的所述脉管系统的所述患者特定解剖模型的一个或多个点处的几何特征；

在所述患者特定解剖模型上的位置处应用边界条件以模拟通过所述患者特定解剖模型的血流；

使用计算流体力学 (CFD) 从血流的模拟确定所述患者特定解剖模型的一个或多个点处的血流特性的值；

形成特征向量,所述特征向量包括:(i) 有关所述患者特定解剖模型的所述一个或多个点的位置的信息,以及(ii) 所述患者特定解剖模型的所述一个或多个点处的所接收的几何特征；

使所述特征向量与所述患者特定解剖模型的所述一个或多个点处的所述血流特性的确定的值相关联；

使用相关联的特征向量来训练机器学习算法,以从包括所述一个或多个点处的几何特征的特征向量预测所述患者的脉管系统的一个或多个点处的所述血流特性的值;以及使用经过训练的机器学习算法来确定对应于所述患者的所述脉管系统的所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点处的血流特性。

6. 如权利要求5所述的计算机实施的方法,其中应用边界条件包括在可以应用适当的边界条件的位置处截断所述患者特定解剖模型,所述位置包括血流流入、血流流出和血管壁处的边界。

7. 如权利要求1所述的计算机实施的方法,所述方法还包括

将所述所接收的患者特定图像数据分割成所述患者的所述脉管系统的一个或多个区域;并且其中

针对所述脉管系统的所述一个或多个区域中的每一个生成所述降阶模型。

8. 如权利要求1所述的计算机实施的方法,其中所述机器学习算法包括以下中的一者或多者:支持向量机 (SVM)、多层感知器 (MLP)、多变量回归 (MVR)、神经网络、基于树的分类器以及加权线性或逻辑回归。

9. 如权利要求1所述的计算机实施的方法,其中所述血流特性包括以下中的一者或多者:血压、血流储备分数 (FFR)、血液流率或流速、速度或压力场、血液动力学作用力以及器官和/或组织灌注特性。

10. 一种用于确定患者的血流特性的系统,所述系统包括:

数据存储装置,所述数据存储装置存储用于确定患者的血流特性的指令;以及

处理器,所述处理器被配置成执行所述指令以执行包括以下操作的方法:

在电子存储介质中接收所述患者的脉管系统的至少一部分的患者特定图像数据,所述患者特定图像数据具有一个或多个点处的几何特征;

从所接收的图像数据生成患者特定降阶模型,所述患者特定降阶模型包括在所述患者的所述脉管系统的所述一个或多个点处的阻抗值的估计和几何特征的简化;

创建特征向量,所述特征向量包括所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点中的每一个的所述阻抗值的估计和所述几何特征;以及

使用被训练来基于所述一个或多个点处的所创建的特征向量而预测血流特性的机器学习算法来确定所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点处的血流特性。

11. 如权利要求10所述的系统,其中使用被训练来基于所述一个或多个点处的所述所创建的特征向量而预测血流特性的机器学习算法来确定所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点处的血流特性包括:

针对多个个体中的每一个,接收脉管系统的个体特定解剖模型,所述个体特定解剖模型具有所述个体特定解剖模型的一个或多个点处的血流特性的已知值,并且具有对应于所述个体的所述脉管系统的所述个体特定解剖模型的所述一个或多个点处的一个或多个几何特征;

针对具有所述一个或多个点处的所述血流特性的已知值的所述多个个体中的每一个,形成特征向量,所述特征向量包括:(i)有关所述一个或多个点的位置的信息,以及(ii)所述一个或多个点处的所述几何特征;

针对具有所述一个或多个点处的所述血流特性的已知值的所述多个个体中的每一个,使所述特征向量与所述一个或多个点处的所述血流特性的所述已知值相关联;以及

使用相关联的特征向量来训练所述机器学习算法,以从包括所述一个或多个点处的几何特征的特征向量预测脉管系统的一个或多个点处的所述血流特性的值;以及

使用经过训练的机器学习算法来确定对应于所述患者的所述脉管系统的所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点处的血流特性。

12. 如权利要求10所述的系统,其中使用被训练来基于所述一个或多个点处的所述所创建的特征向量而预测血流特性的机器学习算法来确定所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点处的血流特性包括:

基于所述患者的所述脉管系统的所接收的患者特定图像数据而接收患者特定解剖模型,所述患者特定解剖模型具有对应于所述患者的所述脉管系统的所述患者特定解剖模型的一个或多个点处的几何特征;

在所述患者特定解剖模型上的位置处应用边界条件以模拟通过所述患者特定解剖模型的血流;

使用计算流体动力学(CFD)从通过所述患者特定解剖模型或群体来源解剖模型的血流的模拟确定所述患者特定解剖模型的一个或多个点处的血流特性的值;

形成特征向量,所述特征向量包括:(i)有关所述患者特定解剖模型的所述一个或多个点的位置的信息,以及(ii)所述患者特定解剖模型的所述一个或多个点处的所述几何特征;

使所述特征向量与所述患者特定解剖模型的所述一个或多个点处的所述血流特性的确定的值相关联;

使用相关联的特征向量来训练机器学习算法,以从包括所述一个或多个点处的几何特征的特征向量预测所述患者的脉管系统的一个或多个点处的所述血流特性的值;以及

使用经过训练的机器学习算法来确定对应于所述患者的所述脉管系统的所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点处的血流特性。

13. 如权利要求12所述的系统,其中应用边界条件包括在可以应用适当的边界条件的位置处截断所述患者特定解剖模型,所述位置包括血流流入、血流流出和血管壁处的边界。

14. 如权利要求10所述的系统,所述系统还包括:

将所述所接收的患者特定图像数据分割成所述患者的所述脉管系统的一个或多个区

域;并且其中

针对所述脉管系统的所述一个或多个区域中的每一个生成所述降阶模型。

15. 如权利要求10所述的系统,其中所述机器学习算法包括以下中的一者或多者:支持向量机(SVM)、多层感知器(MLP)、多变量回归(MVR)、神经网络、基于树的分类器以及加权线性或逻辑回归。

16. 如权利要求10所述的系统,其中所述血流特性包括以下中的一者或多者:血压、血流储备分数(FFR)、血液流率或流速、速度或压力场、血液动力学作用力以及器官和/或组织灌注特性。

17. 一种非暂态计算机可读介质,所述非暂态计算机可读介质存储指令,所述指令在由计算机执行时致使所述计算机执行确定患者的血流特性的方法,所述方法包括:

在电子存储介质中接收所述患者的脉管系统的至少一部分的患者特定图像数据,所述患者特定图像数据具有一个或多个点处的几何特征;

从所接收的图像数据生成患者特定降阶模型,所述患者特定降阶模型包括在所述患者的所述脉管系统的所述一个或多个点处的阻抗值的估计和所述几何特征的简化;

创建特征向量,所述特征向量包括所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点中的每一个的所述阻抗值的估计和所述几何特征;以及

使用被训练来基于所述一个或多个点处的所创建的特征向量而预测血流特性的机器学习算法来确定所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点处的血流特性。

18. 如权利要求17所述的非暂态计算机可读介质,

其中使用被训练来基于所述一个或多个点处的所述所创建的特征向量而预测血流特性的机器学习算法来确定所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点处的血流特性包括:

针对多个个体中的每一个,接收脉管系统的个体特定解剖模型,所述个体特定解剖模型具有所述个体特定解剖模型的一个或多个点处的血流特性的已知值,并且具有对应于所述个体的所述脉管系统的所述个体特定解剖模型的所述一个或多个点处的一个或多个几何特征;

针对具有所述一个或多个点处的所述血流特性的已知值的所述多个个体中的每一个,形成特征向量,所述特征向量包括:(i)有关所述一个或多个点的位置的信息,以及(ii)所述一个或多个点处的几何特征;

针对具有所述一个或多个点处的所述血流特性的已知值的所述多个个体中的每一个,使所述特征向量与所述一个或多个点处的所述血流特性的所述已知值相关联;以及

使用相关联的特征向量来训练所述机器学习算法,以从包括所述一个或多个点处的几何特征的特征向量预测脉管系统的一个或多个点处的所述血流特性的值;以及

使用经过训练的机器学习算法来确定对应于所述患者的所述脉管系统的所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点处的血流特性。

19. 如权利要求17所述的非暂态计算机可读介质,

其中使用被训练来基于所述一个或多个点处的所述所创建的特征向量而预测血流特性的机器学习算法来确定所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点处的血流特性包括:

基于所述患者的所述脉管系统的所述所接收的患者特定图像数据而接收患者特定解剖模型,所述患者特定解剖模型具有对应于所述患者的所述脉管系统的所述患者特定解剖

模型的一个或多个点处的几何特征；

在所述患者特定解剖模型上的位置处应用边界条件以模拟通过所述患者特定解剖模型的血流；

使用计算流体动力学 (CFD) 从通过所述患者特定解剖模型的血流的模拟确定所述患者特定解剖模型的一个或多个点处的血流特性的值；

形成特征向量,所述特征向量包括:(i) 有关所述患者特定解剖模型的所述一个或多个点的位置的信息,以及(ii) 所述患者特定解剖模型的所述一个或多个点处的几何特征；

使所述特征向量与所述患者特定解剖模型的所述一个或多个点处的所述血流特性的确定的值相关联；

使用相关联的特征向量来训练机器学习算法,以从包括所述一个或多个点处的几何特征的特征向量预测所述患者的脉管系统的一个或多个点处的所述血流特性的值;以及

使用经过训练的机器学习算法来确定对应于所述患者的所述脉管系统的所述患者特定降阶模型的所述一个或多个点处的血流特性。

20. 如权利要求17所述的非暂态计算机可读介质,其中所述机器学习算法包括以下中的一者或多者:支持向量机 (SVM)、多层感知器 (MLP)、多变量回归 (MVR)、神经网络、基于树的分类器以及加权线性或逻辑回归。

