



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112071419 A

(43) 申请公布日 2020.12.11

(21) 申请号 202010517600.0

G06N 3/08 (2006.01)

(22) 申请日 2020.06.09

G06F 30/28 (2020.01)

G06F 30/27 (2020.01)

(30) 优先权数据

19179348.8 2019.06.11 EP

(71) 申请人 西门子医疗有限公司

地址 德国埃朗根

(72) 发明人 阿诺·阿林德拉·阿迪约索

(74) 专利代理机构 北京集佳知识产权代理有限公司

11227

代理人 唐京桥 姜婷

(51) Int. Cl.

G16H 50/20 (2018.01)

G16H 50/30 (2018.01)

G16H 50/50 (2018.01)

G06N 3/04 (2006.01)

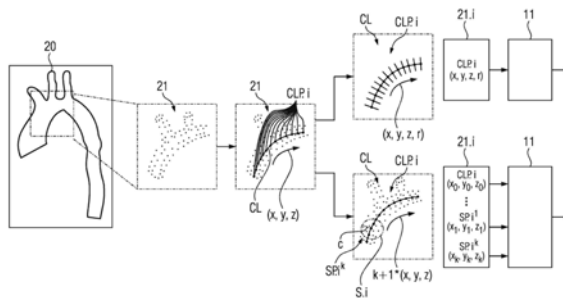
权利要求书5页 说明书25页 附图9页

(54) 发明名称

使用递归神经网络对血管的血液动力学分析

(57) 摘要

本公开涉及使用递归神经网络对血管的血液动力学分析。本发明涉及一种用于预测目标血管的(特别是主动脉的)血液动力学参数的方法和人工智能(AI)系统,以及涉及一种训练由所述AI系统包括的AI单元的计算机实现的方法。接收目标血管的血管形状模型和目标血管的对应流动分布。由AI单元基于接收到的血管形状模型和接收到的流动分布来预测至少一个血液动力学参数 p_k 。AI单元被布置和配置成基于接收到的血管形状模型和接收到的目标血管(主动脉)的流动分布来预测至少一个血液动力学参数 p_k 。



1. 一种预测目标血管 (20) 的血液动力学参数 (p_k) 的方法, 包括以下步骤:
 - 接收 (1) 所述目标血管 (20) 的血管形状模型 (21);
 - 接收 (2) 所述目标血管 (20) 的对应流动分布 (22); 以及
 - 由人工智能AI单元 (10) 基于接收到的血管形状模型 (21) 和接收到的流动分布 (22) 来预测 (3) 至少一个血液动力学参数 (p_k)。
2. 根据权利要求1所述的方法, 其中, 在预测 (3) 的步骤中, 针对所接收到的血管形状模型 (21) 的至少一个血管形状点 (21. i) 来预测所述至少一个血液动力学参数。
3. 根据前述权利要求中任一项所述的方法, 其中, 针对所接收到的血管形状模型 (21) 的至少两个连续的血管形状点 (21. 1、...、21. N) 中的每一个迭代地执行预测 (3) 的步骤。
4. 根据前述权利要求中任一项所述的方法, 其中, 预测 (3) 的步骤包括以下迭代步骤:
 - 在每个迭代 (i) 处向所述AI单元 (10) 的第一输入块 (11) 提供 (4) 所接收到的血管形状模型 (21) 的一个血管形状点 (21. i);
 - 在第一迭代 ($i=1$) 处向所述AI单元 (10) 的第二输入块 (12) 提供 (5) 所接收到的流动分布 (22);
 - 基于所提供的一个血管形状点 (21. i) 以及基于所述第一迭代 ($i=1$) 处的提供的流动分布 (22) 或所述第一迭代之后的任何迭代 ($i>1$) 处的所述AI单元 (10) 的演绎块 (13) 的至少一个先前隐藏状态 ($h_{j,i-1}$), 在所述演绎块 (13) 中生成 (6) 至少一个当前隐藏状态 ($h_{j,i}$); 以及
 - 至少基于至少一个生成的当前隐藏状态 ($h_{j,i}$) 的最后生成的当前隐藏状态 ($h_{M,i}$), 在所述AI单元 (10) 的输出块 (15) 中确定 (7) 所述至少一个血液动力学参数 (p_k)。
5. 根据权利要求4所述的方法, 其中, 生成 (6) 的步骤包括:
 - 基于所提供的一个血管形状点 (21. i) 以及基于所述第一迭代 ($i=1$) 处的提供的流动分布 (22) 或所述第一迭代之后的任何迭代 ($i>1$) 处的所述AI单元 (10) 的第一演绎层 (13. 1) 的提供的第一先前隐藏状态 ($h_{1,i-1}$), 在所述第一演绎层 (13. 1) 中生成 (6. 1) 第一当前隐藏状态 ($h_{1,i}$);
 - 可选地基于先前演绎层 (13. j-1) 的当前隐藏状态 ($h_{j-1,i}$) 以及基于所述第一迭代 ($i=1$) 处的所述AI单元 (10) 的至少一个另外的演绎层 (13. j) 的 [存储器单元 (14. j) 的] 初始状态 ($s_{j,i}$) 或所述第一迭代之后的任何迭代 ($i>1$) 处的所述至少一个另外的演绎层 (13. j) 的提供的另外的先前隐藏状态 ($h_{j,i-1}$), 在所述至少一个另外的演绎层 (13. j) 中生成 (6. j) 至少一个另外的当前隐藏状态 ($h_{j,i}$); 以及
 - 基于先前演绎层 (13. M-1) 的当前隐藏状态 ($h_{M-1,i}$) 以及基于所述AI单元 (10) 的最后演绎层 (13. M) 的初始状态 ($s_{M,i}$) 或所述最后演绎层 (13. M) 的提供的最后的先前隐藏状态 ($h_{M,i-1}$), 在所述最后演绎层 (13. M) 中生成 (6. M) 最后的当前隐藏状态 ($h_{M,i}$)。
6. 根据任一前述权利要求所述的方法, 其中, 所述血管形状模型 (21) 包括沿所述目标血管 (20) 的主方向的中心线 (CL), 并且其中, 每个连续的血管形状点 (21. i) 包括所述中心线 (CL) 上的连续的中心线点 (CLP. i) 以及所述目标血管 (20) 在相应的中心线点 (CLP. i) 处的半径 ($r. i$)。
7. 根据权利要求1至4中任一项所述的方法, 其中, 所述血管形状模型 (21) 包括沿所述目标血管 (20) 的主方向的中心线 (CL), 并且其中, 每个连续的血管形状点 (21. i) 包括所述

中心线(CL)上的一个连续的中心线点(CLP.i)以及以球体(S.i)的形式围绕每个中心线点(CLP.i)的预定数量 k 个周围点(SP.i^k),其中,相应的中心线点(CLP.i)位于相应的球体(S.i)的中心,

其中,生成(6)的步骤包括:

-基于所提供的包括所述相应的中心线点(CLP.i)和围绕所述中心线点(CLP.i)的 k 个周围点(SP.i^k)的一个血管形状点(21.i)以及基于所述第一迭代($i=1$)处的提供的流动分布(22)或所述第一迭代之后的任何迭代($i>1$)处的所述AI单元(10)的第一演绎层(13.1)的提供的第一先前隐藏状态($h_{1,i-1}, h_{1,i-1}^k$),在所述第一演绎层(13.1)中生成(6.1)第一当前隐藏状态($h_{1,i}, h_{1,i}^k$);

-可选地基于所述先前演绎层(13.j-1)的当前隐藏状态($h_{j-1,i}, h_{j-1,i}^k$)以及基于所述第一迭代($i=1$)处的所述AI单元(10)的至少一个另外的演绎层(13.j)的[存储器单元(14.j, 14.j^k)的]初始状态($s_{j,1}, s_{j,1}^k$)或所述第一迭代之后的任何迭代($i>1$)处的所述至少一个另外的演绎层(13.j)的提供的另外的先前隐藏状态($h_{j,i-1}, h_{j,i-1}^k$),在所述至少一个另外的演绎层(13.j)中生成(6.j)至少一组另外的当前隐藏状态($h_{j,i}, h_{j,i}^k$);以及

-基于所述先前演绎层(13.M-1)的当前隐藏状态($h_{M-1,i}, h_{M-1,i}^k$)以及基于所述AI单元(10)的最后演绎层(13.M)的初始状态($s_{M,1}, s_{M,1}^k$)或所述最后演绎层(13.M)的提供的最后的先前隐藏状态($h_{M,i-1}, h_{M,i-1}^k$),在所述最后演绎层(13.M)中生成(6.M)最后的当前隐藏状态($h_{M,i}, h_{M,i}^k$),以及

其中,在确定(7)的步骤中,基于最后生成的当前隐藏状态($h_{M,i}, h_{M,i}^k$)在所述AI单元(10)的输出块(15)中确定所述至少一个血液动力学参数(p_k)。

8. 根据任一前述权利要求所述的方法,其中,所述流动分布(22)包括:

-对应图像数据集的方向 x 上的入口血流速度 u ;
-所述图像数据集的与所述方向 x 正交的方向 y 上的入口血流速度 v ;
-所述图像数据集的与所述方向 x 和 y 正交的方向 z 上的入口血流速度 w ;
-从所述入口血流速度 u 、 v 、 w 中的至少一个得到的可选的另外的信息,例如,二次流度;
以及

-可选的边界状况。

9. 根据任一前述权利要求所述的方法,其中,所述血管形状模型(21)从优选地由医学成像系统生成的图像数据集得到,并且最优选地从由四维4D磁共振成像MRI系统生成的4D MRI流动数据集中得到。

10. 根据任一前述权利要求所述的方法,其中,所述流动分布(22)从优选地由医学成像系统生成的图像数据集得到,并且最优选地从由4D MRI系统生成的4D MRI流动数据集得到。

11. 一种用于预测目标血管(20)的血液动力学参数(p_k)的人工智能AI系统(30),所述人工智能AI系统(30)被布置和配置成执行根据任一前述权利要求所述的方法,所述人工智能AI系统(30)包括:

-第一接口(31),其被布置和配置成接收所述目标血管(20)的血管形状模型(21);
-第二接口(32),其被布置和配置成接收所述目标血管(20)的对应流动分布(22);以及
-AI单元(10),其通信上连接至所述第一接口(31)和所述第二接口(32),并且被布置和

配置成基于所接收到的血管形状模型 (21) 和所接收到的流动分布 (22) 来预测至少一个血液动力学参数 (p_k)。

12. 根据权利要求11所述的AI系统 (30), 其中, 所述AI单元 (10) 包括递归神经网络RNN, 并且优选地包括长短期记忆LSTM网络。

13. 根据权利要求11至12中任一项所述的AI系统, 其中, 所述AI单元 (10) 包括:

- 第一输入块 (11), 其通信上连接至所述第一接口 (31), 并且被布置和配置成获得在每个迭代 (i) 处的所接收到的血管形状模型 (21) 的提供的一个血管形状点 ($21.i$);

- 第二输入块 (12), 其通信上连接至所述第二接口 (32), 并且被布置和配置成获得在第一迭代 ($i=1$) 处的提供的所接收到的流动分布 (22);

- 演绎块 (13), 其通信上连接至所述第一输入块 (11) 和所述第二输入块 (12), 并且被布置和配置成基于所提供的一个血管形状点 ($21.i$) 以及基于所述第一迭代 ($i=1$) 处的提供的流动分布 (22) 或第一迭代之后的任何迭代 ($i>1$) 处的所述演绎块 (13) 的至少一个先前隐藏状态 ($h_{j,i-1}$) 来生成至少一个当前隐藏状态 ($h_{j,i}$); 以及

- 输出块 (15), 其通信上连接至所述演绎块 (13), 并且被布置和配置成至少基于至少一个生成的当前隐藏状态 ($h_{j,i}$) 中的最后生成的当前隐藏状态 ($h_{m,i}$) 来确定所述至少一个血液动力学参数 (p_k)。

14. 根据权利要求13所述的AI系统 (30), 其中, 所述AI单元 (10) 包括:

- 第一演绎层 (13.1), 其通信上连接至所述第一输入块 (11) 和所述第二输入块 (12), 并且被布置和配置成基于所提供的一个血管形状点 ($21.i$) 以及基于所述第一迭代 ($i=1$) 处的提供的流动分布 (22) 或第一迭代之后的任何迭代 ($i>1$) 处的所述第一演绎层 (13.1) 的提供的第一先前隐藏状态 ($h_{1,i-1}$), 来生成第一当前隐藏状态 ($h_{1,i}$);

- 可选的至少一个另外的演绎层 (13.j), 其通信上连接至所述第一演绎层 (13.1), 并且被布置和配置成基于先前演绎层 (13.j-1) 的当前隐藏状态 ($h_{j-1,i}$) 以及基于第一迭代 ($i=1$) 处的所述至少一个另外的演绎层 (13.j) 的 [存储器单元 (14.j) 的] 初始状态 ($s_{j,1}$) 或所述第一迭代之后的任何迭代 ($i>1$) 处的所述至少一个另外的演绎层 (13.j) 的提供的另外的先前隐藏状态 ($h_{j,i-1}$), 来生成至少一个另外的当前隐藏状态 ($h_{j,i}$); 以及

- 最后的演绎层 (13.M), 其通信上连接至所述第一演绎层 (13.1) 或所述至少一个另外的演绎层 (13.j) 中的最后的另外的演绎层, 并且被布置和配置成基于先前演绎层 (13.M-1) 的当前隐藏状态 ($h_{M-1,i}$) 以及基于所述第一迭代 ($i=1$) 处的所述最后的演绎层 (13.M) 的 [存储器单元 (14.M) 的] 初始状态 ($s_{M,1}$) 或所述第一迭代之后的任何迭代 ($i>1$) 处的所述最后的演绎层 (13.M) 的提供的最后的先前隐藏状态 ($h_{M,i-1}$), 来生成最后的当前隐藏状态 ($h_{M,i}$)。

15. 根据权利要求14所述的AI系统 (30), 其中, 所述第一输入块 (11) 被布置和配置成获得在每个迭代 (i) 处的提供的一个血管形状点 ($21.i$), 所述血管形状点 ($21.i$) 包括沿所述目标血管 (20) 的主方向的中心线 (CL) 上的一个连续的中心线点 (CLP.i) 以及以球体 (S.i) 的形式围绕每个中心线点 (CLP.i) 的预定数量 k 个周围点 (SP.i^k), 其中, 相应的中心线点 (CLP.i) 位于相应的球体 (S.i) 的中心,

其中, 所述第一演绎层 (13.1) 被布置和配置成基于所提供的包括所述相应的中心线点 (CLP.i) 和围绕所述中心线点 (CLP.i) 的 k 个周围点 (SP.i^k) 的一个血管形状点 ($21.i$) 以及基于所述第一迭代 ($i=1$) 处的提供的流动分布 (22) 或所述第一迭代之后的任何迭代 ($i>1$)

处的所述第一演绎层(13.1)的提供的第一先前隐藏状态($h_{1,i-1}, h_{1,i-1}^k$),来生成第一当前隐藏状态($h_{1,i}, h_{1,i}^k$)。

其中,所述可选的至少一个另外的演绎层(13.j)被布置和配置成基于所述先前演绎层(13.j-1)的当前隐藏状态($h_{j-1,i}, h_{j-1,i}^k$)以及基于所述第一迭代($i=1$)处的所述至少一个另外的演绎层(13.j)的[存储器单元(14.j,14.j^k)的]初始状态($s_{j,1}, s_{j,1}^k$)或所述第一迭代之后的任何迭代($i>1$)处的所述至少一个另外的演绎层(13.j)的提供的另外的先前隐藏状态($h_{j,i-1}, h_{j,i-1}^k$),来生成至少一组另外的当前隐藏状态($h_{j,i}, h_{j,i}^k$),

其中,所述最后的演绎层(13.M)被布置和配置成基于所述先前演绎层(13.M-1)的当前隐藏状态($h_{M-1,i}, h_{M-1,i}^k$)以及基于所述第一迭代($i=1$)处的所述最后的演绎层(13.M)的[存储器单元(14.M,14.M^k)的]初始状态($s_{M,1}, s_{M,1}^k$)或所述第一迭代之后的任何迭代($i>1$)处的所述最后的演绎层(13.M)的提供的最后的先前隐藏状态($h_{M,i-1}, h_{M,i-1}^k$),来生成最后的当前隐藏状态($h_{M,i}, h_{M,i}^k$),以及

其中,所述输出块(15)被布置和配置成至少基于最后生成的当前隐藏状态($h_{M,i}, h_{M,i}^k$)来确定所述至少一个血液动力学参数(p_k)。

16. 根据权利要求13至15中任一项所述的AI系统(30),其中,所述输出块(15)包括:

- 至少一个级联层(16),其通信上连接至所述演绎块(13);以及
- 输出层(17),其通信上连接至所述至少一个级联层(16)中的最后的级联层和所述演绎块(13),

其中,所述至少一个级联层(16)和所述输出层(17)被共同地布置和配置成至少基于所述至少一个生成的当前隐藏状态($h_{j,i}$)来确定所述至少一个血液动力学参数(p_k)。

17. 一种包括指令的计算机程序,所述指令在由计算机执行程序时,使所述计算机执行根据权利要求1至10中任一项所述的方法的步骤。

18. 一种计算机可读介质(40),在所述计算机可读介质(40)上存储有根据权利要求17所述的计算机程序。

19. 一种数据处理系统(50),包括用于执行根据权利要求1至10中任一项所述的方法的步骤的装置(51,52,53,54,55)。

20. 一种训练如由根据权利要求11至16中任一项所述的人工智能AI系统(30)包括的AI单元(10)的计算机实现的方法,所述AI单元(10)优选为递归神经网络RNN以及最优选地为长短期记忆LSTM网络,所述方法包括以下步骤:

