



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 106037710 A

(43)申请公布日 2016. 10. 26

(21)申请号 201511036147.7

(51)Int.Cl.

(22)申请日 2015.11.24

A61B 5/026(2006.01)

(30)优先权数据

62/083373 2014.11.24 US

14/804609 2015.07.21 US

14/876852 2015.10.07 US

(71)申请人 西门子公司

地址 德国慕尼黑

(72)发明人 D·科马尼丘 L·M·伊图

T·帕塞里尼 S·拉帕卡

T·雷德尔 C·施韦默

M·舍宾格 P·沙尔马

(74)专利代理机构 中国专利代理(香港)有限公司

司 72001

代理人 王洪斌 刘春元

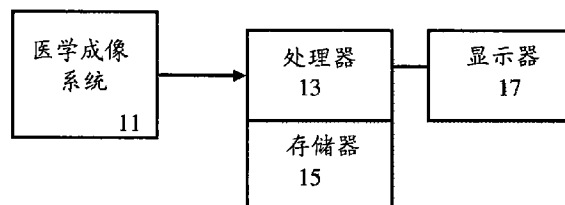
权利要求书2页 说明书29页 附图22页

(54)发明名称

在医学成像中合成数据驱动的血流动力学测定

(57)摘要

本发明涉及在医学成像中的合成数据驱动的血流动力学测定,其中分类器根据合成数据训练,而不是依赖于来自其他患者的训练数据。针对每个所得到的示例计算流量。针对每个所得到的示例计算流量。机器学习的分类器使用来自特定患者的医学扫描数据的特征,以基于特征到从合成数据学习的流量的映射来估计血流量。扰动或改变可以考虑治疗,使得机器训练的分类器可以估计在治疗上改变患者特定的输入特征的结果。不确定性可以通过训练分类器以在给定不确定输入分布的情况下预测可能性分布来进行处理。可以提供不确定性,合成训练数据的使用以及治疗预测中的一个或多个的组合。



1. 一种用于在医学成像中血液动力学测定的方法,所述方法包括:
获取表示患者的血管结构的医学扫描数据;
从医学扫描数据提取特征的集合;
修改所述集合的特征中的第一特征,所述修改表示由于治疗而导致的对血管结构的改变;
分配不确定性给所述集合的第一特征;
由处理器将特征输入到机器训练的分类器,该特征包括修改后且具有不确定性的第一特征,机器训练的分类器仅根据不特定于任何患者的合成数据进行训练;以及
由处理器应用机器训练的分类器而输出血液动力学度量,血液动力学度量具有血液动力学度量的不同值的置信度区间。
2. 权利要求1所述的方法,其中获取包括获取血管造影术数据。
3. 权利要求1所述的方法,其中获取包括用包括血管结构的二维或三维表示的医学扫描数据获取。
4. 权利要求1所述的方法,其中提取特征的集合包括:
提取血管结构的几何结构特征;以及
提取血管结构的一个或多个异常性的特征。
5. 权利要求1所述的方法,其中提取特征的集合包括提取表示血管结构的操作的功能特征,其中机器训练的分类器根据血管的操作的虚拟表示来训练。
6. 权利要求1所述的方法,其中提取特征的集合包括提取缺血性权重和缺血性贡献记分,所述缺血性贡献记分是缺血性权重的函数。
7. 权利要求6所述的方法,其中提取缺血性权重包括根据全局缺血性权重来计算分支缺血性权重。
8. 权利要求6所述的方法,其中提取缺血性贡献记分包括根据缺血性权重和半径来计算缺血性贡献记分。
9. 权利要求1所述的方法,其中提取特征的集合包括提取分支相互作用特征。
10. 权利要求1所述的方法,其中修改第一特征包括用对应于流量限制的缓解的特征值来取代对应于流量限制的特征值,并且其中合成数据对从流量限制到支架的改变建模。
11. 权利要求1所述的方法,其中分配不确定性包括估计第一特征的输入值分布,并且其中输出包括输出作为由第一特征的输入值分布产生的血液动力学度量的不同值分布的置信度区间,机器训练的分类器用不确定性信息来训练。
12. 权利要求1所述的方法,其中输入包括输入到仅根据合成数据训练的机器训练的分类器,所述合成数据包括在体外模型,其具有从在体外模型测量的血液动力学度量的基础事实。
13. 权利要求1所述的方法,其中输入包括输入到仅根据合成数据训练的机器训练的分类器,所述合成数据包括在计算机中模型,其具有用计算流体动力学计算的血液动力学度量的基础事实。
14. 权利要求1所述的方法,其中输入包括输入特征的集合的子集,所述子集用于血管结构的子部分,并且其中输出包括输出血管树的子部分的血液动力学度量;以及
进一步包括随后重复用于血管结构的另一部分的集合的剩余特征的输入和输出。

15. 权利要求1所述的方法,其中输出包括与从医学扫描数据生成的血管结构的图像一起在显示器上输出所述不同值中的至少一个。

16. 权利要求1所述的方法,进一步包括用另一个机器训练的分类器使用患者特性和所述不同值中的至少一个作为输入特征来预测血液动力学度量的另一个值。

17. 权利要求1所述的方法,其中输入包括输入到根据合成数据训练的机器训练的分类器,合成数据包括由在体外模型、在计算机中模型或在体外和在计算机中模型两者的规则变化生成的示例。

18. 一种用于在医学成像中血液动力学测定的方法,所述方法包括:

利用计算机建模、物理建模或者计算机及物理建模两者生成血管布置的多个示例;

存储血管布置的示例中的每一个的流量特性的值;

从示例的每一个提取输入特征向量;以及

利用机器学习训练来自输入特征向量和血管布置的流量特性的值的映射。

19. 权利要求18所述的方法,其中生成包括在系统模式中扰动计算机建模、物理建模、或这两者。

20. 一种用于在医学成像中血液动力学测定的系统,所述系统包括:

扫描器,其配置为扫描患者的血管;

存储器,其配置为存储患者血管的多个特征,所述特征根据血管的扫描来确定;

处理器,其配置为将所述特征的第一特征从异常状态修改成在治疗上校正的状态,以将包括所修改的第一特征的所述特征应用到机器训练的预测器,所述机器训练的预测器利用在治疗上校正的状态中血管示例的训练数据进行训练,以及以基于特征到机器训练的预测器的应用来输出血液动力学变量的值的预测;以及

显示器,其配置为指示与在治疗上校正的状态相关联的血液动力学变量的值。

21. 权利要求20所述的系统,其中第一特征包括缺血性值,并且其中针对与不同在治疗上校正的状态相关联的第一特征的不同修改,应用被重复多次。

在医学成像中合成数据驱动的血流动力学测定

相关申请

[0001] 本专利文档要求保护2014年11月24日提交的临时美国专利申请序列号62/083373的在35U.S.C.§119(e)下的提交日的权益,其由此通过引用并入。

背景技术

[0002] 本实施例涉及计算患者血管中的血流量。特别地,从非侵入性医学成像数据估计血液动力学度量。

[0003] 为了估计流量值,使用血管的计算机模型。对于特定患者中的流量,解剖模型适于用于该患者的成像数据。计算流体动力学根据这个患者特定的模型来估计流量。然而,这种方法仅依赖于根据医学成像数据可得到的几何结构信息。

[0004] 在其他方法中,使用机器学习。医学图像或从影像数据提取的几何结构模型填充训练数据库。特征从这些示例提取以进行训练。基础事实(ground truth)血流量测量来自于患者或计算流体动力学测量。执行机器训练以创建分类器,所述分类器能够根据输入特征估计血流量。由于依赖患者特定的信息,机器学习可能有限的。训练数据应该包括尽可能多的示例,例如数百或数千的示例。给定患者群体中的广泛可变性,应该收集更大得多的数量的示例以进行训练。这些示例的可用性是有限的。用来收集充足的训练数据的成本和时间是不利因素,并且异常值条件不太可能在机器学习的分类器中加以考虑。

发明内容

[0005] 作为介绍,下面描述的优选实施例包括用于在医学成像中的血液动力学测定的方法、计算机可读介质和系统。分类器根据合成数据进行训练,而不是依赖于来自其他患者的训练数据。计算机模型(在计算机中(in silico))可以被以许多不同的方式扰动以产生许多不同的示例。计算每个所得到的示例的流量。小型模型(在体外)可以以许多不同的方式类似地改变。测量每个所得到的示例的流量。机器学习的分类器使用来自特定患者的医学扫描数据的特征,以基于特征到从合成数据学习的流量的映射来估计血流量。扰动或改变可以计及治疗,使得机器训练的分类器可以估计在治疗上改变患者特定的输入特征的结果。不确定性可以通过训练分类器以在给定不确定输入分布的情况下预测可能性分布来处理。可以提供不确定性、合成训练数据的使用以及治疗预测中的一个或多个的组合。

[0006] 在第一方面,提供了一种用于在医学成像中的血液动力学测定的方法。获取表示患者血管结构的医学扫描数据。从医学扫描数据提取特征的集合。该集合的特征中的第一特征被修改以表示由于治疗导致的对血管结构的改变。不确定性被分配给该集合中的第一特征。处理器将特征输入到机器训练的分类器。该特征包括修改后且具有不确定性的第一特征。机器训练的分类器仅根据不特定于任何患者的合成数据进行训练。在应用机器训练的分类器的情况下,处理器输出具有用于血液动力学度量的不同值的置信度区间的血液动力学度量。

[0007] 在第二方面,提供了一种用于在医学成像中的血液动力学测定的方法。利用计算

机建模、物理建模或者计算机及物理建模两者生成血管布置的多个示例。为血管布置的示例中的每一个存储流量特性的值。从示例中的每一个提取输入特征向量。分类器利用根据输入特征向量和血管布置的流量特性的值的机器学习进行训练。

[0008] 在第三方面,提供了一种用于在医学成像中的血液动力学测定的系统。扫描器被配置为扫描患者的血管。存储器被配置为存储患者的血管的多个特征,所述特征根据血管扫描来确定。处理器被配置为将所述特征的第一特征从异常状态修改为在治疗上校正的状态,以将包括所修改的第一特征的所述特征应用到机器训练的预测器,所述机器训练的预测器利用在治疗上校正的状态中血管示例的训练数据进行训练,以及以基于特征到机器训练的预测器的应用来输出血液动力学变量的值的预测。显示器被配置为指示与在治疗上校正的状态相关联的血液动力学变量的值。

[0009] 本发明由下面的权利要求限定,并且该部分中什么也不应被视为对这些权利要求的限制。本发明的另外方面和优点在下面结合优选实施例进行讨论,并且以后可以独立或结合被要求保护。

附图说明

[0010] 组件和附图不必按比例,而是将重点放在图示本发明的原理。此外,在附图中,遍及不同的视图的相同的附图标记标示相应的部件。

[0011] 图1是用于在医学成像中的血液动力学测定的方法的一个实施例的流程图;

[0012] 图2是用于在医学成像中的血液动力学测定的方法的另一个实施例的流程图;

[0013] 图3是示例虚拟血管造影照片;

[0014] 图4是作为时间的函数的示例强度曲线;

[0015] 图5图示了合成血管模型;

[0016] 图6图示了分叉不对称性和分叉角度;

[0017] 图7图示了狭窄的合成模型;

[0018] 图8图示了动脉段的半径的示例正态分布;

[0019] 图9图示了示例血管树;

[0020] 图10图示了分叉狭窄的合成创造的示例进展;

[0021] 图11示出了描述狭窄形状的示例几何结构特征;

[0022] 图12示出了在血管上感兴趣识别的示例区域;

[0023] 图13示出了在血管造影术中目测的血管上所感兴趣的远端和近端区域的示例放置;

[0024] 图14示出了所感兴趣的近端和远端区域的萨维兹凯-戈雷(Savitzky-Golay)滤波的示例曲线图;

[0025] 图15图示了时间强度曲线的伽马变量滤波的示例;

[0026] 图16是用于计算冠状动脉段的缺血性权重的方法的一个实施例的流程图;

[0027] 图17示出了由段标记的示例冠状动脉树;

[0028] 图18示出了具有缺血性权重以及在健康解剖模型中纵向变化的截面半径的示例冠状动脉树;

[0029] 图19示出了示例部分有病的血管段和相应的缺血性贡献记分(score);

- [0030] 图20示出了用于分叉病变的缺血性贡献记分的示例计算；
- [0031] 图21图示了在上游位置的预测的血液动力学度量作为用来预测在下游位置的血液动力学度量的特征的示例使用；
- [0032] 图22图示了血管之间流动相互作用的示例；
- [0033] 图23示出了具有在侧分支上的狭窄的示例血管树；
- [0034] 图24是用于二维血管分割的示例血管造影投影；
- [0035] 图25图示了示例距离注释；
- [0036] 图26图示了示例中心线注释；
- [0037] 图27图示了针对不同的合成解剖表示的可选的示例模板选项；
- [0038] 图28图示了用于生成合成数据的体外模型的一个示例；
- [0039] 图29示出了具有高缺血性贡献记分的示例段；
- [0040] 图30A和30B示出了在处理的同时血液动力学度量的规则或连续计算的一个实施例；
- [0041] 图31是在用户选择位置的血液动力学值的示例显示；
- [0042] 图32是根据一个实施例的具有颜色编码的输出；
- [0043] 图33是示例内部飞行(fly-through)可视化；
- [0044] 图34是在动脉树中血管的示例展开视图；
- [0045] 图35是示例输出,其中使用统计信息表示微粒；
- [0046] 图36是在血管内的路径上不同血液动力学度量的示例血管可视化；
- [0047] 图37是具有横截面信息的示例血管可视化；
- [0048] 图38是用于在医学成像中使用不确定性的血液动力学测定的方法的一个实施例的流程图；
- [0049] 图39图示了用于更新合成数据和机器学习的分类器的方法的一个实施例；
- [0050] 图40是用于在医学成像中使用顺序学习的血液动力学测定的方法的一个实施例的流程图；
- [0051] 图41图示了由于虚拟治疗而导致的修改；
- [0052] 图42图示了狭窄的近端和远端平面的自动检测；
- [0053] 图43是用于在医学成像中使用治疗修改的血液动力学测定的方法的一个实施例的流程图；
- [0054] 图44是用于在医学成像中从一个生理状态到另一个生理状态的血液动力学测定的方法的一个实施例的流程图；
- [0055] 图45是用于在医学成像中使用降阶建模的血液动力学测定的方法的一个实施例的流程图；
- [0056] 图46示出了机器学习与血液动力学度量的计算流体动力学计算对比的示例比较；
- [0057] 图47是用于在医学成像中的血液动力学测定的系统的一个实施例的框图。

具体实施方式

[0058] 数据驱动方法提供了血液动力学计算。该方法包括在图1中所示的机器训练阶段和预测阶段。训练阶段是离线过程,在此期间在动作12和16中首先汇编(assemble)利用相

应血液动力学度量合成地生成的几何结构的数据库。在这个数据库中,表征几何结构或其他特性的许多特征表示每个样本。在动作12中提取这些特征。特征和血液动力学度量之间的映射在动作14中使用基于机器学习的算法进行学习。

[0059] 预测阶段是在线过程。在动作18中加载针对特定患者的数据。在动作20中从新的患者数据集提取所需的特征。然后特征值作为输入用于预学习的模型。在动作22中机器学习的分类器计算新患者数据(例如,未见过数据)的血液动力学度量的值。从训练阶段学习的映射应用于患者数据。患者特定的血液动力学度量的机器学习的计算使用患者特定的几何结构特征,尽管其关于合成数据进行训练。

[0060] 图2示出了计算患者特定的冠状动脉测量(measure)的另一工作流程或方法。患者特定的医学成像信息用于确定一个或多个血液动力学度量。为了预测一个或多个血液动力学指标,在动作14中使用机器学习方法对替代品模型进行训练。为了训练,在动作10中只生成作为训练数据的合成动脉树的数据库28。数据库28是通用数据库。可替换地,数据库28特定于机构,例如已经在机构的控制下被创建。在计算机中或在体外生成合成示例。在动作16中,在计算机中解剖模型中的计算流体动力学(CFD)计算或在体外解剖模型的流量实验被执行以确定每个示例的血液动力学度量的基础事实或值。取决于感兴趣的一个或者多个度量,一个或多个感兴趣的测量在动作24被提取。例如,对于冠状动脉血液动力学,这些指标可以是分数血流储备(FFR)、冠状动脉血流储备(CFR)、瞬时无波比(iFR)和/或相关量。

[0061] 并行地,在动作12中从合成示例(例如从解剖模型)提取几何结构和/或其他特征。在动作14中,一个或多个数据驱动替代品模型使用几何结构特征以及一个或多个目标测量进行训练。

[0062] 一旦替代品模型已经被训练,在动作22中可以针对从医学图像(X射线血管造影术,计算断层照相血管造影术、磁共振、或其他扫描)和/或其他数据获得的患者特定的几何结构对感兴趣的测量进行预测。在动作26中提取患者特定的血管几何结构。在动作20中从血管几何结构提取与用于合成数据的特征相同的特征或者特征的子集。这些特征被用作替代品模型的输入数据。

[0063] 如果患者特定的数据不包括一个或多个特征,那么缺少的特征可以在动作32中根据分开的机器学习的模型进行预测或者在动作30中使用合成几何结构的数据库28中的类似解剖体进行估计。

[0064] 为了训练以及为了预测(即,机器学习的分类器的应用),提取特征。因为相同的特征集合用于训练分类器,所以针对分类器的应用从医学扫描数据和/或其他患者特定的数据提取相同的特征集合。机器训练可以确定更多的有区别的特征,因此可以提供使用更少的预测特征分类器。对于下面关于特征提取的讨论,相同或不同的过程用于从合成数据提取特征,以用于训练和以用于针对预测的患者特定数据。

[0065] 在动作10和26中,从数据提取冠状动脉树或其他血管结构。为了从合成数据生成,提取可以采用以下形式:改变现有模型、创建不是从医学扫描直接提取的模型。为了从患者特定的数据生成,提取来自表示二维或三维血管的医学扫描数据。

[0066] 在动作10中,为了使用机器学习方法训练替代品模型,仅使用合成地生成的几何结构(血管树)。在训练阶段所使用的合成几何结构是完整血管树或完整血管树的某部分。在其他实施例中,几何结构具有血管树的单段或分支。

[0067] 初始模型可以从给定的患者创建,但是大多数训练示例是基于来自初始模型的变更。可替换地,一个或多个初始模型是平均值或者不与给定患者直接相关的其他模型。数据通过不是从特定患者的数据提取来合成的。合成血管树可以具有物理(在体外)或数字(在计算机中)表示。数字表示在计算机上生成并存储。在替换实施例中,从针对多个患者的患者特定的数据提取训练示例中的一些或大多数,并且示例中的仅一些是那些模型的变更。如果真的患者解剖体是可用的,那么进一步,合成树可以通过推测地扰动患者解剖体的特征来构建。这个增加的合成数据可以用于得到更丰富的表示,其可以解决数据中的不确定性。

[0068] 在体外合成模型是用管或其他装置人工建模的三维血管树。在计算机中模型是全比例(三维)或缩小比例模型(二维、一维或零维模型)。合成的在计算机中几何结构的参数的数量和性质以及配置可以取决于模型逼真度或比例。最高级别的细节是用于全比例模型。几何结构由三维网格、掩模、表示动脉壁的三维点云或任何其他描述血管树内腔的表示来表示。中心线树可以被用于生成三维网格或点云的输入数据。对于二维表示,内腔边界由线而不是表面或者由点云来表示。在一维表示中,提供了中心线和在每个中心线点的有效半径。中心线可以在一维、二维或三维空间中表示。对于零维在计算机中模型,血管树由一个或若干集总段来表示,而每段由一系列参数(例如,流阻(resistance)、依从性、或惯性)连同描述不同段之间相互作用的进一步参数一起来描述。缩小比例模型可以通过提取相关信息从全比例模型来确定或者直接生成。

[0069] 在动作10中为了填充数据库28,可以使用不同的方法。创建一个或多个基准模型,这些模型的性质然后被随机地或系统地扰动以获得大量的模型。基准模型可以通过健康人群平均冠状动脉几何结构、图谱模型、和/或动物数据来表示。可以使用其他基准模型。

[0070] 在另一个方法中,每个模型通过遵循规则的集合或者通过随机地或系统地扰动这些规则的参数值来分开地生成。比例法则可以用于生成逼真的合成模型。

[0071] 合成数据的生成可以包括生成合成图像,例如图3中表示的。合成图像被人工创建为类似于从不同成像模态(血管造影术、计算断层照相(CT)、超声(例如,回波)或其他)获得的那些图像。然后在动作10中使用与在真的患者图像情况中相同的技术从这些合成图像提取合成几何结构。

[0072] 图3示出了示例虚拟血管造影照片,其被生成以模仿介入检查。然后虚拟血管造影照片可以进一步用于提取合成几何结构的与造影剂传播相关的特征。例如,在动作12中可以直接从人工图像或从由人工图像提取的血管几何结构确定时间密度曲线、通过时间、血流速度、血流速率和/或其他特征。

[0073] 图4示出了从虚拟血管造影照片提取的时间密度曲线。时间密度曲线包括多种特征: t_{fa} (首次出现的时间), t_{hm} (半峰值浑浊化的时间), t_{pk} (峰值梯度的时间),以及 t_{po} (峰值浑浊化的时间)。可以使用附加、不同或更少的特征。

[0074] 在另一个实施例中,在动作12中直接提取合成特征向量而不是首先生成合成几何结构,然后从所述合成几何结构提取特征向量。算法在动作24中没有在动作16生成感兴趣的血液动力学度量,以及在动作12中生成特征向量。这个算法可以使用数据库28,其中合成几何结构用合成特征向量映射,并且学习如何直接生成合成向量。

[0075] 大量的可用变化是使用用于训练的合成数据的一个好处。通过改变用于几何结构

和/或用于生成几何结构的变量的一个或多个值来创建用于训练的附加示例。任何数量的不同参数可以被改变。用于训练的数百或数千的不同示例可以从单个初始模型生成。

[0076] 图5示出了示例血管树模型以及可以被改变的相应参数。可以使用任何数量的自由度、变化的步长、或针对给定变量或变量组合的变化模式。

[0077] 一个参数是半径。该半径可以在每个位置独立地被变化或沿着血管段系统地被变化。可以提供关于变化的限制,例如强加特定程度的血管锥形。可以为每个血管段限定参考半径值。参考半径被用作确定沿着该段在每个位置处的半径的基准。可以使用不同的锥形率。还可以使用表征局部血管尺寸的其他几何结构特征,例如面积或有效(水压)半径。每个血管段(其中血管段由分叉划界)的长度可以被变化。血管曲率可以被变化。

