

(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 102258381 A

(43) 申请公布日 2011.11.30

(21) 申请号 201110101248.3

(51) Int. Cl.

(22) 申请日 2011.03.11

A61B 6/03 (2006.01)

(30) 优先权数据

61/313282 2010.03.12 US

61/384462 2010.09.20 US

61/387202 2010.09.28 US

13/040716 2011.03.04 US

(71) 申请人 西门子公司

地址 美国新泽西州

申请人 西门子公司

(72) 发明人 S·米塔尔 郑治枫 B·乔治斯库

F·贝加-希格拉 周少华

D·科马尼丘 M·克尔姆

A·岑巴尔 D·伯恩哈德特

(74) 专利代理机构 中国专利代理(香港)有限公司

72001

代理人 马永利 李家麟

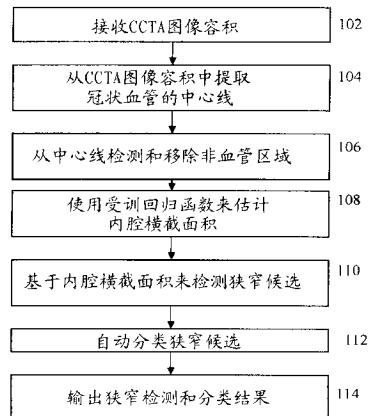
权利要求书 4 页 说明书 10 页 附图 11 页

(54) 发明名称

用于自动检测和分类心脏 CT 容积中的冠状动脉狭窄的方法和系统

(57) 摘要

本发明涉及用于自动检测和分类心脏 CT 容积中的冠状动脉狭窄的方法和系统。公开了一种用于提供对 3D CT 图像数据中的冠状狭窄进行检测和分类的方法和系统。从 CT 图像数据中提取冠状血管的中心线。检测非血管区域并将其从冠状血管中心线移除。基于冠状血管中心线，使用受训回归函数来估计内腔的横截面积。基于所估计的内腔横截面积检测冠状血管中的狭窄候选，并且将显著狭窄候选自动分类为钙化的、非钙化的或混合的。



1. 一种用于检测 3D CT 容积中的冠状动脉狭窄的方法,包括：
从 3D CT 容积中提取冠状血管中心线；
基于所提取的冠状血管中心线来估计内腔横截面积；以及
基于所估计的内腔横截面积来检测狭窄候选。
2. 根据权利要求 1 所述的方法,还包括,在基于所提取的冠状血管中心线来估计内腔横截面积的步骤之前：
检测沿着所提取的冠状动脉中心线的非血管区域；以及
将所检测的非血管区域从所提取的冠状血管中心线移除。
3. 根据权利要求 2 所述的方法,其中检测沿着所提取的冠状动脉中心线的非血管区域的步骤包括：
使用受训非血管区域检测器,基于在沿着冠状血管中心线的多个点中的每一个点处使用圆柱形采样模式提取的旋转不变特征来检测非血管区域。
4. 根据权利要求 3 所述的方法,其中受训非血管区域检测器是使用基于在多个所注释的训练样本点中的每一个点处使用圆柱形采样模式提取的旋转不变特征的随机森林来训练的。
5. 根据权利要求 1 所述的方法,其中基于所提取的冠状血管中心线来估计内腔横截面积的步骤包括：
使用受训回归函数来估计所提取的冠状血管中心线中的多个点中的每一个点处的内腔横截面积。
6. 根据权利要求 5 所述的方法,其中使用受训回归函数来估计所提取的冠状血管中心线中的多个点中的每一个点处的内腔横截面积的步骤包括：
基于使用圆柱形采样模式提取的各个点的旋转不变特征来估计多个点中的每一个点处的内腔。
7. 根据权利要求 1 所述的方法,其中基于所估计的内腔横截面积来检测狭窄候选的步骤包括：
使用低通滤波器和样条平滑器的其中之一来生成基线曲线；
通过从所估计的一段冠状血管中心线中的内腔横截面积减去基线曲线来生成消除趋势剩余曲线；
提取消除趋势剩余曲线的局部最大量和局部最小量；以及
基于消除趋势剩余曲线的局部最大量和局部最小量来检测该段冠状血管中的狭窄候选。
8. 根据权利要求 7 所述的方法,其中基于所估计的内腔横截面积来检测狭窄候选的步骤还包括：
在提取消除趋势剩余曲线的局部最大量和局部最小量的步骤之前,对消除趋势剩余曲线进行平滑。
9. 根据权利要求 7 所述的方法,其中基于所估计的内腔横截面积来检测狭窄候选的步骤还包括：
基于所估计的所检测的狭窄候选内的内腔半径来确定每个所检测的狭窄候选的等级。
10. 根据权利要求 1 所述的方法,还包括：

对所检测的狭窄候选进行自动分类。

11. 根据权利要求 10 所述的方法,其中对所检测的狭窄候选进行分类的步骤包括 :

将每个所检测的狭窄候选的至少一个特征与阈值进行比较以确定狭窄候选是否是显著的;

放弃被确定为非显著的所有狭窄候选;以及

将每个显著狭窄候选分类为钙化的、非钙化的以及混合的中的一个。

12. 根据权利要求 11 所述的方法,其中将每个所检测的狭窄候选的至少一个特征与阈值进行比较以确定狭窄候选是否为显著的步骤包括 :

将针对每个狭窄候选计算的等级与阈值进行比较;

如果针对狭窄候选的等级大于所述阈值,则狭窄候选被确定为显著的;

如果针对狭窄候选的等级不大于所述阈值,则狭窄候选被确定为非显著的。

13. 根据权利要求 11 所述的方法,其中将每个显著狭窄候选分类为钙化的、非钙化的以及混合的中的一个的步骤包括 :

使用受训钙化狭窄检测器来确定针对显著狭窄候选中的多个点中的每一个点的钙化概率得分;

使用受训非钙化狭窄检测器来确定针对显著狭窄候选中的多个点中的每一个点的非钙化概率得分;以及

基于显著狭窄候选中的多个点的钙化概率得分以及非钙化概率得分,将显著狭窄候选分类为钙化的、非钙化的以及混合的中的一个。

14. 根据权利要求 13 所述的方法,其中基于显著狭窄候选中的多个点的钙化概率得分和非钙化概率得分对显著狭窄候选进行分类的步骤包括 :

基于针对各个点的钙化概率得分和非钙化概率得分,将显著狭窄候选中的多个点中的每一个点分类为钙化的和非钙化的中的一个;以及

基于在显著狭窄候选中被分类为钙化的多个点和非钙化的多个点的相对数量,将显著狭窄候选分类为钙化的、非钙化的和混合的中的一个。

15. 根据权利要求 1 所述的方法,其中 3D CT 图像容积为计算机断层摄影血管造影(CCTA) 图像容积。

16. 一种用于检测 3D CT 容积中的冠状动脉狭窄的设备,包括 :

用于从 3D CT 容积提取冠状血管中心线的装置;

用于基于所提取的冠状血管中心线来估计内腔横截面积的装置;以及

用于基于所估计的内腔横截面积来检测狭窄候选的装置。

17. 根据权利要求 16 所述的设备,还包括 :

用于检测沿着所提取的冠状动脉中心线的非血管区域的装置;以及

用于将所检测的非血管区域从所提取的冠状血管中心线移除的装置。

18. 根据权利要求 17 所述的设备,其中用于检测沿着所提取的冠状动脉中心线的非血管区域的装置包括 :

用于使用受训非血管区域检测器,基于在沿着冠状血管中心线的多个点中的每一个点处使用圆柱形采样模式提取的旋转不变特征来检测非血管区域的装置。

19. 根据权利要求 16 所述的设备,其中用于基于所提取的冠状血管中心线来估计内腔

横截面积的装置包括：

用于估计使用受训回归函数而提取的冠状血管中心线中的多个点中的每一个点处的内腔横截面积的装置。

20. 根据权利要求 16 所述的设备，其中用于基于所估计的内腔横截面积来检测狭窄候选的装置包括：

用于使用低通滤波器和平滑器中的一个来生成基线曲线的装置；

用于通过从所估计的一段冠状血管中心线中的内腔横截面积减去基线曲线来生成消除趋势剩余曲线的装置；

用于提取消除趋势剩余曲线的局部最大量和局部最小量的装置；以及

用于基于消除趋势剩余曲线的局部最大量和局部最小量来检测该段冠状血管中的狭窄候选的装置。

21. 根据权利要求 16 所述的设备，还包括：

用于对所检测的狭窄候选进行分自动类的装置。

22. 根据权利要求 21 所述的设备，其中用于对所检测的狭窄候选进行分类的装置包括：

用于将每个所检测的狭窄候选的至少一个特征与阈值进行比较以确定狭窄候选是否为显著的装置；

用于放弃被确定为非显著的所有狭窄候选的装置；以及

用于将每个显著狭窄候选分类为钙化的、非钙化的和混合的中的一个的装置。

23. 根据权利要求 22 所述的设备，其中用于将每个显著狭窄候选分类为钙化的、非钙化的和混合的中的一个的装置包括：

用于使用受训钙化狭窄检测器来确定针对显著狭窄候选中的多个点中的每一个点的钙化概率得分的装置；

用于使用受训非钙化狭窄检测器来确定针对显著狭窄候选中的多个点中的每一个点的非钙化概率得分的装置；以及

用于基于显著狭窄候选中的多个点的钙化概率得分和非钙化概率得分来将显著狭窄候选分类为钙化的、非钙化的以及混合的中的一个的装置。

24. 一种利用用于检测 3D CT 容积中的冠状动脉狭窄的计算机可执行指令编码的非短暂计算机可读介质，所述计算机可执行指令限定包括如下各项的步骤：

从 3D CT 容积提取冠状血管中心线；

基于所提取的冠状血管中心线来估计内腔横截面积；以及

基于所估计的内腔横截面积来检测狭窄候选。

25. 根据权利要求 24 所述的计算机可读介质，还包括限定如下步骤的计算机可执行指令：

检测沿着所提取的冠状动脉中心线的非血管区域；以及

将所检测的非血管区域从所提取的冠状血管中心线移除。

26. 根据权利要求 25 所述的计算机可读介质，其中限定检测沿着所提取的冠状动脉中心线的非血管区域的步骤的计算机可执行指令包括限定如下步骤的计算机可执行指令：

使用受训非血管区域检测器，基于在沿着冠状血管中心线的多个点中的每一个点处使

用圆柱形采样模式提取的旋转不变特征来检测非血管区域。

27. 根据权利要求 24 所述的计算机可读介质, 其中限定基于所提取的冠状血管中心线来估计内腔横截面积的步骤的计算机可执行指令包括限定如下步骤的计算机可执行指令 :