- 接收(66)包括训练血管形状模型和对应的训练流动分布的输入训练数据集;
- 接收(67)与所接收到的训练输入数据集对应的输出训练数据集,所述输出训练数据集包括对应的至少一个训练血液动力学参数;
- 训练(68)所述AI单元(10),以利用所接收到的训练血管形状模型和对应的训练流动分布以及所接收到的一组对应的训练输出来预测目标血管(20)的至少一个血液动力学参数(p_k)。

21. 根据权利要求20所述的计算机实现的方法,包括以下初始步骤:

- 通过对血管的一组真实血管形状模型应用统计形状分析来确定(61)给定群体内的血管的形状变化性和几何变化性;
- 基于所确定的给定群体内的血管的形状变化性和几何变化性来合成(62)所述血管的

至少一个合成血管形状模型；

-确定(63)所述一组真实血管形状模型和/或所述至少一个合成血管形状模型的对应的训练流动分布；

-将所述输入训练数据集与所述一组真实形状模型和可选的所述至少一个合成形状模型以及与所确定的对应的训练流动分布聚合(64)；

-基于所述一组真实形状模型和/或所述至少一个合成血管形状模型以及所述输入训练数据集的对应流动分布来计算(65)输出训练集的对应的至少一个训练血液动力学参数。

22. 根据权利要求20至21中任一项所述的计算机实现的方法,其中,使用计算流体动力学CFD模拟来计算输出训练集的训练血液动力学参数。

23. 一种包括指令的计算机程序,所述指令在由计算机执行程序时,使所述计算机执行根据权利要求20至22中任一项所述的方法的步骤。

24. 一种计算机可读介质(70),在所述计算机可读介质(70)上存储有根据权利要求23所述的计算机程序。

25. 一种数据处理系统(80),包括用于执行根据权利要求20至22中任一项所述的方法的步骤的装置(81,82,83,84,85)。

使用递归神经网络对血管的血液动力学分析

技术领域

[0001] 本发明涉及用于预测目标血管的血液动力学参数的方法和人工智能 (AI) 系统以及涉及训练由所述AI系统包括的AI单元的计算机实现的方法。

背景技术

[0002] 主动脉缩窄和主动脉瓣疾病是最常见的先天性心脏缺陷。对这些疾病的治疗决策制定是复杂的过程,并且高度取决于患者的状况。基于患者主动脉的特定于患者的血液动力学参数,可以显著改进治疗决策。评估血液动力学参数的当前临床标准是执行导管插入技术。然而,导管插入技术是一种侵入性过程,其给患者带来风险(例如,辐射、成本、并发症)。使用不同的计算流体动力学 (CFD) 方式的非侵入性方法正在得到广泛验证。这些方法越来越多地被考虑用来替换侵入性方法,因为它们具有较低的风险并且可以提供更全面和相关的信息。然而,这些CFD方式在计算上是昂贵的,这是在临床中实施这样的工具的限制因素。

[0003] 为了改进治疗决策制定,可以执行使用计算流体动力学 (CFD) 模拟的血液动力学分析。CFD模拟计算特定于患者的血液动力学参数,这些参数可以用于更好地评估患者的状况并且优化临床决策。然而,CFD模拟对计算的要求很高,并且每次扫描需要高达一天才能完成。这阻止基于CFD模拟的血液动力学分析在临床实践中的整合。

[0004] 因此,需要提供一种在不需要复杂的CFD模拟的情况下更高效地计算血液动力学参数的备选方式或方法。

[0005] EP 3 270 308 A1公开了一种用于向临床决策支持 (CDS) 系统提供如血管内部的血液动力学参数的辅助参数的方法。血管的形状数据集从图像数据集中被提取并且被提供作为输入数据集。使用通过机器学习(深度学习机制)训练的子系统基于输入数据集来近似辅助参数。

[0006] 必须精确地确定血管内部的近似辅助参数或更确切地说是血液动力学参数,否则可能会导致CDS系统或临床医生基于近似的血液动力学参数进行误诊。

[0007] 此外,当前针对该任务尚未提出适当的机器学习方式。这可能是因为要使用大数据来开发算法,然而大数据并不容易获得。

发明内容

[0008] 本发明的目的是通过提供以下项来克服或至少减轻这些问题:根据本申请的预测目标血管的血液动力学参数的方法;和用于预测目标血管的血液动力学参数的AI系统;以及根据本申请的训练由所述AI系统包括的AI单元的计算机实现的方法。

[0009] 根据本发明的第一方面,一种预测目标血管的血液动力学参数 p_k 的方法包括以下步骤:

[0010] -接收目标血管的血管形状模型。

[0011] -接收目标血管的对应流动分布。

[0012] 由人工智能 (AI) 单元基于接收到的血管形状模型和接收到的流动分布来预测至少一个血液动力学参数 p_k 。

[0013] 根据本发明的第二方面,一种用于预测目标血管的血液动力学参数 (p_k) 的AI系统被布置并且配置成执行根据本发明的第一方面的方法。AI系统包括第一接口、第二接口和AI单元。第一接口被布置和配置成接收目标血管的血管形状模型。第二接口被布置和配置成接收目标血管的对应的流动分布。AI单元通信上连接至第一接口和第二接口。AI单元被布置和配置成基于所接收到的血管形状模型和所接收到的流动分布来预测至少一个血液动力学参数 (p_k)。

[0014] 根据本发明的第三方面,一种计算机程序包括指令,所述指令在由计算机执行程序时,使计算机执行根据本发明的第一方面的方法的步骤。

[0015] 根据本发明的第四方面,一种计算机可读介质在其上存储有根据本发明的第三方面的计算机程序。

[0016] 根据本发明的第五方面,一种数据处理系统包括用于执行根据本发明的第一方面的方法的步骤的装置。

[0017] 本发明分别提供了一种用于使用AI单元以及特别地使用如长短期记忆 (LSTM) 网络的递归神经网络 (RNN) 的血液动力学参数预测的新颖的方法和算法。

[0018] 目标血管的至少一个血液动力学参数 p_k 可以是以下项中的至少一个:收缩压、舒张压、动脉血压、平均动脉压、收缩压变化、脉压变化、心搏量 (stroke volume) 变化、右心房压、右心室压、肺动脉压、平均肺动脉压、肺动脉楔压、左动脉压、心输出量、心脏指数、心搏量、全身血管阻力、全身血管阻力指数、肺血管阻力、肺血管阻力指数、左心室每搏做功、左心室每搏做功指数、右心室每搏做功、右心室每搏做功指数、冠状动脉灌注压、右心室舒张末期容积、右心室收缩末期容积、右心室射血分数等。

[0019] 目标血管可以是作为诊断或计划干预的受试者的人体或动物体的任何血管或这样的血管的一部分或部分。特别地,目标血管可以是主动脉或更确切地说是患者的主动脉的一部分。

[0020] 目标血管的血管形状模型是用于预测目标血管的至少一个血液动力学参数的第一输入。目标血管的血管形状模型可以是表示任何种类的多边形网格的数据集。例如,数据集包括形成二维 (2D) 或三维 (3D) 网格的一组顶点、三角形和/或多边形。血管形状模型或数据集还可以包括由顶点、四面体、六面体或其他3D元素形成的体积网格。优选地,血管形状模型包括3D血管——特别是主动脉——的表面的分割,其中,该表面是从图像数据集得到的。例如,从显示患者的主动脉的图像数据集中提取血管形状模型。此外,血管形状模型可以包括从目标血管的入口延伸至出口的中心线以及目标血管的对应直径,其中该中心线贯穿沿目标血管的所有中心点。

[0021] 目标血管的对应流动分布是用于预测目标血管的至少一个血液动力学参数的第二输入。目标血管的对应流动分布包括目标血管中的血流的特征。优选地,流动分布包括至少三个特征以及多达100个特征。最优选地,流动分布包括16个特征。例如,流动分布可以包括血流速度、基于血流速度计算的得到的特征如二次流度等、如输入流动速率、输出流动速率等的边界状况。流动分布可以包括仅针对目标血管的入口或更确切地说针对目标血管的血管形状模型的入口处的血管形状点的所述特征。

[0022] 基于血管形状模型以及目标血管(入口处)的对应流动分布中包含的信息和特征来预测至少一个血液动力学参数。特别地,可以在血管形状模型的至少一个血管形状点处基于至少一个血管形状点的三个坐标 x 、 y 、 z 和目标血管的相应半径 r 以及基于目标血管的入口处的流动分布(例如,血流速度)的特征来预测至少一个血液动力学参数。

[0023] 经由AI系统的第一接口来提供目标血管的血管形状模型。经由AI系统的第二接口来提供目标血管的对应流动分布。所述第一输入和第二输入被转发至AI系统的AI单元。至少一个血液动力学参数由AI单元来预测。可以是人工神经网络(ANN)的AI单元被训练用于基于目标血管的血管形状模型和(入口处的)对应流动分布来预测血液动力学参数。

[0024] 人工神经网络(ANN)是受构成动物大脑的生物神经网络启发的系统,特别是计算系统。ANN通常在无需利用任何特定于任务的规则进行设计的情况下通过考虑(被标记的)示例或训练数据来“学习”执行任务。在最初的学习或训练阶段期间,ANN根据(被标记的)训练数据自动生成识别特性。ANN包括被称为人工神经元的连接节点的集合,这些人工神经元粗略地对生物大脑中的神经元进行建模。每个连接(生物大脑中的突触)可以将信号从一个节点传送到另一个节点。接收信号的节点可以对信号进行处理,然后向与该节点连接的后续神经元发信号。在常见的ANN实现方式中,节点之间的连接处的信号为实数(例如,0、...、1),并且每个人工神经元的输出通过其输入(来自其他节点)的总和的一些非线性函数来计算。节点之间的连接被称为“边”。ANN中的边可以各自具有在ANN的训练期间被调整的权重。权重使对应边处的信号的强度增加或减小。节点可以各自具有阈值,使得仅在聚合信号超过该阈值的情况下才发送信号。通常,节点被聚合成层。不同的层可以对其输入执行不同种类的转换。信号从第一层或输入层行进至最后一层或输出层——可能在多次遍历这些层之后。

[0025] 换言之,ANN是接收输入的简单元素(所谓的节点或人工神经元)的网络。在接收到输入后,节点根据该输入改变其内部状态(激活)并且根据输入和激活来产生输出。通过将某些节点的输出连接至其他节点的输入来形成网络,从而形成有方向的加权图形。可以在初始学习/训练期间修改计算每个节点的激活的函数以及权重,这由学习规则或范例(paradigm)管理。

[0026] 从至少一个前任神经元接收输入的节点包括以下组件:激活,节点的状态,其取决于离散时间参数(可选地为阈值,其保持固定除非通过学习/训练函数被改变);激活函数(例如,双曲正切函数、sigmoid函数、softmax函数、整流器函数等),其计算给定时间处的新的激活和净输入;以及输出函数,其计算来自激活的输出(通常,输出函数是恒等函数)。激活函数的重要特性是,激活函数随着输入值改变而提供平稳的过渡,即输入的小变化会产生输出的小变化。

[0027] 输入节点没有前任,但用作整个ANN的输入接口。类似地,输出节点没有后继者,并且因此用作整个ANN的输出接口。ANN包括边/连接,每个边将节点(前任)的输出传递至另一后继节点(后继者)的输入。除了所分配的权重之外,边还可以具有偏差项,该偏差项与输入的总加权和相加以用作移动激活函数的阈值。传播函数根据先前节点(前任)的输出计算到后继节点(后继者)的输入,并且可以包括偏差值。

[0028] 基于目标血管的转发的血管形状模型和(入口处的)流动分布作为输入,AI单元预测至少一个血液动力学参数(在至少一个血管形状点处)。

[0029] 与使用计算流体动力学 (CFD) 或常见AI方法的现有方法相比,所提出的方法或更确切地说算法可以显著更快地执行。特别地,包含在(入口)流动分布中的附加信息(该附加信息作为除了血管形状模型之外的附加输入被提供给上述AI单元)利于更精确(特别是与常见AI方法相比)和更快(特别是与使用CFD的方法相比)或甚至实时地预测至少一个血液动力学参数。预测的至少一个血液动力学参数可以帮助临床医生对例如主动脉缩窄的患者执行复杂的治疗评估。

[0030] 根据本发明的改进,在预测的步骤中,针对所接收到的血管形状模型的至少一个血管形状点来预测至少一个血液动力学参数。

[0031] 血管形状模型包括至少一个血管形状点,该至少一个血管形状点具有第一方向x上的第一坐标、垂直于第一方向x的第二方向y上的第二坐标以及垂直于第一方向x和第二方向y的第三方向z上的第三坐标。血管形状模型的至少一个血管形状点可以位于目标血管或更确切地说是目标血管的血管形状模型的中心线上,并且可以包括沿中心线的血管形状点的相应位置处的目标血管的半径r。此外,至少一个血管形状点可以包含另外的信息,例如目标血管的半径、沿中心线的位置等的变化。

[0032] 代替预测目标血管的每个点处的至少一个血液动力学参数,仅对目标血管的血管形状模型的所提供的血管形状点进行预测。例如,血管形状模型可以包括沿中心线的许多血管形状点(例如,100至500个),其中每个血管形状点包括其坐标x、y、z和目标血管在相应血管形状点处的半径r。至少一个血液动力学参数可以由AI单元在血管形状模型的每个给定的血管形状点处预测。

[0033] 通过仅在血管形状模型的给定血管形状点处而不是在血管形状模型的网格的每个节点处预测至少一个血液动力学参数,可以显著减少计算工作量。然而,信息价值高,使得可以基于给定的血管形状点处的提供的至少一个血液动力学参数来做出临床决策(由临床医生或CDS系统)。

[0034] 根据本发明的改进,针对所接收到的血管形状模型的至少两个连续的血管形状点中的每一个迭代地执行预测的步骤。

[0035] 在血管形状模型的第一血管形状点处,由AI单元基于作为第一输入的由第一血管形状点包括的信息以及基于作为第二输入的流动分布(目标血管的入口处)来预测至少一个血液动力学参数。在第一血管形状点之后的每个随后的血管形状点处或换言之在中心线下游的下一个血管形状点处,到AI单元的第二输入是AI单元的来自先前血管形状点的内部信息(特别地是层的隐藏状态)而不是(入口)流动分布。因此,每个血管形状点从第一血管形状点到最后的血管形状点(沿中心线)迭代地步进。对于每个血管形状点,由AI单元预测至少一个血液动力学参数,其中对于第一血管形状点,(入口)流动分布用作第二输入,并且对于任何随后的血管形状点,AI单元的先前血管形状点处的内部信息用作第二输入。

[0036] 特别地,AI单元可以包括递归神经网络,其中RNN的内部信息即RNN的层的隐藏状态被记住并且在随后的迭代中使用。

[0037] 由于预测的步骤的迭代执行,在仅针对第一血管形状点需要将流动分布作为到AI单元的第二输入的情况下,可以显著地减少必须提供给AI单元以用于预测不同血管形状点处的至少一个血液动力学参数的输入数据量。

[0038] 根据本发明的改进,AI单元包括递归神经网络RNN,并且优选地包括长短期记忆

LSTM网络。

[0039] RNN是其中带有循环的网络,其允许信息持续存在。RNN的一层节点在一些输入处接收值或更确切地说是隐藏状态并且输出值或更确切地说是隐藏状态,而相应的循环允许信息从一个步骤传递到下一个步骤。LSTM网络是特定种类的RNN,其能够借助于存储器单元学习长期依赖性。所有RNN和LSTM网络都具有神经网络的重复模块的链的形式。在标准RNN中,该重复模块或更确切地说是节点的层具有简单的结构(例如,单个双曲正切(tanh)层)。标准RNN中的重复模块包含单个层。LSTM网络也具有链状结构,但是重复模块具有不同的结构。替代具有单个神经网络层,在LSTM网络中通常存在四个交互层,从而使得存储器单元能够记住每个重复模块/节点的层的单元状态。LSTM网络具有经由存储器单元的栅极将信息移除或添加到存储器单元中的单元状态的能力。栅极通常由sigmoid层和逐点乘法运算组成。sigmoid层输出0与1之间的数字以用于对输出加权。LSTM网络通常具有这些栅极中的三个,以保护和控制存储器单元中的单元状态。

[0040] RNN以及特别是LSTM网络提高了效率,因为为迭代的第一个血管形状点仅提供一个(入口)流动分布,而对于后面的血管形状点,先前迭代的相应的记住的隐藏状态可以用于预测至少一个血液动力学参数。

[0041] 根据本发明的改进,预测的步骤包括以下迭代步骤:

[0042] -在每个迭代*i*处向AI单元的第一输入块提供所接收到的血管形状模型的一个血管形状点。

[0043] -在第一迭代*i*=1处向AI单元的第二输入块提供所接收到的流动分布。

[0044] -基于所提供的一个血管形状点以及基于第一迭代*i*=1处的提供的流动分布或第一迭代之后的任何迭代*i*>1处的AI单元的演绎块的至少一个先前隐藏状态 $h_{j,i-1}$,在演绎块中生成至少一个当前隐藏状态 $h_{j,i}$ 。

[0045] -至少基于至少一个生成的当前隐藏状态 $h_{j,i}$ 中的最后生成的当前隐藏状态 $h_{m,i}$,在AI单元的输出块中确定至少一个血液动力学参数 p_k 。