[0078] 分叉参数可以被变化。连接在分叉处的血管段的半径值之间的关系是变化的。例如,幂定律可以在分叉处使用以描述两个子血管的半径(radiuses): $r_p^\xi = r_{d1}^\xi + r_{d2}^\xi$,

其中下标p,d1和d2分别指代父血管以及两个子血管。分叉可以具有两个以上的子血管,在这种情况下模型可以按要求被适应。可以使用在2.0和3.0之间变化的不同层流值 ξ 。

[0079] 一般地,分叉被认为是不对称的,并且因此子血管的半径可以基于父血管的半径通过使用图6中表示的两个参数来确定:

$$r_{d1} = \alpha r_p, r_{d2} = \beta r_p,$$

其中 α 和 β 是分叉不对称的两个比例因数。引入两个附加参数,即分别是面积比和不对称比,被定义为:

$$\eta = \frac{r_{d1}^2 + r_{d2}^2}{r_p^2}, \quad \gamma = \left(\frac{r_{d2}}{r_{d1}} \right)^2。$$

参数 ξ , η 和 γ 通过以下关系相互联系:

$$\eta = \frac{1 + \gamma}{(1 + \gamma^{\xi/2})^{2/\xi}}。$$

因此两个比例参数可以被计算为:

$$\alpha = (1 + \gamma^{\xi/2})^{-1/\xi}, \quad \beta = \alpha \sqrt{\lambda}。$$

其他参数和/或几何结构的参数可以被变化。

[0080] 图6示出了另一个分叉参数,其可以被变化以创建数据库28的附加示例。分叉角度被变化。

[0081] 把血液吸离主分支的侧分支的存在、数量和位置,或者不存在是变化的。侧分支可能对感兴趣的血液动力学度量具有重大影响,因为在整个几何结构中的血液流动分布被修改。血管壁性质可以变化。例如,壁可以被建模为刚性、弹性、粘弹性或其他表达。取决于用于表示血管壁模型,不同的性质可以被设置,如壁厚度或杨氏模量。病理性段(例如,狭窄、动脉瘤、缩窄、或斑块性质)的存在和/或不存在可以变化。

[0082] 病理性段的位置可以变化。病理性段的性质可以变化。这些性质取决于为每个几何结构考虑的特定病理。例如,如果为合成模型考虑动脉粥样硬化,那么可以沿着血管树放置若干狭窄。可以生成不同类型的狭窄:单段/分叉狭窄、病灶性、长、弥漫或其他。

[0083] 为了生成这些各种类型的狭窄,可以使用各种狭窄性质。图7示出了将变化的狭窄参数的一个示例集合,但是可以使用其他参数集合。在具有最小半径的位置处的半径的百

分比减少、总长度、入口长度、出口长度、百分比直径狭窄、狭窄的始端和末端之间的锥形、与狭窄长度相比具有最小狭窄半径的区域的相对长度、与整个狭窄的中心位置相比具有最小半径的位置的相对方位、进口角度、排出口角度、偏心率、曲率、钙化或斑块的存在和程度、和/或斑块的形态(例如,脂质,纤维状,钙化或坏死)可以变化。

[0084] 上述参数和/或其他参数可以被修改以在数据库28中产生更多病理学案例。当生成合成示例的数据库时,为每个合成示例随机选择参数的值(例如,二进制变量的真或假,或者连续变量在预定范围内的值),或者在有限范围内系统地探索整个参数空间。任何类型的分布可以用于连续变量,例如均匀、正态或其他。图8示出了左冠状动脉树的根半径的正态分布的示例。可以使用已知、估计或标准正态分布。所生成的合成示例基于分布被指派左冠状动脉树的根半径的值(例如,使用分布为每个示例指派给定值的概率)。

[0085] 其他可变性的源可以用于创建用于训练的合成示例。表征冠状动脉形态的参数是变化的。这些参数包括类型、特性、和/或存在或不存在的钙化、斑块(例如,纤维组织、脂质组织、坏死组织、钙化组织)、血栓存在、弥漫疾病特性、全部或几乎全部闭塞、心肌桥(表面或深处)、冠状动脉的先天性异常(例如,从在大动脉之间的具有动脉内路线的异常主动脉窦(sinus of valsalva)的冠状动脉异常起源;从肺动脉干的一个冠状动脉的异常起源,或其他)、动脉瘤扩张和叠加的动脉粥样硬化、“高位开口(high take off)”冠状动脉(即,口在窦管接合点之上的几毫米(动脉可以具有急剧下降的角度并且部分地穿过大动脉壁))、心肌桥(如表面或深处)、冠状动脉瘘、冠状动脉夹层、冠状动脉血管炎(如类风湿关节炎、系统性红斑狼疮(SLE)或白塞氏病、川崎病、结节性多动脉炎、或持续性(后)炎性动脉瘤)、纤维肌性发育不良、冠状动脉微栓塞、和/或左或右的单侧性优势。可以使用附加、不同或更少的形态参数。

[0086] 图9示出了由图谱生成的合成血管的一个训练示例。图谱模型被表示为血管段列表,而每段链接到其父段或子段,并且每段的类型被设置为主分支段或侧分支段。合成几何结构可以以不同方式从图谱在算法上生成。作为一个示例,算法递归地生成合成模型的一维表示。首先,如果当前段是合成模型的根段,那么计算段的起始半径。接下来,如果段是侧分支段,那么随机二进制变量用于确定当前段是否应该用于当前合成模型中。接下来,使用选择的分布函数来设置血管段的长度和锥形水平,并且基于这些值来计算段的底部半径。然后确定中心线和沿着中心线在每个位置处的半径。然后,另一个随机二进制变量用于确定是否应该为这个血管段生成狭窄。如果狭窄被放置在当前段上,那么根据可用参数来随机地设置狭窄的性质。最后,如果当前段具有子段,为每个子段调用函数,以致遍历整个图谱模型。用于这种生成合成几何结构的方法的采样算法呈现为:

在下面

```

generateRandomSyntheticGeometry(currentSegment)
  if(currentSegment is root segment)
    currentSegment → topRadius = getRandomValue ( $r_{min}$ ,  $r_{max}$ )
  end_if
  if(currentSegment is side branch segment)
    if(currentSegment → getRandomBinary())
      currentSegment → excludeFromGeometry()
    return;
  end_if
  end_if
  currentSegment → length = getRandomValue ( $length_{min}$ ,  $length_{max}$ )
  currentSegment → tapering = getRandomValue ( $taper_{min}$ ,  $taper_{max}$ )
  currentSegment → bottomRadius = computeBottomRadius(currentSegment →
topRadius, currentSegment → tapering, currentSegment → length)
  currentSegment → computeCenterlineAndRadiusAtEachLocation()
  if(currentSegment → getRandomBinary() )
    currentSegment → generateStenosis();
  end_if
  if(currentSegment has daughter segments)
    if(currentSegment → getRandomBinary() )
      currentSegment → generateBifurcationStenosis();
    end_if
    currentSegment → computeRadiusOfDaughterSegments()
  end_if
  for(each daughter segment of currentSegment)
    generateRandomSyntheticGeometry(currentSegment →
daughterSegment[i])
  end_for

```

可以提供使用不同或附加的序列、参数或过程动作的其他程序。

[0087] 一旦生成合成几何结构,其可以被进一步修改,例如适应狭窄性质。图10表示用于创建合成分叉狭窄的示例方法,其中自动地或手动地决定狭窄的限制。模型用于使几何结构变形。一旦分叉位置被识别为指派的狭窄,对狭窄参数进行指派,从而导致给定水平和/或类型的狭窄。

[0088] 通过再次处理相同图谱和/或通过处理好像图谱的得到的示例来生成其他示例。可以使用其他方法来创建其他合成示例,例如以三维模型开始。要改变的参数可以被随机地选择并且然后被指派随机值,而不是逐步地改变。

[0089] 使用合成建模而不要求来自用于训练数据的大量患者的示例提供了若干优点。可以自动地生成非常大量的案例,从而导致广大的数据库。可以生成复杂的病理学配置,例如串行狭窄、多分支狭窄、分叉狭窄、弥漫疾病、或其他,尽管在实际患者当中是罕见的。罕见的病理学案例可以被更好采样。因为合成的在计算机中几何结构的生成可以完全自动化,与汇编患者示例相比减少了生成大数据库的成本。示例可以容易地被扩展到不同的人群。训练可以以全局方式或位点特定方式来完成,允许系统基于患者人口统计学和流行病学来考虑解剖趋势。在局部区域中找到充足示例可能是困难的。训练可以用更多数据或用更好的特征表示进行反复改进。

[0090] 一旦合成几何结构已经被生成,在动作12中提取用于训练机器学习算法的特征。在动作20中相同的特征或特征的某一子集从患者的医学图像提取,并且用于使用训练的模

型预测血液动力学度量。取决于输入数据的源和类型,提取的特征可以是二进制的、数值的、属于范畴的、顺序的、二项式的、区间、基于文本的或其组合。

[0091] 提取包括指派特征或计算特征。例如,用于创建合成血管树的随机生成的几何结构特征被用作通过指派提取的特征。作为另一个示例,从创建的血管树计算两个特征之间的差。

[0092] 可以使用任何类型的特征。可以使用形态特征。机器学习过程可以提供要使用的特定特征和未使用的其他特征。为了训练,可以由程序员选择要使用的特征。

[0093] 如上所述,一些示例特征包括用来或选择以限定或创建血管结构的参数。可以附加地或替换地提取其他或不同的特征。

[0094] 血管结构的几何结构特征被提取。表征狭窄的几何结构的几何结构特征可以被提取。表征狭窄的几何结构的参数包括参考直径(例如,近端或远端)、最小内腔直径(MLD)、病变长度(LL)、最小半径长度(例如,在最小半径区域中狭窄的长度——容许界限可以用于在具有最小半径的位置周围检测这个区域)、入口角度、入口长度、出口角度、出口长度、狭窄的百分比直径(例如,基于近端和/或远端参考半径计算的)、或百分比面积狭窄(例如,基于近端和/或远端参考面积计算的)。图11示出了狭窄特征的示例集合。可以提取附加、不同或更少的特征。可以附加地使用应用于近端、远端和狭窄的最小半径或任何其他狭窄特定的通过代数、积分或微分操作获得的各种组合。

[0095] 可以为带有病变的分支的几何结构提取特征。表征分支几何结构的特征包括沿着中心线采样的血管半径、沿着中心线采样的面积、血管树的终端半径、血管树中心线弯曲度测量的终端面积、在冠状动脉树中狭窄的位置、病变近端变窄的血管的累积或聚集数量、病变近端的钙化的累积数量、和/或血管类型(例如,左前体面(LAD)、左回旋支(LCx)、右冠状动脉(RCA)、对角线(diagond)(D)、最佳模量(OM)、和/或其他)。可以使用附加、不同或更少的参数。

[0096] 可以使用一个或多个冠状动脉弯曲度测量。给定离散曲线作为三维中的点的集合,首先执行样条插值以确定连续曲线 $C=(x(t),y(t),z(t))$,其中 t 取 t_0 和 t_1 之间的值。接下来,计算下面的测量:

$$\text{弧长: } \text{arcLength}(C) = \int_{t_0}^{t_1} \sqrt{x'(t)^2 + y'(t)^2 + z'(t)^2} dt;$$

$$\text{弦长: } \text{chordLength } h(C) = \sqrt{(x(t_1) - x(t_2))^2 + (y(t_1) - y(t_2))^2 + (z(t_1) - z(t_2))^2};$$

$$\text{曲率: } \kappa(t) = \frac{\|r'(t) \times r''(t)\|}{\|r'(t)\|^3}, \text{ 其中 } r'(t) = (x'(t), y'(t), z'(t)) \text{ 以及 } r''(t) = (x''(t), y''(t), z''(t));$$

(t), $z''(t)$);

$$\text{总曲率: } t_c = \int_0^{\text{arcLength}} \kappa(s) ds$$

其中 s 是沿着曲线的弧长变量;以及

$$\text{总平方曲率: } t_{sc} = \int_0^{\text{arcLength}} \kappa^2(s) ds$$

基于这些测量,许多弯曲度测量可以被定义,其中的一些被给定为:

$$\tau_0 = \frac{\text{chordLength}}{\text{arcLength}}, \quad \tau_1 = \frac{\text{arcLength}}{\text{chordLength}} - 1, \quad \tau_2 = t_c, \quad \tau_3 = t_{sc}, \quad \tau_4 = \frac{t_c}{\text{arcLength}},$$

$$\tau_5 = \frac{t_{sc}}{\text{arcLength}}, \quad \tau_6 = \frac{t_c}{\text{chordLength}}, \quad \text{和/或} \tau_7 = \frac{t_{sc}}{\text{chordLength}}。$$

可以使用附加、不同或更少的测量。

[0097] 表征整个冠状动脉树的特征可以被提取。用于冠状动脉树的特征可以包括:左或右的单侧性优势、冠状动脉地区的尺寸和相关联的心肌质量、每个冠状动脉分支的终端半径、病变数量、具有病变的段、具有任何数量的子血管的分叉(例如,类型和成角)、已经植入的支架的数量和位置、和/或旁路移植的数量和位置。可以使用附加、不同或更少的用于整个冠状动脉树的特征。

[0098] 其他几何结构特征可以被提取。对于几何结构或其他特征,描述了限定血管结构的方面的命名约定的集合。为给定的冠状动脉树构建中心线树。在中心线树中的无穷多个点可以被分类为起始点(即,中心线树的第一个点,对应于口),零个、一个或多个分枝点(即,在其处中心线分叉成两个或多个中心线段的点),结束点(即,针对其没有进一步下游中心线点存在的点),以及内部点(即,位于起始/分枝点和分枝/结束点之间的点)。每个冠状动脉段被分类为根段(即,由起始和分枝点划界的段),分支段(即,由两个分枝点划界的段),或叶段(即,由分枝和结束点划界的段)。每个冠状动脉段(例如,根、分支或叶)被标记为不健康段(即,具有异常内腔变窄或扩张的段)或健康段(即,没有异常内腔变窄或扩张的段)。可以使用其他命名约定、分类或标记。

[0099] 所提取的其他特征包括用于血管结构的一个或多个异常性的参数。异常形态可以由以下来表征:钙化的特性、斑块的特性(例如,纤维组织,脂质组织,坏死组织,钙化组织)、血栓的特性、弥漫疾病的特性、全部或几乎全部的闭塞的存在、心肌桥的存在(表面或深处)、冠状动脉的先天性异常(例如,从在大动脉之间的具有动脉内进程的异常主动脉窦的冠状动脉的异常起源,从肺动脉干或其他的一个冠状动脉的异常起源,或其他)、动脉瘤扩张和叠加的动脉粥样硬化、“高位开口”冠状动脉(例如,口在窦管接合点之上的几毫米(动脉可以具有急剧下降的角度并且部分地穿过大动脉壁))、心肌桥:表面或深处、冠状动脉瘘、冠状动脉夹层、冠状动脉血管炎(例如,类风湿关节炎、系统性红斑狼疮(SLE)或白塞氏病、川崎病、结节性多动脉炎、或持续性(后)炎性动脉瘤)、纤维肌性发育不良、冠状动脉微栓塞、和/或左或右的单侧性优势。可以使用附加、不同或更少的异常性特征。

[0100] 表示血管结构的操作的功能特征可以被提取。功能信息包括功能成像(例如,摄取的测量),或其他操作信息(例如,造影剂测量)。对于训练数据,功能特征可以从模拟、合成地创建图像、建模、和/或血管操作的其他表示来确定。

[0101] 除了来自血管树的医学图像或合成表示的解剖和形态特征以外,还可以提取功能特征。例如,来自灌注扫描或其他医学成像扫描(例如,单光子发射计算断层照相(SPECT)、正电子发射断层照相(PET)、或灌注成像)的数据还可以用于提取特征,例如表征在静止和/或在应激期间每个冠状动脉地区内的相对和/或绝对的组织灌注的度量。作为另一个示例,血管造影数据可以表征造影剂传播。一些特征表征在给定位置的造影(contrast)的流动,例如时间-对-峰值示踪剂浓度,以及在分叉处跨越不同子血管的分裂。

[0102] 基于为血管树限定的两个感兴趣区域(ROI)提取一些特性。图12示出了用于血管段的合成表示的两个ROI。由于功能的直接测量(例如,灌注或通过时间)不可用于在计算机中的合成数据,因此可以使用建模。对于体外合成数据,可以使用直接测量,例如医学扫描或光学测量。可替换地,生成一个或多个合成图像来表示功能。图13示出了在来自合成或实际患者血管造影术扫描的三个血管上的远端和近端ROI。

[0103] 要提取的一个度量是通过时间或造影剂穿过两个ROI之间的距离所需的时间。通过时间可以使用手动、半自动或全自动的方法来估计。手动方法包括对造影剂穿过ROI之间的距离所需的帧数进行计数。结合序列的帧速率,对通过时间进行估计。半自动方法包括在每帧上的ROI的手动放置。由于冠状动脉血管是连续移动的,因此ROI的实际位置从一帧到另一帧改变。根据手动放置的ROI和数据来自动地估计通过时间。通过时间的自动估计是基于时间密度曲线(TDC)。跨越血管感兴趣区域的TDC是ROI内的像素强度的表面积分:

$$D(t) = \iint I(x, y, t) dx dy$$

其中 $I(x, y, t)$ 表示在采集时间 t 的像素强度以及 $D(t)$ 是时间密度曲线。

[0104] 若干噪声源可能歪曲时间密度曲线的形状,并因此将误差引入通过时间的估计中。噪声源包括造影材料的再循环,产生较低峰值和较慢清除的造影材料的血管外积累、造影丸剂的形状(尤其对于手动注射)、当造影剂不完全与血液混合时可观察到的非稳定流动、和/或背景结构(骨骼)的浑浊化。在应用于通过时间估计的不同方法之前,计算的时间密度曲线通过归一化、滤波和曲线拟合进行后处理。作为示例,使用具有高斯加权移动平均的滤波或Savitzky-Golay(维兹凯-戈雷)滤波。图13示出了在Savitzky-Golay滤波之后的血管造影图像。可以使用其它滤波。图14示出了用于近端ROI(左)和远端ROI(右)的Savitzky-Golay滤波。可替换地,可以执行时间密度曲线的拟合,因此识别例如复杂指数函数(高斯或伽马变量函数-图14),或者多项式函数,其保留了关键的斜率特性(例如,峰值、造影出现的延迟、和/或清除斜率)。

[0105] 在一个实施例中,通过时间通过选择沿着相同血管的两个ROI来确定。提取用于两个ROI的时间密度曲线。时间密度曲线例如利用Savitzky-Golay或其他滤波来平滑。曲线与时间密度曲线相拟合。可以使用任何曲线拟合,例如在图15中表示的伽马变量函数的拟合。通过时间基于两个时间密度曲线(原始、平滑的和/或拟合的)进行估计。可以使用各种通过时间,例如:

$$\text{平均通过时间: } t_{\text{avg}} = \frac{\int_0^x t \cdot D(t) dt}{\int_0^x D(t) dt};$$

曲线阈值化后的平均通过时间:

$$D(t) = \begin{cases} D(t) - \Delta & \text{如果 } D(t) > \Delta, \text{ 其中 } \Delta = \alpha \cdot \max_t D(t); \\ 0 & \text{否则} \end{cases};$$

峰值浑浊化的时间(即,当时间密度曲线达到其峰值时丸剂被认为已经到达ROI);

到半最大值的时间(即,一旦时间密度曲线达到其峰值密度的一半,丸剂被认为已经到达);

第一出现时间(即,当密度达到其峰值的5%时丸剂被认为已经到达) $D(t_{fa}) = 0.05 \cdot D_{\text{max}}$;

上升时间: $t_{rt} = t_{max} - t_{fa}$, 其中参考时间是 t_{fa} (第一出现时间);

平均浓缩时间(即, 当密度第一次达到平均值时丸剂被认为已经到达);

平均到达时间: $t_{mat} = \frac{1}{D_{max}} \int_{t_{ref}}^{t_{max}} [D_{max} - D(t)] dt$, 其中 t_{mat} 是平均到达时间, t_{ref} 是参考时间, 以及 t_{max} 是峰值时间;

峰值梯度时间(即, 当时间密度曲线的梯度达到其最大值时丸剂被假定已经到达); 和/或

交叉相关方法(即, 在第一ROI获得的时间密度曲线按时移位使得该曲线叠加在第二ROI获得的曲线, 其中使交叉相关函数 $\phi(\Delta t) = \int_0^{t_{end}} D_{ROI1}(t - \Delta t) \cdot D_{ROI2}(t) dt$ 最大化的 Δt 值被认为是丸剂在两个ROI之间运输的时间。可以提取附加、不同或更少的通过时间特征。

[0106] 一旦通过时间被确定, 其他特征可以被估计。作为示例, 其他特征包括: 造影剂的速度(例如, 可以从通过时间和沿着血管中心线的两个ROI之间的距离来计算)、和/或造影剂的流速可以从通过时间和两个ROI之间的血管体积来计算。可以使用附加、不同或更少的特征。

[0107] 要提取的特征的又一个示例是缺血性权重和/或缺血性贡献。完全基于几何结构的一些特征包括缺血性权重 w 和缺血性贡献记分 s 。缺血性权重值与每个冠状动脉段(根、内部或叶段)相关联。针对冠状动脉几何结构(包括一个或多个分支)的特定非零、有限长度段计算缺血性贡献记分。缺血性贡献记分从一系列几何结构性质以及从特定段的缺血性权重来计算。

[0108] 对于缺血性权重, 每个冠状动脉段的缺血性权重值 w 对应于所有下游段的缺血性权重值的总和。为了计算权重, 使用在图16中示出的三步骤局部到全局到局部的方法。在动作40中针对每个分支计算分开的缺血性权重。使用段的几何结构特征(例如参考半径、长度、锥形率和其他特征)来独立地估计用于每个根/分支/叶段的局部缺血性权重值。作为示例, 缺血性权重可以使用下式来计算:

$$w = k_1 \cdot r_{ref}^n,$$

其中, r_{ref} 是段的参考半径, k_1 是比例常数, 以及 n 是幂系数。因为, 有规则地, 沿着段的中心线的半径 $r(x)$ 是连续变化的, 所以数学运算符 (f_1) 适用于计算参考值:

$$r_{ref} = f_1(r(x)).$$

计算整个分支或分支的部分的健康半径的平均值、当除去整个分支或分支的部分的半径值的最大 $x\%$ 和最小 $y\%$ 时获得的健康半径的平均值、或者整个分支或分支的部分的健康半径的最大或最小值。