用于使用降阶模型和机器学习估计血流特性的系统和方法

[0001] 相关申请

[0002] 本申请要求于2016年9月20日提交的美国临时申请号62/396,965的优先权,所述申请的全部公开内容特此以引用的方式整体并入本文。

技术领域

[0003] 本公开的各种实施方案总体上涉及血管系统的诊断和治疗计划。更特别地,本公开的特定实施方案涉及用于使用降阶模型和/或机器学习估计血流特性的系统和方法。

技术背景

[0004] 冠状动脉中的血流可以提供有用的信息,包括脑缺血的存在或程度、对心肌的血液灌注等。由于直接测量小动脉中的血流可能是困难的,因此可以通过根据来源于包括以下的医学成像数据的患者特定的三维(3D)几何结构求解Navier-Stokes方程来模拟血流:心脏计算机断层(CT)扫描、磁共振成像(MRI)、超声波等。为了加快求解过程,3D几何结构可以被简化为通过面积或半径参数化的中心线的一维骨架,并且可以沿着这些中心线例如通过求解Navier-Stokes方程的简化方程来计算血流特性(例如,压力、流率等)。这些技术可以实现对Navier-Stokes方程的解的明显更快的计算,但是它们可能不如针对3D几何结构求解Navier-Stokes方程准确。希望有方法可以提供对解剖模型的局部区域中的血流特性的更为精确和准确的计算,其中涉及简化为1D几何结构的方法是不够准确的。这种期望的方法可以保持准确性,同时显著改进计算时间。还希望有一种方法利用这些模型来确定最优几何参数化,所述最优几何参数化将产生最优解和/或提高对患者的解剖结构的几何特性的了解,并且由此增强医学成像。

发明内容

[0005] 以下描述了本公开的用于使用降阶模型和/或机器学习估计血流特性的系统和方法的各种实施方案。

[0006] 一种方法包括:在电子存储介质中接收患者的脉管系统的至少一部分的患者特定图像数据,所述患者特定图像数据具有一个或多个点处的几何特征;从所接收的图像数据生成患者特定降阶模型,所述患者特定降阶模型包括在患者的脉管系统的一个或多个点处的阻抗值的估计和几何特征的简化;创建特征向量,所述特征向量包括患者特定降阶模型的一个或多个点中的每一个的阻抗值的估计和几何特征;以及使用被训练来基于一个或多个点处的所创建的特征向量而预测血流特性的机器学习算法来确定患者特定降阶模型的一个或多个点处的血流特性。

[0007] 根据另一个实施方案,一种用于使用降阶模型和/或机器学习估计血流特性的系统包括:数据存储装置,所述数据存储装置存储指令,所述指令用于使用降阶模型和/或机器学习来估计血流特性;以及处理器,所述处理器被配置用于:在电子存储介质中接收患者的脉管系统的至少一部分的患者特定图像数据,所述患者特定图像数据具有一个或多个点

处的几何特征；从所接收的图像数据生成患者特定降阶模型，所述患者特定降阶模型包括患者的脉管系统的一个或多个点处的阻抗值的估计和几何特征的简化；创建特征向量，所述特征向量包括患者特定降阶模型的一个或多个点中的每一个的阻抗值的估计和几何特征；以及使用被训练来基于一个或多个点处的所创建的特征向量而预测血流特性的机器学习算法来确定患者特定降阶模型的一个或多个点处的血流特性。

[0008] 根据另一个实施方案，一种用于计算机系统上的非暂态计算机可读介质，所述非暂态计算机可读介质包含计算机可执行程序指令，所述计算机可执行程序指令用于使用降阶模型和/或机器学习来估计血流特性，方法包括：在电子存储介质中接收患者的脉管系统的至少一部分的患者特定图像数据，所述患者特定图像数据具有一个或多个点处的几何特征；从所接收的图像数据生成患者特定降阶模型，所述患者特定降阶模型包括患者的脉管系统的一个或多个点处的阻抗值的估计和几何特征的简化；创建特征向量，所述特征向量包括患者特定降阶模型的一个或多个点中的每一个的阻抗值的估计和几何特征；以及使用被训练来基于一个或多个点处的所创建的特征向量而预测血流特性的机器学习算法来确定患者特定降阶模型的一个或多个点处的血流特性。

[0009] 所公开的实施方案的其他目的和优点将在以下描述中进行部分阐述，并且部分将根据该描述而变得显而易见，或者可以通过实践所公开的实施方案来了解。所公开的实施方案的目的和优点将借助于在所附权利要求书中特别指出的元件和组合来实现和获得。

[0010] 应理解，前文的概括描述和下文的具体实施方式仅仅是示例性和解释性的，而不像权利要求书那样对所公开的实施方案进行限制。

附图说明

[0011] 并入本说明书且构成其一部分的附图展示了各种示例性实施方案，并且与该描述一起用于解释所公开的实施方案的原理。

[0012] 图1是根据本公开的示例性实施方案的用于使用降阶模型和/或机器学习预测或估计血流特性的示例性系统和网络100的框图。

[0013] 图2是根据本公开的示例性实施方案的使用降阶模型和/或机器学习预测或估计血流特性的一般方法200的框图。

[0014] 图3是根据本公开的示例性实施方案的从图像数据生成降阶模型并使用降阶模型来确定阻抗值的一般方法300的框图。

[0015] 图4A至图4C是根据本公开的示例性实施方案的训练和执行机器学习算法以使用降阶模型估计血流特性的示例性方法400A-400C的框图。

[0016] 所述方法中描述的步骤可以任何次序执行，或者可以结合任何其他步骤一起执行。还可以预期的是，可以省略本公开中所描述的用于执行所述方法的一个或多个步骤。

具体实施方式

[0017] 现将对在附图中示出其实例的本公开的示例性实施方案进行详细参考。只要有可能，在所有附图中将使用相同的附图标记来指代相同或相似部件。

[0018] 本公开的各种实施方案可以提供用于使用降阶模型和/或机器学习估计血流特性的系统和方法。出于本公开的目的，血流特性可以包括但不限于：血压、血流储备分数

(FFR)、血液流率或流速、速度或压力场、血液动力学作用力以及器官和/或组织灌注特性。本公开的至少一些实施方案可以提供以下益处：例如通过使用降阶模型从图像数据实现对血流特性的更快的计算，但是例如通过利用经过训练的机器学习算法确保对血流特性的更准确的计算。可以预期的是，为了实现这些益处，代替降阶模型或除此之外，还可以使用除了降阶模型之外的具有简化的几何结构的其他模型。

[0019] 现参考附图，图1示出了根据示例性实施方案的用于使用降阶模型和/或机器学习估计血流特性的示例性系统100和网络的框图。确切地说，图1示出了多名医师102和第三方提供者104，其中任一者都可以通过一个或多个计算机、服务器和/或手持移动装置来连接到电子网络100，诸如互联网。医师102和/或第三方提供者104可以创建或以其他方式获得一个或多个患者的解剖结构的图像。医师102和/或第三方提供者104还可以获得患者特定和/或参考解剖图像、生理测量和/或包括但不限于以下的信息的任何组合：患者的感兴趣的血管的几何和/或解剖特性、血流特性、感兴趣的血管的阻抗值等。在一些实施方案中，医师102和/或第三方提供者104还可以获得关于血流特性的参考值，因为它们与降阶模型或集总参数模型相关。例如，对于将血流特性简化为一维电路的降阶模型，医师102和/或第三方提供者104可以基于可以简化的血流特性而从参数库或查找表获得电阻、电容和/或电感值。

[0020] 医师102和/或第三方提供者104可以通过电子网络100将解剖图像、生理信息和/或有关感兴趣的血管的信息传输到服务器系统106。服务器系统106可以包括存储装置，所述存储装置用于存储从医师102和/或第三方提供者104接收的图像和数据。服务器系统106还可以包括处理装置，所述处理装置用于处理存储在存储装置中的图像和数据。

[0021] 图2示出了根据本公开的示例性实施方案的使用降阶模型和/或机器学习估计血流特性的方法200。

[0022] 在一些实施方案中，方法200的步骤202可以包括接收患者的感兴趣的血管系统、脉管系统或血管的患者特定解剖模型。在一些实施方案中，代替模型，可以接收患者的感兴趣的血管系统、脉管系统或血管的患者特定图像数据。感兴趣的血管或脉管系统可能所属的血管系统可以包括冠状动脉血管模型、脑血管模型、外周血管模型、肝血管模型、肾血管模型、内脏血管模型、或供血的可能容易出现狭窄病变或斑块形成的血管的任何血管模型。在一些实施方案中，可以接收患者的感兴趣的血管系统、脉管系统或血管的其他患者数据，例如，测量的血流特性和/或性质。图像数据和/或血流特性和/或性质可以非侵入方式和/或以侵入方式从患者获取（例如，经由扫描模态或医疗装置），或可以经由群体研究获取（例如，基于患者的相似性）。

[0023] 步骤204可以包括在可以应用适当的边界条件的位置截断患者特定解剖模型。可以执行这种截断，使得可以捕获血管变窄的区域，所述区域例如是在成像模态中可见的动脉中的疾病位置的远侧，并且涵盖从解剖信息（例如，在步骤202中接收的解剖信息）识别的一根或多根血管。

[0024] 步骤206可以包括将边界条件应用于截断的患者特定解剖模型以估计血流特性。估计的血流特性可以提供可以用于生成降阶模型（例如像在212A中一样）的近似值。在一些实施方案中，所应用的边界条件可以用于使用计算流体动力学（CFD）来最终求解血流特性（例如，212B）。边界条件提供与三维模型的边界，例如流入边界或入口、流出边界或出口、血