[0046] 根据本发明的进一步改进,AI单元包括第一输入块、第二输入块、演绎块和输出块。第一输入块通信上连接至第一接口,并且被布置和配置成获得每个迭代*i*处的所接收到的血管形状模型的提供的一个血管形状点。第二输入块通信上连接至第二接口,并且被布置和配置成获得第一迭代*i*=1处的提供的所接收到的流动分布。演绎块通信上连接至第一输入块和第二输入块。演绎块被布置和配置成基于所提供的一个血管形状点以及基于第一迭代*i*=1处的提供的流动分布或第一迭代之后的任何迭代*i*>1处的演绎块的至少一个先前隐藏状态 $h_{j,i-1}$ 来生成至少一个当前隐藏状态 $h_{j,i}$ 。输出块通信上连接至演绎块,并且被布置和配置成至少基于至少一个生成的当前隐藏状态 $h_{j,i}$ 中的最后生成的当前隐藏状态 $h_{m,i}$ 来确定至少一个血液动力学参数 p_k 。

[0047] 对于目标血管的所提供的血管形状模型的每个血管形状点(1、...、N),在一个迭代*i*中预测至少一个血液动力学参数 p_k ,其中*i*=1、...、N。

[0048] AI单元的第一输入块可以包括至少一个层。第一输入块的一个或更多个)层可以被完全连接,并且优选地包括4至512个节点,最优选地包括64个节点。AI单元的第二输入块可以包括至少一个层。第二输入块的一个或更多个)层可以被完全连接,并且优选地包括4至512个节点,最优选地包括64个节点。AI单元的演绎块可以包括至少一个演绎层(M为演绎

块的层数, $M \geq 1$)。演绎块的一个或多个演绎层可以完全连接, 并且优选地包括4至512个节点, 最优选地包括64个节点。AI单元的输出块可以包括至少一个层, 并且优选地包括至少一个级联层和一个输出层。输出块的层可以完全连接, 并且优选地包括4至512个(输出)节点, 更优选地包括64个(输出)节点。最优选地, 至少一个级联层包括48个节点, 并且输出层包括与要由AI单元预测的血液动力学参数一样多的输出节点。

[0049] 对于目标血管的所提供的血管形状模型的每个血管形状点, 必须执行一个迭代 i 以预测每个相应的至少一个血液动力学参数。

[0050] 在第一输入块处, 一个血管形状点被提供给AI单元。在第一接口处接收到的完整的血管形状模型是逐点步进的, 使得在每个迭代 i 处, 一个血管形状点均被提供给第一输入块。在第一迭代 $i=1$ 处从位于最接近目标血管的入口的第一血管形状点开始, 血管形状模型被步进, 直到在最后的迭代 $i=N$ 处, 位于最接近目标血管的出口的最后的血管形状点被提供给第一输入块。

[0051] 在其中第一血管形状点(在目标血管的入口处)被提供给第一输入块的第一迭代 $i=1$ 处, 在第二接口处接收到的流动分布经由第二输入块被提供给AI单元。流动分布优选地包括关于目标血管的入口处的血流的信息或特征。

[0052] 提供给第一输入块的血管形状点中包含的信息和提供给第二输入块的(入口)流动分布中包含的信息被相应的输入块转换成特征并且提供给演绎块。演绎块使用来自第一输入块和第二输入块的特征(经变换后的输入信息)来演绎至少一个隐藏状态 $h_{j,i}$ 。基于演绎块的最后的隐藏状态 $h_{M,i}$, 来预测提供的血管形状点处的至少一个血液动力学参数。到此为止, 最后的隐藏状态 $h_{M,i}$ 被提供给输出块, 该输出块使用所述最后的隐藏状态 $h_{M,i}$ 来确定所提供的血管形状点处的相应的至少一个血液动力学参数。

[0053] 在第一迭代之后的任何迭代 $i > 1$ 中, 都不会向第二输入块提供流动分布。替代作为第二输入的流动分布, 除了一个血管形状点之外, 还提供先前迭代 $i-1$ 处的演绎块的隐藏状态 $h_{j,i-1}$ 作为到演绎块的输入。

[0054] 演绎块在每个迭代 i 处生成至少一个隐藏状态 $h_{j,i}$, 其中至少一个隐藏状态中的最后的隐藏状态 $h_{M,i}$ (M 是演绎块的层数, $M \geq 1$) 包含要预测的至少一个血液动力学参数的所有信息, 然后在输出块中将信息级联并且组合成至少一个血液动力学参数。

[0055] 例如, 可以将包括三个血管形状点(沿中心线)的目标血管(例如, 主动脉)的血管形状模型提供给第一接口并且在第一接口处接收。此外, 具有目标血管的入口处的血流的特征的入口流动分布可以被提供给第二接口并且在第二接口处接收。第一血管形状点可以位于目标血管的入口处。为了预测每个血管形状点处的至少一个血液动力学参数, 必须执行三个迭代, 每个血管形状点执行一个迭代。在第一迭代 $i=1$ 中, 将第一血管形状点提供给第一输入块作为AI单元的第一输入, 并且将入口流动分布提供给第二输入块作为AI单元的第二输入。两个输入块分别将包含在第一血管形状点和入口流动分布中的信息转换成演绎块的特征。演绎块基于由第一输入块和第二输入块提供的特征来演绎至少一个隐藏状态 $h_{1,1}$ 。最后, 输出块根据由演绎块提供的(最后)隐藏状态 $h_{1,1}$ 来确定第一血管形状点处的至少一个血液动力学参数。在接下来的迭代 $i=2$ 和 $i=3$ 中, 将第二血管形状点以及然后将最后的血管形状点提供给第一输入块。第二输入块未被提供任何输入。演绎块分别基于由第一输入块提供的第二血管形状点和最后血管形状点的特征或更确切地说是经转换的信息

以及分别基于相应的先前迭代的至少一个隐藏状态 $h_{1,1}$ 和 $h_{1,2}$,来演绎第二迭代 $i=2$ 处的至少一个隐藏状态 $h_{1,2}$ 和最后的迭代处的至少一个隐藏状态 $h_{1,3}$ 。输出块分别基于由演绎块提供的(最后)隐藏状态 $h_{2,1}$ 和 $h_{3,1}$,来分别确定第二血管形状点和最后的血管形状点处的至少一个血液动力学参数。

[0056] 这两个输入块基于输入数据为演绎块提供特征以及输出块在每个迭代中(即针对每个血管形状点)根据演绎块的最后隐藏状态确定至少一个血液动力学参数,这利于特别高效地预测目标血管的血液动力学参数。

[0057] 根据本发明的改进,生成的步骤包括以下步骤:

[0058] -基于所提供的一个血管形状点以及基于第一迭代 $i=1$ 处的提供的流动分布或第一迭代之后的任何迭代 $i>1$ 处的AI单元的第一演绎层的提供的第一先前隐藏状态 $h_{1,i-1}$,在第一演绎层中生成第一当前隐藏状态 $h_{1,i}$ 。

[0059] -可选地基于先前演绎层的当前隐藏状态 $h_{j-1,i}$ 以及基于第一迭代 $i=1$ 处的AI单元的至少一个另外的演绎层的初始状态 $s_{j,1}$ 或第一迭代之后的任何迭代 $i>1$ 处的至少一个另外的演绎层的提供的另外的先前隐藏状态 $h_{j,i-1}$,在至少一个另外的演绎层中生成至少一个另外的当前隐藏状态 $h_{j,i}$ 。

[0060] -基于先前演绎层的当前隐藏状态 $h_{m-1,i}$ 以及基于AI单元的最后演绎层的初始状态 $s_{m,1}$ 或最后演绎层的提供的最后的先前隐藏状态 $h_{m,i-1}$,在最后演绎层中生成最后的当前隐藏状态 $h_{m,i}$ 。

[0061] 根据本发明的进一步的改进,AI单元包括第一演绎层、可选的至少一个另外的演绎层和最后的演绎层。第一演绎层通信上连接至第一输入块和第二输入块。第一演绎层被布置和配置成基于所提供的一个血管形状点以及基于第一迭代 $i=1$ 处的提供的流动分布或第一迭代之后的任何迭代 $i>1$ 处的第一演绎层的提供的第一先前隐藏状态 $h_{1,i-1}$ 来生成第一当前隐藏状态 $h_{1,i}$ 。可选的至少一个另外的演绎层通信上连接至第一演绎层。可选的至少一个另外的演绎层被布置和配置成基于先前演绎层的当前隐藏状态 $h_{j-1,i}$ 以及基于第一迭代 $i=1$ 处的至少一个另外的演绎层的初始状态 $s_{j,1}$ 或第一迭代之后的任何迭代 $i>1$ 处的至少一个另外的演绎层的提供的另外的先前隐藏状态 $h_{j,i-1}$,来生成至少一个另外的当前隐藏状态 $h_{j,i}$ 。最后演绎层通信上连接至第一演绎层或至少一个另外的演绎层中的最后的另外的演绎层,并且被布置和配置成基于先前演绎层的当前隐藏状态 $h_{m-1,i}$ 以及基于第一迭代 $i=1$ 处的最后演绎层的初始状态 $s_{m,1}$ 或第一迭代之后的任何迭代 $i>1$ 处的最后演绎层的提供的最后的先前隐藏状态 $h_{m,i-1}$,来生成最后的当前隐藏状态 $h_{m,i}$ 。

[0062] 演绎块至少包括一个第一演绎层和一个最后的演绎层。在第一演绎层与最后演绎层之间,演绎块可以包括另外的演绎层。优选地,演绎块包括总共3至10个演绎层(1个第一层、1至8个另外的演绎层和1个最后的演绎层, $M=3, \dots, 10$)。

[0063] 至少一个另外的演绎层中的第一个另外的演绎层通信上连接至第一演绎层,并且最后的演绎层通信上连接至至少一个另外的演绎层中的最后的另外的演绎层。至少一个另外的演绎层中的每一个与其相邻的演绎层连续地通信上连接。

[0064] 基于作为第一输入的当前血管形状点,第一输入块将信息提供给演绎块。此外,第二输入块在第一迭代 $i=1$ 处或更确切地说在目标血管的所提供的血管形状模型的第一血管形状点处将基于(入口)流动分布的信息提供给演绎块。在演绎块中,由第一演绎层将所

提供的信息转换成当前迭代 i 的至少一个第一隐藏状态 $h_{1,i}$ 。第一演绎层的第一存储器单元记住第一演绎层的第一当前隐藏状态 $h_{1,i}$ 。在随后的迭代 $i+1$ 中使用该第一当前隐藏状态 $h_{1,i}$ 。可以存在连续地通信上连接至第一演绎层的另外的演绎层,其使用第一当前隐藏状态 $h_{1,i}$ 以用于演绎另外的当前隐藏状态 $h_{j,i}$ 。如果在演绎块的第一演绎层与最后的演绎层之间不存在另外的演绎层($M=2$),则最后的演绎层使用第一当前隐藏状态 $h_{1,i}$ 来得到最后的当前隐藏状态 $h_{M,i}$,或者更确切地说如果演绎块的第一演绎层与最后的演绎层之间存在另外的演绎层($M>2$),则最后的演绎层使用由最后的另外的演绎层提供的另外的当前隐藏状态 $h_{M-1,i}$ 中的最后一个来得到最后的当前隐藏状态 $h_{M,i}$ 。

[0065] 每个演绎层都具有在迭代开始处具有预定义初始状态 $s_{j,1}$ 的存储器单元。对于第一迭代 $i=1$ 之后的每个迭代 $i>1$,第二输入块都未接收流动分布作为演绎块的第二输入。替代地,除了经由第一输入块作为第一输入提供的当前血管形状点之外,演绎层还使用其自身的先前迭代 $i-1$ 处的相应的先前隐藏状态 $h_{j,i-1}$ 作为附加输入。所述先前隐藏状态 $h_{j,i-1}$ 被对应演绎层的相应存储器单元记住,并且在第一迭代 $i=1$ 之后替换相应的初始状态 $s_{j,1}$ 。在第一迭代处,每个演绎层的每个存储器单元都具有预定的初始状态 $s_{j,1}$,其用于(由第一演绎层使用除外)得到当前隐藏状态 $h_{j,i}$ 。演绎层(第一演绎层除外)的存储器单元的这些初始状态 $s_{j,1}$ 可以在后面的迭代 $i>1$ 中被看作是某种第二输入,如先前隐藏状态 $h_{j,i-1}$ 。

[0066] 基于每个迭代 i 的最后的隐藏状态 $h_{M,i}$,输出块确定当前迭代 i 的相应血管形状点处的至少一个血液动力学参数 p_k 。

[0067] 具有第一演绎层和最后的演绎层以及第一演绎层与最后的演绎层之间的可选的另外的演绎层的演绎块提供对至少一个血液动力学参数的特别精确且快速的预测。

[0068] 根据本发明的改进,血管形状模型包括沿目标血管的主方向的中心线。此外,每个连续的血管形状点包括中心线上的连续的中心线点和相应的中心线点处的目标血管的半径。

[0069] 中心线贯穿目标血管的每个截面或切片的中心。目标血管在沿中心线的每个点处的半径 r 与中心线正交。目标血管的血管形状模型的每个血管形状点都位于中心线上。每个血管形状点可以包括其在3D笛卡尔坐标中的坐标 (x, y, z) 或沿中心线距入口的距离。此外,每个血管形状点包括目标血管在相应的血管形状点处的半径 r 。

[0070] 沿中心线的点处的血液动力学参数给出关于目标血管的状况的最相关信息。因此,预测仅在沿中心线的血管形状点处的至少一个血液动力学参数提供对关于可以由临床医生或CDS系统使用的目标血管的状况的精确信息的高效确定。

[0071] 根据本发明的改进,血管形状模型包括沿目标血管的主方向的中心线。此外,每个连续的血管形状点包括中心线上的一个连续的中心线点和以球体的形式围绕每个中心线点的预定数量 k 个周围点,其中相应中心线点位于相应球体的中心。生成的步骤包括以下步骤:

[0072] -基于所提供的包括相应中心线点和围绕中心线点的 k 个周围点的一个血管形状点以及基于第一迭代 $i=1$ 处的提供的流动分布或第一迭代之后的任何迭代 $i>1$ 处的AI单元的第一演绎层的提供的第一先前隐藏状态 $h_{1,i-1}$ 、 $h_{1,i-1}^k$,在第一演绎层中生成第一当前隐藏状态 $h_{1,i}$ 、 $h_{1,i}^k$ 。

[0073] -可选地基于先前演绎层的当前隐藏状态 $h_{j-1,i}$ 、 $h_{j-1,i}^k$ 以及基于第一迭代 $i=1$ 处的

AI单元的至少一个另外的演绎层的初始状态 $s_{j,1}$ 、 $s_{j,1}^k$ 或在第一迭代之后的任何迭代 $i>1$ 处的至少一个另外的演绎层13. j的提供的另外的先前隐藏状态 $h_{j,i-1}$ 、 $h_{j,i-1}^k$,在至少一个另外的演绎层中生成至少一组另外的当前隐藏状态 $h_{j,i}$ 、 $h_{j,i}^k$ 。

[0074] 基于先前演绎层的当前隐藏状态 $h_{m-1,i}$ 、 $h_{m-1,i}^k$ 以及基于AI单元的最后演绎层的初始状态 $s_{m,1}$ 、 $s_{m,1}^k$ 或最后演绎层的提供的最后的先前隐藏状态 $h_{m,i-1}$ 、 $h_{m,i-1}^k$,在最后演绎层中生成最后的当前隐藏状态 $h_{m,i}$ 、 $h_{m,i}^k$ 。

[0075] 在确定的步骤中,基于最后生成的当前隐藏状态 $h_{m,i}$ 、 $h_{m,i}^k$ 在AI单元的输出块中确定至少一个血液动力学参数 p_k 。

[0076] 根据本发明的进一步的改进,第一输入块被布置和配置成获得提供的一个血管形状点,该血管形状点包括沿目标血管的主方向的中心线上的一个连续的中心线点以及以球体的形式围绕每个中心线点的预定数量 k 个周围点,其中相应的中心线点在每个迭代 i 处位于相应球体的中心。第一演绎层被布置和配置成基于所提供的包括相应的中心线点和围绕中心线点的 k 个周围点的一个血管形状点以及基于第一迭代 $i=1$ 处的提供的流动分布或第一迭代之后的任何迭代 $i>1$ 处的第一演绎层的提供的第一先前隐藏状态 $h_{1,i-1}$ 、 $h_{1,i-1}^k$,来生成第一当前隐藏状态 $h_{1,i}$ 、 $h_{1,i}^k$ 。可选的至少一个另外的演绎层被布置和配置成基于先前演绎层的当前隐藏状态 $h_{j-1,i}$ 、 $h_{j-1,i}^k$ 以及基于第一迭代 $i=1$ 处的至少一个另外的演绎层的初始状态 $s_{j,1}$ 、 $s_{j,1}^k$ 或第一迭代之后的任何迭代 $i>1$ 处的至少一个另外的演绎层13. j的提供的另外的先前隐藏状态 $h_{j,i-1}$ 、 $h_{j,i-1}^k$,来生成至少一组另外的当前隐藏状态 $h_{j,i}$ 、 $h_{j,i}^k$ 。最后的演绎层被布置和配置成基于先前演绎层的当前隐藏状态 $h_{m-1,i}$ 、 $h_{m-1,i}^k$ 以及基于第一迭代 $i=1$ 处的最后的演绎层的初始状态 $s_{m,1}$ 、 $s_{m,1}^k$ 或第一迭代之后的任何迭代 $i>1$ 处的最后的演绎层的提供的最后的先前隐藏状态 $h_{m,i-1}$ 、 $h_{m,i-1}^k$,来生成最后的当前隐藏状态 $h_{m,i}$ 、 $h_{m,i}^k$ 。输出块被布置和配置成至少基于最后生成的当前隐藏状态 $h_{m,i}$ 、 $h_{m,i}^k$ 来确定至少一个血液动力学参数 p_k 。

[0077] k 个周围点形成围绕沿中心线的每个中心线点的球体。球体具有从每个中心线点到球体的(球形)表面的预定半径 c 。每个周围点可以在其自身与其邻近周围点或更确切地相应的中心线点之间具有相同的距离。每个中心线点优选地被50到100个周围点($k \in [50; 100]$)围绕。