 估计使用受训回归函数而提取的冠状血管中心线中的多个点中的每一个点处的内腔横截面积。

28. 根据权利要求 24 所述的计算机可读介质, 其中限定基于所估计的内腔横截面积来检测狭窄候选的步骤的计算机可执行指令包括限定如下步骤的计算机可执行指令 :

 使用低通滤波器和样条平滑器中的一个来生成基线曲线;

 通过从所估计的一段冠状血管中心线中的内腔横截面积中减去基线曲线来生成消除趋势剩余曲线;

 提取消除趋势剩余曲线的局部最大量和局部最小量;以及

 基于消除趋势剩余曲线的局部最大量和局部最小量来检测该段冠状血管中的狭窄候选。

29. 根据权利要求 24 所述的计算机可读介质, 还包括限定如下步骤的计算机可执行指令 :

 对所检测的狭窄候选进行自动分类。

30. 根据权利要求 29 所述的计算机可读介质, 其中限定对所检测的狭窄候选进行分类的步骤的计算机可执行指令包括限定如下步骤的计算机可执行指令 :

 将每个所检测的狭窄候选的至少一个特征与阈值进行比较以确定狭窄候选是否是显著的;

 放弃被确定为非显著的所有狭窄候选;以及

 将每个显著狭窄候选分类为钙化的、非钙化的以及混合的中的一个。

31. 根据权利要求 30 所述的计算机可读介质, 其中限定将每个显著狭窄候选分类为钙化的、非钙化的和混合的中的一个的步骤的计算机可执行指令包括限定如下步骤的计算机可执行指令 :

 使用受训钙化狭窄检测器来确定针对显著狭窄候选中的多个点中的每一个点的钙化概率得分;

 使用受训非钙化狭窄检测器来确定针对显著狭窄候选中的多个点中的每一个点的非钙化概率得分;以及

 基于显著狭窄候选中的多个点的钙化概率得分以及非钙化概率得分, 将显著狭窄候选分类为钙化的、非钙化的以及混合的中的一个。

用于自动检测和分类心脏 CT 容积中的冠状动脉狭窄的方法和系统

[0001] 本申请要求 2010 年 3 月 12 日提交的申请号为 No. 61/313,282 的美国临时申请，2010 年 9 月 20 日提交的申请号为 No. 61/384,462 的美国临时申请，以及 2010 年 9 月 28 日提交的申请号为 No. 61/387,202 的美国临时申请的权益，其公开内容通过参考而合并在本说明书中。

技术领域

[0002] 本发明涉及基于医学图像的冠状动脉狭窄的检测，并且尤其涉及自动检测和分类心脏计算机断层摄影 (CT) 容积中的冠状动脉狭窄。

背景技术

[0003] 根据美国心脏协会 (American Heart Association)，在西方国家中冠状动脉疾病 (CAD) 是引起死亡的病因之一。据评估每年在美国急诊部门中有大约六百万患者是因为急性胸痛。当前的诊断标准是传统侵入式冠状动脉血管造影，其不仅昂贵并且具有极大的风险。新产生的高性能 CT 扫描器，并且特别地双源 CT 扫描器的出现，能够获取高质量的冠状 CT 血管造影 (CCTA) 图像。多数临床研究已经证明用于冠状病变检测的 CCTA 具有实用性，并且特别地使用所谓的“三重排除 (triple rule-out)”技术来评估具有急性胸痛的急救室患者。因为其高质量，CCTA 图像将来能够替代侵入式血管造影图像。特别地，CCTA 图像的高阴性 (negative) 预测值允许医师通过单 CT 检查即可排除冠状血管中的大动脉解剖、肺动脉栓塞和显著狭窄。但是，阅读 CCTA 图像需要基本经验，并且通常只有接受良好培训的医师才能够合适地解释 CCTA 图像。

[0004] 因为低信噪比和运动 / 重建伪影而导致图像质量的变化，致使 CCTA 图像中的冠状动脉狭窄的检测、分类和评定 (rating) 受到挑战。即使专家努力使用 CCTA 图像给予正确的诊断。这仍将导致对冠状动脉狭窄的不正确或不协调的评估。因此，期望对冠状血管中各种类型的狭窄进行自动检测。

发明内容

[0005] 本发明提供一种用于自动检测和分类心脏计算机断层摄影 (CT) 容积中的冠状动脉狭窄的方法和系统。本发明的实施例可以用于检测冠状血管中的狭窄以及量化狭窄的等级，以便排除非显著性狭窄。

[0006] 在本发明的一个实施例中，从 3D CT 容积中提取冠状血管中心线。基于冠状血管中心线来估计内腔横截面积。基于所估计的内腔横截面积来检测狭窄候选 (candidate)。非血管区域可以沿着冠状血管中心线来检测并且在估计内腔横截面积之前从冠状血管中心线移除。可以对所检测的狭窄候选进行分类。所检测的狭窄候选的分类可包括确定哪些所检测的狭窄候选是显著的，以及将每个显著的狭窄候选分类为钙化的、非钙化的以及混合的中的一个。

附图说明

- [0007] 通过参考下面详细描述以及附图,本发明的这些以及其它优点对本领域技术人员来说将变得显而易见。
- [0008] 图 1 示意了根据本发明实施例的用于自动检测和分类冠状动脉 CT 血管造影 (CCTA) 图像容积中的冠状动脉狭窄的方法;
- [0009] 图 2 示意了示例性冠状动脉中心线追踪结果;
- [0010] 图 3 示意了从各个提取的中心线获得的示例性冠状动脉中心线树;
- [0011] 图 4A 和 4B 示意了用于特征提取的圆柱形采样模式;
- [0012] 图 5 和 6 示意了用于受训的非冠状血管区域检测器的 ROC 曲线;
- [0013] 图 7 示意了图 1 的步骤 106 的非血管区域检测的示例性结果;
- [0014] 图 8 示意了分成五个不相交的段的示例性血管树;
- [0015] 图 9 示意了针对示例性中心线的段的狭窄候选检测;
- [0016] 图 10 示意了根据本发明实施例的对狭窄候选进行分类的方法;
- [0017] 图 11 示意了用于注释中心线和钙化病变的示例性注释方案;
- [0018] 图 12 示意了用于训练钙化狭窄检测器的阳性 (positive) 训练采样的添加;
- [0019] 图 13 示意了针对钙化狭窄检测器的 ROC 曲线;
- [0020] 图 14 示意了使用受训钙化狭窄检测器的示例性钙化狭窄检测结果;
- [0021] 图 15 和 16 示意了使用图 1 的方法获得的示例性狭窄检测和分类结果;以及
- [0022] 图 17 是能够实现本发明的计算机的高级框图。

具体实施方式

[0023] 本发明涉及用于自动检测、分级和分类心脏计算机断层摄影 (CT) 容积中的冠状动脉狭窄的方法和系统。在此对本发明的实施例进行描述,以便给出冠状动脉狭窄检测和分级方法的可视化理解。数字图像通常由一个或多个对象 (或形状) 的数字表示组成。在此通常从对象的识别和操作方面来描述对象的数字表示。这种操作是在计算机系统的存储器或其它电路 / 硬件中完成的虚拟操作。因此,可以理解通过使用存储在计算机系统内的数据可以在该计算机系统中实现本发明的实施例。

[0024] 图 1 示意了根据本发明实施例用于自动检测和分类冠状动脉 CT 血管造影 (CCTA) 图像容积中的冠状动脉狭窄的方法。如图 1 所示,在步骤 102,接收 CCTA 图像容积。CCTA 图像容积是 3D 心脏 CT 容积,其是在将造影剂注入到患者体内后获取的,由此示出对比度增强的冠状动脉。CCTA 图像容积可以从 CT 扫描器接收。CCTA 容积也可以通过加载之前存储的 CCTA 容积来接收。

[0025] 在步骤 104,从 CCTA 图像中提取针对冠状血管的中心线。人工追踪 3D 心脏 CT 数据中的冠状动脉中心线是一项极单调乏味的工作。这归结于以下事实,即冠状动脉沿着难以精确跟踪的长路径前进。而且,利用 CT 图像获取的当前标准,冠状动脉可能在直径上仅具有少量体素。由于血管变窄、形成分支以及那些区域中的亮度损失,在冠状动脉的末端部分,跟踪冠状动脉中心线的工作甚至变得更困难。因此,已经提出了多种用于自动或半自动跟踪中心线的算法。用于冠状动脉跟踪 (CAT) 的自动方法典型地使用冠状动脉心门作为种

子点来开始中心线跟踪。可以采用用于跟踪冠状血管中心线的任何方法来实现步骤 104。例如,用于提取冠状血管中心线的各种方法在 D. Lesage 等人的“*A Review of 3D Vessel Lumen Segmentation Techniques :Models, Features and Extractions Schemes*”*Medical Image Analysis*, 13(6) :819–845, 2009 中得以描述,通过参考将其合并在此。根据有利的实施方式,冠状血管的中心线可以通过使用 M. A. Gulsun 等人在“*Robust Vessel Tree Modeling*”In *MICCAI’ 08 :Proceedings of the 11th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 2008 中所述的方法而在步骤 104 中被提取,通过参考将其合并在此。

[0026] 在步骤 106,对沿着中心线的非血管区域进行检测和移除。在可行的实施方式中,受训的非冠状血管区域检测器用于检测沿着所提取的中心线的非血管区域。非冠状血管区域检测器可以是随机森林分类器 (random forest classifier),所述分类器基于注释的训练样本通过使用以圆柱形采样模式提取的旋转不变特征来训练。基于在每个点周围以圆柱形采样模式提取的旋转不变特征,非冠状血管区域检测器可以确定提取的中心线上的点是否处于非血管区域中。