[0109] 由于局部权重是独立计算的, 所以不保证两个子分支的缺血性权重的总和等于父分支的缺血性权重的假设成立。因此, 通过对不同代中不同分支的权重取平均来计算整个树的一个全局缺血性权重。例如, 基于缺血性权重 w_i 来确定整个冠状动脉树(左或右冠状动脉树)的全局缺血性权重值。在动作42中, 计算血管的每个代的全局缺血性值。图17示出了冠状动脉树的示例, 其中代的数 g 附加到每个分支。根分支具有0的代的数, 其然后在每个分叉增加一。在估计全局缺血性权重之前, 置信度值 c_i 附加到每个分支。置信度值表示在计算的参考半径或其他几何结构参数的正确性方面的置信度。非常短的分支(例如在图17中具有等于1的代的数的底部分支)或完全有病的分支(例如在图17中具有等于2的代的数的弥

漫有病分支)接收低的置信度值,而没有半径不规则的长血管接收大的置信度值。在模型开发期间,使用已知的优化方法还可以应用其他约束。

[0110] 在动作44中,使用数学运算符 f_2 来计算 g 代的全局缺血性值:

$$(w_{global})_g = f_2(C_i, w_i),$$

其中下标 i 指的是 g 代的所有分支以及具有小于 g 的代的数所有终端分支。例如, $(w_{global})_g$ 从下式计算:

$$(w_{global})_g = \sum_i c_i \cdot w_i$$

接下来,从对应于单个代的各个全局权重 $(w_{global})_g$ 来计算最终的全局权重值。再次,置信度值可以或可以不附加到每个代 d_j ,以及最终的全局权重值使用数学运算符 f_3 来确定:

$$w_{global} = f_3(d_j, (w_{global})_j),$$

其中下标 j 指的是代的数。例如,全局权重被计算为加权平均:

$$w_{global} = \frac{\sum_j d_j \cdot (w_{global})_j}{\sum_j d_j}。$$

可以使用其他函数。

[0111] 在图16的动作46和48中,全局缺血性权重以满足原始假设的方式被分配到各个分支。在第三步骤(局部)期间,开始于全局缺血性权重,为每个根/分支/叶段计算最终的局部缺血性权重值。在动作46中,冠状动脉叶段的局部权重:

$$w_k = \frac{(r_{ref})_k^n}{\sum_k (r_{ref})_k^n} w_{global},$$

被计算,其中 k 指的是冠状动脉叶段。最后,在动作48中分支和根段的缺血性权重被计算为所有下游叶段的缺血性权重值的总和:

$$w_l = \sum_k w_k,$$

其中 k 指的是位于从当前段 l 下游的所有叶段。可以使用其他函数。可以使用缺血性权重的其他表示。

[0112] 缺血性贡献记分可以被计算为血管树的特征。缺血性贡献是缺血性权重和几何结构参数(例如,半径)的函数。缺血性贡献记分针对可以或可以不包括分枝的非零有限长度冠状动脉段进行计算。

[0113] 缺血性贡献记分针对健康和 unhealthy 段进行不同计算。健康段具有低的缺血性贡献记分。对于健康冠状动脉段,如图18中的冠状动脉段,缺血性贡献记分 s 使用以下公式进行计算:

$$s = k_2 \int_0^L \frac{w(x)}{r(x)^n} dx,$$

其中 L 是段的整个长度, k_2 是比例常数, n 是幂系数, $r(x)$ 是沿着中心线变化的半径, $w(x)$ 是缺血性权重,如果存在分枝则其可以沿着中心线变化。图18示出了在健康解剖模型中具有多个分叉、相应缺血性权重和纵向变化的截面半径的血管段的表示。

[0114] 不健康段,如图17中所示,具有更高的缺血性贡献记分。更高的病变严重性导致更高的缺血性记分。在这个示例中,该段由于狭窄而不是不健康的,但是相同或相似的方法可以用于其他类型的病理(例如,动脉瘤)。对于沿着单个根/分支/叶段伸展的狭窄,缺血性贡献记分使用以下公式进行计算:

$$s = f_4(r(x))w_1 + f_5(r(x))w_1^2,$$

其中 f_4 和 f_5 是应用于纵向变化的半径的数学运算符,以及 w_1 是该段的权重。在贡献记分中的两个分量可以分开地用作训练替代品模型的特征,和/或每个分量可以被分成子分量,其然后被用作特征。可以使用其他函数。

[0115] 图19示出了血管分支或段的一个实施例,血管分支或段包括健康部分和不健康部分,部分有病的血管。为这些不同的部分分开地计算缺血性记分。在如图20中表示的分叉狭窄的情况下,狭窄沿着若干根/分支/叶段伸展。如图20中表示的,为属于父或子分支的狭窄的每个根/分支/叶段计算分开的缺血性贡献记分。可以使用其他方法,例如使用用于分叉的组合记分。

[0116] 可以计算其他缺血性特征。例如,基于各个段的缺血性贡献记分,可以在冠状动脉树中的任何位置计算表示累积缺血性贡献记分的特征。各种特征包括:从位于根段和当前位置之间的所有段计算的累积缺血性贡献记分、从位于根段和当前位置之间的健康段计算的累积缺血性贡献记分、从位于根段和当前位置之间的病理段计算的累积缺血性贡献记分、从位于当前位置和叶段之间的所有段(例如,从当前位置到叶段的路径可以通过在每个分枝处选择沿着主子段的路径来确定,如根据诸如参考半径、下游总长度以及下游代的总数的性质的组合确定的)计算的累积缺血性贡献记分、从位于当前位置和叶分支之间的健康段计算的累积缺血性贡献记分、和/或从位于当前位置和叶分支之间的病理段计算的累积缺血性贡献记分。可以计算附加、不同或更少的缺血性特征。

[0117] 可以为位于从当前位置上游和下游的所有病理段分开地计算上面支持的缺血性贡献记分和/或其他几何结构特征。然后,可以基于所选择的标准(例如,缺血性贡献记分或一些其他特征)对特征进行排序,并且所述特征用作有序的特征列表。

[0118] 用于描述血管分支之间相互作用的特征可以被提取。例如,在血管树中的上游位置使用机器学习算法估计的血液动力学度量本身可以被用作用于在下游位置的血液动力学度量的估计的特征,并且反之亦然。例如,如图21中显示的,在点A预测的血液动力学度量可以被用作用来预测在点B的血液动力学度量的特征。

[0119] 可以定义其他特征,其考虑到跨越不同的、可能不相邻的血管段的流动的相互作用。例如,在图22中,在点A和B的血液动力学受到在侧分支上的狭窄的影响。狭窄的存在导致在父分支中的减小的流量,并且因此导致在父分支中的更低的压力。这转而影响点B所属于的子分支中的绝对压力。类似地,在主分支中狭窄的存在影响在点C的血液动力学。狭窄导致在父分支中更低的流量以及更低的压降,并且因此导致在侧分支中不同的绝对压力水平。

[0120] 任何方法可以用于考虑血管间的相互作用。新特征可以捕获该相互作用。替换地或附加地,现有特征被修改以考虑反复。对于新特征,针对不同侧分支或段的所述特征的组合用于主分支上的位置。类似地,对于侧分支上的位置,可以使用针对主分支计算的附加特征。例如,在图23中当生成位置A的特征向量时,具有最严重狭窄的上游侧分支的总贡献记

分以及具有最严重狭窄的下游分支的总贡献记分可以被添加为特征。任何其他特征或特征组合可以用于此目的。

[0121] 为了修改其他特征以考虑相互作用,在一个实施例中各个段的缺血性权重被修改。这种修改可以转而导致基于缺血性贡献记分的所有特征的适应。第一步骤是将分别确定用于每个段的缺血性权重的局部减小:

$$\Delta w_1 = f_6(w_1, s_1(w_1)),$$

其中 w_1 是当前段的缺血性权重,以及 s_1 是当前段的缺血性权重,以及 f_6 是数学运算符。

[0122] 由于每段具有不同的 Δw_1 值,这些改变在全局级别使用以使缺血性权重适应,从而确保原始假设成立(即,两个子分支的缺血性权重的总和等于父分支的缺血性权重)。

[0123] 缺血性权重以自顶向下或自底向上的方法进行全局适应。对于自顶向下方法,权重从树的根被适应。因此,父(根)分支的新缺血性权重被确定为:

$$w'_1 = f_7(w_1, \Delta w_1)$$

其中 w'_1 是父分支的新缺血性权重。接下来,从当前段下游的叶段的新缺血性权重被计算为:

$$w'_k = \frac{(r_{ref})_k^n}{\sum_k (r_{ref})_k^n} w'_1$$

位于当前分支 l 和叶分支 k 之间的分支的缺血性权重被计算为所有下游叶段的缺血性权重的总和。然后,对当前分支的所有子分支进行重复计算,并且递归地重复该过程直到遍历整个树以及达到叶分支为止。

[0124] 对于自底向上方法,叶分支的缺血性权重被适应为:

$$w'_k = f_8(w_k, \Delta w_k).$$

接下来,使用下式使父分支的缺血性权重适应:

$$w'_l = f_9(w_l, \Delta w_l, w'_1, \dots, w'_j),$$

其中 l 这里指的是父分支,而 w'_1, \dots, w'_j 指的是中间子分支的新缺血性权重。递归地重复这个过程直到达到根分支为止。

[0125] 可以从医学图像直接提取几何结构特征中的任何特征,以应用到患者特定的扫描数据。例如,从二维投影直接提取冠状动脉树上的半径信息,而不必重新构建三维血管。图24示出了示例X射线或血管造影照片投影图像,从其提取在各种位置的半径。医学图像可以被处理,例如滤波、分段和/或掩蔽,或者不处理。

[0126] 医学图像是从合成数据生成的合成或人工图像。例如,图像是作为来自从模型创建的合成血管几何结构的投影的渲染。为了训练,合成图像用于提取训练所使用的特征。在其他实施例中,图像来自患者,例如通过执行患者的医学扫描。为了学习的分类器的应用,从图像提取特征。

[0127] 特征提取在医学成像扫描器或其他装置(例如,成像工作站)上执行。在具有或不具有通过具有显示器和用户输入(例如,键盘、鼠标、轨迹球、触摸板和/或触摸屏)的用户输入的情况下,处理器执行提取。

[0128] 来自图像的特征提取的处理完全自动化、半自动化、手动或其组合。在手动方法下,解剖或其他特征被输入,由人类操作员或用户进行注释或测量。例如,用户编译用于给

定血液动力学度量(例如,FFR)计算所需特征的列表。该列表在显示器上被呈现给用户或者用户从另一源获得该列表。例如,成像扫描器或工作站显示对话,用户可以编辑该对话以插入特征。用户可以变更列表上的特征,例如添加、移除或改变特征。然后,用户将值指派给列表的特征。图像用于确定用于特征的值。用于特征的值得到的列表被存储为训练数据库28的部分或用于机器学习的分类器的应用。

[0129] 在其他实施例中,用户编译多个特征列表,每个关于医学图像的不同部分。每个列表可以与感兴趣的解剖结构的不同视图和/或不同空间区域相关联。用户选择图像的一个或多个部分。对于每个所选择的部分,系统提供特征列表。用户可以编辑列表以及将值指派给特征。系统将该列表组合在全局特征列表中。得到的组合列表被存储或用于应用。在其他实施例中,这些列表被分开保持。

[0130] 为了帮助用户,系统自动地提出感兴趣的解剖结构的一个或多个视图、医学图像的切割部分(例如,段或掩模)、和/或提供测量工具,所述测量工具允许测量感兴趣的解剖结构的几何结构特征。图25示出了用于测量距离的示例注释工具,例如血管长度(左边图像)或血管直径(右边图像)。标尺允许计算图像上所选择的点之间的欧几里得距离。图26示出了用于跟踪血管的中心线或其他结构的示例注释工具。例如,用户点击医学图像上的多个点,并且系统绘制连接它们的线。系统沿着中心线的曲线横坐标计算血管的长度。

[0131] 可以提供其他注释工具,例如提供模板列表的系统,在其当中用户选择最能表示感兴趣的一个或多个解剖对象(例如,锥形血管、分叉、三根分叉部、和/或具有不同形状的狭窄)的模板。图27示出了用于感兴趣的解剖体的合成表示的示例工具,其用于创建几何结构以及提取特征。用户选择几何结构模板并且连接模板以表示整个解剖体。每个几何结构模板基于(几何形状、血液动力学、解剖和/或分类的)任何特征被标记和颜色编码。几何结构模板可以由用户进行编辑(例如,改变血管半径、血管长度、血管曲率、色码、或其他特性)。基于所选择的几何结构模板,自动地填充特征列表。系统可以为医学图像的每个部分和/或感兴趣对象的每个视图提供相同或不同的几何结构模板列表。

[0132] 在半自动方法下,特征中的一些可以由算法自动提取,而一些其他特征可以由用户注释或编辑、输入、和/或校正。系统提供动脉树或子树的几何结构特征的全部或部分识别。所检测到的特征可以在可用于进一步用户相互作用或注释的医学图像的顶部示出。在一个实施例中,解剖由处理器自动检测。用户可以编辑和/或校正检测结果。处理器自动计算中心线和截面轮廓。用户可以编辑和/或校正检测结果。特征列表被显示给用户。与处理器相互作用的用户针对要计算的处理器确定的值而输入值或指示测量的位置。在由用户进行的任何编辑和/或校正之后,具有相应值的一个或多个特征列表被存储或在应用中使用。

[0133] 可以使用具有半自动特征值确定的其他实施例。提供了一个或多个各种选项或差异。系统共同地执行中心线和截面轮廓的自动检测(例如,心肌、冠状动脉口、和/或主分支)和计算。用户通过交互地改变其在医学图像上的位置和/或形状来编辑中心线和截面血管轮廓。除了由系统自动生成的那些之外,用户创建新的中心线分支和附加轮廓。系统使用自动检测到的特征和由用户手动添加的特征两者来填充几何结构特征列表。系统保持跟踪当前添加到列表的特征,并且如果有的话提示用户添加缺少的特征。系统基于特征对最终计算值的影响而具有特征的预定义分级,并且特征列表基于这个分级被示出颜色编码。这其中的一个可能应用是在特征识别期间的用户引导,使得用户可以确保大多数相关特征被仔

细地捕获。系统随着特征正被添加到列表而连续地计算感兴趣的血液动力学度量,并且交互地示出了得到的值或对当前正被添加的特征的度量敏感度。

[0134] 在一个实施例中,系统基于例如数据库、群体平均、文献搜索、来自相同患者的先前数据、或其他源显示针对每个特征的推荐的范围。系统比较当前的特征列表与来自任何源的参考值,并且在计算值在预期或推荐的变量范围之外的情况下提示用户校正和/或确认特征。系统自动地提出表示感兴趣的解剖对象的几何结构模板的选择。系统基于例如数据库、群体平均、文献搜索、来自相同患者的先前数据、或其他源为几何结构模块的参数显示推荐的范围。系统自动填充特征列表,并且提示用户编辑、添加和/或校正列表。当用户添加或编辑特征时,所有或部分的其他特征被相应地更新。可以提供附加、不同或更少的用于半自动提取特征的值的变量。

[0135] 此外,当提供用于特征提取的手动输入时,特征值可以用于向用户指示要在几何结构的哪个部分上聚焦。例如,如果特定分支的缺血性贡献记分是高的,那么在提供输入信息时(例如,当执行分段时)用户应该聚焦在该特定的分支上。图29示出了具有高缺血性贡献的分支的示例,在准备特征提取所需的数据的同时,用户应该聚焦具有高缺血性贡献的分支。

[0136] 在全自动方法下,根本的图像处理算法首先检测感兴趣的解剖区域。例如,算法自动地检测狭窄、冠状动脉血管、冠状动脉口、心腔、心肌、骨小梁和乳头肌、和/或主动脉。接下来,算法在检测的区域中从医学图像提取解剖特征。系统提供全自动检测以及针对感兴趣的血液动力学指标的计算的特征的量化。自动方法的结果是具有填充值的完整特征列表。因此所识别的几何结构或其他特征的收集可以或可以不足以重新构建精确的三维几何结构模型。

[0137] 再次参考图2,在动作16中确定感兴趣的一个或多个血液动力学度量的值。为合成数据中的血管布置的示例中的每一个确定和存储流量特性的值。流量的值是用于训练分类器的基础事实。该值与每个示例的特征一起存储在数据库28中。

[0138] 机器学习将输入特征映射到一个或多个血液动力学度量的一个或多个值。可以使用任何血液动力学度量。度量用于血管结构的部分或用于感兴趣的整个血管结构。各种示例度量包括压力(例如,平均、瞬时、随时间变化、无波区间、在心动周期的特定子区间之上平均、或其它)、流速(例如,平均、瞬时、随时间变化、无波区间、在心动周期的特定子区间之上平均、或其它)、壁剪切应力(例如,平均、瞬时、或其他),振荡剪切指数、血管壁的应变、血管壁应力、或由任何数学运算符(例如,加、减、乘、除、积分、导数、或其它)限定的上面的任何组合。特别地针对冠状动脉计算的示例血液动力学度量包括分数血流储备(FFR)、瞬时无波比(iFR)、平均远端压力与平均近端压力的比率(基本Pd/Pa)、基本狭窄流阻(BSR)、充血狭窄流阻(HSR)、钙化记分、斑块破裂的风险(例如,分开地针对每个类型的组织:纤维组织、脂质组织、坏死组织、和钙化组织),内皮功能紊乱、或其任何组合。

[0139] 为合成示例中的每一个提取一个或多个血液动力学度量值,所述合成示例用在训练数据中以及用于提取特征。针对例如每个设置确定几何结构和其他特征,并且连同血液动力学度量值一起,特征和值用于填充训练数据库。基于合成模型的表示(例如,在体外或在计算机中),不同的方法可以用于提取训练阶段期间所需的血液动力学度量。流量模拟和/或实验用于在体外模型。例如基于计算流体动力学的流量计算用于在计算机中模型。

[0140] 对于在体外模型,血液动力学度量基于模拟期间的测量来确定。用于计算血液动力学度量的值的压力、流量、速度、或其他血液动力学信息被测量。图28示出了示例在体外模型23。模型23包括管或模拟血管的其他材料。管的形状或通过使管成形,可以建立血管的各种几何结构。图28的简化模型23包括:在体外血管树,用管进行建模;泵,通过在体外模型23在具有类似于人类血液的性质的情况下使流体循环;水力流阻(即,流量限制器),耦合到终端在体外段以生成在体外模型内的逼真的压力水平;贮液器,用于收集流体;一个或若干封堵器,用于生成在体外模型中的缩窄;以及一个或多个测量装置(例如,压力换能器、流量计、用于测量速度的多普勒探针、和/或其他传感器),用于确定血液动力学度量。可以提供附加、不同或更少的装置,例如用于改变分支位置和/或段数量的接头或夹具。

[0141] 在体外模型23和流动条件可以以多种方式进行修改以生成大量的设置。例如,改变封堵器的数量、位置和形状。作为另一个示例,改变在一个或多个位置的流阻。在又一个实施例中,改变泵的操作。可以改变侧分支和任何闭塞的数量。不同改变的组合的其他改变用于创建不同的模型,其具有相应特征和所得到的流量特性。这些改变用于填充具有合成示例的数据库,所述合成示例包括许多模型23中的每一个的一个或多个血液动力学度量值和提取的特征。

[0142] 对于在计算机中模型,不存在用来测量流量的实验桌面设置。相反,使用计算流体力学(CFD)或其他流动建模。可以使用用于在人类心血管系统对血液的流动建模的任何计算方法。已经提出了具有不同复杂性和规模的模型,范围从集总(或零维模型)、一维模型、二维模型到具有刚性或顺从壁的三维模型(例如,流体结构相互作用模型)。这些模型的非线性偏微分方程式用有限差分法、有限元法、有限体积法、谱元法、边界元法、晶格玻尔兹曼(Lattice-Boltzmann)方法、其他方法、或其组合来求解。为了指定在合成几何结构中执行血液量计算所需的边界条件,可以使用个性化边界条件(例如,使用基于血管形态的异速生长比例法则)或通用边界条件。可以使用稳定状态和/或瞬时流量计算。当基于异速生长比例法则使计算个性化时,个性化可以指的是任何流动状态,例如静止、充血或锻炼。

[0143] 与在体外设置相比,对于在计算机中建模的单个合成情况,这个情况的每个位置可以用于生成在训练数据中的特征向量。此外,对于每个合成情况,可以强加不同的流动条件,并且可以针对每个流动条件提取分开的特征向量。

[0144] 再次参考图2,在动作14中机器学习训练分类器。在机器学习中使用用于许多血管布置的输入特征向量和相应的流量特性的值。合成地生成数十、数百或数千个示例。相应特征值和血液动力学度量值用于将特征值映射到度量值。一旦合成血管树的特征和血液动力学度量已经被提取,下一步骤是将训练用于预测血液动力学度量的机器学习算法。

[0145] 可以使用任何类型的机器学习算法。机器学习算法是监督、半监督或无人监督的。使用监督的学习的一些示例包括回归、基于实例的方法、正则化方法、决策树学习、贝叶斯定理、核方法、聚类方法、关联规则学习、人工神经网络、降维、和集合方法。可以使用概率升压树、分层、或其它过程。

[0146] 机器学习可以使用所有输入特征。可替换地,机器学习确定鉴别性特征并且选择设置以用于分类的特征。提取的特征的子集可以用于按照如根据特征选择和分级、特征组合或其他过程所确定的来学习。

[0147] 可以创建一个以上的分类器。由于在血管树中存在不同类型的分支和区域,不同

的分类器可以被机器训练以用于不同的分支和/或区域。例如,不同的分类器被训练以用于主和侧分支、分叉区域和单分支区域、不同类型的病理区域(例如,不同类型的单分支狭窄区域(例如,病灶性、长、弥漫、再狭窄、或其他)、不同类型的分叉狭窄(例如,用于在麦地那(medina)分类中每个分叉狭窄类型的分开的模型)、不同类型的动脉瘤、不同类型的斑块、不同类型的全部和/或几乎全部闭塞、狭窄和回流阀、各种心脏的病理(例如,过去梗死或肌病))、或不同类型的分支(例如,在冠状动脉树的情况下:LM、LAD、LCx、RCA、对角线、OM、或其他)。由于训练是基于合成几何结构的,可以为这些不同分类器中的每一个生成足够大数量的训练实例。另一个可能性是将使几何结构成分开的段(例如,对于冠状动脉几何结构:近端LAD、中间LAD、以及远端LAD),并且在分开地针对每段的前述部分中提取所讨论的特征。此后,这些特征可以被合并成累积特征或分开地针对单个或多个机器学习算法使用,所述机器学习算法用于预测感兴趣的血液动力学度量。

[0148] 一旦训练完毕,机器学习的分类器被实例化为一个或多个矩阵。矩阵将输入特征的值映射到血液动力学度量的值。在22中这种映射用于预测血液动力学度量。在这个预测阶段,在动作20中从患者特定的数据提取特征。这些患者特定的特征被输入到机器学习的分类器,所述机器学习的分类器输出一个或多个用于血液动力学度量的值。例如,基于从患者的扫描的医学图像提取的特征,训练的模型被应用来计算该患者的FFR。