[0078] 基于作为第一输入的包括当前中心线点和围绕当前中心线点的 k 个周围点的当前血管形状点,第一输入块将信息提供给演绎块。此外,第二输入块在第一迭代 $i=1$ 处或更确切地在目标血管的所提供的血管形状模型的包括当前中心线点和围绕当前中心线点的 k 个周围点的第一血管形状点处,将基于(入口)流动分布的信息提供给演绎块。在演绎块中,通过第一演绎层将提供的信息转换成当前迭代 i 的第一隐藏状态 $h_{1,i}$ 、 $h_{1,i}^k$ 。第一演绎层的第一存储器单元记住第一演绎层的第一当前隐藏状态 $h_{1,i}$ 、 $h_{1,i}^k$ 。这些第一当前隐藏状态 $h_{1,i}$ 、 $h_{1,i}^k$ 用于随后的迭代 $i+1$ 。可以存在连续地通信上连接至第一演绎层的另外的演绎层,其使用第一当前隐藏状态 $h_{1,i}$ 、 $h_{1,i}^k$ 以用于演绎另外的当前隐藏状态 $h_{j,i}$ 、 $h_{j,i}^k$ 。如果在演绎块的第一演绎层与最后的演绎层之间不存在另外的演绎层($M=2$),则最后的演绎层使用第一当前隐藏状态 $h_{1,i}$ 、 $h_{1,i}^k$ 来得到最后的当前隐藏状态 $h_{m,i}$ 、 $h_{m,i}^k$,或者更确切地,如果在演绎块的第一演绎层与最后的演绎层之间存在另外的演绎层($M>2$),则最后的演绎层使用由最后的另外的演绎层提供的另外的当前隐藏状态 $h_{m-1,i}$ 、 $h_{m-1,i}^k$ 中的最后一个来得到最后的当前隐

藏状态 $h_{m,i}$ 、 $h_{m,i}^k$ 。

[0079] 每个演绎层都具有在迭代开始处具有预定义初始状态 $s_{j,1}$ 、 $s_{j,1}^k$ 的存储器单元。对于第一迭代 $i=1$ 之后的每个迭代 $i>1$ ，第二输入块都未接收流动分布作为演绎块的第二输入。替代地，除了经由第一输入块作为第一输入提供的包括当前中心线点和围绕当前中心线点的 k 个周围点的当前血管形状点之外，演绎层还使用其自身的先前迭代 $i-1$ 处的相应的先前隐藏状态 $h_{j,i-1}$ 、 $h_{j,i-1}^k$ 作为附加输入。所述先前隐藏状态 $h_{j,i-1}$ 、 $h_{j,i-1}^k$ 被对应演绎层的相应存储器单元记住，并且在第一迭代 $i=1$ 之后替换相应的初始状态 $s_{j,1}$ 、 $s_{j,1}^k$ 。在第一迭代处，每个演绎层的每个存储器单元都具有预定的初始状态 $s_{j,1}$ 、 $s_{j,1}^k$ ，其被用于（由第一演绎层使用除外）得到当前隐藏状态 $h_{j,i}$ 、 $h_{j,i}^k$ 。演绎层（第一演绎层除外）的存储器单元的这些初始状态 $s_{j,1}$ 、 $s_{j,1}^k$ 可以被看作是某种第二输入，如后面的迭代 $i>1$ 中的先前隐藏状态 $h_{j,i-1}$ 、 $h_{j,i-1}^k$ 。

[0080] 基于每个迭代 i 的最后的隐藏状态 $h_{m,i}$ 、 $h_{m,i}^k$ ，输出块确定当前迭代 i 的相应血管形状点处的至少一个血液动力学参数 p_k 。

[0081] 使用包括一个中心线点和 k 个周围点的血管形状点的、具有第一演绎层和最后的演绎层以及第一演绎层与最后的演绎层之间的可选的另外的演绎层的演绎块提供对沿目标血管及其分支的至少一个血液动力学参数的最精确预测。

[0082] 根据本发明的改进，流动分布包括对应图像数据集的方向 x 上的入口血流速度 u 、图像数据集的与方向 x 正交的方向 y 上的入口血流速度 v 以及图像数据集的与方向 x 和 y 正交的方向 z 上的入口血流速度 w 。流动分布还包括可选的另外的信息以及可选的如输入流动速率、输出流动速率等的边界状况，该另外的信息从入口血流速度 u 、 v 、 w 中的至少一个得到。

[0083] 可以从对应的图像数据集得到流动分布，特别是目标血管的入口处的流动分布，该图像数据集可能已经由医学成像系统（例如，计算机断层扫描（CT）装置或磁共振成像（MRI）装置）记录。图像数据集是具有固有的笛卡尔坐标系（其具有正交主方向 x 、 y 、 z ）的三维（3D）数据集。用作到AI单元的第二输入的（入口）流动分布包括所述主方向 x 、 y 、 z 上的三个血流速度 u 、 v 、 w 。

[0084] 可以将三个血流速度 u 、 v 、 w 或更确切地说是三个笛卡尔方向 x 、 y 、 z 转换成不同的坐标系。例如，可以将笛卡尔方向 x 、 y 、 z 转换成具有沿中心线的路径 s 、距中心线的半径 r 和角度 Φ 的径向坐标，并且速度 u 、 v 、 w 可以相应地被转换成纵向速度、径向速度和切向速度。

[0085] 此外，可以从速度 u 、 v 、 w 得到如二次流度的另外的信息，并且将另外的信息包括在（入口）流动分布中。

[0086] （入口）流动分布提供用于以很高效的方式预测至少一个血液动力学参数的初始条件。

[0087] 根据本发明的改进，血管形状模型是从优选地由医学成像系统生成的图像数据集得到的，并且最优选地是从由四维4D磁共振成像MRI系统生成的4D MRI流动数据集得到的。

[0088] 可以在无需任何先前的转换的情况下直接从图像数据集中提供目标血管的半径 r 以及坐标 x 、 y 、 z 。因此，可以很高效地提供血管形状模型以及特别是提供血管形状点。

[0089] 根据本发明的改进，流动分布是从优选地由医学成像系统生成的图像数据集得到的，并且最优选地是从由4D MRI系统生成的4D MRI流动数据集得到的。

[0090] 特别地，根据4D MRI流动数据集，可以在无需任何先前的转换的情况下直接提供

(入口)流动分布的血流速度 u 、 v 、 w 。直接在患者处测量(入口)流动分布或更确切地说是血流速度 u 、 v 、 w ，因此比任何得到的值都更准确。此外，4D MRI流动数据集的质量越高(对照图像质量越高)，(入口)流动分布越精确/血流速度 u 、 v 、 w 越精确。因此，可以很高效地以很高的精度提供入口流动分布。

[0091] 根据本发明的进一步改进，输出块包括：至少一个级联层和输出层。至少一个级联层通信上连接至演绎块。输出层通信上连接至至少一个级联层中的最后的级联层和演绎块。至少一个级联层和输出层被共同地布置和配置成至少基于至少一个生成的当前隐藏状态 $h_{j,i}$ 来确定至少一个血液动力学参数 p_k 。

[0092] 至少一个级联层可以是致密层(dense layer)、卷积层等。至少一个级联层可以包括4至256个节点，并且优选地包括48个节点。输出块可以包括1至10个级联层。

[0093] 针对每个预测的血液动力学参数，输出层可以包括一个输出节点，并且优选地包括四个输出节点。

[0094] 例如，至少一个级联层通信上连接至演绎块的最后的演绎层，其中优选地，级联层的所有节点都连接至最后的演绎层的节点。输出层通信上连接至至少一个级联层中的最后的级联层和演绎块的最后的演绎层，其中输出层的所有输出节点优选地与至少一个级联层中的最后的级联层的节点连接并且也与最后的演绎层的节点连接。因此，输出层从最后的级联层接收信息，并且此外直接从演绎块接收信息。换言之，至少一个级联层和输出层被共同地布置和配置成至少基于最后生成的当前隐藏状态 $h_{M,i}$ 来确定至少一个血液动力学参数 p_k ，该最后生成的当前隐藏状态 $h_{M,i}$ 已经隐含地包含至少一个血液动力学参数 p_k 的所有信息。

[0095] 具有至少一个级联层和一个输出层的输出块使得能够从演绎块的最后的隐藏状态快速、稳定和精确地演绎至少一个血液动力学参数。

[0096] 根据本发明的第六方面，一种训练如由根据本发明的第二方面的人工智能(AI)系统包括的AI单元(优选的递归神经网络(RNN)以及最优选的长短期记忆(LSTM)网络)的计算机实现的方法，包括以下步骤：

[0097] -接收包括训练血管形状模型和对应的训练流动分布的输入训练数据集。

[0098] -接收与所接收到的训练输入数据集对应的输出训练数据集，该输出训练数据集包括对应的训练血液动力学参数。

[0099] -训练AI单元，以利用所接收到的训练血管形状模型和对应的训练流动分布以及所接收到的一组对应的训练输出来预测目标血管的至少一个血液动力学参数 p_k 。

[0100] 根据本发明的第七方面，一种计算机程序包括指令，所述指令在由计算机执行程序时，使计算机执行根据本发明的第六方面的方法的步骤。

[0101] 根据本发明的第八方面，一种计算机可读介质在其上存储有根据本发明的第七方面的计算机程序。

[0102] 根据本发明的第九方面，一种数据处理系统包括用于执行根据本发明的第六方面的方法的步骤的装置。

[0103] 作为训练AI单元的当前计算机实现的方法的基础的学习规则或范例或更确切地说是训练规则或范例是一种算法，该算法修改如AI单元的相应人工神经网络(ANN)的参数，以便针对到ANN的给定输入产生有利的输出。该训练通常相当于修改ANN内的变量的权重和

阈值。考虑到要解决的特定任务和函数类,学习意味着使用一组观察(observation)来找到函数类中的一个函数,这在一些最优意义上解决了任务。这需要定义成本函数,使得针对最优解决方案,成本最小,并且没有其他解决方案的成本低于最优解决方案的成本。成本函数是学习中的重要概念,因为它是特定解决方案与对要解决的问题的最佳解决方案之间的距离的度量。学习算法在解决方案空间中进行搜索,以找到具有最小可能成本的函数。对于其中解决方案是数据相关的应用,成本必须是观察的函数,否则模型将与数据无关。经常将其定义为可以仅对其进行近似的统计量。可以定义任意的成本函数,然而,可以使用特定的成本函数,因为它具有期望的属性(例如,凸性(convexity)),或者因为它自然地由问题的特定形式引起。

[0104] 可以利用标准的反向传播算法来区分性地训练ANN。反向传播是一种计算损失函数相对于ANN中的权重的梯度(产生与给定状态相关联的成本)的方法。反向传播的权重更新可以经由随机梯度下降来完成。成本函数的选择取决于诸如学习类型(例如,监督的、无监督的、强化等)和激活函数的因素。通常,激活函数和成本函数分别是softmax函数和交叉熵函数。

[0105] 换言之,训练ANN本质上是指从一组允许的模型中选择使成本最小化的一个模型(或者在贝叶斯框架中,确定该组允许的模型的分布)。通常部署某种形式的梯度下降,其使用反向传播来计算实际梯度。这通过简单地获取成本函数相对于网络参数的导数并且然后在与梯度相关的方向上改变这些参数来完成。反向传播训练算法分为三个类别:最速下降(具有可变的学习速率和动量,弹性反向传播)、准牛顿(Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno,一步正割)、Levenberg-Marquardt和共轭梯度(Fletcher-Reeves更新、Polak-Ribière更新、Powell-Beale重新启动、缩放的共轭梯度)。

[0106] 常见的训练范例包括监督学习、无监督学习和强化学习。监督学习使用一组示例对,并且目的是在与示例匹配的允许的函数类中找到函数。换言之,由数据隐含的映射被推断;成本函数与数据和ANN的映射之间的失配有关,并且它隐含地包含关于问题域的先验知识。成本可以是试图使所有示例对上的ANN的输出与目标值之间的平均平方误差最小化的均方误差。对于被称为多层感知器(MLP)的ANN的类使用梯度下降使该成本最小化,产生用于训练ANN的反向传播算法。在无监督学习中,给出一些数据,并且使成本函数最小化,该成本函数可以是数据和ANN的输出的任何函数。成本函数取决于任务和任何先验假设(例如,模型的隐含属性或参数、观察到的变量等)。在强化学习中,通常不给出数据,而是由代理与环境的交互生成数据。在每个时间点处,代理都执行动作,并且环境根据一些(通常是未知的)动态来生成观察和瞬时成本。目的是发现用于选择动作的策略,该策略使长期成本(例如,预期累积成本)的一些度量最小化。每种策略的环境的动态和长期成本通常是未知的,但也可以被估计。通常将环境建模为具有状态和动作的马尔可夫决策过程(MDP),状态和动作具有以下概率分布:瞬时成本分布、观察分布和过渡;而策略被定义为在给定观察的情况下的对动作的条件分布。两者合在一起,然后定义马尔可夫链(MC)。目的是发现使成本最小化的策略(即,MC)。

[0107] 基于输入的训练数据集和对应的输出数据集对AI单元进行训练。为了对AI单元进行足够的训练,使得可以基于包含实际AI网络(如RNN或LSTM网络)的演绎块的隐藏状态 $h_{j,i}$ 可靠地预测至少一个血液动力学参数 p_k ,必须利用至少约1000个不同的输入训练数据集和

对应的输出数据集来训练AI单元。

[0108] 所接收到的输入训练数据集包括血管的训练血管形状分布和对应的训练流动分布,所述血管与针对其预测至少一个血液动力学参数的未来目标血管的类型相同。例如,输入训练数据集可以包括主动脉的训练血管形状模型和对应流动分布,使得经训练的AI单元被布置和配置成预测作为目标血管的主动脉的至少一个血液动力学参数 p_k 。训练血管形状分布和对应的训练流动分布可以从由医学成像系统获取的图像数据集得到,优选地从由4D MRI系统获取的4D MRI流动数据集得到。

[0109] 所接收到的输出训练数据集包括输入训练数据集的每个训练血管形状分布和对应训练流动分布的对应的至少一个血液动力学参数。至少一个训练血液动力学参数可以从由医学成像系统获取的与用于得到输入训练数据集的训练血管形状分布和对应的训练流动分布的图像数据集相同的图像数据集得到,优选地从由4D MRI系统获取的4D MRI流动数据集得到。

[0110] AI单元连续地被提供输入训练数据集的一个训练血管形状分布和一个对应的训练流动分布,直到输入训练数据的所有成对的训练血管形状分布和一个对应的训练流动分布已被用于训练AI单元。在训练期间,基于AI单元的当前输出与输出训练数据集的对应训练血液动力学参数相比的差异来适配AI单元的层的内部权重。

[0111] 根据本发明的改进,计算机实现的方法包括以下初始步骤:

[0112] -通过对血管的一组真实血管形状模型应用统计形状分析来确定给定群体内的血管的形状变化性和几何变化性。

[0113] -基于给定群体内的血管的所确定的形状变化性和几何变化性来合成血管的至少一个合成血管形状模型。

[0114] -确定至少一个合成血管形状模型和/或该组真实血管形状模型的对应的训练流动分布。

[0115] -将输入训练数据集与该组真实形状模型和可选的至少一个合成形状模型以及与其所确定的对应训练流动分布聚合。

[0116] -基于该组真实形状模型和/或至少一个合成血管形状模型以及输入训练数据集的对应流动分布来计算输出训练集的对应的至少一个训练血液动力学参数。

[0117] 经由数据驱动方式来确定给定群体内的血管的形状变化性和几何变化性。统计形状分析接收血管的一组真实血管形状模型,该组真实血管形状模型可能源自或基于利用某些或不同的医学成像系统(如计算机断层扫描(CT)或MRI/4D MRI成像系统)生成的来自给定群体的不同受试者的血管的图像数据集。经由统计形状分析,计算给定群体中的血管的的平均值和变化。每个变化可以被解释为任何人类定义的形状定义(例如,尺寸、曲率、主动脉长度、宽度、高度等)。为了确定给定群体内的血管的形状变化性和几何变化性,使用血管的优选的50至500个真实血管形状模型,更优选的约200个真实血管形状模型。例如,使用血管的194个真实血管形状模型(基于给定群体的194个不同受试者的图像数据集)来确定给定群体内的血管(例如,主动脉)的形状变化性和几何变化性。

[0118] 稍后使用至少一个合成血管形状模型来训练AI单元。优选地,基于给定群体内的血管的确定的形状变化性和几何变化性,合成500至10000个合成血管形状模型,最优选地,合成约800至1000个合成血管形状模型。

[0119] 可选地,合成至少两个不同血管形状模型类型中的每一个的至少一个合成血管形状模型。至少两个不同的血管形状模型类型可以特别地是优选为主动脉的二尖瓣入口模型类型和三尖瓣入口模型类型。至少两个不同血管形状模型类型中的每一个的至少一个合成血管形状模型中的每一个都是基于给定群体内的血管的对应不同形状变化性和几何变化性(即,给定群体中的二尖瓣和三尖瓣血管或更确切的主动脉的单独图像数据集)合成的。(相同的)AI单元可以利用所有至少两个不同血管形状模型类型的所有合成血管形状模型(以及也可以利用至少两个不同血管形状模型类型的每一个的所有真实血管形状模型)进行训练,使得经训练的AI单元可以针对所有对应的至少两个不同血管(形状)类型(即,二尖瓣和三尖瓣血管/主动脉)预测至少一个血液动力学参数。