[0027] 用于在步骤 104 提取冠状血管中心线的任何中心线跟踪算法在跟踪过程中都可能会出错,由此导致中心线进入非冠状动脉区域,诸如静脉、心室等。在某些情况下,一条冠状动脉的中心线可能被跟踪至另一冠状动脉或冠状静脉中。因此,在步骤 104 提取的某些中心线可能是部分或完全不正确的。图 2 示意了由步骤 104 产生的冠状动脉中心线跟踪结果的示例性的弯曲多面重建 (CPR) 视图。使用 M. A. Gulsun 等人的“*Robust Vessel Tree Modeling*”In *MICCAI’ 08 :Proceedings of the 11th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 2008 中所述的方法来提取图 2 所示的冠状动脉中心线。在图 2 的图像 200 和 210 中,中心线 202 和 212 是部分不正确的并且分别被跟踪至心室和大动脉。在图像 220 和 230 中,中心线 222 和 232 是部分不正确的并且被跟踪至静脉。在图像 240 和 260 中,中心线 242 和 262 是完全错误地跟踪至心室。表 1 概括了在使用如下算法针对具有 1472 条跟踪中心线的总共 229 个容积进行跟踪冠状血管中心线中的误差,所述算法在 M. A. Gulsun 等人的“*Robust Vessel Tree Modeling*”In *MICCAI’ 08 :Proceedings of the 11th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 2008 中进行了描述。

[0028]

进行跟踪中的误差	$\geq 5\text{mm}$	$\geq 10\text{mm}$	$\geq 15\text{mm}$
# 受影响的血管	259	226	210
# 受影响的容积	131	116	107

[0029] 表 1

[0030] 要注意的是,表 1 不包括延伸到大动脉中的中心线的部分。用于提取中心线的算法知道心门的准确位置,并且在该算法中将一部分中心线跟踪到大动脉中是有意的。

[0031] 基于图 2 和表 1 所示的结果,可以理解的是手动或自动检测冠状动脉病变的这种中心线的使用将导致不准确的检测结果。特别地,对噪声和其它伪影特别灵敏的冠状动脉病变的检测,很难提取有价值的特征以区分沿着该中心线的正常区域和病变区域之间的差别。因此,根据本发明的实施例,快速和自动技术用于所提取中心线的校准。特别地,基于学习的方法用于检测沿着所提取中心线的非冠状区域。在一个实施例中,圆柱形采样模式

可以用于特征提取，其中圆柱体的轴与冠状动脉中心线对齐。沿着圆柱体的长度以变化半径提取旋转不变特征。这些特征可以用于训练基于随机森林 (RF) 的分类器，来检测非冠状区域。

[0032] 在示例性实施方式中，本发明者对从 229 个患者获得的扫描进行了研究。这些扫描的切片厚度在 0.3–0.5mm 之间变化，其中 x-y 像素间隔典型地处于 0.3–0.4mm 之间。每个扫描典型地包括大约 200–300 个切片。在 M. A. Gulsen 等人的“Robust Vessel Tree Modeling”In MICCAI’08 :Proceedings of the 11th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2008 中所描述的中心线跟踪方法可以用于提取中心线。该方法输出对于三个主要冠状动脉以及它们的分支的中心线，三个主要冠状动脉为左前降支动脉 (LAD)、左旋支动脉 (LCX) 和右冠状动脉 (RCA)。左主冠状动脉 (LM) 被作为 LAD 和 / 或 LCX 动脉的一部分而跟踪。该方法输出各个冠状动脉中心线集合，每个都开始于大动脉。因此，在源自相同主动脉的两个分支之间存在显著重叠。为了避免冗余，通过将所提取的血管中的共同区域融合在一起而将输出中心线转换为冠状动脉中心线树。

[0033] 图 3 示意了从各个提取的中心线获得的示例性冠状动脉中心线树 300。如图 3 所示，中心线树 300 包括 LAD、LCX 和 RCA 冠状动脉，以及它们各自的分支 302、304 和 306。根据冠状动脉的变化长度，沿着中心线的点可以被再次采样，从而具有相同的分辨率（如 1mm），并且使用诸如二项式滤波器进行平滑。为了生成训练样本，可以创建结果产生的中心线树的两个副本。在第一个副本中，可以手动移除非冠状区域中的所有点。然后，通过从第二副本中的点集合中减去第一副本中的点集合而获得阳性训练样本（非冠状区域中的点）。阴性训练样本（冠状动脉内的点）仅是第一副本中的点。在示例性实施方式中，所获得的阳性训练样本（包括大动脉内的点）的总数为 21940，且所获得的阴性训练 样本的总数为 104191。在每个阳性和阴性训练样本的临近中执行特征提取，从而提取对应每个训练样本的旋转不变特征。

[0034] 监督式学习算法需要足以能够捕获基本种类的数据的特性属性的特征。冠状动脉的形状在局部是圆柱形的，它们的厚度通常从它们的起始点（如心门）到它们末端是减小的。另一方面，非冠状区域沿着中心线不具有特定形状、尺寸或位置。因此对于这种变化所选择的采样模式应该是不变的。根据本发明有利实施例，使用其轴与冠状血管的中心线对齐的圆柱形采样模式。圆柱体的长度必须要仔细选择。圆柱体的长度应该足够小，从而使用局部为圆柱形的冠状动脉。同时，圆柱体的长度应该足够大，从而在沿着中心线的任意两个邻近控制点的采样模式之间具有足够重叠，以使得不会通过特征提取模式而错过区域。

[0035] 图 4A 和 4B 示意了用于特征提取的圆柱形采样模式。如图 4A 所示，每个圆柱形采样模式 402a 和 402b 的轴与中心线 404 对齐。圆柱形采样模式 402a 和 402b 分别集中于中心线 404 上的控制点 406a–406e。圆柱形采样模式 402a 和 402b 具有足够的长度，从而在两个相邻控制点 406a 和 406b 处在圆柱形采样模式 402a 和 402b 之间具有重叠 408。本发明的实施例利用如下特征，即围绕圆柱体的轴的旋转不变量。如图像 4B 所示，围绕控制点 412 来限定长度为 L 和半径为 R 的圆柱形采样模式 410。对于沿着圆柱体 410 的轴与控制点 412 的距离为 1 处的点 ($-L/2 \leq 1 \leq L/2$)，可以在半径 r 处提取下面九个特征，其中 $0 \leq r \leq R$ ：平均、最小以及最大强度 (I_{av}, I_{min}, I_{max})，沿着半径方向的平均、最小以及最大梯

度 ($G_{av}^r, G_{min}^r, G_{max}^r$)，以及沿着切线方向的平均、最小以及最大梯度 ($G_{av}^t, G_{min}^t, G_{max}^t$)。根据有利实施方式， $L = 6$ (0.5mm 的倍数 (times 0.5mm)) 的长度用于在邻近圆柱体之间给予可接受的重叠，以及 $R = 3$ (0.5mm 的倍数) 的半径以用于充分地捕获冠状动脉的宽度。利用 $L = 6$ 以及 $R = 3$ ，对于每个控制点获得 $6 \times 3 \times 9 = 162$ 维特征向量。

[0036] 根据有利的实施方式，基于随机森林的监督式学习可以用于自动训练分类器以检测沿着给定中心线的非冠状区域。基于随机森林的学习使用上述的旋转不变特征来训练分类器以检测非冠状血管区域。基于随机森林的分类器是多个判定树的系综，所述判定树输出作为由各个树输出的种类的模式的种类。可替代地，各个判定树的输出也可以被组合成关于各种种类的概率质量函数。该方法输出沿着给定中心线的点落入非冠状血管区域中的概率。超过此概率的阈值 可以改变，从而获得接收操作特性 (ROC) 曲线，并且然后在曲线上选择合适的操作点。

[0037] 为了通过受训非冠状血管区域分类器来选择用于概率输出的合适阈值，本发明者将整个数据集合分成十个子集，它们然后用于 10- 折叠交叉确认。使用随机森林来执行训练，所述随机森林使用围绕沿着中心线的每个控制点的旋转不变特征。图 5 示意了被获得用于训练的 ROC 曲线 (灵敏度 (sensitivity) 与特异性 (specificity) 之间的关系)，以及通过改变关于由受训分类器返回的概率的阈值的交叉确认。特别地，图 5 示出了灵敏度与特异性之间的关系的 ROC 曲线，其是通过基于每个血管点在 229 个容积上使用随机森林受训分类器来获得的。图表 500 示出了针对在训练数据上分别执行的 LAD、LAC 和 RCA 冠状动脉的检测的 ROC 曲线 502、504、506。图表 510 示出了针对使用 10- 折叠交叉确认分别执行的 LAD、LCX 和 RCA 冠状动脉的检测的 ROC 曲线 512、514、516。基于每个控制点计算该情形中的灵敏度和特异性，并且其被限定为：

[0038]

$$\text{灵敏度} = \frac{\# \text{真阳性}}{\# \text{真阳性} + \# \text{假阴性}} \quad (1)$$

[0039]

$$\text{特异性} = \frac{\# \text{真阴性}}{\# \text{真阴性} + \# \text{假阳性}} \quad (2)$$

[0040] 图 6 示意了用于训练和交叉确认试验的阳性预测值 (PPV) 与阴性预测值 (NPV) 之间的关系的 ROC 曲线。特别地，图 6 示出了 PPV 与 NPV 之间的关系的 ROC 曲线，其是通过基于每个血管点在 229 个容积上使用随机森林受训分类器而获得的。图表 600 示出了针对在训练数据上分别执行的 LAD、LCX 和 RCA 冠状动脉的检测的 ROC 曲线 602、604 和 606。图表 6102 示出了针对使用 10- 折叠交叉确认分别执行的 LAD、LCX 和 RCA 冠状动脉的检测的结果的 ROC 曲线 612、614 和 616。基于每个控制点计算 PPV 和 NPV 并且其被限定为：