管壁边界等处的血液动力学有关的信息。流入边界或入口可以包括流由其引入到三维模型的解剖结构,例如主动脉处的边界。可以例如通过将心脏模型和/或集总参数模型耦合到边界等对流入边界的速度、流率、压力或其他特性指派例如规定值或场。主动脉处的流率可以通过直接测量或使用标度律从患者的体重获得的心输出量来估计。在一些实施方案中,主动脉的流率可以使用于2013年4月17日提交且特此以引用的方式整体并入本文的美国专利号9,424,395(“Method and system for sensitivity analysis in modeling blood flow characteristics”)中描述的方法通过心输出量来估计。

[0025] 例如,净心输出量(Q)可以根据 $Q = \frac{1}{60} BSA^{1.15}$ (心输出量)从体表面积(BSA)计算。

体表面积(BSA)可以根据 $BSA = \sqrt{\frac{hw}{3600}}$ 从身高(h)和体重(w)计算。冠状动脉流率(q_{cor})可以

根据 $q_{cor} = c_{dil} \frac{5.09}{60} m_{myo}^{0.75}$ 从心肌质量(m_{myo})计算,其中 c_{dil} 是扩张因子。因此,主动脉中的流量可以是 $Q - q_{cor}$ 。

[0026] 类似地,可选地或另外地,步骤210可以包括使用CFD来确定截断的患者特定解剖模型的血流特性。

[0027] 因此,步骤210可以包括将截断的患者特定解剖模型分割成一个或多个区域。可以基于从所应用的边界条件对血流特性的估计(例如,来自步骤206)而执行分割。可选地或另外地,步骤210可以包括基于使用CFD确定的血流特性(例如,来自本文描述的步骤212B)而将截断的患者特定解剖模型分割成一个或多个区域。在一些实施方案中,连同感兴趣的血管系统、脉管系统或血管的患者特定解剖模型(例如像在步骤202中一样)还可以接收对患者的感兴趣的血管系统、脉管系统或血管的至少一部分的血流特性的测量。在这类实施方案中,可以基于测量的血流特性而将截断的患者特定解剖模型分割成一个或多个区域。可以基于流动特性,例如(i)开口分叉;(ii)非开口分叉;(iii)狭窄;(iv)狭窄后区域扩张;(v)健康区域等而将模型分割成不同区域。这些区域中的每一个可以被进一步分割成具有预定长度的子区域。在一些实施方案中,可以将步骤204和210组合(例如,在区域边界处截断),或可以跳过两个步骤中的一个(例如,针对所述方法仅使用单个区域)。

[0028] 步骤212A可以包括针对一个或多个区域中的每个区域生成降阶模型。降阶模型可以使用一组半径沿着中心线来将几何结构参数化,并且可以通过对血流分布作出假设来求解简化的Navier-Stokes方程。由于降阶或集总参数模型在特性上可能不具有更复杂的(例如,3D)模型的几何特征,因此降阶或集总参数模型可以展现几何特征的简化(“简化的几何特征”),例如在单个维度上描述几何特征。例如,血管圆周变窄的三维几何特征可以是降阶和/或集总参数模型上的血管直径减小的简化的几何特征。因此,3D几何形式可以在降阶和/或集总参数模型中由沿着中心线的一组半径表示。然而,可以预期的是,可以将例如来自原始3D解剖结构或模型的几何特征量化和/或离散化,例如以用于在机器学习算法中创建特征向量的目的。几何特征的实例可以包括但不限于:距离最近分叉的距离、距离口的距离、最小上游直径等。

[0029] 步骤214A可以包括估计每个降阶模型(或来自步骤212的降阶模型中的一个或多个)中的一个或多个点的阻抗值。阻抗值可以涉及基于初步降阶和/或集总参数模型而对血

流特性的估计。例如,血流特性可以从边界条件估计或从患者测量。在一些实施方案中,这些降阶模型可以是基于区域的几何特性。在一个实施方案中,这些降阶模型可以是进一步基于血流性质(例如,粘度、密度、流率等)和/或血流特性。在这类实施方案中,连同感兴趣的血管系统、脉管系统或血管的患者特定解剖模型(例如像在步骤202中一样)还可以接收对患者的感兴趣的血管系统、脉管系统或血管的至少一部分的血流性质的测量。类似地,患者的生理和/或表型参数也可能会影响对阻抗值的估计,并且也可以(例如,在步骤202中)接收这些参数。在一些实施方案中,降阶和/或集总参数模型可以将解剖模型简化为表示通过解剖模型的血流路径的一维电路。在这类实施方案中,阻抗可以由电路上的电阻值(和其他电特征)表示。

[0030] 尽管上文描述的步骤212A和214A可以描述经由降阶和/或集总参数模型估计和/或确定阻抗值的方法,但是步骤212B和214B可以描述经由CFD分析估计和/或确定阻抗值的方法。

[0031] 例如,步骤212B可以包括使用CFD分析或模拟来求解血流特性。步骤212B可以将所应用的边界条件(例如,来自206)用于CFD分析或模拟中。

[0032] 此外,步骤212B可以包括计算整个系统(例如,由患者的感兴趣的血管系统、脉管系统或血管的患者特定解剖模型表示)、截断的患者特定解剖模型、或患者特定解剖模型的一个或多个区域(在步骤210中分割)中的每个区域的血流特性。例如,步骤212B可以包括使用步骤206中应用的边界条件来控制血流的方程求解速度和压力。在一个实施方案中,步骤212B可以包括使用所指派的边界条件来计算解剖模型的一个或多个点或区域的血流速度场或流率场。这个速度场或流率场可以是与通过使用以上提供的生理和/或边界条件求解血流方程而计算的场相同的场。步骤212B还可以包括在患者特定解剖模型的一个或多个位置处求解控制血流的标量对流-扩散方程。

[0033] 步骤214B可以包括使用利用CFD计算的血流特性来确定一个或多个区域中的每个区域的一个或多个点的阻抗值。在一些实施方案中,阻抗值可以是使用CFD求解的血流特性的近似值和/或简化值(与来自步骤212A中的降阶和/或集总参数模型的估计相反)。

[0034] 对于步骤214A和/或214B,阻抗值可以包括例如电阻值、电容值和/或电感值。

[0035] 电阻可以是恒定的、线性的或非线性的,例如,这取决于血管的对应区段中的估计流率。对于更复杂的几何结构,诸如狭窄,电阻可能会随流率而变化。可以基于计算分析(例如,有限差、有限体积、光谱、格子Boltzmann、基于粒子、水平集、等几何或有限元方法、或其他计算流体动力学(CFD)分析技术)而确定各种几何结构的电阻,并且在不同的流动和压力条件下执行的计算分析的多个解可以用于导出患者特定、血管特定和/或病变特定电阻。结果可以用于确定可以被建模的任何区段的各种类型特征和几何结构的电阻。因此,如上所述的导出的患者特定、血管特定和/或病变特定电阻可以允许计算机系统辨别并评估更复杂的几何结构,诸如不对称狭窄、多个病变、分叉和分支以及弯曲血管处的病变等。

[0036] 电容器也可以作为阻抗和/或降阶或集总参数模型中的特征包括在内。可以例如基于对应区段的血管壁的弹性而确定电容。可以包括电感器,并且可以例如基于与流过对应区段的血量的加速或减速相关的惯性效应而确定电感。

[0037] 电阻、电容、电感和与用于降阶和/或集总参数模型中的其他电部件相关联的其他变量的个别值可以基于来自许多患者的数据而获得,并且相似的血管几何结构可以具有相

似的值。因此,可以从大量患者特定数据开发经验模型,从而创建对应于特定几何特征的可以在将来的分析中应用于类似患者的值的库。可以在两个不同的血管段之间匹配几何结构,以自动地从先前的模拟中为患者的感兴趣的区段或血管选择值。

[0038] 步骤216可以包括针对每个区域中的一个或多个点,确定降阶模型的阻抗值与使用利用CFD计算的血流特性确定的阻抗值的误差(例如,差值)。步骤218可以包括使用阻抗值的误差来训练机器学习算法以用适当的一组特征更新降阶模型。可以用步骤216中计算的误差训练机器学习回归量。因此,在求解降阶模型并相对于使用CFD计算的血流特性计算误差之后,步骤218可以包括定义一组特征(例如,几何结构、临床、流动相关等特征),并且将特征映射到误差以估计更好的血流解。可以使用涵盖几何特征(例如,狭窄程度、距离口的距离、距离分叉的距离、最严重的上游狭窄等)、流动相关特征(例如,下游边界条件)和/或直接从降阶模型计算出的特征(例如,电阻)的一组特征。可以利用不同的候选机器学习算法或回归量(例如,随机决策森林、神经网络、多层感知器等)。经过训练的机器学习算法可以用于例如通过确定新的(或校正的)阻抗值来更新降阶模型。步骤220可以包括使用更新的降阶模型来确定血流特性。例如,获知的阻抗可以用于估计流量和压力。图4A的方法400A可以更详细地描述这种机器学习算法的训练。

[0039] 可选地,可以训练回归量来预测理想化的几何结构以匹配CFD或测量值。使用机器学习算法确定的这种理想化的几何结构可以用作这个系统的输入(例如,优化降阶和/或集总参数模型的简化的几何特征)或用作实现Navier-Stokes方程的快速计算的系统的一部分。例如,回归量可以用于确定降阶模型的最优参数化和/或几何特征的简化,使得降阶模型可以更准确地计算血流特性。图4B的方法400B可以更详细地描述这种机器学习算法的训练。