[0120] (可选地,至少两个不同形状模型类型中的每一个的)至少一个合成血管形状模型和/或一组真实血管形状模型的对应训练流动分布可以通过如插值和/或外推的统计方法或通过将真实血管形状模型和/或合成血管形状模型的得到形状参数与目标群体中的给定血管形状模型的形状参数进行匹配来确定。可以根据优选地由医学成像系统生成的图像数据集以及最优选地根据由4D MRI系统生成的4D MRI流动数据集直接确定一组真实血管形状模型的至少一部分的流动分布。

[0121] 可以根据(至少两个不同形状模型类型中的每一个的)至少一个合成血管形状模型和一组真实血管形状模型来聚合输入训练数据集,使得总计优选的500至10000个以及最优选的约1000个(真实和/或合成)血管形状模型被包括在输入训练数据集中。对应于每个(真实/合成)血管形状模型,确定的对应流动分布也被包括在输入训练数据集中。

[0122] 基于聚合的输入数据集,优选地通过物理计算来确定具有输入数据集的对应流动分布的每个真实和/或合成血管形状模型的对应至少一个训练血液动力学参数。每个(真实/合成)血管形状模型的至少一个训练血液动力学参数与输入训练数据集的对应流动分布形成输出训练数据集。

[0123] 由于存在要针对其训练AI单元的血管(例如,主动脉)的仅有限数量的图像数据集可用于训练,因此可以通过基于可用的真实血管形状模型得到合成血管形状模型来充分增加训练输入数据集中的血管形状模型的总数。因此,可以利用足够数量的真实血管形状模型和合成血管形状模型来训练AI单元,使得经训练的AI单元可以以足以演绎诊断的准确度来预测目标血管的至少一个血液动力学参数。

[0124] 根据本发明的改进,使用计算流体动力学(CFD)模拟来计算输出训练集的训练血液动力学参数。

[0125] 通过CFD模拟,高精度地确定输出训练集的训练血液动力学参数,因此,基于这些训练血液动力学参数训练的AI单元可以高准确度地预测目标血管的至少一个血液动力学参数。这使得能够由临床医生和/或CDS系统基于预测的至少一个血液动力学参数进行可靠的诊断。

附图说明

[0126] 随后通过附图中示出的示例性实施方式进一步详细地说明本发明及其技术领域。示例性实施方式仅有益于更好地理解本发明,并且在任何情况下都不应被解释为对本发明的范围的限制。特别地,如果没有明确地不同地描述,则可以提取附图中描述的主题的各方

面,并且将其与本说明书或附图的其他组成和发现进行结合。相同的附图标记指代相同的对象,使得可以补充地使用来自其他附图的说明。

[0127] 图1示出了根据本发明的第一方面的预测血液动力学参数的方法的实施方式的示意性流程图。

[0128] 图2示出了根据本发明的第一方面的预测血液动力学参数的方法的另外的实施方式的示意性流程图。

[0129] 图3示出了根据本发明的第一方面的预测血液动力学参数的方法的另外的实施方式的示意性流程图。

[0130] 图4A示出了人类受试者(subject)的主动脉的示例性血管形状模型的示意图。

[0131] 图4B示出了人类受试者的主动脉的另一示例性血管形状模型的示意图。

[0132] 图5示出了根据本发明的第二方面的用于预测血液动力学参数的人工智能(AI)系统的实施方式的示意图。

[0133] 图6示出了根据本发明的第二方面的用于预测血液动力学参数的AI系统的改进实施方式的示意图。

[0134] 图7示出了根据本发明的第二方面的用于预测血液动力学参数的AI系统的实施方式的另一示意图。

[0135] 图8示出了根据本发明的第三方面的计算机程序的示例性算法的示意图。

[0136] 图9示出了根据本发明的第四方面的计算机可读介质的实施方式的示意图。

[0137] 图10示出了根据本发明的第五方面的数据处理系统的实施方式的示意图。

[0138] 图11示出了根据本发明的第六方面的训练人工智能(AI)单元的计算机实现的方法的实施方式的示意性流程图。

[0139] 图12示出了根据本发明的第七方面的计算机程序的示例性算法的示意图。

[0140] 图13示出了根据本发明的第八方面的计算机可读介质的实施方式的示意图。

[0141] 图14示出了根据本发明的第九方面的数据处理系统的实施方式的示意图。

具体实施方式

[0142] 在图1中,示例性地描绘了根据本发明的第一方面的预测血液动力学参数的方法的实施方式。该方法包括以下步骤:接收1血管形状模型;接收2对应的流动分布;以及预测3至少一个血液动力学参数 p_k 。

[0143] 在接收1的步骤中,接收目标血管的血管形状模型作为第一输入,该目标血管在此处示例性地是人类受试者的主动脉。血管形状模型已经从由显示受试者的主动脉的医学成像系统生成的图像数据集(例如,由4D MRI系统生成的4D MRI流动数据集)中提取出。血管形状模型包括从主动脉的入口延伸到出口的中心线。中心线贯穿沿主动脉的所有中心点。血管形状模型包括大量的 $N=100$ 个血管形状点,其各自具有第一方向 x 上的第一坐标、与第一方向 x 垂直的第二方向 y 上的第二坐标和与第一方向 x 和第二方向 y 垂直的第三方向 z 上的第三坐标。血管形状模型的血管形状点位于主动脉的中心线上,并且包括血管形状点沿中心线的相应位置处的主动脉的半径 r 。此外,每个血管形状点可以包含另外的信息(例如,主动脉半径的变化、沿中心线的位置等)。

[0144] 在接收2的步骤中,接收主动脉的对应入口流动分布作为第二输入。主动脉的对应

流动分布包括主动脉的入口处的 x 、 y 、 z 方向上的血流速度 u 、 v 、 w 、从血流速度 u 、 v 、 w 得到的二次流度 (secondary flow degree) 和边界状况 (即, 主动脉的入口处的输入流动速率和输出流动速率)。入口流动分布是从与血管形状模型相同的图像数据集得到的。

[0145] 在预测3的步骤中, 由AI单元在血管形状模型的血管形状点之一处预测主动脉的四个血液动力学参数 p_1 、 p_2 、 p_3 、 p_4 (例如, 收缩压、舒张压、动脉血压、平均动脉压、收缩压变化、脉压变化、心搏量变化、右心房压、右心室压、肺动脉压、平均肺动脉压、肺动脉楔压、左动脉压、心输出量、心脏指数、心搏量、全身血管阻力、全身血管阻力指数、肺血管阻力、肺血管阻力指数、左心室每搏做功 (stroke work)、左心室每搏做功指数、右心室每搏做功、右心室每搏做功指数、冠状动脉灌注压、右心室舒张末期容积、右心室收缩末期容积、右心室射血分数 (ejection fraction) 等)。

[0146] 从主动脉的入口开始到出口, 对接收到的主动脉的血管形状模型的每个连续血管形状点迭代地执行预测3的步骤。换言之, 对于所提供的主动脉的血管形状模型的每个血管形状点 ($1, \dots, N, N=100$), 在一个迭代 i 中预测四个血液动力学参数 p_1 、 p_2 、 p_3 、 p_4 , 其中 $i=1, \dots, N$, 并且 $N=100$ 。主动脉的所接收到的血管形状模型是用于预测主动脉的血液动力学参数 p_k (此处 $k=1, \dots, 4$) 的第一输入。主动脉的所接收到的对应的入口流动分布是用于预测主动脉的血液动力学参数 p_k (此处 $k=1, \dots, 4$) 的第二输入。基于接收到的血管形状模型以及主动脉的对应入口流动分布中包含的信息和特征来预测四个血液动力学参数 p_1 、 p_2 、 p_3 、 p_4 。特别地, 在血管形状模型的每个血管形状点处由AI单元基于血管形状点的三个坐标 x 、 y 、 z 和主动脉的相应半径 r 以及基于主动脉的入口处的流动分布的特征 (血流速度 u 、 v 、 w 、得到的二次流度以及边界状况) 来预测四个血液动力学参数。此处, AI单元示例性地是人工神经网络 (ANN), 其被训练用于基于血管形状模型和 (主动脉的) 对应入口流动分布来预测主动脉的血液动力学参数 p_k ($k=1, \dots, 4$)。

[0147] 每个血管形状点从主动脉的接收到的血管形状模型的第一血管形状点迭代地步进到最后的血管形状点 (沿中心线)。对于每个血管形状点, 由AI单元预测四个血液动力学参数 p_1 、 p_2 、 p_3 、 p_4 , 其中对于第一血管形状点 (在第一迭代 $i=1$ 处), 入口流动分布被用作第二输入, 并且对于任何随后的血管形状点 (在任何其他迭代 $i>1$ 处), 先前血管形状点处的AI单元的内部信息被用作第二输入。

[0148] 在图2中, 示例性地描绘了根据本发明的第一方面的预测血液动力学参数的方法的另外的实施方式。该方法包括与图1的实施方式相同的步骤 (未描绘)。此外, 确定3的步骤包括以下迭代 (子) 步骤: 提供4一个血管形状点; 提供5所接收到的流动分布; 生成6至少一个当前的隐藏状态 $h_{j,i}$; 以及确定7至少一个血液动力学参数 p_k 。

[0149] 对主动脉的接收到的血管形状模型的每个血管形状点 $1, \dots, N$ ($N=100$) 迭代地执行提供4、提供5、生成6和确定7的步骤。

[0150] 在每个迭代 $i=1, \dots, N$ ($N=100$) 处, 在提供4的步骤中, 将接收到的血管形状模型的一个 (连续) 血管形状点提供给AI单元的第一输入块作为第一输入。

[0151] 仅在第一迭代 $i=1$ 处, 在提供5的步骤中, 将接收到的入口流动分布提供给AI单元的第二输入块作为第二输入。

[0152] 提供给第一输入块的血管形状点中包含的信息和提供给第二输入块的入口流动分布中包含的信息被相应输入块转换成特征, 并且提供给演绎块。

[0153] 在每个迭代 $i=1, \dots, N$ ($N=100$) 处, 在生成6的步骤中, 在AI单元的演绎块中示例性地生成两个当前的隐藏状态 $h_{1,i}, h_{M,i}$ ($M=2$)。演绎块在此处示例性地包括两个演绎层 $j=1, \dots, N, N=2$ 。基于提供的一个血管形状点或更确切地来自第一输入块的作为第一输入提供的特征以及在第一迭代 $i=1$ 处基于提供的流动分布或更确切地来自第二输入块的提供的特征或在第一迭代之后的任何迭代 $i>1$ 处基于演绎块的作为第二输入的两个相应的先前隐藏状态 $h_{1,i-1}, h_{M,i-1}$, 来生成演绎块的两个演绎层的两个当前隐藏状态 $h_{1,i}, h_{M,i}$ 。

[0154] 在每个迭代 $i=1, \dots, N$ ($N=100$) 处, 在确定7的步骤中, 由AI单元的输出块确定四个血液动力学参数 p_1, p_2, p_3, p_4 。在每个迭代中, 第二/最后的演绎层的最后的隐藏状态 $h_{M,i}$ (此处 $M=2$) 包含当前血管形状点处的血液动力学参数 p_k ($k=1, \dots, 4$) 的所有信息。最后的隐藏状态 $h_{2,i}$ 的信息在输出块中被级联 (concatenate) 并合并成当前血管形状点处的四个血液动力学参数 p_1, p_2, p_3, p_4 。

[0155] 在第一迭代 $i=1$ 处, 对于第一血管形状点, 第一演绎层 $j=1$ 接收来自第一输入块的特征 (第一血管形状点的经转换信息) 和来自第二输入块的特征 (入口流动分布的经转换信息)。第一演绎层 $j=1$ 基于来自第一输入块和第二输入块的特征而生成第一当前隐藏状态 $h_{1,1}$ 。第二或此处为最后的演绎层具有预定义的初始状态 $s_{M,1}$ (此处示例性地, 演绎层的所有节点均被设置为0)。基于第一演绎层的当前隐藏状态 $h_{1,1}$ 和初始状态 $s_{M,1}$, 第二/最后的演绎层生成第二或更确切地说是最后的当前隐藏状态 $h_{2,1}$ 。最后的隐藏状态 $h_{M,1}$ 中包含的信息由输出层级联并合并成第一血管形状点处的四个血液动力学参数 p_1, p_2, p_3, p_4 。

[0156] 在第一迭代之后的每个迭代 $i=2, \dots, N$ ($N=100$) 处, 以相同的方式执行提供4、提供5、生成6和确定7的步骤, 只是演绎块的每个演绎层接收相应的先前隐藏状态 $h_{1,i-1}, h_{M,i-1}$ 作为第二输入。

[0157] 在图3中, 示例性地描绘了根据本发明的第一方面的预测血液动力学参数的方法的另外的实施方式。该方法包括与图1和图2的实施方式相同的步骤 (未描绘)。此外, 生成6的步骤包括以下迭代 (子) 步骤: 生成6.1第一当前隐藏状态 $h_{1,i}$; 生成6.j至少一个另外的当前隐藏状态 $h_{j,i}$; 以及生成6.M最后的当前隐藏状态 $h_{M,i}$ 。

[0158] 对主动脉的接收到的血管形状模型的每个血管形状点 $1, \dots, N$ ($N=100$) 迭代地执行生成6.1、生成6.j和生成6.M的步骤。

[0159] AI单元的演绎块在此处示例性地包括三个演绎层, 即第一演绎层、一个另外的演绎层和最后的演绎层。

[0160] 在每个迭代 $i=1, \dots, N$ ($N=100$) 处, 在生成6.1的步骤中, 第一演绎层生成第一演绎层的第一当前隐藏状态 $h_{1,i}$ 。所生成的第一当前隐藏状态 $h_{1,i}$ 基于所提供的血管形状点或更确切地说是由第一输入块提供的特征 (所提供的血管形状点的转换信息) 以及基于所提供的入口流动分布或更确切地说是由第二输入块在第一迭代 $i=1$ 处提供的特征 (所提供的入口流动分布的经转换信息) 或第一迭代之后的任何迭代 $i>1$ 处的提供的第一演绎层的第一先前隐藏状态 $h_{1,i-1}$ 。

[0161] 在每个迭代 $i=1, \dots, N, N=100$ 处, 在生成6.j (此处 $j=2$) 的步骤中, 一个另外的演绎层生成一个另外的演绎层的另外的当前隐藏状态 $h_{j,i}$ (此处 $j=2$)。所生成的另外的当前隐藏状态 $h_{j,i}$ 基于第一演绎层的第一当前隐藏状态 $h_{1,i}$ 以及基于第一迭代 $i=1$ 处的一个另外的演绎层 (此处示例性地, 演绎层的所有节点均被设置为0) 的预定义初始状态 $s_{j,1}$ (此

处 $j=2$)或第一迭代之后的任何迭代 $i=2, \dots, N$ 处的提供的一个另外的演绎层的第一先前隐藏状态 $h_{j,i-1}$ 。

[0162] 在每个迭代 $i=1, \dots, N$ ($N=100$) 处,在生成 $6.M$ (此处 $M=3$) 的步骤中,最后的演绎层生成最后的演绎层的最后的当前隐藏状态 $h_{M,i}$ (此处 $M=3$)。所生成的最后的当前隐藏状态 $h_{M,i}$ 基于一个另外的演绎层的另外的当前隐藏状态 $h_{j,i}$ 以及基于第一迭代 $i=1$ 处的最后的演绎层 (此处示例性地,演绎层的所有节点均被设置为0) 的预定义初始状态 $s_{M,1}$ (此处 $M=2$) 或第一迭代之后的任何迭代 $i=2, \dots, N$ 处的提供的一个另外的演绎层的第一先前隐藏状态 $h_{j,i-1}$ 。

[0163] 在图4A中,示意性地描绘了人类受试者的主动脉20的示例性血管形状模型21。

[0164] 血管形状模型21包括从主动脉20的入口 ($i=1$) 到主动脉20的出口 (此处分别示例性地, $i=13$ 或26) 的连续血管形状点 $21.i$ (此处分别示例性地, $i=1, \dots, 13$ 或17)。血管形状模型21可以仅用于人类受试者的主动脉20的预定义部分。血管形状模型21可以优选地包括从主动脉20的入口 ($i=1$) 到主动脉20的出口的50至500个——最优选地100个——连续的血管形状点 ($i=N$, 优选地, $N \in [50; 500]$), 最优选地, $N=100$)。主动脉20具有中心线CL, 该中心线CL贯穿主动脉的所有中心线点 $CLP.i$ 。每个血管形状点 $21.i$ 包括具有对应坐标 x, y, z 的中心线点 $CLP.i$ 之一, 并且还包括主动脉20的在相应的中心线点 $CLP.i$ 处正交于中心线CL的半径 $r.i$ 。

[0165] 血管形状模型21可以用于目标血管20, 如具有多于一个入口和多于一个出口的主动脉。这样的血管形状模型21可以包括血管形状点 $21.i$, 该血管形状点 $21.i$ 包括沿着数个中心线CL的中心线点 $CLP.i$, 数个中心线CL连接目标血管20 (例如, 主动脉) 的入口和出口并且在目标血管20的截面中或更确切地说在血管形状模型21的截面中一致地延伸。

[0166] 在图4B中,示意性地描绘了人类受试者的主动脉20的另一示例性血管形状模型21。

[0167] 血管形状模型21包括从主动脉20的入口 ($i=1$) 到主动脉20的出口 (此处分别示例性地, $i=13$ 或26) 的连续血管形状点 $21.i$ (此处分别示例性地, $i=1, \dots, 13$ 或17)。血管形状模型21可以仅用于人类受试者的主动脉20的预定义部分。血管形状模型21可以优选地包括从主动脉20的入口 ($i=1$) 到主动脉20的出口并且还可选地沿主动脉的分支的50至500个——最优选地100个——连续的血管形状点 ($i=N$, 优选地, $N \in [50; 500]$), 最优选地, $N=100$)。主动脉20具有中心线CL, 该中心线CL贯穿主动脉的所有中心线点 $CLP.i$, 并且还可选地穿过每个分支的中心线。每个血管形状点 $21.i$ 包括具有对应坐标 x, y, z 的中心线点 $CLP.i$ 之一, 并且在相应的中心线点 $CLP.i$ 处还包括预定数量 k 个周围点 $SP.i^k$ 。 k 个周围点 $SP.i$ 以球体 $S.i$ 的形式围绕相应的中心线点 $CLP.i$, 其中相应的中心线点 $CLP.i$ 位于球体 $S.i$ 的中心。周围点的球体 $S.i$ 具有从相应的中心线点 $CLP.i$ 到球体 $S.i$ 的表面的半径 c 。