[0149] 机器学习的分类器可以用于反馈方法中。在执行预备步骤以提取附加特征和/或血管其他部分的特征时,中间结果可能已经使用机器学习算法进行计算并且显示给用户。这可能潜在地给出用于获得最终结果的有用反馈。图30A和30B示出了示例。图30A示出了部分处理的几何结构的示例,针对该几何结构可以预测和显示血液动力学度量。图30B示出了在这种情况下使用的工作流程,其包括回路以便在动作52中在正处理输入数据的同时连续地生成新的预测。这种方法由于从特征的集合来预测血液动力学度量几乎是瞬时的事实而是可行的。

[0150] 与其说训练一个分类器,不如说分类器可以被学习为不同模型的网络,其中每个模型对特征空间的某子集或全部进行工作。来自每个模型的输出可以被用作其他模型的输入,进而创建新的特征。作为一个示例,上游节点的输出可以被用作作用来预测在下游位置所需数量的特征,并且这个程序可以反复地应用以重新构建整个动脉树上的量。来自一个模型的输出可以被用作相同模型的输入以产生递归模型估计。分类器可以被训练以从分类,离散和/或连续的特征学习。预测分类器可以是多个相互作用的机器学习的分类器的组合,其中的每一个使用相同或不同的特征子集。

[0151] 一旦训练完毕,一个或多个机器学习的分类器用于预测。为了预测针对特定患者的流量,获取表示患者的医学扫描数据。扫描数据通过医学扫描器来获取并且表示患者的血管结构。例如,医学扫描数据是血管造影照片数据。可以获取计算机断层照相、磁共振、超声、PET、SPECT、X射线、其组合或其他类型的医学扫描数据。在替换实施例中,扫描数据通过从存储器的上传或从传输的接收来获取。扫描数据特定于给定患者,所以是来自患者的扫描而不是来自合成数据。

[0152] 医学扫描数据表示患者的三维区域。提供了表示在三维空间之上分布的不同体素处的强度的扫描数据的集合。在其他实施例中,医学扫描数据是血管结构的零维、一维或二维表示。二维或三维扫描数据被处理以创建特定患者的血管结构的零维、一维或二维表示。

[0153] 为了预测,从医学扫描数据提取特征。特征也可以从患者的其他数据提取。类似地,可以为不可用于给定患者的特征提供替代特征,例如使用平均值。

[0154] 上述方法用于从特定患者的医学扫描数据和其他数据提取值。在预测期间来自患者数据的特征的整个集合被提取,并且然后机器学习算法用于预测血液动力学度量。用于提取特征的数据的准备使用手动、半自动或自动方法。对于患者数据集,其中一些血液动力学参数将被计算,相关特征从患者图像提取,并且然后作为输入应用于学习的机器学习模型。

[0155] 由用户选择的特征来自相同的视图或者来自不同的解剖视图。特征还可以选自多个成像模态。作为示例,如果患者具有手术前的CT扫描,则一些特征在CT扫描上选择,而一些在外科手术进行时的血管造影捕获上选择。这些附加图像可以来自任何模态,包括但不限于:MRI、CT、X射线血管造影术、静脉超声(IVUS)和光学相干断层照相(OCT)。特征可以包括关于患者过去历史的信息。例如,特征中的一些与来自过去经皮冠状动脉介入治疗(PCI)程序的已经在患者内的支架有关。如果患者遭受严重扩大的心脏则具有来自过去梗塞形成的心脏疤痕、或者其他条件,这个信息可以被用作特征。预测分类器适于考虑这个特征并且增加准确度。特征从医学图像或从医学扫描数据的处理后的表示直接提取。处理后的版本可以是不同解剖特征存在的网格、掩模或概率描述符。

[0156] 在图2的动作22中,提取的特征值被输入到机器训练的分类器。处理器输入这些值作为分类器的应用的部分。机器训练的分类器仅根据合成数据或根据来自患者的收集的数据和合成数据的组合进行训练。对于合成数据,机器训练的分类器根据用计算机建模、物理建模、或者计算机和物理建模两者生成的血管布置的示例进行训练,所述计算机和物理建模使用在体外和在计算机中模型以及相应基础事实血液动力学测量或计算。在动作20中用于应用的从患者医学扫描数据提取的特征被输入到分类器。

[0157] 作为输入的结果,处理器输出一个或多个用于血液动力学度量的值。处理器应用机器训练的分类器来确定流量。流量被输出为值、图、注释、显示或图像。

[0158] 预测的量是任何血液动力学量,包括但不限于从其导出的压力、速度和数量。例如,替代品模型预测是FFR、iFR、CFR、BSR、HSR、基本Pd/Pa、压力梯度或另一个量。流速、剪切应力、这些量的时间积分、斑块破裂的可能性、斑块的性质分类、或其他度量可以被预测。一个以上的度量可以被预测。

[0159] 预测是连续变量,例如压力或相关变量、或分类变量,例如存在或不存在疾病的离散预测或者疾病严重性的离散分等级。预测的指标可以是周期平均量或瞬时量,从而示出心脏收缩和心脏舒张变化。此外,模型预测可以用于推断出器官灌注以及预测器官可能是脆弱的部分。模型预测还可以结合其他成像数据(例如,灌注和应力回波(stress echo))使用,以改进图像以及识别另外的特征。

[0160] 在一个实施例中,一个或多个预测值是以血管结构图像在显示器上的输出,所述血管结构根据医学扫描数据生成。计算的血液动力学指标可以交互地显示以允许在特征集中的改变。如果用户选择改变任何特征值,那么得到的值被反映在所有点处计算的指标值中。模型预测还可以被示出为最严重病理的分级,其中对于患者,介入可能有最有利的影晌。对于冠状动脉,模型可以按照严重程性的降序对病变进行排序。一旦病变中的一个支架植入,模型可以立即更新血液动力学指标,例如FFR,并且根据新的预测重新对剩余的病

变进行排序。

[0161] 来自模型的预测可以用于引导介入装置(例如,导管、压力线以及对于支架部署)的放置。预测可以用于查明支架已经以向患者提供最佳益处的方式放置。由来自特征的有效预测提供的互动性质使得支架一旦被放置就立即更新预测以确认部署是否是成功的成为可能。

[0162] 在一个示例输出中,计算的FFR结果被可视化在医学扫描器的显示器上或另一装置上,例如成像工作站。显示医学图像,例如血管造影照片。图像上的任何点可以针对相关联的度量被查询(例如,点和点击),以及相应度量值被示出为叠加到图像。图31示出了其中用户选择血管结构的根部上点的示例。作为示例,选择冠状动脉树中感兴趣的点,以及如在图31中展示的图像中示出相应FFR值。用户可以激活“不点击”模式,在这种情况下,通过仅将光标定位在感兴趣的位置上在光标的对应中显示感兴趣的值。

[0163] 通过显示度量值,可以提供与用户的其他相互作用。例如,系统提供触摸屏,使得能够实现与感兴趣的解剖对象的相互作用,例如用于旋转、缩放和平移(pan)的姿势。点和触摸使系统在触摸点处显示感兴趣的值。作为另一个示例,系统提供眼睛跟踪装置,使得感兴趣的值显示在正由用户观察的位置处。

[0164] 取代显示二维图像或根据三维医学扫描数据渲染,动脉树作为抽象图或树在显示器上表示。该图可以基于感兴趣的特征进行颜色编码。为了点对点对应,系统可以自动地同步示意图的遍历与图像的遍历。

[0165] 可以使用用于血管树的子部分或少于所有血管树的血液动力学度量值的其他输出。图32示出了一个实施例,其中感兴趣的解剖体的合成表示基于感兴趣的血液动力学指标进行颜色编码。系统同步图像的遍历与图表的遍历。通过选择提取的编码的表示或通过选择图像的编码部分,相应的一个或多个度量值被输出。

[0166] 图33示出了另一个示例输出。基于提取的特征或几何结构,动脉树被表示为三维结构,其可以被可视化并且在内部飞行模式下交互地导航。类似的合成三维结构还可以基于感兴趣的特征进行颜色编码。血管表面可以基于感兴趣的任何量进行颜色编码。

[0167] 图34示出了又一个示例输出。每个血管被映射到平面并且表示“展开”。在这个视图中,冠状动脉树看起来像二维树。每个血管可以由感兴趣的特征或度量值进行颜色编码。在这种表示中,血管上的附加信息也是可视化的(例如,内皮功能、壁剪切应力、或斑块负荷)。

[0168] 在另一个实施例中,冠状动脉树被映射到图谱或解剖结构的图示表示。图像基于感兴趣的特征或度量的值进行颜色编码或以其他方式编码。系统提供图谱和图像的导航的自动同步。

[0169] 图35示出了输出的另一个实施例。通过示出沿着中心线(或更一般地在图像内)移动的(或固定的)一个或多个微粒(点符)来表示感兴趣的任何特征或度量。这些点基于感兴趣的特征或度量值进行颜色编码或以其他方式编码。相同的微粒(点符)可以与在微粒的位置估计的感兴趣的特征或度量的统计数相关联。通过选择微粒,示出统计数或值。

[0170] 图36示出了输出的另一个实施例。示出了在脉管树中的路径(表示为线),并且基于感兴趣的特征或度量的值进行颜色编码。相同或不同的路径可以针对不同的特征来确定。

[0171] 图37示出了另一个输出。血管被表示为具有不同截面标记的三维渲染。截面标记基于特征或度量的值进行颜色编码或以其他方式编码。

[0172] 在其他实施例中,流迹线或流线被添加并且基于感兴趣的值进行颜色编码。冠状动脉树的图像可以基于在预处理阶段期间提取的任何特征、基于任何计算的特征、或基于预测的度量值进行颜色编码。作为示例,计算的FFR值用于给冠状动脉树着色。

[0173] 图38示出了图2的整个过程的另一个实施例。动作60,62,64和66被添加以处理不确定性。在动作60中,不确定性被分配给一个或多个特征。不确定性是用于特征的可能值的分布。例如,半径可能被测量为0.25cm,但是测量的准确度或公差规定半径在0.20cm和0.30cm之间,其对于更接近于0.25cm的值具有更大的概率。可以使用可能或概率的值的任何分布,例如正态分布、来自学习的分布、或来自其他源的分布。

[0174] 一个或多个不确定输入变量的集合的分布在形成合成数据中被使用。在一个示例中,在训练阶段期间通过推测地扰动合成几何结构来获得置信度区间以获得预测的范围。创建用于可能值中的每一个的合成示例。结果,机器学习的分类器可以输出作为结果的范围或者给定特征值的不确定性时度量值的分布。不确定性通过正向模型传播,并且确定用于血液动力学度量的不确定性。可替换地,度量值的不确定性通过机器学习算法基于提取的特征以及反映被用作输入的特征值的不确定性的分布进行学习。

[0175] 为了预测,为患者特定的几何结构提取相同特征以及自动或由用户指定输入数据中的不确定性。用户可以输入或选择分布。使用机器学习算法,提供了估计血液动力学度量的置信度。为一个度量值提供置信度或概率。可替换地,来自学习模型的预测还可以是范围或置信度区间,在其内预测是预期的。为患者预测的置信度区间可以从模型直接预测或者从来自合成模型的保存数据库的类似解剖体的集合估计。

[0176] 表示给定不确定性的度量值的分布的曲线图被输出。作为由给定特征的输入值分布产生的不同度量值分布的置信度区间的任何表述可以被使用。输出血液动力学度量包括由在输入特征中的一个或多个的值中不确定性产生的不同度量值的置信度和置信度区间。

[0177] 在另一个实施例中,提供了自动适应。在线机器学习被使用,其中关于一个或多个预测准确度的反馈用于添加非合成示例到数据库28,使得机器学习的重复可以导致更精确的分类器。系统能够包括已知测量的影响。如果针对给定患者的血液动力学参数的测量被在任何位置提供,那么系统使用这个信息来改进任何随后的预测的准确度。此外,在提供数据的位置的原始预测中的误差可以用于改进模式的未来行为表现。在替换实施例中,使用没有反馈或更新的机器训练的分类器。

[0178] 对于特征提取,用来改进自动识别的特征所采取的用户校正行动可以用于改进未来的特征检测。系统从用户输入学习。特征提取的改进和/或分类器的自适应学习可以是在全局方式或位点特定方式上。这允许系统基于患者人口统计状况来考虑解剖趋势。

[0179] 可能出现机器学习的其他适应。如果血液动力学度量的测量变得可用,那么系统可以自动地或半自动地识别异常值案例或其中度量值具有给定规范的标准偏差的案例。这些案例然后用于创建合成几何结构的新集合,其模仿异常值的特征,连同已经可用的训练集合一起以改进模型预测。利用更新的数据库28,分类器再次进行训练。

[0180] 除了解剖,如果流量测量也是可用的(例如,多普勒),那么测量值作为给定示例的基础事实被并入机器学习方法中。训练数据利用作为输入的代表流量的新特征来进行更

新。在预测阶段中,如果这些“流量”相关的特征的测量值是可用的,那么这些流量特征被用作特征向量中的输入。在缺乏流量特征的情况下,类似的患者或与患者的类似模型位于来自几何结构特征的数据库中,以得到不同分支中流量的数据驱动的估计。这个流量被用作预测的替代特征。

[0181] 虽然为了训练可以生成非常大量的合成案例,但是示例将不覆盖所有患者特定的案例。因此,当使用机器学习的分类器来预测患者特定数据的结果时,在验证机器学习分类器的同时在预测和测量的血液动力学度量之间的不良匹配可能出现。在这种情况下,在图39中显示的工作流程用于丰富合成案例的数据库,从而改进对于导致不良匹配的患者特定的案例的预测。在图38中显示的过程还可以直接在工作站上执行,因为合成案例的生成可以是全自动的。在动作70中,具有不良匹配的案例被识别。所述特征向量距示例的特征向量的距离用于识别不良匹配。可替换地,预测值与测量值进行比较以识别不良匹配。在动作72中,不良匹配的原因被找到。所述原因可能是不存在的特征值、最不同的特征值、和/或最决定流量值的特征值。在动作74中,具有类似特征的新合成示例被生成并且被添加到数据库28。用于添加的示例的血液动力学度量值被计算或测量。在动作76中,利用更新或适应的数据库示例再次执行机器学习。

[0182] 在另一个实施例中,顺序机器学习被使用。机器学习的分类器的顺序被创建。例如,血液动力学度量从几何结构特征进行预测。该值和其他特征用于使用不同分类器预测相同的度量。任何层级的分类器和相应机器训练可以被使用。

[0183] 在一个示例中,第一机器学习的分类器在训练阶段期间用完全合成数据进行训练。由机器学习的分类器为患者特定的输入特征向量预测的结果可以通过使用患者特性进行改进。图40示出了使用顺序的改进。首先,在动作26中从患者特定的医学扫描数据提取几何结构,以及在动作20中从血管几何结构提取特征。在动作22中,通过在纯合成数据上训练的分类器来预测流量度量。在动作78中,进一步患者特定的特征被提取,例如,年龄、性别、BMI、来自其他成像模态的测量、或其他信息。在动作80中,连同患者特性,第二机器学习的分类器使用由第一分类器预测的结果作为特征,以便改进最终预测。用于训练第二机器学习的分类器的数据库可以使用非合成数据,例如来自对实际患者应用第一分类器的数据,其中患者特定的流量被测量并且用作基础事实。

[0184] 任何特征可以用于随后的分类器。例如,在冠状动脉循环情况下的左或右的单侧性优势、如例如在syntax记分中描述的所指定的病变类型(例如,具有病变的冠状动脉段、病变类型、分叉病变的麦地那那分等级、分叉角度、开口病变、弯曲度、病变的长度、钙化、血栓、弥漫疾病、或其他测量)、患者人口统计状况(例如,年龄、性别、BMI、高度、质量、吸烟者/非吸烟者,或其他)、病理历史(例如,存在高血压、存在高血脂、糖尿病、心绞痛类型(稳定/不稳定/无声)、先前的心血管病史(中风、梗塞、PCI、支架、CABG等)、非侵入性的应力测试(例如,应力回波)、周围脉管疾病、肾脏疾病、运动ECG——应力测试、运动放射性同位素测试(核应力测试、心肌闪烁照相术))、血液生物标志(例如,红细胞压积、脂蛋白水平、甘油三酯、或其他)、过去或现在使用的药物(例如,阿司匹林、 β 受体阻滞剂、硝酸盐、他汀类药物、ACE抑制剂、钙通道阻滞剂、或ARB)、使用任何成像模态提取的测量(例如,MRI→血液速度、血液流速、动脉壁的运动;多普勒→血液速度;IVUS→斑块特性、内腔信息、病变偏心;血管造影术→造影剂传播;和/或超声心动图→如心肌劳损的心肌特性)、来自导管插入的侵入

性测量(例如,侵入性压力、流量、和/或在心血管系统中的任何位置的流阻测量)、其他测量、或其组合。来自顺序方法第一阶段的任何特征可以从该阶段中被去除,并且仅在第二阶段期间使用。

[0185] 顺序机器学习方法还可以用于预测患者的未来进展。例如,几何结构特征连同预测的血液动力学度量以及上面列出的任何其他特征一起可以用于预测再狭窄的风险。在这种情况下,第二分类器在过去获取的患者进展数据上进行训练。

[0186] 一个可能性是将用先前案例的患者特定的数据来建立数据库,并且将在顺序或第二分类器的训练期间使用这个数据库。如上所述,在第一步骤期间,在合成数据上学习的分类器用于生成血液动力学度量的第一预测。在第二阶段期间,针对患者特定的数据提取的特征用于找到患者数据库中的类似案例,以及第二机器学习算法被应用来预测血液动力学度量的最终值。

[0187] 在又一个实施例中,机器训练的分类器针对治疗计划进行训练。可以执行用于血管的各种治疗中的任何一个,例如支架植入、烧灼、切割、切除、移植、药物暴露、或其他程序。执行治疗以具有血液动力学影响。分类器可以用于通过类型、位置、和/或治疗量来预测血液动力学度量。

[0188] 类似地,分类器可以用于确定要治疗的各种异常中的哪一个。分类器用于评估脉管树中各个病变的血液动力学影响。图41示出了具有三个狭窄的冠状动脉树。相同的方法和 workflows 可以应用于其他脉管病理。为了评估每个狭窄的影响,并因此为了确定哪些狭窄可能需要PCI,可以使用各种方法。在一个方法中,用户标记要治疗的狭窄。几何结构被修改以致反映支架的放置,所述支架的大小和定位由用户来选择。图41示出了几何结构作为结果的变化。在另一个方法中,狭窄被自动检测。图42示出了限定狭窄的近端和远端平面的检测。血液动力学度量被适应以致去除每个狭窄对血液动力学的影响。初始几何结构不必被修改,而是度量值被改变。

[0189] 虽然从算法观点简单明了,但是第一方法具有依赖于广泛用户相互作用的缺点。狭窄被识别,支架尺寸被选择,以及支架放置对几何结构的影响被评估,都由用户来进行。第二方法是全自动的并且用户仅需要选择狭窄,所述狭窄对血液动力学度量的影响需要被评估。对于第二方法,用于评估血液动力学度量的分类器必须被修改。如果血流建模方法被使用,那么压降模型可以被修改以反映支架对血液动力学的影响

[0190] 在合成数据上使用机器学习,另一个方法被提供。提取的特征值和/或提取的几何结构被修改。图43示出了一种用于修改一个或多个特征或者几何结构以考虑治疗以便确定哪一个狭窄要治疗的方法。在动作82和20中,提取的特征值或特征的集合被修改。在动作82中,从合成几何结构提取的特征值被修改以考虑治疗。在预测期间,在动作20中提取的特征被修改以考虑治疗。一个或两个修改被使用。分类器可以在许多示例上被训练。从患者特定的数据提取的特征被修改以仿真计划的治疗的影响,使得对所得到的血液动力学度量值进行预测。在另一个实施例中,机器训练并入很可能的修改,从而为考虑可能治疗的更精确训练,创建相关合成示例以及相应计算或测量的度量值。

[0191] 例如,一个方法修改与狭窄段的缺血性贡献记分相关的特征:

$$s = f_{41}(r(x))w_1 + f_{51}(r(x))w_2^2$$

其中 f_{41} 和 f_{51} 是运算符 f_4 和 f_5 的修改版本。此外,由于对相应分支的总贡献记分的不同

影响,或由于分支之间的不同相互作用,所以包含狭窄的分支的缺血性权重也可以被修改。修改的特征、相应的值以及得到的血液动力学基础事实用于训练分类器。修改的特征和来自患者特定的数据的相应值用于根据分类器进行预测。在一个示例中,修改是关于对应于狭窄的特征和值被修改成对应于健康血管、支架或来自治疗的结果(其中得到更小流量限制)的特征和值。

[0192] 在所有可能的后支架植入方案可以被估计以及综合分析可以被显示给用户的这种意义上,该方法可以被进一步扩展。狭窄基于它们对血液动力学度量的影响进行分级。向用户给出关于需要治疗的狭窄的建议。

[0193] 图44示出了一种用于解决不同生理状态的方法的实施例。生理状态可以是静止、药物引起的充血(例如,冠状动脉内或静脉内)、由球囊膨胀、运动、治疗后期生成的充血,或另一个状态中的任何生理状态。机器学习用于从一个生理状态映射到另一个生理状态。通过使从合成几何结构提取的特征适应以及通过改变流量模拟中的流动条件和/或针对合成几何结构执行的计算,可以为任何患者特定的状态预测血液动力学度量中的任何度量。图44表示了不同的方法。

[0194] 机器训练的分类器用于将针对患者的特定生理状态获得的血液动力学度量映射到患者的不同生理状态。基于顺序机器学习的策略被应用。在动作84中提取的特征用于给定状态,使得针对该状态对血液动力学度量值进行预测。按照顺序,在动作86中提取具有或不具有在动作84中使用的特征中的一些或全部的进一步特征。提取的特征用于不同的生理状态。在动作88中第二机器学习的分类器被训练和使用以将来自第一生理状态的结果映射到第二生理状态。这个第二分类器算法可以依赖于任何特征,例如:特定于第一生理状态的几何结构特征、特定于第二生理状态的几何结构特征、和/或为第一生理状态预测的血液动力学度量。特定于第二生理状态的几何结构特征可以通过修改例如在缺血性权重和缺血性贡献记分的计算中使用的常数和运算符来导出。

[0195] 图45示出了用于使用机器学习来改进降阶模型的另一个实施例。机器学习方法可以用于改进降阶模型。与降阶模型相比,当计算血流量时,全比例(三维)血流量模型提供更高的保真度。例如,在一维血流量模型中不捕获血管曲率的影响。附加系数可以被添加到降阶模型中以考虑不由降阶模型捕获的性质的影响。