[0040] 在一些实施方案中,方法200的结果可以输出到电子存储介质或显示器。结果可以包括血流特性。可以使用彩色图来将结果可视化。

[0041] 图3是根据本公开的示例性实施方案的从图像数据生成降阶模型并使用降阶模型来确定阻抗值的一般方法300的框图。

[0042] 方法300的步骤302可以包括接收涵盖感兴趣的血管或血管区域的图像数据(或解剖图像和/或信息)。在这类实施方案中,图像数据、解剖图像和/或信息可以存储在电子存储介质中。感兴趣的血管可以包括例如冠状动脉血管系统的各种血管。在其他实施方案中,还可以捕获其他血管系统的血管,包括但不限于:冠状动脉血管系统、脑血管系统、外周血管系统、肝血管系统、肾血管系统、内脏血管系统、或供血的可能容易出现狭窄病变或斑块形成的血管的任何血管系统。可以从扫描模态(例如,磁共振(MR)的形式、计算机断层扫描(CT)的形式、正电子发射断层显影(PET)的形式、X-射线等)生成的图像和/或图像数据提取解剖图像和/或信息,和/或可以从电子存储装置(例如,硬盘驱动器)接收所述解剖图像和/或信息。

[0043] 步骤308可以包括将模型分割成一个或多个区域。在一些实施方案中,分割可以是基于解剖结构和/或对血流特性的估计。例如,这些解剖结构和/或血流特性可以包括但不限于:开口分叉310A、非开口分叉310B、狭窄区域310C、(例如,狭窄后)扩张区域310D以及健康区域310E。还可以实行基于不同区域数据特性的其他区域分割方案。在一些实施方案中,可以经由步骤304A和306和/或304B获得对血流特性的估计。

[0044] 例如,步骤304A可以包括使用所接收的图像数据来生成涵盖感兴趣的血管的三维(3D)解剖模型。在其他实施方案中,可以生成2D解剖模型,或可以生成具有时间维度的解剖模型。可以从涵盖患者的感兴趣的血管的所接收或存储的解剖图像和/或信息(例如,来自步骤302)生成解剖模型。在这类实施方案中,3D解剖模型的构建可以涉及分割法或相关方法。可以通过例如基于提取的中心线放置种子,并使用来自图像数据的强度值来形成一个或多个分割模型而进行分割(例如,如在于2011年1月25日提交的美国专利号8,315,812中所描述的“基于阈值的分割”,所述专利特此整体并入本文)。也可以通过使用图像数据的强度值定位边缘(例如,管腔的边缘),放置种子并使种子扩张,直到已经到达边缘来进行分割(例如,如在于2011年1月25日提交的美国专利号8,315,812中所描述的“基于阈值的分割”,所述专利特此整体并入本文)。在一些实施方案中,行进立方体算法也可以用于分割。

[0045] 步骤306可以包括使用3D解剖模型来确定感兴趣的血管的血流特性。

[0046] 另外地或可选地,可以根据所接收的对血流特性的估计来进行步骤308中的分割。例如,步骤304B可以包括例如从群体来源数据、患者研究或测量接收对感兴趣的血管的血流特性的估计。步骤312可以包括从区域的分割图像数据获得简化的几何结构。在一个实施方案中,几何结构可以来源于步骤302中接收的图像数据的原始3-D几何结构、或来源于步骤304A中生成的3-D模型。几何结构可以由中心线点和相关联的半径限定。在一个实施方案中,可以获得或获知最优1-D几何结构,相较于3-D血流模拟,其实现1-D血流模拟的最优性能。

[0047] 一旦几何结构被限定,就可以基于限定的几何结构而计算 x_i 每个中心线点处的阻抗值。因此,步骤314可以包括确定通过所述区域的血流的一个或多个阻抗值。阻抗可以包括例如血流特性(例如,压力、流率等)或其类似表示或简化(例如,电阻、电容、电感等)。因此,步骤314可以包括确定通过所述区域的血流的一个或多个阻抗值。例如,可以从数据估计流体力学阻抗。在一些情况下,可以从3D血流模拟估计这种数据(例如,像在步骤306或图2的步骤210B、212B和214B中那样),或数据可以是来自/来源于对流量和压力的测量(例如,像在步骤304B中那样)。阻抗可以包括流动阻力(血压与流率的比率)314A、冠状动脉脉动的能力(来自动脉的弹量)314B等。

[0048] 每个中心线点处的压力 x_i 可以通过 $P_{i+1}-P_i = (R_{\text{poisseuille}}+R_{\text{bernoulli}}+R_{\text{损失}}) Q_i$ 从给定主动脉压力开始计算,其中

$$[0049] \quad R_{\text{poisseuille}} = -\frac{8\mu L}{\pi r_i^4};$$

$$[0050] \quad R_{\text{bernoulli}} = \frac{\rho L \frac{dA}{dx}}{A_i^3} Q_i;$$

[0051] μ = 血液粘度;

[0052] $L = ||x_{i+1}-x_i||$;

[0053] r_i = 点 x_i 处的半径;

[0054] ρ = 血液密度;

[0055] A_i = 截面积(半径为 r_i 的圆的面积);并且

[0056] Q_i = 在 x_i 处的流率。

[0057] $R_{\text{损失}}$ 可以通过各种方法来确定。例如, $R_{\text{损失}}$ 可以选择为预定值(例如,零),使用任何

经验模型来确定或使用机器学习来获取。

[0058] 这个降阶模型中的示例性误差(与完全为3D的CFD计算相比较)可以分为两大类:(1)降阶电阻模型中的无效假设,以及(2)由几何结构简化过程引起的几何误差。第一类误差的主要促成因素可能在于对作为两个电阻模型的准确性的基础的层流的假设。尽管假设可以在远离分支位置的健康动脉区域中成立,但是在分支位置处和在狭窄区域之后的扩张区域中可能存在高度非层流的流。第二类ROM误差可能取决于在创建简化的几何结构,例如创建中心线点和限定每个点处的半径的过程中使用的方法。

[0059] 总的来说,系统可以表示为

$$[0060] \quad P_{i+1}-P_i = (R_{i,ML}(Q)) Q_i$$

[0061] 其中 $R_{i,ML}(Q) = R_{poisseuille} + R_{bernoulli} + \Delta R_i(Q)$,并且损失 $\Delta R_i(Q)$ 可以根据数据计算,这可能取决于流率。在一些实施方案中,可以使用例如以下的机器学习近似来近似表示电阻的差值。

$$[0062] \quad \Delta R_{i,ML}(Q) \sim \Delta R_i(Q) = R_{CFD} - R_{poisseuille} - R_{bernoulli}$$

[0063] 在步骤316处,可以将通过所述区域的血流的所确定的一个或多个阻抗值整合和/或构建到降阶模型中。

[0064] 整合的降阶模型可以用于估计和/或确定本文所述的血流特性(例如,像图4C的方法400C中那样)。整合的降阶模型还可以用于例如通过改变阻抗值或几何特征(从3D图像数据简化),和/或模拟血流来计划病变的治疗。在一些实施方案中,可以将整合的降阶模型输出到服务器系统106的电子存储介质和/或显示器。

[0065] 图4A至图4C是根据本公开的示例性实施方案的训练和应用机器学习算法以使用降阶模型估计血流特性的示例性方法400A-400C的框图。此外,图4A示出了训练机器学习算法以预测来源于图像数据的模型(例如,降阶或集总参数模型)的血流特性的示例性方法400A。图4B示出了训练机器学习算法以使用血流特性来预测来源于图像数据的模型的几何特征(例如,降阶或集总参数模型的简化的几何特征)的示例性方法400B。图4C示出了应用经过训练的机器学习算法以使用降阶或集总参数模型来(例如,更准确地)确定血流特性,或确定模型的几何特征的示例性方法400C。

[0066] 现参考公开了训练机器学习算法以预测血流特性的示例性方法的图4A,步骤402可以包括在电子存储介质中接收患者的感兴趣的至少一个脉管系统的图像数据。可以例如使用所接收的图像数据来生成感兴趣的至少所述脉管系统的患者特定3D解剖模型(例如,像在404C中那样)。步骤406C可以包括将边界条件应用于所生成的3D解剖模型。另外,步骤408C可以包括使用计算流体动力学(CFD)(例如,使用Navier-Stokes方程)来确定患者特定3D解剖模型的一个或多个点处的血流特性。在一些实施方案中,步骤406C和408C可以使用如图2所示的方法200的步骤206、210B和212B中描述的方法)。

[0067] 所接收的图像数据还可以用于确定和/或接收感兴趣的至少所述脉管系统的对应的群体来源3D解剖模型(例如,像在步骤404B中那样)。在这类实施方案中,步骤408B可以包括接收群体来源3D解剖模型的一个或多个点处的血流特性。

[0068] 在一些实施方案中,独立地使用所接收的图像数据或借助于所接收的图像数据,步骤404A可以包括从多个个体中的每一个接收感兴趣的至少所述脉管系统的个体特定3D解剖模型。在这类实施方案中,步骤408A可以包括从多个个体中的每一个接收个体特定3D

解剖模型的一个或多个点处的血流特性。

[0069] 可以预期的是,在一些实施方案中,还可以例如在步骤404C中从患者、在404B中从群体来源数据或在404A中从多个个体中的每一个接收生理和/或表型参数,因为它们与解剖模型相关。这些生理和/或表型参数可以包括在用于形成本文所述的步骤410A中的特征向量的特征中。

[0070] 对于步骤404A和404B,所选择的解剖模型的类型或从其接收模型的个体可以受原始接收的图像数据或患者(例如,来自步骤402)引导。因此,步骤404A-404C是用于接收3D解剖模型以开发特征向量作为用于机器学习算法的训练数据集的域的一部分的步骤的实例。步骤408A-408C可以是用于接收来自步骤404A-404C的3D解剖模型的一个或多个点的血流特性的步骤的实例,并且在步骤408A-408C中确定的血流特性可以用作机器学习算法的训练数据集的范围。