[0041]

$$PPV = \frac{\# \text{真阳性}}{\# \text{真阳性} + \# \text{假阳性}} \quad (3)$$

[0042]

$$NPV = \frac{\# \text{真阴性}}{\# \text{真阴性} + \# \text{假阴性}} \quad (4)$$

[0043] 在该实施方式中，每容积的平均检测时间小于一秒。如从 ROC 曲线中观察到的，与

LAD 和 LCX 动脉相比,对于 RCA 动脉,非冠状血管区域检测器的性能轻微恶化。这个原因归咎于如下事实,即在大多数情况,RCA 动脉的中间和末端部分可能与左心室的冠状窦和后静脉(其平行于 RCA 在左心室和右心室之间穿行)混乱。因为这些静脉具有与动脉相似的属性(归因于它们的圆柱形形状),所以更难以将它们与动脉相区分。

[0044] 图 7 示意了图 1 的步骤 106 的非血管区域检测的示例性结果。特别地,图 7 示出了由图 1 的步骤 104 产生的中心线检测结果 700、710、720、730、740、和 750 和由步骤 106 产生的对应的非血管区域检测结果 704、714、724、734、744 和 754 的 CPR 视图。在冠状血管外侧检测的点在图像 704、714、724、734、744 和 754 中标有“+”标记。图像 700 示出了检测的中心线 702,并且图像 704 示出了检测的中心线 702 的非血管区域 706。图像 710 示出了检测的中心线 712,并且图像 714 示出了检测的中心线 712 的非血管区域 716。图像 720 示出了检测的中心线 722,并且图像 724 示出了检测的中心线 722 的非血管区域 726。图像 730 示出了检测的中心线 732,并且图像 734 示出了检测的中心线 732 的非血管区域 736。图像 740 示出了检测的中心线 742,并且图像 744 示出了检测的中心线 742 的非血管区域 746。如图像 744 所示,图像 740 的整个中心线 742 被检测为非血管区域 746。图像 750 示出了检测的中心线 752,并且图像 754 示出了检测的中心线 752 的非血管区域 756。如图像 754 所示,图像 750 的整个中心线 752 被检测为非血管区域 746。

[0045] 返回到图 1,在步骤 108,使用受训回归函数来估计内腔横截面积。根据本发明的有利实施例,代替对内腔分段以及计算沿着血管中心线的内腔横截面积,机器学习方法(特别地受训回归函数)能被用于从局部图像特征中直接估计横截面积。为了估计内腔的横截面积,估计与内腔的横截面相等的圆的半径 R,其通过 $A = \pi R^2$ 与内腔的横截面积 A 相关。

[0046] 相应地,根据从手动注释训练数据集合中获知的所提取的图像特征集合 x 和参数集合 p,估计对于半径 $R = y(x|p)$ 的函数。通过手动地对某些 CCTA 数据集合中的冠状血管的内腔进行分段以及计算横截面积,以及从那些产生的沿着中心线的所有 N 点处的半径 y_i 来构造训练集合 $T = (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_i, y_i), (x_N, y_N)$ 。对于沿着中心线的相同点,从围绕对应点并与中心线对齐的 CCTA 图像容积中提取特征集合 x_i 。根据有利实施方式,上述以及图 4 所示的旋转不变特征和圆柱形采样模式可以用于训练回归函数。但是,本发明并不局限于这些类型的特征,并且其它合适的特征也是可用的。

[0047] 给定训练集合 T,通过最小化平方损失函数来训练相对于回归函数参数 p 的回归量(回归函数):

$$[0048] L(p) = \sum_{i=1}^N (y(x_i|p) - y_i)^2 \quad (5)$$

[0049] 存在用于最小化平方损失函数的不同算法。例如,可以使用公知的针对回归的增强(Boosting)算法和随机森林回归算法。在有利实施方式中,使用随机森林回归算法来最小化平方损失函数,以便训练回归函数。

[0050] 给定新的、未见过的容积,受训回归函数(使用以上确定的最小化参数 p)能用于估计任意中心线点处的内腔半径 / 面积。在可能的实施方式中,受训的回归函数可以被用于估计沿着步骤 104 和 106 中检测的中心线的每个控制点(如体素)处的半径(或面积)。

[0051] 在步骤 110,基于所估计的内腔的横截面积来检测狭窄候选。为了检测冠状动脉中

的狭窄候选，所提取的中心线树可以被分成多个段，其随后独立于狭窄候选而被检查。图 8 示意了示例性血管树，其被分成五个不相交段 S_1, S_2, S_3, S_4 和 S_5 。在图 8 中，每个段的开始被视为“左”端，并且每个段的结束被视为“右”端。每个段在血管分歧 (bifurcation) (S_2-S_5) 或心门 (S_1) 处开始，并且在分歧 (S_1, S_2) 或血管树叶 (S_3-S_5) 处结束。

[0052] 对于血管树的每个不相交的段，针对狭窄来检查沿着血管中心线的内腔半径 / 面积曲线。图 9 示意了针对示例性中心线的段的狭窄候选检测。如图 9 所示的那样，半径曲线 902 示出了沿着中心线的段的各个点处的半径估计。由图 1 的步骤 108 的半径 / 面积估计产生半径曲线 902。可以理解的是面积曲线也能够类似于图 9 的半径曲线 902 而使用。使用低通滤波器（或样条平滑器）来计算“基线”曲线 904。从半径曲线 902 中减去基线曲线 904，以便获得消除趋势剩余曲线，再次对所述消除趋势剩余曲线轻微平滑，从而产生图 9 中的曲线 906。从该曲线 906，提取所有局部最适应位置。如图 9 所示，这产生了局部最大量曲线 908 和局部最小量曲线 910。清楚的是，局部最小量和最大量是交替的。然后将每一个三元组（最大 - 最小 - 最大）视为狭窄候选。在该方法的扩展中，同样可以将五元组（最大 - 最小 - 最大 - 最小 - 最大）以及一般的 $2n+1$ 元组视为狭窄候选。如图 9 所示，在观察到最大 - 最小 - 最大模式的一部分中心线上检测狭窄候选 912。分歧 914 也在图 9 中示出，在其之后半径 / 面积减小。

[0053] 即使图 9 示意了一项用于检测一段冠状血管中的狭窄候选的技术，但可以理解的是本发明并不局限于上述技术，并且其它技术（例如多尺度分类器和条件随机场）也可以用于检测一段冠状动脉中的狭窄候选的位置。

[0054] 对每个检测的狭窄候选估计狭窄等级。狭窄等级由下式来计算：

$$[0055] g = 1 - \left(\frac{2r_{\min}}{r_{\text{left}} + r_{\text{right}}} \right)^2 \quad (5),$$

[0056] 其中 r_{\min} 是狭窄候选中的最小半径估计， r_{left} 是左端（朝向心门）的半径估计，且 r_{right} 是狭窄候选的右端（朝向叶）的半径估计。对于位于具体血管树段（在心门或分歧处）的左端处的狭窄候选，可由替代公式来估计等级：

$$[0057] g = 1 - \left(\frac{r_{\min}}{r_{\text{right}}} \right)^2 \quad (6).$$

[0058] 返回到图 1，在步骤 112，对狭窄候选进行自动分类。特别地，针对每个狭窄候选确定是否应当放弃该候选，或者其是否为钙化的、非钙化的或混合的狭窄。上述以及图 4 所示的旋转不变特征和圆柱形采样模式能够用于通过使用分离的受训分类器而对钙化和软化（非钙化）斑二者进行基于学习的检测。然后使用从两个分类器获得的概率得分来对狭窄候选进行分类。

[0059] 图 10 示意了根据本发明实施例的对狭窄候选进行分类的方法。图 10 的方法用于实现图 1 的步骤 112。在步骤 1002，对狭窄候选设定阈值以便确定显著的和非显著的候选，并放弃非显著的狭窄候选。针对此目的，针对每个狭窄候选提取若干个特征，诸如等级、狭窄长度、左和右内腔半径、到叶的最小距离以及到心门的距离。所设定的这些值中的一个或多个的阈值用于识别被认为是显著的和非显著的狭窄候选。例如，0.5 的阈值被应用于狭窄候选的等级，这样使得具有大于 0.5 的等级的任何狭窄候选被认为是可接受的并且转至步

骤 1004，并且具有小于 0.5 的等级的任何狭窄候选被认为是非显著的并且被放弃。

[0060] 在步骤 1004，针对每个可接受的狭窄候选，使用受训钙化狭窄检测器来计算钙化概率得分。通过使用前述以及图 4 所示意的旋转不变特征和圆柱形采样模式来训练受训钙化狭窄检测器。受训钙化狭窄检测器确定针对特定狭窄候选中的每个点的钙化概率得分。针对某一点的钙化概率得分是该点作为钙化狭窄的一部分的概率。

[0061] 在示例性实施方式中，本发明者对从总共具有 355 个钙化性病变的 165 个患者获得扫描进行研究，以训练钙化狭窄检测器。在所有训练容积中，冠状动脉中心线和钙化病变被手动注释用以训练以及评估目的。大多数控制点并没有沿着内腔的中心而被精确注释，但是要足够仔细以确保几乎所有的控制点都位于冠状动脉的外壁内侧。该注释方案还使得在此所述的狭窄检测方案对于给定的中心线的不精确来说是稳健的。可以在训练数据中针对钙化病变的存在来分析三个主要的冠状动脉 (LAD、LCX 和 RCA)。左主冠状动脉 (LM) 可以被注释为 LAD 动脉的一部分。为了致性的目的，所注释的中心线能以常用分辨率（如 1mm）被重新采样。图 11 示意了用于注释中心线和钙化病变的示例性注释方案。如图 11 所示意的，图像 1100 示出了 LAD 冠状动脉的中心线 1102 和 LAD 冠状动脉上的钙化病变 1104 和 1106 的注释。图像 1110 是相同 LAD 冠状动脉的伸展 CPR 视图，其示出了中心线 1102 以及钙化病变 1104 和 1106 的注释。