[0196] 为了确定这些系数的值,机器学习方法可以被使用。首先,在动作10中生成大量的全比例几何结构,并且在动作90中执行用于这些几何结构的全比例血流量计算。从几何结构提取描述不由降阶模型捕获的性质的特征的集合,并且在动作92从计算结果提取血液动力学度量的集合(例如,在曲率效应的情况下,可以使用在先前部分中描述的弯曲度特征)。接下来,在动作94中执行降阶计算,并且在动作96中,降阶模型中的系数被适应,以致匹配从全比例模型提取的血液动力学度量。在动作14中机器学习算法被训练,以致能够在动作22中仅从几何结构特征预测系数值。

[0197] 例如,附加项可以被添加到一维模型的动量守恒方程中,以致捕获曲率对粘性能量损失的影响:

$$\frac{\partial q(x,t)}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left(\alpha \frac{q^2(x,t)}{A(x,t)} \right) + \frac{A(x,t)}{\rho} \frac{\partial p(x,t)}{\partial x} = K_R \frac{q(x,t)}{A(x,t)} + c_{curvature} \frac{q(x,t)}{A(x,t)}$$

在这种情况下要被估计的系数将是 $c_{curvature}$,同时从全比例模拟提取的血液动力学度

量是压降。可以使用其他系数。

[0198] 各个附图示出了用于预测血液动力学度量的值或执行其他操作的方法。所述方法由医学诊断成像系统、查验站、工作站、计算机、图片和存档及通信系统(PACS)站、服务器、其组合、或者用于图像处理医学诊断数据的其他装置来执行。相比于用于预测,不同的装置可以被用于根据数据库中的示例进行训练。在一个实施例中,下面参考图47描述了用于训练的计算机。在另一个实施例中,图47的系统使用机器训练的分类器预测。其他系统可以用于训练和预测中的任意一个或两者。网络可以用于提供输入、分布式处理、输出结果、或其他通信。医学扫描器提供表示患者的扫描数据。扫描数据是图像数据或处理后的数据。

[0199] 方法以所示或所述的次序或者不同的次序来执行。附加、不同或更少的动作可以被执行。例如,与预测相关的动作被提供而没有用于训练的动作。作为另一个示例,用于训练的动作被提供而没有用于预测的动作。

[0200] 用于预测的动作可以实时地(例如在外科手术期间、在治疗计划期间、或在由医学专业人员诊断期间)执行。在用户相互作用期间执行允许更通用的诊断和/或计划。为了实时性能,血液动力学度量值可以在小于一分钟内被预测。在其他实施例中,动作不是实时执行,这样的服务在几分钟、几小时或几天的延迟后从远程服务器得到。

[0201] 由于机器学习的分类器用于预测血液动力学度量值,因此预测可以比用计算流体动力学更快地发生。为了示出这个差别,可以分析FFR。

[0202] FFR是一个侵入性测量的功能参数,其用于表征冠状动脉狭窄的血液动力学重要性。FFR被定义为狭窄远端的周期平均压力与周期平均主动脉压的比率。多年来,多个临床试验已经示出了FFR指导的支架植入(临床上称为经皮冠状动脉介入治疗PCI)在长期临床成果方面(在不必要的血管重建上的减少)和在成本效益方面两者都优于血管造影术指导的PCI。虽然强大临床数据目前存在,其示出了为冠状动脉狭窄治疗做出的基于FFR的决定的优越性,但是使用FFR还是相对少见的。绝大多数的冠状动脉诊断仍是基于在医学图像中观察到的纯粹的解剖信息。这个已经部分地归因于引起充血的要求(在测量FFR之前增加血流的条件)。

[0203] 当结合从医学图像提取的患者特定的解剖模型一起使用时,使用计算流体动力学执行的血流量计算已经被提出用于诊断、风险分层、和手术计划。基于CFD的血流量建模方法最近已经应用于估计冠状动脉血液动力学,以及估计FFR。研究已经主要聚焦在两种类型的医学图像数据上:计算机断层照相血管造影术(CTA)和X射线冠状动脉血管造影术(XA)。在CTA的情况下,计算整个冠状动脉几何结构(即,左和右冠状动脉)中的血流量特性。两个不同的方法可以被使用:当在超级计算机上非现场执行时,全阶(3D)血流量建模,其中处理时间在2到6小时之间变化,或者当在工作站上现场执行时,降阶血流量建模,其中处理时间需要10-12分钟。在XA的情况下,由于冠状动脉几何结构可以仅被部分重建,针对动脉段的子集计算血流量特性。先前的研究报告了处理时间,其在5分钟和24小时之间变化。由于XA是侵入性的,所以血流量计算理想情况下应该以实时或接近实时的方式在程序期间执行,以致使得能够实现立即诊断以及指导患者治疗。与侵入性测量的FFR相比,这些方法产生了好的结果。重要的是,当使用侵入性测量的FFR作为金标准,FFR的基于CFD的估计能够比纯粹的解剖估计在血液动力学显著的和不显著的冠状动脉病变之间更好区分。

[0204] 机器学习的分类器在从合成冠状动脉几何结构提取的特征上以及在感兴趣的血

液动力学度量FFR上进行训练,FFR使用血流量建模(CFD)方法进行计算。在这种设置的初步实现中,基于机器学习的FFR预测器产生对患者特定数据的结果,所述结果与相同数据的基于CFD的结果高度相关(例如,相关性:0.9973)。图46示出了两种方法之间的相关性。

[0205] 此外,基于机器学习的方法使得能够实现冠状动脉血液动力学指标的接近实时的估计,针对特征提取和预测在常规台式计算机(英特尔i7 8内核,3.4GHz,8GB RAM)上总共需要3-7秒。因此,提出的方法比降阶血流量建模方法快至少两个数量级,以及比使用CFD的全阶血流量建模方法快至少3个数量级。FFR的实时计算被提供在标准放射性后处理工作站上,而无需传递非现场数据或等待长时间来评估结果。

[0206] 给定急诊室中冠状动脉CTA的出现,准确诊断(例如,划入或排除显著冠状动脉疾病)的快速周转时间是改进整体成果以及降低成本的关键。临床医生可以执行由输入数据中的不确定性来推动的输入数据(例如,狭窄的严重性)中的改变,并且实时地重新估计冠状动脉病变。此外,治疗计划还可以接近实时地执行:由用户标记或自动选择的一个或多个病变可以被虚拟治疗(例如,虚拟的支架放置),以及剩余的病变可以被重新估计。

[0207] 代替使用血液动力学量作为基础事实,其他度量也可以被用作基础事实。作为血液动力学计算的结果,标签可以被附着到沿着中心线的每个位置。标签可以具有任何分辨率,例如两种类型“显著”以及“不显著”,其指的是上游病变是否是血液动力学显著的事实。多个标签可以用于描述病变是否对循环没有影响、轻微影响、中间影响、严重或非常严重的影响、或其他影响。此外,标签可以基于结合血液动力学计算执行的灌注分析。灌注地区可以与每个分支相关联,并且在训练阶段期间,“灌注缺陷”或“无灌注缺陷”类型的标签可以被用作基础事实。

[0208] 在另一个实施例中,基础事实可以通过内腔放射性衰减的改变给出。当训练阶段期间使用合成医学图像时可以使用这个方法,但是在针对合成几何结构执行造影剂传播分析的情况下,这个方法也可以被应用。内腔放射性衰减中的改变可以通过每10mm或冠状动脉的其他长度的改变来描述,并且然后腔内放射性衰减和离心门的长度之间线性回归系数可以被计算以用作基础事实。

[0209] 基础事实可以是来自虚拟经皮冠状动脉介入治疗(PCI)的结果。在一个实施例中,系统对每个创建或检测的狭窄执行虚拟PCI。结果被计算(例如,在FFR方面,与健康情况相比对下游区域的百分比灌注)以及每个病变基于对灌注缺陷的贡献来分等级。然后,基础事实是针对沿着中心线的每个位置在虚拟PCI后的健康灌注的测量。

[0210] 多个优化标准(即,成本函数,其惩罚预测和基础事实之间的不匹配)可以被考虑。以下度量中的一个或多种:PPV、NPV、特异性、灵敏度、诊断准确度、和相关性可以被最大化。这些度量的任何组合还可以被使用。例如,特异性被最大化,同时保持灵敏度小于90%。成本函数可以使用限定可接受FFR范围的两个截止点以加权重方式进行描述。例如,在所有 $FFR_{CFD} < x$ 或 $FFR_{CFD} > y$ 之上的最小 $||FFR_{ML} - FFR_{CFD}||$ 。在临床设置中,ML-FFR的下和上截止点可以不同于针对侵入性FFR规定的0.8截止值。

[0211] 此外,成本函数可以被使用,对于成本函数,不同的权重可以附着到基础事实量值的不同区间。为了实现高的分类准确度,更接近于临床截止点的值可以具有比更远离截止的值更大的权重(例如,在FFR的情况下,区间0.7-0.9可以具有比这个范围外的值更大的权重)。此外,在最小和最大值方面的附加约束可以被引入,附加约束反映在临床实践中量的

最大变化(例如,在临床实践中FFR值位于0到1之间)。这些方法中的任何方法可以应用于任何机器学习预测器的训练,而不管正被训练的预测器仅是在应用中使用的预测器还是顺序机器学习预测器被应用。

[0212] 图47示出了一种用于在医学成像中的血液动力学测定的系统。该系统包括医学成像系统11、处理器13、存储器15、以及显示器16。处理器13和存储器15被示出为与医学成像系统11分离,这样相关联的是与远离医学成像系统11的计算机或工作站。在其他实施例中,处理器13和/或存储器15是医学成像系统11的一部分。在替换实施例中,该系统是用于在医学成像中血液动力学测定的工作站、计算机、或服务器。例如,医学成像系统11被提供用于获取表示体积的数据,以及分开的数据库、服务器、工作站和/或计算机被提供用于提取几何结构和/或特征,以及应用分类器来预测一个或多个血液动力学度量。附加、不同或更少的组件可以被使用。

[0213] 该系统用于应用。在替换实施例中,该系统用于训练和/或生成数据库中的示例。

[0214] 系统(例如医学成像系统11和/或处理器13)的计算组件、装置、或机器由硬件、软件、和/或用来执行计算或其他动作的设计进行配置。计算组件独立地或彼此结合操作来执行任何给定动作,例如上述方法中的任何方法的动作。该动作由计算机组件中的一个、计算组件中的另一个或计算组件的组合来执行。其他组件可以由计算组件使用或控制以扫描或执行其他功能。

[0215] 所述医学成像系统11是任何现在已知或以后开发的用于扫描患者的模态。医学成像系统11扫描患者的血管区域。例如,使用C形臂X射线系统(例如,来自西门子的DynaCT)、类CT系统或CT系统。其他模态包括MR、X射线,血管造影术、荧光透视法、PET、SPECT或超声波。医学成像系统11被配置为获取表示一个或多个血管的医学成像数据。数据通过使用由扫描器进行的传输来扫描患者和/或通过从患者接收信号来获取。扫描的类型或模式可以导致接收仅血管的数据。可替换地,体积区域的数据被接收,并且从其他解剖信息分割血管信息。

[0216] 存储器15是缓冲器、高速缓存、RAM、可移动介质、硬盘驱动器、磁、光、数据库、或其他现在已知或以后开发的存储器。存储器15是单个装置或者两个或更多装置的组合。存储器15在系统11内,是具有处理器13的计算机的部分,或者在其他组件外部或远离其他组件。

[0217] 存储器15被配置为存储医学扫描数据,提取的血管树的几何结构,从医学扫描数据提取的特征,几何结构或其他源,示例(例如,来自合成数据的几何结构、从几何结构提取的特征、以及基础事实血液动力学度量值),和/或其他信息。例如,存储器15存储缺血性值,例如权重和贡献。

[0218] 附加地或替换地,存储器15是具有处理指令的非瞬态计算机可读存储介质。存储器15存储表示用于在医学成像中的血液动力学度量估计的由编程处理器13执行的指令的数据。本文中所讨论的用于实现过程,方法和/或技术的指令被提供在计算机可读存储介质或存储器(例如高速缓存、缓冲器、RAM、可拆卸介质、硬盘驱动或其它计算机可读存储介质)上。计算机可读存储介质包括各种类型的易失性和非易失性存储介质。附图中所示或本文所述的功能、动作或任务响应于存储在计算机可读存储介质中或上的指令的一个或多个集合来执行。功能、动作或任务独立于特定类型的指令集、存储介质、处理器或处理策略,并且可以由软件、硬件、集成电路、固件、微代码等来执行,从而单独或组合进行操作。同样,处理

策略可以包括多处理、多任务、并行处理等。在一个实施例中,指令被存储在可移动介质装置上,用于由本地或远程系统读取。在其他实施例中,指令被存储在远程位置中,用于通过计算机网络或通过电话线转移。在又一个实施例中,指令被存储在给定计算机、CPU、GPU或系统内。

[0219] 处理器13是通用处理器、数字信号处理器、三维数据处理器、图形处理单元、专用集成电路、现场可编程门阵列、数字电路、模拟电路、其组合、或者其他现在已知或以后开发的用于处理数据的装置。处理器13是单个装置,多个装置,或网络。对于一个以上的装置,可以使用处理的并行或顺序划分。组成处理器13的不同装置可以执行不同的功能,例如由一个装置提取几何结构或特征值,以及由另一个装置进行流量计算。在一个实施例中,处理器13是医学成像系统11的控制处理器或其他处理器。处理器13依照存储的指令操作以执行本文中所述的各种动作。

[0220] 处理器13被配置为提取几何结构、提取特征值、在提取中与用户相互作用、应用特征到机器训练的预测器、以及生成图像或其他输出。在实施例中,处理器13被配置为修改一个或多个特征或特征值以从异常状态仿真处于在治疗上校正的状态中的几何结构。通过修改特征,在治疗后血管的血液动力学操作可以被预测。处理器13被配置为应用特征(包括任何修改的特征或具有不确定性的特征)到机器训练的预测器,机器训练的预测器利用血管示例的训练数据进行训练。机器训练的预测器可以根据在治疗上校正的状态中的训练示例进行训练以用于治疗结果的预测。对于治疗计划,针对特征或与不同的在治疗上校正的状态相关联的特征的不同修改,应用被处理器13重复多次。对于不确定性,应用被执行一次,其中预测器在不确定性信息上进行训练或被执行多次以在给定输入特征值的不确定性的情况下确定血液动力学度量值的分布。

[0221] 处理器13被配置为输出预测。通过应用输入特征向量到机器学习的预测器,预测器输出血液动力学变量(例如FFR)的预测或估计。输出预测采用文本、图,颜色编码或其它表示的形式。

[0222] 显示器16是CRT、LCD,等离子、投影仪、打印机或用于示出图像的其它输出装置。显示器16显示由处理器13输出的一个或多个量。量可以显示在图表、图中和/或在图像上。显示器16通过显示值来配置以指示血液动力学度量值。值可以与几何结构、特征、和/或图像联合显示。在一个实施例中,血液动力学度量值与表示在治疗上校正的状态的图像一起显示。在附加或替换实施例中,与度量值相关联的不确定性被显示,例如显示作为不确定性区间的值。

[0223] 尽管已经在上面通过参考各种实施例描述了本发明,但是应该理解的是,在不脱离本发明的范围的情况下可以做出许多改变和修改。因此,意图的是,前述详细描述应被视为说明性的而不是限制性的,并且应当理解的是:下面的权利要求(包括所有等同物)意在限定本发明的精神和范围。