[0071] 步骤410A可以包括创建特征向量(例如,在步骤404C、406C和/或408C之后),所述特征向量包括患者特定3D解剖模型的一个或多个点处的一个或多个特征。在一些实施方案中,可以针对群体来源3D解剖模型的一个或多个点形成特征向量(例如,在步骤404B和/或408B之后)。可选地或另外地,可以针对个体特定3D解剖模型中的每一个或一些的一个或多个点形成特征向量(例如,在步骤404A和/或408A之后)。可以针对存在接收或确定的血流特性的3D解剖模型中的点形成特征向量。特征向量的特征可以包括所述点处的患者特定几何结构的数字描述以及对从其接收解剖模型的患者或个体的生理或表型参数的估计。生理和/或表型参数可以包括但不限于:例如(i) 传记性特性:患者年龄、性别、身高、体重等;(ii) 疾病特性:有无糖尿病、心肌梗塞、恶性和风湿性疾病、外周血管疾病等;(iii) 生活方式特性:有无当前药物治疗/用药、吸烟者/非吸烟者;(iv) 血液动力学作用力:轴向斑块应力、壁面切应力等;(v) 收缩压和舒张压;以及(vi) 血液性质包括:血浆、红血球(红细胞)、血细胞压积、白血球(白细胞)和血小板(凝血细胞)、粘度、屈服应力。特征向量可以包含全局和局部生理或表型参数,其中:对于全局参数,所有点具有相同的数值;而对于局部参数,值在特征向量中的不同点处可以改变。服务器系统106然后将这个特征向量与这个点处的血流特性的接收或模拟值相关联。因此,步骤412A可以包括将特征向量与患者特定3D解剖模型、群体来源3D解剖模型和/或个体特定3D解剖模型中的每一个的一个或多个点处的血流特性相关联。

[0072] 步骤414A可以包括训练机器学习算法以从一个或多个点处的特征向量预测来源于图像数据的模型的一个或多个点处的血流特性。训练可以使用来自步骤412A的相关联的特征来例如确定关系和/或特征权重。可以执行这种任务的机器学习算法的实例是支持向量机(SVM)、神经网络、多层感知器(MLP)、多变量回归(MVR)(例如,加权线性或逻辑回归)和/或本领域的普通技术人员已知的其他监督机器学习技术。服务器系统106之后可以将机器学习算法的结果(例如,特征权重)保存为数字表示(例如,诸如计算机、膝上型计算机、DSP、服务器等的计算装置的存储器或数字存储器(例如,硬盘驱动器、网络驱动器))。所存储的特征权重可以定义特征(例如,几何描述、边界条件、生理和/或表型参数、解剖特性等)预测模型或由所述模型表示的系统的一个或多个点处的血流和/或血压的能力。

[0073] 步骤416A可以包括输出经过训练的机器学习算法(例如,输出到电子存储介质)。经过训练的机器学习算法可以用于图4C的方法400C中,例如以从具有简化的几何结构的模

型(例如,降阶或集总参数模型)确定血流特性。

[0074] 图4B示出了训练机器学习算法以例如从包括一个或多个点处的血流特性的特征向量预测来源于图像数据的模型的一个或多个点处的几何特征的示例性方法400B。图4A所示的方法400A的步骤402、408A-408C、406和/或408A-408C可以在图4B所示的方法400B的步骤之前执行。

[0075] 步骤410B可以包括创建特征向量,所述特征向量包括患者特定3D解剖模型的一个或多个点处的血流特性。(例如,在步骤404C、406C和/或408C之后)。在一些实施方案中,可以针对群体来源3D解剖模型的一个或多个点形成特征向量(例如,在步骤404B和/或408B之后)。可选地或另外地,可以针对个体特定3D解剖模型中的每一个或一些的一个或多个点形成特征向量(例如,在步骤404A和/或408A之后)。可以针对存在已知几何特征的3D解剖模型中的点形成特征向量。这些几何特征可以包括所述点处的患者特定几何结构的数字描述。特征向量可以包含全局和局部生理或表型参数,其中:对于全局参数,所有点具有相同的数值;而对于局部参数,值在特征向量中的不同点处可以改变。服务器系统106然后将这个特征向量与这个点处的血流特性的接收或模拟值相关联。因此,步骤412B可以包括将包括患者特定3D解剖模型和/或个体特定3D解剖模型中的每一个的一个或多个点处的血流特性的特征向量与一个或多个点处的几何特征相关联。

[0076] 步骤414B可以包括训练机器学习算法以从包括一个或多个点处的血流特性的特征向量预测来源于图像数据的模型的一个或多个点处的几何特征。训练可以使用来自步骤412B的相关联的特征来例如确定关系和/或特征权重。可以执行这种任务的机器学习算法的实例是支持向量机(SVM)、神经网络、多层感知器(MLP)、多变量回归(MVR)(例如,加权线性或逻辑回归)和/或本领域的普通技术人员已知的其他监督机器学习技术。服务器系统106之后可以将机器学习算法的结果(例如,特征权重)保存为数字表示(例如,诸如计算机、膝上型计算机、DSP、服务器等的计算装置的存储器或数字存储器[例如,硬盘驱动器、网络驱动器])。所存储的特征权重可以定义血流特性预测模型或由所述模型表示的系统的一个或多个点处的几何特征的能力。

[0077] 步骤416B可以包括输出经过训练的机器学习算法(例如,输出到电子存储介质)。经过训练的机器学习算法可以用于图4C的方法400C中,例如以更新、进一步细化和/或生成来源于图像数据的模型的几何特征。这个模型可以是2D或3D解剖模型,或可以具有简化的几何结构(例如,降阶或集总参数模型)。

[0078] 图4C示出了应用经过训练的机器学习算法以使用降阶或集总参数模型来(例如,更准确地)确定血流特性,或确定模型的几何特征的示例性方法400C。

[0079] 步骤402可以包括在电子存储介质中接收患者的感兴趣的至少一个脉管系统的图像数据(例如像在方法400A和400B中那样)。可以从一个或多个图像扫描模态(例如,计算机断层扫描、血管摄影、磁共振、X射线等)、电子存储介质、第三方装置或经由云接收图像数据。

[0080] 在完成了方法400A和/或400B中用于训练机器学习算法的步骤之后,或已接收到如这些方法中所描述的经过训练的机器学习算法之后,步骤418到430描述了这些经过训练的机器学习算法对于例如确定血流特性和/或几何特征的应用。

[0081] 例如,步骤418可以包括将图像数据(在步骤402中接收)分割成一个或多个区域。

步骤418可以类似于图2所示的方法200的步骤204或210A或图3的步骤308。在一些实施方案中,分割可以是基于估计的血流特性,或可以人工或自动地进行以识别属于各个区域(例如,主动脉到冠状动脉的管腔)的体素。

[0082] 步骤420可以包括获得每个区域的简化的几何结构。步骤420可以类似于如图3所示的方法300的步骤312。

[0083] 步骤422可以包括使用简化的几何结构生成每个(或一个或多个)区域的降阶和/或集总参数模型。图3中的方法300广泛地描述了这个生成步骤的至少一些实施方案。

[0084] 步骤426可以包括创建特征向量,所述特征向量包括降阶和/或集总参数模型的一个或多个点处的一个或多个特征。所述特征可以反映或类似于方法400A中描述的训练阶段中使用的特征。在一些实施方案中,这些特征可以包括但不限于:局部半径或直径、狭窄的严重程度的局部标记(例如,百分率)、最小上游直径、狭窄的严重程度的最小上游标记、最小下游直径、狭窄的严重程度的最小下游标记、距离最近分叉的距离、最近上游分叉的直径、距离口的距离、平均下游出口直径、最小下游出口直径、最小、最大、平均或中值下游阻力(例如,或边界条件)、主动脉压以及上文描述的生理和/或表型参数。

[0085] 在一些实施方案中,特征向量可以包括例如已使用降阶和/或集总参数模型估计的一个或多个点处的血流特性作为特征。在这类实施方案中,步骤424可以包括使用降阶和/或集总参数模型来估计区域的一个或多个点处的血流特性。

[0086] 步骤428可以包括使用经过训练的机器学习算法(例如,来自图4A的方法400A)来确定降阶和/或集总参数模型的一个或多个点处的血流特性。可以针对每个区域的一个或多个点单独确定血流特性,或可以针对整个脉管系统或系统求解所述血流特性。在一些实施方案中,血流特性可以例如显示在解剖模型上,或可以用作血流模拟的一部分。在另外的实施方案中,血流特性可以用于确定灌注和/或组织活力的重要标记(例如,心肌灌注风险指数)。类似地,如果脉管系统具有一个或多个病变或狭窄区域,则血流特性可以用于确定病变或狭窄区域的严重程度的标记(例如,斑块易损性指数)。

[0087] 另外地或可选地,如步骤430所示,经过训练的机器学习算法(例如,来自图4B的方法400B)可以用于更新降阶和/或集总参数模型的简化的几何结构。在一些实施方案中,步骤430可以用于确定用于生成非简化模型(例如,2D或3D解剖模型)的几何特征。在一些实施方案中,可以将更新的模型或确定的几何特征输出到电子存储介质或显示器。

[0088] 在形成特征向量的过程中,例如,在图4A的方法400A和图4B的方法400C中,特征向量可以包括但不限于:(vii)血管几何结构的特性(主动脉入口和出口的截面积、主动脉的表面积和体积、最小、最大和平均截面积等);(viii)冠状动脉分支几何结构的特性;以及(ix)一个或多个特征集。

[0089] 在一个实施方案中,冠状动脉分支几何结构的特性可以包括:(i)在冠状动脉分支点上游/下游的主动脉的体积;(ii)冠状动脉/主动脉分叉点,即通向冠状动脉分支的入口的截面积;(iii)血管分叉的总数和上游/下游血管分叉的数量;(iv)平均、最小和最大上游/下游截面积;(v)(沿着血管中心线)距离最小和最大上游/下游截面积的中心线点的距离;(vi)最近上游/下游血管分叉的截面积和(沿着血管中心线)与之相距的距离;(vii)最近冠状动脉出口和主动脉入口/出口的截面积和(沿着血管中心线)与之相距的距离;(viii)具有最小/最大截面积的下游冠状动脉出口的截面积和(沿着血管中心线)与之相距