[0168] 血管形状模型21可以用于目标血管20, 如具有多于一个入口和多于一个出口的主动脉。这样的血管形状模型21可以包括血管形状点 $21.i$, 该血管形状点 $21.i$ 包括沿着数个中心线CL的中心线点 $CLP.i$, 数个中心线CL连接目标血管20 (例如, 主动脉和主动脉的分支) 的入口和出口并且在目标血管20的截面中或更确切地说在血管形状模型21的截面中一致地延伸。

[0169] 在图5中,示意性地描绘了根据本发明的第二方面的用于预测血液动力学参数的

人工智能(AI)系统30的实施方式。AI系统30被布置和配置成执行根据本发明的第一方面的预测血液动力学参数的方法。AI系统30包括第一接口31、第二接口32和AI单元10。

[0170] 第一接口31和第二接口32通信上连接至AI单元10。目标血管(例如,人类受试者的主动脉)的血管形状模型(VSM)21经由AI系统30的第一接口31被提供为第一输入。目标血管的对应流动分布(FP)22经由AI系统30的第二接口32被提供为第二输入。所述第一输入(VSM)和第二输入(FP)被转发至AI系统30的AI单元10。基于转发的作为第一输入的血管形状模型以及作为第二输入的流动分布,AI单元10预测至少一个血液动力学参数 p_k (例如,四个血液动力学参数 p_1 、 p_2 、 p_3 、 p_4)。

[0171] 在图6中,示意性地描绘了根据本发明的第二方面的用于预测血液动力学参数的AI系统30的改进的实施方式。图6所描绘的AI系统包括与图5的AI系统相同的元素。

[0172] 目标血管20的血管形状模型(VSM)21可以从利用如4D MRI、计算机断层摄影(CT)等的医学成像系统获得的医学图像中得到。血管形状模型在此处是3D点云。3D点云21可以包括10000至100000个点,优选地40000个点。

[0173] 基于3D点云,可以计算沿目标血管——特别是沿主血管及其分支——的中心线CL。例如,首先可以从3D点云中得到目标血管20的表面模型。然后,可以使用表面模型来确定目标血管的(即,主动脉及其分支的)中心线CL。

[0174] 中心线CL包括数个连续的中心线点 $CLP.i$ 。每个中心线点 $CLP.i$ 在血管形状模型即3D点云中包括三个坐标 x 、 y 、 z 。

[0175] 血管形状模型21包括数个血管形状点(VSP)21.i,针对每个血管形状点预测至少一个血液动力学参数 p_k 。

[0176] 如在图6的上部分支中示意性地描绘的(对照图4A),每个血管形状点21.i包括连续中心线点 $CLP.i$ 之一和对应中心线点 $CLP.i$ 处的目标血管的相应半径 r 。血管形状点21.i(即 i 乘以中心线点 $CLP.i$ 的坐标 x 、 y 、 z 和相应的半径 r)作为输入被迭代地提供给系统30的第一输入块11,以用于预测血液动力学参数(对照图7)。

[0177] 备选地,如图6的下部分支中示意性地描绘的(对照图4B),每个血管形状点21.i包括连续的中心线点 $CLP.i$ 之一和围绕中心线点 $CLP.i$ 中的每一个的数个周围点 $SP.i$ 。中心线点 $CLP.i$ 的周围点 $SP.i^k$ 以具有半径 c 的球体 $S.i$ 围绕中心线点 $CLP.i$ 。血管形状点21.i(即, i 乘以中心线点 $CLP.i$ 和相应的周围点 $SP.i^k$ 的 $k+1$ 个坐标 x 、 y 、 z)作为输入被迭代地提供给系统30的第一输入块11,以用于预测血液动力学参数(对照图7)。

[0178] 在图7中,示意性地描绘了根据本发明的第二方面的用于预测血液动力学参数的AI系统30的实施方式的另一示意图。图7中描绘的AI系统包括与图5和图6的AI系统相同的元素。此外,AI系统30的AI单元10包括第一输入块11、第二输入块12、演绎块13和输出块15。此处,第一输入块11示例性地包括具有64个节点的一个完全连接的层。在提供给第一输入块11的血管形状点21.i各自包括一个中心线点 $CLP.i$ 和 k 个周围点 $SP.i^k$ 的情况下,第一输入块示例性地包括具有 $k+1$ 乘以64个节点——即,中心线点 $CP.i$ 和每个周围点 $SP.i^k$ 对应64个节点——的一个完全连接的层。第二输入块12在此处示例性地包括具有64个节点的一个完全连接的层。在此处,演绎块13示例性地包括两个($j=1, \dots, M, M=2$)完全连接的演绎层13.1、13.2,每个演绎层具有64个节点。在提供给第一输入块11的血管形状点21.i各自包括一个中心线点 $CLP.i$ 和 k 个周围点 $SP.i^k$ 的情况下,演绎层13.1、13.2各自示例性地包括 $k+1$

乘以64个节点,即,中心线点 $CP.i$ 和每个周围点 $SP.i^k$ 对应64个节点。输出块15在此处示例性地包括具有48个节点的一个完全连接的级联层16和具有四个节点的一个完全连接的输出层17,要由AI单元10预测的每个血液动力学参数 p_k ($k=1, \dots, 4$) 对应一个节点。在演绎层13.1、13.2各自包括 $k+1$ 乘以64个节点的情况下,输出块包括具有 $k+1$ 乘以48个节点的一个完全连接的级联层16和具有四个节点的一个完全连接的输出层17。

[0179] 第一接口31通信上连接至AI单元10的第一输入块11,并且第二接口32通信上连接至AI单元的第二输入块12。第一输入块11和第二输入块12通信上连接至演绎块13的第一演绎层13.1。第一演绎层13.1通信上连接至演绎块13的第二或更确切地说是最后的演绎层13.2。第二/最后的演绎层13.2通信上连接至输出块15的级联层16和输出层17。级联层16通信上连接至输出块的输出层17。

[0180] 在图7中,示例性地描绘了三个迭代 $i=1, \dots, N, N=3$ 。

[0181] 在每个迭代 $i=1, \dots, N$ (此处 $N=3$) 处,第一输入块11从目标血管的入口开始从第一接口31接收目标血管(例如,人类受试者的主动脉)的血管形状模型21的一个连续的血管形状点(VSP) $21.i$ 。第一输入块11将所提供的血管形状点 $21.i$ 的信息转换成各自由第一输入块11的层的一个节点表示的特征。

[0182] 在第一迭代 $i=1$ 处,第二输入块12从第二接口32接收(入口)流动分布22。所接收到的(入口)流动分布对应于由第一输入块11接收到的第一血管形状点 21.1 (在目标血管的入口处)。第二输入块12将所提供的(入口)流动分布22的信息转换成各自由第二输入块12的层的一个节点表示的特征。在任何随后的迭代 $i=2, \dots, N$ (此处 $N=3$) 处,不向第二输入块提供流动分布。

[0183] 在每个迭代 $i=1, \dots, N$ (此处 $N=3$) 处,第一演绎层13.1从第一输入块11接收特征(当前血管形状点 $21.i$ 的经转换信息)。仅在第一迭代 $i=1$ 处,第一演绎层13.1接收来自第二输入块12的特征((入口)流动分布22的经转换信息)。在任何随后的迭代 $i=2, \dots, N$ (此处 $N=3$) 处,第一演绎层13.1接收来自先前迭代 $i-1$ 的第一演绎层13.1的先前隐藏状态 $h_{1,i-1}$ 。第一演绎层13.1将所提供的特征转换成当前的第一隐藏状态 $h_{1,i}$,或者更确切地,在所提供的血管形状点VSP. i 各自包括一个中心线点 $CLP.i$ 和 k 个周围点 $SP.i^k$ 的情况下,将所提供的特征转换成第一演绎层13.1的一组当前的第一隐藏状态 $h_{1,i}, h_{1,i}^k$ 。

[0184] 在每个迭代 $i=1, \dots, N$ (此处 $N=3$) 处,第二/最后的演绎层13.2接收当前的第一隐藏状态 $h_{1,i}$,或者更确切地说,在所提供的血管形状点VSP. i 各自包括一个中心线点 $CLP.i$ 和 k 个周围点 $SP.i^k$ 的情况下,接收来自第一演绎层13.1的一组当前的第一隐藏状态 $h_{1,i}, h_{1,i}^k$ 。第二演绎层13.2将以下项转换成第二/最后的演绎层13.2的当前的第二/最后的隐藏状态 $h_{2,i}$ 或更确切地说是一组当前的第二/最后的隐藏状态 $h_{2,i}, h_{2,i}^k$:所提供的当前第一隐藏状态 $h_{1,i}$ 或更确切地说是一组当前的第一隐藏状态 $h_{1,i}, h_{1,i}^k$,以及第一迭代 $i=1$ 处为预定义的初始状态 $s_{2,1}$,或者更确切地,在所提供的血管形状点VSP. i 各自包括一个中心线点 $CLP.i$ 和 k 个周围点 $SP.i^k$ 的情况下的第二/最后的演绎层13.2的一组预定义的初始状态 $s_{2,1}, s_{2,1}^k$,或者在任何后续迭代 $i=2, \dots, N$ (此处为 $N=3$) 处为先前的第二或更确切的最后的隐藏状态 $h_{2,i-1}$ 或更确切地说是第二/最后的演绎层13.2的来自先前迭代 $i-1$ 的一组先前的第二或更确切的最后的隐藏状态 $h_{2,i-1}, h_{2,i-1}^k$ 。

[0185] 在每个迭代 $i=1, \dots, N$ (此处为 $N=3$) 处,输出块的级联层16以及还有输出层17从

第二/最后的演绎层13.2接收当前的第二/最后的(一个或多个)隐藏状态 $h_{2,i}$ ($h_{2,i}^k$)。级联层对当前的第二/最后的(一个或多个)隐藏状态 $h_{2,i}$ ($h_{2,i}^k$)进行级联(64个特征变为48个特征,级联层的每个节点对应一个特征)。输出层17接收来自第二/最后的演绎层13.2的当前的第二/最后的(一个或多个)隐藏状态 $h_{2,i}$ ($h_{2,i}^k$)和来自级联层16的级联的当前第二/最后的(一个或多个)隐藏状态(每个对应48个特征),并且得到针对当前血管形状点21.i的至少一个血液动力学参数 p_k (此处示例性地为四个血液动力学参数 p_1 、 p_2 、 p_3 、 p_4)。

[0186] 在图8中,示意性地描绘了根据本发明的第三方面的计算机程序的示例性算法。该计算机程序实现根据本发明的第一方面的预测血液动力学参数的方法。

[0187] 基于第一指令I.1,计算机程序使计算机系统执行以下步骤:接收目标血管(例如,人类受试者的主动脉)的血管形状模型。

[0188] 基于第二指令I.2,计算机程序使计算机系统执行以下步骤:接收目标血管的对应(入口)流动分布。

[0189] 基于第三指令I.3,计算机程序使计算机系统执行以下步骤:通过AI单元基于所接收到的血管形状模型和所接收到的流动分布来预测至少一个血液动力学参数 p_k 。

[0190] 在图9中,示意性地描绘了根据本发明的第四方面的计算机可读介质40的实施方式。

[0191] 此处,示例性地,如致密盘(CD)、数字视频盘(DVD)、高清晰度DVD(HD DVD)或蓝光盘(BD)的计算机可读存储盘40已在其上存储有根据本发明的第三方面以及如在图7中示意性地示出的计算机程序。然而,计算机可读介质40也可以是数据存储装置,如磁存储装置/存储器(例如,磁芯存储器、磁带、磁卡、磁条、磁泡存储装置、鼓存储装置、硬盘驱动器、软盘或可移动存储装置)、光学存储装置/存储器(例如,全息存储器、光学磁带、Tesa磁带、激光盘(Laserdisc)、Phasewriter(Phasewriter Dual,PD)或超密度光学(UDO))、磁光存储装置/存储器(例如,MiniDisc或磁光盘(MO-Disk))、易失性半导体/固态存储器(例如,随机存取存储器(RAM)、动态RAM(DRAM)或静态RAM(SRAM))、非易失性半导体/固态存储器(例如,只读存储器(ROM)、可编程ROM(PROM)、可擦PROM(EPROM)、电EPROM(EEPROM)、闪存-EEPROM(例如,USB-棒)、铁电RAM(FRAM)、磁阻RAM(MRAM)或相变RAM)。

[0192] 在图10中,示意性地描绘了根据本发明的第五方面的数据处理系统50的实施方式。

[0193] 数据处理系统50可以是个人计算机(PC)、膝上型计算机、平板电脑、服务器、分布式系统(例如,云系统)等。数据处理系统50包括中央处理单元(CPU)51、具有随机存取存储器(RAM)52和非易失性存储器(MEM,例如硬盘)53的存储器、人机接口装置(HID,例如键盘、鼠标、触摸屏等)54和输出装置(MON,例如监测器、打印机、扬声器等)55。CPU 51、RAM 52、HID 54和MON 55经由数据总线通信上连接。RAM 52和MEM 53经由另一数据总线通信上连接。可以将根据本发明的第三方面并且在图7中示意性地描绘的计算机程序从MEM 53或另一计算机可读介质40加载到RAM 52中。根据计算机程序,CPU 51执行根据本发明的第一方面并且在图1至图3中示意性地描绘的方法的步骤1至3。可以由用户经由HID 54启动和控制执行。可以由MON 55向用户指示执行的计算机程序的状态和/或结果。执行的计算机程序的结果可以永久存储在非易失性MEM 53或另一计算机可读介质上。

[0194] 特别地,用于执行计算机程序的CPU 51和RAM 53可以例如在计算集群或云系统中

包括几个CPU 51和几个RAM 53。用于控制计算机程序的执行的HID 54和MON 55可以由不同的数据处理系统——例如通信上连接至数据处理系统50(例如,云系统)的终端——包括。

[0195] 在图11中,示意性地描绘了根据本发明的第六方面的训练AI单元的计算机实现的方法的实施方式。该计算机实现的方法包括以下步骤:接收66输入训练数据集;接收67输出训练数据集;以及训练68AI单元。可选地,该计算机实现的方法还包括以下初始步骤:确定61形状变化性和几何变化性;合成62至少一个合成血管形状模型;确定63对应的训练流动分布;聚合64输入数据集;以及计算65对应的至少一个血液动力学参数。

[0196] 在接收66的步骤中,接收输入训练数据集。所接收到的输入训练数据集包括血管(此处为目标群体的人类受试者的主动脉)的训练血管形状分布和对应的训练流动分布。训练血管形状分布和对应的训练流动分布与针对其预测至少一个血液动力学参数(例如,四个血液动力学参数 p_1 、 p_2 、 p_3 、 p_4)的未来目标血管的血管类型相同。训练血管形状分布和对应的训练流动分布可以从由医学成像系统获取的图像数据集得到,如从由4D MRI系统获取的4D MRI流动数据集得到。

[0197] 在接收67的步骤中,接收输出训练数据集。所接收到的输出数据集包括输入训练数据集的训练血管形状分布和对应的训练流动分布中的每一个的对应的至少一个训练血液动力学参数(此处示例性地,训练血管形状分布和对应的训练流动分布中的每一个对应四个训练血液动力学参数)。至少一个训练血液动力学参数可以从由医学成像系统获取的与用于得到输入训练数据集的训练血管形状分布和对应的训练流动分布的图像数据集相同的图像数据集(例如从由4D MRI系统获取的4D MRI流动数据集)得到。

[0198] 在训练68的步骤中,AI单元被连续地提供输入训练数据集的从第一对到最后对一个训练血管形状分布和一个对应的训练流动分布。在训练68期间,基于AI单元(的输出层)的当前输出与输出训练数据集的对应训练血液动力学参数相比的差异来适配AI单元的层的内部权重(此处示例性地,第一输入块的具有64个节点的一个完全连接的输入层、第二输入块的具有64个节点的一个完全连接的输入层、演绎块的具有64个节点的两个完全连接的LSTM演绎层和输出块的具有48个节点的完全连接的级联层以及具有4个节点的完全连接的输出层)。在训练68已经完成之后,经训练的AI单元被布置和配置成预测作为目标血管的主动脉的四个血液动力学参数 p_k , $k=1,\dots,4$ 。

[0199] 在确定61的可选初始步骤中,通过对主动脉的一组真实血管形状模型应用统计形状分析来确定给定群体(此处示例性地为200个受试者)内的血管(此处示例性地为主动脉)的形状变化性和几何变化性。经由数据驱动方式来确定给定群体内的主动脉的形状变化性和几何变化性,其中统计形状分析接收主动脉的该组真实血管形状模型。真实的血管形状模型源自或确切地基于来自给定群体的200个受试者的主动脉的图像数据集(例如,4D MRI流动数据集)。经由统计形状分析,计算给定群体中的主动脉的形狀的平均值和变化。