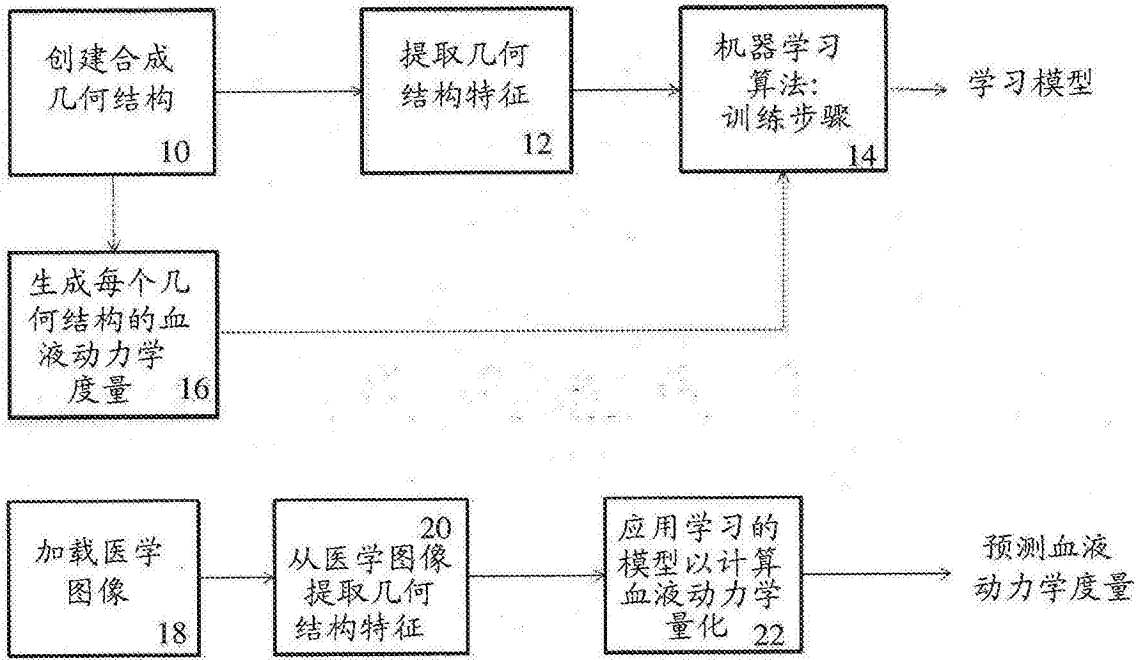


图1

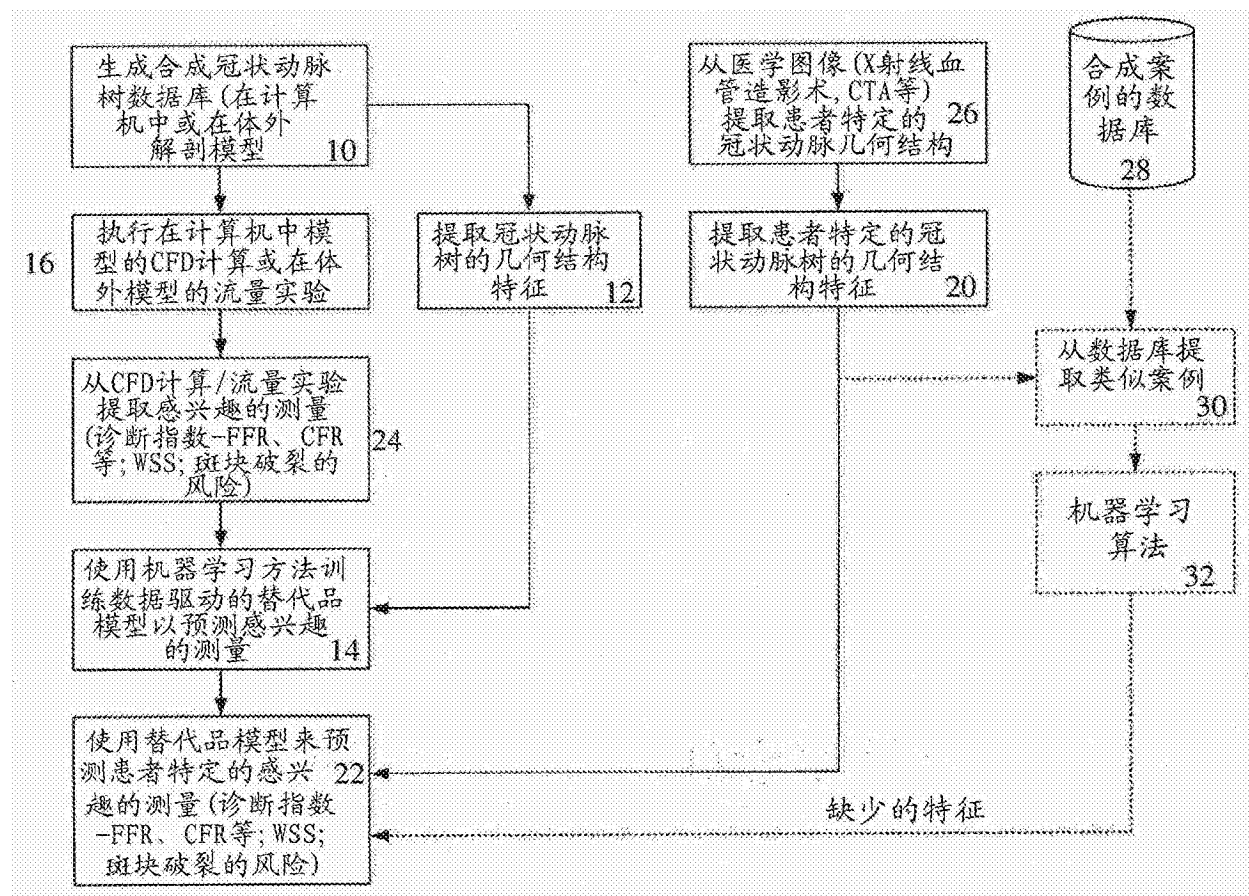


图2

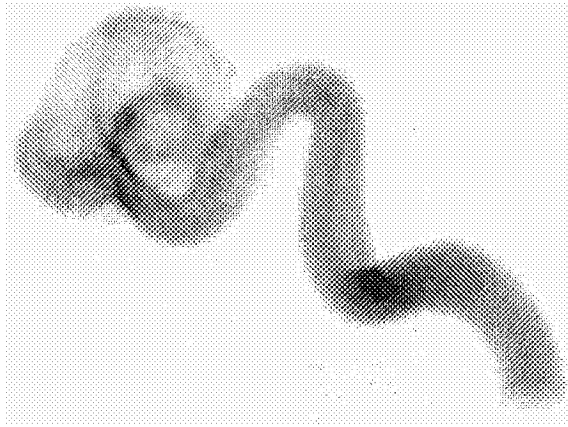


图3

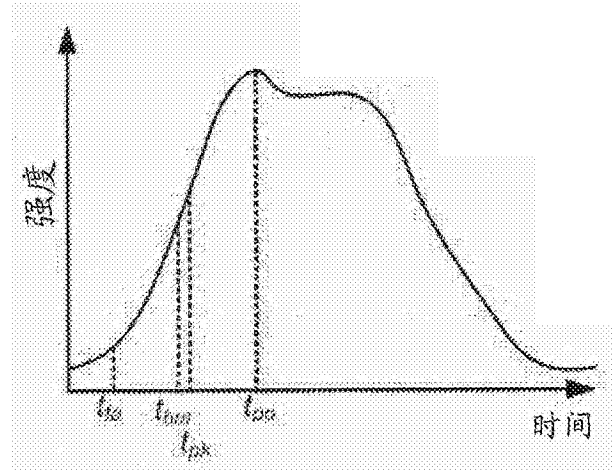


图4

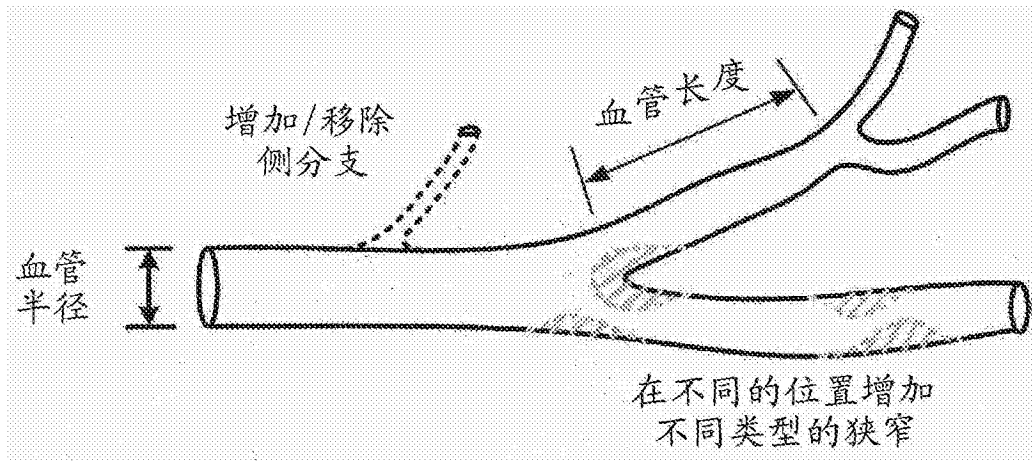


图5

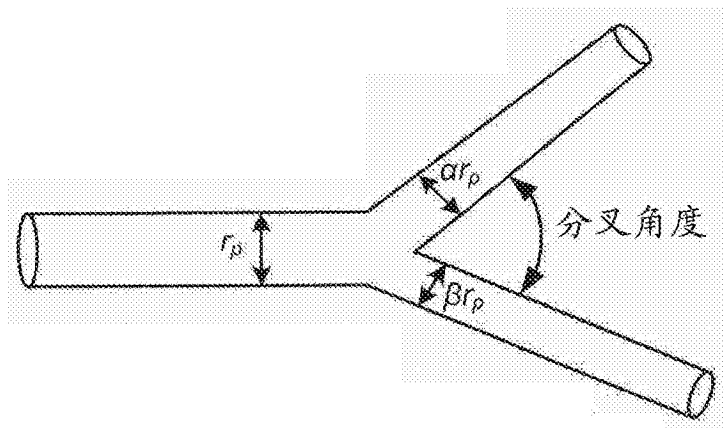


图6

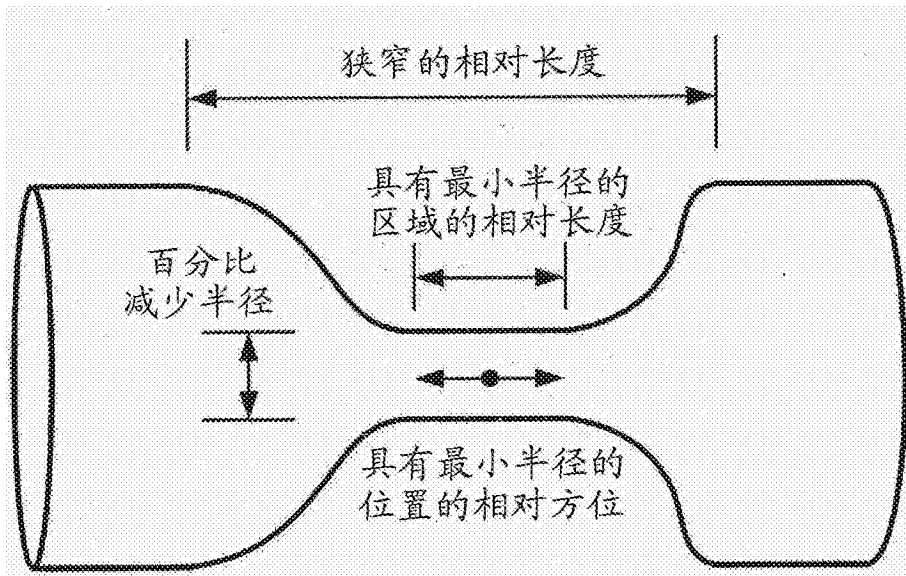


图7

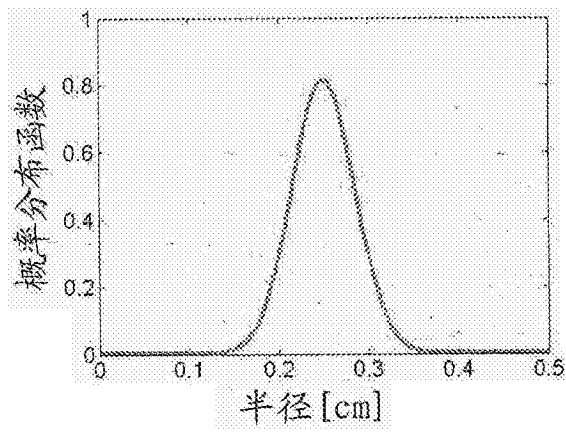


图8

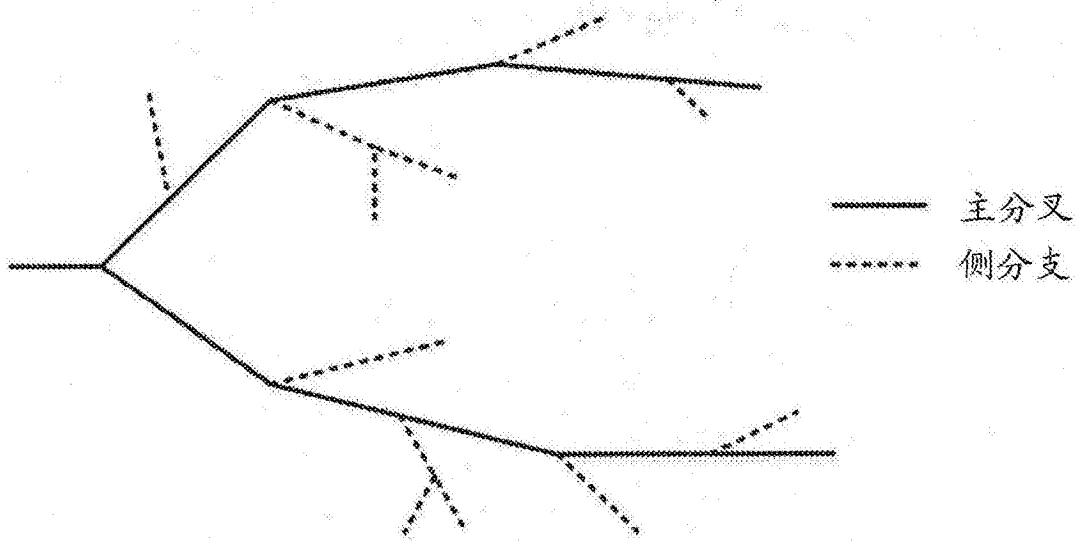


图9

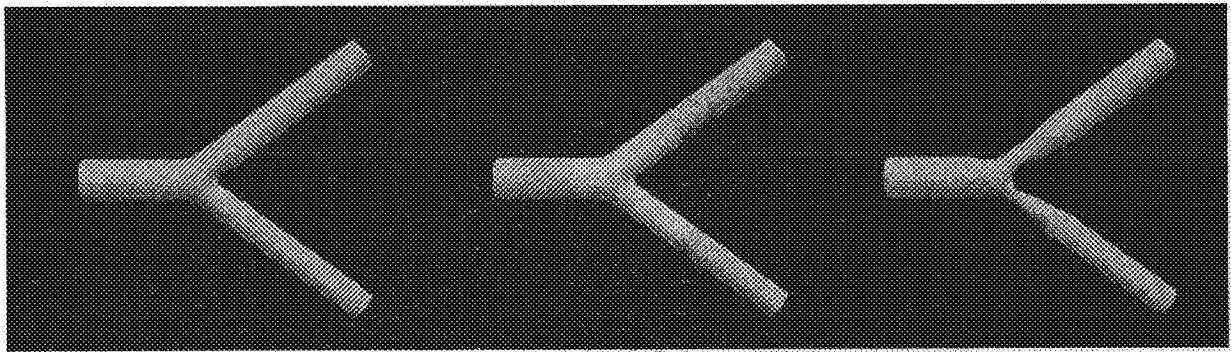


图10

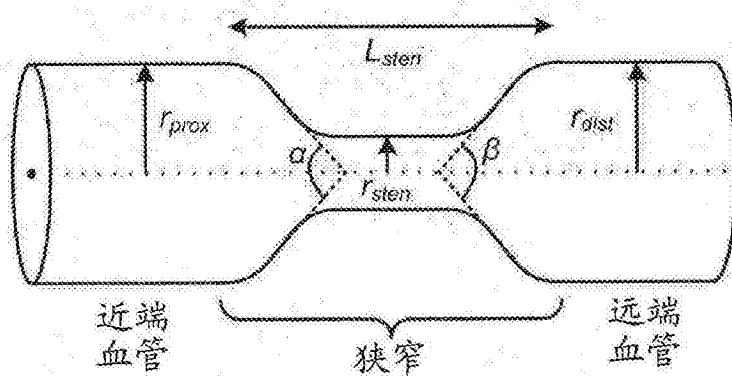


图11

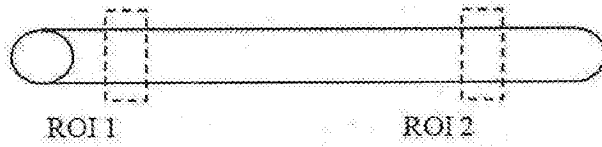


图12

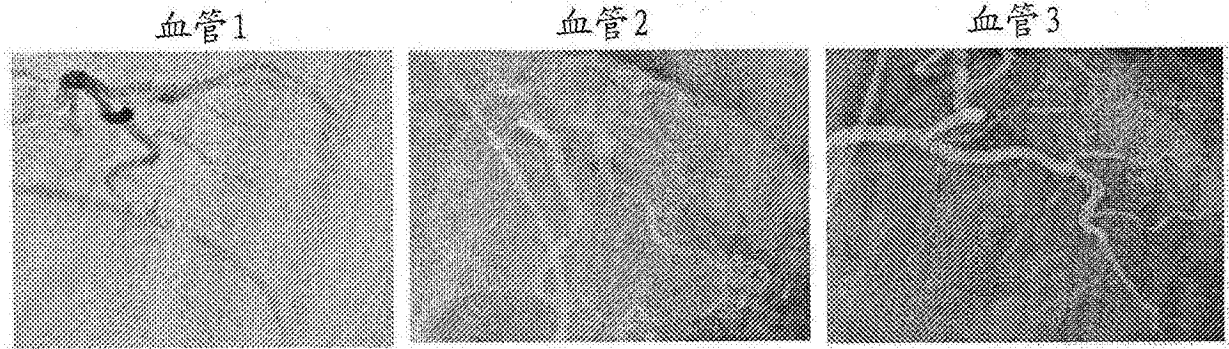


图13

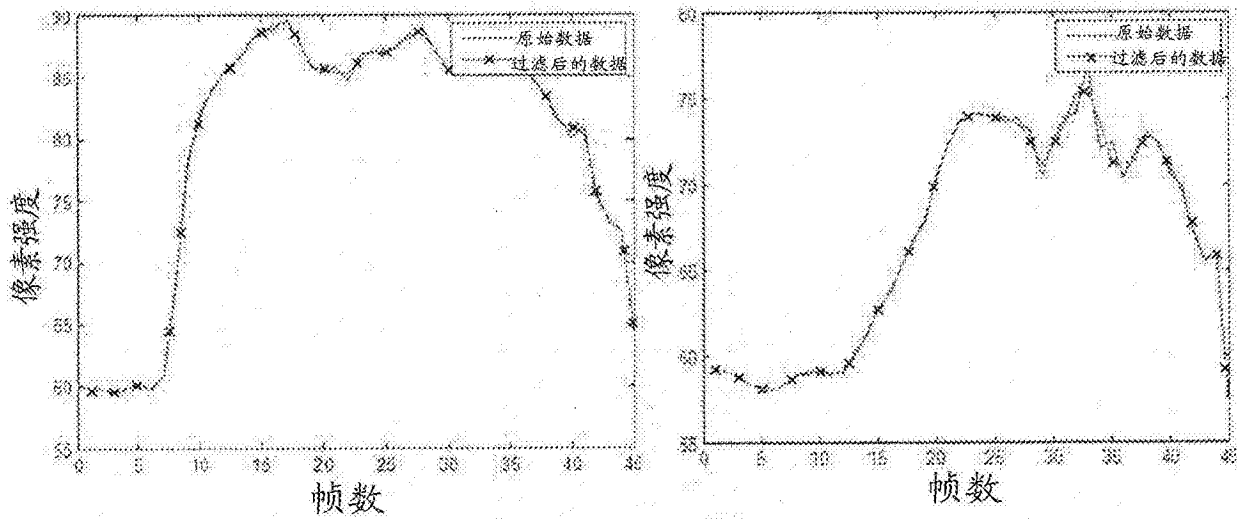


图14

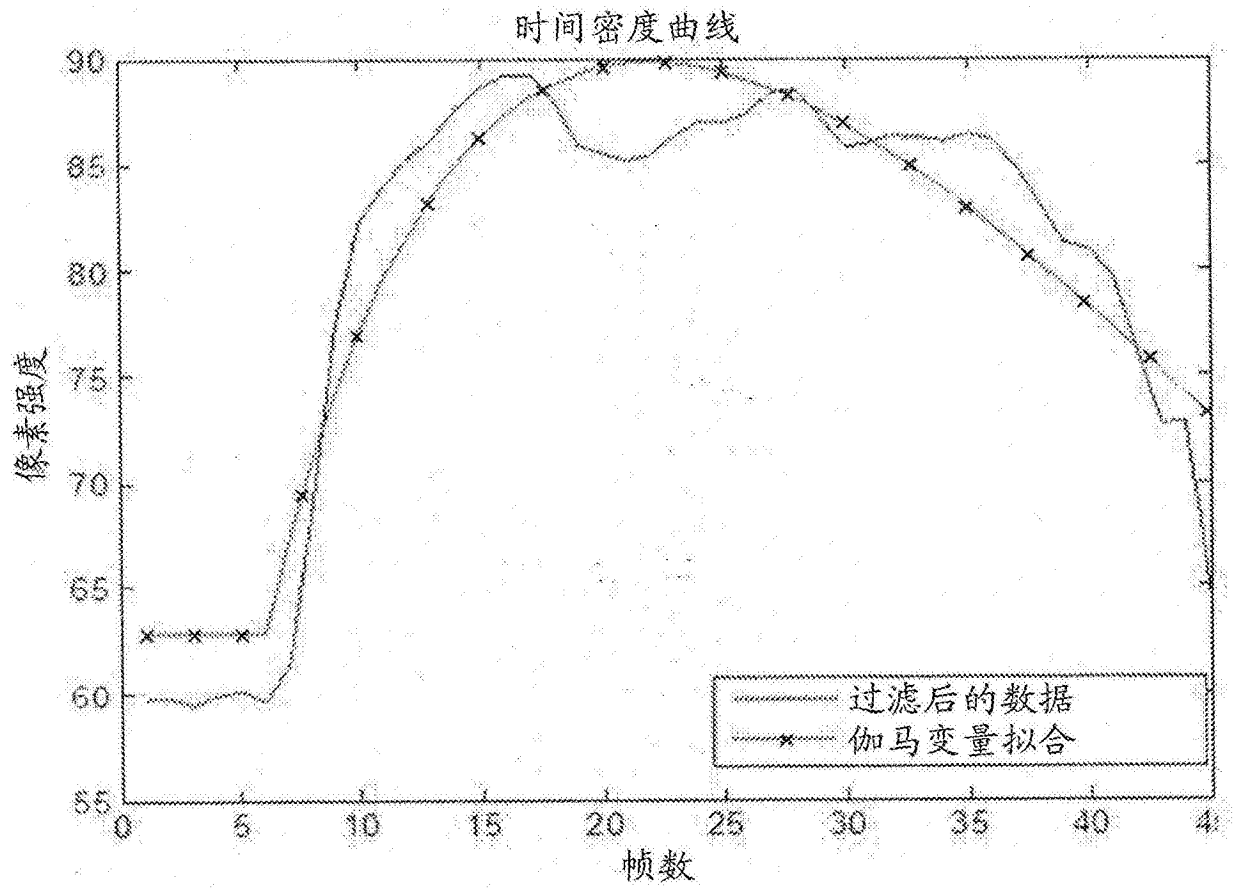


图15