的距离；(ix) 冠状血管的上游/下游体积；以及 (x) 截面积低于用户指定公差的冠状血管的上游/下游体积分数。

[0090] 在一个实施方案中，第一特征集可以限定截面积特征，诸如沿着冠状动脉中心线的管腔截面积、有效的管腔截面积、管腔截面积相对于主要开口 (LM, RCA) 的比率、管腔截面积相对于主要开口的有效比率、管腔截面积沿着中心线逐渐变细的程度、狭窄病变的位置、狭窄病变的长度、对应于50%、75%、90%面积减小的病变的位置和数量、从狭窄病变到主要开口的距离和/或截面管腔边界的不规则性(或圆度)。

[0091] 在一个实施方案中，沿着冠状动脉中心线的管腔截面积可以通过以下方式来计算：从构建的几何结构提取中心线；在必要时对中心线进行平滑处理；以及计算每个中心线点处的截面积并将其映射到对应的表面和体积网格点。在一个实施方案中，有效的管腔截面积可以从各种来源的标度律确定。在一个实施方案中，管腔截面积相对于主要开口 (LM、RCA) 的比率可以通过以下方式来计算：测量LM口处的截面积；通过LM口面积将左冠状动脉的截面积归一化；测量RCA口处的截面积；以及通过RCA口面积将右冠状动脉的截面积归一化。在一个实施方案中，管腔截面积相对于主要开口的有效比率可以从各种来源的标度律确定。在一个实施方案中，管腔截面积沿着中心线逐渐变细的程度可以通过在一定间隔(例如，两倍于血管的直径)内对中心线点进行采样并计算线性拟合的截面积的斜率来计算。在一个实施方案中，狭窄病变的位置可以通过以下方式来计算：检测截面积曲线的极小值；检测面积曲线的一阶导数为零且二阶导数为正的位置；以及计算距离主要开口的距离(中心线的参数弧长)。在一个实施方案中，狭窄病变的长度可以通过计算狭窄病变的近侧和远侧位置来计算，其中恢复了截面积。

[0092] 在一个实施方案中，另一个特征集可以包括限定例如沿着中心线的强度变化(线性拟合的强度变化的斜率)的强度特征。在一个实施方案中，另一个特征集可以包括限定例如几何结构的3D表面曲率(高斯、最大、最小、平均表面曲率)的表面特征。在一个实施方案中，另一个特征集可以包括限定例如总冠状动脉体积与心肌体积的比率的体积特征。在一个实施方案中，另一个特征集可以包括例如通过以下方式限定例如冠状动脉中心线的曲率(弯曲)的中心线特征：计算Frenet曲率：

[0093]
$$\kappa = \frac{|\mathbf{p}' \times \mathbf{p}''|}{|\mathbf{p}'|^3},$$
 其中p是中心线的坐标

[0094] 或计算沿着中心线点的外接圆的半径的倒数。冠状动脉中心线的曲率(弯曲)还可以基于冠状动脉中心线的迂曲度(非平面度)例如通过计算以下Frenet挠率来计算：

[0095]
$$\tau = \frac{(\mathbf{p}' \times \mathbf{p}''') \cdot \mathbf{p}''}{|\mathbf{p}' \times \mathbf{p}''|^2},$$
 其中p是中心线的坐标。

[0096] 在一个实施方案中，另一个特征集可以包括SYNTAX评分特征，包括例如主动脉口病变的存在、位于冠状动脉的源自主动脉的起点处的病变的检测；和/或(左或右)优势型。

[0097] 在一个实施方案中，另一个特征集可以包括简化的物理特征，例如包括从Hagen-Poiseuille流动假设(阻力~面积)导出的血流储备分数值。例如，在一个实施方案中，服务器系统106可以用主动脉压力(P₀)计算来自主动脉(A₀)的冠状动脉的起点(LM口或RCA口)的截面积；计算每个采样间隔(L_i)处的冠状血管(A_i)的截面积；在充血假设(Q_i)下使用阻力边界条件来确定血管的每个区段中的冠状动脉流的量；基于以下估计每个采样位置(R_i)处的

阻力:

$$[0098] \quad R_i = \alpha_i \frac{8\mu L_i}{\pi A_i \gamma_i} + \beta_i, \text{其中:}$$

[0099] 标称值 μ =动态血液粘度, $\alpha_i=1.0$, $\beta_i=0$, $\gamma_i=2.0$ (Hagen-Poiseuille)。

[0100] 服务器系统106可以将压降 (ΔP_i) 估计为 $\Delta P_i=Q_i R_i$ 并且将每个采样位置处的FFR

计算为 $FFR_i = \frac{P_0 - \sum_{k=1}^i \Delta P_k}{P_0}$ 。截面积积极小的位置或比血管半径更小的间隔可以用于采样

位置。服务器系统106可以使用 FFR_i 沿着中心线内插FFR,将FFR值投射到3D表面网格节点,并且改变 α_i 、 β_i 、 γ_i 并在训练中必要时获得FFR估计的新集,诸如通过使用上文定义的特征集来扰乱参数,其中 α_i 、 β_i 可以随病变长度、狭窄度和解释锥形血管的锥形比率而变化;并且 Q_i 可以基于与阻力边界条件相同的标度律通过对每一个出口的分布流量求和来确定(出口阻力 \propto 出口面积 $^{-1.35}$)。然而,可以采用新的标度律和充血假设,并且这个特征向量可以与所述点处的FFR的测量或模拟值相关联。

[0101] 可以预期的是,在一些实施方案中,可能仅例如在电子存储介质中接收,并且在图4C的方法400C中容易地实施从特征向量预测血流特性或几何特征的经过训练的机器学习算法。在这类实施方案中,由服务器系统106对这种机器学习算法进行的训练可能会变得不必要。

[0102] 可以进一步预期的是,在各种实施方案中,可以在本文呈现的任一个步骤中使用除了3D解剖模型之外的其他模型。例如,可以使用2D模型和/或可以将时间分量添加到模型。

[0103] 通过考虑本文公开的本发明的说明书和实践,本发明的其他实施方案对于本领域技术人员而言将是显而易见的。本说明书和实例意图仅被视作是示例性的,其中本发明的真实范围和精神由所附权利要求指明。