[0062] 为了训练钙化狭窄检测器，可使用图 4 所示意的圆柱形采样模式围绕每个控制点来执行特征提取。特别地，再次参考图 4B，对于沿着圆柱体 410 的轴距离控制点 412 为 1 处的点（其中 $-L/2 \leq l \leq L/2$ ），可以在半径 r （其中 $0 \leq r \leq R$ ）处提取下面九个特征：平均、最小以及最大强度 (I_{av} 、 I_{min} 、 I_{max})，沿着半径方向的平均、最小以及最大梯度 (G_{av}^r , G_{min}^r , G_{max}^r)，以及沿着切线方向的平均、最小以及最大梯度 (G_{av}^t , G_{min}^t , G_{max}^t)。根据有利实施方式， $L = 5$ (0.5mm 的倍数) 的长度和 $R = 3$ (0.5mm 的倍数) 的半径能用于提取特征，用以训练钙化狭窄检测器。利用 $L = 5$ 以及 $R = 3$ ，对于每个控制点获得 $5 \times 3 \times 9 = 135$ 维特征向量。根据有利实施方式，基于随机森林的监督学习能用于自动训练钙化狭窄检测器（基于所提取的特征）。可替代地，概率推进树 (PBT) 能用于训练钙化狭窄检测器（基于所提取的特征）。

[0063] 在示例性实施方式中，本发明者将整个数据集合分成四个子集以用于 4- 折叠交叉确认。使用随机森林来执行训练。为了补偿大量阴性样本（相比于少量阳性样本），每两个连续阳性控制点被线性地内插三个附加点是可行的。此外，针对每个阳性控制点，在垂直于中心线的平面中的八个相邻点也可以添加到阳性训练样本中。这两种类型的阳性数据增强有助于避免过度拟合 (over-fitting) 以及补偿中心线估计中的误差。图 12 示意了用于训练钙化狭窄检测器的阳性训练样本的添加。如图 12 所示，点 1202 代表原始的阳性控制点，点 1204 代表内插点，以及点 1206 代表垂直于冠状动脉中心线定位的平面中的相邻点。

[0064] 对于每个冠状动脉，对控制点的原始集合执行测试。图 13 示意了通过改变 分类器输出概率的阈值而获得针对钙化狭窄检测器的 ROC 曲线。如图 13 所示意的，图表 1300 是 ROC 曲线，其示出了大量假阳性病变与被正确检测的病变的百分比之间的关系。图表 1310 是 ROC 曲线，其示出了基于每个血管的灵敏度与特异性之间的关系。对于基于病变的评估，真实检测率被限定为实际检测的病变的百分比，并且每容积的假阳性的数量是每容积所错过的病变的平均数量。对于基于血管的评估，灵敏度被限定为具有被正确检测的病变的血

管的百分比，并且对应的特异性被限定为被正确检测为健康的健康血管的百分比。在示例性实施方式中，每容积 0.82 秒的平均检测时间是可以实现的。

[0065] 图 14 示意了使用受训钙化狭窄检测器的示例性钙化狭窄检测结果。如图 14 所示的，图像 1400、1405、1410、1415、1420、1425、1430、1435、1440 和 1445 示出了输入图像，以及图像 1402、1407、1412、1417、1422、1427、1432、1437、1442 和 1447 示出了分别在图像 1400、1405、1410、1415、1420、1425、1430、1435、1440 和 1445 中检测的钙化狭窄 1404、1409、1414、1419、1424、1429、1434、1439、1444 和 1449。

[0066] 返回到图 10，在步骤 1006，使用受训非钙化狭窄检测器来检测针对狭窄候选的非钙化概率得分。受训非钙化狭窄检测器确定针对特定狭窄候选中的每个点的钙化概率得分。针对某一点的非钙化概率得分是该点作为非钙化狭窄的一部分的概率。根据有利实施方式，与钙化狭窄检测相比，稍微不同的特征向量可以用于非钙化狭窄检测。替代仅计算围绕控制点的旋转不变特征，可以使用滑动窗方法，并且来自相邻的左和右控制点的相似特征也被附加到特征向量。

[0067] 在步骤 1008，基于每个狭窄候选内的各点的钙化概率得分以及非钙化概率得分，将每个狭窄候选分类为“钙化的”、“非钙化的”或“混合的”。例如，基于该点的钙化概率得分和非钙化概率得分的比较，将狭窄候选中的每个控制点（或体素）分类为钙化的或非钙化的。然后可以基于狭窄候选中的钙化点和非钙化点的相对数量，将狭窄候选分类为钙化的、非钙化的或混合的。如果狭窄主要是由钙化组分引起的，则将该狭窄分类为钙化的，如果狭窄是由非钙化组分引起的，则将该狭窄分类为非钙化的，并且如果狭窄具有钙化以及非钙化部分则将该狭窄分类为混合的。

[0068] 返回到图 1，在步骤 114，输出狭窄检测和分类结果。例如，可以通过将结果显示在计算机系统的显示器上来输出狭窄检测和分类结果。也可以通过将结果例如存储在计算机系统的存储器或存储装置中，或存储在计算机可读介质中来输出狭窄检测和分类结果。

[0069] 在示例性实施方式中，本发明者对从 225 个患者获得的数据进行试验以评估检测系统对于非钙化狭窄的性能。表 2 示出了通过运行图 1 和 10 的完整狭窄检测和分类方法而获得的基于每个病变和每个血管的 10- 折叠交叉确认试验的结果。

[0070]

		LAD	LCX	RCA	总的
病变	TPR	100.00%	90.00%	95.24%	94.55%
	FP/每容积	0.81	1.03	1.13	2.97
血管	灵敏度	100.00%	93.75%	100.00%	97.62%
	特异性	75.23%	63.16%	62.86%	67.14%
	阴性 PV	100.00%	99.17%	100.00%	99.77%

[0071] 表 2

[0072] 图 15 和 16 示意了使用图 1 的方法获得的示例性狭窄检测和分类结果。如图 15 所示意的，图像 1500 示出了冠状动脉的中心线 1502，在中心线 1502 上检测的非血管区域 1504，以及在冠状动脉中检测的钙化狭窄 1506。该钙化狭窄具有 0.68 的等级，并且没有检

测到其它显著的狭窄。如图 16 所示意的, 图像 1600 示出了冠状动脉的中心线 1602, 在中心线 1602 上检测的非血管区域 1604, 以及在冠状动脉中检测的非钙化狭窄 1606。非钙化狭窄具有 0.67 的等级并且没有检测到其它显著的狭窄。

[0073] 如上所述, 图 10 示意了用于分类狭窄候选的过程。要理解的是, 本发明并不局限于图 10 的方法。例如, 可替代地, 可以使用多种类的分类器将每个狭窄候选分类成钙化、混合、非钙化以及放弃的四个种类中的一个。

[0074] 检测以及分类冠状狭窄的上述方法可以通过使用公知的计算机处理器、存储器单元、存储装置、计算机软件以及其它部件而在计算机上实现。图 17 示意了这种计算机的高级框图。计算机 1702 包含处理器 1704, 其通过执行计算机程序指令来控制计算机 1702 的整个操作, 其中所述计算机程序指令限定这种操作。计算机程序指令可以存储在存储装置 1712(如磁盘)中, 并且当需要计算机程序指令的执行时载入到存储器 1710 中。所以, 图 1 和 10 的方法的步骤可由存储器 1710 和 / 或存储装置 1712 中存储的计算机程序指令来限定, 并且由执行计算机程序指令的处理器 1704 来控制。图像获取装置 1720, 诸如 CT 扫描装置, 可以连接至计算机 1702 以将图像数据输入到计算机 1702 中。有可能将图像获取装置 1720 和计算机 1702 实施为一个装置。还有可能通过网络来与图像获取装置 1720 和计算机 1702 无线通信。计算机 1702 还包括一个或多个网络接口 1706, 用以经由网络与其它装置进行通信。计算机 1702 还包括其它输入 / 输出装置 1708, 其实现用户与计算机 1702(如显示器、键盘、鼠标、扬声器、按钮等)交互作用。可以结合作为注释工具的计算机程序集合使用这种输入 / 输出装置 1708, 以注释从图像获取装置 1720 接收的容积。本领域的技术人员将认识到实际计算机的实现也包括其它组件, 并且为了示意目的图 17 是这种计算机的某些组件的高级表示。

[0075] 之前的详细描述可以理解为是每个方面的示意性和示例性, 但并不是限制性, 并且在此公开的本发明的范围不能从具体实施方式中确定, 而是由根据专利法允许的整个宽度来解释的权利要求确定。可以理解的是, 在此所示以及所述的实施例仅仅是本发明原理的示意, 并且在没有脱离本发明的范围和精神的情况下本领域技术人员实现进行各种修改。在没有脱离本发明的范围和精神的情况下本领域的那些技术人员可以实现各种其它特征组合。