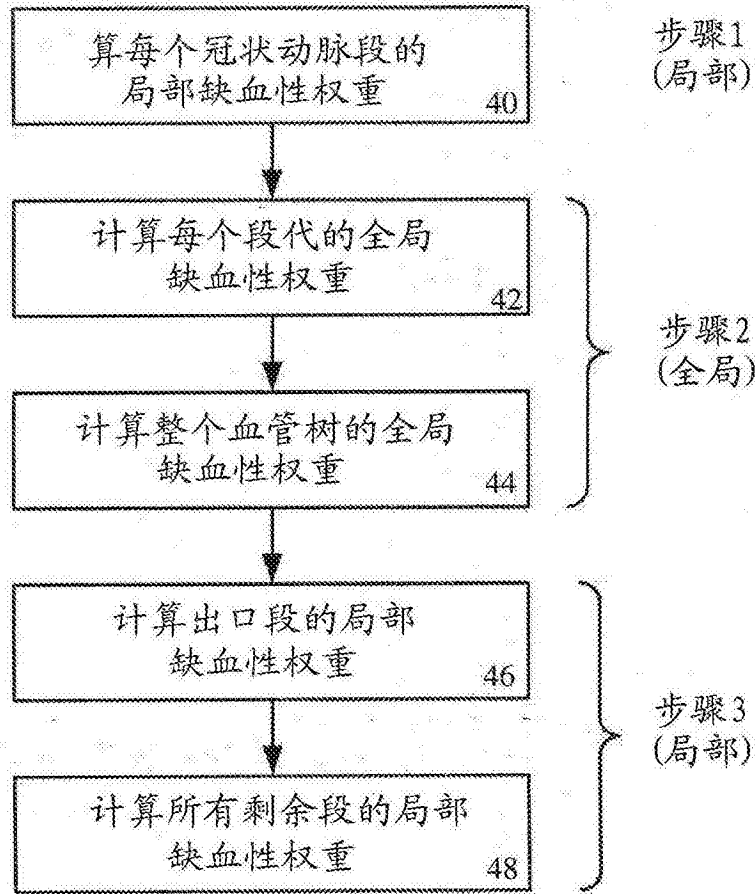


图16

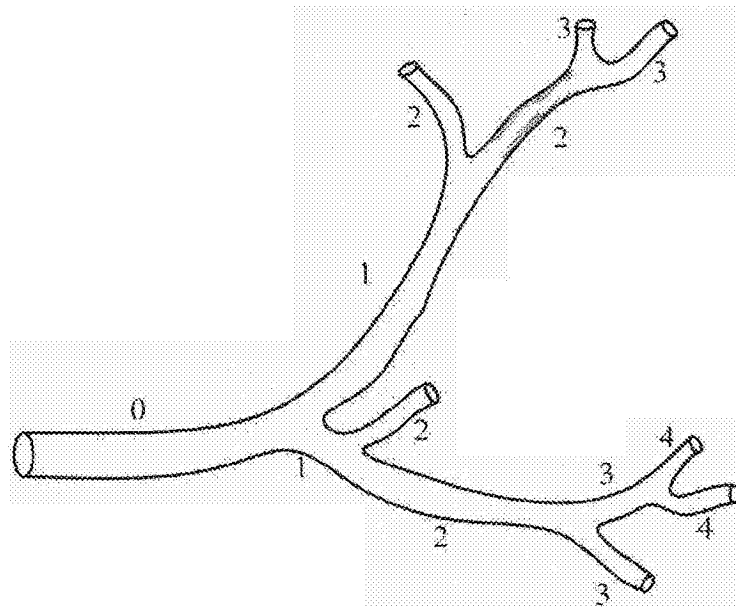


图17

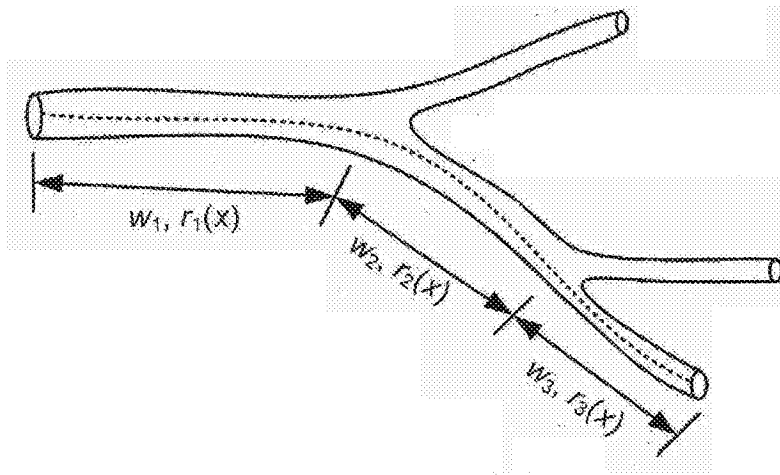


图18

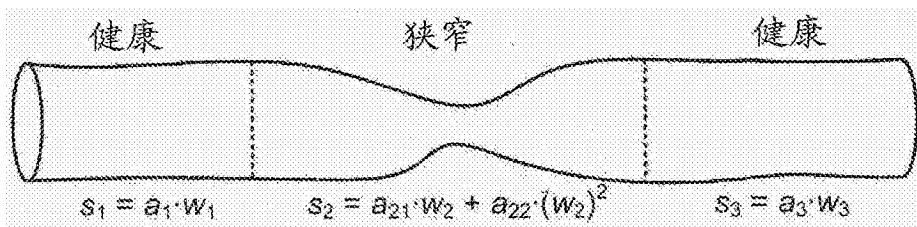


图19

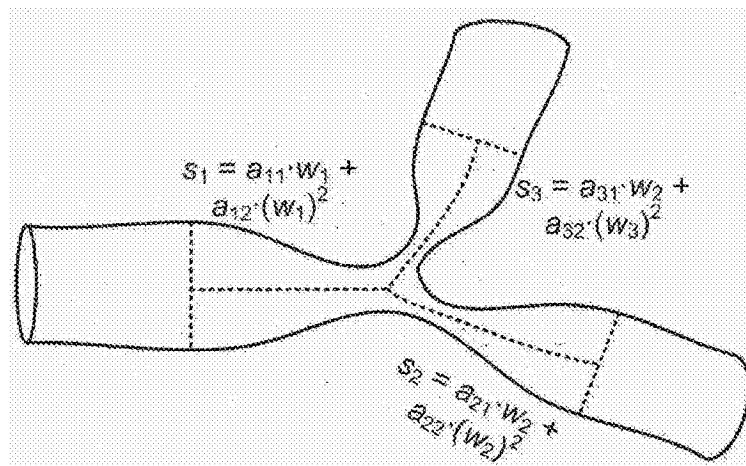


图20

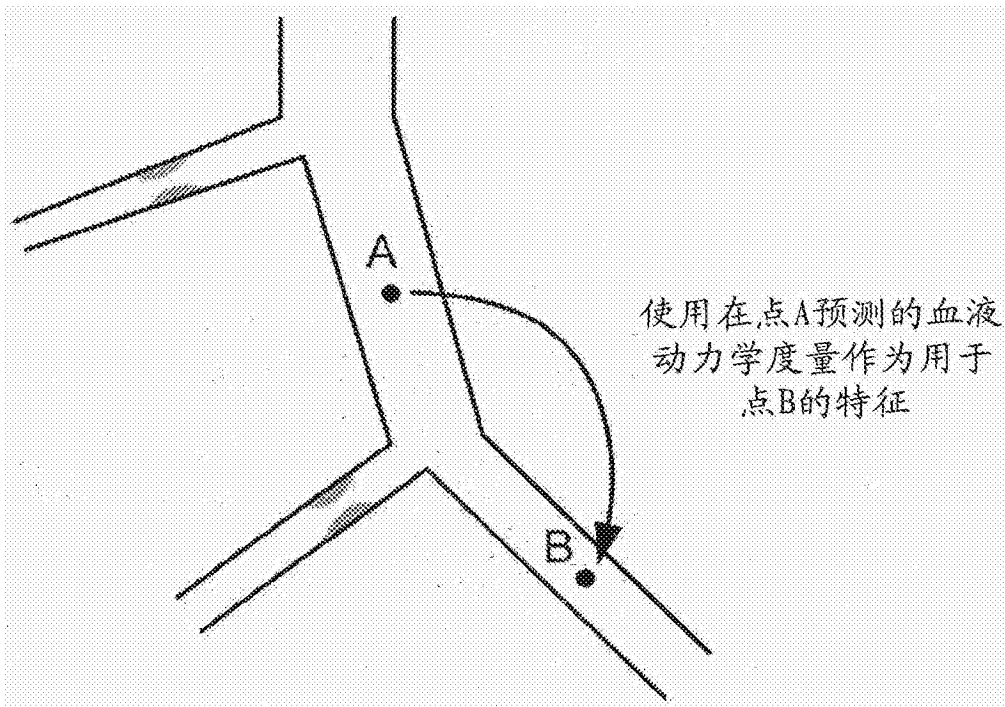


图21

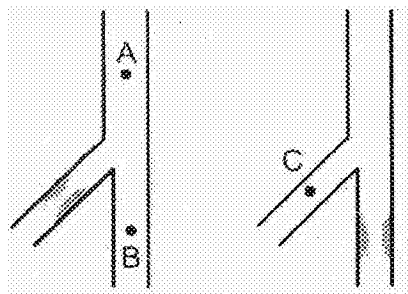


图22

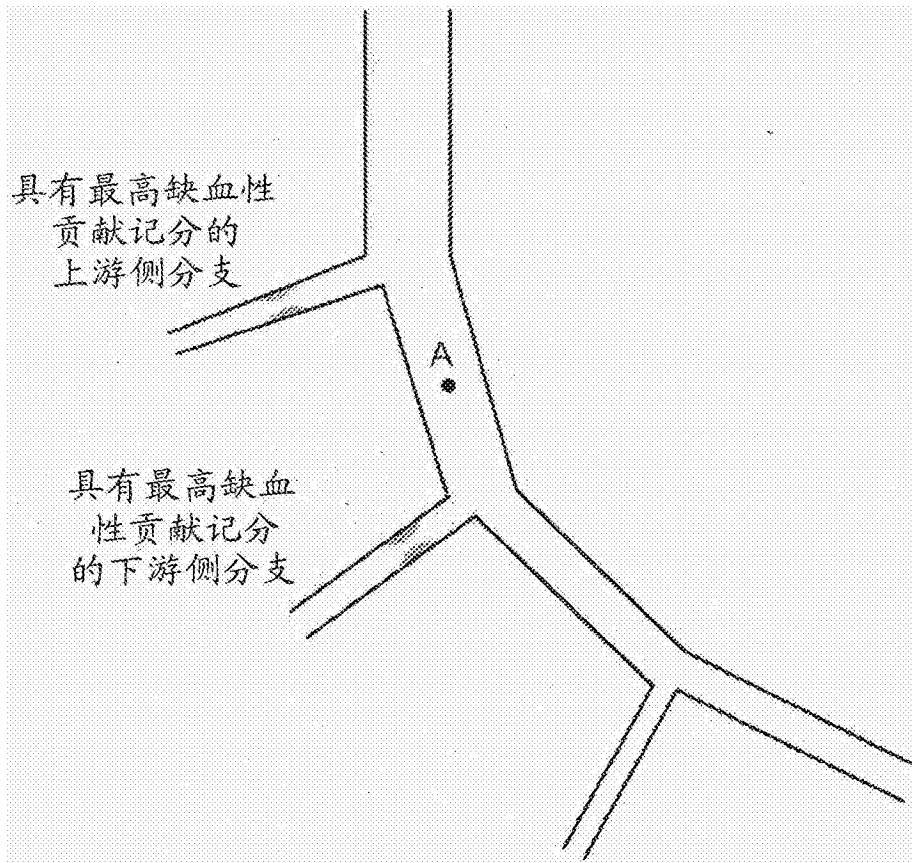


图23

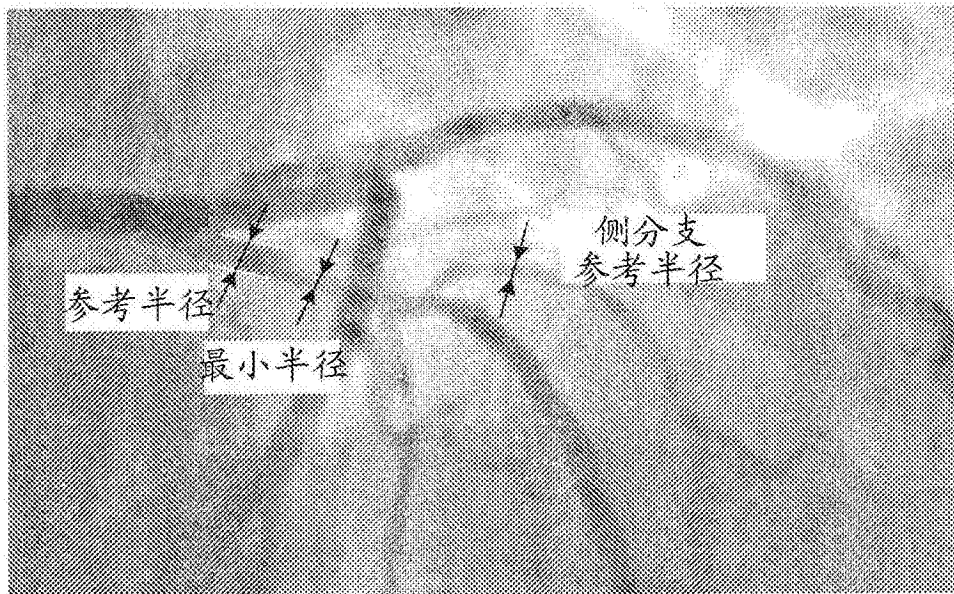


图24

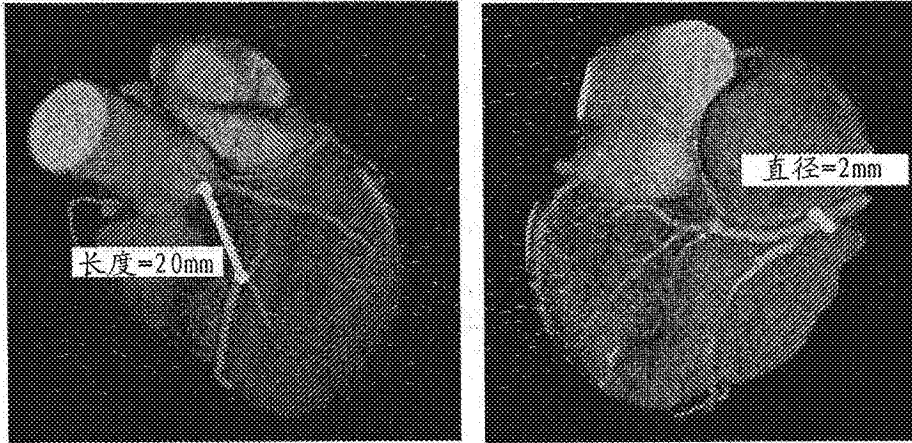


图25



图26

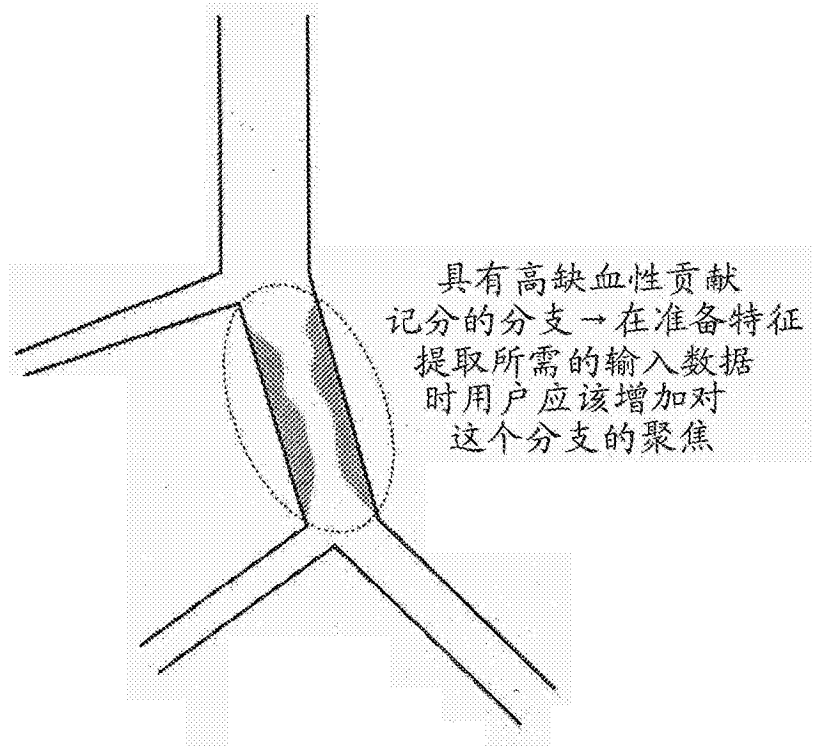


图29

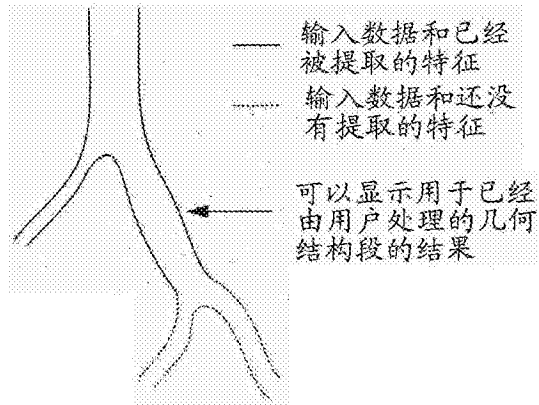


图30A

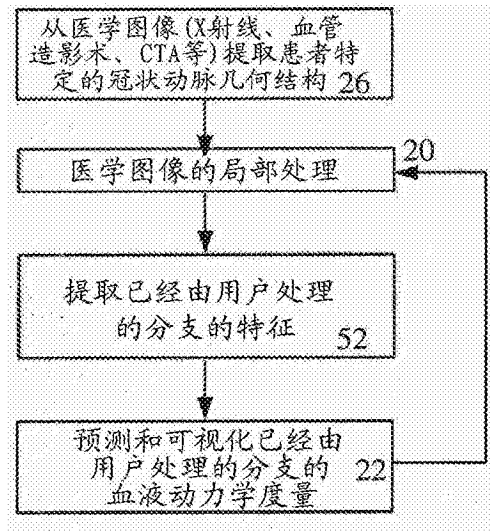


图30B

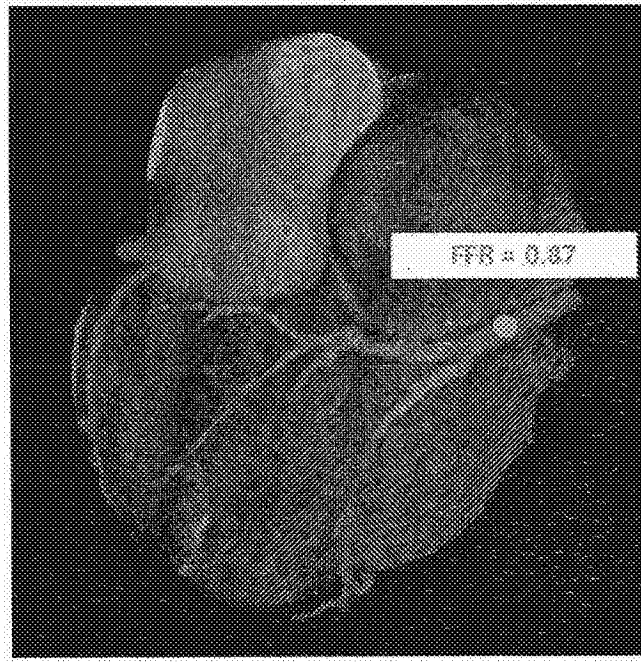


图31

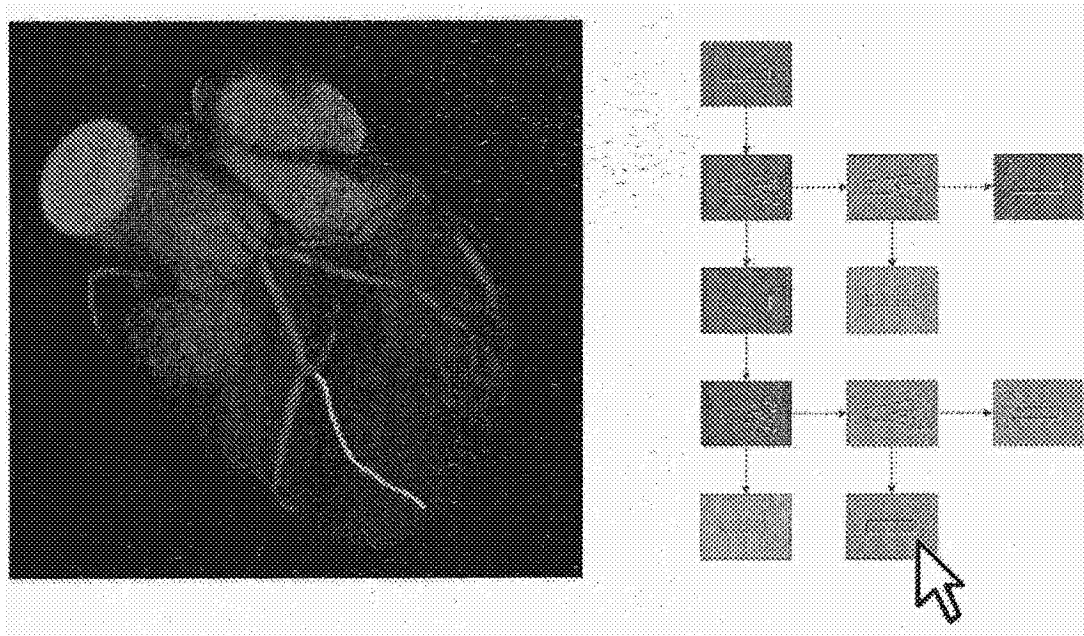


图32