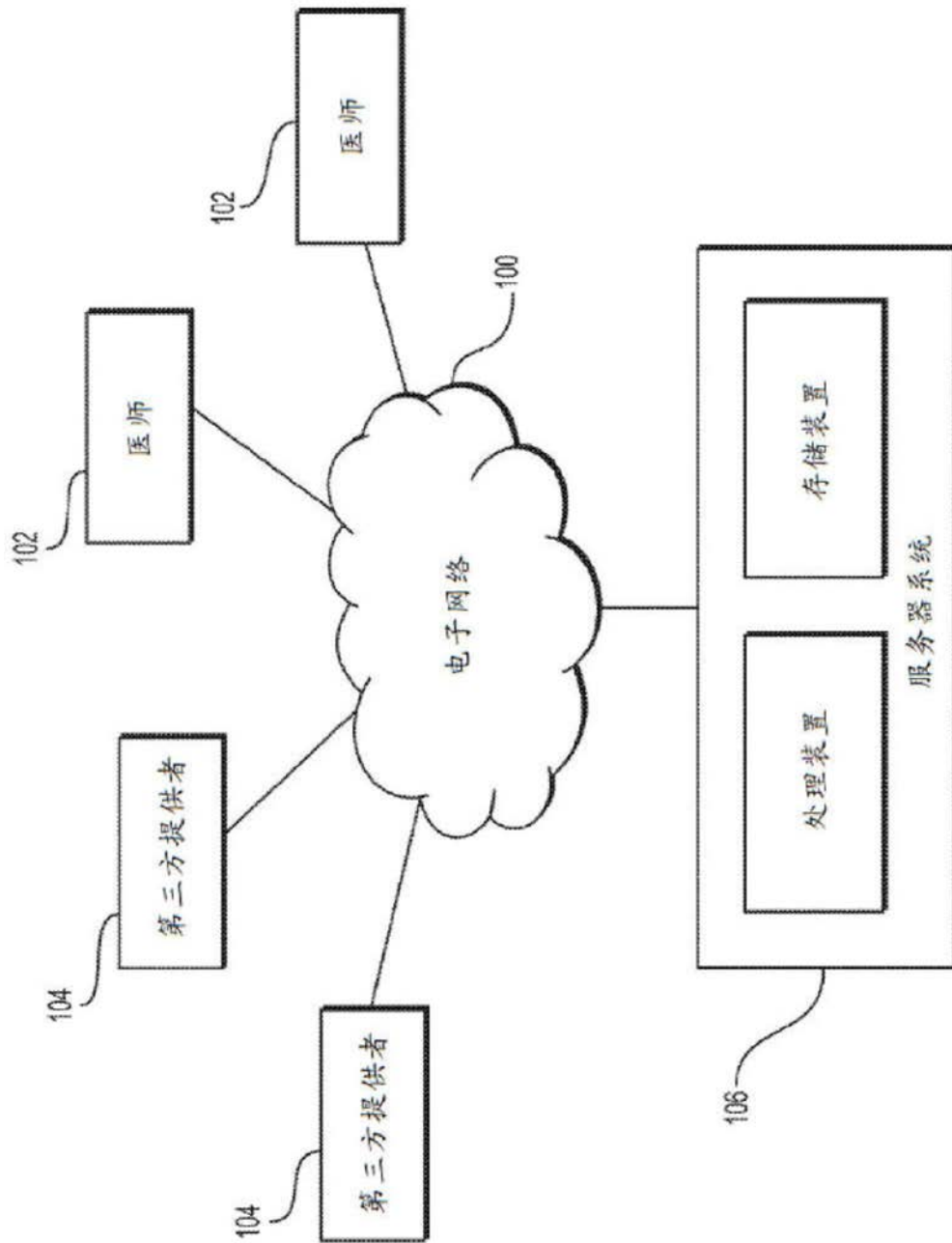


图1

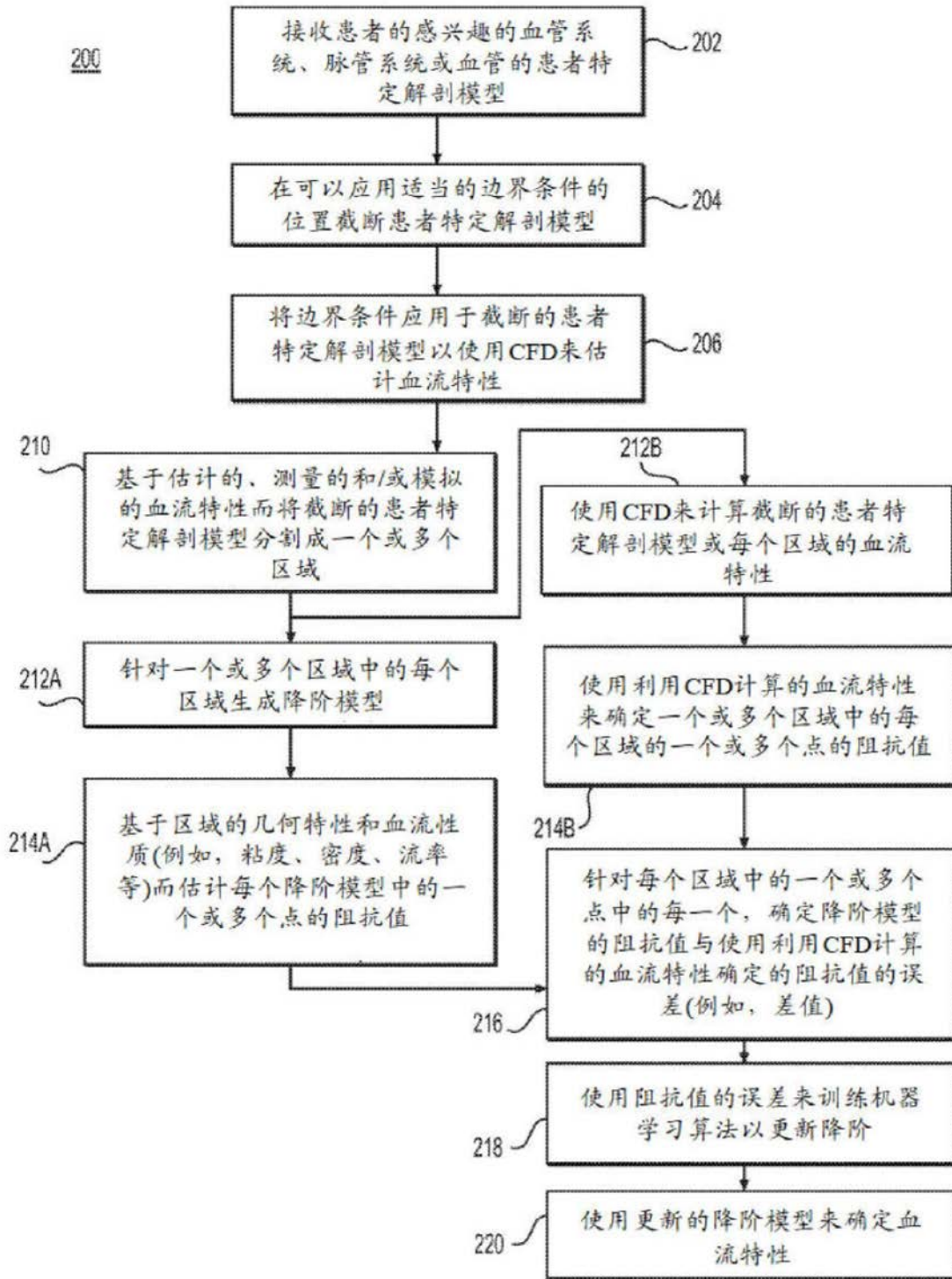


图2

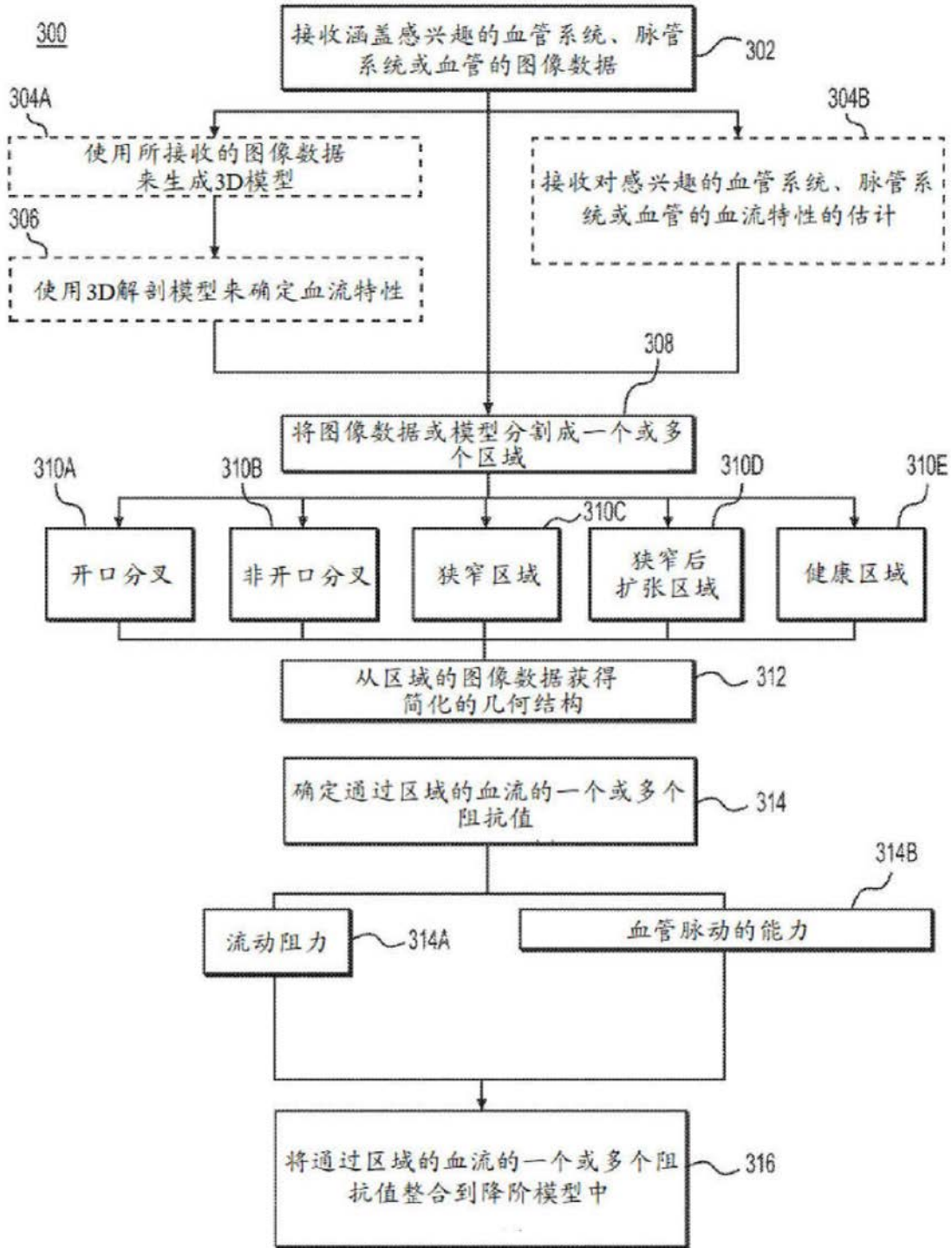


图3