[0200] 在合成62的可选初始步骤中,基于所确定的给定群体内的主动脉的形状变化性和几何变化性来合成至少一个合成血管形状模型。示例性地,此处是基于所确定的给定群体内的主动脉的形状变化性和几何变化性而合成的800个合成血管形状模型。因此,存在被合成的两种不同的血管形状模型类型(主动脉的二尖瓣和三尖瓣入口模型类型)中的每一种的合成血管形状模型。基于给定群体中具有二尖瓣的主动脉和具有三尖瓣的主动脉的对应不同的形状变化性和几何变化性来合成两种不同的血管形状模型类型中的每一种的合成

血管形状模型。稍后用两种不同血管形状模型类型的所有合成血管形状模型对AI单元进行训练,使得经训练的AI单元可以预测二尖瓣和三尖瓣主动脉的四个血液动力学参数 $p_k, k=1, \dots, 4$ 。

[0201] 在确定63的步骤中,通过统计方法(例如,内插和/或外推或通过将真实血管形状模型和/或合成血管形状模型得到的形状参数与目标群体中的给定血管形状模型形状参数进行匹配)来确定二尖瓣和三尖瓣形状模型类型的800个合成血管形状模型以及另外或替代地一组真实血管形状模型的对应训练流动分布。替代地,可以根据由医学成像系统生成的图像数据集(例如,由4D MRI系统生成的4D MRI流动数据集)直接确定该组真实血管形状模型的至少一部分的流动分布。

[0202] 在聚合64的步骤中,从该组200个真实血管形状模型和二尖瓣和三尖瓣形状模型类型的800个合成血管形状模型中聚合输入训练数据集,使得总共1000个(真实和合成)血管形状模型被包括在输入训练数据集中。对应于每个(真实/合成)血管形状模型,确定的对应流动分布也被包括在输入训练数据集中。

[0203] 在计算65的步骤中,针对输出训练数据集计算1000个(真实和合成)血管形状模型中的每一个的对应四个训练血液动力学参数。基于聚合的输入数据集,即1000个(真实和合成)血管形状模型和对应的流动分布,通过物理计算来确定每个(真实和合成)血管形状模型以及输入数据集的对应流动分布的对应四个训练血液动力学参数。

[0204] 在图12中,示意性地描绘了根据本发明的第七方面的计算机程序的示例性算法。该计算机程序实现根据本发明的第六方面的训练AI单元的计算机实现的方法。

[0205] 基于可选的第一指令I.61,计算机程序使计算机系统执行以下步骤:通过对血管的一组真实血管形状模型应用统计形状分析来确定给定群体(例如,200个人类受试者)内的血管(例如,主动脉)的形状变化性和几何变化性。

[0206] 基于可选的第二指令I.62,计算机程序使计算机系统执行以下步骤:基于所确定的给定群体内的血管的形状变化性和几何变化性来合成血管的至少一个合成血管形状模型。

[0207] 基于可选的第三指令I.63,计算机程序使计算机系统执行以下步骤:确定至少一个合成血管形状模型和/或一组真实血管形状模型的对应训练流动分布。

[0208] 基于可选的第四指令I.64,计算机程序使计算机系统执行以下步骤:将输入训练数据集与一组真实形状模型和可选的至少一个合形状模型以及与所确定的对应训练流动分布聚合。

[0209] 基于可选的第五指令I.65,计算机程序使计算机系统执行以下步骤:基于一组真实血管形状模型和/或至少一个合成血管形状模型以及输入训练数据集的对应流动分布,来计算输出训练集的对应的至少一个训练血液动力学参数(例如,四个血液动力学参数)。

[0210] 基于第六指令I.66,计算机程序使计算机系统执行以下步骤:接收输入训练数据集,该输入训练数据集包括训练血管形状模型和对应的训练流动分布。

[0211] 基于第七指令I.67,计算机程序使计算机系统执行以下步骤:接收与所接收到的训练输入数据集对应的输出训练数据集,该输出训练数据集包括对应的至少一个(此处示例性地为四个)训练血液动力学参数。

[0212] 基于第八指令I.68,计算机程序使计算机系统执行以下步骤:训练AI单元,以利用

所接收到的训练血管形状模型和对应的训练流动分布以及所接收到的对应训练输出集来预测目标血管(例如,主动脉)的至少一个血液动力学参数 p_k (此处为四个血液动力学参数 p_1 、 p_2 、 p_3 、 p_4)。

[0213] 在图13中,示意性地描绘了根据本发明的第八方面的计算机可读介质70的实施方式。

[0214] 此处,示例性地,如致密盘(CD)、数字视频盘(DVD)、高清晰度DVD(HD DVD)或蓝光盘(BD)的计算机可读存储盘70已在其上存储有根据本发明的第七方面以及如在图11中示意性地示出的计算机程序。然而,计算机可读介质70也可以是数据存储装置,如磁存储装置/存储器(例如,磁芯存储器、磁带、磁卡、磁条、磁泡存储装置、鼓存储装置、硬盘驱动器、软盘或可移动存储装置)、光学存储装置/存储器(例如,全息存储器、光学磁带、Tesa磁带、激光盘(Laserdisc)、Phasewriter(Phasewriter Dual,PD)或超密度光学(UDO))、磁光存储装置/存储器(例如,MiniDisc或磁光盘(MO-Disk))、易失性半导体/固态存储器(例如,随机存取存储器(RAM)、动态RAM(DRAM)或静态RAM(SRAM))、非易失性半导体/固态存储器(例如,只读存储器(ROM)、可编程ROM(PROM)、可擦PROM(EPROM)、电EPROM(EEPROM)、闪存-EEPROM(例如,USB-棒)、铁电RAM(FRAM)、磁阻RAM(MRAM)或相变RAM)。

[0215] 在图14中,示意性地描绘了根据本发明的第九方面的数据处理系统80的实施方式。

[0216] 数据处理系统80可以是个人计算机(PC)、膝上型计算机、平板电脑、服务器、分布式系统(例如,云系统)等。数据处理系统80包括中央处理单元(CPU)81、具有随机存取存储器(RAM)82和非易失性存储器(MEM,例如硬盘)83的存储器、人机接口装置(HID,例如键盘、鼠标、触摸屏等)84和输出装置(MON,例如监测器、打印机、扬声器等)85。CPU 81、RAM 82、HID 84和MON 85经由数据总线通信上连接。RAM 82和MEM 83经由另一数据总线通信上连接。可以将根据本发明的第七方面并且在图11中示意性地描绘的计算机程序从MEM 83或另一计算机可读介质70加载到RAM 82中。根据计算机程序,CPU 81执行根据本发明的第六方面并且在图11中示意性地示出的计算机实现的方法的步骤61至68。可以由用户经由HID 84启动和控制执行。可以由MON 85向用户指示执行的计算机程序的状态和/或结果。执行的计算机程序的结果可以永久存储在非易失性MEM 83或另一计算机可读介质上。

[0217] 特别地,用于执行计算机程序的CPU 81和RAM 83可以例如在计算集群或云系统中包括几个CPU 81和几个RAM 83。用于控制计算机程序的执行的HID 84和MON 85可以由不同的数据处理系统(如通信上连接至数据处理系统80(例如,云系统)的终端)包括。

[0218] 尽管本文中已经说明并且描述了具体的实施方式,但是本领域的普通技术人员将认识到存在各种替选和/或等效实现方式。应当理解,一个或多个示例性实施方式仅是示例,而不旨在以任何方式限制范围、适用性或配置。相反,前述发明内容和详细描述将为本领域技术人员提供用于实现至少一个示例性实施方式的便利路线图,应当理解,在不脱离所附权利要求及其合法等同物所述的范围的情况下,可以对示例性实施方式中描述的元件的功能和布置进行各种改变。通常,本申请旨在涵盖本文中讨论的具体实施方式的任何改编或变化。

[0219] 在前述详细描述中,出于简化本公开内容的目的,在一个或多个示例中将各种特征组合在一起。应当理解的是,以上描述旨在是说明性的而非限制性的。旨在覆盖可能包

括在本发明的范围内的所有替选、修改和等同物。在回顾以上说明书之后,许多其他示例对于本领域技术人员将是明显的。

[0220] 前述说明书中使用的特定命名法用于提供对本发明的透彻理解。然而,根据本文提供的说明书,对于本领域的技术人员将明显的是,不需要特定细节即可实践本发明。因此,出于说明和描述的目的,给出了本发明的特定实施方式的前述描述。它们并非旨在穷举或将本发明限制于所公开的精确形式;显然,鉴于以上教导,许多修改和变型是可能的。选择和描述了实施方式以便最好地说明本发明的原理及其实际应用,从而使得本领域的技术人员能够最好地利用本发明和具有适合于构想的特定用途的各种修改的各种实施方式。在整个说明书中,术语“包括”和“在...中”分别用作相应术语“包括”和“其中”的普通英语等同物。此外,术语“第一”、“第二”和“第三”等仅用作标签,并不旨在对其对象施加数字要求或建立其对象的重要性的特定排序。在本说明书和权利要求书的上下文中,连接词“或”应理解为包括(“和/或”)而不是排他的(“不是...就是”)。