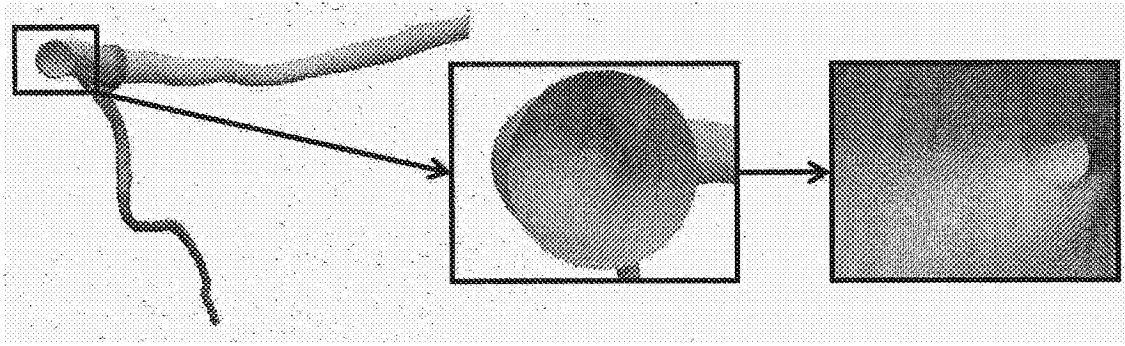


图33

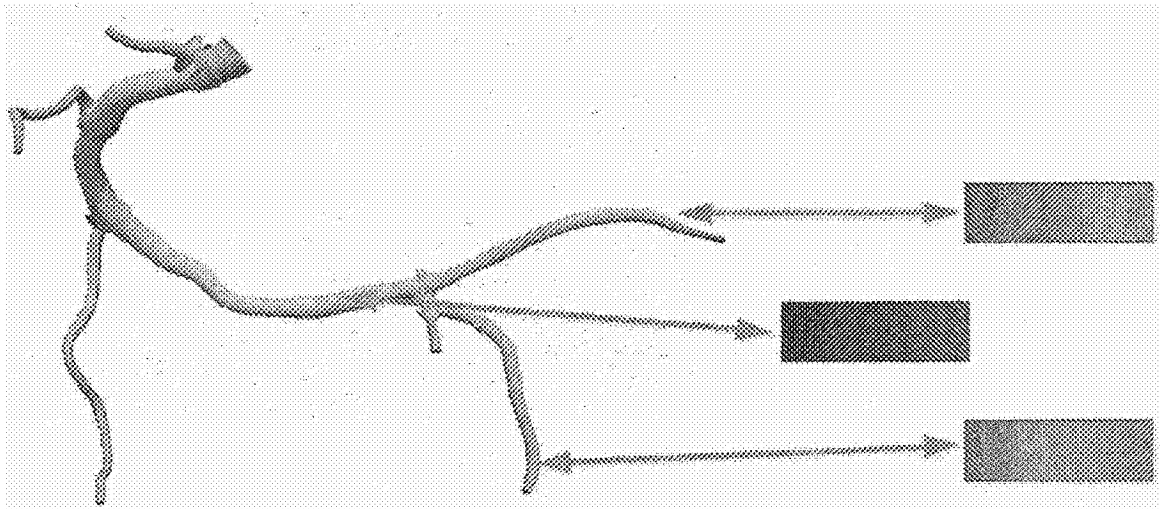


图34

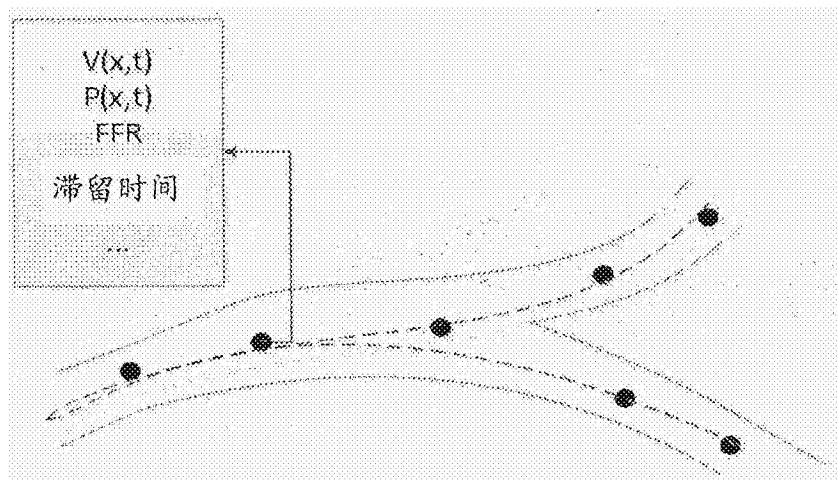


图35

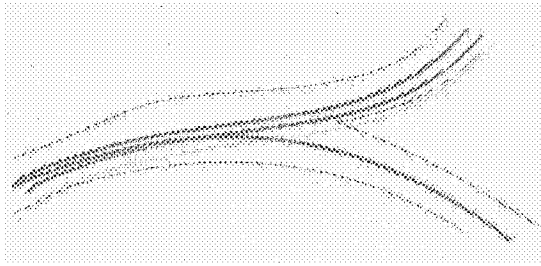


图36

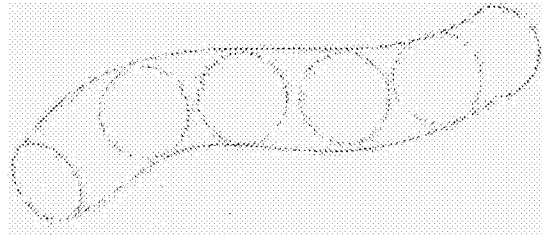


图37

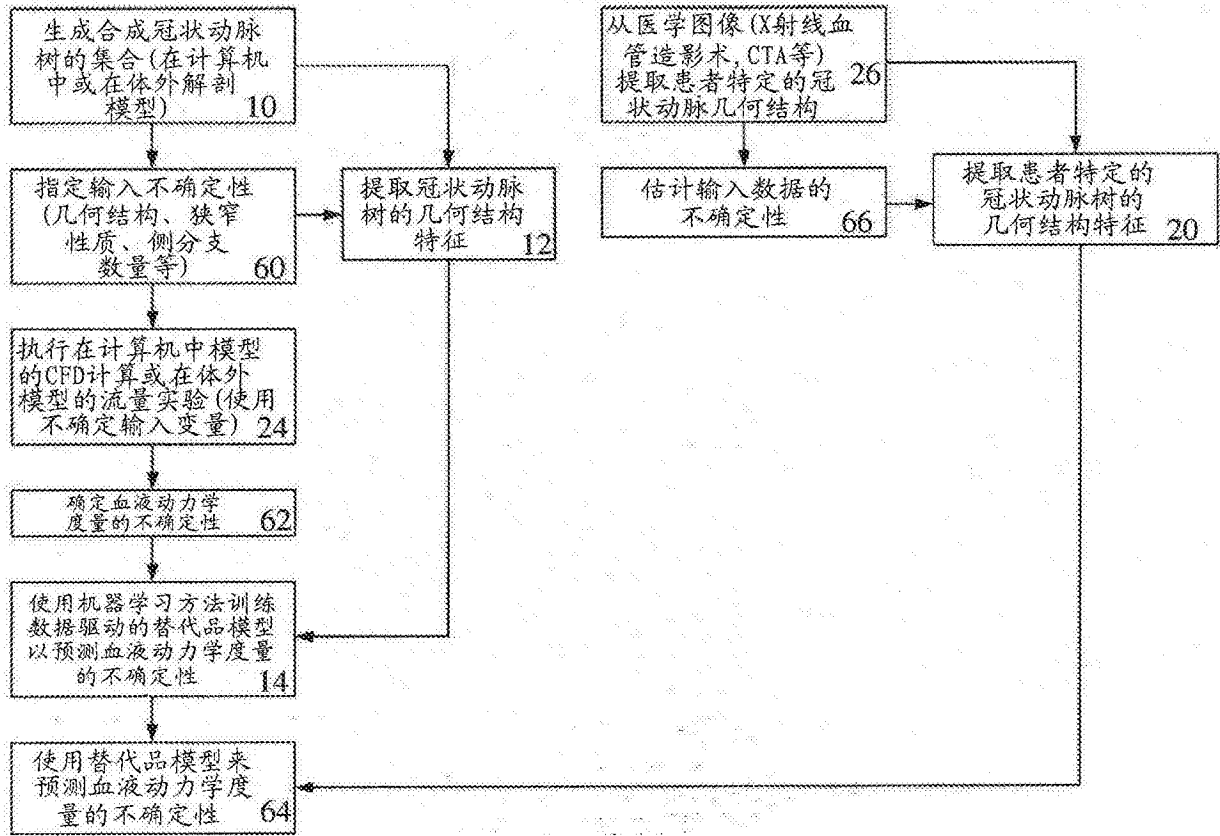


图38

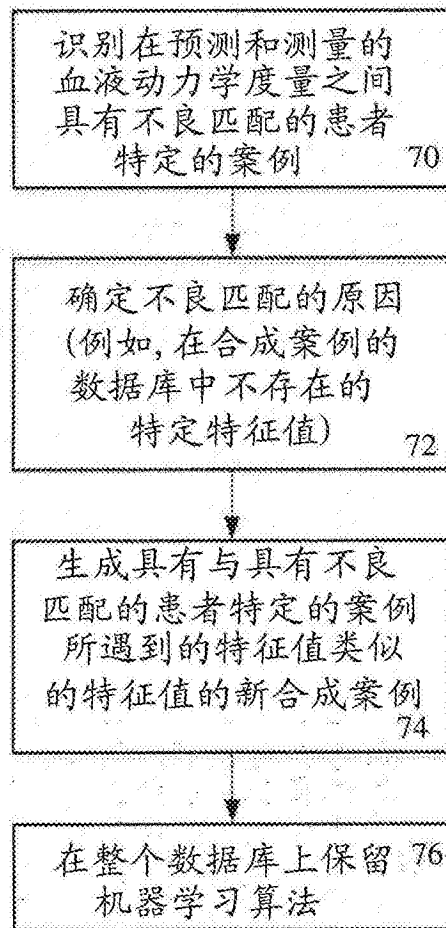


图39

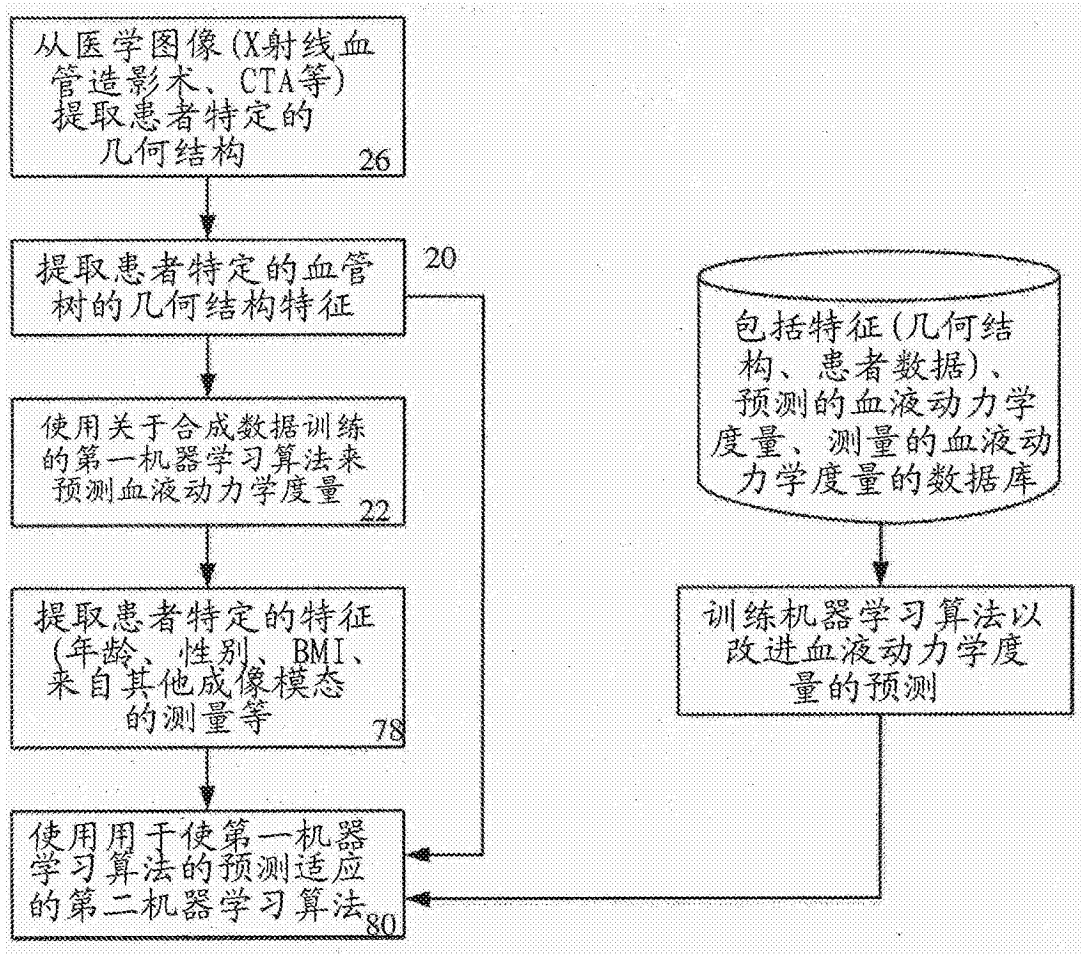


图40

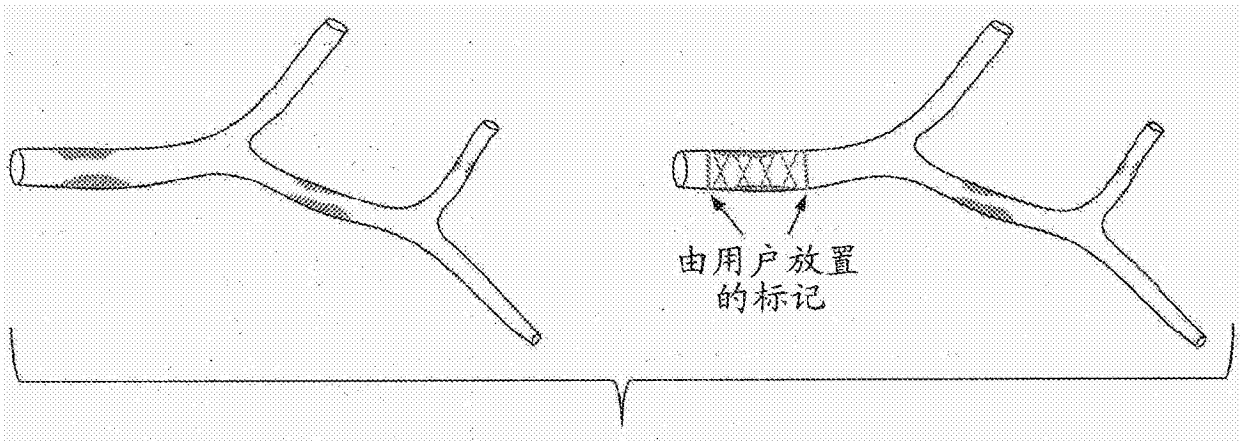


图41

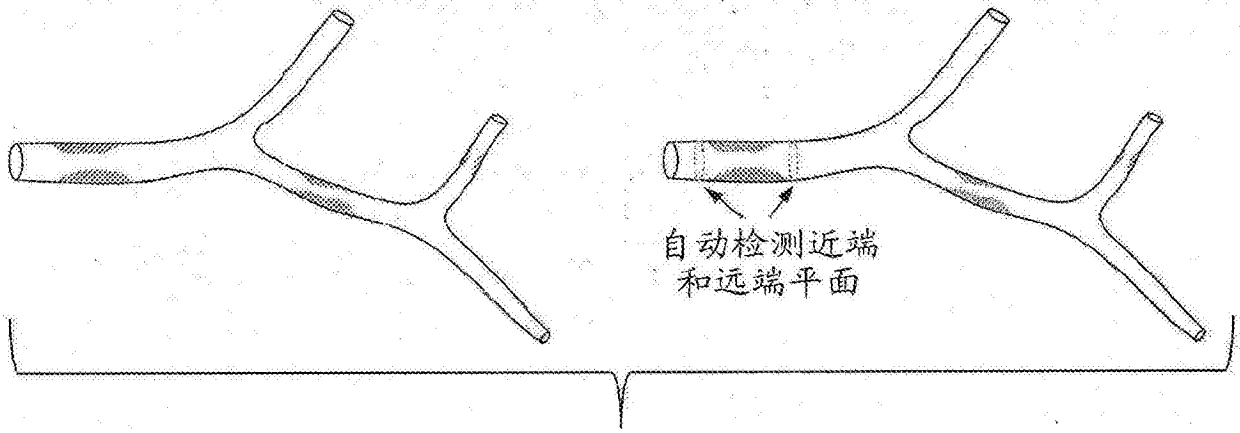


图42

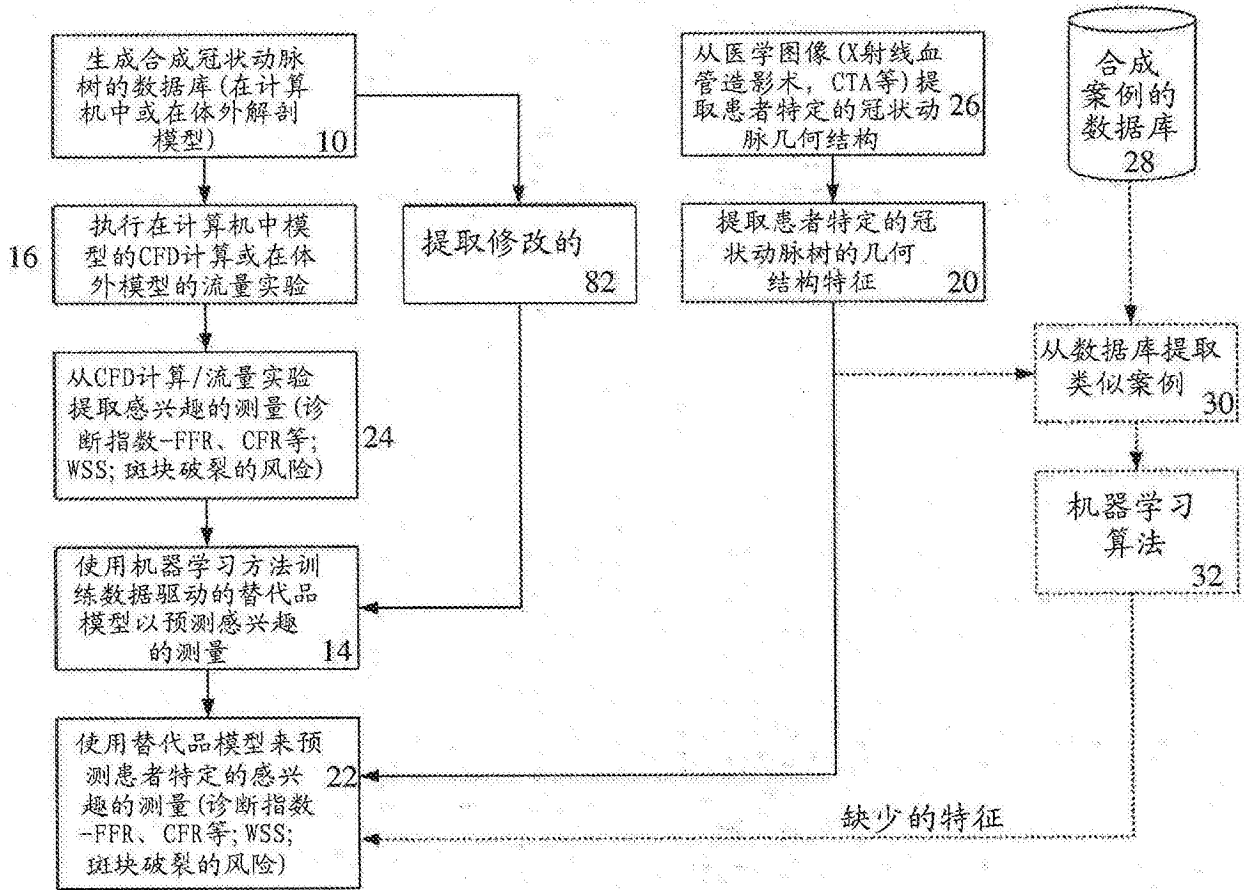


图43

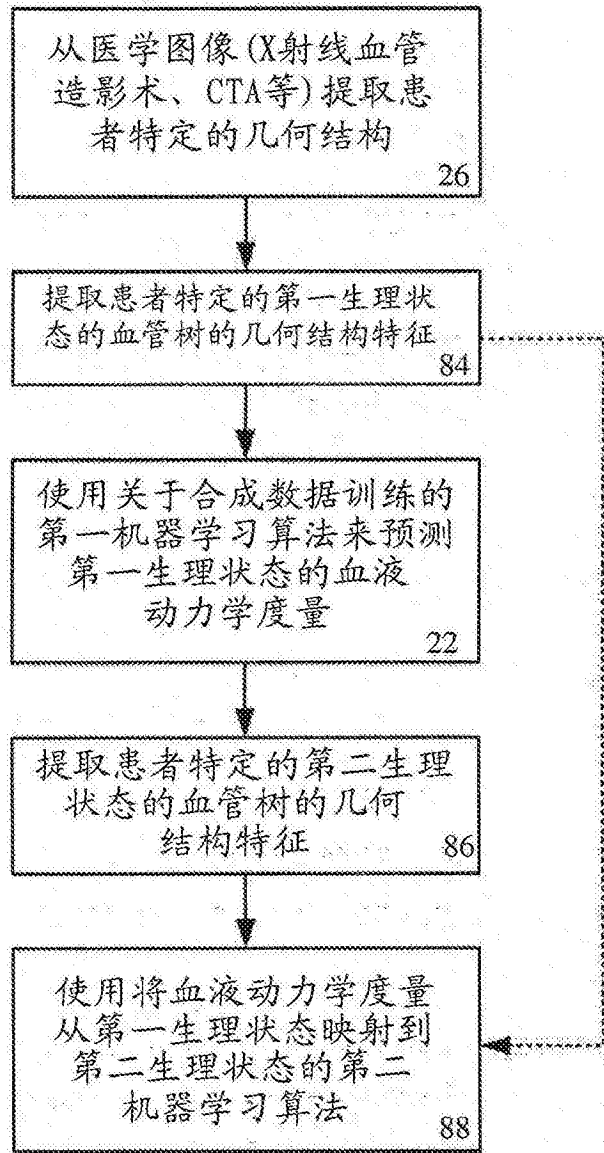


图44

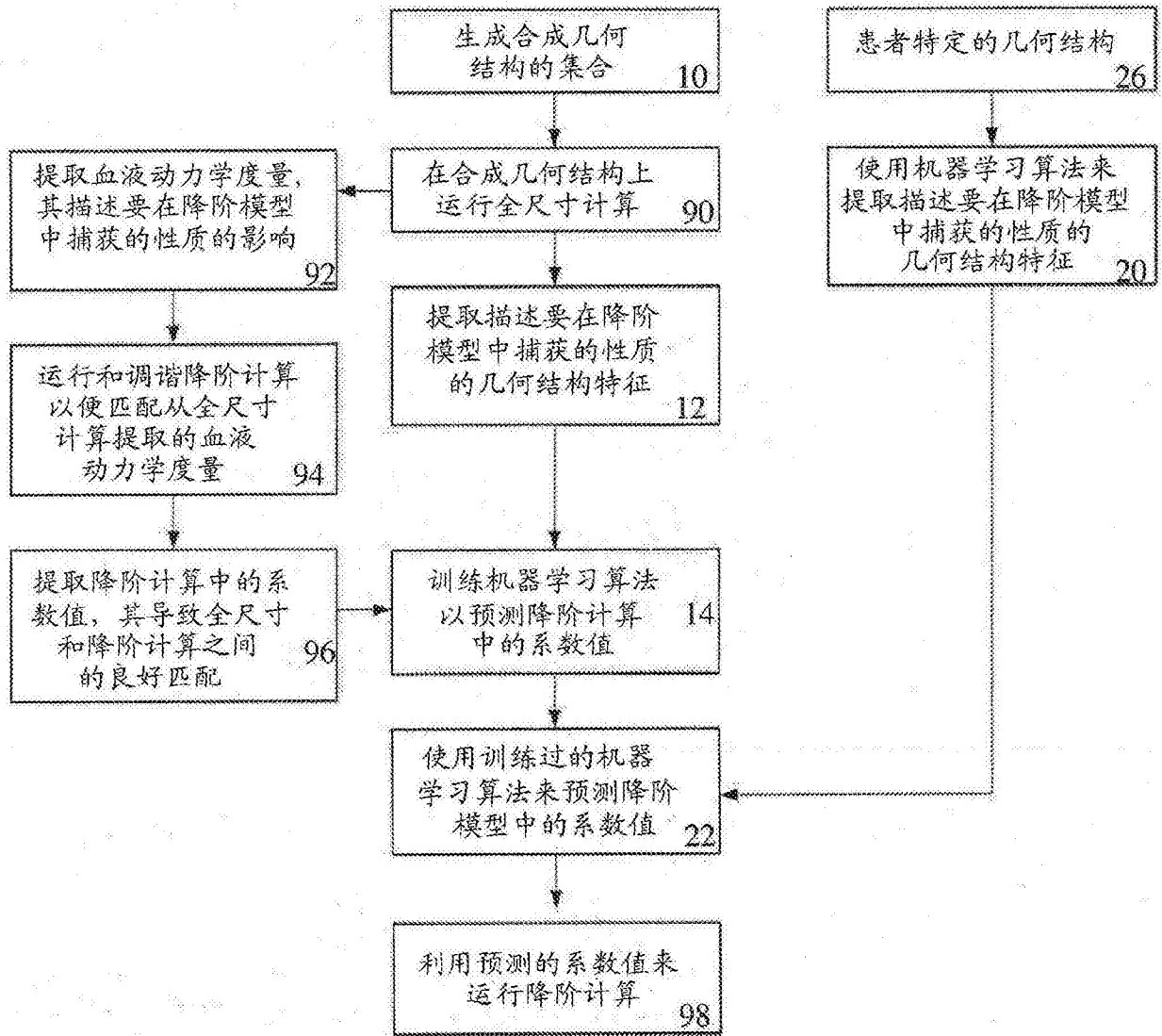


图45

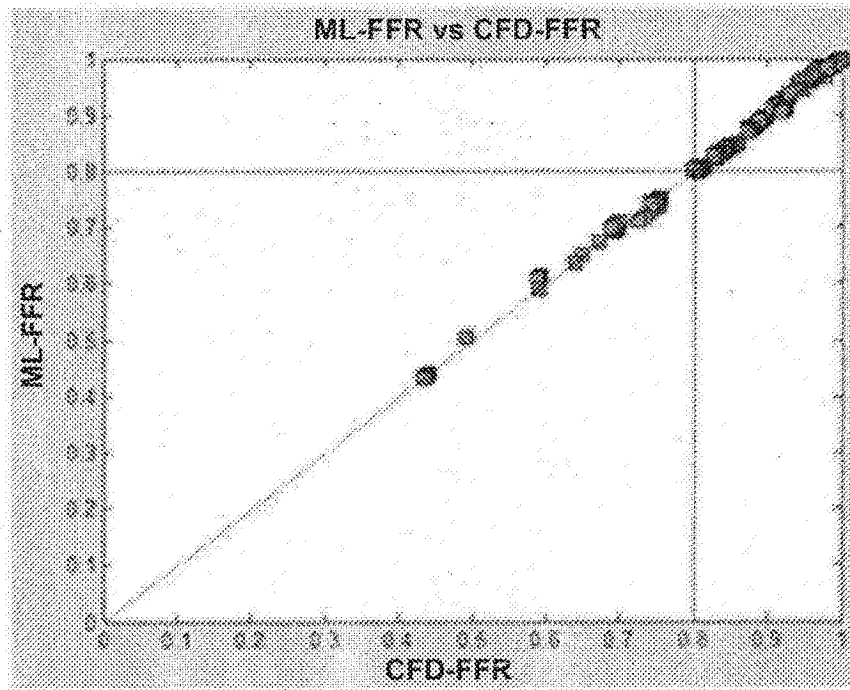


图46

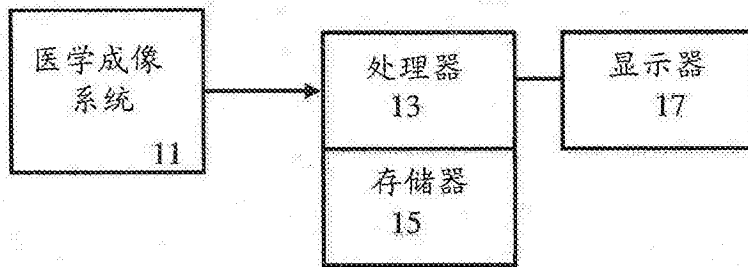


图47