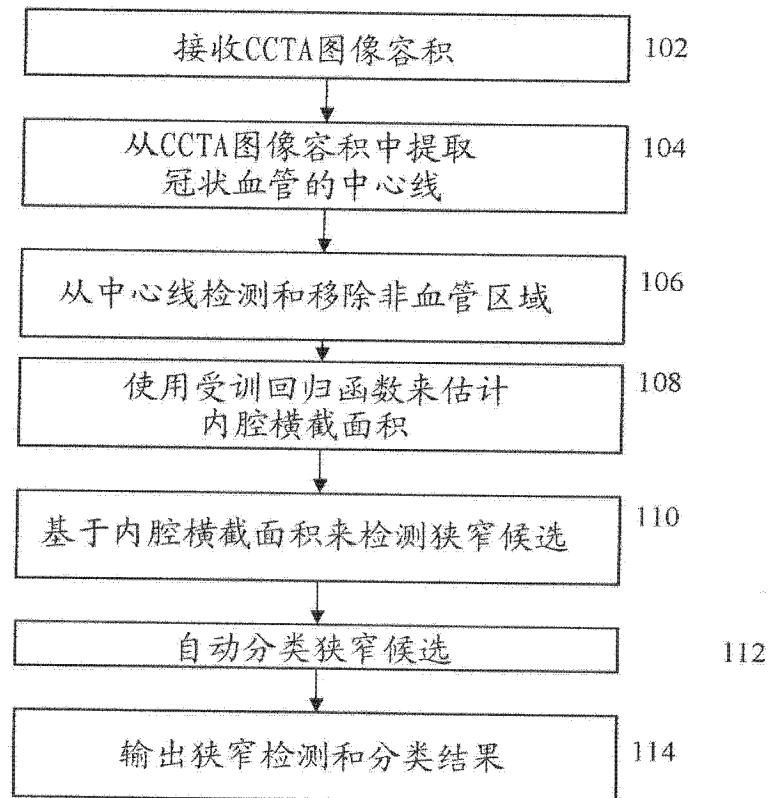


图 1

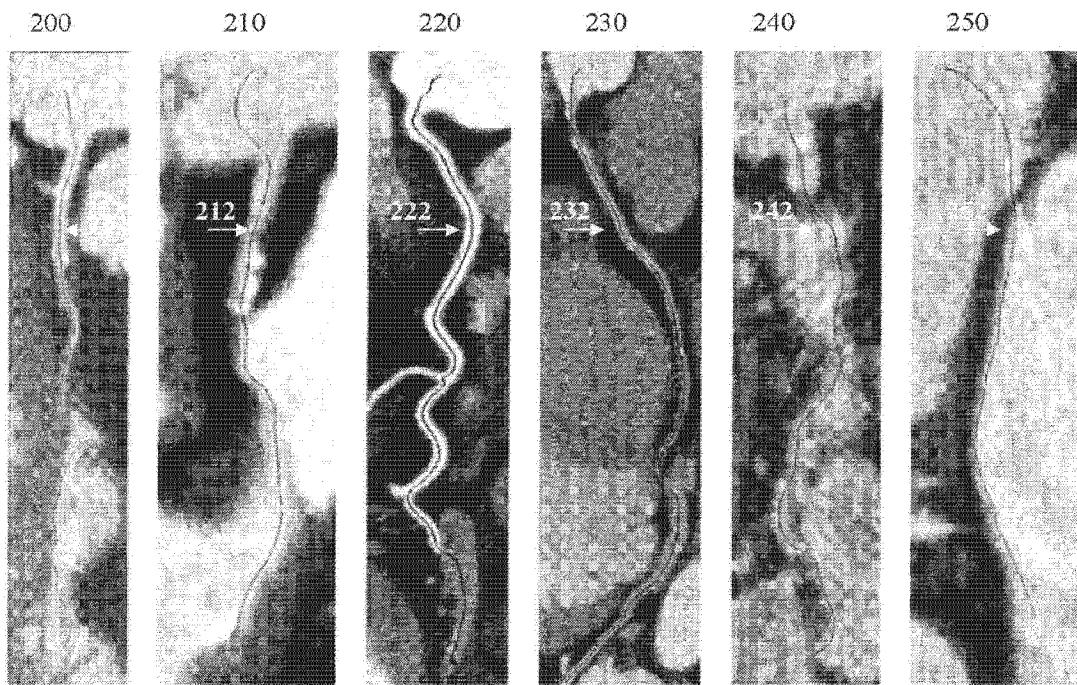


图 2

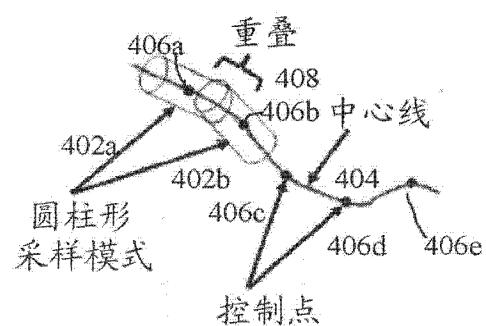
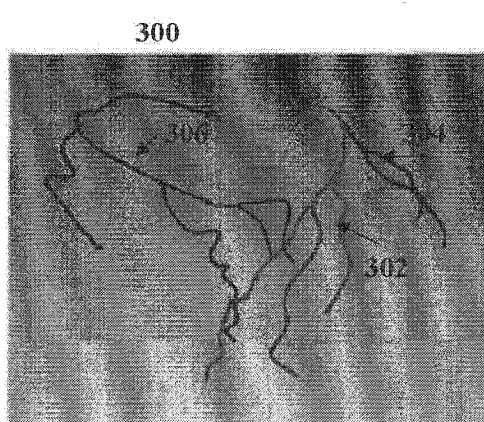