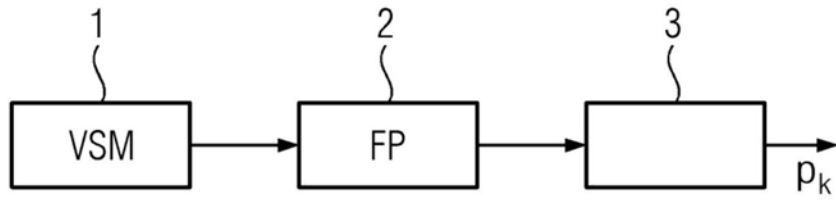


图1

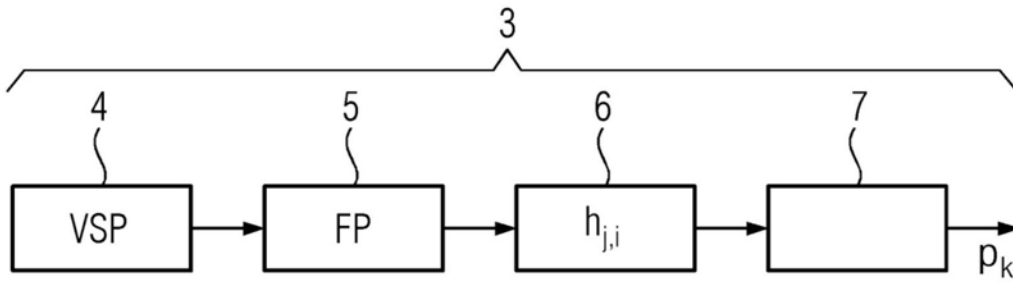


图2

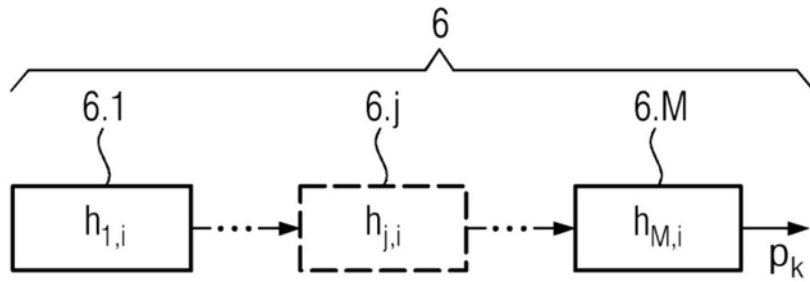


图3

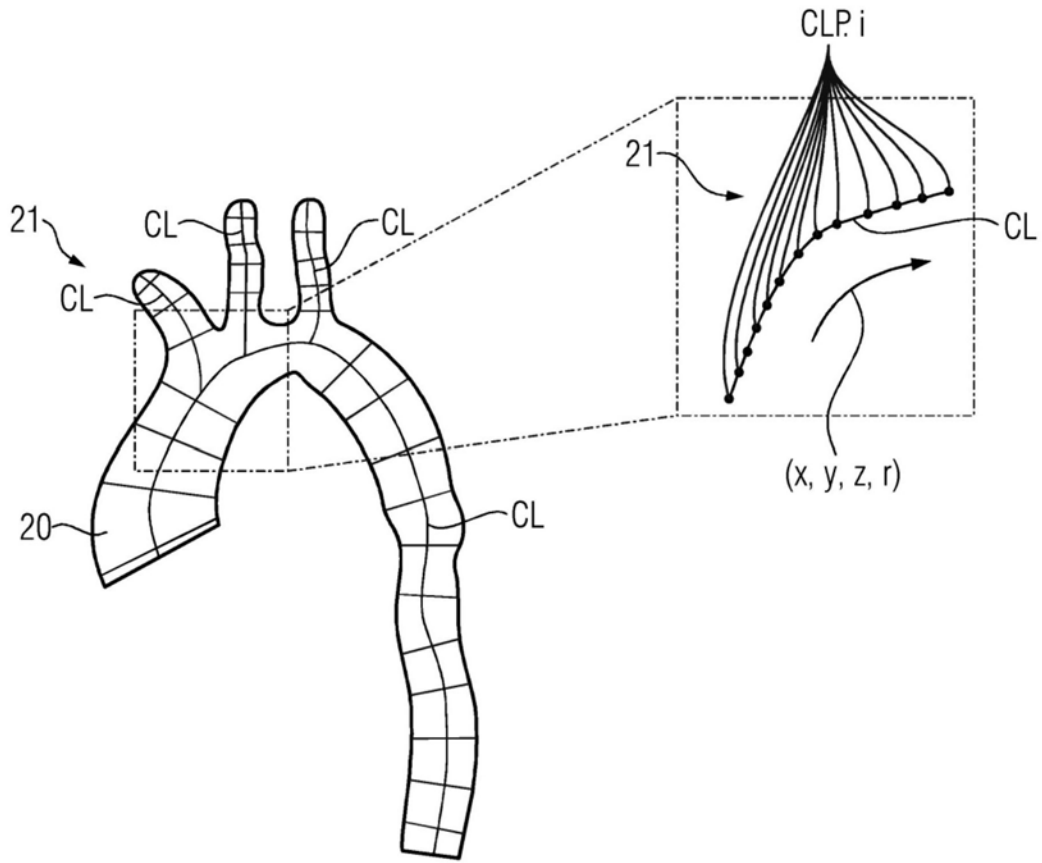


图4A

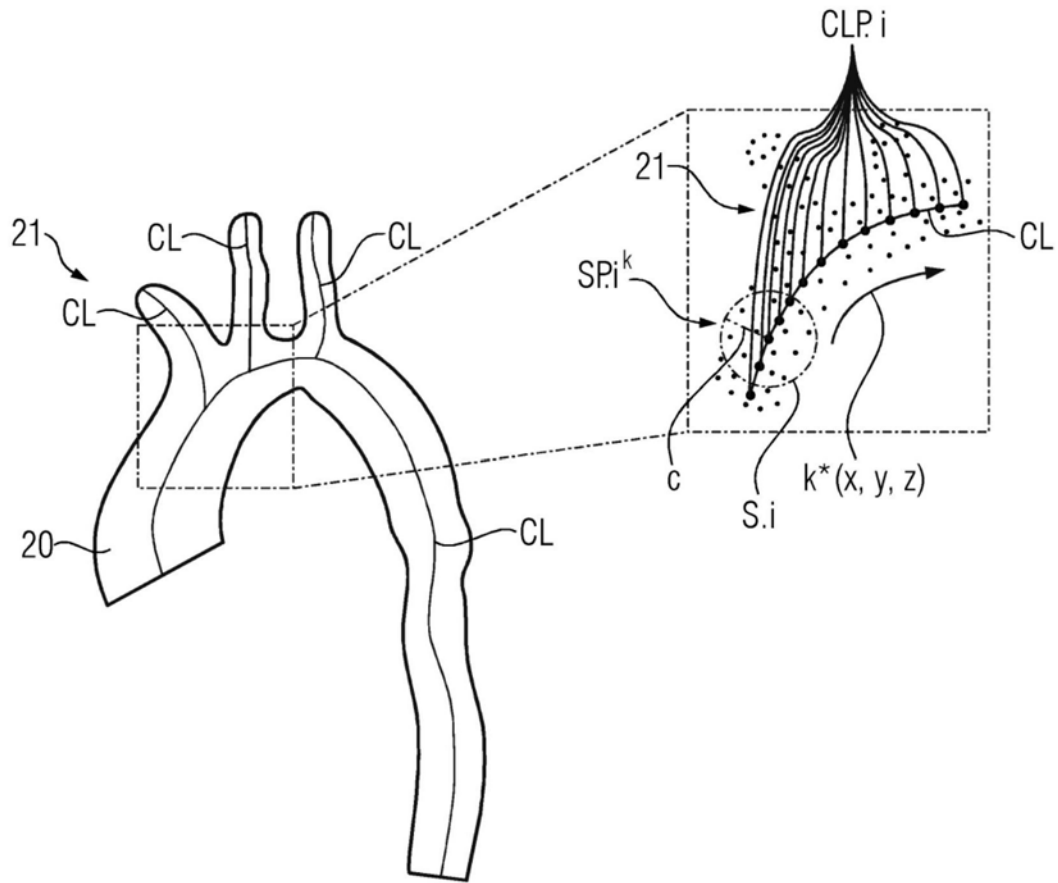


图4B

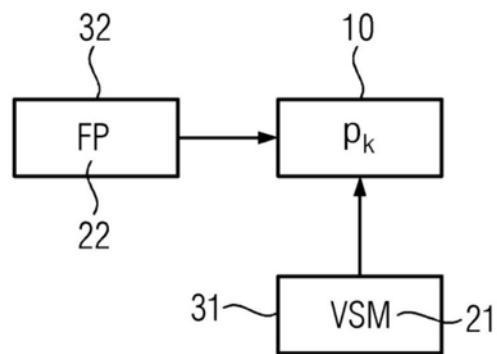


图5

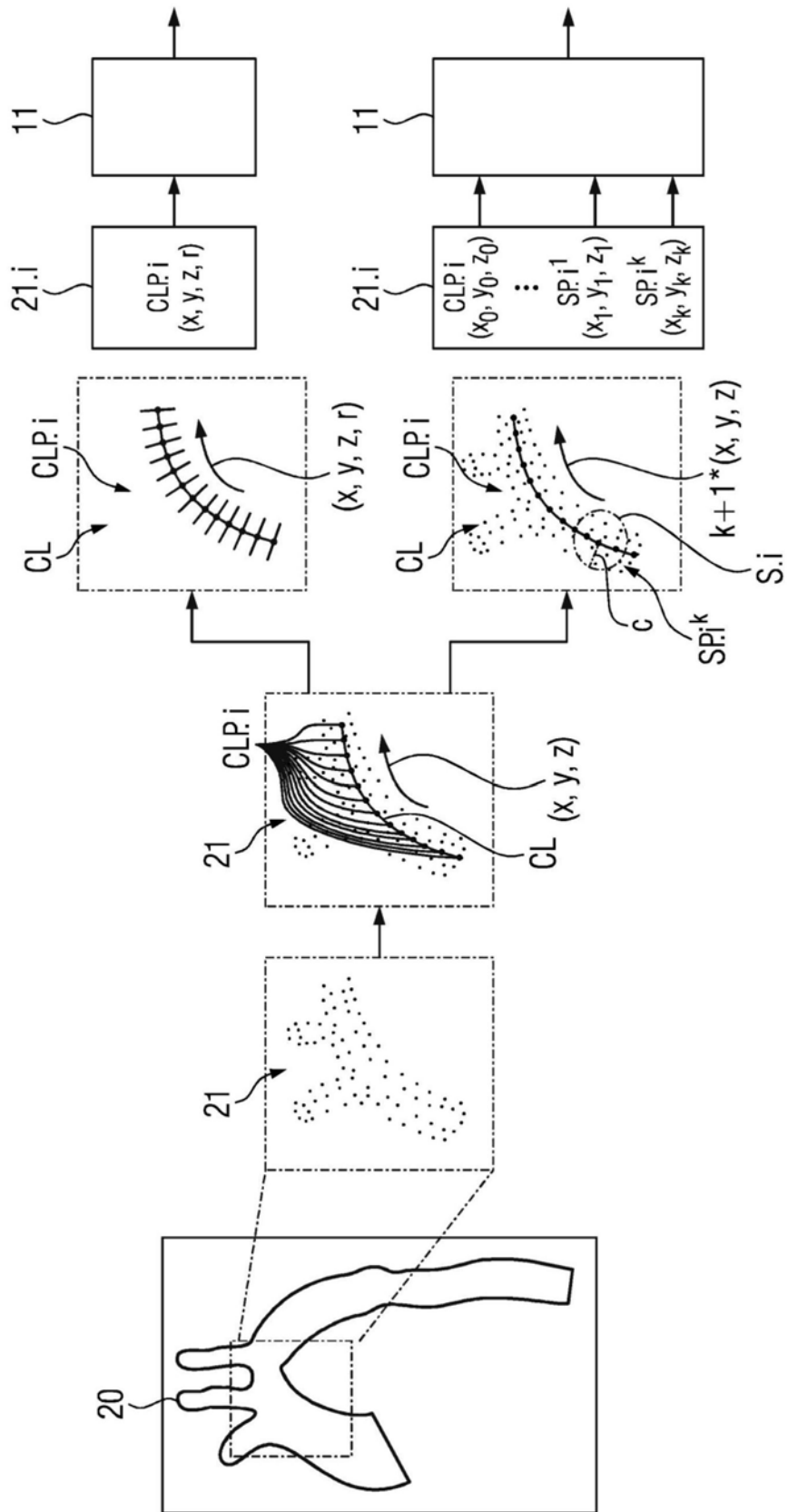


图6

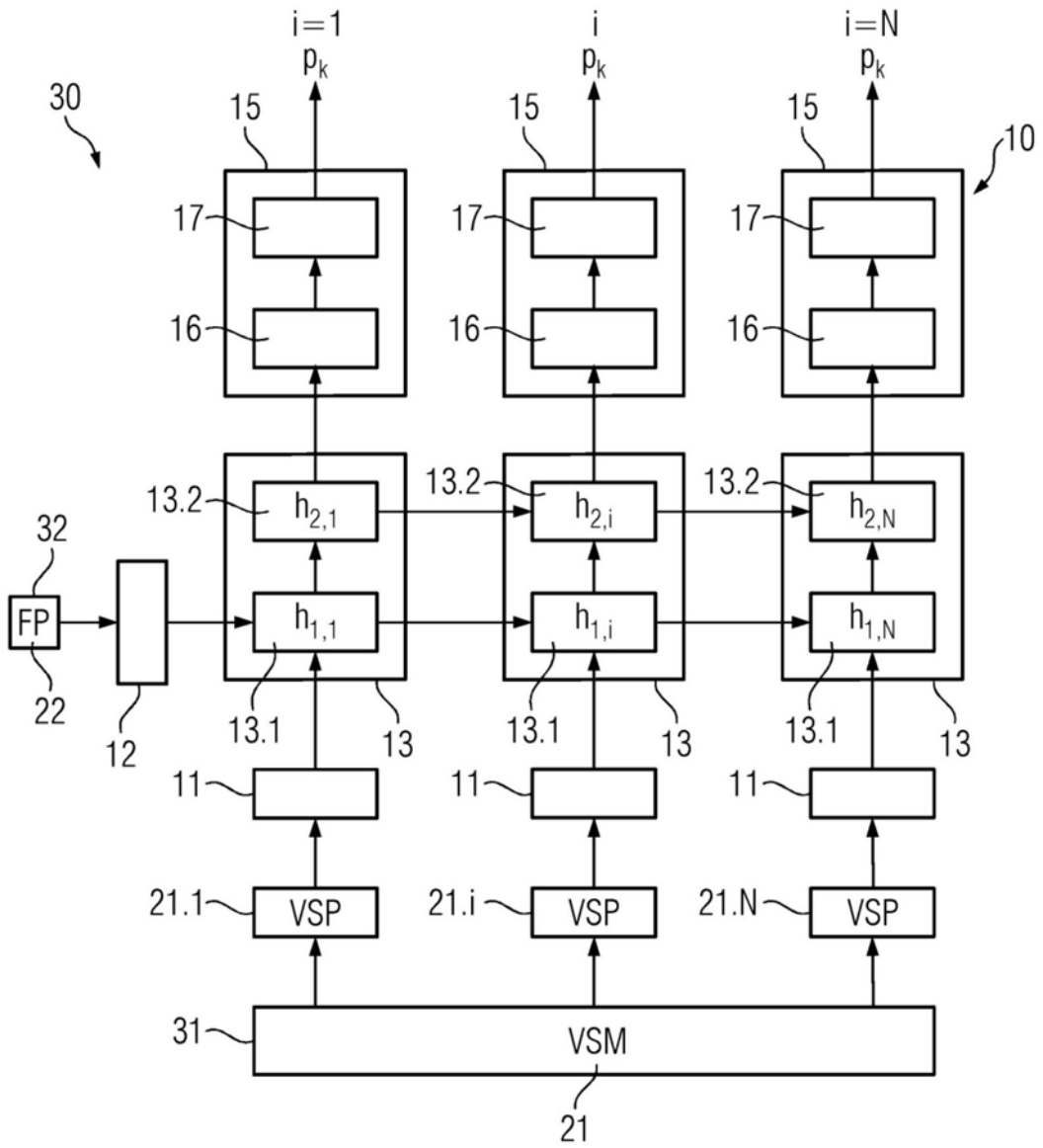


图7

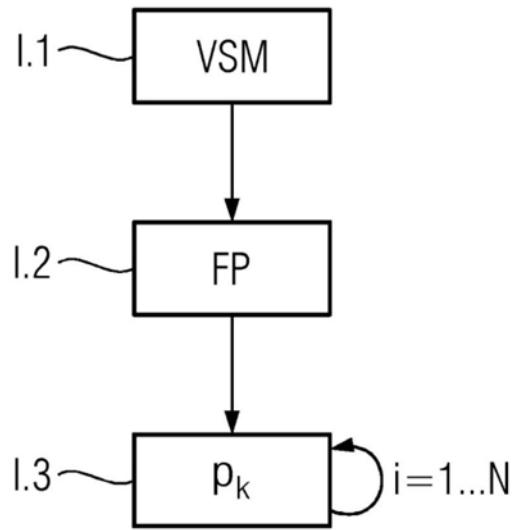


图8

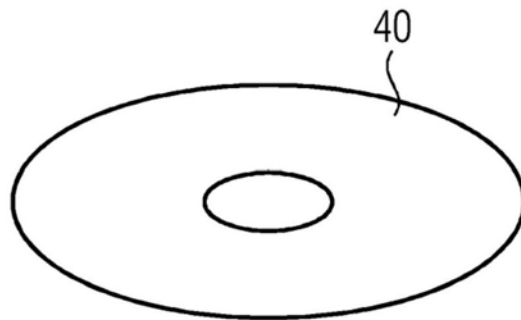


图9

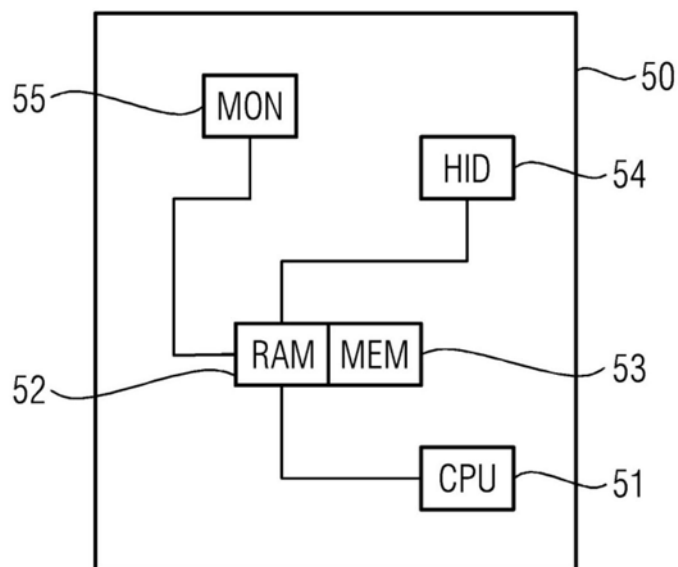


图10

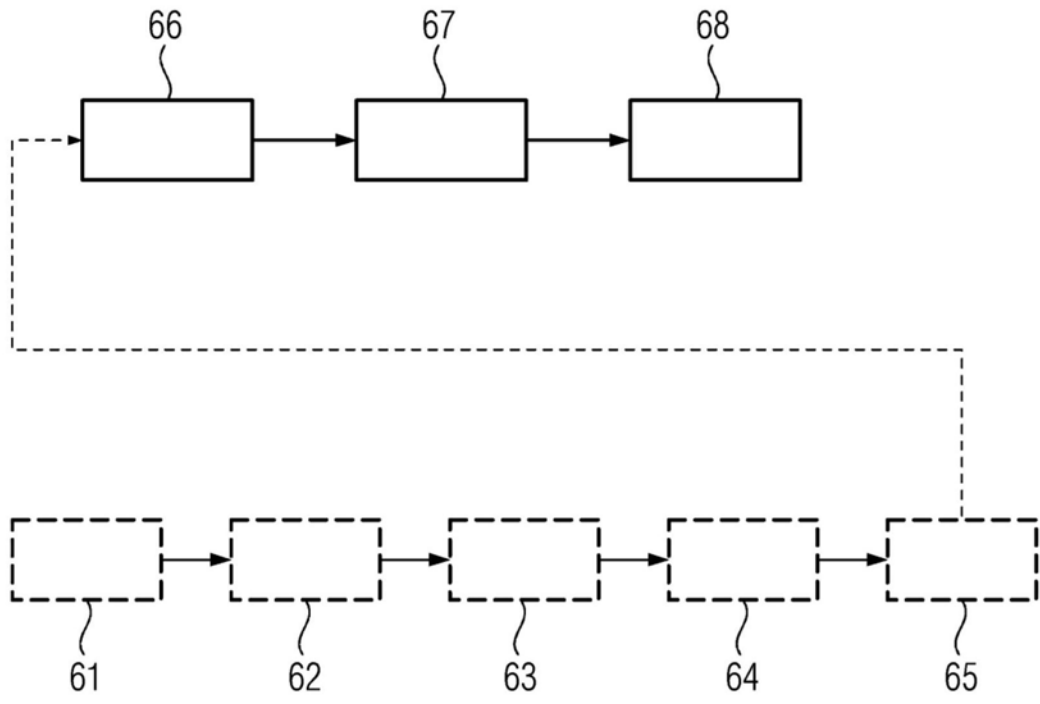


图11

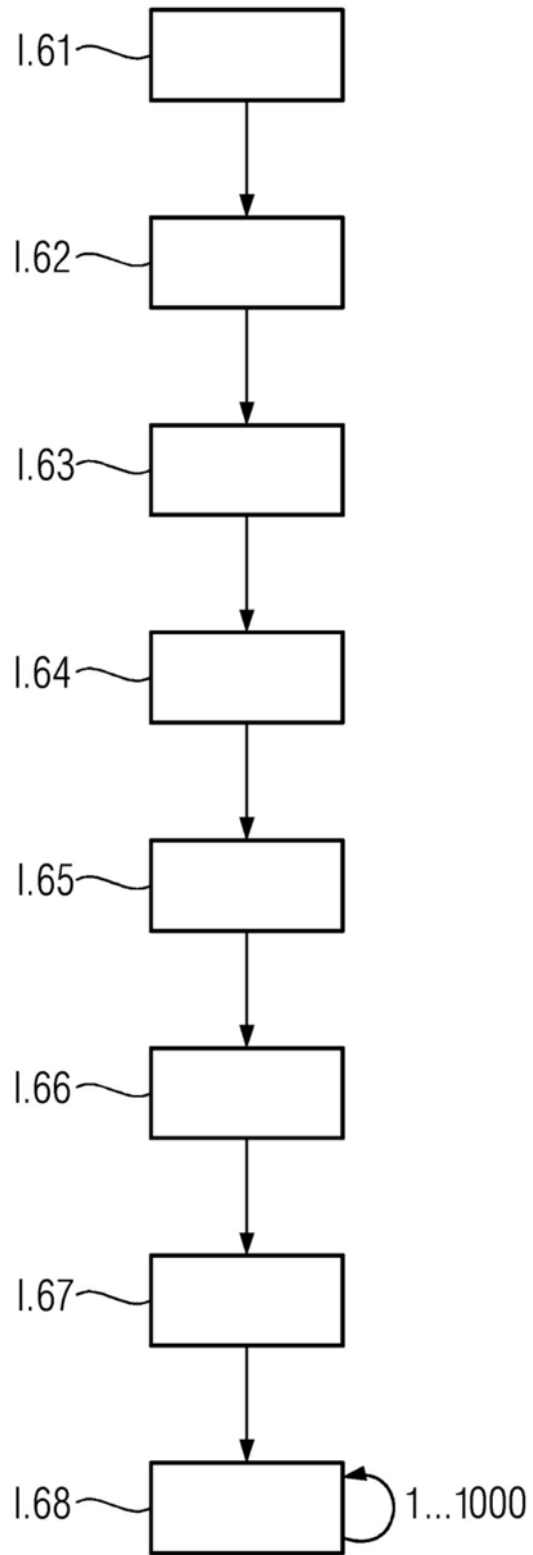


图12

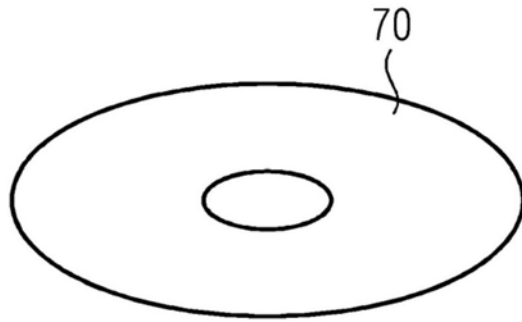


图13

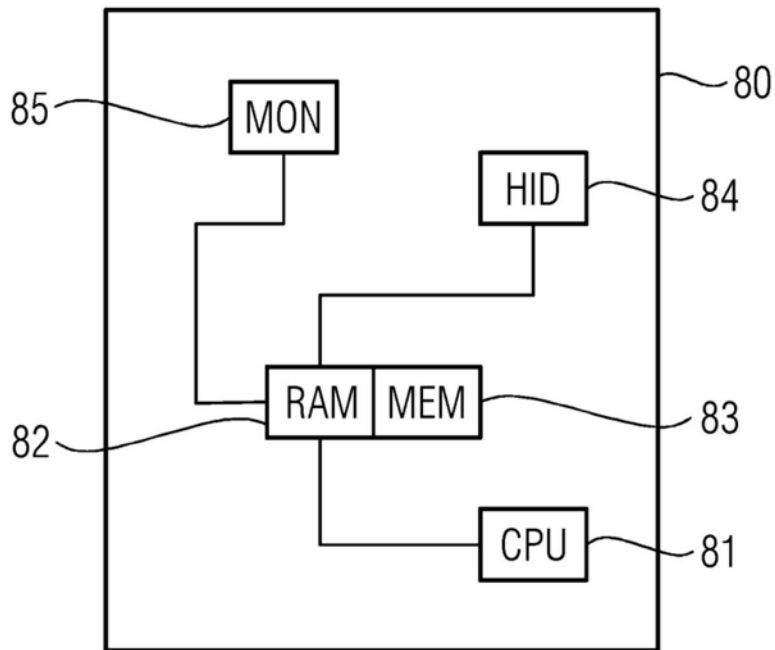


图14