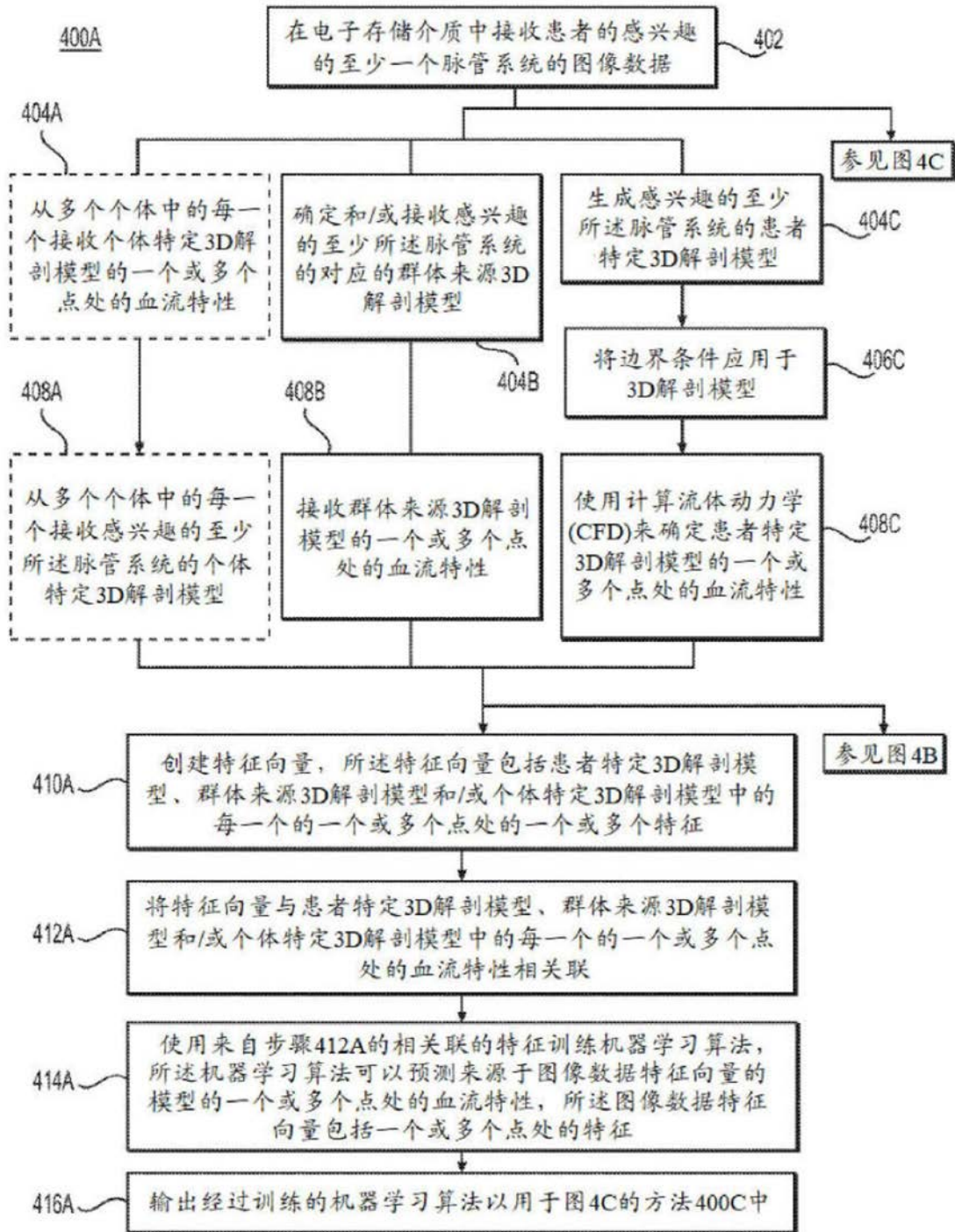


图4A

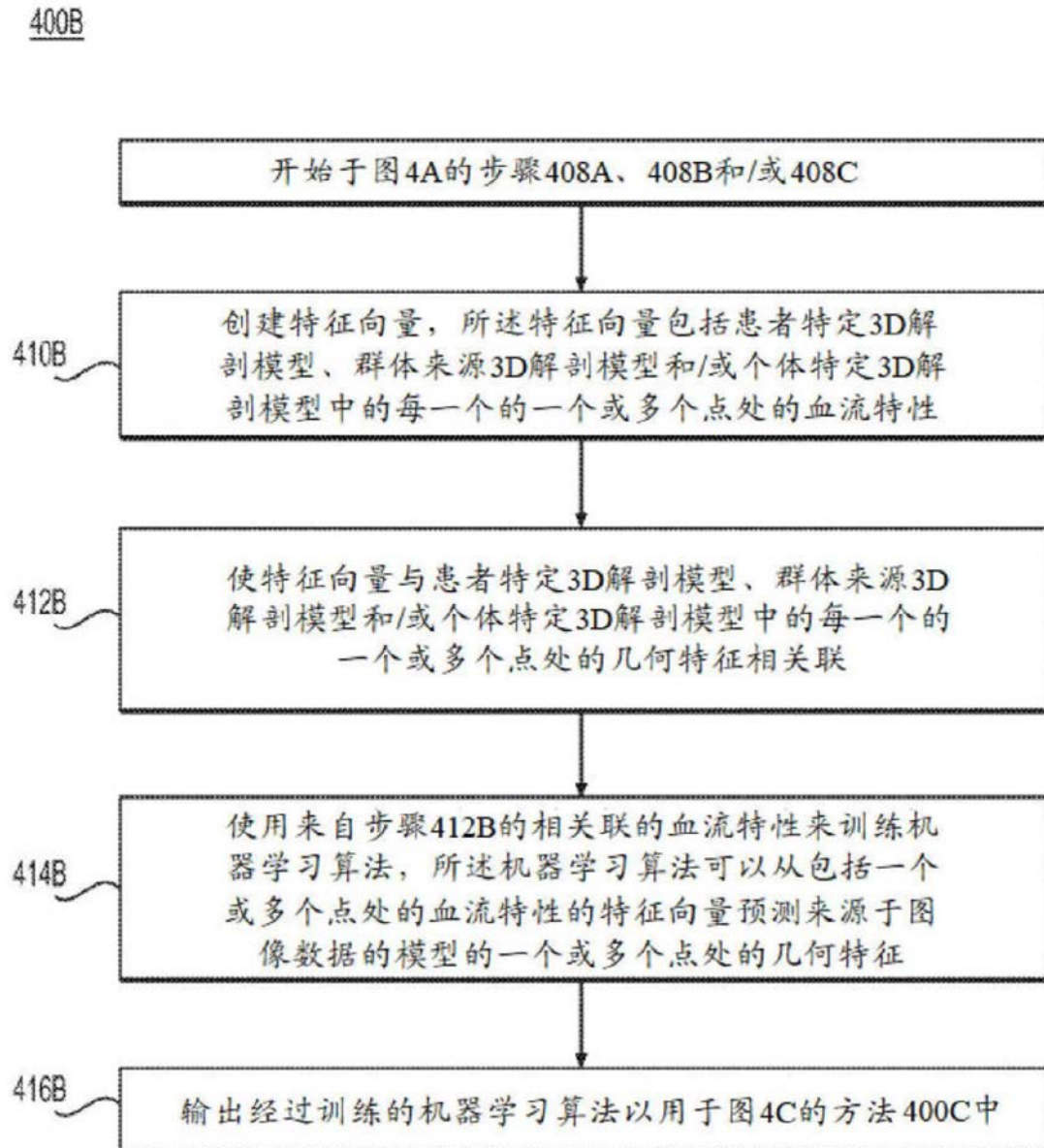


图4B

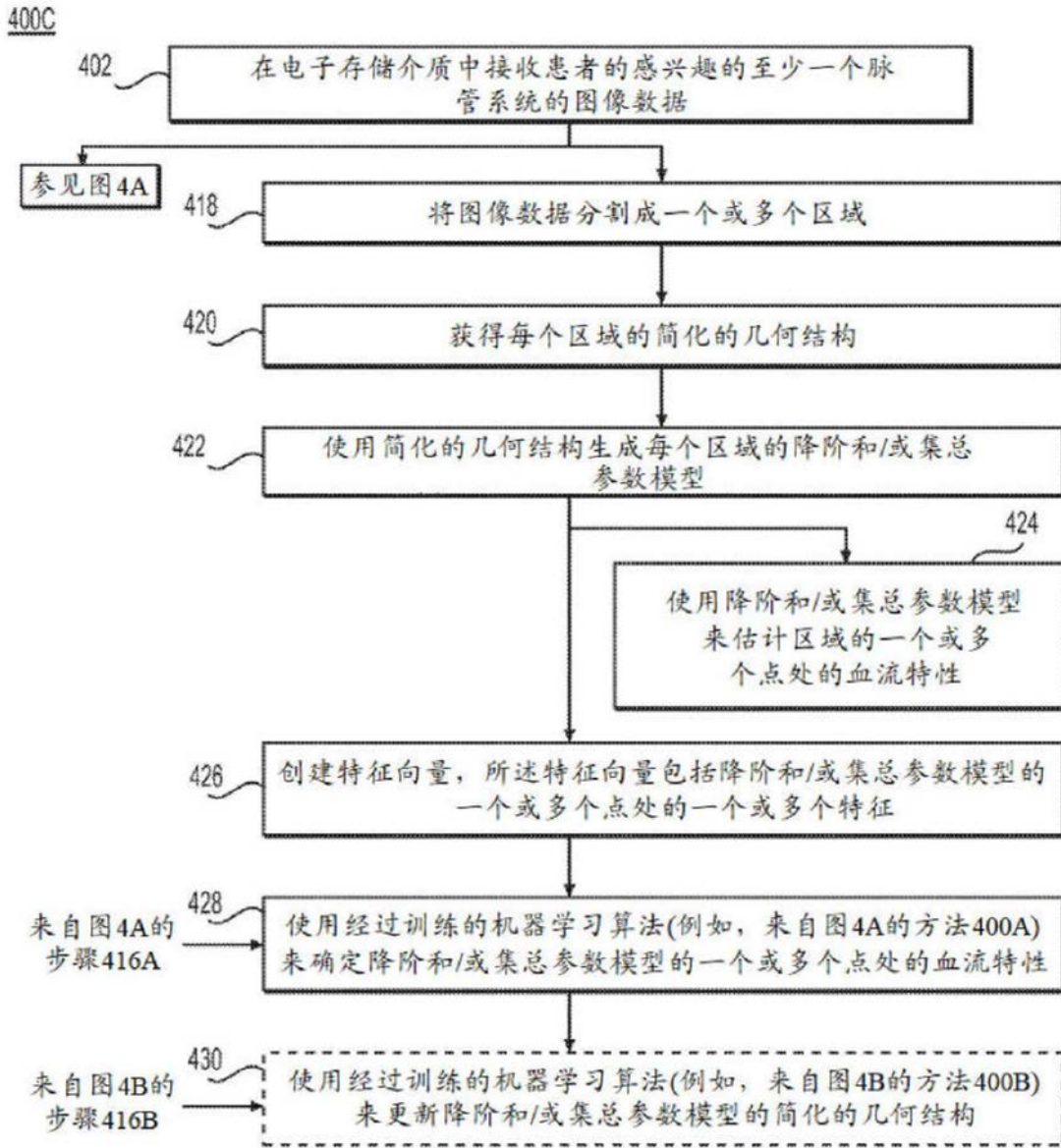


图4C