图 4A

图 3

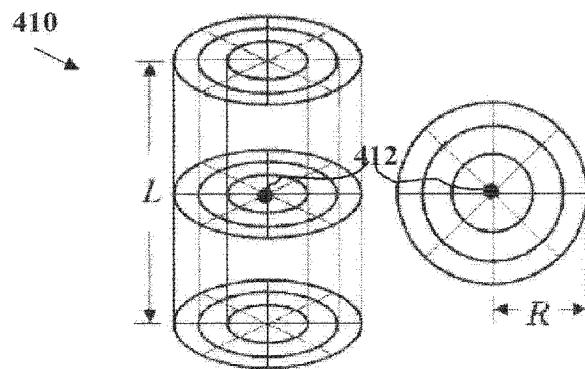


图 4B

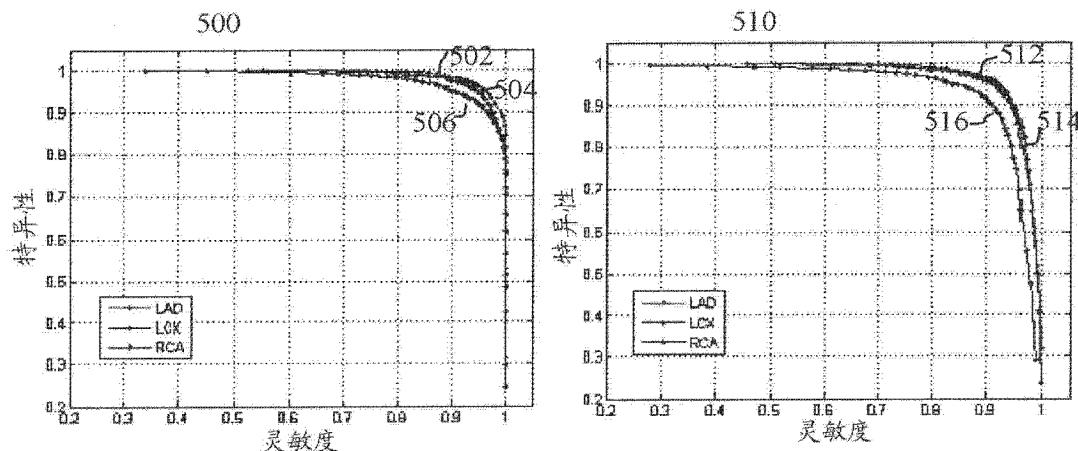


图 5

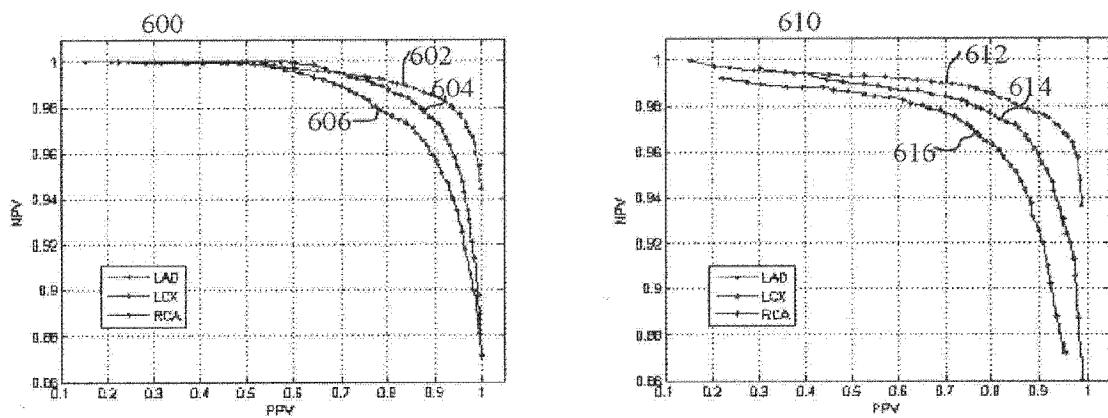


图 6

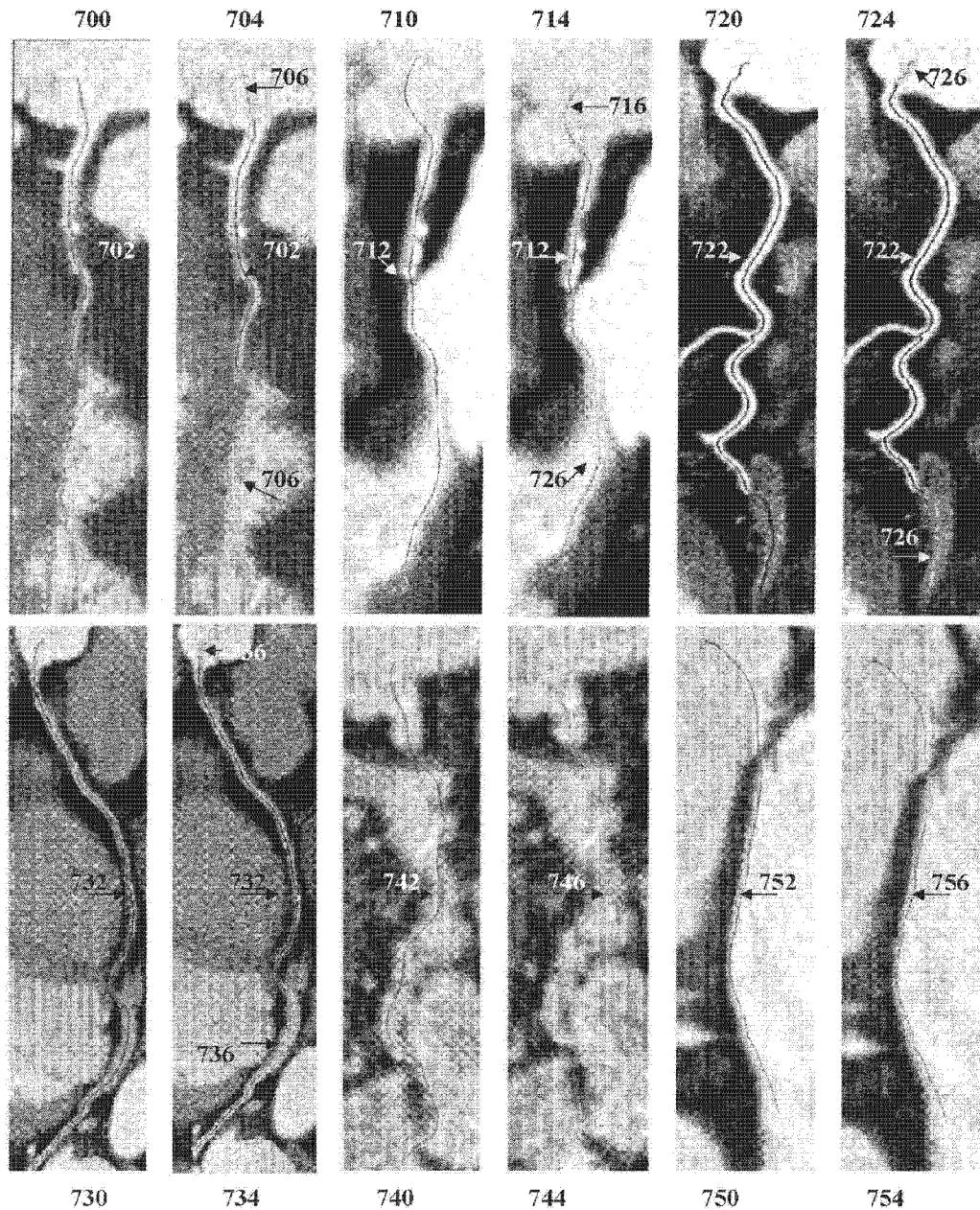


图 7

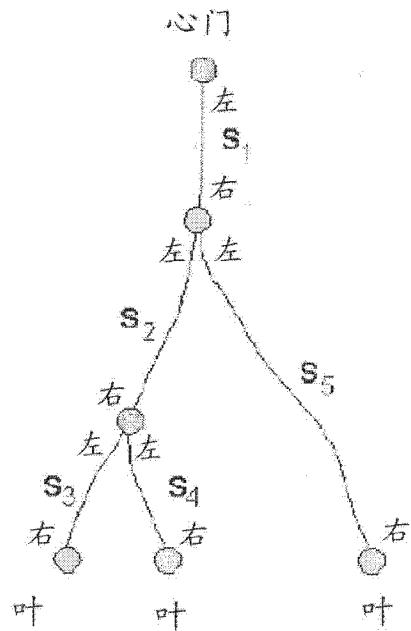


图 8

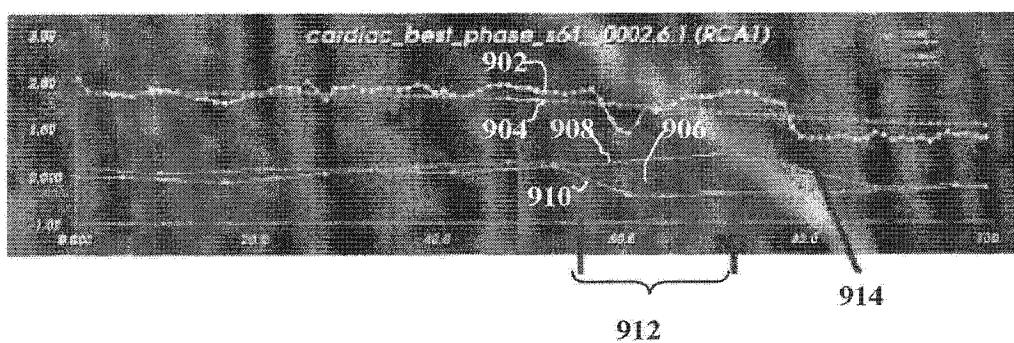


图 9

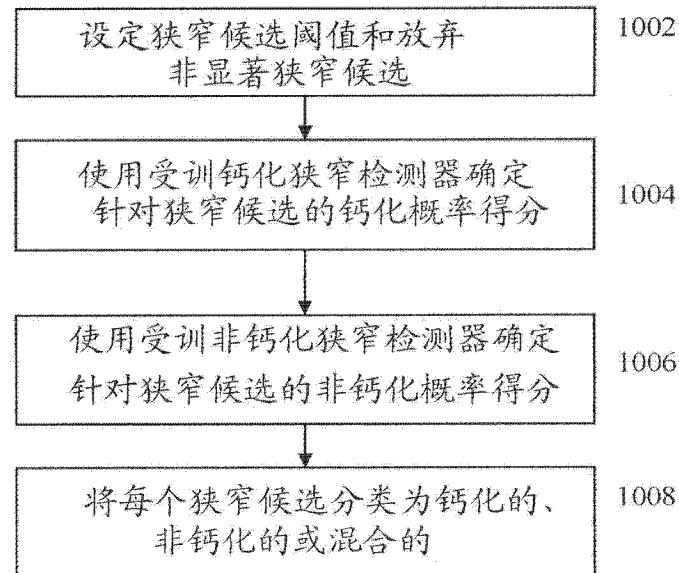


图 10

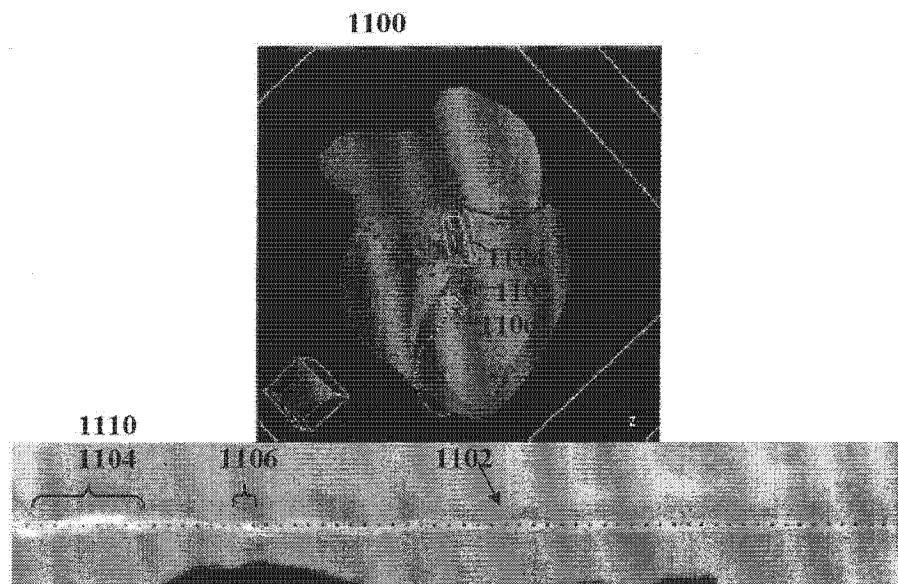


图 11

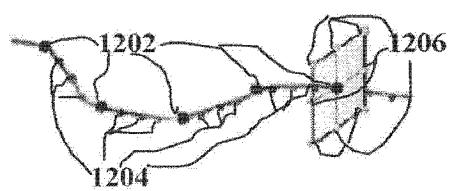


图 12

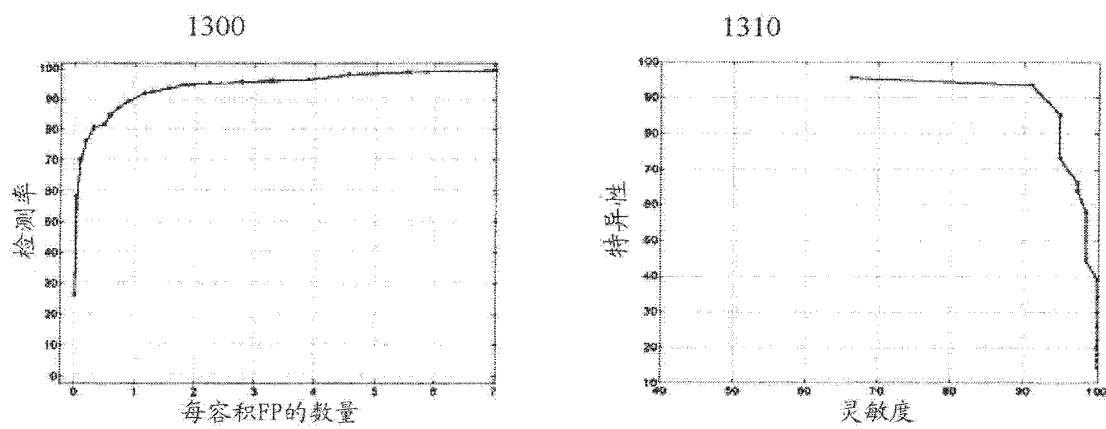


图 13

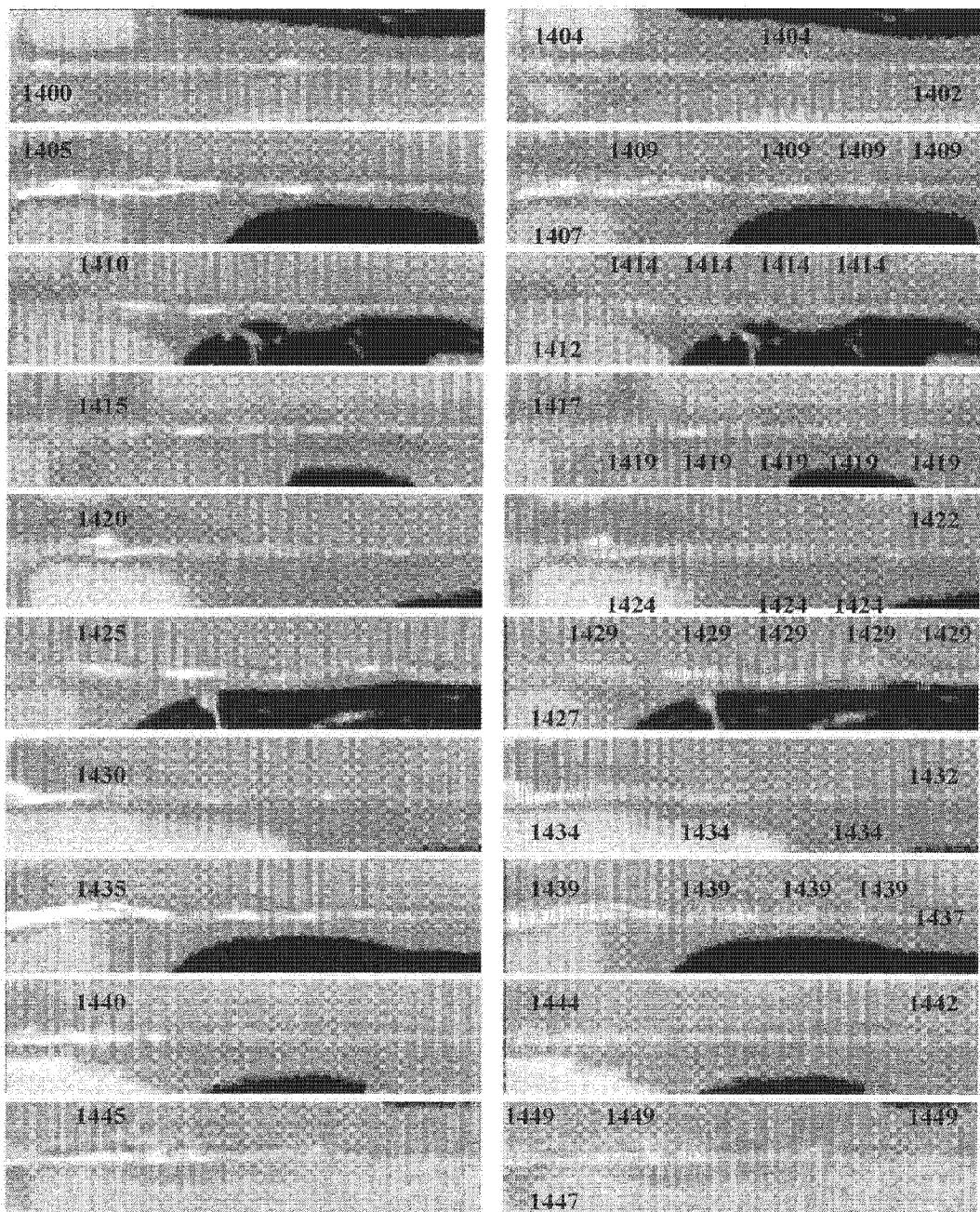


图 14

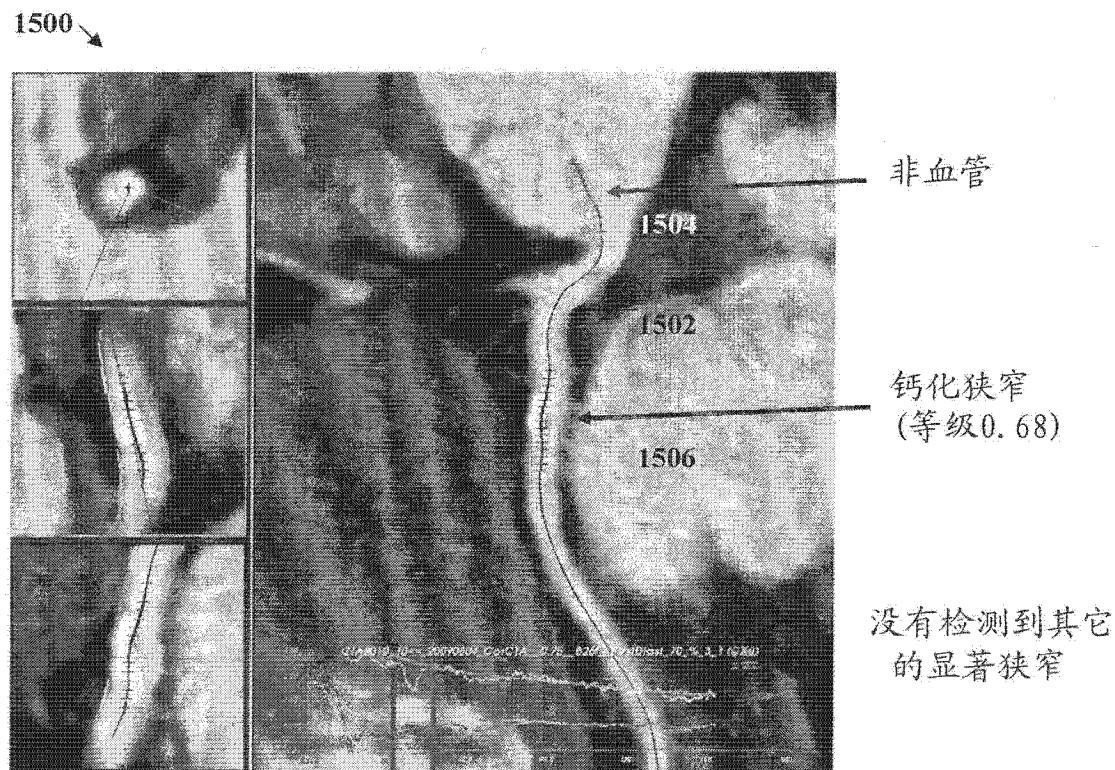


图 15

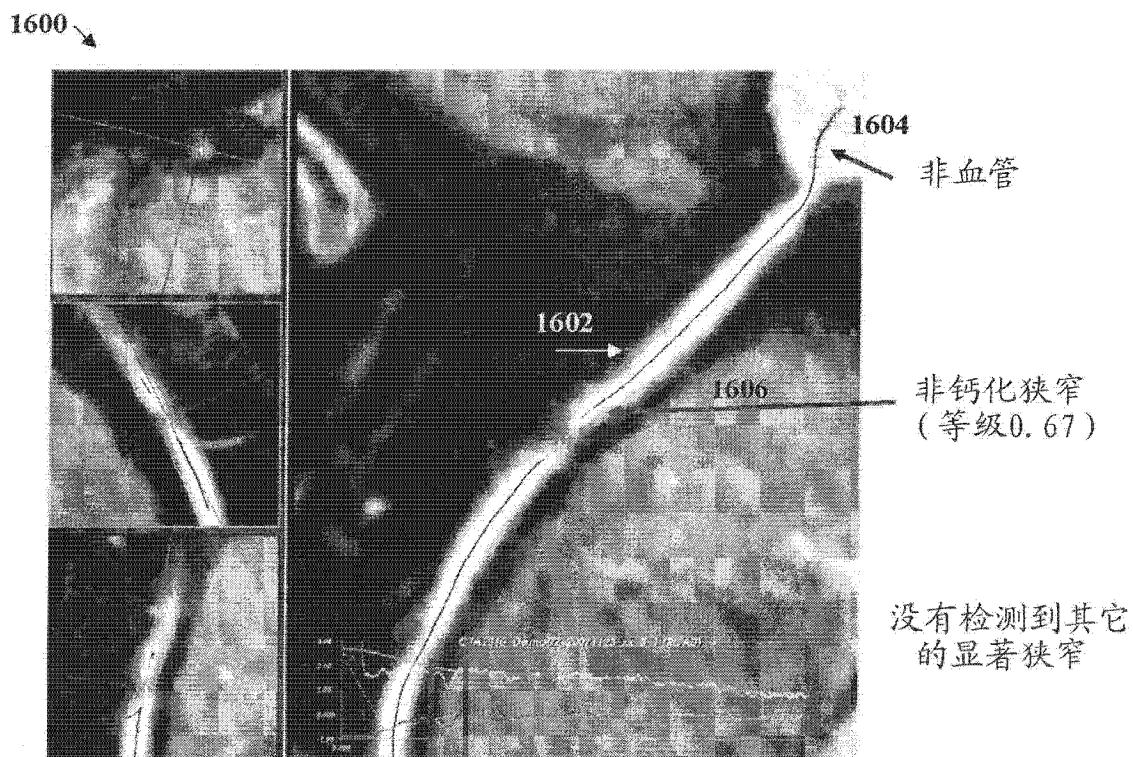


图 16

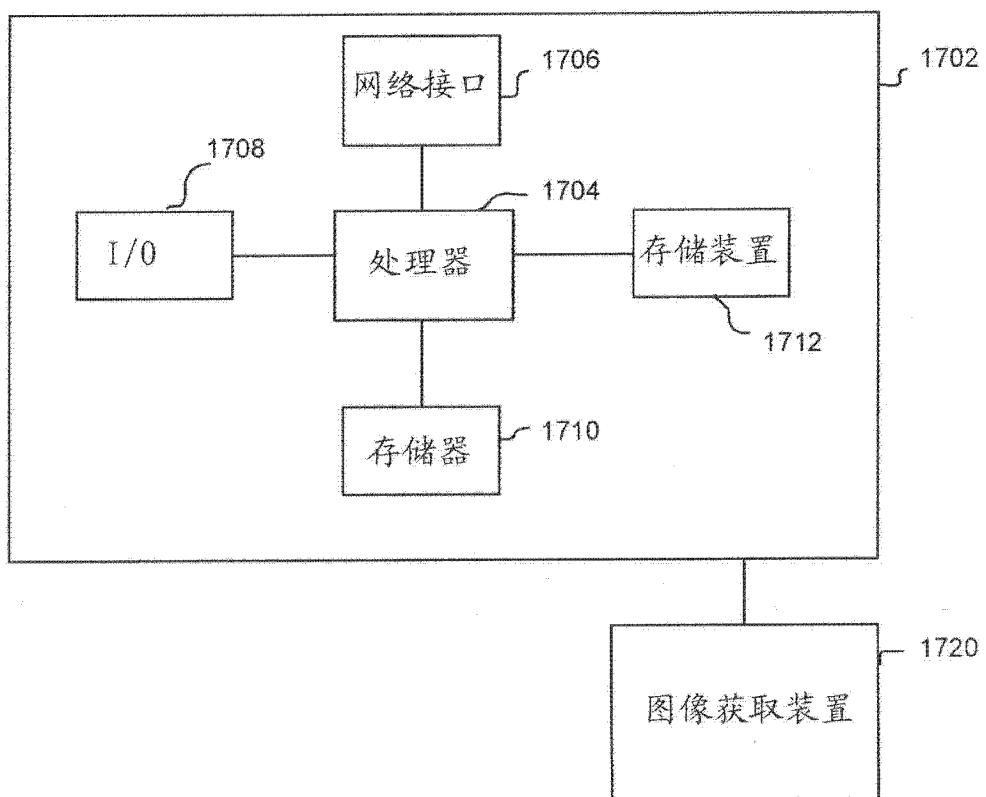


图 17